



UNIVERSIDAD METROPOLITANA DE CIENCIAS DE LA EDUCACIÓN  
FACULTAD DE ARTES Y EDUCACIÓN FÍSICA  
DEPARTAMENTO DE KINESIOLOGÍA

**“MEDICIÓN SEMIAUTOMATIZADA MEDIANTE ALGORITMO DE VISIÓN  
COMPUTACIONAL PARA LA EVALUACIÓN DE LA EXTREMIDAD SUPERIOR  
EN PERSONAS POST ACCIDENTE CEREBROVASCULAR (ACV)”**

ACTIVIDAD DE GRADUACIÓN PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER(A) EN  
CIENCIAS APLICADAS AL MOVIMIENTO Y LA COGNICIÓN

AUTOR: Andrea Stappung O.  
TUTOR: Dr. Juan José Mariman R.

SANTIAGO DE CHILE, FECHA 20/05/2025

## Tabla de Contenidos

1.	Introducción	
1.1.	Problema u oportunidad.....	pág. 4
1.2.	Análisis del estado del arte.....	pág. 9
1.3.	Solución.....	pág. 13
2.	Propuesta	
2.1.	Hipótesis y componente de investigación.....	pág. 16
2.2.	Objetivos.....	pág. 16
2.3.	Metodología de investigación.....	pág. 17
2.3.1.	Tipo de Estudio y elementos del diseño.....	pág. 17
2.3.2.	Participantes, muestreo, tamaño muestral y variables.....	pág. 18
2.3.3.	Instrumentos para la investigación .....	pág. 20
2.3.4.	Protocolo de evaluación.....	pág. 21
2.3.5.	Preprocesamiento de datos .....	pág. 24
2.3.6.	Análisis de Datos.....	pág. 32
2.3.7.	Análisis Estadístico.....	pág. 37
3.	Resultados.....	pág. 40
4.	Discusión de resultados.....	pág. 50
5.	Conclusiones.....	pág. 69
6.	Perspectiva del componente de innovación y transferencia	
6.1.	Propuesta de modelo de negocios .....	pág. 70
6.2.	Capacidades, equipo, colaboradores y alianzas. ....	pág. 74
6.3.	Impacto Potencial Económico y Social esperados.....	pág. 76
7.	Referencias.....	pág. 78
8.	Material suplementario.....	pág. 83

## Resumen

Palabras claves: The Fugl-Meyer Assessment for upper extremity (FMA-UE), OpenPose, computer vision algorithm, Stroke recovery assessment.

Introducción. El 80% de las personas con accidente cerebrovascular (ACV) cortical presenta déficit motor en la extremidad superior. La Escala Fugl-Meyer para la Extremidad Superior (FMA-ES) es una herramienta válida para evaluar la función sensorio-motora en estos pacientes, pero su dependencia de la observación directa introduce subjetividad, limitando su precisión en entornos clínicos e investigativos. Este estudio tiene como objetivo desarrollar un prototipo de software que utilice un algoritmo de visión por computadora para evaluar de forma semiautomatizada los movimientos voluntarios sin contrarresistencia de la Escala FMA-ES.

Metodología. Se empleó el algoritmo de visión computacional OpenPose con los modelos preentrenados "Body\_25" y "Hand" para detectar puntos clave en 20 personas con diagnóstico de ACV. Cada participante realizó 5 repeticiones por ítem. Los ángulos fueron extraídos como características para el análisis. El rendimiento de la valoración automatizada se comparó con la valoración realizada por un evaluador experto mediante una matriz de confusión y el coeficiente de kappa de Cohen.

Resultados. Se evaluaron un total de 10 ítems, distribuidos en los planos frontal y sagital. En el plano frontal, según el coeficiente de kappa de Cohen, 1 ítem presentó una concordancia "casi perfecta", 4 ítems mostraron una concordancia "moderada", 2 ítems tuvieron una concordancia "aceptable", 1 ítem alcanzó una concordancia "considerable" y 2 ítems presentaron una concordancia "pobre". En el plano sagital, 1 ítem mostró una concordancia "casi perfecta", 2 ítems evidenciaron una concordancia "considerable" y 2 ítems fueron evaluados con una concordancia "leve".

Discusión y Conclusiones. La concordancia entre la evaluación manual y el algoritmo varía según el tipo de movimiento, siendo alta en los segmentos proximales ( $Kappa > 0.81$ ) y baja en los distales ( $Kappa < 0.40$ ), lo que resalta la necesidad de entrenar un clasificador específico. La integración de múltiples planos de análisis y mayor resolución podría mejorar la precisión. En conclusión, el enfoque semiautomatizado propuesto tiene un gran potencial para la evaluación de la escala FMA-ES, con posibilidades de optimización futura.

## **1. Introducción**

### **1.1. Problema u oportunidad**

El accidente cerebrovascular (ACV) es la segunda causa de muerte a nivel mundial, y en Chile se sitúa como la tercera causa de fallecimiento (Feigin et al., 2021; Ministerio de Salud, 2021). Este hecho, se ve respaldado por un estudio exhaustivo publicado en 2019, que abordó la incidencia, prevalencia, años de vida ajustados por discapacidad (AVAD) y mortalidad asociada al ACV durante un período de 29 años, desde 1990 hasta 2019 (Feigin et al., 2021).

Este análisis abarcó 204 países, incluyendo Chile, cuyos resultados revelaron que, en 2019, el ACV contribuyó con el 11.6% al total de defunciones a nivel mundial, registrándose 6.5 millones de fallecimientos atribuidos a esta patología. En cuanto a la incidencia, se registraron 12.2 millones de casos, con una prevalencia de 101 millones y una carga considerable de 143 millones en los AVAD. Además, se observó un aumento del 32,0% en los años de vida ajustados por discapacidad (AVAD) asociados al ACV entre 1990 y 2019 (Feigin et al., 2021). El estudio describe que, en 2019, el total de AVAD debido al ACV fue más alto en los hombres (76,9 millones en promedio), en comparación con las mujeres (66,4 millones en promedio) a nivel mundial. Sin embargo, las estimaciones de casos incidentes y prevalentes fueron mayores en mujeres (Feigin et al., 2021).

Asimismo, el ACV de tipo isquémico representó el 62,4% de todos los casos de ACV, con una cifra estimada de 7,63 millones. Por otro lado, la hemorragia intracerebral constituyó el 27,9%, equivalente a 3,41 millones, mientras que la hemorragia subaracnoidea representó el 9,7% con 1,18 millones de casos (Feigin et al., 2021). Los principales factores de riesgo para sufrir un ACV, en orden de mayor a menor prevalencia, fueron: hipertensión arterial, índice de masa

corporal elevado, glucosa plasmática elevada en ayunas, contaminación ambiental y consumo de tabaco (Feigin et al., 2021). También, se calcula que el 75% de los ACV ocurren en personas mayores de 65 años, y que la incidencia de estos eventos se duplica en aquellos adultos de 75 años o más (Howard & Goff, 2012). Estos hallazgos destacan que, a nivel mundial, el ACV representa una importante preocupación para la salud pública (Feigin et al., 2021).

Asimismo, aproximadamente el 80% de personas que padecen un ACV, tendrán algún tipo de déficit motor de su extremidad superior (Cramer et al., 1997; Ingram et al., 2021). En consecuencia, aproximadamente el 60% de los pacientes continúa presentando deterioro en las extremidades superiores seis meses después de haber sufrido un ACV (Nijland et al., 2010).

La gravedad de este dependerá de la ubicación de la lesión, siendo la paresia uno de los principales déficits, que se presenta como hemiparesia y también es posible que se manifiesten alteraciones en la coordinación y la destreza (Sathian et al., 2011). La hemiparesia, se relaciona principalmente con daño en la corteza motora, cápsula interna o en las vías relacionadas con el movimiento voluntario, como el tracto corticoespinal (Hedna et al., 2013).

Estas limitaciones y restricciones resultantes de los déficits conllevan una serie de consecuencias para las personas afectadas. Parte de estas implicaciones se explican por el uso de compensaciones a través de la coordinación sinérgica alternativa al patrón habitual de activación muscular, con el fin de lograr, en la medida de lo posible, el movimiento voluntario (Canning et al., 2000). Dado este contexto, y considerando los antecedentes descritos previamente, resulta crucial realizar evaluaciones para determinar la gravedad del déficit y, posteriormente, monitorear el progreso en la recuperación y definir el enfoque más adecuado para el tratamiento. Para lograrlo, es esencial que las evaluaciones clínicas en personas que han

sufrido un ACV sean objetivas y de fácil implementación, tanto en la clínica como la investigación.

En la actualidad, hay diversos instrumentos disponibles para evaluar la extremidad superior en personas que han sufrido un ACV tales como: Action Research Arm Test, Wolf Motor Function Test, Fugl-Meyer Assessment Extremidad Superior (FMA-ES), siendo esta última la más utilizada en la clínica e investigación (Lin, 2004).

La valoración del instrumento FMA-ES, fue desarrollada en 1975 y se utiliza para evaluar la recuperación sensoriomotora en la extremidad superior después de un ACV, mediante la observación directa (Fugl-Meyer et al., 1975). Este instrumento se basa en un modelo secuencial de recuperación motora descrito por Brunnstrom, el cual propone que la restauración de la función motora progresa desde una dependencia inicial de sinergias hacia movimientos voluntarios más independientes (Fugl-Meyer et al., 1975).

Esta evaluación consta de 33 ítems ordinales (ver Anexo 1) diseñados para evaluar la función motora en los siguientes dominios: A. Extremidad superior en posición sedente, B. Muñeca, C. Mano y D. Coordinación/Velocidad. En el dominio A, se evalúa la ejecución dentro de las sinergias, la combinación de estas y la presencia de poca o ninguna sinergia. Los dominios A, B, C y D se enfocan en la evaluación de la "función motora". Además, se consideran otros dominios, como H. Sensación, I. Movimiento articular pasivo y J. Dolor articular. Cada ítem se puntúa en una escala de 0 a 2 puntos (Fugl-Meyer et al., 1975). La escala FMA-ES, permite realizar varias repeticiones para cada movimiento hasta que el evaluador sienta que ha podido evaluar correctamente cada uno y así seleccionar el mejor resultado. En cambio, se espera que la coordinación/velocidad se repita cinco veces.

En cuanto a la puntuación, se emplea una escala donde "0" indica "ninguno" (no logra realizar el movimiento o hace compensaciones), "1" se considera "parcial" (logra realizar el movimiento de manera limitada) y "2" se interpreta como "total" (realiza el movimiento de forma completa o ejecuta los mismos movimientos que la extremidad menos afectada). Esta escala se aplica a los siguientes dominios: A. Extremidad superior en posición sedente (excluyendo los ítems que evalúan la actividad refleja), B. Muñeca y C. Agarre (Fugl-Meyer et al., 1975). Por ejemplo, la tercera parte del dominio A, que se llama "Movimiento voluntario mezclando sinergias, sin compensación", dentro del subcomponente "Mano hasta la columna lumbar", se asignan los siguientes puntajes. Se otorgan "0" puntos cuando el individuo no puede realizar el movimiento y la mano se encuentra frente a la espina iliaca anterosuperior. Se asignan "1" punto cuando la mano se sitúa detrás de la espina iliaca antero-superior sin compensación. Finalmente, se otorgan "2" puntos cuando la mano alcanza la columna lumbar sin compensación (Fugl-Meyer et al., 1975).

Es relevante señalar que el instrumento ha demostrado una excelente confiabilidad tanto intraevaluador como interevaluador, así como una alta validez de constructo (Gladstone et al., 2002). No obstante, a pesar de su amplio uso y reconocimiento, la evaluación con la escala FMA-ES presenta limitaciones importantes debido a su dependencia de la observación directa del evaluador, lo que introduce subjetividad y variabilidad en los resultados. Estas restricciones afectan tanto su precisión como su aplicabilidad en contextos clínicos e investigativos (Geed et al., 2021). Uno de los principales desafíos radica en la asignación de puntajes, ya que la interpretación de los resultados está altamente influenciada por la experiencia y formación del evaluador, lo que aumenta el riesgo de errores de medición. Esto afecta la fiabilidad de los

resultados, y genera dificultades en el reclutamiento de pacientes para ensayos clínicos, donde la estandarización de los resultados es crucial (Geed et al., 2021).

Además, al utilizar la escala FMA-ES para evaluar la evolución de la recuperación sensoriomotora, se ha evidenciado una falta de detalles operativos esenciales para la correcta administración de la prueba. Esta carencia de información ha generado incertidumbre respecto a la consistencia de las puntuaciones de la escala a lo largo del tiempo y en diversos contextos clínicos y de investigación (See et al., 2013). Esta falta de directrices operativas contribuye a que algunos investigadores no sigan las pautas establecidas para la medición, lo que dificulta la transparencia y la reproducibilidad de los resultados obtenidos (Localio et al., 2018). En particular, la falta de un protocolo estandarizado en algunos escenarios podría contribuir a errores tipo I y II en los resultados, reduciendo la validez de las investigaciones basadas en esta herramienta (Geed et al., 2021). En contraste, un estudio mostró que el entrenamiento de los evaluadores en que se utilizó la escala FMA-ES contribuyó a disminuir la desviación estándar de los puntajes, lo que resalta la importancia de una adecuada formación en este proceso. Esto permitió reducir el número de pacientes incluidos en el estudio de 137 a 88, facilitando así el cumplimiento de los criterios de inclusión y mejorando la calidad de los resultados (See et al., 2013). Sin embargo, la accesibilidad a estos entrenamientos sigue siendo un reto, ya que varía según la región geográfica, lo que podría crear disparidades en el acceso a la evaluación sensoriomotora de pacientes con ACV (See et al., 2013).

Entonces, a pesar de que existen protocolos para la calificación del instrumento FMA-ES, es fundamental contar con capacitación previa para abordar las limitaciones en su aplicación. Sin embargo, la accesibilidad a estas capacitaciones puede variar según la ubicación geográfica, lo

que podría generar desigualdades en el acceso a esta técnica de evaluación. Además, el procedimiento estandarizado actual sólo está validado en el idioma inglés (See et al., 2013). Otra limitación significativa es el tiempo necesario para realizar esta evaluación, que dura aproximadamente 30 minutos si el evaluador está entrenado. Este tiempo puede incrementarse considerablemente si el evaluador no cuenta con la capacitación adecuada (Geed et al., 2021).

Finalmente, aunque la escala FMA-ES es ampliamente utilizada tanto en la clínica como en la investigación debido a su reconocimiento como una herramienta efectiva para medir resultados en ensayos clínicos e identificar avances en diversas intervenciones, es fundamental garantizar su correcta aplicación y minimizar los riesgos asociados a su uso (See et al., 2013). Por lo tanto, es recomendable incorporar herramientas complementarias, especialmente en entornos clínicos e investigativos, donde la precisión es fundamental para evaluar de manera más precisa la recuperación sensoriomotora de la extremidad superior tras un ACV y medir con mayor fiabilidad los resultados de las intervenciones neurológicas.

## **1.2. Análisis del estado del arte**

En la actualidad, se dispone de diversos instrumentos de evaluación para la extremidad superior en usuarios con patologías neurológicas, tales como:

- **Action Research Arm Test (ARAT):** Este instrumento, desarrollado en 1981, tiene como objetivo evaluar la funcionalidad de la extremidad superior en personas que han sufrido una lesión cerebral (De Weerd & Harrison, 1985). El instrumento consiste en la realización de 19 tareas que abarcan diversos niveles de complejidad, organizadas en cuatro categorías: Agarre, Prensión-Tomada, Pinza y Movimiento grueso.

La evaluación requiere el uso de equipamiento especializado, con objetos que deben tener medidas específicas al momento de llevar a cabo la evaluación (De Weerd & Harrison, 1985). También, se centra en evaluar la coordinación y la destreza, siendo sensibles de manera indirecta a alteraciones en la estructura corporal, como la hipoestesia o la hemiparesia (Ingram et al., 2021).

Sin embargo, una de sus principales limitaciones es que, en personas con ACV que presentan espasticidad, existe evidencia limitada sobre sus propiedades psicométricas (Pike et al., 2018). Además, la dependencia de equipos con medidas específicas puede ser un obstáculo en entornos clínicos donde dichos equipos no están fácilmente disponibles o el presupuesto es limitado.

- **Wolf Motor Function Test (WMFT):** Este instrumento consta de 17 ítems, de los cuales 15 son tareas funcionales cronometradas, y los otros 2 evalúan la fuerza. El procedimiento implica la evaluación inicial de la extremidad superior no afectada, seguida por la evaluación de la extremidad afectada. Se requiere que las tareas cronometradas sean realizadas lo más rápido posible (120 segundos por cada una), y todos los ítems deben ser evaluados (Wolf et al., 2001). Igualmente, similar al ARAT, presenta limitaciones en la práctica clínica debido a la necesidad de equipos específicos.

Por otra parte, junto con el empleo de escalas clínicas, se han incorporado métodos objetivos para caracterizar el movimiento, tales como:

- **Sensores portátiles:** Dentro de los sensores portátiles se encuentran las Unidades de Medición Inercial (IMU), que integran acelerómetros para medir la aceleración y

giroscopios para detectar la velocidad angular (Yang & Hsu, 2010). Estos sensores tienen la capacidad de registrar, por ejemplo, la velocidad angular durante el movimiento activo (Walmsley et al., 2018). Asimismo, se han logrado mejorar algunas limitaciones previas, como la duración de las baterías (Gomez et al., 2012).

Sin embargo, en pacientes con ACV, especialmente aquellos con hemiparesia, las señales inerciales obtenidas pueden resultar insuficientes. Esto se debe a que sus movimientos suelen ser más lentos y las variaciones en estos son mínimas, lo que dificulta la precisión en la captura de datos (Cirstea & Levin, 2000; Maceira-Elvira et al., 2019).

Por otra parte, su aplicación requiere personalización, y en algunos casos, se ha observado que pueden resultar engorrosos e incluso incómodos para el paciente (Walmsley et al., 2018; Li et al., 2022).

- **Algoritmos de visión computacional:** Es un conjunto de procedimientos para permitir que las computadoras o sistemas automáticos, procesan e interpretan imágenes o videos, de manera similar a como lo hace el ojo humano (Szeliski, 2022).

Estos algoritmos permiten que las máquinas extraigan información útil de imágenes o secuencias de video, realizando tareas como el reconocimiento de objetos, la detección de características, la segmentación de imágenes, el seguimiento de movimientos, entre otros (Lowe, 2004). Dentro de este campo, existen herramientas especializadas que utilizan el aprendizaje profundo con algoritmo de visión computacional, algunas de ellas son:

1. **DeepLabCut:** Es un algoritmo de código abierto utilizado en el campo de la visión por computadora y el aprendizaje profundo, implementada en Python (Mathis et al., 2018). Fue desarrollada para realizar el seguimiento y análisis del movimiento de puntos de referencia anatómicos en imágenes o vídeos. Este sistema es especialmente útil en el estudio del comportamiento animal y humano, así como en otras áreas de investigación donde el seguimiento preciso de las características corporales es esencial (Mathis et al., 2018; Nath et al., 2019).

El proceso implica entrenar una red neuronal convolucional profunda para que pueda identificar y seguir puntos específicos en el objeto o sujeto, utilizando un conjunto de datos que incluye imágenes o vídeos. Una vez completado el entrenamiento, la red está capacitada para realizar un seguimiento preciso de esos puntos en nuevas secuencias de vídeo, facilitando el análisis del movimiento y la postura. Aun así, en casos donde exista una oclusión completa de los puntos de referencia, donde el objeto de interés está completamente cubierto, DeepLabCut puede tener dificultades para realizar un seguimiento preciso. Sumado a eso, este algoritmo requiere una gran cantidad de datos de entrenamiento etiquetados manualmente, lo que puede ser un proceso laborioso y consumir mucho tiempo (Nath et al., 2019).

2. **OpenPose:** Es un algoritmo de visión por computadora y aprendizaje profundo diseñado para detectar y seguir con precisión la posición y el movimiento de las articulaciones humanas en imágenes y vídeos (Cao et al., 2017).

Este sistema utiliza modelos de redes neuronales para realizar la estimación de pose, lo que permite la identificación y el seguimiento en tiempo real de las posiciones de las

articulaciones del cuerpo humano, cómo las manos, la cabeza, el tronco y las extremidades (Cao et al., 2017). Incluye modelos preentrenados para la detección de poses, incluidas las extremidades superiores, lo que elimina la necesidad de iniciar el aprendizaje desde cero (Cao et al., 2017).

Además, OpenPose es un software de código abierto que permite a los programadores acceder y modificar su código, lo que fomenta la colaboración y la mejora continua (Cao et al., 2017). No obstante, este sistema también tiene ciertas limitaciones. Su rendimiento puede verse afectado en entornos con baja resolución o imágenes borrosas, y podría enfrentar dificultades para detectar poses en situaciones extremadamente complejas. Asimismo, la precisión puede disminuir ante poses extremas o inusuales, y su alto consumo de recursos computacionales podría afectar su eficacia en dispositivos con capacidades limitadas (Cao et al., 2017; Gu et al., 2020).

### **1.3. Solución**

La evaluación manual del instrumento Fugl-Meyer para la Extremidad Superior (FMA-ES) presenta limitaciones, como la prolongada duración del proceso y la posibilidad de interpretaciones subjetivas e inconsistentes (See et al., 2013). Estos problemas afectan la eficiencia y fiabilidad de los resultados, destacando la necesidad de una solución más efectiva.

En este contexto, se destaca la relevancia de un análisis semiautomatizado del movimiento mediante visión computacional como una alternativa. Entonces, para convertir la información cruda obtenida del algoritmo de visión computacional en un puntaje clínicamente útil, es necesario un algoritmo adicional que establezca condiciones específicas de puntuación. Este algoritmo analiza las posiciones y los ángulos de las articulaciones detectadas, comparándolos

con los criterios establecidos en la escala FMA-ES. A pesar de este procesamiento semiautomatizado, sigue siendo indispensable la supervisión humana en varias fases, como la selección del video de análisis, la extracción de las características y la validación de los puntajes generados. Por lo tanto, el sistema es considerado semiautomatizado.

Esta aproximación semiautomatizada aborda los desafíos mencionados al agilizar el proceso de recolección de datos y al eliminar la subjetividad en la interpretación, proporciona mediciones objetivas y consistentes. La viabilidad de esta solución se fundamenta en el uso de tecnologías avanzadas de visión computacional, como los algoritmos de estimación de pose en humanos, los cuales permiten detectar y rastrear con precisión las posiciones y movimientos de las articulaciones en imágenes y videos (Fang et al., 2016). Al emplear modelos de redes neuronales, este algoritmo puede identificar y rastrear en tiempo real las posiciones de las articulaciones del cuerpo humano, abarcando desde las manos hasta el torso y las extremidades (Fang et al., 2016).

OpenPose, que se complementa con esta metodología, entrega “keypoints” (puntos claves) y coordenadas “x” e “y”, que permiten identificar cambios de posición y el punto exacto en que se encuentra la medición (Cao et al., 2017). Este nivel de precisión en la captura de los movimientos permite una evaluación más exacta de la función motora.

Sumado a esto, el uso de OpenPose se complementa con un algoritmo con condiciones específicas de puntajes, el cual se integra con la Escala FMA-ES. Este algoritmo permite asignar un puntaje de forma más objetiva y eficiente, reduciendo la dependencia del operador y minimizando posibles errores humanos. Esto facilita la extracción de características como ángulos mediante OpenPose, utilizando programación estadística, se pueden establecer

condiciones específicas para la asignación del puntaje para cada ítem de la escala del dominio de la función motora, lo que mejora la precisión de los resultados. De esta forma, la solución no solo automatiza el proceso de evaluación, sino que también asegura una mayor consistencia y fiabilidad, cruciales en contextos clínicos e investigativos.

Sin embargo, esta solución presenta algunas limitaciones. La precisión del algoritmo depende de la calidad de las imágenes o videos utilizados; factores como la resolución, iluminación o posibles oclusiones pueden afectar los resultados. Además, la solución está diseñada principalmente para evaluar movimientos de la extremidad superior, por lo que su aplicabilidad a otras partes del cuerpo o a movimientos más complejos puede ser limitada sin ajustes adicionales (Cao et al., 2017; Gu et al., 2020).

En cuanto a la población objetivo, esta solución está dirigida principalmente a pacientes con diagnóstico de accidente cerebrovascular (ACV) que necesiten ser evaluados mediante la escala FMA-ES. No obstante, la metodología también podría extenderse a otras poblaciones que requieran evaluaciones de la función motora de la extremidad superior, como personas con lesiones traumáticas u otras condiciones neurológicas.

Por lo tanto, la implementación de una solución semiautomatizada para la evaluación de la función motora de la escala FMA-ES mediante algoritmo de visión computacional no solo mejora la precisión y consistencia de los resultados, sino que también optimiza el proceso de evaluación, reduciendo la carga de trabajo del operador y garantizando mediciones objetivas y confiables.

## **2. Propuesta**

### **2.1. Hipótesis y componente de investigación**

**Hipótesis:** Es posible modelar la evaluación de los ítems de movimiento activo sin contrarresistencia de la escala FMA-ES mediante el uso de OpenPose y condiciones específicas para la asignación de puntajes, lo que permite semiautomatizar su evaluación con un alto nivel de precisión y fiabilidad.

#### **Componente de Investigación:**

La investigación de este estudio es de tipo aplicado, ya que tiene como objetivo resolver un problema práctico relacionado con la evaluación de la función motora en pacientes con ACV. En particular, se pretende semiautomatizar la evaluación de algunos ítems de la Escala FMA-ES, específicamente aquellos que requieren movimientos voluntarios sin contrarresistencia. Para ello, se propone utilizar un algoritmo de visión computacional, como OpenPose, bajo condiciones específicas para asignar los puntajes correspondientes. El propósito de esta investigación aplicada es desarrollar un prototipo de software capaz de realizar evaluaciones precisas, optimizando los procesos de evaluación en la asignación de puntajes de la escala FMA-ES.

### **2.2. Objetivos**

#### **Objetivo General:**

Desarrollar un prototipo de software que utilice un algoritmo de visión por computadora para evaluar de manera semiautomatizada los ítems que requieren movimientos voluntarios de la Escala Fugl-Meyer para la Extremidad Superior (FMA-ES) en personas con accidente cerebrovascular (ACV).

## **Objetivos Específicos:**

1. Evaluar la función motora de la extremidad superior mediante la escala FMA-ES, a través de la clasificación manual.
2. Caracterizar los movimientos voluntarios sin contrarresistencia relacionados con la escala FMA-ES mediante algoritmo de visión computacional.
3. Comparar la concordancia del algoritmo de visión computacional con la evaluación manual de los ítems de la Escala Fugl-Meyer para la Extremidad Superior (FMA-ES).

### **2.3. Metodología de investigación**

#### **2.3.1. Tipo de Estudio y elementos del diseño**

El enfoque de este estudio fue cuantitativo, descriptivo y su secuencia temporal fue transversal. Su objetivo principal fue desarrollar un prototipo de software, para lo cual primero fue necesario caracterizar los movimientos voluntarios de la extremidad superior en pacientes con ACV a través de los ítems de la Escala FMA-ES. En este contexto, los movimientos fueron evaluados manualmente, presentando únicamente los puntajes obtenidos sin un análisis detallado. Además, se describieron las características relevantes de cada ítem en relación con el algoritmo automatizado de visión computacional basado en OpenPose.

Cabe destacar que este estudio no implica causalidad, ya que uno de sus objetivos es analizar la relación o concordancia entre dos variables: los resultados del algoritmo automatizado y los de la evaluación manual mediante observación directa. No se busca manipular ninguna variable, sino comparar los resultados obtenidos para verificar su grado de concordancia. De esta forma, el enfoque principal es validar el algoritmo.

### **2.3.2. Participantes, muestreo, tamaño muestral y variables**

#### **Participantes**

Para ser incluidos en el estudio, los sujetos del estudio debían cumplir con los siguientes criterios de inclusión:

- Personas mayores de 18 años con diagnóstico médico de accidente cerebrovascular con más de 6 meses de evolución.
- Capacidad de comprender y seguir instrucciones.

En cambio, los criterios de exclusión fueron los siguientes:

- ACV de tipo cerebeloso

La decisión de requerir que los participantes tuvieran un ACV con más de 6 meses de evolución se fundamenta en los criterios de inclusión establecidos para este proyecto (acta de aprobación: N°427/2024), se inició el reclutamiento de la muestra. Los participantes fueron reclutados en el Centro de Habilidades Clínicas de la UMCE como parte del proyecto Fondecyt 11221226, el cual especificaba esta condición como requisito para la selección de los participantes.

#### **Muestreo**

El muestreo utilizado fue no probabilístico por conveniencia en este proyecto. La selección de la muestra estuvo a cargo de los evaluadores, quienes eligieron a los participantes de acuerdo con criterios de inclusión específicos pertinentes al estudio.

## **Tamaño muestral**

Basándonos en las investigaciones de Vonstad et al. (2020) y Lonini et al. (2022), que han aplicado algoritmos de visión computacional en individuos con condiciones neurológicas como el ACV, se propuso una muestra de 20 personas. Estos estudios respaldan la eficacia de dichos algoritmos en diversos contextos, lo que justifica la selección de esta muestra para el análisis en este proyecto.

La muestra estuvo compuesta por 20 personas (13 hombres y 7 mujeres), y cada sujeto realizó 5 repeticiones por ítem.

A pesar de investigaciones anteriores, se optó por esta cantidad de participantes con el objetivo de asegurar la variabilidad en los datos. Este enfoque no solo garantiza la diversidad necesaria para obtener datos representativos, sino que también permitió captar una mayor variabilidad en las características evaluadas. Todos los participantes firmaron el consentimiento informado correspondiente, y el estudio fue aprobado por el Comité de Ética Institucional de la Universidad de Santiago de Chile (USACH), tal como se documenta en el acta de aprobación N° 427/2024.

## **Variables**

En este contexto, el término "características" se refiere a los aspectos obtenidos durante el análisis, específicamente los ángulos generados en las articulaciones o segmentos corporales involucrados en los movimientos de cada ítem a evaluar.

Estas características, se calcularon a partir de los puntos clave de la extremidad superior, los cuales fueron obtenidos mediante OpenPose. Por otro lado, el puntaje de cada ítem, que puede ser 2, 1 o 0, refleja el nivel de desempeño del participante en la ejecución del movimiento

correspondiente. Este puntaje se considera una variable dependiente, ya que depende del rendimiento del movimiento evaluado en cada ítem.

### **2.3.3. Instrumentos para la investigación**

En este proyecto que involucra la medición semiautomatizada de los ítems voluntarios del FMA-ES en pacientes que han experimentado un ACV utilizando un algoritmo de visión computacional se requirieron los siguientes instrumentos para recopilar datos y realizar evaluaciones, tales como:

1. **Fugl-Meyer Assessment - Extremidad Superior (FMA-ES):** Evalúa la función sensoriomotora de la extremidad superior después de un ACV y se utilizó para identificar y medir los ítems que valoran la función motora en los pacientes (Fugl-Meyer et al., 1975).
2. **Algoritmo de visión computacional:** Es una herramienta de aprendizaje automático que permite el seguimiento y análisis de movimientos a partir de videos. En este proyecto se utilizó OpenPose (versión: “v.1.7.0”), diseñado para detectar y seguir con precisión la posición y el movimiento en tiempo real de las articulaciones humanas (Cao et al., 2017).

Para descargar OpenPose y consultar sus requisitos previos, puede acceder al siguiente enlace: [OpenPose en GitHub](#) (CMU-Perceptual-Computing-Lab, s. f.).

3. **Filmora:** Es un software de edición de video desarrollado por Wondershare. Se utilizó para cortar los videos, generando un vídeo por intento de cada ítem evaluado. Para mantener el enfoque en el participante y evitar que el evaluador apareciera en la

grabación, se empleó una máscara que ocultaba la figura del evaluador. Esto permitió que la atención se centrara únicamente en los movimientos del participante durante cada intento.

4. **Kinovea:** Es un software de análisis de video diseñado para el estudio del movimiento y la biomecánica. En el proyecto, se utilizó Kinovea para grabar y guardar los vídeos capturados con dos cámaras conectadas al computador.
5. **Cámara Webcam 2K 1440p USB con trípode de la marca Linkon:** Se utilizaron dos cámaras para grabar las mediciones del instrumento FMA-ES. Ambas se colocaron a una distancia estandarizada para todos los sujetos.

Una cámara capturaba la vista frontal, mientras que la otra, enfocada en el lado afectado del sujeto, registraba la vista sagital.

#### **2.3.4. Protocolo de evaluación**

##### **Protocolo de evaluación**

Para llevar a cabo la medición semiautomatizada de los ítems voluntarios del instrumento FMA-ES mediante un algoritmo de visión computacional, se debió contar con la aprobación del comité de ética de la Universidad de Santiago de Chile. Una vez aprobada (acta de aprobación: N°427/2024), se inició el reclutamiento de la muestra. A los participantes del estudio se les entregó un documento de consentimiento informado, en el que se detallaron los objetivos del estudio y las actividades a realizar. Luego, se procedió a completar la ficha de recolección de datos de los pacientes.

Se aseguró que el área de evaluación estuviera iluminada para permitir una observación clara de los movimientos de la persona a evaluar. El evaluador colocó al participante en posición sedente, es decir, sentado en una silla con respaldo. Se indicó que la silla se situará sobre las marcas rayadas en el suelo, diseñadas para proporcionar una referencia visual y una ubicación específica durante la evaluación.

La evaluación se grabó utilizando el software Kinovea y las cámaras que estaban conectadas al computador se utilizaron para registrar dos vistas: una desde el plano sagital y otra desde el plano frontal. Durante la grabación, sólo aparecieron dos personas en el video: el participante y un único evaluador. Esto se realizó para mantener un entorno de evaluación controlado y evitar distracciones que pudieran afectar la precisión de la grabación y la evaluación. A pesar de que algunos ítems de la escala FMA-ES no se utilizaron para el proyecto, se grabó la evaluación completa. La evaluación, se llevó a cabo grabando tanto la extremidad afectada como la no afectada del paciente. Los ítems se grabaron cinco veces para cada extremidad superior. El evaluador mostró al participante el movimiento a realizar, asegurándose de no obstruir la visión de la extremidad superior que se estaba evaluando.

Los videos grabados durante la aplicación de la escala FMA-ES fueron editados posteriormente con el software Filmora. Se utilizó para cortar los videos, generando un vídeo por intento de cada ítem evaluado. Para mantener el enfoque en el participante y evitar que el evaluador apareciera en la grabación, se empleó una máscara que ocultaba la figura del evaluador. Estos videos se analizaron utilizando el algoritmo de visión computacional OpenPose, que se ejecutó para extraer e identificar las poses y características necesarias para la evaluación de la escala.

Se utilizó el plano frontal y se pudieron analizar los siguientes ítems:

1. “Abducción de hombro de 0° a 90°”
2. “Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°”
3. “Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°”
4. “Pronación-supinación con el codo a 90°”
5. “Pronación-supinación con el codo a 0°”
6. “Sinergia flexora (componente de abducción de hombro y flexión de codo)”
7. “Sinergia extensora (componente de extensión de codo) ”
8. “Flexión en masa”
9. “Extensión en masa”

Por otro lado, se empleó el plano sagital para analizar los siguientes ítems:

1. “Flexión de hombro de 0° a 90°”
2. “Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°”
3. “Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°”
4. “Flexión en masa”
5. “Extensión en masa”

Entonces, para cada ítem que requiere movimiento voluntario según la escala FMA-ES, se realizaron 5 repeticiones, lo que sumó un total de 200 intentos por ítem: 100 intentos para la extremidad menos afectada y 100 para la extremidad afectada. Puesto que se realizaron 5 intentos por extremidad y se contó con 20 sujetos, el total de intentos por ítem y por extremidad fue de 100. La muestra estuvo compuesta por 20 personas (13 hombres y 7 mujeres), y cada sujeto realizó 5 repeticiones por ítem. Así, las 20 personas contribuyeron

con un total de 100 intentos (repeticiones) por ítem. No obstante, el sujeto identificado como “p12” no pudo realizar ningún intento con su extremidad afectada en el ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0° debido a su déficit motor.

### **2.3.5. Preprocesamiento de Datos**

En este proyecto, se utilizó el algoritmo de visión computacional: OpenPose, que permite llevar a cabo la detección de poses sin la necesidad de realizar un aprendizaje desde cero, gracias a sus modelos preentrenados disponibles en el [repositorio de OpenPose](#) (CMU-Perceptual-Computing-Lab, s. f.).

Uno de los modelos más destacados es el "Body\_25", que analiza 25 puntos clave del cuerpo humano, incluyendo las articulaciones del hombro, codo y muñeca, entre otros, los cuales son esenciales para el seguimiento del movimiento en la escala FMA-ES. Además, dispone de un modelo preentrenado denominado "hand", que se enfoca en la detección de manos y puede identificar 21 puntos clave para estimar la pose de la mano. Dado que ambos modelos incluyen los puntos clave necesarios para el análisis, no será necesario realizar un entrenamiento adicional. Esto elimina la necesidad de contar con un número específico de videos o imágenes para comenzar con el proceso de evaluación. Entonces, como se utilizó OpenPose, no se requiere un número mínimo de personas ni fotogramas de vídeos.

### **Identificación de los Participantes**

Los participantes fueron reclutados en el Centro de Habilidades Clínicas de la UMCE, como parte del proyecto Fondecyt 11221226. La información recopilada a través de las fichas de registro de participantes y de la escala FMA-ES fue procesada por el programa REDCap. Para

preservar el anonimato, los datos no fueron identificados con los nombres de los participantes, sino que se les asignó una etiqueta compuesta por la letra "P" de paciente seguida de un número de registro único, por ejemplo, P01, P02, y así sucesivamente.

### **Software Kinovea**

La evaluación completa del FMA-ES fue grabada utilizando el software Kinovea, empleando dos cámaras Webcam 2K 1440p USB con trípode de la marca Linkon.

En Kinovea, se configuró una resolución de 640x480 píxeles y una tasa de 30 fotogramas por segundo. De los 33 ítems que conforman el instrumento FMA-ES, 20 evalúan el movimiento voluntario.

Para la medición mediante el algoritmo de visión computacional, se seleccionaron únicamente los siguientes ítems que evalúan la “Función motora”:

1. Abducción de hombro de 0-90°
2. Flexión de hombro de 0-90°
3. Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°
4. Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°
5. Pronación-supinación con el codo a 90°
6. Pronación-supinación con el codo a 0°
7. Sinergia flexora (componente de abducción de hombro, flexión de codo)
8. Sinergia extensora (componente de extensión de codo)
9. Flexión en masa
10. Extensión en masa

## **Software Filmora**

En el software Filmora se editaron y recortaron videos de cada intento, considerando tanto el lado afectado como el no afectado. Cada sujeto debía realizar cinco intentos para cada uno de los diez ítems, lo que implicaba un total de 2000 videos de distinta duración entre los 20 participantes (7 mujeres y 13 hombres). En Filmora, se utilizó la opción de máscara para garantizar que el análisis se centrara únicamente en el participante, evitando la inclusión de otras personas en el cuadro. Sin embargo, se obtuvieron 1995 por vista , ya que el sujeto “p12” no pudo realizar ningún intento con su extremidad afectada en el ítem de “Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°” debido a su déficit motor.

## **OpenPose y requisitos**

Una vez editados los videos, se procedió a realizar el análisis de cada uno utilizando OpenPose en un computador de la marca Lenovo LOQ de 8ª generación, equipado con un procesador Intel® Core™ i7-13620H (núcleos E de hasta 3,60 GHz y núcleos P de hasta 4,90 GHz), sistema operativo Windows 11 Home (64 bits), tarjeta gráfica NVIDIA® GeForce RTX™ 4060 con 8 GB GDDR6, 16 GB de memoria DDR5-5200 MHz (2 x 8 GB) y una unidad de disco principal de 512 GB SSD M.2 2242 PCIe Gen4 TLC. Se utilizó este computador con las características mencionadas para maximizar la velocidad al utilizar OpenPose, ya que se requiere una tarjeta gráfica NVIDIA GPU.

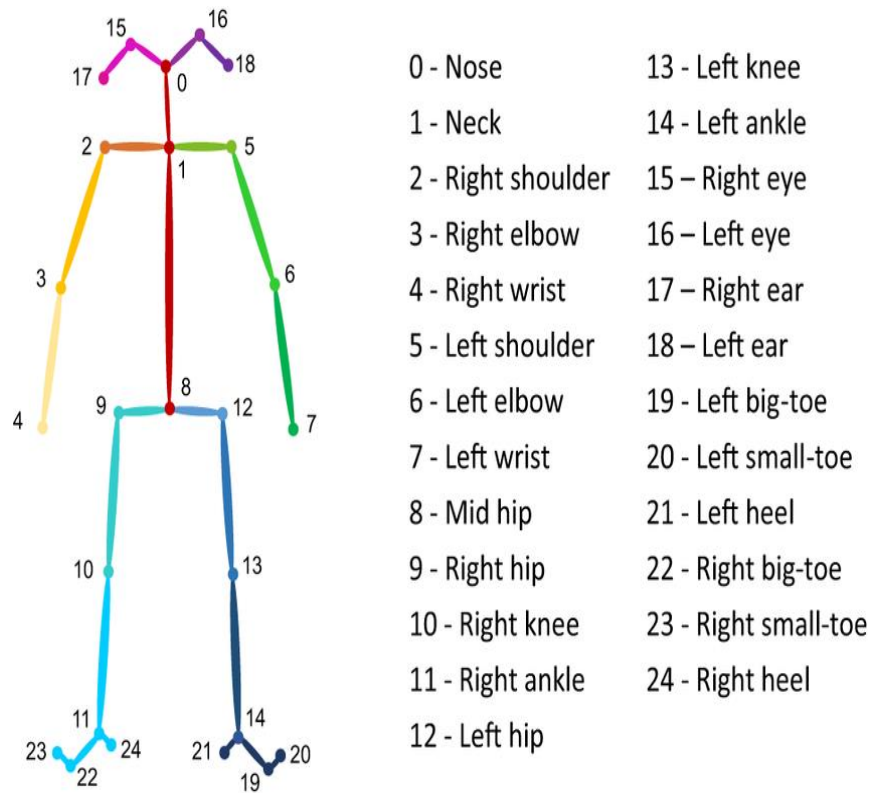
Los requisitos para la configuración predeterminada incluyen una tarjeta gráfica NVIDIA con al menos 1.6 GB de memoria disponible, así como al menos 2.5 GB de memoria RAM libre

para el modelo “BODY\_25” o 2 GB para el modelo COCO, suponiendo que cuDNN esté instalado, siendo este último altamente recomendable.

Toda esta información se puede consultar en el [repositorio de OpenPose](#), que se encuentra en GitHub (CMU-Perceptual-Computing-Lab, s. f.).

### **Puntos Claves de OpenPose**

OpenPose ofrece las coordenadas X e Y, junto con un valor de confianza para cada punto clave del cuerpo y las manos detectados durante el análisis de la pose. En este caso, el sistema solo mostró un sujeto, ya que se utilizó el software Filmora para editar el video y enfocarse en un único individuo. Para cada sujeto, se obtuvieron 25 puntos claves correspondientes a las articulaciones del modelo preentrenado “BODY\_25”, que incluyen las posiciones para los ejes X e Y de cada uno de los 25 puntos clave, junto con su respectivo valor de confianza. Los 25 puntos clave del modelo BODY\_25 y su correspondiente función se pueden observar en la Figura 1.

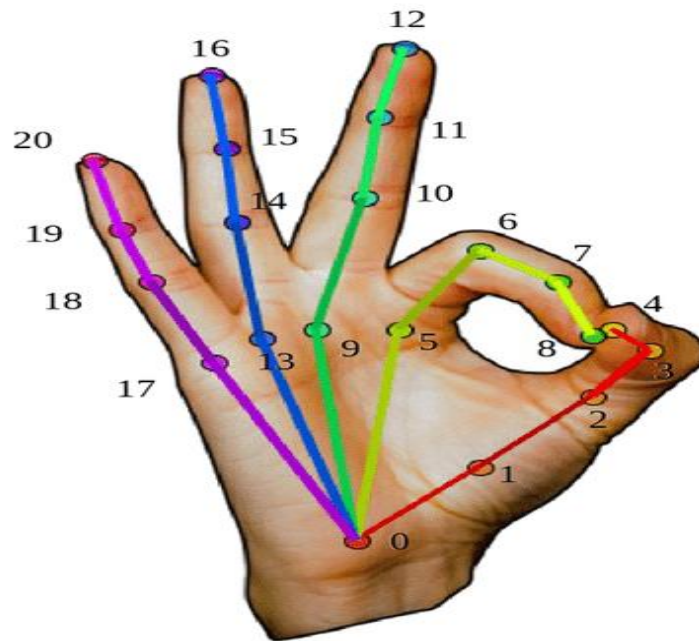


**Figura 1.**

*25 puntos claves del modelo BODY\_25 de OpenPose.*

*Nota.* De “Multi-view emotional expressions dataset using 2D pose estimation,” de M. Zhang et al., 2023, *Scientific Data*.

Asimismo, se entregaron 21 puntos clave para cada mano, provenientes del modelo preentrenado “Hand”, que se puede observar en la Figura 2.



**Figura 2.**

*21 puntos clave del modelo Hand de OpenPose*

*Nota.* De “Functional motion detection based on artificial intelligence,” L. Huang y G. Liu, 2021, *The Journal Of Supercomputing*, 78(3).

### **Ejecución de OpenPose**

En lugar de descargar OpenPose y escribir código para la instalación, se optó por instalar la última versión portátil para Windows, específicamente la v.1.7.0, lo que permitió evitar el uso de código y facilitar la extracción de resultados en formato JSON. Para poder ejecutar OpenPose, se utilizó el siguiente comando desde Windows PowerShell:

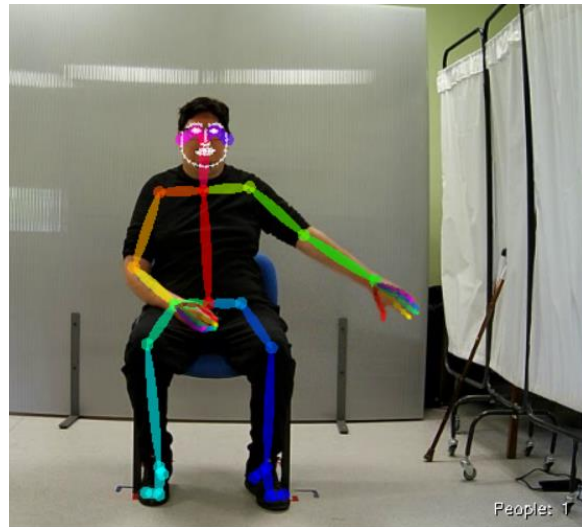
```
bin\OpenPoseDemo.exe --video examples\media\video.avi --face --hand --  
write_json output_json_folder/
```

La única modificación realizada en el comando fue el nombre del video, que era para identificar el sujeto, nombre del ítem e intento.

Al ejecutar la línea de comando de OpenPose para procesar un video de un sujeto en particular, el sistema analiza el archivo frame por frame. Primero, carga los modelos preentrenados y los parámetros configurados en la línea de comando, como la detección de cuerpo, manos y cara.

Luego, se procesa cada frame del video, detectando al sujeto y localizando los puntos clave del cuerpo humano (como hombros, codos, muñecas, etc.).

A medida que el video avanza, OpenPose muestra en tiempo real los puntos clave marcados sobre cada frame, permitiendo observar cómo la postura del sujeto cambia con el tiempo. Como se puede observar en la Figura 3, se muestra un extracto de video, cuando se ejecuta la línea de comando en OpenPose.



**Figura 3.**

*Extracto de vídeo ejecutado con OpenPose mostrando los puntos clave del cuerpo y mano, realizando el ítem de “Abducción de hombro de 0-90°” de la escala FMA-ES.*

## **Transformación de datos en formato JSON a Excel**

Los resultados obtenidos se guardaron en formato JSON en carpetas denominadas "p01" (para el sujeto 1), "p02" (para el sujeto 2), y así sucesivamente. Los resultados específicos se almacenaron en subcarpetas con el mismo nombre que el video correspondiente. Cada ítem fue etiquetado con un nombre único para facilitar su identificación.

Como se mencionó anteriormente, los resultados de OpenPose se exportan en formato JSON, lo que permite almacenar información estructurada sobre cada cuadro procesado. La estructura básica del JSON incluye elementos como "frame\_id", que identifica cada cuadro, y "keypoint", que contienen las coordenadas de los puntos clave detectados. Cada punto clave se representa mediante sus coordenadas "x" e "y", además de un "conf" que indica la confianza en la detección.

Aunque este formato es útil para el procesamiento de datos, puede resultar complicado de interpretar directamente. Para facilitar la visualización, se convirtió el archivo JSON a un formato Excel, modificando los nombre de algunos elementos y agregando nuevas columnas como: "segmento", "prueba", "sujeto", "COND" (condición de lado afectado y no afectado; se registraba "AF" para afectado y "NAF" para no afectado) y una columna adicional llamada "LADO" que indica la extremidad afectada.

En el análisis de datos, se utilizó RStudio para procesar los resultados obtenidos de OpenPose. Los datos, inicialmente en formato JSON, fueron transformados a Excel para facilitar su visualización y análisis.

### **2.3.5. Análisis de Datos**

#### **Extracción de características**

Tras transformar los datos obtenidos de OpenPose al formato Excel, se procedió en RStudio a la siguiente etapa: la extracción de características, enfocándose específicamente en los ángulos de los rangos de movimiento.

El análisis se centró en el movimiento de los hombros, codos, muñecas y manos, utilizando las coordenadas (x e y) de los puntos clave extraídos de las secuencias de vídeo. Este procedimiento consiste en calcular los ángulos entre los segmentos corporales durante la ejecución de diversos movimientos, utilizando los puntos de referencia fijos y móviles correspondientes, según los segmentos y puntos clave definidos. Para los ítems que requieren movimiento voluntario sin contrarresistencia, se extrajeron los ángulos como características.

A continuación, se explicará el procedimiento para calcular los ángulos, los momentos clave de la secuencia de fotogramas utilizados en este cálculo, y la selección de los puntos clave. Esto incluye la definición del punto clave de referencia, los puntos móviles 1 y 2, y la comparación entre el lado afectado y no afectado en la asignación de puntajes para el ítem de abducción de hombro 0-90°. El proceso para los demás ítems, así como las diferencias en los cálculos de ángulos, momentos clave de la secuencia de fotogramas y asignación de puntajes, se detallan en el Anexo 2.

## 1. Ítem abducción de hombro 0-90°

El análisis comienza con la carga de los archivos que contienen los datos de las coordenadas (“x” e “y”) de las posiciones de los puntos clave para cada sujeto. Estos archivos están en formato “.xlsx” y se encuentran en una carpeta específica. Cada archivo corresponde a un sujeto que realiza según el ítem movimiento de su extremidad superior, con su lado afectado y no afectado, tanto en el caso de hombro como de codo y muñeca.

Para calcular el ángulo entre tres puntos (un punto de referencia y dos puntos móviles), se define una función: “calcula\_angulo”. Esta función utiliza la fórmula del producto punto entre dos vectores para calcular el ángulo entre ellos. El análisis se realiza en función de si el movimiento corresponde al lado afectado o no afectado. En el caso del lado no afectado o afectado, se identifican las posiciones relevantes para el cálculo del ángulo de la abducción del hombro. Para cada intento del sujeto, se extraen las coordenadas (“x” e “y”) de los puntos de clave correspondientes al movimiento.

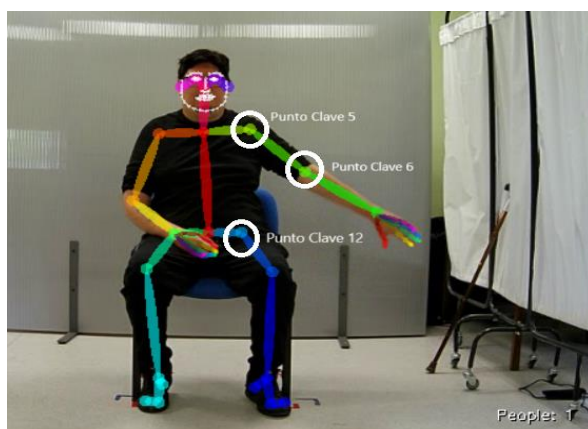
Este proceso se enfoca en tres momentos clave dentro de la secuencia de frames:

- **Ángulo Inicial:** Se calculó en el primer cuadro de la secuencia de movimiento. Este valor representó la posición inicial de la articulación.
- **Ángulo Intermedio (angulo\_instantaneo):** Este valor se calculó en el cuadro en el que el movimiento del codo alcanzó aproximadamente la mitad de su rango total.
- **Ángulo Final:** El ángulo final se determinó en el último cuadro de la secuencia, indicando la posición final de la articulación.

Para la abducción de hombro, se seleccionan tres puntos claves:

- **Punto de referencia:** Se selecciona el hombro. Para el hombro derecho, se elige el punto clave "2" del modelo preentrenado BODY\_25 de OpenPose, y para el hombro izquierdo, se selecciona el punto clave "5".
- **Punto móvil 1:** Se selecciona el codo. Para el codo derecho, se elige el punto clave "3" del modelo BODY\_25 de OpenPose, y para el codo izquierdo, se selecciona el punto clave "6".
- **Punto móvil 2:** Se selecciona la cadera. Para la cadera derecha, se elige el punto clave "9", y para la cadera izquierda, se selecciona el punto clave "12".

Como se puede observar en la figura 4, se presenta un extracto de video que ilustra los puntos clave de OpenPose utilizados como punto de referencia y móviles para analizar en ángulo inicial y final de la abducción de hombro la extremidad superior izquierda.



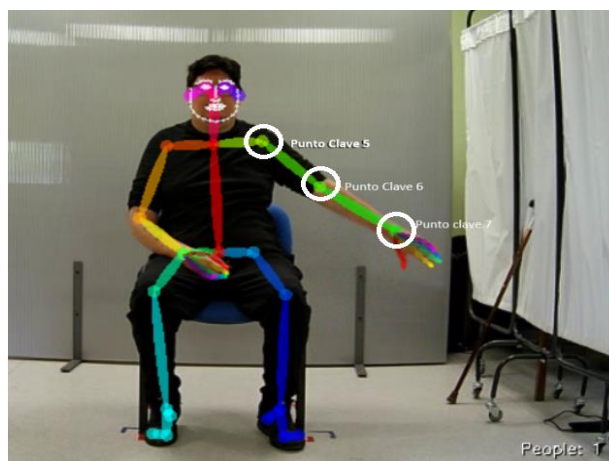
**Figura 4.**

*Extracto de vídeo: Ejemplo de puntos clave de OpenPose para extraer el ángulo inicial y final de la abducción del hombro de la extremidad superior izquierda en el ítem de abducción de hombro ( $0^{\circ}$ - $90^{\circ}$ ).*

Tras seleccionar los puntos de referencia y los puntos móviles, se calculó el ángulo formado entre estos tres puntos en el primer y último cuadro del movimiento, así como en cada cuadro intermedio (ángulo instantáneo). Además, dentro del ítem de abducción de hombro, para obtener el puntaje completo es necesario realizar también la extensión de codo. Por lo tanto, se evalúa el rango de movimiento del codo y la muñeca, utilizando los siguientes puntos clave:

- **Punto de referencia:** Se selecciona el hombro. Para el hombro derecho, se elige el punto clave "2" del modelo preentrenado BODY\_25 de OpenPose, y para el hombro izquierdo, se selecciona el punto clave "5".
- **Punto móvil 1:** Se selecciona el codo. Para el codo derecho, se elige el punto clave "3" del modelo BODY\_25 de OpenPose, y para el codo izquierdo, se selecciona el punto clave "6".
- **Punto móvil 2:** Se selecciona la muñeca. Para la muñeca derecha, se elige el punto clave "4", y para la muñeca izquierda, se selecciona el punto clave "7".

Como se puede observar en la figura 5, se presenta un extracto de video que ilustra los puntos clave de OpenPose utilizados como punto de referencia y móviles para analizar el ángulo instantáneo de codo de la extremidad superior izquierda.



**Figura 5.**

*Extracto de vídeo: Ejemplo de puntos clave de OpenPose para extraer el ángulo instantáneo de codo de la extremidad superior izquierda en el Ítem de Abducción de hombro ( $0^{\circ}$ - $90^{\circ}$ ).*

El ángulo entre estos tres puntos se calcula en el primer y último cuadro del movimiento, así como en cada cuadro intermedio (ángulo instantáneo). Para analizar el lado no afectado, primero se evalúa la posición del hombro (descrita anteriormente), y posteriormente se analiza la posición del codo. Para el lado afectado, el proceso es similar, pero se invierten los puntos de referencia y los puntos móviles. Si el lado afectado es el derecho, se utilizarán los puntos correspondientes al brazo derecho, mientras que, si es el izquierdo, se utilizarán los puntos correspondientes al brazo izquierdo.

A continuación, se procedió a calcular los ángulos en tres momentos clave: inicial, intermedio y final. Una vez obtenidos los valores de los ángulos, se evaluaron las condiciones del movimiento según el rango de estos durante toda la secuencia. Los puntajes se asignan en función de estos criterios, realizando una comparación de los resultados entre el lado afectado y el no afectado.

El análisis de la abducción del hombro se realizó utilizando los datos obtenidos a partir de un archivo CSV que contiene las mediciones de los ángulos articulares durante el movimiento del hombro. La evaluación de las puntuaciones de cada sujeto se realiza de acuerdo con las condiciones definidas para los ángulos, lo que permite clasificar el movimiento de abducción del hombro en diferentes categorías.

- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo final del hombro es mayor o igual a  $80^\circ$  y el ángulo final del codo se encuentra entre  $0^\circ$  y  $10^\circ$ .
- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo final del hombro es menor a  $80^\circ$  o el ángulo intermedio de codo es mayor o igual a  $10^\circ$
- Se asigna un puntaje de 0 puntos:
  - El ángulo inicial del codo es mayor a  $10^\circ$ .

### **2.3.6. Análisis Estadístico**

Todo el análisis estadístico se realizó en el programa RStudio, donde se procesaron los datos obtenidos a través de OpenPose para cada ítem de la escala FMA-ES. El algoritmo se utilizó para extraer características de los segmentos corporales y de la mano, calculando ángulos específicos que luego sirvieron para asignar los puntajes.

Estos puntajes se compararon con las clasificaciones manuales mediante una matriz de confusión para medir la precisión, definida como la capacidad del algoritmo para clasificar correctamente los ítems evaluados.

La precisión se calculó a partir de la matriz de confusión (3x3), obteniendo la proporción de verdaderos positivos respecto al total de casos clasificados como positivos, incluidos los falsos positivos. Sin embargo, es importante señalar que, a diferencia de la matriz de confusión tradicional de 2x2 (utilizada en problemas de clasificación binaria), en este caso se empleó una matriz de confusión de 3x3.

Esta ampliación se debe a la existencia de tres posibles categorías de clasificación: 2 puntos, 1 punto y 0 puntos, lo que implica una clasificación multiclase en lugar de binaria. La presencia de una matriz 3x3 implica que no solo se consideran verdaderos y falsos positivos, sino también falsos negativos, es decir, casos que deberían haber sido clasificados con una mayor puntuación, pero fueron clasificados con una puntuación inferior. Aunque los falsos negativos no son utilizados directamente en el cálculo de la precisión, sí están representados en la matriz.

En este proyecto no se utilizó validación cruzada, ya que el objetivo no fue entrenar un clasificador, sino validar la concordancia entre la evaluación manual y semiautomatizada.

La valoración de la matriz de confusión, que se utilizó como base para interpretar los resultados se presentan en la Tabla 1.

**Tabla 1.***Tabla de matriz de confusión (3x3)*

Matriz de Confusión (3x3)	N° de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	N° de casos clasificados manualmente es de 1 punto	N° de casos clasificados manualmente es de 0 puntos
N° de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	VP2	FP2-1/FN1-2	FP2-0/FN0-2
N° de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	FP1-2/FN1-2	VP1	FP1-0/ FN0-1
N° de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	FP0-2/FN0-2	FP0-1/FN1-0	VP0

*Nota.* VP: Verdadero Positivo; FP: Falso Positivo; FN: Falso Negativo

Para calcular la precisión, se utilizó la siguiente fórmula:

$$\text{PRECISIÓN (\%)} = (\text{VP2} + \text{VP1} + \text{VP0}) / (\text{Suma de todos los elementos de la matriz}) \times 100$$

Posteriormente, se calculó el coeficiente Kappa de Cohen para cuantificar el nivel de concordancia entre ambas mediciones (Landis & Koch, 1977). Este coeficiente también se utilizó para evaluar la fiabilidad, midiendo la consistencia y reproducibilidad de las evaluaciones realizadas.

La valoración del coeficiente Kappa, que se utilizó como base para interpretar los resultados se presenta en la Tabla 2.

**Tabla 2.**

*Valoración del coeficiente de Kappa*

<u>Kappa Statistic</u>	<u>Strength of Agreement</u>
<0.00	Poor
0.00-0.20	Slight
0.21-0.40	Fair
0.41-0.60	Moderate
0.61-0.80	Substantial
0.81-1.00	Almost Perfect

*Nota.* De “The measurement of observer agreement for categorical data”, de L. Landis y G. Koch, 1977.

### **3. Resultados**

Las características demográficas y clínicas de los participantes con ACV que formaron parte de este proyecto (Acta de Aprobación N°427/2024), se presenta en la Tabla 3. La muestra estuvo compuesta por 20 sujetos, de los cuales 13 (65%) eran hombres y 7 (35%) eran mujeres. La edad de los participantes varió entre los 41 y 75 años. En cuanto a la extremidad afectada, la mayoría de los sujetos (75%) presentó afectación en la extremidad derecha, mientras que el 25% restante presentó afectación en la extremidad izquierda.

**Tabla 3.***Características demográficas y clínicas de los participantes con ACV*

<i>ID Sujeto</i>	<i>Sexo</i>	<i>Edad (años)</i>	<i>Tipo de ACV</i>	<i>Evolución del ACV (meses)</i>	<i>Extremidad Afectada</i>
<i>P01</i>	<i>Mujer</i>	<i>66</i>	<i>Isquémico</i>	<i>168</i>	<i>Izquierda</i>
<i>P02</i>	<i>Hombre</i>	<i>62</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>10</i>	<i>Derecha</i>
<i>P03</i>	<i>Mujer</i>	<i>54</i>	<i>Isquémico</i>	<i>13</i>	<i>Derecha</i>
<i>P04</i>	<i>Mujer</i>	<i>70</i>	<i>Isquémico</i>	<i>7</i>	<i>Derecha</i>
<i>P05</i>	<i>Mujer</i>	<i>65</i>	<i>Isquémico</i>	<i>25</i>	<i>Derecha</i>
<i>P06</i>	<i>Mujer</i>	<i>70</i>	<i>Isquémico</i>	<i>7</i>	<i>Derecha</i>
<i>P07</i>	<i>Hombre</i>	<i>58</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>117</i>	<i>Derecha</i>
<i>P08</i>	<i>Hombre</i>	<i>41</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>9</i>	<i>Derecha</i>
<i>P09</i>	<i>Mujer</i>	<i>66</i>	<i>Isquémico</i>	<i>10</i>	<i>Derecha</i>
<i>P10</i>	<i>Hombre</i>	<i>68</i>	<i>Isquémico</i>	<i>93</i>	<i>Derecha</i>
<i>P11</i>	<i>Hombre</i>	<i>54</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>16</i>	<i>Derecha</i>
<i>P12</i>	<i>Hombre</i>	<i>50</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>30</i>	<i>Izquierda</i>
<i>P13</i>	<i>Hombre</i>	<i>41</i>	<i>Isquémico</i>	<i>10</i>	<i>Derecha</i>
<i>P14</i>	<i>Hombre</i>	<i>75</i>	<i>Isquémico</i>	<i>9</i>	<i>Izquierda</i>
<i>P15</i>	<i>Hombre</i>	<i>62</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>10</i>	<i>Derecha</i>
<i>P16</i>	<i>Hombre</i>	<i>72</i>	<i>Isquémico</i>	<i>15</i>	<i>Izquierda</i>
<i>P17</i>	<i>Hombre</i>	<i>50</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>119</i>	<i>Derecha</i>
<i>P18</i>	<i>Hombre</i>	<i>50</i>	<i>Hemorrágico</i>	<i>33</i>	<i>Izquierda</i>
<i>P19</i>	<i>Hombre</i>	<i>65</i>	<i>Isquémico</i>	<i>12</i>	<i>Derecha</i>
<i>P20</i>	<i>Mujer</i>	<i>70</i>	<i>Isquémico</i>	<i>8</i>	<i>Derecha</i>

El Objetivo 1 de este estudio fue: “Evaluar la función motora de la extremidad superior mediante la escala FMA-ES, a través de la clasificación manual”.

Para ello, se consideró el puntaje obtenido en el mejor intento de cinco repeticiones de cada ítem de la escala. Los ítems que fueron evaluados mediante observación directa fueron los siguientes:

1. Abducción de hombro de 0-90°
2. Flexión de hombro de 0-90°
3. Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°
4. Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°
5. Pronación-supinación con el codo a 90°
6. Pronación-supinación con el codo a 0°
7. Sinergia flexora (componente de abducción de hombro, flexión de codo)
8. Sinergia extensora (componente de extensión de codo)
9. Flexión en masa
10. Extensión en masa

Los resultados correspondientes a cada ítem de la escala FMA-ES se presentan en las Tablas 4-5, que muestran los puntajes obtenidos en el mejor intento para los ítems: Abducción de hombro de 0-90° y Flexión dorsal/volar con el codo a 0°, respectivamente.

Las tablas con los resultados de los demás ítems se encuentran en el Anexo N°3 (Tablas 6-13), donde se detallan los puntajes obtenidos por cada participante. Cabe destacar que, aunque la escala FMA-ES evalúa múltiples intentos, solo se retiene el puntaje del mejor de ellos.

Para la comparación posterior (Objetivo 3), se analizarán todos los intentos realizados, tanto en la clasificación manual como en la evaluación con el algoritmo de visión computacional.

**Tabla 4.**

*Resultados del ítem de abducción de hombro 0-90° según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa*

ID Sujeto	Extremidad Superior – Lado No Afectado	Extremidad Superior – Lado Afectado
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)
P01	2	1
P02	2	0
P03	2	1
P04	2	0
P05	2	1
P06	2	1
P07	2	1
P08	2	2
P09	2	1
P10	2	2
P11	2	2
P12	2	1
P13	2	2
P14	2	0
P15	2	1
P16	2	1
P17	2	2

---

P18	2	1
P19	2	0
P20	2	1

---

*Nota.* Esta tabla muestra el mejor puntaje obtenido de los 5 intentos realizados por cada sujeto, ya que en la escala FMA-ES se selecciona el puntaje más alto entre los intentos.

**Tabla 5.**

*Resultados del ítem de flexión dorsal/volar repetida (codo en extensión) según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa*

ID Sujeto	Extremidad	Extremidad
	Superior – Lado No	Superior – Lado
	Afectado	Afectado
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)
P01	2	2
P02	2	1
P03	2	1
P04	2	2
P05	2	2
P06	2	2
P07	2	2
P08	2	1
P09	2	1
P10	2	2
P11	2	2
P12	2	0*
P13	2	1
P14	2	1
P15	2	1
P16	2	1
P17	2	2
P18	2	0
P19	2	0
P20	2	1

Nota. Esta muestra el puntaje de los 5 realizados sujeto, ya escala se el puntaje entre los \*El sujeto quien tiene

tabla mejor obtenido intentos por cada que en la FMA-ES selecciona más alto intentos. “P12”, afectada la

extremidad superior izquierda, no logró realizar ningún intento debido a la presencia de dolor, por lo que se le asignó un puntaje de 0.

El Objetivo 2 fue: “Caracterizar los movimientos voluntarios sin contrarresistencia relacionados con la escala FMA-ES mediante algoritmo de visión computacional”. Este objetivo se alcanzó durante el análisis de datos, donde se realizó la conversión de los resultados obtenidos de OpenPose en formato JSON a Excel. Con esto, se pudo iniciar la extracción de características específicas, como los ángulos. Se logró extraer los ángulos correspondientes a los siguientes ítems: abducción de hombro 0-90°, flexión de hombro 0-90°, flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90° y 0°, pronación-supinación con el codo a 90° y 0°, sinergia flexora (componente de abducción de hombro y flexión de codo), sinergia extensora (componente de extensión de codo), flexión en masa y extensión en masa. A estos ángulos se les asignaron puntajes de 2, 1 o 0, según corresponda.

El Objetivo 3 fue: “Comparar la concordancia del algoritmo de visión computacional con la evaluación manual de los ítems de la Escala Fugl-Meyer para la Extremidad Superior (FMA-ES)”.

Para evaluar la concordancia entre el algoritmo de visión computacional y la evaluación manual de los ítems, se realizó un análisis comparativo con una muestra de 200 intentos realizados por 20 sujetos. De estos intentos, 100 correspondieron al lado afectado y los otros 100 al lado no afectado (o menos afectado). No obstante, algunos ítems evaluados desde la vista sagital, como la flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°, la flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°, la flexión en masa y la extensión en masa, solo se pudo analizar los 100 intentos para el lado afectado, ya que la cámara sagital apuntaba únicamente hacia ese lado. El lado no afectado presentó problemas de oclusión de los puntos clave, lo que impidió realizar el análisis para ese lado. Cada intento fue evaluado con valores discretos de 0, 1 o 2, de acuerdo con la escala FMA-

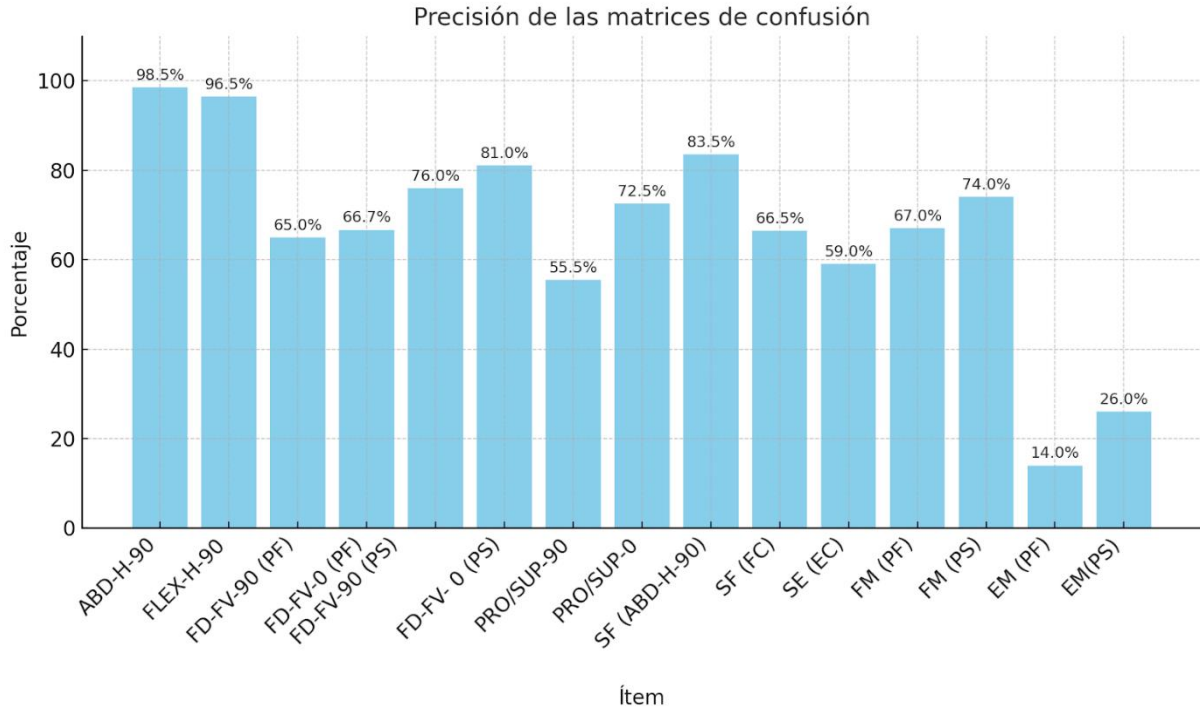
ES. Para comparar la clasificación manual con la clasificación por algoritmo, se generaron matrices de confusión. Por ejemplo, la matriz de confusión correspondiente al ítem de abducción de hombro en el rango de 0-90° se presenta en la Tabla 14.

**Tabla 14.**

*Matriz de confusión del ítem de abducción de hombro: comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	125	0	0	125
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	0	44	0	44
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	1	2	28	31
Total	126	46	28	200

Como se puede observar en la figura 6, se muestra los porcentajes de la precisión que se obtuvo de cada ítem evaluado de la escala FMA-ES en un gráfico de barras.



**Figura 6.**

*Gráfico de Barra de la Precisión de las matrices de confusión de la Escala FMA-ES.*

*Nota.* ABD-H-90= Abducción de hombro 0-90°; FLEX-H-90= Flexión de hombro 0-90°; FD-FV-90 (PF)= Flexión dorsal/volar con codo a 90° (plano frontal); FD-FV-90 (PS)= Flexión dorsal/volar con codo a 90° (plano sagital), FD-FV-0 (PF)= Flexión dorsal/volar con codo a 0° (plano frontal); FD-FV-0 (PS)= Flexión dorsal/volar con codo a 0° (plano sagital); PRO/SUP-90= Pronación/supinación con el codo a 90°; PRO/SUP-0= Pronación/supinación con el codo a 0°; SF (ABD-H-90)= Sinergia flexora (componente de abducción de hombro a 90°); SF (FC)= Sinergia flexora (componente de flexión de codo); SE (EC) = Sinergia extensora (componente de extensión de codo); FM (PF)= Flexión en masa (plano frontal); FM (PS)= Flexión en masa (plano sagital); EM (PF)= Extensión en masa (plano frontal); EM (PS)= Extensión en masa (plano sagital).

Para consultar las matrices de confusión de los demás ítems evaluados en los planos frontal y/o sagital, se debe revisar el Anexo 4 (Tablas 15-28). Sumado a esto, se calculó el coeficiente Kappa de Cohen para evaluar la concordancia entre las puntuaciones manuales y las generadas por el algoritmo en los 200 intentos, tanto para el lado afectado como para el no afectado. Los resultados de los coeficientes de Kappa por ítem utilizando vista frontal, se presentan en la Tabla 29.

**Tabla 29.**

*Resultados del coeficiente de Kappa de Cohen para los ítems evaluados desde la vista frontal*

<b>Ítem de la Escala FMA-ES</b>	<b>Kappa de Cohen (κ)</b>	<b>Interpretación</b>
Abducción de hombro 0-90°	0.97	Casi Perfecta
Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°	0.47	Moderada
Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°	0.46	Moderada
Pronación-supinación con codo a 90°	0.37	Aceptable
Pronación-supinación con codo a 0°	0.53	Moderada
Sinergia Flexora (componente abducción de hombro)	0.61	Considerable
Sinergia Flexora (componente flexión de codo)	0.28	Aceptable
Sinergia Extensora (componente extensión de codo)	0.47	Moderada
Flexión en masa	-0.09	Pobre
Extensión en masa	-0.03	Pobre

En cambio, los coeficientes de Kappa de Cohen evaluados por vista sagital se presentan en la Tabla 30 .

**Tabla 30.**

Resultados del coeficiente de Kappa de Cohen para los ítems evaluados desde la vista sagital

<b>Ítem de la Escala FMA-ES</b>	<b>Kappa de Cohen (<math>\kappa</math>)</b>	<b>Interpretación</b>
Flexión de hombro 0-90°	0.94	Casi Perfecta
Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°	0.72	Considerable
Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°	0.71	Considerable
Flexión en masa	0.15	Leve
Extensión en masa	0.00	Leve

#### **4. Discusión de resultados**

Los resultados obtenidos permitieron cumplir con el objetivo general que era: “Desarrollar un prototipo de software que utilice un algoritmo de visión por computadora para evaluar de manera semiautomatizada los ítems que requieren movimientos voluntarios de la Escala Fugl-Meyer para la Extremidad Superior (FMA-ES) en personas con accidente cerebrovascular (ACV)”. Sin embargo, no todos los ítems alcanzaron una alta precisión, por lo que es necesario realizar mejoras, las cuales se discutirán más adelante.

El presente estudio se enmarca en una investigación descriptiva de naturaleza aplicada, lo que permite la formulación de hipótesis aplicadas que orienten tanto el desarrollo como la evaluación de un prototipo de software. Aunque los estudios descriptivos, como señalan Fernández et al. (1998), suelen centrarse en caracterizar fenómenos sin establecer relaciones causales, en investigaciones orientadas al desarrollo tecnológico es posible y, en algunos casos, necesario plantear hipótesis que guíen la optimización de la herramienta propuesta.

En este contexto, se formuló la hipótesis de que “Es posible modelar la evaluación de los ítems de movimiento activo sin contrarresistencia de la escala FMA-ES mediante el uso de OpenPose y condiciones específicas para la asignación de puntajes, lo que permite semiautomatizar su evaluación con un alto nivel de precisión y fiabilidad”.

La naturaleza aplicada de la investigación, enfocada en el desarrollo de un prototipo, justifica la inclusión de esta hipótesis, ya que busca abordar un problema práctico relacionado con la evaluación de la función motora en pacientes con ACV. Sin embargo, no se logró cumplir con la hipótesis, ya que no fue posible realizar de manera semiautomatizada la evaluación de todos

los ítems de la escala FMA-ES con el nivel de precisión y fiabilidad esperado. Aunque el sistema facilitó la evaluación de varios ítems, no todos alcanzaron el nivel de precisión deseado en comparación con la clasificación manual. Solo dos ítems: la abducción de hombro de 0 a 90° y la flexión de hombro de 0 a 90° mostraron una alta precisión en la matriz de confusión, con valores de 98,5% y 96,5%, respectivamente. Además, ambos ítems obtuvieron un coeficiente de Kappa de Cohen que indica una concordancia "casi perfecta", lo que refleja una alta fiabilidad en la evaluación.

En el estudio se definió la precisión como la capacidad del algoritmo para clasificar correctamente los ítems evaluados. Se calculó a partir de las matrices de confusión de 3x3, obteniéndose la proporción de verdaderos positivos respecto al total de casos clasificados como positivos (verdaderos positivos + falsos positivos). Esta medida reflejó la exactitud del clasificador del algoritmo en la estimación de la presencia de una determinada característica, permitiendo establecer cuantitativamente el grado de acierto del algoritmo en comparación con la evaluación manual. No se utilizó validación cruzada, ya que el objetivo no fue entrenar un clasificador específico, sino validar la concordancia entre la evaluación manual y semiautomatizada.

Por otro lado, la fiabilidad se entendió como la consistencia y reproducibilidad de las evaluaciones realizadas, la cual se midió mediante el coeficiente kappa de Cohen. Se observó que, aunque en algunos ítems se alcanzaron valores altos, en otros se presentaron valores bajos de kappa, lo que indicaba una menor concordancia entre el algoritmo y la clasificación manual en comparación con lo esperado por azar. Estos resultados, sumados a la incidencia de falsos

positivos, señalaron la necesidad de realizar ajustes adicionales en el futuro del sistema para mejorar tanto la consistencia como la precisión de la evaluación semiautomatizada.

Por otra parte, la selección de estos 10 ítems de los 20 relacionados con el movimiento voluntario se basó en que eran movimientos sin contrarresistencia, lo que facilitó su análisis mediante OpenPose.

Esto se debió a que la intervención de la mano del evaluador podría interferir con la del sujeto, como ocurre en el ítem "estabilidad a flexión dorsal de 15°", donde se aplica contrarresistencia dependiente del operador, lo que dificulta el análisis adecuado mediante un algoritmo. Los ítems de la sección "Agarre" también fueron excluidos, ya que implican el uso de objetos y contrarresistencia, lo que requiere movimientos de alta precisión que, debido a la posición de las cámaras, probablemente no podrían ser analizados correctamente por OpenPose.

Se descartaron los ítems de "circunducción" y "mano hasta columna lumbar" debido a las características particulares de los movimientos, a pesar de que no involucran contrarresistencia. Por ejemplo, en el caso del ítem "mano hasta columna lumbar", OpenPose no puede detectar correctamente si la mano está detrás del cuerpo, lo que puede resultar en una detección incorrecta o la asignación de puntos erróneos debido a la configuración en 2D. Esto impide que OpenPose extraiga con precisión los detalles y complica la medición de los ángulos debido a la falta de una referencia clara.

Además, se descartó el ítem "flexión de hombro de 90° a 180°", ya que la mayoría de los sujetos no pudieron ejecutar el movimiento correctamente, obteniendo principalmente 0 puntos o siendo incapaces de realizar siquiera un intento.

El objetivo 1 fue: “Evaluar la función motora de la extremidad superior mediante la escala Fugl-Meyer (FMA-ES)”. Este objetivo se alcanzó mediante la clasificación manual de los 10 ítems de la escala FMA-ES. Los resultados pueden consultarse en la sección de resultados, específicamente en la tabla 4-5 y en el Anexo 3, con las tablas 6-13.

El objetivo 2 fue: “Caracterizar los movimientos voluntarios sin contrarresistencia relacionados con la escala FMA-ES mediante algoritmo de visión computacional”. Este objetivo se logró parcialmente, ya que no fue posible extraer los ángulos del lado no afectado desde la vista sagital.

Primero, se ejecutó OpenPose en todos los ítems de la escala FMA-ES, analizando un total de 1995 videos para la vista frontal y sagital, correspondientes a los 10 ítems evaluados en los 20 sujetos. Es importante señalar que, debido a su déficit motor, el sujeto "p12" no pudo realizar ningún intento con su extremidad afectada en el ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°.

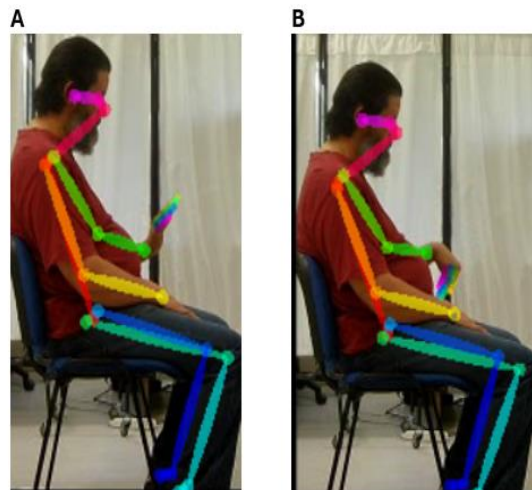
Para el “Ítem de Abducción de hombro de 0° a 90°” (analizado desde una vista frontal) permitió extraer las características en los ángulos tanto del lado afectado como del no afectado, con un total de 200 intentos registrados para este ítem. El modelo mostró una alta precisión, cometiendo únicamente tres errores en 200 intentos, como se detalla en la Tabla 14, que presenta la matriz de confusión. Esto podría deberse a que las articulaciones proximales de la extremidad superior son más fáciles de analizar y extraer características en comparación con las articulaciones distales, como las que se encuentran en la mano.

Lo mismo ocurrió con el ítem de flexión de hombro de  $0^\circ$  a  $90^\circ$  (analizado desde una vista sagital). Aunque la cámara en esta vista estaba dirigida al lado afectado, no hubo tanta oclusión de los puntos clave, ya que el movimiento final correspondía a una flexión de hombro a  $90^\circ$  con extensión de codo. Sin embargo, el algoritmo logró identificar la posición inicial, lo que permitió rastrear con mayor precisión la ubicación de la mano y seguir el movimiento del antebrazo y el brazo. Esto facilitó el análisis de la flexión de hombro, dado que la extensión de codo era necesaria para obtener el puntaje completo. Por lo tanto, también fue necesario analizar el comportamiento del codo durante el movimiento, determinando si había flexión o extensión para asignar el puntaje correspondiente (2,1,0). A pesar de esto, se presentaron algunas limitaciones. En algunos sujetos, el algoritmo generó coordenadas (0,0) en los ejes X e Y para la muñeca y el codo en el primer frame del lado no afectado. Esta discrepancia era esperada, ya que una de las dos cámaras, configurada en una vista sagital, se posicionó específicamente para capturar el lado afectado, en coherencia con los objetivos del análisis.

Para abordar este problema, se realizaron mejoras en el código que permitieron asignar puntajes a pesar de la ausencia de datos en algunos frames del lado no afectado. Este ajuste se justificó porque, en el movimiento de flexión de hombro, era esperable un bajo ángulo de extensión del codo, dado que esta posición es necesaria para completar correctamente el ítem. En este contexto, la falta de datos en el lado no afectado del ítem de flexión de hombro de  $0^\circ$  a  $90^\circ$ , no afectó la precisión del análisis en el lado afectado, que fue evaluado correctamente y sin inconvenientes.

Por otro lado, para los ítems de flexión dorsal/volar repetida con el codo a  $90^\circ$  y flexión dorsal/volar repetida con el codo a  $0^\circ$ , se analizaron desde vistas frontal y sagital. Se sabe que

los movimientos de flexión y extensión ocurren en relación con el plano sagital. Sin embargo, el problema consistió en que la cámara sagital estaba orientada únicamente hacia el lado afectado, lo que provocó dificultades en la oclusión del lado no afectado, tal como se ilustra en la figura 7 del ítem de flexión dorsal/volar con el codo a 90°. A lo largo de los recorridos de los fotogramas, se perdieron puntos clave del modelo preentrenado “hand”. Aunque OpenPose intentó referenciar los puntos clave del hombro, codo y muñeca, la oclusión impidió determinar con precisión su posición exacta.



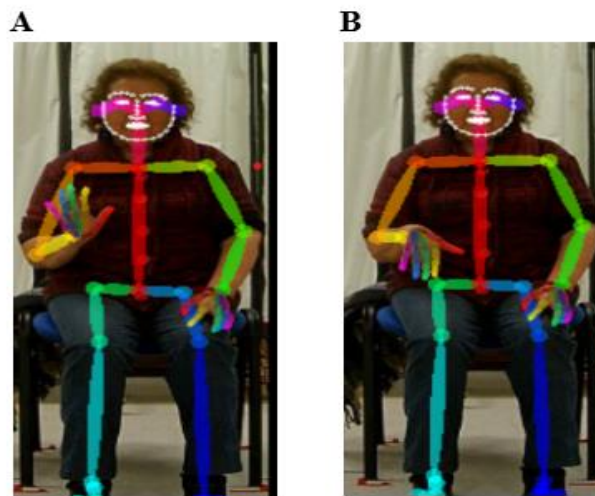
**Figura 7.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior izquierda en el ítem de flexión dorsal/volar con el codo a 90° (vista sagital) del lado no afectado. El movimiento inicia en posición neutra, se dirige hacia la flexión dorsal (A) y luego finaliza en una flexión volar (B).*

Por otro lado, se presentó oclusión del antebrazo y la mano en el ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°, debido a que se realiza una ligera flexión de hombro junto con extensión de codo. Al llevar a cabo la extensión de codo, la mano del lado no afectado quedó

completamente oculta, lo que impidió analizar el punto clave del metacarpo que indicaba si la mano subía o bajaba.

En cambio, en la vista frontal fue posible apreciar el segmento de la mano en ambos lados, afectado y no afectado, como se muestra en la figura 8. A pesar de que no se producía movimiento en ese plano, se logró realizar la extracción de características.



**Figura 8.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior derecha en el ítem de flexión dorsal/volar con el codo a 90° (vista frontal). El movimiento inicia en posición neutra, se dirige hacia la flexión dorsal (A) y luego finaliza en una flexión volar (B).*

A pesar de que la extracción de ángulos desde una vista sagital resulta más precisa que desde una vista frontal, no se obtuvo el resultado esperado, como ocurrió con los ítems de flexión y abducción de hombro 0-90°, que presentaron alta precisión y pocos errores.

Esto podría deberse, como se mencionó anteriormente, a que el movimiento no presentaba un

ángulo inicial ni final claramente definidos. En ambos casos, el ángulo inicial correspondía a la posición neutra, pero la posición final variaba. Para el ítem de flexión dorsal/volar, la posición final era la flexión volar, aunque primero se debía alcanzar una flexión dorsal máxima antes de completar la flexión volar. Esto podría haber provocado que no hubiera una diferencia clara entre el ángulo máximo y el mínimo, lo que condujo a más errores en comparación con los ítems de flexión y abducción de hombro, donde tanto el inicio como el final estaban claramente definidos, y no se realizaba otro movimiento.

Por otra parte, para los ítems de pronación-supinación con el codo a  $90^\circ$  y a  $0^\circ$ , se evaluaron desde una vista frontal. Aunque estos movimientos ocurren en el plano transversal, debido a la ausencia de una vista en ese plano, se optó por analizarlos desde la vista frontal, ya que permitía evaluar tanto el lado afectado como el no afectado. Se decidió analizar los movimientos desde un plano frontal, ya que, de haberse observado desde un plano sagital, ocurriría una situación similar a la de flexión dorsal/volar repetida con el codo a  $0^\circ$  (vista sagital), donde también se producía oclusión del antebrazo y la mano. Por lo tanto, se extrajeron las características de los ángulos desde el plano frontal.

Lo que tienen en común los ítems de flexión dorsal/volar con el codo a  $90^\circ$  y a  $0^\circ$ , así como los de pronación-supinación con el codo a  $90^\circ$  y  $0^\circ$ , además de la posición del codo, es que el movimiento no presentaba un ángulo inicial ni final claramente definidos. En ambos casos, el ángulo inicial correspondía a la posición neutra, pero la posición final varió: para el ítem de flexión dorsal/volar, la posición final era la flexión volar, aunque primero debía alcanzarse una flexión dorsal máxima antes de completar la flexión volar. Lo mismo ocurría con la pronación y la supinación: el ángulo inicial era la posición neutra, y el final era la supinación, pero antes

se realizaba una pronación. En consecuencia, estos ítems implican dos movimientos en lugar de uno, lo que dificultó el análisis y requirió pasos adicionales para extraer las características de los ángulos.

Esto implicó identificar el ángulo máximo de flexión dorsal y el mínimo de flexión volar, así como los ángulos de pronación y supinación, utilizando un producto cruzado para detectar los valores negativos. Dado que OpenPose no puede determinar la orientación de la mano (como si está en posición anterior o posterior, o si es vista palmar o dorsal), se emplea el producto cruzado para obtener valores negativos al buscar el ángulo mínimo, lo que permite diferenciarlo del ángulo máximo.

En cambio, la sinergia flexora evalúa por separado seis componentes en cuanto a puntaje, aunque el movimiento se realiza de manera simultánea. Estos seis componentes son: retracción de hombro, elevación de hombro, abducción de hombro a 90°, rotación externa de hombro, flexión de codo y supinación del antebrazo.

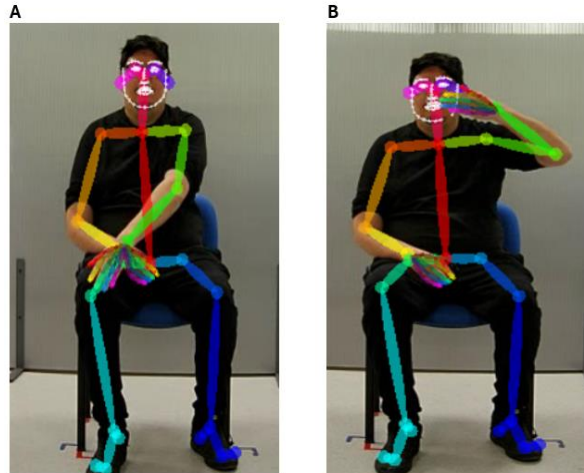
Dado que la medición se realizó en ángulos y se contaba con las vistas frontal y sagital, no fue posible extraer la retracción de hombro (aunque es visible al ojo humano, el algoritmo de visión computacional no logra captarla debido a las condiciones). Para analizar la situación, sería necesario contar con un plano frontal con vista posterior. Sin embargo, incluso en ese caso, no sería posible extraer características como ángulos de manera precisa. Esto se debe a que OpenPose está configurado en una versión estándar 2D y, además, no incluye puntos clave en las escápulas. Por lo tanto, no se podría calcular directamente un ángulo, ya que no se trata de un ángulo directo. Lo que se podría hacer es estimar la posición, pero con la metodología actual no sería posible. Para obtener una estimación más precisa, sería necesario utilizar clasificadores

específicos, como Random Forest o máquinas de soporte vectorial (que se discutirá más adelante), y entrenarlos para estimar ese movimiento de manera más exacta.

En lo que respecta a la elevación del hombro, no fue posible analizarla mediante la extracción de características angulares. Dado que no se podría detectar a través de una metodología basada en ángulos, sería necesario ir más allá, utilizando clasificadores específicos para analizar las distancias y los movimientos de manera más precisa.

El tercer componente de la sinergia flexora es la "abducción del hombro de 0-90°", en la que se analizaron y extrajeron las características angulares desde el plano frontal. La abducción del hombro de 0-90° obtuvo un coeficiente Kappa "moderada" de 0.61, en comparación con el ítem que solo evaluaba la abducción del hombro a 0-90° que tuvo "casi perfecta" 0.97. Esto puede deberse a la combinación de movimientos involucrados en la sinergia flexora, que no es un movimiento aislado. Como resultado, la desviación del ángulo varió, y en algunos casos, los sujetos con el lado afectado ocluían el movimiento del brazo y hombro con la extremidad al intentar realizar la sinergia flexora.

Por otro lado, la flexión de codo, aunque se realiza en el plano sagital, se evaluó desde la vista frontal. Esto se debe a que, aunque los componentes se evalúan por separado, los movimientos son combinados, cómo se observa en la figura 9.



**Figura 9.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior izquierda en el ítem de sinergia flexora (vista frontal). El movimiento comienza desde la sinergia extensora (A) y finaliza en la sinergia flexora(B).*

La flexión del codo no ocurre de manera aislada, ya que el hombro no está en posición neutra, sino en abducción. Esto impide que los puntos de referencia y los movimientos necesarios para la medición del ángulo sean claramente identificables desde una vista sagital. Sumado a esto, dado que la cámara sagital sólo apuntaba al lado afectado, se produciría oclusión de puntos clave en el lado no afectado (el que no estaba captado por la cámara) si se analizaba desde una vista sagital.

Lo mismo ocurre con la supinación del antebrazo. Aunque se evalúa de manera separada, realiza un movimiento combinado, lo que afecta el análisis y dificulta la extracción de los ángulos.

En contraste, la sinergia extensora evalúa por separado tres componentes en cuanto a su puntaje, aunque el movimiento se lleva a cabo de manera simultánea. Estos tres componentes son:

aducción/rotación interna, extensión de codo y pronación del antebrazo. No fue posible extraer las características correspondientes a la aducción/rotación interna debido a que se trata de un movimiento combinado, y el algoritmo de visión computacional no pudo identificar el momento exacto en que se producía la rotación interna. En cuanto a la pronación del antebrazo, tampoco se pudieron extraer características, ya que, aunque se evalúa de manera separada, se realiza de forma conjunta con la aducción/rotación interna y la extensión de codo, lo que influye en el análisis y complica la extracción de características (ángulos).

Finalmente, para los ítems de flexión y extensión en masa, se extrajeron características (ángulos) desde una vista frontal, lo que permitió obtener los ángulos tanto para el lado afectado como para el no afectado.

Sin embargo, en el ítem de flexión en masa, los valores obtenidos no fueron precisos. En algunos casos, 3 o 4 de los 5 dedos evaluados en el plano frontal mostraban el ángulo esperado en comparación con la clasificación manual, pero si los otros dedos tenían valores incorrectos, el puntaje no se calculaba correctamente, lo que generaba discrepancias, como al modificar una clasificación manual de 2 puntos a 1, como se puede observar en la tabla de la matriz de confusión (ver Anexo 4, Tabla 25). Este problema también ocurrió en el plano sagital.

Debido a que en este plano no se podían visualizar todos los puntos clave de la mano, fue necesario excluir la evaluación de algunos dedos, dejando únicamente el análisis del anular y el meñique. Esto permitió evitar resultados como NaN, que impedían la asignación de puntajes. Sin embargo, esta decisión representó una limitación importante, ya que la flexión y extensión ocurren en dicho plano. Además, si uno de los dedos presentaba un ángulo incorrecto, el puntaje se asignaba erróneamente, incluso si el otro tenía un valor correcto.

Los resultados obtenidos en la evaluación del plano sagital no reflejan con precisión el comportamiento real de los dedos, ya que, si uno presentaba un ángulo incorrecto, el puntaje se asignaba erróneamente incluso si el otro era correcto (ver Anexo 4, Tabla 25). Además, esta evaluación no debería considerarse concluyente, pues no se incluyeron todos los dedos en el análisis. No obstante, se realizó con los disponibles para observar si el clasificador asignaba puntajes de manera similar a la evaluación manual. Esto, lejos de representar una mejora, constituye una limitación significativa. Para abordarla, se podrían implementar estrategias como la combinación de planos, el uso de un clasificador específico (que se discutirá más adelante) y el aumento de la resolución del video.

En contraste, en el ítem de extensión en masa, los valores obtenidos fueron incorrectos, ya que los ángulos no se aproximaban a  $0^\circ$ , sino que la mayoría superaban los 80 grados. Esto provocó que, en muchos intentos donde la clasificación manual era de 2 puntos, el algoritmo los clasificara como 0 puntos, lo cual puede visualizarse en la tabla de la matriz de confusión en el Anexo 4 (Tabla 26).

Además, se realizó un análisis desde una vista sagital, el plano de movimiento correspondiente, pero solo se pudieron evaluar 100 intentos para el lado afectado, ya que la cámara sagital solo captaba ese lado. El lado no afectado presentó problemas de oclusión de los puntos clave, lo que impidió realizar el análisis en ese lado. A pesar de estos problemas, se observó una leve mejora en comparación con la vista frontal, aunque los problemas relacionados con los valores angulares persistieron (ver Anexo 4, Tabla 27).

Al concluir el objetivo 2, se procedía a realizar el objetivo 3, que consistía en: “Comparar la concordancia del algoritmo de visión computacional con la evaluación manual de los ítems de

la Escala Fugl-Meyer para la Extremidad Superior (FMA-ES)”

Para lograr esto, se elaboraron matrices de confusión para cada ítem, junto con el cálculo del coeficiente kappa de Cohen. De acuerdo con la escala de interpretación propuesta por Landis y Koch (1977), los valores de kappa de Cohen superiores a 0.80 se consideran excelentes, es decir, de concordancia “casi perfecta” (alta precisión). Por otro lado, los valores iguales o superiores a 0.40, aunque no se consideran de alta precisión, se reconocen como válidos para evaluar la concordancia (Landis & Koch, 1977).

Los valores de Kappa obtenidos indican una alta concordancia en movimientos como la abducción y flexión del hombro (0-90°), mientras que en movimientos como la pronación-supinación con el codo a 90°, la sinergia flexora con el componente de flexión del codo, y la flexión y extensión en masa, la concordancia fue baja.

Dado que los valores obtenidos fueron inferiores a 0.40, se sugiere que los resultados carecen de una buena validez y requieren mejoras significativas. En estos casos, la detección de los movimientos es poco confiable, lo que puede generar errores en la interpretación de los datos. En particular, la detección de flexión y extensión en masa presentó los valores más bajos, lo que indica una menor confiabilidad del algoritmo en estos movimientos.

Esta diferencia podría explicarse por la variabilidad en la dificultad para extraer los ángulos articulares entre las articulaciones proximales y distales.

Las articulaciones proximales, como el hombro, tienen un rango de movimiento más amplio y definido, lo que facilita la identificación de los ángulos iniciales y finales. Además, sus movimientos son más evidentes y menos complejos que los de las articulaciones distales, como

los dedos, donde la variabilidad y la menor visibilidad pueden dificultar la medición (Gajdosik & Bohannon, 1987; Martínez, 2019). Por ejemplo, al comparar el codo con los dedos, se observa que el codo presenta una menor variabilidad en el movimiento que la muñeca y los dedos, lo que también facilita su evaluación (Gajdosik & Bohannon, 1987).

Asimismo, las articulaciones proximales de la extremidad superior son más grandes y están más alejadas de otras estructuras, lo que permite una mejor visualización y medición desde distintos planos (frontal y sagital). En contraste, las articulaciones distales, como las de los dedos, son más pequeñas y suelen estar parcialmente ocultas, lo que dificulta su análisis preciso. Este fue el caso en el presente estudio, donde no se logró captar adecuadamente los puntos clave de la mano. Se ha observado que, al utilizar OpenPose, la precisión en la detección de puntos clave disminuye a medida que aumenta la complejidad y el número de puntos a identificar. Este efecto es particularmente notorio en articulaciones pequeñas, como las de las manos, donde se requiere una mayor resolución para una identificación precisa (Martínez, 2019). Además, la variabilidad en la alineación de los dedos y la influencia de otras articulaciones cercanas dificultan la extracción exacta de las características (Martínez, 2019). Esto se debe, en parte, a la menor cantidad de referencias óseas visibles y definidas en comparación con las articulaciones proximales, que cuentan con más puntos de referencia anatómicos evidentes que facilitan la medición. Para detectar articulaciones más pequeñas o segmentos distales y complejos, se necesitaría una mayor resolución en los videos, algo que no fue posible con la resolución de 640x480 píxeles utilizada en este proyecto. OpenPose, por ejemplo, ofrece mayor precisión para articulaciones grandes, pero su rendimiento disminuye significativamente en estructuras pequeñas, como los dedos (Martínez, 2019).

Por otro lado, los valores de Kappa que se encuentran entre 0.40 y 0.80, aunque no necesariamente indican una alta precisión, sí pueden considerarse útiles en la medición. En este rango se encuentran movimientos como la flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90° (0.47) y la sinergia flexora en la abducción de hombro (0.61). Sumado a esto, se esperaba que las repeticiones de la flexión dorsal/volar, analizadas desde el plano sagital con el codo a 90° y a 0°, produjeran mejores resultados que las evaluadas en el plano frontal, dado que el movimiento de flexión ocurre principalmente en el plano sagital. Aunque estos valores son válidos, sugieren la necesidad de optimizar la detección por parte del algoritmo. En este sentido, en el futuro sería recomendable incluir el análisis de múltiples planos de movimiento para obtener una evaluación más completa de los ítems.

De los 10 ítems evaluados, uno se analizó en dos componentes, específicamente la sinergia flexora, que incluyó la abducción del hombro y la flexión del codo. Nueve de los ítems fueron evaluados en el plano frontal, y cinco de ellos también se analizaron en el plano sagital, lo que permitió una visión más completa del movimiento. Sin embargo, el uso exclusivo del plano frontal para la mayoría de los ítems limita el análisis de movimientos que podrían beneficiarse de una evaluación desde otros planos, como el transversal. Por ejemplo, el ítem de pronosupinación de la escala FMA-ES podría evaluarse más efectivamente desde un plano transversal que capture mejor la rotación, y ciertos ítems que implican movimientos más complejos o requieren la combinación de los tres planos de movimiento, como el ítem de la sinergia flexora, también se beneficiarían de una evaluación más integral.

Si bien el sistema facilitó la evaluación de varios ítems, no todos alcanzaron el nivel de precisión esperado en comparación con la clasificación manual. Esta discrepancia se puede atribuir a

varios factores, como la calidad de la captura de vídeos, las vistas que se utilizaron, la variabilidad en la ejecución de los movimientos por parte de los pacientes, y la forma en que se extrajeron las características. Entonces, esta metodología aún requiere mejoras, ya que no solo es necesario realizar el cálculo en el plano correspondiente o combinar planos de movimiento, sino que también es fundamental entrenar un clasificador específico que sea capaz de diferenciar la orientación de la mano y, de esta forma, asignar correctamente el puntaje.

En los últimos años, se han desarrollado diversos sistemas automatizados para evaluar la función motora de la extremidad superior post-ACV basados en la escala FMA-ES. Lee & Lee (2018) propusieron un sistema que integra la cámara Kinect v2 y sensores de fuerza (FSR), logrando automatizar el 79% de los ítems de la escala FMA-ES sin el uso de técnicas de aprendizaje automático. Su enfoque basado en reglas alcanzó una precisión del 92%, destacándose por su sencillez y eficiencia. Por otro lado, Li et al. (2022) implementaron un sistema más avanzado, utilizando cámaras RGB-D combinadas con sensores de resistencia y aplicando una metodología híbrida que mezcla aprendizaje automático y lógica basada en reglas. Este enfoque permitió cubrir todos los ítems voluntarios de la FMA-UE, mostrando una alta concordancia con la evaluación de terapeutas expertos ( $r = 0,981$ ;  $p < 0,01$ ). Comparando ambos trabajos, se evidencia una evolución hacia sistemas más completos y precisos, donde la integración de técnicas de inteligencia artificial permite una mejor replicabilidad de la evaluación clínica, aunque con mayor complejidad tecnológica.

Por lo que, la baja precisión observada en los segmentos distales sugiere la necesidad de emplear una metodología más avanzada, como el entrenamiento de un clasificador especializado, por ejemplo, una máquina de soporte vectorial (SVM), ya que estas técnicas permiten aprender

patrones complejos a partir de múltiples características sin depender exclusivamente de la extracción de ángulos, lo cual ha demostrado ser ineficaz en ciertos ítems. Además, para mejorar la resolución de los puntos clave y capturar con mayor precisión movimientos pequeños, sería esencial optimizar la calidad de los videos, especialmente en áreas como las manos.

Las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) son una opción ideal para mejorar la precisión en la evaluación de la escala FMA-ES utilizando OpenPose. Sin embargo, dado que OpenPose es un modelo de estimación de poses en 2D, tiene limitaciones al no poder identificar con precisión si un segmento corporal está en una orientación anterior o posterior, ni diferenciar las vistas palmar y dorsal de la mano. Estas limitaciones afectan la evaluación de movimientos específicos, como la extensión de los dedos, la retracción y elevación del hombro, así como la supinación y pronación del antebrazo o los movimientos combinados.

La Máquina de Soporte Vectorial (SVM), un clasificador específico basado en un modelo de aprendizaje automático se utiliza para encontrar el hiperplano óptimo que separa las clases en un espacio bidimensional o multidimensional (Hsu & Lin, 2002). De este modo, aborda los problemas de clasificación al categorizar los datos en clases (2, 1, 0). Asimismo, se destaca por su efectividad en la clasificación multiclase, ya que se fundamenta en la relación entre diversas características (Hsu & Lin, 2002).

Esta capacidad puede extrapolarse a este proyecto, considerando la relación entre las distancias entre puntos clave y las posiciones relativas de los segmentos corporales. En el caso de mejorar el algoritmo de visión computacional, la SVM se utilizará para identificar movimientos clave, como la retracción y elevación del hombro, a partir de la distancia entre los hombros y la altura relativa respecto a la cabeza, compensando la falta de puntos clave en la escápula. Para los

movimientos combinados, como la flexión de codo, abducción de hombro y supinación, entre otros, la SVM permitirá analizar simultáneamente los ángulos y posiciones de estas articulaciones, lo que facilitará la clasificación correcta sin depender exclusivamente de los valores individuales de los ángulos.

En cuanto a la diferenciación entre flexión dorsal y volar de la mano, el clasificador SVM aprenderá a reconocer estos movimientos utilizando la diferencia de altura entre la muñeca y los dedos, junto con la posición relativa de la muñeca respecto al antebrazo. Para entrenar la SVM, se necesitará recopilar datos manualmente etiquetados con los puntajes 2, 1, 0, definir características relevantes para cada movimiento y entrenar el modelo que optimice la separación de clases. La evaluación del modelo se realizará con datos de prueba para medir su precisión y ajustar los parámetros según sea necesario.

Entonces, la variabilidad en la precisión de los ítems evaluados resalta la necesidad de ajustar tanto el procesamiento de vídeos como la configuración de los parámetros del algoritmo.

Como recomendación para futuros estudios, sería fundamental establecer criterios más precisos para definir las posiciones iniciales y finales de los movimientos, especialmente en aquellos que implican transiciones complejas, como la flexión dorsal/volar o la pronación/supinación. Asimismo, sería útil combinar los diferentes planos de movimiento. Además, investigar el uso de clasificadores específicos basados en modelos de aprendizaje automático que puedan medir con mayor precisión las variaciones en estos ángulos contribuiría a reducir los errores.

## 5. Conclusiones

El uso de algoritmos de visión computacional para la evaluación de escalas clínicas, como la Escala FMA-ES, presenta un gran potencial, pero con la metodología actual no es posible utilizar estos algoritmos de manera efectiva para la evaluación completa de esta escala. La escala FMA-ES, involucran movimientos complejos y articulaciones tanto proximales como distales, que se realizan en secuencias dinámicas, lo que representa un desafío significativo para los algoritmos actuales, especialmente con la configuración de OpenPose. Esta limitación impide una adecuada diferenciación y seguimiento de los movimientos, particularmente cuando se trata de articulaciones distales como los dedos.

A pesar de las dificultades encontradas, existen oportunidades para mejorar. La incorporación de tecnologías avanzadas, como una mayor resolución en los vídeos y el uso de modelos de aprendizaje automático (por ejemplo, máquinas de soporte vectorial), podría superar las limitaciones actuales, optimizando la evaluación al considerar variables como la orientación, el ángulo y la distancia de los segmentos corporales.

Con la metodología empleada en este proyecto, los algoritmos no son capaces de evaluar la escala FMA-ES con la precisión y fiabilidad requeridas. No obstante, las mejoras propuestas podrían convertir estos algoritmos en una herramienta valiosa para la evaluación automatizada de la función motora en pacientes con ACV.

Aunque la hipótesis no se cumplió en su totalidad, los hallazgos obtenidos permiten identificar áreas de mejora y orientar futuras investigaciones en el desarrollo de herramientas de evaluación que pasen de semiautomatizadas a completamente automatizadas.

## **6. Perspectiva del componente de innovación y transferencia**

### **6.1. Propuesta de modelo de negocio**

La principal limitación del proceso manual de la Escala FMA-ES es su ejecución lenta y la subjetividad en la asignación de puntajes, lo que puede generar inconsistencias y resultados no replicables. A pesar de contar con una buena validez de constructo, persiste la subjetividad debido a la preparación insuficiente de los evaluadores. Además, el procedimiento estandarizado actual ha sido validado exclusivamente en inglés, lo que restringe su aplicabilidad en otros idiomas.

El proyecto presenta una innovación en el ámbito de la investigación en rehabilitación neurológica, al semiautomatizar la evaluación de la función motora de la extremidad superior en pacientes con ACV mediante códigos de programación al utilizar un algoritmo de visión computacional, como el OpenPose. Este enfoque semiautomatiza el proceso tradicionalmente manual de evaluación de la Escala FMA-ES, lo que no solo mejorará la precisión y consistencia de los resultados al asignar los puntajes, sino que también se resuelve el problema con las limitaciones encontradas en este proyecto, que puede ser entrenando el clasificador específico en el futuro. La propuesta de valor se centra en ofrecer una herramienta semiautomatizada, basada en códigos de programación, para la evaluación de la Escala FMA-ES. A diferencia de la clasificación manual, esta solución intentó eliminar la subjetividad en la interpretación de los puntajes, para garantizar mediciones objetivas y consistentes. La semiautomatización propuesta mediante el uso de OpenPose mejora aspectos clave, como la eliminación de la subjetividad en la interpretación causada por la clasificación manual, especialmente en ítems relacionados con las

articulaciones proximales. Esto permite obtener evaluaciones objetivas y consistentes de los movimientos de la extremidad superior.

Con la metodología actual, solo dos de los diez ítems fueron considerados de alta precisión (abducción de hombro 0-90° y flexión de hombro 0-90°), mientras que otros tres fueron validados, pero sin alcanzar alta precisión. Actualmente, nos encontramos en una fase intermedia del proyecto, desarrollando un prototipo de software que necesita superar las limitaciones y problemas encontrados en el algoritmo de visión computacional. Para mejorar la precisión, es necesario aumentar la resolución de los videos y agregar planos de movimiento adicionales, lo que incrementa la complejidad técnica de la herramienta. Además, se requiere entrenar un clasificador específico para obtener resultados más precisos.

Si se resuelve este problema, se abordaría una limitación clave en entornos clínicos e investigativos, proporcionando una herramienta más precisa y eficiente. A medida que el proyecto avance hacia la versión final del producto, se integrará en una aplicación móvil o de escritorio, donde todas estas configuraciones técnicas estarán automatizadas. En esta versión final, los usuarios no tendrán que conectar cámaras externas ni ajustar manualmente los planos de movimiento; la aplicación reconocerá automáticamente el tipo de movimiento a analizar y ajustará todos los parámetros correspondientes.

En el futuro, se planea entrenar un clasificador específico y desarrollar una aplicación que asigne automáticamente los puntajes. En lugar de retrasar la evaluación debido a la necesidad de decidir qué puntaje asignar, el algoritmo de visión computacional asignará los puntajes en función de los movimientos observados. Esto permitirá que los evaluadores no entrenados realicen evaluaciones de manera rápida y precisa, mejorando la eficiencia y asegurando la consistencia

y objetividad en la asignación de puntajes, sin que los profesionales de la salud tengan que invertir tiempo deliberando que puntaje decidir.

Los usuarios serán profesionales de la salud e investigadores que trabajen con pacientes que hayan sufrido un ACV. Los principales beneficiarios serán los propios pacientes, quienes podrán acceder a una evaluación más eficiente y objetiva de su función motora, así como los investigadores, que dispondrán de una herramienta más precisa y accesible para sus estudios. Además, los clientes de esta solución incluirán centros de investigación, universidades, clínicas y hospitales, que podrán integrar esta herramienta en sus procesos de evaluación y rehabilitación.

Los early adopters serán principalmente investigadores clínicos y académicos interesados en la rehabilitación neurológica y en la mejora de los métodos de evaluación, así como clínicas y centros de rehabilitación que busquen optimizar las evaluaciones en sus procesos de atención.

El éxito en la implementación y adopción de la herramienta se evaluará a través de métricas tanto cuantitativas como cualitativas:

- Métricas cuantitativas: Se medirán la precisión de los puntajes en comparación con la evaluación manual, la reducción en el tiempo de evaluación de cada paciente, el número de usuarios que adoptan el sistema y la frecuencia de uso de este.
- Métricas cualitativas: Se evaluarán la satisfacción de los usuarios (investigadores y profesionales de salud), el impacto en la utilidad del sistema en el ámbito de la investigación y la calidad de la atención al paciente.

Los canales se enfocarán principalmente en plataformas en línea como GitHub y en los blogs de OpenPose, así como en centros de investigación, donde se pondrá a disposición del público el código fuente para la comunidad investigativa y clínica. En el futuro, se proporcionará información sobre cómo obtener la aplicación una vez que esté implementada.

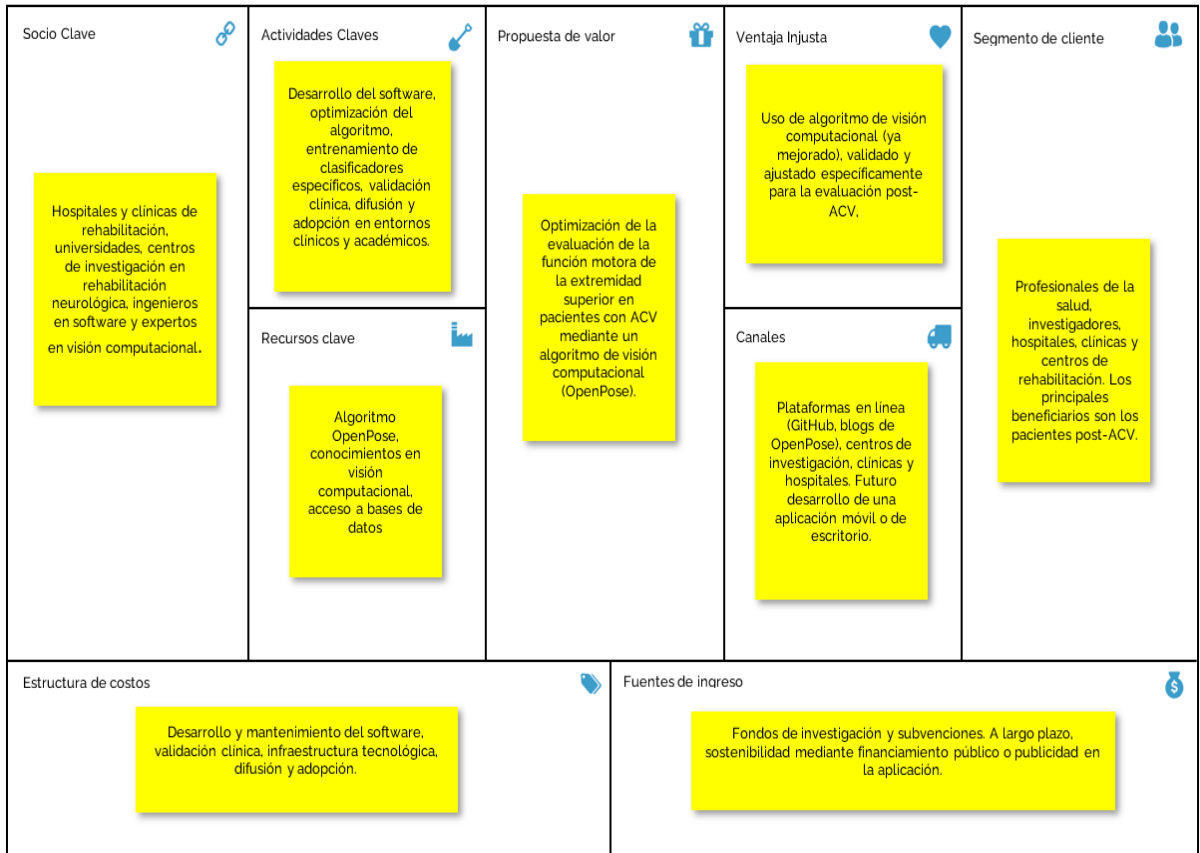
El Prototipo Mínimo Viable, consistirá en un sistema basado en OpenPose que permitirá la automatización de la evaluación de los movimientos de la extremidad superior para los ítems voluntarios de este instrumento. Este sistema puede ser presentado en el futuro como una aplicación de celular, que permite cargar los videos de los pacientes y obtener los puntajes de manera automática, con resultados exportables en formatos de informes clínicos.

A futuro, se proyecta el crecimiento de la plataforma, que podría incluir:

- Aplicaciones móviles, facilitando el uso en dispositivos portátiles.
- Mejoras en la interfaz de usuario para hacerla más intuitiva y accesible para los profesionales de la salud.

La estructura de costos en el futuro se basará principalmente en los gastos de desarrollo y mantenimiento del software, así como en los costos asociados a su distribución y promoción. El financiamiento inicial puede provenir de subvenciones académicas o fondos de investigación, ya que el sistema se ofrecerá gratuitamente a los profesionales de la salud y a los investigadores.

A continuación, se presenta el formato Canvas en la figura 10, la cual resume el modelo de negocio descrito previamente y su posible implementación futura, una vez se realicen las mejoras necesarias para superar las limitaciones identificadas en el algoritmo.



**Figura 10.**

*Modelo de negocio en formato Canvas*

## 6.2. Capacidades, equipo, colaboradores y alianzas

El desarrollo de este proyecto se apoyó en una serie de capacidades y recursos existentes que facilitaron su implementación y crecimiento. En primer lugar, se contaba con el protocolo y manual de uso de la escala FMA-ES, los cuales fueron elementos fundamentales para llevar a cabo el proceso de evaluación de la función motora en pacientes con ACV y compararlo luego con el algoritmo. De hecho, OpenPose, el algoritmo que se utilizó como base para la extracción de características y la automatización del análisis de movimientos de la extremidad superior, era un software gratuito y validado siendo respaldado por las investigaciones. OpenPose facilitaba

el análisis de la estimación de pose, y mediante la extracción de características y asignación de puntajes mediante códigos de precisión, ayudaba a mejorar significativamente la precisión y objetividad de esta evaluación.

En términos de infraestructura, se disponía del espacio necesario para reclutar a los participantes del estudio, quienes fueron seleccionados tanto del Centro de Habilidades Clínicas de la UMCE como del proyecto Fondecyt 11221226. Además, se contó con el apoyo del proyecto Fondecyt, lo que brindó respaldo en términos de recursos y credibilidad, además de facilitar el reclutamiento de una muestra de pacientes con ACV. También se estableció conexión con profesionales con experiencia previa en algoritmos de visión computacional, quienes se ofrecieron a asesorar en el proyecto.

A pesar de contar con estos recursos, se reconoce la importancia de buscar nuevas alianzas para reclutar la muestra de usuarios post ACV para fortalecer aún más el proyecto. Un área clave en la que se necesitan capacidades adicionales es la del desarrollo y optimización del algoritmo de visión computacional. Aunque se cuenta con el software OpenPose como base, será necesario contar con un equipo técnico especializado en programación para adaptar y optimizar el sistema en el futuro para las necesidades específicas de la evaluación de la función motora en pacientes con ACV. Este equipo deberá estar formado por ingenieros en software que puedan trabajar en la integración de OpenPose con la Escala FMA-ES para transformarla en una aplicación.

Para fortalecer la viabilidad y el impacto del proyecto, es fundamental establecer alianzas con diferentes tipos de organizaciones e instituciones. Las alianzas con hospitales y clínicas, especialmente aquellas especializadas en rehabilitación neurológica y tratamiento post-ACV.

Estas entidades pueden incorporar la herramienta en sus procesos de evaluación y rehabilitación, brindando así una validación práctica y acceso directo a los usuarios finales.

Asimismo, alianzas con plataformas de investigación en salud y rehabilitación, como redes académicas, pueden contribuir a la difusión de la herramienta en el ámbito académico y profesional.

### **6.3. Impacto Potencial Económico y Social esperados**

El proyecto propuesto, que emplea un algoritmo de visión computacional para semiautomatizar la evaluación de la escala FMA-ES después de un ACV, presenta potenciales impactos económicos y sociales.

En términos económicos, este proyecto busca fomentar la adopción global de la herramienta, mejorando la evaluación de la escala FMA-ES, que es ampliamente utilizada en investigaciones. Una estrategia clave para garantizar su implementación y sostenibilidad a largo plazo sería gestionar fondos concursables que permitan financiar el desarrollo y la transferencia de la tecnología. Para asegurar la continuidad del proyecto, se podría considerar la creación de una fundación o corporación encargada de la mantención de la aplicación, que podría financiarse mediante la publicidad dentro de la aplicación. Asimismo, podrían explorarse convocatorias específicas en salud y tecnología, que impulsen proyectos orientados a mejorar la atención médica y la rehabilitación, con un enfoque en asegurar la viabilidad financiera del proyecto a largo plazo.

Posteriormente, la mantención y evolución de la herramienta podría ser asumida por una corporación que utilice modelos de financiamiento sostenibles. Esto incluye estrategias como la

inclusión de publicidad dentro de una futura aplicación móvil, generando ingresos que aseguren la continuidad del proyecto sin costos directos para los usuarios finales.

Además, en el futuro se busca la posibilidad de realizar análisis a través de aplicaciones móviles, lo que facilita su uso por parte de profesionales de la salud en diversos contextos. Esto podría estimular la investigación y el desarrollo en el campo de la rehabilitación post ACV, ya que la herramienta permitirá la recolección y análisis de datos de manera más precisa, facilitando estudios a mayor escala.

Desde una perspectiva social, la técnica propuesta si se mejora las limitaciones metodológicas podría mejorar el acceso a evaluaciones de rehabilitación y proporcionar mediciones más precisas y consistentes, mejorando así la calidad general de la atención. Por lo que, facilita la identificación de pacientes aptos para ingresar a estudios de investigación y permitiría evaluar de manera más efectiva los resultados de los tratamientos, al posibilitar una comparación clara entre los puntajes iniciales y finales. Con esto, se contribuye a optimizar la toma de decisiones clínicas y a generar nuevas evidencias científicas para mejorar las prácticas de rehabilitación.

## 7. Referencias

- Canning, C. G., Ada, L., & O'Dwyer, N. J. (2000). Abnormal muscle activation characteristics associated with loss of dexterity after stroke. *Journal Of The Neurological Sciences*, 176(1), 45-56. [https://doi.org/10.1016/s0022-510x\(00\)00305-1](https://doi.org/10.1016/s0022-510x(00)00305-1).
- Cao, Z., Simon, T., Wei, S. E., & Sheikh, Y. (2017). Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 7291-7299). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1611.08050>.
- Cirstea, M. C., & Levin, M. F. (2000). Compensatory strategies for reaching in stroke. *Brain : a journal of neurology*, 123 ( Pt 5), 940-953. <https://doi.org/10.1093/brain/123.5.940>.
- Cmu-Perceptual-Computing-Lab. (s. f.). *GitHub - CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose: OpenPose: Real-time multi-person keypoint detection library for body, face, hands, and foot estimation*. GitHub. <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>.
- Cramer, S. C., Nelles, G., Benson, R. R., Kaplan, J. D., Parker, R. A., Kwong, K. K., Kennedy, D. N., Finklestein, S. P., & Rosen, B. R. (1997). A Functional MRI Study of Subjects Recovered From Hemiparetic Stroke. *Stroke*, 28(12), 2518-2527. <https://doi.org/10.1161/01.str.28.12.2518>.
- De Weerd, W. (1985). Measuring recovery of arm-hand function in stroke patients: A comparison of the Brunnstrom-Fugl-Meyer test and the Action Research Arm test. *Physiotherapy Canada*, 37(2), 65-70. <https://doi.org/10.3138/ptc.37.2.065>.
- Fang, H., Xie, S., Tai, Y., & Lu, C. (2016). ROMPE: Regional Multi-person pose estimation. arXiv (Cornell University). <https://doi.org/10.48550/arxiv.1612.00137>
- Feigin, V., Stark, B., Johnson, C. O., Roth, G. A., Bisignano, C., Gebreheat, G., Abbasifard, M., Abbasi-Kangevari, M., Abd-Allah, F., Abedi, V., Abualhasan, A., Abu-Rmeileh, N. M. E., Abushouk, A. I., Adebayo, O., Agarwal, G., Agasthi, P., Ahinkorah, B. O., Ahmad, S., Ahmadi, S., . . . Gela, J. D. (2021). Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990-2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019. *Lancet Neurology*, 20(10), 795-820. [https://doi.org/10.1016/s1474-4422\(21\)00252-0](https://doi.org/10.1016/s1474-4422(21)00252-0).
- Fernández, E. M., Baptista, P., & Hernández, R. (1998). *Metodología de la investigación*. Júpiter.

- Fugl-Meyer, A. R., Jääskö, L., Leyman, I., Olsson, S., & Steglind, S. (1975). The post-stroke hemiplegic patient. 1. a method for evaluation of physical performance. *Scandinavian journal of rehabilitation medicine*, 7(1), 13–31. <https://doi.org/10.2340/165019777133>.
- Gajdosik, R. L., & Bohannon, R. W. (1987). Clinical measurement of range of motion: review of goniometry emphasizing reliability and validity. *Physical therapy*, 67(12), 1867-1872.
- Geed, S., Lane, C. J., Nelsen, M. A., Wolf, S. L., Winstein, C. J., & Dromerick, A. W. (2021). Inaccurate Use of the Upper Extremity Fugl-Meyer Negatively Affects Upper Extremity Rehabilitation Trial Design: Findings From the ICARE Randomized Controlled Trial. *Archives Of Physical Medicine And Rehabilitation*, 102(2), 270-279. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2020.08.019>.
- Gladstone, D. J., Danells, C., & Black, S. E. (2002). The Fugl-Meyer Assessment of Motor Recovery after Stroke: A Critical Review of Its Measurement Properties. *Neurorehabilitation And Neural Repair*, 16(3), 232-240. <https://doi.org/10.1177/154596802401105171>.
- Gomez, C., Oller, J., & Paradells, J. (2012). Descripción general y evaluación de Bluetooth de bajo consumo: una tecnología inalámbrica emergente de bajo consumo. *Sensores*, 12 (9), 11734-11753.
- Gu, Y., Zhang, H., & Kamijo, S. (2020). Multi-Person Pose Estimation using an Orientation and Occlusion Aware Deep Learning Network. *Sensors*, 20(6), 1593. <https://doi.org/10.3390/s20061593>.
- Hedna, V. S., Jain, S., Rabbani, O., & Nadeau, S. E. (2013). Mechanisms of arm paresis in middle cerebral artery distribution stroke: Pilot study. *The Journal Of Rehabilitation Research And Development*, 50(8). <https://doi.org/10.1682/jrrd.2012.10.0194>
- Howard, G., & Goff, D. C. (2012). Population shifts and the future of stroke: forecasts of the future burden of stroke. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1268, 14–20. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2012.06665.x>
- Hsu, C. W., & Lin, C. J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE transactions on Neural Networks*, 13(2), 415-425.
- Huang, L., & Liu, G. (2021). Functional motion detection based on artificial intelligence. *The Journal Of Supercomputing*, 78(3), 4290-4329. <https://doi.org/10.1007/s11227-021-04037-3>

- Ingram, L. A., Butler, A. A., Brodie, M. A., Lord, S. R., & Gandevia, S. C. (2021). Quantifying upper limb motor impairment in chronic stroke: a physiological profiling approach. *Journal Of Applied Physiology*, *131*(3), 949-965. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00078.2021>.
- Landis JR, Koch GG. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*. 1977 Mar;33(1):159-74. PMID: 843571.
- Lee S, Lee YS, Kim J. Automated Evaluation of Upper-Limb Motor Function Impairment Using Fugl-Meyer Assessment. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 2018 Jan;26(1):125-134
- Li, Y., Li, C., Shu, X., Sheng, X., Jia, J., & Zhu, X. (2022). A Novel Automated RGB-D Sensor-Based Measurement of Voluntary Items of the Fugl-Meyer Assessment for Upper Extremity: A Feasibility Study. *Brain Sciences*, *12*(10), 1380. <https://doi.org/10.3390/brainsci12101380>.
- Lin, J., Hsueh, I., Sheu, C., & Hsieh, C. (2004). Psychometric properties of the sensory scale of the Fugl-Meyer Assessment in stroke patients. *Clinical Rehabilitation*, *18*(4), 391-397. <https://doi.org/10.1191/0269215504cr737oa>.
- Localio, A. R., Stack, C. B., Meibohm, A. R., Ross, E. A., Guallar, E., Wong, J. B., Cornell, J. E., Griswold, M. E., & Goodman, S. N. (2018). Inappropriate Statistical Analysis and Reporting in Medical Research: Perverse Incentives and Institutional Solutions. *Annals of internal medicine*, *169*(8), 577–578. <https://doi.org/10.7326/M18-2516>.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal Of Computer Vision*, *60*(2), 91-110. <https://doi.org/10.1023/b:visi.0000029664.99615.94>.
- Maceira-Elvira, P., Popa, T., Schmid, A. C., & Hummel, F. C. (2019). Wearable technology in stroke rehabilitation: towards improved diagnosis and treatment of upper-limb motor impairment. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, *16*(1), 142. <https://doi.org/10.1186/s12984-019-0612-y>
- Mathis, A., Mamidanna, P., Cury, K. M., Abe, T., Murthy, V. N., Mathis, M. W., & Bethge, M. (2018). DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning. *Nature Neuroscience*, *21*(9), 1281-1289. <https://doi.org/10.1038/s41593-018-0209-y>.
- Martinez, G. H. (2019). Openpose: Whole-body pose estimation. *Ph. D. dissertation*.

- Ministerio de Salud. (2021). Estadísticas de defunciones por causa básica de muerte 2019. Departamento de Estadísticas e Información en Salud.
- Nath, T., Mathis, A., Chen, A. C., Patel, A., Bethge, M., & Mathis, M. W. (2019). Using DeepLabCut for 3D markerless pose estimation across species and behaviors. *Nature Protocols*, 14(7), 2152-2176. <https://doi.org/10.1038/s41596-019-0176-0>.
- Nijland, R. H., van Wegen, E. E., Harmeling-van der Wel, B. C., Kwakkel, G., & EPOS Investigators (2010). Presence of finger extension and shoulder abduction within 72 hours after stroke predicts functional recovery: early prediction of functional outcome after stroke: the EPOS cohort study. *Stroke*, 41(4), 745–750. <https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.109.572065>.
- Norkin, C. C., & White, D. J. (2016). *Measurement of joint motion: a guide to goniometry*. FA Davis.
- Pike, S., Lannin, N. A., Wales, K., & Cusick, A. (2018). A systematic review of the psychometric properties of the Action Research Arm Test in neurorehabilitation. *Australian Occupational Therapy Journal*, 65(5), 449-471. <https://doi.org/10.1111/1440-1630.12527>.
- Sathian, K., Buxbaum, L. J., Cohen, L. G., Krakauer, J. W., Lang, C. E., Corbetta, M., & Fitzpatrick, S. M. (2011). Neurological Principles and Rehabilitation of Action Disorders. *Neurorehabilitation And Neural Repair*, 25(5\_suppl), 21S-32S. <https://doi.org/10.1177/1545968311410941>.
- See, J., Dodakian, L., Chou, C., Chan, V., McKenzie, A., Reinkensmeyer, D. J., & Cramer, S. C. (2013). A Standardized Approach to the Fugl-Meyer Assessment and Its Implications for Clinical Trials. *Neurorehabilitation And Neural Repair*, 27(8), 732-741. <https://doi.org/10.1177/1545968313491000>.
- Szeliski, R. (2022). *Computer vision: algorithms and applications*. Springer Nature.
- Vonstad EK, Su X, Vereijken B, Bach K, Nilsen JH. Comparison of a Deep Learning-Based Pose Estimation System to Marker-Based and Kinect Systems in Exergaming for Balance Training. *Sensors*. 2020; 20(23):6940. <https://doi.org/10.3390/s20236940>.
- Walmsley, C. P., Williams, S. A., Grisbrook, T., Elliott, C., Imms, C., & Campbell, A. (2018). Measurement of Upper Limb Range of Motion Using Wearable Sensors: A Systematic Review. *Sports Medicine - Open/Sports Medicine - Open*, 4(1). <https://doi.org/10.1186/s40798-018-0167-7>.
- Wolf, S. L., Catlin, P. A., Ellis, M. D., Archer, A. L., Morgan, B., & Piacentino, A.

(2001). Assessing Wolf Motor Function Test as Outcome Measure for Research in Patients After Stroke. *Stroke*, 32(7), 1635-1639. <https://doi.org/10.1161/01.str.32.7.1635>.

- Yang, C. C., & Hsu, Y. L. (2010). A review of accelerometry-based wearable motion detectors for physical activity monitoring. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 10(8), 7772–7788. <https://doi.org/10.3390/s100807772>.
- Zhang, M., Zhou, Y., Xu, X., Ren, Z., Zhang, Y., Liu, S., & Luo, W. (2023). Multi-view emotional expressions dataset using 2D pose estimation. *Scientific Data*, 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41597-023-02551-y>.

## 8. Material Suplementario

### Anexo 1. Fugl-Meyer Assessment Extremidad Superior (FMA-ES)

**VALORACIÓN DE FUGL-MEYER  
EXTREMIDAD SUPERIOR (FMA-ES)**

**Identificación:**

**Fecha:**

**Valoración de la función sensoriomotora**

**Examinador:**

*Fugl-Meyer AR, Jääskö L, Leyman I, Olsson S, Steglind S. The post-stroke hemiplegic patient. A method for evaluation of physical performance. Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine 1975, 7:13-31.*

<b>A. EXTREMIDAD SUPERIOR, posición sedente</b>					
<b>I. Actividad refleja</b>		ning.	puede ser provocada		
<b>Flexores:</b> Bíceps y flexores de los dedos (al menos uno)		0	2		
<b>Extensores:</b> Tríceps		0	2		
Subtotal I (máx. 4)					
<b>II. Movimiento voluntario dentro de sinergias, sin ayuda gravitacional</b>		ning.	parcial	total	
<b>Sinergia flexora:</b> Mano desde rodilla contralateral hasta oído ipsilateral. Desde la sinergia extensora (aducción de hombro/rotación interna, extensión del codo, pronación del antebrazo) hasta la sinergia flexora (abducción del hombro /rotación externa, flexión del codo, supinación del antebrazo).	Hombro	Retracción	0	1	2
		Elevación	0	1	2
		Abducción (90°)	0	1	2
		Rotación externa	0	1	2
	Codo	Flexión	0	1	2
<b>Sinergia extensora:</b> Mano desde el oído ipsilateral hasta la rodilla contralateral	Antebrazo	Supinación	0	1	2
	Hombro	Aducción/rotac. inter	0	1	2
	Codo	Extensión	0	1	2
	Antebrazo	Pronación	0	1	2
Subtotal II (máx. 18)					
<b>III. Movimiento voluntario mezclando sinergias, sin compensación</b>		ning.	parcial	total	
<b>Mano hasta la columna lumbar</b> Mano sobre regazo	No puede realizar, mano en frente a espina iliaca antero-superior		0		
	Mano detrás de espina iliaca antero-superior (sin compensación)			1	
	Mano hasta la columna lumbar (sin compensación)				2
<b>Flexión de hombro 0°-90°</b> Codo a 0° Pronación-supinación 0°	Abducción inmediata o flexión de codo		0		
	Abducción o flexión de codo durante movimiento 90° de flexión, no abducción de hombro ni flexión de codo			1	2
<b>Pronación-supinación</b> Codo a 90° Hombro a 0°	No pronación/supinación, imposible posición inicio		0		
	Pronación/supinación limitada, mantiene posición de inicio Pronación/supinación completa, mantiene posición de inicio			1	2
Subtotal III (máx. 6)					
<b>IV. Movimiento voluntario con poca o ninguna sinergia</b>		ning.	parcial	total	
<b>Abducción de hombro 0°-90°</b> Codo a 0° Antebrazo pronado	Supinación inmediata o flexión de codo		0		
	Supinación o flexión de codo durante movimiento 90° de abducción, mantiene extensión y pronación			1	2
<b>Flexión de hombro 90°-180°</b> Codo a 0° Pronación-supinación 0°	Abducción inmediata o flexión de codo		0		
	Abducción o flexión de codo durante movimiento Flexión de 180°, no abducción de hombro o flexión de codo			1	2
<b>Pronación/supinación</b> Codo a 0° Hombro a flexión de 30°-90°	No pronación/supinación, imposible posición inicio		0		
	Pronación/supinación limitada, mantiene posición de inicio Pronación/supinación completa, mantiene posición de inicio			1	2
Subtotal IV (máx. 6)					
<b>V. Actividad refleja normal</b> evaluada solo si se logra puntaje total de 6 en parte IV					
Bíceps, Tríceps, Flexores de dedos	0 puntos en parte IV o 2 de 3 reflejos marcadamente hiperactivos		0		
	1 reflejo marcadamente hiperactivo o al menos 2 reflejos enérgicos Máximo de 1 reflejo enérgico, ninguno hiperactivo			1	2
Subtotal V (máx. 2)					
<b>Total A. EXTREMIDAD SUPERIOR (máx. 36)</b>					

<b>B. MUÑECA</b> se puede dar apoyo en el codo para adoptar o mantener la posición, no apoyo en muñeca, verifique rango pasivo de movimiento antes de realizar prueba		ning.	parcial	total
<b>Estabilidad a flexión dorsal de 15°</b> Codo a 90°, antebrazo pronado Hombro a 0°	Flexión dorsal activa menor de 15° 15° de Flexión dorsal, no tolera resistencia Mantiene flexión dorsal contra resistencia	0	1	2
<b>Flexión dorsal/volar repetida</b> Codo a 90°, antebrazo pronado Hombro a 0° leve (flexión de los dedos)	No puede realizar voluntariamente Rango de movimiento activo limitado Rango de movimiento activo completo, fluido	0	1	2
<b>Estabilidad a flexión dorsal de 15°</b> Codo a 0°, antebrazo pronado Leve flexión/abducción de hombro	Flexión dorsal activa menor de 15° 15° de flexión dorsal, sin resistencia Mantiene posición contra resistencia	0	1	2
<b>Flexión dorsal/volar repetida</b> Codo a 0°, antebrazo pronado Leve flexión/abducción de hombro	No puede realizar voluntariamente Rango de movimiento activo limitado Rango de movimiento activo completo, fluido	0	1	2
<b>Circunducción</b> Codo a 90°, antebrazo pronado, hombro a 0°	No puede realizar voluntariamente Movimiento brusco o incompleto Circunducción completa y suave	0	1	2
<b>Total B (máx. 10)</b>				

<b>C. MANO</b> se puede dar apoyo en el codo para mantener flexión de 90°, no apoyo en la muñeca, compare con mano no afectada, los objetos están interpuestos, agarre activo		ning.	parcial	total
<b>Flexión en masa</b>	Desde extensión total activa o pasiva	0	1	2
<b>Extensión en masa</b>	Desde flexión total activa o pasiva	0	1	2
<b>AGARRE</b>				
<b>a. Agarre de gancho</b> flexión en IFP y IFD (dígitos II – V) Extensión en MCF II-V	No puede realizar Puede mantener posición pero débil Mantiene posición contra resistencia	0	1	2
<b>b. Aducción de pulgar</b> 1er CMC, MCF, IFP a 0°, trozo de papel Entre pulgar y 2da articulación MCF	No puede realizar Puede sostener papel pero no contra tirón Puede sostener papel contra tirón	0	1	2
<b>c. Agarre tipo pinza, oposición</b> Pulpejo del pulgar, contra pulpejo del 2 do dedo, se tira o hala el lápiz hacia arriba	No puede realizar Puede sostener lápiz pero no contra tirón Puede sostener lápiz contra tirón	0	1	2
<b>d. Agarre cilíndrico</b> Objeto en forma cilíndrica (pequeña lata) Se tira o hala hacia arriba con oposición en dígitos I y II	No puede realizar Puede sostener cilindro pero no contra tirón Puede sostener cilindro contra tirón	0	1	2
<b>e. Agarre esférico</b> Dedos en abducción/flexión, pulgar opuesto, bola de tenis	No puede realizar Puede sostener bola pero no contra tirón Puede sostener bola contra tirón	0	1	2
<b>Total C (máx. 14)</b>				

<b>D. COORDINACIÓN/VELOCIDAD</b> después de una prueba con ambos brazos, con los ojos vendados, punta del dedo índice desde la rodilla hasta la nariz, 5 veces tan rápido como sea posible		marcado	leve	ninguno
<b>Temblor</b>	Al menos 1 movimiento completo	0	1	2
<b>Dismetria</b>	Pronunciada o asistemática Leve y sistemática No dismetria	0	1	2
		> 6s	2 - 5s	< 2s
<b>Tiempo</b> Inicio y final con la mano sobre la rodilla	Al menos 6 seg. más lento que el lado no afectado 2-5 seg. más lento que el lado no afectado Menos de 2 segundos de diferencia	0	1	2
<b>Total D (máx. 6)</b>				
<b>Total A-D (máx.6)</b>				

<b>H. SENSACIÓN</b> , extremidad superior con los ojos vendados, comparado con el lado no afectado		anestesia	hipoestesia disestesia	normal
<b>Tacto Suave</b>	Brazo, antebrazo, superficie palmar de mano	0 0	1 1	2 2
<b>Posición</b> Pequeña alteración en la posición		ausencia menos de ¼ correcto	¾ correcto considerable diferencia	correcto 100% poca o no diferencia
	Hombro	0	1	2
	Codo	0	1	2
	Muñeca	0	1	2
	Pulgar (articulación - IF)	0	1	2
<b>Total H. (máx. 12)</b>				

<b>I. MOVIMIENTO ARTICULAR PASIVO</b> , extremidad superior				<b>J. DOLOR ARTICULAR</b> durante movimiento pasivo, extremidad superior		
Posición sedente, compare con lado no afectado	solo pocos grados (menos de 10° en hombro)	disminuido	normal	dolor constante pronunciado durante o al final del movimiento o dolor muy marcado al final del movimiento	algún dolor	no dolor
<b>Hombro</b>						
Flexión (0°-180°)	0	1	2	0	1	2
Abducción (0°-90°)	0	1	2	0	1	2
Rotación externa	0	1	2	0	1	2
Rotación interna	0	1	2	0	1	2
<b>Codo</b>						
Flexión	0	1	2	0	1	2
Extensión	0	1	2	0	1	2
<b>Antebrazo</b>						
Pronación	0	1	2	0	1	2
Supinación	0	1	2	0	1	2
<b>Muñeca</b>						
Flexión	0	1	2	0	1	2
Extensión	0	1	2	0	1	2
<b>Dedos</b>						
Flexión	0	1	2	0	1	2
Extensión	0	1	2	0	1	2
<b>Total I (máx. 24)</b>				<b>Total J(max. 24)</b>		

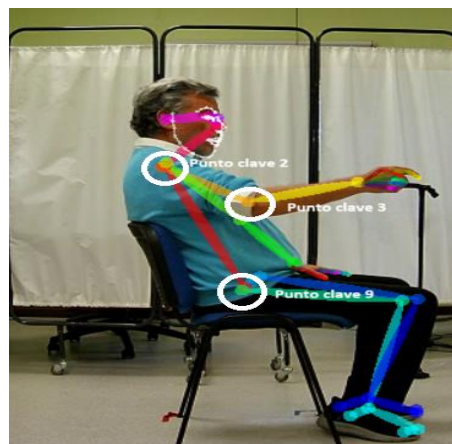
<b>A. EXTREMIDAD SUPERIOR</b>	/36
<b>B. MUÑECA</b>	/10
<b>C. MANO</b>	/14
<b>D. COORDINACIÓN/VELOCIDAD</b>	/6
<b>TOTAL A - D (función motora)</b>	/66

<b>H. SENSACION</b>	/12
<b>I. MOVIMIENTO ARTICULAR PASIVO</b>	/24
<b>J. DOLOR ARTICULAR</b>	/24

## Anexo 2. Procedimiento de Cálculo de Ángulos, Momentos Clave y Asignación de Puntajes de los ítems evaluados de la escala FMA-ES

### 2. Ítem Flexión de hombro 0-90°

Para este ítem, se sigue el mismo procedimiento que en el caso anterior para extraer los ángulos. En la figura 11, se presenta un extracto de vídeo que ilustra los puntos clave de OpenPose utilizados como puntos de referencia y móviles para calcular el ángulo inicial y final de la flexión de hombro de la extremidad superior derecha.



**Figura 11.**

*Extracto de vídeo: Ejemplo de puntos clave de OpenPose para extraer el ángulo inicial y final de la flexión de hombro de la extremidad superior derecha en el Ítem de Flexión de hombro (0°-90°).*

También se extrajo el ángulo instantáneo del codo, utilizando los mismos puntos de referencia, puntos móviles y puntos clave que en el ítem anterior. Para asignar el puntaje en este ítem, se aplicaron las mismas condiciones utilizadas en el cálculo de la abducción de hombro.

### 3. Ítem Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°

Se sigue el mismo procedimiento que los ítems anteriores para calcular los ángulos y vectores. El análisis se realiza en función de si el movimiento corresponde al lado afectado o no afectado. En el caso del lado no afectado o afectado, se identifican las posiciones relevantes para el cálculo del ángulo de la abducción del hombro. Para cada intento del sujeto, se extraen las coordenadas (“x” e “y”) de los puntos de clave correspondientes al movimiento. Este proceso se enfoca en tres momentos clave dentro de la secuencia de frames:

- **Ángulo Inicial (posición neutra):** Se calculó en el primer cuadro de la secuencia de movimiento. Este valor representó la posición inicial de la articulación.
- **Ángulo instantáneo:** Este valor se calcula en el cuadro para cada fotograma en el que se realiza el movimiento, es decir, para cada punto registrado en cada fotograma de la secuencia de movimiento. Se determina un ángulo instantáneo para la flexión dorsal y la flexión volar. Este paso recorre todos los fotogramas, calcula los ángulos en cada uno y, al mismo tiempo, detecta el ángulo máximo (flexión dorsal) y el ángulo mínimo (flexión volar).
- **Ángulo máximo:** Corresponde a la flexión dorsal. El valor inicial del ángulo máximo se establece en -Inf. Luego, si el ángulo instantáneo (angulo\_inst) es mayor que el valor actual de ángulo máximo, se actualiza el ángulo máximo con el valor de “angulo\_inst”. Esto garantiza que se mantendrá el valor más alto encontrado hasta el momento (el ángulo máximo de flexión dorsal).
- **Ángulo mínimo:** Corresponde a la flexión volar. El valor inicial del ángulo mínimo se establece en Inf. Luego, si el ángulo instantáneo (angulo\_inst) es menor que el valor

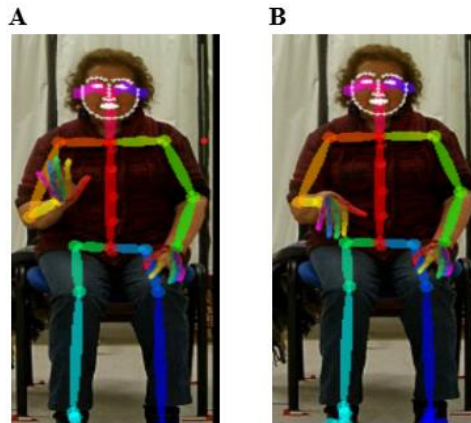
actual de ángulo mínimo, se actualiza el ángulo mínimo con el valor de “angulo\_inst”. Esto asegura que se mantendrá el valor más bajo encontrado hasta el momento (el ángulo mínimo de flexión volar).

Para la flexión volar/dorsal de muñeca, se seleccionan tres puntos claves:

- **Punto de referencia:** Se selecciona la muñeca. Para la muñeca derecha, se elige el punto clave "4" del modelo preentrenado BODY\_25 de OpenPose, y para el hombro izquierdo, se selecciona el punto clave "7".
- **Punto móvil 1:** Se selecciona el codo. Para el codo derecho, se elige el punto clave "3" del modelo BODY\_25 de OpenPose, y para el codo izquierdo, se selecciona el punto clave "6".
- **Punto móvil 2:** Se selecciona el metacarpo, en primera instancia se elige el dedo índice. Los puntos clave utilizados provienen de un modelo preentrenado llamado “Hand” que tiene 21 puntos clave.

En este modelo, los puntos claves “5” y “9” corresponden al metacarpo del segundo metacarpo y tercer metacarpo, respectivamente. Si los datos correspondientes al punto clave 5 no son suficientes (menos de 5 filas), el código cambia la búsqueda a la posición 9 y utiliza los puntos correspondientes al tercer metacarpo. En la vista sagital, se selecciona el punto clave “17” (quinto metacarpo) como referencia principal. Sin embargo, si los datos correspondientes a este punto son insuficientes (menos de 5 filas), el código ajusta automáticamente la búsqueda y utiliza el punto clave “13” (cuarto metacarpo) como alternativa.

El movimiento comienza desde la posición neutra, luego se realiza una flexión dorsal (como se muestra en la figura 12A) y, a continuación, se dirige hacia la flexión volar (como se muestra en la figura 12B).



**Figura 12.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior derecha en el ítem de flexión dorsal/volar con el codo a 90° (vista frontal). El movimiento inicia en posición neutra, se dirige hacia la flexión dorsal (A) y luego finaliza en una flexión volar (B).*

Para asignar el puntaje, se siguió el siguiente procedimiento: la evaluación de las puntuaciones de cada sujeto se basó en las condiciones establecidas para los ángulos, lo que permitió clasificar el movimiento de flexión dorsal y volar de la muñeca en diferentes categorías.

- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo mínimo debe ser mayor o igual a 60° y el ángulo máximo debe ser mayor o igual a 70°.

- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo mínimo es mayor o igual a  $10^{\circ}$  y menor que  $60^{\circ}$ , y el ángulo máximo es mayor o igual a  $10^{\circ}$  y menor que  $70^{\circ}$ .
- Se asigna un puntaje de 0 puntos:
  - Tanto el ángulo mínimo como el ángulo máximo son menores a  $10^{\circ}$ .

La decisión de establecer estos ángulos para asignar puntajes se basa en los rangos de movimiento definidos para la flexión dorsal (también conocida como extensión de muñeca) y la flexión volar (o flexión palmar de muñeca). Para ello, se tomaron como referencia los ángulos establecidos por la American Academy of Orthopaedic Surgeons (AAOS) y la American Medical Association (AMA) (Norkin & White, 2016). Según estas instituciones, el rango de movimiento considerado normal para la extensión (o flexión dorsal) y flexión palmar (o flexión volar) de la muñeca oscila entre  $60^{\circ}$  y  $80^{\circ}$  respectivamente (Norkin & White, 2016). La AAOS menciona que, para la extensión, se considera normal un ángulo de  $70^{\circ}$ , aunque algunos estudios indican que la extensión puede llegar hasta los  $80^{\circ}$ . En cuanto a la flexión, el rango varía, con algunos estudios considerando  $80^{\circ}$  como normal (Norkin & White, 2016).

El puntaje de 0 puntos se otorga cuando el movimiento no se realiza de manera voluntaria. No obstante, dado que no todos los participantes pueden mantener una posición completamente neutra para comenzar desde  $0^{\circ}$ , se ha establecido un rango de entre  $0^{\circ}$  y  $10^{\circ}$ . Si se logra realizar un movimiento, aunque sea mínimo, que supere los  $10^{\circ}$ , se considerará dentro del rango y se asignará 1 punto.

#### 4. Ítem Flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°

Se sigue el mismo procedimiento que en el ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90° para la extracción de características.

#### 5. Ítem Pronación/supinación con el codo a 90°

Para calcular el ángulo entre tres puntos (un punto de referencia y dos puntos móviles), se define una función llamada “calcula\_angulo”. Esta función emplea la fórmula del producto punto entre dos vectores para determinar el ángulo entre ellos. Primero, se crean dos vectores, A y B, que conectan el “punto\_referencia” con los otros dos puntos (“punto\_movil\_1” y “punto\_movil\_2”). Luego, se calcula el producto punto de los dos vectores. A continuación, se calculan las magnitudes de los vectores A y B. Para determinar el signo del ángulo, se utiliza el producto cruzado: si el producto cruzado es negativo, el ángulo es negativo, lo que indica una rotación en sentido contrario a las agujas del reloj.

El análisis se realiza en función de si el movimiento corresponde al lado afectado o no afectado. En el caso del lado no afectado o afectado, se identifican las posiciones relevantes para el cálculo del ángulo. Para cada intento del sujeto, se extraen las coordenadas (“x” e “y”) de los puntos de clave correspondientes al movimiento. Este proceso se enfoca en tres momentos clave dentro de la secuencia de frames:

- **Ángulo Inicial (posición neutra):** Se calculó en el primer cuadro de la secuencia de movimiento. Este valor representó la posición inicial de la articulación.
- **Ángulo instantáneo:** Este valor se calcula en el cuadro para cada fotograma en el que se realiza el movimiento, es decir, para cada punto registrado en cada fotograma de la

secuencia de movimiento. Se determina un ángulo instantáneo para la pronación y supinación. Este paso recorre todos los fotogramas, calcula los ángulos en cada uno y, al mismo tiempo, detecta el ángulo máximo (supinación) y el ángulo mínimo (pronación).

- **Ángulo máximo:** Corresponde a la supinación. El valor inicial del ángulo máximo se establece en -Inf. Luego, si el ángulo instantáneo (`angulo_inst`) es mayor que el valor actual de ángulo máximo, se actualiza el ángulo máximo con el valor de ángulo instantáneo. Esto asegura que se mantendrá el valor más alto encontrado hasta el momento (el ángulo máximo de supinación).
- **Ángulo mínimo:** Corresponde a la pronación. El valor inicial del ángulo mínimo se establece en Inf. Luego, si el ángulo instantáneo ("`angulo_inst`") es menor que el valor actual de ángulo mínimo, se actualiza el ángulo mínimo con el valor de "`angulo_inst`". Esto asegura que se mantendrá el valor más bajo encontrado hasta el momento (el ángulo mínimo de pronación).

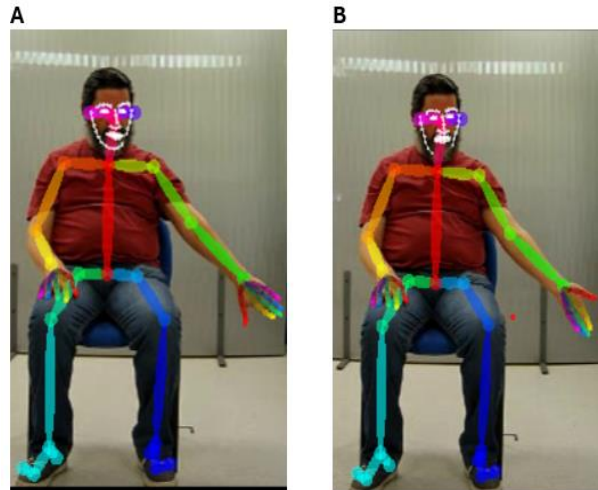
Para la pronación/supinación, se seleccionan tres puntos claves:

- **Punto de referencia:** Se selecciona el codo. Para el codo derecho, se elige el punto clave "3" del modelo BODY\_25 de OpenPose, y para el codo izquierdo, se selecciona el punto clave "6".
- **Punto móvil 1:** Se selecciona la muñeca. Para la muñeca derecha, se elige el punto clave "4" del modelo preentrenado BODY\_25 de OpenPose, y para la muñeca izquierda, se selecciona el punto clave "7".

- **Punto móvil 2:** Se selecciona la falange, en primera instancia se elige el dedo índice. Los puntos clave utilizados provienen de un modelo preentrenado llamado “Hand” que tiene 21 puntos clave. En este modelo, los puntos claves “12” y “11” corresponden a la falange del dedo medio, respectivamente. Si los datos correspondientes al punto clave 12 no son suficientes (menos de 5 filas), el código cambia la búsqueda a la posición 11 y utiliza los puntos correspondientes al metacarpo del dedo medio. En la vista sagital, se selecciona el punto clave “20” (falange del quinto dedo) como referencia principal. Sin embargo, si los datos correspondientes a este punto son insuficientes (menos de 5 filas), el código ajusta automáticamente la búsqueda y utiliza el punto clave “19” (cuarto metacarpo) como alternativa.
  
- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo de pronación y supinación debe ser mayor o igual a  $80^\circ$ .
- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo de pronación y supinación es menor que  $80^\circ$ , y mayor o igual a  $10^\circ$ .
- Se asigna un puntaje de 0 puntos:
  - Tanto el ángulo de pronación como el ángulo de supinación son menores a  $10^\circ$ .

## 6. Ítem Pronación/supinación con el codo a $0^\circ$

Se sigue el mismo procedimiento que en el ítem de pronación/supinación con el codo a  $90^\circ$  para la extracción de características. El movimiento comienza desde la posición neutra de muñeca con extensión de codo, luego se realiza una pronación (como se muestra en la figura 13A) y, a continuación, se dirige hacia la supinación (como se muestra en la figura 13B).

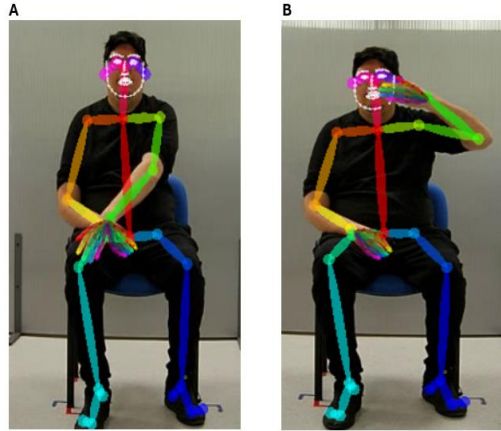


**Figura 13.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior izquierda en el ítem de pronación/supinación con el codo a 0°. El movimiento comienza desde la posición neutra de la muñeca, se desplaza hacia la pronación (A) y finaliza en la pronación (B).*

#### **7. Ítem Sinergia flexora (componente abducción de hombro)**

El movimiento inicia desde la sinergia extensora (como se muestra en la figura 14A) hasta finalizar en la sinergia flexora (como se muestra en la figura 14B).



**Figura 14.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior izquierda en el ítem de sinergia flexora. El movimiento comienza desde la sinergia extensora (A) y finaliza en la sinergia flexora(B).*

La sinergia flexora evalúa por separado 6 componentes en cuanto a puntaje, aunque el movimiento se realiza de manera simultánea. Estos 6 componentes son: retracción de hombro, elevación de hombro, abducción de hombro a 90°, rotación externa de hombro, flexión de codo y supinación del antebrazo. La descripción de este movimiento corresponde al componente de abducción de hombro a 90°.

Para este ítem, se aplica el mismo procedimiento que en el caso de la abducción de hombro de 0° a 90° para extraer los ángulos, utilizando el hombro como punto de referencia, el codo como punto móvil 1 y la cadera como punto móvil 2.

- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo final del hombro es mayor o igual a 80°.
- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo final del hombro es menor a 80° y mayor o igual a 40°.

- Se asigna un puntaje de 0 puntos:
  - El ángulo final del hombro es menor a  $40^{\circ}$ .

### **8. Ítem Sinergia flexora (componente flexión de codo)**

Para este ítem, se sigue el mismo procedimiento que en la evaluación del ítem de abducción de hombro de  $0^{\circ}$  a  $90^{\circ}$ , donde también se asignaron puntajes al movimiento del codo. Dado que la abducción no ocurría de forma aislada, sino que requería la extensión del codo para obtener 2 puntos, se utilizaron los mismos puntos clave. Sin embargo, se reemplazó el punto móvil 2 de la cadera por la muñeca para evaluar específicamente si el codo realiza flexión o extensión.

- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo final del codo mayor o igual a  $100^{\circ}$ .
- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo final del codo es menor a  $100^{\circ}$  y mayor o igual a  $10^{\circ}$ .
- Se asigna un puntaje de 0 puntos:
  - El ángulo final del codo es menor a  $10^{\circ}$ .

### **9. Ítem Sinergia extensora (componente extensión de codo)**

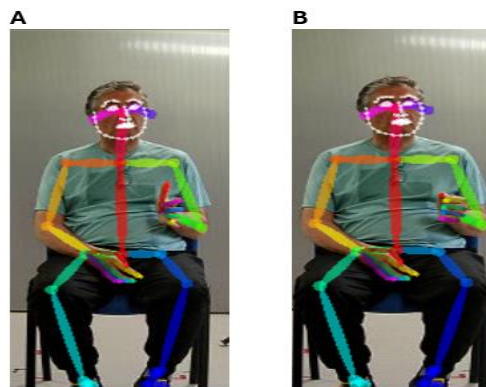
La sinergia extensora evalúa por separado 3 componentes en cuanto a puntaje, aunque el movimiento se realiza de manera simultánea. Estos 3 componentes son: adducción/rotación interna, extensión de codo y pronación del antebrazo. La descripción de este movimiento corresponde al componente de extensión de codo.

Para este ítem, se aplica el mismo procedimiento que en el caso del ítem de sinergia flexora (componente flexión de codo) utilizando los mismos criterios para la selección de los puntos claves y cálculo de ángulos.

- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo final de codo es menor o igual a  $10^{\circ}$
- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo final de codo es mayor a  $10^{\circ}$  y menor o igual a  $20^{\circ}$
- Se asigna un puntaje de 0 puntos:
  - El ángulo final de codo es mayor a  $20^{\circ}$

#### 10. Ítem Flexión en masa

El movimiento comienza con la extensión de los dedos de la mano (como se muestra en la figura 15A) y luego avanza hacia la flexión de estos (como se ilustra en la figura 15B).



**Figura 15.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior izquierda en el ítem de flexión en masa. El movimiento comienza desde la extensión de los dedos (A) hacia la flexión de los dedos (B).*

Para calcular el ángulo entre tres puntos (un punto de referencia y dos puntos móviles), se define una función: “calcula\_angulo”. Esta función utiliza la fórmula del producto punto entre dos vectores para calcular el ángulo entre ellos.

El análisis se realiza en función de si el movimiento corresponde al lado afectado o no afectado. En el caso del lado no afectado o afectado, se identifican las posiciones relevantes para el cálculo del ángulo de la flexión de masa.

Para cada intento del sujeto, se extraen las coordenadas (“x” e “y”) de los puntos de clave correspondientes al movimiento.

Este proceso se enfoca en tres momentos clave dentro de la secuencia de frames:

- **Ángulo Inicial:** Se calculó en el primer cuadro de la secuencia de movimiento. Este valor representó la posición inicial del movimiento.
- **Ángulo Final:** El ángulo final se determinó en el último cuadro de la secuencia, indicando la posición final del movimiento.

Para la articulación metacarpofalángica, se seleccionan tres puntos claves:

- **Punto de referencia:** Se seleccionan los metacarpos de la mano. Para el metacarpo del pulgar, se utiliza el punto clave "2" del modelo preentrenado *Hand* de OpenPose. Para los demás metacarpos, se asignan los siguientes puntos clave: "5" para el índice, "9" para el medio, "13" para el anular y "17" para el meñique. Estos puntos se emplean tanto para la mano izquierda como para la derecha; la diferencia radica en la selección del lado correspondiente durante el análisis.

- **Punto móvil 1:** Se selecciona la muñeca. Para la muñeca derecha, se elige el punto clave "4" del modelo BODY\_25 de OpenPose, y para la muñeca izquierda, se selecciona el punto clave "7".
- **Punto móvil 2:** Se selecciona la articulación interfalángica proximal para los dedos índice, medio, anular y meñique, mientras que para el pulgar se elige la articulación interfalángica, ya que no posee una división en proximal y distal. Los puntos clave asignados según el modelo *Hand* de OpenPose son: "3" para el pulgar, "6" para el índice, "10" para el medio, "14" para el anular y "18" para el meñique.

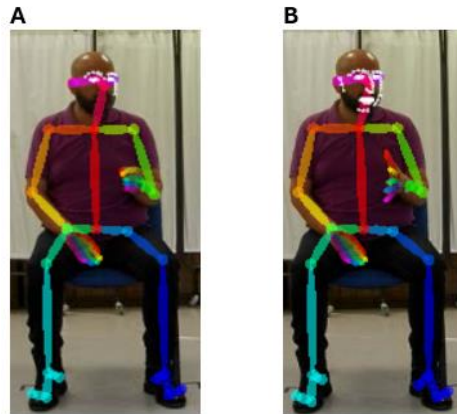
Para la articulación interfalángica proximal para los dedos índice, medio, anular y meñique y para la articulación interfalángica del pulgar se seleccionan tres puntos claves:

- **Punto de referencia:** Se seleccionan los metacarpos de la mano. Para el metacarpo del pulgar, se utiliza el punto clave "2" del modelo preentrenado *Hand* de OpenPose. Para los demás metacarpos, se asignan los siguientes puntos clave: "5" para el índice, "9" para el medio, "13" para el anular y "17" para el meñique. Estos puntos se emplean tanto para la mano izquierda como para la derecha; la diferencia radica en la selección del lado correspondiente durante el análisis.
- **Punto móvil 1:** Se selecciona la articulación interfalángica proximal para los dedos índice, medio, anular y meñique, mientras que para el pulgar se elige la articulación interfalángica, ya que no posee una división en proximal y distal. Los puntos clave asignados según el modelo *Hand* de OpenPose son: "3" para el pulgar, "6" para el índice, "10" para el medio, "14" para el anular y "18" para el meñique.

- **Punto móvil 2:** Se selecciona la articulación interfalángica distal para los dedos índice, medio, anular y meñique, mientras que para el pulgar se elige la articulación interfalángica, ya que no posee una división en proximal y distal. Los puntos clave asignados según el modelo *Hand* de OpenPose son: "3" para el pulgar, "7" para el índice, "11" para el medio, "15" para el anular y "19" para el meñique. Sin embargo, estos puntos corresponden a la vista frontal; para la vista sagital, únicamente se tuvieron que seleccionar los puntos clave del anular y el meñique.
  
- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo final de la articulación metacarpofalángica de todos los dedos es mayor o igual a  $80^\circ$  y el ángulo de la articulación interfalángica es mayor o igual a  $80^\circ$ .
  
- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo final de la articulación metacarpofalángica de todos los dedos es menor a  $80^\circ$  y mayor o igual a  $10^\circ$ , y el ángulo de la articulación interfalángica es menor a  $80^\circ$  y mayor o igual a  $10^\circ$ .
  
- Se asigna un puntaje de 0 puntos si:
  - El ángulo final de la articulación metacarpofalángica de todos los dedos es menor a  $10^\circ$  y el ángulo de la articulación interfalángica es menor a  $10^\circ$ .

## 11. Ítem Extensión en masa

El movimiento comienza con la flexión de los dedos de la mano (como se muestra en la figura 16A) y luego avanza hacia la extensión de estos (como se ilustra en la figura 16B).



**Figura 16.**

*Extracto del vídeo de la extremidad superior izquierda en el ítem de extensión en masa. El movimiento comienza desde la flexión de los dedos (A) hacia la extensión de los dedos (B)*

Se sigue el mismo procedimiento que en el ítem de flexión en masa para la selección de los puntos claves y vistas. Sin embargo, estos puntos corresponden a la vista frontal; para la vista sagital, únicamente se tuvieron que seleccionar los puntos clave del anular y el meñique.

- Se asigna un puntaje de 2 puntos si:
  - El ángulo final de la articulación metacarpofalángica de todos los dedos es menor o igual a  $10^\circ$  y el ángulo de la articulación interfalángica es igual a  $10^\circ$ .

- Se asigna un puntaje de 1 punto si:
  - El ángulo final de la articulación metacarpofalángica de todos los dedos es mayor a  $10^\circ$  y menor o igual a  $40^\circ$ , y el ángulo de la articulación interfalángica es mayor a  $10^\circ$  y menor o igual a  $40^\circ$ .
- Se asigna un puntaje de 0 puntos si:
  - El ángulo final de la articulación metacarpofalángica de todos los dedos es mayor a  $80^\circ$  y el ángulo de la articulación interfalángica es mayor a  $80^\circ$ .

**Anexo 3. Resultados del mejor intento por ítem según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.**

**Tabla 6.**

*Resultados del ítem de flexión de hombro 0-90° según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.*

ID Sujeto	Extremidad	Extremidad
	Superior – Lado No	Superior – Lado
	Afectado	Afectado
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)
P01	2	1
P02	2	1
P03	2	1
P04	2	0
P05	2	1
P06	2	1
P07	2	1
P08	2	2
P09	2	1
P10	2	2
P11	2	2
P12	2	0
P13	2	1
P14	2	1
P15	2	0
P16	2	1

P17	2	1
P18	2	0
P19	2	0
P20	2	0

**Tabla 7.**

*Resultados del ítem de flexión dorsal/volar repetida (codo en flexión 90°) según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.*

ID Sujeto	Extremidad Superior – Lado No Afectado	Extremidad Superior – Lado Afectado
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)
P01	2	2
P02	2	1
P03	2	1
P04	2	2
P05	2	2
P06	2	2
P07	2	2
P08	2	1
P09	2	1
P10	2	2
P11	2	2

P12	2	0
P13	2	2
P14	2	1
P15	2	1
P16	2	1
P17	2	2
P18	2	0
P19	2	0
P20	2	1

**Tabla 8.**

*Resultados del ítem de pronación-supinación con el codo a 90° según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.*

ID Sujeto	Extremidad	Extremidad
	Superior – Lado No Afectado	Superior – Lado Afectado
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)
P01	2	2
P02	2	1

P03	2	1
P04	2	1
P05	2	1
P06	2	2
P07	2	2
P08	2	2
P09	2	2
P10	2	2
P11	2	1
P12	2	0
P13	2	2
P14	2	2
P15	2	1
P16	2	1
P17	2	2
P18	2	0
P19	2	1
P20	2	1

**Tabla 9.**

*Resultados del ítem de pronación-supinación con el codo a 0° según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.*

ID Sujeto	Extremidad	Extremidad
	Superior – Lado No	Superior – Lado
	Afectado	Afectado
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)
P01	2	2
P02	2	1
P03	2	1
P04	2	1
P05	2	2
P06	2	2
P07	2	1
P08	2	1
P09	2	2
P10	2	2
P11	2	1
P12	2	1
P13	2	1
P14	2	2
P15	2	1
P16	2	1
P17	2	2
P18	2	0
P19	2	1
P20	2	1

**Tabla 10.**

*Resultados del ítem de sinergia flexora según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.*

ID Sujeto	Extremidad Superior – Lado No Afectado						Extremidad Superior – Lado Afectado					
	Puntaje (Mejor Intento)						Puntaje (Mejor Intento)					
	R-H	E-H	ABD- H	RE- H	F-C	S-A	R-H	E-H	ABD- H	RE- H	F-C	S-A
P01	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1
P02	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	1	0
P03	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1
P04	2	2	2	2	2	2	1	2	1	1	2	2
P05	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P06	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2
P07	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	2
P08	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1
P09	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1
P10	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	1
P11	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	1
P12	2	2	2	2	2	2	0	1	1	1	1	1
P13	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1
P14	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2
P15	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	2	0
P16	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1
P17	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P18	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1
P19	2	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1
P20	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	2	2

*Nota.* R-H=Retracción del hombro (escapular); E-H= Elevación del hombro; ABD-H= abducción de hombro; RE-H= Rotación externa del hombro; F-C= flexión de codo; S-A= Supinación del antebrazo.

**Tabla 11.**

Resultados del ítem de sinergia extensora según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.

ID Sujeto	Extremidad Superior – Lado No Afectado			Extremidad Superior – Lado Afectado		
	Puntaje (Mejor Intento)			Puntaje (Mejor Intento)		
	ADD/RI-	E-C	PR-A	ADD/RI-	E-C	PR-A
	H			H		
P01	2	2	2	2	2	2
P02	2	2	2	2	1	2
P03	2	2	2	2	1	2
P04	2	2	2	2	1	2
P05	2	2	2	2	2	2
P06	2	2	2	2	1	2
P07	2	2	2	2	2	2
P08	2	2	2	2	2	2
P09	2	2	2	2	1	2
P10	2	2	2	2	1	1
P11	2	2	2	2	2	2
P12	2	2	2	1	0	0
P13	2	2	2	2	2	2
P14	2	2	2	2	1	2
P15	2	2	2	2	2	2
P16	2	2	2	2	2	2

P17	2	2	2	2	2	2
P18	2	2	2	1	0	0
P19	2	2	2	1	1	2
P20	2	2	2	2	1	2

*Nota.* ADD/RI-H = Aducción de hombro y rotación interna de hombro; E-C = extensión de codo; PR-A = pronación de antebrazo

**Tabla 12.**

*Resultados del ítem de flexión en masa según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.*

ID Sujeto	Extremidad	Extremidad
	Superior – Lado No	Superior – Lado
	Afectado	Afectado
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)
P01	2	2
P02	2	2
P03	2	2
P04	2	2
P05	2	2
P06	2	2
P07	2	2
P08	2	2
P09	2	2
P10	2	2
P11	2	2
P12	2	2
P13	2	2
P14	2	2
P15	2	2
P16	2	1
P17	2	2
P18	2	2
P19	2	1
P20	2	2

**Tabla 13.**

*Resultados del ítem de extensión en masa según la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior (FMA-ES), evaluados mediante observación directa.*

ID Sujeto	Extremidad	Extremidad	
	Superior – Lado No	Superior – Lado	
	Afectado	Afectado	
	Puntaje (Mejor intento)	Puntaje (Mejor intento)	
P01	2	2	
P02	2	1	
P03	2	2	
P04	2	2	
P05	2	2	
P06	2	2	
P07	2	2	
P08	2	2	
P09	2	2	
P10	2	2	
P11	2	2	
P12	2	0	
P13	2	2	
P14	2	2	
P15	2	1	
P16	2	1	
P17	2	2	
P18	2	0	
P19	2	1	
P20	2	2	

**Anexo 4.**  
**matrices**  
**confusión**

**Tablas de**  
**de**  
**de los**

*ítems evaluados de la escala FMA-ES: comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos*

**Tabla 15.**

*Matriz de confusión del ítem de flexión de hombro 0-90°: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista sagital)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	105	0	0	105
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	0	50	0	50
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	7	0	38	45
Total	112	50	38	200

**Tabla 16.**

*Matriz de confusión del ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	104	21	0	125
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	39	21	10	60
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	5	5
<b>Total</b>	<b>143</b>	<b>42</b>	<b>15</b>	<b>200</b>

**Tabla 17.**

*Matriz de confusión del ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 90°: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista sagital)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	43	12	0	55
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	0	30	12	42
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	3	3
Total	43	42	15	100

**Tabla 18.**

*Matriz de confusión del ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	101	27	0	128
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	33	24	5	62
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	5	5
<b>Total</b>	<b>134</b>	<b>51</b>	<b>10</b>	<b>195</b>

**Tabla 19.**

*Matriz de confusión del ítem de flexión dorsal/volar repetida con el codo a 0°: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista sagital)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	36	10	0	46
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	0	39	8	47
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	2	2
<b>Total</b>	<b>36</b>	<b>49</b>	<b>10</b>	<b>95</b>

**Tabla 20.**

*Matriz de confusión del ítem de pronación-supinación con el codo a 90°: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	71	5	0	76
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	72	38	8	118
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	4	2	6
Total	143	47	10	200

**Tabla 21.**

*Matriz de confusión del ítem de pronación-supinación con el codo a 0°: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	83	3	0	86
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	49	60	3	112
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	2	2
<b>Total</b>	<b>132</b>	<b>63</b>	<b>5</b>	<b>200</b>

**Tabla 22.**

*Matriz de confusión del ítem de sinergia flexora (componente abducción de hombro):  
Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	123	11	0	134
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	22	44	0	66
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	0	0
<b>Total</b>	<b>145</b>	<b>55</b>	<b>0</b>	<b>200</b>

**Tabla 23.**

*Matriz de confusión del ítem de sinergia flexora (componente flexión de codo): Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	108	0	0	108
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	67	25	0	92
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	0	0
<b>Total</b>	<b>175</b>	<b>25</b>	<b>0</b>	<b>200</b>

**Tabla 24.**

*Matriz de confusión del ítem de sinergia extensora (componente extensión de codo):  
Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	62	0	0	0
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	82	46	0	0
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	10	200
<b>Total</b>	<b>144</b>	<b>46</b>	<b>10</b>	<b>200</b>

**Tabla 25.**

*Matriz de confusión del ítem de flexión en masa: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	134	10	0	144
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	56	0	0	56
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	0	0
Total	190	10	0	200

**Tabla 26.**

*Matriz de confusión del ítem de flexión en masa: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista sagital)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	69	5	0	84
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	21	5	0	26
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	0	0	0	0
<b>Total</b>	<b>90</b>	<b>10</b>	<b>0</b>	<b>100</b>

**Tabla 27.**

*Matriz de confusión del ítem de extensión en masa: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista frontal)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	18	9	1	28
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	0	1	0	1
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	143	19	9	171
Total	161	29	10	200

**Tabla 28.**

*Matriz de confusión del ítem de extensión en masa: Comparación entre clasificación manual (gold standard) y clasificación automática mediante algoritmo de visión computacional, utilizando la extracción de características: ángulos (vista sagital)*

	Número de casos clasificados manualmente es de 2 puntos	Número de casos clasificados manualmente es de 1 punto	Número de casos clasificados manualmente es de 0 puntos	Total
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 2 puntos	16	4	3	23
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 1 punto	0	3	0	3
Número de casos clasificados mediante algoritmo es de 0 puntos	44	23	7	74
Total	60	30	10	100