29/01/2021

UNIVERSIDAD VERACRUZANA

INSTITUTO DE INVESTIGACIONES EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

JUEGO SERIO PARA LA REHABILITACIÓN DE DEDOS MEDIANTE FUSIÓN DE SENSORES

PARA OBTENER EL TÍTULO DE
DOCTOR EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

PRESENTA:
M.I.E. CARLOS ALBERTO AGUILAR LAZCANO

DIRECTOR: DRA. ERICKA JANET RECHY RAMÍREZ.

XALAPA DE ENRÍQUEZ, VERACRUZ, MÉXICO A 29 DE ENERO DE 2021

Agradecimientos.

A mi madre, por haberme mostrado su apoyo incondicional y demostrarme siempre su cariño. A Juan García, quien me ha guiado con sus consejos como si de mi padre se tratara. A Irune Irenn, quien ha estado conmigo desde la licenciatura hasta el doctorado, dándome su amor y cariño, pero sobre todo su paciencia y comprensión a lo largo de este difícil camino. También quiero agradecer a la Dra. Ericka Rechy, mi asesora de tesis, quien demostró genuino interés en mi formación académica. Quiero agradecer el apoyo de mis amigos y compañeros. Finalmente, quiero agradecer al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por haber apoyado mis estudios de posgrado.

Dedicatorias

Quiero dedicar este trabajo de investigación a mi mamá Erika Aguilar Lazcano, a mi tío Carlos Enrique Aguilar Lazcano, a mi tía Ariadna Aguilar Lazcano y a todas las personas que lamentablemente padecen alguna enfermedad motriz que les dificulte su vida cotidiana. Espero que en un futuro este trabajo ayude a mejorar su calidad de vida. También dedico este trabajo a Irune Irenn, quien indirectamente también realizó aportes importantes a esta investigación.

Dedico el trabajo a mi hija Sophia Aguilar Irenn. Hija, plantea tus objetivos y haz lo necesario para cumplirlos.

Índice general.

Agradecimientos. 1

Dedicatorias 1

Índice general. 2

Índice de figuras. 6

Índice de tablas. 9

Índice de ecuaciones. 10

Resumen. 11

Capítulo 1. Introducción. 13

1.1. Motivación. 13

1.2. Planteamiento del problema. 13

1.3. Objetivo general. 14

1.4. Objetivos específicos. 14

1.5. Hipótesis. 16

1.6. Contribución. 16

1.7. Publicaciones. 17

Capítulo 2. Estado del arte. 19

2.1. Modos de interacción usados en juegos serios para rehabilitación en extremidades superiores. 19

2.1.1. Sistemas de visión. 23

2.1.2. Sistemas de visión complementados. 28

2.1.3. Sistemas alternativos a sistemas de visión. 35

2.1.4. Conclusiones de la revisión sistemática. 38

2.2. Electromiografía. 39

2.2.1. Sistemas de adquisición de señales EMG. 43
2.3. Fusión de sensores. 51
2.3.1. Tipos de fusión de sensores. 52
Capítulo 3. Propuesta. 59
3.1. Juego serio 59
3.1.1. Desarrollo del juego serio 60
3.2. Sistema de adquisición de datos 73
3.2.1. Desarrollo del sistema de adquisición de datos. 74
Capítulo 4. Análisis de desempeño del sensor Leap Motion Controller en diferentes condiciones de iluminación empleando características geométricas. 82
4.1. Materiales. 82
4.2. Ambientes de iluminación. 83
4.3. Medición del desempeño del sensor. 84
4.4. Experimentos. 86
4.4.1. Participantes. 86
4.4.2. Diseño Experimental. 86
4.4.3. Pruebas estadísticas. 88
4.4.4. Resultados. 88
4.5. Conclusiones del capítulo 4. 95
Capítulo 5. Modalidades de interacción basadas en redes neuronales para la identificación online de movimientos de dedos. 98
5.1. Creación del conjunto de datos de entrenamiento. 98
5.1.1. Adquisición de datos de entrenamiento. 98
5.1.2. Extracción de características de los datos de entrenamiento. 103

5.2. Modalidad basada en características de tiempo aplicadas a características geométricas para la identificación online de movimientos de dedos mediante redes neuronales (NeuroLeap). 105

5.2.1. Selección de características de tiempo aplicadas a características geométricas (Leap Motion Controller). 105

5.2.2. Resultados utilizando características individuales de tiempo aplicadas a características geométricas (Leap Motion Controller)..... 106

5.2.3. Resultados utilizando características combinadas de tiempo aplicadas a características geométricas (Leap Motion Controller)..... 107

5.3. Modalidad basada en características de tiempo aplicadas a señales electromiográficas para la identificación online de movimientos de dedos mediante redes neuronales (NeuroEMG). 109

5.3.1. Selección de características de tiempo aplicadas a señales electromiográficas. 109

5.3.2. Resultados utilizando características individuales de tiempo aplicadas a señales electromiográficas. 111

5.3.3. Resultados utilizando características combinadas de tiempo aplicadas a señales electromiográficas. 111

5.4. Modalidad basada en fusión de sensores para la identificación online de movimientos de dedos mediante redes neuronales (NeuroFusion). 113

5.4.1. Fusión de sensores. 113

5.4.2. Resultados de la fusión de sensores con los extractores de características seleccionados. 114

5.5. Conclusiones del capítulo 5. 115

Capitulo 6. Comparación de rendimiento de las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion utilizando un juego serio para la rehabilitación de dedos. 118

6.1. Metodología. 118

6.1.1. Materiales. 118

6.1.2. Identificación de los movimientos de dedos. 119
6.1.3. Juego serio. 120
6.1.4. Medición del desempeño de las modalidades. 120
6.2. Experimentos. 121
6.2.1. Diseño experimental. 121
6.3 Pruebas estadísticas. 122
6.4. Resultados y discusión. 123
6.5. Conclusiones del capítulo 6. 126
Capítulo 7. Conclusiones y trabajo futuro. 130
7.1. Conclusiones. 130
7.2. Limitaciones. 131
7.3. Trabajo futuro. 132
Anexos 134
Protocolo experimental para prueba de fusión de sensores. 134
Finalidad del experimento. 134
Modos de interacción. 134
Escenarios del juego. 134
Datos para recolectar 134
Sesión experimental 1. Adquisición de datos del participante. 135
Sesión “intermedia”. 136
Sesión experimental 2. 136
Bibliografía. 137

Índice de figuras.

Figura 1: diagrama de flujo del análisis PRISMA..... 22
Figura 2: secuencia de activación muscular..... 40
Figura 3: potencial de acción 41
Figura 4: a) sensores EMG más utilizados, b) electrodos más utilizados. 47
Figura 5: tipos de electrodos a) electrodo con gel conductivo, b) electrodo seco, c) electrodo intramuscular. 47
Figura 6: sensor Leap Motion Controller. 61
Figura 7: partes de la mano. 61
Figura 8: a) mano en posición normal, b) posición de flexión, c) posición de extensión. 63
Figura 9: puntos de la mano en posición normal respecto al plano XY. 63
Figura 10: puntos de la mano en posición normal respecto al plano XZ. 63
Figura 11: puntos de la mano en posición normal respecto al plano YZ. 64
Figura 12: a) posición normal, b) posición de flexión, c) posición de extensión 65
Figura 13: los puntos del metacarpo y la falange proximal se superponen al utilizar el método Prevjoint de LMC..... 66
Figura 14: a) oposición de pulgar, b) flexión de índice, c) flexión de medio, d) flexión de anular, f) flexión de meñique. 66
Figura 15: representación virtual de las manos proporcionada por el SDK del LMC. 68
Figura 16: notas musicales utilizadas en el juego serio. 69
Figura 17: escenario de juego donde se muestran las teclas de piano, marcador y el nombre de la escena. 69
Figura 18: elemento destructor de notas. 70
Figura 19: menú principal. 71
Figura 20: escena tutorial. 72
Figura 21: a) escena estrellita ¿Dónde estás?, b) Martinillo. 73
Figura 22: diagrama general del sistema Pohua. a) módulo de adquisición de datos, b) módulo de almacenamiento, c) módulo de extracción de características, d) módulo de entrenamiento y clasificación, e) módulo de comunicación. 75

Figura 23: módulo de adquisición de datos 76
Figura 24: a) Arduino Due b) Arduino Due con conectores para los sensores. 76
Figura 25: Muscle sensor vista superior 77
Figura 26: adquisición de posición angular con Leap Motion Controller 78
Figura 27: configuración experimental para medir el desempeño del LMC, ambiente con luz. 83
Figura 28: ambiente sin luz. 84
Figura 29: mano en posición de reposo. 100
Figura 30: mano en posición de puño. 100
Figura 31: oposición de pulgar. 101
Figura 32: flexión de dedo índice. 101
Figura 33: flexión de dedo medio. 102
Figura 34: flexión de dedo anular. 102
Figura 35: flexión de dedo meñique. 103
Figura 36: se muestra la señal original en color azul y en color rojo la señal procesada con la característica Valor Medio. 104
Figura 37: gráfica señal RAW y MAV superpuestas. 104
Figura 38: topología de la red neuronal para reconocimiento de gestos con LMC. 105
Figura 39: matrices de confusión de extractores de características individuales, a) MAV, b) RMS, c) VAR. 107
Figura 40: matrices de confusión de combinación de extractores de características a) MAV-RMS, b) RMS-VAR, c) MAV-VAR 108
Figura 41: matriz de confusión de combinación de los extractores de características MAV-RMS-VAR 108
Figura 42: topología de la red neuronal para electromiografía. 110
Figura 43: matrices de confusión con extractores individuales a) MAV, b) RMS, c) VAR. 111
Figura 44: matrices de confusión con extractores combinados. a) MAV-RMS, b) MAV-VAR, c) RMS-VAR 112
Figura 45: matriz de confusión con extractores combinados MAV-RMS-VAR. 112
Figura 46: topología red neuronal para fusión de sensores. 113

Figura 47: matriz de confusión de la clasificación de movimientos usando fusión de sensores. 115
Figura 48: configuración experimental. 119

Índice de tablas.

Tabla 1: sistemas con electromiografía. 44
Tabla 2: sistemas con electromiografía. 45
Tabla 3: especificaciones del sensor[142] 77
Tabla 4: extractores de características en dominio del tiempo[139]. 79
Tabla 5: experimentos y participantes por grupo. 87
Tabla 6: configuración experimental 88
Tabla 7: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica y dedo para la configuración experimental 1. 90
Tabla 8: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica y dedo para la configuración experimental 2. 91
Tabla 9: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica y dedo para la configuración experimental 3. 92
Tabla 10: media muestral de las configuraciones experimentales por dedo en cada métrica. 93
Tabla 11: media muestral por métrica. 94
Tabla 12: encuesta para conocer la opinión de los usuarios sobre el videojuego. 95
Tabla 13: número de repeticiones por movimiento 99
Tabla 14: configuración experimenta para comparación entre modalidades. 122
Tabla 15: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica para la escena tutorial. 126
Tabla 16: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica para las melodías Estrellita y Martinillo. 126
Tabla 17: Método de interacción con LMC 136
Tabla 18: Método de interacción con fusión de sensores. 136

Índice de ecuaciones.

Ecuación 1: distancia entre la muñeca y el metacarpo de un dedo 67
Ecuación 2: distancia entre el metacarpo y la falange proximal de un dedo 67
Ecuación 3: distancia entre la falange proximal y la muñeca..... 67
Ecuación 4: posición angular del dedo calculada con la ley inversa del coseno..... 67
Ecuación 5: umbrales de flexión..... 67
Ecuación 6: exactitud. 84
Ecuación 7: sensibilidad..... 84
Ecuación 8: especificidad..... 84
Ecuación 9: exactitud media por usuario..... 85
Ecuación 10: sensibilidad media por usuario. 85
Ecuación 11: especificidad media por usuario..... 85

Resumen.

Accidentes y condiciones médicas que provoquen la pérdida total o parcial del movimiento pueden afectar negativamente la calidad de vida de las personas que las padecen, por lo que para ayudar a la recuperación se sugiere la realización de terapia de rehabilitación; sin embargo, este tipo de terapia se realiza de manera repetitiva, lo que puede resultar aburrido o tedioso para el paciente. Con el objetivo de solventar esta problemática, se ha desarrollado una técnica de motivación para las terapias de rehabilitación conocida como juegos serios. Un juego serio se puede definir como una experiencia que ayuda al jugador a cumplir con un objetivo con ayuda motivacional.
Este trabajo se centra en el desarrollo de un juego serio musical, mediante el cual el usuario deberá seguir ciertos patrones de movimiento con la finalidad de completar una melodía y realizar así la rehabilitación de dedos. El desarrollo del juego serio se realizó utilizado el motor gráfico Unity 3D y se propusieron cuatro modos de interacción: i) modo de interacción mediante un sensor Leap Motion Controller (LMC) basado en características geométricas, ii) modo de interacción mediante LMC basado en características en el dominio del tiempo aplicadas a características geométricas y una red neuronal como clasificador (NeuroLeap), iii) modo de interacción mediante sensores electromiográficos basado en características del dominio del tiempo y una red neuronal como clasificador (NeuroEmg); y iv) modo de interacción mediante LMC y sensores electromiográficos basado en una red neuronal para la fusión de características en el dominio del tiempo aplicadas a señales electromiográficas y características geométricas (NeuroFusion). Finalmente, después de un análisis cuantitativo y estadístico se encontró que para la escena tutorial el modo de interacción NeuroFusion obtuvo el promedio más alto de exactitud (97.85% ±0.24) seguido del modo NeuroLeap (97.23% ±0.012). Respecto a las escenas con melodías (estrellita ¿Dónde estás?, Martinillo) el modo NeuroFusion alcanzó el promedio de exactitud más alto (98.34% ±0.01) seguido del modo NeuroLeap (93.50% ±0.05). Con los resultados obtenidos se pudo concluir que el modo de interacción basado en la fusión de sensores (NeuroFusion) es una opción viable como un método de interacción para un juego serio enfocado a rehabilitación de dedos.

Capítulo 1:

Introducción

Capítulo 1. Introducción.

1.1. Motivación.

El Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) estimó que en el año 2014 México contaba con una población aproximada de 120 millones de personas, de las cuales el 5.1% presenta algún tipo de discapacidad física, sensorial, intelectual o cognitiva[1]. De este porcentaje de la población, el 33% padece condiciones que afectan la movilidad de las extremidades superiores, lo que puede ocasionar dificultades para llevar una vida de forma plena y satisfactoria[1].

1.2. Planteamiento del problema.

Las personas que viven con afecciones en las extremidades superiores pueden padecer diferentes tipos de limitaciones motoras como debilidad muscular, dolor en las articulaciones, amputación de la mano y el brazo[2]. Una aproximación que busca ayudar a personas con estos problemas es la terapia basada en juegos serios. Este tipo de juegos tienen un objetivo que va más allá de entretener al usuario, siendo que buscan transmitir conocimiento, enseñar habilidades nuevas o ayudar con terapias de rehabilitación. Para este último caso, en los últimos años se han presentado diferentes propuestas de juegos serios enfocados a rehabilitación de extremidades superiores; sin embargo, la mayoría de estos trabajos están centrados en asistir a personas con pérdida de movilidad en brazo, codo y hombro, y solo una minoría de los trabajos orientan el desarrollo de los juegos serios para tratar afectaciones en los dedos de la mano.

1.3. Objetivo general.

El objetivo de esta investigación es desarrollar un juego serio para rehabilitación de dedos controlado a través de fusión de datos obtenidos de sensores de señales electromiográficas superficiales y sensores basados en visión por computadora.

1.4. Objetivos específicos.

Los objetivos específicos de esta investigación son los siguientes:

- Investigar el sistema nervioso y el sistema muscular.
- Desarrollar un sistema de adquisición de señales electromiográficas superficiales.
- Desarrollar un sistema de adquisición de la posición angular de los dedos usando Leap Motion Controller.
- Diseñar un juego serio controlado a través de:
    - Leap Motion Controller.
    - Señales electromiográficas superficiales.
    - Fusión de sensores.
- Realizar pruebas de desempeño del sensor Leap Motion Controller en dos condiciones de iluminación:
    - Ambiente con luz.
    - Ambiente sin luz.
- Crear un conjunto de datos de entrenamiento.
- Crear una red neuronal para detección de flexión de dedos usando Leap Motion Controller.
- Crear una red neuronal para clasificación de señales electromiográficas superficiales.
- Crear una red neuronal para realizar la fusión de sensores.
- Realizar pruebas de desempeño del juego serio controlado con el Leap Motion Controller.

- Realizar pruebas de desempeño del juego serio controlado con señales electromiográficas superficiales.
- Realizar pruebas de desempeño del juego serio controlado con fusión de sensores.

1.5. Hipótesis.

El funcionamiento de la mano presenta un fenómeno conocido como la independencia de movimiento de los dedos. Debido al movimiento correlacionado de los dedos, los sensores basados en visión por computadora pueden presentar problemas para clasificar el movimiento individual de los mismos. Para solventar esta problemática se plantea lo siguiente: ¿Se puede utilizar la fusión de sensores Leap Motion Controller y de electromiografía superficial como un método de interacción para un juego serio enfocado a rehabilitación de dedos?

1.6. Contribución.

La principal contribución de esta investigación es la de desarrollar un sistema de fusión de sensores con la capacidad de entregar la clasificación de los movimientos de los dedos en tiempo real y ser aplicado como un método de interacción en un juego serio para rehabilitación de dedos. En el apartado científico, esta investigación ofreció dos publicaciones en revistas indexadas al sistema Journal CItation Report (JCR). La primera de ellas titulada “Interaction Modalities Used on Serious Games for Upper Limb Rehabilitation: A Systematic Review” permitió conocer el estado del arte de los juegos serios mediante una búsqueda sistemática. La segunda publicación titulada “Performance analysis of Leap motion controller for finger rehabilitation using serious games in two lighting environments” permitió determinar el uso del sensor LMC en condiciones de iluminación igual o menor a 392 lux. Finalmente, en el apartado técnico se contribuye con un sistema modular con herramientas para la adquisición de datos, preprocesamiento, creación de con juntos de datos de entrenamiento y clasificación en modalidades online y offline en tres diferentes modos de interacción para un juego serio de rehabilitación de dedos.

1.7. Publicaciones.

Derivado de esta investigación, se publicaron dos artículos en revistas indizadas en el Journal Citation Reports:

1. Aguilar-Lazcano, C. A., Rechy-Ramirez, E. J., Hu, H., Rios-Figueroa, H. V., & Marin-Hernandez, A. (2019). Interaction Modalities Used on Serious Games for Upper Limb Rehabilitation: A Systematic Review. Games for Health Journal. 8(5) 313-325. ISSN: 2161-783X. Online ISSN: 2161-7856. (2018 Impact factor: 1.782). 9 July 2019.
   DOI: https://www.liebertpub.com/doi/10.1089/g4h.2018.0129
2. Aguilar-Lazcano, C. A., & Rechy-Ramirez, E. J. (2020). Performance analysis of Leap motion controller for finger rehabilitation using serious games in two lighting environments. Measurement Journal. Volume 157. ISSN: 0263-2241. (2019 Impact factor: 2.791). Published online: 28 February 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107677.

Capítulo 2:

Estado del arte

Parte de este capítulo fue publicado en el siguiente artículo en revista indizada en el Journal Citation Reports:

- Aguilar-Lazcano, C. A., Rechy-Ramirez, E. J., Hu, H., Rios-Figueroa, H. V., & Marin-Hernandez, A. (2019). Interaction Modalities Used on Serious Games for Upper Limb Rehabilitation: A Systematic Review. Games for Health Journal. 8(5) 313-325. ISSN: 2161-783X .Online ISSN: 2161-7856. (2018 Impact factor: 1.782). 9 July 2019. DOI: https://www.liebertpub.com/doi/10.1089/g4h.2018.0129

Capítulo 2. Estado del arte.

En el estudio del estado del arte, se realizaron dos búsquedas sistemáticas, la primera de ellas centrada en la aplicación de juegos serios para rehabilitación de extremidades superiores y la segunda relacionada con el uso de señales electromiográficas superficiales para rehabilitación de dedos. En este capítulo también se habla sobre la técnica de fusión de sensores y sus diferentes variedades.

2.1. Modos de interacción usados en juegos serios para rehabilitación en extremidades superiores.

Con la finalidad de analizar el estado del arte de los modos de interacción en juegos serios, se realizó una revisión sistemática, misma que se elaboró de acuerdo con lo establecido en el análisis PRISMA[3]. La pregunta de investigación para llevar a cabo la revisión sistemática fue: ¿Cuál es el estado del arte respecto a los juegos serios y sus modos de interacción? Con base en esta pregunta de investigación, se buscaron las palabras clave “Serious games rehabilitation” en las bases de datos del Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (IEEE) Xplore y en la Web of Science (WoS). Posteriormente, se aplicaron los siguientes criterios de inclusión a los artículos encontrados:

- Estar escritos en inglés.
- Tener una longitud mínima de 4 páginas.
- Usar o desarrollar juegos serios.
- Estar enfocados a rehabilitación de extremidades superiores.

La calidad de los artículos publicados entre los años 2007 y 2017 se evaluaron usando el estándar QualSyst[4]. Este estándar está compuesto por 14 elementos de evaluación. Para esta investigación se seleccionaron 13 puntos relacionados con el diseño de investigación, mediciones rigurosas y conclusiones respaldadas por los resultados. De acuerdo con el estándar QualSyst, cada punto de evaluación puede ser asignado

acorde con los siguientes valores: dos puntos si coinciden completamente, un punto si coincide parcialmente o cero puntos si coinciden en nada. Finalmente, esta puntuación es representada en un rango de porcentajes de 0% a 100%.

La información extraída de los artículos que cumplían con los criterios de inclusión y que obtuvieron una calificación QualSyst igual o superior al 70% son:

- Puntuación QualSyst. Obtenida usando el estándar QualSyst para calificar la calidad del artículo.
- Dispositivo(s). Provee información sobre los sensores o dispositivos usados para controlar el juego u obtener información sobre la posición del jugador.
- Padecimiento objetivo. Corresponde a la enfermedad o condición al que está enfocado el artículo.
- Partes del cuerpo. Se refiere a las extremidades a las que se enfoca la rehabilitación.
- Juego comercial / Motor gráfico. Los autores usan un juego comercialmente disponible o especifican el motor gráfico empleado para el desarrollo del juego serio.
- Usuarios. Personas que participaron en los experimentos, quienes pueden tener un buen estado de salud o afectados por alguna condición médica.
- Métricas. Son los parámetros empleados para medir el progreso de los usuarios. Por ejemplo: evaluación de un especialista, comparación del rango de movimiento, escalas de evaluación médica antes y después de la terapia, puntuación dentro del juego, etc.
- Algoritmos de clasificación. Algoritmos que se emplearon para reconocer los movimientos del usuario.
- Motivación del usuario. Indica si los autores incluyeron parámetros dentro del juego serio enfocados a mantener la motivación del usuario durante la rehabilitación.
- Rehabilitación remota. Este parámetro señala si se puede interactuar con el juego desde su casa o a distancia del centro de rehabilitación.

- Asistencia al especialista. Este parámetro muestra si el juego tiene como objetivo brindar ayuda al especialista en rehabilitación.
- Reemplazo del especialista. Indica si el juego tiene como objetivo sustituir al especialista en rehabilitación en el futuro.

Los resultados de la búsqueda arrojaron un total de 121 artículos, de los cuales 37 se obtuvieron usando el motor de búsqueda Xplore de la IEEE y 84 de WoS. Después de remover trabajos duplicados quedaron 80 artículos, a los cuales se les aplicaron los criterios de inclusión mencionados anteriormente, dando por resultado 41 trabajos aceptados. Los 80 artículos fueron descartados debido a las siguientes razones: (i) se enfocaban a rehabilitación de extremidades diferentes a las superiores o realizaban otro tipo de rehabilitación[5–24], (II) tenían propósitos diferentes al de rehabilitar[25–31], (III) eran notas editoriales, revisiones y guías para desarrollar juegos serios[32–54], (IV) eran artículos incompletos[55], (v) tenían una longitud menor a 4 páginas [56–59], (vi) no estaban escritos en inglés[60–62], (VII) no estaban en el objetivo de esta revisión[63].

En esta revisión se incluyeron trabajos con una puntuación QualSyst mayor o igual a 70%. Este porcentaje fue definido por la puntuación media de los 41 trabajos que cumplían con los criterios de aceptación. Al promedio obtenido se le restó la desviación estándar y se obtuvo un valor de 66.48%, el cual fue redondeado a 70%. Después se aplicó el análisis PRISMA (ver Figura 1). El análisis PRISMA proporcionó 33 artículos que fueron incluidos en esta revisión para ser analizados posteriormente.

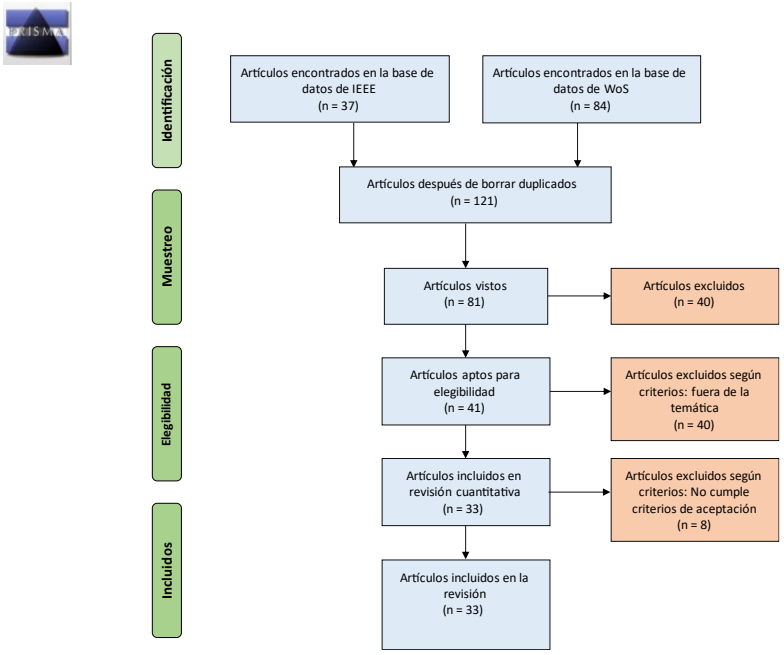


Figura 1: diagrama de flujo del análisis PRISMA

Respecto a los 8 artículos restantes fueron excluidos debido a que obtuvieron una puntuación menor a la establecida. Los 33 trabajos aceptados fueron clasificados de acuerdo con el tipo de sensor empleado para interactuar con el juego serio. Como resultado, se obtuvieron tres clasificaciones:

- Sistemas de visión. Esta clasificación incluye los trabajos que únicamente emplean sistemas basados en cámaras para obtener información.
- Sistemas de visión complementados. Esta clasificación corresponde a los trabajos que emplean sistemas basados en cámaras en conjunto con otros sensores para obtener información (por ejemplo: *Myo Armband*, *Wii Balance Board* y *Leap Motion Controller).*
- Sistemas alternativos a sistemas de visión. Esta categoría involucra a los sistemas que no se basan en dispositivos de visión para medir el movimiento de los usuarios. Algunos de estos dispositivos están basados en: bioseñales, sistemas robóticos, interfaces con retroalimentación háptica, consolas de videojuegos y componentes de computadoras personales.

2.1.1. Sistemas de visión.

Esta categoría representa el 42.4% de los trabajos que pasaron los criterios de inclusión QualSyst. La puntuación media de esta categoría fue de 86.42% (±8). En esta categoría se encontró que el dispositivo basado en visión por computadora más empleado para interactuar con juegos serios o medir la posición de los usuarios fue Kinect[64–73] (78% de los artículos). Los trabajos restantes usan otros dispositivos como Leap Motion[74], PrimeSense[75] y cámaras web[76]. El 50% de las enfermedades tratadas por dispositivos basados en visión corresponden a padecimientos del tipo neurológico[66,68,69,71,72,74,76], 42% a padecimientos neurodegenerativos[64,70,73,75,77,78] y el 7% restante no reporta la condición médica tratada[67].

Respecto a las partes del cuerpo tratadas por los estudios, la mayoría se enfocan en el hombro, brazo y codo; solo unos pocos tienen como objetivo la rehabilitación de dedos y muñecas. En lo que concierne al apartado del motor gráfico, Unity 3D[64,70,72,74,75] está presente en el 35% de los trabajos. Los motores Blender Game Engine[68], XNA Game Studio[66], juegos comerciales[69,78] y SecondLife[71] representan un 35%, mientras que el porcentaje restante de los trabajos no reportan la herramienta empleada para el desarrollo del juego serio[67,77].

Los trabajos analizados en esta revisión emplean diferentes métodos para medir el progreso del paciente durante la rehabilitación con juegos serios. A continuación, se muestran algunos de esos métodos: puntuación del usuario en el juego[66,68,76,77], comparación del rango de movimiento y escalas de evaluación médicas[67,69,71,74–76], evaluación por parte de un fisioterapeuta[64,66,72], movimiento continuo y correcta ejecución del movimiento[73]. Solo uno de los trabajos no reportó el método empleado para la evaluación del progreso del usuario. La mayoría de los estudios de esta categoría (85%) encontraron una relación entre el uso de un juego serio y la motivación del usuario durante la rehabilitación[64,66,68–76,78].

A continuación, se mencionan a detalle los tres artículos más destacados respecto a la puntuación QualSyst de esta categoría. El artículo mejor evaluado en la categoría de sistemas de visión fue el que desarrollaron Mateus Trombetta et al.[64] en el año 2017 con una puntuación QualSyst de 95%. En el trabajo desarrollaron un juego serio basado en el motor gráfico Unity 3D controlado con el sensor Kinect y un dispositivo Oculus Rift, para ayudar a pacientes de accidente isquémico transitorio y rehabilitar los movimientos en los hombros, codos, muñeca, rodillas y cadera. Durante el desarrollo del juego contemplaron que los movimientos a realizar en el entorno virtual correspondían a los ejercicios realizados durante las terapias convencionales impartidas por fisioterapeutas.

El juego presentado en este trabajo consta de tres escenarios que se enfocan a la rehabilitación de extremidades superiores: i) escenario en el cual el usuario debe estar de pie en posición ortostática[i] y ejecutar ejercicios enfocados a las extremidades superiores realizando el movimiento de abducción y aducción del hombro, y extensión de muñeca y codo; ii) escenario en donde el usuario debe permanecer de pie y realizar movimientos de abducción y aducción horizontal del hombro mientras el codo y la muñeca permanecen en posición de extensión; y iii) escenario donde el usuario debe realizar movimientos de flexión del hombro para atrapar los objetos que caen delante de él. Los autores realizaron un videojuego enfocado a la rehabilitación de personas con accidente isquémico transitorio[ii]. Sin embargo, primero realizaron una evaluación del sistema con personas sanas, con la finalidad de conocer su opinión al interactuar con el juego a través de Kinect y el visor de realidad virtual Oculus Rift.

La evaluación contó con la participación de 10 personas sanas en un rango de edad entre 61 y 75 años, de las cuales 8 eran mujeres y 2 hombres. Los usuarios realizaban las actividades del juego durante 30 segundos para evitar la fatiga y aplicando descansos de 2 minutos entre cada prueba. Para conocer las preferencias de los

[i] Posición ortostática. Posición de píe y erecta.
[ii] Accidente isquémico transitorio. Déficit motor o sensitivo, entre otros con más de 24 horas de duración.[148]

usuarios al final de las pruebas se les aplicó una prueba basada en el cuestionario desarrollado por M.R. Brum*. et al.*[79]*,* con una escala de 5 puntos en la escala Likert[iii]. Para comparar el balance de los usuarios, los participantes se dividieron en dos grupos: algunos usarían Oculus Rift para ver el escenario del juego y el otro grupo lo haría a través de una pantalla de televisión.

En los resultados encontraron que existe una diferencia entre ambos grupos. Los autores encontraron que el 20% de los participantes tuvieron problemas de percepción espacial y no podían atrapar los objetos porque pensaban que no estaban a su alcance. También se dieron cuenta que el otro 20% de los usuarios tuvieron el mismo problema de percepción, pero a lo largo de su interacción con el juego los usuarios notaron qué correcciones debían hacer en sus movimientos para poder jugar e interactuar correctamente con el juego. Por otro lado, los autores reportan que los usuarios restantes tuvieron un mal desempeño en el juego; sin embargo, demostraron gran interés por el juego enfocado a rehabilitación.

Un dato interesante en los resultados publicados en este trabajo fue presentado por el grupo que empleó el sistema Oculus Rift durante sus pruebas. Estos usuarios reportaron una mayor inmersión que los ayudó a mantener la motivación durante el juego, pero presenta la desventaja de estar limitado a juegos en primera persona. El 25% de los participantes tuvieron el mejor desempeño durante las pruebas, atrapando todos los objetos y evitando los distractores. Finalmente, el 20% de los usuarios no lograron atrapar ninguno de los objetos. Dejando de lado las puntuaciones, todos los usuarios reportaron sentirse interesados en los juegos serios para rehabilitación calificándolos como interesantes y benéficos.

El segundo artículo con mejor puntuación QualSyst (95%) fue el trabajo desarrollado por Martina Eckert et al.[68] publicado en 2017. Este trabajo propone el diseño de un sistema de amplificador virtual de movimiento pensado para que las personas con deficiencias en la función motora puedan tener un desempeño parecido al de personas

[iii] Escala Likert. Mide el nivel de acuerdo o desacuerdo con una declaración[149].

sanas en videojuegos. El motor gráfico empleado para el desarrollo de los 4 juegos propuestos en este trabajo fue Blender Game Engine y el sensor Kinect para que el usuario interactúe con ellos. El desarrollo del sistema de amplificación de movimiento consiste en realizar la calibración del sistema con la medición del grado máximo de movimiento del usuario y después multiplicar la posición de cada una de las articulaciones por el factor obtenido durante la calibración del movimiento del usuario.

Para probar el funcionamiento del sistema de amplificación con personas con diferentes tipos de discapacidad emplearon los siguientes cuatro juegos: i) “The ladder”, consiste en subir por una escalera durante un tiempo determinado y está diseñado para probar el movimiento de las manos del usuario; ii) “The boat”, en este juego el usuario trata de mover un bote con el movimiento de remar, en el que debe usar ambos brazos hacia adelante y hacia atrás durante un tiempo previamente determinado por un especialista en rehabilitación; iii) “Whack-a-mole”, en donde el usuario debe golpear “lunares” que aparecen de forma aleatoria por la pantalla con un martillo, con el objetivo de golpear hasta 20 lunares en un periodo de tiempo de 2 minutos mientras se lleva un registro de todos los que ha golpeado; y iv) “The paper-bird”, según sus autores es el que cuenta con mayor grado de dificultad, el juego consiste en un ave que va volando siempre hacia adelante mientras que el usuario debe mover los brazos y el tronco para controlar la altura del ave y evitar que colisione con los obstáculos que aparecen en la pantalla.

La evaluación de los juegos se realizó con dos grupos: el primero estaba formado por un total de 11 usuarios afectados por diferentes discapacidades, y el grupo de control formado por 8 usuarios con ninguna disfunción física conocida. Los resultados de las pruebas arrojaron que en el juego “The ladder”, el grupo de control tuvo una puntuación media de 55.68% (±22) mientras que el grupo de usuarios afectados tuvo una puntuación de 53.99% (±22). Los resultados del juego “The boat” tuvieron una puntuación de 119.83% (±49) para el grupo de usuarios afectados y para el grupo de control fue de 75.64% (±8). En el tercer juego “Whack-a-mole”, la puntuación del grupo de usuarios afectados fue de 53% (±22) y para el grupo de control de 81% (±31).

Finalmente, en el último juego los participantes del grupo de usuarios afectados reportaron un tiempo de vuelo en segundos de 200.63s[iv] (±71) y el grupo de control de 123.75s (±38). Con estos resultados, los autores concluyen que, si bien no se puede realizar una comparación directa en el desempeño entre usuarios afectados y sanos, ambos grupos pudieron obtener una experiencia de juego similar.

Posterior a las pruebas, los autores realizaron una serie de preguntas a cada usuario con la finalidad de conocer su experiencia al interactuar con los juegos. Al analizar los resultados de la encuesta encontraron que cerca del 73% de las personas encuestadas se consideran a sí mismos como usuarios frecuentes de videojuegos comerciales. El trabajo concluye en que pudieron diseñar y analizar los conceptos básicos de construcción e implementación de juegos emocionantes y desafiantes para los usuarios. También mencionan la poca disponibilidad de juegos enfocados específicamente a realizar rehabilitación y consideran que la incorporación de juegos con historia y otros tipos de motivación podrían ayudar a la inmersión del usuario en el juego y así incrementar la motivación por realizar los ejercicios de rehabilitación. Asimismo, mencionan que el desarrollo de su sistema de amplificación de movimiento puede ser usado para crear una interfaz que ayude a personas con discapacidad a interactuar con juegos comerciales.

Finalmente, el tercer artículo con mejor puntuación QualSyst (92%) fue publicado en el 2017 por Tuba Alışkan Türkbey et al.[69]. En este trabajo realizaron un estudio para conocer la factibilidad clínica de emplear Kinect como un dispositivo de rehabilitación para pacientes de accidente cerebrovascular. El estudio se realizó de forma aleatoria en un entorno controlado. Los participantes de la prueba fueron asignados aleatoriamente en dos grupos: el primer grupo recibió terapias de rehabilitación convencional que consistían en ejercicios activos y pasivos como estiramientos, sentarse, pararse, balancearse y ejercicios de cadera; y el segundo grupo empleó el sensor Kinect con el juego comercial Kinect Sports®. Ambos grupos recibieron terapia a lo largo de 20 sesiones.

[iv] s. tiempo en segundos.

La factibilidad y seguridad de los tratamientos fueron evaluados por la tasa de asistencia al tratamiento, retroalimentación de los pacientes y la Functional Independence Measure (FIM)[v]. En el periodo de reclutamiento entrevistaron 131 pacientes, de los cuales solo 20 fueron aptos para ser elegidos para participar en las pruebas. El rango de edad de los participantes variaba entre 38 y 79 años con una media de 62 años. En los resultados sobre la factibilidad y seguridad del sistema muestran que, de los participantes del grupo de control, el 90% asistió a todas las sesiones; mientras que del grupo que empleó el Kinect en sus rutinas de rehabilitación hubo una asistencia del 100%.

En cuanto a la eficiencia de ambas técnicas de rehabilitación, los responsables de la investigación detallan que existen mejoras significativas en ambos grupos. Al inicio de las pruebas, el grupo de control obtuvo un promedio de 5.33(±1.00) puntos, y posterior al tratamiento, el grupo obtuvo un promedio de 5.22(±0.97). El grupo experimental que empleó Kinect obtuvo un promedio inicial de 5.80(±0.63) y al final del tratamiento un promedio de 6.10(±0.88) en la escala FIM. Por ello, los autores concluyen que Kinect es un dispositivo que puede ayudar a mejorar la efectividad de los tratamientos de rehabilitación en extremidades superiores en pacientes de infarto cerebral.

2.1.2. Sistemas de visión complementados.

Los modos de interacción conformados por sistemas de visión complementados representan un 30.3% de los trabajos revisados y aprobados por el QualSyst Score. Éstos obtuvieron una media de 85.7% (±9), siendo los años de 2011 y 2017 donde se presentaron la mayor cantidad de trabajos publicados. Respecto a los sistemas empleados en esta categoría, se encontró nuevamente un amplio uso del sensor Kinect[80–85] en combinación con otros dispositivos como: Leap Motion Controller[83], Myo Armband[80], Wii BalanceController[81], Vicon system[82], MoCap[84], IOTracker[84], G.tec g. MOBilab[84], y TMSI Mobi[84]. Otros trabajos propusieron diferentes combinaciones de

[v] Functional Independence Measure. Es una herramienta para evaluar el grado de deterioro, discapacidades y minusvalías de una persona para realizar tareas de la vida diaria.[150]

dispositivos, como el uso de Optitrack v120 con una interfaz con retroalimentación háptica[86]; acelerómetros con una interfaz vibro táctil y una cámara web Microsoft live cam v3[87]; una cámara web y una cámara de visión térmica[88]; y una cámara web con un brazo robótico[89].

Las condiciones médicas tratadas por los trabajos incluidos en esta categoría corresponden a las del tipo neurológico[80,82,83,86,87], neurodegenerativo[81,84,88,89] y autoinmune[87]. Respecto a las partes del cuerpo a las que se enfocaron los trabajos, éstas son: hombro[80,82,89], codo[80,82,89], muñeca[80,83,85], dedos[83,86] y mano[85,87,88]. De los trabajos que se encuentran en esta categoría, el 60% reportaron el uso de los siguientes motores gráficos para el desarrollo del juego serio: Unity 3D[80,84], 3D WebGL[83], ArtoolKit[87], Chai3D[87], FLAR-ToolKit[85], NyARToolKit[85] y XNA Game Studio[88].

Para medir el progreso de los pacientes, algunos de los trabajos reportaron el uso de las siguientes metodologías de evaluación: escalas médicas[81,84,86,89], evaluación de un fisioterapeuta[87], tiempo en finalizar el ejercicio[87]. En lo que concierne al factor de motivación de los juegos serios, el 80% de los estudios encontraron una relación positiva entre el uso de los juegos serios y la motivación del usuario durante la rehabilitación[80,81,84–89].

A continuación, se mencionan a detalle los tres artículos más destacados con base en la puntuación QualSyst de esta categoría. El artículo con mayor puntuación QualSyst (100%) fue el estudio de viabilidad de juegos serios para rehabilitación neurológica realizado por Ilaria Bortone et al.[86] en el año 2017. Este estudio busca ayudar a pacientes de parálisis cerebral y dispraxia empleando un dispositivo de seguimiento óptico que permite saber la posición y orientación de los dedos de la mano en tiempo real, en conjunto con un sistema de retroalimentación háptica. Este trabajo tuvo el objetivo de examinar la usabilidad del sistema y de un juego serio en pacientes y personas sanas. Para realizar las pruebas, reunieron una niña con parálisis cerebral[vi]

[vi] Parálisis cerebral. Enfermedad motora de origen cerebral[2]

(PC), a tres pacientes con dispraxia del desarrollo[vii] (DD) siendo tratados por terapia convencional y cuatro niños sanos en desarrollo (NSD), en conjunto con cuatro adultos sanos (AS). Además, reportaron que ninguno de los participantes en el experimento tenía experiencias previas con sistemas de realidad virtual o sistemas de retroalimentación háptica. La medición de las destrezas de la mano de los participantes fue medida con la prueba Nine-Hole Peg[viii].

Para la realización de las pruebas, se desarrollaron dos juegos serios con diferentes objetivos. En el primer juego llamado “Monkeybox”, el usuario debe realizar movimientos de pronación y supinación de la mano para sujetar una moneda de oro e insertarla en una alcancía virtual que va variando su rotación hasta que las monedas de oro que están en una mesa se terminen. Durante el juego, un fisioterapeuta puede variar la rotación de la alcancía y la posición de los objetos en la escena del juego con el objetivo de rehabilitar la muñeca y mantener la atención del jugador. En el segundo juego, llamado “Labyrinth game”, el usuario debe mover la punta del dedo índice en conjunto con la abducción y aducción del hombro, de tal forma que el dedo recorra el camino correcto para moverse del inicio de un laberinto hasta la salida.

En ambos juegos es posible que el fisioterapeuta realice los ajustes pertinentes para adaptar el juego a las capacidades motoras de cada usuario. En cada uno de los juegos, se puede incrementar el nivel de dificultad variando el tiempo disponible para terminar la prueba, el tamaño y el número de monedas disponibles para ser sujetadas y arrastradas hasta la alcancía y la complejidad del trayecto del laberinto.

Durante la realización de las pruebas del sistema, los usuarios fueron divididos en tres grupos: el primer grupo formado por pacientes con PC y DD, el segundo formado por NSC y el tercer grupo formado por AS. Cada usuario de los tres grupos realizó una terapia de rehabilitación completa mientras usaba los sistemas de realidad virtual y de

[vii] Dispraxia del desarrollo. Desorden en el desarrollo de los niños[151].
[viii] Nine-Hole Peg. Es una prueba estandarizada para medir la destreza de los dedos.[152]

retroalimentación háptica. Las pruebas que se realizaron fueron supervisadas por un fisioterapeuta y un ingeniero biomédico.

Las pruebas para el juego “Monkeybox” consistieron en realizar 15 movimientos de agarre y alcance con diferentes posiciones de la alcancía que variaban entre -45° pronación hasta 45° de supinación de la muñeca. Para el juego “Labyrinth”, se presentaron cuatro planos diferentes, todos ellos con un recorrido parecido a la forma de la letra “S”, pero variando la orientación de la mesa y la dirección del recorrido, repartidos en cuatro niveles en un total de 12 repeticiones de esta prueba. La información recolectada durante los dos juegos fue:

a) Errores del usuario. Estos errores involucraban si el jugador se salía del camino del laberinto, o se equivocaba al intentar insertar las monedas en la alcancía y no le daba tiempo de terminar el recorrido del laberinto o de introducir todas las monedas en la alcancía.
b) Velocidad. Indicaba la velocidad media de los dedos durante los periodos de dibujo en el juego “Labyrinth” y la velocidad de cada agarre e inserción de monedas en el juego “Monkeybox”.

En las conclusiones, los autores mencionan que los ambientes virtuales inmersivos son populares entre los niños con parálisis cerebral y que son particularmente efectivos para apoyar la motivación para realizar actividad física. Los resultados de los tres grupos fueron comparados y encontraron una diferencia estadísticamente significativa en los tiempos de finalización y en el número de errores del usuario en el juego “Labyrinth”. En este juego los niños afectados por dispraxia del crecimiento y con parálisis cerebral presentaron un mayor número de errores, requerían más tiempo para finalizar la prueba y realizaban los movimientos con menor velocidad respecto al grupo de niños y adultos sanos. Mientras que en el juego “Monkeybox” no se encontraron diferencias estadísticas significativas.

Los autores concluyen el trabajo mencionando la popularidad de los ambientes virtuales inmersivos entre los niños con parálisis cerebral y que pueden ser particularmente efectivos para motivar la realización de actividad física. Con el sistema propuesto, los pacientes pudieron terminar las rutinas de rehabilitación con comentarios positivos de los terapeutas y de los usuarios participantes en las pruebas. Finalmente, los resultados de los experimentos llevados a cabo animan a investigar los beneficios de emplear juegos serios para rehabilitación.

El segundo artículo con mayor puntuación QualSyst (90%) fue el trabajo realizado por B. Bruno et al.[81]. Este trabajo tiene el objetivo de saber la mejor forma de integrar las terapias de rehabilitación convencionales con videojuegos serios aplicados a pacientes geriátricos con infarto cerebral. En las pruebas realizadas durante la investigación reunieron a 41 participantes en un rango de edad de 81(±6) años, quienes fueron divididos en tres grupos. A cada grupo se le aplicó diferentes tipos de rehabilitación: el primero recibió terapia convencional (TC) con juegos serios (JS); al segundo grupo se le proporcionó TC en combinación con entrenamiento de tarea-dual que consiste en ejercicios de cadera combinados con tareas cognitivas; y al tercer grupo se le proporcionó dos sesiones de terapia convencional.

Cada uno de los grupos recibió 30 minutos de tratamiento por sesión mientras eran observados y atendidos por especialistas en rehabilitación. Los cinco juegos serios empleados en el estudio fueron específicamente diseñados para ser controlados por personas con parálisis cerebral a través de dispositivos como Wii Balance Board (WBB) y Kinect. Todos los juegos eran personalizables a las necesidades motrices de cada uno de los usuarios.

En el primer juego llamado “The pirates”, el usuario debía mover simultáneamente ambos brazos para guiar al avatar en forma de pirata a través de un camino hasta el tesoro, con la finalidad de mejorar el movimiento fino y la coordinación de las extremidades superiores, el nivel de dificultad podía regularse cambiando la forma del camino entre formas rectas y con curvas. En el segundo juego llamado “Wipe out”, el

jugador debía mover las manos frente a la pantalla hasta quitar la suciedad de ésta. La finalidad del juego era la de mejorar la coordinación y la fuerza de las extremidades superiores. En el tercer juego llamado “The flight simulator”, el jugador debía recolectar puntos en forma de estrellas y evitar colisionar con los obstáculos en forma de asteroides. Para controlar el juego, debía mover el tronco del cuerpo en la dirección del movimiento deseado, con lo cual se pretendía mejorar el equilibrio del paciente. En el cuarto juego llamado “Hit the box”, el jugador debía atrapar una pelota con una caja virtual para mejorar el movimiento fino de las articulaciones e incrementar el control postural del jugador. En el quinto juego, el usuario debía mover una pelota para dejarla caer en el contenedor adecuado. El objetivo terapéutico del juego es mejorar la coordinación entre las extremidades superiores y el tronco y, el control de las extremidades superiores.

Para conocer el desempeño de los usuarios se realizaron pruebas para medir la autonomía y desempeño de los pacientes antes y después de las terapias de rehabilitación con las siguientes escalas de evaluación médica: Tinetti test[ix], Timed get Up and Down (TUG)[x], Timed Chair Stands (TCS)[xi], Berg´s Balance Scale[xii] y 10-Meter test in dual-task conditions (10m DT)[xiii].

Los resultados de las pruebas arrojaron una diferencia estadística significativa entre los tratamientos usando las pruebas Tinetti y Berg. Por otro lado, en las pruebas TUG mencionan no haber encontrado una diferencia estadísticamente significativa en los tratamientos. Durante el desarrollo de las pruebas, los autores encontraron que a los pacientes les motivaba realizar sus ejercicios a través de los juegos serios en comparación a los que emplearon solamente terapia convencional. Finalmente,

---

[ix] Tinetti test. Es un prueba para evaluar la marcha y el equilibrio en adultos mayores.[153]
[x] Timed get Up and Down. Es una prueba para evaluar las causas que provocan la caída de una persona.[154]
[xi] Timed Chair Stands. Es una prueba para medir la fuerza en las extremidades inferiores de personas mayores.[155]
[xii] Beg´s Balance Scale. Es una prueba para evaluar las causas que provocan la caída de una persona.[154]
[xiii] 10-Meter test. Es una prueba para evaluar la velocidad de marcha de las personas.[156]

concluyen que los juegos serios pueden ser un complemento de la terapia convencional para mantener la motivación de los pacientes.

Finalmente, el tercer artículo con mayor puntuación QualSyst (87%) fue la propuesta presentada por Jia-Kuan Lin et al.[85] en el año 2011. En este trabajo, los autores se centran en el desarrollo de juegos serios para ser utilizados por los usuarios en sus casas a través de una computadora personal común con una webcam y un mouse sin la necesidad de hardware especializado. Además, se añadió la posibilidad de compartir su progreso en redes sociales. En este trabajo los autores emplearon herramientas como AR Tool Kit y el estándar para el almacenamiento electrónico de datos médicos CDA R2[xiv] para el desarrollo de dos juegos serios.

El primer juego se llama “Puzzle game”. En éste, el jugador debe elegir la respuesta correcta a una pregunta. Las preguntas son presentadas en una pantalla y las respuestas se colocan sobre los marcadores colocados en una superficie haciendo uso de realidad aumentada. El usuario debe colocar su mano sobre el marcador que contiene la respuesta correcta.

El siguiente juego es llamado “Snake Game for Hand Rehabilitation”, el cual emplea un acelerómetro de tres ejes y un sistema de interpretación que transforma los datos del acelerómetro en la posición de la mano del usuario y permite controlar a una serpiente virtual. El objetivo del juego es que el usuario controle la serpiente para “comer” puntos que van apareciendo en la escena del juego. En las conclusiones, los autores mencionan que los juegos serios facilitan la rehabilitación de los pacientes que por cuestiones geográficas se les dificulta acudir a rehabilitación tradicional presencial.

[xiv] CDA R2 es un estándar para el tratamiento de documentos médicos electrónicos.

2.1.3. Sistemas alternativos a sistemas de visión.

Este modo de interacción está compuesto de nueve artículos y representa el 27.2% de los trabajos encontrados en la revisión sistemática. La puntuación QualSyst media de esta categoría es de 84.66% (±9). La mayoría de los trabajos con este tipo de sistema fueron encontrados en los años 2014 y 2016.

Los trabajos incluidos en esta categoría usan una amplia gama de sensores como un robot lego[90], un sensor Myo Armband[90], controles comerciales para videojuegos[91,92], ratón de computadora[93], giroscopios[94], magnetómetros[94]. El 66.6% de los trabajos se centraron en rehabilitación de enfermedades neurodegenerativas[91–93,95–97]. Sólo, uno de los trabajos se enfocó en la rehabilitación de heridas traumatológicas[94]. Por otro lado, un trabajo no indicó la condición médica a la que estaba enfocado[98]. Los trabajos reportaron realizar rehabilitación de brazo[90,92,93,96,98], codo[92,93], hombro[92,93], muñeca[94,95,97] y mano[96].

En el apartado de motor gráfico, 22.2% utilizaron videojuegos comercialmente disponibles[91,92], 11.1% utilizaron Unity 3D[95] para el desarrollo y/o implementación de un juego serio, y el 44.4% de los trabajos no reportaron el motor gráfico empleado[93,94,97,98].

La medición del desempeño del usuario durante su interacción con el juego serio se realizó utilizando las siguientes métricas: puntuación en el juego (Game score)[93,95], escalas de evaluación médica[92], comparación del rango de movimiento[91,93,96], distancia desde la extremidad hasta el objetivo[97], frecuencia cardiaca[90], “motion jerk”[97], frecuencia respiratoria[98] y consumo energético del robot de asistencia[97].

La mayoría de los trabajos de esta sección encontraron una relación entre la motivación del usuario y el uso de un juego serio durante la rehabilitación[93–96,98]. Además, el 33.3% de los estudios ofrecen la posibilidad de realizar rehabilitación de

manera remota[90,94,96]; mientras que el 11.1% está enfocado en funcionar como una herramienta de asistencia para especialistas en rehabilitación[93].

Los tres artículos más destacados de esta categoría con base en su puntuación QualSyst se detallan a continuación. El trabajo con mayor puntuación QualSyst (100%) fue publicado por K. De O. Andrade et al.[95] en el año 2014. En este trabajo se propone el uso de un sistema robótico para interactuar con un juego serio enfocado a la rehabilitación de muñeca con la capacidad de variar la dificultad de acuerdo con la habilidad del usuario. El robot implementado en este trabajo fue diseñado para proveer rehabilitación activa y pasiva en movimientos de flexión y extensión de muñeca. El juego serio fue realizado utilizando el motor gráfico Unity 3D, mientras que un sistema robótico se utiliza como método de entrada para el juego serio.

El juego llamado "Nuts catcher" está formado por un escenario en el que existen árboles, mientras que el avatar del usuario es una ardilla. La mecánica del juego consiste en atrapar las nueces que caen de los árboles. La puntuación del usuario se calcula a partir del número de nueces que atrape en un tiempo determinado por un especialista en rehabilitación. Los autores destacan la implementación del algoritmo de aprendizaje por refuerzo "Q-learning" usando las habilidades del usuario como parámetro de entrada para variar la velocidad de caída de las nueces con la finalidad de mantener la motivación del usuario.

En cuanto a la parte experimental, el trabajo contó con la participación de cuatro usuarios sanos en sesiones de 30 minutos de duración. A los usuarios se les pidió realizar movimientos de flexión-extensión para determinar su rango máximo y mínimo de movimiento de muñeca. Asimismo, se estableció una velocidad mínima de caída de las nueces de 3 m/s para el escenario más fácil y con un máximo de 20 m/s para el escenario más difícil. Con respecto a los resultados de los experimentos, se reportaron diferentes respuestas a los cambios de velocidad de la caída de las nueces. Los usuarios 2 y 3 mostraron una puntuación más estable que la de los usuarios 1 y 4. El usuario 4 fue quien obtuvo la puntuación más alta y alcanzó el escenario más

difícil. Finalmente, los autores concluyen que la implementación de un algoritmo de aprendizaje por refuerzo puede ser una aproximación apta para la adaptabilidad de la dificultad en juegos serios.

El segundo artículo con mayor puntuación QualSyst (92%) fue el trabajo de G. Saposnik et al.[91] del año 2016. En esta investigación realizaron un experimento para conocer la eficacia y seguridad de sistemas de realidad virtual no inmersivos para rehabilitación de extremidades superiores. El diseño del experimento consistió en pruebas aleatorizadas, controladas, simple ciego y en grupos paralelos con 141 participantes en un rango de edad de 18 a 85 años con afectaciones de accidente cerebrovascular o enfermedades neurodegenerativas.

Los participantes fueron divididos y asignados a dos grupos de forma aleatoria. El primer grupo formado por 71 usuarios realizó rutinas de rehabilitación utilizando ambientes de realidad virtual no invasiva, utilizando una plataforma de juegos comerciales conocida como Nintendo Wii. El segundo grupo formado por 70 participantes realizó actividades recreativas como póker, jenga o juego de pelota. El rango de movimiento de todos los participantes fue medido para establecer la línea de partida y realizar una comparación al finalizar las pruebas después de dos semanas de terapia. De los 141 participantes iniciales, solamente 59 miembros del primer grupo y 62 del segundo llegaron hasta el final del experimento.

Al realizar la comparación de los valores de rango de movimiento al inicio y final del experimento, los autores mencionan haber encontrado resultados similares entre ambos grupos; sin embargo, los tratamientos con terapia convencional pueden requerir de una mayor cantidad de recursos y resultar menos atractivos para los usuarios. Por otro lado, la terapia basada en realidad virtual no invasiva podría ser una alternativa al proporcionar rutinas de rehabilitación que resulten más agradables para los usuarios.

Finalmente, el tercer artículo con mayor puntuación QualSyst (87%) fue la investigación desarrollada por L. López-Samaniego et al.[90] del año 2016. En este

trabajo se presenta un estudio de viabilidad de un juego serio para rehabilitación física y cognitiva de personas mayores. Esta propuesta se basa en el diseño e implementación de un robot integrado con sensores de señales electromiográficas y de movimiento para interactuar con un juego serio. Las pruebas contaron con la participación de 7 usuarios afectados a quienes se les colocaron los sensores “Myo Armband” y “Microsoft band 2”. Cada uno de los participantes recibió el mismo tratamiento, el cual consistió en la realización de actividades físicas y cognitivas en sesiones de 25 minutos una vez cada tres meses. Al final de los experimentos cada usuario contestó una encuesta con la finalidad de conocer su opinión sobre el sistema. Los resultados muestran una opinión positiva sobre la plataforma; sin embargo, algunos de los participantes reportaron sentirse incómodos con la colocación del sensor “Myo Armband”. Finalmente, los autores mencionan que su sistema podría brindar una herramienta de rehabilitación y monitoreo de recuperación personalizada.

2.1.4. Conclusiones de la revisión sistemática.

En esta revisión se presentaron diferentes métodos de interacción con juegos serios enfocados a rehabilitación de extremidades superiores, de los cuales solo 33 artículos de 121 cumplieron con los criterios de inclusión. Durante la búsqueda se identificaron tres modos de interacción: sistemas de visión (42.4%), sistemas de visión complementados (30.3%) y alternativas a sistemas de visión (27.3%). Asimismo, los sistemas de visión y sistemas de visión complementados obtuvieron una media QualSyst de aproximadamente 86% seguido por las alternativas a sistemas de visión con una media de 84.6%.

Es importante mencionar que el sensor Kinect fue el dispositivo más utilizado al estar presente en el 48.48% de los trabajos analizados en esta revisión. Respecto a los padecimientos tratados, el 48.48% de los trabajos están enfocados a enfermedades neurodegenerativas. De los motores gráficos más utilizados se tiene Unity 3D, el cual se encuentra en el 24.24% de los trabajos revisados, por lo que es el motor gráfico más utilizado para el desarrollo o implementación de juegos serios. Además, el 19%

de los trabajos se enfocaron en rehabilitación de hombro. Respecto a la medición del desempeño del usuario, se utilizó una comparación al del rango de movimiento en escalas de evaluación médica al inicio y final de la terapia.

Para más información de esta revisión sistemática, se puede consultar el artículo:

- Aguilar-Lazcano, C. A., Rechy-Ramirez, E. J., Hu, H., Rios-Figueroa, H. V., & Marin-Hernandez, A. (2019). Interaction Modalities Used on Serious Games for Upper Limb Rehabilitation: A Systematic Review. Games for Health Journal. 8(5) 313-325. ISSN: 2161-783X. Online ISSN: 2161-7856. (2018 Impact factor: 1.782). 9 July 2019.
  DOI: https://www.liebertpub.com/doi/10.1089/g4h.2018.0129

2.2. Electromiografía.

El cuerpo humano está formado por los sistemas nervioso, cardiovascular, digestivo, muscular entre otros. En el caso del sistema muscular, es el conjunto de músculos que pueden ser controlados voluntariamente para realizar movimientos. Los músculos están formados por las células musculares, las cuales se organizan en tejidos encargados de realizar el movimiento en diferentes partes del cuerpo[99]. De acuerdo con K. Moore et al.[99], existen tres tipos de músculos que son:

- Músculos estriados esqueléticos: son los músculos voluntarios que estabilizan o mueven los huesos y otras estructuras.
- Músculo estriado cardiaco: es un músculo visceral involuntario encargado del bombeo de la sangre.
- Músculos lisos: son los músculos involuntarios encargados de mover sustancias a través del cuerpo realizando secuencias de contracciones.

Los movimientos voluntarios del cuerpo humano se generan a partir de la contracción fásica isotónica de los músculos esqueléticos superficiales. Estas contracciones son producidas por un pulso eléctrico generado desde una unidad. La unidad motora se

conforma por una neurona motora y las fibras musculares del músculo que controla[99]. El movimiento muscular voluntario se compone de tres etapas conocidas como secuencia de activación muscular[100] siendo las siguientes:

1) Potencial de reposo: generalmente se considera que un músculo está en reposo o estado basal cuando la neurona motora presenta una carga en el rango de -70 mV hasta -90 mV. Este estado es mantenido por un proceso fisiológico llamado bomba de iones como resultado de una carga intracelular negativa en comparación con la superficie del músculo. Esta etapa se puede observar en la Figura 2 a).
2) Despolarización: la activación de una neurona motora produce la excitación de las fibras musculares lo que provoca que los niveles de sodio Na+ bajen y aumenten los niveles de potasio K+ lo que acciona la contracción muscular alcanzando niveles de voltaje de hasta +40 mV. A este cambio en el voltaje también se le conoce como potencial de acción (PA) y se puede observar en la Figura 2 b) y Figura 3.
3) Repolarización: cuando los niveles de sodio y potasio se revierten y el músculo entra nuevamente en un estado de reposo se conoce como repolarización. Esta etapa se puede observar en la Figura 2 c).

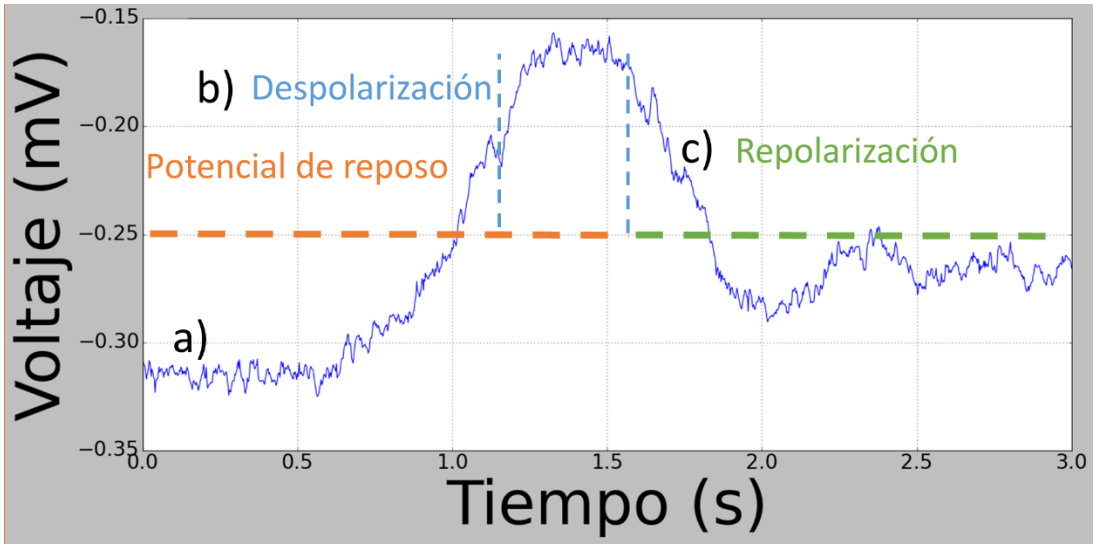


Figura 2: secuencia de activación muscular

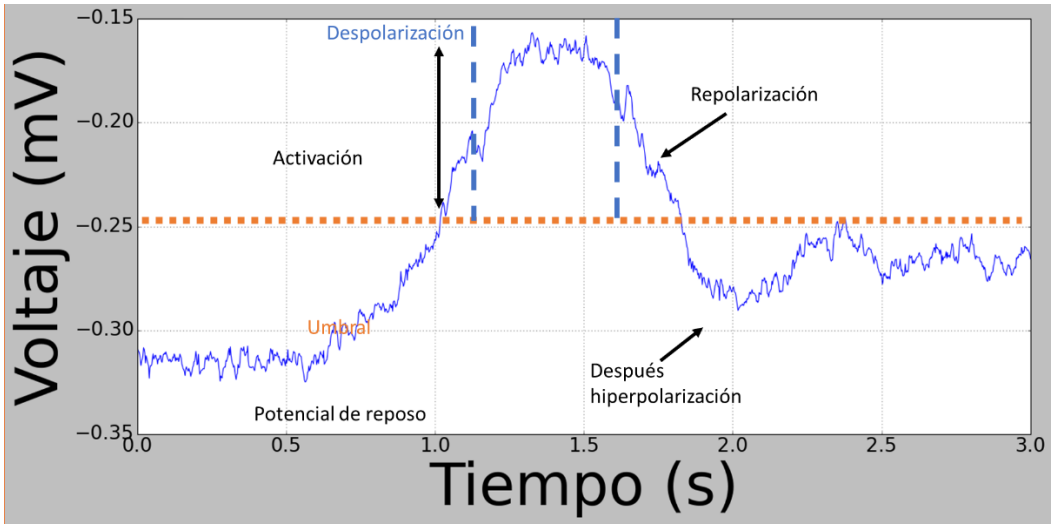


Figura 3: potencial de acción

Al proceso de adquirir y analizar estas señales se le conoce como electromiografía. El estudio de estas señales se puede aplicar a investigación médica, rehabilitación de cirugías o accidentes, rehabilitación neurológica y estudios biomecánicos, entre otros[100].

Con el objetivo de conocer las técnicas de adquisición, procesamiento y clasificación de señales electromiográficas (EMG) se realizó una búsqueda del estado del arte teniendo como pregunta de investigación: ¿Cuál es el estado del arte respecto a la clasificación de señales electromiográficas enfocadas a rehabilitación de dedos? El parámetro de búsqueda fue definido con base en la pregunta de investigación, quedando de la siguiente manera: “emg classification for finger rehabilitation”. La búsqueda se realizó en el motor de Google Scholar. Finalmente, los artículos fueron filtrados con los siguientes criterios: i) estar escritos en inglés, ii) tener más de 4 páginas, iii) estar enfocados o incluir rehabilitación de dedos, iv) ser artículos publicados entre 2010 y 2020, v) tener una puntuación QualSyst igual o superior al 70%.

La calidad de los artículos encontrados en esta búsqueda se evaluó usando los mismos parámetros del QualSyst que se emplearon en la sección de juegos serios.

Los parámetros extraídos de los artículos que cumplían con los criterios de inclusión y que obtuvieron una calificación QualSyst igual o superior al 70% son:

- Puntuación QualSyst. Ésta es obtenida usando el estándar QualSyst para calificar la calidad del artículo.
- Dispositivo(s). Provee información sobre los sensores o dispositivos usados para adquirir las señales electromiográficas.
- Tipo de electrodo utilizado. Proporciona información sobre el tipo de electrodo colocado en el usuario.
- Ubicación de los electrodos. Informa en qué músculos y/o extremidades fueron colocados los sensores.
- Canales. Reporta el número de canales de electromiografía empleados en su estudio.
- Resolución. Reporta la resolución de la conversión digital de la señal EMG.
- Frecuencia. Reporta la cantidad de muestras por segundo de las grabaciones de la señal.
- Software. Programas utilizados para la adquisición y/o procesamiento de las señales.
- Extractores de características. Algoritmos de extracción de características empleados.
- Tipo de clasificación. Detalla si realiza clasificación en tiempo real u “offline”.
- Movimientos. Se refiere a los movimientos ejecutados para la grabación de las señales y su posterior clasificación.
- Padecimiento objetivo. Corresponde al padecimiento al que está enfocado el artículo.
- Usuarios. Personas que participaron en los experimentos, quienes pueden tener un buen estado de salud o afectados por alguna condición médica.
- Algoritmos de clasificación. Algoritmos que se emplearon para reconocer los movimientos del usuario usando señales electromiográficas.

Los resultados de la búsqueda arrojaron un total de 23 trabajos enfocados a la clasificación de señales EMG de dedos. De los cuales solo 12 cumplen con los criterios

de inclusión mencionados anteriormente. Los 11 trabajos restantes no fueron aceptados debido a: i) no alcanzar la puntuación QualSyst necesaria [101–109], ii) ser artículos no terminados o no publicados [110,111]. Los artículos que si fueron aceptados en esta sección tienen una puntuación QualSyst media de 85.41% (±8). El año con más publicaciones aceptadas fue el 2013[112–115]. El resto de los trabajos se puede observar en las Tablas 1 y 2.

2.2.1. Sistemas de adquisición de señales EMG.

Para obtener las señales eléctricas producidas por la contracción muscular es necesario contar con dispositivos especializados que cuenten con componentes con filtros analógicos y digitales, amplificadores de señales y convertidores analógico-digitales para el posterior procesamiento de las señales. En los trabajos revisados se encontró que los sensores de la empresa Delsys están presentes en el 67% de los artículos, de los cuales 30% de ellos utilizan el modelo De 2x series[113,114,116], 10% emplea el modelo Trigno Wireless[117] y 10% no especifica el modelo del sensor. El resto de los dispositivos empleados se puede observar en Figura 4 a).

Los dispositivos para la adquisición de señales EMG encontrados en estas revisiones reportan una frecuencia de muestreo de 60 Hz[118], 550 Hz[119], 1000 - 1024 Hz[114,115,120], 2000 – 2048 Hz[112,121,122] y 4000 Hz[113,123,124] con resoluciones de 12 bits [114,121,123,124] y 16 bits[112,115]. Algunos autores no reportaron la resolución de los dispositivos que emplearon[104,113,118,120,125].

Autor	Año	Puntuación QualSyst	Dispositivo	Tipo de electrodo	Usuarios	Movimientos	Colocación de electrodos	Canales	Resolución	Frecuencia de muestreo	Software	Características	Técnica de clasificación	Tiempo real	Offline
Nicolò Celadon[109]	2016	100	Bioelectrónica	monopolar	9 sanos	Flexión dedos	-	192	12-bits	2048 Hz	-	-	LDA Threshold crossing	si	si
Ali Al-Timemy[112]	2013	100	-	Ag-CL	10 sanos 6 amputados	Flexiones individuales de dedo	Antebrazo derecho Dedos Codo	12 en usuarios sanos 11 en amputados	16 bits	2000 Hz	Matlab Weka	-	Linear disciminant analysis SVM with SMO	-	-
Xun Chen[125]	2012	95	Sensor propio	Ag-Cl	6 sanos	Números chinos en lenguaje de señas	Pocillis brevis exettensor Digitorum Superficialis Flexor digitorum profundis Flexor digitorum superficiales	4	-	550 Hz	-	MAV RATIO Zero crossing Wavelength	MKL SVM	si	si
Ganesh R. Naik[113]	2013	90	Delsys De 2x series	Superficial	8	Flexión de dedos Oposición pulgar-restantes	-	2	-	4000 Hz	-	RMS Autoregressive coeficient	Redes neuronales	-	-
Khairul Anam[114]	2013	90	Delsys De 2x series	Bipolar	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Dinesh Kant Kumar[115]	2013	85	Delsys	Ag-Cl	11 sanos 1 afectado	Flexión de dedos	flexor digitorum superficialis	4	16-bits	1024/segundo	-	-	SVM	-	-

Tabla 1: sistemas con electromiografía.

Autor	Año	Puntuación QualSyst	Dispositivo	Tipo de electrodo	Usuarios	Movimientos	Colocación de electrodos	Canales	Resolución	Frecuencia de muestreo	Software	Características	Técnica de clasificación	Tiempo real	Offline
Rami N. Khushaba[124]	2012	85	Delsys De 2x series	Interfaz adhesiva	8	flexiones individuales de dedo pinza pulgar-dedos cerrar mano	palmaris longus no especifica el otro	2	12 bits	4000 Hz	Delsys software	-	Bayesian fusion	si	si
Mohd Haris[120]	2015	80	-	-	4 sanos	flexión de dedos oposición pulgar-dedos	branchioradialis flexor cuprum ulnaris	2	-	1000/segundo	-	RMS MAC varianza zero crossing waveform length complexity movility sample skewness	-	-	-
Lizhi Pan[122]	2014	80	Delsys Trigno wireless	superficial	6 sanos / 2 afectados	-	flexor carpi radialis flexor carpi ulnaris flexor digitorum profundis flexor digitorum superficialis extensor carpi radialis extensor carpi ulnaris extensor digitorum	8	-	2000 Hz	-	MAV zero crossing waveformlengh slope changes	-	-	-
Jess McIntosh[118]	2016	75	-	Ag-CL	12	flexión de dedos extensión de palma puño señalar	Brazo	2	-	60 Hz	-	-	SVM	-	-
Rami N. Khushaba[123]	2012	75	Delsys De 2x series	Interfaz con piel	8	flexión de dedos oposición pulgar-restantes puño flexiones compuestas	-	8	12 bits	4000 Hz	-	zero crossing MAV RMS waveform length slope-sign changes skewness integral absolute value parameters of an autoregressive model Hjorth	SVM k.-nearest neighbor extreme learning machine	-	-
Genta Kondo[126]	2010	70	-	bipolar	5 afectados	-	-	5	12-bits	50 Hz	-	-	-	-	-

Tabla 2: sistemas con electromiografía.

2.2.1.1. Electrodos para electromiografía.

El uso de sensores para medir la actividad muscular normalmente va acompañado del uso de electrodos, respecto a la electromiografía hay dos tipos de electrodos[127] superficiales y subdérmicos o intramusculares (Figura 5 c). Cada uno presenta ventajas y desventajas. Por un lado, los electrodos superficiales se pueden encontrar en una variedad de configuraciones como: secos (Figura 5 a) y con gel conductivo (Figura 5 b). Los electrodos secos se pueden colocar en la superficie de la piel, sin embargo, la superficie de la piel necesita ser preparada rasurando y tallando la zona con químicos abrasivos para limpiar las células de piel muerta.

En cuanto a los electrodos con gel conductivo, éstos ya se encuentran preparados para ser colocados en los músculos deseados, pero presentan una vida útil menor a la de los electrodos secos. Ambos electrodos superficiales tienen la ventaja de que se pueden colocar de una manera relativamente fácil y poco dolorosa, pero pueden introducir ruido a la señal por el movimiento de éstos, señales mezcladas de músculos adyacentes y por la impedancia entre la piel y el electrodo, entre otros factores; además pueden producir irritación en la piel[128].

Por otro lado, los electrodos subdérmicos o intramusculares tienen la ventaja de que pueden ser colocados exactamente en el músculo deseado y así proporcionar una señal con menor ruido; sin embargo, la colocación de este tipo de electrodos necesita ser realizada por un especialista. Además que pueden resultar sumamente dolorosos y pueden no representar una diferencia significativa en el procesamiento de la señal respecto a los electrodos superficiales[129]. En los artículos se encontró que los electrodos más utilizados son de tipo seco[113,114,122–124], seguidos de los superficiales con gel conductivo hechos de Cloruro de Plata (Ag-Cl)[112,115,118,125]. El resto de los electrodos se puede observar en la Figura 4 b).

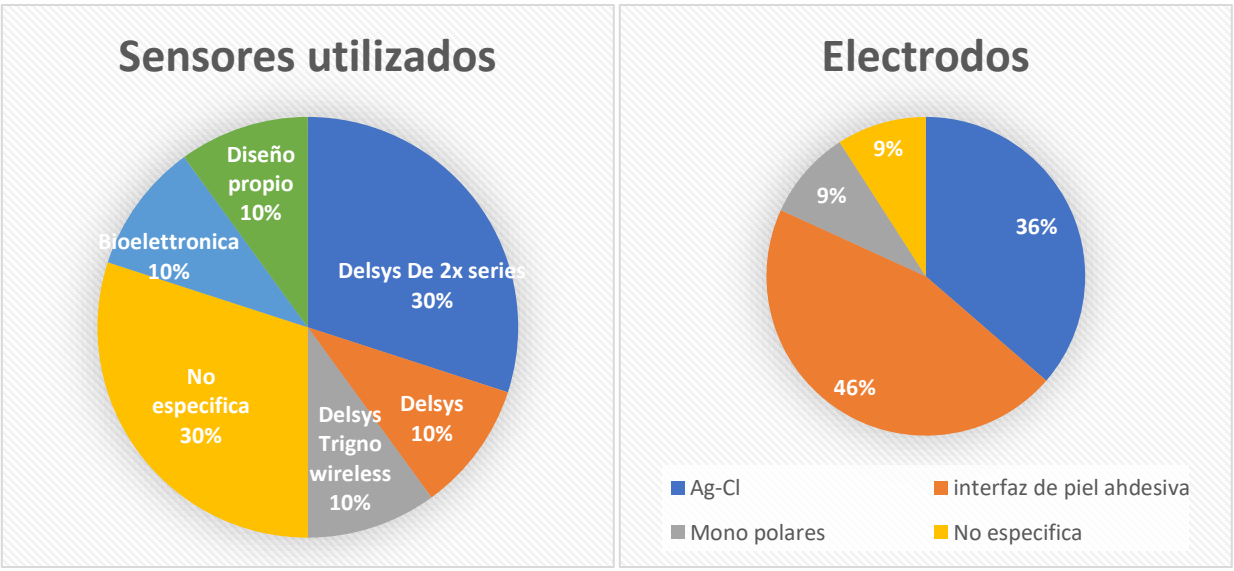


Figura 4: a) sensores EMG más utilizados, b) electrodos más utilizados.

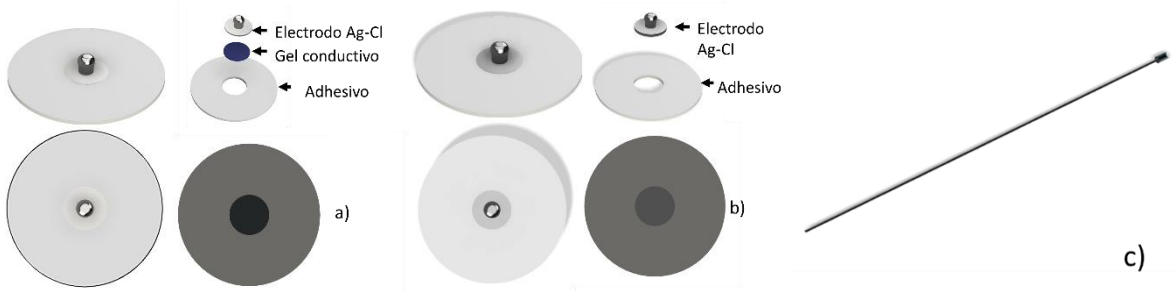


Figura 5: tipos de electrodos a) electrodo con gel conductivo, b) electrodo seco, c) electrodo intramuscular.

2.2.1.2. Ubicación de los electrodos.

Para obtener una señal electromiográfica de buena calidad, es necesario colocar los electrodos lo más cerca posible de los músculos relacionados al movimiento a medir[128]. En los artículos revisados se encontró que para los movimientos individuales de dedo, los electrodos eran colocados en los siguientes músculos: extensor carpi ulnaris[114], flexor digitorum superficiales[114,115], palmaris longus[114,124], branchioradialis[120], flexor cuprum ulnaris[120], proximal del brazo[118], no especifica el músculo[113,121,123]. Algunos trabajos reportaron haber adquirido señales procedentes de diferentes músculos utilizando dos[113,114,118,120,124], cuatro[115,125], ocho[122,123], 192[121] y

en el caso de Al-Timemy et al.[112], 12 canales para personas sanas y 11 en el caso de personas con amputación.

Los artículos más destacados dentro de esta categoría con base en su puntuación QualSyst son los siguientes:

El artículo publicado por N. Celadon et al.[121] obtuvo una calificación QualSyst del 100%. En este trabajo, los autores resaltan la importancia de restaurar la función motora de la mano en personas que han sufrido lesiones en el sistema nervioso. Para lograrlo proponen el uso de un robot de rehabilitación controlado con sistema de electromiografía superficial de alta densidad.

El estudio propone evaluar el desempeño *online* y *offline* de los siguientes métodos de clasificación: clasificación basada en el cruce de umbrales (THR), análisis de discriminación lineal (LDA) y un estimador proporcional multiclase basado en un patrón espacial común (CSP-PE). Para la adquisición de las señales EMG implementaron un arreglo de 192 electrodos monopolares superficiales colocados en el antebrazo con una resolución de 12 bits, una tasa de muestreo de 2048 Hz y ventanas de tiempo de 200 ms con 50% de superposición.

Los experimentos contaron con la participación de nueve usuarios sanos, quienes realizaron una serie de movimientos de flexión-extensión de los dedos. En los resultados del modo *offline, se* reportó una mayor exactitud usando el método CSP-PE comparado con LDA utilizando ≤24 electrodos superficiales. En cuanto a la configuración *online,* los resultados entre ambos clasificadores fueron similares. Por otro lado, el método THR presentó el peor resultado en sus pruebas. Finalmente, los autores concluyen proponiendo el uso del método CSP-PE para la clasificación de movimientos independientes de dedo en sistemas con un número de canales inferior a 24.

El trabajo de A. Al-Timemy et al.[112], obtuvo una calificación QualSyst del 100%. En su investigación proponen el uso de un sistema de electromiografía superficial multicanal para clasificar el movimiento individual y grupal de los dedos para ser aplicado al control de una prótesis. En su estudio, contaron con la participación de diez usuarios sanos con un rango de edad entre 21 y 35 años y de seis personas con amputación de brazo en un rango de edad de 24 a 34 años.

Los autores proponen el uso electrodos bipolares autoadhesivos hechos de cloruro de plata (Ag-Cl). En los usuarios sanos se colocaron 12 canales en el antebrazo con un electrodo de referencia en la muñeca. Por otro lado, para los usuarios afectados se colocaron solamente 11 canales debido a las limitaciones de espacio del área afectada con un electrodo de referencia en el codo.

Para la adquisición de las señales electromiográficas superficiales, emplearon un dispositivo de desarrollo propio con una resolución de 16 bits con una frecuencia de muestreo de 2000 Hz. Durante las sesiones de grabación de las señales EMG a los usuarios sanos se les pidió realizar los movimientos de flexión, mientras que a los usuarios con amputación se les pidió “imaginar” el movimiento. Los dos grupos de usuarios realizaron un total de 12 movimientos que son: flexión de meñique, anular, medio, índice, pulgar; posición de descanso; extensión de meñique, anular, medio, índice, pulgar; abducción de pulgar. Los movimientos simultáneos como la extensión de meñique y anular, flexión de índice y medio y flexión simultánea de los dedos meñique, anular, índice y medio fueron realizados solamente por los usuarios no afectados.

Durante las sesiones de grabación se les pidió a los usuarios realizar la secuencia de movimientos con un periodo de reposo de cinco segundos entre movimientos, mientras la posición final del movimiento debía mantenerse por 12 segundos para los usuarios no afectados y de ocho segundos para los usuarios afectados. Los autores reportaron haber adquirido un total de 207 grabaciones, las cuales fueron divididas

para crear el conjunto de datos de entrenamiento y de prueba que se usaron para entrenar los algoritmos de clasificación.

En sus resultados, los autores afirman haber encontrado una diferencia estadística significativa en la exactitud de la clasificación entre usuarios no afectados y afectados. Respecto al número de canales, sus resultados muestran una exactitud de clasificación en usuarios no afectados del 60% usando un solo canal, de 85% usando dos canales, 90% usando tres canales, 95% usando cuatro a 12 canales. En cuanto a los usuarios afectados, reportan una media de 55% usando un canal, 70% con dos canales, 80% con tres canales, 82% con cuatro canales, 85% con cinco canales, 90% usando seis a 11 canales. Finalmente, los resultados de este estudio muestran la posibilidad de emplear cinco canales de electromiografía como una configuración válida para la clasificación de movimientos independientes de dedos.

El trabajo presentado por X. Chen et al.[125] obtuvo una calificación QualSyst de 95%. En su trabajo proponen un *kernel de aprendizaje múltiple* (multiple kernel learning, MKL) para la clasificación en tiempo real de gestos de dedos con cuatro canales de electromiografía superficial. La adquisición de las señales sEMG (Surface electromyography) la realizaron con un dispositivo de adquisición de señales de diseño propio basado en el amplificador operacional INA333 y electrodos autoadhesivos de cloruro de plata (Ag-Cl). Al ser un trabajo enfocado a la clasificación de gestos de dedos, los autores eligieron los músculos encargados de la activación muscular de dicha parte del cuerpo con la ayuda de un experto en anatomía. Los músculos seleccionados se mencionan a continuación: pollicis brevis, extensor digitorum, flexor digitorum y flexor digitorum superficiales.

En el protocolo experimental contaron con la participación de seis usuarios sanos. El experimento fue dividido en dos etapas: la primera fue para realizar un análisis *offline* y la segunda para un análisis *online.* Durante la primera etapa a cada participante se le pidió realizar los primeros diez números chinos en lenguaje de gestos con una duración de entre uno y dos segundos con pausas de 0.5 segundos. En esta etapa,

afirman haber recaudado un total de 50 conjuntos de diez gestos por usuario, dando un total de 500 gestos. En la segunda parte del experimento recolectaron las señales de los usuarios usando los mismos gestos durante nueve sesiones con 20 repeticiones por sesión.

El análisis de la información reunida lo hicieron empleando un detector de movimiento de señales sEMG, el cual consiste en un promediado de las señales de una misma clase. Después aplicaron extractores de características como: valor medio absoluto (mean absolute value, MAV), valor medio absoluto R (mean absolute value ratio, MAVR), cruce por cero (zero crossing, ZC) y longitud de forma de onda (waveform length). Finalmente, ingresaron la información a un algoritmo de clasificación como máquinas de soporte vectorial (Support vector machine, SVM) y MKL. En la modalidad *offline* los autores reportaron una media de clasificación de 97.3% (±1) usando SVM. Por otro lado, en la modalidad *online* reportan una exactitud con un porcentaje medio de 95%.

2.3. Fusión de sensores.

El funcionamiento de la fusión de sensores se puede comparar con el comportamiento del cerebro humano y los sentidos de la vista, oído, tacto, olfato y gusto. El cerebro es capaz de integrar la información obtenida por estos sentidos en tiempo real. Se podría decir que el objetivo de la fusión de sensores es emular esa capacidad del cerebro[130]. Una explicación más técnica se puede encontrar en el trabajo titulado “An introduction to Sensor Fusion” realizado por Wilfried Elmenreich[131], donde define la fusión de sensores como combinación de los datos obtenidos de diferentes dispositivos con la finalidad de mejorar la calidad de la información respecto a emplear cada dispositivo de manera individual. De acuerdo con este autor algunas de las debilidades de emplear sistemas sin fusión de sensores son:

- Perdida sensorial: la falla de un sensor puede causar perdida de percepción de la variable deseada.

- Cobertura espacial limitada: un sensor individual solo recibe información de una zona limitada.
- Cobertura temporal limitada: algunos sensores requieren de un tiempo prolongado para adquirir y enviar la medición, limitando la frecuencia de las mediciones.
- Falta de exactitud: las mediciones de sensores individuales están limitadas a la exactitud del sensor.
- Incertidumbre: en un sistema con un sensor individual se está limitado por el punto de observación de un solo sensor.

En esta investigación se menciona el uso de la fusión de sensores como una posible solución a los problemas anteriormente señalados, además de proveer las siguientes ventajas:

- Robustez y confiabilidad: arreglos de múltiples sensores redundantes tienen la capacidad de proveer información incluso si se presenta una falla parcial.
- Cobertura espacial y temporal extendida: En una configuración con múltiples sensores, uno de ellos puede realizar mediciones que el otro no puede y así complementarse.
- Resolución mejorada: cuando se realizan mediciones de la misma variable y éstas se fusionan da como resultado una mejor resolución de la variable medida respecto a la medición individual de un sensor.

2.3.1. Tipos de fusión de sensores.

Wilfried Elmenreich[131] menciona una categorización de tres niveles para la fusión de sensores: bajo, medio y alto. En el nivel bajo o “raw fusion” las entradas del algoritmo son los obtenidos de los sensores sin preprocesamiento mientras se espera que los datos de salida de la fusión sean más informativos que las entradas. El nivel medio de fusión aplica una extracción de características de los datos antes de ser ingresados a

la fusión. Nivel alto de fusión emplea algoritmos de votación, lógica difusa y métodos estadísticos para tomar una decisión.

Otra categorización es dada por Dasarathy, Belur V.[130] donde propone cinco categorías de fusión. La primera llamada “data in-data out” fusiona todos los datos de entrada dando como resultado un dato de salida Este tipo de fusión se puede emplear en datos de diferentes sensores que compartan los mismos formatos de dimensionalidad, duración, intervalos de muestreo, etc. La segunda categoría llamada “data in-feature out” toma como entrada los datos de diferentes sensores o arreglos del mismo sensor y éstos son combinados para obtener una salida formada por una característica o descriptor del fenómeno que se está observando. De acuerdo con el autor, este tipo de fusión suele ser empleado en sistemas de visión estereoscópica para percepción de profundidad en robots.

La tercera categoría llamada “feature in-feature out” utiliza las características de los datos como método de entrada y son combinados cuantitativamente en un arreglo multidimensional de características. Este tipo de fusión es particularmente útil cuando se tiene información con diferentes estructuras como podría ser una imagen y un archivo de audio. La cuarta categoría llamada “feature in-decision out” toma características obtenidas de varios sensores y la salida del proceso de fusión es el reconocimiento de una clase objetivo o una decisión. Finalmente, la quinta categoría llamada “decision in-decision out” emplea decisiones como métodos de entrada y como salida tiene decisiones. Este tipo de fusión se puede emplear en datos procesados por el modelo “feature in-decision out” y podría ser usada para solventar problemas de compatibilidad entre la información de los sensores.

El estudio realizado por D. Novak y R. Riener[132] propone dividir los sistemas de fusión de sensores en dos categorías: sistemas unimodales y sistemas multimodales. Los sistemas unimodales están formados por múltiples sensores que adquieren el mismo tipo de señales, por ejemplo: sensores de señales electromiográficas superficiales y/o intramusculares colocados en músculos diferentes, sensores de actividad cerebral

(electroencefalografía EEG), unidades de medición inercial (inertial measurement unit IMU) entre otros.

Los sistemas multimodales combinan información proveniente de varios tipos de sensores con la finalidad de compensar las debilidades individuales de cada sensor, por ejemplo, combinaciones de sensores EMG y mecánicos, rastreo de la posición ocular y EMG/EEG, clasificación de movimientos con sensores IMU, señales EEG y EMG. Para este tipo de fusión de sensores, los autores reportaron las siguientes formas de hacerlo:

- Algoritmo de fusión simple: se emplean extractores de características en dos o más sensores de forma independiente y posteriormente las características se fusionan empleando un solo algoritmo de fusión de sensores.
- Conmutación unimodal: se emplea un sensor para detectar automáticamente transiciones entre modos de operación y cambiar entre dos o más algoritmo de fusión de sensores. En esta modalidad se usa únicamente la información de uno de los sensores como entrada.
- Conmutación multimodal: se emplea un sensor para detectar automáticamente transiciones entre modos de operación y cambiar entre dos o más algoritmo de fusión de sensores. En esta modalidad se usa la información de todos los sensores como entrada.
- Combinación: esta categoría emplea múltiples algoritmos de fusión de sensores de forma paralela, cada uno incorporando una o más modalidades. Las salidas de esos algoritmos se suman y se determina cuál usar por un segundo sensor.

En la revisión sistemática llevada a cabo por Herrera I, et al.[133], se muestran algunos de los trabajos más relevantes enfocados a la rehabilitación de manos empleando fusión de sensores divididos en tres categorías: reconocimiento de movimientos de mano, control de exoesqueletos y como método de interacción con juegos serios. En la categoría de reconocimiento de movimientos de mano, los autores destacan cinco

trabajos que emplean la fusión de sensores de electromiografía con algún otro sensor complementario.

C. Castelluni y R. Kõiva[134] presentan un trabajo con el que buscan predecir la fuerza de los dedos usando la fusión de señales electromiográficas superficiales y sensores de fuerza. Para la adquisición de las señales electromiográficas superficiales, emplearon nueve dispositivos “OttoBock MyoBock 13E200”, los cuales proveen un filtro pasabandas y una señal rectificada. Los dispositivos fueron colocados en el brazo del usuario cerca del codo sin buscar específicamente un músculo. Para la conversión analógica a digital de las señales, emplearon una tarjeta de adquisición de datos con una capacidad de muestreo de 500 Hz.

Respecto a los sensores de fuerza, diseñaron un sistema pensado para adquirir la fuerza de los dedos de una mano adulta de tamaño mediano. Este sistema se compone de un soporte para la mano que permite medir la fuerza ejercida por los dedos índice, medio, anular y meñique en el movimiento de flexión. Respecto al pulgar se mide la fuerza del movimiento de oposición y de rotación.

El protocolo experimental contó con la participación de doce usuarios sanos. Cada participante se sentó en una silla con un monitor frente a él. En el monitor se mostraban barras de colores que mostraban la representación visual de los valores de los sensores de fuerza. Cada una de las barras corresponde a uno de los dedos. Durante las pruebas, se le pidió al usuario tratar de aplicar la fuerza necesaria para igualar el tamaño de la barra mostrada en la pantalla.

En cada sesión se grabaron las señales electromiográficas y la cantidad de fuerza aplicada por el usuario en los movimientos de reposo, flexión individual de pulgar, índice, medio, anular y meñique; y flexiones simultáneas, por ejemplo: meñique-anular, meñique-anular-medio, meñique-anular-medio-índice y meñique-anular-medio-índice-pulgar. Cada movimiento se realizó durante seis segundos, con periodos de descanso de dos segundos entre cada repetición. Los movimientos se repitieron

de forma secuencial cinco veces sumando un total de 60 repeticiones con una duración aproximada de siete minutos con una frecuencia de muestreo cercana a los 250 Hz. Para la clasificación de los movimientos, los autores propusieron el uso de seis máquinas de soporte vectorial (Support vector machines, SVM) usando conjuntos de entrenamiento mono usuario y multiusuario.

Los resultados del entrenamiento con datos de un solo usuario mostraron que los movimientos con mejor clasificación corresponden a la flexión del dedo índice y a la oposición del pulgar. Por otro lado, el peor desempeño se obtuvo con la flexión de índice y rotación de pulgar. Al entrenar su algoritmo de aprendizaje supervisado con el conjunto de datos multiusuario, los resultados fueron similares a la otra modalidad. La mejor clasificación fue la oposición de pulgar mientras que la peor fue la de rotación de pulgar. Finalmente, los autores concluyen que el uso de su aproximación basada en la fusión de señales electromiográficas superficiales y fuerza puede ser una opción viable en la aplicación de prótesis de mano con control de impedancia.

Landgraf et al.[135] presentan un sistema de reconocimiento de gestos usando fusión de sensores complementarios. Según los autores de este trabajo, la novedad de su propuesta radica en la capacidad del sistema para la detección de movimientos pasivos o activos realizados durante una terapia de rehabilitación. Este sistema se basa en señales electromiográficas superficiales del sensor MYO Armband para clasificar los movimientos activos y un dispositivo de elastómero dieléctrico para clasificar los movimientos pasivos y activos.

El sensor de elastómero dieléctrico está hecho de un componente capacitivo basado en acrílico o silicón con la capacidad de convertir una deformación mecánica en una señal eléctrica proporcional a la deformación del material; sin embargo, el sensor mecánico es incapaz de distinguir cuando se trata de un movimiento activo o pasivo; mientras que el sensor MYO Armband solo es apto para obtener movimientos activos.

Para solucionar los inconvenientes individuales de los dispositivos, los autores proponen el uso de máquinas de soporte vectorial con un núcleo gaussiano y un buffer de salida con decisiones de clase como método de fusión de sensores. El conjunto de datos de entrenamiento para el algoritmo de clasificación se formó con una recopilación de movimientos de puño, toque con el dedo, flexión palmar, flexión dorsal, pronación, supinación, flexión del codo y flexión de codo-palma. Cada uno de los movimientos se grabó durante cuatro segundos con cuatro repeticiones separados por periodos de descanso de cuatro segundos. Esta rutina se repitió un total de ocho veces para completar 32 repeticiones de cada movimiento.

Los resultados de las pruebas muestran que el sistema propuesto en esta investigación tiene la capacidad de reconocer movimientos activos y pasivos haciendo uso de la fusión de sensores para complementar las deficiencias individuales de cada dispositivo. Finalmente, el trabajo concluye que, aunque el sistema funciona, las limitaciones del sensor mecánico podrían comprometer el desempeño del sistema a largo plazo. Esto se debe al desgaste de los materiales de fabricación, por lo que es necesario realizar más investigación sobre los sensores basados en materiales elastómeros dieléctricos.

Capítulo 3:

Propuesta

Capítulo 3. Propuesta.

Haciendo un análisis de la información recolectada durante la revisión del estado del arte, se encontraron únicamente dos juegos serios pensados para la rehabilitación de dedos[83,86] lo que representa un área de oportunidad para el desarrollo de juegos serios enfocados a la rehabilitación de dedos. De igual manera, se encontró que los dispositivos basados visión por computadora como Kinect, LMC, PrimeSense y cámaras web son los métodos de interacción más utilizados; Sin embargo, los sensores Kinect, PrimeSense y las cámaras web son incapaces de proporcionar la posición angular de los dedos, mientras que el sensor LMC sí brinda esta información. Una de las debilidades de emplear únicamente sistemas basados en visión, es que no la facultad de medir la intensidad muscular con la que se realiza el movimiento ni son capaces de conocer si el movimiento de dedos es voluntario o derivado de la correlación mecánica de los dedos. Con la finalidad de solventar las limitaciones de los sistemas de visión, se propone el uso de un dispositivo LMC en combinación con electromiografía superficial para ser utilizados como un método de interacción con un juego serio para rehabilitación de dedos utilizando la técnica de fusión de sensores.

La propuesta de sistema de rehabilitación presentada en esta investigación se compone de dos partes principales que son: un juego serio y un sistema que permita la adquisición, preprocesamiento, creación de un conjunto de datos de entrenamiento y clasificación de los datos adquiridos a través del sensor LMC y hasta 5 canales de electromiografía superficial de manera offline y online.

3.1. Juego serio

Este trabajo tiene como objetivo el desarrollo de un juego serio enfocado a la rehabilitación de dedos. De acuerdo con P. Rego et al.[32] un juego serio debe contar con los siguientes elementos: área de aplicación específica, uno o más métodos de interacción entre el usuario y el juego, una interfaz de juego, la cual puede ser en 2 o 3 dimensiones, modalidad un solo usuario o multijugador, un género de juego definido

(simulaciones, estrategia en tiempo real, entre otros), tener la capacidad de adaptar la dificultad del juego de acuerdo con la habilidad o el grado de discapacidad del jugador, retroalimentación del desempeño del jugador, monitoreo del progreso del jugador y portabilidad del videojuego (si el usuario puede llevarse el juego a casa, al hospital o a una clínica). Con los elementos previamente mencionados en mente, se seleccionaron los siguientes requisitos mínimos con los que debe contar el juego serio:

- **Área de aplicación**: rehabilitación de dedos.
- **Métodos de interacción:**
    - Modo de interacción basado en LMC con características geométricas.
    - Modo de interacción basado en fusión de sensores.
- **Interfaz de juego**: El juego deberá contar con diferentes escenas de juego 3D y un menú de selección de escenas en 2D.
- **Número de jugadores:** 1.
- **Genero del juego:** musical, simulador de piano.
- **Retroalimentación al usuario:** El juego deberá proporcionar retroalimentación al usuario mediante mensajes de texto y sonidos.
- **Elementos motivacionales:** el juego deberá involucrar movimientos de objetos materiales, texturas y un sistema de puntuación que ayude a mantener la motivación del usuario.

3.1.1. Desarrollo del juego serio

A continuación, se muestran los elementos que forman el juego serio, se explica el desarrollo de cada uno de sus componentes tomando en cuenta los requisitos mostrados previamente.

3.1.1.1. Sensor Leap Motion Controller.

El dispositivo LMC está conformado principalmente por dos cámaras infrarrojas con una resolución de 640x240 pixeles y tres diodos emisores de luz infrarroja en un rango de visión de 135° con una frecuencia de 120 cuadros por segundo[136] este dispositivo de puede observar en la Figura 6. Este sensor ha sido especialmente diseñado para la adquisición de la posición tridimensional de las articulaciones mano, muñeca y codo de una manera no intrusiva, es decir, el usuario no debe colocarse ningún dispositivo adicional. La obtención de la posición de las componentes de la mano (ver Figura 7), se lleva a cabo haciendo uso de las herramientas de desarrollo otorgadas por el fabricante.

Figura 6: sensor Leap Motion Controller.

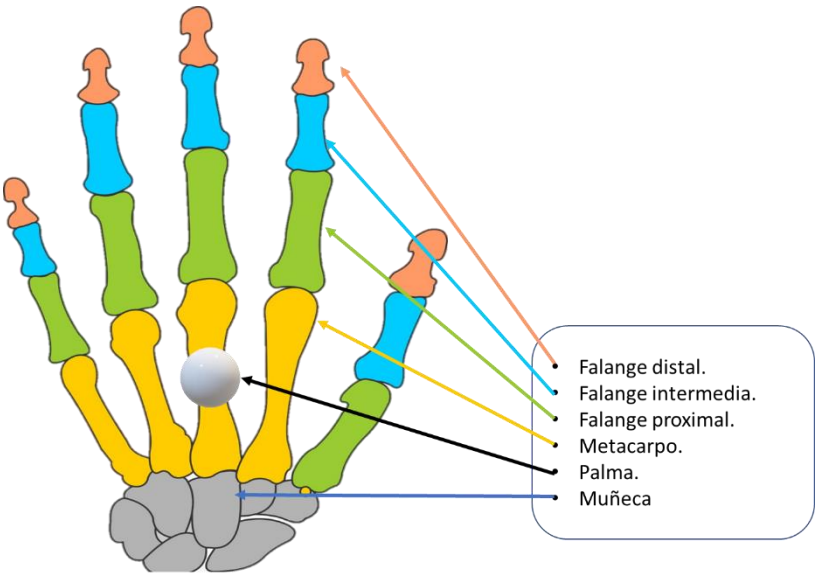


Figura 7: partes de la mano.

Asimismo, con las herramientas de desarrollo otorgadas por el fabricante del LMC se pueden identificar movimientos como oposición de pulgar, flexión y extensión de índice, medio, anular y muñeca; sin embargo, no proporciona información sobre la posición angular de las falanges de los dedos. Para poder calcular la posición angular de las falanges de los dedos, es necesario seleccionar cuál de los planos XY, XZ o YZ representan mejor la posición de los dedos en un espacio de dos dimensiones. Para encontrar el mejor plano se realizaron los siguientes pasos:

1. Obtener las posiciones x, y, z del codo, la muñeca y las falanges de los dedos usando LMC.
2. Reconstruir la mano usando los vectores de las partes antes mencionadas.
3. Encontrar el mejor plano de referencia para obtener la posición angular de las articulaciones de la mano.
4. Encontrar los puntos adecuados para obtener los ángulos de flexión de la muñeca y la falange proximal.
5. Realizar una función en Unity 3D para calcular la posición angular.

Para obtener el vector de posición de alguno de los componentes de la mano, es necesario emplear las funciones integradas en las herramientas de desarrollo del fabricante. La reconstrucción de la mano se realiza con los vectores de tres dimensiones del codo, la muñeca y los dedos. Para los dedos se usan los vectores dados por las funciones PrevJoint, Center y NextJoint.

El segundo paso se realizó con la mano en posición normal, la cual consiste en colocar la mano con los dedos juntos y extendidos. La posición normal de la mano se puede ver en la Figura 8 a) y los vectores del codo, muñeca y dedo índice respecto al plano XY se muestran en la Figura 9. La Figura 10 muestra los puntos de la muñeca, codo y dedo índice respecto al plano XZ. Finalmente, la Figura 11 presenta los puntos de la mano en posición normal respecto al plano YZ.

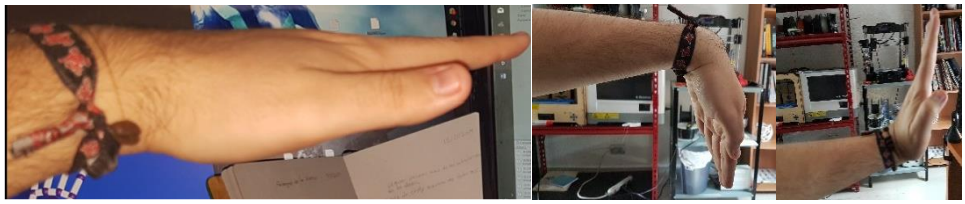


Figura 8: a) mano en posición normal, b) posición de flexión, c) posición de extensión.

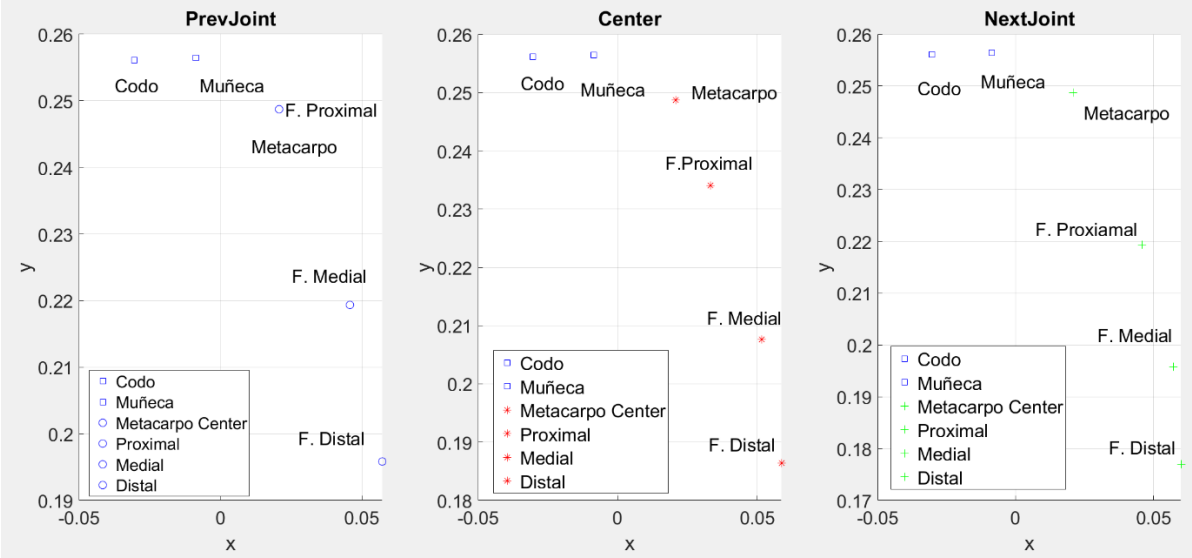


Figura 9: puntos de la mano en posición normal respecto al plano XY.

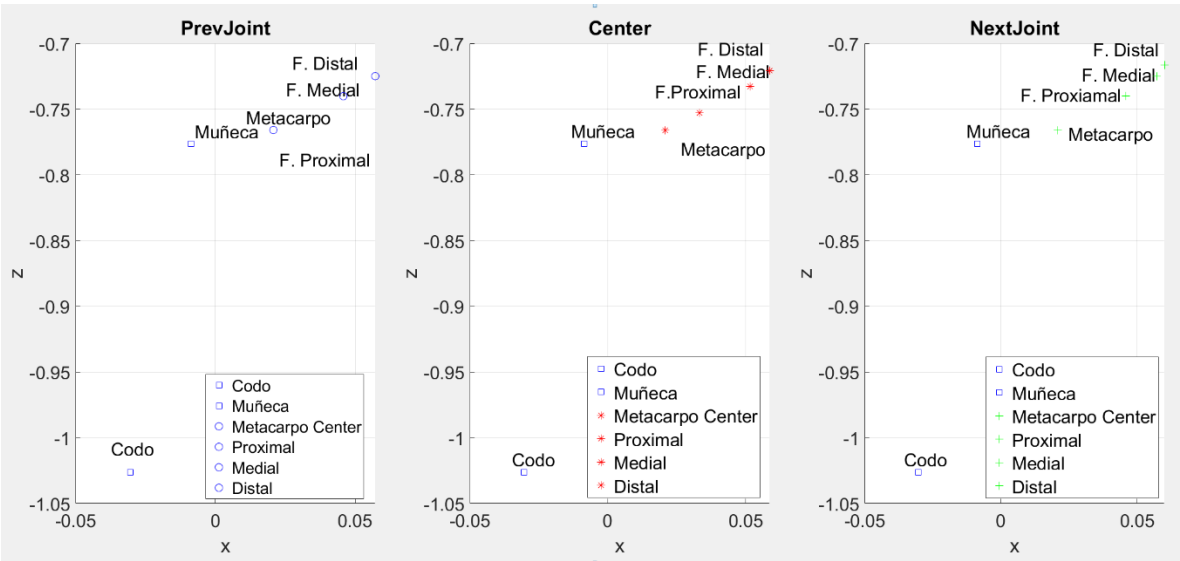


Figura 10: puntos de la mano en posición normal respecto al plano XZ.

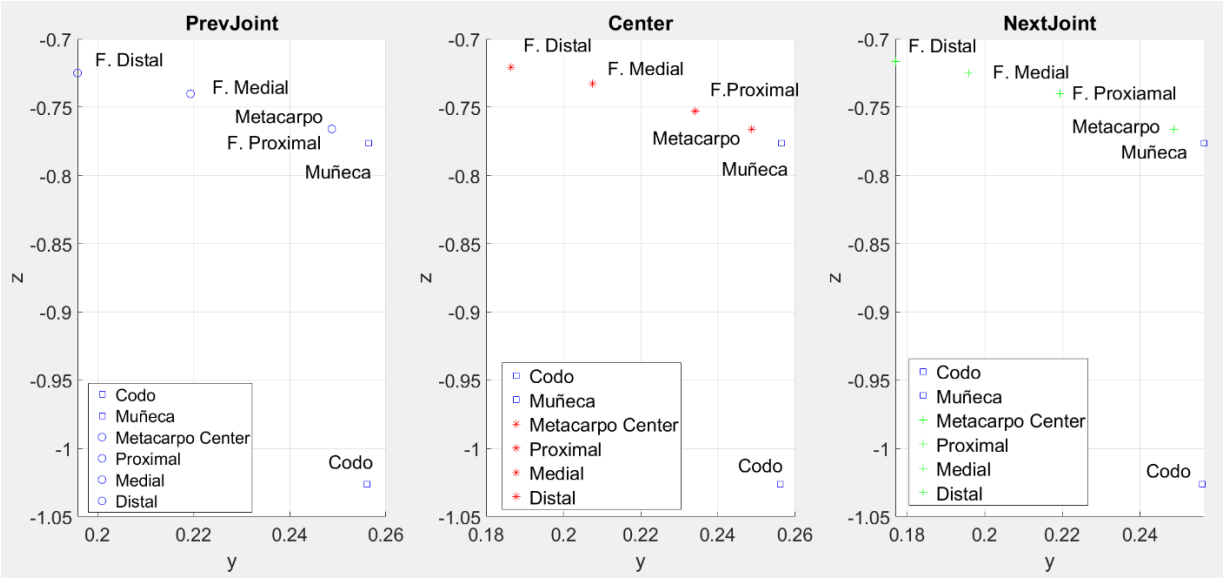
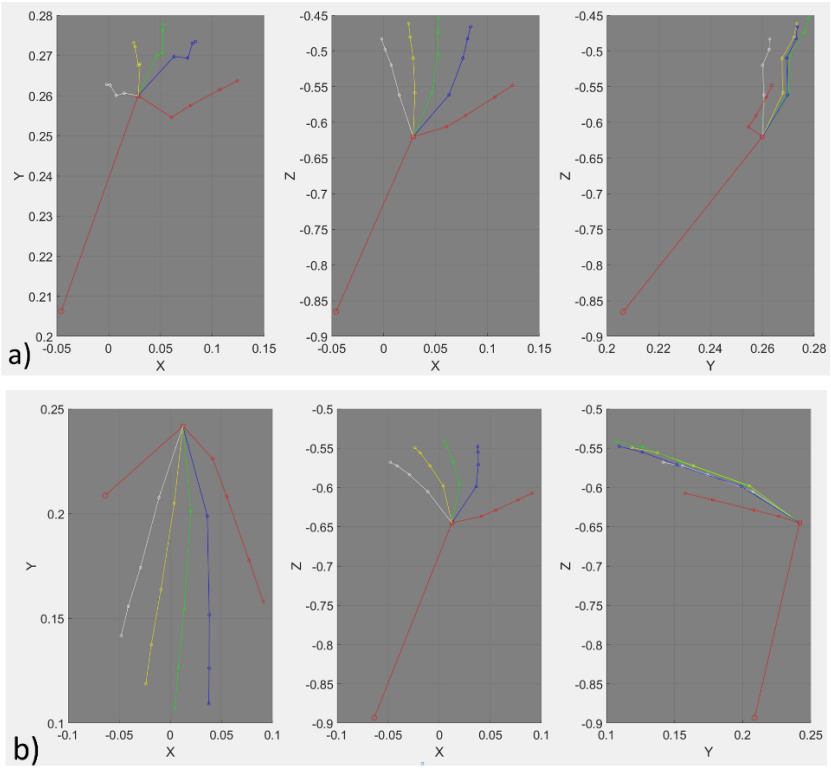


Figura 11: puntos de la mano en posición normal respecto al plano YZ.

En la segunda prueba se reconstruyó la mano con los puntos del codo, muñeca y todos los dedos. La Figura 12a) muestra la reconstrucción de la mano en posición normal en los planos XY, XZ y YZ. Las Figura 12 b) y Figura 12 c) muestran la posición de la flexión de muñeca y la posición de extensión de muñeca, respectivamente.



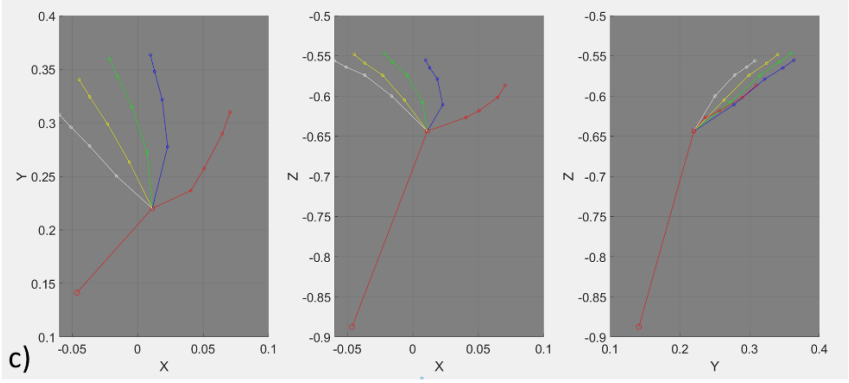


Figura 12: a) posición normal, b) posición de flexión, c) posición de extensión

Examinando las alineaciones de puntos que se presentan en la Figura 12 a) normal, b) flexión, c) extensión) y, tomando como referencia las figuras antes señaladas, se llegó a la conclusión de que el plano YZ es el que mejor representa los gestos de la mano. Por ello, este plano será el que utiliza para calcular la posición angular del metacarpo de los dedos índice, medio, anular y meñique respecto a la muñeca. Con respecto al pulgar se usará como referencia el plano XY.

Como se mencionó previamente, las herramientas de desarrollo del LMC proporcionan los puntos PrevJoint, Center y NextJoint para cada articulación de los dedos pulgar, índice, medio, anular y meñique. Al obtener las posiciones 3D de las falanges utilizando esos puntos, se observó que las otorgadas por PrevJoint de la falange proximal coinciden con la misma ubicación del metacarpo, por lo cual al trabajar con esta función se pierde un punto del dedo. Este problema se puede observar en la Figura *13*. Por esta razón, lo más recomendable es trabajar con las funciones Center o NextJoint, ya que no presentan dicho problema. En el presente trabajo se empleará la función Center.

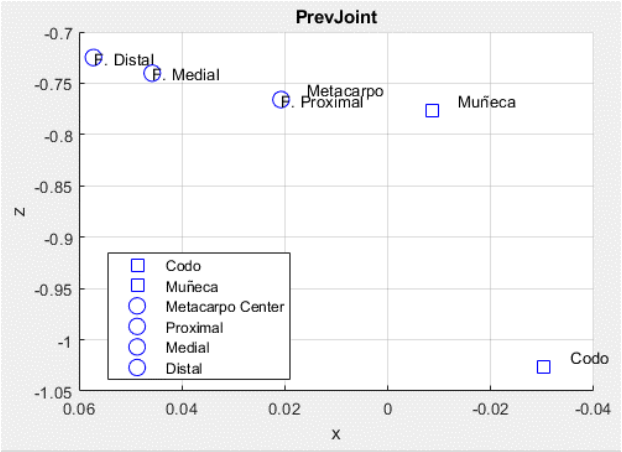


Figura 13*: los puntos del metacarpo y la falange proximal se superponen al utilizar el método Prevjoint de LMC*

3.1.1.2. Identificación de los movimientos de dedos.

Uno de los requisitos de interacción del juego serio es que sea controlado usando los movimientos de los dedos. Los movimientos seleccionados son: oposición de pulgar, flexión de índice, flexión de medio, flexión de anular y flexión de meñique (ver *Figura 14*). Los movimientos de los cinco dedos se identificaron a partir de su posición angular.

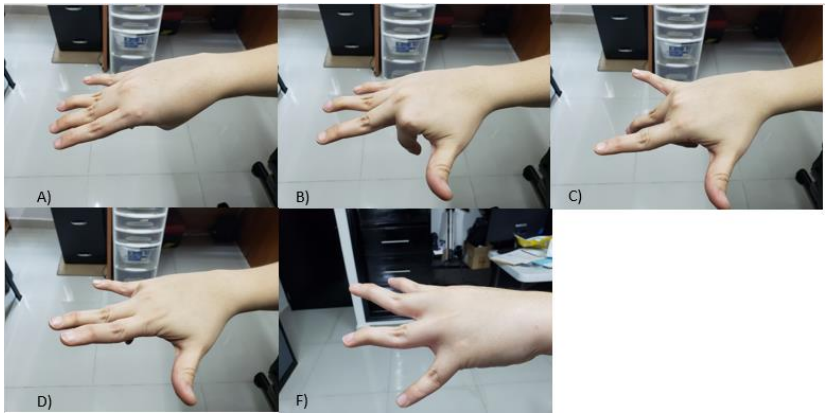


Figura 14: a) oposición de pulgar, b) flexión de índice, c) flexión de medio, d) flexión de anular, f) flexión de meñique.

3.1.1.3. Posición angular.

La posición angular para cada dedo se calculó de la siguiente manera:

1. Para calcular la posición angular de los dedos, se utilizó el SDK del sensor para obtener la posición de los componentes de la mano. El SDK proporciona un vector de tres dimensiones (x, y, z) para cada elemento de la mano. En el caso del vector muñeca ($V_{muñeca}$) se emplearon los componentes YZ, después se obtuvo la posición de los huesos del metacarpo ($V_{metacarpo}$) y la falange proximal ($V_{F.proximal}$) en el plano YZ para los dedos índice, medio, anular y meñique y en el plano XY para el pulgar.
2. Se calcularon las distancias Euclidianas entre los puntos usando las siguientes ecuaciones:

$$D(V_{muñeca}, V_{metacarpo}) = \sqrt{(V_{metacarpo_a} - V_{muñeca_a})^2 + \left(V_{metacarpo_b} - V_{muñeca_b}\right)^2}$$

Ecuación 1: distancia entre la muñeca y el metacarpo de un dedo

$$D(V_{metacarpo}, V_{F.proximal}) = \sqrt{(V_{F.proximal_a} - V_{metacarpo_a})^2 + \left(V_{F.proximal_b} - V_{metacarpo_b}\right)^2}$$

Ecuación 2: distancia entre el metacarpo y la falange proximal de un dedo

$$D(V_{F.proximal}, V_{muñeca}) = \sqrt{(V_{F.proximal_a} - V_{muñeca_a})^2 + \left(V_{F.proximal_b} - V_{muñeca_b}\right)^2}$$

Ecuación 3: distancia entre la falange proximal y la muñeca

3. El ángulo de flexión ($\sphericalangle \text{Flexión}_{dedo}$) de cada dedo fue calculado usando la ley inversa del coseno de la siguiente manera:

$$\sphericalangle \text{Flexión}_{dedo} = cos^{-1}\left(\frac{D(V_{muñeca}, V_{metacarpo})^2 - D\left(V_{F.proximal}, V_{muñeca}\right)^2 - D(V_{metacarpo}, V_{F.proximal})^2}{(-2\left[D\left(V_{F.proximal}, V_{muñeca}\right)\right] \cdot D\left(V_{metacarpo}, V_{F.proximal}\right))}\right)$$

Ecuación 4: posición angular del dedo calculada con la ley inversa del coseno

4. Finalmente, para determinar si un dedo estaba flexionado o no, se utilizaron los siguientes umbrales[137]:

$$Movimiento\ del\ dedo \begin{cases} Flexión\ pulgar: & \sphericalangle Flexión_{pulgar} > 80° \\ Flexión\ indice: & \sphericalangle Flexión_{indice} > 70° \\ Flexión\ medio: & \sphericalangle Flexión_{medio} > 70° \\ Flexión\ anular: & \sphericalangle Flexión_{anular} > 70° \\ Flexión\ meñique: & \sphericalangle Flexión_{meñique} > 70° \end{cases}$$

Ecuación 5: umbrales de flexión

3.1.1.4 Juego serio.

El juego serio se implementó usando el motor gráfico Unity 3D 2017.4.40f1[138] y el lenguaje de programación C#. El objetivo del juego es proporcionar una herramienta interactiva que ayude a mantener la motivación del usuario mientras realiza ejercicios de rehabilitación. Uno de los requisitos del juego es el de ser controlado con los dedos usando el LMC y la flexión de los dedos. Para ello, se diseñó un juego que recrea virtualmente la interacción con un piano. Este juego serio cuenta con un menú de selección de escena y tres escenarios de juego divididos en un tutorial y el juego principal con dos escenarios con melodías diferentes.

3.1.1.4.1 Leap Motion Controller.

Este sensor brinda los elementos necesarios para su uso en el motor gráfico Unity 3D en el kit de herramientas de desarrollo. Con Leap Hand Controller se obtiene la posición de la mano y sus elementos en tres dimensiones. Asimismo, Leap Hand Controller proporciona una representación virtual de las manos del usuario (ver Figura 15).

Figura 15: representación virtual de las manos proporcionada por el SDK del LMC.

3.1.1.4.2. Notas musicales.

Los tres escenarios de juego muestran notas musicales en un piano virtual, donde cada una de las notas tiene un color y está relacionada a la flexión de un dedo específico. En la Figura 16 se pueden ver las notas musicales que forman parte del juego. A continuación, se describen las notas musicales y su asignación:

- Nota musical verde (NMV): oposición de dedo pulgar.
- Nota musical roja (NMR): flexión de dedo índice.
- Nota musical azul (NMA): flexión de dedo medio.
- Nota musical morada (NMM): flexión de dedo anular.
- Nota musical amarilla (NMY): flexión de dedo meñique.

Figura 16: notas musicales utilizadas en el juego serio.

3.1.1.4.3. Pista de piano.

La Figura 17 muestra la pista de piano por la cual se deslizan las notas musicales que tiene que tocar el usuario para completar el juego. En este componente del juego en la parte inferior se encuentran las teclas que se activan con la flexión de los dedos del usuario.

Figura 17: escenario de juego donde se muestran las teclas de piano, marcador y el nombre de la escena.

3.1.1.4.4. Teclas.

Este elemento está formado por cinco teclas. Cada una de ellas está asignada a un dedo de la mano. Cada elemento de las teclas contiene el código necesario para reproducir una nota musical y detectar si una flexión se realizó de manera adecuada de acuerdo con los umbrales de flexión que se muestran en la Ecuación 5.

3.1.1.4.5. Elemento destructor.

Cuando el jugador no ha podido tocar la tecla a tiempo para reproducir la nota, ésta sigue avanzando hasta colisionar con el elemento destructor. El elemento destructor se puede observar en la Figura 18 y contiene un código que elimina la nota y penaliza la puntuación del usuario. Este elemento no es visible para el usuario durante el juego.

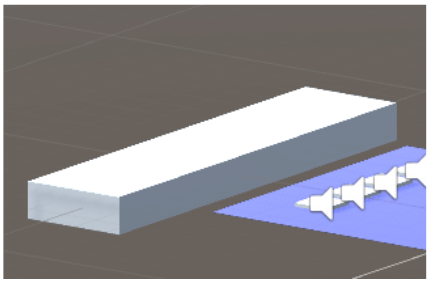


Figura 18: elemento destructor de notas.

3.1.1.4.6. Controlador del juego.

El controlador del juego es el elemento que regula las escenas del juego y se encarga de manejar el contenido de los componentes de interfaz de usuario que muestran la puntuación, mensaje de finalización de sesión de juego y reinicio del juego. El controlador de juego también se encarga de proveer un sistema de comparación que permite al juego saber si el jugador se ha equivocado demasiadas veces y debe terminar la partida. Por otro lado, si el usuario tuvo una sesión de juego con la puntuación máxima, el sistema muestra un mensaje de felicitación y le permite elegir si desea jugar nuevamente o regresar al menú principal.

3.1.1.4.7. Escenas del juego.

El juego está compuesto por tres escenas, siendo las siguientes: escena menú principal, la escena de modo prueba o tutorial, y la escena de juego principal.

3.1.1.4.8. Menú principal.

Escena menú principal. Al ejecutar el videojuego se mostrará un menú de selección de escenarios, donde el usuario podrá elegir qué prueba realizar. El menú que se puede ver en la Figura 19 muestra dos opciones haciendo uso de elementos de interfaz de usuario (User Interface UI). La primera opción se selecciona presionando la tecla “P”, la cual dirigirá al usuario al escenario prueba. La segunda opción se selecciona presionando la tecla “J”, la cual presentará el juego principal.

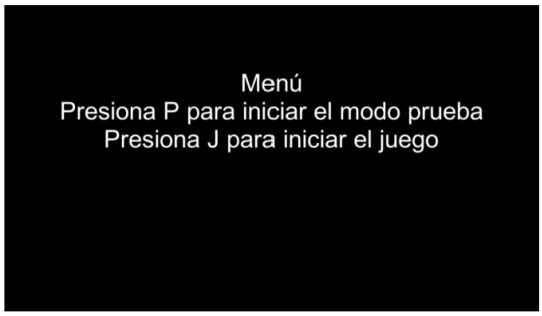


Figura 19: menú principal.

3.1.1.4.9 Escena tutorial.

Escena de modo prueba o tutorial. Este escenario de juego ejerce la función de tutorial donde cada nota musical es repetida cinco veces de forma consecutiva a una velocidad fija (Figura 20). Las notas musicales son mostradas en esta escena de la siguiente manera: cinco NMV, cinco NMR, cinco NMA, cinco NMA, cinco MNM y cinco MNY.

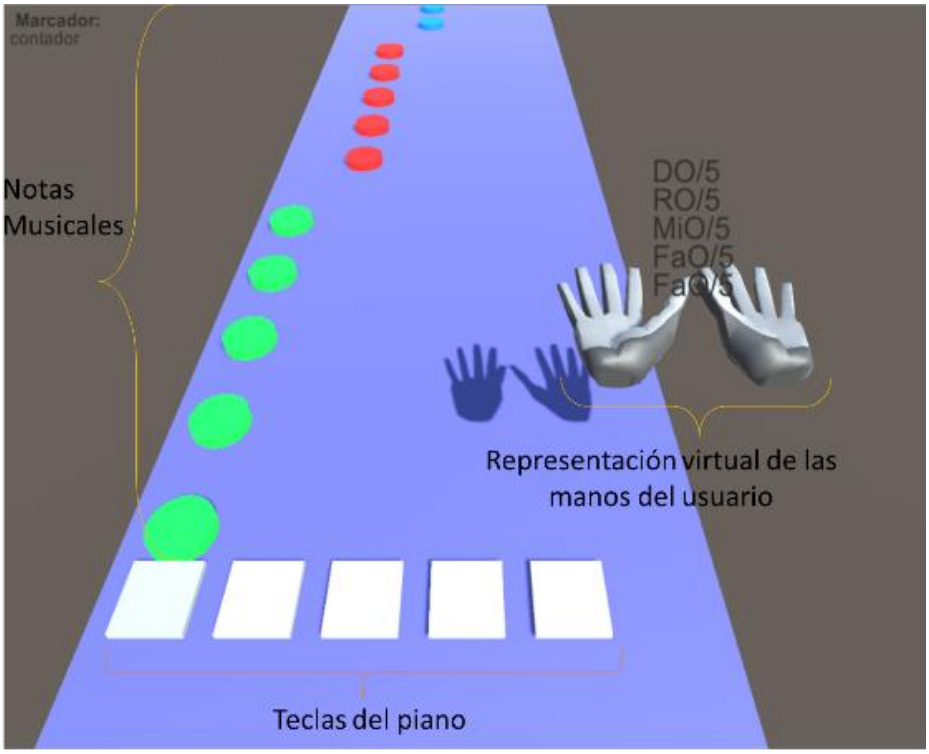


Figura 20: escena tutorial.

3.1.1.4.10. Juego principal.

El juego principal está compuesto por dos escenarios. Cada escenario cuenta con su propia melodía, siendo que en el escenario uno el usuario interactúa con el juego al ritmo de la melodía Estrellita ¿Dónde estás? (Figura 21 a). Respecto al escenario dos, el usuario interactúa con el juego con la melodía de Martinillo (Figura 21 b).

A continuación, se describe cada melodía:

- Estrellita ¿Dónde estás? (EDE). Está compuesta por la siguiente secuencia de notas: dos NMV, dos NMM, dos NMY, dos NMR y una NMV.
- Martinillo. Está compuesta por la siguiente secuencia de notas: una NMA, una NMM, una NMY, dos NMA, una NMM, una NMY, una NMA, una NMY, una NMR, una NMV, una NMY, una NMR y una NMV.

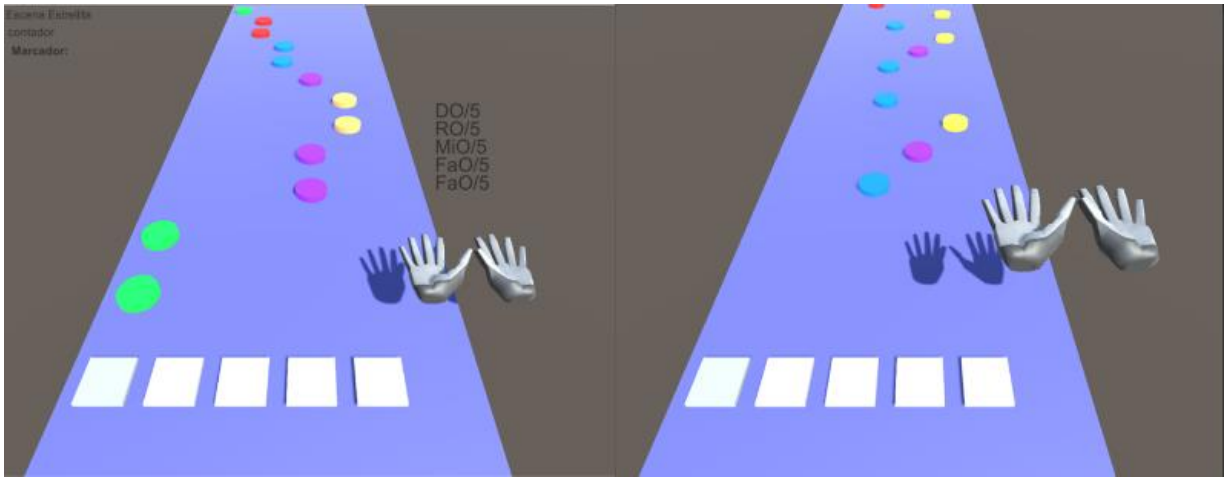


Figura 21: a) escena estrellita ¿Dónde estás?, b) Martinillo.

3.2. Sistema de adquisición de datos

Con la finalidad de desarrollar los modos de interacción para el juego serio, se propone el desarrollo del sistema modular para adquisición, almacenamiento, procesado y clasificación de datos y comunicación con el juego serio empleando un sistema basado en visión por computadora complementado con sensores de electromiografía superficial. Para el módulo de adquisición de datos se analizó la información recolectada en el estado del arte y se encontró que los dispositivos de adquisición de señales electromiográficas superficiales tienen un rango de frecuencias de muestreo de los 60 Hz hasta 4000 Hz, con resoluciones de entre 12 y 16 bits. Respecto a los sistemas basados en visión, el único sensor con la capacidad para la adquisición de la posición de los dedos en 3 dimensiones es el LMC. Dicho dispositivo puede obtener la posición de la mano con una frecuencia de hasta 120 Hz. En el apartado de procesamiento de los datos recolectados el autor Spiewak C. et al.[139], propone las características en el dominio del tiempo en aplicaciones de clasificación de señales electromiográficas en tiempo real. De acuerdo con Oskoei et al.[140], para que un sistema de clasificación se considere que entrega una respuesta en tiempo real, deberá entregar una salida en un tiempo igual o menor a 350 ms. Con esta información se plantaron los siguientes requisitos mínimos para el sistema de adquisición de datos:

- Módulo de adquisición de datos:
    - Electromiografía superficial: hasta 5 canales con una frecuencia de muestreo mínima de 450 Hz a una resolución de 12 bits,
    - Posición angular de los dedos: frecuencia de muestreo de hasta 120 Hz.
- Módulo de almacenamiento: poder guardar la información recolectada sin procesar y procesada.
- Módulo extracción de características: Contar con diferentes extractores de características basados en el dominio del tiempo con la capacidad de funcionar en modalidades online y offline.
- Módulo de clasificación: realizar clasificación offline y clasificación online con un tiempo de respuestas igual o menor a 350 ms.
- Módulo de comunicación: establecer comunicación con el juego serio.

3.2.1. Desarrollo del sistema de adquisición de datos.

En esta sección se muestran los elementos que forman el sistema de adquisición de datos y se explica el desarrollo de cada uno de sus componentes tomando en cuenta los requisitos mostrados anteriormente. De manera general, el sistema de adquisición de datos Pohua[xv] se puede observar en la Figura 22.

[xv] Pohua del náhuatl leer.

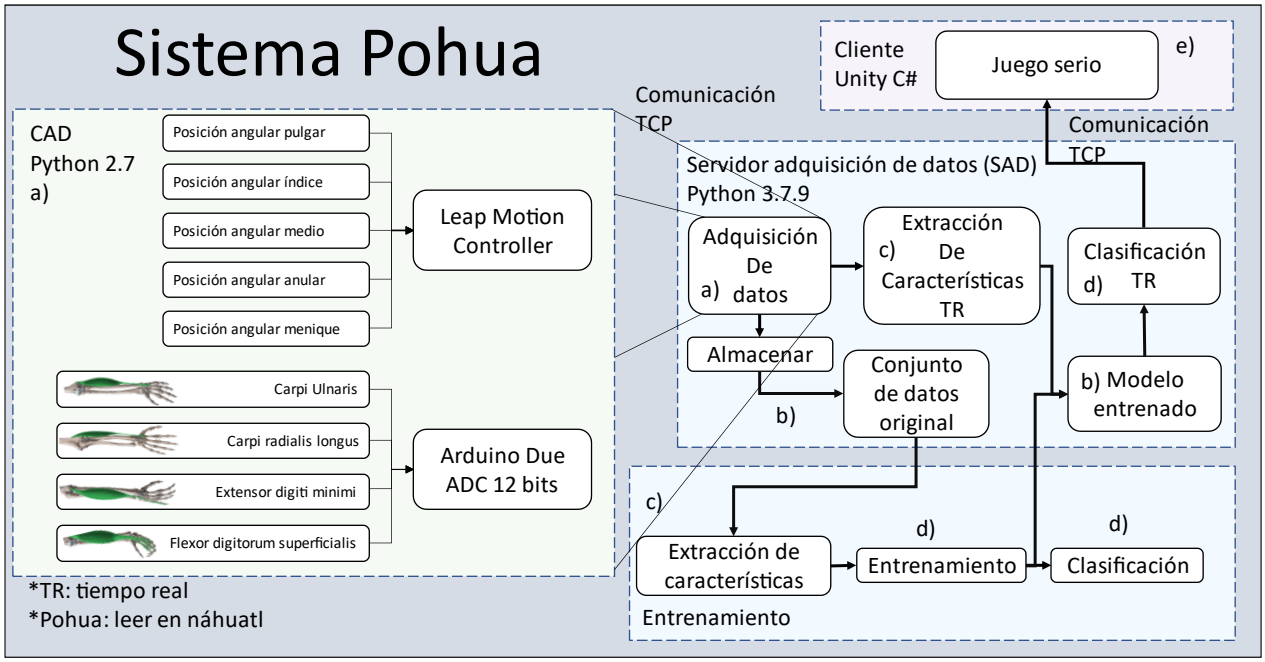


Figura 22: diagrama general del sistema Pohua. a) módulo de adquisición de datos, b) módulo de almacenamiento, c) módulo de extracción de características, d) módulo de entrenamiento y clasificación, e) módulo de comunicación.

3.2.1.1. Módulo de adquisición de datos

Algunas de las herramientas utilizadas en esta investigación presentan problemas de compatibilidad entre sí, como es el caso del Leap Motion Controller y TensorFlow[141]. Para solventar esta problemática se implementó un esquema de comunicación utilizando un servidor TCP. El cliente de adquisición de datos (CAD) desarrollado en Python 2.7 se puede apreciar en la Figura 23. Este cliente se encarga de: a) adquirir la información de las señales electromiográficas enviadas por el Arduino a través de comunicación serial y la posición angular de los dedos proporcionada por el LMC (Figura 23); y b) enviar los datos a un servidor implementado en Python 3.7.9 (Figura 22 a).

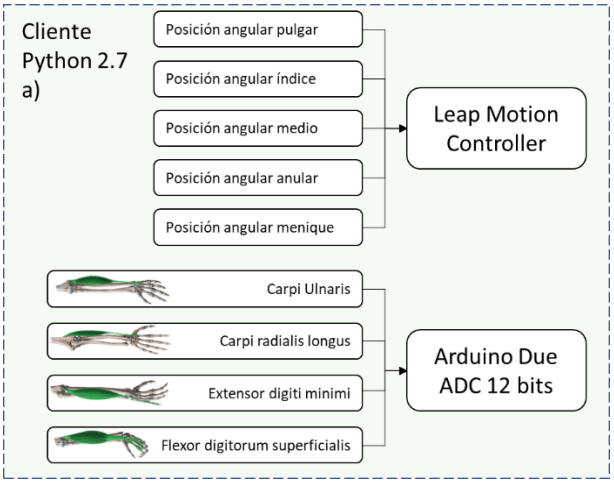


Figura 23: módulo de adquisición de datos

3.2.1.1.1 Adquisición de señales analógicas.

La lectura de las señales analógicas se implementó con una tarjeta de desarrollo Arduino Due (Figura 24 a), para la que se desarrolló un firmware, con el cual se pudo obtener la digitalización de hasta cinco canales de electromiografía superficial empleando los módulos de conversión analógica-digital de la tarjeta con una resolución de 12 bits y una frecuencia de muestreo de hasta 466 Hz por canal. La información adquirida se envía a la computadora usando el protocolo de comunicación serial a una velocidad de 115,200 baudios. Para una mayor facilidad de conexión de los sensores analógicos a la tarjeta se fabricó un Shield, el cual se puede observar en la Figura 24 b).

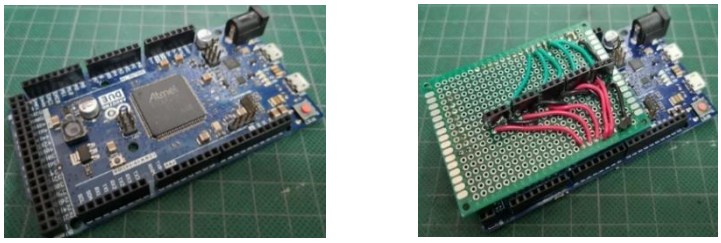


Figura 24: a) Arduino Due b) Arduino Due con conectores para los sensores.

3.2.1.1.2. Muscle sensor Myoware.

La adquisición de las señales electromiográficas se realizó mediante el uso de los sensores muscle sensor desarrollados por la empresa Advancer Technologies (ver Figura 25). Este sensor tiene la capacidad de proporcionar dos tipos de señales: señal sin ningún tipo de procesamiento (RAW) y una señal procesada y rectificada lista para ser leída por un convertidor analógico-digital (ADC). El resto de las especificaciones del dispositivo se pueden ver en la Tabla 3.

Figura 25: Muscle sensor vista superior

Parámetro	Mínimo	Típico	Máximo
Voltaje de alimentación	+3.1 v	+ 3.3 o +5 v	+6.3 v
Ganancia ajustable	0.01Ω	50 kΩ	100 kΩ
Voltaje de salida:			
• EMG	0 v	--	+Vs
rectificada	0 v	--	+Vs
• EMG RAW			
Impedancia de entrada	--	110 GΩ	--
Corriente de alimentación	--	9 mA	14 mA

Tabla 3: especificaciones del sensor[142]

3.2.1.2. Módulo de adquisición de posición angular de los dedos usando LMC

Para obtener la posición angular de los dedos se utilizó el sensor Leap Motion Controller y las características geometrías descritas en las ecuaciones 1, 2, 3, 4 y 5 (ver capítulo 3 sección 3.1.1.1.) utilizando las herramientas de desarrollo proporcionadas por el fabricante para el lenguaje de programación Python 2.7. La representación gráfica de este módulo se puede observar en la Figura 26.

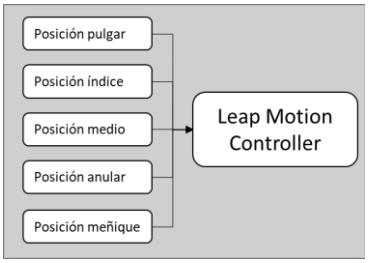


Figura 26: adquisición de posición angular con Leap Motion Controller

3.2.1.2. Módulo de extracción de características.

La extracción de características es una técnica empleada para reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos sin procesar dejando solamente los datos más relevantes. Estas técnicas pueden ser aplicadas a diferentes tipos de información en dominios del tiempo o frecuencia. De acuerdo con Spiewak,C.[139] los extractores de características más utilizados son los que pertenecen al dominio del tiempo debido a que consumen una cantidad menor de recursos computacionales respecto a los extractores basados en el dominio de la frecuencia. En la Tabla 4 se pueden observar algunos de los extractores de características en el dominio del tiempo.

Extractor de características	Ecuación
EMG integrada (IEMG)	$IEMG = \sum_{i=1}^{N} \lvert x_i \rvert$
Valor Medio Absoluto (MAV)	$MAV = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \lvert x_i \rvert$
Cambio de Valor Medio Absoluto (MAVS)	$MAVS = MAV_{i+1} - MAV$
Integral cuadrada simple (SSI)	$SSI = \sum_{i=1}^{N} \lvert x_i \rvert^2$
Raíz Media Cuadrática	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2}$
Varianza (VAR)	$VAR = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (x_i - \overline{x})^2$
Longitud de forma de onda (WL)	$WL = \sum_{i=1}^{N-1} \lvert x_{i+1} - x_i \rvert$

Tabla 4: extractores de características en dominio del tiempo[139]*.*

Uno de los requisitos planteados para el sistema Pohua es que el módulo de extracción de características pueda funcionar de manera online y offline. Es por esto que en este módulo se incluyeron los extractores de características recomendados por M. Oskoei[143]. Este autor propone el uso de las características valor medio absoluto (Mean Absolute Value, MAV), media cuadrática (Root Mean Square, RMS) y varianza (Variance, VAR), en combinación con ventanas de muestreo inferiores a 350 ms como opciones viables para la clasificación de señales electromiográficas en tiempo real.

3.2.1.3. Módulo de entrenamiento y clasificación.

Este módulo permite el entrenamiento y puesta en marcha de un algoritmo para la clasificación de los movimientos de dedo seleccionados para interactuar con el juego serio. Con el objetivo de clasificar las señales electromiografías superficiales algunos autores proponen el uso de algoritmos de lógica difusa, los cuales presentan una alta tolerancia al ruido, aunque por otro lado, se necesitan la presencia de una persona especializada para el proceso de entrenamiento[144]. Otros autores proponen el uso de máquinas de soporte vectorial[143] como una opción viable en configuraciones unimodales y multimodales. De igual manera el uso de las redes neuronales en tareas de clasificación en configuraciones unimodales y multimodales ofrecen un desempeño

similar a SVM[145]. Con esta información se seleccionaron las redes neuronales como método de clasificación unimodal. Respecto a la modalidad con fusión de sensores, se seleccionó la fusión de sensores de nivel medio, es decir, a nivel de características con un clasificador basado en redes neuronales.

De acuerdo con los requisitos presentados en la propuesta, este módulo cuenta con las siguientes modalidades:

- Modalidad NeuroLeap: Utiliza una red neuronal que tiene como entradas la posición angular de los dedos obtenida con un LMC.
- Modalidad NeuroEmg: Utiliza una red neuronal que tiene como entradas hasta 5 canales de electromiografía superficial.
- Modalidad NeuroFusion: Utiliza una red neuronal como algoritmo de fusión de sensores simple a nivel de características. Utiliza como entrada la posición angular de los dedos y hasta 5 canales de electromiografía superficial.

3.2.1.4. Módulo de almacenamiento.

Como su nombre lo indica, la función de este módulo consiste en almacenar los datos obtenidos por el módulo de adquisición. La información se puede guardar con y sin procesamiento de los extractores de características. Esta herramienta también permite guardar y cargar los modelos creados por el módulo de clasificación.

3.2.1.5. Módulo de comunicación.

Este módulo se encarga de transmitir la respuesta del módulo de clasificación hacia el juego serio empleando comunicación TCP.

Capítulo 4:

Análisis de desempeño del sensor Leap Motion Controller en diferentes condiciones de iluminación empleando características geométricas.

Los resultados de este capítulo fueron publicados en el siguiente artículo en revista indizada en el Journal Citation Reports:

- Aguilar-Lazcano, C. A., & Rechy-Ramirez, E. J. (2020). Performance analysis of Leap motion controller for finger rehabilitation using serious games in two lighting environments. Measurement Journal. Volume 157. ISSN: 0263-2241. (2019 Impact factor: 2.791). Published online: 28 February 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107677

Capítulo 4. Análisis de desempeño del sensor Leap Motion Controller en diferentes condiciones de iluminación empleando características geométricas.

En el estudio del estado del arte se encontraron diferentes trabajos enfocados al desempeño del LMC; sin embargo, solamente unos pocos se centraron en cómo el desempeño del sensor se ve afectado por las condiciones de iluminación ambiental. Es por eso, que el objetivo de este capítulo es analizar el desempeño del LMC en dos escenarios con diferente iluminación, además de realizar un análisis estadístico para determinar si existe una diferencia significativa en el desempeño del sensor.

4.1. Materiales.

La Figura 27 muestra la configuración del escenario para las pruebas con el juego serio controlado con el sensor LMC. El equipo que se utilizó para las pruebas es el siguiente:

- **Laptop Asus GL-503.** El juego serio se ejecutó en una computadora con las siguientes especificaciones: 12 GB de memoria RAM, tarjeta de video Nvidia GTX 1050 con 2 GB de memoria, microprocesador Intel I7 7700Q.
- **TASI.8721**. Este sensor se utilizó para medir la cantidad de luz visible en un escenario sin iluminación y un escenario con iluminación.
- **Pantalla de televisión de 32”.** Fue usada para mostrar el juego.
- **Leap Motion Controller (LMC).** Este sensor se empleó para adquirir la posición de los dedos de la mano en tres dimensiones.

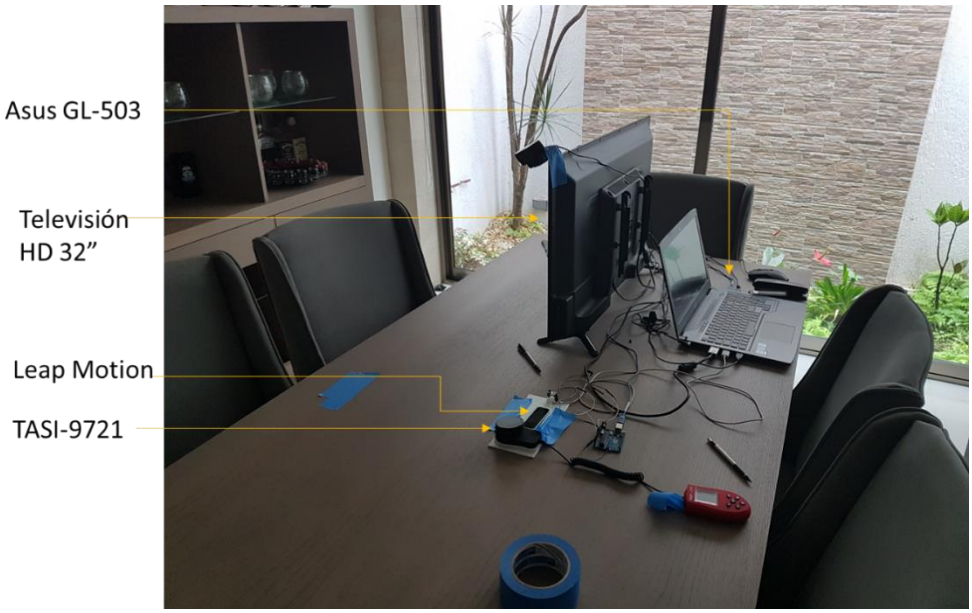


Figura 27: configuración experimental para medir el desempeño del LMC, ambiente con luz.

4.2. Ambientes de iluminación.

Con el objetivo de medir el desempeño del LMC en diferentes condiciones de iluminación, se propusieron los siguientes escenarios:

- Ambiente con luz. El sensor está expuesto a iluminación ambiental y artificial (Figura 27). De acuerdo con las medidas realizadas con el sensor TASI, este ambiente presentó condiciones de luz ambiental entre 42 y 392 Lux, con una media de 136.987 Lux (±83) en los experimentos.
- Ambiente sin luz. Para evitar la luz ambiental y artificial el sensor fue colocado dentro de una caja de cartón con medidas de 51x37x52 cm (Figura 28). De acuerdo con las medidas del sensor TASI, este ambiente presenta entre 0 y 1 lux de luz natural con una media de 0.0513 Lux (±0.22) en los experimentos.

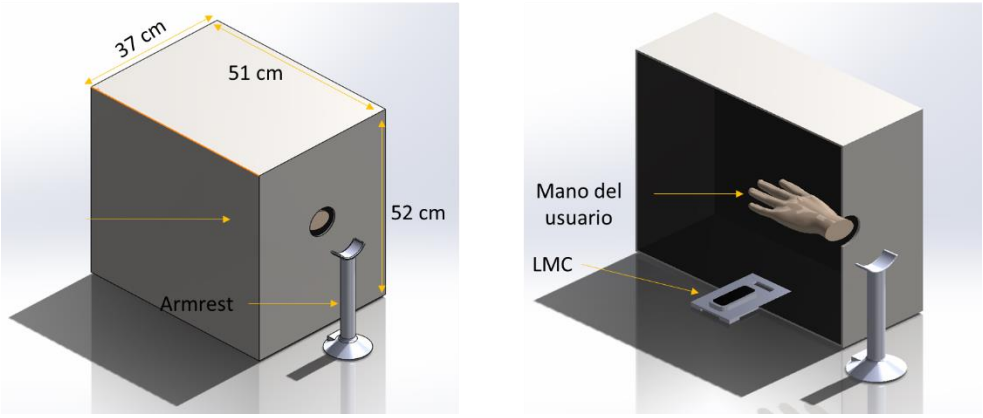


Figura 28: ambiente sin luz.

4.3. Medición del desempeño del sensor.

El primer paso para medir el desempeño del LMC en dos condiciones de iluminación, fue utilizar las siguientes medidas: exactitud, sensibilidad y especificidad. Cada una de las medidas se calculó para cada dedo durante cada sesión de juego de la siguiente manera:

- La exactitud es la cercanía del dato obtenido al valor verdadero.

$$Exactitud = \frac{VP+VN}{VP+FN+FP+FN}\ x\ 100$$

Ecuación 6: exactitud.

- La sensibilidad es la probabilidad de clasificar correctamente un verdadero positivo.

$$Sensibilidad = \frac{VP}{VP+FN} x\ 100$$

Ecuación 7: sensibilidad.

- La especificidad es la probabilidad de clasificar correctamente un verdadero negativo

$$Especificidad = \frac{VN}{VN+FP}\ x100$$

Ecuación 8: especificidad.

Donde:

- VP: caso verdadero positivo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario realizó una flexión y el LMC clasificó el movimiento como una flexión.
- VN: caso verdadero negativo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario no realizó una flexión y el LMC clasificó el movimiento como no flexión.
- FP: caso falso positivo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario no realizó una flexión y el LMC clasificó el movimiento como una flexión.
- FN: caso falso negativo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario realizó una flexión y el LMC clasificó el movimiento como no flexión.

El segundo paso consistió en calcular la media muestral por usuario de las medidas estadísticas de la siguiente manera:

$$Media_{ExactitudUsuario} = \frac{1}{x}\sum_{j}^{x} =_{1} exactitud_{pfgj}$$

Ecuación 9: exactitud media por usuario.

$$Media_{sensibilidadUsuario} = \frac{1}{x}\sum_{j}^{x} =_{1} sensibilidad_{pfgj}$$

Ecuación 10: sensibilidad media por usuario.

$$Media_{EspecificidadUsuario} = \frac{1}{x}\sum_{j}^{x} =_{1} Especificidad_{pfgj}$$

Ecuación 11: especificidad media por usuario.

Donde “x” es el número de repeticiones por escena de juego; “p” es el participante; “f” es el movimiento de dedo; “g” es el ambiente de iluminación en el que se juega; $exactitud_{pfgj}$ es la exactitud del movimiento “f” obtenido del participante “p” en la escena “g” en la repetición “j”; la $sensibilidad_{pfgj}$ es la sensibilidad de un movimiento de dedo “f” obtenido del participante “p” en la escena de juego “g” en la repetición “j” y, la $especificidad_{pfgj}$ de un movimiento de dedo “f” obtenido del usuario “p” en la escena de juego “g” en la repetición “j”. La media de estas mediciones por usuario se utilizó para realizar las pruebas estadísticas.

4.4. Experimentos.

A continuación, se detallan los elementos del experimento diseñado para evaluar el desempeño del LMC en diferentes condiciones de iluminación utilizando el juego serio desarrollado en el capítulo 3 sección 3.1.

4.4.1. Participantes.

Para la realización de los experimentos participaron diez usuarios, siendo cinco mujeres y cinco hombres, con una edad media de 28 años (±8). Todos los participantes declararon estar en buena condición de salud y no reportaron tener ninguna lesión en las manos o dedos, además, todos declararon ser diestros. Los experimentos se realizaron de acuerdo con la declaración de Helsinki de 1964 y todos los voluntarios proporcionaron su consentimiento para participar en el experimento.

4.4.2. Diseño Experimental.

Los participantes fueron divididos en dos grupos: grupo A y grupo B. Cada grupo se formó con cinco participantes (ver Tabla 5). Cada grupo jugó el tutorial y las dos melodías del juego principal en los dos ambientes de iluminación. Los participantes jugaron cada escenario cinco veces. Con la finalidad de minimizar los errores cometidos por el participante en los resultados; durante cada sesión de juego se grabó la representación virtual de la mano y la mano real del usuario. Después de cada sesión, las grabaciones se emplearon para contar los casos positivos y negativos clasificados por el LMC considerando solamente los movimientos realizados por el usuario independientemente si realizaron un movimiento cuando no debían.

Dos participantes (U5, U9) fueron excluidos del estudio debido a que no siguieron las instrucciones correctamente. Los participantes restantes finalizaron los experimentos en ambas condiciones de iluminación.

Orden de ejecución	Grupo A		Grupo B	
	Id de usuario: U1, U3, U5, U7, U9		Id de usuario: U2, U4, U6, U8, U10	
	Escenario de juego	ambiente	Escenario de juego	Ambiente
Primero	1. Escena Tutorial (5 repeticiones) 2. EDE (5 repeticiones)	A: Con luz	1. Escena Tutorial (5 repeticiones) 2. Martinillo (5 repeticiones)	A: Con luz
Segundo	3. Escena Tutorial (5 repeticiones) 4. Martinillo (5 repeticiones)	B: Sin luz	3. Escena Tutorial (5 repeticiones) 4. EDE (5 repeticiones)	B: Sin luz

Tabla 5: experimentos y participantes por grupo.

La Tabla 6 muestra las configuraciones del experimento que involucran las tres escenas de juego para medir el desempeño del LMC en dos ambientes de iluminación. Es importante mencionar que se calculó la media de cada medida para medir el desempeño del LMC en dos ambientes de iluminación. Se emplearon tres medidas de comparación por pares para cada dedo (p. ej. desempeño de la exactitud, sensibilidad y especificidad en un ambiente con luz contra otro ambiente sin luz). En consecuencia, se tienen 80 repeticiones de la escena tutorial en las condiciones con y sin luz, 15 repeticiones de la escena EDE con luz y 25 sin luz, finalmente la escena Martinillo contó con 15 repeticiones sin luz y 25 con luz. Para el análisis estadístico, a cada configuración experimental se le aplicaron las pruebas de sensibilidad, especificidad y exactitud, dando como resultado 15 comparaciones de mediciones por pares por configuración experimental.

Configuración experimental 1			Configuración experimental 2			Configuración experimental 3		
Grupos A y B			Grupo A			Grupo B		
Id de Usuario	Con luz	Sin luz	Id de usuario	Con luz	Sin luz	Id de usuario	Con luz	Sin luz
U1	Tutorial	Tutorial	U1	EDE	Martinillo	U2	Martinillo	EDE
U2	Tutorial	Tutorial	U3	EDE	Martinillo	U4	Martinillo	EDE
U3	Tutorial	Tutorial	U7	EDE	Martinillo	U6	Martinillo	EDE
U4	Tutorial	Tutorial				U8	Martinillo	EDE
U6	Tutorial	Tutorial				U10	Martinillo	EDE
U7	Tutorial	Tutorial						
U8	Tutorial	Tutorial						
U10	Tutorial	Tutorial						

Tabla 6: configuración experimental

4.4.3. Pruebas estadísticas.

Las siguientes pruebas estadísticas fueron empleadas con la finalidad de analizar el desempeño del LMC en las tres configuraciones experimentales, donde se empleó un valor α = 0.05 como intervalo de confianza:

- Shapiro-Wilk. Se utilizó para determinar si una medición sigue una distribución normal (valor-p >= 0.05) o no (valor-p < 0.05).
- T de Student. Se utilizó para comparar si existe (valor-p >= 0.05) o no (valor-p < 0.05) una diferencia significativa entre dos mediciones que siguen una distribución normal.
- Prueba de rangos con signo de Wilcoxon. Esta prueba se utilizó para determinar si existe diferencia significativa (valor-p >= 0.05) o no (valor-p < 0.05) cuando las mediciones no siguieron una distribución normal.

4.4.4. Resultados.

Las pruebas estadísticas mencionadas anteriormente, se aplicaron para analizar el desempeño del LMC en cada configuración experimental. La prueba Shapiro-Wilk reportó que, de las 45 mediciones por pares, 28 siguieron una distribución normal:

- Para la configuración experimental 1: la exactitud, sensibilidad y especificidad de los dedos medio y anual.
- Para la configuración experimental 2: la exactitud del pulgar; la exactitud y especificidad del índice; la sensibilidad y especificidad del anular y la exactitud y sensibilidad del meñique.
- Para la configuración experimental 3: la exactitud y sensibilidad del pulgar, la exactitud, sensibilidad y especificidad del índice, la exactitud y especificidad del medio, la exactitud, sensibilidad y especificidad del anular y la exactitud y sensibilidad del meñique.

De las 28 mediciones por pares, se realizaron pruebas-t de dos colas para analizar si existe una diferencia significativa en el comportamiento del sensor en ambientes con y sin luz. Para las 17 mediciones restantes se empleó la prueba de rangos con signo de Wilcoxon de dos colas, de las cuales ninguna siguió una distribución normal. Las pruebas-t no revelaron una diferencia significativa en el desempeño del LMC entre ambos escenarios de iluminación para ningún dedo. La prueba de rangos con signo de Wilcoxon reveló una diferencia significativa entre ambos ambientes para el diseño experimental 1 en la métrica de sensibilidad del pulgar. Este resultado podría indicar una opción viable para el uso del sensor LMC en entornos de iluminación por debajo de 392 lux.

Las medias de la sensibilidad para cada dedo en la configuración experimental 1 reportan una sensibilidad en el rango del 51.1% al 85% en ambos ambientes de iluminación. Por otro lado, el dedo medio presentó valores más bajos, siendo que en el ambiente con luz tuvo una media de 53.79% (±24) y de 51.10% (±0.258) para el ambiente sin luz. Los dedos con las medias más altas fueron el pulgar y el índice con valores de 85.14% (±21) para el ambiente con luz y de 77.05% (±32) para el ambiente sin luz respectivamente. Respecto a la especificidad, las medias presentaron un rango de 81.69% a 99.93% en ambos ambientes. El dedo anular presentó la media más baja en los ambientes con luz y sin luz con un porcentaje de 81.69% (±7) y 83.25% (±0.64),

respectivamente. Nuevamente, el dedo pulgar obtuvo la media más alta con el 99.46% (±8) y 99.93% (±0.2) en los ambientes con y sin luz.

Con respecto a la exactitud, las medias van de 79.23% a 97.55%. En esta ocasión el dedo medio obtuvo la media más baja con 79.39% (±10) para el ambiente con luz y de 79.23% (±10) para el ambiente sin luz. El dedo pulgar obtuvo la media más alta en el escenario con luz con una media de 97.55% (±0.36) y en el escenario sin luz de 93.33% (±0.60). En la Tabla 7 se puede observar información más detallada.

Métrica	Dedo	Media		Valor mínimo		Valor máximo	
		Con luz	Sin luz	Con luz	Sin luz	Con luz	Sin luz
Sensibilidad	Pulgar	85.14%	63.04%	42.50%	40.00%	100.00%	82.50%
	Índice	81.32%	77.05%	29.58%	0.00%	100.00%	100.00%
	Medio	53.79%	51.10%	11.95%	0.00%	96.67%	84.29%
	Anular	73.28%	67.57%	31.22%	0.00%	100.00%	100.00%
	Meñique	75.55%	68.86%	28.29%	32.48%	96.67%	100.00%
Especificidad	Pulgar	99.46%	99.93%	97.90%	99.41%	100.00%	100.00%
	Índice	94.60%	91.93%	80.12%	82.57%	100.00%	100.00%
	Medio	92.45%	90.75%	74.15%	74.66%	100.00%	100.00%
	Anular	81.69%	83.25%	73.27%	75.58%	94.84%	93.15%
	Meñique	97.65%	94.13%	86.11%	56.89%	100.00%	100.00%
Exactitud	Pulgar	97.55%	93.33%	89.42%	82.46%	100.00%	100.00%
	Índice	91.57%	89.28%	67.12%	74.41%	100.00%	100.00%
	Medio	79.39%	79.23%	61.26%	67.22%	92.91%	95.54%
	Anular	79.60%	80.08%	67.90%	72.34%	93.10%	93.79%
	Meñique	91.31%	88.30%	75.54%	65.12%	98.54%	100.00%

Tabla 7: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica y dedo para la configuración experimental 1.

Las medias de la sensibilidad para cada dedo en la configuración experimental 2 reportan un rango entre el 32.83% al 97.78% en ambos ambientes de iluminación. En esta configuración el dedo medio obtuvo los promedios más bajos con valores de 47.11% (±22) con luz y de 32.83% (±33) sin luz. El dedo pulgar obtuvo la media más alta con un porcentaje de 97.78% (±4) en condiciones de iluminación y de 69.58% (±4) en el entorno sin luz. En cuanto a la especificidad, las medias tienen un rango de 78.72% a 100% en ambos ambientes. Los dedos anular y meñique obtuvieron las

medias más bajas con valores 82.48% (±5) en condiciones de iluminación y de 78.72% (±22) en el ambiente sin luz, respectivamente.

Por otro lado, el pulgar obtuvo la puntuación más alta en la métrica de especificidad, reportando un 99.65% (±0.6) en un ambiente con luz y 100% en un ambiente sin luz. Respecto a la exactitud, las medias tienen un rango de 70.23% a 99.13%. La media más baja en condiciones de luz fue del dedo anular con 75.64% (±6) y en condiciones sin luz fue el dedo medio con 70.23% (±17). El dedo pulgar obtuvo los valores más altos en ambos escenarios con 99.18% (±0.7) con luz y 91.53% (±12) sin luz. En la Tabla 8 se puede observar información más detallada.

Métrica	Dedo	Media		Valor mínimo		Valor máximo	
		Con luz	Sin luz	Con luz	Sin luz	Con luz	Sin luz
Sensibilidad	Pulgar	97.78%	67.67%	93.33%	28.00%	100.00%	100.00%
	Índice	70.00%	55.00%	10.00%	0.00%	100.00%	90.00%
	Medio	47.11%	32.83%	23.33%	0.00%	68.00%	66.67%
	Anular	62.69%	50.56%	30.67%	0.00%	93.75%	100.00%
	Meñique	72.67%	69.58%	50.00%	38.39%	93.33%	90.00%
Especificidad	Pulgar	99.65%	100.00%	98.95%	100.00%	100.00%	100.00%
	Índice	94.43%	89.60%	89.21%	79.42%	97.73%	100.00%
	Medio	85.13%	85.24%	74.75%	70.25%	94.72%	98.46%
	Anular	82.48%	84.28%	76.39%	74.05%	85.77%	98.46%
	Meñique	97.18%	78.72%	92.73%	37.49%	100.00%	100.00%
Exactitud	Pulgar	99.18%	91.53%	98.46%	77.44%	100.00%	100.00%
	Índice	91.49%	85.12%	79.62%	77.74%	98.08%	97.89%
	Medio	75.88%	70.23%	66.37%	53.74%	80.74%	88.13%
	Anular	75.64%	80.84%	68.95%	70.73%	80.54%	88.99%
	Meñique	93.04%	76.80%	92.36%	52.24%	94.23%	94.68%

Tabla 8: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica y dedo para la configuración experimental 2.

Las medias de la sensibilidad para cada dedo en la configuración experimental 3 reportan un rango entre el 61.33% al 83.80% en ambos ambientes de iluminación. Los dedos anular y meñique obtuvieron las medias más bajas con valores del 66.20% (±21) en el ambiente con luz y del 61.33% (±30) en el ambiente sin luz, respectivamente. En esta ocasión el dedo índice fue el que obtuvo la mayor media en los dos ambientes

con un porcentaje del 83.80% (±25) con luz y 73.13% (±10) sin luz. Con relación a la especificidad se obtuvo un rango del 84.92% al 100% en ambos ambientes. Los valores más bajos fueron obtenidos por el dedo meñique con medias de 87.23% (±0.95) y 84.92% (±1) en condiciones de luz y sin luz, respectivamente. Por otro lado, la exactitud presentó medias con un rango de 76.45% al 98.33% en ambos ambientes. El dedo meñique obtuvo las medias más bajas con valores de 81.88% (±7) en el ambiente con luz y 76.45% (±9) para el ambiente sin luz. Las medias más altas fueron conseguidas por los dedos índice y pulgar, logrando valores de 95.39% (±10) en el ambiente con luz y de 98.33% (±2) en el ambiente sin luz, respectivamente. En la Tabla 9 se puede observar información más detallada.

Métrica	Dedo	Media		Valor mínimo		Valor máximo	
		Con luz	Sin luz	Con luz	Sin luz	Con luz	Sin luz
Sensibilidad	Pulgar	72.13%	72.67%	40.00%	40.00%	100.00%	93.33%
	Índice	83.80%	73.13%	79.00%	63.33%	100.00%	93.33%
	Medio	79.60%	71.68%	44.67%	51.39%	100.00%	90.00%
	Anular	66.20%	61.78%	36.00%	49.78%	93.33%	90.00%
	Meñique	66.27%	61.33%	36.00%	45.57%	100.00%	93.33%
Especificidad	Pulgar	98.91%	100.00%	96.00%	100.00%	100.00%	100.00%
	Índice	97.40%	91.90%	88.41%	79.96%	100.00%	100.00%
	Medio	94.28%	91.68%	87.76%	79.96%	100.00%	100.00%
	Anular	90.53%	89.19%	76.28%	75.94%	98.18%	100.00%
	Meñique	87.23%	84.92%	76.28%	75.77%	96.79%	96.64%
Exactitud	Pulgar	95.05%	98.33%	87.30%	95.22%	100.00%	100.00%
	Índice	95.39%	89.96%	89.03%	78.49%	100.00%	99.05%
	Medio	91.52%	84.95%	78.21%	71.14%	100.00%	98.10%
	Anular	84.81%	78.10%	67.27%	66.34%	96.31%	98.10%
	Meñique	81.88%	76.45%	67.27%	71.58%	90.03%	81.31%

Tabla 9: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica y dedo para la configuración experimental 3.

La Tabla 10 presenta la media muestral de las configuraciones experimentales por dedo en cada métrica. Respecto al desempeño por dedo, el dedo pulgar reportó la media de medias más alta en las métricas de exactitud (con luz: 97.26%, sin luz: 94.39%) y especificidad (con luz: 99.34%, sin luz: 99.97%). El dedo índice obtuvo la media más alta en la métrica sensibilidad en el ambiente sin luz con el 68.39%. Por

otro lado, el dedo meñique tuvo el desempeño más bajo en la métrica exactitud en el ambiente con luz con un porcentaje de 80.01%. Mientras que en la especificidad obtuvo los valores más bajos en los ambientes con y sin luz con valores de 84.90% y 85.57%, respectivamente. Respecto a la exactitud con el ambiente sin luz, el dedo índice obtuvo la media más baja con un porcentaje de 78.13%.

Estos resultados pueden estar relacionados con la independencia de movimiento de los dedos. De acuerdo con Hager-Ross y Schieber[146], normalmente una persona puede mover otro dedo, incluso si solo quiere mover uno. Este fenómeno se presenta normalmente en los dedos medio y anular. Los dedos pulgar, índice y meñique suelen presentar un movimiento más independiente.

Métrica	Dedo	Media muestral por dedo	
		Con luz	Sin luz
Sensibilidad	Pulgar	85.01%	67.79%
	Índice	78.37%	68.39%
	Medio	60.16%	51.87%
	Anular	67.39%	59.97%
	Meñique	71.49%	66.59%
Especificidad	Pulgar	99.34%	99.97%
	Índice	95.47%	91.14%
	Medio	90.62%	89.22%
	Anular	84.90%	85.57%
	Meñique	94.02%	85.92%
Exactitud	Pulgar	97.26%	94.39%
	Índice	92.81%	88.12%
	Medio	82.26%	78.13%
	Anular	80.01%	79.67%
	Meñique	88.74%	80.51%

Tabla 10: media muestral de las configuraciones experimentales por dedo en cada métrica.

Métrica	Configuración experimental	Media de los cinco dedos	
		Con luz	Sin luz
Sensibilidad	1	73.82%	65.52%
	2	70.05%	55.13%
	3	73.60%	68.12%
Media muestral		72.49%	62.92%
Especificidad	1	93.17%	92.00%
	2	91.77%	87.57%
	3	93.67%	91.54%
Media muestral		92.87%	90.37%
Exactitud	1	87.88%	86.04%
	2	87.05%	80.90%
	3	89.73%	85.56%
Media muestral		88.22%	84.17%

Tabla 11: media muestral por métrica.

La Tabla 11 muestra que la media muestral más baja corresponde a la métrica sensibilidad. Por otro lado, la especificidad obtuvo las medias más altas con porcentajes de 92.87% en el ambiente con luz y de 90.37% en el ambiente sin luz.

Con el objetivo de conocer la opinión de los usuarios respecto a su interacción con el juego serio, después de las pruebas se les aplicó un cuestionario compuesto por diez preguntas. El 87.50% de los participantes calificaron al juego como entretenido. Respecto a la jugabilidad[xvi], el 62.50% de los usuarios calificaron la dificultad como desafiante. Además, el 87.50% de los usuarios reportó sentirse motivado por el juego. El resto de las preguntas de la encuesta se pueden consultar en la Tabla 12.

[xvi] Jugabilidad. Facilidad de uso de un videojuego[157].

1	El juego te pareció:		6	¿Cuál fue la melodía más difícil de jugar?	
	Entretenido	87.50%		tutorial	0.00%
	Aburrido	0.00%		Estrellita ¿Dónde estás?	12.50%
	Indiferente	12.50%		Martinillo	87.50%
2	La jugabilidad te pareció:		7	Al terminar de jugar, me sentí:	
	Fácil	37.50%		Cansado	37.50%
	Desafiante	62.50%		Normal	62.50%
	Difícil	0.00%			
3	¿Cuál fue tu escena favorita?		8	EL juego me hizo sentir:	
	Martinillo	12.50%		Muy motivado	0.00%
	Estrellita ¿Dónde estás?	75.00%		Motivado	87.50%
	Tutorial	12.50%		Poco motivado	12.50%
				Desmotivado	0.00%
4	La velocidad de las notas fue:		9	¿Cuál de las siguientes declaraciones te describe mejor?	
	Lenta	12.50%		Me gustan mucho los videojuegos	50.00%
	Rápida	75.00%		Me gustan poco los videojuegos	50.00%
	Adecuada	12.50%			
5	¿Qué sentiste al meter tu mano a la caja?		10	¿Cuánto tiempo a la semana dedicas a jugar videojuegos?	
	Miedo	12.50%		0 horas	37.50%
	Indiferencia	37.50%		1 a 2 horas	12.50%
	Curiosidad	62.50%		3 a 4 horas	50.0%
				Más de 4 horas	0.0%

Tabla 12: encuesta para conocer la opinión de los usuarios sobre el videojuego.

4.5. Conclusiones del capítulo 4.

En este capítulo se presentó un estudio para conocer el desempeño del LMC en diferentes condiciones de iluminación utilizando un juego serio enfocado a la rehabilitación de dedos. Se calculó la sensibilidad, la especificidad y la exactitud en los diferentes ambientes. Respecto al desempeño por dedo, el dedo pulgar reportó los valores medios de exactitud (con luz: 97.26%, sin luz: 94.39%) y especificidad (con luz: 99.34%, sin luz: 99.97%) más altos en ambos ambientes y la sensibilidad más alta en el ambiente con luz (85.01%). Por otra parte, el dedo índice presentó la sensibilidad más alta en el ambiente sin luz (63.39%). Respecto a las métricas se obtuvieron los siguientes valores: exactitud (con luz: 88.22%, sin luz, 84.17%), sensibilidad (con luz: 72.49%, sin luz: 62.92%) y especificidad (con luz: 92.87%, sin luz: 90.37%).

Finalmente, el análisis estadístico realizado reveló que generalmente no existe una diferencia estadística significativa entre el ambiente con luz y el ambiente sin luz.

Solamente se encontró una diferencia significativa entre ambientes usando la métrica de especificidad del dedo pulgar en el diseño experimental 1 (valor-p = 0.036). Estos resultados pueden sugerir el uso del sensor en un entorno con una iluminación inferior a los 392 lux como una opción viable. También se puede concluir que la correlación mecánica que hay entre los dedos podría estar afectando el desempeño del sensor al utilizar únicamente umbrales para detectar la flexión.

Mayores detalles de este estudio se pueden encontrar en:

Aguilar-Lazcano, C. A., & Rechy-Ramirez, E. J. (2020). Performance analysis of Leap motion controller for finger rehabilitation using serious games in two lighting environments. Measurement Journal. Volume 157. ISSN: 0263-2241. (2019 Impact factor: 2.791). Published online: 28 February 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107677

Capítulo 5:

Modalidades de interacción basadas en redes neuronales para la identificación online de movimientos de dedos.

Capítulo 5. Modalidades de interacción basadas en redes neuronales para la identificación online de movimientos de dedos.

El objetivo principal de la presente investigación es realizar un juego serio enfocado a la rehabilitación de dedos empleando la fusión de sensores como modalidad de interacción. Para ello es necesario contar un tiempo de respuesta inferior a 350 ms, desde que el usuario realiza el movimiento hasta que éste se ve reflejado en el juego serio[140]. Con la finalidad de cumplir con este requisito, se realizaron pruebas utilizando tres modalidades establecidas en los requisitos mínimos descritos en el capítulo 3. Los modos de interacción son los siguientes: (i) modalidad basada en características de tiempo aplicadas a características geométricas (NeuroLeap), ii) modalidad basada en características de tiempo aplicadas a señales electromiográficas (NeuroEmg), y iii) modalidad basada en fusión de sensores (NeuroFusion) para seleccionar los extractores de características que aporten más información a una red neuronal.

La red neuronal implementada en las modalidades tiene una configuración de perceptrón multicapa (Multi-Layer Perceptron, MLP) implementada en el lenguaje de programación Python utilizando la librería TensorFlow.

5.1. Creación del conjunto de datos de entrenamiento.

Con el objetivo de crear una base de datos para entrenar las redes neuronales que se utilizarán como métodos de interacción para el juego serio enfocado a rehabilitación de dedos se utilizaron los módulos de adquisición de datos de almacenamiento el sistema Pohua descrito en el capítulo 3 sección 3.2.

5.1.1. Adquisición de datos de entrenamiento.

En la creación de los conjuntos de datos de entrenamiento participó un usuario sano de 32 años de edad que no reportó lesiones de ningún tipo en la mano derecha. Al usuario se le solicitó realizar los movimientos: posición de reposo (“R”), movimiento de

puño (“P”), oposición de pulgar (“T”), flexión de los dedos: índice (“I”), medio (“M”), anular (“A”) y meñique (“Me”) con una duración de 3 segundos y una pausa de 3 segundos entre cada movimiento. Como se puede apreciar en la Tabla 13 cada uno de los movimientos se repitió 624 veces dando un total de 4368 repeticiones.

Movimiento	Clave	Repeticiones
Reposo	“R”	624
Movimiento de puño	“P”	624
Oposición de pulgar	“T”	624
Flexión índice	“I”	624
Flexión medio	“M”	624
Flexión anular	“A”	624
Flexión meñique	“Me”	624
Total		4368

Tabla 13: número de repeticiones por movimiento

En la Figura 29 se puede observar la mano en reposo. En esta posición se puede apreciar como la posición angular de cada dedo está cerca de 0, mientras las señales electromiográficas muestran menor actividad. Por otro lado, en la Figura 30, el realizar el movimiento de puño, se puede notar claramente el cambio de posición angular de los dedos “T”, “I”, “M”, “A”, y “Me” y la actividad muscular en los canales 1, 2, 3 y 4. En cuanto al movimiento de oposición de pulgar, se puede observar en la Figura 31 actividad en los movimientos “T” e “I” mientras los restantes muestran menor actividad. Para los canales de electromiografía los canales 2, 3 y 4 son los que muestran mayor actividad. En lo que respecta al movimiento de flexión de índice, en la Figura 32 se puede ver actividad en todos los movimientos con la excepción de “T”, esto podría deberse a la correlación mecánica de los dedos[146]. Los canales 2 y 4 muestran mayor actividad muscular. Con relación al movimiento de flexión de medio, en la Figura 33 puede verse más actividad en los movimientos “I”, “M”, “A” y “Me”. Para la electromiografía el canal 1 es el que muestra mayor actividad. En relación con el movimiento de flexión de anular mostrado en la Figura 34, se puede percibir actividad

en todos los movimientos de dedos, mientras que para electromiografía el canal 4 es el que muestra mayor actividad. Finalmente, el movimiento de flexión de meñique mostrado en la Figura 35 presenta actividad en todos los movimientos y en los 4 canales de electromiografía.

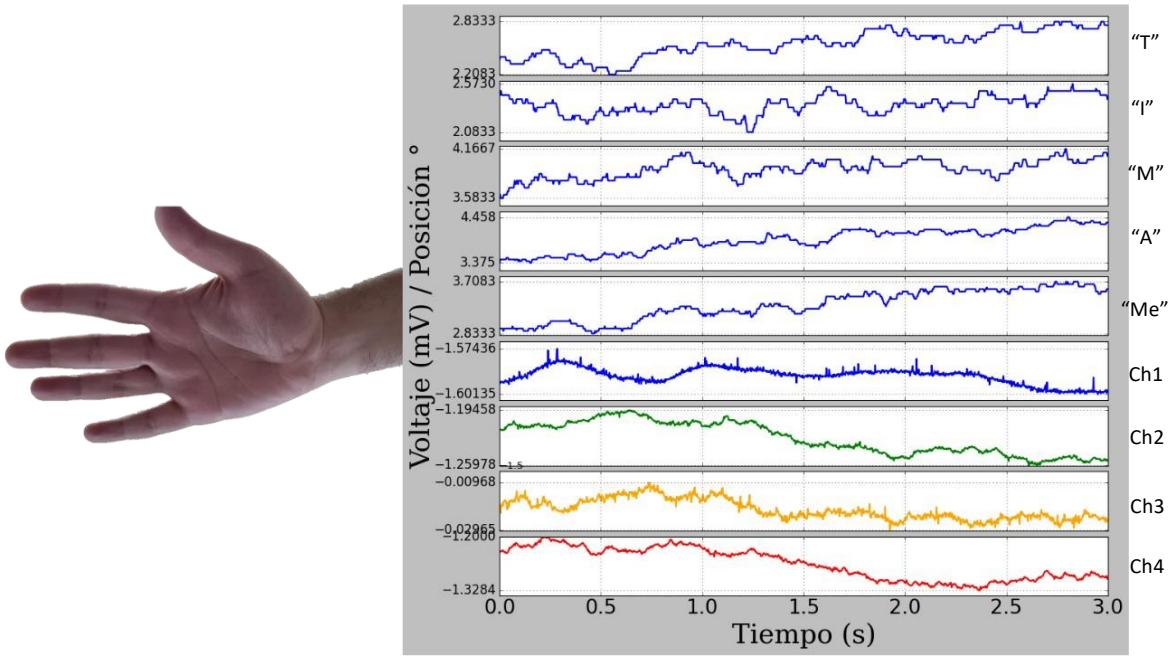


Figura 29: mano en posición de reposo.

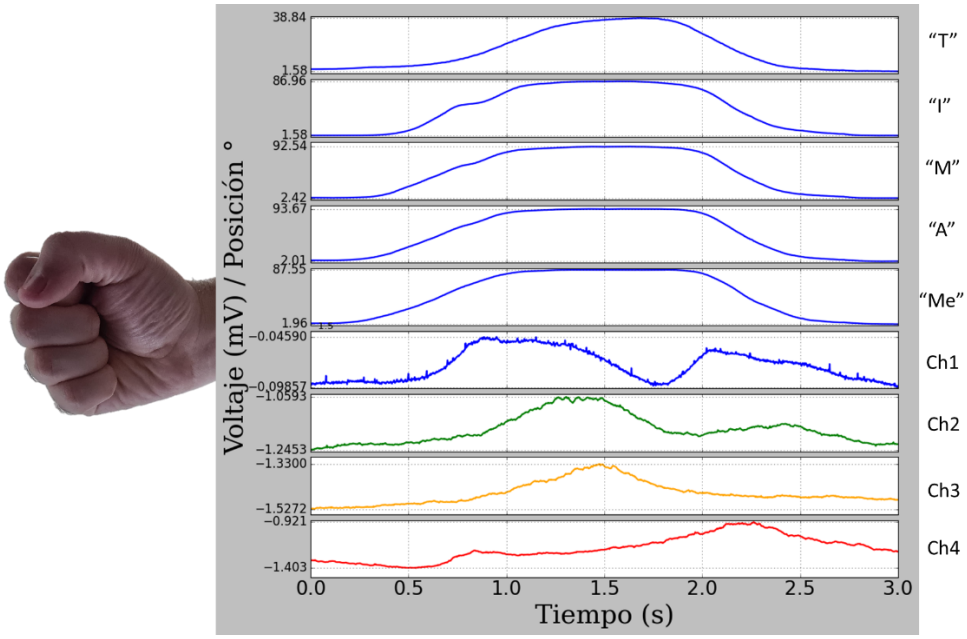


Figura 30: mano en posición de puño.

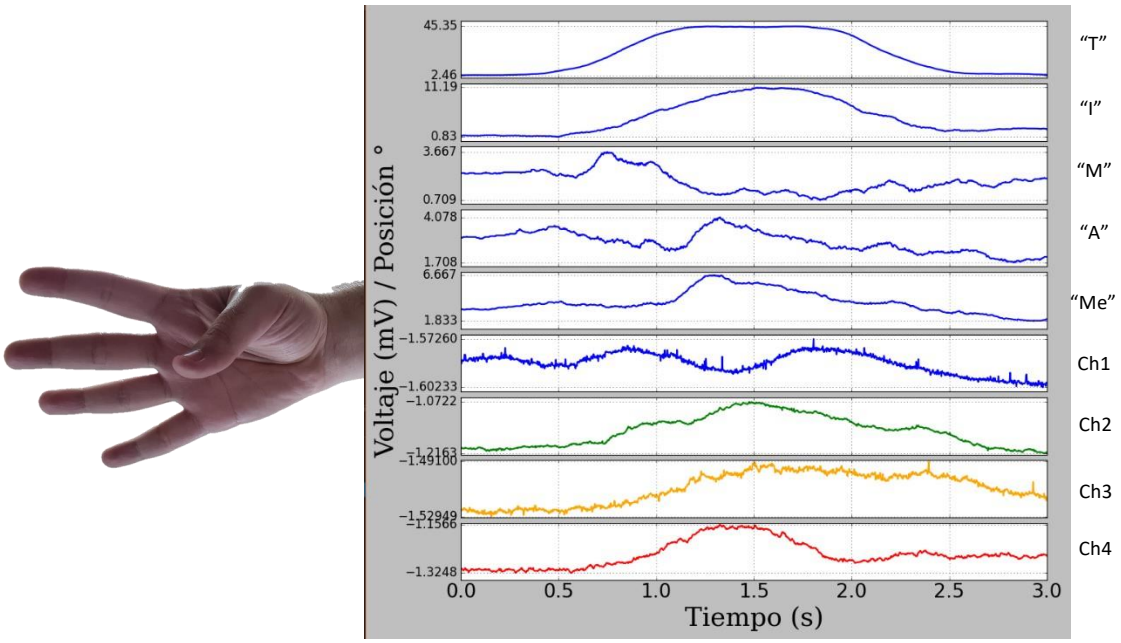


Figura 31: oposición de pulgar.

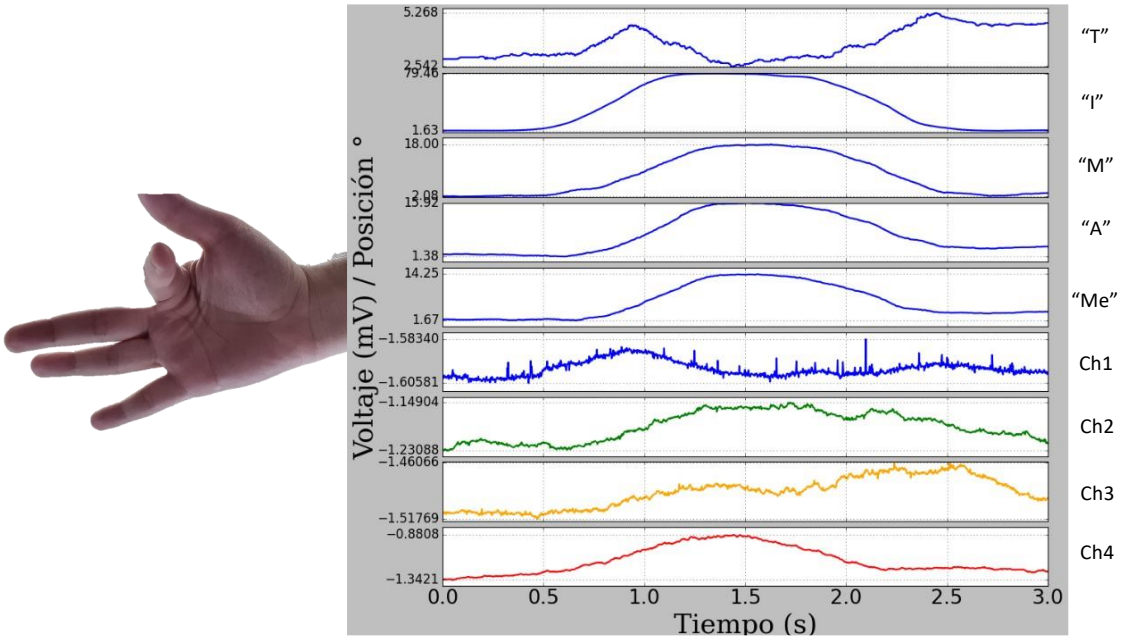


Figura 32: flexión de dedo índice.

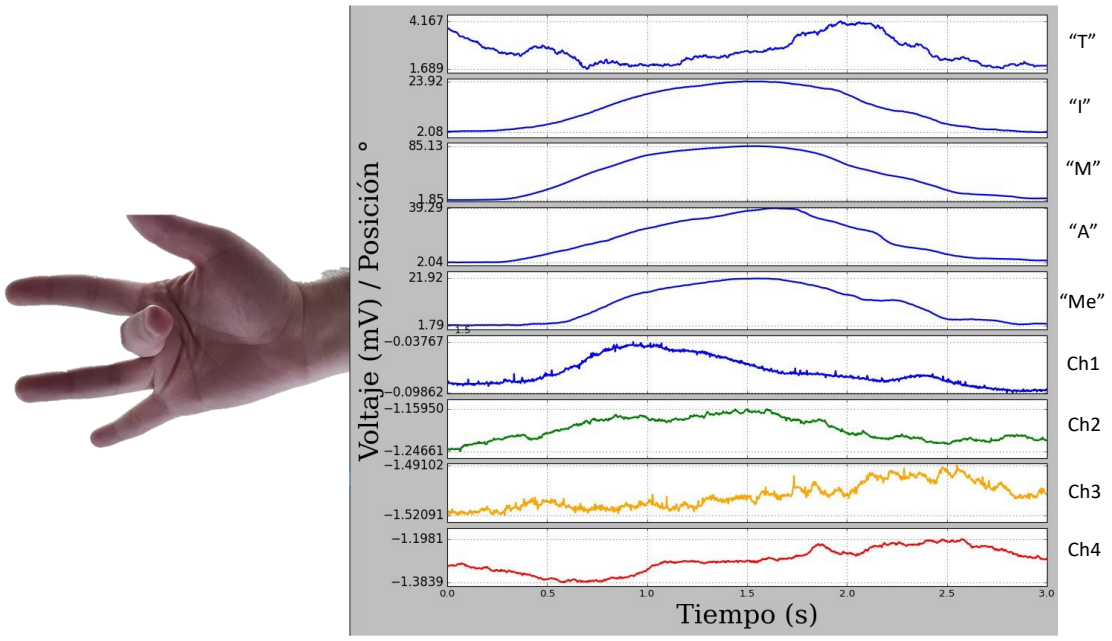


Figura 33: flexión de dedo medio.

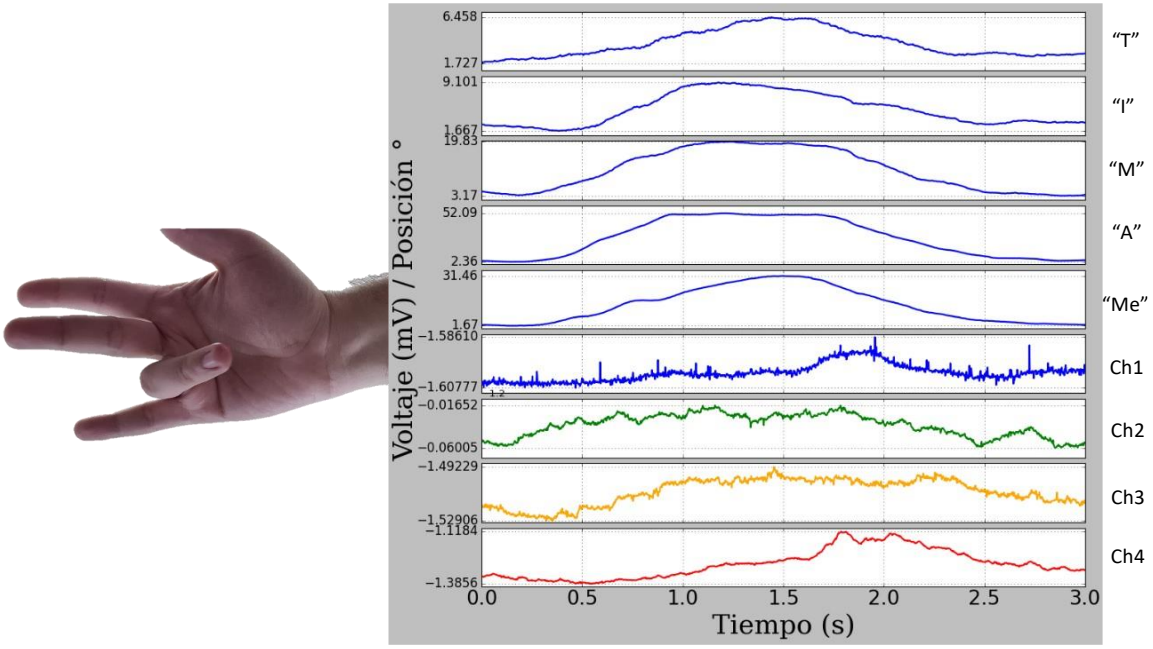


Figura 34: flexión de dedo anular.

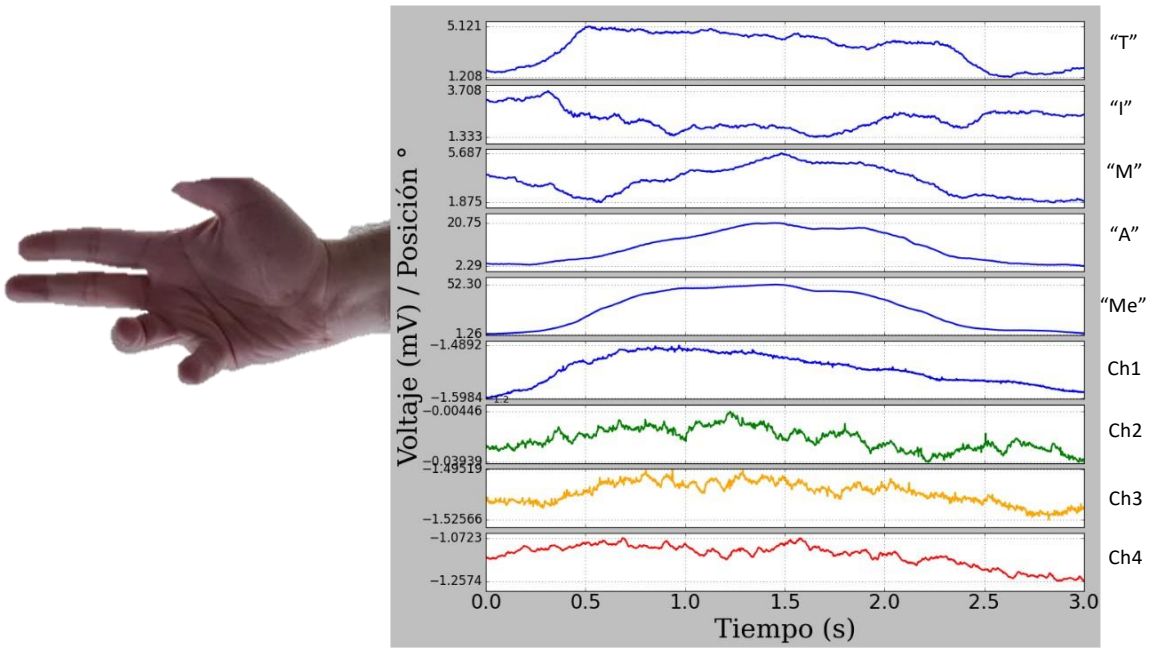


Figura 35: flexión de dedo meñique.

5.1.2. Extracción de características de los datos de entrenamiento.

El procesamiento del conjunto de datos de entrenamiento creado con el sistema Pohua se aplicó empleando ventanas de tiempo con una duración aproximada de 125 ms y una configuración compuesta de los extractores de características MAV, RMS y VAR. La extracción de características permitió reducir la dimensionalidad de los datos manteniendo solo aquellos más representativos. En la Figura 36 se puede ver una señal electromiográfica original en color azul, mientras que en color rojo se puede observar una superposición de la señal después de ser filtrada por el valor medio y en la Figura 37 con la característica MAV.

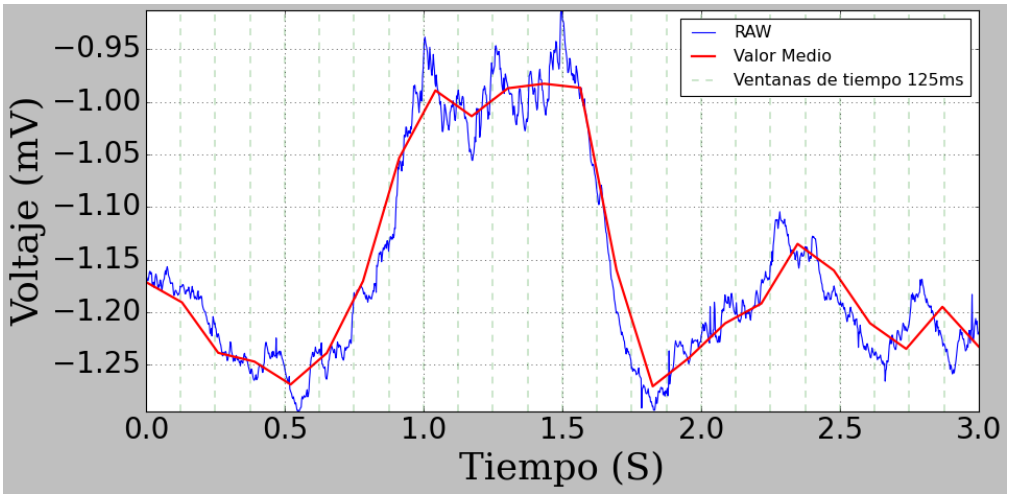


Figura 36: se muestra la señal original en color azul y en color rojo la señal procesada con la característica Valor Medio.

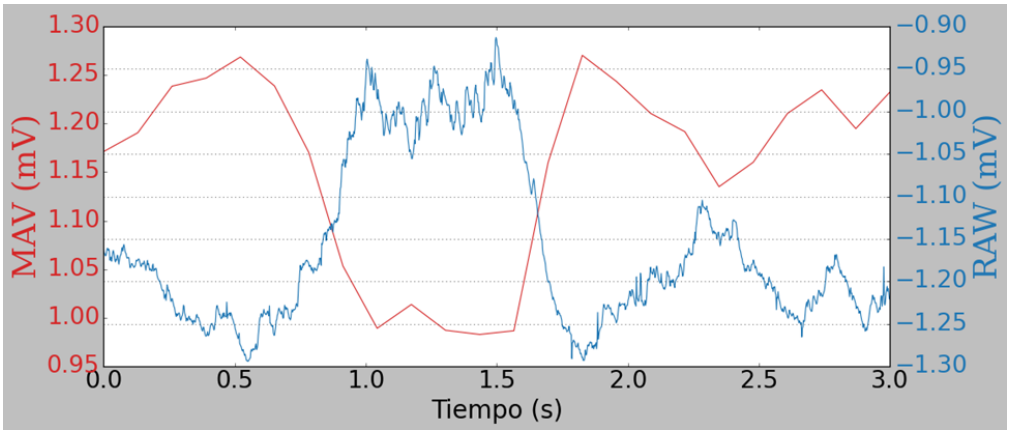


Figura 37: gráfica señal RAW y MAV superpuestas.

5.2. Modalidad basada en características de tiempo aplicadas a características geométricas para la identificación online de movimientos de dedos mediante redes neuronales (NeuroLeap).

5.2.1. Selección de características de tiempo aplicadas a características geométricas (Leap Motion Controller).

En un capítulo 4 se implementó el LMC como un método de interacción con un juego serio basándose en un reconocimiento de gestos por umbrales de activación. En este capítulo se propone reemplazar el sistema de umbrales con una red neuronal con la capacidad de reconocer los mismos gestos.

La red neuronal implementada para el reconocimiento de gestos empleando el LMC usa como datos de entrada la posición angular de la falange proximal de los dedos pulgar, índice, medio, anular y meñique. Cada una de las entradas dispone de una función de activación Tanh, seguida por 12 capas ocultas con la función de activación ReLu. La salida de la red cuenta con siete neuronas, las cuales corresponden a los gestos: “R”, “P”, “T”, “I”, “M”, “A” y “Me” con la función de activación softmax. En la Figura 38 se puede observar la topología de la red.

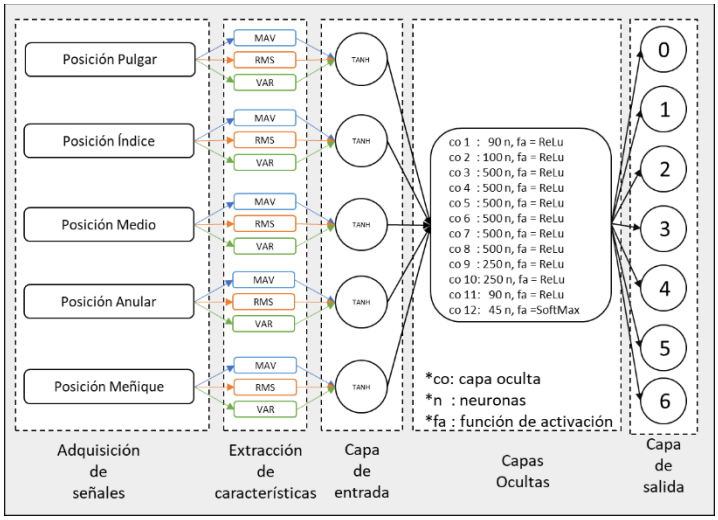


Figura 38: topología de la red neuronal para reconocimiento de gestos con LMC.

El entrenamiento de la red neuronal se llevó a cabo utilizando el conjunto de datos de entrenamiento en las modalidades sin preprocesamiento, extractores de características individuales y combinados. Los conjuntos de datos se dividieron en tres partes, el conjunto de datos de entrenamiento, datos de prueba y el conjunto de validación con 3,864, 252 y 252 ejemplos respectivamente. Los parámetros de entrenamiento de la RN fueron los siguientes:

- Optimizador: descenso estocástico del gradiente (Stochastic Gradient Descent, SGD).
- Factor de aprendizaje: 0.02.
- Función de activación de la capa de entrada: Tanh.
- Función de activación de capas intermedias: ReLu.
- Iniciación de los pesos de las capas: inicializador Glorot.
- Paciencia: 100 épocas
- Extracción de características: MAV, RMS, VAR, [MAV-RMS], [MAV-VAR], [RMS-VAR] y [MAV, RMS, VAR].
- Aleatorización de los datos del conjunto de entrenamiento.

5.2.2. Resultados utilizando características individuales de tiempo aplicadas a características geométricas (Leap Motion Controller).

Usar la característica MAV en los datos de entrenamiento de la red neuronal arrojó resultados con un porcentaje de clasificación superior al 90% en los movimientos “P”, “T”, “I”, “M”, “A” Y “Me”; sin embargo, presentó problemas para clasificar el movimiento de reposo. Por otro lado, la utilización de la característica RMS mejoró la clasificación del movimiento “R” y obtuvo un porcentaje de clasificación superior al 90% en los movimientos “P”, “M” y “A”. No obstante, hubo una reducción en el porcentaje de clasificación de los movimientos “I” y “Me”. Finalmente, la utilización del extractor VAR no mostró un desempeño adecuado en el reconocimiento de gestos de manera individual. En la Figura 39 se pueden ver las matrices de confusión de cada una de las características.

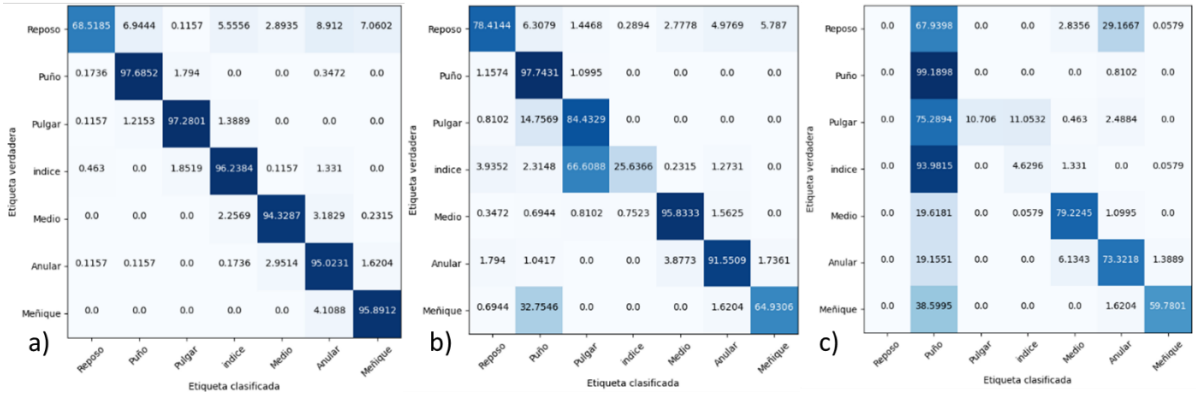


Figura 39: matrices de confusión de extractores de características individuales, a) MAV, b) RMS, c) VAR.

5.2.3. Resultados utilizando características combinadas de tiempo aplicadas a características geométricas (Leap Motion Controller).

Utilizar los extractores de características MAV-RMS para entrenar la red neuronal arroja resultados con un porcentaje de clasificación superior al 95% en los movimientos de “P”, “T”, “I”, “M”, “A” y “Me”. El peor desempeño lo obtuvo la posición de reposo con un 65% de clasificación. La combinación de extractores RMS-VAR obtuvo un peor desempeño al de la combinación anterior como se puede apreciar en la matriz de confusión de la Figura 40b). Los extractores MAV-VAR no lograron reconocer el movimiento “R” y tuvieron el peor desempeño de los extractores combinados. Finalmente, se realizó una prueba utilizando una combinación de los tres extractores de características (ver Figura 41). Si bien esta combinación obtuvo buenos resultados, son muy similares a los obtenidos de forma individual con el extractor MAV.

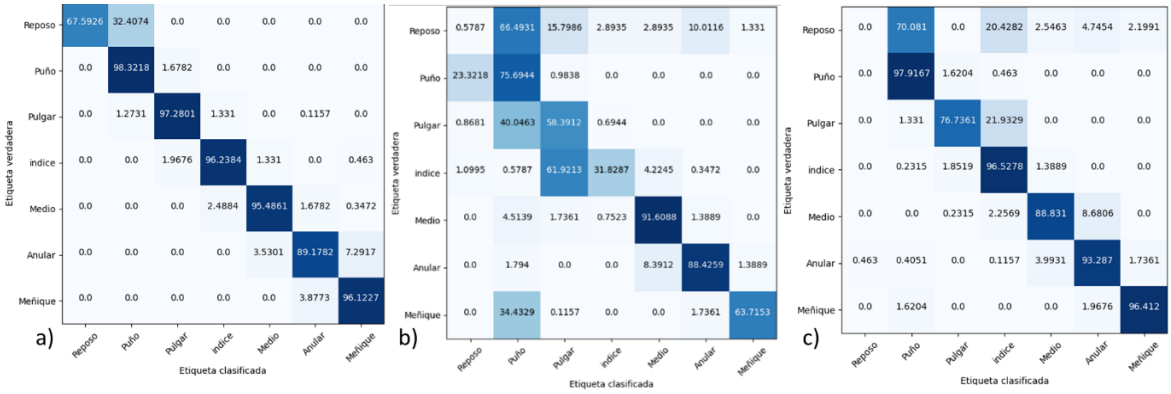


Figura 40: matrices de confusión de combinación de extractores de características a) MAV-RMS, b) RMS-VAR, c) MAV-VAR

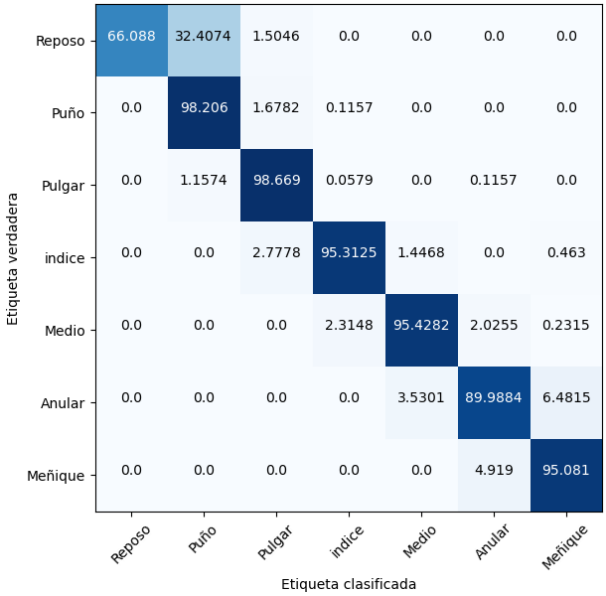


Figura 41: matriz de confusión de combinación de los extractores de características MAV-RMS-VAR

5.3. Modalidad basada en características de tiempo aplicadas a señales electromiográficas para la identificación online de movimientos de dedos mediante redes neuronales (NeuroEMG).

5.3.1. Selección de características de tiempo aplicadas a señales electromiográficas.

Con la finalidad de conocer cuál es el mejor extractor de características de señales electromiográficas superficiales en flexiones dedo se realizaron pruebas utilizando los extractores: MAV, RMS, VAR de manera individual y cuatro pruebas utilizando los extractores de manera conjunta en las combinaciones: MAV-RMS, MAV-VAR, RMS-VAR, y MAV-RMS-VAR.

La red neuronal implementada para las pruebas está formada por un número de entradas determinadas por la cantidad de características empleadas para entrenar la red; es decir, cuatro para los extractores individuales, ocho para la combinación de dos extractores y 12 cuando se usan los tres extractores. La función de activación de las entradas se configuró con la tangente hiperbólica (Tanh). Asimismo, se definieron 12 capas ocultas con la función de activación de rectificador lineal (ReLu) y siete neuronas en la capa de salida que van del 0 al 7, las cuales corresponden a los gestos: “R”, “P”, “T”, “I”, “M”, “A” y “Me” con la función de activación softmax. En la Figura 42 se puede observar la topología de la red neuronal.

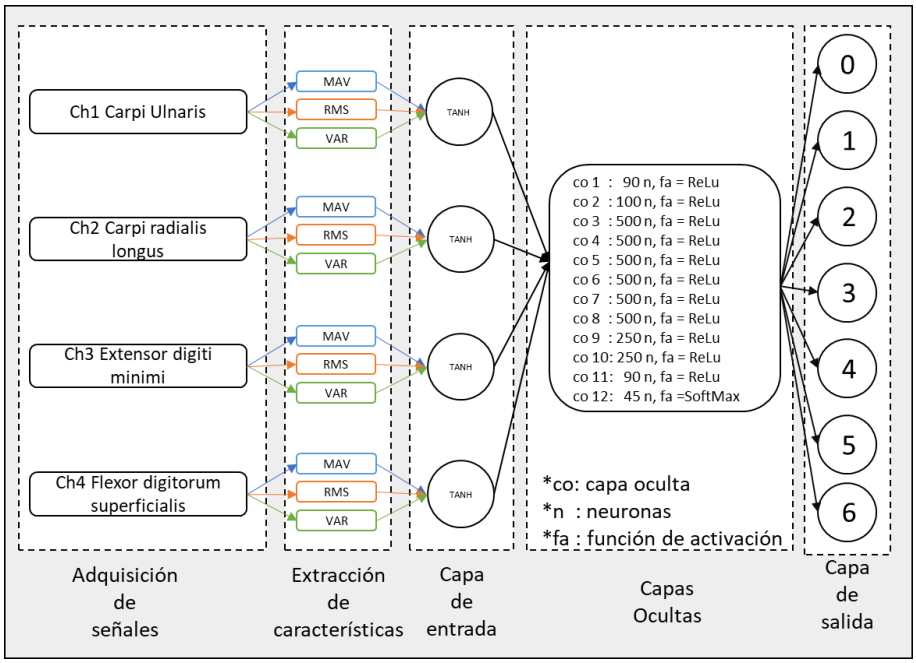


Figura 42: topología de la red neuronal para electromiografía.

Para entrenar la red neuronal se dividió el conjunto de datos en dos partes, el conjunto de datos de entrenamiento, datos de prueba y el conjunto de validación con 3,864, 252 y 252 ejemplos, respectivamente. Los parámetros de entrenamiento de la RN fueron los siguientes:

- Optimizador: descenso estocástico del gradiente (Stochastic Gradient Descent, SGD).
- Factor de aprendizaje: 0.02.
- Función de activación de la capa de entrada: Tanh.
- Función de activación de capas intermedias: ReLu.
- Iniciación de los pesos de las capas: inicializador Glorot.
- Paciencia: 100 épocas
- Extracción de características: MAV, RMS, VAR, [MAV-RMS], [MAV-VAR], [RMS-VAR] y [MAV-RMS-VAR].
- Aleatorización de los datos del conjunto de entrenamiento.

5.3.2. Resultados utilizando características individuales de tiempo aplicadas a señales electromiográficas.

Los resultados de la primera prueba utilizando el extractor de características MAV se puede observar en la Figura 43 a). Con este extractor es posible clasificar el movimiento de puño y flexión de meñique en un 67% y 56%, respectivamente; sin embargo, no es posible clasificar los movimientos restantes. Analizando estos resultados se puede concluir que el extractor MAV empleado de manera individual no es suficiente para reconocer la flexión de los dedos. Durante la segunda prueba se utilizó el extractor de características RMS. Como se puede ver en la Figura 43 b) la red neuronal fue capaz de reconocer los movimientos de “R”, “P”, “T”, “A” Y “Me” con porcentajes arriba del 60%. En la tercera prueba utilizando el extractor VAR, se puede ver en la Figura 43 c) que no es una opción viable para emplear de manera individual al no ser capaz de reconocer ninguno de los movimientos.

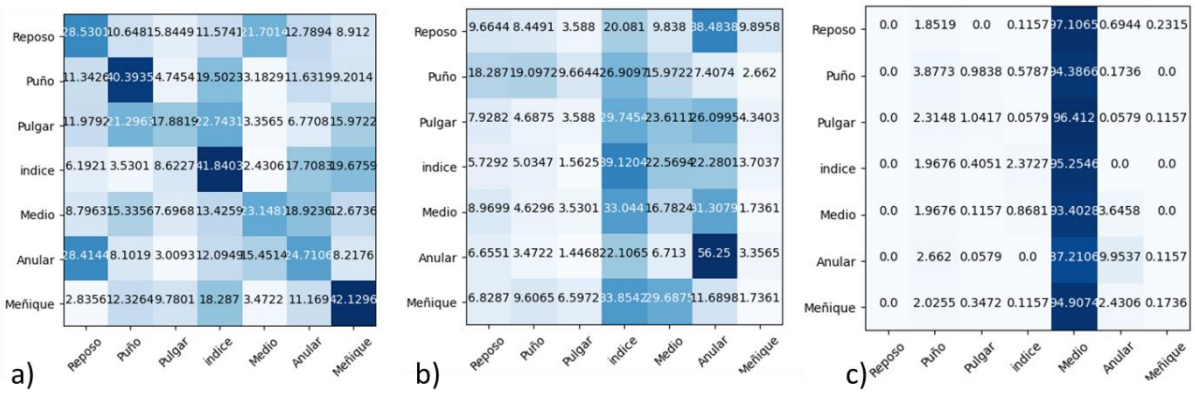


Figura 43: matrices de confusión con extractores individuales a) MAV, b) RMS, c) VAR.

5.3.3. Resultados utilizando características combinadas de tiempo aplicadas a señales electromiográficas.

En la Figura 44 a) se puede ver que la clasificación de todos los movimientos mejora respecto a utilizar MAV de manera individual. Sin embargo, empeoraron respecto a

utilizar RMS individualmente. Emplear las características MAV-VAR para entrenar la red neuronal no arrojó resultados útiles para ser usados para interactuar con el juego serio. Esto se puede concluir al ver la Figura 44 b). Por otro lado, al emplear la combinación RMS-VAR (ver Figura 44 c) se obtienen porcentajes de clasificación superiores al 60% en los movimientos “R”, “T”, “I” y “Me”. Finalmente, se emplearon los extractores MAV, RMS y VAR de forma conjunta, reportando una clasificación superior al 70% en los movimientos “R”, “P”, “T”, “M”, “A” y “Me”. Observando la matriz de confusión de la Figura 45 se puede notar que utilizar la combinación de los tres extractores de características es la mejor opción para entrenar la red neuronal para el reconocimiento de gestos utilizando señales electromiográficas superficiales.

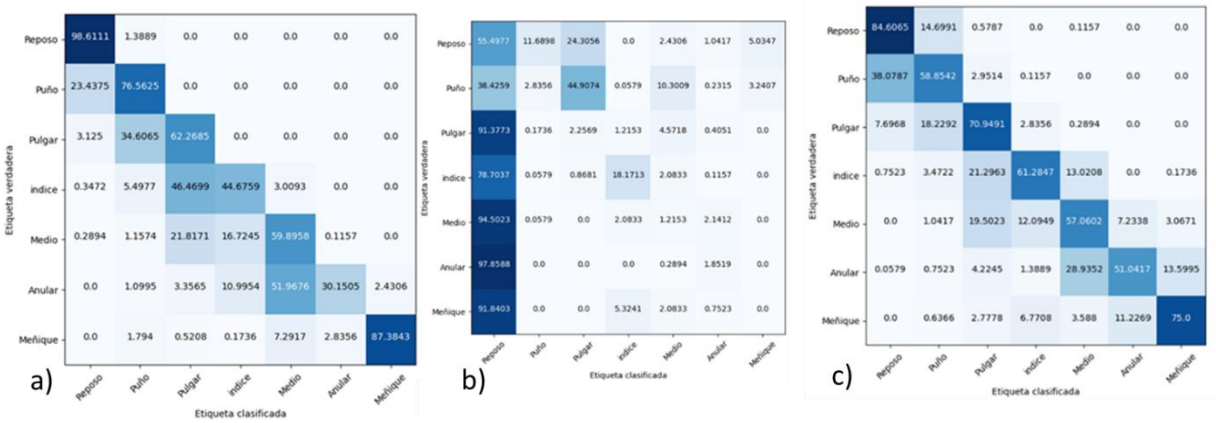


Figura 44: matrices de confusión con extractores combinados. a) MAV-RMS, b) MAV-VAR, c) RMS-VAR

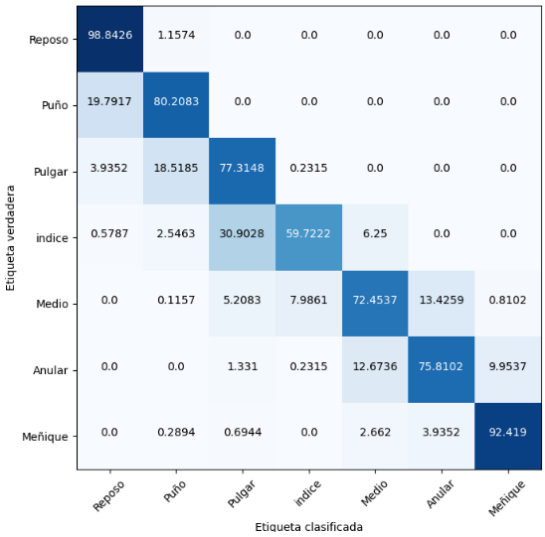


Figura 45: matriz de confusión con extractores combinados MAV-RMS-VAR.

5.4. Modalidad basada en fusión de sensores para la identificación online de movimientos de dedos mediante redes neuronales (NeuroFusion).

5.4.1. Fusión de sensores.

Tomando como referencia los resultados de las pruebas para la selección de características, se decidió utilizar una combinación de los extractores MAV-RMS-VAR para las señales electromiográficas y para la posición angular de los dedos se eligió el extractor MAV. Por lo que se implementó una red neuronal con: 17 entradas con una función de activación de Tanh; 12 capas ocultas con la función de activación de ReLu; y siete neuronas de salida con la función de activación softmax (cada neurona corresponde a los movimientos de “R”, “P”, “T”, “I”, “M”, “A” y “Me”). La topología de esta red se puede observar en la Figura 46.

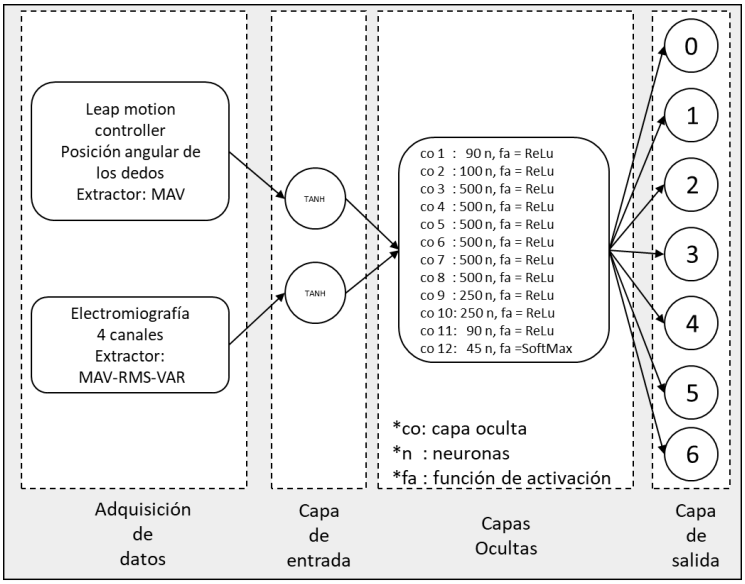


Figura 46: topología red neuronal para fusión de sensores.

El entrenamiento de la red neuronal se llevó a cabo utilizando el conjunto de datos de entrenamiento procesado con el extractor de características MAV para el LMC y la combinación de los extractores de características MAV-RMS-VAR para las señales electromiográficas superficiales. Los conjuntos de datos se dividieron en dos partes,

el conjunto de datos de entrenamiento, datos de prueba y el conjunto de validación con 3,864 252 y 252 ejemplos respectivamente. Los parámetros de entrenamiento de la RN fueron los siguientes:

- Optimizador: descenso estocástico del gradiente (Stochastic Gradient Descent, SGD).
- Factor de aprendizaje: 0.02.
- Función de activación de la capa de entrada: Tanh.
- Función de activación de capas intermedias: ReLu.
- Iniciación de los pesos de las capas: inicializador Glorot.
- Paciencia: 100 épocas
- Extracción de características: LMC[MAV], sEMG [MAV-RMS-VAR]
- Aleatorización de los datos del conjunto de entrenamiento

5.4.2. Resultados de la fusión de sensores con los extractores de características seleccionados.

Utilizar el extractor de características MAV para los datos del LMC y la combinación de los extractores MAV-RMS-VAR para las señales electromiográficas superficiales para entrenar la red neuronal de fusión de sensores mostró que el mayor porcentaje de clasificación lo obtuvo el movimiento “R”; mientras que el porcentaje más bajo fueron los movimientos “I” y “M” con el 92%. El resto de los movimientos obtuvo un porcentaje superior al 95%. La matriz de confusión de los resultados se puede ver en la Figura 47.

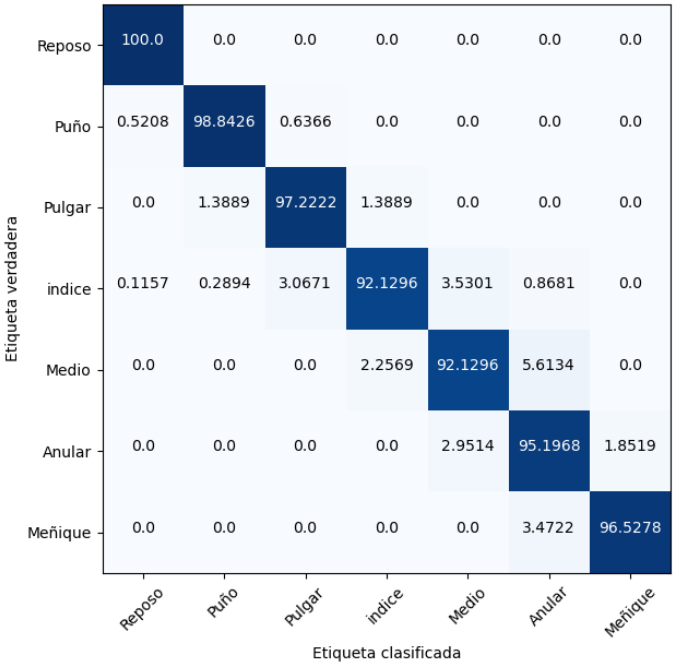


Figura 47: matriz de confusión de la clasificación de movimientos usando fusión de sensores.

5.5. Conclusiones del capítulo 5.

En este capítulo se utilizó el conjunto de datos de entrenamiento creado con el sistema Pohua. La creación del conjunto de datos de entrenamiento contó con la participación de un usuario. Al usuario se le solicitó realizar los movimientos: reposo, puño, oposición de pulgar y flexión de los dedos índice, medio, anular y meñique dando un total de 4,368 repeticiones. Posteriormente, se realizaron pruebas para determinar las características individuales o combinadas que aporten información más relevante para mejorar la clasificación de una red neuronal para el reconocimiento de flexiones de dedo en los diferentes modos de interacción. Los resultados de las pruebas para el modo NeuroLeap sugieren emplear la característica MAV de manera individual. Respecto al modo NeuroEmg el mejor desempeño se obtuvo usando la combinación de características MAV, RMS y VAR; sin embargo, presenta un porcentaje de clasificación inferior al 80% en los movimientos “T”, “I”, “M” y “A”. Debido a esto, podría resultar poco conveniente utilizar el modo NeuroEmg como un modo de interacción individual. Finalmente, la fusión sensores se implementó utilizando las características seleccionadas para los modos NeuroLeap (MAV) y NeuroFusion (MAV, RMS, VAR).

Esto dio como resultado porcentajes de clasificación superiores al 92% en todos los movimientos.

Con los resultados obtenidos en este capítulo, se puede concluir que utilizar la característica MAV para los datos del LMC y la combinación de características MAV, RMS y VAR para los datos de electromiografía superficial, son una opción viable para el entrenamiento de una red neuronal para fusión de sensores.

Capítulo 6:

Comparación de rendimiento de las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion

Capitulo 6. Comparación de rendimiento de las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion utilizando un juego serio para la rehabilitación de dedos.

En este capítulo se detalla el procedimiento experimental para realizar una comparación del desempeño de las modalidades de interacción NeuroLeap y NeuroFusion.

6.1. Metodología.

Como se ha discutido a lo largo de esta investigación, el objetivo es desarrollar un juego serio enfocado a la rehabilitación de dedos utilizando fusión de sensores, con la finalidad de conocer si existe una diferencia significativa entre la fusión de sensores y utilizar un LMC de manera individual, por lo que para lograr tal propósito es que se realizó una comparación entre ambas modalidades (modos de interacción) con el juego serio.

6.1.1. Materiales.

La Figura 48 muestra la configuración experimental para realizar las pruebas de comparación entre las modalidades de NeuroLeap y NeuroFusion (explicadas en el capítulo 5). A continuación, se describe el equipo utilizado:

- **Computadora personal**. El juego serio fue ejecutado utilizando una computadora personal con las siguientes especificaciones: 32 GB de memoria RAM, tarjeta de video NVIDIA modelo GTX 1080 con 8 GB de memoria dedicada, microprocesador Intel Core i7 7700.
- **Leap Motion Controller (LMC).** Se utilizó para obtener la posición angular de cada uno de los dedos.
- **Muscle sensor**. Se empleó para obtener las señales electromiográficas superficiales.

- **Arduino Due**. Tarjeta de adquisición de datos empleada para convertir las señales analógicas proporcionadas por los Muscle sensor en señales digitales para ser procesadas por una red neuronal o por un sistema de fusión de sensores.
- **Monitor de 29 pulgadas**. Se utilizó para mostrar el juego serio.

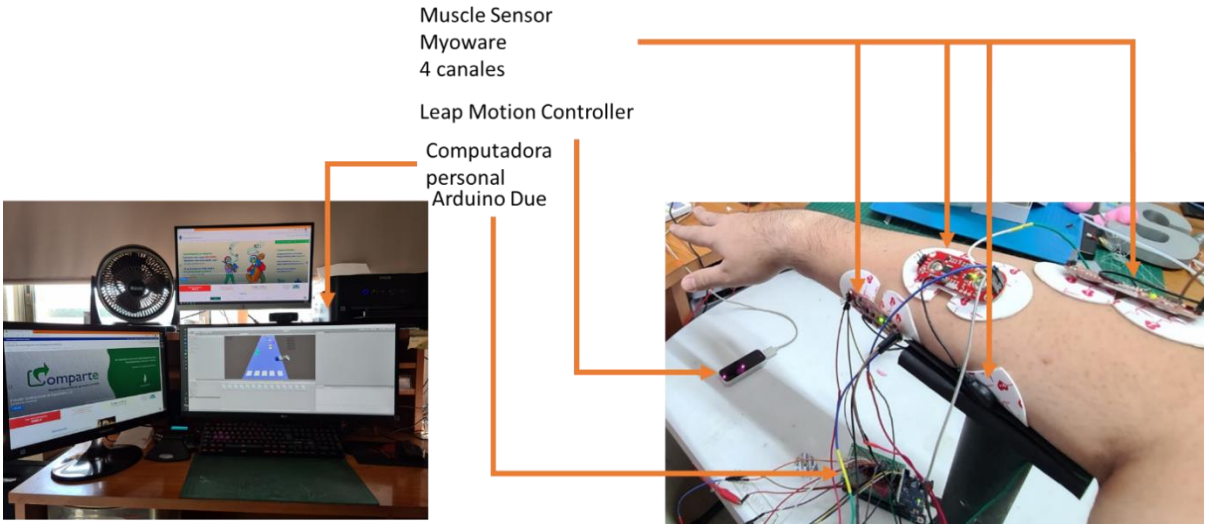


Figura 48: configuración experimental.

6.1.2. Identificación de los movimientos de dedos.

En esta etapa experimental se identifican los movimientos de oposición de pulgar, flexión de índice, medio, anular y meñique usados en la rehabilitación de dedos para interactuar con el juego serio. Los cinco movimientos de dedo son clasificados utilizando las siguientes modalidades: NeuroLeap y NeuroFusion.

- Modalidad “NeuroLeap”: el juego serio es controlado con la red neuronal de la Figura 38 la cual reconoce las flexiones de dedos utilizando el sensor LMC. (Esta modalidad es explicada a detalle en el capítulo 5, sección 5.2.).

- Modalidad “NeuroFusion”: el juego serio es controlado empleando un sistema de fusión de sensores mostrado en la Figura 46. (Esta modalidad es explicada a detalle en el capítulo 5, sección 5.4.).

6.1.3. Juego serio.

Las pruebas de las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion se realizaron con una versión adaptada del juego serio desarrollado durante el capítulo 3 sección 3.2. Esta adaptación se realizó utilizando los módulos de la Figura 22 a) y b) del sistema Pohua.

6.1.4. Medición del desempeño de las modalidades.

Para medir el desempeño de las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion se emplearon las métricas: sensibilidad, especificidad y exactitud, correspondientes a las ecuaciones 6, 7 y 8 descritas en el capítulo 3, sección 3.1.1.3.

Donde:

- VP: caso verdadero positivo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario realizó una flexión y la modalidad clasificó el movimiento como una flexión.
- VN: caso verdadero negativo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario no realizó una flexión y la modalidad clasificó el movimiento como no flexión.
- FP: caso falso positivo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario no realizó una flexión y la modalidad clasificó el movimiento como una flexión.
- FN: caso falso negativo de un movimiento de dedo. Por ejemplo: el usuario realizó una flexión y la modalidad clasificó el movimiento como no flexión.

Posteriormente, la media de las mediciones por usuario se calculó empleando las ecuaciones 9, 10 y 11. Donde “x” es el número de repeticiones por escena de juego; “p” es el participante; “f” es el movimiento de dedo; “g” es la modalidad usada en el juego; $exactitud_{pfgj}$ es la exactitud del movimiento “f” obtenido del participante “p” con

la modalidad “g” en la repetición “j”; la $sensibilidad_{pfgj}$ es la sensibilidad de un movimiento de dedo “f” obtenido del participante “p” con la modalidad “g” en la repetición “j” y, la $especificidad_{pfgj}$ de un movimiento de dedo “f” obtenido del usuario “p” con la modalidad “g” en la repetición “j”. La media de estas mediciones por usuario se utilizó para realizar las pruebas estadísticas.

6.2. Experimentos.

El experimento contó con la participación de un usuario de 32 años que declaró no tener lesiones conocidas en la mano o dedos. El experimento se realizó de acuerdo con la declaración de Helsinki de 1964 y el participante dio su consentimiento por escrito para participar en el experimento.

6.2.1. Diseño experimental.

El usuario interactuó con el juego empleando las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion en dos configuraciones experimentales. Para la configuración experimental 1, el usuario interactuó con el juego empleando la modalidad NeuroLeap, mientras que para la configuración experimental 2 el usuario interactuó con el juego usando la modalidad NeuroFusion (ver Tabla 14). Con la finalidad de minimizar los errores cometidos por el participante en los resultados, durante cada sesión de juego se grabó la representación virtual de la mano, se grabó en video la mano del usuario durante la sesión y la respuesta proporcionada por la modalidad empleada en esa sesión. Después de cada sesión, las grabaciones se emplearon para contar los casos positivos y negativos clasificados por la modalidad, considerando solamente los movimientos realizados por el usuario, independientemente si realizó un movimiento cuando no debía.

La Tabla 14 muestra la configuración experimental empleada para realizar la comparación entre las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion.

Orden de ejecución	Configuración experimental	Escena	Modalidad
Primero	Configuración experimental 1	1. Tutorial (10 repeticiones) 2. Melodía Estrellita (10 repeticiones)	NeuroLeap
Segundo	Configuración experimental 2	1. Tutorial (10 repeticiones) 2. Melodía Martinillo (10 repeticiones)	NeuroFusion

Tabla 14: configuración experimenta para comparación entre modalidades.

La comparación entre las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion se realizó usando las configuraciones 1 y 2 mostradas en la Tabla 14, el análisis de las modalidades para la configuración experimental 1 se realizó con la escena tutorial, mientras que para la configuración 2 se compararon las escenas con las melodías Estrellita y Martinillo. Es importante mencionar que se calculó la media de las diez repeticiones por modalidad y por dedo para las tres medidas estadísticas (por ejemplo, la media de la sensibilidad del pulgar con la modalidad NeuroLeap contra la modalidad NeuroFusion). Como resultado, se obtuvieron 15 medidas de comparación por pares (5 dedos x 3 medidas de comparación por pares).

6.3 Pruebas estadísticas.

Las siguientes pruebas estadísticas fueron empleadas con la finalidad de analizar el desempeño de las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion, donde se empleó un valor $\alpha = 0.05$ como intervalo de confianza:

- Shapiro-Wilk. Se utilizó para determinar si una medición sigue una distribución normal (valor-p >= 0.05) o no (valor-p < 0.05).
- T de Student. Se utilizó para comparar si existe (valor-p >= 0.05) o no (valor-p < 0.05) una diferencia significativa entre dos mediciones que siguen una distribución normal.

- Prueba de rangos con signo de Wilcoxon. Esta prueba se utilizó para determinar si existe una diferencia significativa (valor-p >= 0.05) o no (valor-p < 0.05) cuando las mediciones no siguieron una distribución normal.

6.4. Resultados y discusión.

Con la finalidad de conocer si existe una diferencia significativa entre las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion se aplicaron las pruebas estadísticas para analizar el desempeño de éstas. La aplicación de la prueba Shapiro-Wilk dio como resultado que siete de las 60 mediciones siguieron una distribución normal (valor-p >=0.05); por lo que los 53 restantes presentaron una distribución no normal (valor-p< 0.05). A continuación, se muestran los resultados por modalidad:

Modalidad NeuroLeap

- Escena tutorial: todos los movimientos presentaron una distribución no normal.
- Escena Estrellita:
    - Sensibilidad: todas las pruebas mostraron una distribución no normal.
    - Especificidad: el movimiento “A” siguió una distribución normal, mientras que el resto de los movimientos presentaron una distribución no normal.
    - Exactitud: los movimientos “A” y “Me” siguieron una distribución normal mientras que el resto de los movimientos presentaron una distribución no normal.

Modalidad NeuroFusion

- Escena Tutorial:
    - Sensibilidad: el movimiento “M” presentó una distribución normal
    - Especificidad: todos los movimientos presentaron una distribución no normal.
    - Exactitud: los movimientos “M” y “A” siguieron una distribución normal, mientras que el resto siguió una distribución no normal.
- Escena Martinillo: todos los movimientos realizados en este escenario presentaron una distribución no normal.

Los resultados de las pruebas Shapiro-Wilk mostraron que no se puede emplear la prueba T de Student para comparar los movimientos. Por lo que todas las comparaciones entre las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion se realizaron utilizando la prueba de rangos con signo de Wilcoxon.

La comparación realizada en el diseño experimental 1 con la métrica de sensibilidad dio como resultado una diferencia significativa en la clasificación de los movimientos “T”, “M” y “A”; mientras que los movimientos “I” y “Me” no mostraron una diferencia estadísticamente significativa. La métrica de especificidad mostró que existe una diferencia significativa en los movimientos, “T”, “I”, “M”, “A” y “Me”. Finalmente, la métrica de exactitud arrojó que existe una diferencia significativa en los movimientos “T”, “I”, “M”, “A” y “Me”. La comparación realizada en el diseño experimental 2 con la métrica de sensibilidad muestra que existe una diferencia significativa en los movimientos “T”, “I”, “M”, y “Me”. Respecto al movimiento A, éste no obtuvo una diferencia significativa entre ambas modalidades.

En cuanto a la métrica de especificidad, se encontró una diferencia significativa en los movimientos “T”, “I”, “M” y “Me”; mientras que el movimiento “A” no mostró diferencias. Finalmente, la métrica de exactitud mostró una diferencia significativa en los movimientos “T”, “M” y “Me”; mientras que los movimientos “I” y “A” no mostraron diferencias significativas. Estos resultados podrían indicar que emplear la fusión de sensores Leap Motion Controller y cuatro canales de electromiografía superficial (modalidad NeuroFusion) podría ser una opción viable como método de interacción para juegos serios enfocados a la rehabilitación de dedos.

En cuanto a las métricas, las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion en la escena tutorial presentan un rango de sensibilidad de 74.85% hasta 100%. La media más baja de sensibilidad la obtuvo el movimiento “M” con un valor de 74.85% con la modalidad NeuroFusion; mientras que los movimientos “T”, “I” y “Me” obtuvieron una puntuación media del 100% en sensibilidad. Por otro lado, al utilizar la modalidad NeuroLeap solo el movimiento “Me” obtuvo una puntuación media de 100% en sensibilidad. Para la

métrica especificidad se obtuvieron valores medios en un rango de 94.72% a 100%. El movimiento con las medias más bajas de especificidad fue “A” con las modalidades NeuroFusion (94.72%) y NeuroLeap (97.75%). Los movimientos de “T” y “M” obtuvieron las medias más altas de especificidad con un porcentaje de 100% con la modalidad NeuroFusion, Asimismo, con la modalidad NeuroLeap, la media más alta de especificidad fue de 99.52% correspondiente al movimiento “M”. Finalmente, la métrica exactitud presentó rangos con valores del 95.01% hasta el 100%. El movimiento con medias más bajas de exactitud fue “A” con las modalidades NeuroFusion (95.01%) y NeuroLeap (95.40%). El movimiento “I” obtuvo las medias de exactitud más altas con las modalidades NeuroFusion (100%) y NeuroLeap (98.88%). El resto de los resultados de la escena tutorial se puede consultar en la Tabla 15.

La comparación de las métricas obtenidas con las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion para la configuración experimental 2 muestran un rango de sensibilidad que va de 75.76% hasta 100%. La media más baja de sensibilidad corresponde al movimiento “I” usando la modalidad NeuroLeap. Por otro lado, La media de sensibilidad más alta la obtuvo el movimiento “T” con el 100% empleando la modalidad NeuroLeap. La modalidad NeuroFusion obtuvo una sensibilidad media del 100% en los movimientos “I”, “A” y “Me”.

Respecto a la especificidad, se obtuvo un rango de 87.14% a 100%. La media mínima de especificidad se obtuvo con el movimiento “A” en la modalidad NeuroLeap. Las medias máximas de especificidad se reportaron en los movimientos “T”, “I”, y “Me” con la modalidad NeuroFusion. Por último, la exactitud obtuvo un rango de 84.52% hasta 100%. El movimiento con la media más baja de exactitud fue “A” con la modalidad NeuroLeap y el movimiento con la media más alta de exactitud fue “I” con la modalidad NeuroFusion. El resto de los resultados se pueden consultar en la Tabla 16.

Métrica	Dedo	Clave	Media		Valor mínimo		Valor máximo	
			NeuroLeap	NeuroFusion	NeuroLeap	NeuroFusion	NeuroLeap	NeuroFusion
Sensibilidad	Pulgar	T	98.33%	100.00%	83.33%	100.00%	100.00%	100.00%
	Índice	I	93.33%	100.00%	83.33%	100.00%	100.00%	100.00%
	Medio	M	80.79%	74.86%	62.50%	62.50%	100.00%	100.00%
	Anular	A	90.48%	96.67%	71.43%	66.67%	100.00%	100.00%
	Meñique	Me	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
Especificidad	Pulgar	T	97.76%	99.50%	95.00%	95.00%	100.00%	100.00%
	Índice	I	98.65%	100.00%	91.30%	100.00%	100.00%	100.00%
	Medio	M	99.52%	100.00%	95.24%	100.00%	100.00%	100.00%
	Anular	A	96.88%	94.72%	86.96%	86.36%	100.00%	100.00%
	Meñique	Me	98.63%	99.09%	95.24%	90.91%	100.00%	100.00%
Exactitud	Pulgar	T	97.78%	99.60%	96.00%	96.00%	100.00%	100.00%
	Índice	I	97.41%	100.00%	89.66%	100.00%	100.00%	100.00%
	Medio	M	96.83%	95.36%	89.29%	88.89%	100.00%	100.00%
	Anular	A	95.40%	95.02%	86.21%	85.19%	100.00%	100.00%
	Meñique	Me	98.89%	99.26%	96.15%	92.59%	100.00%	100.00%

Tabla 15: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica para la escena tutorial.

Métrica	Dedo	Clave	Media		Valor mínimo		Valor máximo	
			NeuroLeap	NeuroFusion	NeuroLeap	NeuroFusion	NeuroLeap	NeuroFusion
Sensibilidad	Pulgar	T	100.00%	90.00%	100.00%	66.67%	100.00%	100.00%
	Índice	I	85.00%	100.00%	50.00%	100.00%	100.00%	100.00%
	Medio	M	75.76%	85.00%	50.00%	75.00%	100.00%	100.00%
	Anular	A	78.33%	100.00%	50.00%	100.00%	100.00%	100.00%
	Meñique	Me	81.67%	100.00%	0.00%	100.00%	100.00%	100.00%
Especificidad	Pulgar	T	99.33%	100.00%	93.33%	100.00%	100.00%	100.00%
	Índice	I	97.32%	100.00%	90.00%	100.00%	100.00%	100.00%
	Medio	M	98.42%	100.00%	90.91%	100.00%	100.00%	100.00%
	Anular	A	87.14%	99.17%	75.00%	91.67%	100.00%	100.00%
	Meñique	Me	96.99%	95.24%	91.67%	88.89%	100.00%	100.00%
Exactitud	Pulgar	T	99.44%	97.94%	94.44%	92.31%	100.00%	100.00%
	Índice	I	94.56%	100.00%	84.62%	100.00%	100.00%	100.00%
	Medio	M	94.67%	97.90%	85.71%	92.86%	100.00%	100.00%
	Anular	A	84.52%	99.29%	66.67%	92.86%	100.00%	100.00%
	Meñique	Me	94.30%	96.56%	84.62%	92.31%	100.00%	100.00%

Tabla 16: estadística descriptiva (valores medios, mínimos y máximos) por métrica para las melodías Estrellita y Martinillo.

6.5. Conclusiones del capítulo 6.

Se utilizaron las métricas estadísticas de sensibilidad, especificidad y exactitud para evaluar el desempeño de la modalidad NeuroLeap (basada en características del dominio de tiemplo aplicadas a características geométricas obtenidas del LMC y una

red neuronal como clasificador) y la modalidad NeuroFusion (basada en la fusión de características del dominio de tiempo aplicadas a características geométricas provenientes del LMC y señales electromiográficas obtenidas de cuatro canales de electromiografía superficial) para la clasificación de los movimientos de oposición de pulgar y flexión de los dedos índice, medio, anular y meñique.

En el caso de la escena tutorial, los resultados de utilizar la modalidad NeuroLeap demuestran que en términos de la sensibilidad se obtuvo un mejor desempeño en la clasificación del movimiento “Me” (100%). Para la métrica de especificidad, el movimiento “I” obtuvo la media más alta (98.65%). Respecto a la métrica de exactitud, el movimiento con el porcentaje más alto fue “Me” (98.88%). En relación con la modalidad NeuroFusion, el movimiento “T” presentó la media de sensibilidad más alta (100%). Para la métrica de especificidad, los movimientos “I” y “M” obtuvieron las medias más altas (100%). Referente a la exactitud, el movimiento que obtuvo un mejor desempeño fue “I” (100%). En el caso de las escenas con las melodías Estrellita y Martinillo, los resultados de utilizar la modalidad NeuroLeap arrojaron que el movimiento con la media de sensibilidad más alta fue “T” (100%). En cuanto a la especificidad, el movimiento “T” obtuvo la media más alta (99.33%). Finalmente, el movimiento con la media de exactitud más alta fue “T” (99.44%).

En relación con la modalidad NeuroFusion, los movimientos “I”, “A” y “Me” obtuvieron las medias de sensibilidad más altas (100%). Por otro lado, los movimientos “T”, “I” y “M” obtuvieron las medias de especificidad más altas (100%). El movimiento “I” obtuvo la media de exactitud más alta (100%). La comparación entre las modalidades con la prueba no paramétrica Wilcoxon arrojó que existen diferencias significativas en 8 de los 15 casos de la configuración experimental 1 y de igual manera 8 de 15 casos en la configuración experimental 2. Estos resultados podrían indicar que la fusión de sensores empleando el dispositivo LMC y cuatro canales de electromiografía superficial puede ser utilizada como un método de interacción (modalidad) para un juego serio enfocado a rehabilitación de dedos.

Analizando los resultados de los experimentos se pueden resaltar siguientes ventajas y desventajas de cada modalidad:

Modalidad NeuroLeap:

- Ventajas:
    - Solo requiere de un sensor LMC para interactuar con el juego serio.
    - No es necesario colocar sensores adicionales en el usuario
- Desventajas:
    - Dificultad para diferenciar de movimientos intencionales y correlacionados.

Modalidad NeuroFusion:

- Ventajas:
    - Puede diferenciar entre movimientos intencionales y correlacionados.
    - Desempeño significativamente mejor respecto a NeuroLeap.
- Desventajas:
    - Se deben colocar sensores adicionales en el brazo del usuario

Una de las limitantes del presente estudio fue el bajo número de participantes causado por la crisis sanitaria provocada por el nuevo coronavirus Sars-cov-2, por lo que, para solventar esta limitación, se propone como trabajo futuro realizar pruebas siguiendo protocolo experimental mostrado en la sección anexos una vez que la crisis sanitaria haya finalizado.

Capítulo 7:

Conclusiones

Capítulo 7. Conclusiones y trabajo futuro.

7.1. Conclusiones.

El objetivo de este trabajo fue realizar un juego serio para rehabilitación de dedos controlado mediante fusión de sensores. Para lograrlo, el primer paso fue llevar a cabo un análisis para medir del desempeño del sensor Leap Motion Controller en diferentes condiciones de iluminación. Los resultados de este estudio demostraron que el Leap Motion Controller se puede emplear como un método de interacción para un juego serio en ambientes con una iluminación menor o igual a 392 lux, por lo que de acuerdo con la norma ISO[147] para iluminación en espacios de trabajo interiores, el juego serio podría ser utilizado en lugares como un cuarto de estar (200 lux), habitaciones para actividad física (300 lux) y oficinas (200 hasta 392 lux).

Posteriormente, se realizaron pruebas para seleccionar las características de tiempo con mejor desempeño para clasificación de flexión de dedos en las siguientes modalidades: NeuroLeap, NeuroEmg y NeuroFusion. La modalidad NeuroLeap arrojó mejores resultados utilizando únicamente la característica del valor medio absoluto. La modalidad NeuroEmg obtuvo su mejor desempeño al usar de forma simultánea las características MAV, RMS y VAR; sin embargo, el desempeño obtenido no fue suficiente para utilizarse como un método de interacción viable con el juego serio.

Finalmente, para la modalidad NeuroFusion se utilizó la característica MAV para los datos adquiridos con el LMC y la combinación de características MAV, RMS y VAR para los datos de electromiografía superficial. Posteriormente, se realizó un estudio para determinar si existe una diferencia en el desempeño de las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion. Los resultados del análisis demostraron que existe una diferencia significativa entre ambas modalidades, siendo NeuroFusion la que mejores resultados obtuvo.

En conclusión, la fusión de información de los sensores Leap Motion Controller y cuatro canales de electromiografía superficial puede solventar la problemática presentada por los sistemas de visión por computadora en la clasificación de movimientos individuales de dedo, por lo que la fusión de sensores se puede utilizar como un método de interacción viable para un juego serio enfocado a la rehabilitación de dedos.

En conclusión, las principales contribuciones de esta investigación son:

a) Existe un área de oportunidad en el desarrollo de juegos serios enfocados a la rehabilitación de dedos.
b) La experimentación realizada permite confirmar la fusión de los sensores LMC y de electromiografía superficial como un método de interacción viable para un juego serio enfocado a la rehabilitación de dedos.
c) Los resultados de la encuesta realizada a los usuarios del juego serio muestra que podría ser una herramienta válida para mantener la motivación del usuario durante terapias de rehabilitación.
d) La fusión de los sensores LMC y de electromiografía superficial puede ser utilizada como una técnica para compensar la correlación mecánica de la mano en tareas de clasificación de movimiento individual de dedos.
e) El sistema Pohua demuestra ser una plataforma modular con la capacidad de integrar diferentes elementos para el funcionamiento de juegos serios basados en modos de interacción con fusión de sensores.

7.2. Limitaciones.

Durante el transcurso de la presente investigación se realizaron pruebas de validación al sensor Leap Motion Controller. Los resultados sugieren que su implementación debe estar limitada en escenarios con una iluminación menor o igual a 392 lux.

Respecto a los sensores de electromiografía superficial utilizados en esta investigación son de un tamaño considerable, lo que podría limitar su colocación en usuarios con brazos pequeños o delgados.

El número de participantes incluidos para la creación del conjunto de datos de entrenamiento y que participaron en la comparación de desempeño entre las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion se vio limitado debido a la crisis sanitaria provocada por el nuevo coronavirus Sars-cov-2.

7.3. Trabajo futuro.

Para solventar las limitaciones encontradas en el transcurso de esta investigación se proponen los siguientes puntos:

- Involucrar expertos en rehabilitación para incluir nuevas escenas en el juego serio.
- Crear un conjunto de datos de entrenamiento con un mayor número de participantes.
- Realizar la comparación entre las modalidades NeuroLeap y NeuroFusion con un mayor número de participantes.
- Realizar experimentos utilizando el protocolo mostrado en la sección de anexos con la participación de:
    - Usuarios sanos
    - Usuarios afectados por algún padecimiento motriz en los dedos.
- Implementar técnicas de data augmentation para compensar la falta de datos de entrenamiento.
- Migrar los modelos entrenados de red neuronal y de fusión de sensores para funcionar en C# y reducir los problemas de compatibilidad.
- Implementar un sistema de dificultad adaptable a la habilidad del usuario para el juego serio.

- Diseñar un sistema de adquisición de señales electromiográficas superficiales con las siguientes características:
    - Reducción de tamaño
    - Fácil colocación
    - Cómodos de usar

Anexos

Protocolo experimental para prueba de fusión de sensores.

Finalidad del experimento.

Conocer la respuesta de un sistema de fusión de sensores a través de una red neuronal entrenada con la posición angular de los dedos obtenida mediante el dispositivo Leap Motion Controller (LMC) y 4 canales de electromiografía superficial y comparar el desempeño de la fusión de sensores con emplear el sensor LMC de manera individual.

Modos de interacción.

LMC: Reconocimiento de gestos utilizando una red neuronal entrenada con la característica MAV de la posición angular de los dedos.
Fusión: Reconocimiento de gestos utilizando una red neuronal para fusionar la información de la característica MAV de la posición angular de los dedos y las características MAV-RMS de 4 canales de electromiografía superficial.

Escenarios del juego.

Escena prueba: consiste en realizar 5 flexiones por dedo de la mano.
Escena estrellita: consiste en flexionar los dedos en secuencia con la finalidad de reproducir un fragmento de la melodía Estrellita ¿Dónde estás?
Escena Martinillo: consiste en flexionar los dedos en secuencia con la finalidad de reproducir un fragmento de la melodía Martinillo.

Datos para recolectar

- 4 canales de electromiografía.
    - Extensor carpi ulnaris.
    - Extensor carpi radialis longus.
    - Extensor digiti minimi.

    - Flexor digitorum superficialis.
- Posición angular de las falanges:
    - Distal: índice, medio, anular, meñique.
    - Proximal: pulgar.
- Medir luz ambiental.
    - Sensor TASI-8721.
- Características del participante:
    - Edad, genero.

Sesión experimental 1. Adquisición de datos del participante.

1) Explicación del experimento.
    a) Movimientos por realizar.
    b) Donde y como colocar la mano.
    c) Aclarar que la prueba se puede parar en cualquier momento que el participante elija.
2) Declaración de Helsinki.
    a) Al usuario se le hará lectura de la declaración del Helsinki.
    b) Solicitar consentimiento de participación por escrito.
3) Toma de datos
    a) Edad, genero.
4) Preparar el software de adquisición de datos.
    a) Sistema Pohua
        i) Adquisición de datos
        ii) Almacenamiento de datos
5) Colocación de sensores.
    a) Colocar LMC en posición.
    b) Colocar los electrodos superficiales en la zona correspondiente.
    c) Colocar los sensores muscle sensor.
    d) Conectar los cables a la tarjeta de adquisición de datos.
6) Sesión de adquisición de datos.
    a) 25 repeticiones de cada movimiento con una duración de 3 segundos cada uno.
    b) Cada 10 ciclos se le preguntará al usuario si desea continuar, descansar o cancelar la prueba.
    c) Después de un ciclo de movimientos se dará un descanso de un minuto.
        i) Un ciclo corresponde a los movimientos: Reposo, puño, flexión dedos (pulgar, índice, medio, anular, meñique).

Sesión “intermedia”.

No se requiere la presencia del usuario. En esta etapa de los experimentos se realizarán el entrenamiento y los ajustes de la red neuronal para LMC y la red neuronal para fusión de sensores EMG y LMC.

Sesión experimental 2.

Durante la sesión experimental dos el usuario utilizará el LMC y la fusión de sensores como métodos de interacción con el juego serio dividas en las pruebas mostradas en las Tabla 177 y 18 utilizando la siguiente metodología:

1) Explicación del experimento.
   a) Movimientos por realizar.
   b) Donde y como colocar la mano.
   c) Aclarar que la prueba se puede parar en cualquier momento que el participante elija.
2) Colocación de sensores.
   a) Colocar LMC en posición.
   b) Colocar los electrodos superficiales en la zona correspondiente.
   c) Colocar los sensores muscle sensor.
   d) Conectar los cables a la tarjeta de adquisición de datos.
3) Preparar el juego serio.
   a) Iniciar sistema Pohua
      i) Adquisición de datos.
      ii) Módulo de extracción de características.
      iii) Módulo reconocimiento de gestos.
   b) Abrir juego serio
4) Iniciar juego serio.

Control LMC	10 repeticiones de la escena “prueba”
	10 repeticiones de la escena estrellita

Tabla 17: Método de interacción con LMC

Control Fusión	10 repeticiones de la escena “prueba”
	10 repeticiones de la escena Martinillo

Tabla 18: Método de interacción con fusión de sensores.

Bibliografía.

1. INEGI. La discapacidad en México, datos al 2014. Versión 2017. *Estud Soc*. 2018;41(1). doi:10.14409/es.v41i1.2688
2. Inegi. Clasificación de Tipo de Discapacidad. *Inegi*. Published online 2010:1-55.
3. Iwaihara Y, Ishikura S, Doi K, et al. Preferred reporting items for systematic reviews and metaanalyses: The PRISMA statement. *Anticancer Res*. 2015;35(8):4419-4424. doi:10.1371/journal.pmed.1000097
4. Kmet LM, Cook LS, Lee RC. Standard quality assessment criteria for evaluating primary research from a variety of fields. *Alberta Herit Found Med Res AHFMR - HTA Initiat #13*. 2004;(February):1-28.
5. Pérez-Ibarra JC, Siqueira AAG. Comparison of kinematic and EMG parameters between unassisted, fixed- and adaptive-stiffness robotic-assisted ankle movements in post-stroke subjects. In: *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*. ; :461-466. doi:10.1109/ICORR.2017.8009291
6. Dao TT, Tannous H, Pouletaut P, Gamet D, Istrate D, Ho Ba Tho MC. Interactive and Connected Rehabilitation Systems for E-Health. *Irbm*. 2016;37(5-6):289-296. doi:10.1016/j.irbm.2016.02.003
7. Tannous H, Istrate D, Benlarbi-Delai A, et al. A new multi-sensor fusion scheme to improve the accuracy of knee flexion kinematics for functional rehabilitation movements. *Sensors (Switzerland)*. 2016;16(11). doi:10.3390/s16111914
8. Naumann T, Kindermann S, Joch M, Munzert J, Reiser M. No transfer between conditions in balance training regimes relying on tasks with different postural demands: Specificity effects of two different serious games. *Gait Posture*. 2015;41(3):774-779. doi:10.1016/j.gaitpost.2015.02.003
9. Jansen-Kosterink SM, Huis in ’t Veld RMHA, Schönauer C, Kaufmann H, Hermens HJ, Vollenbroek-Hutten MMR. A Serious Exergame for Patients Suffering from Chronic Musculoskeletal Back and Neck Pain: A Pilot Study. *Games Health J*. 2013;2(5):299-307. doi:10.1089/g4h.2013.0043
10. Girardin-vignola G, Michaud B, Begon M, Roussel P. A serious game for gait rehabilitation with the lokomat. Published online 2017:3-4.
11. Martín-Ruiz ML, Máximo-Bocanegra N, Luna-Oliva L. A virtual environment to

improve the detection of oral-facial malfunction in children with cerebral palsy. *Sensors (Switzerland)*. 2016;16(4). doi:10.3390/s16040444

12. Kontadakis G, Chasiouras D, Proimaki D, Mania K. Gamified 3D orthopaedic rehabilitation using low cost and portable inertial sensors. In: *2017 9th International Conference on Virtual Worlds and Games for Serious Applications (VS-Games)*. IEEE; :165-168. doi:10.1109/VS-GAMES.2017.8056590
13. Páez-Ardila DR, Parra-Navarro LM, Salinas SA. Serious game for rehabilitation of meniscus injury using a prototype of orthosis. *Heal Care Exch (PAHCE), 2013 Pan Am*.:1-6. doi:10.1109/PAHCE.2013.6568265
14. Tannous H, Istrate D, Benlarbi-delai A, et al. Exploring Various Orientation Measurement Approaches Applied to a Serious Game System for Functional Rehabilitation. :1987-1990.
15. Bonnechère B, Omelina L, Jansen B, Van Sint Jan S. Balance improvement after physical therapy training using specially developed serious games for cerebral palsy children: preliminary results. *Disabil Rehabil*. 2017;39(4):403-406. doi:10.3109/09638288.2015.1073373
16. Velasco MA, Raya R, Muzzioli L, et al. Evaluation of cervical posture improvement of children with cerebral palsy after physical therapy based on head movements and serious games. *Biomed Eng Online*. 2017;16(s1):157-169. doi:10.1186/s12938-017-0364-5
17. Cho KH, Lee KJ, Song CH. Virtual-Reality Balance Training with a Video-Game System Improves Dynamic Balance in Chronic Stroke Patients. *Tohoku J Exp Med*. 2012;228(1):69-74. doi:10.1620/tjem.228.69
18. Baranyi R, Willinger R, Lederer N, Grechenig T, Schramm W. Chances for serious games in rehabilitation of stroke patients on the example of utilizing the Wii Fit Balance Board. *SeGAH 2013 - IEEE 2nd Int Conf Serious Games Appl Heal B Proc*. Published online 2013:0-6. doi:10.1109/SeGAH.2013.6665319
19. Thomas S, Fazakarley L, Thomas PW, et al. Mii-vitaliSe: a pilot randomised controlled trial of a home gaming system (Nintendo Wii) to increase activity levels, vitality and well-being in people with multiple sclerosis. *BMJ Open*. 2017;7(9):e016966. doi:10.1136/bmjopen-2017-016966

20. Gonçalves ACBF, Dos Santos WM, Consoni LJ, Siqueira AAG. Serious games for assessment and rehabilitation of ankle movements. *SeGAH 2014 - IEEE 3rd Int Conf Serious Games Appl Heal Books Proc*. doi:10.1109/SeGAH.2014.7067071
21. Máximo-Bocanegra N, Martín-Ruiz ML. An Innovative Serious Game for the Detection and Rehabilitation of Oral-Facial Malfunction in Children: A Pilot Study. *J Sensors*. 2017;2017. doi:10.1155/2017/8745437
22. Leblong E, Fraudet B, Dandois M, Nicolas B, Gallien P. A 4 weeks home training program using a biofeedback serious game and sensors for Parkinson's disease: A pilot study on a new and completely autonomous solution. *Int Conf Virtual Rehabil ICVR*. 2017-June:1-2. doi:10.1109/ICVR.2017.8007460
23. Labruyère R, Gerber CN, Birrer-Brütsch K, Meyer-Heim A, van Hedel HJA. Requirements for and impact of a serious game for neuro-pediatric robot-assisted gait training. *Res Dev Disabil*. 2013;34(11):3906-3915. doi:10.1016/j.ridd.2013.07.031
24. Jaarsma T, Klompstra L, Ben Gal T, et al. Increasing exercise capacity and quality of life of patients with heart failure through Wii gaming: The rationale, design and methodology of the HF-Wii study; A multicentre randomized controlled trial. *Eur J Heart Fail*. 2015;17(7):743-748. doi:10.1002/ejhf.305
25. Borghese NA, Pirovano M, Mainetti R, Lanzi PL. IGER: An intelligent game engine for rehabilitation. *Biosyst Biorobotics*. 2013;1(1):947-950. doi:10.1007/978-3-642-34546-3_154
26. Duvinage M, Castermans T, Petieau M, Hoellinger T, Cheron G, Dutoit T. Performance of the Emotiv Epoc headset for P300-based applications. *Biomed Eng Online*. 2013;12(1):1-15. doi:10.1186/1475-925X-12-56
27. Prahm C, Vujaklija I, Kayali F, Purgathofer P, Aszmann OC. Game-Based Rehabilitation for Myoelectric Prosthesis Control. *JMIR Serious Games*. 2017;5(1):e3. doi:10.2196/games.6026
28. Ferracani A, Pezzatini D, Seidenari L, Del Bimbo A. Natural and virtual environments for the training of emergency medicine personnel. *Univers Access Inf Soc*. 2015;14(3):351-362. doi:10.1007/s10209-014-0364-1

29. Manera V, Ben-Sadoun G, Aalbers T, et al. Recommendations for the use of serious games in neurodegenerative disorders: 2016 Delphi Panel. *Front Physiol*. 2017;8(JUL):1-10. doi:10.3389/fpsyg.2017.01243
30. Bégel V, Di Loreto I, Seilles A, Dalla Bella S. Music Games: Potential Application and Considerations for Rhythmic Training. *Front Hum Neurosci*. 2017;11(May):1-7. doi:10.3389/fnhum.2017.00273
31. van Riel W, Post J, Langeveld J, Herder P, Clemens F. A gaming approach to networked infrastructure management. *Struct Infrastruct Eng*. 2017;13(7):855-868. doi:10.1080/15732479.2016.1212902
32. Rego P, Moreira PM, Reis LP. Serious Games for Rehabilitation A Survey and a Classification Towards a Taxonomy. *5th Iber Conf Inf Syst Technol*. 2010;(November 2015):1-6. doi:978-1-4244-7227-7
33. Wiederhold BK, Riva G, Wiederhold MD. Annual Review of CyberTherapy and Telemedicine: Virtual Reality in Healthcare: Medical Simulation and Experiential Interface Transformative Experience Design View project Communicating body perception in CRPS View project. 2015;(January 2016).
34. Eichenberg C, Schott M. Serious Games for Psychotherapy: A Systematic Review. *Games Health J*. 2017;6(3):127-135. doi:10.1089/g4h.2016.0068
35. Pirovano M, Surer E, Mainetti R, Lanzi PL, Alberto Borghese N. Exergaming and rehabilitation: A methodology for the design of effective and safe therapeutic exergames. *Entertain Comput*. 2016;14:55-65. doi:10.1016/j.entcom.2015.10.002
36. Muscio C, Tiraboschi P, Guerra UP, Defanti CA, Frisoni GB. Clinical trial design of serious gaming in mild cognitive impairment. *Front Aging Neurosci*. 2015;7(March). doi:10.3389/fnagi.2015.00026
37. Skjæret N, Nawaz A, Morat T, Schoene D, Lægdheim J, Vereijken B. International Journal of Medical Informatics Exercise and rehabilitation delivered through exergames in older adults : An integrative review of technologies , safety and efficacy. *Int J Med Inform*. 2016;85(1):1-16. doi:10.1016/j.ijmedinf.2015.10.008.function
38. Laura MC, Andrea AM. Emotion recognition techniques using physiological

signals and video games – Systematic review – Técnicas de reconocimiento emocional utilizando señales fisiológicas y. 2017;26(46):19-28.

39. Bonnechère B, Jansen B, Omelina L, et al. Can serious games be incorporated with conventional treatment of children with cerebral palsy? A review. *Res Dev Disabil*. 2014;35(8):1899-1913. doi:10.1016/j.ridd.2014.04.016
40. Robert P, Leroi I, Manera V. Editorial: ICT for assessment and rehabilitation in alzheimer's disease and related disorders. *Front Aging Neurosci*. 2016;8(JAN):6-8. doi:10.3389/fnagi.2016.00006
41. Wiemeyer J, Kliem A. Serious games in prevention and rehabilitation-a new panacea for elderly people? *Eur Rev Aging Phys Act*. 2012;9(1):41-50. doi:10.1007/s11556-011-0093-x
42. Yáñez-Gómez R, Cascado-Caballero D, Sevillano JL. Academic methods for usability evaluation of serious games: a systematic review. *Multimed Tools Appl*. 2017;76(4):5755-5784. doi:10.1007/s11042-016-3845-9
43. Webster D, Celik O. Systematic review of Kinect applications in elderly care and stroke rehabilitation. *JNeuroengRehabil*. 2014;11:108. do:108-111.
44. Binder JC, Zöllig J, Eschen A, et al. Multi-domain training in healthy old age: Hotel Plastisse as an iPad-based serious game to systematically compare multi-domain and single-domain training. *Front Aging Neurosci*. 2015;7(JUL). doi:10.3389/fnagi.2015.00137
45. Nawaz A, Skjæret N, Helbostad JL, Vereijken B, Boulton E, Svanaes D. Usability and acceptability of balance exergames in older adults: A scoping review. *Health Informatics J*. 2016;22(4):911-931. doi:10.1177/1460458215598638
46. Rego PA, Moreira PM, Reis LP. Natural user interfaces in serious games for rehabilitation. In: *6th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI 2011)*. ; 2011:1-4.
47. Sardi L, Idri A, Fernández-Alemán JL. A systematic review of gamification in e-Health. *J Biomed Inform*. 2017;71:31-48. doi:10.1016/j.jbi.2017.05.011
48. Åberg AC, Halvorsen K, From I, Bruhn ÅB, Oestreicher L, Melander-Wikman A. A study protocol for applying user participation and co-learning—lessons learned from the ebalance project. *Int J Environ Res Public Health*. 2017;14(5):1-17.

doi:10.3390/ijerph14050512

49. Lawrence H, Hills S, Kline N, Weems K, Doty A. Effectiveness of exercise on functional mobility in adults with cerebral palsy: A systematic review. *Physiother Canada*. 2016;68(4):398-407. doi:10.3138/ptc.2015-38LHC
50. Bamparopoulos G, Konstantinidis E, Bratsas C, Bamidis PD. Towards exergaming commons: Composing the exergame ontology for publishing open game data. *J Biomed Semantics*. 2016;7(1):1-15. doi:10.1186/s13326-016-0046-4
51. Horne-Moyer HL, Moyer BH, Messer DC, Messer ES. The Use of Electronic Games in Therapy: a Review with Clinical Implications. *Curr Psychiatry Rep*. 2014;16(12). doi:10.1007/s11920-014-0520-6
52. Karray F, Alemzadeh M, Saleh J a, Arab MN. Human-Computer Interaction: Overview on State of the Art. *Int J Smart Sens Intell Syst*. 2008;1(1):137-159. doi:http://www.s2is.org/Issues/v1/n1/papers/paper9.pdf
53. Frutos-Pascual M, Zapirain BG. Review of the use of AI techniques in serious games: Decision-making and machine learning. *IEEE Trans Comput Intell AI Games*. 2015;PP(99):133-152. doi:10.1109/TCIAIG.2015.2512592
54. Abdulkader SN, Atia A, Mostafa MSM. Brain computer interfacing: Applications and challenges. *Egypt Informatics J*. 2015;16(2):213-230. doi:10.1016/j.eij.2015.06.002
55. Laver K, George S, Ratcliffe J, et al. Use of an interactive video gaming program compared with conventional physiotherapy for hospitalised older adults: A feasibility trial. *Disabil Rehabil*. 2012;34(21):1802-1808. doi:10.3109/09638288.2012.662570
56. Abellard P, Abellard A. Virtual reality and serious games for rehabilitation. *2015 Int Conf Virtual Rehabil*. 2015;0:117-118. doi:10.1109/ICVR.2015.7358602
57. Bertrand J, Dukes LC, Dukes P, et al. Serious games for training, rehabilitation and workforce development. *Proc - IEEE Virtual Real*. Published online 2013:195-196. doi:10.1109/VR.2013.6549427
58. Fernandez-Cervantes V, Stroulia E, Castillo C, Oliva L, Gonzalez F. Serious rehabilitation games with Kinect. *2015 IEEE Games Entertain Media Conf GEM*

2015. (199769):199769. doi:10.1109/GEM.2015.7377254

59. Jaume-I-Capó A, Samčović A. Vision-based interaction as an input of serious game for motor rehabilitation. *2014 22nd Telecommun Forum, TELFOR 2014 - Proc Pap*. Published online 2014:854-857. doi:10.1109/TELFOR.2014.7034540
60. Noveletto F, Bertemes Filho P, Da Silva Hounsell M, Vinicius Soares A. Biomedical Control Interface for a Physical Rehabilitation Serious Game. *IEEE Lat Am Trans*. 2016;14(1):38-44. doi:10.1109/TLA.2016.7430059
61. Peron GC, Santos LIB, Brasil LM, et al. Serious Games na Reabilitação Cognitiva Serious Games in Cognitive Rehabilitation. *Pan Am Health*. Published online 2011:94-95. doi:10.1109/PAHCE.2011.5871856
62. Rocha R, Reis LP, Rego PA, Moreira PM. Serious games for cognitive rehabilitation: Forms of interaction and social dimension. *2015 10th Iber Conf Inf Syst Technol*.:1-6. doi:10.1109/CISTI.2015.7170501
63. Petrov N V. Katyń: The Kremlin's Double Game. *East Eur Polit Soc*. 2015;29(4):775-783. doi:10.1177/0888325415594671
64. Trombetta M, Henrique BPP, Brum MR, Colussi EL, De Marchi ACB, Rieder R. Motion Rehab AVE 3D: A VR-based exergame for post-stroke rehabilitation. *Comput Methods Programs Biomed*. 2017;151:15-20. doi:10.1016/j.cmpb.2017.08.008
65. Bonnechère B, Jansen B, Omelina L, et al. Can serious games be incorporated with conventional treatment of children with cerebral palsy? A review. *Res Dev Disabil*. 2014;35(8):1899-1913. doi:10.1016/j.ridd.2014.04.016
66. Idriss M, Tannous H, Istrate D, et al. Rehabilitation-Oriented Serious Game Development and Evaluation Guidelines for Musculoskeletal Disorders. *JMIR Serious Games*. 2017;5(3):e14. doi:10.2196/games.7284
67. Bonnechère B, Jansen B, Omelina L, Sholukha V, Van Sint Jan S. Patients' follow-up using biomechanical analysis of rehabilitation exercises. *Int J Serious Games*. 2017;4(1):3-13. doi:10.17083/ijsg.v4i1.121
68. Eckert M, Gómez-Martinho I, Meneses J, Martínez JF. New approaches to exciting exergame-experiences for people with motor function impairments. *Sensors (Switzerland)*. 2017;17(2). doi:10.3390/s17020354

69. Türkbey T, Kutlay S, Gök H. Clinical feasibility of Xbox KinectTM training for stroke rehabilitation: A single-blind randomized controlled pilot study. *J Rehabil Med*. 2017;49(1):22-29. doi:10.2340/16501977-2183

70. Shiratuddin MF, Rail S, Murali G, et al. A Usability Evaluation of Neuromender ' s Upper Limb Game-based Rehabilitation System for Stroke Survivors. In: ; 2017:1-8.

71. Rahman MA. Multimedia environment toward analyzing and visualizing live kinematic data for children with Hemiplegia. *Multimed Tools Appl*. 2015;74(15):5463-5487. doi:10.1007/s11042-014-1864-y

72. D'Ornellas MC, Cargnin DJ, Prado ALC. Thoroughly Approach to Upper Limb Rehabilitation Using Serious Games for Intensive Group Physical Therapy or Individual Biofeedback Training. *Brazilian Symp Games Digit Entertain SBGAMES*. 2014;2014-Decem(December):140-147. doi:10.1109/SBGAMES.2014.22

73. Fikar P, Schönauer C, Kaufmann H. The Sorcerer's Apprentice: A serious game aiding rehabilitation in the context of Subacromial Impingement Syndrome. *Proc ICTs Improv Patients Rehabil Res Tech*. Published online 2013:327-330. doi:10.4108/icst.pervasivehealth.2013.252224

74. Elnaggar A, Reichardt D. Digitizing The Hand Rehabilitation Using the Serious Games Methodology With a User-Centered Design Approach. In: ; 2016:13-22. doi:10.1109/CSCI.2016.10

75. Bower KJ, Louie J, Landesrocha Y, Seedy P, Gorelik A, Bernhardt J. Clinical feasibility of interactive motion-controlled games for stroke rehabilitation. *J Neuroeng Rehabil*. 2015;12(1):1-12. doi:10.1186/s12984-015-0057-x

76. Jaume-I-Capó A, Martinez-Bueso P, Moya-Alcover B, Varona J. Interactive rehabilitation system for improvement of balance therapies in people with cerebral palsy. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 2014;22(2):419-427. doi:10.1109/TNSRE.2013.2279155

77. Bonnechère B, Sholukha V, Omelina L, Van Vooren M, Jansen B, Van Sint Jan S. Suitability of functional evaluation embedded in serious game rehabilitation exercises to assess motor development across lifespan. *Gait Posture*.

2017;57(January):35-39. doi:10.1016/j.gaitpost.2017.05.025

78. Pompeu JE, Arduini LA, Botelho AR, et al. Feasibility, safety and outcomes of playing Kinect Adventures! TM for people with Parkinson's disease: a pilot study. *Physiotherapy*. 2014;100:162-168. doi:10.1016/j.physio.2013.10.003

79. Postal MRB, Rieder R. A Usability Evaluation Experiment of 3D User Interfaces for Elderly. *Rev Bras Comput Apl*. 2019;11(3):28-38. doi:10.5335/rbca.v11i3.9477

80. Esfahlani SS, Cirstea S, Sanaei A, Wilson G. An adaptive self-organizing fuzzy logic controller in a serious game for motor impairment rehabilitation. In: *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. ; :1311-1318. doi:10.1109/ISIE.2017.8001435

81. Bonnechère B, Melissa VV, Christophe B, et al. A preliminary study of the integration of specially developed serious games in the treatment of hospitalized elderly patients. In: *2017 International Conference on Virtual Rehabilitation (ICVR)*. ; :1-6. doi:10.1109/ICVR.2017.8007508

82. Omelina L, Jansen B, Bonnechère B, Oravec M, Jarmila P, van Sint Jan S. Interaction detection with depth sensing and body tracking cameras in physical rehabilitation. *Methods Inf Med*. 2016;55(1):70-78. doi:10.3414/ME14-01-0120

83. Rahman MA. Web-based multimedia hand-therapy framework for measuring forward and inverse kinematic data. *Multimed Tools Appl*. 2016;76(6):8227-8255. doi:10.1007/s11042-016-3447-6

84. Schönauer C, Pintaric T, Kaufmann H, Jansen-Kosterink S, Vollenbroek-Hutten M, Jansen Kosterink S. Chronic pain rehabilitation with a serious game using multimodal input. In: *2011 International Conference on Virtual Rehabilitation, ICVR 2011*. ; :1-8. doi:10.1109/ICVR.2011.5971855

85. Cheng P-H. Augmented reality serious game framework for rehabilitation with personal health records. In: *2011 IEEE 13th International Conference on E-Health Networking, Applications and Services*. ; :197-200. doi:10.1109/HEALTH.2011.6026743

86. Bortone I, Leonardis D, Solazzi M, et al. Integration of serious games and wearable haptic interfaces for Neuro Rehabilitation of children with movement

disorders: A feasibility study. In: *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*. ; :1094-1099. doi:10.1109/ICORR.2017.8009395

87. Hossain MS, Hardy S, Alamri A, Alelaiwi A, Hardy V, Wilhelm C. AR-based serious game framework for post-stroke rehabilitation. *Multimed Syst*. 2016;22(6):659-674. doi:10.1007/s00530-015-0481-6

88. Evett L, Burton A, Battersby S, et al. Dual camera motion capture for serious games in stroke rehabilitation. In: *2011 IEEE 1st International Conference on Serious Games and Applications for Health, SeGAH 2011*. ; 2011:1-4. doi:10.1109/SeGAH.2011.6165460

89. Prange GB, Kottink AIR, Buurke JH, et al. The effect of Arm Support combined with rehabilitation games on upper-extremity function in subacute stroke: A randomized controlled trial. *Neurorehabil Neural Repair*. 2015;29(2):174-182. doi:10.1177/1545968314535985

90. Lopez-Samaniego L, Garcia-Zapirain B. A robot-based tool for physical and cognitive rehabilitation of elderly people using biofeedback. *Int J Environ Res Public Health*. 2016;13(12). doi:10.3390/ijerph13121176

91. Saposnik G, Cohen LG, Mamdani M, et al. Efficacy and safety of non-immersive virtual reality exercising in stroke rehabilitation (EVREST): a randomised, multicentre, single-blind, controlled trial. *Lancet Neurol*. 2016;15(10):1019-1027. doi:10.1016/S1474-4422(16)30121-1.Efficacy

92. Saposnik G, Teasell R, Mamdani M, et al. Effectiveness of virtual reality using wii gaming technology in stroke rehabilitation: A pilot randomized clinical trial and proof of principle. *Stroke*. 2010;41(7):1477-1484. doi:10.1161/STROKEAHA.110.584979

93. Hocine N, Gouaïch A, Cerri SA, Mottet D, Froger J, Laffont I. Adaptation in serious games for upper-limb rehabilitation: an approach to improve training outcomes. *User Model User-adapt Interact*. 2015;25(1):65-98. doi:10.1007/s11257-015-9154-6

94. Baranyi R, Reisecker F, Lederer N, Gobber M, Grechenig T. WristDroid - A serious game to support and motivate patients throughout their wrist rehabilitation. In: *IECBES 2014, Conference Proceedings - 2014 IEEE*

Conference on Biomedical Engineering and Sciences: "Miri, Where Engineering in Medicine and Biology and Humanity Meet." ; 2015:786-791. doi:10.1109/IECBES.2014.7047617

95. Andrade KDO, Fernandes G, Caurin GAP, Siqueira AAG, Romero RAF, Pereira RDL. Dynamic player modelling in serious games applied to rehabilitation robotics. In: *Proceedings - 2nd SBR Brazilian Robotics Symposium, 11th LARS Latin American Robotics Symposium and 6th Robocontrol Workshop on Applied Robotics and Automation, SBR LARS Robocontrol 2014 - Part of the Joint Conference on Robotics and Intelligent Systems,*. ; :211-216. doi:10.1109/SBR.LARS.Robocontrol.2014.41
96. House G, Burdea G, Polistico K, et al. A Rehabilitation First—Tournament Between Teams of Nursing Home Residents with Chronic Stroke. *Games Health J*. 2016;5(1):75-83. doi:10.1089/g4h.2015.0072
97. Moretti CB, Joaquim RC, Caurin GAP, Krebs HI, Martins J. Knowledge discovery, rehabilitation robotics, and serious games: Examining training data. *Biomed Robot Biomechatronics (2014 5th IEEE RAS EMBS Int Conf*. 2014;21201:567-572. doi:10.1109/BIOROB.2014.6913838
98. Darzi A, Goršič M, Novak D. Difficulty adaptation in a competitive arm rehabilitation game using real-time control of arm electromyogram and respiration. In: *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*. ; 2017:857-862. doi:10.1109/ICORR.2017.8009356
99. Moore KL, Dalley AF, Agur AMR. *Anatomía Con Orientación Clínica*. Vol 53.; 2013. doi:10.1017/CBO9781107415324.004
100. Maeda K, Konaka E, Okuda H, Suzuki T. The ABC of EMG: A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography. *19th Intell Transp Syst World Congr ITS 2012*. 2012;(April):1-60.
101. Ariyanto M, Caesarendra W, Mustaqim KA, et al. Finger movement pattern recognition method using artificial neural network based on electromyography (EMG) sensor. *Proc 2015 Int Conf Autom Cogn Sci Opt Micro Electro-Mechanical Syst Inf Technol ICACOMIT 2015*. 2016;(April 2016):12-17. doi:10.1109/ICACOMIT.2015.7440146

102. Yang D, Yang W, Huang Q, Liu H. Classification of Multiple Finger Motions during Dynamic Upper Limb Movements. *IEEE J Biomed Heal Informatics*. 2017;21(1):134-141. doi:10.1109/JBHI.2015.2490718
103. Motion F. Dscc2014-5993 a Performance Comparison of Emg Classification Methods for. Published online 2014:1-7.
104. Naik GR, Kumar DK. Identification of hand and finger movements using multi run ICA of surface electromyogram. *J Med Syst*. 2012;36(2):841-851. doi:10.1007/s10916-010-9548-2
105. Naik GR, Acharyya A, Nguyen HT. Classification of finger extension and flexion of EMG and Cyberglove data with modified ICA weight matrix. *2014 36th Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc EMBC 2014*. Published online 2014:3829-3832. doi:10.1109/EMBC.2014.6944458
106. Wołczowski A, Kurzyński M. Human-machine interface in bioprosthesis control using EMG signal classification. *Expert Syst*. 2010;27(1):53-70. doi:10.1111/j.1468-0394.2009.00526.x
107. Baldacchino T, Jacobs WR, Anderson SR, Worden K, Rowson J. Simultaneous Force Regression and Movement Classification of Fingers via Surface EMG within a Unified Bayesian Framework. *Front Bioeng Biotechnol*. 2018;6(February):1-16. doi:10.3389/fbioe.2018.00013
108. Ishikawa K, Toda M, Sakurazawa S, Akita J, Kondo K, Nakamura Y. Finger motion classification using surface-electromyogram signals. *Proc - 9th IEEE/ACIS Int Conf Comput Inf Sci ICIS 2010*. Published online 2010:37-42. doi:10.1109/ICIS.2010.131
109. Gazzoni M, Celadon N, Mastrapasqua D, Paleari M, Margaria V, Ariano P. Quantifying forearm muscle activity during wrist and finger movements by means of multi-channel electromyography. *PLoS One*. 2014;9(10). doi:10.1371/journal.pone.0109943
110. Namazi H. Fractal-based classification of electromyography (EMG) signal in response to basic movements of the fingers. *Fractals*. 2019;27(3). doi:10.1142/S0218348X19500373
111. Jiang X, Merhi LK, Xiao ZG, Menon C. Exploration of Force Myography and

surface Electromyography in hand gesture classification. *Med Eng Phys*. 2017;41:63-73. doi:10.1016/j.medengphy.2017.01.015

112. Al-Timemy AH, Bugmann G, Escudero J, Outram N. Classification of finger movements for the dexterous hand prosthesis control with surface electromyography. *IEEE J Biomed Heal Informatics*. 2013;17(3):608-618. doi:10.1109/JBHI.2013.2249590
113. Naik GR, Nguyen HT. Nonnegative matrix factorization for the identification of EMG finger movements: Evaluation using matrix analysis. *IEEE J Biomed Heal Informatics*. 2015;19(2):478-485. doi:10.1109/JBHI.2014.2326660
114. Anam K, Khushaba RN, Al-Jumaily A. Two-channel surface electromyography for individual and combined finger movements. *Proc Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc EMBS*. Published online 2013:4961-4964. doi:10.1109/EMBC.2013.6610661
115. Kumar DK, Poosapadi Arjunan S, Singh VP. Towards identification of finger flexions using single channel surface electromyography - Able bodied and amputee subjects. *J Neuroeng Rehabil*. 2013;10(1):1-7. doi:10.1186/1743-0003-10-50
116. Khushaba RN, Kodagoda S, Takruri M, Dissanayake G. Toward improved control of prosthetic fingers using surface electromyogram (EMG) signals. *Expert Syst Appl*. 2012;39(12):10731-10738. doi:10.1016/j.eswa.2012.02.192
117. Pan L, Zhang D, Liu J, Sheng X, Zhu X. Continuous estimation of finger joint angles under different static wrist motions from surface EMG signals. *Biomed Signal Process Control*. 2014;14:265-271. doi:10.1016/j.bspc.2014.08.004
118. Mcintosh J, Mcneill C, Fraser M, Kerber F, Markus L. Krüger , A . (2016). EMPress : Practical Hand Gesture Classification with Wrist-Mounted EMG and Pressure Sensing . In Proceedings of the 34th Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems EMPress : Practical Hand Gesture Classification wit. Published online 2016:2332-2342. doi:10.1145/2858036.2858093
119. Chen X, Wang ZJ. Pattern recognition of number gestures based on a wireless surface EMG system. *Biomed Signal Process Control*. 2013;8(2):184-192.

doi:10.1016/j.bspc.2012.08.005

120. Haris M, Chakraborty P, Rao BV. EMG signal based finger movement recognition for prosthetic hand control. *Int Conf Commun Control Intell Syst CCIS 2015*. Published online 2016:194-198. doi:10.1109/CCIntelS.2015.7437907
121. Celadon N, Došen S, Binder I, Ariano P, Farina D. Proportional estimation of finger movements from high-density surface electromyography. *J Neuroeng Rehabil*. 2016;13(1):1-19. doi:10.1186/s12984-016-0172-3
122. Pan L, Zhang D, Liu J, Sheng X, Zhu X. Continuous estimation of finger joint angles under different static wrist motions from surface EMG signals. *Biomed Signal Process Control*. 2014;14:265-271. doi:10.1016/j.bspc.2014.08.004
123. Khushaba RN, Kodagoda S. Electromyogram (EMG) feature reduction using Mutual Components Analysis for multifunction prosthetic fingers control. *2012 12th Int Conf Control Autom Robot Vision, ICARCV 2012*. Published online 2012:1534-1539. doi:10.1109/ICARCV.2012.6485374
124. Khushaba RN, Kodagoda S, Takruri M, Dissanayake G. Toward improved control of prosthetic fingers using surface electromyogram (EMG) signals. *Expert Syst Appl*. 2012;39(12):10731-10738. doi:10.1016/j.eswa.2012.02.192
125. Chen X, Wang ZJ. Pattern recognition of number gestures based on a wireless surface EMG system. *Biomed Signal Process Control*. 2013;8(2):184-192. doi:10.1016/j.bspc.2012.08.005
126. Kondo G, Kato R, Yokoi H, Arai T. Classification of individual finger motions hybridizing electromyogram in transient and converged states. *Proc - IEEE Int Conf Robot Autom*. Published online 2010:2909-2915. doi:10.1109/ROBOT.2010.5509493
127. Ibarra Lúzar JI, Pérez Zorrilla E, Fernández García C. Electromiografía clínica. *Rehabilitacion*. 2005;39(6):265-276. doi:10.1016/S0048-7120(05)74360-7
128. Hakonen M, Piitulainen H, Visala A. Current state of digital signal processing in myoelectric interfaces and related applications. *Biomed Signal Process Control*. 2015;18(February 2016):334-359. doi:10.1016/j.bspc.2015.02.009
129. Smith LH, Hargrove LJ. Comparison of surface and intramuscular EMG pattern recognition for simultaneous wrist/hand motion classification. *Proc Annu Int Conf*

IEEE Eng Med Biol Soc EMBS. Published online 2013:4223-4226. doi:10.1109/EMBC.2013.6610477

130. Dasarathy B V. Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications. *Proc IEEE*. 1997;85(1):24-38. doi:10.1109/5.554206
131. Elmenreich W. An introduction to sensor fusion. *Austria Vienna Univ Technol*. 2002;(February):1-28. http://www.vmars.tuwien.ac.at/documents/intern/805/elmenreich_sensorfusionintro.pdf
132. Novak D, Riener R. A survey of sensor fusion methods in wearable robotics. *Rob Auton Syst*. 2015;73:155-170. doi:10.1016/j.robot.2014.08.012
133. Herrera-Luna I, Rechy-Ramirez EJ, Rios-Figueroa HV, Marin-Hernandez A. Sensor Fusion Used in Applications for Hand Rehabilitation: A Systematic Review. *IEEE Sens J*. 2019;19(10):3581-3592. doi:10.1109/JSEN.2019.2897083
134. Castellini C, Koiva R. Using surface electromyography to predict single finger forces. *Proc IEEE RAS EMBS Int Conf Biomed Robot Biomechatronics*. 2012;(June 2012):1266-1272. doi:10.1109/BioRob.2012.6290294
135. Landgraf M, Yoo IS, Sessner J, et al. Gesture Recognition with Sensor Data Fusion of Two Complementary Sensing Methods. *Proc IEEE RAS EMBS Int Conf Biomed Robot Biomechatronics*. 2018;2018-Augus:795-800. doi:10.1109/BIOROB.2018.8487949
136. Desktop controller - Leap Motion. Accessed March 22, 2019. https://www.leapmotion.com/product/desktop-controller/
137. Bain GI, Polites N, Higgs BG, Heptinstall RJ, McGrath AM. The functional range of motion of the finger joints. *J Hand Surg Eur Vol*. 2015;40(4):406-411. doi:10.1177/1753193414533754
138. What’s new in Unity 2017.4.40 - Unity. Accessed January 20, 2021. https://unity3d.com/es/unity/whats-new/2017.4.40
139. Spiewak C. A Comprehensive Study on EMG Feature Extraction and Classifiers. *Open Access J Biomed Eng Biosci*. 2018;1(1):17-26. doi:10.32474/oajbeb.2018.01.000104

140. Wang F, Oskoei MA, Hu H. Multi-finger myoelectric signals for controlling a virtual robotic prosthetic hand. *Int J Model Identif Control*. 2017;27(3):181-190. doi:10.1504/IJMIC.2017.083780
141. TensorFlow. Accessed January 19, 2021. https://www.tensorflow.org/
142. At-- MMS. Advancer Technologies, LLC: MyoWare Muscle Sensor. Published online 2015. www.AdvancerTechnologies.com
143. Oskoei MA, Hu H. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2008;55(8):1956-1965. doi:10.1109/TBME.2008.919734
144. Asghari Oskoei M, Hu H. Myoelectric control systems-A survey. *Biomed Signal Process Control*. 2007;2(4):275-294. doi:10.1016/j.bspc.2007.07.009
145. Zhang J, Sun L, Cao JUN. SVM FOR SENSOR FUSION - A COMPARISON WITH MULTILAYER. 2006;(August):13-16.
146. Hager-Ross C, Schieber MH. Quantifying the independence of human finger movements: Comparisons of digits, hands, and movement frequencies. *J Neurosci*. 2000;20(22):8542-8550. doi:10.1523/jneurosci.20-22-08542.2000
147. The Commission Internationale de l'Éclairage (CIE). "Lighting of Indoor Work Places." *Iso 8995 Cie S 008/E*. 2002;2002:1-19. doi:http://dx.doi.org/10.3403/02609865
148. No AR, Juárez C. *GPC : Prevencion Secundaria, Diagnostico, Tratamiento y Vigilancia de La Enfermedad Vascular Cerebral Isquemica Mexico: Secretaria de Salud, 2008*.; 2008. http://www.cenetec.salud.gob.mx/descargas/gpc/CatalogoMaestro/102_GPC_Enfermedad_VascularIsquemica/SS_102_08_EyR.pdf
149. Joshi A, Kale S, Chandel S, Pal D. Likert Scale: Explored and Explained. *Br J Appl Sci Technol*. 2015;7(4):396-403. doi:10.9734/bjast/2015/14975
150. Linacre JM, Heinemann AW. The Structure and Stability of the Functional Independence Measure. 1994;75(February):127-132.
151. Monsalve-Robayo A, Natalia García-Muñoz M, Carolina Murcia-Torres W, Ortega-Garzón MA. Técnicas de tratamiento utilizadas por Terapia Ocupacional para niños con dispraxia del desarrollo. *Rehabilitacion*. 2017;51(1):30-42.

doi:10.1016/j.rh.2016.09.004

152. Mathiowetz V, Weber K, Kashman N, Volland G. Adult Norms for the Nine Hole Peg Test of Finger Dexterity. *Occup Ther J Res*. 1985;5(1):24-38. doi:10.1177/153944928500500102

153. Tinetti ME, Williams TF, Mayewski R. Fall risk index for elderly patients based on number of chronic disabilities. *Am J Med*. 1986;80(3):429-434. doi:10.1016/0002-9343(86)90717-5

154. Shumway-Cook A, Brauer S, Woollacott M. Predicting the probability for falls in community-dwelling older adults using the Timed Up & Go Test. *Phys Ther*. 2000;80(9):896-903.

155. Hayes KW, Johnson ME. Measures of adult general performance tests: The Berg Balance Scale, Dynamic Gait Index (DGI), Gait Velocity, Physical Performance Test (PPT), Timed Chair Stand Test, Timed Up and Go, and Tinetti Performance-Oriented Mobility Assessment (POMA). *Arthritis Care Res (Hoboken)*. 2003;49(S5):S28-S42. doi:https://doi.org/10.1002/art.11411

156. Peters DM, Fritz SL, Krotish DE. Assessing the reliability and validity of a shorter walk test compared with the 10-Meter Walk Test for measurements of gait speed in healthy, older adults. *J Geriatr Phys Ther*. 2013;36(1):24-30. doi:10.1519/JPT.0b013e318248e20d

157. jugabilidad | Definición | Diccionario de la lengua española | RAE - ASALE. Accessed January 21, 2021. https://dle.rae.es/jugabilidad