

CARRERA DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

TRABAJO FINAL DE GRADO

"DETECCIÓN DE INFLAMACIÓN EN TENDONES UTILIZANDO APRENDIZAJE AUTOMÁTICO"

Sergio Adrián Sosa Veloso



Carrera de Ingeniería Informática

TRABAJO FINAL DE GRADO

DETECCIÓN DE INFLAMACIÓN EN TENDONES UTILIZANDO APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

Sergio Adrián Sosa Veloso

Tutores

Ing. Viviana Guadalupe Fornerón Jacquet

Ing. Aura Rocío Villalba Alderete.

Ι

Dedicatoria

Este trabajo está dedicado, en primer lugar, a Dios Todopoderoso, quien me ha dado la fuerza y la sabiduría para superar cada desafío y perseguir mis sueños con determinación.

A mi mamá Alicia, mi pilar fundamental, por su constante apoyo, amor y comprensión durante estos años de arduo trabajo. Gracias por ser mi equilibrio y mi fuente inagotable de inspiración.

A mi papá Sergio y mi hermano Alexis, por la paciencia, el amor que me han brindado, incluso en las noches y los fines de semana cuando no pude estar presente. Su presencia ha sido mi mayor motivación para seguir adelante.

A mis abuelos, por su incondicional amor y apoyo a lo largo de mi vida.

A mis profesores Simón Benítez, Viviana Fornerón, Hugo Delgado, Santiago Caballero, Teresa Samudio, por su guía, dedicación y por creer en mí desde el principio. Su ejemplo de profesionalismo y vocación será siempre un modelo para seguir en mi vida.

Sergio Adrián Sosa Veloso

Agradecimientos

Agradezco a Dios Todopoderoso, a la Virgen María por guiar mis pasos y colocar en mi camino a personas extraordinarias. Aunque hacemos planes, el plan de Dios siempre es perfecto.

A mis padres Alicia y Sergio, mi hermano Alexis y a toda mi familia, por acompañarme en este proceso de formación profesional, por su amor incondicional, por motivarme y darme aliento en cada momento.

A la Universidad Católica por abrirme las puertas y permitirme avanzar en la realización de mis sueños.

A mi tutor, Ing. Viviana Fornerón, por compartir generosamente sus conocimientos conmigo y encontrar siempre un momento para resolver mis dudas en medio de su trabajo cotidiano.

No hay suficientes palabras para expresar mi gratitud. Infinitas gracias.

A mis compañeros de carrera, por su apoyo durante mi adaptación y por mostrarme una nueva perspectiva de la realidad. Aprendí mucho de todos ustedes.

A todos los excelentes docentes con los que tuve la fortuna de aprender en esta institución, gracias por su dedicación y por enriquecer mi formación.

Sergio Adrián Sosa Veloso

Contenido de la Tesis:

Dedicatoria	I
Agradecimientos	II
1. Introducción	1
1.1. Planteamiento del problema	1
1.2. Justificación	2
1.3. Alcance y limitaciones	3
1.3.1. Alcance	3
1.3.2. Límites	3
1.4. Objetivos	4
1.4.1. Objetivo general	4
1.4.2. Objetivos específicos	4
1.5. Contenido de la Tesis / Estructura	5
2. Marco Teórico	6
2.1. Antecedentes de Investigación	6
2.2. Bases Teóricas	9
2.2.1. Anatomía sistémica	9
2.2.2. Tendinitis	14
2.2.3. Electromiografía	16
2.2.4. Esp32-Wroom-32	17
2.2.5. Arduino	17
2.2.6. Inteligencia artificial	19
2.2.7. Sensores:	23
2.2.8. Lenguaje de programación:	26
3. Marco metodológico	28
3.1. Enfoque de investigación	28
3.2. Diseño de investigación	28

	3.3. Tipo de investigación	29
	3.4. Población	29
	3.5. Etapas Metodológicas	31
	3.5.1. Etapa 1: Exploratoria	31
	3.5.2. Etapa 2: Diseño e Integración	31
	3.5.3. Etapa 3: Pruebas:	56
	3.6. Análisis de Resultados	99
	3.6.1. Comparación de resultados entre predicción y datos reales	99
	3.6.2. Evaluación del rendimiento del sistema	99
	3.6.3. Red Neuronal LSTM y su rol en el modelo	100
	3.6.4. Manejo de secuencias:	100
4	. Conclusión	101
5.	. Trabajos Futuros	102
6	. Anexo	103
7.	. Glosario de Términos y abreviaturas	124
8	. Referencias Bibliográficas	125

Índice de Figuras:

Figura	1 Anatomía ósea de la muñeca	10
Figura	2. Anatomía articular de la muñeca.	11
Figura	3. Representación de los procesos Machine Learning	20
Figura	4Representación de los procesos Deep Learning	21
Figura	5. Ejemplo de ecografía	30
Figura	6. Proceso de prueba de electromiografía	30
Figura	7. Código de datos que lee el procesador Arduino Uno	31
Figura	8. Prueba de lectura de datos que lee el procesador Arduino Uno	32
Figura	9. Prueba de la interfaz, si recibe los datos del Arduino por medio del serial	32
Figura	10. Datos obtenidos de personas con tendinitis.	32
Figura	11. Prueba lectura de datos y transmisión de los datos del Arduino el medio serial.	.33
Figura	12. Prueba de transmisión de los datos del Arduino por medio del serial	33
Figura	13. Procesador Modelo ESP-32.	41
Figura	14. Sensor MPU – 6050	41
Figura	15. Sensor Muscular EMG V3 o AD8832	42
Figura	16. Cables de conexiones	42
Figura	17. Batería de V9.	43
Figura	18. Esquema de conexión del prototipo físico.	44
Figura	19. Desarrollo del Prototipo	45
Figura	20. Ventana de Diagnóstico de Tendinitis Abierta y sin leer datos	46
Figura	21. Mensaje de Error cuando no hay lectura de los datos.	47
Figura	22. Mensaje de Aviso por la realización la recolección de datos	47
Figura	23. Mensaje de Error si el prototipo no está conectado o al abrir el serial	48
Figura	24. Mensaje de aviso que el serial se utiliza.	48
Figura	25. Mensaje de alerta al intentar cerrar la ventana durante la realización	del
diagnós	tico	49
Figura	26. Bloque que muestran los datos de Acelerómetro y Giroscopio	49
Figura	27. Panel que muestra los datos de referentes al nivel muscular de los músculos	50
Figura	28. Bloque que muestra el resultado de las pruebas.	51
Figura	29. Gráficos los datos de Acelerómetro y Giroscopio con datos estadísticos	52
Figura	30. Tabla para diagnosticar la tendinitis.	53
Figura	31. Ventana para registrar datos de los sensores en un archivo CSV	54

Figura 32. Ventana de Manual de usuario.	55
Figura 33. Condición para muestras de datos.	58
Figura 34. Código de la función update_sensor_data(data) para actualizar la interfaz o	con
datos de los sensores	59
Figura 35. Salida del código que registra los datos para el entrenamiento	60
Figura 36. Error cuadrático medio (MSE)	61
Figura 37. Error Absoluto medio (MAE).	61
Figura 38. Prueba 1 savedata() para diagnóstico datos de los sensores	64
Figura 39. Función preprocess_input_data() para diagnóstico datos de los sensores	65
Figura 40. Prueba 2° datos en el terminal para el diagnóstico de los sensores	65
Figura 41. Prueba 3° error encontrado en la recolección de datos que afecta al temporizado	dor
para Diagnóstico.	66
Figura 42. Prueba 4° error de acumulación de datos para diagnóstico datos de los sensor	·es.
	67
Figura 43. Prueba 5° error de acumulación de datos para diagnóstico	68
Figura 44. Prueba 6 error en el formato de entrada a la función start_diagnosis()	69
Figura 45. Fragmento del código del modelo de entrenamiento.	69
Figura 46. Prueba 7 error en el formato de entrada a la función start_diagnosis()	70
Figura 47. Prueba 8 error en el resultado final de la función start_diagnosis()	71
Figura 48. Prueba 9 para diagnóstico con datos de los sensores persona sana de muñeca.	72
Figura 49. Prueba 9 para diagnóstico con datos de los sensores persona sana de muñe	ca.
	.72
Figura 50. Nuevo formato para diagnóstico con datos de los sensores persona sana muñe	
	73
Figura 51. Prueba 10° para diagnóstico con datos de los sensores persona sana de muñe	ca.
	.74
Figura 52. Prueba 11° para diagnóstico con datos de los sensores persona sana de muñe	ca.
	75
Figura 53. Prueba 12° para diagnóstico con datos de los sensores persona sana de muñe	ca.
	.76
Figura 54. Prueba 13° para diagnosticar con datos de los sensores persona sana de	Т.
Quervain.	77
Figura 55. Prueba 14° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	<i>T</i> .
Quervain.	78

Figura 56. Prueba 15° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	<i>T</i> .
Quervain.	79
Figura 57. Prueba 16° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain.	80
Figura 58. Prueba 17° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain.	81
Figura 59. Prueba 18° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain.	82
Figura 60. Prueba 19° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	<i>T</i> .
Quervain.	83
Figura 61. Prueba 20° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain.	84
Figura 62. Prueba 21° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	<i>T</i> .
Quervain.	85
Figura 63. Prueba 22° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain.	86
Figura 64. Prueba 23° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain.	87
Figura 65. Umbral de condiciones de patrón de movimientos anómalos o no sanos	87
Figura 66. Prueba 24° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	<i>T</i> .
Quervain.	88
Figura 67. Prueba 25° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	<i>T</i> .
Quervain.	89
Figura 68. Prueba 25° para diagnosticar con datos de los sensores persona sana de	<i>T</i> .
Quervain.	89
Figura 69. Función para escoger el umbral más óptimo.	90
Figura 70. Prueba 26° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain	91
Figura 71. Función de evaluación de patrones dinámicos	92
Figura 72. Prueba 27° para diagnosticar con datos de los sensores persona no sana de	Т.
Quervain	92
Figura 73. Más detalles sobre el diagnóstico de persona no sana de T. Quervain	93
Figura 74. Error en la prueba nro. 1 al utilizar archivos CSV	94
Figura 75. Error en la prueba nro. 2 en el diagnóstico.	94

Figura	76. Error en la prueba nro. 3 con valores NaN	.95
Figura	77 Error en la prueba nro. 4 con los datos invalidos	.95
Figura	78. Error en la prueba nro. 5 con algunos valores NaN	.96
Figura	79. Error en la prueba nro 6 en detectar el patrones negativo o positivo	.96
Figura	80. Prueba nro. 6 con el resultado final en diagnóstico	.97
Figura	81. Ventana de detalles sobre el diagnóstico utilizando datos registrados en archi	vos
<i>CSV</i>		.97
Figura	82. Más detalles sobre el resultado del diagnóstico	.98
Figura	83. Más detalles sobre la evaluación del resultado del diagnóstico	.98

Índice de tablas

Tabla 1. Características de la notebook	39
Tabla 2. Características del sensor MPU – 6050	39
Tabla 3. Características del SENSOR MUSCULAR ECG EMG 3.3V AD8832	39
Tabla 4. Características del ESP-32.	40
Tabla 5. Pruebas de procesamiento de datos	56
Tabla 6. Prueba de transmisiones de datos por el serial	56
Tabla 7. Prueba de la muestra de datos usando los paneles de la interfaz	57
Tabla 8. Prueba de guardado de datos de movimiento en tiempo real	60
Tabla 9. Pruebas de duración del entrenamiento de los modelos	61
Tabla 10. Pruebas de duración del entrenamiento del modelo 1 clase 0 (Sano)	62

Resumen

El trabajo final de grado tuvo como objetivo detectar la inflamación en los tendones utilizando aprendizaje automático, tecnologías Arduino, microcontrolador ESP-32 y sensores, tuvo un enfoque mixto, un diseño exploratorio e investigación de tipo aplicada, contando con el apoyo de la organización APAPEMI (Asociación de Padres y Amigos de Personas Excepcionales de Misiones) de San Ignacio Guazú, departamento de Misiones, que aportaron la información necesaria para el estudio y análisis de los patrones de movimientos.

Para este proyecto se utilizó el sistema operativo de Windows junto con el modelo autoencoder híbrido. Los resultados demostraron que llegó a una precisión del 95%, con las métricas MSE y MAE obteniendo las medidas muy bajas, lo cual confirma el rendimiento óptimo del modelo en la precisión de los resultados en el diagnóstico de la tendinitis. Para aumentar y propagar la aplicabilidad del detector de la tendinitis, se plantea agregar datos más diversos que capturen una mayor variabilidad de escenarios y patrones de comportamiento. Además, explorar modelos complementarios, evaluando algoritmos adicionales de aprendizaje automático, como LSTM, para mejorar la robustez y precisión del sistema, adaptándolo a diferentes contextos y poblaciones.

Palabras Clave: Aprendizaje automático, Sensores, Autoencoder híbrido, Tendinitis.

Abstract

This final thesis aimed to detect inflammation in tendons using machine learning, Arduino technologies, an ESP-32 microprocessor, and sensors. It used a mixed approach, an exploratory design, and applied research. It was supported by the APAPEMI organization (Association of Parents and Friends of Exceptional People of Misiones) of San Ignacio Guazú, Misiones Department, which provided the necessary information for the study and analysis of movement patterns.

For this project, the Windows operating system was used along with the hybrid autoencoder model. The results demonstrated an accuracy of 95%, with the MSE and MAE metrics obtaining very low measurements, confirming the optimal performance of the model in terms of accuracy in the diagnosis of tendonitis. To increase and spread the applicability of the tendonitis detector, it is proposed to add more diverse data that captures a greater variability of scenarios and behavioral patterns. Additionally, explore complementary models, evaluating additional machine learning algorithms, such as LSTM, to improve the system's robustness and accuracy, adapting them to different contexts and populations.

Keywords: Machine learning, Sensors, Hybrid autoencoder, Tendonitis.

1. Introducción

La tendinitis es una afección que provoca inflamación en los tendones, son tejidos que ayudan a la conexión entre músculos y huesos. Este tipo de lesión se manifiesta en atletas y en aquellas personas que realizan actividades diarias repetitivas, induciendo al dolor con las limitaciones funcionales. La resonancia magnética y la ecografía tienen un costo elevado, estos estudios son invasivos y tampoco accesibles para todos los individuos, por esto la detección temprana de la dolencia puede ahorrar tiempo y dinero.

En el ámbito de la industria de la salud, se vio un aumento en el uso de las tecnologías de detección no invasivas y de fácil acceso en estos últimos años. Los algoritmos de aprendizaje automático y adquisición de datos biomédicos son la nueva forma de diagnosticar la tendinitis. El Arduino o tecnología de microcontroladores es una alternativa muy utilizada en estos tiempos para adquirir información, además de ser rentable para la implementación en los sistemas de captura de señales, permitiendo la integración de múltiples sensores.

Actualmente, se viene trabajando en un método de aprendizaje automático para detectar la tendinitis utilizando Arduino y tecnologías de ESP-32 como fuente de datos principal. Los acelerómetros y giroscopios pueden brindar la facilidad de captar y analizar los patrones de movimientos de las articulaciones, y a la vez identificar los signos de inflamación de los tendones. Por ese motivo se procedió a la implementación de un esquema modular donde se registra, procesa y examina la información biomédica, a partir de los diferentes algoritmos de machine learning y posterior entrega de los resultados a través de una interfaz de usuario intuitiva desarrollada en tkinter. El sistema busca obtener una precisión en la detección de este padecimiento que sea igual o superior al 95%, también ser utilizada a modo de una herramienta accesible para el diagnóstico eficaz de la tendinopatía.

En cuanto al valor de esta investigación en el área de la salud es importante porque facilitará el diagnóstico en un tiempo breve, con costo accesible y menos invasivo que los métodos tradicionales, lo que puede significar un beneficio en la calidad de vida de las personas con esta afección.

1.1. Planteamiento del problema

La tendinitis es una afección generalizada por la cual los tendones se inflaman y causan dolor, dificultan el movimiento de las articulaciones, este malestar a menudo afecta a los deportistas y a los trabajadores que realizan los mismos movimientos de forma repetida, si la detección no

es tratada a tiempo puede convertirse en un problema a largo plazo. Existen las formas tradicionales de diagnosticar, como son los estudios de las resonancias magnéticas y ecografías, también tienen sus costos e inconvenientes para realizarlos, y en muchas circunstancias son necesarios los equipos especiales con profesionales en el área y que cuentan con recursos limitados.

Este contexto resalta la necesidad de desarrollar nuevas soluciones que faciliten la detección temprana de la tendinitis de manera accesible y económica. El uso de tecnologías emergentes, como Arduino, en combinación con sensores biomédicos y algoritmos de aprendizaje automático, ofrecen la posibilidad de crear sistemas de diagnóstico más accesibles, portátiles y adaptables a diversos entornos de atención médica.

El problema central que aborda esta investigación es la limitada accesibilidad a herramientas de diagnóstico capaces de detectar la tendinopatía en sus primeras etapas. La pregunta principal que impulsa este estudio es: ¿Cómo desarrollar un sistema de detección de tendinitis preciso, rentable y accesible utilizando Arduino y aprendizaje automático para aplicaciones clínicas y no clínicas?

Esta cuestión es fundamental no solo por su impacto en la salud y el bienestar de los pacientes, sino también por el potencial que tiene para democratizar el acceso a tecnologías avanzadas de diagnóstico. Encontrar una solución efectiva permitiría detectar la tendinitis de manera temprana, reducir costos y mejorar los resultados del tratamiento, especialmente en regiones con recursos médicos limitados.

1.2. Justificación

Este proyecto responde a la necesidad de contar con un equipo eficaz para la detección temprana de la tendinitis que influye de forma negativa en la calidad de vida de las personas. Es importante la utilización de este dispositivo para el diagnóstico en una etapa inicial sin invadir el cuerpo del paciente, integrando los algoritmos de aprendizaje automático.

Mediante la implementación del Arduino y los sensores avanzados, el proyecto permite registrar datos precisos sobre los movimientos de las articulaciones, mientras que los algoritmos de machine learning ayudan a detectar de manera temprana y correcta las inflamaciones en los tendones. Esto favorece al avance de la ingeniería biomédica e

inteligencia artificial, por lo tanto, la aplicación de esta tecnología presenta una solución significativa e impulsa a nuevas investigaciones.

El punto principal de esta investigación es construir un equipo de detección de la tendinitis en forma temprana, precisa, útil y viable, con mejores resultados para un buen tratamiento del paciente, empleando el arduino y el aprendizaje automático en las diferentes aplicaciones, especialmente en las instituciones de salud con restricciones presupuestarias, para su utilización mejorando la calidad de vida de los pacientes.

1.3. Alcance y limitaciones

1.3.1. Alcance

Se emplearán algoritmos avanzados de procesamiento, señales biomédicas y aprendizaje automático para la detección de tendinitis, incorporando técnicas de extracción características y clasificaciones, con el apoyo de bibliotecas como scikit-learn, TensorFlow o MATLAB. El proyecto contempla la integración de diversos sensores biomédicos, acelerómetros, giroscopios, y sensor de movimiento. Estos dispositivos serán fundamentales para la adquisición de datos en tiempo real sobre el estado de los tejidos de músculos esqueléticos.

Además, implementará un sistema de monitoreo continuo que permita el seguimiento evolutivo de la tendinitis en los pacientes, facilitando el diagnóstico de los profesionales de la salud. El objetivo del software es mejorar la precisión en la identificación de la tendinopatía, proporcionando una herramienta adaptable, intuitiva y usable que agilice el trabajo de los médicos.

1.3.2. Límites

Se utilizarán principalmente los lenguajes de programación Python con tkinter para el desarrollo de los algoritmos y la interfaz de usuario; en la parte del dispositivo físico se integrará Java con las librerías correspondientes a los sensores MPU-6050 utilizando filtros para reducir ruido durante la captura de datos.

El sistema está específicamente diseñado para detectar la tendinitis en los pacientes, con un enfoque en áreas corporales de mayor incidencia, como la mano que podría manifestar la tendinopatía de Quervain cuya afección inflama los tendones, causando limitaciones en la movilidad de las articulaciones, como la muñeca. La investigación abarcó de forma exclusiva el área anatómica de la mano, descartando padecimientos relacionados con otras partes del cuerpo.

Aunque se pretende alcanzar una precisión mínima del 95% en la detección de la tendinitis, la exactitud final del sistema puede estar limitada por la cantidad de los datos adquiridos, la eficacia de los algoritmos implementados, la variabilidad en las respuestas de los pacientes y el tiempo.

El rango de edad que se tomará en cuenta en el proyecto es de 20 hasta 70 años, por estar relacionado con el nivel de actividad física, lo que puede influir en la generalización de los resultados.

La investigación demográfica donde se llevará a cabo el desarrollo del proyecto será en la ciudad de San Ignacio Guazú, departamento de Misiones.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Detectar inflamación en tendones utilizando aprendizaje automático.

1.4.2. Objetivos específicos

- 1) Identificar estrategias de recolección de datos para diagnóstico no invasivo de la tendinitis mediante aprendizaje automático.
- 2) Evaluar tipos de dispositivos no invasivos para la detección con monitoreo de tendinitis.

1.5. Contenido de la Tesis / Estructura

- Introducción: Presentación del tema de investigación, incluyendo la importancia de la detección temprana de la tendinitis y el contexto del proyecto.
- Marco Teórico: Descripción del estado del arte en la detección de inflamaciones en tendones, técnicas actuales, y los conceptos fundamentales relacionados con machine learning, sensores biomédicos, uso de Arduino y microcontrolador ESp-32.
- Marco Metodológico: Se detalla la metodología, el enfoque de investigación, el diseño de investigación y tipo de investigación que se utilizarán, además se aclara a qué población dará beneficios.
- Etapas Metodológicas:
- Diseño e Integración: Descripción del proceso de desarrollo del software en Python para el análisis de datos y la creación de la interfaz de usuario con tkinter, también incluye detalles sobre los algoritmos de machine learning utilizados para la detección y análisis de inflamaciones.
- Pruebas: Presentación de los resultados obtenidos a partir de las pruebas realizadas, incluyendo análisis de precisión y eficacia del sistema.
- Conclusiones: Resumen de los hallazgos del proyecto, evaluación del cumplimiento de los objetivos y la precisión lograda en la detección de tendinitis.
- Trabajos Futuros: Sugerencias para posibles mejoras del sistema y áreas de investigación adicionales que puedan seguir desarrollándose.
- Anexos: Información adicional relevante, como fragmentos del código fuente, detalles técnicos de los sensores y el sistema, y resultados de pruebas.
- Glosario de Términos y Abreviaturas: Definiciones de términos técnicos y abreviaturas utilizadas en la tesis.
- Referencias: Fuentes bibliográficas, documentales que respaldan la investigación y desarrollo del proyecto.

2. Marco Teórico

Se incluyen en este segmento de la investigación, los antecedentes que se relacionan con el presente trabajo. Además, se encuentran las bases teóricas muy importantes; para un mayor entendimiento de la fundamentación.

2.1. Antecedentes de Investigación

En la revisión de los antecedentes de investigación, se encontró que el tema tratado en este trabajo se relaciona con estudios previos realizados por otros autores, los cuales se presentan a continuación:

En este documento de investigación de Josué Martínez de la Universidad Veracruzana; Instituto de Investigaciones en Inteligencia Artificial, cuyo tema: *Fusión de sensores electromiografías y acelerómetro para la detección de movimientos de hombros utilizados en rehabilitación*, para una pronta y adecuada recuperación de estas articulaciones, es recomendable que realice una importarte y apropiada ejecución de los ejercicios de rehabilitación. Por tal motivo, en esta indagación se implementó un sistema en tiempo diferido, dotado con aprendizaje automático. Los resultados determinaron que la modalidad de fusión de sensores de electromiografía y aceleración del clasificador de Bosques Aleatorios con la característica Peak of Frequency generó el mejor resultado en exactitud con 90.22%. Sin embargo, las modalidades de fusión de medición de electromiografía y aceleración con las características Root Mean Square y Mean Frequency obtuvieron diferencia significativa en la prueba estadística, en comparación a las singularidades con la aplicación de solo EMG; obteniendo una precisión de 90.2% en ambas. (Martinez, 2023).

Por otra parte, en el artículo de indagación de Fermín Martínez de la Revista de Ingeniería Tecnológica, aborda el tema: *Aplicación de sensores inerciales para análisis de marcha humana*, que propone un sistema electrónico con sensores inerciales para analizar marcha normal y patológica, detectar eventos que ayuden a identificar caídas. El diseño de firmware y software permitió un tiempo máximo de retardo entre lecturas de 724 µs, y con ello, logró una medida de muestreo de 250 Hz. El funcionamiento del procedimiento se validó con un robot instrumentado con encoder de 655,360 p/rev el cual detectó un error promedio de 0.75°. Se analizó la circulación de 10 sujetos sanos de fenotipo mexicano de quienes se obtuvo patrones de camino que muestran movimientos periódicos y alternantes, se obtuvo una correlación de movimiento entre las articulaciones de cadera y rodilla que identificaron desplazamientos

particulares propios de cada sujeto. Con la identificación de movimientos particulares, gracias a la frecuencia de 250 HZ, se pretende que puedan comprobar sucesos que permitan diseñar algoritmos para prevenir desplomes en adultos mayores. (Martínez, 2018).

En el informe de Cristina Romero Mirete de la Universidad de Alicante: Análisis de fatiga muscular usando HD-EMG y herramientas de Aprendizaje Automático, desarrolló un enfoque innovador en el que se ejecuta una estimación cuantitativa y proporcional de la fatiga muscular mediante valores porcentuales, que resultan más objetivos y generalizables en diversos ámbitos. Esta incitación lleva a cabo haciendo uso de señales de Electromiografía de Alta Densidad (HD-EMG) adquiridas por medio de un protocolo de pruebas propuestas, que permiten portar un análisis más detallado de la actividad carnoso. Los resultados de la red recurrente de tipo LSTM han demostrado una gran capacidad para transportar dicha tentación a nivel intra sujeto e inter sujeto, lo que permite encaminar el despliegue de este modelo en aplicaciones para la monitorización y retroalimentación del agotamiento nervudo, evitando sobre esfuerzos y ofreciendo ayuda en procesos de rehabilitación que ayuden a mejorar la calidad de vida de las personas. (Romero, 2024).

En la exploración de Adriana Jasbón de la Facultad de ingeniería biomédica; Posgrado Universidad del Rosario; Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito con el título: Caracterización de movimientos a través de imágenes y sensores inerciales para la prevención de lesiones de miembro superior durante actividades repetitivas, tiene como objetivo diseñar un método para la identificación automática de patrones de movimientos. Plantea la revisión de métodos de programación y procesamiento de los datos obtenidos de imágenes y sensores inerciales, la programación de información y adquisición respectivo a la postura, el estudio de movimiento y calibración del programa. De los resultados logrados se desarrolló un software portable para la captura de dinamismo utilizando imágenes, el cual provee resultados de la raíz cuadrática media (RMS) de los ángulos en los planos XY, XZ y YZ, similares a los dados por los medidores inerciales tras estimar la RMS de las esquinas alcanzadas por los mismos. Sin embargo, la aceleración presenta una mayor discrepancia, debido a que la rapidez se ve afectada por los instantes en los cuales las imágenes oscilan. En conclusión, se encontró un gran potencial de los algoritmos de inteligencia artificial para la detección, seguimiento y diferenciación de la postura y el cálculo de variables de la cinemática como ángulo de actividad articular y la aceleración angular. (Jasbón, 2023)

Los autores Sadaf Moaveninejad, Andrea Janes y Camilo Porcaro de la MDPI a través de su artículo: Detección de descensos en escalada deportiva mediante cintas exprés mejoradas con sensores basados en la orientación: una investigación preliminar. Se desarrolló un prototipo físico para recopilar datos utilizando sensores de acelerómetro unidos a una pieza de equipo de escalada montada en la pared, llamada cinta exprés, que conecta la cuerda de subida a los anclajes de perno. Describe las especificaciones del hardware, se analiza la información de medidas por los localizadores en modo de consumo ultra trabajo, donde revelan los patrones de orientación de los detectores durante el descenso en diferentes rutas y desarrolla una directriz supervisada para identificar la bajada. El informe destaca los beneficios de la ingeniería de características multidisciplinarias, que combina el conocimiento específico del dominio con el aprendizaje automático para mejorar el rendimiento y simplificar la implementación. (Moaveninejad et al., 2024)

En este estudio de Catherine Chávez, Viviana Paucar y Cristian Morocho de NCML cuya autoría: *Método neutrosófico multicriterio para evaluar la implementación del modelo del logro de las metas a paciente pediátrico con osteosarcoma*. Trata sobre el conocimiento de estudiantes universitarios con trastornos músculo-esqueléticos en la profesión de odontología, la investigación siguió los postulados del diseño no experimental de tipo descriptivo y transversal. Luego de aplicar los instrumentos obtuvieron resultados válidos que denotan el poco nivel de comprensión de los alumnos en esta temática. Razón por la cual se requiere seguir profundizando en el tema. (Chávez et al., 2024)

En este artículo de investigación de Juan Freire de la Universidad Técnica De Ambato Facultad De Ingeniería En Sistemas, Electrónica e Industrial, aborda el tema: *Dispositivo Electrónico Interactivo Para Rehabilitación De Pacientes Con Síndrome De Túnel Carpiano En El Centro Fisioterapéutico San Juan Bautista Del Cantón Mocha*. La investigación plantea el desarrollo de un sistema recíproco de restablecimiento de enfermos con síndrome de túnel carpiano, resalta el tratamiento adecuado para la recuperación en terapias con este tipo de lesiones con intervención del especialista, este mecanismo sirve como apoyo en los procesos de reajuste aplicados por fisioterapeutas reduciendo el tiempo y brindando al paciente un método diferente para ejecutar su restauración de manera activa y progresiva. El aparato se basa en el diseño de un guante terapéutico óptimo empleado en un modelo de laceración de muñeca, lo cual permite efectuar los movimientos requeridos en la terapia, su manejo es con tecnología inalámbrica, módulos de recepción, transmisión de datos soporte a la comunicación y la interacción con el receptor de atención y el software de control remoto, mismos son programados en función de

las posiciones requeridas en su remedición para que el consultante controle un objeto por medio de las maniobras de su articulación.

Finalmente, el dispositivo está conformado por una pista interactiva por el cual desplaza el objeto controlado con sensores de movimiento, para alertar al paciente que ha llegado a un punto específico aumentando el deseo de continuar con el proceso de terapia y sanación. Este equipo brinda asistencia en el trabajo del fisioterapeuta, en los métodos de rehabilitación terapéutica asistida a sus afectados, disminuyendo la intervención manual, el tiempo y la fatiga presentes como factores negativos en cada rutina, ayuda a estimular a la persona en tratamiento en el proceso de reformación, mejorando la cinética de la muñeca de forma rápida y efectiva. (Freire, 2022)

2.2. Bases Teóricas

Se recopilan las referencias teóricas necesarias para conceptualizar las actividades relacionadas con el desarrollo de este trabajo.

2.2.1. Anatomía sistémica

Estudia los distintos sistemas orgánicos que funcionan conjuntamente para llevar a cabo funciones complejas. (Morre y otros)

2.2.1.1. El sistema tegumentario (dermatología)

La piel y sus apéndices, como el pelo, las uñas y las glándulas sudoríparas, junto al tejido subcutáneo subyacente, constituyen la cobertura protectora externa y contenedora del organismo. (Morre y otros)

2.2.1.2. El sistema esquelético (osteología)

Los huesos y cartílagos proporcionan la forma, el soporte básico del organismo y sirve como base para la acción del mismo sistema muscular en la producción los movimientos. Protegen órganos vitales, como el corazón, los pulmones y los fragmentos pélvicos. (Morre y otros)

2.2.1.3. El sistema articular (artrología)

Las articulaciones y los ligamentos asociados conectan los componentes óseos del sistema esquelético y los movimientos. (Morre y otros)

2.2.1.4. El sistema muscular (miología)

Los músculos esqueléticos, actúan para movilizar las partes del organismo, y los músculos lisos y cardíacos, impulsan, expelen o controlan el flujo de líquidos y sustancias contenidas. (Morre y otros)

2.2.1.5. El sistema nervioso (neurología)

Sistema nervioso central (encéfalo y médula espinal) y periférico (nervios y ganglios, con sus terminaciones motoras y sensitivas), controlan y coordinan las funciones de los sistemas orgánicos, y ayudan a las respuestas del organismo frente al ambiente y sus actividades en éste. Los órganos de los sentidos, incluidos el órgano olfatorio (sentido del olfato), el ojo o componente visual (oftalmología), el oído (sentido del sonido y equilibrio otología) y la parte gustativa (sentido del gusto) se estudian a menudo junto con la red nerviosa en la anatomía sistémica. (Morre y otros)

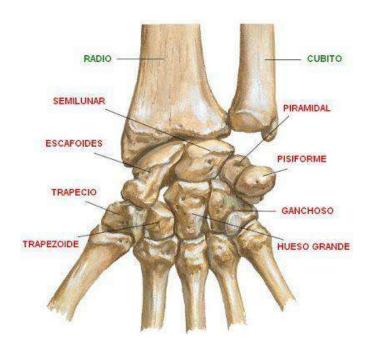


Figura 1 Anatomía ósea de la muñeca.

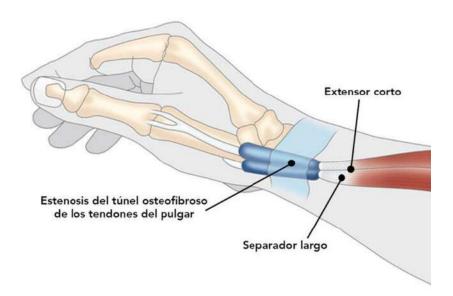


Figura 2. Anatomía articular de la muñeca.

2.2.1.7. Anatomía ósea y articular de la muñeca

Compuesta por ocho huesos del carpo dispuestos en dos filas: proximal y distal, de lateral a medial, la fila adyacente conformada con el escafoides, el semilunar, el piramidal y el pisiforme, mientras que la línea de distancia está formada por el trapecio, el trapezoide, el hueso grande y el ganchoso. Esta disposición forma una concavidad ventral que se convierte en un túnel osteofibroso, el túnel del carpo, por el ligamento transverso. En la muñeca hay tres segmentos que, en condiciones normales, no se comunican entre sí: las articulaciones radiocubitales distales, la articulación entre el radio, el carpo y la junta intercarpiana media. Los movimientos de la región carpiana se obtienen con la acción concurrente del componente radiocarpiana e intercarpiana: la flexión y extensión de la muñeca se produce la mitad en la articulación radiocarpiana y la otra división en la conexión entre las partes óseas centrales del carpo, entretanto que la desviación radial y cubital de la muñeca implica en mayor medida (60 %), la parte del enlace de la intercarpiana media. (Clínica Universidad Navarra, 2023)

• Articulación radio-cubital distal

Estructura anatómica fundamental en el antebrazo permite la rotación de la mano y el brazuelo, esta articulación está situada entre el radio y el cúbito, es esencial para la flexibilidad y funcionalidad de la extremidad superior. Su importancia y función es la principal en delinear su anatomía, fisiología y las afecciones médicas asociadas.

Desde un punto de vista anatómico, el antebrazo está formado por dos huesos largos: el radio, que se encuentra en el lado lateral o del pulgar del brazuelo, y el cúbito, que está en el sitio medial o del meñique. Estas conexiones están unidas en sus extremos proximal y distal por las vertebraciones radiocubitales proximal y distal, respectivamente. Entre estas articulaciones, el borde interóseo del rayo y el cúbito se mantiene unido por una mucosa llamada membrana interósea del antebrazo. (Clínica Universidad Navarra, 2023)

• Articulación radiocarpiana

Es un tipo de articulación sinovial condiloidea ubicada entre el extremo distal del radio y el carpo. Esta superficie articular cóncava proximal está formada por la faceta modular del radio y el área distal del fibrocartílago triangular, una estructura fibrocartilaginosa que llena el espacio en medio con la cabeza y el lado cubitales del carpo; la zona distal está compuesta por las superficies convexas del escafoides, el semilunar y el piramidal. En el sitio cubital, puede estar en comunicación con la juntura piso piramidal, modelada por el pisiforme, un hueso sesamoideo encontrada dentro del tendón del flexor cubital del carpo, y la faceta anterior del piramidal. La cápsula está unida a los márgenes distales del radio, el cúbito, y a la fila proximal de los huesos del carpo reforzada por ligamentos carpianos extrínsecos. (NYSORA, s.f.)

• Articulación mediocarpiana

Se encuentra entre las filas proximal y distal de los huesos del carpo. Su cápsula conecta las filas proximal y distal, está reforzada por una gran cantidad de ligamentos intrínsecos. La articulación mediocarpiana mejora el rango de movimientos de la articulación radiocarpiana y especialmente el agarre de la mano. Más distalmente, las articulaciones carpometacarpianas articulan las bases de los metacarpianos con la fila distal de los huesos del carpo. Estos últimos espacios normalmente se comunican con la articulación mediocarpiana. (NYSORA, s.f.).

• Ligamentos de la muñeca y complejo fibrocartílago triangular

Se clasifican en extrínsecos e intrínsecos. Los ligamentos extrínsecos estabilizan la muñeca conectando el radio, el cúbito y las bases de los metacarpianos con los huesos del carpo. Los ligamentos extrínsecos son más gruesos y fuertes en el lado palmar de la muñeca. Son de localización intracapsular y extra sinovial, situándose entre la cápsula y la capa sinovial de la articulación, en general tienen poca importancia clínica. Los ligamentos intrínsecos (interóseos) conectan y estabilizan los huesos del carpo entre sí, reteniendo los huesos (especialmente los de la fila proximal) en la posición adecuada durante los movimientos