**Logotipo

Descripción generada automáticamente**

**Reconocimiento de posturas de mano del dataset Ninapro usando aprendizaje automático**

Jairo Alberto Agudelo Medina

Henry Alberto Arcila Ramírez

Monografía presentada para optar al título de Especialista en Analítica y Ciencia de Datos

Asesor  
Daniel Escobar Saltaren, Magíster en Ingeniería

Universidad de Antioquia  
Facultad de Ingeniería

Especialización en Analítica y Ciencia de Datos

Medellín, Antioquia, Colombia

2025

|  |  |
| --- | --- |
| **Cita** | (Agudelo Medina & Arcila Ramírez, 2025) |
| **Referencia**  **Estilo IEEE (2022)** | Agudelo Medina, J. A., & Arcila Ramírez, H. A. (2025). *Reconocimiento de posturas de mano del dataset Ninapro usando aprendizaje automático* [Trabajo de grado especialización]. Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia. |

**** 

Grupo de Investigación Intelligent Information Systems Lab In2Lab

Especialización en Analítica y Ciencia de Datos, CohorteVIII.

Centro de Investigación Ambientales y de Ingeniería (CIA).

|  |  |
| --- | --- |
|  | Diagrama  Descripción generada automáticamente con confianza media |

Centro de Documentación Ingeniería (CENDOI)

**Repositorio Institucional:** http://bibliotecadigital.udea.edu.co

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

**Rector:** John Jairo Arboleda Céspedes.

**Decano:** Julio Cesar Saldarriaga Molina

**Jefe departamento:** Danny Alexandro Múnera Ramírez

**Coordinadora del Programa:** Maria Bernarda Salazar Sánchez

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

**Dedicatoria**

Texto de dedicatoria centrado.

**Agradecimientos**

Texto de agradecimientos centrado.

**Tabla de contenido**

[1. Introducción 9](#_Toc195562375)

[2. Materiales y Métodos 9](#_Toc195562376)

[2.1. Fuente de datos 9](#_Toc195562377)

[2.2. Datasets 10](#_Toc195562378)

[2.3. Modelos 10](#_Toc195562379)

[2.4. Metricas 10](#_Toc195562380)

[3. Extracción de características 11](#_Toc195562381)

[4. Resultados 11](#_Toc195562382)

[5. Conclusiones 11](#_Toc195562383)

[Referencias 11](#_Toc195562384)

**Lista de Figuras**

[Figura 1. Método de preparación, procesamiento y modelado. 9](#_Toc195562514)

**Lista de Tablas**

[Tabla 1. Características dataset ejercicio 1 de los 27 sujetos. 10](#_Toc195562397)

[Tabla 1. Reporte de clasificación para la red U-Net. 11](#_Toc195562398)

**Siglas, acrónimos y abreviaturas**

**IHM** Interfaz humano maquina

**ML** Machine Learning

**DL** Deep Learning

**ANN** Artificial Neural Network

**CNN** Convolutional Neural Network

**SVM** Support Vector Machines

**LDA** Linear Discriminant Analysis

**RF** Random forest

**KNN** K-Nearest Neighbors

**PCA** Principal Component Analysis

**ICA** Independent Component Analysis

**RBF** Radial Basis Function

**sEMG** Surface Electromyography

**RNN** Recurrent neural networks

**RMS** Root Mean Square

**WL** Waveform Length

**IAV** Integrated Absolute Value

Reconocimiento de posturas de mano del dataset Ninapro usando aprendizaje automático

La pérdida de una extremidad corporal superior afecta significativamente la calidad de vida de quien lo padece. Para abordar esto se ha impulsado el desarrollo de prótesis, tanto comerciales como de código abierto, habilitando el acceso a esta tecnología a los pacientes. Un aspecto clave es el desarrollo del sistema de control, que involucra diseño electrónico, adquisición de datos y pruebas clínicas.

Los investigadores pueden utilizar bases de datos públicas como Ninapro y CapgMyo, que contienen señales electromiográficas (EMG), para entrenar modelos de aprendizaje automático (ML) y aprendizaje profundo (DL), esenciales para el desarrollo de los controles. En este campo, debido a las limitaciones de los microcontroladores utilizados, técnicas clásicas de ML como SVM, LDA, Random Forest y kNN siguen siendo relevantes por su simplicidad y bajo requerimiento de recursos.

En este artículo se compara la capacidad de modelos de ML y DL para clasificar dos tipos de agarre (movimientos 1 y 23) y el estado de reposo (movimiento 0) de la base de datos Ninapro DB1, utilizando características extraídas como RMS, WL e IAV.

Keywords— palabra 1, palabra 2, palabra 3, palabra 4, palabra 5.

# Introducción

La pérdida de una extremidad superior es un problema que afecta la calidad de vida de cualquier persona, ya que tras una amputación su vida normal, independencia, funcionalidad, imagen de sí misma y su salud no solo física sino mental se ven comprometidas [1]. Con el fin de mejorar la calidad de vida perdida tras una amputación, el campo IHM (Interfaz Hombre Maquina) ha impulsado la investigación y desarrollo de prótesis tanto comerciales [2], [3], [4] como de código abierto [5], [6], [7] lo que ha contribuido a la democratización del acceso a esta tecnología, especialmente en contextos académicos y de investigación aplicada. Uno de los elementos claves de una prótesis es la concepción y diseño del sistema de control pues involucra no solo tareas de diseño electrónico, sino también el desarrollo de protocolos de adquisición de datos y pruebas clínicas [8].

El desarrollo de pruebas clínicas y de ingeniería involucran procesos de adquisición de datos que son costosos debido a las limitaciones en recursos humanos y tecnológicos. Afortunadamente existen datasets públicos como Ninapro [9] o CapgMyo [10]que comparten registros de diferentes señales electromiográficas. Estas bases de datos son ampliamente usadas por   la comunidad científica como insumo para el desarrollo de modelos de aprendizaje automático, (ML, del inglés Machine Learning) involucrados en el diseño de los sistemas de control de prótesis [11] que apuntan a mejorar la experiencia de usuario y la adherencia de estos.

Según la literatura actual y el estado del arte se aprecia una mayor inclinación hacia el aprendizaje profundo (DL, del inglés Deep Learning)) [12], por encima del ML, y el uso de las redes neuronales artificiales y especialmente las de tipo convolucional [2b-c] para la identificación y clasificación de las señales por su capacidad, entre otros, de eliminar el ruido de estas, sin embargo, las técnicas de ML, como las máquinas de soporte vectorial, SVM, el análisis de discriminantes lineales (LDA), los árboles de clasificación, RF, y los K vecinos cercanos, kNN, [2a, c] siguen siendo ampliamente usadas como modelos de clasificación ya que son de implementación y entrenamiento más sencillos.

En aprendizaje automático la extracción de características es una etapa fundamental en la que se busca capturar la mayor cantidad posible de información, con características de temporalidad y frecuencia, que luego será llevada a los modelos de clasificación y/o de clustering para entrenamiento y validación. Utilizar un conjunto de características cuidadosamente seleccionado puede proporcionar una tasa de clasificación más alta que la señal cruda [12]. Múltiples técnicas temporales relacionadas en [2b-c] y frecuenciales relacionadas en [2c] son utilizadas para extraer las características. Estos procesos de selección de características se han automatizado mediante técnicas de deep learning como las redes neuronales convolucionales, siendo parte de la definición del modelo, eliminando la necesidad de características diseñadas manualmente por expertos humanos como lo hace ML [12] [2b], permitiendo que el algoritmo aprenda representaciones efectivas de forma autónoma durante el entrenamiento.

De igual forma la reducción de la dimensionalidad es a menudo necesaria especialmente en dominios tiempo-frecuencia de alta dimensionalidad. Se usa para reducir la carga del clasificador y/o el clustering y el tiempo computacional al reducir los datos a un espacio vectorial de baja dimensión mientras conservan la máxima información de la señal. La técnica más ampliamente usada es Análisis de Componentes Principales (PCA - Principal Component Analysis).

[12]Actualmente, los desarrolladores de controles automáticos tienen algunas dificultades para su uso, una de ella es la base de datos utilizada en el entrenamiento y validación, que a su vez depende de la cantidad de sensores usados, la posición de estos y el estado de salud y ánimo de los sujetos muestreados, y otra es la escogencia de la técnica de ML o DL adecuada de entre las múltiples opciones que existen. Esto supone un gran reto para ellos. Actualmente, los desarrolladores de controles automáticos tienen algunas dificultades con el uso de sEMG una de ella es la base de datos utilizada en el entrenamiento y validación, que a su vez depende de la cantidad de sensores usados, la posición de estos y el estado de salud y ánimo de los sujetos muestreados, otra es la escogencia de la técnica de ML o DL adecuada de entre las múltiples opciones que existen y otra es la capacidad de los microcontroladores involucrados, generalmente con reducida memoria. Esto supone un gran reto para ellos.

El objetivo planteado en este trabajo es, usando las señales de EMG disponibles en la base de datos DB1 de Ninapro, comparar la capacidad de clasificación de diferentes agarres de mano de modelos de clasificación de DL y ML a través del uso de las características individuales extraídas.

Se trabajará con 2 tipos agarre de la base de datos: 1, 23, y la posición de reposo, 0. El propósito es validar como varía la efectividad de los modelos de clasificación cuando se usa una cantidad específica de agarres, y no todos los disponible en la base de datos, y una característica específica extraída de las señales y determinar cómo su efectividad se ve afectada.

Este artículo se organiza de la siguiente manera. La información sobre los datos experimentales se analiza en la Sección II. La Sección III presenta la arquitectura DLPR propuesta para biorrobótica y prótesis basadas en EMG-PR. El resultado se destaca en la Sección IV. La Sección V abarca la discusión de los resultados. La conclusión de este trabajo se aborda en la Sección VI.

# Materiales y Métodos

En este artículo se analizan datos de EMG de superficie de la base de datos NinaPro DB1. Las señales de EMG se tomaron usando diez electrodos activos, de doble diferencial, marca OttoBock MyoBock 13E200, a un intervalo constante de 100Hz utilizando una tarjeta National Instruments DAQ (NI-DAQ PCMCIA 6024E) con una resolución de 12 bits. El foco se pone en el grupo de ejercicios 3, agarres, también identificados como grupo C, tomando los datos para los 27 sujetos y las 10 repeticiones por ejercicio realizadas por cada uno, y en particular en los ejercicios 1 y 23 y la posición de reposo, 0; el ejercicio 1 corresponde a un agarre de gran diámetro y el 23 a un agarre de cuchillo con extensión del dedo índice. Cada repetición de movimiento dura 5 segundos, seguida de 3 segundos de descanso.

Los datos se preprocesan y luego se extraen sus características usando RMS (Root Mean Square), WL (Waveform Length) e IAV (Integrated Absolute Value). Posteriormente se entrenan algunos modelos de clasificación de ML y DL con estas características. El procedimiento empleado se resume en la figura 1.

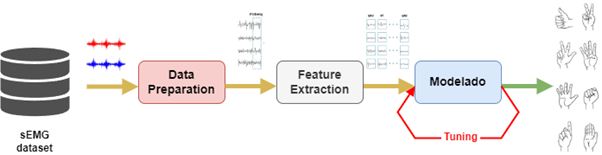


Figura 1. Método de preparación, procesamiento y modelado.

# Fuente de datos

La base de datos DB1 es de acceso público [13], se descarga como un conjunto de archivos ZIP, cada archivo ZIP corresponde a uno de los sujetos que participaron en el experimento: S1.zip, S2.zip, ..., S27.zip para los 27 sujetos intactos. Al descomprimir el archivo ZIP de un sujeto específico (por ejemplo, S1.zip), se obtienen varios archivos en formato. mat cada uno de estos archivos. mat corresponde a un ejercicio realizado por el sujeto.

Cada archivo .mat (por ejemplo, S1\_E1\_A.mat, S1\_E2\_A.mat, etc.) contiene variables específicas. Las variables más importantes y comunes dentro de cada archivo. mat son:

* **emg**: es una matriz donde cada columna representa un canal de EMG (generalmente 10, correspondientes a los sensores sEMG). Las filas representan las muestras de EMG a lo largo del tiempo.
* **stimulus (o restimulus o gesture)**: es una columna vectorial que contiene la etiqueta del movimiento que se está realizando en cada instante de tiempo. Cero '0' reposo, y los números subsiguientes (1, 2, 3, ...) corresponden a los diferentes movimientos especificados.
* **subject**: escalar que indica el número del sujeto.
* **exercise**: escalar que indica el número del ejercicio (1, 2 o 3 para los tres tipos de ejercicios en DB1).
* **repetition**: vector que indica el número de repetición del gesto.
* **frequency**: frecuencia de muestreo de los datos EMG (100 Hz para DB1 después del preprocesamiento de Ninapro).

Las variables de los archivos .mat se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 1. Características dataset ejercicio 1 de los 27 sujetos.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Variable** | **Descripción** | **Tipo de dato** |
| subject | Número del sujeto | Categórico |
| exercise | Número del ejercicio3 | Categórico |
| emg (12 col) | Señales sEMG. | Numérico |
| glove (22 col) | Señales sin procesar de del guante Cyberglove II. | Numérico |
| stimulus (1 col) | Movimiento repetido por el sujeto al seguir las instrucciones. | Categórico |
| restimulus (1 col) | Etiqueta colocada a posteriori para el movimiento repetido por el sujeto. | Categórico |
| repetition (1 col) | Repetición de stimulus | Categórico |
| rerepetition (1 col) | Repetición de rstimulus | Categórico |

Como solo se va a usar los datos de las señales EMG se procede a la selección de las variables subject, emg, rerepetition y restimulus, relevantes para los métodos de clasificación a usar. Finalmente, los datos de los 27 archivos zip son filtrados para extraer la información correspondiente a los ejercicios de interés para ser llevados a los modelos propuestos. Los datos crudos se agruparon en un único dataframe de 2731393 muestras.

# Procesamiento

El procesamiento de los datos se realiza en 3 fases, como se ilustra en la gráfica 1: preprocesamiento o preparación de los datos, extracción de características y clasificación o modelado. El preprocesamiento se refiere a la obtención de los datos desde Ninapro y la extracción de estos hasta convertirlos en dataset. La extracción de características se enfoca en procesar las señales del dataset y obtener los conjuntos de datos para entrenamiento y validación de los modelos, usando extracción de características como RMS y WL y modelado se refiere a la utilización de técnicas de clasificación como KNN y/o SVM.

# Modelos

El propósito de este trabajo es validar diferentes modelos de clasificación, de ML y de DL, para tres movimientos del conjunto de ejercicios 3 de Ninapro DB1. Se escogieron los movimientos 1, 23 y estado de reposo por ser completamente diferentes y por lo tanto presentar una baja correlación en sus datos. Los siguientes modelos fueron sometidos a evaluación:

* Máquinas de Vectores de Soporte (SVM)
* K-Nearest Neighbors (KNN)
* Bosque Aleatorio (Random Forest)
* CNN (Convolutional Neural Neworks)
* Kmeans (Al final)

La siguiente tabla resume los diferentes modelos entrenados y sus principales características:

Tabla 2. Características de los modelos probados.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Tipo** | **Modelos** | **Entradas** | **Transformación** | **Balanceo** | **Salidas** |
| SVM | 1 | RMS | No | Si | 0, 1, 23 |
| 2 | WL | No | Si | 0, 1, 23 |
| 3 | IAV | No | Si | 0, 1, 23 |
| KNN | 4 | RMS | No | Si | 0, 1, 23 |
| 5 | WL | No | Si | 0, 1, 23 |
| 6 | IAV | No | Si | 0, 1, 23 |
| RF | 7 | RMS | No | Si | 0, 1, 23 |
| 8 | WL | No | Si | 0, 1, 23 |
| 9 | IAV | No | Si | 0, 1, 23 |
| CNN | 10 | RMS | No | No | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| 11 | WL | No | No | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| 12 | IAV | No | No | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| Kmeans | 13 | RMS | No | No | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| 14 | PCA(RMS) | Si | No | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| 15 | PCA(RMS) | Si | Si | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| 16 | UMAP(RMS) | Si | Si | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| 17 | RMS, WL | No | Si | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |
| 18 | UMAP(RMS, WL) | Si | Si | 0 [0], 1 [1], 23 [2] |

# Métricas

El conjunto de datos se divide en un 80% para entrenamiento y 20% para test. Se utiliza una estratificación para asegurar una representación proporcional de las clases en cada conjunto. El rendimiento de los modelos de clasificación se midió utilizando las siguientes métricas:

* **Precisión**: proporción de predicciones positivas correctas:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (1) |

Donde:

* + **TP**: verdaderos positivos (correctamente clasificados como positivos).
  + **FP**: falsos positivos (incorrectamente clasificados como positivos).
* **Recall**: proporción de casos positivos reales que fueron correctamente identificados:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2) |

Donde:

* + **FN**: falsos negativos (casos positivos incorrectamente clasificados como negativos).
  + **TP**: verdaderos positivos (correctamente clasificados como positivos).

Para ambos casos se considera porcentajes superiores al 80% para la selección de los modelos.

* **F1-score**: Media armónica de las métricas de precisión y recall:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3) |

* **ROC (Receiver Operating Characteristic)**: gráfico de Tasa de Verdaderos Positivos (Recall) vs. Tasa de Falsos Positivos (FP/(FP+TN)) para distintos umbrales de clasificación.
* **AUC (Área bajo la curva ROC)**: medida de la capacidad del clasificador para distinguir entre clases. El valor de AUC se encuentra entre 0 y 1 (1 = clasificador perfecto, 0.5 = aleatorio).

# Extracción de características

RMS, WL e IAV son métodos comunes para la extracción de características en señales de electromiografía superficial (sEMG). Su objetivo es reducir la dimensionalidad de la señal y capturar información relevante para aplicaciones como control de prótesis, diagnóstico médico o interfaz cerebro-máquina.

* **RMS (Root Mean Square)**: representa la energía promedio de la señal sEMG en una ventana de tiempo. Es útil para estimar la activación muscular (mayor RMS = mayor contracción). Presenta robustez frente a ruido (suaviza variaciones rápidas). Útil para diferenciar entre reposo y contracción.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4) |

Donde:

* + **xi**: Muestra de la señal sEMG en el instante i.
  + **N**: Número de muestras en la ventana.
* **WL (Waveform Length)**: mide la complejidad temporal de la señal (suma de diferencias entre muestras consecutivas). Es sensible a cambios en la amplitud y frecuencia de la sEMG. Indicador de patrones de activación muscular. Ayuda a distinguir gestos rápidos (ej: pinza) vs. lentos (ej: agarre sostenido).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5) |

Donde:

* + **xi**: Muestra de la señal sEMG en el instante i.
  + **N**: Número de muestras en la ventana.

Tiene aplicación en discriminación de gestos (ej: mano abierta vs. puño), detección de movimientos dinámicos.

* **IAV (Integral Absolute Value)**: calcula el área bajo la curva de la señal sEMG en valor absoluto. Relacionado con la actividad muscular total en un intervalo. Similar al RMS pero menos sensible a picos abruptos.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (6) |

Donde:

* + **xi**: Muestra de la señal sEMG en el instante i.
  + **N**: Número de muestras en la ventana.

Su aplicación en sEMG es útil para estimación de la intensidad de la contracción, cuantificará la fuerza aplicada. Usado ampliamente en sistemas de control en tiempo real por su bajo costo computacional.

# Resultados

To do…

# Conclusiones

To Do…

# Referencias

[1] A. C. Roșca, C. C. Baciu, V. Burtăverde, and A. Mateizer, “Psychological Consequences in Patients With Amputation of a Limb. An Interpretative-Phenomenological Analysis,” *Front Psychol*, vol. 12, 2021, doi: 10.3389/fpsyg.2021.537493.

[2] Ottobock, “Myoelectric Hand System 8E70,” 2025. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: https://www.ottobock.com/en-us/product/8E70

[3] Open Bionics, “Hero Arm Overview,” Open Bionics. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: https://openbionics.com/en/hero-arm-overview/

[4] Prótesis Avanzadas Colombia, “Prótesis A3D,” Prótesis Avanzadas Colombia. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: https://www.protesisavanzadas.co/pr%C3%B3tesis-a3d

[5] exiii Inc., “Hackberry - Open-source 3D printable bionic hand,” exiii Inc. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: https://www.exiii-hackberry.com/

[6] OpenBionics, “OpenBionics – Open-source robotic and bionic devices,” OpenBionics. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: https://openbionics.org/

[7] Enabling The Future, “Enabling The Future – A Global Network Of Passionate Volunteers Using 3D Printing To Give The World A Helping Hand,” Enabling The Future. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: https://enablingthefuture.org/

[8] M. Suárez García, “Adaptación de la Prótesis de Mano Basada en Soft-Robotics PrExHand para la Evaluación con Usuarios no Patológicos en Pruebas Funcionales,” Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, 2021. doi: 10.48713/10336\_31566.

[9] S. Pizzolato, L. Tagliapietra, M. Cognolato, M. Reggiani, H. Müller, and M. Atzori, “Comparison of six electromyography acquisition setups on hand movement classification tasks,” *PLoS One*, vol. 12, no. 10, p. e0186132, Oct. 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0186132.

[10] Y. Du, W. Jin, W. Wei, Y. Hu, and W. Geng, “Surface EMG-Based Inter-Session Gesture Recognition Enhanced by Deep Domain Adaptation,” *Sensors*, vol. 17, no. 3, 2017, doi: 10.3390/s17030458.

[11] J. Yang, M. Soh, V. Lieu, D. J. Weber, and Z. Erickson, “EMGBench: Benchmarking Out-of-Distribution Generalization and Adaptation for Electromyography,” 2024. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2410.23625

[12] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang, “Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques,” *Sensors*, vol. 13, no. 9, pp. 12431–12466, 2013, doi: 10.3390/s130912431.

[13] Ninapro Project Team, “DB1 Guidelines,” Ninapro Project – HEVS. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: https://ninapro.hevs.ch/instructions/DB1.html