**Logotipo

Descripción generada automáticamente**

**Título del trabajo**

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, Doctor candidato (PhDc)

Universidad de Antioquia  
Facultad de Ingeniería

Especialización en Analítica y Ciencia de Datos

Medellín, Antioquia, Colombia

2023

|  |  |
| --- | --- |
| **Cita** | (Agudelo Medina & Arcila Ramirez, 2023) |
| **Referencia**  **Estilo IEEE (2022)** | Agudelo Medina, J. A., & Arcila Ramírez, H. A. (2025). *Reconocimiento de gestos/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, CohorteIV.

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

Reconocimiento de gestos/posturas de mano del dataset Ninapro usando aprendizaje automático

*Resumen*— Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Proin velit felis, elementum sed ultricies in, bibendum at lacus. Pellentesque gravida, enim a volutpat varius, dolor eros dictum nisl, ut porttitor nisi augue tincidunt augue. Mauris venenatis risus sit amet mi pretium, sollicitudin fringilla ante porttitor. Curabitur sit amet sapien nec lorem eleifend elementum ut ut quam. Etiam sit amet mattis lorem. Duis eget lectus sit amet purus blandit viverra vitae sed odio. Proin sodales mattis dignissim. Pellentesque egestas quam semper erat rhoncus posuere. Maecenas ipsum nisi, bibendum at quam vitae, ullamcorper posuere sapien. Nunc iaculis ipsum non nisi finibus rutrum.

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

# Introducción

La pérdida de un miembro 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 cual 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 de recursos humanos y tecnológicos. Afortunadamente existen datasets públicos como Ninapro [9] o CapgMyo [10] donde, además de explicar el protocolo de adquisición de datos, se comparten los registros de las diferentes señales electromiográficas involucradas. 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 DL, del inglés Deep Learning [12], por encima del ML, y el uso de las redes neuronales artificiales, ANN, especialmente las de tipo convolucional, CNN [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 ML 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.

En cuanto a DL la extracción de características es 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. Por ejemplo, Marcello Zanghieri muestra que, entre otros, los resultados obtenidos para un modelo de DL CNN, , están en el baseline, siendo este tomado del resultado obtenido del modelo de ML RBF-SVM, con un 94% [2b].

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, eliminando información que no aporta a la clasificación del modelo y/o al clustering o podría incluso confundirlos. La técnica más ampliamente usada es Análisis de Componentes Principales (PCA - Principal Component Analysis) pero la literatura también refiere otras como Análisis Discriminante Lineal (LDA - Linear Discriminant Analysis) y Análisis de Componentes Independientes (ICA - Independent Component Analysis).

En Aprendizaje Profundo (DL), en las CNN las capas de agrupación (Pooling Layers), como Max Pooling o Average Pooling, se emplean no solo para extracción de características sino para reducir las dimensiones espaciales de los mapas de características, disminuyendo el número de parámetros a aprender como una forma de reducción de la dimensionalidad integrada en la arquitectura de la red [3b-c].

En cuanto a los resultados obtenidos por los clasificadores y los modelos de clustering la literatura refiere que estos dependen de la base de datos usada, que a su vez está determinada por la cantidad de sensores, su ubicación, las condiciones de toma de las muestras y el estado de salud y ánimo de los sujetos observados, entre otros [13] [2b]. El ML sigue una metodología que incluye adquisición de datos, extracción de características, definición del modelo e inferencia, su desventaja principal es la fuerte dependencia de las características diseñadas manualmente según anotamos anteriormente [2b][3d].

Estudios que usaron SVM, con kernel RBF y RF en el conjunto de datos NinaPro lograron una precisión del 70-80% en 52 gestos y del 75.32% de precisión promedio respectivamente [3d], y con multiclase, topología uno contra uno, kernel polinomial de tercer orden, se obtuvo una tasa de acierto promedio de 86,3% [3e].

Otros resultados reportados en la literatura muestran que desempeños superiores a 95% pueden obtenerse con los métodos tradicionales de ML, entre los que también se destacan Random Forest, RF, y Análisis de discriminante lineal LDA [3d], pero estos tienen una alta dependencia de los objetivos de clasificación y las características extraídas de las sEMG.

Con KNN, K=9, se lograron precisiones del 83,4% [3e]. Villarejo Mayor et al, notan que KNN tuvo un mejor rendimiento global al ser más rápido, lo cual es una ventaja para aplicaciones en tiempo real [3e].

En el contexto de DL y el control mioeléctrico basado en sEMG, dos tipos de redes son los más utilizadas: las Redes Neuronales Convolucionales, CNNs, y las Redes Neuronales Recurrentes, RNNs. En [3d] las tablas 2 y 3 muestran los resultados para diferentes tipos de NN, indicando además las técnicas para extracción de características y las bases de datos de sEMG usadas.

Tanto los modelos de ML como DL presentan buenos resultados en la identificación y clasificación de sEMG pero 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.

En este artículo, usando las sEMG de la base de datos DB1 de Ninapro, se busca identificar, clasificar, algunos agarres del grupo de ejercicios 3. usando XXX y YYY para la extracción de características y SVM, KNN, RF y una CNN para la clasificación.

Inicialmente se trabajará con 2 tipos de agarre y la posición de reposo, luego con 5 tipos y reposo y por último con 7 tipos y reposo. El propósito es validar como varía la efectividad de los modelos cuando se usa una cantidad específica de agarres y no todos los disponible en la base de datos y determinar como la efectividad se ve afectada. Así se espera aportar para que los desarrolladores de prótesis puedan tener información relevante para su toma de decisiones respecto del modelo a usar y la base de datos, que a su vez condiciona la cantidad de sensores requeridos para la prótesis.

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 estudio se analizaron datos de EMG de superficie de la base de datos NinaPro DB1. Posteriormente, se preprocesaron y se extrajeron sus características. Se entrenó un modelo con las características obtenidas y se clasificaron las señales EMG utilizando este modelo (aun falta aterrizar y decir más sobre el modelo). El procedimiento empleado se resume en la figura 1.

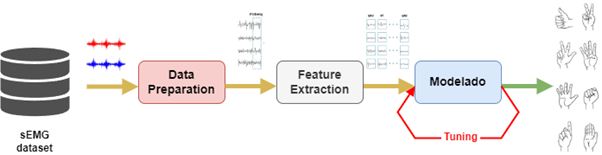


Figura 1. Método de preparación, procesamiento y modelado.

# Fuente de datos

Para este trabajo se tomó la base de datos Ninapro DB1. En esta, los datos obtenidos para cada sujeto son almacenados en un archivo en formato ZIP el cual contiene las muestras asociadas a cada uno de los tipos de ejercicios realizados por el sujeto (ejercicios tipo 1: individuales de dedos; ejercicios tipo 2: agarres y posturas de mano y ejercicio tipo 3: gestos funcionales). Como los datos son de acceso público [14], el primer caso consistió en descargar cada uno de los archivos comprimidos y agregarlos en un directorio asociado a los datos sin procesar.

Una vez descargados, cada uno de los archivos se descomprimen los tres archivos MAT asociados a cada tipo de ejercicio. En nuestro caso, se seleccionaron cada uno de los 27 archivos MAT (de cada usuario) correspondientes a los ejercicios tipo 1.

Las variables de cada uno 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 van a emplear los datos de las señales sEMG, se procedió a la selección de las variables relevantes para el problema de clasificación las cuales son: subject, emg, rerepetition y restimulus. Finalmente, todas las muestras de los 27 archivos MAT para estas variables se agruparon en un único dataframe (raw\_df) de 2731393 de muestras el cual concatena todos los datos crudos que van a ser empleados como insumo para los modelos.

- Tamaño y estructura: Número de observaciones y variables, tipos de datos.

- Características principales: Resumen de las variables más importantes.

- Problemas en los datos: Datos faltantes, sesgos, ruido.

- Análisis exploratorio de datos (EDA): visualizaciones y estadísticas clave para comprender los datos.

.

# Datasets

Los modelos de clasificación basan sus decisiones en los datos que se les suministra. Los datos de entrada suelen dividirse en conjuntos y son utilizados en diferentes fases de construcción y validación de los modelos. Generalmente se utilizan tres conjuntos: de entrenamiento, de validación y de prueba, que se obtienen una vez procesados los datos. Para esto se utiliza un método llamado Split que divide los datos de forma aleatoria según un porcentaje especificado, usualmente 80:20 para entrenamiento y prueba respectivamente o un 65:15:20 si se usa validación.

La división generalmente no se hace para un único grupo de conjuntos ya que los modelos pueden enfrentarse a problemas como sobre o sub-ajuste.  Se utiliza una técnica de validación cruzada que consiste en dividir los datos en K grupos de conjuntos aproximadamente iguales y se realiza K-1 iteraciones como datos de entrenamiento y 1 iteración como datos de prueba, repitiendo el proceso para los K grupos.

# Modelos

To do…

# Metricas

La validación de los resultados se realiza mediante la métrica de desempeño exactitud que permite evaluar la calidad de los modelos de aprendizaje y realizar la selección de estos. Esta métrica es fundamental en la evaluación de problemas de clasificación como el tratado en este trabajo, calcula la proporción de predicciones correctas hechas por cada modelo desarrollado en relación con el total de predicciones realizadas por el modelo:

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

Donde

* VP: Número de predicciones correctas
* TP: Número total de predicciones

Para el presente trabajo la exactitud de los modelos seleccionados debe ser superior al 80%.

Para la validación también se tiene en cuenta medidas como la Sensibilidad y el F1-Score dado que estas son métricas que acompañan a la exactitud.

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

Donde

* FN: Instancias correctas clasificadas como incorrectas

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

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

# Extracción de características

To do…

# Resultados

To do…

Duis eget lectus sit amet purus blandit viverra vitae sed odio. Proin sodales mattis dignissim. Pellentesque egestas quam semper erat rhoncus posuere. Maecenas ipsum nisi, bibendum at (ver **Tabla 2**).

Tabla 2. Reporte de clasificación para la red U-Net.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1-score | Support\* |
| Background  (positive class) | 0.95 | 0.99 | 0.97 | 5419983 |
| Foreground  (negative class)) | 0.95 | 0.75 | 0.83 | 1133617 |
|  |  |  |  |  |
| accuracy |  |  | 0.95 | 6553600 |
| macro avg | 0.95 | 0.87 | 0.90 | 6553600 |
| weighted avg | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 6553600 |

\**Support: número de muestras (o instancias) que pertenecen a cada clase en el conjunto de datos utilizado para la evaluación (número de pixels).*

# 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] N. Malešević *et al.*, “A database of high-density surface electromyogram signals comprising 65 isometric hand gestures,” *Sci Data*, vol. 8, no. 1, p. 63, 2021, doi: 10.1038/s41597-021-00843-9.

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