**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**

**APA** American Psychological Association

**Cms.** Centímetros

**ERIC** Education Resources Information Center

**Esp.** Especialista

**MP** Magistrado Ponente

**MSc** Magister Scientiae

**Párr.** Párrafo

**PhD** Philosophiae Doctor

**PBQ-SF** Personality Belief Questionnaire Short Form

**PostDoc** PostDoctor

**UdeA** Universidad de Antioquia

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 pues, tras una amputación su vida normal, independencia, funcionalidad, imagen de sí misma y su salud no solo física si no mental se ven comprometidas [1]. Con el fin de devolver la calidad de vida perdida tras una amputación, dentro del campo IHM se ha llevado a cabo la investigación y desarrollo de prótesis comerciales [2], [3], [4] y open source [5], [6], [7]. Uno de los elementos claves de una prótesis consisten en la concepción y diseño 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 involucra un proceso de adquisición de datos el cual es costoso debido a las limitaciones de recursos humanos y tecnológicos. Sin embargo, 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 involucradas.

Bases de datos como las anteriormente citadas han ampliamente empleadas dentro de la comunidad científica como insumo para el desarrollo de modelos de Machine learning involucrados en el sistema de control de prótesis [11].

Hablar del procedimiento resumido agregando información que referencie a las secciones…

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.

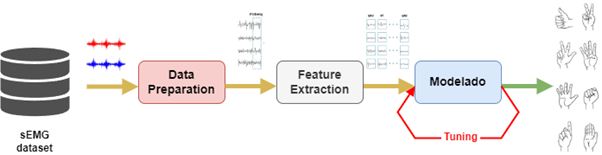


Figura 1. Método de preparación, procesamiento y modelado.

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