



GRUPO 3

Desarrollo de una plataforma Web para el Reconocimiento de Gestos con EMG para Aplicaciones en Rehabilitación Remota

INTEGRANTES:

- Ariana Toledo Huapaya
- Italo Acuña
- Estefany Valverde

INTRODUCCIÓN

Desafíos en la rehabilitación física

- 2.41 mil millones de personas enfrentan problemas de movilidad (OMS).
- 1 de cada 5 pacientes no recibe rehabilitación adecuada por falta de acceso o recursos.



Importancia de la EMG

- Herramienta eficaz para monitorear la actividad muscular en tiempo real.
- Precisión >90% en el reconocimiento de gestos en contextos controlado

Innovación tecnológica

Plataformas web y computación en la nube permiten rehabilitación remota en tiempo real sin hardware especializado.

PROBLEMÁTICA:

Rehabilitación post-accidente en extremidades superiores

Prevalencia de lesiones

En el Perú, el **25.8%** de las fracturas atendidas corresponden a miembros superiores [1]

Causas principales

- 61.9% de las lesiones por accidentes de tránsito.
- 23.7% por caídas accidentales

Problemas en la rehabilitación

- Falta de métodos objetivos para evaluar el progreso en terapias.
- Dependencia de observaciones subjetivas por parte de fisioterapeutas.

Propuesta de solución

Uso de EMG para analizar gestos funcionales como:

- Puño cerrado y mano abierta
- Flexión y extensión de la muñeca
- Desviaciones radial y cubital



OBJETIVOS

Objetivo General

Desarrollar una plataforma web para el reconocimiento de gestos mediante EMG, que facilite el monitoreo remoto y en tiempo real de movimientos musculares en procesos de rehabilitación.



Objetivos Específicos

Interfaz interactiva

Desarrollar en Streamlit una herramienta para cargar y visualizar señales EMG en tiempo real.

Reconocimiento de gestos

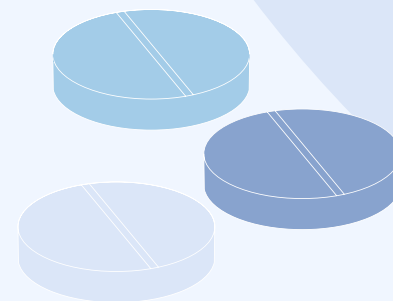
Implementar un modelo para procesar y clasificar patrones de movimiento con señales EMG.

Retroalimentación visual

Mostrar en tiempo real los gestos detectados para evaluar precisión y calidad.

Validación del sistema

Probar la plataforma con datos reales para medir eficacia en rehabilitación.





PROYECTO

Crear una página en Streamlit que permita a un doctor cargar datos EMG y obtener análisis y resultados basados en un modelo entrenado.

1. Subir el archivo TXT de datos EMG
2. Visualización inicial de los datos mediante gráficos
3. Análisis de datos y clasificación de gestos, mostrar métricas como precisión del gesto y su similitud con patrones esperados.
4. Mostrar resultados en porcentaje: precisión a un 80%.

Dataset

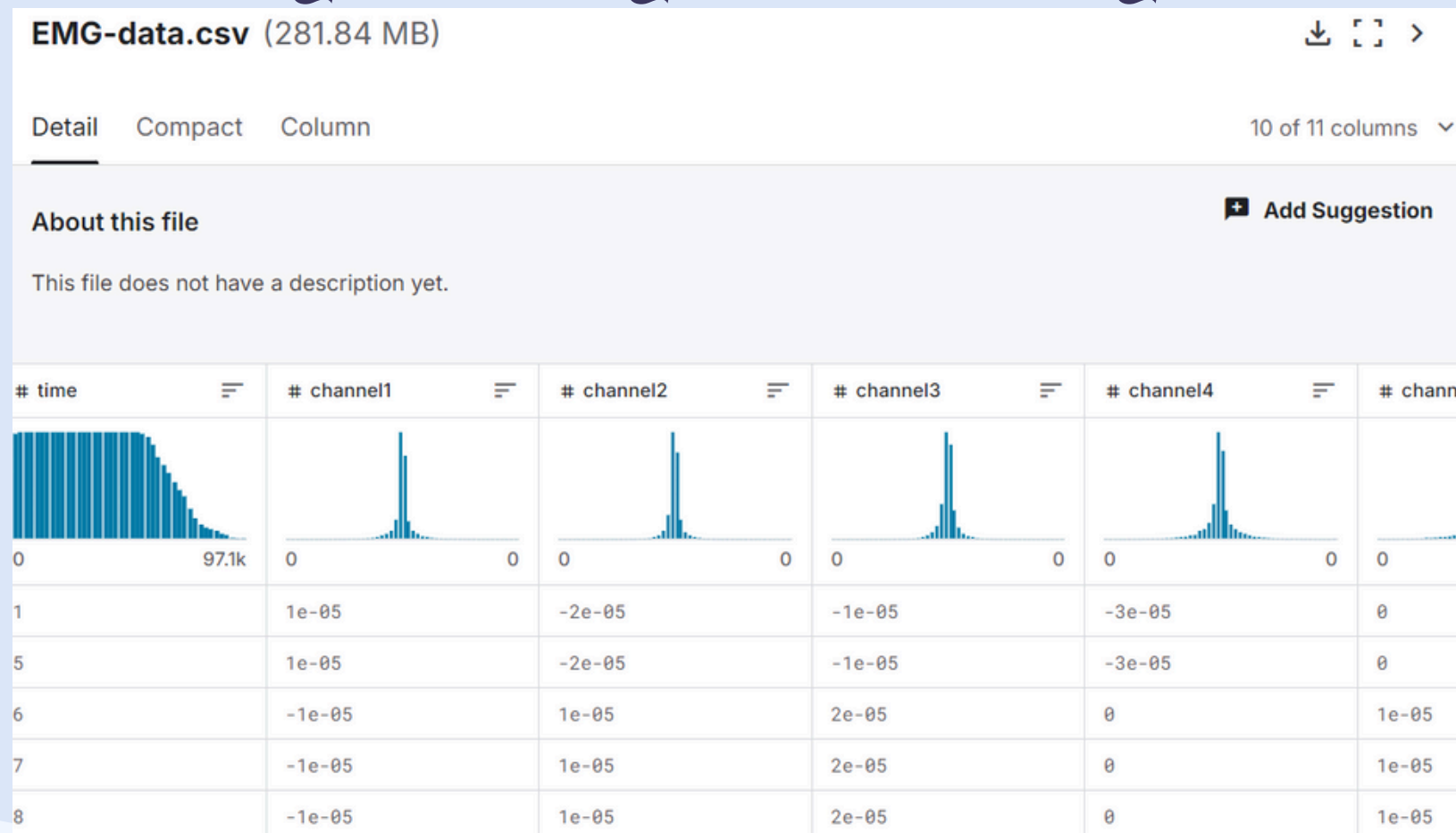
El archivo consta de 10 columnas:

1. Time - tiempo en ms;
2. 2-9) Channel - ocho canales EMG del brazalete MYO Thalmic;
3. Class - etiqueta de los gestos:
 - 0: datos no marcados,
 - 1: mano en reposo,
 - 2: mano cerrada en puño,
 - 3: flexión de muñeca,
 - 4: extensión de muñeca,
 - 5: desviación radial,
 - 6: desviación cubital,
 - 7: palma extendida (este gesto no fue realizado por todos los sujetos).

Además, se ha agregado una columna llamada "label", que se refiere al sujeto que realizó el experimento.



EMG Signal for gesture recognition



Dataset

El archivo tiene un peso de 281.84 MB y consta de 1 048 533 filas con toda la data de los 36 sujetos de prueba. Realizaron series de gestos estáticos con las manos. El sujeto realiza dos series, cada una de las cuales consta de siete gestos básicos. Cada gesto se realizó durante 3 segundos con una pausa de 3 segundos entre gestos. No hay valores faltantes.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	time,"channel1","channel2","channel3","channel4","channel5","channel6","channel7","channel8","class","label"							
2	1,1e-05,-2e-05,-1e-05,-3e-05,0,-1e-05,0,-1e-05,0,"1"							
3	5,1e-05,-2e-05,-1e-05,-3e-05,0,-1e-05,0,-1e-05,0,"1"							
4	6,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
5	7,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
6	8,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
7	9,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
8	10,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
9	11,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
10	12,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
11	13,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
12	14,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
13	15,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
14	16,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
15	17,-1e-05,1e-05,2e-05,0,1e-05,-2e-05,-1e-05,1e-05,0,"1"							
16	18,-1e-05,-1e-05,-6e-05,-5e-05,-3e-05,-3e-05,-2e-05,-2e-05,0,"1"							



MYO Thalmic bracelet

CÓDIGO

IMPORTAR BIBLIOTECAS

- Pandas: trabajar con tablas y datos.
- Numpy: para cálculos matemáticos y arrays.
- Scikit-learn: para construir y evaluar modelos.
- Matplotlib: para generar gráficos.

CÓDIGO

CARGA DE DATOS

- Lee los datos usando `pandas.read_csv`.
- Divide los datos en `X` (características, señales EMG) y `y` (etiquetas de los gestos).

SALIDA:

- `X`: Matriz con las señales EMG.
- `y`: Vector con las etiquetas de los gestos.

CÓDIGO

PREPROCESAMIENTO

- Comprobar si hay filas con valores NaN (faltantes o irreales en X).
- Elimina o rellena valores, verifica que las etiquetas y de los gestos esten completas.
- Normalización de los datos busca que tengan media 0 y desviación estandar 1, para que el modelo no sea sesgado por diferencias en las escalas de las señales.
- Codificación de etiquetas (dar números enteros a los gestos).

CÓDIGO

ENTRENAMIENTO - TEST

- Entrenamiento (train): Para enseñar al modelo (80% de los datos).
- Prueba (test): Para evaluar el modelo (20% de los datos).

CÓDIGO

CONSTRUCCIÓN DEL MODELO

- Regresión Logística: Útil para problemas lineales.
- SVM (Support Vector Machine): Separa las clases maximizando el margen entre ellas.
- KNN (K-Nearest Neighbors): Clasifica basándose en los vecinos más cercanos.
- Árboles de decisión o Random Forest: Modelos interpretables y eficientes para datos no lineales.

EVALUACIÓN DEL MODELO codigo

- Probar los 4 modelos
- Métricas:
 - Accuracy: Mide el porcentaje de predicciones correctas sobre el total de predicciones realizadas.
 - Precisión: Indica la proporción de verdaderos positivos entre todas las predicciones positivas realizadas por el modelo.
 - Recall: Refleja la capacidad del modelo para identificar correctamente las instancias positivas entre todas las instancias reales positivas.
 - F1-Score: Es la media armónica entre precisión y sensibilidad, proporcionando una medida equilibrada del rendimiento del modelo.
- Random Forest o SVM,

ENTORNO DE TRABAJO

- Visual Studio Code: Python
- Archivo H5 para trabajar con Streamlit

PENDIENTE

- Terminar de evaluar la dataset
- Probar los 4 modelos y a partir de las métricas escoger la mejor o mejores.
- Entrenar el modelo
- Diagrama de flujo del streamlit
- Subir archivo H5

GRACIAS

