

# Desarrollo de un modelo clasificador de imágenes motrices como parte de una interfaz cerebro computadora.

Proyecto Final Diplomado en Ciencia de Datos  
Moreno Sánchez Ángel Andrés



# Índice Temático

## Relevancia.

- \*Motivación.
- \*Justificación.

## Las IM

- \*Características
- \*Paradigma de interacción

## Inteligencia Artificial

- \*Redes Neuronales  
Convolucionadas (CNN)
- \*Redes Neuronales de  
memoria (LSTM)

## Implementación

- \*Base y extracción  
de datos.
- \*Métodos de preprocesamiento
- \*Definición de arquitecturas

## Evaluación

- \*Medidas de validez
- \*Comparativa entre modelos
- \*Elección del modelo

## Conclusiones

1

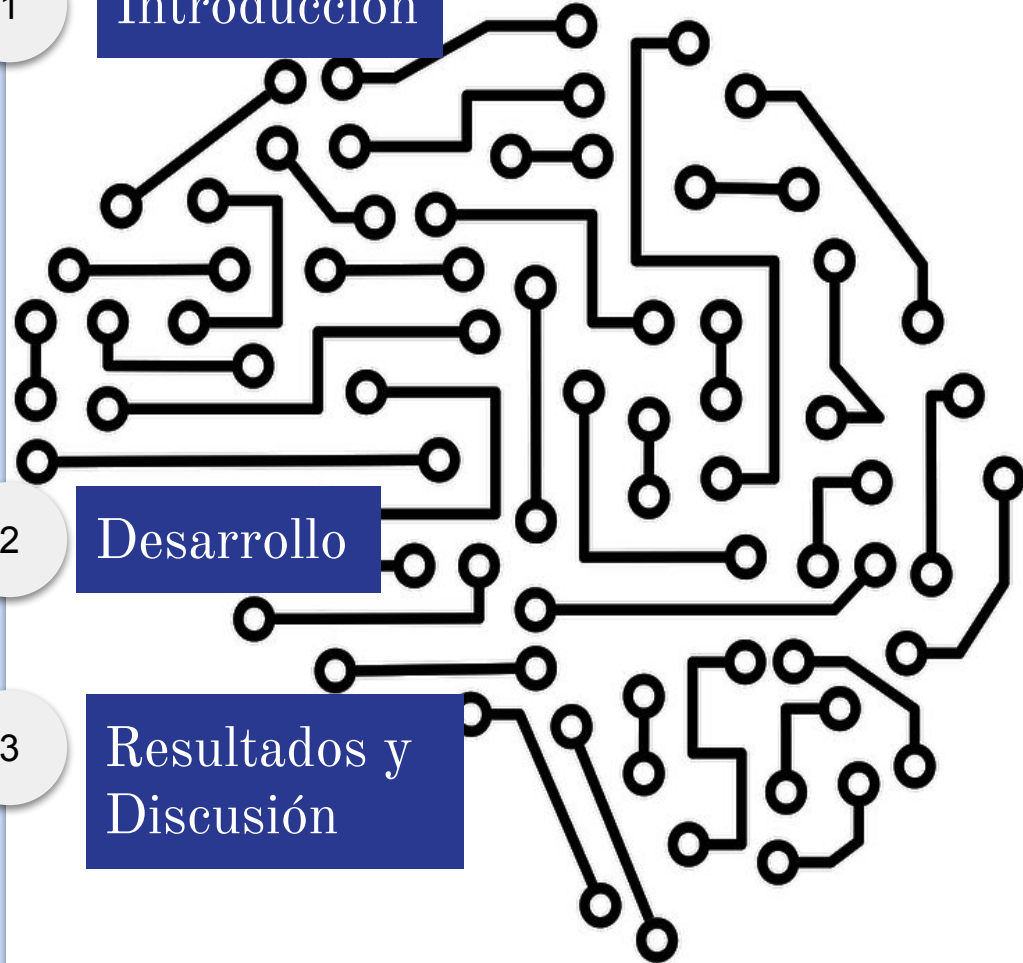
## Introducción

2

## Desarrollo

3

## Resultados y Discusión



# Introducción

# Motivación.

En México cerca de 6 millones de personas presentan algún tipo de discapacidad, siendo las enfermedades neuromusculares (ENM) una de las causas más frecuentes de invalidez,<sup>1</sup> por ello la importancia del desarrollo de sistemas BCI (*Brain Computer Interfaces*) capaces de descifrar la intención del usuario de comunicarse o moverse a través del análisis de señales eléctricas cerebrales y su posterior conversión en comandos para controlar dispositivos en tiempo real

1. Gutiérrez J., et. al. (2013)

# Justificación

El desarrollo de interfaces humano computadora (BCI) se ha incrementado los últimos años debido a su amplio espectro de aplicaciones desde el ámbito clínico hasta el de entretenimiento.

Las BCI han aprovechado la evocación de imágenes motrices (IM) como señales de activación de actividad motora <sup>1</sup>.

Adquisición de la señal.

Extracción de  
características.

Traducción de funciones.

Señal  
Cerebral

Señales de  
control.

Reemplazar.

Mejorar.

Restaurar.

Retroalimentación.

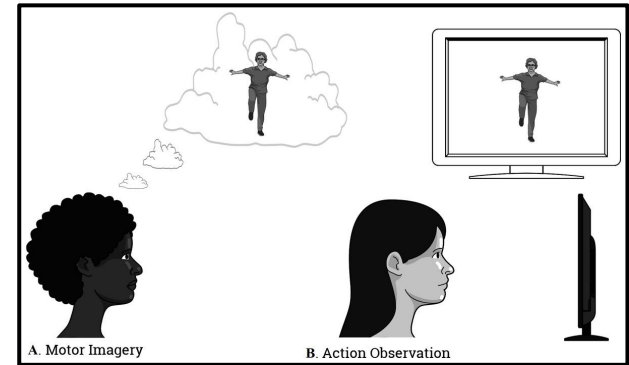


# Imágenes motoras, una evocación de intenciones

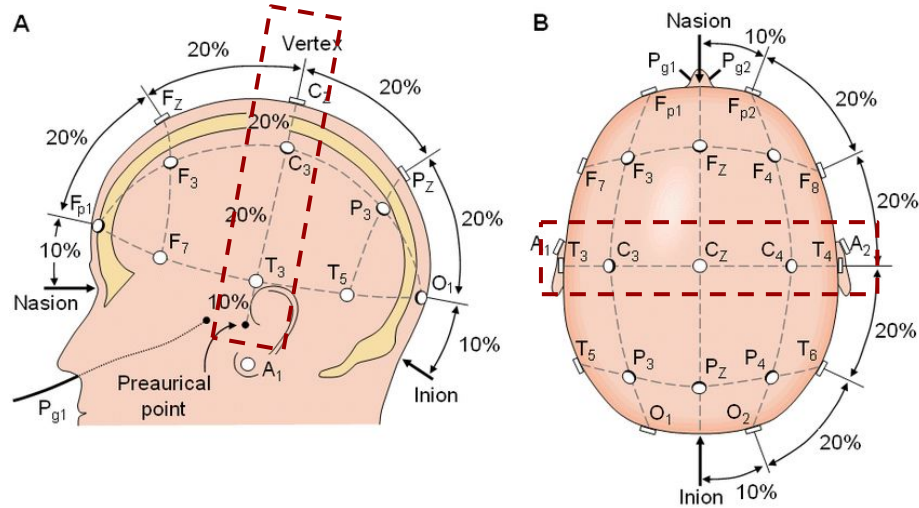
Una imagen mental es un conjunto de procesos cognitivos que conlleva la recuperación, construcción y manipulación de la representación de objetos o eventos <sup>2</sup>.

Las imágenes motoras (IM) son una imagen mental enfocada a la evocación de actividad motriz, sin llevar a cabo su ejecución.

La evocación de IM conlleva a la sincronización relacionada al estímulo en la que se incrementan las señales entre los 10 y 20 Hz <sup>3</sup>.



**Figura 2.** Bosquejo de imagen motriz  
Recuperado de: [shorturl.at/aefX1](https://shorturl.at/aefX1)

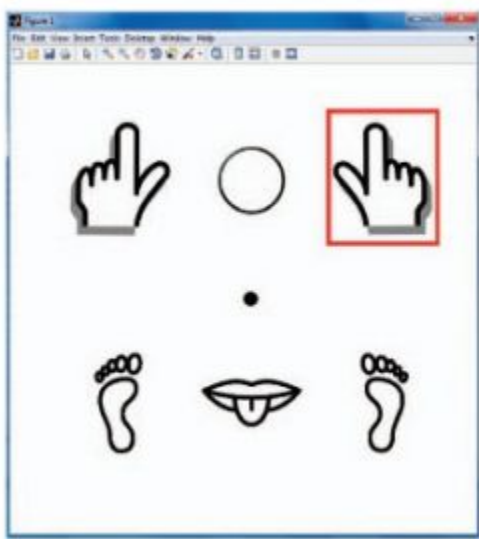


Las señales de electroencefalografía (EEG) registradas por IM en manos tienen actividad distinguible en la zona contra-lateral cortical, responsable del movimiento de las extremidades. Se ubica bajo los electrodos C3, C4, T3, T4 y Cz del sistema internacional

**Figura 3.** Sistema internacional 10-20 para la colocación de electrodos. Recuperado de:

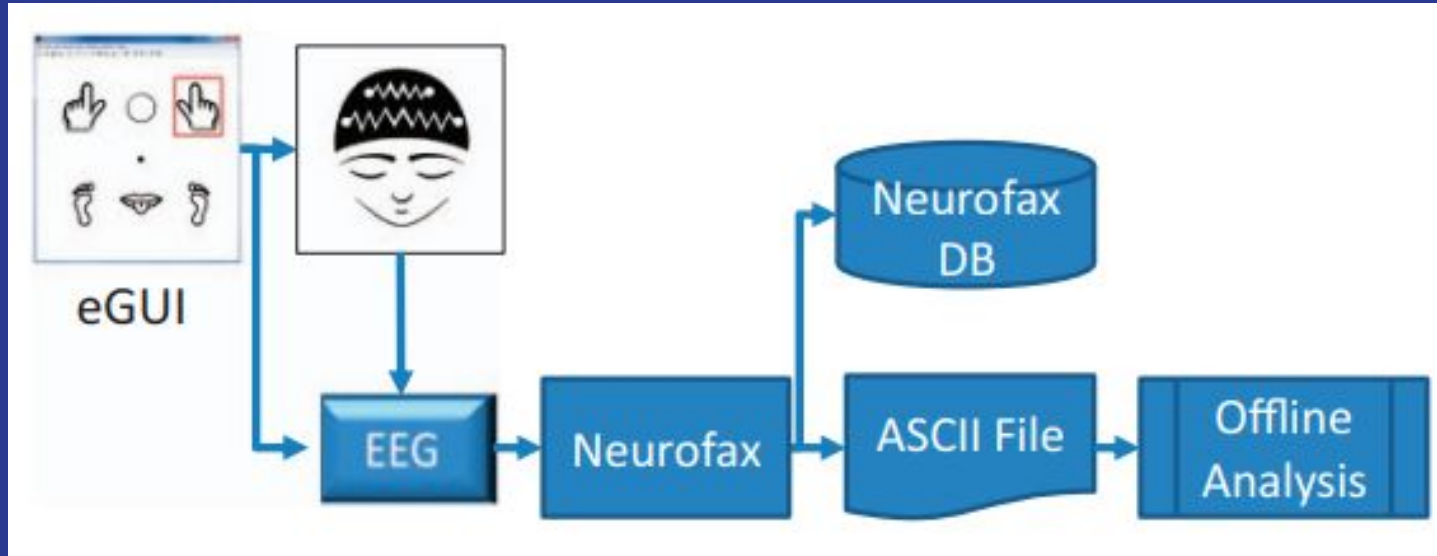


# Paradigma de interacción clásico (CLA)

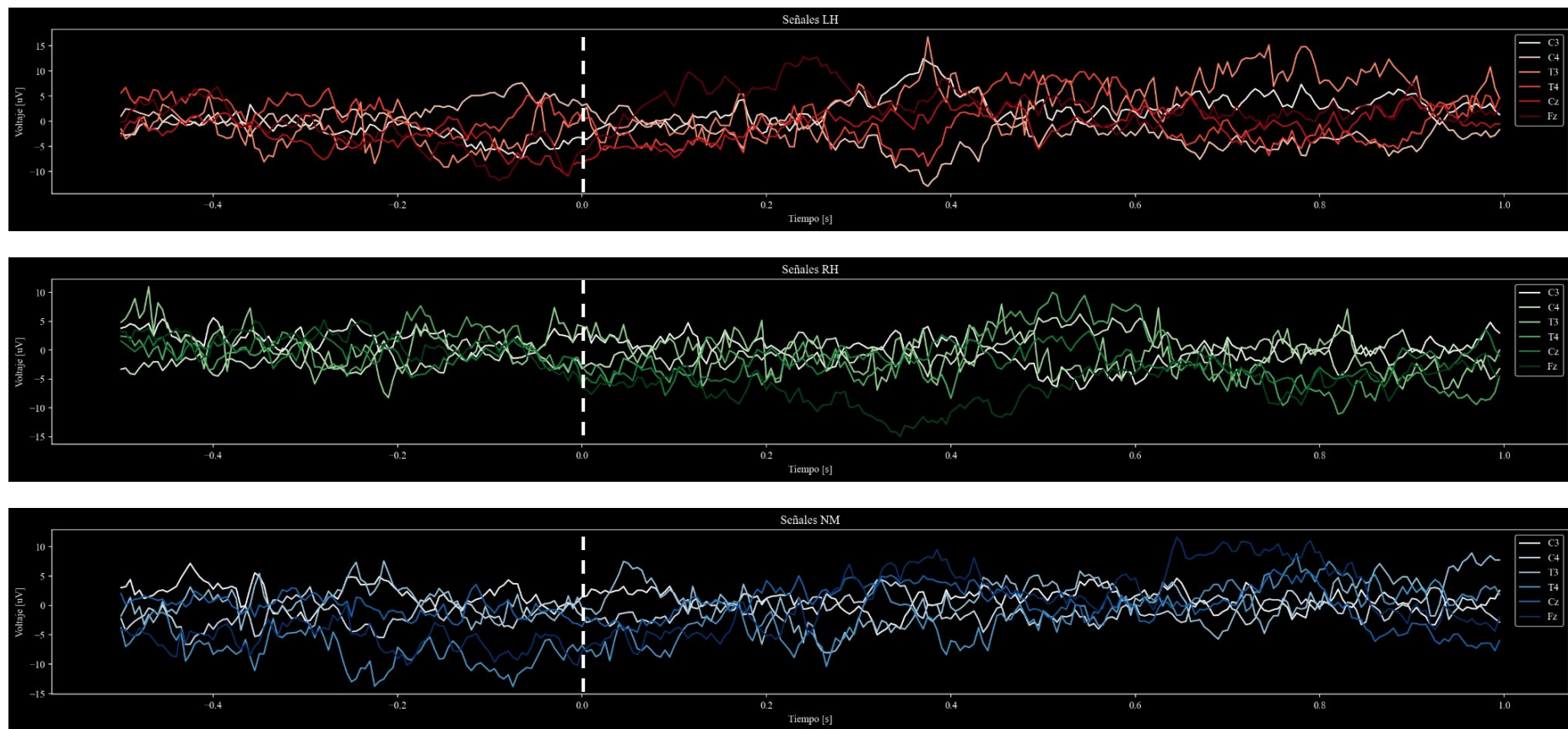


El participante mantiene la mirada en el centro de una pantalla de interfaz. Al comienzo del paradigma, una señal aparece durante 1s indicando el tipo de IM a evocar, mano derecha (RH), izquierda (LM) y neutral (NM). Finalmente ocurre un intervalo aleatorio de entre 1.5-2.5s de descanso concluyendo el paradigma.

**Figura 4.** Pantalla de interfaz para el paradigma de interacción. Si fija un punto de atención en el centro. Recuperado de Kaya et. al. (2018)

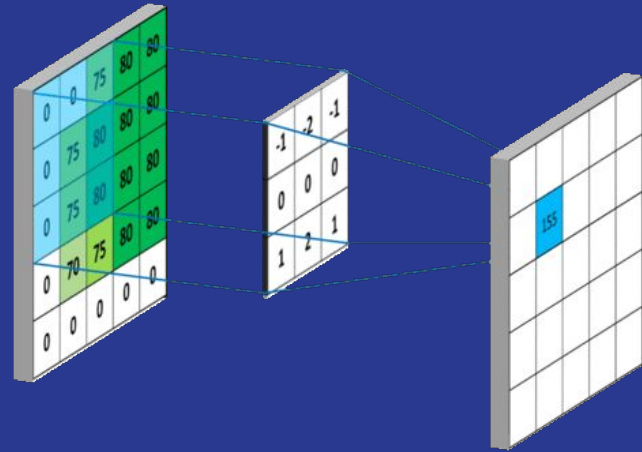


**Figura 5.** Flujo experimental para la adquisición de datos de EEG utilizando el paradigma de interacción. Recuperado de Kaya et. al. (2018)



**Figura 6.** Registros de EEG de la zona contra-lateral de las distintas IM generadas por el paradigma clásico. En blanco se anota la aparición del estímulo. En rojo se encuentra mano izquierda (LH), en verde mano derecha (RH) y en azul neutral (NM).

# Redes neuronales convolucionadas



**Animación 1.** Representación de un filtro de convolución

# Tipos de capas

- Convoluciones
- Pooling
- Activación
- Dropout

Matriz original

|   |   |   |
|---|---|---|
| 1 | 3 | 6 |
| 4 | 2 | 5 |
| 2 | 1 | 9 |

Matriz de convolución

|   |   |   |
|---|---|---|
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |

Matriz resultante

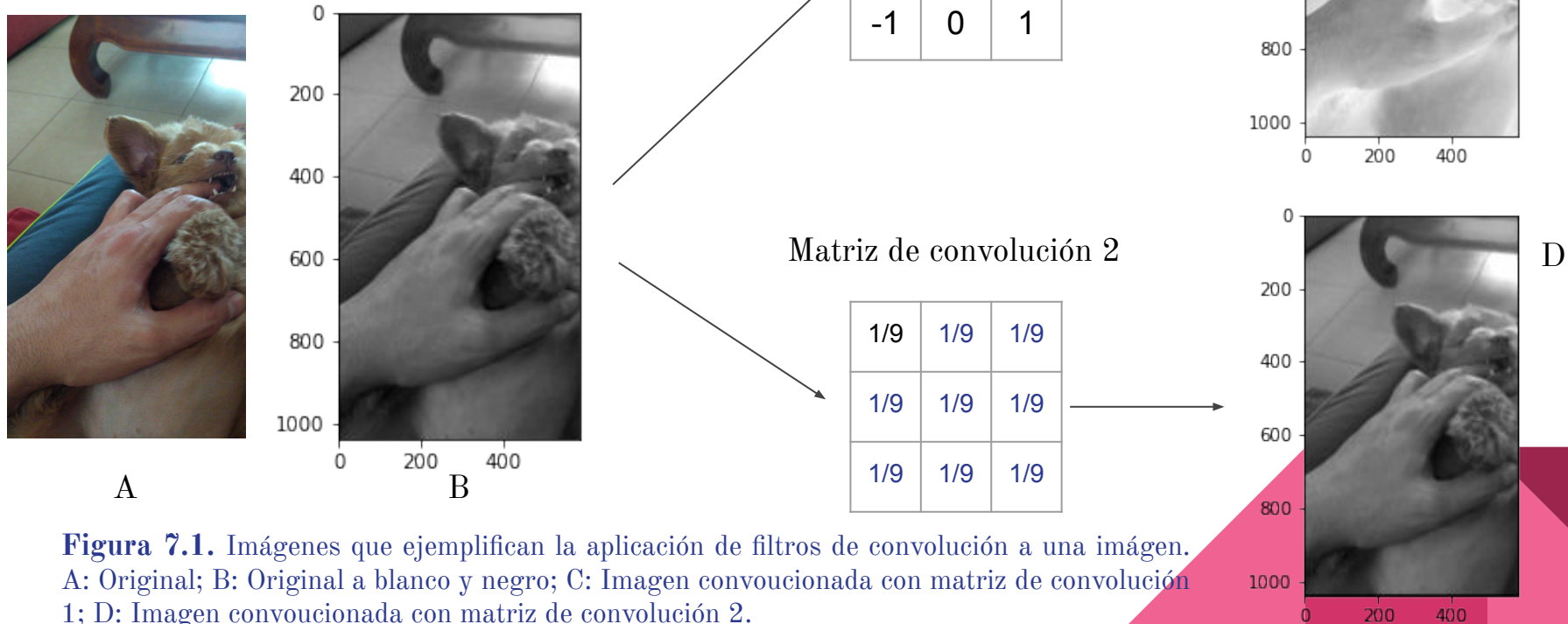
|   |
|---|
| 2 |
|---|

|   |   |   |   |   |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 2 | 4 | 4 | 2 |
| 3 | 2 | 5 | 1 | 3 |
| 1 | 4 | 3 | 5 | 4 |
| 4 | 2 | 1 | 1 | 3 |
| 3 | 4 | 5 | 2 | 4 |

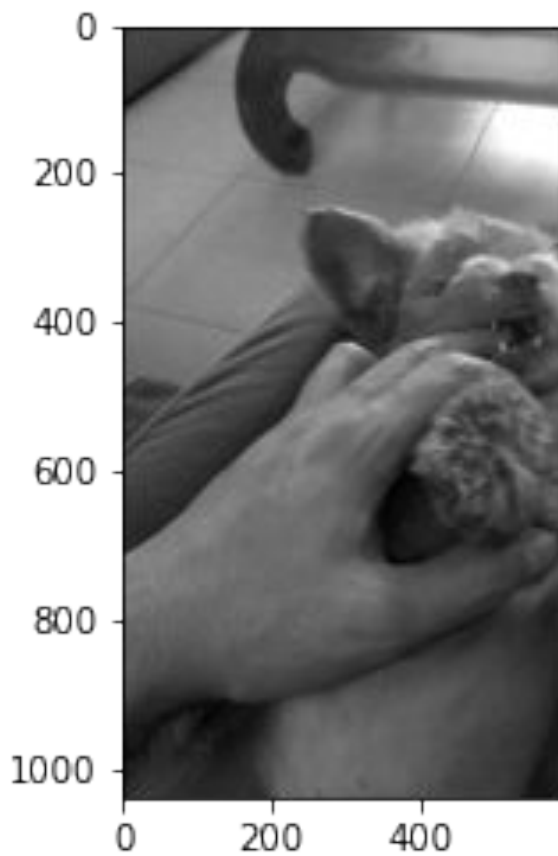
|    |   |   |
|----|---|---|
| 0  | 0 | 0 |
| -1 | 0 | 1 |
| 0  | 0 | 0 |

|    |    |    |
|----|----|----|
| 2  | -1 | -2 |
| 2  | 1  | 1  |
| -3 | -1 | 2  |

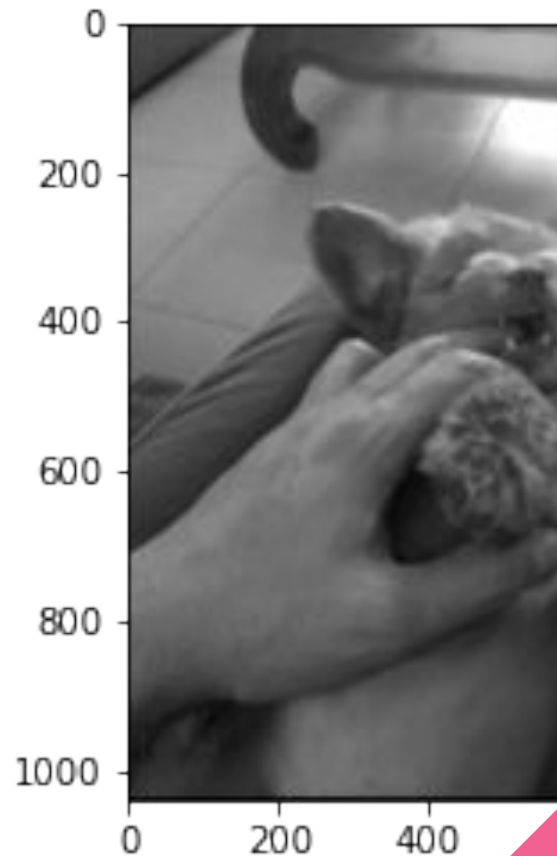
# Convolución de Tunas



**Figura 7.1.** Imágenes que ejemplifican la aplicación de filtros de convolución a una imagen. A: Original; B: Original a blanco y negro; C: Imagen convolucionada con matriz de convolución 1; D: Imagen convolucionada con matriz de convolución 2.



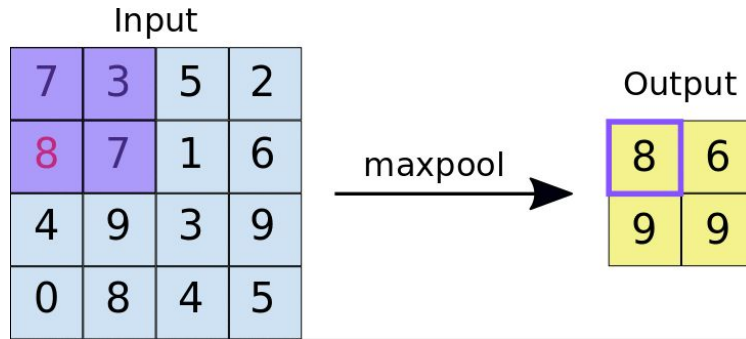
B



D

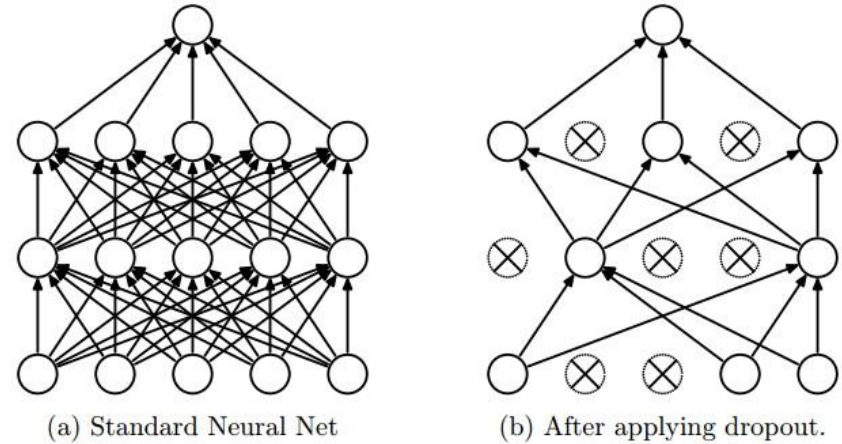
**Figura 7.2.** Comparación de imágenes luego de aplicar la matriz convolucional 2.

## Capas de pooling



**Animación 2.** Representación de un filtro maxpool.

## Capas completamente conectadas.



**Figura 8.** Representación de un filtro dropout. En a no hay dropout y en b hay tres capas con dropout.



# Parámetros vs Hiperparámetros.

## Parámetros:

- Valores de los filtros.
- Pesos.
- Sesgos.

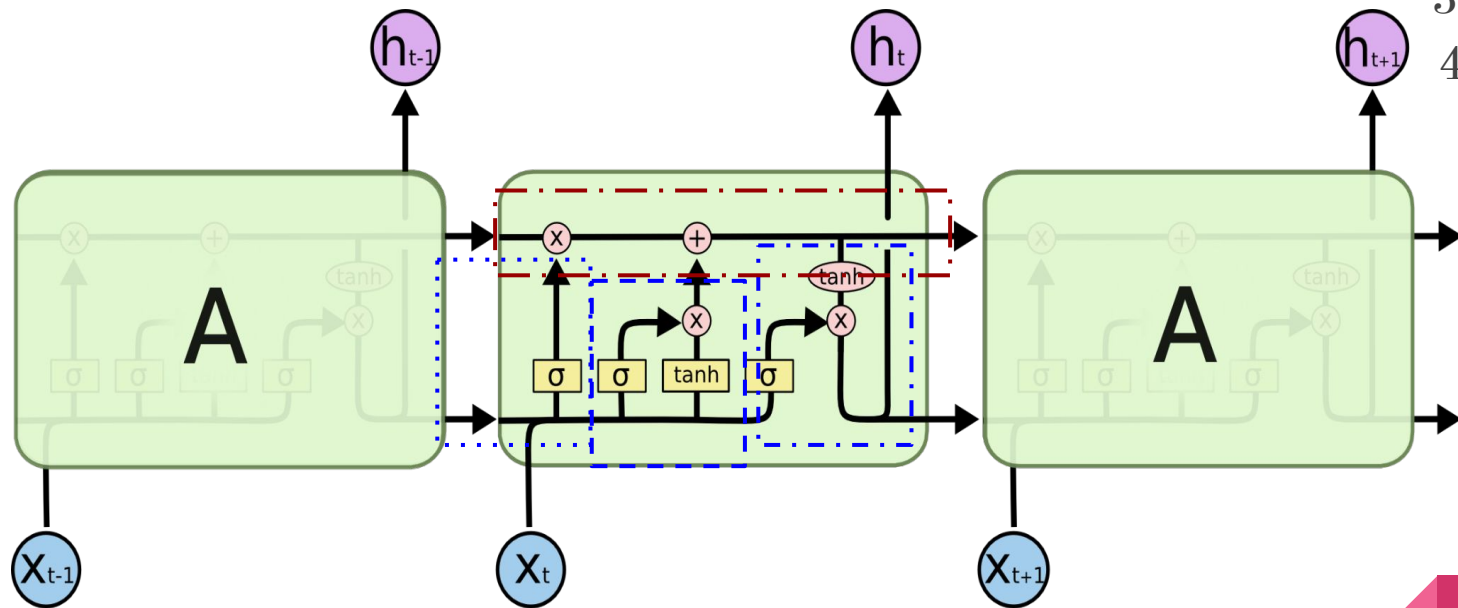
## Hiperparámetros:

- Tipo de capas.
- Número de capas.
- Tamaño de los filtros.
- Padding.
- Taza de aprendizaje.
- Función de error.
- Función de optimización.
- Función de costo.

# Redes neuronales Long-Short Term Memory

**Animación 3.** Representación de una neurona LSTM

# Capas de una LSTM

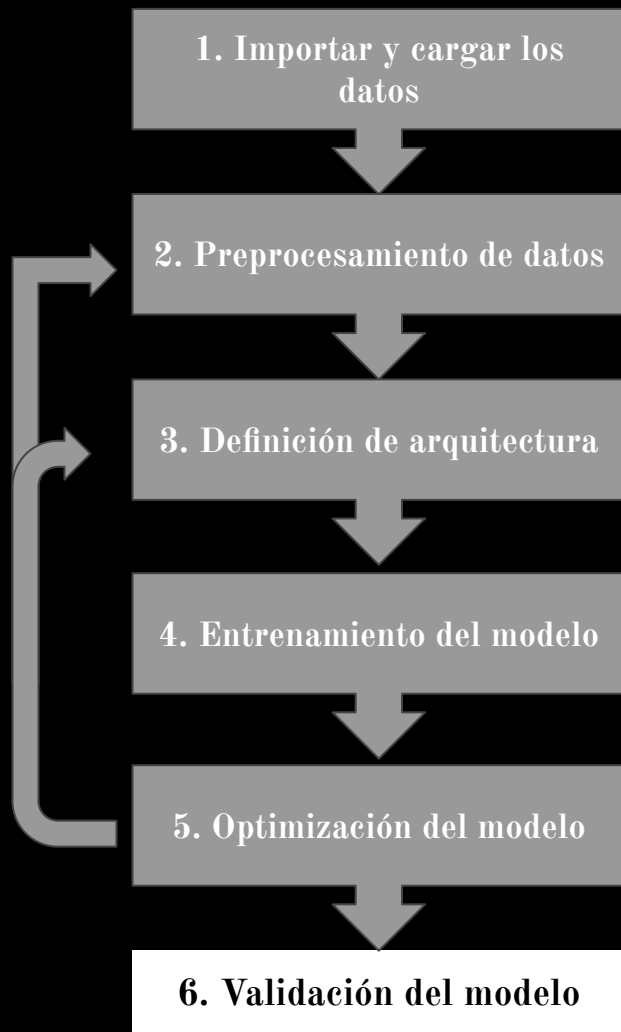


1. Entrada
2. Olvido
3. Memorización
4. Actualización

**Figura 9.** Estructura clásica de una LSTM con sus 4 capas de interacción. Modelo desenvuelto

# Implementación

# Flujo de trabajo



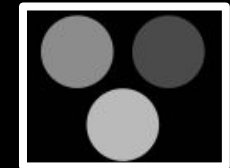
{ Extracción de señales de interés dentro del paradigma clásico con distintas ventanas de tiempo. }



{ Construcción de modelo utilizando distinto número y tipo de capas. }



{ Definición de número de muestras para entrenamiento y validación. }



{ Iteración en el proceso de construcción del modelo para obtener la máxima precisión. }

# Base de datos.

-Code Ocean . A large electroencephalographic motor imagery dataset for electroencephalographic brain computer interfaces

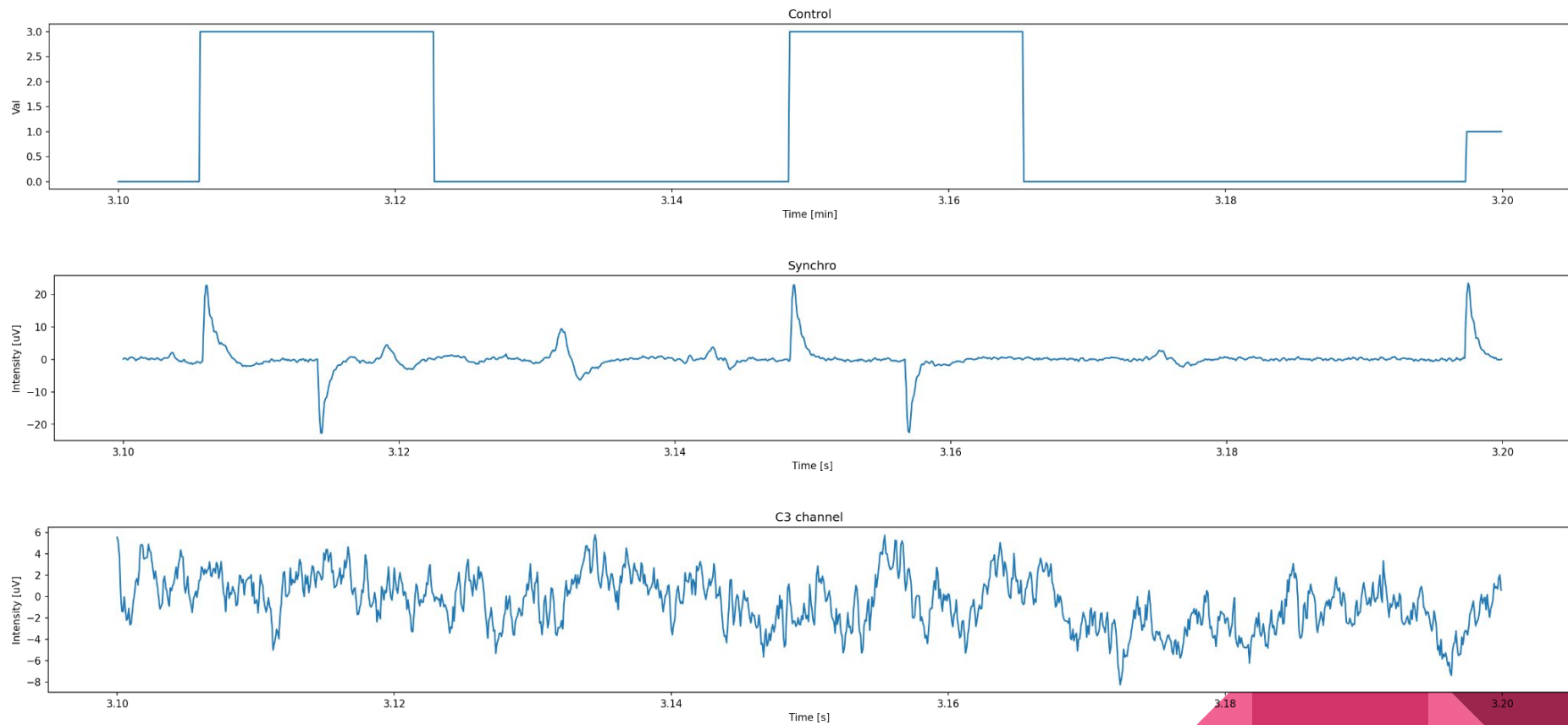
-13 sujetos sanos de entre 20 y 35 años. Cada uno realizó 3 segmentos de 15 minutos de pruebas de evocación de IM.

-Los electrodos activos son 'Fp1', 'Fp2', 'F3', 'F4', 'C3', 'C4', 'P3', 'P4', 'O1', 'O2', 'A1', 'A2', 'F7', 'F8', 'T3', 'T4', 'T5', 'T6', 'Fz', 'Cz', 'Pz' según el sistema internacional 10-20 con la referencia en el lóbulo del oído derecho.

-EEG con filtro digital pasa-bandas 0.53-70 Hz.  
Frecuencia de muestreo de 200 Hz.

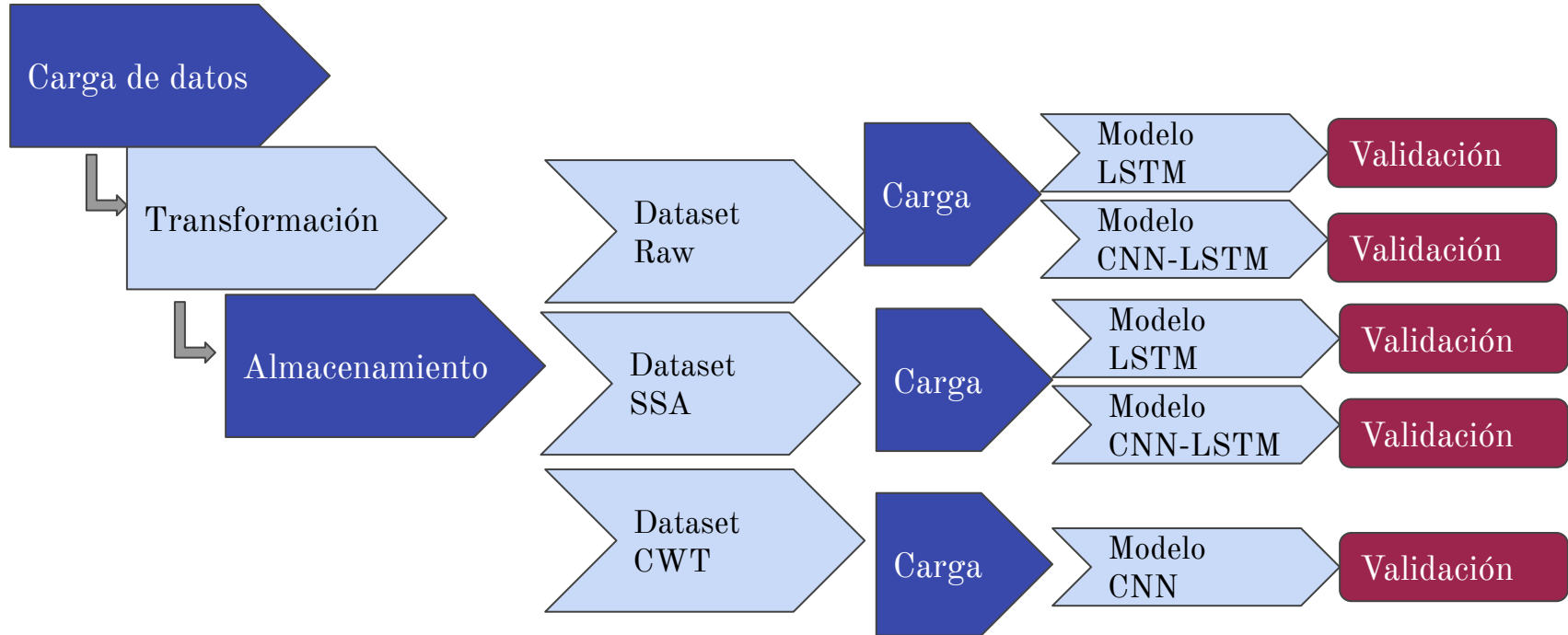


Ejemplo de una interfaz de usuario.  
Recuperado de Centre for  
Bioelectric Interfaces.



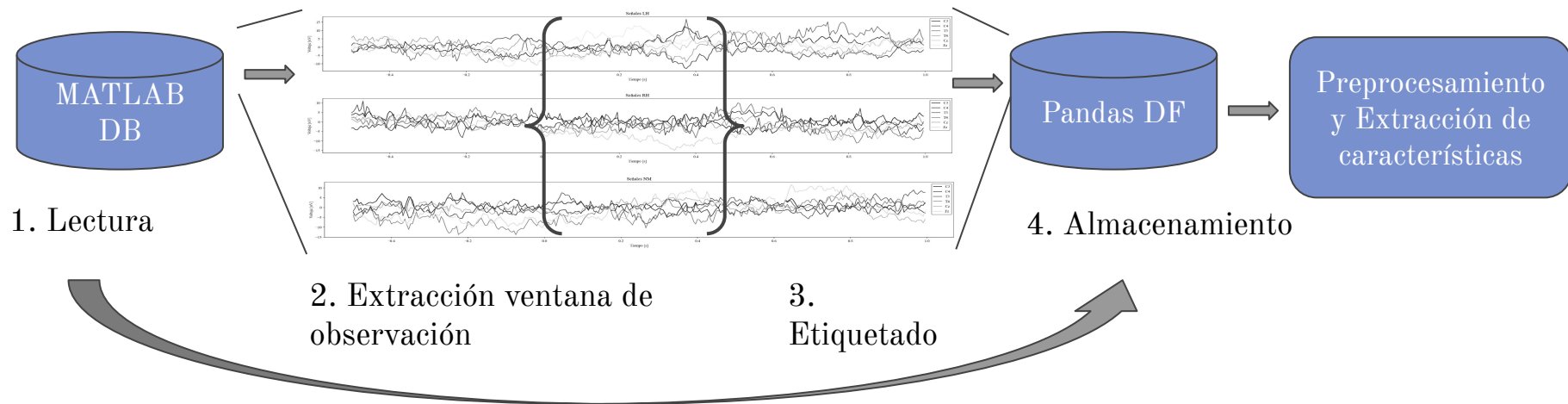
**Figura 10.** Segmento de la traza EEG, muestra de datos sin procesamiento.

# Mapeo del sistema

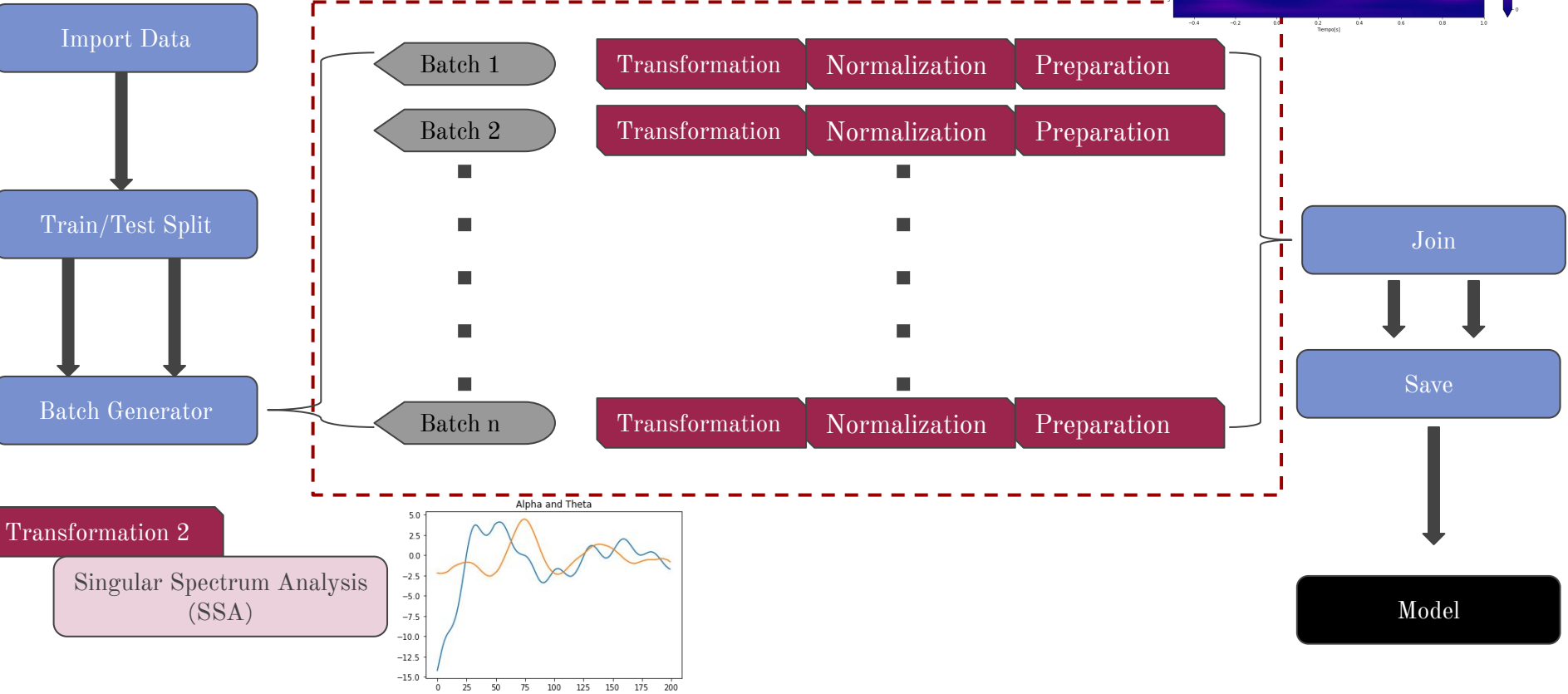




# Importar y cargar los datos



# Preprocesamiento y Extracción de características



# Parámetros CWT y SSA

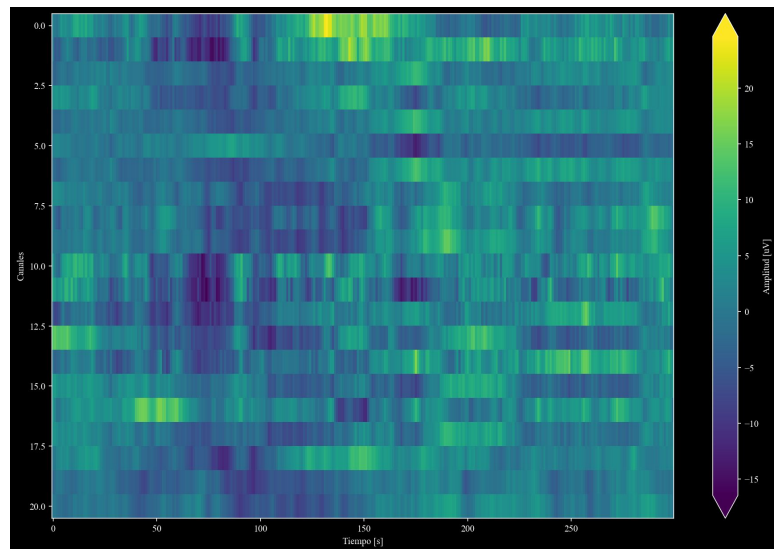
CWT: Transformada continua wavelet para la obtención de espectrogramas (descripción de actividad en tiempo y frecuencia) en potencia.

- Frecuencias iniciales y finales de barrido:  
Se eligió el ancho de banda 1 a 10 Hz
- Número de ciclos: Determina cómo evoluciona el kernel de convolución de la wavelet en el espacio de Fourier. Relación entre la resolución temporal/frecuencial. Se eligió un valor balanceado 3-7

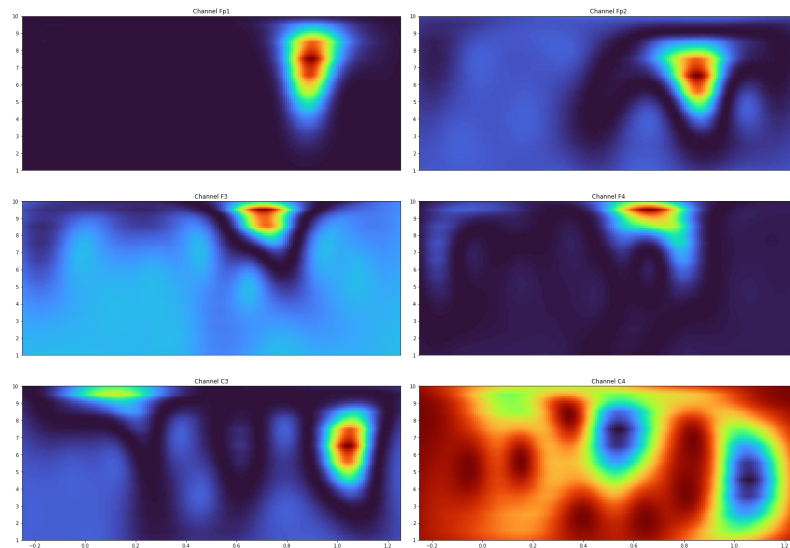
SSA: Análisis de espectro singular para la descomposición de una señal en componentes ortogonales.

- Ventana L: Determina el largo de la ventana en la matriz de encamado. Indica la frecuencia mínima (dada la frecuencia de muestreo) que pueden tener las componentes extraídas.  $L = 60$
- Anchos de banda elegidos: Elección de los anchos de banda a separar de las componentes extraídas. Se eligió el ancho Theta y alfa: 1-13 Hz

# Visualización de las entradas

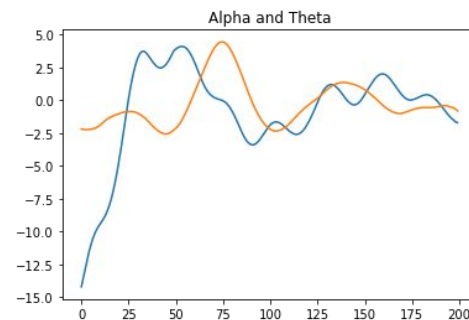


**Figura 11.** Matriz original construida con los datos sin extracción adicional. (RAW)



**Figura 12.** Múltiples espectrogramas de distintos canales (CWT)

**Figura 13.** Extracción de componente dominante dentro de bandas (SSA)



# Resultados y Discusión

# Accuracy

| Arquitectura /<br>Preprocesamiento | CV Precisión       | Precisión Test |
|------------------------------------|--------------------|----------------|
| CNN / CWT                          | 55.33% (+/- 0.23%) | 59.56%         |
| LSTM / Raw                         | 93.81% (+/- 0.06%) | 84.82%         |
| LSTM / SSA                         | 84.26% (+/- 0.17%) | 74.60%         |
| CNN-LSTM / Raw                     | 95.43% (+/- 0.03%) | 84.30%         |
| CNN-LSTM / SSA                     | 96.23% (+/- 0.07%) | 76.43%         |

- Modelo base (MLP):  
71.07%
- Cross-Validation con  
10 folds.
- Precisión en conjunto  
de prueba (30% de las  
mediciones= 2720  
pruebas)

# Validación - Matrices de Confusión: CNN-CWT

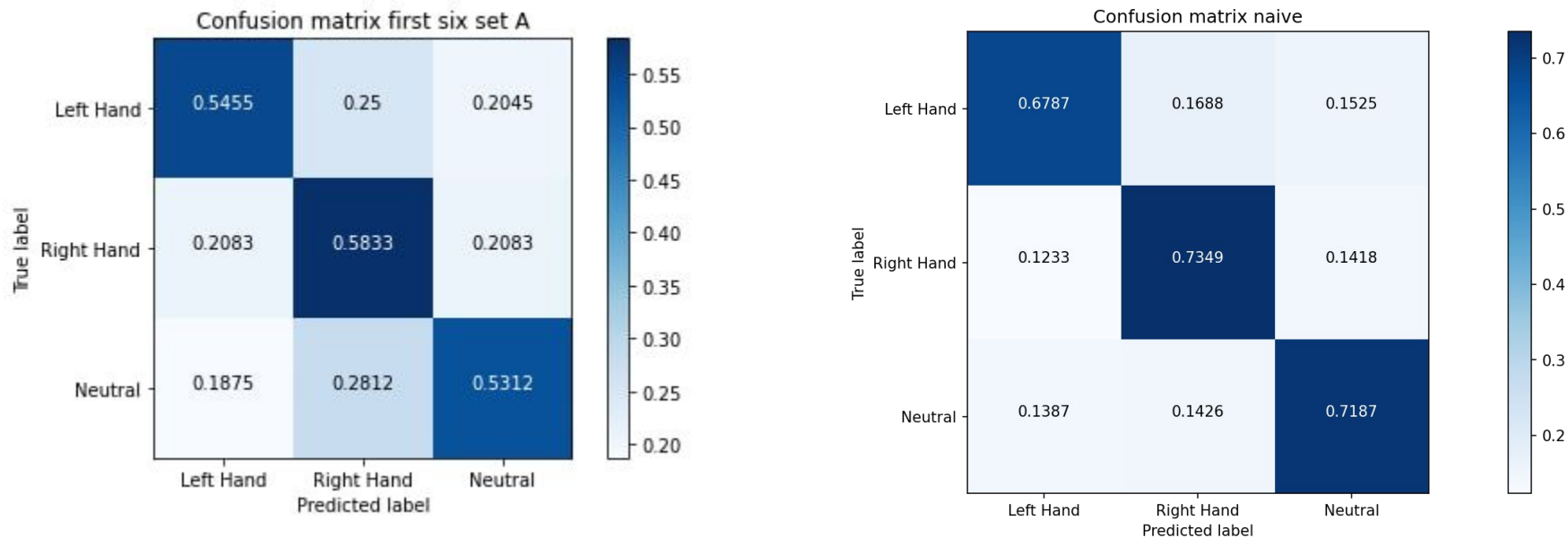


Figura 14. Matriz de confusión para la CNN usando CWT contra el modelo base de un MLP.

# Validación - Matrices de Confusión: LSTM-Raw/SSA

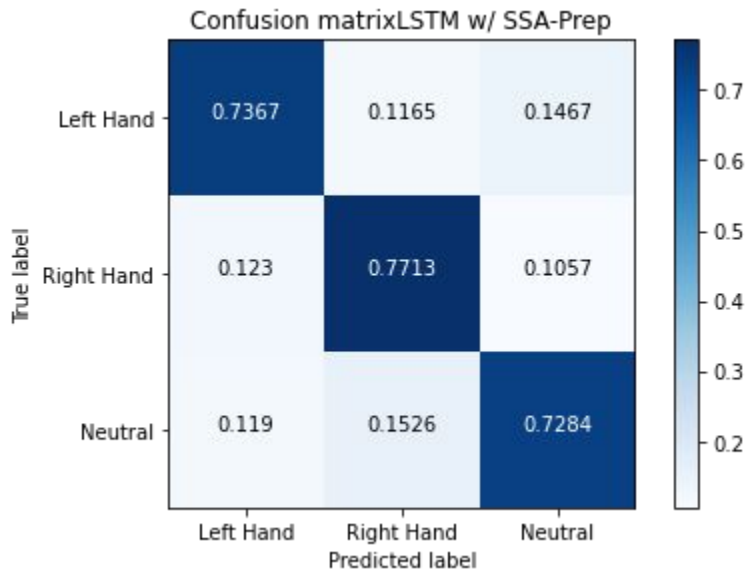
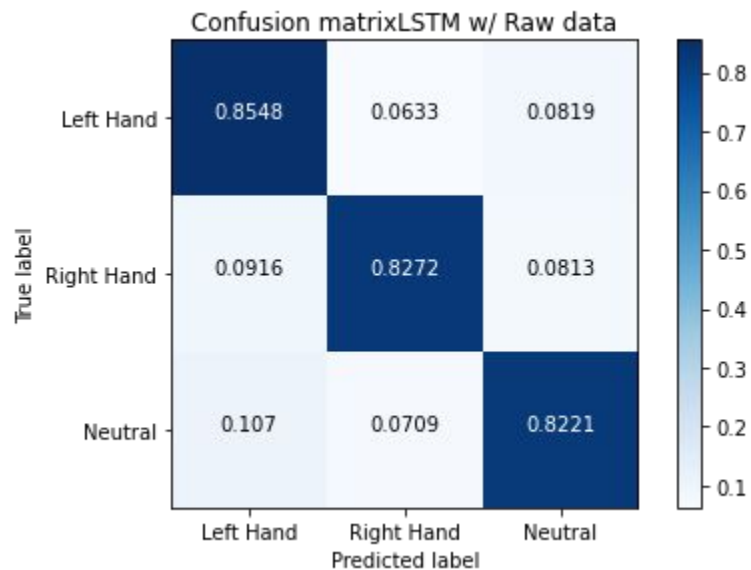
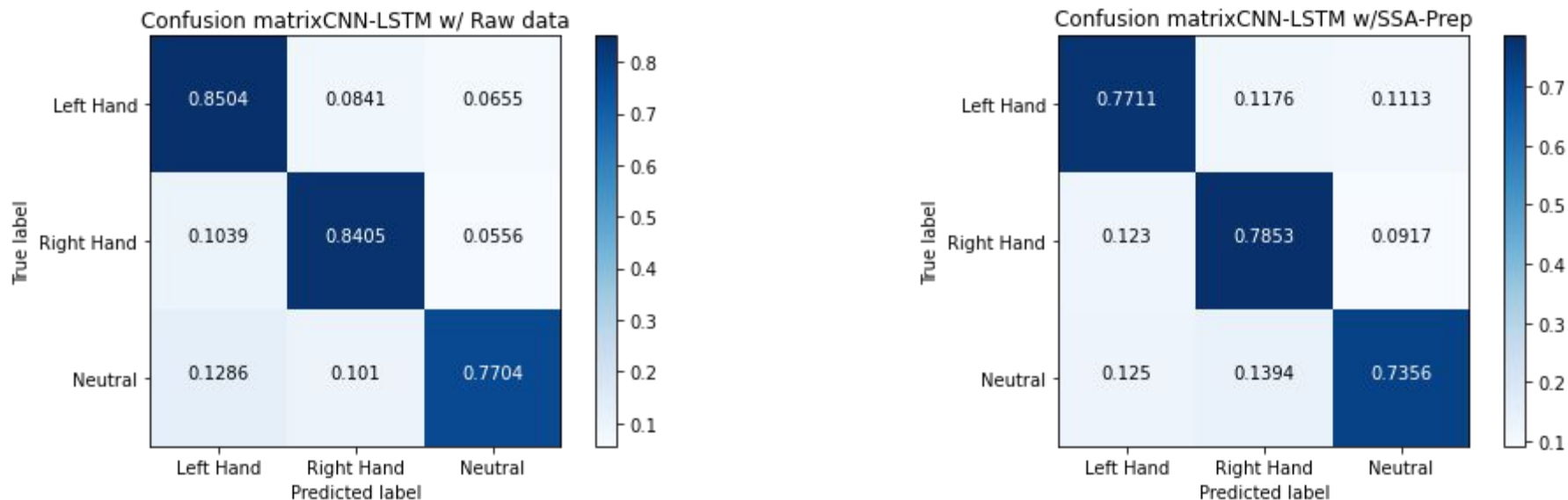


Figura 15. Matriz de confusión para la CNN usando CWT contra el modelo base de un MLP.



# Validación - Matrices de Confusión: CNN-LSTM-Raw/SSA



**Figura 16.** Matriz de confusión para la CNN usando CWT  
contra el modelo base de un MLP.

# Modelo elegido

CNN-LSTM y datos puros

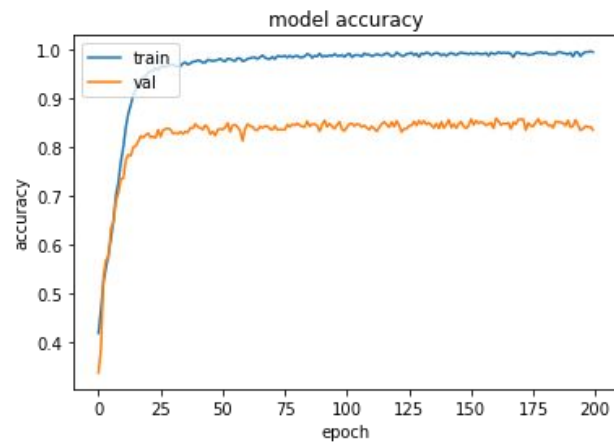
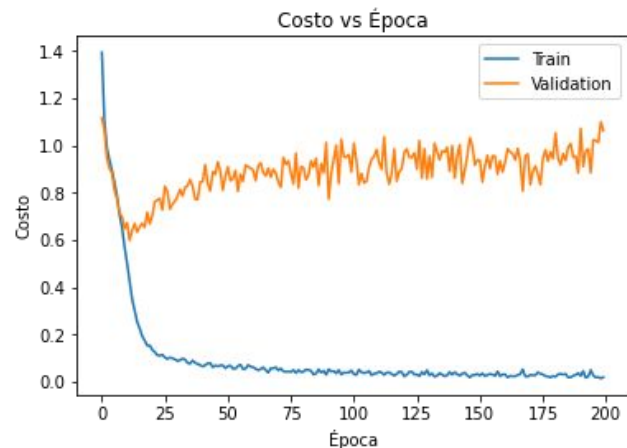
De acuerdo con los resultados obtenidos es posible elegir este modelo ya que es el modelo que ha logrado de mejor manera generalizar su aprendizaje. Teniendo un mejor score validado sobre su versión simple.

---

# CNN-LSTM Raw data: características

Hipérparámetros optimizados:

- 100 Épocas con 40 batches
- Función de activación de CNN: softmax
- Función de activación densa: hard\_sigmoid
- 200 neuronas con 0.5 radio de dropout
- 128 filtros de convolución
- Optimizador Adam (adaptable)



# Discusión

## Ventajas:

- Modelo adaptable capaz de obtener alta precisión con pocas épocas.
- Capaz de procesar series de tiempo y su evolución en el tiempo
- Procesamiento de alta dimensionalidad
- No requiere extracción de características adicionales

## Desventajas

- Tiende al sobreajuste del modelo ante datos nuevos.
- Poca capacidad de interpretación sobre el ajuste los parámetros
- Existe interviriabilidad entre los usuarios que dificulta la generalización del modelo
- Múltiples hiperparametros a optimizar

# Conclusiones

- Se implementó una CNN-LSTM como clasificador de IM con altas medidas de validez.
- El bajo coste computacional abre la posibilidad de implementarse en análisis en tiempo real.
- Debido a su naturaleza no lineal de las señales de EEG, se puede generar un modelo eficiente usando CNN-LSTM.
- Una mayor obtención de datos podría ayudar al sobreajuste.
- Existen múltiples combinaciones de parámetros aún inexplorados.

# Agradecimientos

A todos los profesores de este diplomado

Investigadores:

Murat Kaya, Mustafa Kemal Binli, Erkan Ozbay , Hilmi Yanar & Yuriy Mishchenko  
Mersin University, Mersin & University of Economics, Izmi; Turquía

# Referencias

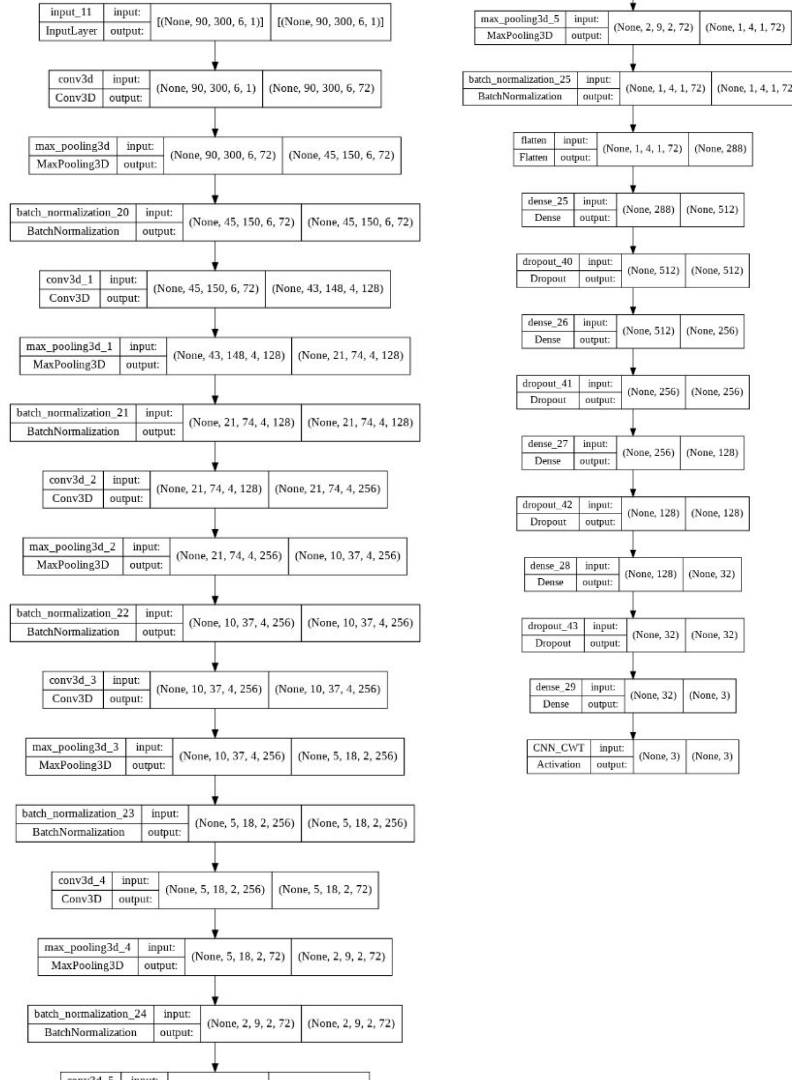
- Sreeja, S. R., Rabha, J., Nagarjuna, K. Y., Samanta, D., Mitra, P., & Sarma, M. (2017, October). Motor imagery EEG signal processing and classification using machine learning approach. In 2017 International Conference on New Trends in Computing Sciences (ICTCS) (pp. 61-66). IEEE.
- Brunner, C., Birbaumer, N., Blankertz, B., Guger, C., Kübler, A., Mattia, D., ... & Müller-Putz, G. R. (2015). BNCI Horizon 2020: towards a roadmap for the BCI community. *Brain-computer interfaces*, 2(1), 1-10.
- Pearson, J., & Kosslyn, S. M. (2013). Mental imagery. *Frontiers in Psychology*, 4(198.10), 3389.
- Kasess, C. H., Windischberger, C., Cunnington, R., Lanzenberger, R., Pezawas, L., & Moser, E. (2008). The suppressive influence of SMA on M1 in motor imagery revealed by fMRI and dynamic causal modeling. *Neuroimage*, 40(2), 828-837.



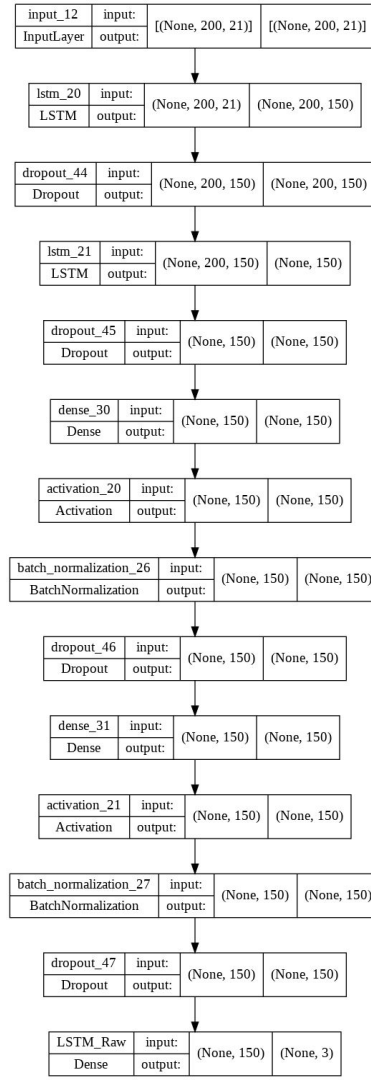
# Anexos



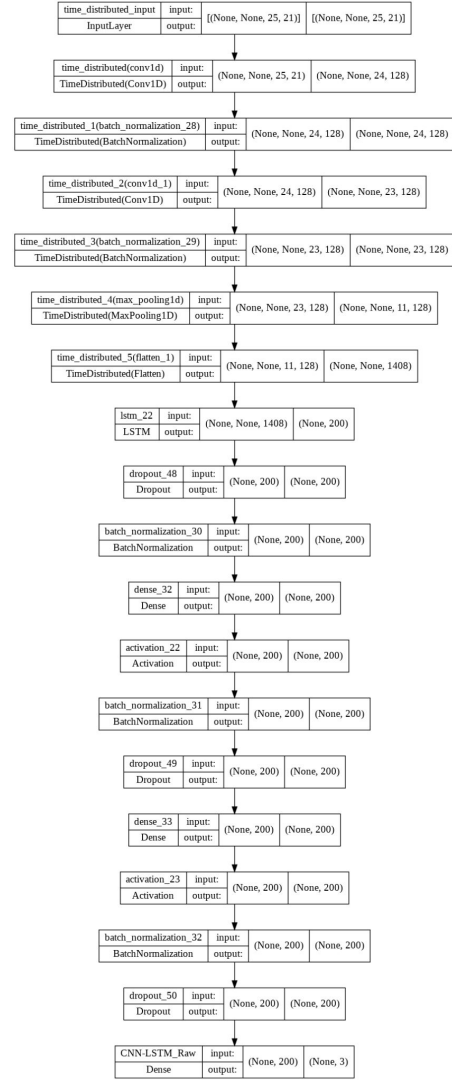
# Modelo CNN - CWT



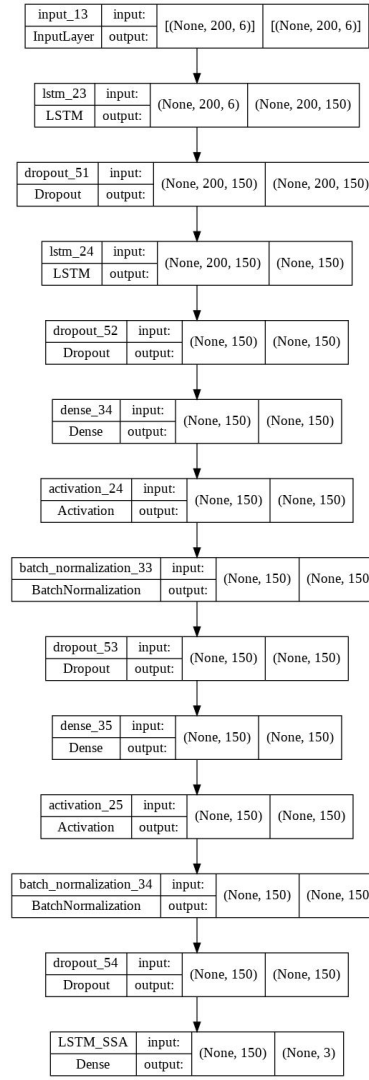
# Modelo LSTM - Raw



# Modelo CNN-LSTM - Raw



# Modelo LSTM - SSA



# Modelo CNN-LSTM - SSA

