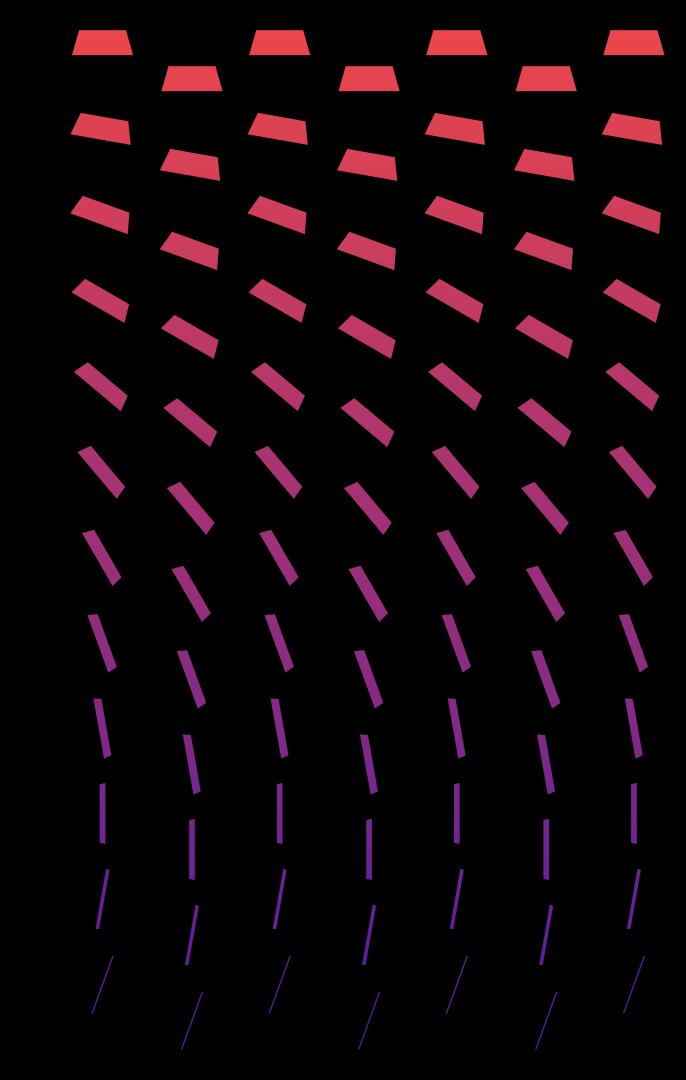


Clasificadores Híbridos LSTM-1D CNN para la identificación de fases y patologías del patrón ciclico alternante del sueño (CAP)

Grupo 3
Rodolfo Huacasi
Leonardo Sandoval
Daniel Zavaleta

Junio 2024

Reconocimiento de patrones



### Problemática

#### De forma tradicional:

Evaluación de CAP (indicador de la estabilidad del sueño vinculado a múltiples trastornos)



Requiere un análisis visual detallado y laborioso por parte de especialistas entrenados





- Susceptible a errores humanos
- Proceso extenso y costoso en términos de tiempo y recursos



Restringe su aplicabilidad en diagnósticos rápidos y accesibles



#### **Entonces:**

Detección deficiente e imprecisa de patologías del sueño debido a las limitaciones en los métodos actuales de análisis de los patrones de sueño, específicamente del Patrón Alternante Cíclico (CAP)

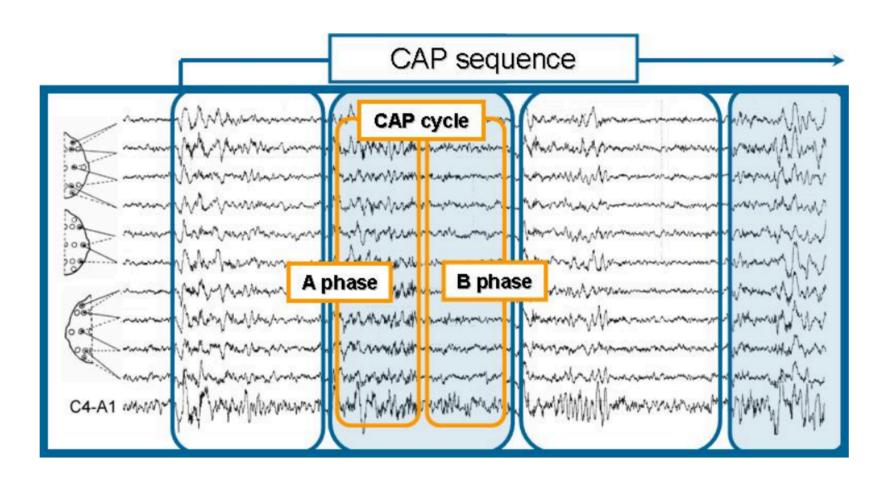
#### Solución:



Desarrollar: 1) un modelo de aprendizaje automático que permita la clasificación de fases del CAP, 2) un modelo que permita la clasificación de patologías del sueño, haciendo uso de la CAP Sleep Database.

# Clasificador de fases A y B

### Metodología: Preprocesamiento de los datos

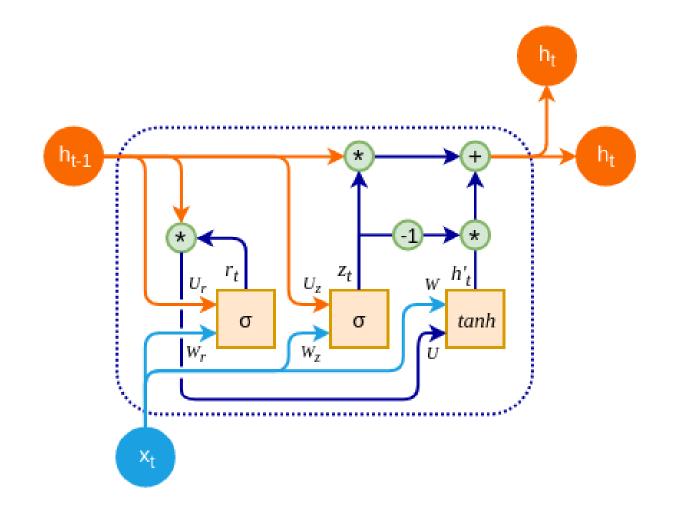


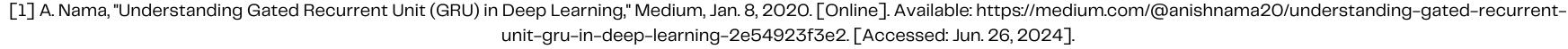
- 6 Pacientes con insomnio, generando un total de 9960 señales.
- 5 Pacientes con narcolepsia, generando un total de 9558 señales.
- 40 Paciente con Epilepsia nocturna del lóbulo frontal (NFLE), generando un total de 73263 señales.
- 8 Pacientes con Trastorno de movimientos periódicos de las extremidades (PLM) generando un total de 17934
- 22 Pacientes con trastorno de conducta del sueño REM (RBD) generando un total de 44100 señales.

## Clasificador de fases A y B

### Metodología: Desarrollo del modelo

Capa (tipo)	Forma de salida	Parámetros entrenables		
Conv 1D	(None, 1022, 64)	128		
Conv 1D	(None, 1020, 8)	776		
MaxPooling 1D	(None, 63, 8)	0		
Conv 1D	(None, 61, 8)	200		
MaxPooling 1D	(None, 15, 8)	0		
Dropout (0.5)	(None, 15, 8)	0		
GRU	(None, 8)	432		
Dropout (0.5) (None, 8)		0		
Dense	(None, 16)	144		
Dense	(None, 8)	136		
Dense	(None, 2)	18		





### Resultados



Figura 1. Función de pérdida y exactitud del clasificador de fases A y B para el caso saludable.

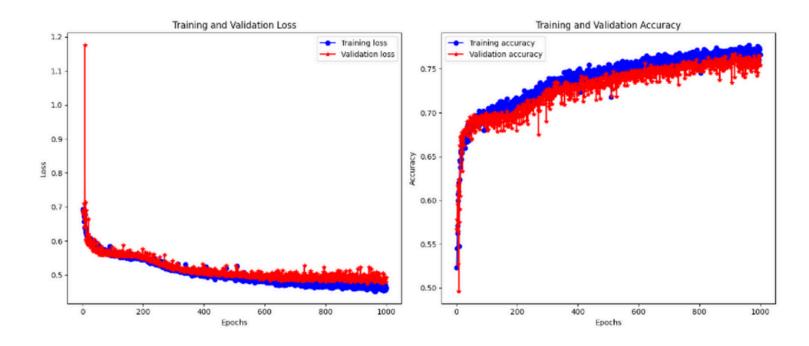


Figura 2. Función de pérdida y exactitud del clasificador de fases A y B para insomnio.

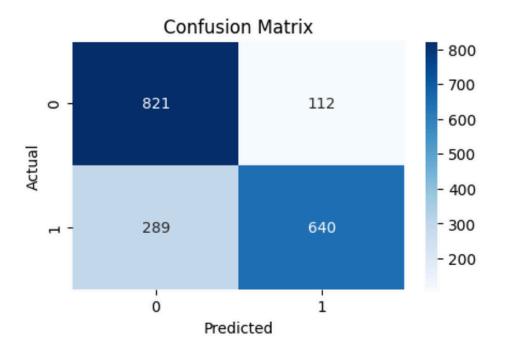


Figura 5. Matriz de confusión del clasificador de fases A y B para el caso saludable.

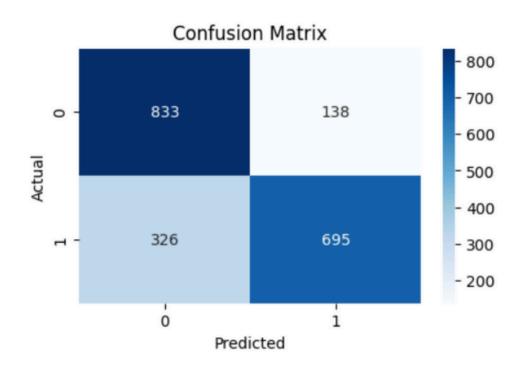


Figura 6. Matriz de confusión del clasificador de fases A y B para insomnio.

### Resultados

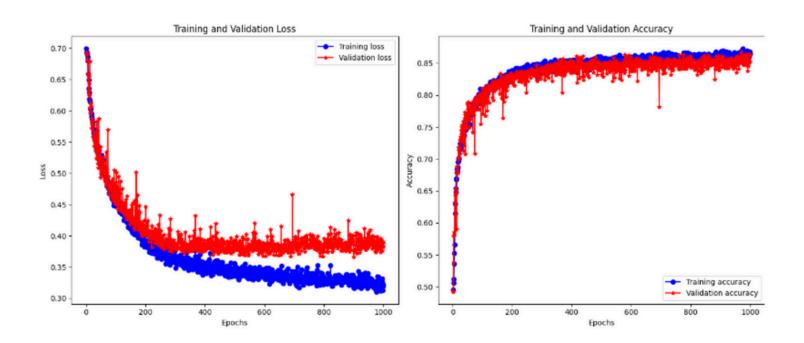


Figura 3. Función de pérdida y exactitud del clasificador de fases A y B para narcolepsia.

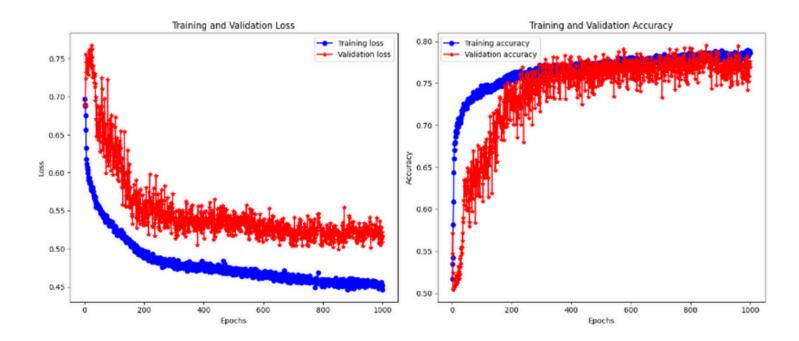


Figura 4. Función de pérdida y exactitud del clasificador de fases A y B para PLM.

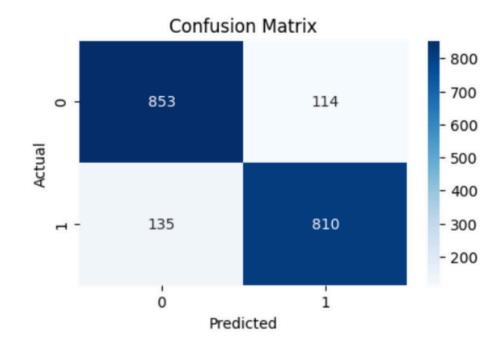


Figura 7. Matriz de confusión del clasificador de fases A y B para narcolepsia.

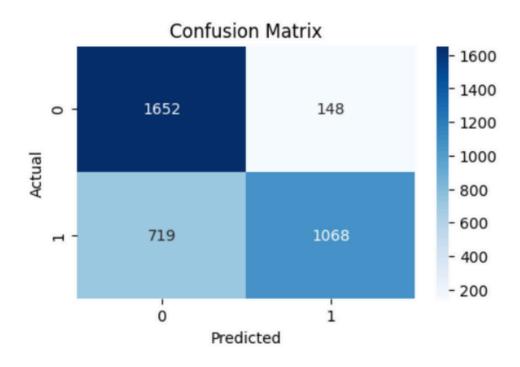
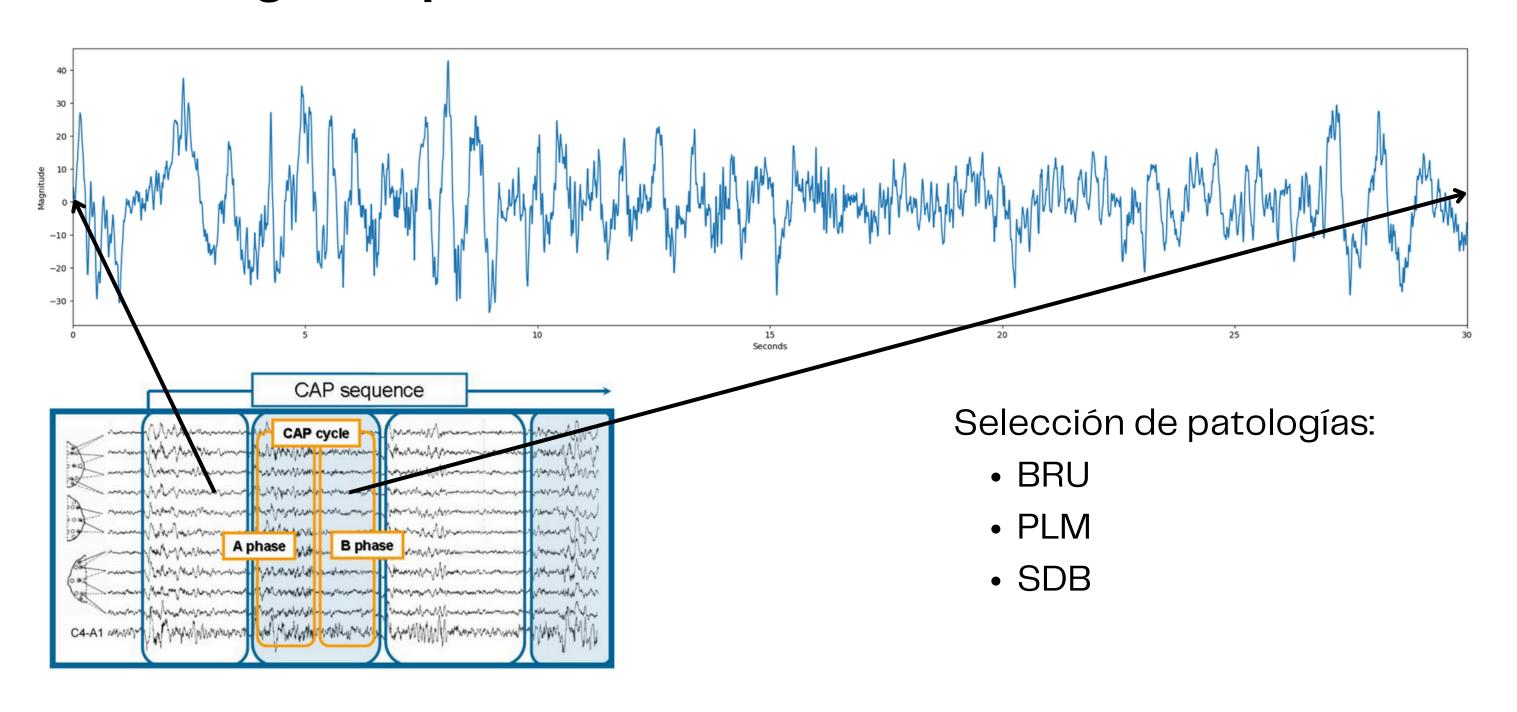


Figura 8. Matriz de confusión del clasificador de fases A y B para PLM.

# Clasificador de patologías

### Metodología: Preprocesamiento de los datos



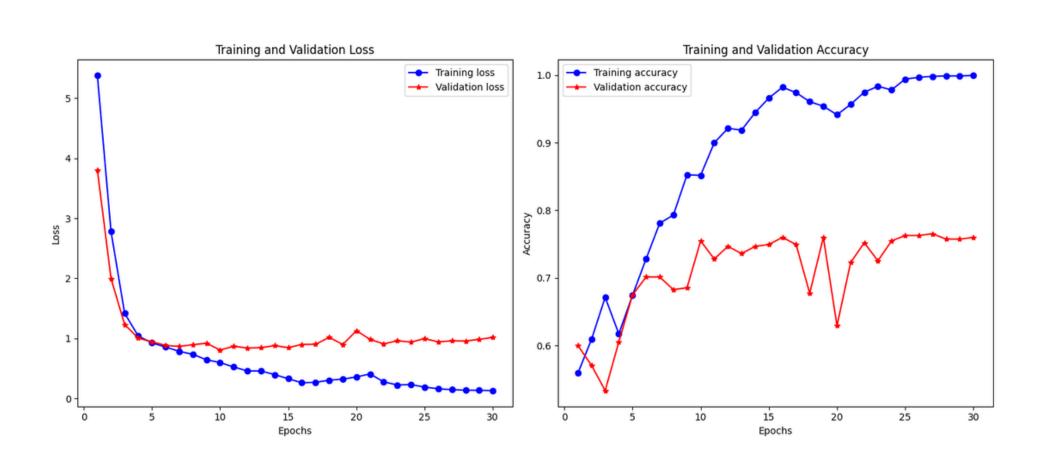
# Clasificador de patologías

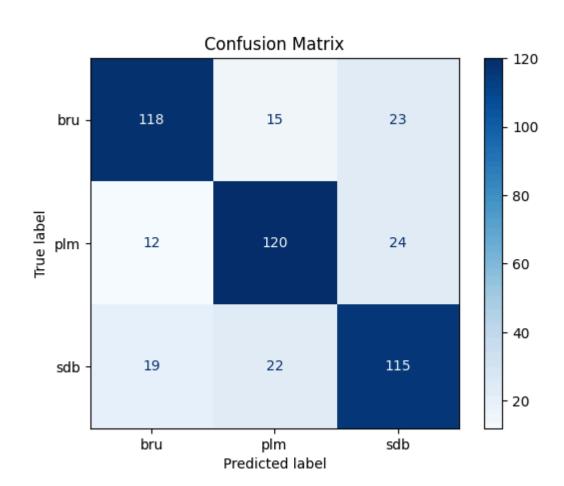
### Metodología: Desarrollo del modelo

Capa (tipo)	Forma de salida Parámetros entrenal			
Reshape	(None, 30, 512)	0		
LSTM	(None, 256)	787456		
Dense	(None, 32)	8224		
Dropout (0.2)	(None, 32)	0		
Dense	(None, 3)	99		

# Clasificador de patologías

### Resultados





Validation Accuracy: 76.00% Test Accuracy: 75.43%

### Discusión

Tabla III
COMPARACIÓN DE RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN CAP EN SUJETOS
CON TRASTORNOS DE SUEÑO USANDO DATASETS BALANCEADOS.

Tipo de	Estudio	Parámetros de rendimiento (%)				
enfermedad		Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Especificidad	
Narcolepsia	Murarka et al. [16]	82.21	82.09	82.60	82.34	
	Este trabajo	86.98	87.66	85.71	88.21	
PLM	Murarka et al. [16]	78.72	83.98	71.64	85.99	
	Este trabajo	75.83	87.83	59.76	91.78	
Insomio	Murarka et al. [16]	70.88	81.82	56.52	86.41	
	Este trabajo	76.71	83.43	68.07	85.79	



### Discusión

Tabla IV Comparación de resultados de clasificación CAP en sujetos sanos con datasets balanceados.

Método	N° de muestras	Frec. de	Parámetros de rendimiento (%)			
	utilizadas	muestreo (Hz)	Exact.	Prec.	Sens.	Espec.
Banco de filtros wavelet	Fases A:	512	73.43	67.38	76.59	70.95
biortogonales (BOWFB) [17]	4653					
Representaciones	Fases A:	32	77.50	78.40	75.90	79.10
Wigner [19]	3937					
1D-CNN	Fases A:	512	73.64	70.96	80.29	66.95
[12]	4653					
1D-CNN	Fases A:	512	78.84	82.45	73.44	84.26
[16]	4653					
1D-CNN	Fases A:	512	78.46	85.11	68.89	88.00
(trabajo actual)	4653					

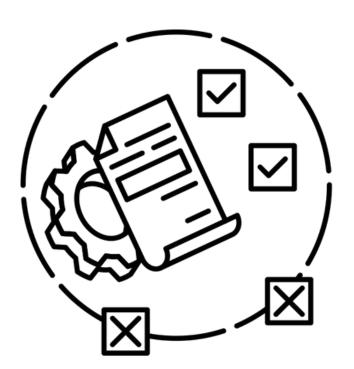
### Limitaciones

#### Clasificacion de patologías:

- No se consideró el número total de patologías de la CAP Sleep Database.
- Futuros estudios enfocarse en abarcar mayor cantidad de patologías mediante el uso de uno o más canales EEG.

#### Clasificacion de fases CAP:

- Tampoco se considera todas las patologías de la base de datos, solo 3 trastornos y sujetos sanos.
- Estudio realizado con dataset balanceados de cantidad de fases A y B.





**>** > >

**> > >** 

**>** > >

**>** > 2

**>** > 2

**> > >** 

> > >

**>** > >

**>** > 2

**>** >

### Conclusiones

- El clasificador de fases CAP del presente estudio cuenta con mejores métricas en la mayoría de las patologías elegidas (narcolepsia, PLM, insomio) que la literatura actual.
- El clasificador de fases CAP empleado en pacientes sanos cuenta con métricas similares o ligeramente mejores a la literatura actual.
- A futuro, realizar un analisis exploratorio para determinar si otras enfermedades pueden ser probadas en el clasificador de fases CAP.
- El clasificador de trastornos del sueño desarrollado logró clasificar 3 trastornos (bruxismo, PLM, SDB) del CAP Sleep Database con una exactidud mayor al 75%.

# iMuchas gracias!

