

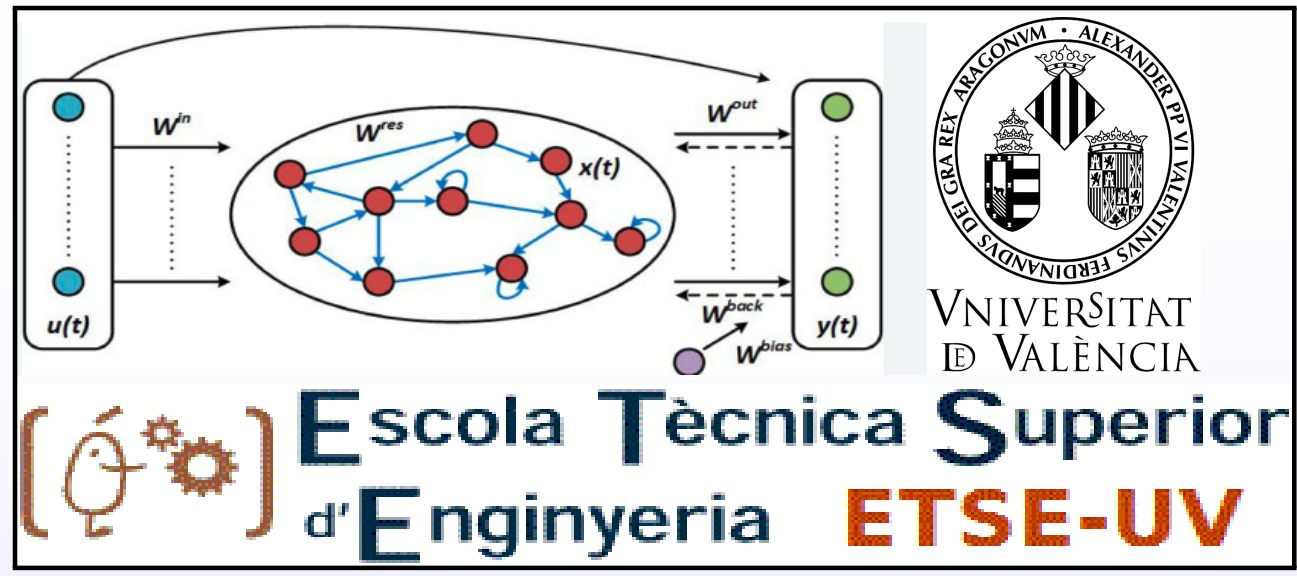
Modelización de patrones neuronales a partir de señales EEG

José Javier Gutiérrez Gil

jogugil@alumni.uv.es, jogugil@gmail.com

Grado en Ciencia de Datos, Universidad Valencia. Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ETSE-UV), Valencia, España.

<https://github.com/jogugil/MyRC>



Problema

Se presenta un framework modular de Reservoir Computing (RC) para analizar señales de EEG y detectar patrones predictivos del envejecimiento neuronal y sus efectos cognitivos. RC captura complejas dinámicas temporales en datos reales, mejorando la comprensión de los procesos neurobiológicos del envejecimiento. Este enfoque avanza en neurociencia computacional, proporcionando nuevas herramientas para el análisis de EEG y la identificación de marcadores de envejecimiento neuronal.

Conceptos Base

El **dataset** consta de 47 sujetos (23 jóvenes y 24 mayores), con 64 canales EEG y 7 especiales. Las señales fueron normalizadas, truncadas y la frecuencia de muestreo reducida por 4 desde 512 Hz. El preprocesamiento incluyó eliminación de ruido y corrección por eventos oculares, musculares y detección de amplitudes extremas.

Análisis de Dinámicas Temporales

La **matriz de similitud** permite visualizar y cuantificar las relaciones entre los patrones de la dinámica temporal, identificando agrupaciones de sujetos con patrones similares [4]. Se calcula mediante la distancia coseno entre los estados internos de cada sujeto:

$$\text{Similitud}(i, j) = 1 - \frac{\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{x}_j\|} \quad (1)$$

donde \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j son los vectores de estados internos de los sujetos i y j respectivamente. Una **gráfica recurrente** [3] muestra cuándo un sistema dinámico retorna a estados similares, basada en el concepto de "recurrencia". Para una serie temporal $\{x_i\}_{i=1}^N$, se define una matriz R donde:

$$R_{i,j} = \Theta(\epsilon - \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|), \quad (2)$$

donde \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j son puntos en el espacio de fases, $\|\cdot\|$ es la norma euclidiana, ϵ es el umbral de recurrencia y Θ es la función escalón de Heaviside (1 si +, 0 sino).

El **potencial de memoria** [4] se define como el instante t cuando la distancia euclidiana entre el estado inicial y_0 y el estado y_t cae por debajo de ϵ :

$$t = \min \{t \in N \mid \|y_t - y_0\| < \epsilon\} \quad (3)$$

donde y_0 es el estado inicial, y_t es el estado en el tiempo t , y ϵ es el umbral de tolerancia para la repetición del patrón.

Modelo

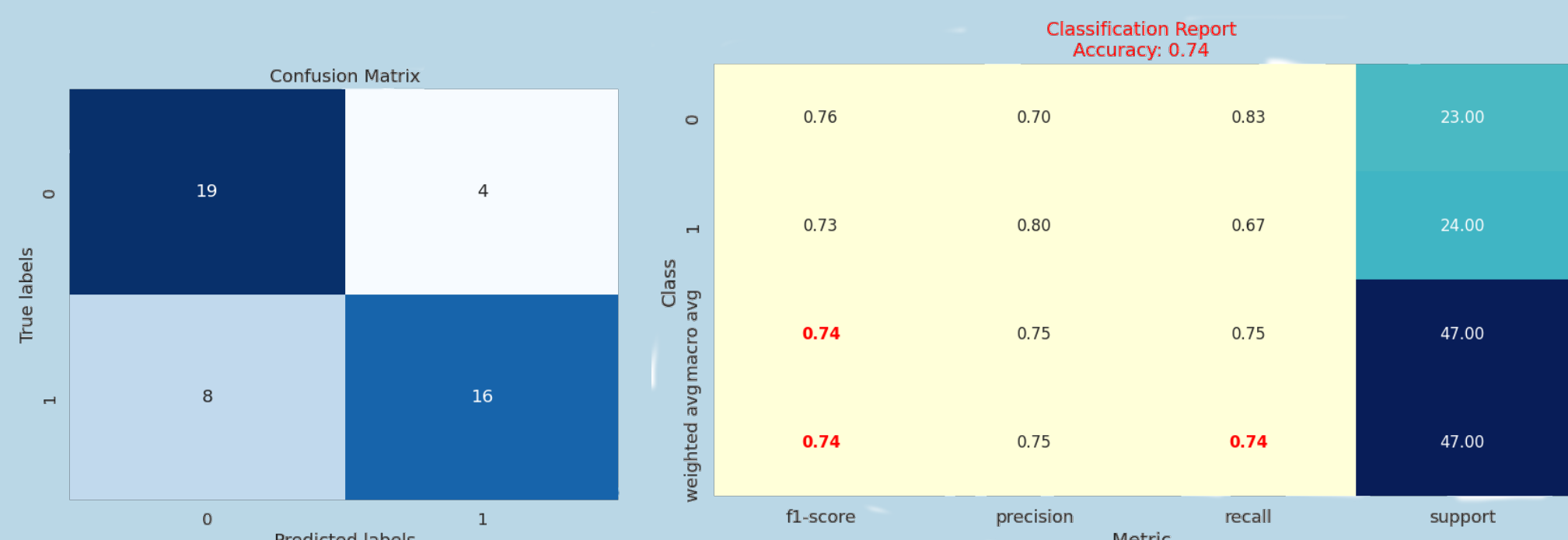
El **modelo RC-ESN** usa conexiones recurrentes permitiendo capturar la dinámica temporal de las señales procesadas[1], [2].

$$\mathbf{x}(t) = (1 - \alpha)\mathbf{x}(t - 1) + \sigma (\mathbf{W}_{in}\mathbf{u}(t) + \mathbf{W}_{res}\mathbf{x}(t - 1)) * \mathbf{W}_{noise} \quad (4)$$

donde: \mathbf{W}_{in} y \mathbf{W}_{res} son los pesos de entrada y reservorio; σ es la función de activación, α el parámetro de fuga; y \mathbf{W}_{noise} el ruido adicional a los estados.

Resultados

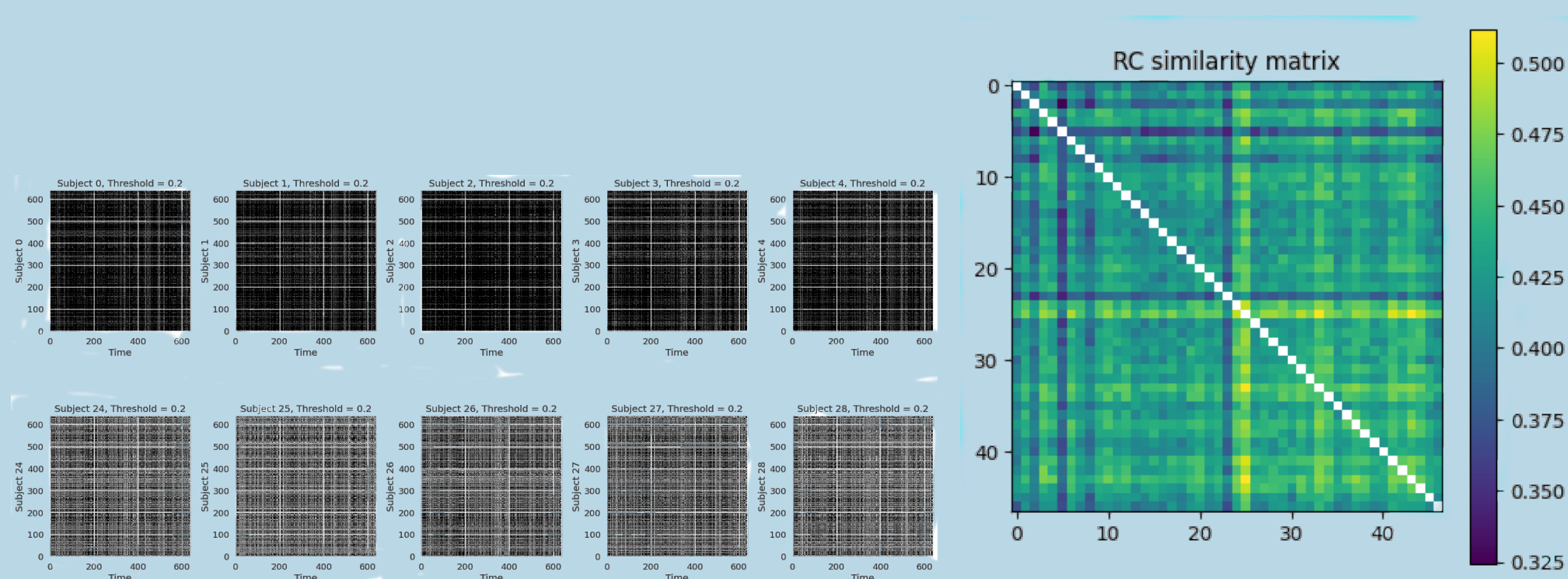
El modelo RC-ESN demostró una alta precisión en el agrupamiento/clasificación de las señales EEG según el grupo etario, sugiriendo que estos patrones pueden servir como marcadores predictivos del envejecimiento neuronal. Los resultados indican que el modelo puede ser efectivo llegando a obtener un 0.74 en el agrupamiento mediante k-means como se ve en la matriz de confusión y las métricas asociadas.



Matriz de confusión y métricas asociadas a K-means (0: Jóvenes adultos; 1: Adultos mayores).

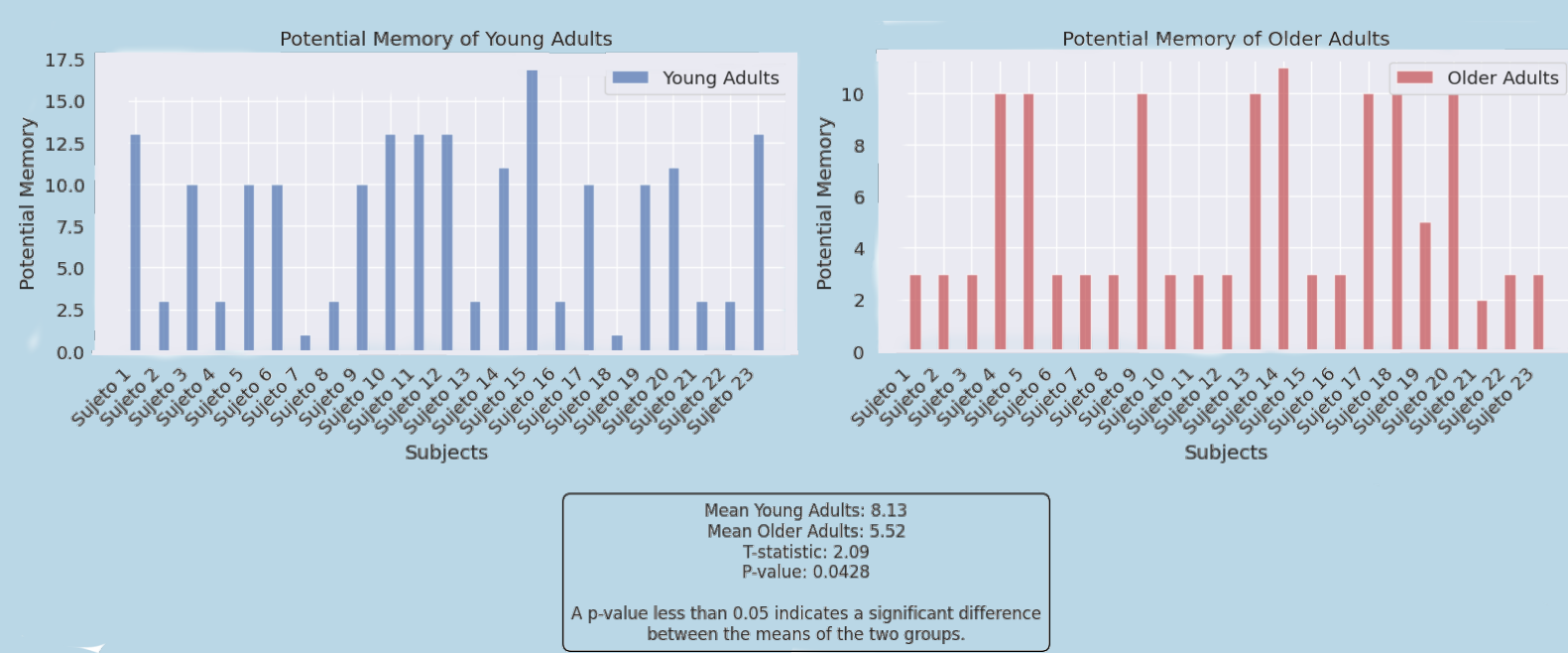
La matriz de similitud identifica claramente dos grupos: jóvenes adultos y mayores, lo que demuestra la eficacia del modelo RC-ESN en distinguir las dinámicas temporales entre estos grupos. Las sutiles variaciones entre los jóvenes podrían reflejar diferencias individuales, mientras que la actividad cerebral más uniforme en los mayores sugiere una menor plasticidad neuronal.

Las gráficas de recurrencia muestran una mayor coherencia en los jóvenes, lo que indica una mejor sincronización neuronal en comparación con los mayores, quienes presentan un deterioro en las redes neuronales. Esta disminución en la coherencia podría afectar funciones cognitivas como la memoria y la atención, sugiriendo que mantener la coherencia neuronal en la vejez podría ser crucial.



Gráficas de recurrencia y matriz de similitud ([0-23]: Jóvenes adultos; [24-47]: Adultos mayores).

Los potenciales de memoria muestran una mayor plasticidad en los jóvenes, con diferencias estadísticamente significativas respecto a los mayores. Esta reducción en la plasticidad cerebral en los mayores puede servir como biomarcador para intervenciones dirigidas a mejorar la función cognitiva en la vejez.



Potencial de memoria ([0-23]: Jóvenes adultos; [24-47]: Adultos mayores).

Conclusiones

- El framework es robusto y flexible, permitiendo crear arquitecturas RC-ESN como DeepRC y demostrando eficacia para los objetivos marcados.
- El modelo RC-ESN captura dinámicas neuronales temporales, facilitando la investigación del envejecimiento cerebral.
- Los cerebros jóvenes muestran mayor sincronización y adaptabilidad, mientras que los mayores presentan menor plasticidad, apoyando la disminución de la funcionalidad cognitiva con la edad y la detección temprana de alteraciones.
- Futuras investigaciones optimizarán el framework y explorarán su aplicación en otras señales neurofisiológicas.

Referencias

- [1] G. Tanaka, T. Yamane, J.-B. Héron, R. Nakane, N. Kanazawa, S. Takeda, and A. Hirose, *Recent advances in physical reservoir computing: A review*, Neural Networks, vol. 115, pp. 100–123, 2019.
- [2] M. Lukosevicius and H. Jaeger, *Reservoir computing approaches to recurrent neural network training*, Computer Science Review, vol. 3, no. 3, pp. 127–149, 2009.
- [3] C. L. Webber Jr and J. P. Zbilut, *Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems*, Tutorials in Contemporary Nonlinear Methods for the Behavioral Sciences, vol. 94, no. 2005, pp. 26–94, 2005.
- [4] H. Jaeger, Sebastian Bobadilla-Suarez, Christian Ahlheim, Ankit Mehrotra, et al. Measures of neural similarity. Computational Brain Behavior, 3(4):369–383, 2020.

Acknowledgements

Agradecemos al equipo de investigación y al profesorado del Grado de Ciencias de Datos de la UV por su colaboración.