Explorando el aprendizaje de representaciones para EEG del desarrollo infantil*

Jaime Uclés[1], Kristina Stemikovskaya[1,3], Lina M. Cómbita[2], M. Ángeles Ballesteros-Duperón[6,2], M. Rosario Rueda[5,2], Alberto Fernández[4,1] e Isaac Triguero[4,1]

[1] Instituto Andaluz Interuniversitario en Ciencia de Datos e Inteligencia Computacional (DaSCI), Universidad de Granada, Granada, España
[2] Centro de Investigación Mente, Cerebro y Comportamiento (CIMCYC), Universidad de Granada, España
[3] TECNALIA, Investigación Vasca & Alianza Tecnológica (BRTA), Derio, Bizkaia, España
[4] Dpto. de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, España
[5] Dpto. de Psicología Experimental, Universidad de Granada, España
[6] Dpto. de Psicobiología, Universidad de Granada, España
jaimecastillo@ugr.es

Resumen El estudio del cerebro en las primeras etapas de la vida es crucial para comprender cómo se desarrolla a lo largo de toda ella. El aprendizaje de representaciones se ha aplicado ampliamente al EEG, mostrando potencial para capturar características abstractas, reutilizables y especializables. Sin embargo, el EEG infantil difiere del adulto debido a grandes cambios producidos en el desarrollo infantil, introduciendo retos adicionales. En este estudio, proporcionamos una evaluación sistemática del aprendizaje de representaciones para EEG en las primeras etapas de la vida; destacando consideraciones metodológicas, comparando enfoques autosupervisados y de referencia sobre un conjunto de datos real de 45 bebés registrados longitudinalmente y empleando estrategias complementarias como la predicción posterior de la edad cronológica y el análisis no supervisado de agrupamientos en las representaciones especialmente entre sesiones y sujetos.

Palabras clave: Aprendizaje de representaciones · Aprendizaje autosupervisado · EEG infantil · Neurociencia del desarrollo.

1. Introducción

El desarrollo cognitivo temprano es un objetivo clave en la neurociencia del desarrollo, y la electroencefalografía (EEG) se utiliza ampliamente para estudiarlo. Sin embargo, las señales EEG plantean varios retos: naturaleza multicanal, no estacionariedad, alto nivel de ruido y variabilidad entre sujetos y entre tareas. El

* Versión en español del trabajo presentado en IEEE CAI 2026 [7].

EEG infantil longitudinal añade variabilidad temporal entre sesiones, amplificada por fuertes diferencias neurofisiológicas dependientes de la edad. La mayoría de los análisis del EEG del desarrollo se basan aún en descriptores manuales como descomposiciones espectrales y trayectorias del desarrollo en bandas de frecuencia canónicas [8], separando recientemente las componentes periódica y aperiódica [5]. Aunque interpretables, estos descriptores pueden imponer sesgos inductivos y no capturar estructura compleja.

El aprendizaje de representaciones ofrece un paradigma complementario al aprender características directamente de los datos, capturando la estructura subyacente mientras se descarta la variabilidad irrelevante. Aplicados al EEG, estos métodos pueden modelar la dinámica temporal multiescala, las dependencias entre canales y las firmas latentes del neurodesarrollo, capacidades alineadas con los objetivos de los sistemas de inteligencia artificial de propósito general *GPAIS*. Sin embargo, los conjuntos de datos etiquetados en este dominio son extremadamente limitados, por lo que el aprendizaje autosupervisado se convierte en un habilitador clave, mediante tareas de pretexto como la reconstrucción o la discriminación de instancias [4]. No obstante, la mayoría de los estudios existentes se centran en el EEG en adultos y la eficacia de los enfoques autosupervisados en el EEG del desarrollo infantil sigue en gran medida inexplorada. La predicción de la edad cronológica constituye una aproximación natural de la progresión del neurodesarrollo infantil, empleado tanto en flujos de trabajo clásicos como en la estimación de la edad cerebral infantil [1].

Sobre un conjunto de datos real de EEG infantil longitudinal [5], (i) comparamos métodos clásicos y modernos de aprendizaje de representaciones, supervisados y autosupervisados, con la regresión de la edad cronológica como tarea posterior; y (ii) analizamos la estructura intrínseca de las representaciones mediante agrupamiento no supervisado, el estadístico de Hopkins y métricas intrínsecas evaluadas entre sesiones y sujetos. El código completo es público.[7]

2. Metodología y experimentos

Empleamos un conjunto de datos de EEG infantil del CIMCYC [5]: 45 bebés registrados en cuatro etapas (6, 9, 16 y 36 meses) en condiciones de reposo, segmentado en ventanas de 5 s a 250 Hz, filtrado paso banda (0.2–48 Hz), preprocesado según [5] y estandarizado por canal.

Evaluamos tres métodos autosupervisados que cubren los paradigmas contrastivo y generativo: SimCLR [2], un autoencoder estándar (AE) y un autoencoder enmascarado (MAE) [3]. Como referencias de comparación se incluyeron PCA, un codificador totalmente supervisado y *Triplet Loss* [6].

Se adoptó una arquitectura neuronal unificada: el codificador combina CNN, LSTM bidireccional y atención multicabeza; el decodificador refleja su estructura y la lectura posterior emplea una red neuronal lineal mínima. AdamW produce representaciones de 128 dimensiones normalizadas en ℓ_2. La evaluación usa la

[7] `https://github.com/jucls/RL-DaSCI-CIMCYC`

Tabla 1. Rendimiento en la tarea posterior con validación cruzada de 10 particiones para la predicción de la edad cronológica (meses).

	Evaluación lineal			Ajuste fino		
Método	nRMSE	RMSE	R^2	nRMSE	RMSE	R^2
PCA	1.03	12.56±0.86	-0.06	–	–	–
SimCLR	<u>0.93</u>	11.37±0.85	0.14	0.31	5.93±1.16	0.91
AE	1.04	12.21±1.07	-0.08	<u>0.26</u>	4.46±1.02	<u>0.93</u>
MAE	0.95	11.59±1.00	0.10	**0.23**	**3.55±0.68**	**0.95**
Triplet Loss	**0.46**	**6.63±0.75**	**0.79**	<u>0.26</u>	4.86±0.55	<u>0.93</u>
Supervisado	–	–	–	0.29	5.65±0.93	0.92

Tabla 2. Análisis de agrupamiento y ablación de las representaciones aprendidas.

	Agrupamiento			Métricas de ablación		
Método	K	SH ↑	DB ↓	Hopkins ↑	DB-sesión ↓	DB-sujeto ↓
Señales brutas	Max	0.003	4.18	0.72	5.42	7.05
PCA	3	0.046	3.67	0.70	5.55	7.40
SimCLR	10	0.088	2.09	0.75	4.29	<u>6.16</u>
AE	23	0.111	<u>1.52</u>	0.88	5.31	8.95
MAE	4	<u>0.163</u>	1.60	<u>0.90</u>	<u>3.55</u>	**6.02**
Triplet Loss	4	**0.820**	**0.28**	**0.97**	**0.31**	10.00

regresión de la edad cronológica (nRMSE, RMSE, R^2) con validación cruzada de 10 particiones a nivel de sujeto (sujetos de test no vistos y errores balanceados por sujeto), en evaluación lineal y ajuste fino (optimización completa de la red). La estructura intrínseca se evalúa con el coeficiente de Silueta (SH), el estadístico de Hopkins y el índice de Davies-Bouldin (DB) por sesión y por sujeto.

3. Análisis de resultados

Las Tablas 1 y 2 resumen el rendimiento en la tarea posterior y la estructura de las representaciones (el mejor en negrita y el segundo mejor subrayado).

Triplet Loss logra el mejor rendimiento en evaluación lineal y la mayor separabilidad (SH alto, DB bajo), mientras que el MAE destaca tras el ajuste fino (menor nRMSE, mayor R^2) con la mayor robustez a nivel de sesión y de sujeto.

Los métodos de aprendizaje de representaciones, que utilizan una base neuronal, mejoran de forma consistente sobre las bases no neuronales (PCA). Entre los métodos neuronales, las ganancias de los enfoques autosupervisados son moderadas dado el reducido tamaño del conjunto de datos. En estos regímenes de pocos datos, la supervisión en la tarea posterior domina; las mayores ganancias se producen al usar las etiquetas de edad, indicando que gran parte de la señal predictiva refleja la variabilidad longitudinal del desarrollo.

Los métodos generativos exhiben ventajas adicionales: AE y MAE mejoran el rendimiento tras el ajuste fino respecto a la base supervisada, capturando información complementaria sobre la estructura del EEG. El MAE alcanza el mejor rendimiento global y la mayor robustez entre sesiones y sujetos, al forzar la codificación de dependencias globales en lugar de correlaciones locales. SimCLR muestra buen rendimiento en evaluación lineal pero no lidera tras el ajuste fino,

en coherencia con la sensibilidad de los métodos contrastivos a los sesgos inductivos y la escala de datos. En conjunto, el aprendizaje de representaciones sirve principalmente para estructurar el espacio latente, mientras que la supervisión etiquetada sigue siendo el factor determinante del rendimiento.

4. Conclusiones

Este trabajo ha presentado una exploración inicial del aprendizaje de representaciones para EEG del desarrollo infantil. Los resultados muestran que el aprendizaje contrastivo supervisado (*Triplet Loss*) separa eficazmente las representaciones por edad, y los métodos autosupervisados generativos, en especial *MAE*, mejoran consistentemente el rendimiento predictivo y la organización de las representaciones. Pese al tamaño limitado del conjunto de datos, el estudio motiva el escalado de datos de EEG hacia modelos fundacionales y representaciones más generalizables, en línea con los objetivos de los sistemas inteligencia artificial de propósito general *GPAIS*.

Agradecimientos Esta investigación es parte del Proyecto TSI-100927-2023-1, financiado por Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia Europeo, de la Unión Europea-Next Generation EU a través del Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública y está parcialmente financiada por el proyecto de I+D+i C-ING-250-UGR23, cofinanciado por la Consejería de Universidad, Investigación e Innovación y la Unión Europea en el marco del Programa FEDER Andalucía 2021-27. Se ha empleado IA (Claude Opus 4.6) únicamente para mejorar la redacción.

Conflicto de intereses Los autores declaran no tener conflictos de intereses.

Referencias

1. An, W.W., Bhowmik, A.C., Nelson, C.A., et al.: EEG-based brain age prediction in infants–toddlers: Implications for early detection of neurodevelopmental disorders. Developmental Cognitive Neuroscience **71**, 101493 (2025)
2. Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M., et al.: A simple framework for contrastive learning of visual representations. In: International Conference on Machine Learning, pp. 1597–1607. PMLR (2020)
3. He, K., Chen, X., Xie, S., et al.: Masked autoencoders are scalable vision learners. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 16000–16009 (2022)
4. Liu, X., Zhang, F., Hou, Z., et al.: Self-supervised learning: Generative or contrastive. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering **35**(1), 857–876 (2021)
5. Rico-Picó, J., Moyano, S., Conejero, Á., et al.: Early development of electrophysiological activity: Contribution of periodic and aperiodic components of the EEG signal. Psychophysiology **60**(11), e14360 (2023)
6. Schroff, F., Kalenichenko, D., Philbin, J.: FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 815–823 (2015)
7. Uclés, J., Stemikovskaya, K., Cómbita, L.M., et al.: Exploring representation learning for developmental infant EEG. In: IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI), Granada (2026). `https://hdl.handle.net/10481/113679`
8. Wilkinson, C.L., Yankowitz, L.D., Chao, J.Y., et al.: Developmental trajectories of EEG aperiodic and periodic components in children 2–44 months of age. Nature Communications **15**(1), 5788 (2024)