



Universidad Superior
de Guadalajara

Memoria asociativa y aprendizaje universitario: Una perspectiva neuromórfica

Bertha Ulloa Rubio

bulloa@ucv.edu.pe

Resumen

La importancia del paradigma educativo basado en la integración de la computación neuromórfica, la inteligencia artificial avanzada y la analítica del aprendizaje en la educación universitaria, cuyo objetivo es analizar sistemas de educación de precisión altamente personalizados. Teniendo en cuenta la diferencia de los enfoques tradicionales de aprendizaje automático, que dependen de modelos estáticos o entrenamientos masivos, las redes neuromórficas inspiradas en la dinámica del cerebro humano con un panorama biológico que permite procesar información de manera eficiente, adaptativa y en tiempo real mediante eventos discretos y mecanismos de plasticidad sináptica. El objetivo de este trabajo de investigación es relacionar el modelo neuromórfico de memoria asociativa con el aprendizaje isomórfico de estudiantes universitarios. Así mismo, el modelo de memoria asociativa estuvo basado en principios neuromórficos que indujeron capacidades de aprendizaje isomórfico, considerado en cinco dimensiones: identificación estructural, racioninio analógico, transmisión del aprendizaje, unificación interdisciplinaria, resolución novedosa de cada estudiante. La idea se cimentó donde cada estudiante tiene un perfil único de aprendizaje que se puede observar mediante las variables del modelo neuromórfico de memoria asociativa; fue multilineal con coeficiente de correlación de 0.8 representados por encendido asociativo, vinculación cognitiva, flexibilidad conectiva, identificación de patrones, transmisión adaptativa. Concluimos que el aprendizaje isomórfico es cuando los estudiantes comparten dos sistemas o dos contextos bajo una estructura parecida, pero de contenido diferente. El modelo predice que aprende por identificación de patrones y transmisión adaptativa luego realiza otro de similar estrategia o modelo de temas diferentes. Por lo tanto, el sistema neuromórfico generó adaptaciones en tiempo real del contenido, la dificultad, el ritmo y las estrategias pedagógicas.

Palabras clave: memoria asociativa, neuromórfico, redes neuronales de impulsos, isomórfico, capacidades de aprendizaje.



Universidad Superior
de Guadalajara

Introducción

El presente estudio parte del punto de investigación electrónica para luego el modelo aplicar a la educación universitaria que se fundamentó en inteligencia artificial porque las redes neuromórficas simbolizan una transformación tecnológica para la computación, ofreciendo ventajas significativas en eficiencia energética, adaptabilidad y procesamiento en tiempo real. El progreso en construcción de hardware, software y la optimización de algoritmos, los sistemas neuromórficos permitieron diferentes aplicaciones en la robótica, atención sanitaria, internet industrial de las cosas, bioelectrónica, y sean soluciones con IA sostenibles con el tiempo. A continuación, describimos acontecimientos desde el nacimiento de la computación neuromórfica.

En este contexto surgió el concepto de computación neuromórfica por Carver Mead, aproximadamente en el año 1980, quien propuso la idea de crear sistemas electrónicos inspirados en la estructura neuronal del cerebro humano (Carver, 2024). Así también relatamos avances de investigaciones en ingeniería neuromórfica, como la memoria asociativa, una función cognitiva fundamental que permitió recuperar información completa a partir de fragmentos parciales, del hipocampo y la estructura cerebral clave para este proceso (Hebb, 1949; Cutsuridis et al., 2010) logrando implementar el primer modelo de memoria hipocampal completamente funcional en hardware de impulsos, con capacidad para aprender, recordar desde cualquier fragmento y olvidar memorias (Casanueva-Morato et al., 2024a, 2024b). Luego aparecen las redes neuromórficas, como un conjunto de grafos que representa sistemas neuromórficos, representados por arquitecturas computacionales teniendo como base la estructura y funcionalidad de las redes neuronales biológicas de un ser humano que imita al cerebro, tratando de simular procesos cerebrales en busca de eficiencia energética, adaptabilidad y paralelismo, y esto será un modelo alternativo con respecto a la computación tradicional. Así pues, surgen los sistemas computacionales tradicionales que fueron desarrollados con arquitectura de Von Neumann. Presentaron restricciones significativas que emulan funciones cognitivas más difíciles y complejas sobre la memoria asociativa, porque existe una separación física entre las componentes memoria versus procesamiento de la computadora (Young et al., 2019; Chen et al., 2026).



**Universidad Superior
de Guadalajara**

Teniendo como referencia su aporte del estudio en la computación neuromórfica y aprendizaje automático realizado, considerando funciones del cerebro humano, logrando sistemas de inteligencia artificial a partir de las redes neuronales con impulsos con menos consumo energético, beneficiando a las aplicaciones como internet de las cosas, etc. (Haripriya et al., 2025). Sin embargo, el análisis continuó con el desarrollo de algoritmos complejos para el autoaprendizaje de aplicaciones clínicas (Chou & Cheng, 2026).

Por otra parte, se implementó memoria hipocampal para hardware neuromórfico, pero con impulsos; fue construido por Casanueva-Morato et al. (2024a, 2024b), teniendo capacidad para aprender y recordar partes textuales, y continúan las investigaciones desde el punto de electrónica. No obstante, las investigaciones realizadas desde la perspectiva de hardware y software en computación neuromórfica nos brindaron la partida para llevar el avance a un área que es educación universitaria. Se partió de un hallazgo que presentó una forma de revolucionar la industria de computación sostenible; fue desarrollado con eficiencia y también con adaptabilidad de las funciones del cerebro humano, donde los sistemas neuromórficos brindaron una alternativa de mejorar el consumo de energía de la inteligencia artificial, sobre todo en chips especializados (Daniel Raj et al., 2025).

Considerando la abundante información, la interdisciplinariedad y la vertiginosa evolución del conocimiento, resulta preciso desarrollar modelos pedagógicos que favorezcan la organización, integración y transferencia del conocimiento, más que simplemente la generación y adquisición de contenidos (UNESCO, 2021; OECD, 2023). Esto nos llevó a la formulación del problema. ¿Cómo se relaciona el modelo de memoria asociativa basado en principios neuromórficos y aprendizaje isomórfico en estudiantes universitarios en el año 2026? Así, la investigación tiene como propósito principal, analizar la relación del modelo de memoria asociativa basado en principios neuromórficos y el aprendizaje isomórfico en estudiantes universitarios, esto será muy útil para las instituciones universitarias que brindan la educación superior y están en busca de nuevos modelos pedagógicos.

También se realizaron los objetivos específicos: Construir el modelo de la memoria asociativa en base a principios neuromórficos y el aprendizaje isomórfico en estudiantes universitarios, describir cuál de las dimensiones del modelo que influyeron en el aprendizaje isomórfico de los estudiantes universitarios.



**Universidad Superior
de Guadalajara**

A continuación, presento la justificación de la respuesta al problema y a los objetivos que se presentó, confirmando el estudio desde la perspectiva de su marco teórico, filosófico, que permitió contribuir al conocimiento fundamental sobre el comportamiento de los sistemas de memoria asociativa neuromórficos. Sin embargo, hay modelos matemáticos con estudios sobre la capacidad de memoria autoasociativa (Cutsuridis et al., 2010); no se ha caracterizado empíricamente mediante simulación cómo el comportamiento del modelo hipocampal desarrollado en hardware de impulsos con diferentes condiciones (Casanueva-Morato et al., 2024a). Los resultados proporcionaron una plataforma empírica y se usa para validar o refinar los modelos teóricos ya desarrollados (Tsuji et al., 2026).

Así pues, la educación superior enfrenta actualmente el desafío de formar profesionales capaces de desenvolverse en contextos caracterizados por la complejidad, la interdisciplinariedad, la transformación digital y la rápida generación de conocimiento. Sin embargo, el desarrollo de los enfoques tradicionales continúa en base a la transmisión y memorización de contenidos, resultando insuficientes para desarrollar competencias que permitan que los estudiantes comprendan, integren y transfieran conocimientos en diversos casos, para salvaguardar el camino del aprendizaje en el mundo real complejo y observando qué funciona mejor en cada estudiante (Hattie, 2023).

Por lo tanto, este estudio investigativo responde a una necesidad de la educación universitaria cognitiva sobre el desarrollo de sus actividades académicas aplicadas en el mundo real complejo, a partir del análisis no de la memoria repetitiva y de almacenamiento, sino de la realidad de ideas novedosas (Hattie, 2023; Bransford, Brown & Cocking, 2000).

Así también se encontró en la literatura relación entre el cerebro humano y el aprendizaje; sea neurocientífica y plasticidad se adapten a redes de acuerdo a la necesidad del entorno; por ello el aprendizaje no es un punto fijo, sino es dinámico (Doidge, 2007; Draganski et al., 2004).

No obstante, el fundamento de computación neuromórfica conduce a incorporar conceptos de redes neuronales como plasticidad sináptica, reconocimiento de patrones en tiempo real (Li et al., 2023; Kim et al., 2024). Esto ayudó a describir la memoria asociativa como un sistema que se adapta a la necesidad académica del universitario.

También uno de los elementos del modelo es aprendizaje isomórfico, que significa



**Universidad Superior
de Guadalajara**

entendimiento, comprensión, relación entre desarrollo de contenidos en forma de funciones y lógica, permitiendo análisis profundo para realizar la transferencia del aprendizaje (Perkins & Salomon, 1992).

Otro de los antecedentes es que, en el año 1963, se planteó que la memoria asociativa holográfica fue una de las primeras aplicaciones prácticas de la óptica holográfica. Este enfoque utiliza relaciones de fase para discriminar patrones y ha evolucionado en varias direcciones, como arquitecturas resonantes y algoritmos de umbral (Millidge et al., 2022). Es diferente de los modelos que usan matrices; la holografía asociativa permite almacenar información de manera distribuida en todo el medio de almacenamiento, de forma que una parte del holograma contiene información de toda la imagen almacenada. Esta propiedad inspiró luego el desarrollo de los sistemas de memoria distribuida en redes neuronales (Vázquez & Sossa, 2008).

Existen varios hallazgos, como el estudio de procesos neuronales de la memoria asociativa y patrones que diferencian los grupos de diversas edades niños, jóvenes y adultos sobre la memoria asociativa y el envejecimiento (Schneider et al., 2024). Así también analizo los patrones de memoria asociativa a partir de las redes neuronales artificiales con ruido dilatativo y erosivo de aprendizaje y recuperación, simulación que realizo con ruido mixto (Díaz de León & Gamino Carranza, 2022). Así también se encontraron investigaciones que fueron analizadas por el método correlacional sobre el aprendizaje en base a patrones de realizar actividades y otros con estimulación, logrando la discriminación donde generó patrones de salida diferentes a los estímulos (Mouraud & Paugam-Moisy, 2006).

Por lo tanto, la investigación nos conduce a conceptos como: memoria asociativa, que significa capacidad de almacenar conocimiento relacionando una o más ideas con otras a partir de un rastro, como por ejemplo un ejercicio matemático que ya fue desarrollado, una figura, un sonido, olor (Siomau, 2025). Así también, en el modelo se consideraron los principios neuromórficos que se basan en la computación neuromórfica, que simula las funciones biológicas del cerebro humano a través de las redes neuronales y donde demostró Larsen (2018) que los profesores deben incorporar en la planificación de sus clases aplicando principios de prácticas de recuperación que conduzcan a diseñar experiencias educativas con diversos grados de activación de diagramas cognitivos, esto mejoró la retención de información a largo plazo. Por otro lado, según Foster (1993), definió isomorfismo como una función que vincula la creación de atributos con una experiencia a desarrollar en el mundo real y el logro es transferencia del aprendizaje, no obstante, Cabrera-Soto et al. (2025) señalan



Universidad Superior
de Guadalajara

que un estudiante es capaz de resolver un problema complejo y luego, en base a ello, puede simular otros casos similares.

Metodología

La investigación realizada presenta un enfoque mixto y un diseño metodológico. Estructura descriptiva para analizar la problemática de estudio. La metodología comprende la descripción de los participantes, especificando las características como el sexo: 32 participantes del sexo femenino y 37 del sexo masculino, que equivale a un 53 por ciento de la muestra, y los criterios de inclusión. Asimismo, se construyó el instrumento teniendo en cuenta las variables del estudio y las dimensiones de cada variable a partir de la operacionalización de la variable; luego, el contenido del instrumento se sometió a validación de expertos y, para la confiabilidad del instrumento, se realizó con la aplicación a los participantes con una muestra piloto y se calculó el Alfa de Crombach, teniendo una medida de 0.968. Esto garantiza que el instrumento es válido y confiable. Luego se realizó la recolección de datos, los cuales fueron aplicados de manera sistemática a una muestra de $n = 69$ estudiantes universitarios de diferentes universidades de la región La Libertad en Perú. Se tuvo en cuenta el criterio de inclusión, que es que se encuentre estudiando en una universidad privada o pública.

Así también se tuvieron en cuenta las consideraciones éticas: Se respetó la participación voluntaria de los sujetos del estudio, garantizando la confidencialidad de la información y el uso de los datos.

El modelo desarrollado se analizó con la participación voluntaria obteniendo la percepción de los participantes del modelo y teniendo en cuenta la variable independiente Modelo de Memoria Asociativa en base a principios neuromórficos, que representa la capacidad de almacenamiento de información que tiene un estudiante universitario en su cerebro, (Ausubel, 2000). Donde los principios neuromórficos son la base fundamental que aplicó la computación neuromórfica originada a partir de las funciones del cerebro humano y en el modelo se adapta al principio neuroeducativo para mejorar el aprendizaje (Lee & Lee, 2024; Li et al., 2023). Se consideraron las dimensiones como: encendido asociativo, entendido como un proceso mental que activa las redes neuronales, se estimulan y provocan ideas, imágenes, figuras, palabras, transformando en una experiencia que alimenta al aprendizaje (Sharifshazileh et al., 2020). Otra dimensión: vinculación cognitiva, según Collins y Loftus (1975), como un lazo que conecta ideas, conceptos, procesos de conocimiento a través de las redes neuronales, provocando aprendizaje. También se consideró la dimensión, flexibilidad

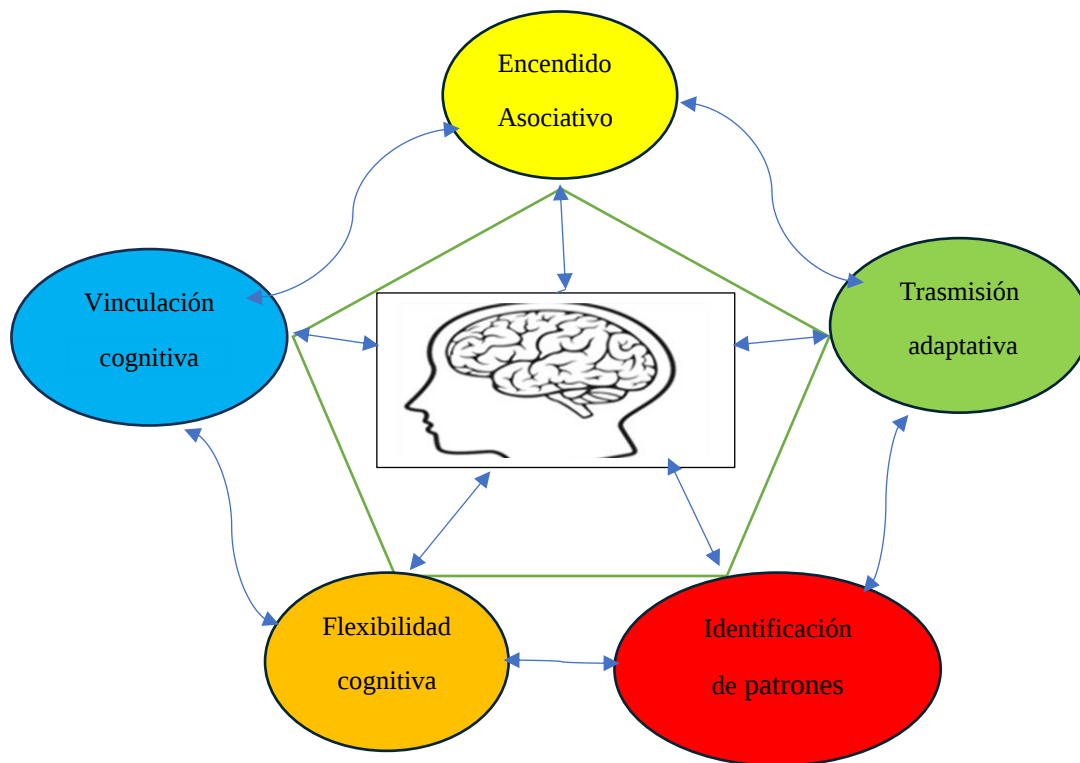


Universidad Superior
de Guadalajara

cognitiva, como la dinámica de generar nuevas ideas a través de la reproducción de neuronas debido a la plasticidad del cerebro humano; se fundamentó en el marco teórico de neuroplasticidad, dinamismo del continuo cambio de neuronas (Doidge, 2007). Así también, otra dimensión es la identificación de patrones; la forma como reconoce el formato de frases, ideas, objetos y cosas lo relaciona con estructuras del conocimiento (Gentner, 1983). Se consideró también la dimensión de transmisión adaptativa; son procesos de transferencia de conocimiento que se adapta de acuerdo a la necesidad donde se puede apreciar el conocimiento (Perkins & Salomon, 1992).

Figura 1

Memoria asociada basada en principios neuromórficos



Nota: Representa la conectividad de la memoria asociativa en base a los principios neuromórficos y sus dimensiones.

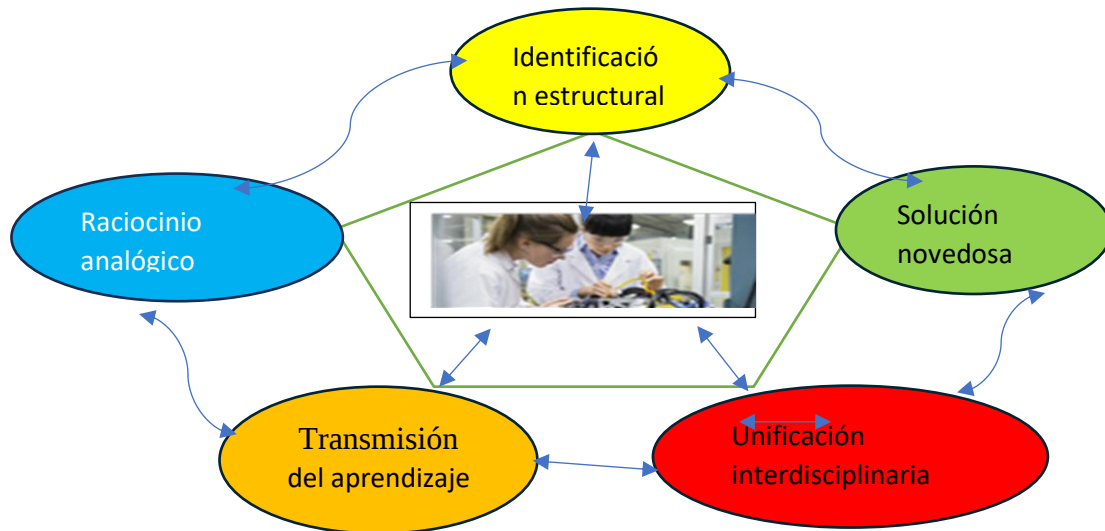


Universidad Superior
de Guadalajara

Por otro lado, se consideró como variable dependiente el aprendizaje isomórfico, que es la capacidad de recepcionar y expresar conocimiento cuyas dimensiones son: identificación estructural como mecanismo para reconocer patrones sobre diversos contextos del conocimiento que conduce a resolver escenarios del mundo real (Gentner, 1983). También se consideró la dimensión raciocinio analógico, habilidad de realizar comparaciones y de extraer una conclusión lógica (Kolb, 2015; Hattie, 2023). Luego, la dimensión Transmisión del aprendizaje: la manera en que se realizó la transferencia del aprendizaje significativo de acuerdo a la situación que se presente (Hattie, 2023). Así como la dimensión unificación interdisciplinaria permitió la relación del conocimiento con la vinculación de diversas disciplinas (UNESCO, 2021). Como quinta dimensión, solución novedosa de problemas, se desarrollaron destrezas innovadoras en aprendizaje experimental a partir de la creación de nuevo conocimiento (Kolb, 2015). Estas dimensiones permitieron fortalecer el aprendizaje en todo su proceso de comprender, transferir y aplicar el conocimiento en contextos del mundo real.

Figura 2

Variable dependiente: Aprendizaje Isomórfico



Nota: representa las cinco dimensiones de la variable dependiente



Universidad Superior
de Guadalajara

Resultados

Con el propósito de determinar la relación del modelo de memoria asociativa en base a principios neuromórficos (X) y el aprendizaje isomórfico en estudiantes universitarios (Y), para analizar se realizó la prueba de normalidad de los datos y se planteó la siguiente hipótesis Hipótesis nula.

Ho: Los datos que representan a la variable modelo de memoria asociativa en base a principios neuromórficos se ajustan a una distribución normal.

Hipótesis alterna

Ha: Los datos que representan a la variable modelo de memoria asociativa en base a principios neuromórficos no se ajustan a una distribución normal

Para comprobar realizamos la prueba de Kolmogorof.

Tabla 1

Prueba de Normalidad de Kolmogorof

Suma	Estadística	gl	Sig
X	0.169	69	0.001
Y	0186	69	0.001

Nota: representa la normalidad de los datos según Kolmogorof

Podemos indicar de acuerdo a la tabla 1, como Sig es 0.001 menor de 0.05 entonces no hay normalidad; significa que rechazamos la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna.

Como los datos fueron no normales, entonces vamos a comprobar la relación entre las dos variables modelo de memoria asociativa en base a principios neuromórficos y aprendizaje isomórfico respondiendo al objetivo principal. La comprobación sobre la relación se realizó usando el estadístico Spearm.



Universidad Superior
de Guadalajara

Tabla 2

Prueba de Asociatividad usando Spearm

Correlaciones

			SUMAX	SUMAY
Rho de Spearman	SUMA X	Coefficiente de correlación	1.000	.838**
		Sig. (bilateral)	.	<.001
		N	69	69
	SUMA Y	Coefficiente de correlación	.838**	1.000
		Sig. (bilateral)	<.001	.
		N	69	69

Nota: la correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Como el Sig es menor que 0.05 entonces hay una correlación significativa y fuerte, puesto que el coeficiente de correlación es de 0.838, significa que hay una asociatividad entre variables fuerte.

Se presentó el modelo de memoria asociativa en base a principios neuromórficos.

Tabla 3

Coefficiente de correlación

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación
1	.855 ^a	.731	.710	4,58854

Nota: predictores: (constante), coeficiente de correlación



Universidad Superior
de Guadalajara

El coeficiente de correlación es 0,8 que significa que es bueno para la predicción del modelo.

El modelo en base a los predictores

Tabla 4

Los coeficientes del modelo

Modelo		Coeficientes estandarizados		no estandarizados	t	Sig.
		B	Desv. Error	Beta		
1	(Constante)	16,187	3,418		4,736	,000
	Encendido asociativo	-,235	,324	-,068	-,725	,471
	Vinculación cognitiva	,698	,482	,167	1,448	,153
	Flexibilidad cognitiva	,322	,490	,085	,656	,514
	Identificación de patrones	1,160	,584	,297	1,985	,052
	Transmisión adaptativa	1,711	,415	,452	4,118	,000

Nota: Los valores del coeficiente del modelo que acompaña a cada dimensión del modelo.

Las dimensiones de la variable X son: encendido asociativo, vinculación cognitiva, flexibilidad cognitiva, identificación de patrones y transmisión adaptativa, se consideraron los predictores del modelo que está representado por la ecuación multidimensional donde Y es aprendizaje isomórfico



Universidad Superior
de Guadalajara

Aprendizaje isomórfico = - 0,235 Encendido asociativo + 0,698 Vinculación cognitiva + 0,322 Flexibilidad cognitiva + 1,160 Identificación de patrones + 1.711 transmisión adaptativa +16.187

En forma simbólica la ecuación es:

$$Y = - 0,235X_1 + 0,698X_2 + 0,322X_3 + 1,160X_4 + 1.160X_5 + 16.187 \quad (1)$$

Según el resumen de la tabla muestra que los valores son menores o iguales a 0,05 hay una influencia fuerte de esas dimensiones como son identificación de patrones y transmisión adaptativa.

Conclusión

El modelo responde en base a los principios neuromórficos de aprendizaje profundo que se adoptan a la solución de problemas reales y se adoptan a la realidad digital. Se concluyó según la percepción de los participantes hay una asociatividad fuerte entre ambas variables modelo de memoria asociativa en base a principios neuromórficos y el aprendizaje isomórfico en estudiantes universitario y estadísticamente significativa 0,838 es fuerte la asociatividad.

Se analizó el modelo y de acuerdo a la tabla 4 y la ecuación 1, donde se obtuvo los coeficientes de las dimensiones de la variable independiente donde expresa que influyen en el aprendizaje isomórfico son: identificación de patrones y transmisión adaptativa por que el valor de sig es menor o igual que 0.05 y el valor de t es mayor que 1.96. Entonces la modelo varía a medida que el t aumente a partir del valor antes expresado. Se concluye que es un aporte como estrategia pedagógica para lograr el aprendizaje isomórfico desde el punto de vista de neuroeducación.



**Universidad Superior
de Guadalajara**

La investigación generó características que son las dimensiones que se encuentran detalladas en el modelo, sirviendo como futura referencia fundamental y comparar con otras implementaciones en el futuro, como en la robótica, sistemas de memoria adaptativa e interfaces cerebro-computadora (Indiveri et al., 2024; Casanueva-Morato et al., 2025c).

En conclusión, la inteligencia artificial se está consolidando como un componente central de la investigación moderna, ofreciendo oportunidades sin precedentes para mejorar los resultados y aplicaciones a la salud y el bienestar (Chou & Cheng, 2026).

También podemos concluir que dentro del modelo hay dos dimensiones identificación de patrones y transmisión adaptativa que contribuyeron directamente al logro del aprendizaje isomórfico.

Recomendaciones

Se recomienda poner en marcha el modelo en las universidades, aplicar el trabajo significa incorporar en los currículos de las carreras profesionales, así como realizar futuras investigaciones siguiendo los resultados de la computación neuromórfica, puesto que en la era de la inteligencia artificial esta todavía se está desarrollando en laboratorio. SE recomienda aumentar el tamaño de muestra para analizar los predictores que son las dimensiones que influyen en el modelo.

En futura investigación se puede realizar un análisis comparativo entre la percepción de los participantes hombres y mujeres, pero para ello se precisa que la muestra debe ser mayor a 300 participantes.



Universidad Superior
de Guadalajara

Referencias

- Ausubel, D. P. (2000). The acquisition and retention of knowledge: A cognitive view. Kluwer Academic Publishers. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-9454-7>
- Cabrera-Soto, V., Espinoza, L., & Vergara-Gómez, A. (2025). Structural thinking: An approach from the first memoir of É. Galois. *Journal of Physics: Conference Series*, *3117*, 012007. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/3117/1/012007>
- Casanueva-Morato, D., Ayuso-Martinez, A., Indiveri, G., Dominguez-Morales, J. P., & Jimenez-Moreno, G. (2025a). A bio-inspired implementation of a sparse-learning spike-based hippocampus memory model. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1109/TETC.2024.3387026>
- Carver M. (2024). Presentation of the 2023 Misha Mahowald Recognition of Lifetime Contribution to Neuromorphic Engineering to Professor Carver Mead. *Neuromorph. Comput.* <https://doi.org/10.1088/2634-4386/ad8833>
- Chou, Y.-S., & Cheng, T.-L. (2026). Artificial intelligence in physiology and pathophysiology: A tool for mechanistic insights and translational opportunities. *Journal of Physiological Investigation*. <https://doi.org/10.4103/ejpi.EJPI-D-25-00057>
- Collins, A. M., & Loftus, E. F. (1975). A spreading-activation theory of semantic processing. *Psychological Review*, 82(6), 407–428. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.82.6.407>
- Cutsuridis, V., Graham, B. P., Cobb, S., & Vida, I. (Eds.). (2010). *Hippocampal microcircuits: A computational modeller's resource book* (1st ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0996-1>



Universidad Superior
de Guadalajara

- DanielRaj, K., Ponseka, G., & Bharath Sanjai Lordwin, D. J. (2025). Avances en computación neuromórfica y sistemas inspirados en el cerebro (ANCBIS). *ITEGAM-JETIA*, 11(51), 112-118. <http://itegam-jetia.org/journal/index.php/jetia/article/view/1425>
- Díaz de León, J. L., & Gamino Carranza, A. (2022). *New binary associative memory model based on the XOR operation. Applicable Algebra in Engineering, Communication and Computing*, 33(3), 283–320. <https://doi.org/10.1007/s00200-020-00446-8>
- Doidge, N. (2007). *The brain that changes itself: Stories of personal triumph from the frontiers of brain science*. Viking. <https://doi.org/10.1503/cmaj.071571>
- Gentner, D. (1983). Structure-mapping: A theoretical framework for analogy. *Cognitive Science*, 7(2), 155–170. https://doi.org/10.1207/S15516709COG0702_3
- Hattie, J. (2023). *Visible learning: The sequel: A synthesis of over 2,100 meta-analyses relating to achievement* (1st ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003380542>
- Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior: A neuropsychological theory*. Wiley.
- Indiveri, G., Richter, O., Wu, C., Whatley, A. M., Köstinger, G., Nielsen, C., & Qiao, N. (2024). DYNAP-SE2: A scalable multi-core dynamic neuromorphic asynchronous spiking neural network processor. *Neuromorphic Computing and Engineering*, 4*(1), 014003. <https://doi.org/10.1088/2634-4386/ad1cd7>
- Hattie, J. (2023). *Visible learning: The sequel: A synthesis of over 2,100 meta-analyses relating to achievement*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003380542>
- Kolb, D. A. (2015). *Experiential learning: Experience as the source of learning and*



Universidad Superior
de Guadalajara

- development (2nd ed.). Pearson FT Press
PTG. [https://www.vitalsource.com/products/experiential-learning-david-a-kolb-v9780133892499\[citation:9\]](https://www.vitalsource.com/products/experiential-learning-david-a-kolb-v9780133892499[citation:9]).
- Gentner, D. (1983). Structure-mapping: A theoretical framework for analogy. *Cognitive Science*, 7(2), 155–170. https://doi.org/10.1207/S15516709COG0702_3
- OECD (2023). Education at a glance 2023: OECD indicators. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/e13bef63-en>
- Lee, S. T., & Lee, J. H. (2024). Review of neuromorphic computing based on NAND flash memory. *Nanoscale Horizons*, 9(9), 1475–1492. <https://doi.org/10.1039/d3nh00532a>
- Li, G. et al. (2023). Spiking neural networks and brain-inspired learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 34(3), 1024-1038.
- Mouraud, A., & Paugam-Moisy, H. (2006). Learning and discrimination through STDP in a top-down modulated associative memory. In *ESANN 2006 Proceedings - European Symposium on Artificial Neural Networks* (pp. 611-616). d-side publication. <https://hal.science/hal-00115420>
- Millidge, B., Salvatori, T., & Bogacz, R. (2022). Universal Hopfield networks: A general framework for single-shot associative memory models. *Proceedings of Machine Learning Research*. Scopus. <https://www.scopus.com/sourceid/21101153015?origin=scopusAI>
- Perkins, D. N., & Salomon, G. (1992). Transfer of learning. En T. Husen & T. N. Postlethwaite (Eds.), *International encyclopedia of education* (2nd ed., pp. 6452–6457). Pergamon Press.
- Ponseka, G., Daniel Raj, K., & Bharath Sanjai Lordwin, D. J. (2025). Avances en computación neuromórfica y sistemas inspirados en el cerebro (ANCBIS). *Revista de Ingeniería y Tecnología para Aplicaciones Industriales*.



Universidad Superior
de Guadalajara

- Larsen, D. P. (2018). Planning education for long-term retention: The cognitive science and implementation of retrieval practice. *Seminars in Neurology*, *38*(4), 449–456. <https://doi.org/10.1055/s-0038-1666983>
- Li, G. et al. (2023). Spiking neural networks and brain-inspired learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 34(3), 1024-1038.
- Tsuji, T., Orima, T., & Horio, Y. (2026). An event-driven mixed analog/digital spiking neural network circuit model for hippocampal spatiotemporal context learning and memory. In
- Schneider, E., Rajkovic, M., Krug, R., Caviezel, M. P., Reichert, C. F., Bieri, O., Schmidt, A., Borgwardt, S., Leyhe, T., Linnemann, C., Brühl, A. B., Lang, U. E., & Melcher, T. (2024). Aging effects on the encoding/retrieval flip in associative memory: fMRI evidence from incidental contingency learning. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 16, 1357695. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2024.1357695>
- Siomau, M. (2025). Can associative memory be modeled by quantum information? *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, *11*, Article 1625802. <https://doi.org/10.3389/fams.2025.1625802>
- UNESCO. (2021). *Reimagining our futures together: A new social contract for education*. UNESCO Publishing. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000379707>
- Vázquez, R. A., & Sossa, H. (2008). Bio-inspired associative memories. En *Encyclopedia of Artificial Intelligence: Volume I-III*. Scopus. <https://www.scopus.com/sourceid/21101321502?origin=scopusAI>
- Young, A. R., Dean, M., Plank, J. S., & Rose, G. (2019). Una revisión de los sistemas de comunicación de hardware neuromórfico de impulsos. Acceso IEEE.
- Zhang, M., Gu, Z., & Pan, G. (2018). Un estudio sobre computación neuromórfica basada en redes neuronales de impulsos. *Revista China de Electrónica*.



**Universidad Superior
de Guadalajara**

Zivasatienraj, B., & Doolittle, W. A. (2023). Dynamical memristive neural networks and associative self-learning architectures using biomimetic devices. *Frontiers in Neuroscience*, 17, Article 1153183. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1153183>