Aprendizaje humano y aprendizaje artificial

Descripción

Introducción

El debate sobre si una inteligencia artificial aprende o simplemente optimiza no es una cuestión terminológica ni una disputa académica menor. Es una cuestión estructural que afecta a la forma en que diseñamos entrenamos evaluamos y desplegamos sistemas inteligentes en entornos reales. Durante los últimos años el éxito de los métodos de optimización y del aprendizaje por refuerzo ha favorecido una narrativa reduccionista según la cual aprender consiste en mejorar una métrica. Sin embargo, esta narrativa entra en conflicto directo con más de un siglo de investigación científica sobre el aprendizaje humano.

La psicología del aprendizaje ha mostrado de manera consistente que aprender no es acumular respuestas correctas sino construir estructuras internas que organizan la experiencia permiten anticipar consecuencias y sostienen la transferencia a contextos nuevos. Esta idea atraviesa corrientes tan influyentes como el constructivismo el aprendizaje significativo la teoría de la carga cognitiva y la metacognición. Ignorar estas aportaciones en el diseño de IA no solo empobrece el resultado, sino que conduce a sistemas frágiles que funcionan mientras el mundo se comporta como en el entrenamiento y fallan cuando deja de hacerlo.

Este artículo propone una integración explícita entre las teorías psicológicas del aprendizaje humano y el diseño del aprendizaje en inteligencia artificial. No con el objetivo de antropomorfizar los sistemas artificiales sino de identificar principios funcionales

contrastados empíricamente que permiten distinguir entre ajuste conductual y aprendizaje estructural. La tesis central es clara los sistemas de IA que aprenden de manera robusta incorporan de forma implícita principios constructivistas cognitivos y metacognitivos, aunque no se los nombre como tales.

Al final del artículo se dispone de un informe más completo acerca de este tema.

El constructivismo como marco general del aprendizaje

El constructivismo sostiene que el conocimiento no se recibe pasivamente, sino que se construye activamente sobre la base de estructuras previas. En la obra de Jean Piaget esta construcción se articula a través de procesos de asimilación y acomodación que reorganizan los esquemas cognitivos cuando la experiencia entra en conflicto con las expectativas. Aprender implica por tanto modificar la estructura interna con la que se interpreta la realidad.

Trasladado a la inteligencia artificial este principio implica que un sistema no aprende simplemente porque ajusta parámetros sino cuando esos ajustes dan lugar a representaciones internas más generales y coherentes. Un modelo que memoriza correlaciones puede optimizar su rendimiento, pero no ha construido conocimiento reutilizable. Solo cuando el sistema reorganiza sus representaciones para capturar regularidades profundas puede enfrentarse a situaciones no vistas.

El constructivismo introduce además una idea clave para el diseño de IA el aprendizaje no es lineal ni acumulativo sino estructural. Volver sobre los mismos conceptos desde perspectivas distintas refuerza la generalización. Esta idea anticipa enfoques modernos de entrenamiento que reutilizan tareas mezclan contextos y fuerzan al sistema a reinterpretar lo aprendido en escenarios variados.

Aprendizaje significativo y anclaje del conocimiento

El aprendizaje significativo desarrollado por David Ausubel establece que la nueva información solo se integra de manera estable cuando puede relacionarse con conocimientos previos relevantes. Cuando este anclaje no existe el aprendizaje se vuelve mecánico frágil y dependiente del contexto.

En IA este principio se manifiesta de forma clara en la importancia del preentrenamiento de las representaciones base y en la necesidad de contextos que orienten la interpretación de la información entrante. Modelos entrenados sin estructuras previas coherentes pueden alcanzar altos rendimientos locales, pero presentan dificultades para integrar nueva información sin degradar lo aprendido. El aprendizaje significativo no es una metáfora educativa es un criterio técnico para evaluar estabilidad y transferencia.

Los organizadores previos descritos por Ausubel encuentran su equivalente funcional en instrucciones contextuales ejemplos prototipo y estructuras iniciales que activan patrones relevantes antes del aprendizaje. Estos mecanismos no simplifican el problema, sino que reducen la carga innecesaria y facilitan la construcción de representaciones profundas.

Descubrimiento guiado andamiaje y currículo

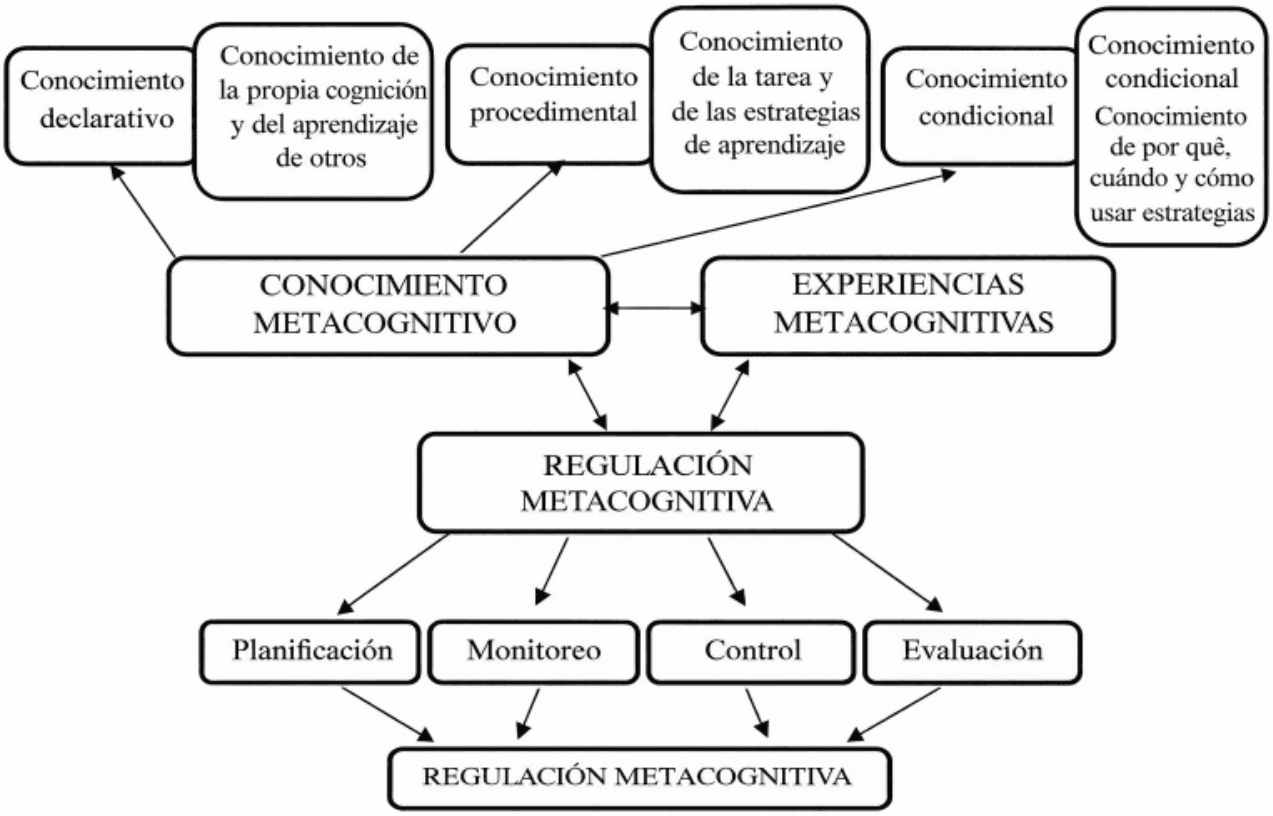
Jerome Bruner defendió que el aprendizaje por descubrimiento es eficaz cuando está guiado y que los conceptos deben revisitarse de forma progresiva en un currículo espiral. La evidencia empírica posterior ha confirmado que la exploración sin estructura conduce a aprendizajes inestables tanto en humanos como en sistemas artificiales.

En inteligencia artificial este principio se traduce en estrategias de andamiaje donde el sistema recibe inicialmente apoyo externo ejemplos trabajados pistas intermedias o modelos auxiliares que se retiran progresivamente. Este proceso no limita la autonomía, sino que la posibilita. Permite que el sistema construya representaciones internas sin saturar sus capacidades iniciales.

La noción de currículo también resulta clave. Presentar experiencias en un orden que respete la complejidad cognitiva del sistema mejora la estabilidad del aprendizaje y reduce el riesgo de soluciones espurias. Este enfoque conecta directamente con técnicas modernas de curriculum learning y entrenamiento progresivo.

Metacognición autorregulación y corrección predictiva

La metacognición formalizada por John H. Flavell describe la capacidad de monitorizar y regular el propio proceso cognitivo. Aunque Lev Vygotsky no utilizó el término su teoría explica cómo estos mecanismos de control se internalizan a partir de la mediación externa.



Esquema metacognicion de Flavel

En IA la metacognición no implica conciencia sino control funcional. Un sistema metacognitivo evalúa la fiabilidad de sus predicciones detecta inconsistencias y decide cuándo revisar su modelo interno. Este nivel de control es esencial para evitar fallos silenciosos en entornos cambiantes.

El aprendizaje por refuerzo moderno encaja en este marco cuando se interpreta como un proceso de corrección predictiva. El refuerzo no castiga acciones, sino que señala errores en las expectativas del sistema. Cuando existe un modelo interno el refuerzo ajusta ese modelo y permite anticipar consecuencias futuras. Sin modelo interno el refuerzo se limita a optimizar conductas.

Por qué el conductismo resulta insuficiente

El conductismo radical de B. F. Skinner explica el aprendizaje como modificación de la conducta en función de sus consecuencias. Este marco resulta insuficiente para explicar generalización planificación y transferencia. Equiparar el aprendizaje por refuerzo con el conductismo es un error conceptual que ignora la presencia de representaciones internas y modelos del mundo en la IA moderna.

El refuerzo es una herramienta no una teoría total del aprendizaje. Su eficacia depende de las estructuras sobre las que actúa. Cuando se integra en arquitecturas cognitivas el refuerzo contribuye al aprendizaje. Cuando se utiliza de forma aislada produce ajuste conductual.

Conclusiones

La integración de las teorías psicológicas del aprendizaje humano en el diseño de sistemas de inteligencia artificial no es un ejercicio teórico sino una necesidad práctica. El constructivismo el aprendizaje significativo el andamiaje y la metacognición proporcionan criterios claros para distinguir entre sistemas que optimizan y sistemas que aprenden.

Optimizar es necesario, pero no suficiente. Aprender implica construir modelos internos que permitan anticipar generalizar y adaptarse al cambio. Los sistemas de IA que incorporan estos principios son más lentos al principio, pero más robustos a largo plazo. En un mundo cambiante esta diferencia no es opcional es crítica.

La pregunta clave para el futuro de la IA no es cuánto rinde hoy un sistema sino qué tipo de conocimiento ha construido y hasta qué punto puede sobrevivir a la incertidumbre. Solo desde esta perspectiva el desarrollo de la inteligencia artificial puede aspirar a ser verdaderamente inteligente y responsable.

Descarga del informe completo

Si quieres saber más, descarga el informe completo aquí:

Descarga gratuita

Referencias

- Ausubel, D. P. (1968). *Educational psychology: A cognitive view*. New York, NY: Holt, Rinehart and Winston.
- Bjork, R. A., & Bjork, E. L. (2011). Making things hard on yourself, but in a good way: Creating desirable difficulties to enhance learning. En M. A. Gernsbacher, R. W. Pew, L. M. Hough, & J. R. Pomerantz (Eds.), *Psychology and the real world: Essays illustrating fundamental contributions to society* (pp. 56–64). New York, NY: Worth Publishers.
- Bruner, J. S. (1961). The act of discovery. *Harvard Educational Review, 31*(1), 21–32. https://doi.org/10.17763/haer.31.1.j2324t7415435n25
- Bruner, J. S. (1986). *Actual minds, possible worlds*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive–developmental inquiry. *American Psychologist, 34*(10), 906–911. https://doi.org/10.1037/0003-066X.34.10.906
- Kirschner, P. A., Sweller, J., & Clark, R. E. (2006). Why minimal guidance during instruction does not work: An analysis of the failure of constructivist, discovery, problem-based, experiential, and inquiry-based teaching. *Educational Psychologist, 41*(2), 75–86. https://doi.org/10.1207/s15326985ep4102_1
- Mayer, R. E. (2009). *Multimedia learning* (2nd ed.). Cambridge, UK: Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511811678
- Paivio, A. (1986). *Mental representations: A dual coding approach*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Piaget, J. (1970). *Science of education and the psychology of the child*. New York, NY: Orion Press.
- Skinner, B. F. (1953). *Science and human behavior*. New York, NY: Macmillan.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). Cambridge, MA: MIT Press.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science, 12*(2), 257–285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- Sweller, J., Ayres, P., & Kalyuga, S. (2011). *Cognitive load theory*. New York, NY: Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-8126-4

- Thorndike, E. L. (1898). Animal intelligence: An experimental study of the associative processes in animals. *Psychological Review Monograph Supplements, 2*(4), 1–109. https://doi.org/10.1037/h0092987
- Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Wood, D., Bruner, J. S., & Ross, G. (1976). The role of tutoring in problem solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry, 17*(2), 89–100. https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x