



## THE KEYS TO ARTIFICIAL LEARNING

### LAS CLAVES DEL APRENDIZAJE ARTIFICIAL

Jesús Retto-Manrique<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Facultad de Psicología, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú

\* Corresponding author: [jesus.retto@unmsm.edu.pe](mailto:jesus.retto@unmsm.edu.pe)

Retto-Manrique:  <https://orcid.org/0000-0002-8851-6102>

#### ABSTRACT

The present research aims to expose the relevant points of artificial learning are exposed in order to understand it in a simple way, starting from some considerations and comparisons with human learning. For this, the historical route of the first steps that began the long path of the development of this faculty in machines was based, a process that in a short time was reaching unthinkable goals thanks to the joint impulse of microelectronics, computing, and neurosciences. The role of robotic imitation is highlighted as an effective technique to acquire model behaviours, without the need for complex algorithmic processes. Then the sequence that makes it possible for a baby robot to learn is described: Reception / Exploration, Reaction, Reinforcement, Repetition of the routine, Learning proper, and Prediction. It is concluded that the progress of artificial intelligence has generated computational models that today make possible even the autonomous learning of machines, which in the not too distant future will also be able to design their own learning strategies.

**Keywords:** Learning – Artificial learning – Robots – Artificial intelligence – Deep learning – Neural networks

#### RESUMEN

La presente investigación tiene como objetivo exponer los puntos relevantes del aprendizaje artificial a fin de entenderlo de manera sencilla, partiendo de algunas consideraciones y comparaciones con el aprendizaje humano. Para ello, se basó el recorrido histórico de los primeros pasos que dieron inicio al largo camino del desarrollo de esta facultad en las máquinas, proceso que en poco tiempo fue

alcanzando metas impensables gracias al impulso conjunto de la microelectrónica, la computación, y las neurociencias. Se destaca el rol de la imitación robótica como técnica eficaz para adquirir conductas modelos, sin necesidad de procesos algorítmicos complejos. Luego se describe la secuencia que hace posible que un robot bebé aprenda: Recepción / Exploración, Reacción, Refuerzo, Repetición de la rutina, Aprendizaje propiamente dicho, y Predicción. Se concluye que el progreso de la inteligencia artificial ha generado modelos computacionales que hoy hacen posible incluso el aprendizaje autónomo de las máquinas, las mismas que en un futuro no lejano podrán además diseñar sus propias estrategias de aprendizaje.

**Palabras clave:** Aprendizaje – Aprendizaje artificial – Robots – Inteligencia Artificial – Aprendizaje profundo – Redes neuronales

## INTRODUCCIÓN

El aprendizaje es una actividad fundamental de los seres humanos. Día tras día aprendemos temas sencillos y complejos, y lo hacemos consciente o inconscientemente, hasta el fin de nuestras vidas. “Es la especialización que usamos para volvernos completamente humanos” (Fisher & Immordino-Yang, 2008). El aprendizaje formal, cultural, sistemático, y evaluado, lo llevamos a cabo durante largos años de escolaridad (Inicial, Primaria y Secundaria), y opcionalmente lo continuamos en el nivel Superior. En resumen, lo que hacemos a nivel cortical durante todo ese tiempo es armar y desarmar conexiones neuronales de manera continua (Costandi, 2017). Ahora entendemos mucho mejor el recordar y olvidar, porque el mapeo del cerebro es cada vez más preciso (Landhuis, 2017). Contamos con las neurociencias, y con nueva tecnología electrónica que nos permite obtener imágenes dinámicas del cerebro en pleno trabajo (Park et al., 2018).

Pero, así como el ser humano no cesa de estudiar su cerebro para entender cómo funciona exactamente, cómo aprende, cómo evoluciona, y cómo finalmente se degenera (QBI, 2019), no deja de lado una actividad que le es innata: la actualización y procreación cultural (Cleg & Corriveau, 2017). Es así, que poco a poco ha empezado a dar forma a su sucesor: el robot superinteligente e inmortal. Casi imperceptiblemente, estamos transitando del homo sapiens al robot inteligente. Lo uno ha llevado a lo otro. A medida que las investigaciones y mapeos del cerebro humano han ido avanzando (Kiwitz et al., 2020), la posibilidad de crear seres tan inteligentes como nosotros ha dejado de ser una ociosa especulación (Gee-Wah & Wang, 2020), para dar paso a proyectos concretos que apunten incluso más allá de la propia capacidad intelectual humana (Jens, 2018). Todo parece indicar que ya no es cuestión de posibilidades, sino de tiempo.

El desarrollo de la inteligencia

artificial ha jugado un rol fundamental en estos avances (Haenlein & Kaplan, 2019). Desde los primeros intentos por diseñar una rudimentaria imitación del razonamiento matemático, con la máquina analítica de Babbage en 1837, hasta los actuales robots y chatbots dotados de deep learning, una arquitectura computacional basada en redes neuronales artificiales que permiten aprender a los androides reales y virtuales (Zador, 2019), e incluso conversar de tú a tú con cualquier ser humano, sobre cualquier tema, en cualquier idioma, y con bromas de por medio (Retto, 2017). Sin embargo, nuestros sucesores tienen aún mucho que aprender de la cultura humana (Lalwani, 2016), para finalmente poder desligarse de ella e iniciar su propia historia (Spelke & Blass, 2017). El objetivo de este artículo es pues, describir los puntos clave que hacen posible ese aprendizaje artificial.

### **Imitar para evolucionar**

Para que se produzca el aprendizaje artificial, se ha venido utilizando diversas estrategias electrónicas que imiten la sinapsis cerebral humana, la cual se sabe ya desde hace algunos años que no solo es una simple transmisión de datos, sino una computación de los mismos (Seung, 2017). Es por eso que la reiteración de mensajes similares, termina por inducir a las neuronas a crear atajos, ahorrándole largos y repetitivos recorridos a la información (Barak, 2019). Es el cimiento del aprendizaje.

La Conectómica explica muy bien toda esta génesis mental (Ryding,

2019), pero además ofrece algunos buenos modelos de arquitectura neuronal. Y la tecnología empezó a imitarlas, reemplazando las naturales y sofisticadas reacciones químicas cerebrales, por una ingeniosa circuitería nanotecnológica (Silva, 2018), cuyos mejores productos son por el momento los recientes memristores diseñados durante 2020 en el Instituto de Tecnología de Massachusetts. Estos nuevos dispositivos, han sido elaborados con una aleación de plata y cobre, combinación que ha permitido albergar decenas de miles de sinapsis artificiales en un chip, que, al ser activadas, son capaces de evocar experiencias visuales pasadas, imitando fielmente a la sinapsis humana, con el añadido de ser dispositivos ultra-pequeños (Chu, 2020).

### **¿Cómo hacer que una máquina aprenda?**

Los primeros pasos concretos para hacer realidad este desafiante sueño tecnológico, empezaron en 1955 con la célebre Sesión sobre Máquinas de Aprendizaje, llevada a cabo en Los Ángeles, Estados Unidos. En dicho evento, se presentaron cuatro artículos científicos en los que se concluía que una máquina -en concreto una computadora- realmente podía ser capaz de aprender, al menos de forma “ruda”, pero que había muchos factores técnicos que deberían mejorarse con el tiempo, como la velocidad de procesamiento, el trabajo en paralelo, y el refinamiento de los dispositivos electrónicos de la época. Los autores de esos artículos fueron:

Clark & Farley, Dinneen, Selfridge, y Newell (Nilsson, 2010).

En esa histórica reunión se expusieron los primeros intentos por hacer que una máquina fuese capaz de reconocer sencillos modelos gráficos que tuvieran ante sí. Para ello, se había diseñado algunos modelos computacionales que imitaban al menos en ínfima medida, lo que una neurona humana es capaz de hacer. A esta serie de primitivos artificios se les puso el audaz nombre de “redes neuronales”, atrevimiento que escandalizó a los neurofisiólogos de la época (Nilsson, op.cit.).

De esa manera, quedaba claro para la comunidad científica y tecnológica mundial, que el aprendizaje artificial era posible, allanando el camino para el rápido desarrollo de la inteligencia artificial hasta llegar a lo que ahora se conoce como el aprendizaje profundo autónomo, procedimiento por el cual una máquina aprende sola, interactuando libremente con su ambiente (Suroor *et al.*, 2019).

Actualmente, hay un nuevo tipo de redes neuronales, tan flexibles que se las conoce como redes líquidas, las cuales van aprendiendo en el camino, adaptándose a cada nuevo entorno de datos (Ackerman, 2021). Esta innovación podría permitir avances en tareas donde se deba trabajar con flujos de datos cambiantes con el tiempo (a veces impredecibles) como es en verdad el mundo humano real.

### ¿Cómo aprenden los robots actuales?

Una de las formas más eficaces es que lo hagan como si fueran niños.

Esta idea no es nueva, pues ya había sido planteada hace más de 70 años por Alan Turing, quien sugería que -en lugar de gastar esfuerzos en imitar al cerebro adulto- se deberían diseñar programas computacionales que intentasen reproducir la sencilla mente de un niño. Eso implicaba diseñar programas “con muchas hojas en blanco” (Turing, 1950), al igual que la inocente mente infantil que se va enriqueciendo con la experiencia cultural diaria.

Tales programas una vez instalados en la máquina, podrían imitar el aprendizaje natural, que se nutre de los estímulos de su entorno, y cuyas conductas son reforzadas o castigadas según el tipo de respuesta que emitan (Lake *et al.*, 2017). No fue sino hasta mucho tiempo después, que la tecnología pudo ser capaz de convertir esa audaz idea en tangible realidad.

### La secuencia que lleva al aprendizaje artificial

De manera general, el aprendizaje de un baby robot, sigue este camino:

#### a) Recepción / Exploración

En esta primera fase, la máquina recibe estímulos; es decir información de su entorno: sonidos, imágenes, o mensajes táctiles. Es su tiempo de observar, para posteriormente intentar imitar (Vakanski & Janabi-Sharifi, 2017) Este momento puede compararse con el periodo de estimulación temprana de los niños, fase fundamental del desarrollo infantil (Esteves *et al.*, 2018). En esta etapa inicial cumplen un rol muy importante las cámaras y

los sensores, pues ellos harán posible que el robot reaccione ante los estímulos que reciba (Ashlin, 2020). Tales dispositivos constituyen artificialmente el Repertorio Conductual Básico de Entrada del que se habla en la Psicología del Comportamiento (Mc Leod, 2020), permitiendo que el sujeto como mínimo atienda, imite y siga instrucciones.

Cabe señalar que, en la actualidad, los robots ya dejaron de ser receptores pasivos de estímulos, para convertirse en verdaderos “exploradores” por cuenta propia. Se trata de la interacción autónoma mencionada por Dvorsky (2017), y que se consigue por autoexploración inducida (Oudeyer, 2017), es decir haciendo que las cámaras y los sensores del robot se activen ante cualquier estímulo y registren de él toda la información de la que son capaces.

Tal innovación es conocida también como curiosidad artificial, y ha permitido un autoadiestramiento espontáneo de la máquina. Así, ya dejan de ser imprescindibles las instrucciones u órdenes previas de un programador. Este nuevo avance se consiguió estudiando con detenimiento el desarrollo cognitivo de los niños (Cangelosi & Schlesinger, 2015), y las características, predisponentes, y desencadenantes de su innata curiosidad. Una ventaja adicional ha sido que, con el uso constante y sistemático de la curiosidad artificial, los robots están consiguiendo aprendizajes cada vez más complejos (Oudeyer, 2017).

Una estrategia clave es la imitación. Algunos investigadores como

Vakanski & Janabi-Sharifi (2017), han llamado a esta técnica programación por demostración. Ésta tiene la ventaja de que ya no es necesario someter a la máquina aprendiz a una serie de rutinas previas. Solo basta con que copie el modelo que se le da, igual como se hace con un niño pequeño, que repite gestos, sonidos, o diversas conductas básicas. A partir de allí, la tarea del robot aprendiz será ejecutar esas conductas imitadas cada vez que se encuentre ante situaciones similares (Raj & Seamans, 2019, citado por Suroor *et al.*, 2019). Un campo concreto de amplia aplicación actual basado en esta técnica, es el de la robótica de servicios, con robots humanoides encargados de monitorear a pacientes con Covid-19 (Ozturkcan & Uygur, 2021).

## b) Reacción

Una vez que la máquina aprendiz ha percibido los estímulos, ya sea de manera inducida o por cuenta propia, inicia la manipulación de los objetos estimulantes (Calderone, 2017). Los toca, los mide, los sacude, los compara, los bota, y registra en su memoria los detalles de todos estos eventos (Vakanski & Janabi-Sharifi, 2017). Detecta diferencias y similitudes con experiencias anteriores, valiéndose para ello de sus redes neuronales convolucionales, especialmente cuando debe analizar imágenes; tarea en la que debe procesar millones de coloridos píxeles (Li, 2017).

Las redes neuronales convolucionales son un modesto equivalente electrónico de las neuronas biológicas

y sus conexiones especializadas en procesar información visual. La captura y manipulación de detalles son realizadas por el robot ante cada estímulo que se le presente. Este ejercicio repetido gradualmente lo va convirtiendo en un eficiente aprendiz que terminará por identificar hechos rutinarios que ya no tendrá que volver a experimentar para saber las consecuencias que traen (Browniee, 2019).

### c) Refuerzo

A continuación, la plataforma robótica realiza un registro de sus acciones, dependiendo de sus características y funciones particulares (Ribeiro & Lopes, 2020). Para ello, dicha plataforma puede ser apoyada por su desarrollador, quien le dará el “feedback” respectivo para cada uno de sus actos, de la misma manera como cuando se refuerza una conducta animal o humana (Calderone, 2017). Así, el robot descartará sus errores y conservará sus progresos dentro del contexto en el que actúa, mejorando por lo tanto su rutina de trabajo (Hundt *et al.*, 2019). Esto puede servir por ejemplo para realizar un corte preciso, identificar a una persona, o emitir un informe sobre el estado de salud de un paciente. Así retendrá en su memoria toda la data que le genere refuerzos, realizando sus futuros trabajos cada vez con una mayor eficiencia y rapidez, incluso sin necesitar de muchos refuerzos o recompensas (Zhan *et al.*, 2020). Es la aplicación robótica de la ya clásica Triple Relación de Contingencia: Estímulo > Respuesta > Consecuencia reforzante (Skinner, 1974).

### d) Repetición de la rutina

En esta etapa, el robot aprendiz verifica a través de sus sensores y periféricos complementarios, las consecuencias de cada uno de los actos que realizó, con el fin de asegurarse de qué es lo que exactamente sucederá si vuelve a realizar una acción similar. De este modo, empieza a generar patrones estadísticos en su memoria (Calderone, 2017), que lo llevarán a actuar inteligentemente. Esto es llevado a cabo -por ahora- dentro de ambientes experimentales controlados (Suroor *et al.*, 2019).

### e) Aprendizaje

La serie de pasos anteriores, inducen a que el robot aprendiz finalmente reorganice sus rutinas de acción; es decir, que adicione nuevas funciones a su sistema operativo para adecuarse a sus recientes experiencias. Todo gracias a un cada vez más desarrollado “aprendizaje profundo” (Lake *et al.*, 2017). El aprendizaje artificial ha logrado avances concretos especialmente a nivel lógico, formal, matemático, y sintáctico, pero siempre transitando por un camino de aciertos y errores (Calderone, 2017).

Todo lo aprendido, luego será ejecutado automáticamente por su memoria a largo plazo, y sin esfuerzos extras por parte de su Unidad Central de Procesamiento (Burguer, 2010). Se trata por ahora de un aprendizaje de acciones concretas. El aprendizaje de temas abstractos o que impliquen innovación y creatividad está aún en investigación (Rodrigue, 2020), pero existe la certeza de que cada vez será

posible abarcar nuevos aspectos de la mente humana (BU, 2018).

Si tomamos en cuenta los planteamientos sobre el desarrollo cognitivo hechos por Jean Piaget (Wood *et al.*, 2001), revisados por Oogarah *et al.* (2020), los robots aprendices de hoy serían como niños en su Fase Cognitiva Operacional Concreta. Esto significa que ellos aún se guían por una lógica sencilla, con frecuencia focalizada solo en las inferencias y su constante optimización (Oudeyer, 2017). Siempre razonando sobre la base de información específica, carente de ambigüedades. Es decir que no hay suposiciones, no se aventuran hipótesis, ni tratan de leer entre líneas. Haciendo una analogía con el cerebro, lo que se ha generado es un nuevo cableado neuronal (Sakai, 2020), armándose nuevas conexiones sinápticas, gracias a las experiencias vividas.

### **f) Predicción**

El robot ya aprendió. Ya instaló en su Unidad Central de Procesamiento la nueva secuencia de conexiones que le servirá para cumplir esa nueva función aprendida de manera supervisada o no supervisada (Browniee, 2019). Dicho recableado quedará grabado en su memoria. Pero no solo eso, sino que -de manera autónoma- cada vez que sus sensores detecten suficientes señales del entorno que le “suenen” familiares, de inmediato seleccionará la rutina de trabajo más adecuada que le permita actuar cada vez con más flexibilidad (Ackerman, 2021). A partir de allí, el refinamiento de

esos aprendizajes no será por causa de circuiterías o softwares más complejos, sino por simple y constante influencia de su entorno. Es decir, será una actualización cultural, como la de los niños cuando van creciendo y madurando (Cleg & Corriveau, 2017).

Es interesante identificar una serie de similitudes entre la evolución del aprendizaje humano y la del aprendizaje artificial. El proceso de adiestramiento de las máquinas aprendices está pasando por etapas similares a las del desarrollo intelectual humano, aunque aún no por todas (Oudeyer, 2017). Se empezó por la fase sensorio-motora, se continuó con la preoperacional, y se ha llegado a la etapa concreta-operacional. Aún está pendiente alcanzar la fase formal-operacional. Detalle relevante también es el aporte de Brooks (2008), quien postula que la evolución de las competencias intelectuales artificiales seguiría el camino humano, empezando por el reconocimiento de objetos como lo hace un bebé; adquiriendo y emitiendo un lenguaje básico como el de un niño de cuatro años; ganando destreza manual como un niño de seis años; e interactuando socialmente como un niño de ocho años.

Otra similitud, es que la inteligencia artificial de los robots está siendo potenciada por sucesivos aprendizajes especializados, que los están volviendo muy competentes para determinadas áreas, situación análoga a la diversidad de inteligencias de los seres humanos, descrita por Howard Gardner, y revisada por Cavas & Cavas (2020).

Y así como se consiguió que las

máquinas no se limitaran a actuar siguiendo instrucciones, luego el esfuerzo se centró en que ellas dejen de aprender “a ciegas”, y que más bien lo hagan basándose en un verdadero entendimiento de su entorno (Lake *et al.*, 2017). Es aquí donde ha entrado a tallar el aprendizaje profundo, como un método apoyado en las redes neuronales artificiales (Wang *et al.*, 2020), las mismas que fueron construidas tomando en cuenta diversos principios biológicos descritos y explicados por las neurociencias (Zador, 2019).

Por último, cabe mencionar que los principales progresos en el aprendizaje artificial se han venido dando especialmente en el campo del reconocimiento de imágenes (Chenxi *et al.*, 2018), con la miniaturización de las unidades de procesamiento gráfico, que permiten el diseño de redes de trabajo de hasta 50 capas. A más capas, más “profundidad” del aprendizaje (Hardesty, 2017). Este logro ahora se ha hecho extensivo al resto de aspectos de la inteligencia artificial, y finalmente, se espera que los nuevos robots aprendices puedan construir sus propias estrategias de aprendizaje (Lake *et al.*, 2017), e incluso, como plantea Outdeyer (2017), que en algún momento lleguen a decidir libremente qué aprender y qué no. Será el tiempo de los robots dotados de motivación.

## CONCLUSIONES

El aprendizaje artificial se abrió paso con los aportes de la computación, la microelectrónica, y las neurociencias, empezando por imitar rudimentariamente la sinapsis cerebral humana.

La inteligencia artificial ha generado modelos computacionales refinados, como el aprendizaje profundo autónomo, función que permite que una máquina aprenda sola.

Hay evidencias de que una de las formas más eficaces para que un robot aprenda, es que lo haga como lo hace un niño.

Hay una serie de similitudes técnicas, evolutivas, y procedimentales, entre el aprendizaje humano y el aprendizaje artificial.

Los principales progresos en el aprendizaje artificial se están consiguiendo actualmente en el campo del reconocimiento de imágenes,

Se proyecta que los robots aprendices de nuevo tipo, puedan construir más adelante sus propias estrategias de aprendizaje.

Nuestros sucesores tienen aún mucho que aprender de la cultura humana, para finalmente poder desligarse de ella e iniciar su propia historia.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ackerman, D. 2021. "Liquid" machine-learning system adapts to changing conditions. MIT News office.  
<https://news.mit.edu/2021/machine-learning-adapts-0128>
- Ashlin, X. 2020. *What are sensors on a robot and why are sensors important to robots*. Automation Forum.Co.  
<https://automationforum.co/what-are-sensors-on-a-robot-and-why-are-sensors-important>
- Barak, B. 2019. *How do neurons communicate (so quickly)?* McGovern Institute – MIT. <https://mcgovern.mit.edu/2019/02/28/ask-the-brain-how-do-neurons-communicate/>
- Bransford, J.; Brown, A. & Cocking, R. 2008. *Mind and Brain*. Willey & Sons Inc.
- Brooks, R. 2008. I, Rodney Brooks, am a robot. *IEEE Spectrum Journal*, 45: 68-71.
- BU (Brown University). 2018. *Researchers help robots think and plan in the abstract*. Intelligent Robot Lab – Brown University. <https://www.brown.edu/news/2018-02-08/robotplanning>
- Browniee, J. 2019. *14 Different Types of Learning in Machine Learning*  
<https://machinelearningmastery.com/types-of-learning-in-machine-learning/>
- Burguer, R. 2010. Artificial learning in artificial memories. arXiv:1007.0728v2 [cs.AI], <https://arxiv.org/abs/1007.0728>
- Calderone, L. 2017. *How Will Robots Learn?* Robotics Tomorrow, <https://www.roboticstomorrow.com/article/2017/10/how-will-robots-learn/10833/>
- Cangelosi, A. & Schlesinger, M. 2015. *Developmental robotics: from babies to robots*. MIT Press.
- Cavas, B. & Cavas, P. 2020. *Multiple Intelligences Theory—Howard Gardner*. In: *Science Education in Theory and Practice, An Introductory Guide to Learning Theory*, [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-43620-9\\_27](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-43620-9_27)
- Chenxi, L.; Barret Z.; Neumann, M.; Shlens, J.; Hua, W.; Li-Jia.; Li, Li.; F-F.; Yuille, A.; Huang, J. & Murphy, K. 2018. Progressive neural architecture search. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, arXiv:1712.00559 [cs.CV], 2018: 19-34. <https://link.springer.com/conference/eccv>.
- Chu, J. 2020. Engineers put tens of thousands of artificial brain synapses on a single chip. MIT News Office,  
<https://news.mit.edu/2020/thousands-artificial-brain-synapses-single-chip>
- Cleg, J. & Corriveau, K. 2017. Children begin with the same start-up software, but their software updates are cultural. *Behavioral and Brain Sciences*, 40: e260.
- Costandi, M. 2017. *Neuroplasticity*. MIT Press.

- Dvorsky, G. 2017. *Cite a Website - Cite this for me*. <https://gizmodo.com/robots-are-already-replacing-human-workers-at-an-almi-1793718198>
- Esteves, Z.; Avilés, M. & Matamoros, A. 2018. La estimulación temprana como factor fundamental en el desarrollo infantil. *Espirales*, 2: 25-36.
- Fisher, K. & Immordino-Yang, M. 2008. *The brain and learning*. John Wiley & Sons, Inc.
- Gee-Wah, N. & Wang, C.L. 2020. Strong artificial intelligence and Consciousness. *Journal of Artificial Intelligence and Consciousness*, 7: 63-72.
- Haenlein, M. & Kaplan, A. 2019. A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61: 5-14.
- Hardesty, L. 2017. Explained: Neural Networks. MIT News office, <https://news.mit.edu/2017/explained-neural-networks-deep-learning-0414>
- Hundt, A.; Killeen, B.; Kwon, H.; Paxton, C. & Hager, G. 2019. “Good Robot!”: Efficient reinforcement learning for multi-step visual tasks via reward shaping. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 99:1-1
- Jens, P. 2018. *Beyond Human Intelligence: Redefining Intelligence*. InterSymp-2018 Symposium (IIAS) Proceedings, June 30, 2018.
- Kiwitz, K.; Schiffer, C.; Spitzer, H.; Dickscheid, T. & Amunts, K. 2020. Deep learning networks reflect cytoarchitectonic features used in brain mapping. *Nature*, 10: 22039.
- Lake, B.; Ullman, T.; Tenenbaum, J. & Gershman, S. 2017. Building machines that learn and think like people. *Behavioral and Brain Sciences*, 40: e253.
- Lalwani, M. 2016. The next wave of AI is rooted in human culture and history. Engadget. <https://www.engadget.com/2016-08-16-the-next-wave-of-ai-is-rooted-in-human-culture-and-history.html>
- Landhuis, E. 2017. Neuroscience: Big brain, big data. *Nature*, 541: 559–561.
- Li, F. 2017. *On artificial intelligence and machine learning* [Video] You Tube. <https://www.youtube.com/watch?v=XlnbNFW2tX8>
- McLeod, S. 2020. *Behaviorist Approach. Simply Psychology - Perspectives* <https://www.simplypsychology.org/behaviorism.html>
- Nilsson, N. 2010. *The Quest for Artificial Intelligence: A History of Ideas and Achievements*. Cambridge University Press.
- Oogarah, B.; Bhoola, A. & Ramma, Y. 2020. Stage theory of cognitive development—Jean Piaget. In: Akpan, B. & Kennedy, T.J. (eds.). *Science Education in Theory and Practice*. pp 133-148. [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-43620-9\\_10](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-43620-9_10)
- Oudeyer, P.Y. 2017. Autonomous development and learning in artificial intelligence and robotics: Scaling up deep learning to human-like learning. arXiv:1712.01626 [cs.AI].

- Ozturkcan, S. & Uygur, E. 2021. Humanoid service robots: The future of healthcare? *Journal of Information Technology Teaching Cases*, doi: 10.1177/20438869211003905
- Park, J.; Dudchenko, P. & Donaldson, D. 2018. Navigation in real-world environments: New opportunities afforded by advances in mobile brain imaging. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12: 361.
- QBI (Queensland Brain Institute). 2019. Understanding the brain: a brief history. The University of Queensland, Australia. <https://qbi.uq.edu.au/brain/intelligent-machines/understanding-brain-brief-history>
- Retto, J. 2017. *Sophia, First citizen robot of the world*.  
[https://www.researchgate.net/publication/321319964\\_SOPHIA\\_FIRST\\_CITIZEN\\_ROBOT\\_OF\\_THE\\_WORLD](https://www.researchgate.net/publication/321319964_SOPHIA_FIRST_CITIZEN_ROBOT_OF_THE_WORLD)
- Ribeiro, F. & Lopes, G. 2020. Learning Robotics: A review. *Springer - Currents Robotics Report Journal*, 1, doi: 10.1007/s43154-020-00002-9
- Rodrigue, E. 2020. *Creative Thinking and Artificial Intelligence*. doi: 10.13140/RG.2.2.14288.53762
- Ryding, S. 2019. What is Connectomics? *News Medical Life Sciences*.  
<https://www.news-medical.net/life-sciences/What-is-Connectomics.aspx>
- Sakai, J. 2020. How synaptic pruning shapes neural wiring during development and, possibly, in disease. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 117: 16096-16099.
- Seung, S. 2017. Using artificial intelligence to map the brain's wiring. *Global Brain*, <https://www.simonsfoundation.org/2017/09/11/using-artificial-intelligence-to-map-the-brains-wiring/>
- Silva, G. 2018. A new frontier: The convergence of nanotechnology, brain machine interfaces, and artificial intelligence. *Frontiers in Neuroscience – Neural Technology*, 843.
- Skinner, B.F. 1974. *About Behaviourism*. Knopf Doubleday Publishing Group.
- Spelke, E. & Blass, J. 2017. Intelligent machines and human minds. *Behavioral and Brain Sciences*, 40: e277.
- Suroor, N.; Hussain, I.; Khalique, A. & Ahamad T. 2019. Analyzing the effects of reinforcement learning to develop humanoid robots. *International Journal of End-User Computing and Development (IJEUCD)*, 8: DOI: 10.4018/IJEUCD.20190101.0a2
- Turing, A.M. 1950. I.—Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59 (236): 433–460.
- Vakanski, A. & Janabi-Sharifi, F. 2017. *Robot learning by Visual Observation*. Wiley.
- Wang, X.; Zhao, Y. & Pourpanah, F. 2020. Recent advances in deep learning. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 11: 747–750.

Wood, K.; Smith, H. & Grossniklaus, D. 2001. *Piaget's stages of cognitive development*. In: Orey, M. (Ed.). *Emerging perspectives on learning, teaching, and technology*,

<https://resources.saylor.org/wwwresources/archived/site/wp-content/uploads/2011/07/psych406-5.3.2.pdf>

Zador, A. 2019. A critique of pure learning and what artificial neural networks can learn from animal brains. *Nature communications*, 10: 3770.

Zhan, A.; Zhao, P.; Pinto, L. & Laskin, M. 2020. A framework for efficient robotic manipulation. arXiv:2012.07975 [cs.RO].

Received February 3, 2021.

Accepted March 27, 2021.