

Alicia Montserrat Alvarado González

Neurorobótica

En neurorobótica se desarrollan sistemas autónomos modelados con base en algún aspecto del sistema nervioso central. En particular, toma en cuenta que el cerebro no es un órgano aislado del resto del cuerpo y que ambos interactúan en un entorno complejo. Tales modelos nos permiten comprender las funciones neuronales y cognitivas de los seres vivos para desarrollar inteligencia artificial.

Introducción

La neurorobótica estudia la conexión entre el cerebro, el cuerpo y el entorno en el que interactúan, para construir robots cuya respuesta muestre comportamientos complejos. Los estudios se basan no sólo en humanos, sino también en otros animales.

También busca usar a los robots como una herramienta para estudiar las funciones neuronales (tanto anatómicas como del comportamiento) en una forma holística; es decir, uniendo distintas ciencias, como la inteligencia artificial, la robótica, las neurociencias y las ciencias cognitivas, por mencionar algunas.

Modelos basados en el sistema nervioso central

A mediados del siglo xx, Grey Walter, un neurólogo cuya afición era la robótica, le mostró al mundo su robot Tortoise. El robot estaba diseñado con sensores de luz analógicos que le indicaban el origen de una fuente de luz intensa. El robot se dirigía hacia la luz y se mantenía ahí, indefinidamente. Contaba con una carcasa tipo caparazón que servía como un detector de colisiones, ya que, al ser presionado, activaba un circuito que cortaba momentáneamente la corriente eléctrica hacia los actuadores para detenerse. Acto seguido, el robot generaba movimientos aleatorios hasta que lograba evadir el obstáculo. Este comportamiento era aparentemente complejo y muy similar a algunos sistemas biológicos, como el de algunos insectos.

Más adelante, a finales de los ochenta, Rodney Brooks propuso la arquitectura de subsunción. Esta arquitectura tenía como objetivo crear criaturas artificiales capaces de habitar en un mundo real y no en un mundo simplificado o simulado, que



es el tipo de problemas que la inteligencia artificial trataba de resolver en esa época. Para ejemplificar su arquitectura, proponía el caso del comportamiento de una mosca. Una mosca tiene cierta inteligencia, pero es muy probable que no cree descripciones o modelos tridimensionales de los objetos que sobrevuela, que razone respecto a los humanos que la rodean y que la quieren matar, que piense acerca de sus deseos u objetivos de vida, ni que realice un estudio sobre cuál es el mejor sitio donde depositar sus huevos. Brooks sospechaba que era más probable que la mosca tuviese una conexión directa entre sensores y actuadores, comportamientos preestablecidos o preaprendidos, y ciertas herramientas simples de navegación. Es decir, la complejidad cognitiva de los comportamientos de la mosca es menor que aquella que buscaba modelar la inteligencia artificial clásica. Y, aún así, es más eficiente moviéndose en el mundo real que cualquiera de los modelos existentes.



En otras palabras, la inteligencia artificial clásica buscaba modelar comportamientos que reflejaran una gran complejidad cognitiva, pero han logrado funcionar en entornos poco complejos. En contraste, las arquitecturas basadas en comportamientos, o en sistemas reactivos, modelan comportamientos con una complejidad cognitiva baja, pero funcionan bien en entornos con una complejidad alta. Así, la arquitectura de subsunción que propuso Brooks sería similar al procesamiento cortical que regula los comportamientos que no podemos controlar, o de los que no somos conscientes (por ejemplo, el hambre o las funciones neuroendocrinas).

Por otro lado, a principios de los noventa, el grupo liderado por Gerald Edelman desarrolló un modelo en el que simulaban un sistema nervioso artificial con detalles anatómicos. Este modelo lo implementaron en un robot conocido como Darwin V y lograron que aprendiera a tener preferencias. Posteriormente, uno de sus estudiantes, Krichmar, lideró un grupo en donde crearon un nuevo modelo que implementaron en varias versiones del robot Darwin. Este modelo consistía en representar la interacción entre la corteza entorrinal y el hipocampo. La corteza entorrinal es una parte del cerebro que se encarga de formar y consolidar recuerdos, reconocer estímulos, integrar la información de los sentidos, navegar espacialmente orientando nuestro cuerpo respecto al resto del mundo y enviar y recibir información de la corteza al hipocampo. Por su parte, el hipocampo está asociado a la navegación espacial, a consolidar algunos tipos de memoria y a mejorar las respuestas sensoriales.

A partir de este modelo emergieron células de lugar en el hipocampo simulado. También lograron trazar la ruta desde el inicio de la respuesta del hipocampo hasta los datos sensoriales que llevaron a esa respuesta, así como la respuesta de la memoria espacial y de la memoria episódica. Para probar su modelo, pusieron a sus robots a andar sobre un laberinto con el objetivo de que llegaran a una meta. Como resultado, observaron que los robots crearon rutas sinápticas para llegar a nuevos lugares, así como para recordar lugares que les eran familiares. Ninguno de los robots resolvía el laberinto de la misma forma,

pero en todos los casos lograron hacerlo. Por otro lado, se dieron cuenta de que diferentes conjuntos de neuronas lograron activar un mismo grupo de células de lugar. Esto es importante porque, si una “zona cerebral” del robot se dañara, de todas formas, el robot podría encontrar la meta. Para comprobarlo, simulaban el daño físico de algunos sensores y, aún así, el robot logró resolver el laberinto.

Posteriormente, en los primeros años del siglo XXI, el grupo de Prescott desarrolló un modelo para seleccionar acciones simulando los ganglios basales. Los ganglios basales están encargados del control voluntario de los movimientos y de monitorear las cadenas de movimientos memorizados. Este modelo fue implementado en un robot con “bigotes” como de roedor, llamado Whiskerbot (Pearson y cols., 2011).

En esos mismos años, Ijspeert y su grupo desarrollaron redes neuronales evolutivas para que una salamandra robótica aprendiera diferentes patrones de movimiento. Tales patrones no fueron programados manualmente; en contraste, la entrada del algoritmo era la información de los sensores del robot interactuando en un entorno específico. Y, dado que el robot estaba configurado para simular el tronco encefálico y la médula espinal de una salamandra, las salidas del algoritmo eran controladores que emulaban sus movimientos.

Por su parte, en el grupo liderado por Floreano han desarrollado algoritmos evolutivos desde el 2010 para implementar redes neuronales que permitan generar una gran cantidad de comportamientos, desde navegar por laberintos hasta desarrollar estrategias tipo depredador-presa (Floreano y Keller, 2010). La estrategia es la siguiente: definen un genoma, es decir, un controlador generado con una red neuronal; la red neuronal tiene como entrada la información sensorial y como salida la información que controla a los actuadores. Esta estrategia es similar al trabajo de Ijspeert, sólo que los genomas pueden definir directamente los pesos de la red e indirectamente las reglas de plasticidad y topología. La aptitud se basa en el desempeño de una tarea. Luego se seleccionan los mejores controladores de las redes neuronales. Esta población puede estar sujeta, a su vez, a mutación

o a cruzamiento para ir evolucionando hasta generar individuos más aptos cada vez. Ésta es una línea de investigación de la que, hasta la fecha, han surgido cientos de investigaciones. Entre ellas, las que llevamos a cabo en el grupo de investigación que dirijo junto con el doctor Antonio López Jaimes, como el diseño de trayectorias de un brazo robótico o neurocontroladores robóticos. Por ejemplo, en el 2018, presentamos una estrategia de navegación autónoma de robots, similares a coches, basada en un enfoque cognitivo. Propusimos una evolución simultánea de neurocontroladores basados en un algoritmo genético para ajustar los parámetros (pesos) de una red neuronal y así controlar múltiples robots simulados que competían entre ellos (véase la [Figura 1](#)).

Actualmente, estamos desarrollando una arquitectura cognitiva inspirada en el funcionamiento de las cortezas: motora primaria, motora secundaria, premotora y el lóbulo temporal. Cada uno de estos módulos desempeña funciones motoras adaptativas para la ejecución de movimientos, basada en la metodología explicada en la [Figura 1](#) y aplicada a nuestro robot Xolobot (véase la [Figura 2](#)).

Por otro lado, en el grupo de José Negrete y Martínez, de la Universidad Veracruzana, crearon

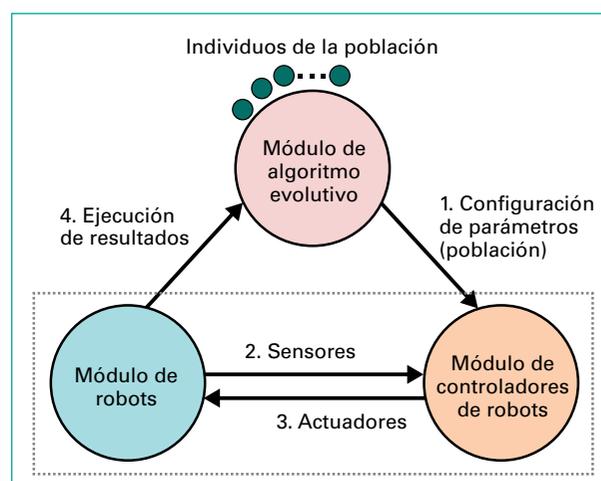


Figura 1. Metodología de los neurocontroladores: el módulo de algoritmo evolutivo (MAE) genera una población de vectores de pesos que son enviados al módulo de controladores de robots (MCR) para su evaluación (1) y ordena al módulo de robots (MR) que se inicie. El MR envía, cada pocos milisegundos, los valores de los sensores de los robots al MCR (2), que, a su vez, envía los valores de los actuadores del robot (3). Cuando se cumple el criterio final, el MR envía al MAE los resultados de rendimiento de cada robot para evaluar a la población (4).



Figura 2. Xolobot: robot con brazos antropomorfos controlado con la arquitectura cognitiva cerebral, inspirada en el sistema nervioso central.

un neurocráneo con módulos esqueléticos, motores, premotores, sensoriales y de integración (Negrete-Martínez y cols., 2016). La modularidad funcional que implementaron reforzaba la idea de que hay un cerebro específico para cada cuerpo. Negrete también desarrolló una arquitectura que permitía que su robot llevara a cabo dos tareas: controlar el motor de una articulación y estimar la distancia entre un sensor (colocado en la mano del brazo) y un punto de referencia. Si la distancia era diferente a un umbral, el módulo accionaba el motor en la dirección correctiva. Si el movimiento no producía un cambio significativo en la distancia, el módulo se autoinhibía y permitía que cualquier otro módulo tomara el control de la actividad motriz. El comportamiento general del robot corresponde a un comportamiento de atención que propicia una inducción de acción en lugar de una selección de acción (véase la **Figura 3**).

Adicionalmente, el grupo de Bruno Lara, del Centro de Investigación en Ciencias de la Universidad Autónoma del Estado de Morelos, ha hecho un esfuerzo por mostrar que el aprendizaje sensoriomotor, la representación interna del cuerpo y las simulaciones sensoriomotoras internas son necesarias

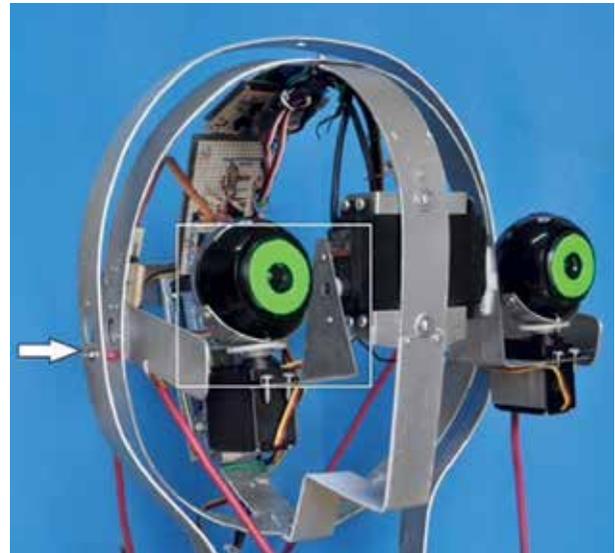


Figura 3. Neurocráneo con módulos esqueléticos, motores, premotores, sensoriales y de integración. Foto: José Negrete Martínez.

tanto en el desarrollo de agentes artificiales como en la investigación del desarrollo mental autónomo. Para ello, desarrollaron un esquema donde las potencialidades para la interacción del agente con el mundo no están ni en el agente ni en el objeto, sino en la experiencia del agente al interactuar con el ambiente (Lara y cols., 2021).

Hardware neuromórfico

Por otro lado, también se está desarrollando *hardware* especializado en neurorrobótica (en general, en neurociencias computacionales), al que se le conoce como *hardware* neuromórfico y está inspirado en el cerebro para construir arquitecturas computacionales y sensores. La ventaja de este *hardware* es que puede soportar redes neuronales a escala cerebral mientras que utiliza muy poca energía. Es decir, puede soportar las redes neuronales profundas, que abundan actualmente, y pueden implementarse, por ejemplo, en dispositivos móviles.

Por ejemplo, Loihi es un *hardware* neuromórfico (diseñado por Intel) especializado en ejecutar impulsos neuronales (Davies y cols., 2021). Es asíncrono, lo que permite implementar computación en paralelo. Tiene tres módulos principales que simulan las sinapsis, las dendritas y el axón. Adicio-

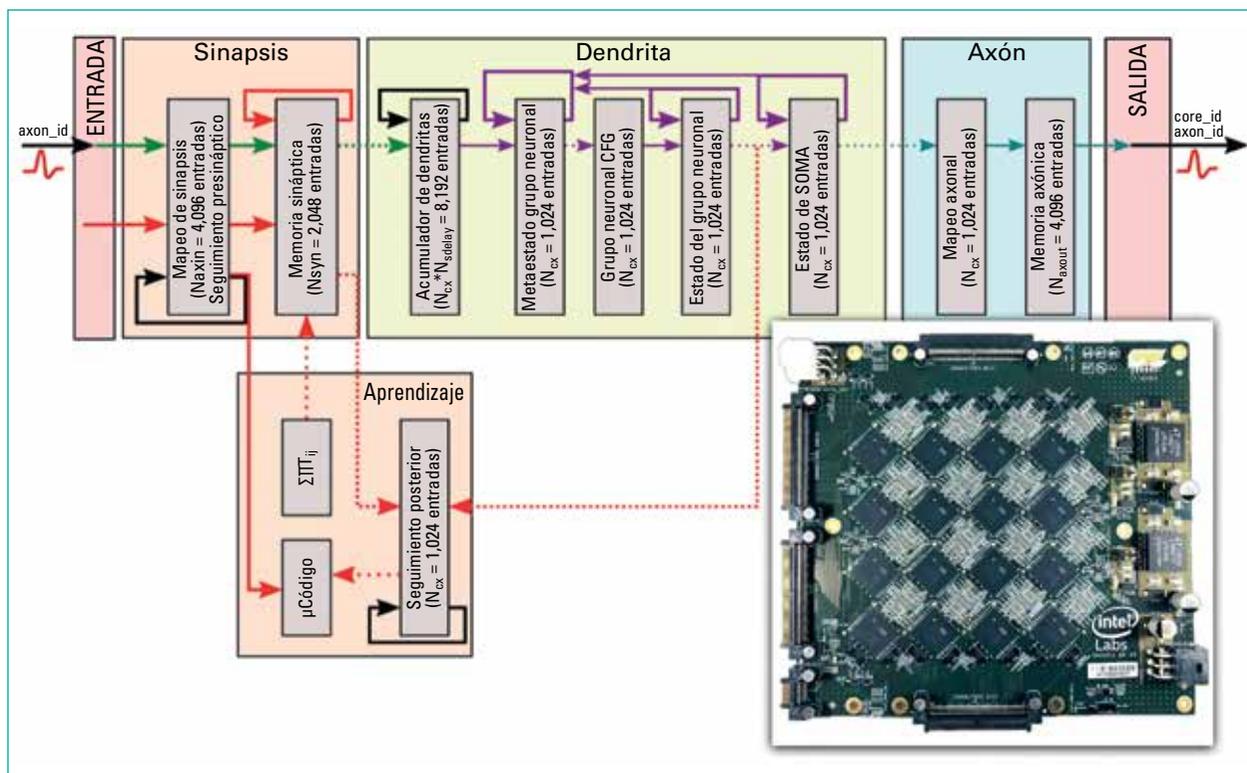


Figura 4. Imagen de la tarjeta Nahuku de Intel y diagrama del *hardware* neuromórfico Loihi. Crédito: Intel.

nalmente, tiene un módulo programable en el que se pueden implementar el aprendizaje y las inferencias. A este módulo lo llaman motor de aprendizaje. Cada chip tiene núcleos que pueden procesar cierto número de neuronas y de sinapsis (véase la Figura 4).

Hay por lo menos cinco circuitos de esta línea: Kapoho Bay, Wolf Mountain, Nahuku, Pohoiki Beach y Pohoiki Springs. Esta lista está ordenada de menor a mayor cantidad de chips, sinapsis y neuronas. Por ejemplo, Kapoho Bay (liberado en 2018) tiene hasta 2 chips, 260 millones de sinapsis y 262 mil neuronas. Mientras que Pohoiki Springs (liberado en 2020) tiene 768 chips, aproximadamente 100 mil millones de sinapsis y cerca de 100 millones de neuronas.

IBM también tiene una línea de *hardware* neuromórfico llamada TrueNorth (2020) para investigación. Es un motor de inferencia de redes de impulsos neuronales paralelas que contiene un millón de neuronas y 256 millones de sinapsis de baja precisión.

En México, hay varios grupos que desarrollan e implementan *hardware* neuromórfico en robots. Por ejemplo, José Hugo Barrón Zambrano y César Torres Huitzil, del Cinvestav-Tamaulipas, han desarrollado un controlador de locomoción para producir patrones o pasos de locomoción rítmicos para robots con piernas, como cuadrúpedos y hexápodos. Otro ejemplo es el grupo de Horacio Rostro González, de la Universidad de Guanajuato, que ha implementado sistemas neuromórficos en robots zoomórficos y humanoides.

■ Plataformas de desarrollo

■ También existen plataformas de código abierto que permiten la implementación de modelos como los descritos anteriormente. Un ejemplo es el iCub, un robot humanoide que ha sido desarrollado para la investigación de la cognición humana y de la inteligencia artificial. Fue desarrollado por el consorcio RobotCub, en el que participan varias universidades europeas (véase la Figura 5).

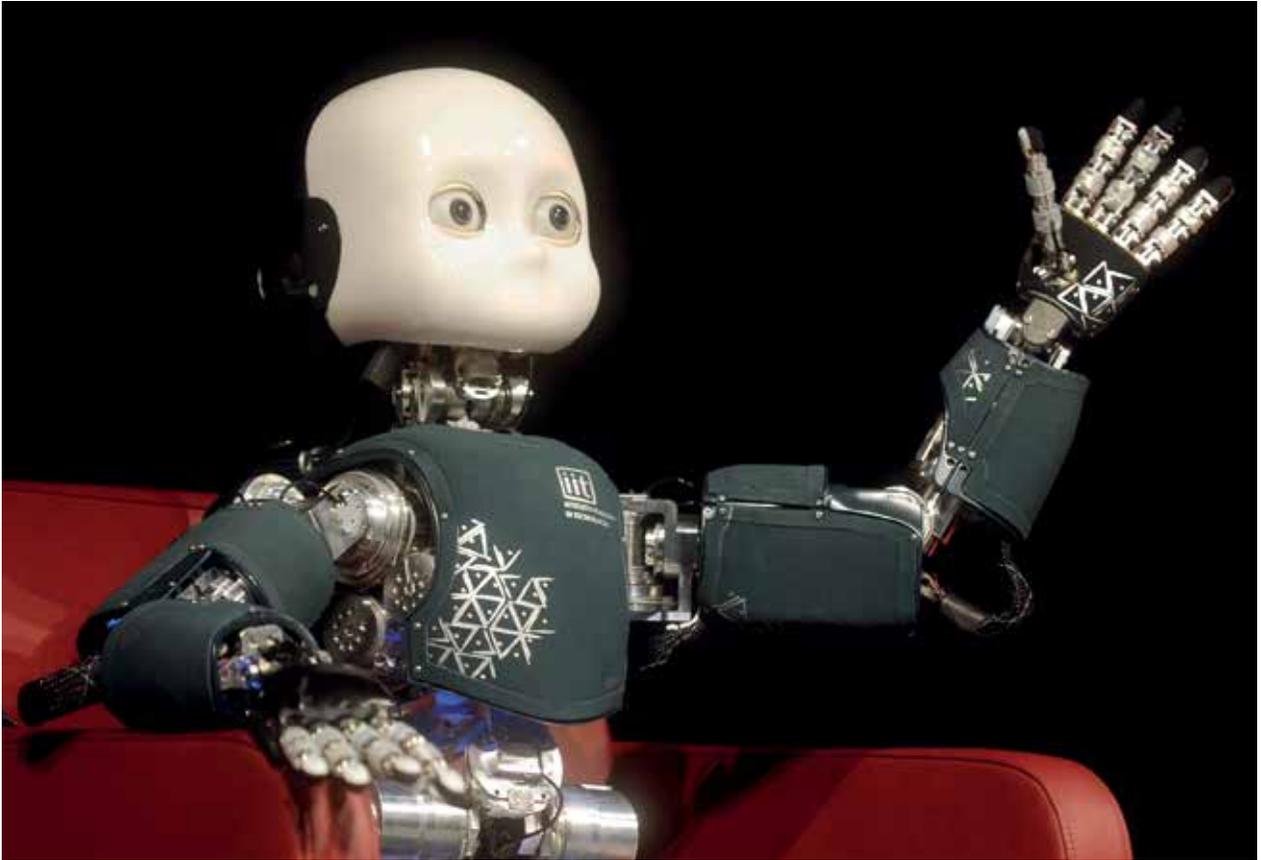


Figura 5. iCub es un robot humanoide de código abierto y robótica que se utiliza en la investigación de cognición humana e inteligencia artificial. Imagen: Niccolò Caranti.

iCub, y su versión simulada, es uno de los robots utilizados por la Neurobotics Platform,¹ financiada por el Human Brain Project.² Ésta es una plataforma de simulación en la que se pueden elegir diferentes modelos cerebrales, construir modelos propios, conectar redes de impulsos neuronales y probarlos en distintos robots simulados con los que cuenta la plataforma. Se pueden ejecutar experimentos en paralelo porque tienen grupos de computadoras de alto rendimiento.

Conclusiones

La neurorrobótica es un campo de investigación activo en el que interactúan la robótica, la inteli-

gencia artificial y las neurociencias. Esta disciplina busca desarrollar modelos basados en el sistema nervioso central e implementarlos en agentes. La interacción de los agentes con el mundo alimenta al modelo para que se ajuste hasta lograr comportamientos análogos a los de los animales. Como hemos visto, hay aportaciones muy interesantes desde mediados del siglo xx que abarcan modelos neurológicos, plataformas de código abierto para su desarrollo y *hardware* neuromórfico. Estas herramientas no sólo tienen el potencial de ayudarnos a desarrollar agentes para que habiten ambientes complejos, sino para comprender mejor la interacción entre el cuerpo y el cerebro.

Alicia Montserrat Alvarado González

Universidad Autónoma Metropolitana-Cuajimalpa.
aalvarado@cua.uam.mx

¹ Disponible en: <<https://neurobotics.net>>.

² Para más información: <<https://www.humanbrainproject.eu>>.

Lecturas recomendadas

- Alcalorpolítico.com (2013), “Destaca la conferencia ‘Robótica inteligente’, del investigador José Negrete”, sección Estado de Veracruz. Disponible en: <https://www.alcalorpolitico.com/informacion/destaca-la-conferencia-robotica-inteligente-del-investigador-jose-negrete-113964.html>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Davies, M., A. Wild, G. Orchard, Y. Sandamirskaya, G. A. Fonseca Guerra *et al.* (2021), “Advancing neuromorphic computing with Loihi: A survey of results and outlook”, *Proceedings of the IEEE*, 109(5):911-934. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9395703>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Floreano, D. y L. Keller (2010), “Evolution of adaptive behaviour in robots by means of Darwinian selection”, *PLoS Biology*, 8(1):e1000292. Disponible en: <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1000292>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Lara, B., W. Gaona, E. Escobar, J. M. Pardo y J. Hermosillo-Valadez (2021), “Development of body-based spatial knowledge through mental imagery in an artificial agent”, *Adaptive Behavior*, 29(4):349-368. Disponible en: <https://doi.org/10.1177/1059712319895604>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Negrete-Martínez, J., R. Cruz-Estrada y S. Negrete-Yankelevich (2016), “Functional modularization of a Neurocranium: a robotic brain for a robotic body”, *eNeurobiología*, 7(15). Disponible en: <https://www.uv.mx/eneurobiologia/vols/2016/15/Negrete/HTML.html>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Pearson, M. J., B. Mitchinson, J. C. Sullivan, A. G. Pipe y T. J. Prescott (2011), “Biomimetic vibrissal sensing for robots”, *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 366:3085-3096. Disponible en: <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rstb.2011.0164>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Rostro González, H. (2017), “Ingeniería Neuromórfica: El futuro de la computación”, *Milenio*, sección Opinión. Disponible en: <https://www.milenio.com/opinion/varios-autores/ug-tu-conecte-con-la-ciencia/ingenieria-neuromorfica-el-futuro-de-la-computacion>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Sandamirskaya, Y., M. Kaboli, J. Conradt y T. Celikel (2022), “Neuromorphic computing hardware and neural architectures for robotics”, *Science Robotics*, 7(67):eabl8419. Disponible en: <https://doi.org/10.1126/scirobotics.abl8419>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Torres Huitzil, C. (2014), “Ingeniería inversa del cerebro. De la inspiración biológica a sistemas de visión, en un chip”, *Ciencia y Desarrollo* [en línea]. Disponible en: <https://www.cyd.conacyt.gob.mx/archivo/273/articulos/ingenieria-inversa-del-cerebro.html>, consultado el 12 de enero de 2025.
- Villaseñor, C. (2024), “Ingenieros mexicanos ayudan a construir el sistema neuromórfico más grande del mundo”, *Cio / Ediworld* [en línea]. Disponible en: <https://iworld.com.mx/ingenieros-mexicanos-ayudan-a-construir-el-sistema-neuromorfico-mas-grande-del-mundo/>, consultado el 12 de enero de 2025.

