

# **Cómputo neuromórfico: actualidad y perspectivas**

**Dr. Gerardo Abel Laguna Sánchez**  
*Depto. de Sistemas de Información y Comunicaciones*  
*División de Ciencias Básicas e Ingeniería*  
*Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Lerma*

**Resumen:**

El cómputo neuromórfico es una forma de hacer computación que toma a las redes neuronales de los cerebros biológicos como referente e inspiración y se soporta por las redes neuronales artificiales de impulsos, aspirando a realizar una computación que garantice mínimo de consumo energético, máxima miniaturización de sus componentes y máxima velocidad de procesamiento. En este artículo se contextualiza el desarrollo y la consolidación del cómputo neuromórfico, como una prometedora alternativa para el cómputo digital tradicional, y se realiza un análisis prospectivo sobre sus posibles realizaciones prácticas.

**Palabras clave:** *Cómputo neuromórfico, SNN, redes neuronales artificiales, memristor.*

**Abstract:**

Neuromorphic computing is a way of computing that takes the neural networks of biological brains as a reference and inspiration and is supported by artificial neural networks of impulses, aspiring to perform a computation that guarantees minimum energy consumption, maximum miniaturization of its components and maximum processing speed. This article contextualizes the development and consolidation of neuromorphic computing as a promising alternative to traditional digital computing, and a prospective analysis of its possible practical realizations is made.

**Keywords:** *Neuromorphic computation, SNN, artificial neural networks, memristor.*

**Introducción**

Todo indica que estamos ante el umbral tecnológico de las nanomáquinas. Imagi-

nemos una máquina computadora mucho muy pequeña, tan pequeña como una célula; con un consumo energético mínimo, tanto como una neurona; y, no obstante, con una gran velocidad de procesamiento. Esto es posible con el advenimiento del cómputo neuromórfico (CN), inspirado en las neuronas de los cerebros biológicos y sustentado principalmente por un hardware analógico, con un procesamiento mayormente realizado en memoria gracias al aprovechamiento de las propiedades físicas de dispositivos nanométricos que se comportan como memristores (del-Valle, 2018).

Aunque es verdad que vivimos la era de la computación digital y su éxito es, en buena parte, el sustento tecnológico de nuestra forma de vida, esta tecnología ya está alcanzando su límite superior, debido a diversas restricciones de orden físico, ambiental y económico. Es por ello que en este momento se está repensando el concepto de “computación” y es así que el cómputo neuromórfico aparece en escena como una de las alternativas más prometedoras (Jaeger, 2021).

El cómputo neuromórfico se inspira, en lo general, en el comportamiento y la interacción de las neuronas de los cerebros biológicos y, particularmente, de las neuronas del cerebro humano. Las neuronas son esas pequeñas células especializadas, húmedas y blandas, que intercambian impulsos y permiten que el cerebro opere con un consumo de tan solo 24 W, no obstante que la corteza cerebral cuenta con aproximadamente 16,000 millones de ellas, distribuidas en una superficie de aproximadamente  $\frac{1}{4}$  de m<sup>2</sup>.

El desarrollo actual del cómputo neuromórfico se debe fundamentalmente a los trabajos seminales de dos personajes emblemáticos:

- Carver Mead, quien en la década de 1970 concibió el cómputo inspirado en la operación de las neuronas para ser realizado mediante hardware analógico integrado con una base tecnología de silicio.
- Leon Chua, quien concibió la existencia del memristor, en el año 1971, el cuarto componente pasivo, adicional al resistor, al capacitor y al inductor.

El memristor presenta una resistencia que varía conforme a una curva de histéresis y, por lo tanto, constituye cierto tipo de memoria. Una gran ventaja de los memristores es que se pueden construir a escala nanométrica y posibilitar, con ello, la miniaturización del hardware necesario para el cálculo eficiente, mediante un hardware analógico y paralelo, de operaciones de producto punto (Burr, 2021). Este componente “perdido” se encontró en el 2008 en los laboratorios de la empresa HP, un importante fabricante de computadoras, al investigar las propiedades que emergían al trabajar con electrónica molecular a nivel de nano-escala. De inmediato, el equipo de trabajo de los laboratorios de HP vislumbró el potencial de los memristores para la construcción de memorias y circuitos analógicos que pudieran emular las sinapsis del cerebro y ganar, con ello, un incremento sustancial en la velocidad de cómputo, así como una disminución significativa en el tamaño, costo y consumo energético del hardware (Choi, 2021).

En particular, los memristores son excelentes candidatos para la construcción de los arreglos reprogramables conocidos como de “barras cruzadas” (*crossbar arrays*), que posibilitan la realización práctica del cómputo en memoria, en completa compatibilidad con la operación de las redes neuronales de impulsos, constituyen-

do así una base tecnológica factible para el cómputo neuromórfico (Takano, 2021).

Por todo lo antes dicho, en la actualidad se identifica al memristor como una piza clave para el desarrollo del cómputo neuromórfico. Revisemos rápidamente algunos hechos históricos que corroboran el papel del memristor como un catalizador del cómputo neuromórfico:

- **2008.** Treinta y siete años después de haber sido concebida su existencia por Leon Chua, un equipo de los laboratorios de HP, dirigido por R. Stanley Williams, logró construir un memristor de estado sólido.
- **2010.** En los laboratorios de HP se concibió la idea de un chip multi-núcleo, soportado por memristores, al que denominaron MoNETA (*A Mind Made of Memristors*).
- **2010.** La compañía HP se asoció con Hynix, fabricante de memorias de silicio, con la intención de comercializar memorias multipropósito con base en memristores.
- **2019.** Wei Lu, de la Universidad de Michigan, cofundador de la empresa startup Crossbar, anunció la obtención del primer chip para computación con memristores programables.
- **2020.** Los laboratorios de HP, en colaboración con la Universidad A&M de Texas, anunciaron la obtención del primer nano-circuito que actúa como una neurona a partir de memristores.

Una buena noticia para todos los interesados es que los memristores ya se encuentran disponibles, con fines de experimen-

tación, a un precio razonable. Por ejemplo, la empresa Knowm, fundada en el 2002 y con sede en los E.E.U.U.A., vende kits para este propósito.

Antes de entrar en materia, es indispensable caracterizar, ubicar y distinguir a la computación neuromórfica, sobre todo en relación con la computación digital clásica, que es el referente obligado. Entonces, comencemos con un poco del contexto histórico sobre la computación digital clásica.

### Los resortes, las ventajas y los límites de la computación digital

La computación digital es, sin duda, la reina de la computación. Sin embargo, como ya lo mencionamos, está alcanzando su límite superior debido a restricciones y limitaciones físicas. Se tenía consciencia, por lo menos desde hace 10 años, que el incesante afán de la industria de los semiconductores por obtener transistores cada vez más pequeños conllevaría a que estos dispositivos presentaran mayores tasas de falla (Versace & Chandler, 2010).

Pero vallamos en orden y comencemos por el principio. ¿Qué es lo que permitió que la computación digital alcanzara su desarrollo actual? Podemos identificar los siguientes resortes (Jaeger, 2021):

- **Universalidad.** Permite resolver cualquier problema susceptible de ser computable.
- **Operación binaria.** Puede realizarse fácilmente mediante cables y transistores de conmutación.
- **Facilidad de uso.** Cuenta con múltiples interfaces de usuario, según la aplicación y el nivel de competencia técnica requerido, para su aprovechamiento.

- **Analogía de los conceptos “computación” y “razonamiento”.** Un programa es una secuencia de pasos, en forma similar al razonamiento lineal y lógico del ser humano.
- **Consenso teórico.** Existen textos canónicos que garantizan un marco de referencia común, tanto para los conceptos como para la terminología empleados en la disciplina, que permite aceptar que el concepto de *computabilidad* es equivalente a la *ejecución de algoritmos*.

A pesar de todo este respaldo, también son muy claros los puntos débiles de esta forma de hacer computación (Jaeger, 2021):

- **Huella energética.** El conjunto de los productos soportados por la tecnología de computación digital demanda cerca del 10% de la energía total consumida en el mundo y la tendencia está aumentando rápidamente.
- **Límites físicos en la miniaturización.** La disminución en el tamaño de los transistores tiene un límite físico y estamos a punto de alcanzarlo.
- **Límites estructurales para la velocidad de ejecución.** Por ejemplo, el denominado cuello de botella de von Neumann, es decir, la congestión del flujo de datos que se presenta en arquitecturas computacionales cuya operación está soportada por buses de datos.

### La computación neuromórfica como una alternativa para la computación digital

La computación neuromórfica, originalmente concebida por Carver Mead como “computación neuronal”, tiene su inspiración en los cerebros biológicos. Actualmen-

te, también está estrechamente vinculada con las redes neuronales de impulsos (SNN, por las siglas de Spike Neuronal Network). Se trata de una disciplina en crecimiento y en vías de consolidación que, gracias a su enfoque más analógico que digital, representa una alternativa muy prometedora para las restricciones que enfrenta el cómputo digital. Es así que podemos identificar los siguientes resortes para el cómputo neuromórfico (Jaeger, 2021):

- **Cómputo inspirado en la actividad cerebral.** Las redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) constituyen una base y una referencia para el cómputo neuromórfico.
- **Robustez y flexibilidad.** Los cerebros biológicos son tolerantes a fallas y sus redes neuronales se adaptan a los cambios del entorno.
- **Eficiencia energética.** El cerebro biológico consume un mínimo de energía en comparación con cualquier computadora digital.
- **Paralelismo asíncrono.** A diferencia de la tradicional secuencia de pasos de la computación clásica, donde se requiere de una administración síncrona de los recursos.
- **Compatibilidad con arquitecturas de cómputo en memoria.** Esto permitiría superar el problema del cuello de botella de las arquitecturas de tipo von Neumann.

De hecho, ya existe evidencia sobre la consolidación del cómputo neuromórfico, como lo demuestran elocuentemente los siguientes hechos (Jaeger, 2021):

- Las redes neuronales artificiales ya han demostrado su gran potencial, en cuanto al procesamiento de información, y actualmente se encuentran de-

trás de lo que se conoce como la revolución del *Deep Learning* o “aprendizaje profundo”.

- Ya existen las primeras versiones digitales de microchips que operan con principios neuromórficos. Las compañías líderes de la industria de los semiconductores están emulando el funcionamiento de las neuronas soportadas por impulsos, con el propósito de disminuir el consumo de energía.
- También se han reportado avances en cuanto al desarrollo de hardware neuromórfico dedicado. Existen algunos avances en la realización de implantes oculares y auditivos en seres vivos, así como procesamiento de imágenes ultrarrápido mediante procesamiento neuronal.
- La innegable irrupción de los memristores que posibilitan la realización de arquitecturas de cómputo en memoria y la realización de chips con hardware nanométrico, ya sea analógico o digital, completamente compatible con la estructura constructiva de una red neuronal artificial.

No obstante, a pesar de los significativos avances obtenidos, el cómputo neuromórfico aún tiene retos importantes que resolver y las neurociencias todavía no proporcionan un marco de referencia acabado para el surgimiento de un nuevo tipo de computación que pueda superar o, al menos, igualar la actual versatilidad con la computación digital. Y es que, al menos en apariencia, todo fenómeno dentro del cerebro tiene como base física a la bioquímica y a la electrofísica de sus componentes biológicos que, por añadidura, son húmedos y blandos. Es así que los sistemas neuromórficos

artificiales actuales se ven obligados a emplear las tecnologías y materiales disponibles, ya que los componentes biológicos de referencia están lejos de poder ser reproducidos artificialmente (Jaeger, 2021).

Entonces, nos debe quedar claro que el verdadero reto actual es explorar cómo es que cualquier fenómeno físico, sobre cualquier sustrato, puede ser aprovechado para realizar funciones de “computación”. Con este objeto es que surge el concepto de computación no convencional, es decir, la idea de aprovechar el comportamiento físico de cualquier material para realizar computación. A la computación no convencional también se le conoce como computación natural, computación emergente, computación física, o computación in-materio (Jaeger, 2021).

En la figura 1, se representa esquemáticamente una perspectiva de la evolución moderna de las diferentes formas de hacer computación. Se toma como punto de partida la pascalina, la calculadora mecánica inventada por Blaise Pascal en 1642 y se

da un salto hasta el siglo XX, el siglo de los grandes desarrollos tecnológicos, cuando las circunstancias motivadas por los conflictos militares de la Primera y la Segunda Guerra Mundial, propiciaron un importante impulso al desarrollo de la computación que, eventualmente, derivó en la computación digital, tal y como la conocemos ahora. En ese periodo, las figuras de Alan Turing y John von Neumann, entre muchos otros grandes genios, fueron fundamentales para concretar máquinas computadoras realizables.

Aunque la computación analógica fue prácticamente abandonada, alrededor de la década de 1960, con la irrupción de la computación digital, no solo puede jugar un papel preponderante para el desarrollo de las alternativas dentro del cómputo no convencional futuro, sino que, además, es fundamental para alcanzar el siguiente nivel de desarrollo de la computación neuronal.

Posteriormente, ya iniciado este siglo XXI, empezaron a explorarse nuevas formas de hacer computación, entre las que destacan

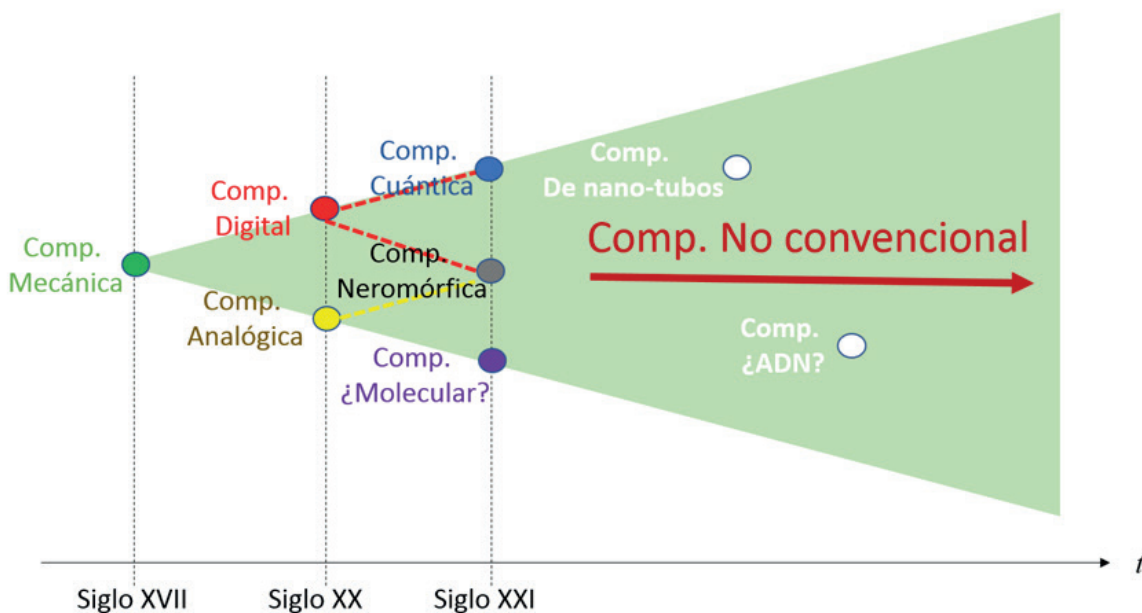


Figura 1. Perspectiva para la evolución de la computación. No sólo hay una forma de hacer computación, sino muchas.

Formalismos	Lógico	Probabilístico	Orientado a sistemas dinámicos
Herramientas matemáticas.	Álgebra (booleana y lineal), lógica formal, grafos, etc.	Máquinas de Boltzmann, curvas de distribución de probabilidad, etc.	Ecuaciones diferenciales ordinarias.
Función computacional modelada.	Máquinas de Turing, algoritmos, etc.	Muestreo, generación de pulsos, etc.	Dinámica y control de los fenómenos.
Función cognitiva análoga.	Método e inferencia lógica.	Grados de creencia.	Coordinación sensoriomotora.
Disciplina afín	Ciencias computacionales	Ciencias cognitivas	Física

Tabla 1. Marcos teóricos para el estudio del cómputo neuromórfico.

la computación cuántica y la computación neuromórfica. En la figura 1, también se muestra la estrecha relación que existe entre el cómputo cuántico y la computación digital, así como el soporte que dan, tanto el cómputo digital como el cómputo analógico, al cómputo neuromórfico. Si aceptamos el argumento de Herbert Jaeger (Jaeger, 2021) de que a pesar de que la computación cuántica ciertamente se sustenta en el fenómeno físico de la indeterminación de los estados cuánticos, en realidad se centra en un subconjunto específico de tareas que caen dentro de la computación digital clásica, resulta que una de las alternativas, para la computación digital, es el cómputo neuromórfico.

No obstante lo anterior, no hay que perder de vista que también existen grupos de investigación experimentando la manera de hacer computación con otros sustratos como, por ejemplo, aprovechando las propiedades de determinadas moléculas. Es previsible que, en el mediano y largo plazo, puedan surgir nuevas formas de hacer computación, sustentados en principios y sustratos tan diferentes a los conocidos hoy, que pueden considerarse como cómputo no convencio-

nal. Por ejemplo, actualmente se considera la posibilidad del realizar computación con nano-tubos o con cadenas de ADN.

Aquí, es conveniente mencionar que podemos abordar el problema de hacer computación con diferentes enfoques y marcos teóricos, a fin de modelar al proceso denominado “computación”. Mencionaremos tres de los posibles marcos que, de acuerdo con Herbert Jaeger, son inherentes en el estudio del cómputo neuromórfico: el formalismo lógico, el formalismo probabilístico y el formalismo orientado a los sistemas dinámicos (Jaeger, 2021). En la tabla 1 se presentan las herramientas, las funciones y las disciplinas afines con cada uno de estos tres formalismos.

La idea principal es que, si bien es cierto que para estudiar, comprender y desarrollar cómputo digital se requiere sólo uno de los formalismos (el formalismo lógico), para poder incursionar en el cómputo neuromórfico se requiere también del apoyo del formalismo probabilístico y el de los sistemas dinámicos. De tal forma que el estudio de la computación neuromórfica implica la realización de una tarea trans-

disciplinaria, cruzando las fronteras disciplinares entre las ciencias computacionales, las neurociencias y la Física.

De todo esto, también se puede inferir que la computación digital, en realidad, no va a desaparecer pronto. Esto se debe a la versatilidad y al nivel de madurez que ha alcanzado pero, sobre todo, a que la computación digital puede simular y emular, aunque con el costo correspondiente, a cualquiera de los nuevos paradigmas computacionales que están emergiendo o que pudieran emerger en el futuro.

**La esencia de la computación**

Aceptando que existen y pueden existir diferentes formas de hacer computación y siendo todas estas soportadas por muy diversos sustratos materiales, ¿qué es lo que es común a todas ellas? Por su puesto, el procesamiento conocido como “computación”. Entonces una pregunta muy pertinente es, en general, ¿cuál es la esencia de la computación?

En la figura 2, se presenta una abstracción genérica para toda computadora, sin importar el principio de operación ni el sustrato con el que se construye. Existe un “algo” dentro de lo cual se desarrolla el proceso de “computación” y, este “algo”, intercambia información con su entorno mediante cierta interfaz.

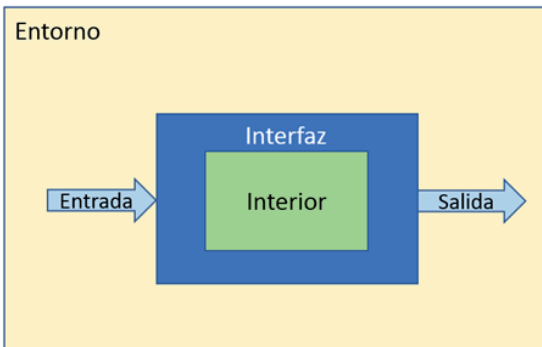


Figura 2. Abstracción, en lo general, de toda computadora.

Por otro lado, en la figura 3, se exponen tres aristas o dimensiones desde las que se puede describir a la máquina computadora: la dimensión física, la dimensión espacial y la dimensión funcional.

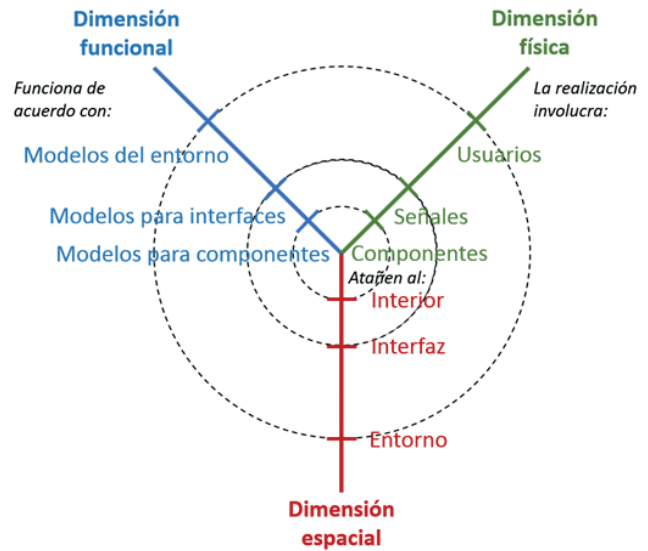


Figura 3. Dimensiones descriptivas de toda computadora.

Por ejemplo, la dimensión espacial nos permitiría describir a una computadora en términos de lo que tiene dentro, lo que está en su interfaz y lo que está fuera de ella. La dimensión física, por su parte, nos permitiría describir qué elementos componen su interior, qué elementos componen a su interfaz y qué o quiénes constituyen al entorno y los usuarios de la computadora. Finalmente, la dimensión funcional nos permite describir la operación de la computadora, en sus diferentes niveles, con el auxilio de modelos.

Desde el punto de vista de su operación, toda computadora involucraría, al menos, las siguientes etapas (Jaeger, 2021):

1. **Codificación** simbólica de la “tarea” y sus “parámetros” como entradas para la computadora.



2. **Transformación** de las entradas simbólicas en entradas físicas.
3. **Evolución** del sistema de cómputo realizable, de un estado inicial hacia un estado final, hasta el cumplimiento de una condición dada.
4. **Transformación** del estado final del sistema físico en una salida simbólica.
5. **Decodificación** de la salida simbólica en la solución para la “tarea”.

En este punto es interesante hacer notar que, para el caso de la computación digital clásica, el proceso de computación involucra la transformación de entradas aisladas en salidas aisladas, procesando entrada por entrada, una a la vez, por lo que el estado final de la salida depende de un único valor de entrada, cómo se esquematiza en la figura 4.

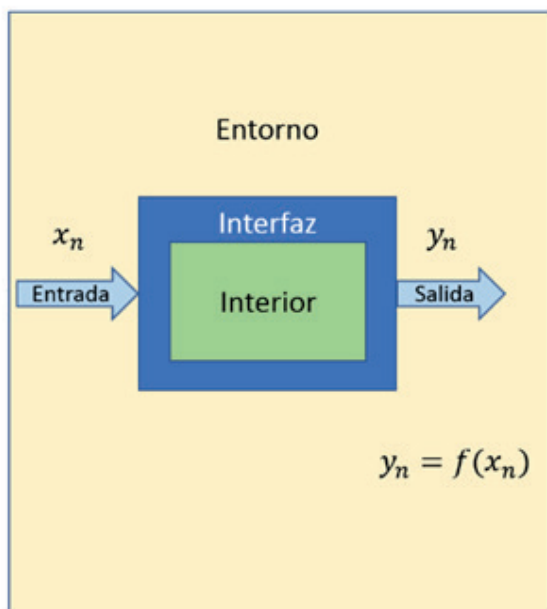


Figura 4. Computación clásica, alimentada por entradas aisladas.

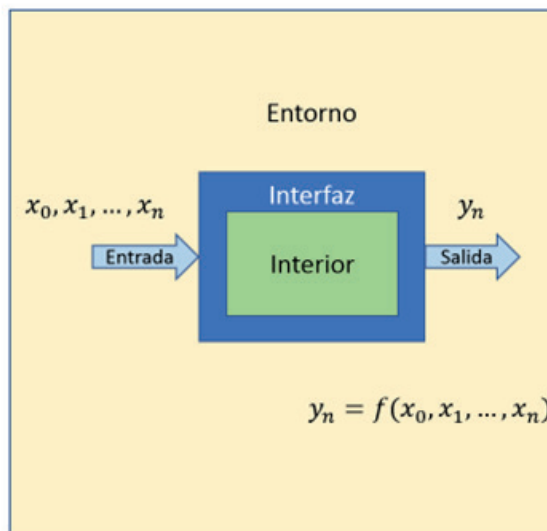


Figura 5. Computación más general, alimentada por un “flujo” de entradas.

Sin embargo, la computación neuromórfica es más afín con un concepto de computación más general donde, más que entradas aisladas, se alimenta con un flujo de entradas, tal y como se esquematiza en la figura 5.

Bien, ahora ya estamos listos para especificar las características que, mínimamente, debe cumplir toda forma de hacer “computación” (Jaeger, 2021):

- **Es realizable.** La computación requiere que su sistema de cómputo sea físicamente realizable.
- **Es un sistema abierto.** La computación involucra la entrada y la salida de información de su sistema de cómputo que, por lo tanto, es un sistema abierto.
- **Cuenta con correspondencia semántica.** La computación tiene sentido, es decir, debe existir alguna correspondencia semántica para el “objeto” que se procesa.
- **Cuenta con correspondencia cog-**

**nitiva.** La computación se sustenta en operaciones de cómputo que pueden encontrar cierta correspondencia con algunas capacidades cognitivas humanas, por ejemplo, el método, el cálculo, la analogía, la inferencia lógica, el razonamiento, los grados de creencia, incluso la coordinación sensomotora, entre otras.

- **Su estado evoluciona.** La computación involucra la evolución, a lo largo del tiempo, del estado de su sistema de cómputo.

Es fácil comprobar que estas características se encuentran presentes las diferentes formas de hacer computación que conocemos. Por ejemplo, considere el diagrama de la figura 6, que corresponde a una computadora digital. Es claro que una computadora digital es completamente realizable si empleamos electrónica digital para su diseño y construcción. Es un sistema abierto, ya que se le introduce y extrae información en forma de entradas y una salida. A su vez, las entradas y la salida se codifican con valores numéricos, de tal forma que los objetos son procesados como números.

El conjunto de reglas, o secuencia de pasos para realizar la tarea, es lo que se conoce como algoritmo y constituye, por sí mismo, una parte de las entradas. La parte restante de las entradas lo conforman los parámetros que especifican a un problema en particular. En una computadora digital, la correspondencia cognitiva es la de “contar”, ya que la computadora procesa valores numéricos y esencialmente realiza operaciones aritméticas. Por supuesto que la computadora digital evoluciona, de un estado inicial a un estado final, hasta completar la tarea que se le asignó.



Figura 6. Diagrama a bloques de una computadora digital.

Considere ahora el diagrama de la figura 7, que corresponde a una computadora analógica. Esta máquina computadora es realizable siempre que se emplee electrónica analógica para su diseño y construcción. Es un sistema abierto, ya que también se le introduce y extrae información en forma de entradas y salida. Las entradas y las salidas se codifican con señales y niveles correspondientes a variables físicas, de tal forma que se representa a los objetos procesados mediante magnitudes medibles. Aquí, la estructura constructiva es lo que permite realizar la tarea, no hay un algoritmo como tal, sino más bien un arreglo de componentes que realizan la tarea. Podemos decir que, de alguna manera, esta estructura constituye una parte de las entradas. La parte restante de las entradas lo conforman los parámetros que especifican al problema en particular. En este caso, la correspondencia cognitiva es la de “medir”, ya que la computadora esencialmente realiza comparaciones con las señales y magnitudes físicas que procesa. La computadora analógica también evoluciona, hasta completar la tarea que se le asignó.



Figura 7. Diagrama a bloques de una computadora analógica.

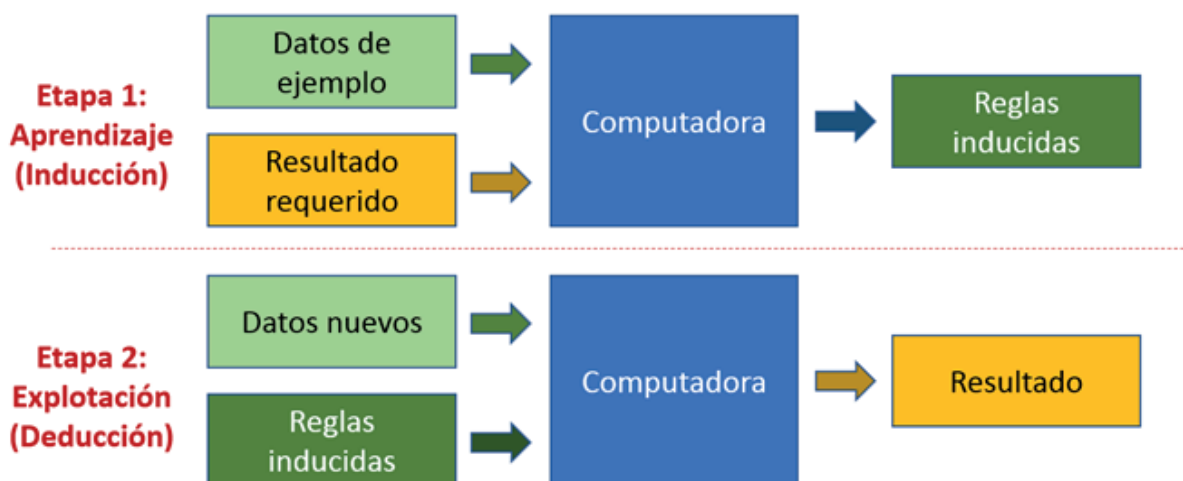


Figura 8. Diagrama a bloques de una computadora bajo el modelo del aprendizaje maquina.

Para acercarnos un poco más al concepto de la computación neuromórfica, consideremos ahora el diagrama de la figura 8, que corresponde a una computadora que opera bajo el concepto de lo que se conoce como machine learning o “aprendizaje maquina”. La computación bajo este enfoque es perfectamente realizable mediante el apoyo de la computación digital. Es un sistema abierto, ya que también se le introduce y extrae información, por medio de varias entradas y una salida, pero hay que tomar en cuenta que el aprendizaje maquina tiene dos etapas claramente diferenciadas (Takano, 2021):

- La etapa de entrenamiento o inducción, que es el momento en el que la máquina computadora “aprende”, a partir de un conjunto de ejemplos que se le proporcionan, a fin de obtener, por inducción, una salida que corresponde al conjunto de reglas que reproducen los resultados deseados. Esta es la etapa en la que se “entrena” a la máquina en el laboratorio o gabinete.
- La etapa de explotación o deducción, que es el momento en el que la máquina se alimenta con las reglas inducidas en la

etapa anterior y nuevos datos, obteniendo el resultado correspondiente. Esta es la etapa en la máquina trabaja y aplica lo “aprendido” en un escenario real.

En este caso, las entradas y las salidas se pueden codificar de acuerdo con lo usual dentro de la computación digital. Aquí, la correspondencia cognitiva es la de “aprender”, ya que a la computadora se le “entrena” para realizar una tarea con base en los ejemplos que se le proporcionan. Una computadora que opera bajo los principios del aprendizaje maquina también evoluciona hasta completar su tarea.

Finalmente llegamos a la representación esquemática de una máquina de cómputo neuromórfica, tal y como se puede apreciar en la figura 9. Se trata de una variante del modelo de aprendizaje maquina, pero en este caso existen características específicas y características deseables. La primera característica específica es que, en la etapa de entrenamiento, se emplean los supuestos y consideraciones que derivan del modelo de referencia que, a su vez, se encuentra inspirado en las redes neuronales de un cerebro biológico. Aquí, se apro-

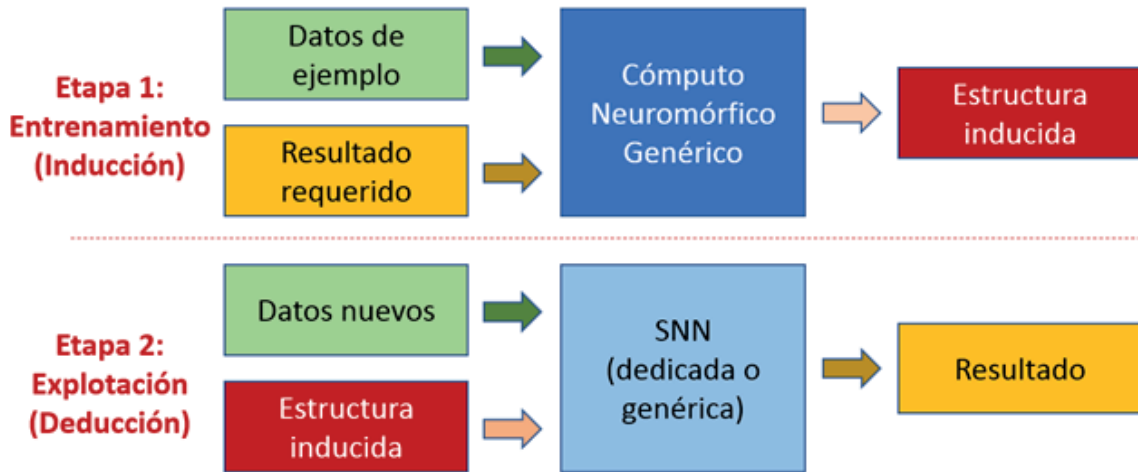


Figura 9. Diagrama a bloques de una computadora neuromórfica con sus etapas de entrenamiento y explotación.

vechan mucho de los desarrollos prácticos obtenidos dentro del campo de las redes neuronales artificiales, así como la teoría y algunos marcos de referencia, proporcionados por las neurociencias, sobre todo, en lo relativo a las sinapsis, la generación de los disparos de impulso, así como la codificación y propagación de la información en forma de trenes de impulsos.

La segunda característica específica es que, para la etapa de explotación, se recurre a una red neuronal de impulsos cuya estructura (conexiones y pesos) se indujo en la etapa de entrenamiento. Finalmente, la característica deseable es que la red neuronal de impulsos empleada en la etapa de explotación pudiera realizarse mediante un soporte tecnológico esencialmente analógico, esto a fin de maximizar las ventajas de un paralelismo asíncrono, maximizar la velocidad de procesamiento y minimizar el consumo energético (Versace & Chandler, 2010).

A pesar de las ventajas teóricas de la realización puramente analógica de una red neuronal de impulsos, la verdad es que,

por razones esencialmente prácticas, mucho de lo reportado en la literatura especializada sobre cómputo neuromórfico se refiere a realizaciones completamente digitales o, en menor medida, en ciertas combinaciones híbridas que aprovechan las ventajas de arreglos analógicos de barras cruzadas (crossbar arrays) y la transferencia de datos en forma digital (Takano, 2021). También, es importante hacer notar que mucho del esfuerzo actual se ha concentrado en la simulación y la emulación de las redes neuronales de impulsos que, por ahora, se realiza fundamentalmente con el apoyo de sistemas de cómputo digital.

### **Análisis prospectivo para las posibles realizaciones prácticas del cómputo neuromórfico**

Bien, hemos dado este breve recorrido, para llegar a una representación esquemática conveniente de las diferentes formas de hacer computación, a fin de proceder con el análisis de las posibles configuraciones para la realización práctica del cómputo neuromórfico. Comenzaremos por suponer que, para obtener

máquinas realizables, podemos recurrir a tres alternativas tecnológicas, a saber, una completamente analógica, una completamente digital y, finalmente, una híbrida resultante de una conveniente combinación de lo analógico con lo digital (ver la figura 10).



Figura 10. Esquema de base para la conformación de las posibles configuraciones en la realización práctica del cómputo neuromórfico.

Apoyándonos del esquema de la figura 10, podemos visualizar las 9 posibles combinaciones, o configuraciones, que resultan de las tres alternativas tecnológicas, tanto para la etapa de entrenamiento como para la etapa de explotación. Si ahora consideramos algunas métricas de versatilidad y de desempeño, podemos realizar una evaluación prospectiva de las 9 posibles configuraciones del cómputo neuromórfico. En este trabajo se proponen tres métricas para la versatilidad y tres para el desempeño, a saber:

#### *Métricas de versatilidad*

- **Factibilidad.** Indica la posibilidad y la relativa facilidad con la que se puede obtener una realización práctica con base en la tecnología disponible.
- **Universalidad.** Indica la capacidad de la máquina computadora para aplicar-

se a la resolución de cualquier problema computable.

- **Plasticidad.** Indica la flexibilidad de la máquina computadora para poder ser reconfigurada y reprogramada, según convenga.

#### *Métricas de eficiencia*

- **Máxima miniaturización.** Indica el potencial de la tecnología empleada para obtener realizaciones prácticas con dimensiones espaciales mínimas.
- **Máxima velocidad.** Indica el potencial de la tecnología empleada para obtener realizaciones prácticas con mínima latencia.
- **Consumo mínimo.** Indica el potencial de la tecnología empleada para obtener realizaciones prácticas que consuman un mínimo de energía.

A fin de poder comparar las fortalezas y debilidades de las diferentes configuraciones para las realizaciones prácticas de la computación neuromórfica, vamos a contemplar tres posibles calificaciones para cualquier métrica: +5, si se espera un comportamiento bueno; 0, si se espera un comportamiento promedio (ni bueno ni malo); -5 si se espera un comportamiento malo. La calificación para cada caso se asignó, por parte del autor, en forma subjetiva y con base en la experiencia en el diseño de sistemas digitales y analógicos. Los resultados se presentan de forma resumida en la tabla 2 y en forma gráfica en la figura 11. Aunque las calificaciones asignadas por el autor pueden ser sujetas de discusión y polémica, en la figura 11, se puede apreciar claramente un patrón que da consistencia y respaldo al criterio presentado por el autor.

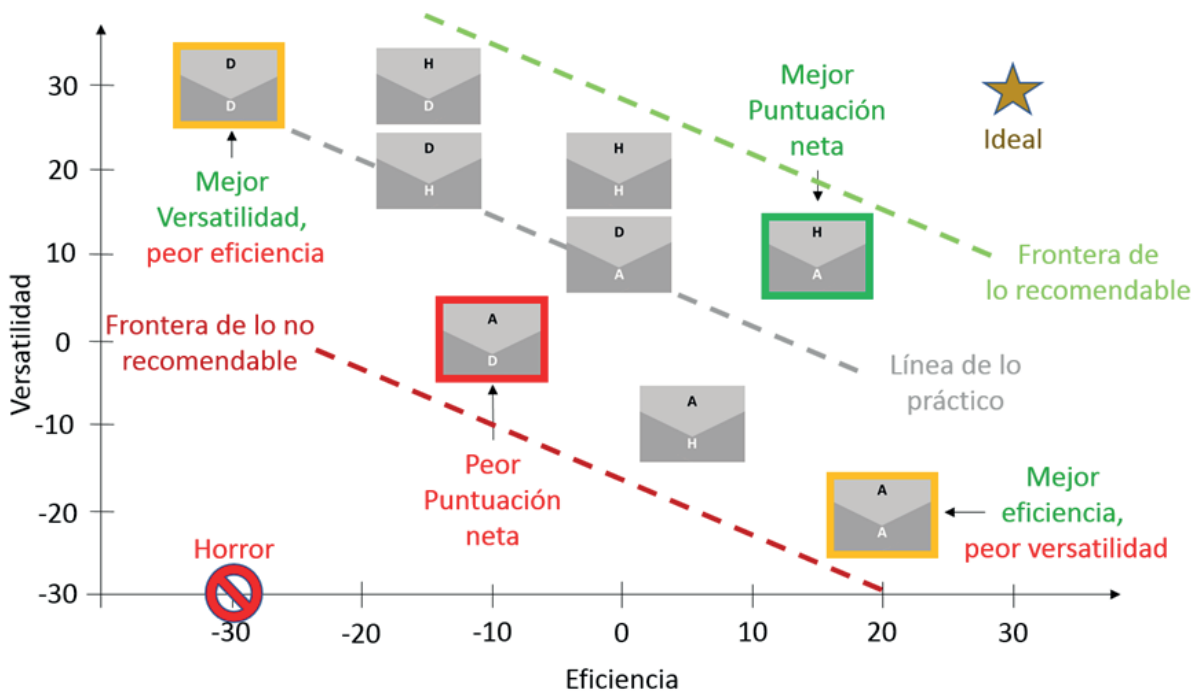


Figura 11. Prospección gráfica para el desempeño de las posibles configuraciones del cómputo neuromórfico.

En la figura 11, se observan cada una de las 9 posibles configuraciones, ubicadas en términos de su desempeño neto con respecto a los ejes de versatilidad y de eficiencia. En la esquina superior derecha, se señala con una estrella la posición ideal, es decir, aquella que representa la máxima versatilidad con la máxima eficiencia. En forma complementaria, en la esquina inferior izquierda, se encuentra la peor posición posible, la que se identifica con la etiqueta “Horror”, es decir, aquella que representa la mínima versatilidad con la mínima eficiencia.

En la misma figura 11, en la esquina superior izquierda, podemos identificar la configuración de cómputo neuromórfico con la mejor versatilidad y la peor eficiencia, que corresponde a una máquina con soporte completamente digital, tanto para el entrenamiento como para la explotación. En forma complementaria, en la esquina inferior derecha, podemos identificar la configuración con la peor versatilidad y la mejor eficiencia,

que corresponde a una máquina con soporte completamente analógico, tanto para el entrenamiento como para la explotación.

Así mismo, trazando una diagonal imaginaria entre la posición ideal y la posición del “horror”, encontramos a las configuraciones de cómputo neuromórfico con la mejor y la peor puntuación neta. La de la peor puntuación neta, realizaría el entrenamiento con un mecanismo analógico mientras que la explotación con un soporte digital. Su situación poco favorable se explica porque, en principio, no es muy práctico intentar entrenar una red neuronal, ya sea una red artificial convencional o una red de impulsos, mediante un arreglo analógico. Al mismo tiempo, cualquier realización práctica, de una red neuronal de impulsos, mediante un soporte digital será poco eficiente, en comparación con su equivalente analógico.

La mejor puntuación neta corresponde a una configuración donde el entrenamien-

Cómputo de Aprendizaje	Cómputo de Explotación	Versatilidad			Eficiencia			Calif. Neta
		Factible	Universal	Flexible	Pequeño	Rápido	Bajo consumo	
A	A	0 (-5+5)	-10 (-5-5)	-10 (-5-5)	0 (-5+5)	10 (5+5)	10 (5+5)	<b>0</b> (-20+20)
A	D	0 (-5+5)	0 (-5+5)	0 (-5+5)	-10 (-5-5)	0 (5-5)	0 (5-5)	<b>-10</b> (0-10)
A	H	0 (-5+5)	-5 (-5+0)	-5 (-5+0)	-5 (-5+0)	5 (5+0)	5 (5+0)	<b>-5</b> (-10+5)
D	A	10 (5+5)	0 (5-5)	0 (5-5)	0 (-5+5)	0 (-5+5)	0 (-5+5)	<b>10</b> (10+0)
D	D	10 (5+5)	10 (5+5)	10 (5+5)	-10 (-5-5)	-10 (-5-5)	-10 (-5-5)	<b>0</b> (30-30)
D	H	10 (5+5)	5 (5+0)	5 (5+0)	-5 (-5+0)	-5 (-5+0)	-5 (-5+0)	<b>5</b> (20-15)
H	A	10 (5+5)	0 (5-5)	0 (5-5)	5 (0+5)	5 (0+5)	5 (0+5)	<b>25</b> (10+15)
H	D	10 (5+5)	10 (5+5)	10 (5+5)	-5 (0-5)	-5 (0-5)	-5 (0-5)	<b>15</b> (30-15)
H	H	+10 (5+5)	+5 (5+0)	+5 (5+0)	0 (0+0)	0 (0+0)	0 (0+0)	<b>20</b> (20+0)

Tabla 2. Prospección con calificaciones para las posibles configuraciones del cómputo neuromórfico (A: Analógico; D: Digital; H: Híbrido).

to se realiza con un mecanismo híbrido, aprovechando la versatilidad de lo digital con la eficiencia de lo analógico; mientras que la explotación aprovecha todas las ventajas, en favor de la eficiencia, de un arreglo analógico.

En la misma figura 11, también se representan, con líneas discontinuas, las fronteras que contienen a todas las configuraciones posibles. Por un lado, se encuentra la frontera de lo no recomendable (en color rojo), flanqueando a las tres configuraciones que supondrían el empleo de mecanismos analógicos para el entrenamiento. Por otro lado, la frontera de lo recomendable (en color verde), demarcando a las tres combinaciones que aprovechan el

equilibrio entre versatilidad y eficiencia, brindando un mecanismo híbrido para el entrenamiento.

Finalmente, sobre la línea etiquetada como la “línea de lo práctico” (en color gris), se presentan las configuraciones con mayores posibilidades de realización práctica en el corto y el mediano plazo. Todas estas configuraciones de computación neuromórfica aprovechan las ventajas de la tecnología digital para la etapa de entrenamiento, mientras que en la etapa de explotación transitan progresivamente de una tecnología puramente digital a una completamente analógica, pasando por una versión híbrida. La línea de lo práctico se caracteriza el aprovechamiento de las ventajas compe-

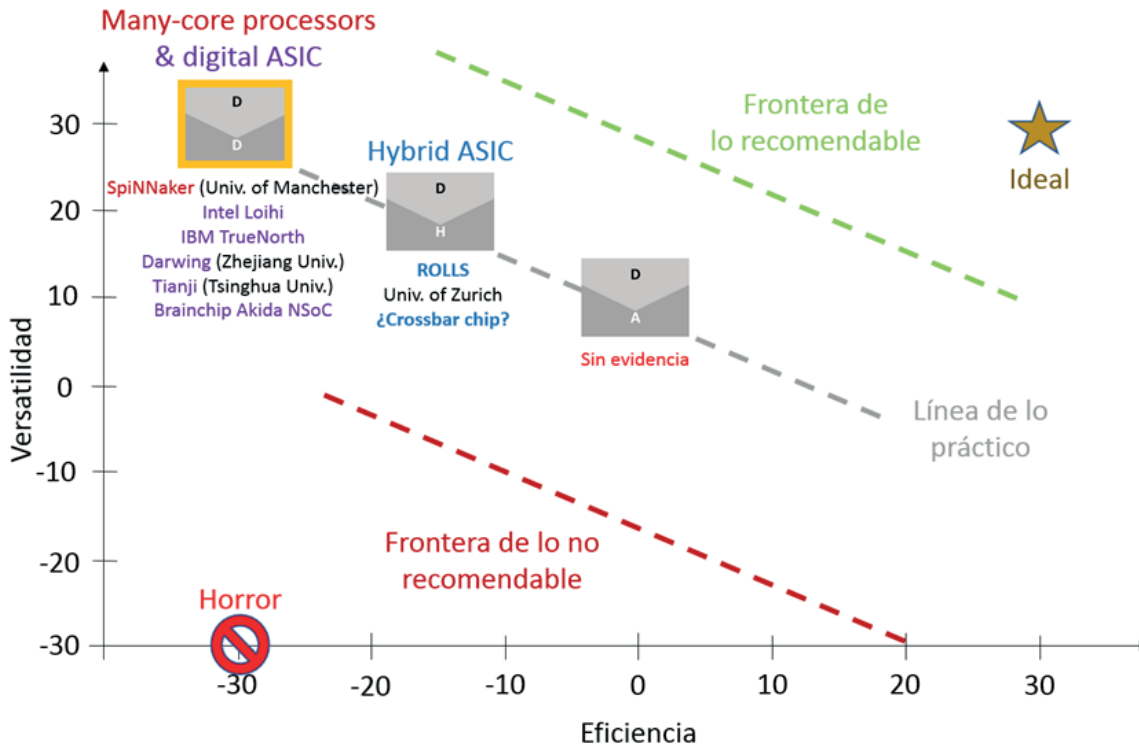


Figura 12. Evidencia del desarrollo del cómputo neuromórfico sobre la ruta de lo práctico.

titivas del cómputo digital, sobre todo en lo relativo a versatilidad, en favor de la investigación y el desarrollo del cómputo neuromórfico mediante herramientas digitales de simulación y emulación.

Por ejemplo, actualmente es completamente posible simular y emular redes neuronales de impulsos con una plataforma puramente digital, pero es previsible y ya hay algunos avances en el sentido de contar con circuitos de cómputo neuromórfico dedicado. Esto significa que en los próximos años veremos cómo los desarrolladores transitan de una etapa de explotación puramente digital a una híbrida, en la que se aprovecha la versatilidad de lo digital con la eficiencia de lo analógico.

Todo indica que, en el corto y mediano plazo, las nuevas versiones de chips de aplicaciones específicas, soportados por el cóm-

puto neuromórfico, aunque emplearán la computación digital para el entrenamiento, en la etapa de explotación tenderán a realizaciones prácticas soportadas por hardware completamente analógico.

En el mediano y largo plazo, es previsible que las actuales versiones digitales de entrenamiento migren a plataformas híbridas, ya que son muy claras las ventajas de estas configuraciones para el desarrollo de nuevos productos comerciales, que apliquen las redes neuronales de impulsos, en plazos más competitivos.

Para concluir este análisis y prospección sobre las posibles realizaciones prácticas del cómputo neuromórfico, en la figura 12, se muestran algunos avances prácticos emblemáticos de productos que se están reportando en la literatura especializada, en relación con todo esto. Lo primero que



hay que resaltar es que la evidencia corrobora la ruta de desarrollo señalada por la línea de lo práctico.

Para empezar, es evidente que la mayoría de los desarrollos reportados más importantes se encuentran en la configuración de un cómputo neuromórfico completamente digital, tanto para el entrenamiento como para la explotación (D/D). En general, esta configuración es apropiada y conveniente para propósitos de investigación y desarrollo pues, en esencia permiten prueba, mediante simulación y la emulación, de los principios de operación del cómputo neuromórfico. En este punto, encontramos propuestas con múltiples núcleos de procesamiento o circuitos integrados digitales dedicados, como lo son los proyectos de SpiNNaker, de la Universidad de Manchester; Loihi de Intel; TrueNorth de IBM; los proyectos Darwing y Tianji, en China; y el sistema neuronal en un chip (NSoC, por sus siglas en inglés) Akida, de la empresa Brainchip.

Dentro de la línea de lo práctico, el siguiente nivel de desarrollo lo constituye la configuración digital para el entrenamiento e híbrida para la explotación (D/H). Llama la atención lo escaso de las propuestas reportadas y la poca información técnica disponible para su consulta. Aunque la empresa Crossbar, la startup fundada por el profesor Wei Lu de la Universidad de Michigan, ha declarado haber producido el primer chip para cómputo neuromórfico con base en memristores programables (Moore, 2019), la verdad es que no existe información detallada sobre la arquitectura específica que se emplea y, por lo tanto, lo único que podemos hacer, con la poca información disponible y para clasificar conservadoramente este desarrollo, es colocarlo como un representante de la configuración D/H. El pro-

yecto ROLLS, de la Universidad de Zurich, sí publica información sobre la arquitectura que emplea y es, claramente, un ejemplo de la configuración D/H.

Finalmente, en relación al último estadio de desarrollo sobre la línea de lo práctico, que corresponde a la configuración donde el entrenamiento es digital pero la etapa de explotación es completamente analógica (D/A), el autor no encontró, al momento de la redacción de este trabajo, evidencia sobre un producto funcional concreto sin embargo, el reporte sobre el primer nano-circuito que actúa como neurona (Kumar, 2020), permite vislumbrar que pronto pudieran surgir los primeros desarrollos de cómputo neuromórfico con soporte completamente analógico en la etapa de explotación.

### Conclusión

La computación neuromórfica es una alternativa prometedora para el cómputo digital tradicional. Actualmente se encuentra en etapa de desarrollo y el reto actual más importante es pasar, de la simulación y la emulación digital de las redes neuronales de impulsos, a realizaciones prácticas que aprovechen realmente el potencial del cómputo analógico para disminuir el tamaño, el consumo y, al mismo tiempo, incrementar la velocidad mediante un paralelismo natural inspirado en las redes neuronales de los cerebros biológicos. En este último sentido, el memristor y los nuevos componentes nanométricos soportados por el mismo, prometen ser una pieza tecnológica clave.

En este artículo se ha presentado una breve revisión de las posibilidades en la realización práctica para el cómputo neuromórfico, a partir de un análisis comparativo de las diversas formas de hacer computación,

a fin de caracterizar a la computación, en lo general, y al cómputo neuromórfico, en lo particular.

### **Bibliografía**

- Burr, G. W. et al., Ohm's Law + Kirchoff's Current Law = Better AI, IEEE Spectrum, 58 [12], pp. 44-49, Dec. 2021.
- Choi, C. Q., Brainwave: If Memristors Act Like Neurons, Put Them in Neural Networks, Online IEEE Spectrum, Jan. 2021. <https://spectrum.ieee.org/memristor-random>
- del-Valle, J. et al., Challenges in materials and devices for resistive-switching-based neuromorphic computing, Journal of Applied Physics, 124, [21], pp. 211101, 2018.
- Jaeger, H., Towards a generalized theory comprising digital, neuromorphic and unconventional computing, Neuromorph, Comput. Eng. 1, 2021.
- Kumar, S. et al., Third-order nanocircuit elements for neuromorphic engineering, Nature, 585 [24], pp. 518-523, Sep. 2020.
- Moore, S. K., First Programmable Memristor Computer, Online IEEE Spectrum, Jul. 2019. <https://spectrum.ieee.org/first-programmable-memristor-computer>
- Takano, S., Thinking Machines: Machine Learning and Its Hardware Implementation, Elsevier Academic Press, USA, 2021.
- Versace, M. & Chandler, B., The brain of a new machine, IEEE Spectrum, 47 [12], pp. 30-37, Dec. 2010.