

## CAPÍTULO 5.

---

# CREATIVIDAD COMPUTACIONAL: CIENCIA COGNITIVA Y NUEVAS APUESTAS EN CREATIVIDAD Y EDUCACIÓN

---

**Danna Aristizábal Oviedo**

<https://orcid.org/0000-0001-9982-3047>

[dannaaristizabal@gmail.com](mailto:dannaaristizabal@gmail.com)

Universidad Cooperativa de Colombia  
- Sede Cali, Colombia

**Juan Felipe Martínez Flórez**

<https://orcid.org/0000-0003-2914-0819>

[juan.felipe.martinez@correounivalle.edu.co](mailto:juan.felipe.martinez@correounivalle.edu.co)

Universidad del Valle. Cali, Colombia

**Álvaro Alexander Ocampo**

<https://orcid.org/0000-0003-4526-1397>

[alvaro.ocampo02@usc.edu.co](mailto:alvaro.ocampo02@usc.edu.co)

Universidad del Valle. Cali, Colombia

### Cita este capítulo:

Aristizábal-Oviedo D., Martínez-Flórez JF. y Ocampo ÁA. Creatividad computacional: ciencia cognitiva y nuevas apuestas en creatividad y educación. En: Ocampo ÁA. (ed. científico). Neurociencia, mente e innovación. Una aproximación desde el desarrollo, el aprendizaje y la cognición creativa. Cali, Colombia: Editorial Universidad Santiago de Cali; 2020. p. 115-154.



# CREATIVIDAD COMPUTACIONAL: CIENCIA COGNITIVA Y NUEVAS APUESTAS EN CREATIVIDAD Y EDUCACIÓN

Danna Aristizabal Oviedo - Juan Felipe Martínez Flórez -  
Álvaro A. Ocampo

## RESUMEN

La segunda mitad del siglo XX y el inicio del siglo XXI se han caracterizado por proponer un salto tecnológico y cultural en planos intelectuales y sociales. Uno de los nuevos campos científicos en desarrollo durante esta época es el de la ciencia cognitiva, un paradigma interdisciplinar para el estudio de las facultades mentales. La psicología cognitiva como parte de la ciencia cognitiva no ha sido ajena a la influencia de este nuevo paradigma y ha adoptado y desarrollado conceptos que proponen nuevos abordajes teóricos y metodológicos para estudiar y explicar los procesos asociados a la mente. En este capítulo se pretende reflexionar en torno a la habilidad de innovación o creatividad a partir de lo que el desarrollo teórico y tecnológico en la ciencia cognitiva y computacional nos brinda para su comprensión. Para esto, empezaremos por algunos conceptos generales en ciencia computacional y cómo hacen parte e influyen en la sociedad moderna. En segunda instancia presentaremos, sin entrar en muchos tecnicismos, algunos de los sistemas de algoritmos y técnicas computacionales con el fin de entender en rasgos generales su funcionamiento, para, posteriormente revisar qué pueden aportarnos en la comprensión de las habilidades creativas y discutir si estos sistemas pueden o no ser creativos por sí mismos. Finalmente pretendemos centrarnos en las formulaciones específicas de la psicología cognitiva buscando derivar cómo los avances en las ciencias cognitivas y de la computación han influido en la psicología cognitiva y brindan nuevas concepciones al momento de pensar los procesos de creatividad en nuestra sociedad actual y específicamente en procesos como la educación.

## INTRODUCCIÓN

Las Ciencias de la computación han supuesto avances enormes para la sociedad humana en su conjunto. Estos avances son una revolución que ha determinado un desarrollo tecnológico de velocidad inquietante en las últimas décadas, que ha derivado en cambios en la sociedad, la manera de relacionarnos, comunicarnos, expresarnos y explicarnos a nosotros mismos. En sí misma, la revolución computacional y tecnológica es un fenómeno creativo bastante interesante del cerebro humano, pero en este capítulo vamos a enfocarnos en los postulados teóricos derivados de la revolución computacional de segunda mitad del siglo XX dirigidos a entender algunos postulados de la neurociencia cognitiva y computacional y que nos aporta para la comprensión de los procesos cognitivos humanos, particularmente la creatividad.

La creatividad es una de las cualidades humanas más excelsas. Para muchos la creatividad es el soporte de la inteligencia humana, y fue la clave del triunfo evolutivo del *homo sapiens* al contribuir al desarrollo de herramientas y ficciones culturales que caracterizan las sociedades humanas (Kurzweil 2012). La creatividad, la habilidad de innovar e imaginar distingue nuestra especie, y contribuye al relativo dominio sobre su entorno, y con frecuencia usamos para distinguir lo “humana” de nuestra inteligencia de otros tipos de inteligencia en la naturaleza. Las características que han definido el pensamiento creativo se caracterizan por el cambio de la realidad que rodea, por la innovación y la habilidad de dar respuestas originales por romper las reglas que rigen el *statu quo* en un determinado contexto. El pensamiento creativo ha suscitado revoluciones sociales y científicas a lo largo de la historia de la humanidad. Desde la simple creación de herramientas para innovar en la cacería de animales, hasta la innovación en nuevas formas de relacionarnos como sociedad, como los derechos civiles. La habilidad de crear no solo implica la creación de tecnologías, sino que se extiende hasta cada rincón que el pensamiento humano puede abarcar.

Al día de hoy el conocimiento construido a lo largo de generaciones nos ha permitido incrementar nuestro potencial tecnológico y de procesamiento de información más allá de sus implicaciones, por ejemplo, para las ciencias de la salud (Szolovits, 2019) y las formas de aprendizaje que determinados sistemas artificiales pueden desplegar (Benditkis, Keren, Mor-Yosef, Avidor, Shoham & Tal-Israel, 2019). Esto, ha proveído nuevos conocimientos

que han permitido formular hipótesis sobre la manera cómo funciona la mente y tratar de emular estos procesos mediante diferentes sistemas de procesamiento. Si bien la habilidad de crear e innovar es considerada como específicamente humana, y que una máquina no cuenta con la suficiente para trascender los propios límites de su programación para dar una respuesta innovadora y potencialmente *creativa*, consideramos que esta es una visión muy romántica fundada en prejuicios o en un probable mal entendido en el proceso que se pretende explicar o la manera cómo funcionan las técnicas computacionales que dan lugar a diversas implementaciones de Inteligencia Artificial (IA).

En este capítulo se pretende reflexionar en torno a la habilidad de innovación o creatividad a partir de lo que el desarrollo teórico y tecnológico en la ciencia cognitiva y computacional nos brinda para su comprensión. Para esto, empezaremos por algunos conceptos generales en ciencia computacional y cómo hacen parte e influyen en la sociedad moderna. En segunda instancia presentaremos, sin entrar en muchos tecnicismos, algunos de los sistemas de algoritmos y técnicas computacionales con el fin de entender a rasgos generales su funcionamiento, para posteriormente, revisar qué pueden aportarnos en la comprensión de las habilidades creativas y discutir si estos sistemas pueden o no ser creativos por sí mismos. Finalmente pretendemos cerrar el capítulo buscando derivar cómo los avances en las ciencias cognitivas y de la computación podrían brindar nuevas concepciones al momento de pensar los procesos de creatividad en nuestra sociedad actual y específicamente en procesos como la educación.

## LA SOCIEDAD DE LAS METÁFORAS Y LA AUTOMATIZACIÓN

La sociedad actual se caracteriza por la automatización e hiperconectividad. Estamos viviendo una época de transformación equivalente a la revolución industrial, la edad de la revolución digital. Así como la revolución industrial introdujo máquinas que permitieron la producción en masa, la revolución contemporánea ha dotado a las máquinas de habilidades como el procesamiento autónomo de información, procesamiento del lenguaje e incluso toma de decisiones.

La revolución digital ha traído consigo la masificación de la tecnología computacional. El computador de mesa, tabletas y teléfonos inteligentes,

internet y la explosión de redes sociales y contenido han cambiado la forma en que nos comunicamos entre nosotros y la manera como se realizan ciertos trabajos en la sociedad, e incluso cómo nos relacionamos con objetos y nosotros mismos. Hoy podemos apreciar cómo las niñas siguen jugando con muñecas *Barbie* (Matell, 2017) tradicionales, pero que lejos de ser un juguete pasivo, pueden conectarse a internet, reconocer el lenguaje humano, enviar esta información a un servidor que la analiza y emitir una respuesta relativamente coherente a su interlocutor. De igual forma, los asistentes virtuales en los teléfonos inteligentes cuentan con sistemas de procesamiento de voz capaces de reconocer el lenguaje hablado y, a partir de este reconocimiento, brindar respuestas a las necesidades del usuario. Otro ejemplo interesante lo representan algunos proveedores de contenidos en línea como Google o Facebook, que cuentan con sistemas de procesamiento que recopilan datos de sus usuarios permitiéndoles “aprender” sobre los mismos y ser capaces de entablar pequeñas interacciones donde pueden hacer bromas o sugerencias o brindar asistencia basado en la información recopilada. Actualmente, Google tiene en fase de prueba en distintas ciudades de Estados Unidos a *Waymo*, su prototipo de auto inteligente capaz de conducirse automáticamente, gracias a que su soporte de inteligencia artificial “lo ayuda a tomar decisiones correctas” mientras se entrena en espacios en construcción, dejar pasar a un vehículo en emergencia y ceder espacio a un vehículo que esta por estacionar. Una tecnología que promete ayudar a reducir índices de accidentalidad, disminuir la contaminación, brindar movilidad a personas inhabilitadas para conducir e incluso, ofrecer un servicio comercial de viajes compartidos autónomos.

Detrás de estas tecnologías de uso diario y de las que están por llegar, se esconden algoritmos capaces de integrar diferentes tipos de entradas de información y brindar una respuesta en forma de datos o acciones. Son estos algoritmos, sustentados en desarrollos teóricos en el paradigma de la computación, lo que denominamos Inteligencia Artificial. Se consideran inteligentes porque no solamente son capaces de recopilar información, sino que, además, pueden codificar y discriminarla a partir de diferentes entradas, incluso pueden aprender y seleccionar una respuesta de acuerdo con determinado contexto. Por ejemplo, *Waymo*, el proyecto automóvil autónomo de Google, cuenta con software y distintos sensores de movimiento, imagen y audio que lo hacen capaz de distinguir el tipo de camino, obstáculos, otros vehículos, ciclistas, a la vez que se encuentra conectado a internet para integrar información sobre las posibles rutas y estado del tráfico, y sobre esta información decidir cuál sería el mejor

recorrido para llegar al destino. Así mismo, regula y, obviamente, conduce. Incluso es capaz de reconocer señales de tránsito en el camino o los gestos realizados por los ciclistas con sus brazos y predecir el movimiento de ruta de estos y otros vehículos en el camino, para de esta forma, regular su propio movimiento. No habría que ser muy perspicaz para comparar los algoritmos de funcionamiento de algunos de estos sistemas inteligentes como el de *Waymo* con el funcionamiento cognitivo humano y preguntarse si existen algunas semejanzas. Ambos son sistemas que recopilan información de su entorno proveniente de sus diversos “sensores”, la integran y ejercen un procesamiento sobre esta para regular una acción a ejecutar.

La comparación de las habilidades humanas con objetos o creencias tomadas por verdades en una determinada época no es algo nuevo. En su momento explicamos mediante el concepto de alma o espíritu los dones provenientes de la inteligencia, los sentimientos o la creatividad mediante la inspiración divina. Las musas, la chispa divina, la capacidad de acceder mediante un mundo de ideas perfectas a través del pensamiento han sido otras explicaciones para aquellas particularidades de la mente humana. Con la aparición de las primeras máquinas en el renacimiento, René Descartes comparó el funcionamiento del cuerpo humano al de una máquina. Implantando una idea que, ya en la época de la revolución industrial era totalmente aceptada, en la que el cuerpo y cada órgano trabajan como un mecanismo al unísono para producir las distintas facultades, entre ellas el pensamiento; como en aquella frase célebre de Cabanis acerca del cerebro que “(...) excreta pensamientos como el hígado bilis” (Canguilhem, 1991).

Por tanto, no resulta ajeno que una vez las primeras nociones de computación autónoma comenzaron a aparecer, estas fueran comparadas con los procesos cognitivos humanos. Pues estos primeros sistemas de computación parecían exhibir cualidades hasta ahora atribuidas únicamente a la mente humana como memoria, manipulación de símbolos o toma decisiones. Esta comparación dio lugar al campo de las ciencias cognitivas, un área del conocimiento en la que intervienen diferentes ciencias como la computación, neurociencias, psicología y filosofía, así como a la muy conocida *metáfora del ordenador*, idea según la cual la mente humana procesa y manipula información de manera muy semejante a los principios de computación implementados en los ordenadores.

Uno de los principales contribuyentes al desarrollo inicial de las ciencias de la computación fue Alan Turing. Turing, considerado también como

padre de la computación moderna, colaboró en el desarrollo de las primeras supercomputadoras, incluido *Coloso*. Coloso fue una máquina de cómputo que contribuyó enormemente a la victoria de los aliados en la segunda guerra mundial, al permitir decodificar más fácilmente los mensajes encriptados de los alemanes. Hacia 1950, y con las primeras comparaciones entre la inteligencia computacional y la inteligencia humana, Turing ideó una pregunta para determinar qué tan inteligentes podrían llegar a ser las computadoras. La pregunta de Turing o prueba de Turing supone que si una máquina puede contar con el suficiente potencial de procesamiento para entablar una conversación con un ser humano y que este último no lograra distinguir si se encuentra hablando con una máquina u otro ser humano, entonces dicha máquina es tan inteligente como un ser humano. Si bien Turing pronosticó que para el año 2000 ya debería existir dicha computadora, al día de hoy no existe una computadora o máquina con quien podamos establecer un diálogo de la misma forma que lo hacemos con otro humano. Sin embargo, sí se han creado computadoras que han podido igualar y superar el potencial de procesamiento humano en muchas otras cualidades que podemos considerar como “inteligentes”.

Si bien hoy en día ya estamos entrados en el siglo XXI y ninguna máquina ha logrado superar la prueba de Turing, este hecho, no necesariamente sugiere que la mente humana no cuenta con propiedades computacionales. Posiblemente, solo hemos entendido de manera equivocada algunos conceptos como inteligencia, lenguaje o conciencia, ya que consideramos que la capacidad para emitir y comprender un lenguaje está en relación directa con la capacidad de procesamiento o manejo inteligente de datos, cuando probablemente está más ligada a la capacidad para ser y entender de manera consciente aquello que decimos o nos dicen y, de esta forma, descifrar su sentido emocional o informativo. De tal forma, la conciencia poco podría tener que ver con la inteligencia, sino con el hecho de ser un ser vivo y estar en el mundo, es decir podría tener que ver más con el hecho de poseer un cuerpo y llevar a cabo intenciones en el mundo (Chalmers, 2014), de tal forma que, por más inteligente que hagamos una máquina, no necesariamente esto la hará más consciente de sí misma y capaz para comprender sus entradas o respuestas en el lenguaje.

A pesar de esto, las ciencias de la computación han permitido crear sistemas para comprender cómo el cerebro genera funciones cognitivas, de hecho, para algunos investigadores (Frank 2015; Frank & Badre 2015) los avances en computación han permitido establecer rutas de investigación y elaborar



teorías más acertadas para los avances en neurociencias. Actualmente, se desarrollan diferentes proyectos en distintos laboratorios del mundo como el *Connectome* o el *Blue Brain Project* que apuntan a igualar o modelar muchas de las propiedades cognitivas del cerebro humano.

El *Human Brain Connectome*, o en su traducción al español el Proyecto del Conectoma Humano, es el primer intento por mapear punto a punto el entramado de conexiones del cerebro humano. Este es, quizá, uno de los más grandes proyectos llevados a cabo por la ciencia equiparable con el mapeo del genoma humano. El término conectoma fue introducido Sporns y Hagman en 2005 como parte de su disertación doctoral para referirse al plano de las conexiones de un determinado espacio en el cerebro, es decir el vocablo pretende expresar un conjunto de conexiones. El conectoma humano apunta inicialmente, mediante el uso de técnicas de neuroimagen y microscopía, a realizar un mapa estructural y funcional del cerebro humano. Mapa que posteriormente pretende ser analizado e implementado en una plataforma computacional. En otras palabras, el proyecto Conectoma Humano pretende describir las conexiones de cada neurona a nivel individual al igual que comprender la organización funcional que logran dichas conexiones a gran escala en el cerebro adulto sano. Estas piezas de información conformarán una base de datos que permitirá modelar computacionalmente dicho funcionamiento en una plataforma informática. Es decir, sería posible modelar artificialmente un cerebro humano.

Es un proyecto multidisciplinar que involucra algunos de los laboratorios con mayor potencial tecnológico y computacional del mundo, en los que se incluyen los de la Universidad de Harvard, la Universidad de Washington, entre otros. En síntesis, el proyecto del Conectoma Humano ha contribuido al desarrollo y mejoramiento de técnicas de neuroimagen y promete contribuir a la comprensión del funcionamiento del cerebro y a entender con mejor precisión cómo emergen las funciones cognitivas.

Por otra parte, el proyecto *Blue Brain* apunta a realizar una reconstrucción digital a nivel molecular del cerebro humano. El proyecto dio inicio en 2002 por cuenta de Henry Markaman y recibió posteriormente el apoyo de IBM. Puntualmente, el proyecto apunta a construir representaciones computacionales de cada unidad y estructura funcional, y busca recrear la organización total del cerebro humano. Para esto, se utilizan varias supercomputadoras distribuidas en varios laboratorios europeos entre España y Suiza, este último principal financiador del proyecto. Hasta ahora el proyecto dio por

concluida su fase I en 2007 que consistió en simular exitosamente una columna cortical, la cual es considerada como la unidad modular funcional de la neocorteza. A partir de entonces, el proyecto entró en su fase II la cual consiste en simular un mayor número de columnas interconectadas, así como la construcción de la simulación de nivel molecular. Para el profesor Markman, una vez esté terminada la reconstrucción simulada en su totalidad, *Blue Brain* debería ser capaz de hablar y exhibir las mismas habilidades cognitivas de un cerebro humano (Fildes 2009).

Por último, Google no se queda atrás en cuanto a la construcción de súper sistemas inteligentes con su *Google Brain*. Si bien este proyecto no apunta a simular directamente las funciones cognitivas humanas, a partir de una reconstrucción del cerebro humano apunta a dotar a las máquinas de inteligencia autónoma. Este proyecto utiliza técnicas de Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*) y Aprendizaje Automático (*Machine Learning*) con el objetivo de dotar a las máquinas de inteligencia autónoma, lo que permitiría facilitar diferentes tareas realizadas por humanos. Este proyecto iniciado en 2011 incluye iniciativas como *Waymo* y utiliza algoritmos de flexibilidad adaptativa y de aprendizaje basado en su propia experiencia, a la vez que pretende integrar el uso de grandes cantidades de datos en internet para incrementar la potencial inteligencia de las máquinas. Entre los logros de *Google Brain*, hasta el momento, se cuenta el lograr crear inteligencias artificiales capaces de encriptar información y competir con otras inteligencias artificiales, así mismo, ha avanzado en el procesamiento de datos lingüísticos con el *Google Neural Machine Translator*, el último algoritmo usado en su traductor capaz de detectar sutiles variaciones en la idiosincrasia de cada lengua y capaz de aprender a partir de las traducciones que cada día hacemos en su traductor.

Los anteriores proyectos en desarrollo dan cuenta del potencial computacional que hemos alcanzado hoy en día y sus prometedoras apuestas a futuro. Pero, ¿cómo funcionan exactamente los sistemas de inteligencia artificial? y ¿qué es exactamente lo que los hace susceptibles de ser comparados con la cognición humana?, ¿podrían llegar a exhibir habilidades que podríamos llamar creatividad? A continuación, presentaremos de manera general algunos de los principios básicos de sistemas computacionales basados en Redes Neuronales Artificiales que parecen exhibir habilidades comparables a algunas funciones cognitivas humanas, esto sin hacer uso de muchos tecnicismos, pero con las referencias adecuadas para el lector interesado en profundizar en estos temas. Se pretende comprender cómo funcionan

y qué propiedades tienen estos sistemas computacionales y qué podrían brindarnos para ampliar la comprensión del concepto de creatividad.

## **MÁQUINAS QUE APRENDEN**

La Inteligencia Artificial (IA) es un concepto bastante amplio que involucra varias acepciones, incluso, puede ser tema de debate el concepto de inteligencia por sí mismo, sin embargo, podemos definir de manera general la inteligencia artificial como el conjunto de técnicas y algoritmos susceptibles de ser implementados en un hardware y que buscan modelar o imitar la inteligencia humana. La IA es un campo bastante amplio que puede abarcar distintos tipos de técnicas, enfoques y aproximaciones, e incluye los desarrollos a nivel de software y hardware. En ciencias de la computación tiende a considerarse inteligente a cualquier agente informático o físico capaz de exhibir conductas o habilidades que le permiten resolver problemas o manipular información autónomamente. En este apartado, presentaremos algunos sistemas del Aprendizaje Automático (Machine Learning), el cual es una rama de la IA, que principalmente se enfoca en el desarrollo de sistemas autónomos capaces de aprender por sí mismos y que exhiben habilidades, que en muchos casos se podrían catalogar cognitivas y muy semejantes a las humanas. Algunos de los sistemas del Aprendizaje Automático, como las Redes Neuronales Artificiales (RNA), han tenido un profundo impacto en la neurociencia y la psicología contribuyendo a descubrimientos, nuevas formulaciones teóricas y al desarrollo de herramientas de diagnóstico y análisis de datos.

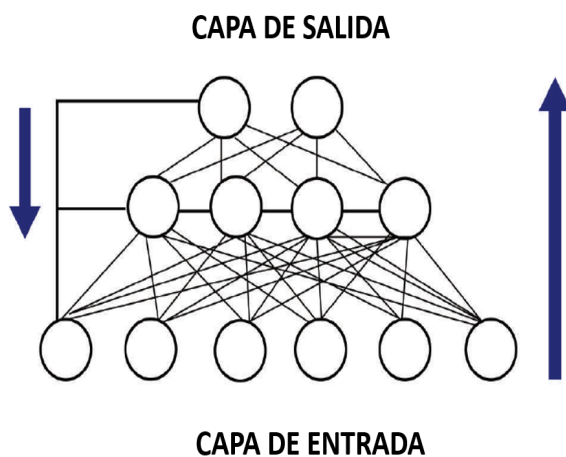
## **REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

Las redes neuronales artificiales (RNA), ahora con cerca de setenta años de existencia, contados desde los trabajos fundadores de McCulloch y Pitts (1943), que permitieron la solución a funciones lógicas elementales, han tenido grandes desarrollos, aplicaciones e impacto en múltiples campos científicos y tecnológicos. Las ciencias del hombre no han sido la excepción, en particular, al interior de la psicología cognoscitiva –uno de los pilares conceptuales de la ciencia cognoscitiva– y de la neuropsicología se han producido muchos trabajos orientados a la generación de modelos de la función y la disfunción neurocognoscitiva que emplean RNA.

Las RNA usualmente son utilizadas para construir modelos de la función cognitiva, sean estos biológicamente inspirados o imitaciones funcionales. Un modelo es una representación de un objeto complejo, de un sistema o de un proceso que puede tomar una forma física, como aquellos empleados en arquitectura, o abstracta (modelos matemáticos o computacionales), como los que se emplean en meteorología, ingeniería o cognición. En general, la modelización permite un mejor entendimiento de objetos, sistemas o procesos complejos en tanto que los modelos capturan ciertos aspectos importantes mientras hacen abstracción de otros. La modelización neurocognoscitiva puede llevarse a cabo a través de programas computacionales cuyo comportamiento es similar, en ciertos aspectos, al comportamiento humano y de cuyo uso y desarrollo se espera ganar mayor comprensión de la estructura causal y del curso temporal de los procesos cognoscitivos.

Desde un punto de vista general, las RNA son básicamente un conjunto de neuronas artificiales interconectadas que –inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano– pretenden imitar el funcionamiento de aquel (Caicedo, 2009). Una vez que la neurociencia se pudo establecer, hacia finales del siglo XIX y gracias al descubrimiento de Santiago Ramón y Cajal (que el tejido nervioso no era un circuito continuo como sí lo era el sistema circulatorio, sino un conjunto de unidades discretas separadas llamadas neuronas, lo que se conoce como la teoría neuronal que triunfó sobre su opuesta la teoría reticularista) se crearon nuevas bases para estudiar las propiedades y características de dichas unidades. Las neuronas biológicas reciben *inputs* (en sus dendritas) de otras neuronas a través de sus proyecciones (axones) que generan conexiones llamadas sinapsis, que mediante transmisión química producen bien despolarización o bien hiperpolarización en la neurona postsináptica, mediante la apertura selectiva de canales iónicos. En promedio, cada neurona recibe entre 5000 y 20 000 *inputs* (sinapsis) cuyos efectos deben ser sumados espacial y temporalmente en un tiempo que oscila, típicamente, entre 20 y 30 ms. Si se produce suficiente despolarización (*inputs* excitatorios), la neurona produce un potencial de acción que, una vez iniciado en el cuerpo de la célula, es conducido bajo la modalidad de todo o nada para alcanzar el terminal sináptico donde puede, a su vez, afectar otras neuronas. Contrariamente, *inputs* inhibitorios a la neurona propiciarán hiperpolarización que hará que la neurona tenga menos probabilidad de disparar ya que el potencial de membrana se aleja de un umbral crítico en el que se producen los potenciales de acción. Así pues, las neuronas biológicas pueden ser pensadas como elementos computacionales. Estos principios generales son los que inspiran las RNA.

Una red neuronal artificial es conjunto de neuronas artificiales, nodos o unidades interconectadas entre sí mediante conexiones que actúan como los axones y las dendritas de las neuronas biológicas (ver figura 11). Las RNA pueden ser monocapa o multicapa. En las primeras, unas unidades de entrada, que no realizan ningún tipo de procesamiento, pasan dichos inputs a otra capa de unidades que realizan cálculos y generan las salidas. Las redes multicapa cuentan con varias capas de unidades: una de entrada, una (o varias) oculta (s) y una de salida. Las conexiones transmiten la activación en direcciones específicas.



**Figura 11.** Diseño típico de una RNA de tres capas totalmente conectadas. La actividad pasa de las unidades de la capa de inputs a las unidades ocultas y finalmente a las unidades de salida. Las conexiones son los pesos sinápticos

Fuente: Basado en Rolls & Treves (1998).

La figura 11 es un ejemplo de red con propagación “hacia delante” (*feedforward*) y retropropagación, es decir, que puede transmitir su activación en varias direcciones. Esta arquitectura se fundamenta en la idea clásica de aprendizaje a partir de la asociación de estímulos entre los cuales existe una relación, idea que ha sido descrita no sólo como un aprendizaje cognitivo sino además biológico (Rolls & Treves, 1998). De una manera general, podríamos asumir esta arquitectura como un asociador de patrones de tres capas (Cobos Cano, 2005). Esta definición quiere decir que dicha red no solo se caracteriza por su carácter asociativo, sino que además cuenta con tres capas, una de *input*, otra oculta o de procesamiento y otra de salida. En

esta arquitectura, todas las capas se encuentran ampliamente conectadas y su activación se propaga de la capa de *input* hacia la capa de salida “hacia adelante” (*feedforward activation*).

Aunque este tipo de red no suele contener conexiones laterales ni de tipo “recurrente”, en este caso cuenta con un algoritmo recurrente conocido como retropropagación de error. Así mismo, esta red también se caracteriza porque sus unidades de salida no solo tienden a recibir *inputs* de sus unidades de entrada, sino que también reciben durante su proceso de entrenamiento (o aprendizaje) un *input* externo a la red que indica cual es patrón de salida esperado en un caso determinado. Por lo general, la codificación de la información en sus unidades se realiza en binario 0 o 1, para representar la ausencia o presencia de determinadas características. A grandes rasgos, podemos decir que la función de la capa de input es la de representar la presencia o ausencia de ciertos eventos o estímulos antecedentes, la de la capa intermedia u oculta es la de asociar los inputs de entrada con los de salida, mientras que la función de la capa de salida es la de representar la presencia o ausencia de eventos consecuentes. La representación de los estímulos y las respuestas consecuentes se corresponde con un patrón de activación o un vector en la capa correspondiente.

El aprendizaje de la red sucede a partir de ejemplos, donde cada ejemplo corresponde a una pareja de vectores (vector de *input* y vector de salida) esta forma de aprendizaje es bastante interesante dado que emula la pauta básica de aprendizaje por asociación de humanos y animales. Este tipo de aprendizaje es quizá uno de los mejores descritos en la literatura psicológica y filosófica y fundamentalmente hace referencia al aprendizaje que ocurre a partir de la experiencia con objetos y acontecimientos. Esta arquitectura es bastante flexible y generalmente se programa con una de las posibles reglas de aprendizaje. Estas reglas, básicamente hacen referencia a la operación matemática que determina la modificación de los pesos sinápticos dentro de la red. La elección de la regla de aprendizaje define por mucho el tipo de procesamiento y resultado que se obtiene de la red. Para este caso la red cuenta con la regla de corrección de error o retropropagación. Este algoritmo, propuesto en los años 60 y redefinido por Rumelhart, Hinton (1992) consiste en propagar el error hacia atrás, esto es, enviar la información de la capa de salida hacia la capa de entrada, haciendo escala en las capas ocultas intermedias y ajustando los pesos de las conexiones con el propósito de disminuir dicho error. Existen, además, diferentes versiones o reglas del algoritmo de retropropagación y diversas arquitecturas en las que puede ser estudiado.

Este tipo de sistema distribuido da cuenta de algunos atributos “generales” de la cognición humana. Por ejemplo, tiene la capacidad de reaccionar frente a la similitud de los estímulos, a no ser que el objetivo tenga que ver con el aprendizaje de una diferencia significativa. Así mismo, puede generalizar a nuevos estímulos de la misma categoría, en tanto que estos mantengan ciertas características comunes básicas, descubriendo invarianzas o “reglas”, además, su funcionamiento secuencial puede rastrearse por etapas, el cual está fundado en un aprendizaje cuantitativo. Del mismo modo, presentan numerosas dependencias tanto en aspectos del contexto como de los sesgos estadísticos relacionados con las entradas. Por ejemplo, si han de aprender a transformar una serie de rasgos fonéticos en letras, la adquisición se verá influida por la proporción de letras y rasgos fonéticos, además de la semejanza fonética entre dos letras y demás (Xu & Rudnicky, 2000). Actualmente, se están estudiando diversas propiedades de las RNA, sin embargo, vale la pena subrayar que los procedimientos empleados aportan un marco computacional, en el que no se hace necesaria la formulación de reglas explícitas acerca de la información representada y las operaciones del procesamiento subyacentes, puesto que todo lo anterior puede ser descrito de acuerdo a los patrones cambiantes de activación y de conexión al interior de la red distribuida en paralelo. De este modo, el procesamiento se refleja en las modificaciones que experimenta el patrón de activación, en tanto que los patrones conectivos representan el conocimiento del sistema, que se transforma a raíz de la actividad intrínseca de la red (Martínez, Gutiérrez, Ruiz & Hervás-Martínez, 2005).

Las RNA se constituyen como una herramienta potente para abordar los problemas de la cognición y hace posible la incorporación y relación de datos de otros campos complementarios como la neurociencia, puesto que las RNA se asumen como “analogías funcionales” del sistema nervioso, en la medida en que tienen en común determinadas características. Esto las ubica en calidad de modelos explicativos considerables. Particularmente, desde esta lógica se acepta que una red neuronal simula el funcionamiento neuro-cognitivo de acuerdo con los aspectos enunciados a continuación:

- La red accede al conocimiento por medio de un proceso de aprendizaje.
- Las *conexiones entre las neuronas* (denominadas pesos sinápticos) se emplean para almacenar dicho conocimiento.
- Cuentan con elementos de procesamiento computacional básico (neuronas).
- Conectividad y representatividad.



- Disponen de una función de activación.
- La activación está sujeta a la ley de “todo o nada”.

De acuerdo con la psicología cognitiva, la idea que fundamenta la comprensión de los modelos basados en las RNA, tiene que ver con que dichas redes presentan un marco “biológicamente orientado” (sin necesidad de ser netamente organicista), dado que se mantiene al interior de los límites mecanicistas de la ciencia cognitiva. Por lo anterior, se asume el presupuesto computacional, ya no orientado hacia la manipulación de representaciones simbólicas, sino dirigido hacia los procesos emergentes de las unidades o conexiones que se perfilan como estructuras organizadas propias de un sistema de cómputo (Martínez, Gutiérrez, Ruiz & Hervás-Martínez, 2005).

## NIVELES DE MODELIZACIÓN

Además de modelizar las funciones cognoscitivas, las RNA pueden ser empleadas para modelar la manera como las redes neuronales reales (o los circuitos cerebrales reales) funcionan. En uno o en otro caso, habrá que tener en cuenta distintos niveles de simulación y grados variables de plausibilidad. Teniendo en cuenta las funciones del sistema nervioso a distintos niveles de organización y abstracción, Kohonen (1990) propuso una categorización de cuatro niveles de los modelos neuronales: modelos de nivel neuronal, modelos de nivel de redes, modelos del nivel del sistema nervioso y modelos del nivel de las operaciones mentales. En el primer nivel, se trata de entender, en primera instancia, cómo computan los circuitos cerebrales para así hacerse a unas bases fundamentales y realistas que permitan entender la función cerebral (Rolls & Treves, 1998). En el segundo nivel, se trata de modelos que comprenden una red homogénea individual para simular funciones idealizadas del sistema nervioso tales como la memoria asociativa. Un ejemplo típico sería el uso de asociadores de patrones para modelizar el condicionamiento clásico.

Los modelos del nivel del sistema nervioso y los modelos del nivel de las operaciones mentales recurren al ensamblaje de dos o más modelos de nivel de redes para simular fenómenos sistémicos tales como la categorización, la formación de conceptos y la función motora u operaciones y procedimientos complejos como el pensamiento y la resolución de problemas, entre otras. La simulación de las funciones cognoscitivas es generalmente llevada a



cabo mediante modelos de los niveles dos y tres propuestos por Kohonen. A partir de ellos se puede teorizar sobre la cognición misma. Enseguida, se presenta una revisión de los principales trabajos de modelización de procesos cognitivos humanos seguida de una revisión de la literatura sobre modelización de la disfunción cognoscitiva.

## MODELOS CONEXIONISTAS DE LAS FUNCIONES/PROCESOS COGNOSCITIVOS

Los trabajos en modelización de la función cognoscitiva han investigado complejas funciones tales como la percepción visual, la resolución de problemas y la memoria, entre otras. Pero, con toda seguridad, entre todas las exploraciones realizadas por los modeladores conexionistas, la del lenguaje ha sido el área más prolija y avanzada, la que más interés ha generado, la más controvertida (Pylyshyn & Fodor, 1988) y, sobre todo, la más fructífera de todas. Esta gran explosión de investigación del lenguaje con RNA tiene que ver con una doble perspectiva de investigación que incluye aspectos diacrónicos y sincrónicos del mismo. Así pues, en la literatura se pueden identificar esfuerzos orientados a la modelización de diversos aspectos del funcionamiento y desarrollo del lenguaje a nivel de lo lexical, lo morfológico y lo semántico.

DISLEX (Miikkulainen, 1997) es un modelo de RNA del lexicón mental que fue construido para evaluar la hipótesis según la cual el lexicón humano es modular y que consta de un componente semántico central y memorias separadas para las diferentes modalidades de *input* y *output* (palabra oral, palabra escrita, entre otras.) La red consiste en mapas de rasgos separados para las distintas modalidades lexicales (morfológica y fonológica) y para la representación semántica de las mismas conectados por vías ordenadas. El modelo es “lesional” y simula trastornos disléxicos y compromisos afásicos de categoría específica similares a los observados en pacientes.

La adquisición y producción de nuevas palabras por los niños se asume como uno de los componentes más estudiados en las investigaciones enfocadas desde las RNA como modelos desarrollistas. El desarrollo de la producción de las palabras presenta una serie de características particularmente interesantes debido a las distintas pautas temporales que tiene lugar durante su desarrollo, apuntándole a un patrón de evolución que pareciera ser de

naturaleza no lineal. Alrededor del año de vida el vocabulario poco a poco comienza a “conquistarse” y posteriormente entre los 18 y los 20 meses, se acelera el ritmo de adquisición. Este tipo de pauta, conocido como *vocabulary spurt* en la literatura anglosajona, ha sido modelizada (Plunkett, Sinha, Moller & Schafer 1992-1999) tomado como punto de partida un sistema de etiquetado que relaciona imágenes con etiquetas a través de un algoritmo de retropropagación. Así, el sistema puede generar una etiqueta (palabra) en presencia de una imagen aislada o de los inputs específicos, lo que significa que es capaz de llegar a la producción de una denominación, hasta cierto punto, tal como lo hace un niño cuando se le solicita nombrar un objeto.

Más puntualmente, Plaut & Kello (1999) propusieron un marco que da cuenta del desarrollo fonológico, en el cual la fonología media entre las representaciones acústicas, articulatorias y semánticas al servicio de la comprensión y la producción del habla. Esto, según los autores, se logra mediante el aprendizaje de un modelo *forward* de los procesos físicos que relacionan la articulación con el sonido. Una vez que se ha desarrollado, el modelo puede ser usado para convertir el sonido en la retroalimentación requerida para la articulación, que es justamente lo que hizo Elman (1991a) al emplear una red recurrente simple que aprendió a comprender, imitar y nombrar un corpus de 400 monosílabos con errores, en el desarrollo de dicho aprendizaje, muy similares a los de los niños pequeños. La adquisición de la gramática ha sido estudiada por Cangelosi & Parisi (2003) a través de una modelización tanto de orden cognitivo como neural durante el desarrollo lingüístico que, en términos generales, permitía simular la adquisición de pautas gramaticales y el procesamiento de verbos.

Inspirado en DISLEX, DevLex, cuyo nombre refleja el aspecto de desarrollo del léxico, fue construido para dar cuenta de tres aspectos importantes en la adquisición del lenguaje: la emergencia y la organización de categorías lingüísticas, el fenómeno de explosión en el vocabulario junto con uno de confusión lexical en la denominación y los efectos de la edad de adquisición en el desarrollo lexical temprano. A tal efecto, Li y cols. (2004) desarrollaron una arquitectura que permite una representación de un ambiente lingüístico dinámicamente cambiante en el aprendizaje de la lengua. Este modelo claramente posee plasticidad para el aprendizaje y estabilidad en la representación, lo que le permite superar la interferencia catastrófica resultante de perturbar el aprendizaje previo por parte del nuevo. Esta arquitectura maneja de manera muy adecuada el dilema de la plasticidad/estabilidad.

Otros casos de modelización combinan procesos perceptuales y otros de alto nivel, como el modelo neural de atención selectiva y segmentación de objeto en la escena visual de Borisyuk y col. (2009). Sandberg (2003), por su parte, empleó redes neurales atractoras bayesianas para modelizar procesos de memoria. En particular, el autor exploró la forma en que tales redes pueden asociar modelos cognitivos abstractos *top-down* con modelos corticales biológicamente plausibles. El aprendizaje consistió en la actualización de la estimación de las probabilidades. Con el cambio de la constante temporal, la red puede actuar bien como una memoria de trabajo de aprendizaje y olvido rápido o bien como una memoria de trabajo de aprendizaje y olvido lento. El autor emplea la red para producir curvas de memoria autobiográfica plausibles con amnesia infantil y baches de olvido.

### **LAS RNA: ¿METODOLOGÍAS, TEORÍAS, O METATEORÍAS?**

Para determinar la validez de un modelo deben emplearse diversos métodos entre los que se puede incluir evaluar su éxito para resolver una tarea, compararlo con otros modelos, comparar su ejecución con la humana (por ejemplo, en términos de TR, efectos reproducidos o errores cometidos) o establecer qué predicciones evaluables puede realizar y cuáles no. Los modelos modulares o anidados requieren definir la relación entre poder y bondad de ajuste a los datos modelados. La comparación entre modelos se hace compleja ya que, por ejemplo, un modelo puede dar cuenta de varios hallazgos mientras que otro sólo puede informarnos acerca de uno que, justamente, el primer modelo no puede explicar. Así pues, el criterio de comparación es eminentemente cualitativo y complejo. Quizás la manera más válida de evaluar un modelo sea el recurso popperiano de la falsación, lo cual implica evaluar su bondad de ajuste y su validez como explicación teórica de un fenómeno. En esencia, el falseamiento de un modelo implica demostrar que dicho modelo requiere revisión sustancial.

Llegados a este punto, es preciso formularse la pregunta sobre cómo entender las RNA, claro está, más allá del punto de vista técnico y formal. ¿Qué es precisamente lo que simulan?, ¿qué valor tienen en el estudio de la mente? Para aproximarnos a responder de manera tentativa estas preguntas será necesario establecer la diferencia entre tres tipos de uso diferentes de las RNA: como metodologías, como teorías o como metateorías. Como metodologías, las RNA son empleadas en la solución de múltiples problemas

de la ingeniería tales como la filtración de señales, el control de procesos de producción, el procesamiento de imágenes, entre otros. En el ámbito de la cognición, el uso de las RNA como metodologías se define principalmente por su uso como herramientas para el manejo de datos. Esto significa que, esta aplicación no se trata solamente de modelar el funcionamiento cognitivo o del sistema nervioso en relación con una hipótesis, más bien, se intentan usar las RNA como piezas que posibilitan la resolución de un problema. Con frecuencia este abordaje de las redes se centra en entrenar una red para resolver una tarea específica. Por ejemplo, las RNA pueden emplearse para clasificar y agrupar datos por categorías, como ha sido el caso al ser usadas como aliadas en procedimientos de diagnóstico (Reggia, Berndt & D'Autrechy, 1994).

En la medida en que las RNA ofrecen modelos de los fenómenos estudiados, devienen fuentes de teorías. En este sentido se convierten en “gestoras de panoramas”, sistemas de simulación o mecanismos de modelización, que sirven como marco explicativo de los estados, procesos y/o propiedades de aquello estudiado. Su uso como modelos es justamente el uso principal ilustrado en este artículo, se resalta que aquello que se ha modelizado en muchos de los estudios citados es la cognición, y en particular, la cognición humana. Es justamente aquí donde la teorización que se produce a partir de las modelizaciones particulares se hace lo más importante. Si las RNA son entendidas como un paradigma capaz de recrear una solución o dar cuenta de un fenómeno, estamos frente a una concepción de las RNA como herramientas de modelización y emulación que permiten constituir un panorama de discusión y confrontación de la plausibilidad de las explicaciones sobre los fenómenos en cuestión. De esta manera, las RNA son marcos explicativos o modelos de solución, entre otros, que permiten comparar diversas aproximaciones teóricas a una situación particular.

Cuando se usan las RNA como modelos se parte de una primera posición teórica, es decir, se parte de un modelo teórico que puede ser una descripción cognoscitiva funcional o una formulación conjetural, una hipótesis, basada en teorías respecto a un problema de investigación; la solución modélica, a través de una RNA, permite evaluar la plausibilidad de dichas descripciones, hipótesis y teorías. Es claro que no se pretende reducir el fenómeno a la solución sino operacionalizar, en la dimensión lógica y tecnológica, un modelo cognitivo del mismo. Este tipo de concepción está más asociada con la *metáfora del computador* en su versión blanda, de acuerdo con la cual los modelos cognitivos son formas de instanciar soluciones funcionales, más no la cognición misma.

Cuando la teorización derivada del uso de las RNA alcanza un segundo orden, es decir, cuando con base en ellas se elaboran teorías sobre la cognición y el cerebro (como cuando se afirma que la mente funciona de igual manera a cómo funcionan las RNA) se pasa entonces a su uso como metateorías, en este caso, teorías que explican la cognición. Parte de este uso es el de comparar, por ejemplo, el computacionalismo simbólico y el conexionista para determinar cuál de ellos es la mejor expresión del funcionamiento de la mente o cuál de ellos, se perfila como una mejor metáfora del ordenador. Las metateorías pasan de la modelización (teorización de primer orden) en la que se da cuenta, en términos descriptivos y explicativos, de un evento o fenómeno en cuestión a afirmar que se ha dado cuenta de la manera – planteada como universal, ideal– de cómo opera el cerebro (teorización de segundo orden). Es decir, el fenómeno es reducido a la solución cuando se ha logrado un nivel alto de similitud en términos de *performance* con el fenómeno estudiado. Refiriéndose al conexionismo, Elman (2007) afirma que su aspecto más útil tiene que ver con los conceptos que proporciona, ya que para pensar como un conexionista se debe contar con la capacidad para utilizar el aparato conceptual, lo cual va más allá de la habilidad para hacer simulaciones.

## **¿PODEMOS HABLAR DE CREATIVIDAD EN LOS SISTEMAS COMPUTACIONALES?**

A grandes rasgos, hemos revisado cómo funcionan sistemas computacionales basados en RNA que parecen exhibir habilidades que, de manera general, podríamos catalogar como cognitivas. Pero podríamos preguntar: ¿existen sistemas computacionales que exhiben habilidades que podríamos llamar creativas?

Existen diferentes definiciones académicas y del sentido común sobre qué es exactamente el proceso creativo. Una definición general tomada del Oxford Dictionary (2017) define la creatividad como “la capacidad para inventar o crear”. De alguna forma, esta simple definición captura la esencia del proceso creativo que se refiere a la habilidad para innovar y crear soluciones, conceptos, asociaciones u objetos que usualmente sirven al uso, resolver problemas o para simplemente ser apreciados. La creatividad es una habilidad que demanda la exhibición de respuestas que se consideran originales, es decir, que no están contenidas en los parámetros o reglas de una situación. Para

Raymond Kurzweil, renombrado científico computacional, la creatividad es el proceso de encontrar grandes metáforas (o símbolos) que representen algo más (Kurzweil, 2012). De manera general, un proceso creativo toma reglas de una situación o sistema y las explota para reordenarlas o dar una respuesta innovadora dentro de los límites que satisfagan dicho problema o agente involucrado.

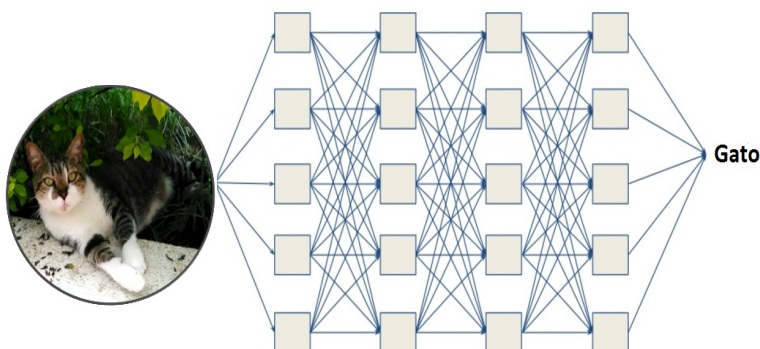
El cerebro humano, con un trillón de conexiones, cuenta entre sus principales características la de mostrar habilidades creativas para todo tipo de problemas. La corteza cerebral en los mamíferos parece servirse de la habilidad de crear para potenciar la supervivencia de las especies. Un ratón que encuentra una mejor ruta para escapar de un predador o un mono capaz de apilar objetos para alcanzar el alimento, en ambos casos, los organismos se aproximan a elementos usuales de su entorno para un fin diferente, lo cual es ciertamente creativo. Para el caso de los humanos, al poseer una corteza cerebral más desarrollada, las posibilidades de exhibir actos creativos se expanden exponencialmente a un gran conjunto de posibilidades, más allá de la mera supervivencia, de tal forma existen el arte, la cultura, la ciencia y todas aquellas creaciones del cerebro humano.

Ahora bien, la técnica computacional que revisamos en el apartado anterior de las RNA parecen ser sistemas que muestran capacidades que podríamos llamar cognitivas, representar información, reordenar esa información, asociarla, ordenarla y utilizarla para resolver un problema y aprender de su experiencia, capacidades que podemos denominar como cognitivas, además de ser biológicamente inspiradas. Pero, ¿podrían estos sistemas salirse de las reglas que los gobiernan o los límites de la información representada y “crear” dicha información? Quizá la respuesta a este interrogante sea positiva y probablemente ya contemos con sistemas computacionales capaces de exhibir esa habilidad creativa, que hasta el día de hoy era patrimonio exclusivo de un cerebro con una neocorteza.

Para empezar, es necesario detenernos un poco en la manera cómo funciona el proceso creativo en sí mismo. Generalmente el proceso creativo en el sistema nervioso humano no parte de un cerebro carente de información alguna. Usualmente un humano o un agente *percibe* y *recopila* información de su entorno, ya sea esta información usada para X o Y propósito o con el simple fin de contemplar. De esta forma, nuestro cerebro reconoce objetos, estímulos experiencias, denominamos el mundo y aprendemos sobre él. Un agente recopila entonces información de su entorno y construye para

sí un conjunto de *experiencias*, basado en sus *inputs* sensoriales, acumula y representa información auditiva, visual, táctil, olfativa, verbal y las *reglas* bajo las cuales los estímulos se organizan en el mundo. Posteriormente, basado en esta información acumulada, puede combinarla o reproducirla de manera diferente para dar solución a un problema, crear un objeto, un concepto o sencillamente representar o evocar de alguna forma una idea o una experiencia, como el caso de la poesía o pintura. En este sentido, el acto creativo reordena la información en el cerebro del agente, en algunos casi añadiendo o realizando asociaciones con otra información para dar como salida un producto innovador, sea este una solución o alguno de los ejemplos anteriormente mencionados. Para el caso de una RNA, esta se caracteriza por la propiedad de *percibir* y dar cuenta del objeto percibido.

Por ejemplo, tomemos lo ilustrado en una imagen (véase figura 12). En este caso, dicha red puede percibir y codificar mediante un código binario o vectores la imagen presentada y, si la entrenamos adecuadamente, podría incluso aprender a asociar dicha imagen con una etiqueta lingüística, de tal forma que nuestra red podría reconocer las características de dicho estímulo (i.e. tiene determinada forma, color, tamaño, proporción, entre otras) y asociarlas con un nombre y generalizar estas características a otros estímulos similares (e.g. reconocer otros gatos aunque no tengan exactamente la misma forma). De igual forma, podría reconocer un determinado gato que le solicitáramos dentro de un conjunto de gatos (e.g. solicitarle seleccionar los gatos pequeños dentro un conjunto de gatos o los gatos pardos o de dos colores, entre otros).



**Figura 12.** Representación de una red neuronal artificial que usando *deep learning* puede descomponer diferentes tipos de imágenes.

Fuente: Basado en Huy (2017).



De esta forma, podríamos decir que nuestra red cuenta con una experiencia del concepto de “gato” basado en su característica y en la información visual en forma de imágenes que le hemos suministrado y asociado con las palabras para denominarlas, por lo que podría discriminar, denominar, generalizar en relación a dicho conocimiento almacenado; lo cual es un proceso muy similar al que realiza nuestro cerebro con nuestros conceptos. En este ejemplo, la imagen del gato es descompuesta en píxeles y codificada dentro de la red para ser transmitida a la siguiente capa de procesamiento, lo cual es un proceso análogo al que haría la retina en el ojo (procesamiento visual humano descomponiendo la luz para transmitirla a otro grupo de neuronas mediante impulsos nerviosos). La red artificial realiza esta descomposición en píxeles y codificación teniendo en cuenta las características de la imagen. Detrás de este procesamiento en la red hay complejas ecuaciones matemáticas, en las que la red ajusta sus “pesos” (i.e. la fuerza con la que se unen determinadas sinapsis que determinan que información o no es relevante para reconocer un gato).

El proceso de aprendizaje de la red sucede por discriminación de rasgos a partir de iteración con la información disponible en la búsqueda de minimizar un error. En pocas palabras, es un proceso de “aproximaciones sucesivas” donde el error tiende a cero, algo muy similar a lo que sucede en el cerebro humano cuando percibimos y aprendemos a discriminar un estímulo de otro, por ejemplo, las experiencias que nos permiten distinguir un gato de un perro a partir de sus características visuales.

En la actualidad el uso de RNA con algoritmos de aprendizaje profundo ha tratado de invertir este proceso de aprendizaje (Agüera y Arcas, 2016; Mg Craig et al., 2016; Mordvintsev, 2015). Es decir, si tenemos una secuencia como la anterior en la que una RNA puede percibir y aprender la información de determinado concepto, como en el caso de un gato, quizás también puede ocurrir el proceso inverso, donde la red puede *producir* sus propias versiones de dicho concepto. Para esto, se hace uso de procesos muy similares al que lleva a una red a aprender mediante imágenes minimizando el error. Es decir, a través de redes entrenadas para reconocer imágenes de gatos, pero ya no con las imágenes y con la inversión de la secuencia de procesamiento: imagen-asociación-concepto por concepto-asociación-imagen.

El resultado de una red que ya conoce el concepto de gato es obviamente la imagen de un gato. En otras palabras, el resultado de una red ya entrenada



en reconocer gatos que invierte sus secuencias de procesamiento, es obtener diferentes imágenes de gatos generadas completamente por la red y provenientes de su experiencia previa de la observación de otras imágenes de gatos. Algunos ejemplos de este tipo de imágenes generadas por agentes artificiales pueden verse en la figura 13.



**Figura 13.** Imágenes generadas aleatoriamente por una red artificial entrenada previamente en el reconocimiento de imágenes de gatos.

Fuente: Tomado de Goodfellow (2014).

Este tipo de procesamiento se ha explorado programando redes en la percepción y reconocimiento de distintos estímulos. Algunos de estas redes han logrado generar como salida productos que, de alguna forma podríamos considerar como poseedores de cierta belleza (Véase figura 14).



**Figura 14.** En este caso usando un algoritmo denominado *Deep Dream* una red artificial crea la imagen c. una vez se ha entrenado en reconocimiento de rostros y aves con las imágenes a y b.

Fuente: Tomado de Craig et al. (2016).

Estos trabajos nos muestran que el desarrollo en el campo de los sistemas computacionales ha logrado importantes avances en las últimas décadas. Una amplia gama de habilidades cognitivas que hasta hace algunos años podríamos considerar como exclusiva de los primates superiores, hoy en día pueden ser cuando menos emuladas en algún tipo de escala por sistemas artificiales.

Otros estudios han considerado tres dimensiones de la creatividad: pensamiento metafórico, interacción social e ir más allá de la extrapolación en las predicciones. Estas investigaciones han explorado las aplicaciones de las redes neuronales en estas tres áreas puntuales de la cognición creativa, para concluir que la creatividad artificial impulsada por redes neuronales sigue teniendo un rendimiento inferior, al menos en este escenario. Estas formas de procesamiento de la información podrían contribuir a la preparación de revisión de literatura, es decir, en el aprendizaje y resumen del cuerpo existente de conocimientos. No obstante, están muy lejos de aprender a producir resultados novedosos e innovadores (Oleinik, 2019).

De acuerdo a estos resultados, la creatividad no es un lujo único de los cerebros humanos, sino que los sistemas computacionales artificiales eventualmente podrían llevar a cabo “actividades creativas” de una manera muy similar a como el sistema nervioso lo hace, esto porque el cerebro es computacional.

## CREATIVIDAD EN CONTEXTOS EDUCATIVOS

Hasta este punto, se ha revisado una serie compleja de aproximaciones de naturaleza cognitivo-computacional que ponen en cuestión el concepto de creatividad y en ese sentido, la analogía hombre-máquina que sugiere una reelaboración alrededor de lo que se sugiere como necesario o indispensable en la producción de “objetos” creativos. No obstante, haciendo referencia específicamente a la educación, la complejidad de las propuestas de las RNA y la modelización del funcionamiento del cerebro, aún no han permeado los modelos sobre los cuales operan los sistemas educativos y las estrategias de aprendizaje. Así, se mantienen en vigencia propuestas que corresponden a teorías sustentadas en los sistemas de procesamiento de información con influencias de corte constructivista y que ubican en un lugar privilegiado el contexto del individuo.

En los espacios educativos la creatividad ha sido un concepto ampliamente relacionado con los procesos cognitivos que suscita en sí mismo el aprendizaje. Sin embargo, en lo concerniente al concepto específico de creatividad, no se cuenta con teorías robustas desde la dimensión cognitiva, que funcionen como paradigma; hecho que no ocurre con otras dimensiones del pensamiento, como por ejemplo el desarrollo cognitivo o inteligencia, que han desarrollado modelos explicativos como los de Piaget, Vigotsky o los enfoques computacionales, arriba mencionados (Arévalo, Bustos, Castañeda y Montañéz, 2009).

Para finalizar este capítulo, se presenta una de las conceptualizaciones más reconocidas en las aplicaciones de la creatividad en el campo de la educación; el modelo *Geneplore*, así como algunas consideraciones en relación con el uso de este modelo en el diseño de estrategias educativas que promuevan el pensamiento creativo.

En la conceptualización de la creatividad, se han seguido diferentes caminos teóricos, pero ha sido, específicamente desde las ciencias cognitivas, que se ha podido indicar con mayor precisión lo que significan los procesos cognitivos creativos. Esto implica que se asume el concepto desde la comprensión de los procesos necesarios para llegar a la creatividad y no lo que es ser creativo. Así, emergen propuestas como las de Stenberg y Davidson (1982; Sternberg, 1985, 2005) en el que se postula la creatividad como el resultado de múltiples procesos. En este modelo, se sugieren tres clases de *insights* creativos: 1) codificación selectiva, 2) combinación selectiva y 3) comparación selectiva.

El *insight* de la codificación selectiva implica discriminar lo relevante de lo irrelevante dentro del campo de experticia de un sujeto (el creativo). Se trata de filtrar, entre toda la información disponible, aquella que es importante en el contexto específico. El *insight* de la combinación selectiva requiere usar la información codificada y combinarla de formas nuevas y productivas. Esto es, seleccionar la información pertinente y tener la capacidad de relacionarla y para después ponerla en conjunto. Por último, el *insight* de comparación selectiva hace alusión a las analogías, es decir, relacionar nueva información con información adquirida con antelación. Se trata de una estrategia de apropiación de la nueva información disponible por parte del sujeto.

Otra de las perspectivas destacadas acerca de los procesos cognitivos creativos, y una de las más populares en los contextos educativos, es la de Finke, Ward y Smith (1997). Los autores definen el estudio de la cognición creativa como una aproximación a la dimensión de la creatividad que busca identificar los procesos y las estructuras cognitivas, implicadas en los actos y productos creativos y desarrollar nuevas técnicas para su estudio en contextos específicos (Arévalo, Bustos, Castañeda y Montañez, 2009). Así, se introducen cinco principios en la conceptualización de los procesos cognitivos creativos:

- ➔ Los procesos son diferentes a las estructuras; las estructuras dan lugar a los primeros, pero son diferentes.
- ➔ La creatividad no es un proceso único sino el resultado de diversos procesos que contribuyen a la generación del “*insight*” o iluminación creativa.
- ➔ La perspectiva de la cognición creativa busca determinar las propiedades de las estructuras pre-inventivas que emergen de la búsqueda creativa y la exploración.

- ➔ Se diferencia la cognición creativa vinculada a la generación de una idea de la cualidad o valor de la idea en sí misma.
- ➔ Se busca identificar las condiciones en las que tiene lugar el descubrimiento creativo, más que plantear predicciones a cerca de la actuación creativa de manera absoluta o determinada.

A partir de estos principios, Finke, Ward y Smith (1997) presentan su modelo de cognición creativa *Geneplore* en el que se definen cuatro aspectos a considerar en la aproximación a la creatividad: los procesos, la presión, las personas y el producto:

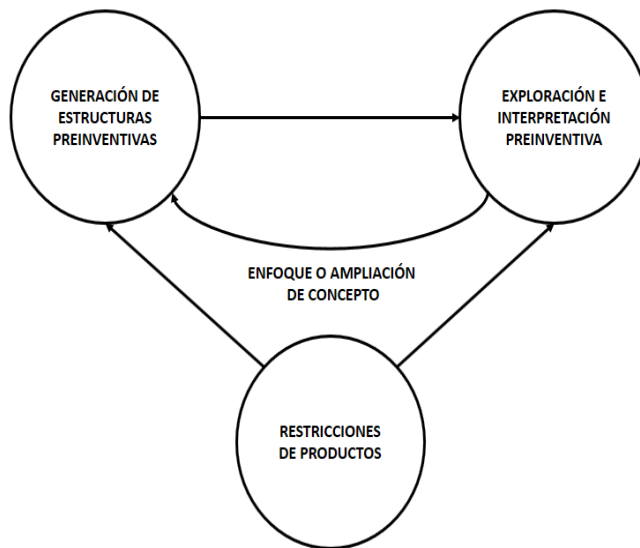
Al hablar de procesos, en este contexto, se hace referencia a aquellas herramientas que influyen sobre los recursos cognitivos (bancos de información o datos). Estos procesos están regidos por las reglas básicas de la operatividad de la mente que se organizan desde su singularidad para la “eclosión” de ideas creativas. La presión, por su parte, presenta dos caras: 1) aquella que inhibe las ideas creativas y 2) otra que se emplea como un tipo de motivación hacia la producción de ideas innovadoras. En lo que refiere a las personas, se trata de la búsqueda de estrategias por parte del sujeto para usar el conocimiento del que disponen y evaluar la pertinencia de la información para resolver problemas de manera creativa. Finalmente, el producto de esta resolución se debería caracterizar por sus condiciones de novedad, así como por propiedades originales e importantes dentro de la situación enfrentada. La novedad y la originalidad se definen en la demostración del uso del conocimiento previo y de las adaptaciones y expectativas asociadas con las nuevas demandas cognitivas.

Estos factores expresan los elementos involucrados en la definición de los procesos cognitivos creativos, pero no presentan en sí mismos, lo que ocurre cuando se genera un producto creativo. Para dar respuesta a esto, Finke, Ward y Smith (1997) describen los procesos generativos en los que se construyen las estructuras o representaciones que promueven el descubrimiento creativo en dos fases. Así, según su propuesta, crear un producto novedoso y ajustado a nuevos requerimientos del contexto, pasa primero, en una fase inicial, por la recuperación de información de la memoria, la posterior asociación de ésta con la situación actual enfrentada, la síntesis, la transformación, la transferencia analógica y finalmente por la reducción categorial. El resultado de este proceso, a nivel cognitivo, son las estructuras pre-inventivas.

Para iniciar, desde la memoria, de manera rápida y automática, se reclútan estructuras dotadas de información. Posteriormente, dichas estructuras se asocian con esquemas y representaciones existentes para sintetizarlas y transformarlas; un tipo de “re-ensamble” estructural con el fin de crear estructuras potencialmente interesantes en el que es posible una re-significación de conceptos o significados. Seguido a esto, surge la transformación analógica que está cimentada sobre las coincidencias entre los conceptos de dos dominios del conocimiento. Se trata de relaciones de un contexto que se transfieren a otro dotadas de sentido y coherencia. Finalmente, las nuevas estructuras asociadas se reducen en función de categorías generales en las que permanecen los elementos esenciales de la información usada en el proceso.

En la segunda fase, o fase de exploración, las estructuras resultantes de los procesos previamente mencionados se usan para generar nuevos procesos: la búsqueda de atributo, la interpretación conceptual, inferencia funcional, cambio contextual, evaluación de hipótesis, y la detección de limitaciones, tienen lugar. Esta fase consiste, básicamente en un tipo de interpretación de las estructuras que funcionan como precursores internos de los productos creativos. Así, la búsqueda del atributo se basa en la identificación de características emergentes de las estructuras pre-inventivas, esto es, el escaneo de esquemas que se mezclan de manera inusual a través de metáforas o las mismas combinaciones conceptuales de la información previamente recuperada y sintetizada. La interpretación conceptual, por su parte, se trata de la explicación abstracta y teórica de dicha estructura, a través de la aplicación de un conocimiento universal o de teorías para pasar a la inferencia funcional en la que se identifican los usos posibles de la estructura pre-inventiva. Una vez identificados, durante el cambio contextual, se relacionan las características actuales de dicha estructura asimilables a los cambios del contexto que darán lugar al producto creativo que permitirá, posteriormente, evaluar las posibles situaciones en las que tendrá lugar la estructura pre-inventiva como posible representación de la solución de un problema. Este paso implica la generación de diversas hipótesis alternativas para confirmarlas o negarlas. Al final del proceso, se realiza una búsqueda de limitaciones en la que se verifican los aspectos de la estructura que serán funcionales y posibles en los contextos emergentes. La fase I o generativa y la fase II o exploratoria son ilustradas por Finke, Ward y Smith (1997) de la siguiente forma:





**Figura 15.** Ciclo de formación del producto creativo.

Fuente: Finke, Ward y Smith (1997).

En este modelo, además, se presentan consideraciones adicionales en relación con el proceso previamente descrito. Para favorecer la creatividad, según los autores, es importante considerar las restricciones asociadas a la tarea o producto creativo que pueden presentarse en cualquier fase del modelo Geneplore, según el tipo de proceso que suscite la tarea en sí misma. Por un lado, el tipo de producto puede restringirse y, por otro, la categoría del producto puede ser restringida, o bien, las características específicas del producto o las funciones que podría cumplir. Estas restricciones constituyen condiciones necesarias al momento de plantear situaciones que exijan procesos creativos, pues permiten determinar los procesos cognitivos que contribuyen a la acción creativa. Así, se relacionan estas condiciones y los procesos cognitivos a los que dan lugar para estimar la probabilidad que un sujeto tiene de generar una idea creativa.

Como se mencionó previamente, el modelo Geneplore es una de las propuestas más destacadas en la aplicación de las conceptualizaciones sobre la creatividad a la educación. En esencia, podría decirse que este modelo provee casi que un repertorio instruccional para favorecer los procesos creativos en aprendices, en tanto caracteriza procedimentalmente lo que un sujeto “debería hacer” para generar productos creativos, así como

las condiciones situacionales que deberían favorecerse al momento de proponer una actividad creativa. Sin embargo, dado el carácter general de la propuesta, algunas investigaciones se han concentrado en el estudio de los procesos específicos que subyacen a las dos fases del modelo. Así, el proceso de transferencia analógica se ha postulado como fundamental en dichas fases (Mendez & Githis, 2015) y en consecuencia, en la comprensión de lo que en los contextos educativos se debería favorecer para que el aprendizaje genere productos creativos.

Existen diferentes conceptos alrededor de la transferencia analógica, sin embargo, la mayoría de éstas convergen en la idea según la cual es un componente esencial del pensamiento, en tanto se relaciona con la inteligencia, el aprendizaje, el proceso de formación de conceptos y las capacidades para la solución de problemas, del que se desprende su lugar en el proceso cognitivo creativo. No obstante, desde la perspectiva de Finke, Ward y Smith (1997) la transferencia analógica es considerada como un esfuerzo intelectual generativo. Se trata del traspaso de conocimiento de un dominio previamente conocido a un dominio nuevo y supone un conjunto de relaciones provenientes de un contexto a otro. Como resultado, se presentan las estructuras pre-inventivas que son análogas a aquellas que ya eran familiares.

La transferencia analógica se compone del proceso de recuperación y extrapolación. En la recuperación los individuos hacen uso de los conocimientos ya construidos, estos conocimientos son activados de modo selectivo para favorecer los procesos de recuperación (Mendez & Githis, 2015). El proceso de extrapolación tiene lugar al determinar las correspondencias entre los dos problemas y está conformado por dos subprocesos: inicialmente, tiene lugar el ensamblaje de correspondencias entre elementos pertenecientes a ambos problemas y posteriormente se emplean los *operadores de solución del dominio fuente* para la solución del objetivo (Novick & Holyoak, 1991).

En este proceso, el grado de semejanza entre los dominios es fundamental para que se logre la transferencia analógica. La semejanza se refiere al grado de solapamiento entre dichos dominios en relación con sus aspectos superficiales o estructurales. Los elementos estructurales están constituidos por la información acerca de los planes y objetivos del problema y los elementos superficiales son el resto de elementos que no se relacionan con la consecución del objetivo propio del problema (Holyoak & Thagard, 1997). En este sentido, el grado de semejanza ejerce influencia sobre los procesos



de transferencia analógica que implica tener en cuenta características de los sujetos implicados en la situación (edad, experiencia y grado de familiaridad con el problema) con el fin de que logren discriminar de manera correcta los aspectos superficiales de los estructurales (Mendez & Githis, 2015). Es decir, al momento de plantear a un sujeto una situación problema con fines creativos, resulta necesario considerar los recursos y condiciones con las que cuenta para que pueda, en principio, transferir sus conocimientos específicos a la situación (en tanto disponga de estos) a los nuevos dominios que requiere para generar un producto creativo.

Una de las aplicaciones más interesantes de estos principios es la de la producción escrita de relatos ficcionales en contextos educativos con niños pequeños. Es conocido que la producción narrativa permite a los individuos construir el significado de sus propias experiencias en tanto estas son narradas entre unos y otros (Bruner, 1999). La modalidad narrativa del pensamiento organiza la experiencia en el espacio/tiempo y se vale del conocimiento cotidiano y lo transforma, convirtiéndose en el componente que se encarga de los deseos, creencias, e intenciones implicadas en la construcción del mundo y el sentido de sus diversos sucesos (Mendez & Githis, 2015). De este tipo de producción, se desprende la posibilidad del individuo de crear relatos ficcionales en los que debe usar el conocimiento que posee sobre la realidad y combinarlo con nuevas posibilidades en las que se expresen situaciones o eventos novedosos; esto es, productos creativos. Así, lo ficcional es entendido como una forma representacional en la que lo representado existe en cuanto experiencia imaginaria, constituyéndose como creación y organización de un mundo posible o ficcional (remoto, ajeno y desconocido en la realidad próxima).

En la creación de este tipo de relatos, resulta necesario relacionar contenidos de diferentes dominios y atribuir una nueva significación a dichos contenidos, una especie de ruptura del esquema habitual para explorar nuevas definiciones (Rodari, 1983). En este proceso, es indispensable identificar factores comunes y diferenciales de los contenidos escogidos que permita pensar en una aproximación analógica, así se establece una relación a partir de un elemento conocido con uno nuevo, “producto de la imaginación”, y se conjuga un nuevo elemento en el que pueden coexistir características conocidas con algunas novedosas. De esta manera, en los productos creativos o relatos ficcionales, es posible rastrear indicadores de procesos creativos, en función del nivel de recuperación y extrapolación que se evidencien en dichos productos. De acuerdo con esta idea, Méndez

y Githis (2015) establecieron un sistema de clasificación para rastrear estos contenidos creativos en relatos de ficción (ver figura 16).

Categoría	Indicadores		Descripción
Procesos de extrapolación	Existencia de la correspondencia		Cuando en el relato se evidencian correspondencias entre el dominio fuente y el dominio objetivo, estableciendo la frecuencia de aparición de este proceso en los siguientes rangos: 1-2, 3-4, 5-6, 7-8.
	Novedad	Alta	“Alta”, en el relato se evidencia novedad u originalidad en el dominio objetivo respecto del dominio fuente.
		Media	“Media”, en el relato se evidencia un intento de redefinición u originalidad del dominio objetivo respecto del dominio fuente.
		Baja	“Baja”, en el relato del estudiante no se evidencia originalidad o novedad en el dominio objetivo respecto del dominio fuente.
Semejanza o grado de solapamiento	Semejanza estructural		En la escritura del relato se evidencia el uso de información relativa a planes y objetivos de la tarea cognitiva planeada, es decir, la extrapolación es de carácter riguroso y hace uso de detalles.
	Semejanza superficial		En la escritura del relato se evidencia el uso de información de otros elementos no relacionados con la consecución del objetivo de la tarea planteada, es decir, la extrapolación hace uso de pocos detalles y no es rigurosa.

**Figura 16.** Categorías de análisis para procesos creativos en relatos de ficción

Fuente: Mendez & Githis (2015).

Como bien se mencionó al inicio de este apartado, las conceptualizaciones sobre los procesos creativos han sido amplias y variadas. Sin embargo, en este capítulo se ha pretendido abordar perspectivas que, podría decirse, gozan de especial protagonismo y podrían aportar elementos esenciales en contextos de investigación del fenómeno de la creatividad tanto desde los procesos del ser humano como desde la lógica de computacional de la inteligencia artificial.

En este sentido, hablando de la creatividad propia del humano, el modelo de Finke, Ward y Smith (1997) provee un sistema de comprensión general del proceso cognitivo creativo y en esa medida, las condiciones individuales que se deberían tener en cuenta al momento de plantear, en una actividad de aprendizaje, la elaboración de un producto creativo. Así mismo, al proveer una explicación de las combinaciones (analógicas) que suscita el proceso cognitivo creativo, plantea, como se mencionó arriba, unas condiciones instruccionales específicas que debería adoptar cualquier maestro al momento de proponer a sus estudiantes alguna situación creativa, como

pedirle explícitamente al aprendiz que indique cuál es la información de la que dispone y que es pertinente para el contexto de la situación-problema que se le plantea y cómo podría relacionarla con nueva información. Por otro lado, las consideraciones sobre la transferencia analógica como proceso específico fundamental subyacente al proceso cognitivo general creativo y el relato ficcional como herramienta que permite rastrearla, ofrecen una idea sobre los recursos de los que se disponen para proponer actividades creativas. No es necesario acudir a situaciones remotas, ajenas o completamente desconocidas para generar pensamiento creativo en los aprendices; cada sujeto, dada la naturaleza de nuestro sistema cognitivo es potencialmente un sujeto creativo. Por lo que de lo que se trata la actividad creativa en el contexto educativo es de poner en funcionamiento esos recursos cognitivos con los que cuenta cada individuo, para así complejizar el pensamiento y en esa medida, ser creativos.

Por último, a pesar de la evidente limitación metodológica y del problema de la extrapolación de principios que implicaría comparar la inteligencia artificial con los productos creativos derivados de lo humano, es válido considerar que las capacidades exhibidas por los sistemas artificiales nos dejan una lección importante en la comprensión del proceso creativo, pues la manera en que estas redes crean imágenes está directamente ligada a su capacidad de percibirlos. Es decir, la habilidad de crear está íntimamente ligada con la capacidad de percibir. Lo anterior no está lejos del territorio de la cognición humana, puesto que algunos artistas y escritores sugirieron algo similar en sus momentos de inspiración. Julio Cortázar solía señalar que las historias simplemente le llegaban o lo habitaban, no venían de la nada, sino que eran de alguna manera percibidas introspectivamente, de igual forma, Miguel Ángel, Picasso y algunos otros pintores solían tener “visiones” de sus obras en muchos casos como modificaciones de sus propias peculiares percepciones de los objetos. Que las máquinas puedan emular los procesos cognitivos exhibidos por los cerebros humanos no es una razón para desestimarlas, por el contrario, nos proporciona un escenario fértil para descubrir de manera más precisa cómo es que el cerebro genera los intrincados y complejos procesos que nos hacen ser quienes somos.

## PREGUNTAS DE AUTOEVALUACIÓN

- ¿Los avances científicos influyen en la forma como se gestan cambios en las dinámicas sociales como los sistemas de relaciones o nuevas formas de entendernos a nosotros, o, son precisamente estos ajustes socio-culturales lo que contribuyen a que exista progreso científico?
- ¿Qué podrían brindar aproximaciones teóricas y metodológicas como la Inteligencia Artificial a la comprensión de los procesos mentales?
- ¿Si un agente autónomo es capaz de generar productos (conductas, signos, acciones o símbolos) que no hacen parte de su programa o reglas iniciales de funcionamiento podría decirse que es un agente con creatividad?
- ¿Cómo las condiciones individuales y las restricciones de las tareas impuestas definen los procesos creativos?
- ¿Cuál es la importancia de la transferencia analógica en los procesos de producción creativa?

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguera B. (2016). How computers learn to be creative [TEDx ]. Retrieved from [https://www.ted.com/talks/blaise\\_aguera\\_y\\_arcas\\_how\\_computers\\_are\\_learning\\_to\\_be\\_creative/](https://www.ted.com/talks/blaise_aguera_y_arcas_how_computers_are_learning_to_be_creative/)
- Arévalo Malagón, L. B., Bustos Coral, M. D. S., Castañeda Angarita, D. E., & Montañez Quiroga, N. (2009). *El desarrollo de los procesos cognitivos creativos a través de la enseñanza problémica en el área de ciencias naturales en niñas del Colegio Santa María* (Master's thesis, Facultad de Educación). Universidad Javeriana.
- Benditkis, D., Keren, A., Mor-Yosef, L., Avidor, T., Shoham, N., & Tal-Israel, N. (2019, November). Distributed deep neural network training on edge devices. In *Proceedings of the 4th ACM/IEEE Symposium on Edge Computing* (pp. 304-306). ACM. doi>10.1145/3318216.3363324.
- Bonabeau, E., Dodigo, M., & Theraulaz, G. (1999). *Swarm Intelligence, from natural to artificial Systems*. New York: Oxford University Press
- Bruner, J. (1999). *Realidad mental y mundos posibles: Los actos de la imaginación que dan sentido a la experiencia*. Barcelona: Gedisa.
- Gershenson, C. (2010). Computing Networks: A general framework to contrast neural and swarm cognitions. *Paladyn journal of behavioral robotics*, 1(2), 147-153. <https://doi.org/10.2478/s13230-010-0015-z>.

- Gershenson, C. (2004). Cognitive Paradigms: Which One is the Best? *Cognitive Systems Research*, 5(2), 135-156. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2003.10.002>.
- Johnson, S. (2003). *Sistemas emergentes*. México: Fondo de Cultura Económica.
- Burgel, u., Amunts, k., Hoemke, l., Mohlberg, h., Gilsbach, j. m. & Zilles, K. (2006). White matter fiber tracts of the human brain: three-dimensional mapping at microscopic resolution, topography and intersubject variability. *Neuroimage*, 29, 1092-105. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2005.08.040>.
- Cangelosi, A. & Parisi, D. (2003). *The Processing of Verbs and Nouns in Neural Networks: Insights from Synthetic Brain Imaging Centre for Neural and Adaptive Systems and School of Computing University of Plymouth* (UK), Italy: Institute of Cognitive Sciences and Technologies National Research Council . [https://doi.org/10.1016/S0093-934X\(03\)00353-5](https://doi.org/10.1016/S0093-934X(03)00353-5).
- Caicedo Bravo, E Alfonso López, J. (2000). *Redes neuronales artificiales, introducción* Cali: Facultad de ingeniería, escuela de ingeniería electrónica, Universidad Del Valle.
- Canguilhem, Georges: “Le cerveau et la pensée”, (1980) . En AA. VV., *Georges Canguilhem, Philosophe, historien des sciences*, pp. 81-98
- Chalmers D. (2014). Tedx. Available [https://www.ted.com/talks/david\\_chalmers\\_how\\_do\\_you\\_explain\\_consciousness?language=es](https://www.ted.com/talks/david_chalmers_how_do_you_explain_consciousness?language=es)
- Chronicle, E. P., MacGregor, J. N., Lee, M., Ormerod, T. C., & Hughes, P. (2008). Individual Differences in Optimization Problem Solving: Reconciling Conflicting Results. *The Journal of Problem Solving*, 2(1), 41-49. <https://doi.org/10.7771/1932-6246.1030>.
- Cobos, Cano P. L. (2005). *Conexionismo y cognición* Madrid: Ediciones Pirámide (Grupo Anaya S. A.)
- Chomsky, N. (1980). Rules and representations. New York: Columbia University Press. <https://doi.org/10.1017/S0140525X00001515>.
- Elman, J. L. (1991). Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure. *Machine learning*, 7(2-3), 195-225. <https://doi.org/10.1007/BF00114844>.
- Elman J. L (2005). Connectionist models of cognitive development: where next? Department of Cognitive Science, University of California, San Diego, USA, *TRENDS in Cognitive Sciences* Vol.9 No.3. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2005.01.005>.
- Elman, Bates, Johnson, Karmiloff-Smith, Parisi, Plunkett (1996). *Rethinking Innateness: a Connectionist Perspective on Development*. Cambridge: MIT Press

- Fodor J. y Z. W. Pylyshyn. (1988). Connectionism and cognitive architecture, *Cognition* N 28. [https://doi.org/10.1016/0010-0277\(88\)90031-5](https://doi.org/10.1016/0010-0277(88)90031-5).
- Finke, R., Ward, T. & Smith, S. (1997). *The creative cognition approach*. Cambridge: MIT Press.
- Frank, M. J. (2015). Linking across levels of computation in model-based cognitive neuroscience. In B. U. Forstmann & E. Wagenmakers (Eds.), *An introduction to model-based cognitive neuroscience*. New York: Springer (in press). [https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2236-9\\_8](https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2236-9_8).
- Frank M. & Badre D. (2015). How cognitive theory guides neuroscience *Cognition* 135 14–20. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2014.11.009>.
- Eliasmith C. (2003). Moving beyond Metaphors: Understanding the Mind for What It Is. *The Journal of Philosophy*, Vol. 100, No. 10 pp. 493-520. <https://doi.org/10.5840/jphil2003100102>.
- Glenberg, A. M. & Robertson, D. A. (2000). Symbol grounding and meaning: A comparison of high-dimensional and embodied theories of meaning. *Journal of memory and language*, 43(3), 379-401. <https://doi.org/10.1006/jmla.2000.2714>.
- George J. Hollich, Kathy Hirsh-Pasek, Roberta Michnick Golinkoff, Rebecca J. Brand, Ellie Brown, He Len Chung, Elizabeth Hennon, Camille Rocroi, Lois Bloom. (2000). Source Breaking the Language Barrier: An Emergentist Coalition Model for the Origins of Word Learning. *Monographs of the Society for Research in Child Development*, Vol. 65, No. 3.
- Goodfellow I., Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio. (2014). *Generative adversarial Nets; Advances in neural information processing systems*, 2672-2680.
- Hagmann, P., Kurant, M., Gigandet, X., Thiran, P., Wedeen, V. J., Meuli, R. & Thiran, J.-P. (2007). Mapping Human Whole-Brain Structural Networks with Diffusion MRI. *PLoS ONE*, 2, e597. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0000597>.
- Hagmann, Patric. (2005). *From diffusion MRI to brain connectomics* (Tesis). Lausanne: EPFL. <https://doi.org/10.5075/epfl-thesis-3230>.
- Holyoak, K. J. & Thagard, P. (1997). The analogical mind. *American Psychologist*, 52, 1, pp. 35-44.
- Huy V. (2017). KaoNet: Face Recognition and Generation App using Deep Learning. AI Lead Engineer at Galapagos Inc Pham Quang Khang Software engineer@Works Applications
- Jonathan Fildes (22 de julio de 2009). «Artificial brain <10 years away>». BBC News. Oxford.



- Kurstweil Raymond. (1999). *La era de las maquinas espirituales: cuando los ordenadores superen la mente humana*. Barcelona: Planeta
- Lepore, E. Z. Pylyshyn, S. Stevenson (2003) ¿Qué es la ciencia cognitiva? México: Oxford University press.
- Markram H†, Muller E†, Ramaswamy S†, Reimann MW†, Abdellah M, Sanchez CA, Ailamaki A, Alonso-Nanclares L, Antille N, Arsever S et al. (2015). Reconstruction and Simulation of Neocortical Microcircuitry. *Cell* 163:2, 456 - 492. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2015.09.029>
- Martínez, F. J., Gutiérrez, P. A., Ruiz, A. & Hervás-Martínez, C. (2005). Regresión no lineal mediante la evolución de modelos Híbridos de Redes Neuronales. En: IV Congreso Español de Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, Granada, 13-16 de septiembre, 2005
- Mattell (2017). HelloBarbie FAQ. Mattell
- McCaig, Graeme; DiPaola, Steve; Gabora, Liane. (2016). Deep Convolutional Networks as Models of Generalization and Blending Within Visual Creativity. In Proceedings of the 7th International Conference on Computational Creativity. (pp. 156-163) Palo Alto: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) Press. arXiv:1610.02478v1
- Mendez, M. & Ghitis, T. (2015). La creatividad: Un proceso cognitivo, pilar de la educación. *Estudios Pedagógicos*, 41, 2, pp. 143-155. <https://doi.org/10.4067/S0718-07052015000200009>
- Mordvintsev, A., Olah, C. & Tyka, M. (2015). Inceptionism: Going deeper into neural networks. Accessed: 2015-06-30.
- Novick, L. R. & Holyoak, K. J. (1991). Mathematical problem solving by analogy. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 17, 3, pp. 398-415. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.17.3.398>
- Oleinik, A. (2019). What are neural networks not good at? On artificial creativity. *Big Data & Society*, 6(1), 2053951719839433. <https://doi.org/10.1177/2053951719839433>
- Petersson, K. M. P Grenholm, C. Forkstam. (2006). *Artificial Grammar Learning and Neural Networks*, F.C. Donders Centre for Cognitive Neuroimaging, Radboud University Nijmegen, The Netherlands C-SI, Center for Intelligent Systems, Universidade do Algarve, Portugal, Cognitive Neurophysiology Research Group, Karolinska 6 Stockholm, Sweden.
- Plunkett, K., Sinha, C., Møller, M. F., & Strandsby, O. (1992). Symbol grounding or the emergence of symbols? Vocabulary growth in children and a connectionist net. *Connection Science*, 4(3-4), 293-312. <https://doi.org/10.1080/09540099208946620>.

- Rolls, E. T. A. Treves (2004). *Neural networks and brain function*. Oxford: Oxford University press
- Rumelhart, D. E., & MacClelland, J. L. (1992). *Introducción al procesamiento distribuido en paralelo* (Vol. 37). Madrid: Alianza Editorial. Psicología.
- Reggia, J., Berndt, R., & D'Autrechy, L. (1994). Connectionist models in neuropsychology. *Handbook of neuropsychology*, 9, 297-333. Institute of computer science, University of Maryland, Grenne street, Baltimore USA,
- Rodari, G. (1983). *Gramática de la fantasía. Introducción al arte de inventar historias*. Barcelona: Editorial Argos Vergara.
- Sporns, Olaf; Tononi, Giulio; Kötter, Rolf (2005). «The Human Connectome: A Structural Description of the Human Brain». *PLoS Computational Biology* 1 (4): e42. Bibcode:2005PLSCB...1...42S. PMC 1239902. PMID 16201007. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.0010042>
- Sporns, O., Tononi, g. & Kotter, r. (2005). The human connectome: A structural description of the human brain. *PLoS Comput Biol*, 1, e42. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.0010042>.
- Sternberg, R. J. (2005). ¿Creativity or creativities? Department of Psychology, Centerfor the Psychology of Abilities, Competencies, and Expertise (PACE Center), Yale University. USA American Psychological Association.
- Sternberg, R. J. (1985). *Beyond IQ: A triarchic theory of human intelligence*. Cambridge, Cambridge University Press.
- Sternberg, R. J. y J. E. DAVIDSON (1982): «The mind of the puzzler». *Psychology Today*, 16, pp. 37-44.
- Szolovits, P. (Ed.). (2019). *Artificial intelligence in medicine*. Londres: Routledge.
- V. J. Wedeen, P. H., W.-Y. I. Tseng, T. G. Reese AND R. M. Weisskoff. (2005). Mapping complex tissue architecture with diffusion spectrum magnetic resonance imaging. *Mag. Res. Med.*, 54, 1377-86. <https://doi.org/10.1002/mrm.20642>.
- Wedeen, V. J., Wang, r. p., Schmahmann, j. d., Benner, t., Tseng, w. y., Dai, g., Pandya, d. n., Hagmann, p., d'arceuil, h. & de Rospigny, A. J. (2008). Diffusion spectrum magnetic resonance imaging (DSI) tractography of crossing fibers. *Neuroimage*, 41, 1267-77. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2008.03.036>.
- Xu, W., & Rudnicky, A. (2000). Can artificial neural networks learn language models?. In *Sixth International Conference on Spoken Language Processing*. Pennsylvania, USA School of Computer Science, Carnegie Mellon University Pittsburgh.