

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/331498946>

Principios y características de las redes neuronales artificiales

Chapter · September 2017

CITATIONS

0

READS

30

3 authors:



Edgar Serna M.

Corporación Instituto Antioqueño de Investigación

123 PUBLICATIONS 179 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Alexei Serna

Corporación Universitaria Remington

41 PUBLICATIONS 55 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Eder Acevedo

Universidad Cooperativa de Colombia, Medellín, Colombia

3 PUBLICATIONS 0 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



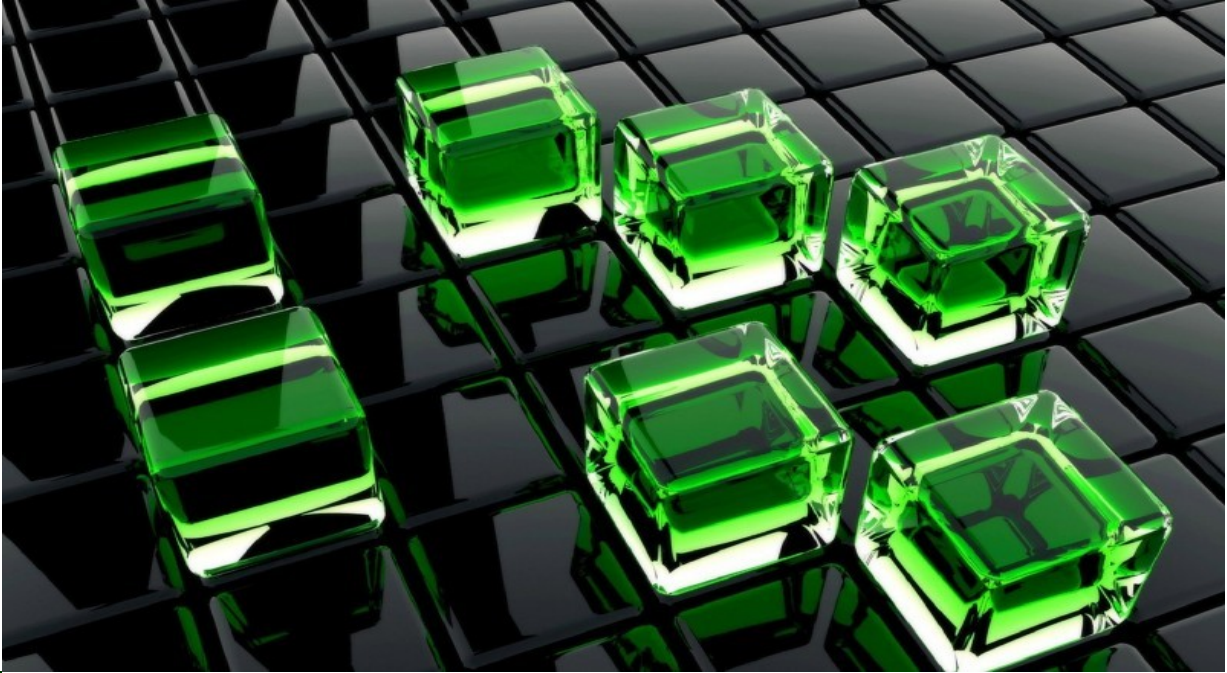
Apropiación y utilización de las métricas en medianas empresas de software de la ciudad de Medellín [View project](#)



Neurocomputación y memoria: Análisis comparativo entre las realidades humana y computacional [View project](#)



**Editorial
IAI**



Prof. Edgar Serna M. (Ed.)

DESARROLLO E INNOVACIÓN EN INGENIERÍA

Segunda Edición

**Medellín - Antioquia
2017**

Prof. **Edgar Serna M.** (Ed.)

Desarrollo e Innovación en Ingeniería

Segunda Edición

ISBN: 978-958-59127-5-5

© 2017 Editorial Instituto Antioqueño de Investigación



Editorial IAI

Principios y características de las redes neuronales artificiales

Eder Acevedo M.¹

Alexei Serna A.²

Edgar Serna M.³

^{1,3}Universidad Cooperativa de Colombia

²Corporación Universitaria Remington
Medellín, Antioquia

Desde que se pudo demostrar y validar que el sistema nervioso humano se componía de células individuales, a las que posteriormente se les llamó neuronas, y que se descubrió que éstas se conectan creando una gran red de comunicación, se ha abierto una gran cantidad de posibilidades de aplicación en áreas del conocimiento multidisciplinarias. En las ciencias de la computación, se han realizado avances en donde se pretende que un computador aprenda a resolver problemas de forma similar a las del cerebro humano. El computador, a través de ejemplos preestablecidos, debe ser capaz de dar soluciones a problemáticas planteadas y que son similares a las presentadas durante su entrenamiento.

1. Introducción

Las redes neuronales artificiales hoy en día se han convertido en una rama de estudio multidisciplinar en las ciencias en general. Incluso desde antes de que se construyera la primera computadora en 1946, el hombre se ha interesado en el estudio de las redes neuronales y la posibilidad de llevar este modelo de forma artificial para diferentes aplicaciones. Desde 1936 con Alan Turing se inicia la posibilidad de trabajar con redes neuronales de forma artificial cuando se encuentran relaciones entre el cerebro y el concepto de computación. En la actualidad, son numerosas las publicaciones de trabajos y avances que se tienen en materia de las redes neuronales artificiales y las empresas se encuentran trabajando en aplicaciones de estos modelos para hardware y software.

En este capítulo se presenta una caracterización y definición de los principios de las redes neuronales como trabajo inicial y que complementa a un proyecto más general que pretende analizar si es posible integrar la Inteligencia Artificial, las Redes Neuronales y la Realidad Virtual en un proceso de automatización de las pruebas del software, para realizar tanto las pruebas funcionales como las pruebas estructurales sin ninguna, o muy poca, intervención humana.

2. Metodología

En este trabajo se realiza la organización de una búsqueda general de la temática de las redes neuronales artificiales. En donde se escogieron artículos, libros y sitios web que mencionan los principios, definiciones, características, elementos básicos, tipos y algunos modelos del tema. Para la realización del análisis y la selección de trabajos científicos, libros y material de estudio, para este trabajo se revisaron un total de 54 trabajos, de los cuales 17 fueron seleccionados por tratar la temática de forma completa y contenían definiciones y aspectos muy concretos frente a la investigación que se desea realizar. Después de realizar un análisis de la información recopilada entre material científico y de estudio, se procedió a la siguiente organización y escritura.

3. Marco teórico

3.1 Redes Neuronales Artificiales

Una red neuronal se puede definir como un sistema que permite establecer una relación entre entradas y salidas inspiradas en el sistema nervioso y diferenciándose de la computación tradicional, ya que estos no utilizan una algoritmia secuencial. Las redes neuronales artificiales se comportan como un cerebro humano, en donde se procesa la información en paralelo, con la posibilidad de aprender y generalizar situaciones no incluidas en procesos de entrenamiento [1].

Pueden considerarse como un método computacional usado con el objetivo de resolver problemas complejos y con la capacidad de realizar predicciones en sistemas relacionales no lineales [2]. Otra definición de las redes neuronales se puede encontrar en una publicación de Teuvo Kohonen [3] que dice que las redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples, usualmente adaptativos y con una organización jerárquica, las cuales tratan de interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo puede hacer el sistema nervioso biológico.

▪ Inicio de las Redes Neuronales

En las redes neuronales biológicas, la información se almacena en los puntos de contacto entre diferentes neuronas en el cerebro, es lo que normalmente se conoce como sinapsis [4]. El premio nobel de medicina de 1906, Santiago Ramón y Cajal [5] fue la primera persona en poder demostrar y validar que el sistema nervioso humano se compone de células individuales a las que se les empezó a llamar neuronas, las cuales se conectan entre sí creando una gran red de comunicación, pero en donde no se ha determinado hasta hoy la forma en que se procesa su información.

La sinapsis se ha tratado de llevar a la forma artificial debido a la eficacia de los procesos llevados a cabo por el cerebro. Por lo que se ha desarrollado la teoría de las Redes Neuronales Artificiales (RNA), el objetivo es poder emular las redes neuronales biológicas y hacer posible que estas aprendan tácticas y soluciones basadas en ejemplos de comportamiento típico de patrones. Estos sistemas artificiales no necesitan de una programación previa, teniendo la capacidad de generalizar y aprender de la experiencia [6]. En 1943, Warren McCulloch y Walter Pitts [7] presentaron un modelo de neuronas artificiales y construyeron lo que fue considerado como el primer modelo de una red neuronal implementada en las ciencias de la computación.

En 1949 Donald Hebb, empieza a trabajar más a fondo el concepto de aprendizaje de una red neuronal y empieza a definir el trabajo de neuronas interconectadas, aumentando su fuerza sináptica y activaciones de cambio de estas. Entre 1957 y 1959 Frank Rosenblatt desarrolla el Perceptrón, considerada como la red neuronal más antigua pero que en la actualidad sigue utilizándose como identificador de patrones. La historia de las redes neuronales artificiales y su comienzo donde se forjaron los principios y las bases para trabajar con neuronas artificiales se pueden situar desde el año 1936 al año 1986.

En la Universidad Tecnológica Nacional de El Rosario [8] se definió una cronología de la evolución de las redes neuronales. En la Tabla 1 se mencionan los aspectos más importantes del origen de las redes neuronales artificiales, basados en la cronología mencionada, que fueron claves en la evolución de este concepto en general, con una descripción del suceso y su respectiva fecha.

Tabla 1. Cronología de la evolución de las redes neuronales artificiales

Definición	Año
Alan Turing realiza estudios del cerebro y encuentra relaciones entre la forma en que esta trabaja y la computación.	1936
Warren McCulloch y Walter Pitts iniciaron con los fundamentos de la computación neuronal y escribieron una teoría acerca de la forma de trabajar de las neuronas. Este puede verse en su trabajo llamado "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity" [9] y través de circuitos eléctrico modelaron una red neuronal simple.	1943
Donald Hebb define una regla para explicar cómo se realiza un proceso de aprendizaje. Para las redes neuronales actuales, se sigue utilizando la regla de Hebb. Según él, el aprendizaje ocurre cuando ciertos cambios en una neurona son activados. En su trabajo "The Organization of Behavior" [10] explica que, si dos neuronas que están interconectadas entre sí se activan al mismo tiempo, esto indica que existe un incremento en la fuerza sináptica. Hebb también intentó encontrar semejanzas entre el aprendizaje y la actividad nerviosa. Sus trabajos formaron las bases de la Teoría de las Redes Neuronales.	Entre 1936 y 1949
Después de realizar algunos ensayos, Karl Lashley encontró que la información no era almacenada de forma centralizada en el cerebro si no que era distribuida encima de él.	1950
Se realiza el "Congreso de Dartmouth", encuentro transcurrido en el verano de 1956 en la Universidad Dartmouth College, Nuevo Hampshire. Algunos autores y escritos mencionan el evento como referencia para indicar que allí se dio el nacimiento de la inteligencia artificial.	1956
Se dio el inicio al desarrollo del Perceptrón, un tipo de red neuronal artificial desarrollada por Frank Rosenblatt. Puede decirse que esta es la red neuronal más antigua, pero que sigue utilizándose actualmente para identificar patrones. En este modelo, después de que la neurona pudo haber aprendido una serie de patrones, podía reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado en el entrenamiento, a esto se le llama generalización. Sin embargo, sus capacidades eran limitadas, era incapaz de clasificar clases no separables linealmente.	1957
Se crea el Teorema de Convergencia del Perceptrón, por el mismo Frank Rosenblatt, en donde se confirma que, bajo ciertas condiciones, el aprendizaje del Perceptrón convergía hacia un estado finito.	1959
Se hace la primera red neuronal aplicada a un problema real en donde se realizan filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas, basado en el modelo de Bernard Widroff y Marcian Hoff.	1960
Se realiza la discusión acerca de la posibilidad de seguir trabajando con redes neuronales o no. Esto debido que, con varios estudios y pruebas realizadas, se demostró que el Perceptrón era débil ya que las funciones no lineales son empleadas en computación y en los problemas del mundo real. Sin embargo, durante esta época surge el algoritmo de "propagación hacia atrás", que resuelve el problema que presentaba el Perceptrón, realizado por Paul Werbos en 1974. Al trabajo realizado por Werbos, algunos autores lo denominan como el resurgimiento de las redes neuronales.	Entre 1969 y 1975
Aparece el nombre de conexionismo para definir el procesamiento distribuido en paralelo. David E. Rumelhart y James McClelland proporcionan una exposición de la utilización de conexionismo en los computadores para simular procesos neuronales.	1986

A partir de 1986 hasta la actualidad, son muchos los trabajos que se han estado realizando y publicando durante cada época. Estos trabajos utilizan las bases fundamentales dadas en la evolución de las redes neuronales artificiales durante la época mencionada en la tabla anterior.

▪ Elementos básicos de las redes neuronales

Las redes neuronales artificiales, o como se les conoce generalmente: ANN (Artificial Neural Networks) o RNA (redes neuronales artificiales) tienen sus bases y funcionan de una forma muy similar a las redes neuronales biológicas del cerebro de las personas. Su funcionamiento se da gracias a elementos que se comportan como una neurona biológica en sus funciones principales.

Para comprender cuáles con los elementos básicos que compone una red neuronal, primero es necesario conocer el funcionamiento de una neurona. Las neuronas tienen tres componentes principales, las cuales son denominadas dendritas, el cuerpo de la célula o

soma y el axón. El punto de conexión entre el axón de una célula y una dendrita de otra célula se llama sinapsis. En términos computacionales, las dendritas, son las receptoras de la red, que cargan de señales eléctricas el cuerpo de la célula. El cuerpo de la célula realiza la suma de esas señales de entrada. El axón es una fibra larga que lleva la señal desde el cuerpo de la célula hasta otras neuronas [11], como se puede visualizar en la Figura 1.

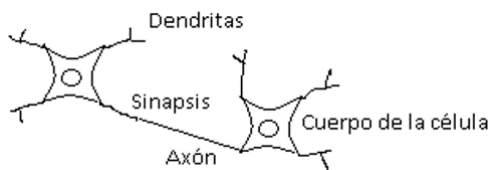


Figura 1. Componentes principales de una neurona

Una neurona como tal es diminuta en sí, pero cuando muchas se encuentran interconectadas, pueden formar toda una red de comunicaciones que pueden resolver problemas muy complejos. Por ejemplo, el cerebro de una persona contiene billones de neuronas. A esta comunicación entre neuronas se le denomina entonces una red neuronal [12]. Se puede decir, por tanto, que una red neuronal está conformada por neuronas que se encuentran interconectadas y organizadas en tres capas. Los datos ingresan por medio de la “capa de entrada” (input), que pasan a través de la “capa oculta” (layer1, layer2) y salen por la “capa de salida” (output).

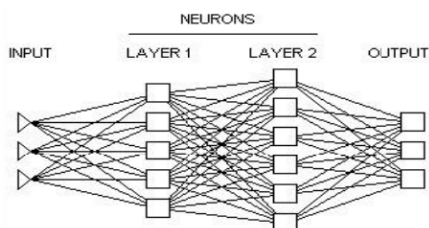


Figura 2. Capas de una red neuronal [13]

▪ Capas de la neurona artificial

Las neuronas se encuentran compuestas entonces por varias capas, de manera que las neuronas de una capa están conectadas con las neuronas de la capa siguiente, a las que pueden enviar información. Cada neurona de la red es una unidad de procesamiento de información que recibe información a través de las conexiones con las neuronas de la capa anterior [14].

- *Capa de Entrada:* Es quien recibe información del exterior. En las redes biológicas, esta sería tarea de las dendritas.
- *Capas ocultas:* La cuáles están encargadas de realizar el trabajo de la red. En las redes biológicas, está sería el soma.
- *Capa de Salida:* Proporciona el resultado del trabajo de la red al exterior y envía información hacia otras neuronas. En las redes biológicas, esta sería una actividad realizada por el axón.

Las redes neuronales pueden resolver problemas propuestos después de un entrenamiento. La resolución de problemas se basa en los 5 principales principios citados por Hilera y Martínez [6] descritos en la Tabla 2.

Tabla 2. Principios de las redes neuronales artificiales [15]

Definición	Principio
Las redes neuronales se comportan en función de un entrenamiento. Se le exponen ejemplos ilustrativos. No es necesario elaborar un modelo a priori, ni establecer funciones probabilísticas.	Aprendizaje Adaptativo
Consiste en la modificación de la red con el fin de llevar a cabo un objetivo específico. Como se menciona con anterioridad, se puede presentar un efecto llamado generalización, en donde, después de haber aprendido una serie de patrones, les podría reconocer otros patrones similares, aunque no se le hubiesen presentado en el entrenamiento.	Autoorganización
Las redes neuronales artificiales poseen una alta capacidad de tolerancia a fallos, por lo que el ruido en los patrones de información con ruido no los afecta y pueden seguir trabajando, aunque se destruya parte de la red. Esto se debe a que la información en las redes neuronales se hacen de forma distribuida y con redundancia.	Tolerancia a fallos
Las redes neuronales artificiales realizan reconocimiento de patrones en tiempo real, debido a que trabajan en paralelo actualizando todas sus instancias simultáneamente.	Operación en tiempo real
Es fácil obtener hardware para trabajar con redes neuronales y es fácil realizar integración de forma modular en tecnologías existentes.	Fácil inserción en la tecnología existente

▪ Los pesos sinápticos

A una neurona artificial se le asigna un peso sináptico a las entradas que provienen desde otras neuronas. Este procedimiento es similar al que se realiza en una neurona de un ser humano, a lo que normalmente en la medicina se le conoce como sinapsis. El peso sináptico entonces es un valor numérico y que puede ir cambiando durante la fase de entrenamiento. Este peso hace que la red neural tengo una utilidad y es allí donde se almacena la información.

▪ Regla de propagación

En un modelo neuronal, se debe disponer de una regla de propagación para combinar las salidas de cada neurona con las ponderaciones establecidas por el patrón de conexión, con eso se especifica la valoración de las entradas que recibe cada neurona [16]. Normalmente puede realizarse una suma de las entradas, teniendo en cuenta el peso sináptico asociado a cada entrada. Aunque otras operaciones también son posibles.

▪ Funciones de activación


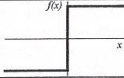
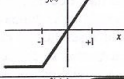
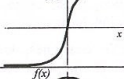
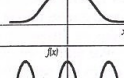
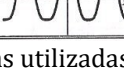
	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -1 \\ x, & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ +1, & \text{si } x > 1 \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \sin(ax + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Figura 3. Funciones de activación más utilizadas [17]

Con el valor obtenido con la regla de propagación, esta se filtra con de una función conocida como función de activación. A través de esta función se da la salida de la neurona. Las funciones de activación se escogen dependiendo del objetivo de entrenamiento de la red neuronal. En la Figura 3 se muestran las funciones de activación más utilizadas.

3.2 Tipos de neuronas artificiales

Las neuronas artificiales se pueden clasificar de acuerdo con los valores que pueden tomar. Se pueden identificar dos tipos: 1) Neuronas binarias y 2) Neuronas reales. En el caso de las neuronas binarias, únicamente pueden tomar valores que se encuentren dentro del intervalo $\{-1, 1\}$ o $\{0, 1\}$. En el caso de las neuronas reales, estas pueden tomar valores que se encuentren dentro de los intervalos $[0, 1]$ o $[-1, 1]$. Generalmente, los pesos no se encuentran restringidos a intervalos específicos, aunque para aplicaciones específicas puede ser esto necesario [8]. El aprendizaje de las redes neuronales se da a través de ejemplos. Basado a esto, podemos decir entonces que una red neuronal será capaz de resolver un problema dependiendo a los tipos de ejemplos que se obtienen durante la etapa del aprendizaje.

3.3 Aprendizaje de las neuronas

El proceso de aprendizaje de las redes neuronales artificiales [18] es de carácter secuencial. De esta forma, el aprendizaje se da en todo momento adquiriendo conocimiento a través de las experiencias ocurridas [19]. El conjunto de aprendizaje de una red neuronal artificial contiene dos características denominadas “ser significativo” y “ser representativo” en donde, para que haya aprendizaje, debe existir un número significativos de ejemplos durante el proceso de aprendizaje y estos deben ser diversos y equilibrados como se ve en la Figura 4.

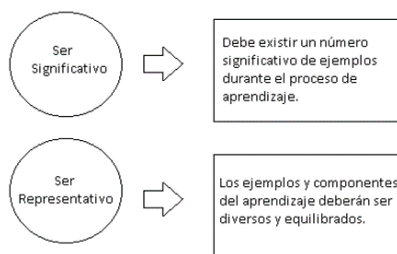


Figura 4. Características del conjunto de aprendizaje de una red neuronal artificial

En el proceso de aprendizaje de una red neuronal, debe haber suficientes ejemplos para que la red sea capaz de adaptar sus pesos de forma eficaz, a esto se le llama "Ser significativo". Los ejemplos y componentes del aprendizaje de la red neuronal deben ser diversos y equilibrados. Por ejemplo, si el conjunto de aprendizaje contiene un número mayor de ejemplos de un tipo que de otro, esta red estará más especializadas en un solo tipo de datos, a estos se le llama "Ser representativo" [20]. Una red neuronal debe utilizar un tipo específico en la etapa de aprendizaje, realizando un entrenamiento para optimizar la función que analiza la salida de la red y poder determinar la eficiencia del aprendizaje.

▪ Tipos de aprendizaje

Las redes neuronales se basan en un algoritmo para aprender durante su etapa de aprendizaje y dependiendo del tipo que se esté utilizando. Se da por entendido que una

red aprendió cuando los pesos de las conexiones han cambiado según la regla de aprendizaje utilizada en el entrenamiento y estos permanecen estables. Se puede tener tipos de aprendizaje supervisados y no supervisados y clasificados, como se muestra en la Figura 5. Se aclara que el tipo de aprendizaje supervisado es el más utilizado dentro de las redes neuronales artificiales.

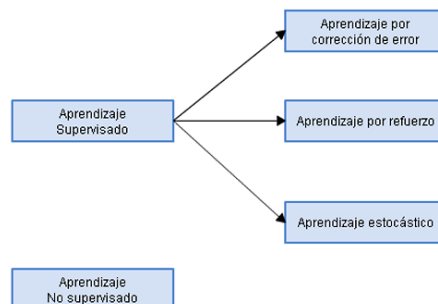


Figura 5. Tipos de aprendizaje de una red neuronal artificial

- *Aprendizaje supervisado.* En este tipo de aprendizaje se realiza un entrenamiento de la red neuronal que estará supervisado y controlado por el diseñador de esta, para determinar que la respuesta de la red sea una específica dependiendo de la entrada. En caso de que la respuesta entregada sea diferente a la indicada, se modifican los pesos de las conexiones para aproximar la respuesta a la salida debida. Como se mencionó con anterioridad, a esto se la llama “Ser significativo”.
- *Aprendizaje por corrección de error.* Durante el entrenamiento, se presenta a la red neuronal artificial, las entradas y salidas deseadas. La finalidad de este aprendizaje por corrección de error es que haya una diferencia mínima entre la salida obtenida y la deseada. Para ello, se hace una comparación de ambas salidas y se ajustan los pesos de las conexiones de la red teniendo en cuenta las diferencias con los valores deseados y los obtenidos (Figura 6).

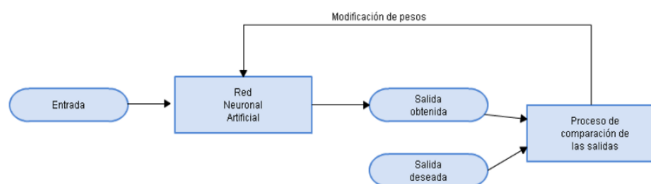


Figura 6. Aprendizaje por corrección de error

- *Aprendizaje por refuerzo.* Para el entrenamiento de una red neuronal a través de este aprendizaje supervisado, no se cuenta con un ejemplo completo de una salida esperada, el diseñador de la red indica, mediante una señal de refuerzo, si la salida que se obtuvo de la red se acerca a la deseada. Las señales de refuerzo son: 1) Éxito o 2) Fracaso. Con esto se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades para acercarse a la salida deseada. Para este aprendizaje, la señal de refuerzo solo informa si la salida de la red se acerca a la deseada o no. En algunos algoritmos, con la señal de “Fracaso” se siguen modificando los pesos. Con la señal de “Éxito” el sistema ha cumplido con una salida deseada. Este aprendizaje por refuerzo suele ser más lento que el aprendizaje por corrección de error ya que puede recibir señales de Fracaso consecutivas. Entre más veces se reciba una señal de refuerzo, más tiempo tardará la red en aprender (Figura 7) [21].

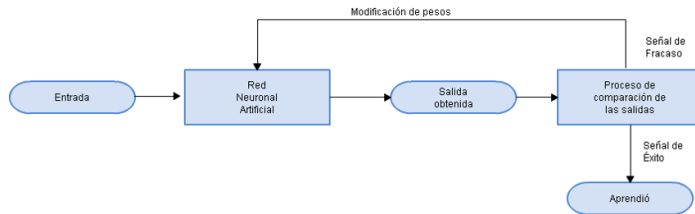


Figura 7. Aprendizaje por refuerzo

- *Aprendizaje Estocástico.* Durante el entrenamiento bajo el aprendizaje estocástico, se realizan cambios de forma aleatoria en los pesos de la red y se analiza la salida obtenida en comparación a la salida deseada (Figura 8). Si la diferencia de ambas salidas es mínima, esto significa que la red ha aprendido. Si la diferencia entre las salidas obtenida y esperada es mayor, se aceptarían cambios en el peso en función de una distribución de probabilidades determinadas [22]. Este aprendizaje tiene similitud a los estados energéticos de los sólidos físicos, donde se maneja un estado mínimo de energía. Si después del cambio la energía decrece, se acepta el cambio. Si la energía no decrece, se acepta el cambio en función de una distribución de probabilidades determinada.

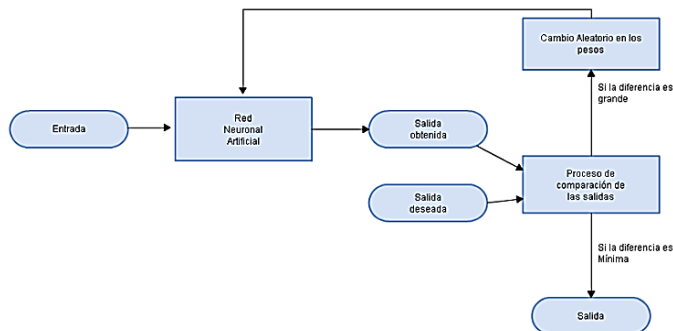


Figura 8. Aprendizaje estocástico

- *Aprendizaje no-supervisado.* Como se observa en la Figura 9, este tipo de aprendizaje no requiere de una supervisión y no hay un proceso de comparación de salidas externos, como se puede visualizar en las figuras anteriores. Este tipo de aprendizaje muestra un proceso Autoorganización hasta cierto grado. La red neuronal descubre con los datos de entrada las características, regularidades, correlaciones y categorías, y lo hace de una forma autónoma.

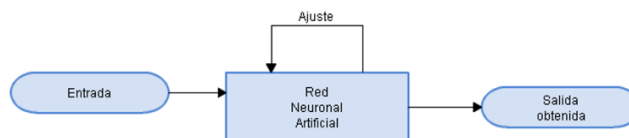


Figura 9. Aprendizaje no-supervisado

Este tipo de aprendizaje fue desarrollado por Kohonen en el año de 1984 con el apoyo de otros investigadores. En este aprendizaje no se requieren de unas salidas deseadas y debidas. Por lo tanto, no se realizan comparaciones entre las salidas reales y las salidas. El algoritmo de entrenamiento modifica los pesos de la red de tal manera que se produzcan vectores de salida consistentes. Existen algunos algoritmos de aprendizaje no supervisados, pero la gran mayoría de trabajos se basan en el modelo propuesto en 1949

por Hebb que se caracteriza por incrementar el valor del peso de la conexión si las dos neuronas unidas son activadas [23]. Hebb mencionó que, si dos neuronas que se encuentran interconectadas entre sí se activan al mismo tiempo, esto quiere decir que la fuerza sináptica ha incrementado. La forma de corrección utilizada se basa en incrementar la magnitud de los pesos si ambas neuronas están inactivas al mismo tiempo [24].

4. Conclusiones

Existen variadas aplicaciones de las redes neuronales artificiales en la actualidad, en donde puede apreciarse el gran potencial que tiene el uso de estas para la automatización de tareas o procedimientos a través de procesos de entrenamientos según el tipo de aprendizaje que se desee escoger.

El concepto de redes neuronales ha evolucionado de forma lenta en donde hay variedad de autores involucrados en su fortalecimiento dentro de las ciencias de la computación, y donde se ve reflejada la forma de trabajar del cerebro de forma artificial. EL ser humano cada vez está más cerca de lograr que un computador aprenda de forma similar a la que lo hace el hombre.

En un futuro trabajo se pretende analizar si es posible integrar la inteligencia artificial, las redes neuronales y la realidad Virtual en un proceso de automatización de las pruebas del software, para realizar tanto las pruebas funcionales como las pruebas estructurales sin ninguna, o muy poca, intervención humana.

Referencias

- [1] Singhal, D. & Swarup, K. (2011). [Electricity price forecasting using artificial neural networks](#). International Journal of Electrical Power & Energy Systems. Elsevier, 33 (3), pp. 550-555.
- [2] Flores, D. et al. (2017). [Prediciendo la Actividad Cardíaca de la Almeja Tivela stultorum con Digoxina Utilizando Redes Neuronales Artificiales](#). Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica, 38(1), pp. 208-216.
- [3] Kohonen, T. (1988). [An introduction to neural computing](#). Neural Networks, 1(1), pp. 3-16.
- [4] Rojas, R. (1996). [Networks of neurons](#). Neural Networks: A Systematic Introduction. Springer Science & Business Media, pp. 9-21.
- [5] Ramón, S. (1905). [Manual de histología normal y de técnica micrográfica para uso de estudiantes](#). Moya.
- [6] Hilera, J. & Martínez, V. (1995). [Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones](#). Alfaomega.
- [7] Destexhe, A. & Rudolph, M. (2012). [Neuronal Noise](#). Springer US.
- [8] Matich, D. (2001). [Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones](#). Documento de trabajo. Universidad Tecnológica Nacional.
- [9] McCulloch, W. & Pitts, W. (1943). [A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity](#). Bulletin of mathematical biophysics, 5(4), pp. 115-133.
- [10] Hebb, D. (1949). [The Organization of Behavior](#). New York: Wiley & Sons.
- [11] Gunsha, F., Samaniego, L. & Silva, V. (2016). [diseño e implementación de un filtro adaptativo para la cancelación de ruido con redes neuronales utilizando dsp](#). Tesis. Riobamba: Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Chimborazo.
- [12] De Wilde, P. (1996). [Neural Network Models](#). Neurons in the brain. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 53-67.
- [13] Kohonen, T. (2001). [Self-Organizing-Maps](#). Springer Series in Information Sciences.
- [14] [Redes Neuronales](#). Óscar Gallardo Román. Online [May 2017].
- [15] Sotolongo, G. & Guzmán, M. (2001). [Aplicaciones de las redes neuronales. El caso de la Bibliometría](#). Ciencias de la Información 32 (1), pp. 27-34.
- [16] Caridad, J. & Ceular, N. (2001). [Un análisis del mercado de la vivienda a través de redes neuronales artificiales](#). Estudios de economía aplicada (18), pp. 67-81.
- [17] Palacio, F. (2003). [Herramientas en GNU/Linux para estudiantes universitarios - Redes Neuronales con GNU/Linux](#). The Public's Library and Digital Archive. Online [Jun 2017].
- [18] Kuan, C. & White, H. (1994). [Artificial neural networks: an econometric perspective](#). Econometric Reviews 13(1), pp. 1-91.

- [19] Jalil, A. & Misas, M. (2007). [Evaluación de pronósticos del tipo de cambio utilizando redes neuronales y funciones de pérdida asimétricas](#). Revista Colombiana de Estadística, 30(1), pp. 143 – 161.
- [20] Isasi, P. & Galván, I. (2004). [Redes de neuronas artificiales. Un Enfoque Práctico](#). Madrid: PEARSON.
- [21] López, M., López B. & Díaz V. (2005). [Algoritmo de aprendizaje por refuerzo continuo para el control de un sistema de suspensión semi-activa](#). Revista Iberoamericana de Ingeniería Mecánica, 9(2) , pp. 77-91.
- [22] Pérez, F. & Fernández, H. (2008). [Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito](#). Revista Ingenierías Universidad de Medellín, 6(10), pp. 77-91.
- [23] [Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones](#). Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Bilbao. Online [May 2017].
- [24] [Redes Neuronales](#). Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia. Online [May 2017].