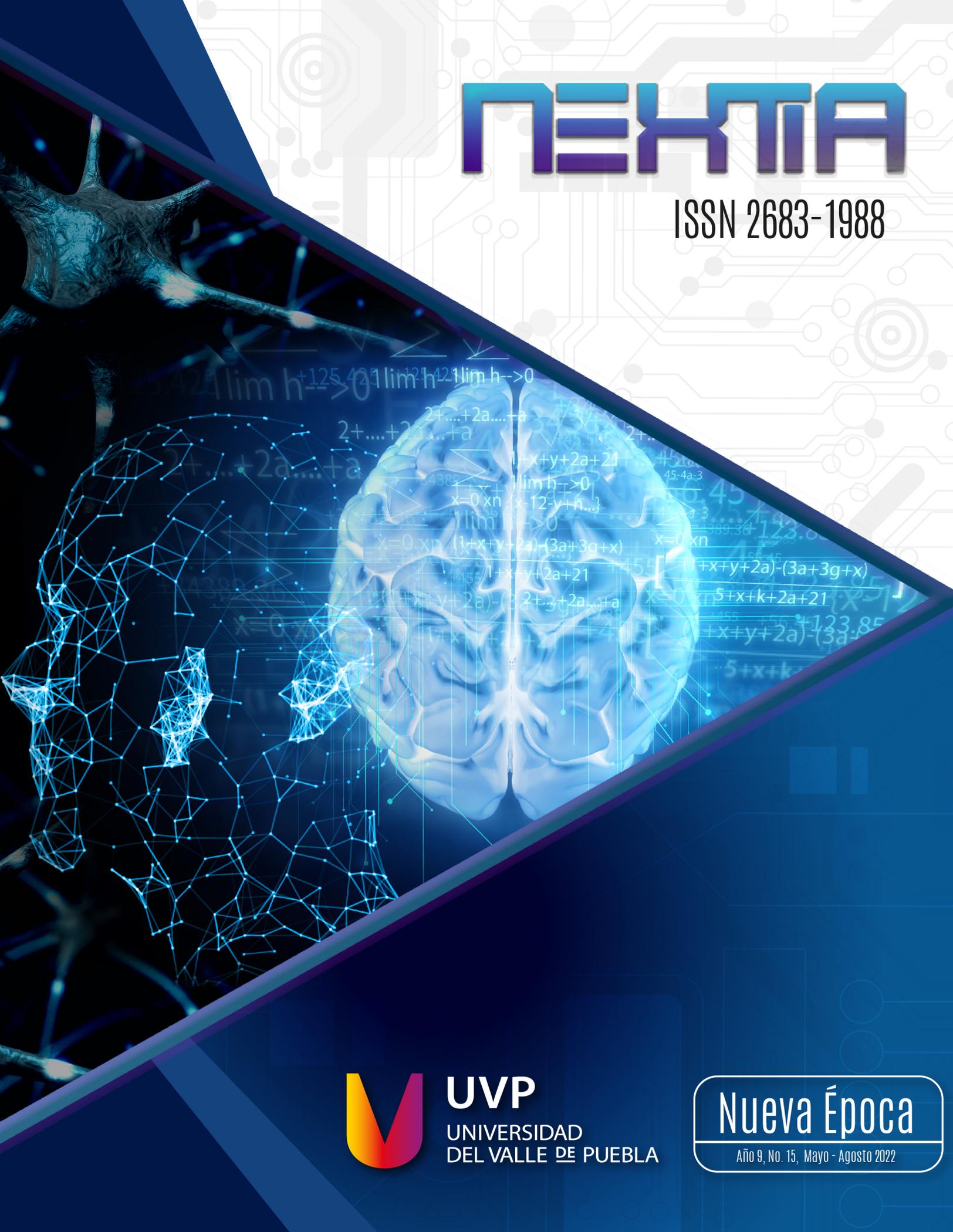


# NEKTAIA

ISSN 2683-1988



**UVP**  
UNIVERSIDAD  
DEL VALLE DE PUEBLA

**Nueva Época**

Año 9, No. 15, Mayo - Agosto 2022

NEXTIA

REVISTA DE INGENIERÍAS  
Y DIVULGACIÓN CIENTÍFICA

NEXTIA, año 9, No. 15, mayo - agosto 2022, es una Publicación cuatrimestral editada por la Universidad del Valle de Puebla S.C., Calle 3 sur # 5759, Col. El Cerrito. CP. 72440, Puebla, Puebla, Tel. (222) 26-69-488, <www.uvp.mx>. Editoras Responsables: Dra. María Hortensia Irma Lozano e Islas y Mtra. Irma Higinia Illescas Lozano. Reserva de Derechos al Uso Exclusivo No. 04-2021-081017191000-203, ISSN: 2683-1988, ambos otorgados por el Instituto Nacional de Derechos de Autor. Responsable de la última actualización de este Número, Coordinación Editorial y de Publicaciones, Dr. Mauricio Piñón Vargas, Calle 3 sur # 5759, Col. El Cerrito. CP. 72440, Puebla, Puebla, Tel. (222) 26-69-488 ext. 798, fecha de última modificación 1 de agosto de 2022.

Las posturas expresadas por los autores no necesariamente reflejan las posturas de la Universidad del Valle de Puebla, de su Coordinación Editorial y de Publicaciones, de las editoras responsables ni del staff editorial involucrado en la edición de la revista.

Se autoriza la reproducción total o parcial de los contenidos de la presente publicación, siempre y cuando se acredite el origen de estos.

Cualquier carta dirigida al editor debe enviarse al correo [coord.editorial@uvp.mx](mailto:coord.editorial@uvp.mx).

NEXTIA

REVISTA DE INGENIERÍAS  
Y DIVULGACIÓN CIENTÍFICA



Año 9 / Núm. 15

Mayo - Agosto 2022



## **Directorio**

### **Universidad del Valle de Puebla**

#### **Presidente de la Junta de Gobierno**

Mtro. Jaime Illescas López

#### **Rectora**

Dra. María Hortensia Irma Lozano e Islas

#### **Director de Posgrados, Educación Continua, Virtual y Abierta**

Mtro. Salvador Cervantes Cajica

#### **Director de Ingenierías**

Ing. Claudio Alfredo Jiménez Carranza

#### **Editoras Responsables**

Dra. María Hortensia Irma Lozano e Islas

Mtra. Irma Higinia Illescas Lozano

#### **Coordinador Editorial**

Dr. Mauricio Piñón Vargas

#### **Diseño Editorial**

Mtra. Gabriela Arias Limón



## **COMITÉ EDITORIAL**

**Claudio Alfredo Jiménez Carranza**

Universidad del Valle de Puebla

**María del Rosario Pérez Salazar**

Universidad del Valle de Puebla

**Miguel Ángel Reyes Vergara**

Universidad del Valle de Puebla

**Juan de Dios Cruz Elvira**

Universidad del Valle de Puebla

## **COMITÉ CIENTÍFICO**

**Mtro. José Christian Beltrán Herrera**

Petróleos Mexicanos

**Mtro. José Carlos Hernández González**

Centro de Tecnología Avanzada de Hidalgo

**Mtro. Missael Román del Valle**

Centro de Tecnología Avanzada de Hidalgo



# ÍNDICE

## APRENDIZAJE PROFUNDO: REDES NEURONALES

Juan Guerrero González

10

Everardo Rafael Tendilla Beltrán

## **EDITORIAL**

Bienvenidos a la revista Nextia, revista de divulgación científica especializada en temas relacionados con tecnología. En el presente número se presenta un interesante trabajo sobre redes neuronales y aprendizaje profundo, lo que, en un primer encuentro, se puede identificar más relacionado con ciencias de la educación, pero tiene mucho más que ver con lógica y tecnología.

Se puede identificar al aprendizaje profundo como una evolución del aprendizaje tradicional, basado en relaciones o en la memorización; este tipo de aprendizaje se basa en la comprensión y reflexión de la información disponible para la resolución de problemas, muy cercano al pensamiento crítico que tiene justamente esta característica, ser reflexivo y buscar las diferentes formas de manejar y abordar diversas situaciones.

Este concepto se ha llevado directamente a la programación y al desarrollo de tecnologías, ya que retoma como base de datos diferentes elementos, de diferentes disciplinas, utilizando algoritmos para la resolución de problemas, sin embargo, los algoritmos se quedan cortos porque están limitados a la cantidad de datos que se tengan; una tecnología basada en pensamiento profundo, tiene una cantidad mayor de aplicaciones, porque el sistema aprende automáticamente, aprende, copia, manipula, prueba permite al sistema desde conducir un auto, conducir maquinaria, operar y diversas situaciones de manera automática, este es justamente el puente entre el aprendizaje profundo y sus aplicaciones dentro de la ciencia y tecnología.

Un ejemplo que permite ilustrar lo anterior es al ser humano en su etapa infantil. Cuando un niño está en su etapa de crecimiento y tiene una diversidad de elementos y variables de influencia, teniendo un rico

bagaje en experiencias, aventuras, lecturas, juegos, contacto, amigos, pláticas, música y naturaleza, le permite llenar diversos archiveros en su cerebro, de donde en la edad adulta puede acceder para retomar la información y de esta manera hacer frente al mundo; si lo vemos desde otro punto de vista con el mismo niño (las alusiones pueden resultar meras coincidencias, ya que son solamente ilustrativas) tiene una vida sedentaria, mucha televisión, cero actividad física, poco contacto con padres y amigos; así como un limitado acceso a experiencias, hará que este niño en su edad adulta tenga unos archiveros con poca información e incluso sin archiveros, que harán más complicada la resolución de problemas.

Ahora, si esto en sí mismo no resulta del todo sorprendente, puede ser que la concepción lo sea, ya que el aprendizaje profundo se teoriza en diferentes capas, basados en modelos automatizados. Estas redes neuronales, hipersofisticadas, crean capas sobre capa de información, como diferentes capas de tela colocadas unas sobre otras, unas de algodón, otras de rayón, de diferentes colores, diferentes texturas y de diferentes tamaños para confeccionar un colchón, al estilo del colchón de la historia de la princesa y el guisante; este intrincado colchón, permite a la red neuronal utilizar la información de todas las capas, para obtener información sobre las características de las telas y permitir actuar de forma adecuada al momento de la confección de ropa.

Con las descripciones anteriores tenemos una imagen de las implicaciones y conceptos de las redes neuronales y del aprendizaje profundo que se desarrolla de una forma adecuada, descriptiva y adecuada dentro del artículo que presentamos en el presente número de Nextia por lo que los invito a adentrarse a este fascinante concepto.

Buena lectura

# ENSAYO

# APRENDIZAJE PROFUNDO: REDES NEURONALES

## DEEP LEARNING: NEURONAL NETWORKS

ENSAYO

**Guerrero González, Juan<sup>1</sup>**

Universidad del Valle de Puebla

im39790@uvp.edu.mx

ORCID: 0000-0003-0859-3077

**Tendilla Beltrán, Everardo Rafael<sup>2</sup>**

Universidad del Valle de Puebla

ptc.investigacion2@uvp.mx

ORCID:0000-0002-1482-6562

Fecha de recepción: 15 de julio de 2022, Fecha de aceptación: 15 de agosto de 2022.

Fecha de publicación: 30 de agosto de 2022.

### **Reseña de Autor <sup>1</sup>**

Pasante de la Ingeniería en Mecatrónica de la Universidad del valle de Puebla. Interesado en la investigación y desarrollo de sistemas robóticos, así como en la automatización de procesos de producción industrial.

## **Reseña de Autor <sup>2</sup>**

Maestro en Ciencias de Física Aplicada por la Facultad de Físico-Matemáticas de la Benemérita Universidad Autónoma del Puebla. Colaborador en el cuerpo académico de “Nueva Física en Aceleradores y el Cosmos”, analizando rayos cósmicos y eventos transitorios luminosos que llegan a la atmósfera terrestre.

## **Resumen**

La inteligencia artificial está inmersa en la vida cotidiana de las personas, por lo que es importante el entender cómo evoluciona. Las redes neuronales son una de las estrategias de aprendizaje profundo usado dentro de la inteligencia artificial, la cual permite al software conocer su entorno y tomar decisiones bajo los principios de análisis con los se programó.

En el presente trabajo se describen las características matemáticas a considerar para construir una red neuronal.

**Palabras clave:** inteligencia artificial, robótica, control automático, cibernética, análisis de redes.

## **Abstract**

AI (Artificial Intelligence) is involved in people's daily life, that is why it is important to understand how they evolve. Neural networks are one of the strategies used during the deep learning of AI, which allows software to know its environment and make decisions based on its program's analysis principles.

The present work describes the mathematical characteristics considered to build a neural network.

**Keywords:** artificial intelligence, robotics, automatic control, cybernetics, network analysis.

## Introducción

La humanidad ha tenido en los últimos años un crecimiento bastante importante en cuanto a nuevas tecnologías se refiere, siendo una de estas el caso de la inteligencia artificial, la cual está tomando fuerza desde hace algunos años y que hoy en día se encuentra en muchos hogares en dispositivos como Alexa, el cual es un asistente de voz personalizado que tiene implementada tecnología de inteligencia artificial de voz, siendo esta una de las múltiples aplicaciones que tiene hoy en día la inteligencia artificial.

Como inicio es importante describir la forma de funcionamiento de la inteligencia artificial, en específico una de sus subdivisiones que es el aprendizaje profundo con redes neuronales, pero para esto, se deben de conocer las subdivisiones que la componen. La primera subdivisión de la inteligencia artificial es el aprendizaje automático o mejor conocido como Machine Learning (ML), el cual se ocupa principalmente para algoritmos y técnicas que se usan en el análisis y modelado de datos de procesos científicos. Una definición concisa la da Hinestroza, que la concibe como el uso de algoritmos que buscan mejorar el análisis de datos, en pro de una predicción futura (Hinestroza, 2018). Hay que tener presente que la finalidad de esta herramienta es lograr que las máquinas logren el aprendizaje autónomo, sin embargo, este depende del enfoque de aprendizaje, por lo que se muestran a continuación las tres principales formas de aprendizaje autónomo:

El aprendizaje supervisado: consiste en ponerle etiquetas a cada conjunto de datos para que se puedan detectar los patrones y se puedan usar para etiquetar para que nuevos conjuntos de datos sean etiquetados. Un ejemplo de esta forma de aprendizaje es cuando se detectan fraudes con la tarjeta de crédito, donde el algoritmo produce un modelo de decisión que diferencia las transacciones normales y las sospechosas.

El aprendizaje no supervisado: se usa cuando uno de los conjuntos de datos no tiene etiqueta, por lo que se debe acomodar mediante la revisión de similitudes o diferencias que nos permitan saber su diferenciación. Se enfocan en aprender la estructura de datos y agrupar las entradas similares en grupos. Por lo tanto, puede descubrir patrones ocultos en los datos. Un ejemplo de aprendizaje no supervisado es cuando se te hace una recomendación de compra con base en artículos que hayas comprado y páginas que visitaste anteriormente (Bostjan, 2016).

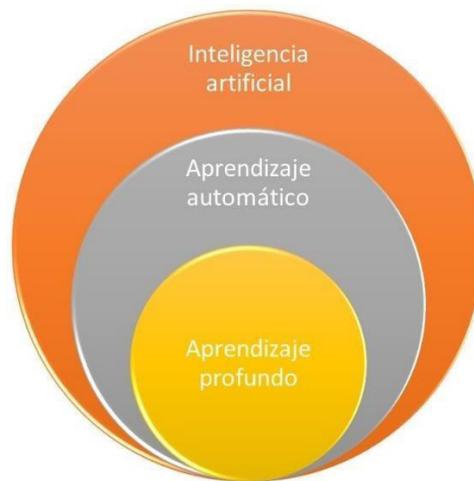
El aprendizaje de refuerzo: también llamado agente, es cuando ningún dato del sistema es etiquetado, pero al realizar ciertas acciones y después de un periodo de tiempo, se retroalimentará al sistema con actualizaciones. En pocas palabras, se puede hacer una observación del entorno y a partir de esto se seleccionan y realizan acciones para obtener una recompensa. Para posteriormente aprender por sí mismo cuál es la estrategia que mayor recompensa le va a dar con el paso del tiempo, también conocida como política (Cuevas et al., 2021).

De tal manera que nos vamos a enfocar en el aprendizaje profundo o deep learning, el cual es una rama del machine learning, en el cual se entrena a un sistema para que tenga la capacidad de aprender por sí mismo para realizar tareas como los seres humanos a través del reconocimiento de patrones. El deep learning usa algoritmos conocidos como redes neuronales, los cuales buscan imitar la función de las redes neuronales del cerebro humano. Es por esto que algunas de las aplicaciones más comunes del deep learning es la detección de objetos, el reconocimiento de voz y la identificación de imágenes. Para entender mejor como se divide esta rama

dentro del Machine Learning, la Figura 1 nos muestra cómo se distribuyen estas subdivisiones dentro de la inteligencia artificial.

**Figura 1**

*Relación de pertenencia entre la inteligencia artificial, el machine learning y el deep learning*



*Nota.* Adaptado de 2020, El aprendizaje profundo (Deep Learning) en la optimización de estructuras por V. Yepes (<https://victoryepes.blogs.upv.es/tag/aprendizaje-profundo/>). De dominio público.

## **Redes Neuronales**

Es momento de hablar de las redes neuronales artificiales o Artificial Neuronal Network (ANN), que son parte del aprendizaje profundo y se definen como una serie de algoritmos que buscan relaciones entre las entradas y las salidas en un conjunto de datos, basando su funcionamiento en las redes neuronales biológicas, las cuales suelen hacer uso de conocimiento previamente adquirido para solucionar problemas actuales. Este conocimiento se obtiene de un proceso de aprendizaje o también conocido como algoritmo de aprendizaje, el cual su función es modificar los

pesos sinápticos de cada red para alcanzar un objetivo especificado previamente (Flores, 2019).

Ahora bien, las redes neuronales cuentan con neuronas, que son su unidad fundamental para su operación y se componen de tres elementos básicos que son:

- Un conjunto de vínculos sinápticos, los cuales tienen cada uno de sus elementos con un propio peso que lo caracteriza
- Un sumador, el cual suma los componentes de las entradas, las cuales se multiplican por los pesos sinápticos
- Una función de activación no lineal, que se encarga de transformar la salida del sumador en la salida de la neurona

De forma matemática, la  $i$ -ésima neurona se puede describir como:

$$u_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} u_j$$

Donde:

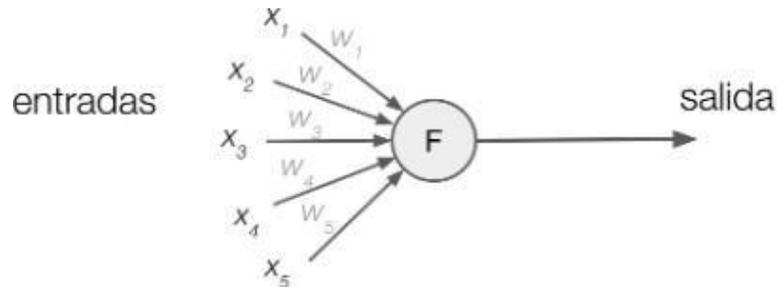
$u_j$ : es el  $j$ -ésimo componente de la entrada.

$w_{ij}$ : es el peso encargado de conectar el componente  $u_j$  a la neurona  $i$ .

Ahora se puede ver una representación de una neurona como en la Figura 2, en la cual se caracterizan los nodos de entrada( $x$ ), que son los que a la neurona le proveen la señal de entrada, la neurona que se representa con un nodo simple y los vínculos de comunicación que permiten interconectar los nodos de entrada y los de computación.

**Figura 2**

*Esquema simplificado de una neurona*

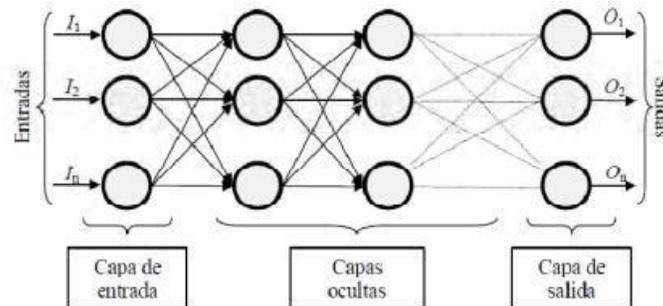


*Nota.* Adaptado de 2018, Premio Turing 2018: La Revolución de las Redes Neuronales Artificiales por J. Pérez. (<https://users.dcc.uchile.cl/~jperez/difusion/turing-award-2018.html>). De dominio público.

Siempre hay que tomar en cuenta que existen dos capas, las cuales tienen conexiones con el mundo exterior. Una de las capas es conocida como capa de entrada o buffer de entrada, que es donde se presentan los datos y la otra capa es el buffer de salida, el cual le mantiene la respuesta de la red. Las capas restantes se conocen como capas ocultas y dependiendo de la aplicación del proyecto es el número de capas que se necesitan en nuestra red neuronal. Un ejemplo gráfico de cómo se ven estas capas se puede observar en la Figura 3, (Basogain, 2001).

**Figura 3**

*Red neuronal completamente conectada*



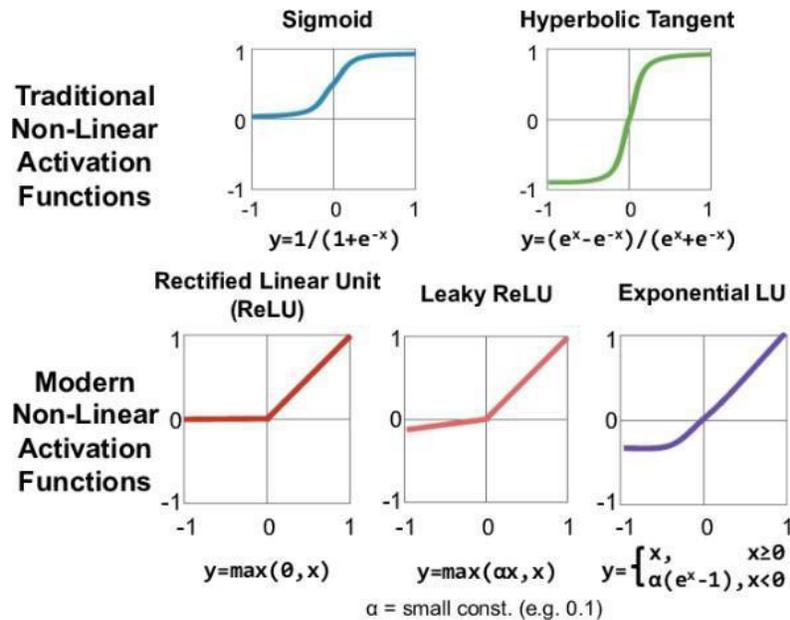
*Nota.* Figura adaptada por D. Jiménez, H. Paz-Arias y A. Larco-A, 2015, *Revista Tecnológica ESPOL – RTE*, 28(1), pág.10 (<http://www.rte.espol.edu.ec/index.php/tecnologica/article/view/346/226>). De dominio público.

Si bien las redes neuronales pueden funcionar con la composición mostrada en la Figura 3, esta solo resuelve problemas lineales muy simples, además de que agregar más capas ocultas no le beneficia en nada, ya que al sumar todas las funciones de las capas ocultas se vuelve una sola función lineal, es por eso que se hace uso de las funciones de activación, que nos permiten que nuestra red neuronal resuelva problemas más complejos no necesariamente lineales.

Estas funciones de activación varían dependiendo de la aplicación que tenga nuestra red neuronal y el tipo de aprendizaje que estemos buscando, por lo que es importante conocer que funciones existen y las fórmulas asociadas a ellas, de ahí que a continuación se presenten en la Figura 4 las funciones de activación más usadas:

**Figura 4**

*Funciones de activación de una neurona*



*Nota.* Adaptado de 2020, Catálogo de componentes de redes neuronales (II): funciones de activación por G.R. Gavilán. (<https://users.dcc.uchile.cl/~jperez/difusion/turing-award-2018.html>). De dominio público.

Por lo que, ya que se conocen todos los elementos de las redes neuronales, se puede representar de forma matemática la salida de una red neuronal, que, si recordamos, está compuesta por entradas, peso de las entradas, la función de activación, y las vías, siendo esta su ecuación:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j + b\right)$$

Donde:

$w_i$ : Pesos de las entradas

$x_i$ : Entradas

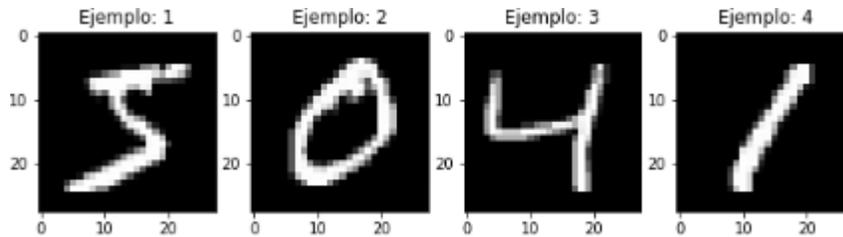
b: bias

F: función de activación.

Por último, para terminar de entender una red neuronal es necesario hablar de cómo funcionan, así que a continuación lo explicaré con un ejemplo de un clasificador de imágenes. Se necesita un programa que con redes neuronales pueda identificar que número es el mostrado en la imagen, por lo que se debe entrenar la red para que aprenda a identificar estos números. Por lo que el primer paso para nuestra red neuronal es definir el número de capas que tendrá, las funciones de activación que utilizaremos y lo más importante, las imágenes de entrenamiento, que nos van a permitir que el sistema detecte patrones dentro de estas, como pueden ser la forma que tiene o la cantidad de color que tiene cada pixel de la imagen. Estas imágenes de entrenamiento están etiquetadas con su número correspondiente, para que las redes aprendan a identificar las imágenes y las relacionen con la etiqueta correspondiente. Para entender estas imágenes de entrenamiento te muestro como se verían en la Figura 5.

## Figura 5

### Imágenes de entrenamiento



Nota. Figura proveniente de Guerrero (2022). Autoría propia. <https://colab.research.google.com/drive/1IBr6RfmIXsx5h3e6M487IxbbKHG-PuNg?usp=sharing>

Nota. Adaptado de 2022, Imágenes de entrenamiento por Guerrero. (<https://colab.research.google.com/drive/1IBr6RfmIXsx5h3e6M487IxbbKHG-PuNg?usp=sharing>). De dominio público.

Ahora que tu sistema ya tiene ejemplos de imágenes con un número escrito y el resultado de qué número tiene la imagen, es momento de realizar pruebas para saber que tanto porcentaje de efectividad tienen nuestra red neuronal. Es importante resaltar que mientras más capas tenga nuestro RNA y más imágenes de entrenamiento le brindemos, mejor porcentaje de efectividad tendrá a la hora de identificar imágenes, sin embargo, tardara más en realizar su entrenamiento y esto puede llevar al sistema a colapsar. También, depende del tipo de red neuronal utilizado si el porcentaje aumenta o disminuye, ya que algunas redes funcionan de mejor manera para aplicaciones más complejas y esto le permite alcanzar mejores resultados

## Aplicaciones

Las aplicaciones de las redes neuronales son bastante extensas, porque se pueden utilizar tanto en el hogar como en la industria. Una de las aplicaciones más comunes de las redes neuronales es la detección de spam en nuestros correos, ya

que a partir de esta inteligencia artificial es que se detectan patrones de correos de spam o fraudulentos y se evita que estos lleguen al usuario final. Otro ejemplo de las aplicaciones que puede tener es el traductor, por el hecho de que este aprende a partir de las búsquedas de los usuarios y constantemente está aprendiendo nuevas palabras del lenguaje para darnos una mejor traducción. De forma general se pueden englobar sus aplicaciones en:

- Ingeniería de control
- Procesamiento de datos y modelización
- Reconocimiento y clasificación
- Predicción de sucesos y simulaciones

En consecuencia, existen diversos tipos de redes neuronales que cuentan con diferentes modelos que se utilizan dependiendo de la aplicación requerida, por lo que a continuación mencionaremos algunos de sus tipos más comunes para que los conozcas:

- Perceptrón
- Perceptrón Multicapa
- Redes Neuronales Recurrentes
- Redes Neuronales de Propagación Inversa (conocida como backpropagation)

## Conclusiones y discusión

Finalmente, se debe entender que las redes neuronales, a pesar de ser muy útiles en aplicaciones específicas, realmente solo se pueden usar en pocas situaciones debido a que por lo general hay otros métodos más sencillos con los cuales tiene más eficiencia. Es importante recalcar que aún se siguen descubriendo aplicaciones de esta rama de la inteligencia artificial, por lo que aún tiene potencial respecto a lo que se puede hacer con las redes neuronales. Se espera que en los próximos años las redes neuronales se abran más camino y que se encuentren más aplicaciones, por lo que ya estás más preparado para entender esta tecnología y comenzar en el mundo de la inteligencia artificial.

## Referencias

- Basogain, X. (2001). *Redes Neuronales Artificiales y sus aplicaciones*. Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao.
- Bostjan, K. (2016). *Machine Learning in Java*. Packt Publishing.
- Cuevas, E., Avalos, O., Emanuel, P., Valdivia, A. y Pérez, A. (2021). *Introducción al Machine Learning con Matlab*. Marcombo.
- Flores, A. (2019). *Redes neuronales recurrentes adaptables aplicadas a control de manipuladores robóticos* [Tesis de doctorado, Universidad Autónoma de Nuevo León]. Repositorio Institucional de la Universidad Autónoma de Nuevo León.
- Hinestroza, D. (2018). *El Machine Learning a través de los tiempos, y aportes a la humanidad* [Archivo PDF]. <https://repository.unilibre.edu.co/bitstream/handle/10901/17289/EL%20MACHINE%20LEARNING.pdf?sequence=1&isAllowed=y>



**UVP**  
UNIVERSIDAD  
DEL VALLE DE PUEBLA

3 Sur 5759 Col. El Cerrito C.P. 72440, Puebla, Pue.

**Yo lo hago realidad**

▣ [t](#) [f](#) [@](#) | [uvp.mx](#) | [#YolohagoUVP](#)