

# Redes neuronales recurrentes

*Big data e inteligencia artificial*



tech

# CONTENIDO

## 1. Objetivos

---

## 2. ¿Qué es una red neuronal?

---

¿Cuál es el objetivo de las redes neuronales?

*Layers* (capas)

*Convolutional layer*

Funciones de activación

Algoritmos de optimización

¿Cómo funciona una red neuronal?

## 3. Tipos de redes neuronales

---

## 4. Aplicaciones de las redes neuronales: reconocimiento de imágenes e interpretación del lenguaje natural

---

Reconocimiento de imágenes

Interpretación del lenguaje natural

## 5. Redes generativas de texto

---

## 6. Bibliografía

---

## OBJETIVOS

- Aprender que son las redes neuronales.
- Conocer las clases de redes neuronales que existen y algunos de sus ejemplos.

## ¿QUÉ ES UNA RED NEURONAL?

Las redes neuronales son sistemas computacionales, inspirados en las neuronas que constituyen el cerebro de los humanos, dotando a los ordenadores de inteligencia artificial. Están formadas por unidades básicas llamadas neuronas que se conectan entre sí, formando la red neuronal. El objetivo de estos algoritmos es entender datos del mundo real (imágenes, texto, voz, etc.), procesarlos y clasificarlos o etiquetarlos.

## ¿CUÁL ES EL OBJETIVO DE LAS REDES NEURONALES?

El objetivo principal de este modelo es aprender modificándose automáticamente a sí mismo, de forma que puede llegar a realizar tareas complejas que no podrían ser realizadas mediante la clásica programación basada en reglas. De esta forma, se pueden automatizar funciones que en un principio solo podrían ser realizadas por personas.

Neurona es una forma "cool" de llamarle a una función matemática que realiza una suma ponderada de cada uno de los valores de entrada y la suma adicional de un término conocido como *sesgo* (bias).

## LAYERS (CAPAS)

Las redes neuronales están compuestas por capas, las capas son un conjunto de neuronas de la red neuronal ubicadas verticalmente, cada una de las capas realizan un cálculo y, luego, lo pasan a la siguiente capa. Así, las neuronas de las capas siguientes pueden tener un aprendizaje jerarquizado, yendo desde un aprendizaje simple a uno complejo. Existen tres tipos de capas principales que conforman las neuronas: *input layer* (capa de entrada), *hidden layers* (capas ocultas) y *output layer* (capa de salida).

## CONVOLUTIONAL LAYER

Estos tipos de *layers* son diferentes a los *layers* que se han visto hasta ahora. Su principal uso es el análisis de imágenes.

## FUNCIONES DE ACTIVACIÓN

Las *funciones de activación* (*activation function*) son las funciones que se encargan de agregar no linealidad a cada una de las neuronas. Haciendo que la red pueda resolver problemas no triviales con pocas neuronas.

Las funciones de activación reciben la salida de cada neurona para, luego, pasar el resultado a la capa siguiente. Algunos ejemplos de funciones de activación:

- **Paso binario:** esta función hace que la salida de la neurona sean valores binarios.
- **Sigmoid:** esta función añade una *no linealidad* que va de 0 a 1, formando una curva suave.
- **Relu:** es una función que va en un rango de 0 a x, siendo x el valor de salida de la neurona.
- **Tanh:** la curva de esta función es parecida a la curva que forma la función *Sigmoid*, con la gran diferencia de que esta va en un rango de -1 a 1.

## ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN

Los algoritmos de optimización (*optimization algorithm*) son una parte esencial de las redes neuronales. Estos algoritmos se encargan de reducir el error de cada una de las neuronas, formando una parte importante en el aprendizaje de la red neuronal. Una buena elección de estos algoritmos puede hacer que la red neuronal tenga una mayor eficiencia en un menor tiempo. Algunos ejemplos de estos algoritmos son:

- **Stochastic gradient descent**  
El *Stochastic Gradient Descent* (SGD) es uno de los algoritmos de optimización más conocidos para redes neuronales. Su objetivo es ir reduciendo el error de la neurona paso a paso hasta llegar al punto donde el error es mínimo.
- **Adam**  
Adam es una combinación del *stochastic gradient descent with momentum* y *RMSprop*. Este algoritmo de optimización promete una mayor eficiencia que otros algoritmos, haciendo que el error de la red llegue al mínimo en el menor tiempo posible.



- **Backpropagation**

Imagine que tiene una red neuronal donde cada una de las neuronas aportan al resultado final de la red y resulta que el resultado es un error, ¿qué tanta culpa tiene cada una de las neuronas? Pues de esto se encarga el algoritmo de *backpropagation*. Este algoritmo se encarga de repartir la culpa del error, desde la última hasta la primera capa, a cada una de las neuronas dependiendo de cuanto haya aportado al resultado final.

## ¿CÓMO FUNCIONA UNA RED NEURONAL?

- Las capas de entrada pasan los datos a las capas ocultas.
- Cada neurona de las capas ocultas realiza una regresión lineal.
- El resultado de la regresión lineal se pasa por una función de activación.
- Los resultados pasan a la capa siguiente.
- Al obtener un resultado, se calcula su error.
- El algoritmo de *backpropagation* le asigna una parte del error a cada neurona.
- El algoritmo de optimización disminuye el error de cada neurona.
- Al disminuir el error, la red aprende.
- Se repite hasta que el error sea mínimo.
- Como resultado, se tiene una red neuronal entrenada.

## TIPOS DE REDES NEURONALES

- **Clasificación de redes neuronales según la topología de red**

- **Red neuronal monocapa - perceptrón simple**

La red neuronal monocapa se corresponde con la red neuronal más simple, está compuesta por una capa de neuronas que proyectan las entradas a una capa de neuronas de salida donde se realizan los diferentes cálculos.

- **Red neuronal multicapa - perceptrón multicapa**

La red neuronal multicapa es una generalización de la red neuronal monocapa, la diferencia reside en que mientras la red neuronal monocapa está compuesta por una capa de neuronas de entrada y una capa de neuronas de salida, esta dispone de un conjunto de capas intermedias (capas ocultas) entre la capa de entrada y la de salida. Dependiendo del número de conexiones que presente la red esta puede estar total o parcialmente conectada.

- **Red neuronal convolucional (CNN)**

La CNN es un tipo de red neuronal artificial con aprendizaje supervisado que procesa sus capas imitando al córtex visual del ojo humano para identificar distintas características en las entradas que, en definitiva, hacen que pueda identificar objetos y "ver". Para ello, la CNN contiene varias capas ocultas especializadas y con una jerarquía: esto quiere decir que las primeras capas pueden detectar líneas, curvas y se van especializando hasta llegar a capas más profundas que reconocen formas complejas como un rostro o la silueta de un animal.



La principal diferencia de la red neuronal convolucional con el perceptrón multicapa viene en que cada neurona no se une con todas y cada una de las capas siguientes, sino que solo con un subgrupo de ellas (se especializa), con esto se consigue reducir el número de neuronas necesarias y la complejidad computacional necesaria para su ejecución.

Se debe recordar que la red neuronal deberá aprender por sí sola a reconocer una diversidad de objetos dentro de imágenes y para ello se necesitará una gran cantidad de imágenes (léase más de 10 000 imágenes de gatos, otras 10 000 de perros, etc.) para que la red pueda captar sus características únicas (de cada objeto) y, a su vez, poder generalizarlo, es decir, que pueda reconocer como gato tanto a un felino negro, uno blanco, un gato de frente, un gato de perfil, gato saltando, etc.

#### - Red neuronal recurrente (RNN)

Las redes neuronales recurrentes no tienen una estructura de capas, sino que permiten conexiones arbitrarias entre las neuronas, incluso pudiendo crear ciclos, con esto se consigue crear la temporalidad, permitiendo que la red tenga memoria.

Los datos introducidos en el momento  $t$  en la entrada, son transformados y van circulando por la red, incluso en los instantes de tiempo siguientes  $t + 1$ ,  $t + 2$ .

Hasta ahora se han visto redes cuya función de activación solo actúa en una dirección, hacia delante, desde la capa de entrada hacia la capa de salida, es decir, que no recuerdan valores previos. Una red RNN es parecida, pero incluye conexiones que apuntan "hacia atrás", una especie de retroalimentaciones entre las neuronas dentro de las capas. Imagine la RNN más simple posible, compuesta por una sola neurona que recibe una entrada, produciendo una salida y enviando esa salida a sí misma.

## APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES: RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES E INTERPRETACIÓN DEL LENGUAJE NATURAL

El enorme desarrollo que está viviendo la tecnología asociada a la inteligencia artificial (IA) está dando lugar en los últimos tiempos a nuevas herramientas y aplicaciones espectaculares.

## RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES

Una de las áreas donde los avances han sido más notables es el reconocimiento de imágenes, en parte gracias al desarrollo de nuevas técnicas de *deep learning* o aprendizaje profundo. Actualmente, ya existen sistemas más precisos que los propios humanos en las tareas de clasificación y detección en imágenes.

Los casos de uso son muchos y en diversas industrias y sectores, algunos ejemplos interesantes serían los siguientes:

- **Etiquetado de imágenes:** extraer *tags* o *keywords* asociados a imágenes, para poder clasificar o buscar a *posteriori*. Múltiples aplicaciones en sector turismo o *retail*.
- **Verificación de usuarios basada en rostro:** seguridad, autenticación, perfilado/segmentación de clientes, identificación en tiendas físicas.
- **Análisis de opinión:** detección del sentimiento o la experiencia de compra en tiendas físicas.
- **Análisis de clientes:** conocer mejor al usuario a través de la detección de logos o texto en los productos que consume.
- **Diagnóstico de enfermedades:** diagnóstico por imagen con base en comparación con diagnósticos previos. Retinopatías, diabetes, imagen médica, etc.
- **Realidad aumentada:** *gaming*, catálogo virtual, interacción avanzada con el medio, etc.
- **Detección de matrículas:** seguridad, segmentación, identificación, etc.

## INTERPRETACIÓN DEL LENGUAJE NATURAL

La comprensión del lenguaje natural (CLN o NLU) es la parte del procesamiento del lenguaje natural que se encarga de interpretar un mensaje y entender su significado e intención, tal y como haría una persona. Para que el sistema funcione necesita datasets en el idioma específico, reglas de gramática, teoría semántica y pragmática (para entender el contexto e intencionalidad), etc.

#### • Reconocimiento y síntesis del habla

Los sistemas de reconocimiento de voz procesan los mensajes en voz humana, los transforman en texto, los interpretan y comprenden la intencionalidad de estos y, tras la generación de la respuesta en texto, se vuelve a transformar en voz humana a través de la síntesis de voz. La síntesis del habla o de voz, es la que capacita a la máquina para poder generar y reproducir habla en lenguaje natural.

- **Traducción automática**

La traducción automática o *machine translation* en inglés, es un campo de investigación dentro de la lingüística computacional que estudia los sistemas capaces de traducir mensajes entre diferentes lenguas o idiomas. Por ejemplo, Google es una de las empresas que más ha invertido en sistemas de traducción automática, con su traductor que utiliza un motor estadístico propio. Los sistemas de autocorrección y autocompletado de texto, también utilizan procesamiento del lenguaje natural (PLN o NLP).

- **Resumen y clasificación de textos**

También se está utilizando el procesamiento del lenguaje natural para resumir textos de extensiones largas de manera automática o extraer palabras clave para clasificarlos. Muchas veces, debido a la gran cantidad de documentación o por la longitud de esta, utilizar estos sistemas ayuda en sectores como el legal a encontrar partes dentro de las leyes o resumir una gran cantidad de documentación.

Otro de los usos que se le da a esta función de clasificación, es la de detección de *spam*. Empresas como Google utilizan esta tecnología para clasificar los textos de los correos electrónicos y detectar si se trata de *spam* o no. Para esto, toman palabras clave como gratis o descuento, la condición de palabras en mayúscula o las exclamaciones.

- **Detección de sentimientos o emociones**

Uno de los usos más novedosos del PLN es el análisis de sentimientos. Cada vez más empresas y profesionales del *marketing* están utilizando esta tecnología para saber qué sienten los usuarios sobre una marca, producto o servicio, utilizando datos de entrada como mensajes, comentarios o reacciones en diferentes redes sociales.

## REDES GENERATIVAS DE TEXTO

Los modelos generativos usan dos redes neuronales profundas. Estas dos redes son adversarias, es decir, "juegan" un juego de suma cero donde lo que una red gana, la otra pierde. Para entender mejor, se explicará con el ejemplo de la generación de fotos. Imagine que se quieren generar fotos de caras de personas.

- La tarea del *discriminador* será decir si una cara es auténtica o falsa.

- La tarea del *generador* será la de crear fotos de caras que parezcan auténticas.

- Escenarios posibles planteados:

» **Opción 1:**

Redes generativas antagónicas (GAN), que consisten en un algoritmo basado en un sistema de dos redes neuronales, el generador y el discriminador (son algoritmos que tratan de clasificar los datos de entrada). El generador produce muestras que ponen a prueba el discriminador, que intenta detectar las muestras correctas producidas por el generador.

El problema viene dado por su poca estabilidad, ya que es un sistema que está en continua competencia y se bloquea con facilidad.

» **Opción 2:**

Redes neuronales recurrentes LSTM (*Long Short Term Memory*), redes de memoria a corto y largo plazo.

Las LSTM son un tipo especial de redes recurrentes. La característica principal de las redes recurrentes es que la información puede persistir introduciendo bucles en el diagrama de la red, por lo que, básicamente, pueden "recordar" estados previos y utilizar esta información para decidir cuál será el siguiente.

Todas las redes neuronales recurrentes tienen la forma de una cadena de módulos repetitivos de red neuronal. En los RNN estándar, este módulo repetitivo tendrá una estructura muy simple.

Los LSTM también tienen esta estructura tipo cadena, pero el módulo de repetición tiene una estructura diferente. En lugar de tener una sola capa de red neuronal, hay cuatro que interactúan de una manera muy especial.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] F. Berzal, *Redes neuronales & deep learning - volumen 2: regularización, optimización y arquitecturas especializadas*.
- [2] H. Jones, *aprendizaje profundo: para principiantes que desean comprender cómo funcionan las redes neuronales profundas y cómo se relacionan con el aprendizaje automático y la inteligencia artificial*.
- [3] F. Berzal, *Redes Neuronales & Deep Learning*.