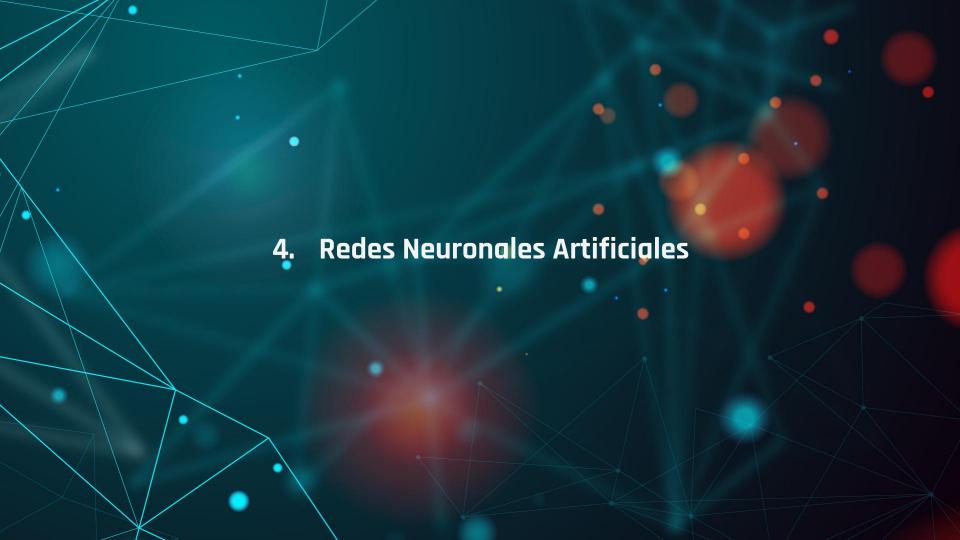




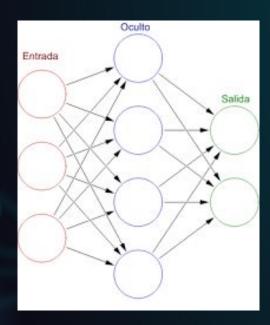
Índice de contenidos

- 1. Introducción
- 2. Requisitos básicos de un Sistema de Resolución de Problemas
 - 2.1. Elementos de un Agente Racional
 - 2.2. Programa Agente y Función Agente
 - 2.3. Entornos de Trabajo
 - 2.4. Sistemas de Resolución de Problemas
 - 2.4.1. Tipos de Problemas en Entornos de Trabajo
 - 2.4.2. Programas Agentes
- 3. Modelos de Sistemas de Inteligencia Artificial
 - 3.1. Los hiperparámetros de un modelo de inteligencia artificial
 - 3.2. Automatización de tareas

- 4. Redes neuronales artificiales
 - 4.1. Redes neuronales preentrenadas
- 5. Sistemas de razonamiento impreciso
- 6. Inferencia bayesiana
- 7. La lógica difusa
- 8. Sistemas basados en reglas



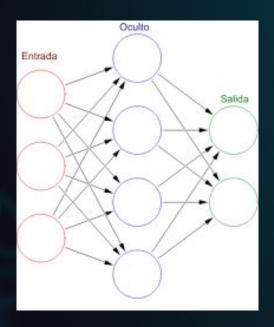
Redes Neuronales Artificiales



Info: Redes Neuronales
- Backpropagation

- Origen en la década de 1950
- Simular el funcionamiento del cerebro humano
- ➤ Objetivo → crear un sistema capaz de aprender de forma similar al ser humano
- Mejoras de las redes neuronales:
 - Algoritmos de retropropagación
 - Filtros convolucionales
 - Implementación en tarjetas de procesamiento gráfico

Redes Neuronales Artificiales

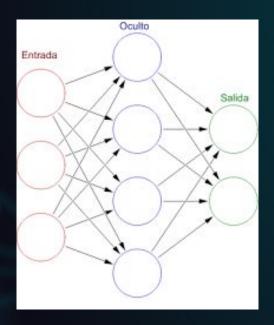


Claves de funcionamiento:

 Algoritmo de aprendizaje: entradas y salidas conocidas para calcular los pesos que poseen las distintas neuronas que integran la red → PROCESO DE ENTRENAMIENTO

2. Filtros convolucionales: ayudan a extraer las características que poseen los datos de entrada con un bajo coste computacional.

Redes Neuronales Artificiales



Ejemplos de aplicaciones:

- 1. Procesamiento de imágenes
- 2. Reconocimiento de voz
- 3. Análisis y traducción de textos

...



DEEP LEARNING



- Teoría de aproximación
- Optimización
- Álgebra lineal
- Computación científica



Ejemplos de Redes Neuronales Preentrenadas

AlexNet

Red neuronal convolucional con 8 capas de profundidad. Puede cargar una versión preentrenada de la red entrenada en más de un millón de imágenes desde la base de datos de ImageNet.

GoogLeNet

Red neuronal convolucional con 22 capas. Mejora a AlexNet. Las imágenes de entrada que recibe la red para su clasificación son de 224x224 píxeles.

VGG-19

Red neuronal convolucional con 19 capas. Capaz de clasificar imágenes en 1000 categorías. También entrada imágenes de 224x224 píxeles.

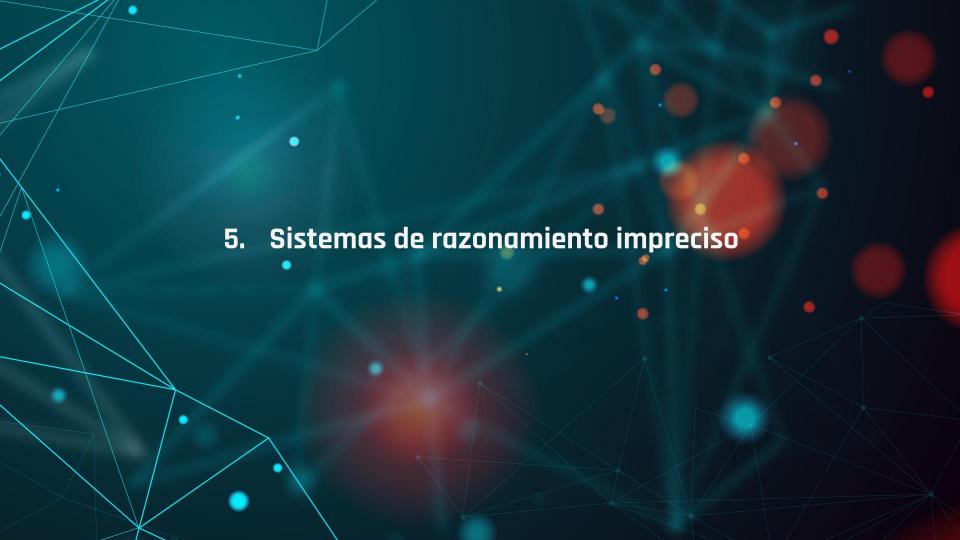
Ejemplos de Redes Neuronales Preentrenadas

ResNet-50

Red neuronal convolucional con 50 capas. Uso de la API de deep learning Keras, para practicar el uso de alguno de los modelos preentrenados de ResNet50.

Otras versiones de ResNet50

Capaces de clasificar cualquier imágen que se le presente entre 1000 categorías preestablecidas.



Sistemas de Razonamiento

Precisos

Pueden describirse por la exactitud que necesitan al realizar cualquier paso de su proceso de razonamiento.

Las conclusiones son verdaderas, si las premisas son verdaderas

Ej: Lógica aristotélica

Imprecisos

Permiten el razonamiento bajo condiciones de incertidumbre.
Agentes operan en situaciones reales que manejan incertidumbre.

Métodos probabilísticos como la inferencia bayesiana y la lógica difusa

Ejemplos de Sistemas de Razonamiento impreciso

Sistemas de Control Difuso:

Control de velocidad de un motor → "Si la velocidad es alta, disminuir la potencia de entrada".

Sistemas de Recomendación basados en Filtrado Colaborativo:

Las valoraciones de los usuarios sobre elementos pueden no ser precisas y pueden ser modeladas de manera más efectiva mediante métodos difusos.

Sistemas de Diagnóstico Médico:

Debido a la variabilidad en los síntomas y a la incertidumbre en los resultados de pruebas
→ grados de certeza a diferentes diagnósticos..

Sistemas de Control de Tráfico:

Donde se deben tomar decisiones rápidas basadas en datos sensoriales, la imprecisión y la incertidumbre son comunes → pueden adaptarse mejor a condiciones variables y a la información imprecisa de los sensores.



Inferencia Bayesiana

S. XVIII → Thomas Bayes

Problema de la determinación de la probabilidad.

"Permite obtener conclusiones acerca de los datos disponibles teniendo también en cuenta lo que se conoce acerca del resultado"

p(A) =
$$\frac{n^{\circ} \text{ ocurrencias de A}}{n^{\circ} \text{ total de eventos}}$$

 $p(A) \rightarrow probabilidad de ocurrencia de un evento$

p(A/B) → probabilidad de ocurrencia de un evento A condicionada por otro evento B

En una empresa de 200 empleados, 40 de ellos tienen conocimientos de programación en lenguaje Python y 120 hacen uso habitual del sistema operativo Linux. Además, de entre los 40 con conocimientos de Python, hay 20 que usan de forma habitual Linux.

En caso de tomar un empleado al azar, ccuál es la probabilidad de que dicho empleado sea un usuario habi-tual del sistema operativo Linux si se sabe que posee conocimientos de programación en lenguaje Python?

A → Empleado con conocimiento de Phyton

 $B \rightarrow Empleado con conocimiento de Linux$

Sea A el hecho de que un empleado tenga conocimientos de lenguaje Python y B el hecho de que el emplea-do sea usuario habitual del sistema operativo Linux, se calculará primeramente cuál es la probabilidad de que ambos eventos se produzcan de manera simultánea:

$$p(A \cap B) = \frac{20}{200} = 0, 1$$

Además, la probabilidad de que un empleado sea usuario habitual del sistema operativo Linux viene dada por:

$$p(B)=\frac{120}{200}=0,6$$

Por tanto, la probabiliad de que un empleado tomado al azar sea un usuario habitual del sistema operativo Linux si se sabe que tiene conocimientos de programación en lenguaje Python viene dada por:

$$p(A/B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} = \frac{0,1}{0,6} = 0,167$$

Inferencia Bayesiana

Si dados dos eventos A y B, estos se consideran independientes, es decir, no depende uno del otro, entonces se verifica que p(A/B) = p(A)

$$p(A \cap B) = p(A/B) * p(B) = p(A) * p(B)$$

$$p(A \cup B) = p(A) + p(B) - p(A \cap B)$$
 \longrightarrow probabilidad de ocurrencia de la unión de A y B

Para un conjunto completo de eventos, la probabilidad condicionada de uno de estos elementos A, está definida por el **teorema de Bayes.**

Teorema de Bayes

Sean $\{A_1, A_2, ..., A_n\}$ un conjunto completo de eventos, es decir que cumplen $A_1 \cup A_2 \cup ... A_n = 1$ siendo I el evento seguro (100% de probabilidad de ocurrencia), todos ellos con probabilidad mayor que cero e incompatibles dos a dos, y sea B otro evento del que se conocen la probabilidades condicionadas p(A/B), entonces se verifica que:

$$p(A_{i} / B) = \frac{p(B / A_{i}) * p(A_{i})}{p(B)} = \frac{p(B / A_{i}) * p(A_{i})}{\sum_{k=1}^{n} p(B / A_{k}) * p(A_{k})}$$

Ejercicio resuelto 2

Una empresa dedicada al desarrollo de *software* comercializa tres productos distintos. El 60 % de sus ventas corresponden al *software* K, el 30 % al *software* L y el 10 % restante al software M. Según datos históricos de los que dispone la propia empresa, la probabilidad de que un cliente que ha comprado el *software* K llame al servicio de asistencia técnica es del 2 %, mientras que el que lo haga uno que ha comprado el *software* L es del 4 % y que lo haga alguien que ha comprado el *software* M es del 1 %. En estos momentos está entrando una nueva llamada en el servicio de asistencia técnica, ¿cuál es la probabilidad de que la llamada sea para pedir soporte del *software* K?

Ejercicio resuelto 2

Solución

En primer lugar, se plantean todas las probabilidades conocidas a la vista del enunciado expresadas en tanto por uno.

$$p(K) = 0.6$$
 $p(L) = 0.3$ $p(M) = 0.1$

$$p(Ilamada / K) = 0.02$$
 $p(Ilamada / L) = 0.04$ $p(Ilamada / M) = 0.01$

Ejercicio resuelto 2

Se aplica seguidamente la fórmula del teorema de Bayes particularizándola para este problema:

$$p (Ilamada / K) = \frac{p (Ilamada / K) \cdot p (K)}{p (Ilamada / K)} = \frac{p (Ilamada / K) \cdot p (K)}{p (Ilamada / K) \cdot p (K) + p (Ilamada / L) \cdot p (L) + p (Ilamada / M) \cdot p (M)}$$

Sustituyendo los valores obtenidos se llega al siguiente resultado:

$$p(Ilamada / K) = \frac{0,02 \cdot 0,6}{0,02 \cdot 0,6 + 0,04 \cdot 0,3 + 0,01 \cdot 0,1} = 0,48$$

Es decir, la probabilidad de que la llamada que está entrando sea para pedir soporte del software K es del 48 %.