

El Perceptrón de **Frank Rosenblatt**, propuesto en 1960, es una unidad básica de inferencia en forma de discriminador lineal. Fue uno de los primeros modelos de redes neuronales y se utilizó principalmente para realizar tareas de clasificación binaria.



## Características claves del PERCEPTRÓN

**Estructura Básica:** El Perceptrón es una neurona artificial que toma varias entradas, cada una multiplicada por un peso, y produce una salida binaria (0 o 1) basada en una función de activación.

**Discriminador Lineal:** Su función principal es actuar como un discriminador lineal. Puede aprender a trazar una línea de decisión en un espacio de entrada para separar dos clases.

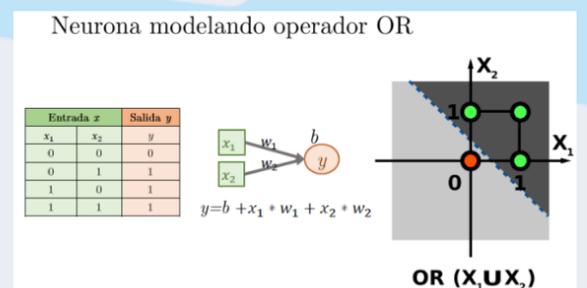
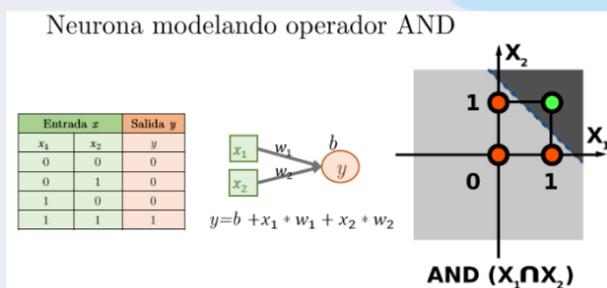
**Algoritmo de Aprendizaje:** Utiliza un algoritmo de aprendizaje supervisado para ajustar los pesos de las entradas de acuerdo con los ejemplos de entrenamiento proporcionados. El objetivo es minimizar el error entre la salida del Perceptrón y la salida deseada.

**Función de Activación:** Emplea una función de activación escalón (step function) para producir la salida binaria. Si la suma ponderada de las entradas supera un umbral, la salida es 1; de lo contrario, es 0.

**Limitaciones:** El Perceptrón tiene limitaciones y solo puede aprender tareas lineales. No puede resolver problemas que no sean linealmente separables.

**Contribución Histórica:** Aunque el Perceptrón tuvo limitaciones, fue un hito importante en el desarrollo de las redes neuronales y sentó las bases para investigaciones posteriores. Es esencial destacar que el Perceptrón de Rosenblatt es un caso especial de una red neuronal más grande, y su capacidad de aprendizaje está limitada a problemas lineales; las limitaciones del Perceptrón llevaron a investigaciones adicionales, como el desarrollo de redes neuronales más complejas, como las redes multicapa.

Haz clic para ampliar cada imagen



En su libro "Perceptrones", Marvin Minsky y Seymour Papert demostraron que el Perceptrón simple, así como el ADALINE (ADaptative LINear Element), tienen limitaciones fundamentales cuando se trata de resolver problemas no lineales. Esta demostración tuvo un impacto significativo en el campo de las redes neuronales y el aprendizaje automático en ese momento.

Las limitaciones identificadas por Minsky y Papert, incluyeron la incapacidad de los perceptrones simples para aprender funciones que no fueran linealmente separables; un problema no linealmente separable es aquel en el cual no se puede trazar una línea recta para separar claramente las clases en el espacio de entrada.



Dado que el Perceptrón y el ADALINE utilizan funciones de activación lineales, eran incapaces de aprender patrones más complejos presentes en problemas no lineales.

Este trabajo influyó en la percepción del campo de las redes neuronales durante algún tiempo, contribuyendo a una disminución del interés y la investigación en este ámbito. Sin embargo, más tarde se descubrió que el uso de redes neuronales más complejas y multicapa, como las redes neuronales con múltiples capas ocultas (también conocidas como perceptrones multicapa), podrían superar estas limitaciones y aprender patrones no lineales. Este redescubrimiento condujo al renacimiento de las redes neuronales en las décadas posteriores.

