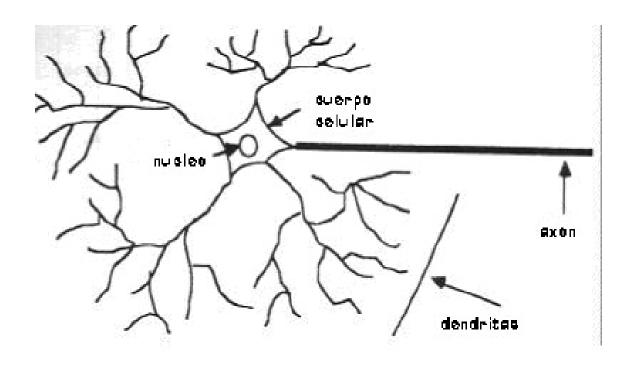
REDES NEURONALES

Introducción

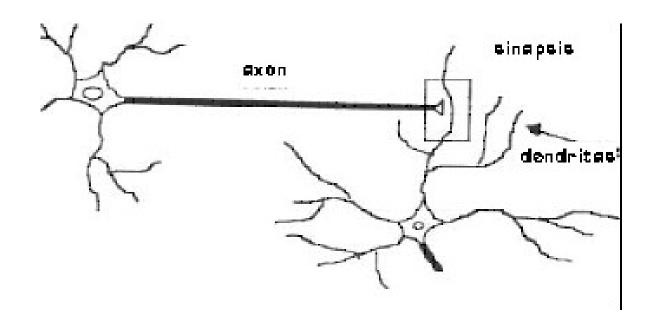
Depto. de Computación – FCEyN – UBA

1er. Cuatrimestre 2022

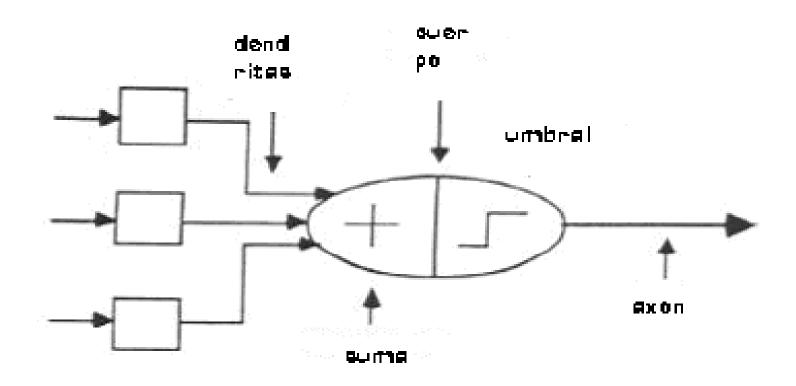
Desde la neurona biológica . . .



La sinapsis



. . . hacia la neurona artificial

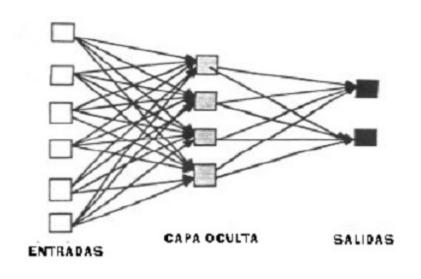


W. McCulloch y W. Pitts, A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity, Bulletin of Mathematical Biophysics **5**:115-133

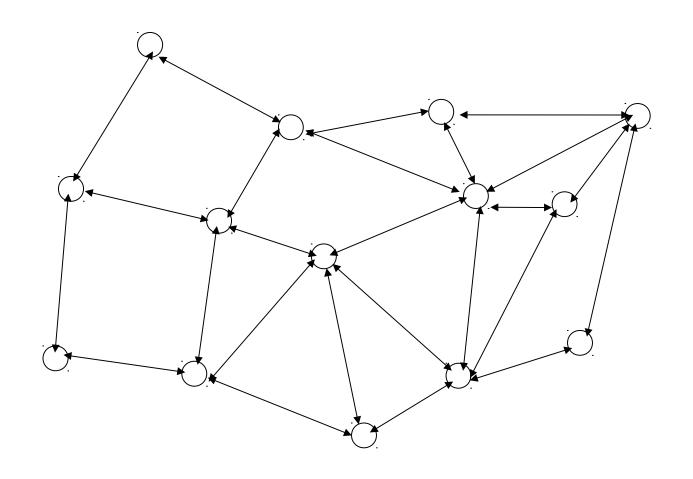
Perceptrón Simple

Perceptrón Multicapa





Red recurrente (Hopfield) para memoria asociativa







Paradigma Conexionista / Paradigma Procedural

- Robustez y tolerancia a fallas: destrucción parcial conlleva degradación parcial de la performance
- Aprendizaje Adaptativo: a partir de datos (estímulos) del entorno -→ no requiere programación
- Neurobiológicamente inspirado
- Opera en paralelo: naturalmente, sin necesidad de supervisión de alto nivel -> apropiado para implementación VLSI
- Autoorganizado: se estructura independientemente y representa en forma autónoma la información recibida

- Inestabilidad ante fallas:
 destrucción de una sola línea de
 programa puede invalidar
 completamente su función
 Requiere programación:
 específica para la tarea deseada
- Basado en instrucciones a un procesador
- Opera secuencialmente: sólo es paralelizable mediante programación ad hoc
- La forma en que se representa la información debe ser definida por el diseñador

Computabilidad: Paradigmas

Matemático

- Hilbert (1926)
- Wilhelm Ackermann (1928).
- Funciones recursivas generales
- Kleene-Church: cálculo lambda (1936)
- Tesis de Church: Funciones computables = Funciones recursivas generales

Lógico-operacional

- Alan Turing (1936)

Computacional (=con computadoras)

- Konrad Zuse (Berlín, 1938-44)
- Mark I (Harvard), Eniac
- Mark I (Manchester)

Autómatas celulares

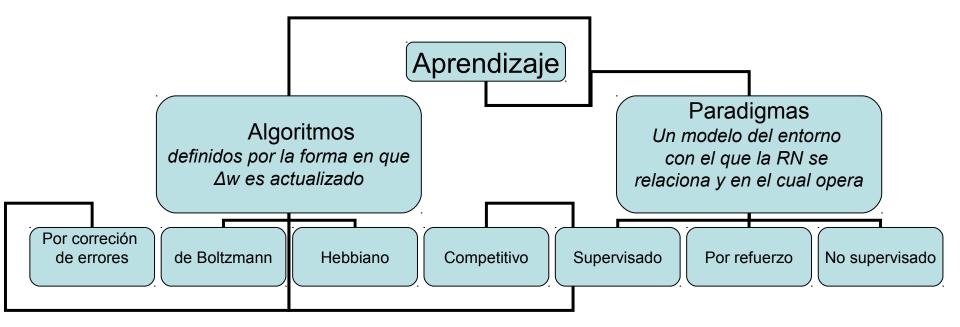
- Biológico (redes neuronales)
 - McCulloch & Pitts (1943)
 - N. Wiener (1948)

El proceso de aprendizaje

Por el cual los parámetros libres de una RN son adaptados a través de los estímulos del entorno en el cual está inmersa

→ El tipo de aprendizaje es determinado por la forma en que tienen lugar los cambios en los parámetros:

$$w(n+1) = w(n) + \Delta w(n)$$



Historia

La evolución del pensamiento conexionista no ha sido parsimoniosa

Etapa Cualitativa o de los fundamentos (fines s. XIX – comienzos s. XX): trabajo interdisciplinario en física, psicología y neurofisiología (Helmholtz, Mach, Pavlov), teorías generales de aprendizaje, visión, condicionamiento.

Etapa Cuantitativa o formal (a partir de los años '40):

- McCulloch y Pitts [43]: muestran que las RNA podrían calcular cualquier función aritmética o lógica.
- Hebb [49]: el condicionamiento clásico (pavloviano) está presente dadas las propiedades de las neuronas individuales. Propone un mecanismo de aprendizaje en neuronas biológicas.
- Rosenblatt [58]: construye el Perceptrón Simple y lo aplica exitosamente a reconocimiento de patrones.
- Withrow y Hoff [60]: algoritmo de aprendizaje para entrenar RN lineales, similares al Perceptrón de Rosenblatt (regla Δ de aprendizaje).

La Crisis

 Minsky y Papert [69]: limitaciones de las redes de Rosenblatt y de Withrow. Estos proponen redes más sofisticadas pero no algoritmos de aprendizaje.
 Este [momentáneo] fracaso, sumado a la carencia de computadoras digitales potentes, conduce a una impasse de alrededor de una década.

Sin embargo:

- 1972: Kohonen, Anderson: redes neuronales que actuaban como memorias
- 1976: Grossberg: redes autoorganizadas.

El renacimiento

Debido a:

- La aparición de nuevos conceptos:

Uso de mecánica estadística para analizar las propiedades y la dinámica de redes recurrentes capaces de funcionar como memorias asociativas (Hopfield). Algoritmo de Retropropagación para entrenar perceptrones multi-capa, en respuesta a las críticas de Minsky y Papert (*Rumelhart y McClelland*).

- La disponibilidad de computadoras potentes en las cuales testearlos.

Nuevas tendencias

- RN y Big data (no tan nuevo)
- grandes bases de datos
- alta dimensionalidad
- aprendizaje en paralelo
- desafio de escalabilidad de los modelos
- Aprendizaje y arquitecturas "profundas"
- distintos niveles de representacion
- estructuras feed-forward (redes convolucionales)
- arquitecturas recurrentes "profundas" (máquinas de Boltzmann, LSTM)
- Fuerte orientación a aplicaciones prácticas (imágenes, pattern recognition, procesamiento de lenguaje natural)

Algunas Aplicaciones

- Científico-tecnológicas

Modelado y diagnóstico del sistema cardiovascular, narices electrónicas, análisis de células cancerosas, EEG, ECG, modelos en biología y neurofisiología (memoria, aprendizaje, percepción), bioinformática (predicción de estructuras de proteínas, secuenciamiento de DNA).

- Industriales

Bélicas, aeronáutica, electrónica, robótica, procesamiento de señales, automotrices, exploración de petróleo y gas, control de procesos.

- Servicios

Médicas (diagnóstico inteligente), entretenimiento (animación, efectos especiales, predicción de tendencias del mercado).

- Económicas y financieras

Evaluación de solicitudes de crédito e hipotecas, tasación de propiedades, evaluación de políticas de seguros, predicción de mercados de valores, títulos y monedas, predicción del comportamiento de los consumidores.

Bibliografía

. Neural Networks and Deep Learning
Charu C. Aggarwal, Springer, 2018

- . Neural Networks and Learning Machines
 Simon Haykin, Upper Saddle River, Pearson–Prentice Hall, 2011
- Introduction to the Theory of Neural Computation
 John Hertz, Anders Krogh y Richard Palmer; Addison-Wesley
- Neural Networks and Deep Learning
 Michael A. Nielsen, Determination Press, 2015 (http://neuralnetworksanddeeplearning.com/)
- . **Neural Networks, a Comprehensive Foundation** Simon Haykin, Prentice Hall
- Neural Networks. Methodology and applications
 Gérard Dreyfus. Berlin, Springer-Verlag, 2005
- Redes Neuronales. Algoritmos, Aplicaciones y Técnicas de Programación James Freeman y David Skapura; Addison-Wesley
- Neural Network Design
 Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark H. Beale http://hagan.ecen.ceat.okstate.edu/nnd.html