

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

INTRODUCCION A REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Dr. Edwin Rafael Villanueva Talavera

ervillanueva@pucp.edu.pe

Contenido

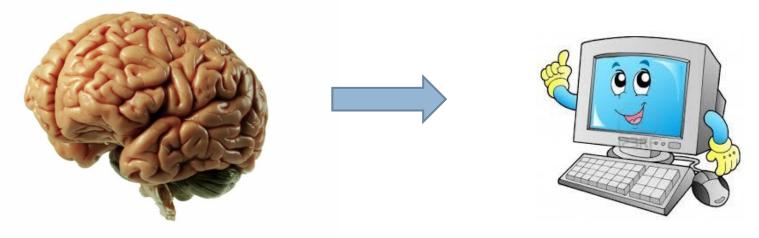


- Motivacion
- Perceptron
- Redes Perceptron Multicapa
- Entrenamiento
- Aplicacion

Introducción



RNA son resultado del deseo de construir artefactos capaces de exhibir comportamiento inteligente

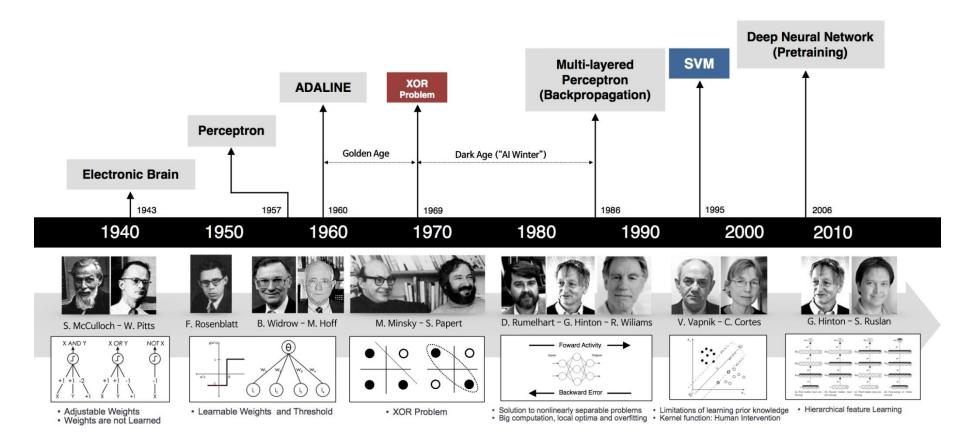


RNA son inspiradas en el sistema nervioso central de animales:

 El cerebro resuelve eficientemente problemas de procesamiento de imágenes, reconocimiento de habla, recuperación de información, aprendizaje basado en ejemplos, etc.

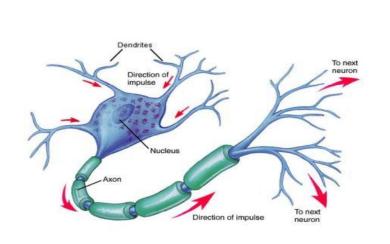
Hitos Históricos

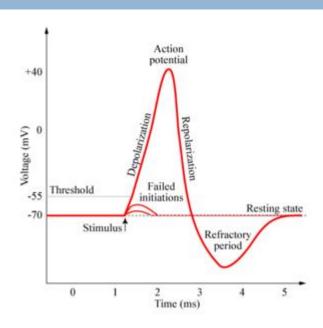




Neurona Biológica







- Potencial eléctrico a través de la membrana de la célula exhibe picos.
- Pico se origina en el cuerpo celular, pasa por el axón, y hace que las terminaciones sinápticas generen neurotransmisores.
- Neurotransmisores pasan a través de las sinapsis hacia las dendritas de otras neuronas.
- Si la entrada total de neurotransmisores hacia una neurona ultrapasa un cierto limite, la neurona se dispara (genera un pico).

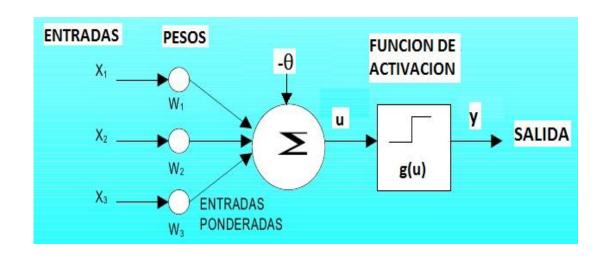
Velocidad Neuronal



- Las neuronas biológicas se "activan" y "desactivan" en algunos milisegundos, mientras que el hardware actual hace lo mismo en apenas nanosegundos.
- Sistemas neuronales biológicos realizan tareas cognitivas complejas (visión, reconocimiento de voz) en décimas de segundo.
- Un sistema neuronal usa "paralelismo masivo".
- □ El cerebro humano tiene 10¹¹ neuronas con una media de 10⁴ conexiones por cada neurona.

Neurona Artificial





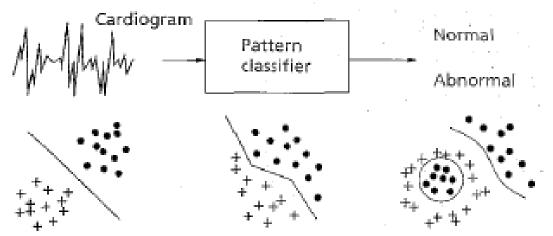
$$u = \left(\sum_{i=1}^{N} x_i \cdot w_i\right) - \theta$$

$$y = g(u)$$

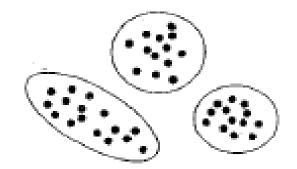
Aplicaciones de RNAs



Clasificación de patrones: reconocimiento de imágenes, voz, retina, texto escrito, etc.



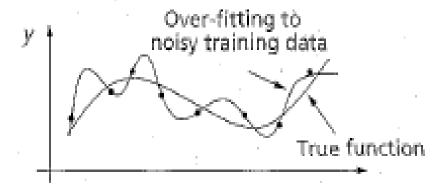
Clustering: explorar similitudes y grupos, compresión de datos, etc.



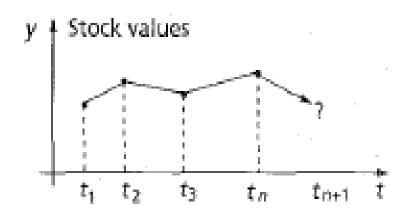
Aplicaciones de RNAs



Aproximación de funciones: modelamiento científico y ingeniería



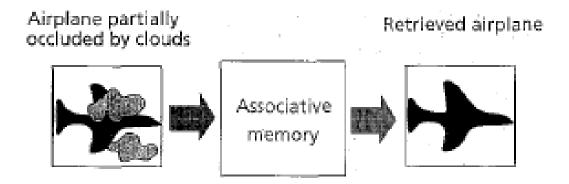
Previsión/Estimación: Mercado financiero, previsión de clima, etc.



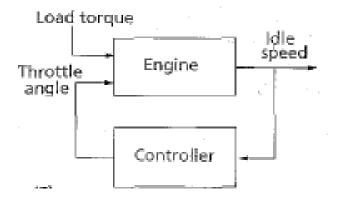
Aplicaciones de RNAs



Memorias asociativas: recuperar ítems por contenido, aún cuando la entrada sea distorsionada. (recuperación de imágenes, bases de datos, etc.)

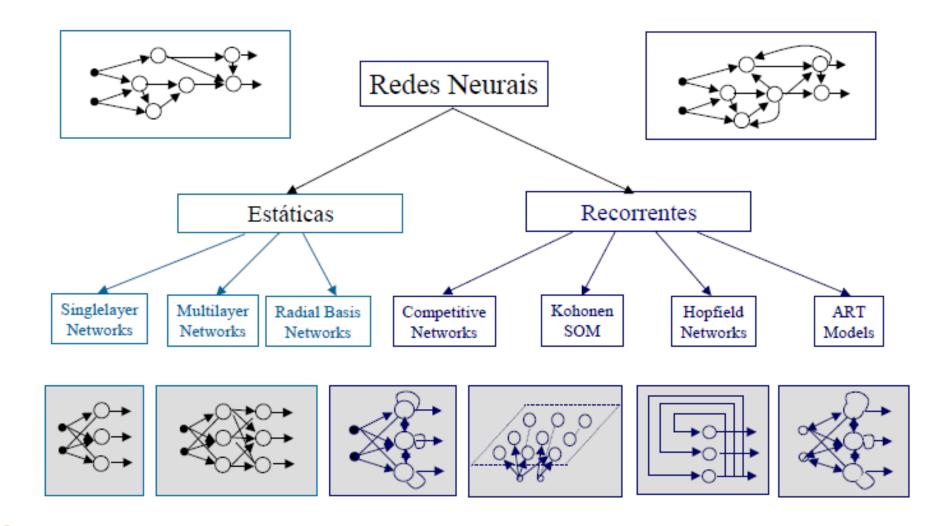


Control: controlar sistemas de ingeniería (control de procesos, robótica, etc)



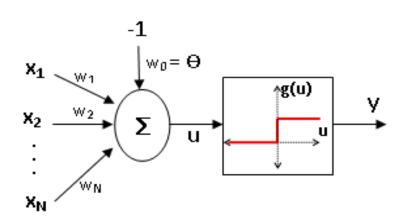
Tipos de RNA





Perceptron



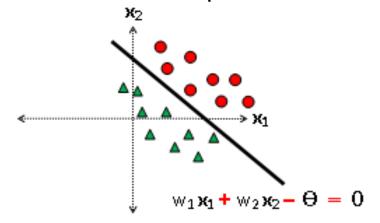


$$u = \left(\sum_{i=1}^{N} x_i \cdot w_i\right) - \theta$$

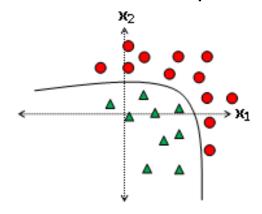
$$y = g(u)$$

Clasificación con Perceptrons

Separa clases linealmente separables

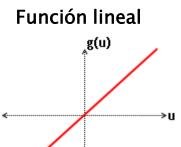


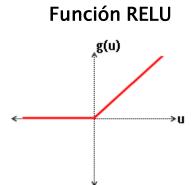
Es posible separar clases linealmente **No** separables



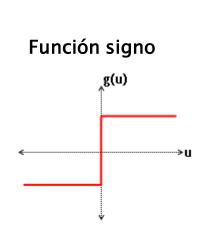
Funciones de activación populares



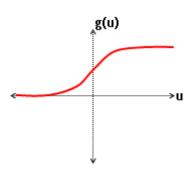




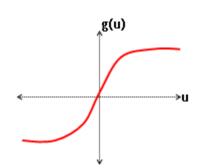
Función escalón



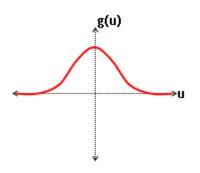
Función sigmoidea



Función tangente hiperbólica



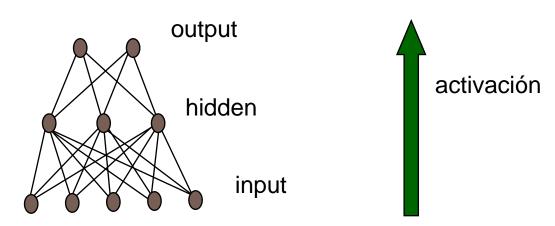
Función gausiana



Redes Perceptron Multicapa



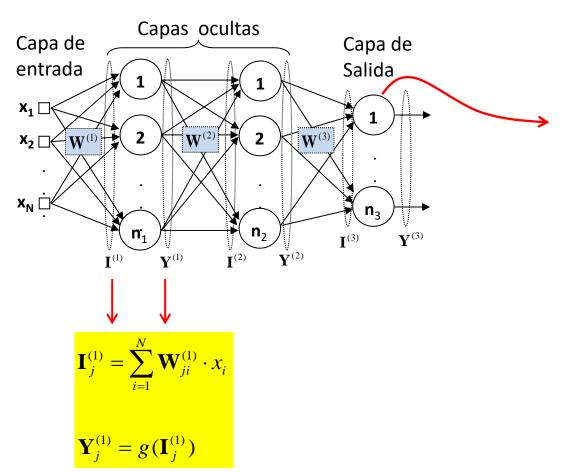
- Las redes multicapa pueden representar funciones arbitrarias, sin embargo aprender esas redes era considerado un problema de difícil solución antes de los 90s.
- Una red multicapa feed-fordward típica consta de capas de entrada, interna y salida, cada una totalmente conectada a la siguiente, con la activación yendo para adelante.



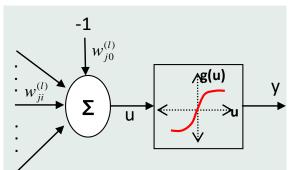
Los pesos determinan la función calculada.

Redes Perceptron Multicapa





Cada neurona:



Poder de Representación de Redes Perceptron A



□ Estructuras de redes Perceptron para clasificación

Estructura	XOR	Clases No-Convexas	Configuraciones Posibles
1 capa	A B B A	B	
2 capas	A B A	B	
3 capas	B A	B	

Entrenamiento de Redes Perceptron Multice CATÓLICA CATÓLICA DEL PERÚ

- Utiliza un conjunto de ejemplos de entrenamiento con tuplas <entrada, salida_desada>
- El objetivo es ajustar los pesos sinápticos de tal forma que la red neuronal aproxime la salida deseada para cada ejemplo.
- Un algoritmo mas popular para el ajuste es el backpropagation. Este realiza actualizaciones iterativamente hasta conseguir resultados adecuados.

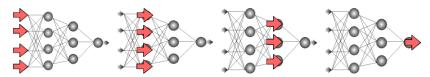
Entrenamiento de Redes Perceptron Multice CATÓLICA CATÓLICA DEL PERÚ

Algoritmo backpropagation

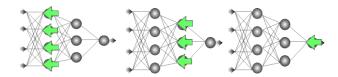
- 1. Inicializar los pesos de la red (por exemplo, aleatoriamente)
- 2. While (not_critério_parada)

Para cada par entrada-salida $\{\mathbf{x}^{(k)},\mathbf{d}^{(k)}\}$

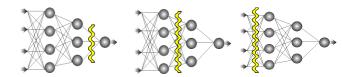
Forward pass: Calcular salida Y_k para entrada $X^{(K)}$ Calcular $e_k = (Y_k - d^{(k)})$, donde $d^{(k)}$ es el target



Backward pass: Calcular $\Delta w_{j,i}$ para cada capa j usando gradientes del error de cada neurona

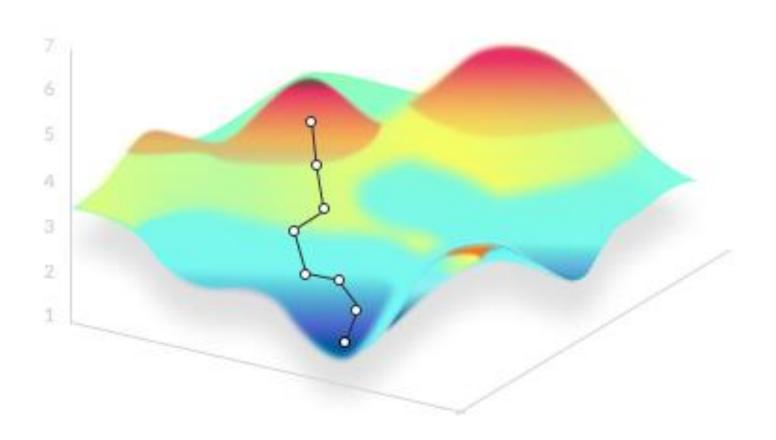


Actualizar pesos



Entrenamiento de Redes Perceptron Multice CATÓLICA DEL PERÚ

Superficie de optimización



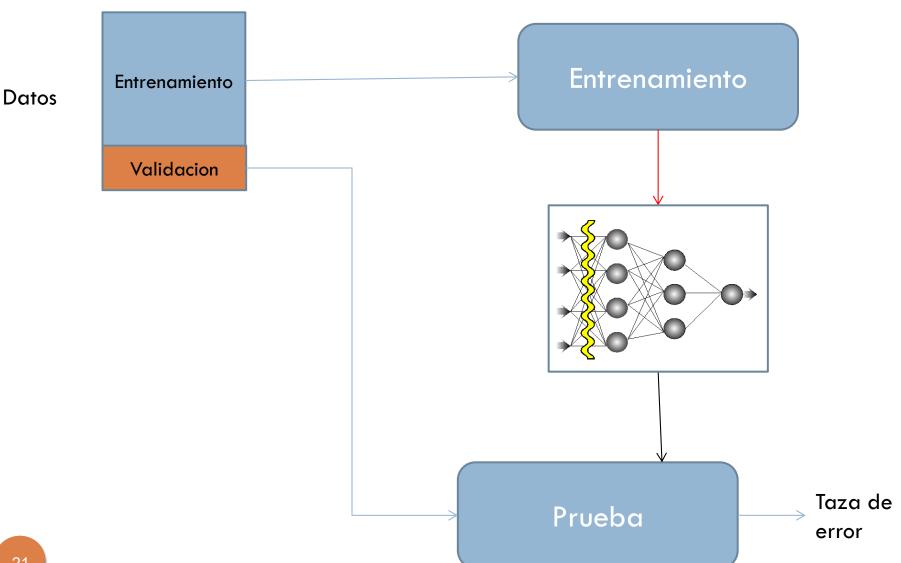
Comentarios sobre backpropagation



- No garantiza optimalidad puede convergir para óptimos locales u oscilar indefinidamente.
- Puede ser necesario elevada cantidad de épocas, lo que significa horas de entrenamiento para grandes redes.

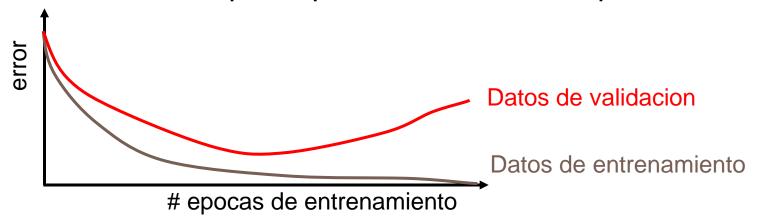
Validación de Redes Neuronales





Prevención de Sobreajuste (Overfiting UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

Entrenar con muchas épocas puede llevar a sobreajuste.



 Una estrategia es usar un conjunto de validación y parar cuando el error comience a aumentar.

Determinando el mejor número de neuron

- Pocas neuronas pueden impedir que la red se adecue totalmente a los dados.
- Muchas neuronas pueden generar un sobreajuste.



 Usar validación cruzada interna para determinar empíricamente el mejor número de neuronas internas.

Material Complementar



□ Tutorial:

https://missinglink.ai/guides/neural-network-concepts/backpropagation-neural-networks-process-examples-code-minus-math/

- Demos para jugar con redes neuronales
 - Redes Neuronales en tu browser (http://playground.tensorflow.org)
 - ConvNetJS, Convolutional Neural Network demo (https://cs.stanford.edu/people/karpathy/convnetjs/demo/mnist.html)