Trabajo Práctico Nº 3

Perceptrón Simple y Multicapa

Grupo 1

- Augusto Henestrosa
- Francisco Choi
- Nicolás de la Torre

Algoritmos a desarrollar

- Perceptrón Simple
- Perceptrón Simple Lineal
- Perceptrón Simple No Lineal
- Perceptrón Multicapa

Desarrollo

Python 3.8.0





¿Qué es una Red Neuronal?

- Una red neuronal es un modelo que emula el modo en que el cerebro procesa la información.
- Consiste en subunidades representadas como neuronas que se conectan mediante pesos sinápticos
- Requiere entrenamiento

Perceptrón Simple Escalón

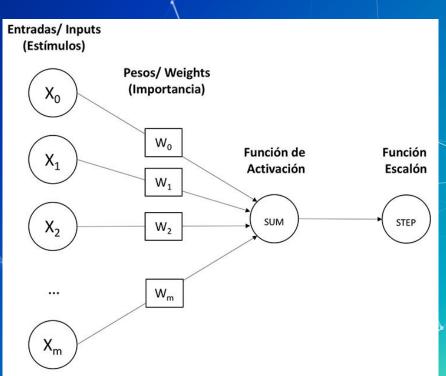
$$O = \theta(\Sigma w_i \varepsilon_i - umbral)$$

$$\theta(x) = \begin{cases} 1 \text{ si } x > 0 \\ -1 \text{ en otro caso} \end{cases}$$

$$W_i^{\text{nuevo}} = W_i^{\text{viejo}} + \Delta W_i$$

$$\Delta w_i = \Omega(\zeta^u - O^u)\epsilon_i^u$$

- w → Peso sináptico
- $\epsilon \rightarrow$ Es el input ingresado para entrenar el sistema.
- O → Es el estado de activación de la neurona.
- $\zeta \to \text{Es la salida esperada de cada estado de activación.}$



Perceptrón Simple Lineal y No Lineal

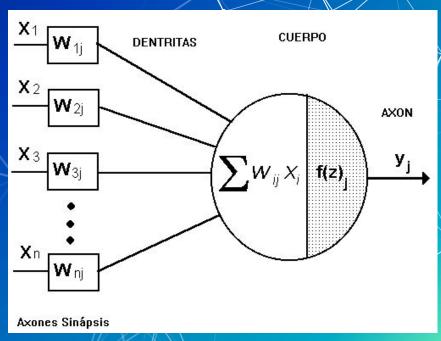
 $O^{\mu} = g(\Sigma w_i \varepsilon_i^{\mu}) \rightarrow g(x)$ puede ser lineal o no lineal

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum (\zeta^{\mu} - O^{\mu})^2$$

$$W_i^{\text{nuevo}} = W_i^{\text{viejo}} + \Delta W_i$$

$$\Delta w_i = \Omega(\zeta^u - O^u)\epsilon_i^u$$

- w → Peso sináptico
- $\epsilon \rightarrow$ Es el input ingresado para entrenar el sistema.
- O → Es el estado de activación de la neurona.
- $\zeta \to \mathsf{Es}$ la salida esperada de cada estado de activación.



Perceptrón Multicapa

$$h_{j}^{\mu} = \sum w_{ik} \varepsilon_{i}^{\mu}$$

$$V_{j}^{\mu} = g(\sum w_{ik} \varepsilon_{i}^{\mu})$$

$$O_{j}^{\mu} = g(\sum w_{ij} g(\sum w_{jk} \varepsilon_{k}^{\mu}))$$

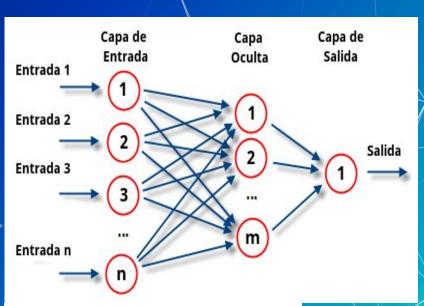
$$w_{ij}^{\text{nuevo}} = w_{ij}^{\text{viejo}} + \Delta w_{ij}$$

$$\delta_{j}^{\mu} = g'(h_{j}^{\mu}) \sum w_{ij} \delta_{i}^{\mu}$$

$$\Delta w_{jk} = \sum \delta_{i}^{\mu} V_{i}^{\mu}$$

$$E(w) = \sum \sum (\zeta_{i}^{\mu} - O_{i}^{\mu})^{2}$$

$$E(w) = \sum_{i\mu} (\frac{1}{2}(1+\zeta_i^{\mu})\log\frac{1+\zeta_i^{\mu}}{1+O_i^{\mu}} + \frac{1}{2}(1-\zeta_i^{\mu})\log\frac{1-\zeta_i^{\mu}}{1-O_i^{\mu}})$$



 $\mathsf{w} \to \mathsf{Conexiones}$ de la capa oculta.

 $\mathsf{W} o \mathsf{Conexiones}$ de la capa de salida.

 $\mathsf{V} \, o \mathsf{Es}$ el estado de activación de la capa oculta.

h → Es el estado de excitación.

Perceptrón Simple Escalonado

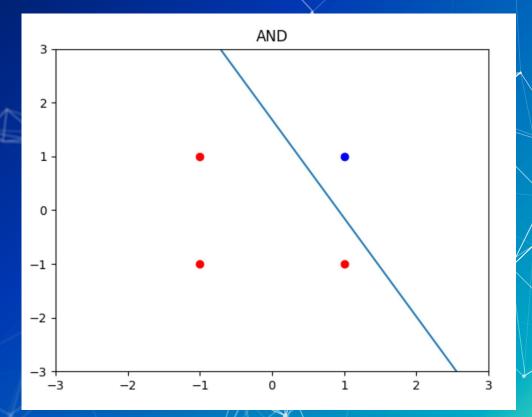
AND y XOR Lógico

Perceptrón simple escalonado:

- 2 entradas
- 1 salida
- Taza de aprendizaje: 0.1

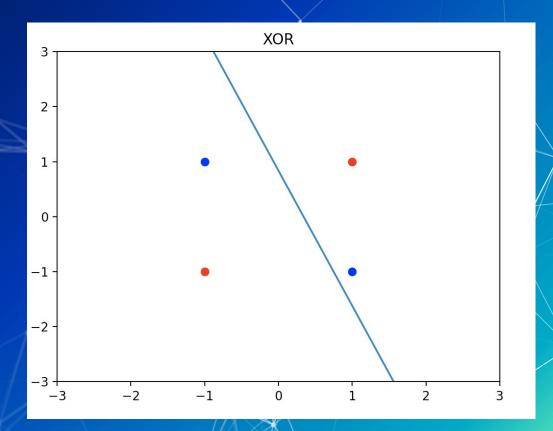
AND

```
1 AND 1
Expected: 1
Actual:1
1 AND -1
Expected: -1
Actual:-1
-1 AND 1
Expected: -1
Actual:-1
-1 AND -1
Expected: -1
Actual:-1
```



XOR

```
1 XOR 1
Expected: -1
Actual:1
1 XOR -1
Expected: 1
Actual:1
-1 XOR -1
Expected: -1
Actual:-1
-1 XOR 1
Expected: 1
Actual:1
```



Perceptrón Simple Lineal y No Lineal

Perceptrón Simple Lineal y No Lineal

Perceptron No Lineal:

- 3 entradas, 1 salida
- Características del perceptrón:
 - Función de activación: tanh

Perceptron Lineal:

- 3 entradas, 1 salida
- Características del perceptrón:
 - Función de activación: lineal

Testing Perceptrón No Lineal:

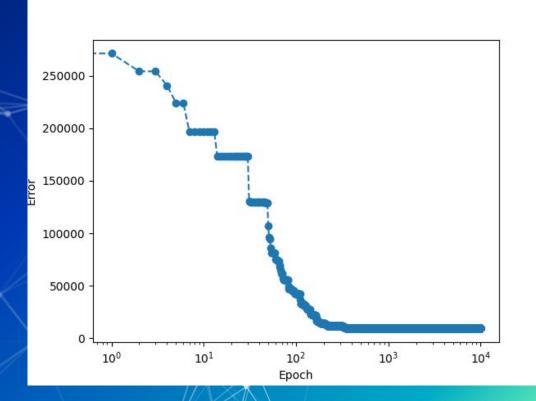
- 70% para entrenamiento30% para prueba
- Épocas: 10, 50, 500, 1000, 10mil, 15mil
- Error mínimo: 0.001
- Taza de aprendizaje: 0.01, 0.03, 0.05

Testing Perceptrón Lineal:

- Todo el conjunto
- Épocas: 10mil
- Error mínimo: 0.001
- Taza de aprendizaje: 0.03

- Factor de Aprendizaje: 0.01
- Épocas: 10000

Error mínimo: 9267.9205



- Factor de Aprendizaje: 0.01
- Épocas: 10000

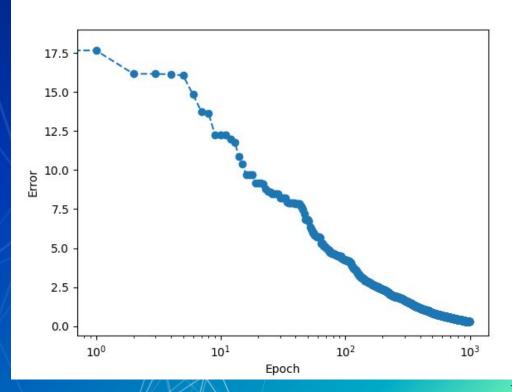
```
prediction: 74.7425 -- expected: 87.3174 -- error: [12.57486587]
prediction: -4.7091 -- expected: 1.5257 -- error: [6.23481122]
prediction: 45.4949 -- expected: 39.7859 -- error: [5.708984]
prediction: 48.1484 -- expected: 45.5674 -- error: [2.58095655]
prediction: 24.916 -- expected: 13.3589 -- error: [11.55705205]
prediction: 63.5453 -- expected: 74.5119 -- error: [10.96663392]
prediction: 4.1087 -- expected: 3.3358 -- error: [0.77293106]
prediction: 8.7411 -- expected: 4.2974 -- error: [4.44370526]
```

- Épocas: 1000
- Factor de Aprendizaje: 0.05
- Error mínimo: 0.001

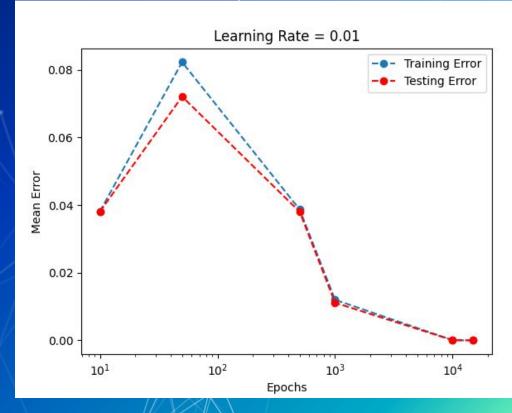
- Función de activación: tanh
- Conjunto de entrenamiento: 70%
 - Conjunto de prueba: 30%

```
prediction: -0.2158 -- expected: -0.21698599986294131 -- error: [0.00116858] prediction: 0.096 -- expected: 0.09438704553974908 -- error: [0.00158709] prediction: -0.3189 -- expected: -0.3201044870580363 -- error: [0.00124205] prediction: 0.9705 -- expected: 0.9815192547234843 -- error: [0.01101372] prediction: 0.9674 -- expected: 0.9783024077978306 -- error: [0.010895] prediction: -0.9808 -- expected: -0.9834239667189371 -- error: [0.0026537] prediction: -0.985 -- expected: -0.9877030181118963 -- error: [0.00272258] prediction: 0.9438 -- expected: 0.9537427086818586 -- error: [0.00998013]
```

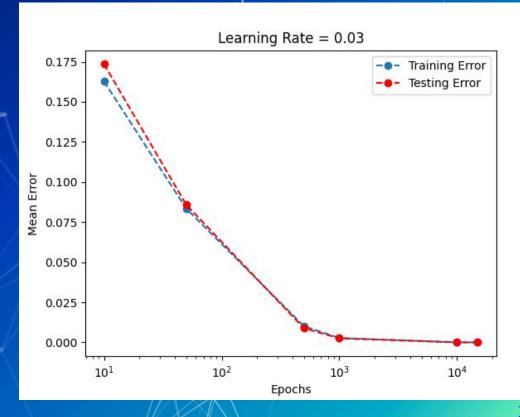
- Factor de Aprendizaje: 0.01
- Épocas: 1000
- Función de activación: tanh
- Conjunto de entrenamiento: 70%
- Conjunto de prueba: 30%



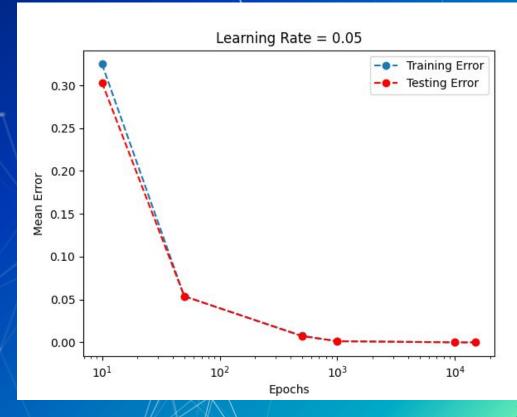
- Factor de Aprendizaje: 0.01
- Función de activación: tanh
- Conjunto de entrenamiento: 70%
- Conjunto de prueba: 30%



- Factor de Aprendizaje: 0.03
- Función de activación: tanh
- Conjunto de entrenamiento: 70%
- Conjunto de prueba: 30%



- Factor de Aprendizaje: 0.05
- Función de activación: tanh
- Conjunto de entrenamiento: 70%
- Conjunto de prueba: 30%



Perceptrón Multicapa



Perceptrón Multicapa para XOR

Perceptron:

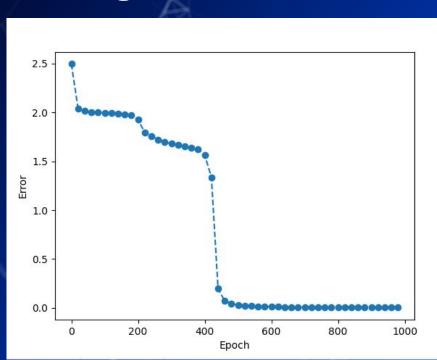
- 2 entradas, 1 salida
- 1 capa oculta con dos neuronas
- Características del perceptrón:
 - Taza de aprendizaje: 0.1
 - Función de activación: tanh
 - Función de costo: Cuadrático
- Características adicionales:
 - Momentum: NO
 - Adaptativo: NO

Testing:

- Todo el conjunto
- Iteraciones: 1000
- Error mínimo: 0.001

Perceptrón Multicapa para XOR

Training

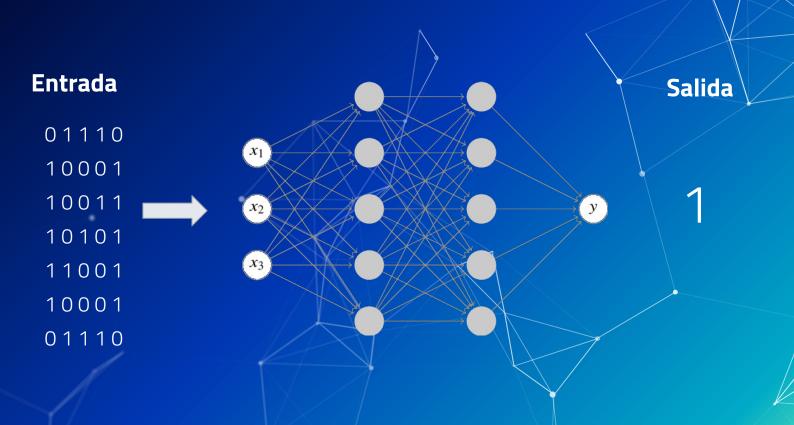


Testing

```
----- XOR RESULTS
-1 XOR -1
Expected: 1
Actual:0.9710559862309444
Classified: 1
1 XOR 1
Expected: 1
Actual:0.9711458954745029
Classified: 1
-1 XOR -1
Expected: -1
Actual:-0.9611423281112923
Classified: -1
1 XOR 1
Expected: -1
Actual: -0.9597026746795568
Classified: -1
```

Ejercicio 3: Paridad

Perceptron Multicapa para Paridad



Perceptron Multicapa para Paridad

Perceptron:

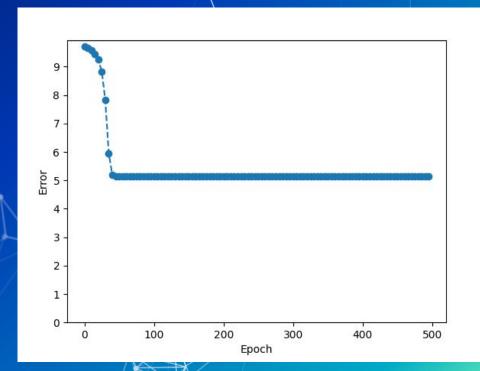
- 35 entradas, 1 salida
- 3 capas ocultas con:
 - o 8, 4 y 2 neuronas c/u
- Características del perceptrón:
 - o Taza de aprendizaje: 0.01
 - Función de activación: tanh
 - Función de costo: Entrópico
- Características adicionales:
 - Momentum: 0.9
 - o Adaptativo: Si
 - $a = 10^-4$, $b = 10^-5$

Testing:

- Separando el conjunto de entrenamiento del de prueba:
 - Training: [0, 1, 4, 5, 7, 8]
 - Testing: [2,3,5,9]
- Iteraciones: 1000
- Expor mínimo: 0.001

Training: Primer Approach

- Error: Cuadrático
- Iteraciones: 500
- Error final: 0.038
- Resultados similares utilizando momentum y adaptativo.
- Mínimos locales, muy lento para converger



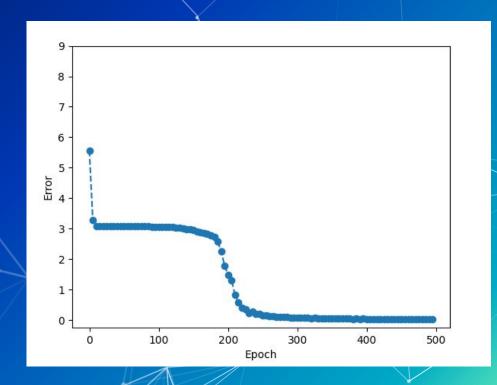
NO SIRVE.

Training: con costo entrópico

- Error: entrópico
- Iteraciones: 500
- Error final: 0.021

SIRVE, Se puede mejorar?

- Tiene oscilaciones finales
- Podria converger más rapido

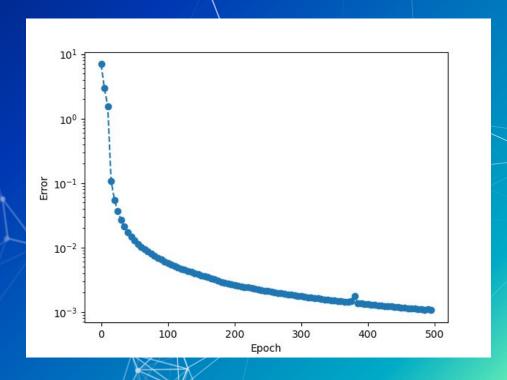


Training: entrópico + momentum

- Error: entrópico
- Iteraciones: 500
- Momentum de 0.9
- Error final: 0.001059
- Soluciona las perturbaciones
- Más rápido en regiones planas

SIRVE, Se puede mejorar?

Podria converger más rapido

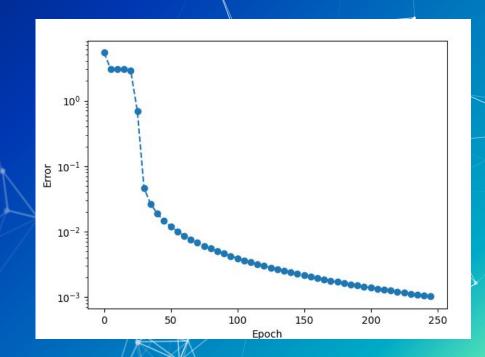


Training: entrópico + momentum + adaptativo

- Error: entrópico
- Momentum de 0.9
- Adaptativo con

$$\circ$$
 a = 10^-4, b=10^-5

- Error final: 0.000993
- Iteraciones: 249



(Siempre se puede mejorar)

Testing: clasificaciones de paridad

```
11111
       Expected: [-1]
       -0.9931169683240569
Classified: -1
       Expected: [-1]
Actual: 0.9926608724945125
Classified: 1
```

25-75% efectividad

Misma efectividad para:

Train: [1,3,4,5,8,9]Test: [0,2,6,7]

Train: [0,2,4,5,7]Test: [1,3,5,6,8]

Otros

La red no generaliza bien





Conclusiones particulares

- → Perceptrón simple escalón:
 - Permite resolver problemas linealmente separables únicamente
- → Perceptrón simple lineal y no lineal:
 - Realizar una transformación no lineal sobre los datos permite tener una mayor efectividad
- Perceptron Multicapa:
 - Permite resolver problemas linealmente separables y no separables
 - No es perfecto: mínimos locales y convergencia lenta
 - Permite resolver una gran variedad de problemas
 - No es efectivo para inputs que no están en el conjunto de entrenamiento (para el ejemplo de paridad)
 - Baja capacidad de generalización
 - Necesita cierto parecido en los datos
 - La red no es adivina

Conclusiones generales

- → Es sumamente importante el conjunto de entrenamiento
- → Es muy importante la función de costo, una función de costo inadecuada resulta en un mal entrenamiento.
- → Error de entrenamiento 0 no asegura efectividad en el testing
- Es importante la división entre el conjunto de entrenamiento y el de testing

