

# Aprendizaje no supervisado

Pablo Chehade

*pablo.chehade@ib.edu.ar*

*Redes Neuronales, Instituto Balseiro, CNEA-UNCuyo, Bariloche, Argentina, 2023*

## EJERCICIO 1: NO CONTROLADO RESPECTO A NOTION

Se entrenó de manera no supervisada una red neuronal lineal de una sola capa con cuatro entradas y una salida. Los datos de entrada presentan una distribución gaussiana con matriz de correlación  $\Sigma$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

El autovector asociado al mayor autovalor de  $\Sigma$  es  $\vec{v} = \frac{1}{2}(1, 1, 1, 1)$ .

A partir de un vector de pesos inicial  $\vec{w} = (w_1, w_2, w_3, w_4)$ , donde cada componente  $w_j$  adopta un valor aleatorio no mayor a 0,01, se aplicó la regla de Oja:

$$\Delta w_j = \eta V(\xi_j - V w_j).$$

Aquí,  $\eta$  representa la tasa de aprendizaje,  $V$  es la salida de la red y  $\xi_j$  es la componente  $j$  del dato de entrada  $\xi$ . Bajo estas condiciones, se espera que el vector de pesos  $\vec{w}$  tienda al autovector  $\vec{v}$ .

En la figura 1a, se ilustra la evolución del módulo de los pesos, las modificaciones  $\Delta w_j$  y la diferencia entre  $w_j$  y  $v_j$ , para  $\eta = 0,001$ . Tras un período transitorio, se observa que las componentes de  $\vec{w}$  tienden hacia el valor 0,5, indicando convergencia hacia  $\vec{v}$ . Dependiendo de las condiciones iniciales, el vector  $\vec{w}$  tiende a alinearse en la dirección  $+\vec{v}$  o  $-\vec{v}$ . Debido a esto se graficó el módulo

de cada componente. Posteriormente, en estado estacionario, los pesos continúan modificándose. Por ello, en la figura 1b, se procesan los datos anteriores realizando un promedio en cada paso de tiempo de los 200 pasos adyacentes. Esto resulta en un comportamiento más suave y una reducción notable en las variaciones de  $\Delta w_j$  de hasta un orden de magnitud. Luego de este procesamiento de los datos se confirma nuevamente que  $\vec{w}$  tiende a  $\vec{v}$ .

Por último, en la figura 1c, se evolucionó el sistema con  $\eta = 0,01$ . El sistema muestra una convergencia más rápida y variaciones  $\Delta w_j$  de mayor magnitud. Además, se determinó que existe un valor superior límite para  $\eta$ , más allá del cual el sistema tiende a diverger.

## EJERCICIO 2

Se entrenó una red neuronal con dos neuronas de entrada y 10 de salida empleando el algoritmo de Kohonen. Las neuronas de salida están dispuestas sobre una línea.

Los datos de entrada se generaron con la distribución

$$P(\xi) =$$

Se comenzó con pesos pequeños y se actualizaron mediante el algoritmo

$$\delta_{w,j} =$$

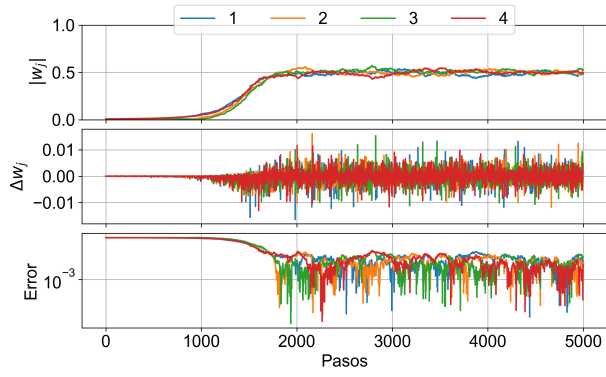
donde  $\eta$  es la tasa de aprendizaje y  $\Gamma(i, i^*)$  es la función de vecindad dada por

$$\Gamma(i, i^*) =$$

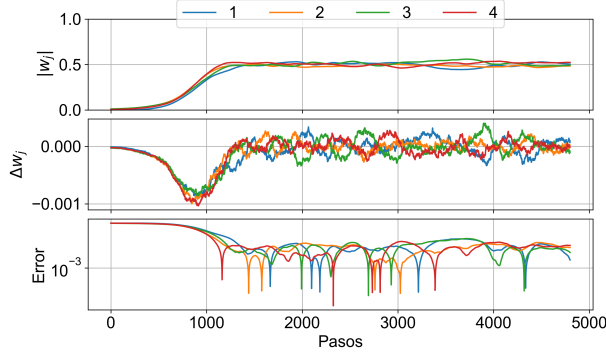
## APÉNDICE

A continuación se desarrolla el código empleado durante este trabajo implementado en Python.

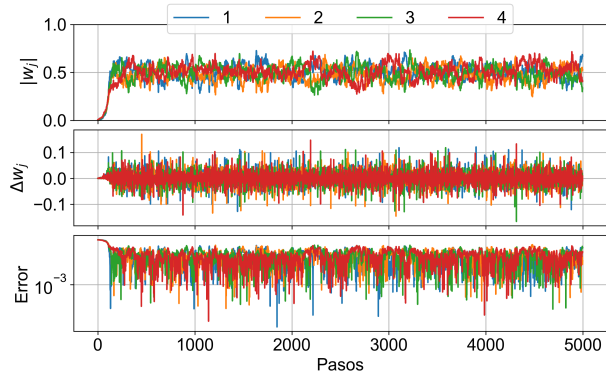
```
1 #Import libraries
2 import numpy as np
3 import matplotlib
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 import tensorflow as tf
```



(a)



(b)



(c)

Figura 1: Evolución del módulo de los pesos  $w_j$ , las modificaciones  $\Delta w_j$  y la diferencia entre  $w_j$  y  $v_j$  durante el entrenamiento de la red neuronal. En **a** se empleó una tasa de aprendizaje de  $\eta = 0,001$ . En **b** se empleó la misma tasa de aprendizaje pero además se procesaron los datos promediando en cada paso de tiempo sobre los 200 pasos adyacentes. En **c** se empleó una tasa de aprendizaje de  $\eta = 0,01$ .