

Métodos de aprendizaje no supervisado

Sistemas de Inteligencia Artificial
ITBA 2022 - 1C

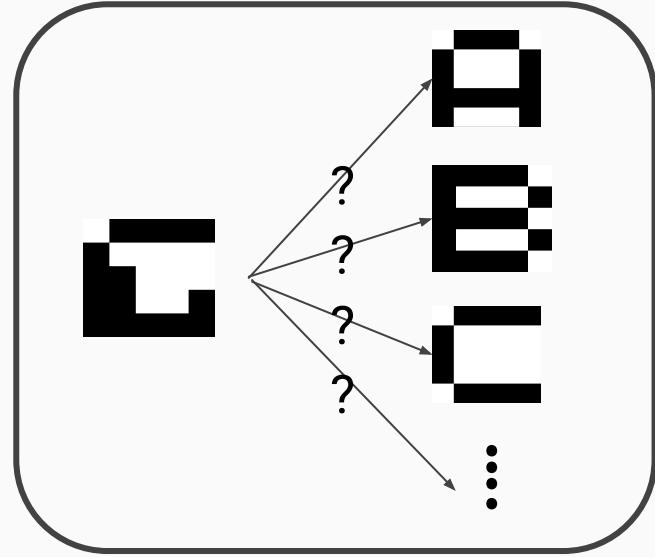
Integrantes:

- Serpe, Octavio (60076)
- Quesada, Francisco (60524)
- Arca, Gonzalo (60303)



Introducción

Dado dos problemas:



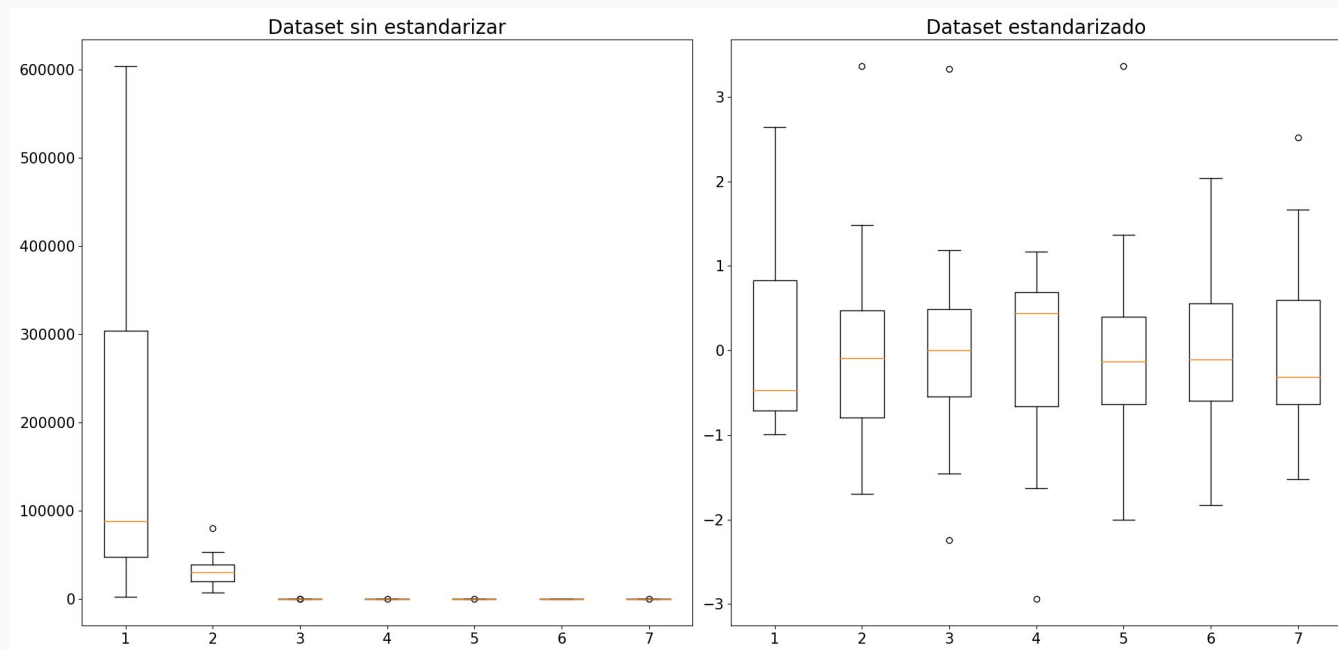
Aplicar métodos de aprendizaje no supervisado para agrupar y/o reducir dimensionalidad en datos

Ejercicios

Problema 1

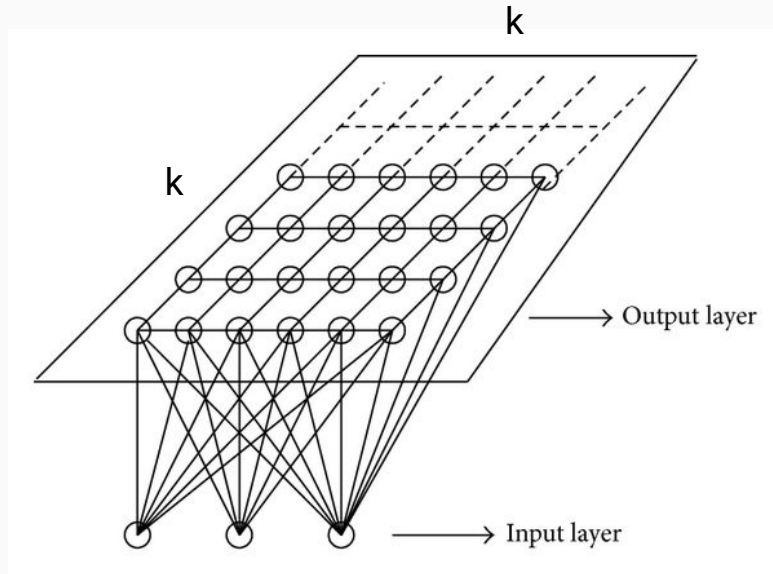
Estandarizar los valores de entrada

$$\tilde{X}_i = \frac{X_i - \bar{X}_i}{\sigma_i}$$



Problema 1.a: Redes de Kohonen

Asociar países que posean las **mismas características** geopolíticas, económicas y sociales.



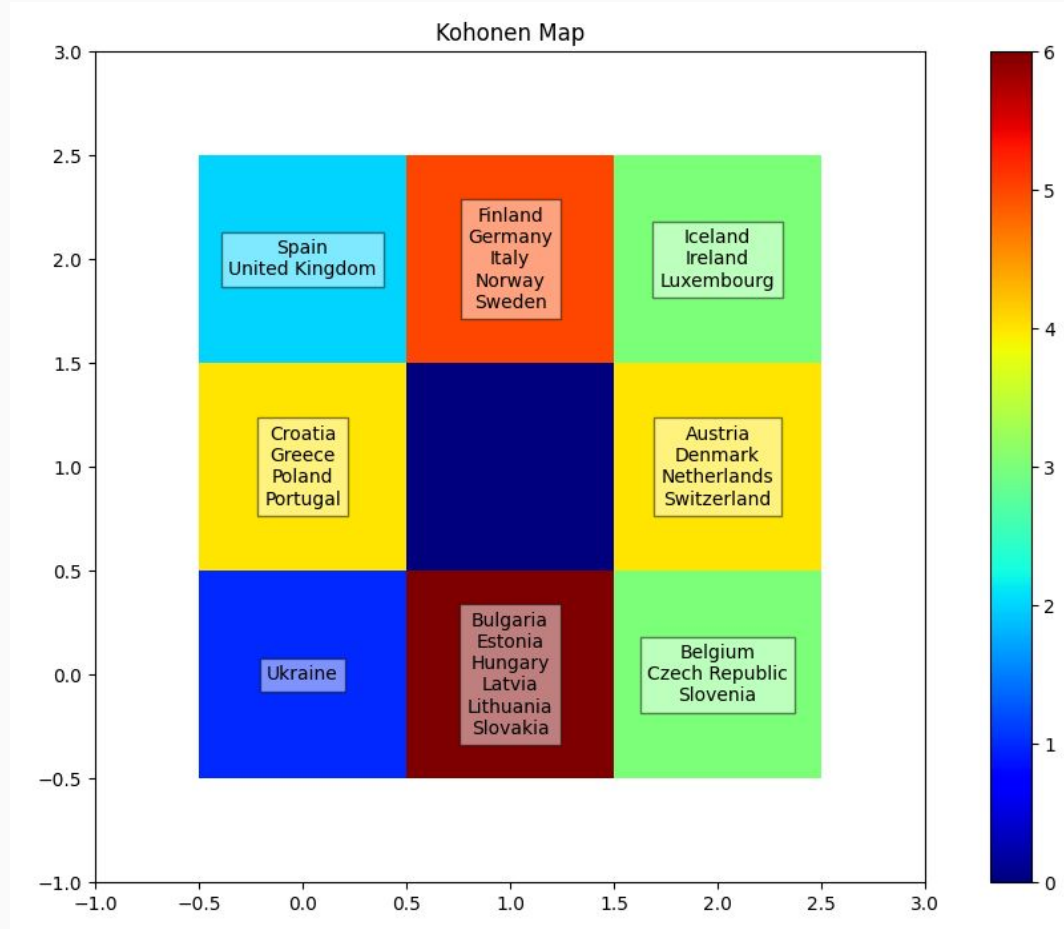
Actualización de parámetros R, η :

$$R(t) = R_0 \cdot e^{\frac{-t}{epochs}} \cdot \ln(R_0)$$

$$\eta(t) = \frac{\eta_0}{t}$$

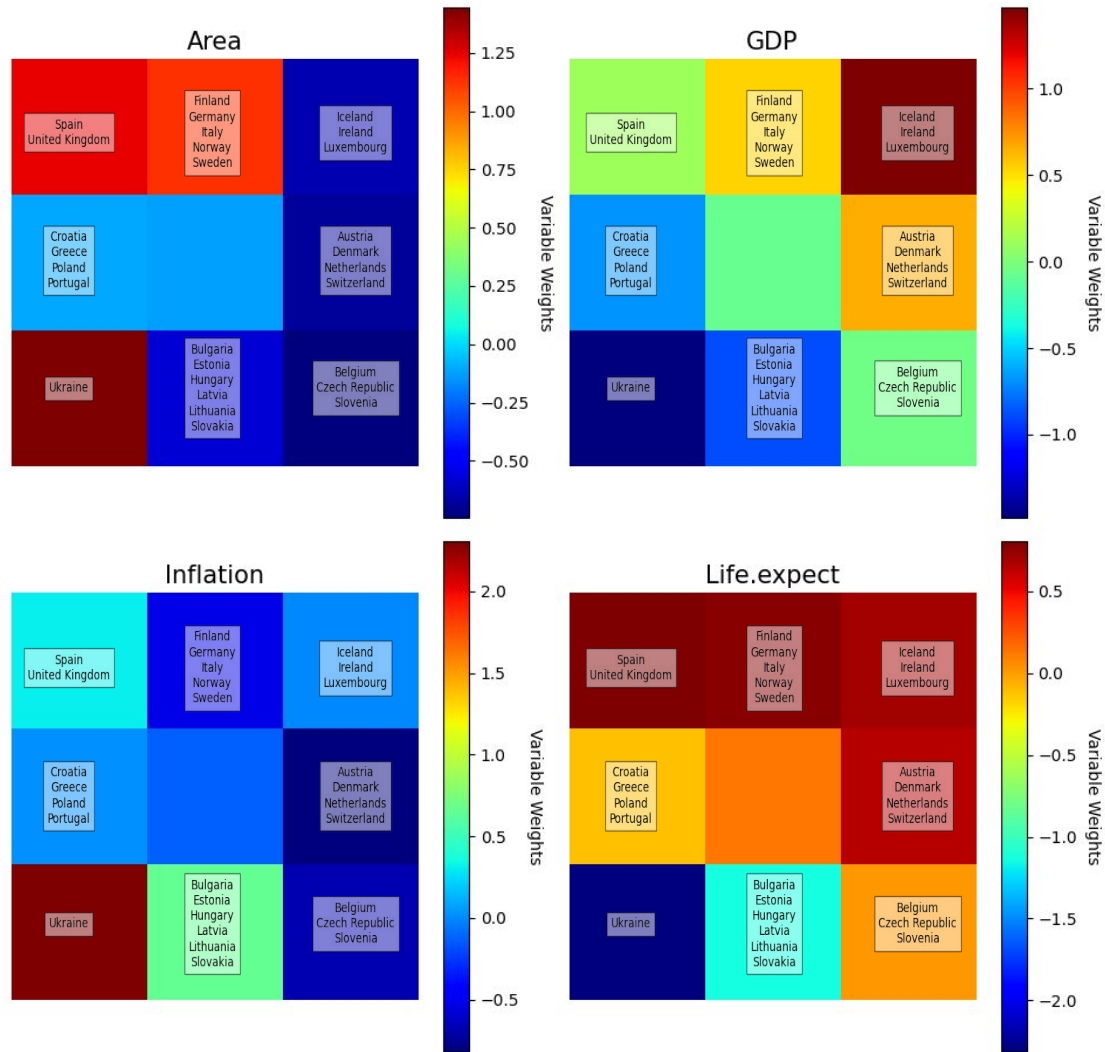
Clasificación de países

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 4900



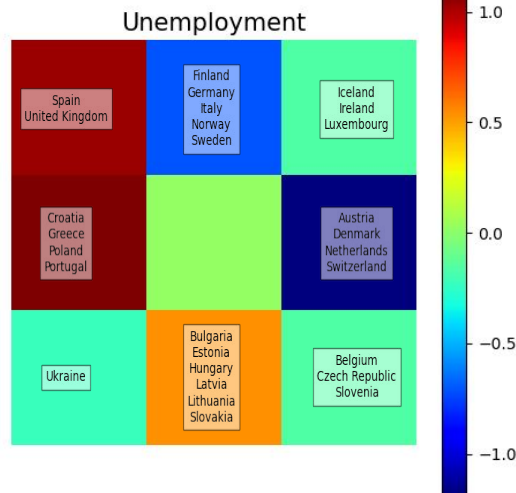
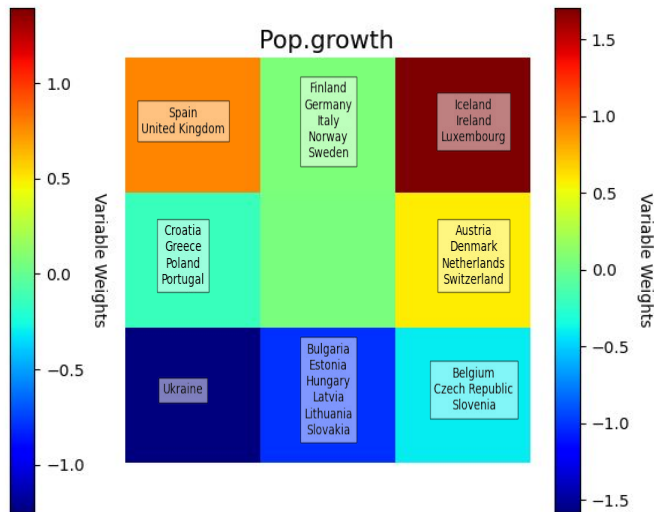
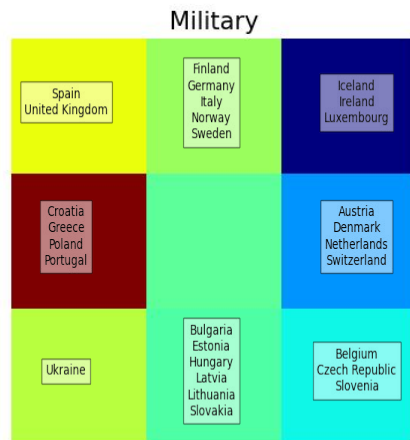
Pesos por variable

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 4900



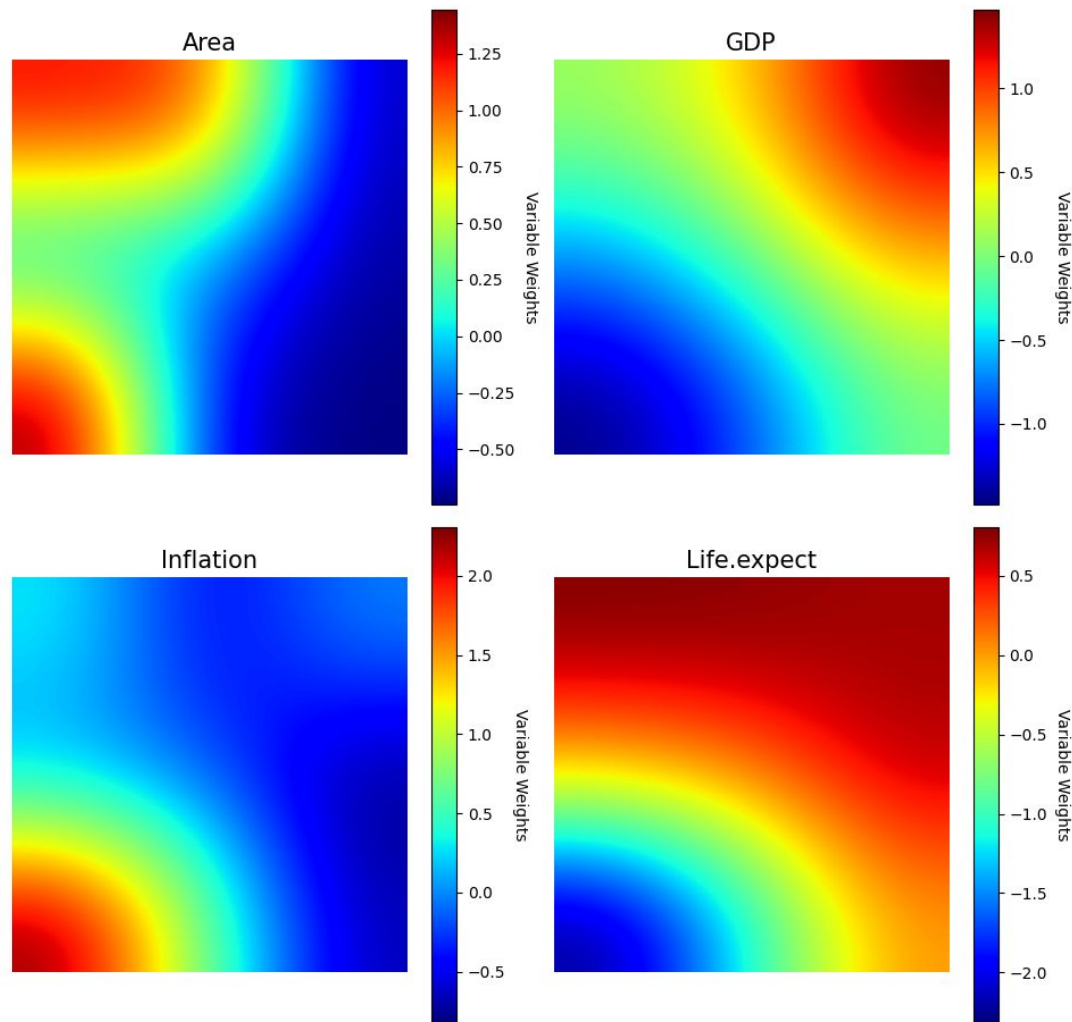
Pesos por variable

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 4900



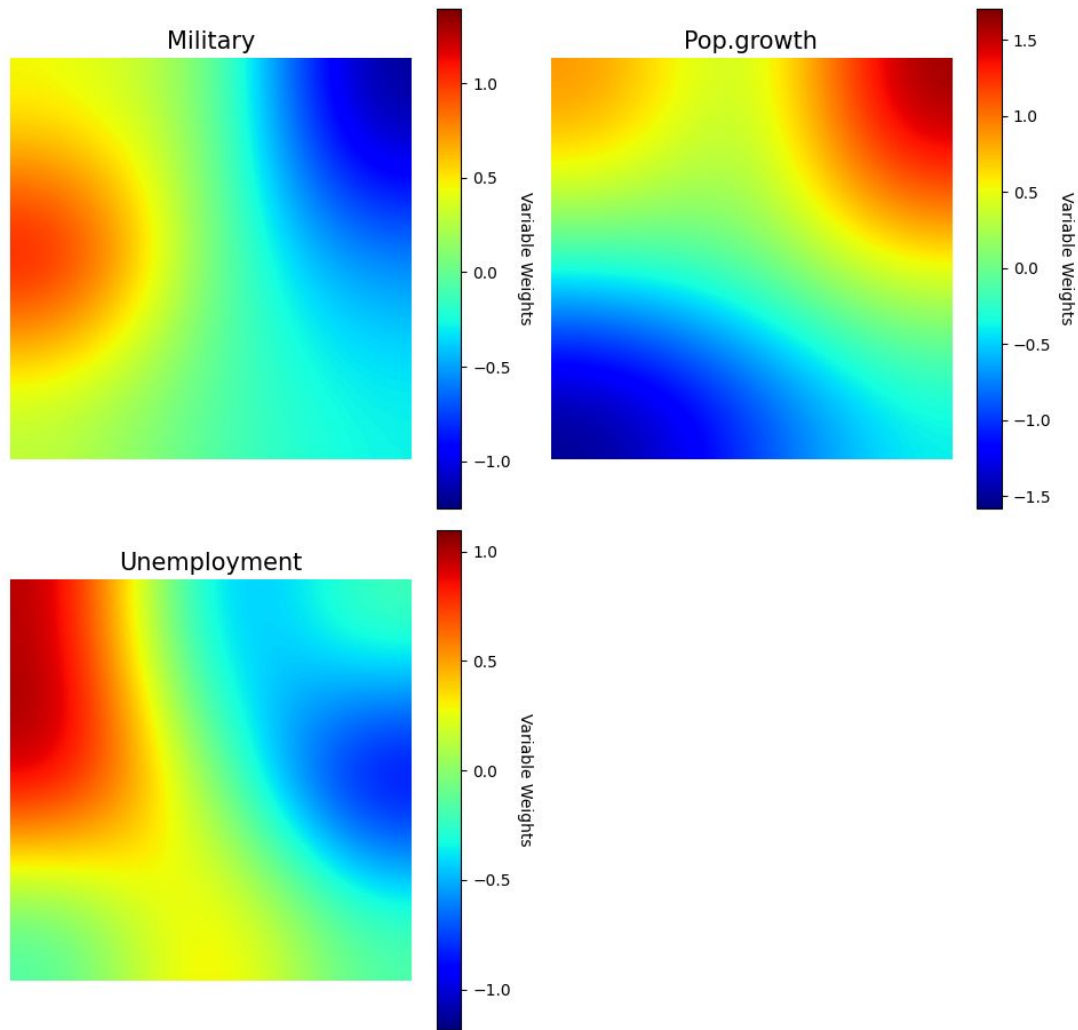
Pesos por variable

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 4900



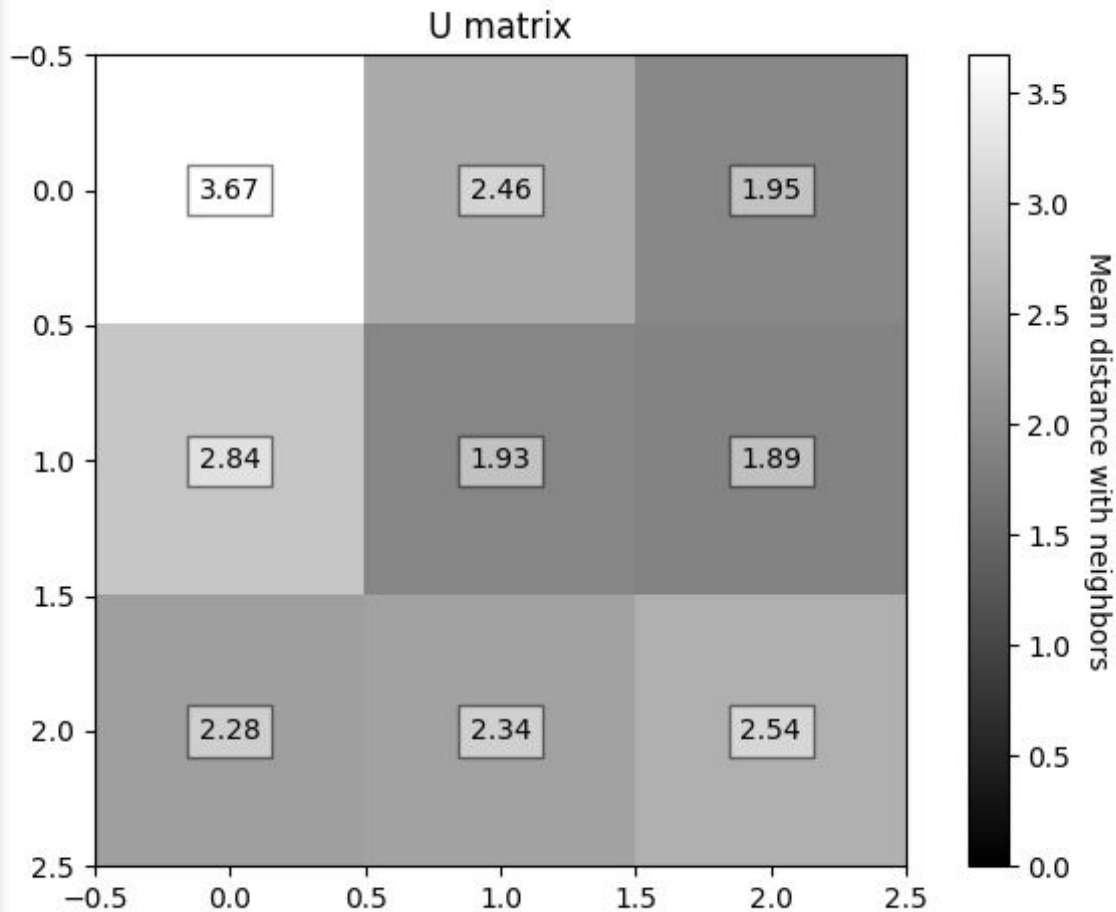
Pesos por variable

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 4900



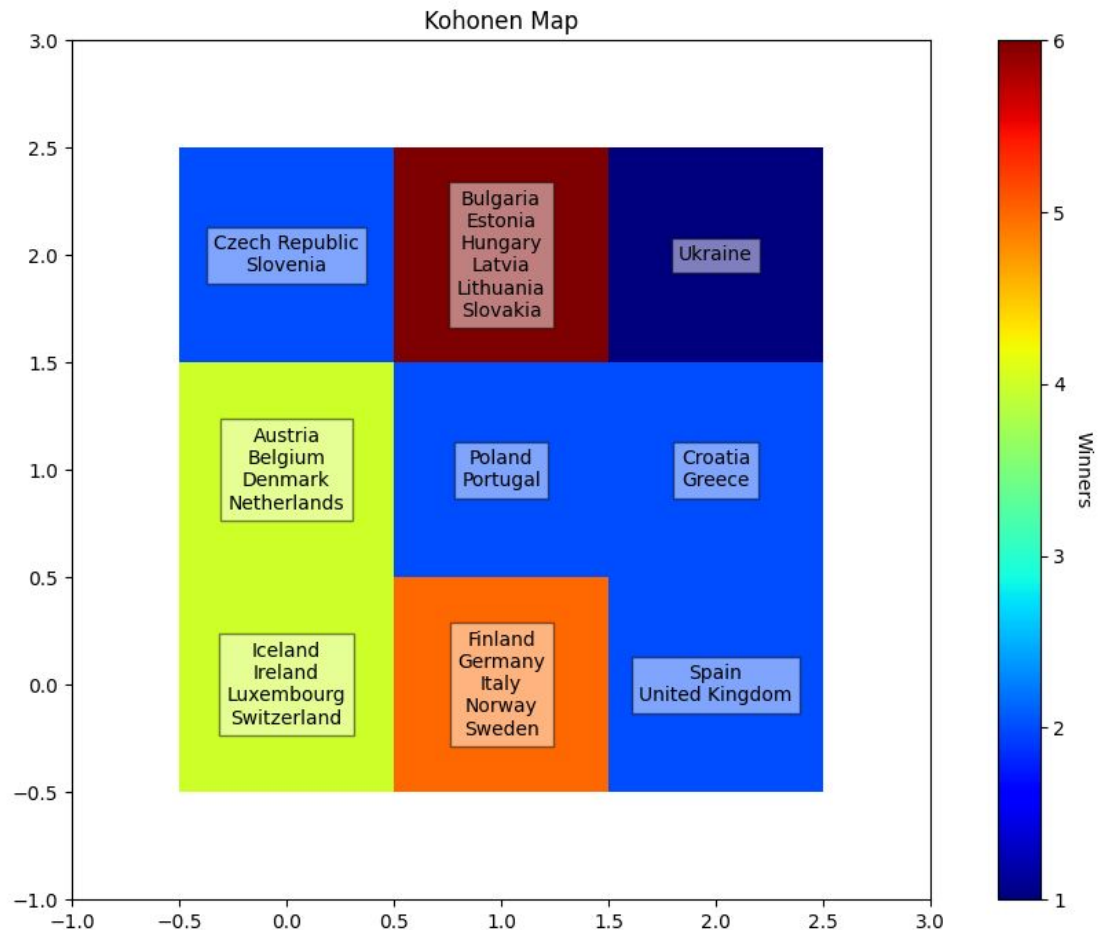
Matriz U

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 4900



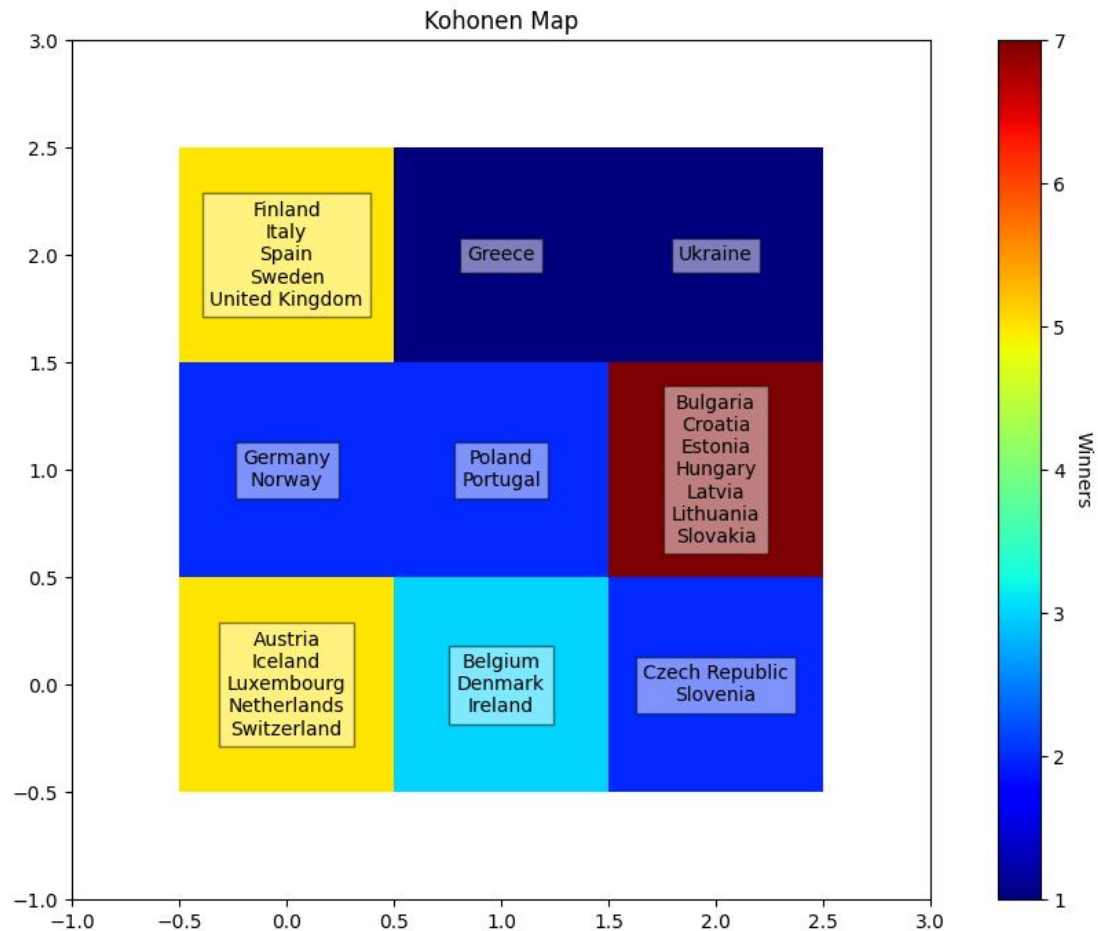
Variando la cantidad de épocas

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 2100



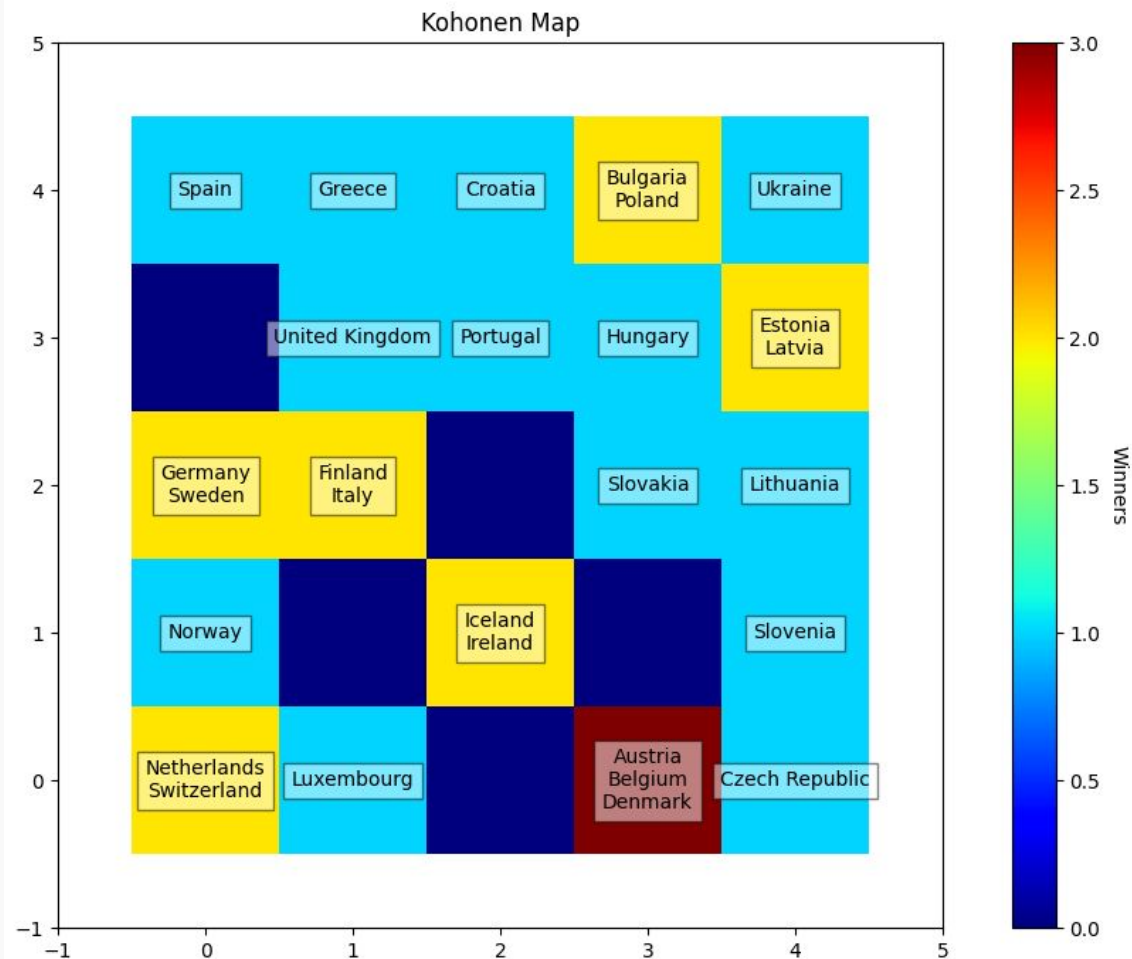
Variando la cantidad de épocas

- $k = 3$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 3$
- épocas = 700



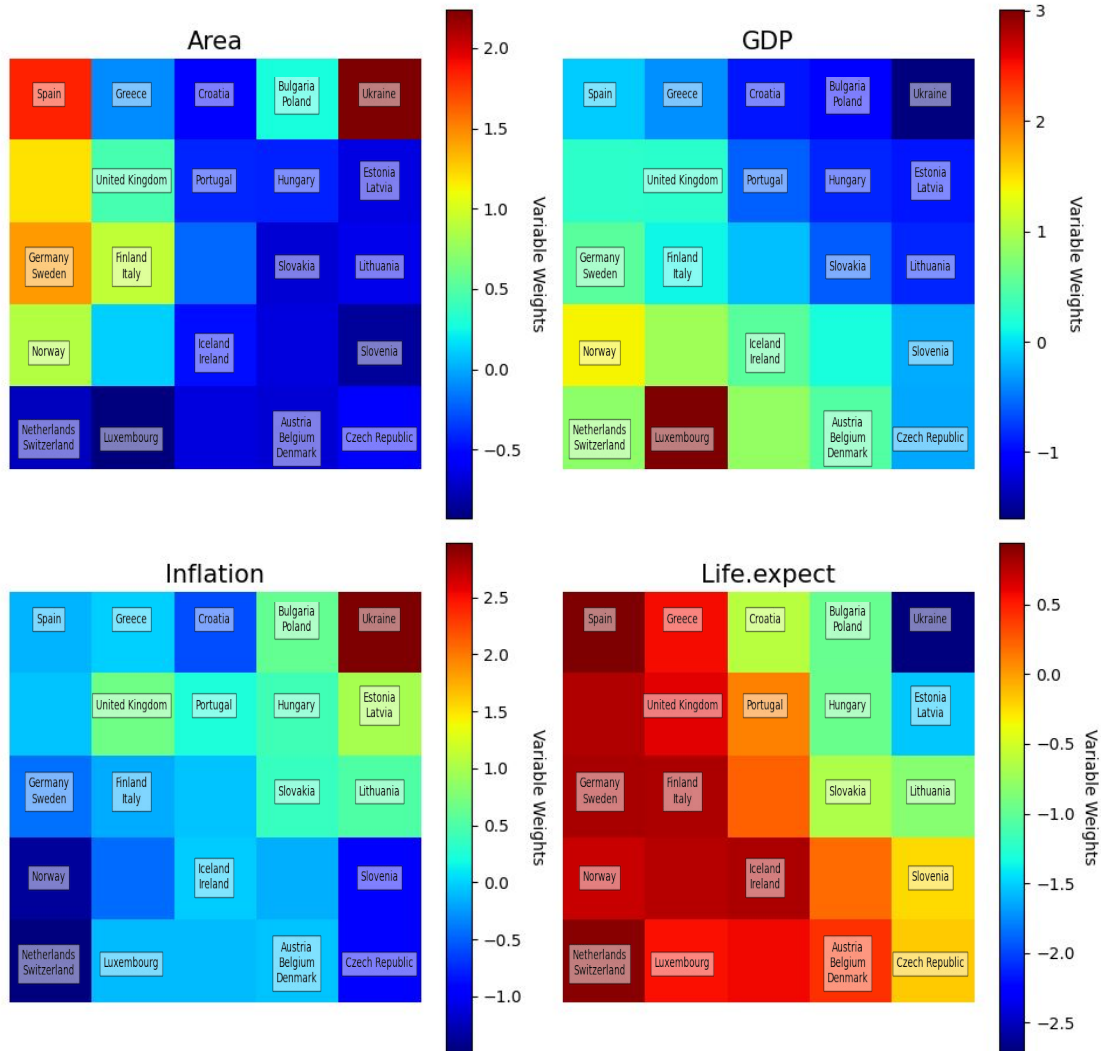
Variando el tamaño de la matriz

- $k = 5$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 5$
- épocas = 4900



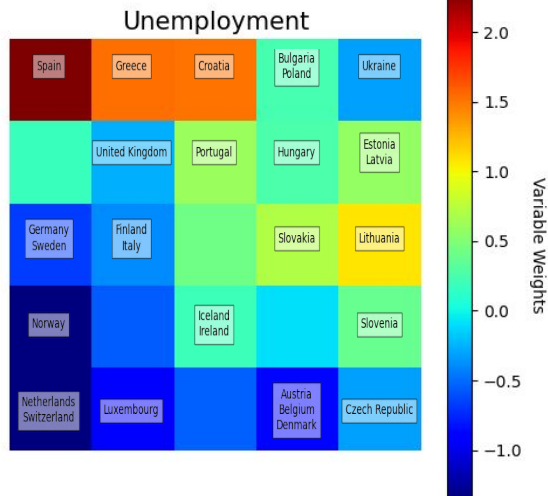
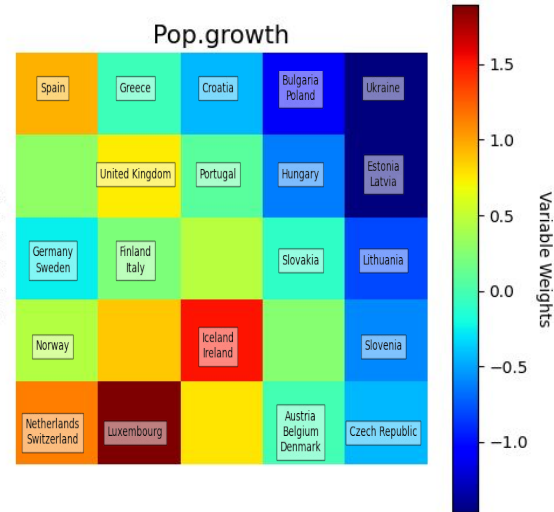
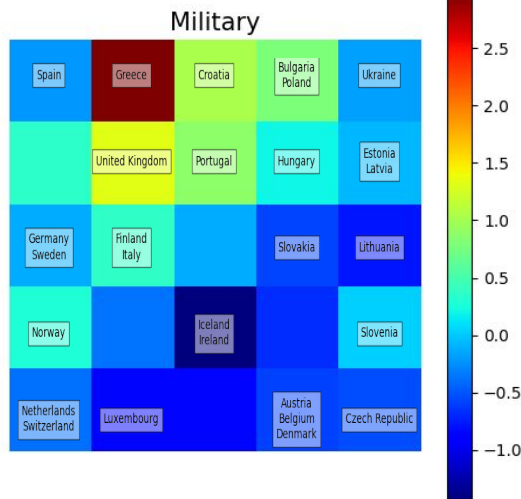
Pesos por variable

- $k = 5$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 5$
- épocas = 4900



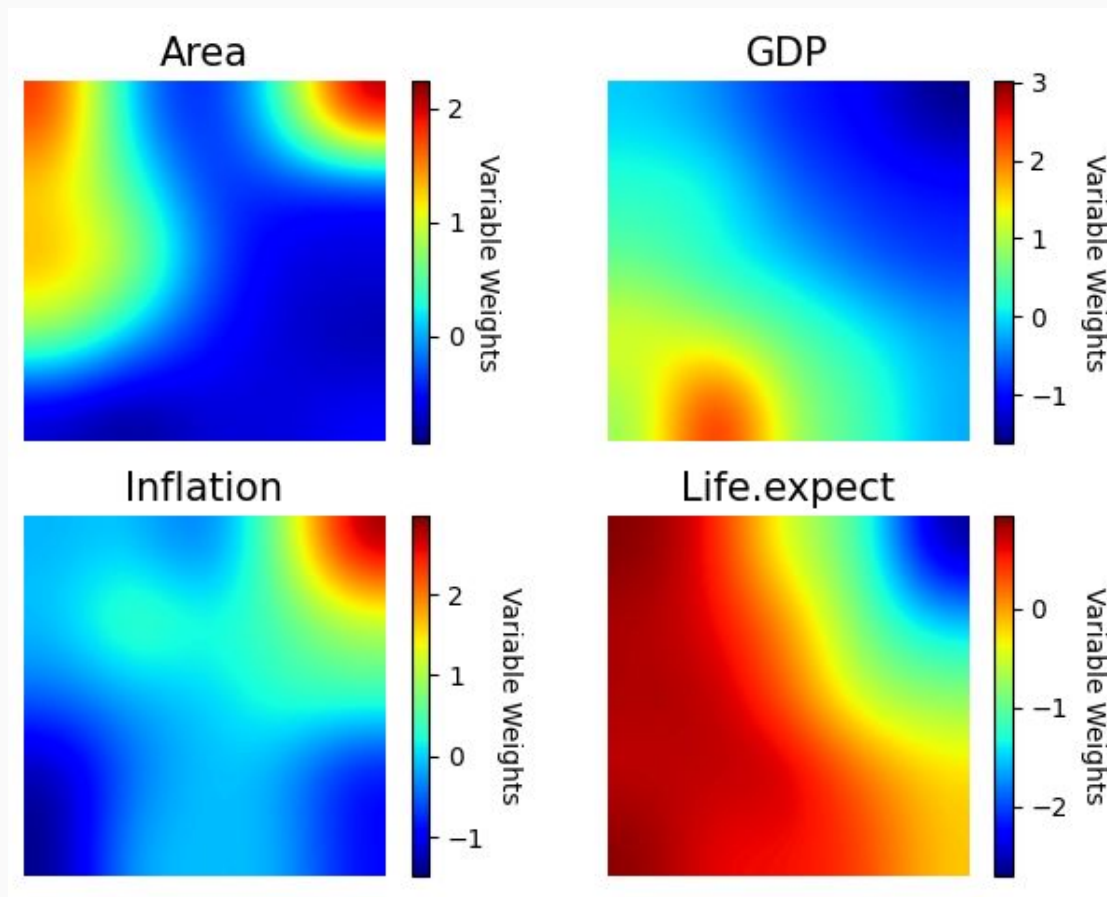
Pesos por variable

- $k = 5$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 5$
- épocas = 4900



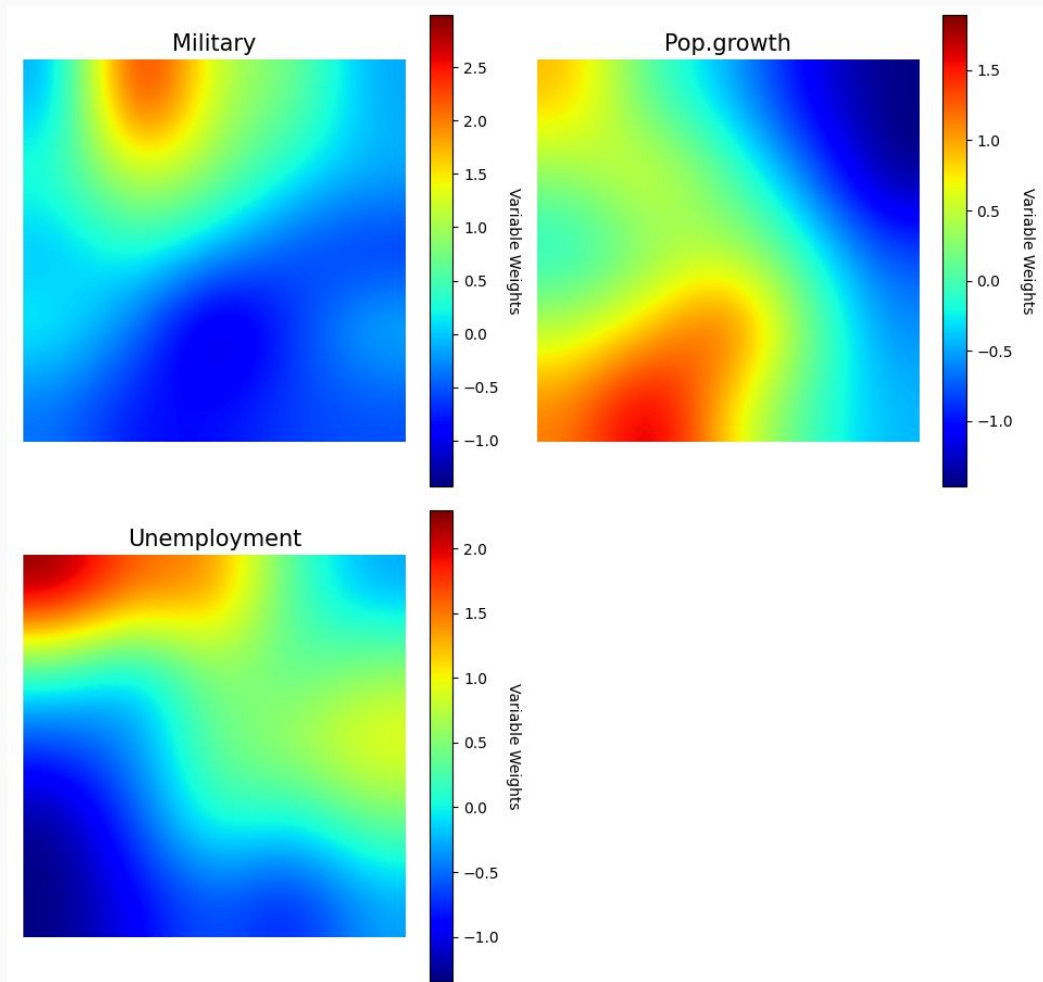
Pesos por variable

- $k = 5$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 5$
- épocas = 4900



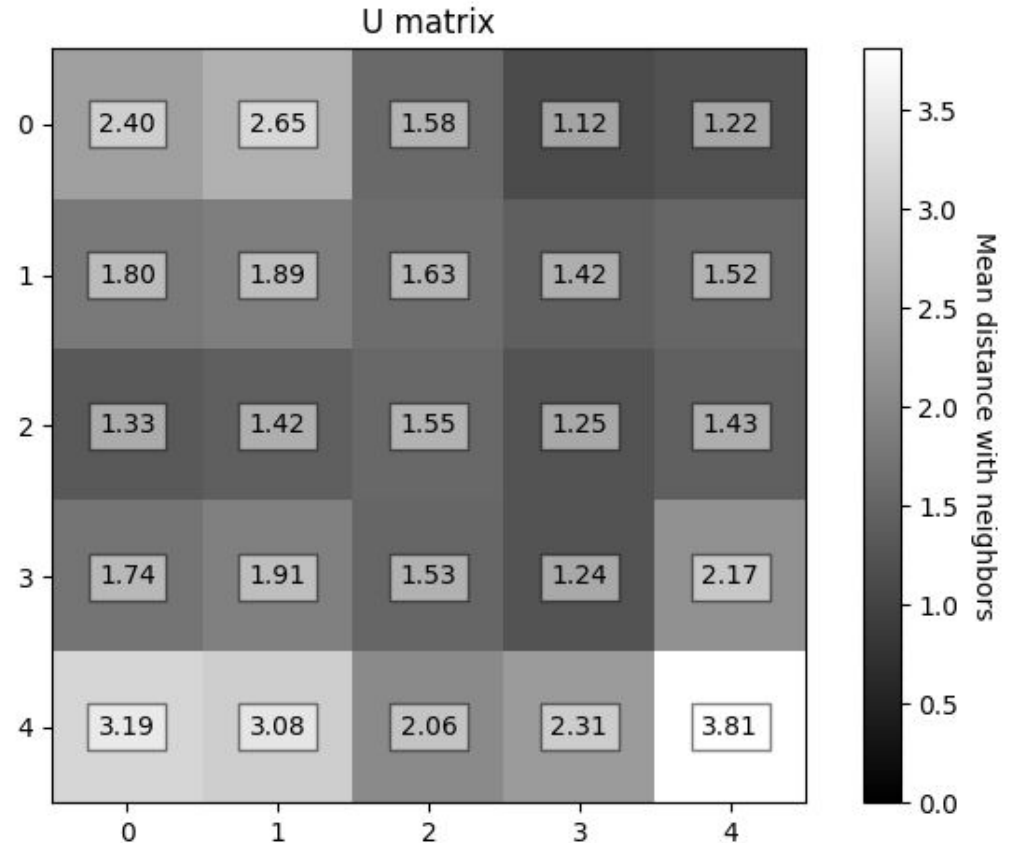
Pesos por variable

- $k = 5$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 5$
- épocas = 4900



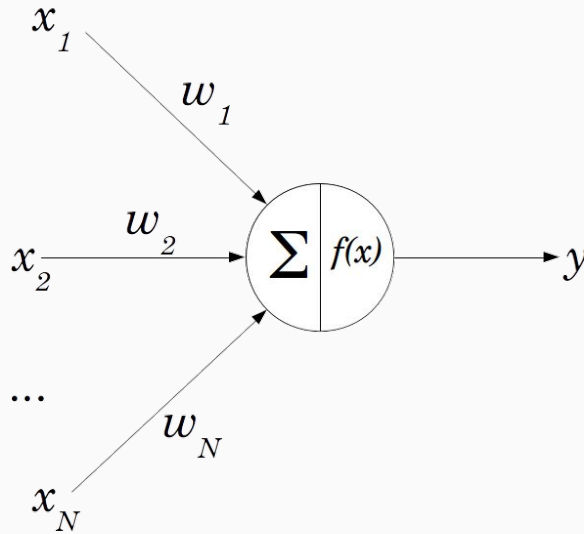
Matriz U

- $k = 5$
- $\eta_0 = 0.9$
- $R_0 = 5$
- épocas = 4900



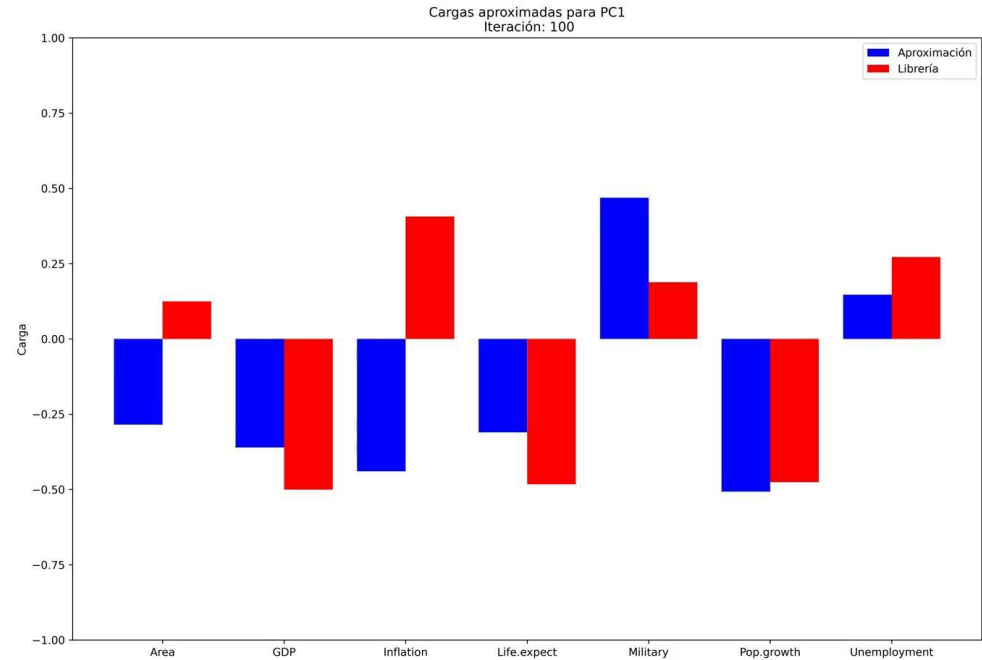
Problema 1.b: Regla de Oja

Calcular la **primera componente principal** para este conjunto de datos **utilizando la regla de Oja**



Cargas aproximadas para PC1

- $\eta = 10^{-4}$
- épocas = 1200



Cargas aproximadas para PC1

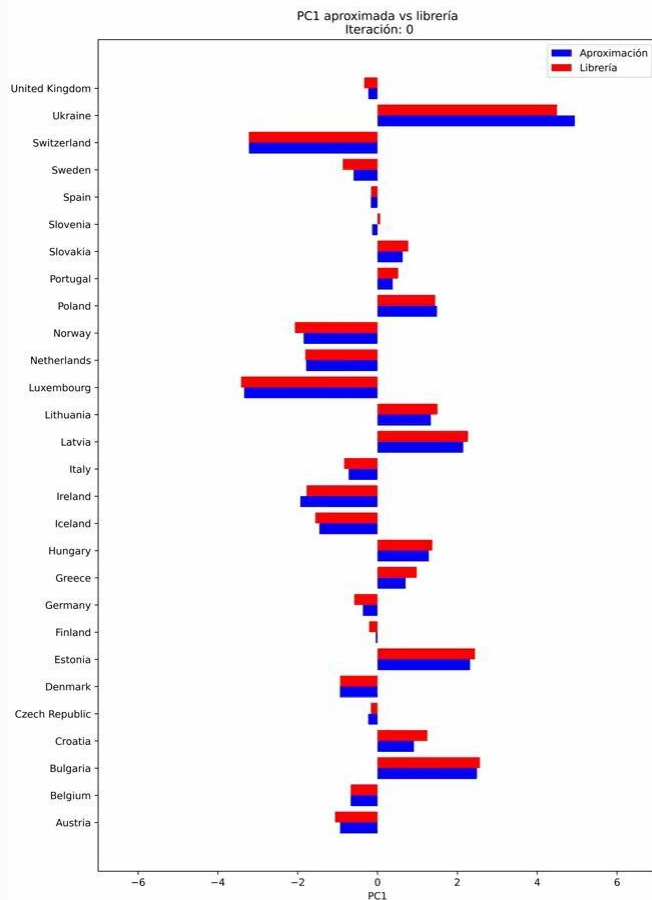
- $\eta = 10^{-4}$
- épocas = 1200
- 20 ejecuciones

	Librería	Aproximación Oja (promedio)
Area	0.1248739	0.127 ± 0.007
GDP	-0.50050586	-0.498 ± 0.009
Inflation	0.40651815	0.41 ± 0.02
Life expectancy	-0.48287333	-0.49 ± 0.01
Military	0.18811162	0.18 ± 0.03
Pop. growth	-0.47570355	-0.474 ± 0.005
Unemployment	0.27165582	0.26 ± 0.02

Error mínimo	Error máximo	Error promedio
0.0003	0.1968	0.0104

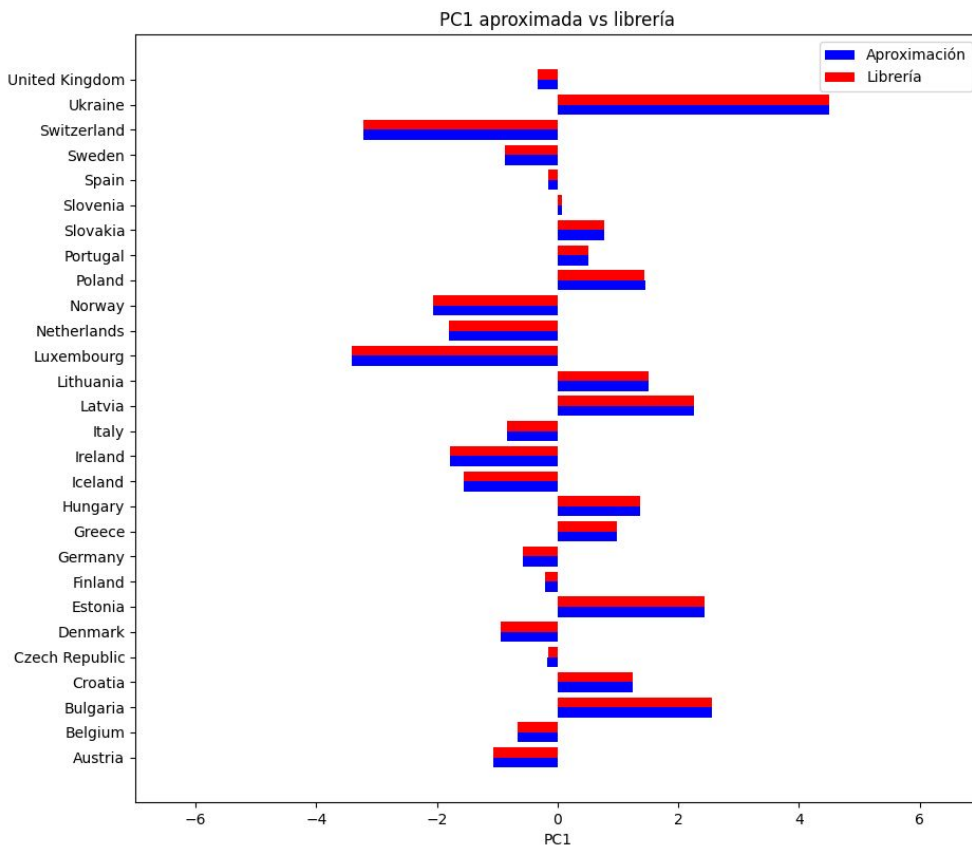
Primera componente principal

- $\eta = 10^{-4}$
- épocas = 1200



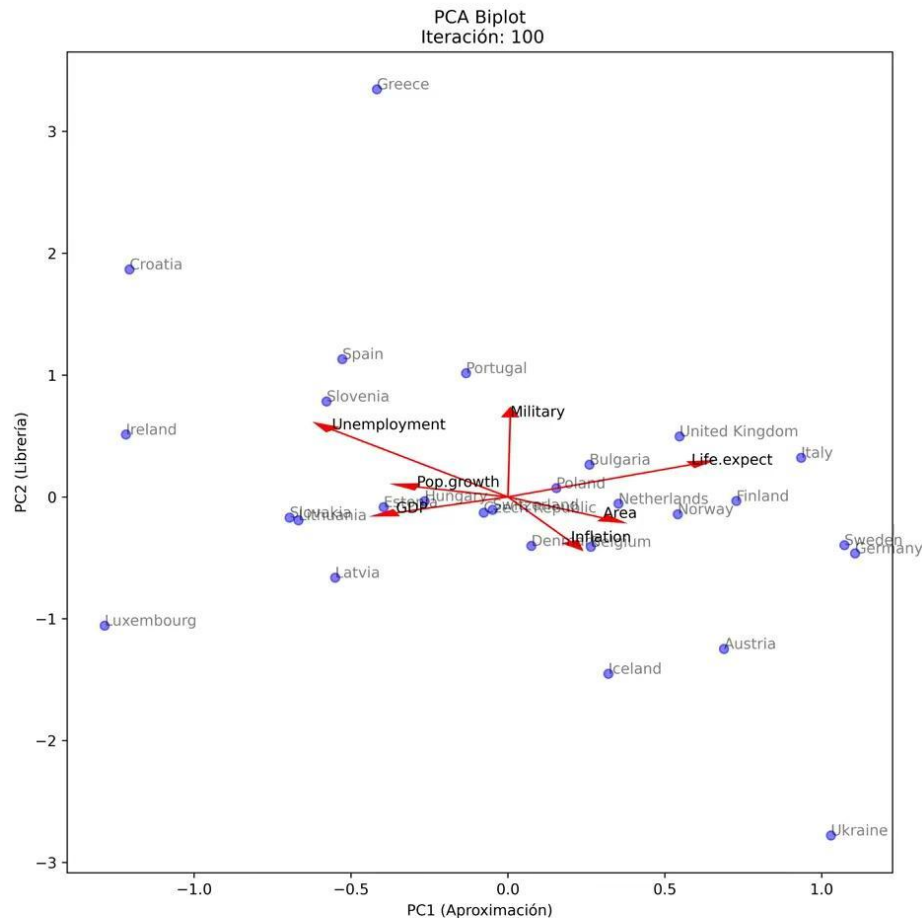
Primera componente principal

- $\eta = 10^{-4}$
- épocas = 5000
- error = 0.0066



Biplot

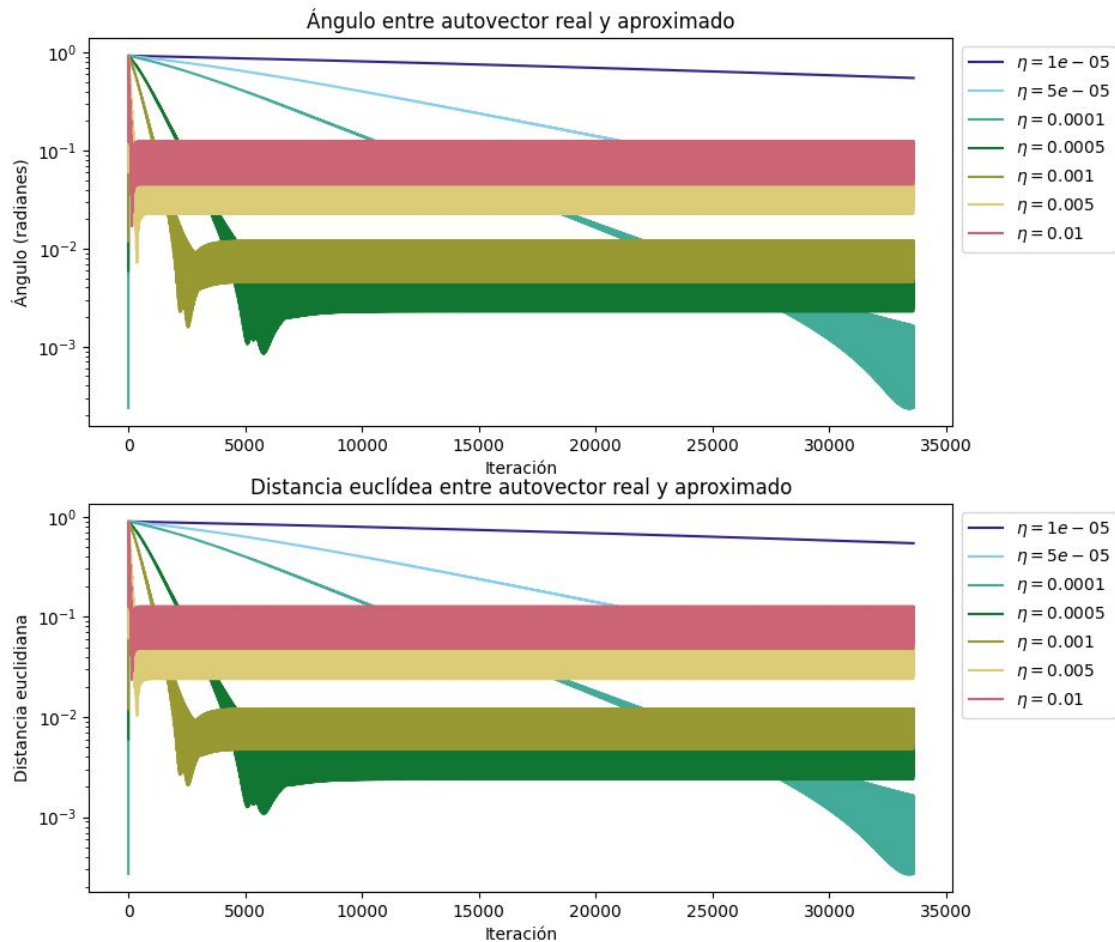
- $\eta = 10^{-4}$
- épocas = 1200



Error y ángulo variando η

Escala logarítmica

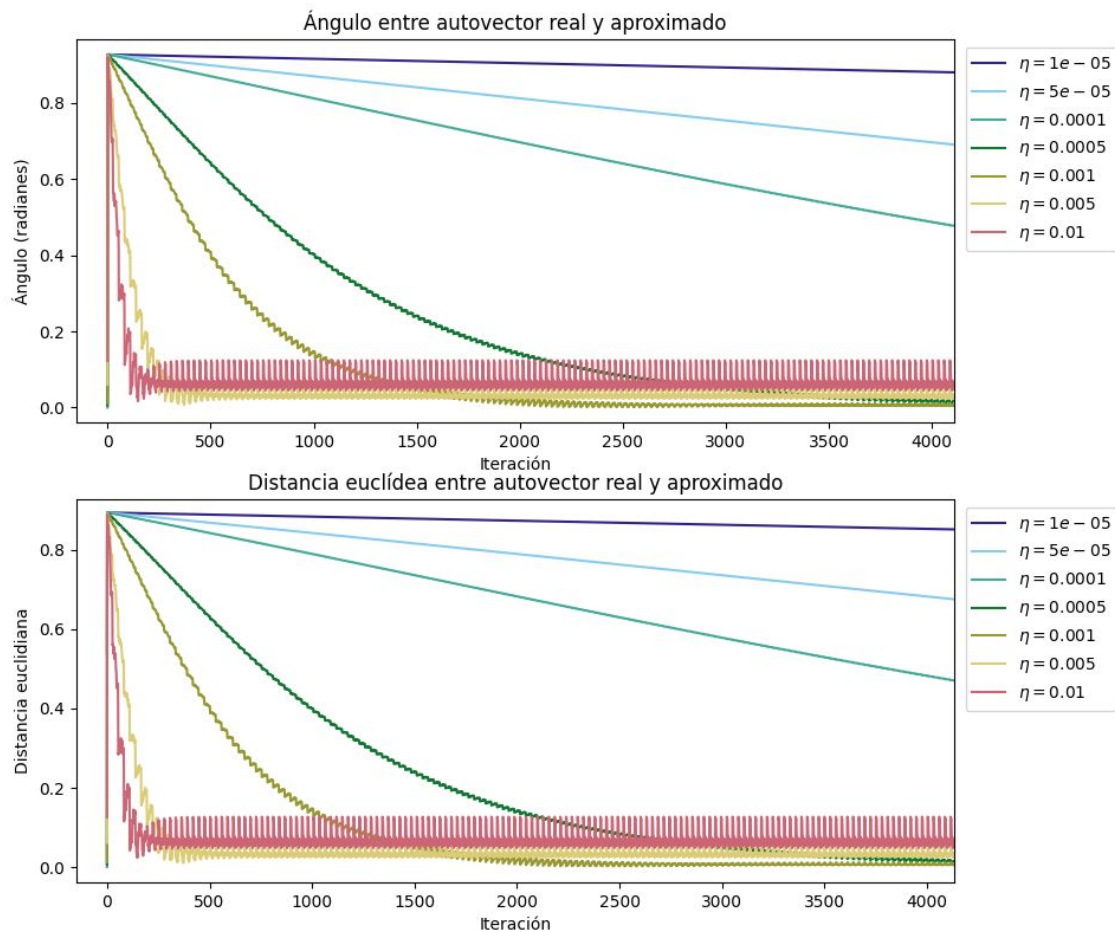
- épocas = 1200



Error y ángulo variando η

Escala lineal

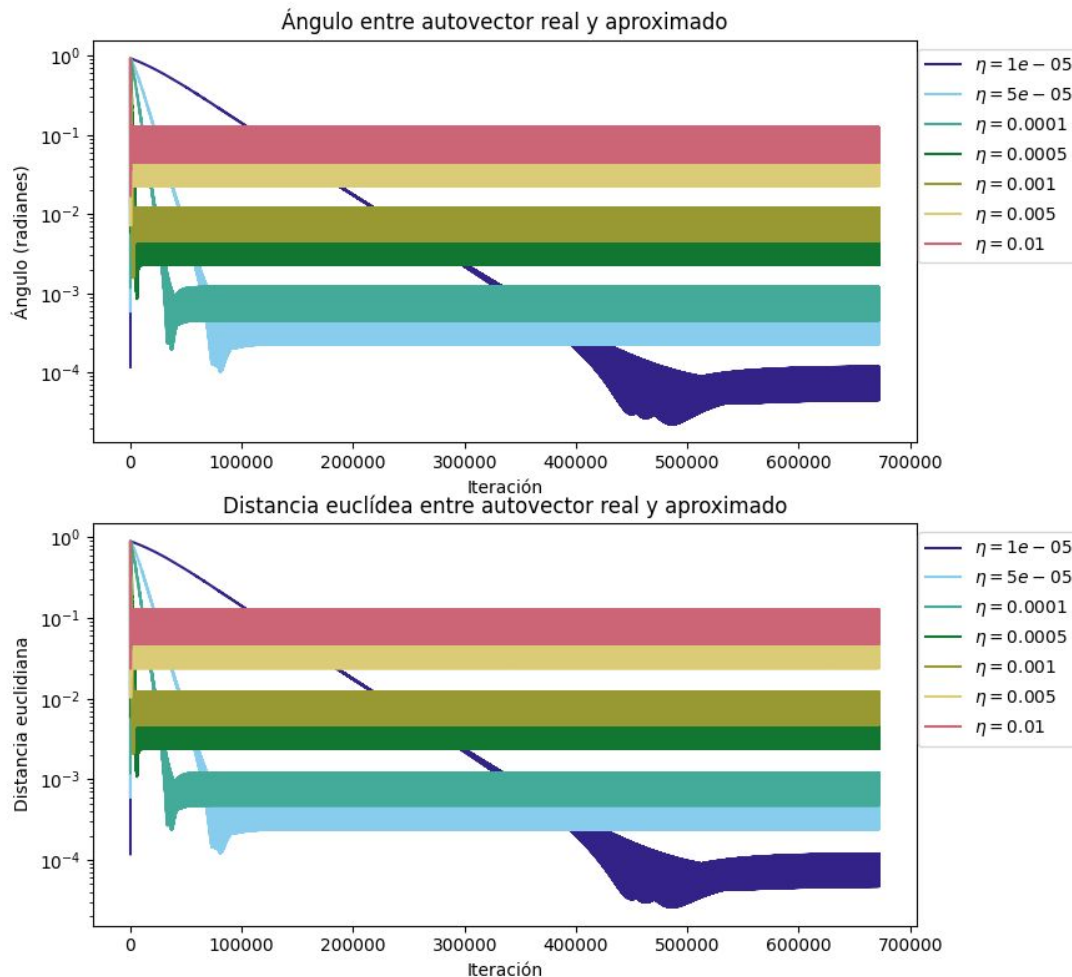
- épocas = 1200



Error y ángulo variando η

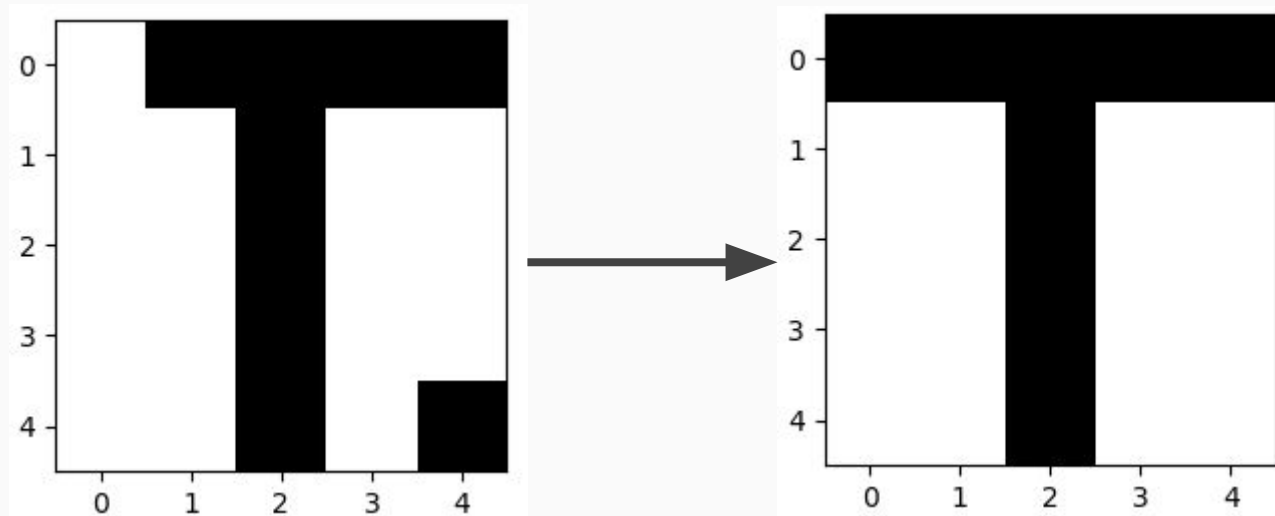
Aumentando las épocas x20 +
Escala logarítmica

- épocas = 24000



Problema 2: Redes de Hopfield

Asociar patrones de letras con perturbaciones con la letra correcta, mediante representaciones matriciales de 5x5.



10 patrones con mayor y menor **ortogonalidad** junto al **producto interno promedio**.

Patrones de letras con mayor ortogonalidad	
Patrones de letras	Producto interno promedio
F - U - V - Z	1.33
J - K - U - V	1.33
K - N - S - V	1.33
L - R - T - X	1.33
A - K - S - Y	1.67
B - K - N - V	1.67
E - K - N - V	1.67
F - I - U - X	1.67
F - J - U - V	1.67

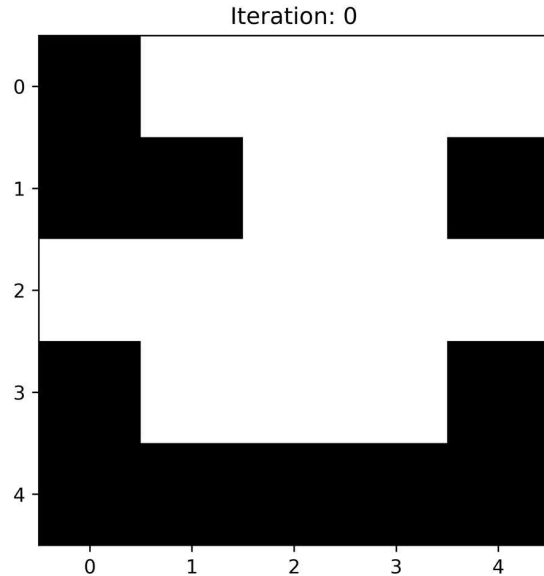
Patrones de letras con menor ortogonalidad	
Patrones de letras	Producto interno promedio
A - B - F - P	23
A - C - F - P	23
A - D - F - P	23
A - E - F - P	23
A - F - G - P	23
A - F - H - P	23
A - F - I - P	23
A - F - J - P	23
A - F - K - P	23

Redes de Hopfield

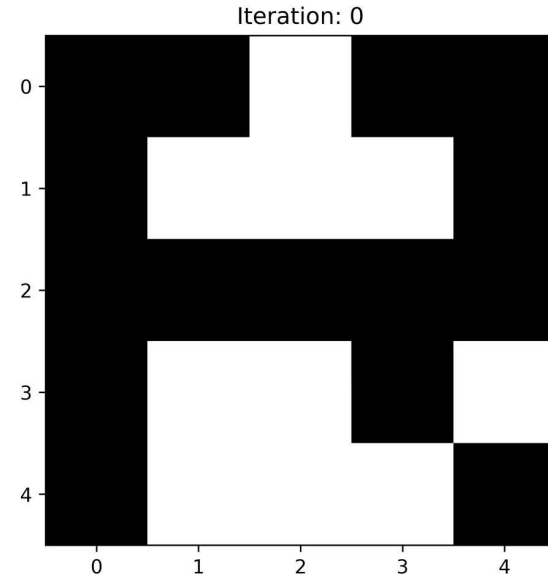
Patrones de letras con ortogonalidad elevada

Almacenando los patrones de letras: **L** - **R** - **T** - **X**, y prediciendo los mismos con una probabilidad para agregar **perturbaciones de 0.15**

Patrón de la letra L



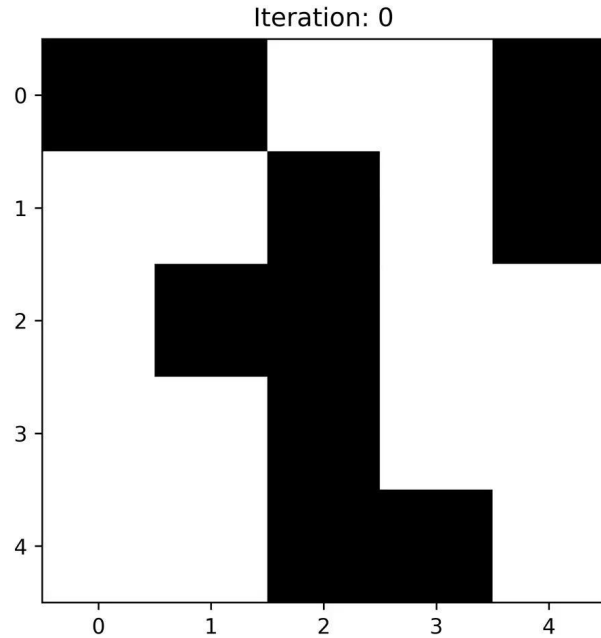
Patrón de la letra R



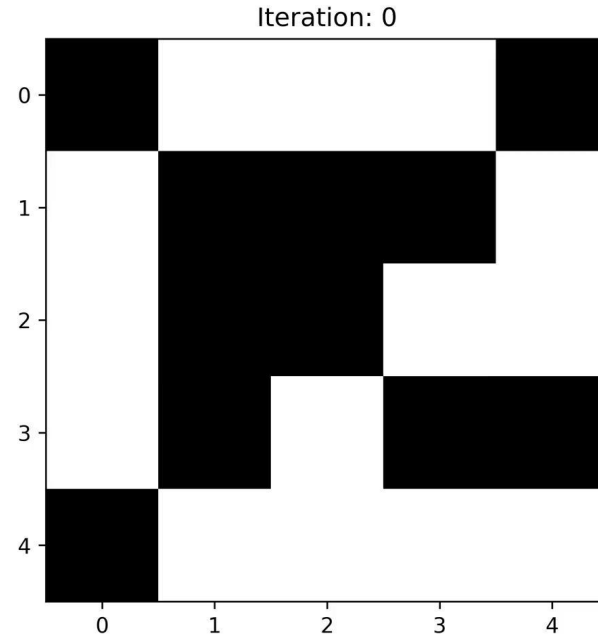
Redes de Hopfield

Patrones de letras con ortogonalidad elevada

Patrón de la letra T

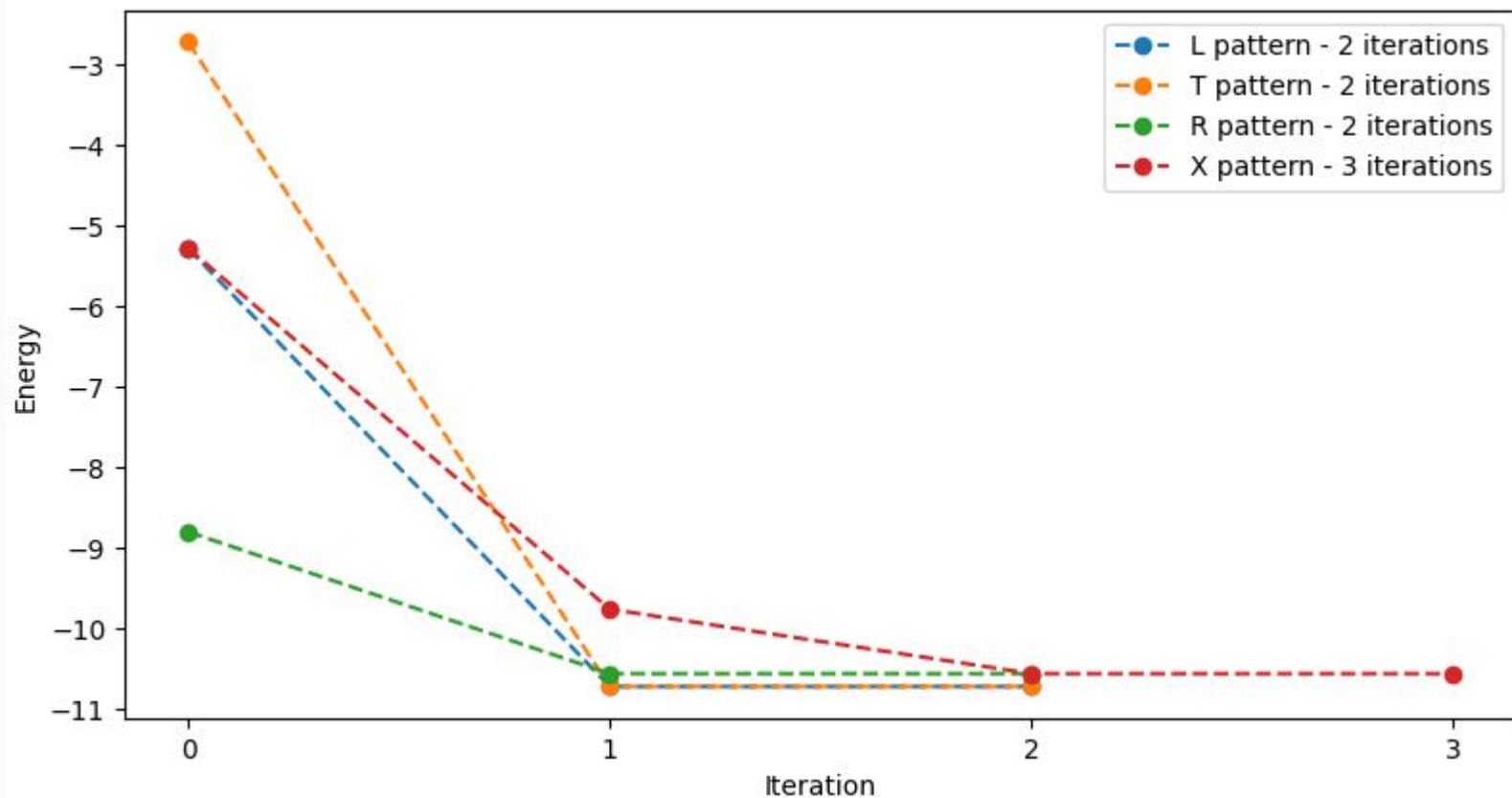


Patrón de la letra X



Redes de Hopfield

Patrones de letras con ortogonalidad elevada: Gráfico energía



Redes de Hopfield

Patrones de letras con ortogonalidad elevada: Tabla valores de energía

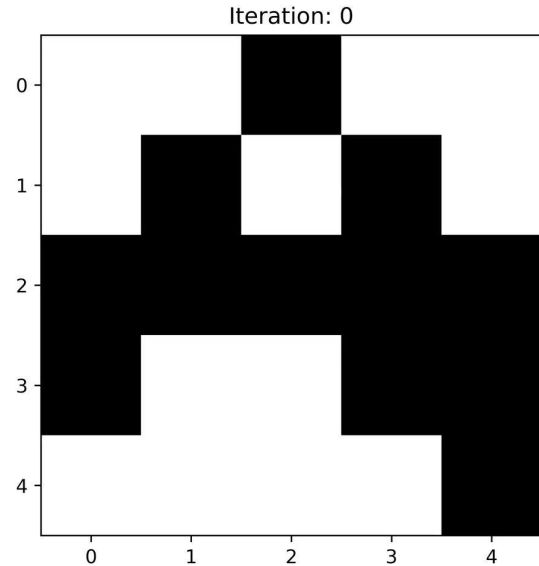
Patrón de letra	Iteración 0	Iteración 1	Iteración 2	Iteración 3
L	-5.28	-10.72	-10.72	-
T	-2.72	-10.72	-10.72	-
R	-8.8	-10.56	-10.56	-
X	-5.28	-9.76	-10.56	-10.56

Redes de Hopfield

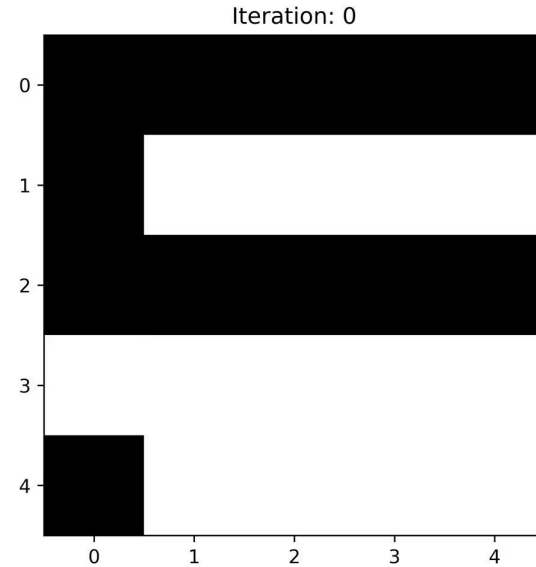
Patrones de letras con ortogonalidad baja

Almacenando los patrones de letras: **A - F - I - P**, y prediciendo los mismos con una probabilidad para agregar **perturbaciones de 0.15**

Patrón de la letra A



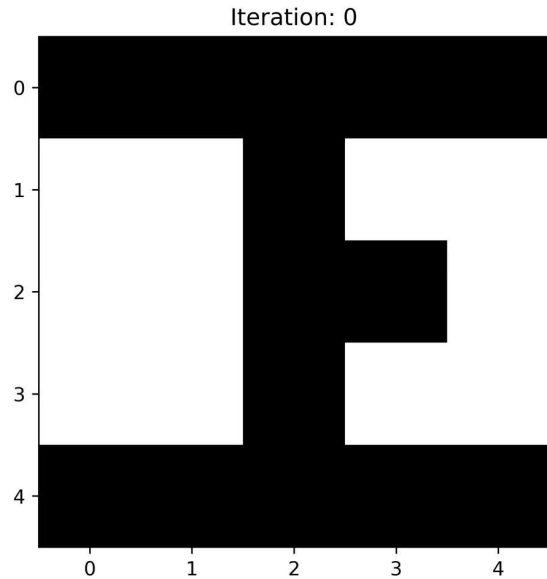
Patrón de la letra F



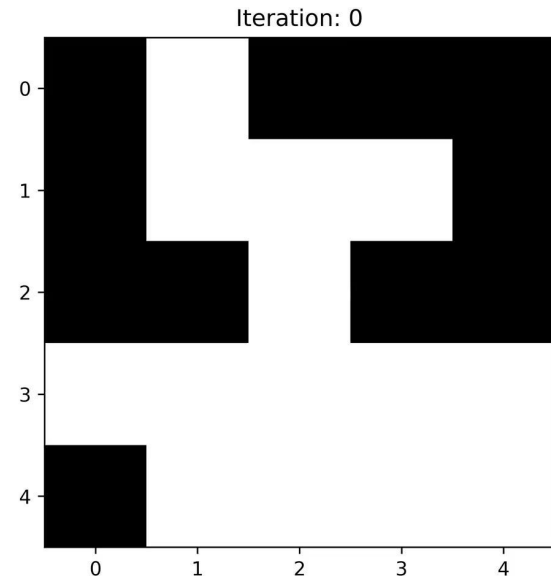
Redes de Hopfield

Patrones de letras con ortogonalidad baja

Patrón de la letra I

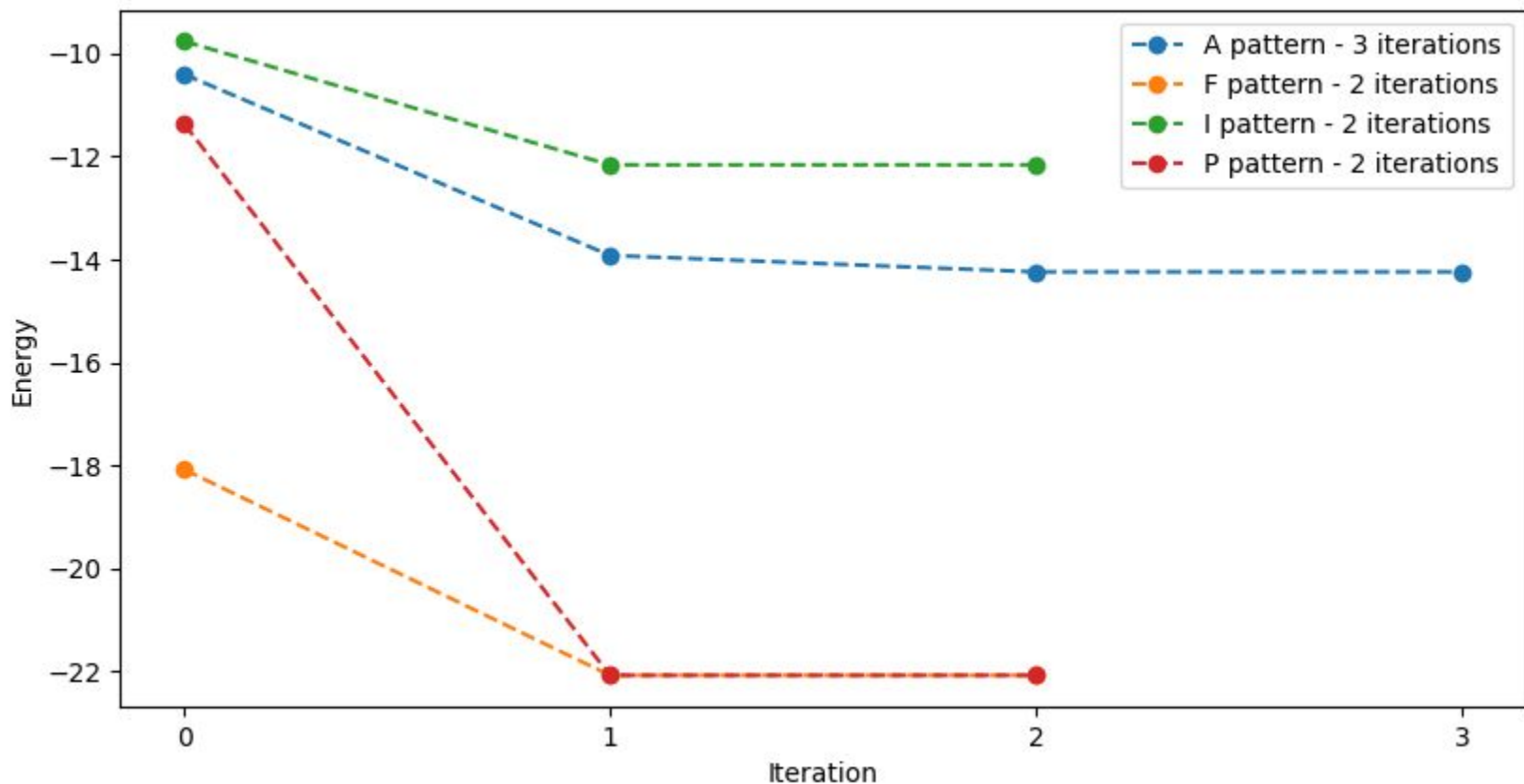


Patrón de la letra P



Redes de Hopfield

Patrones de letras con ortogonalidad baja: Gráfico energía



Redes de Hopfield

Patrones de letras con ortogonalidad baja: Tabla valores de energía

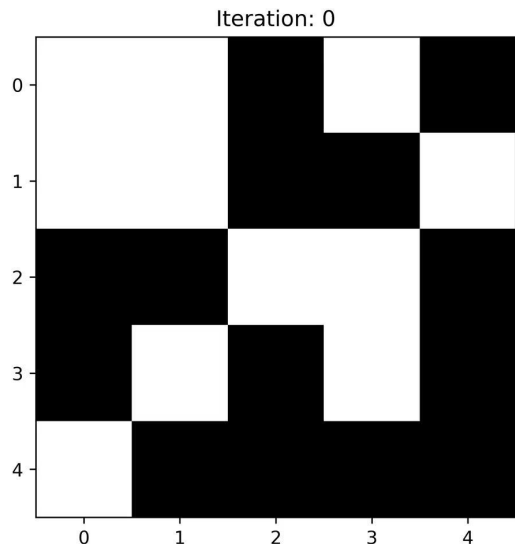
Patrón de letra	Iteración 0	Iteración 1	Iteración 2	Iteración 3
A	-10.4	-13.92	-14.24	-14.24
F	-18.08	-22.08	-22.08	-
I	-9.76	-12.16	-12.16	-
P	-11.36	-22.08	-22.08	-

Redes de Hopfield

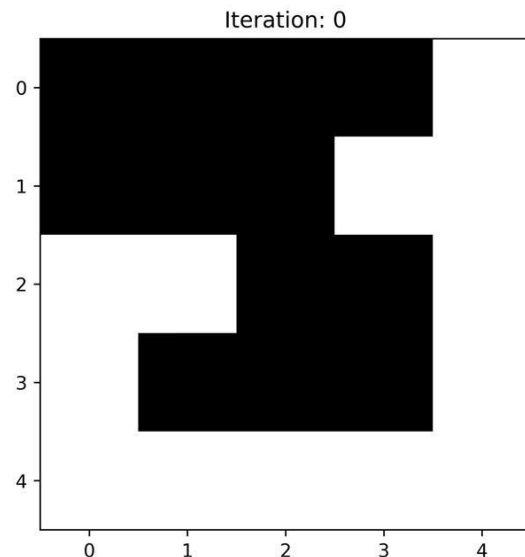
Prediciendo un patrón ruidoso con patrones con ortogonalidad elevada y baja

Probabilidad para agregar **perturbaciones de 0.5**

**Patrón de la letra T con
ortogonalidad elevada (L - R - T - X)**



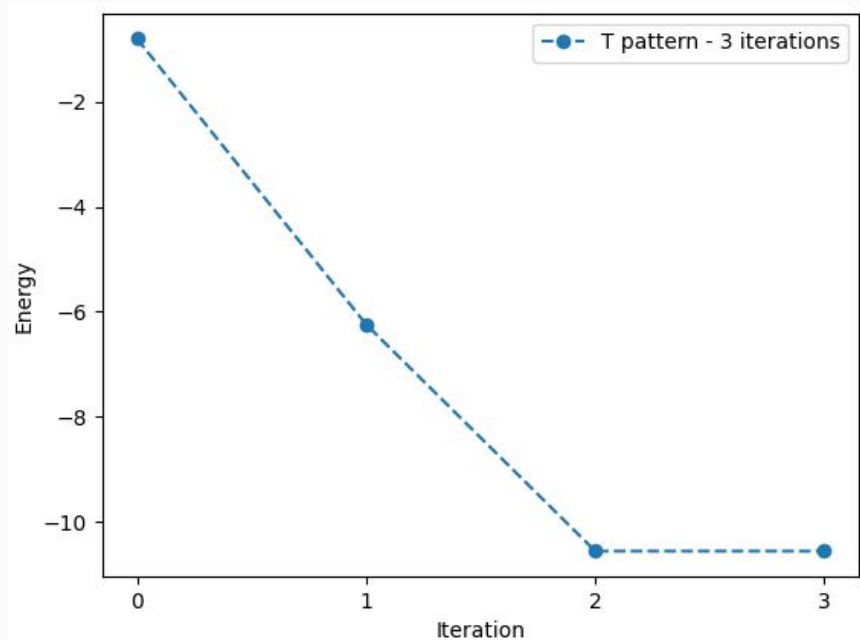
**Patrón de la letra I con ortogonalidad
baja (A - F - I - P)**



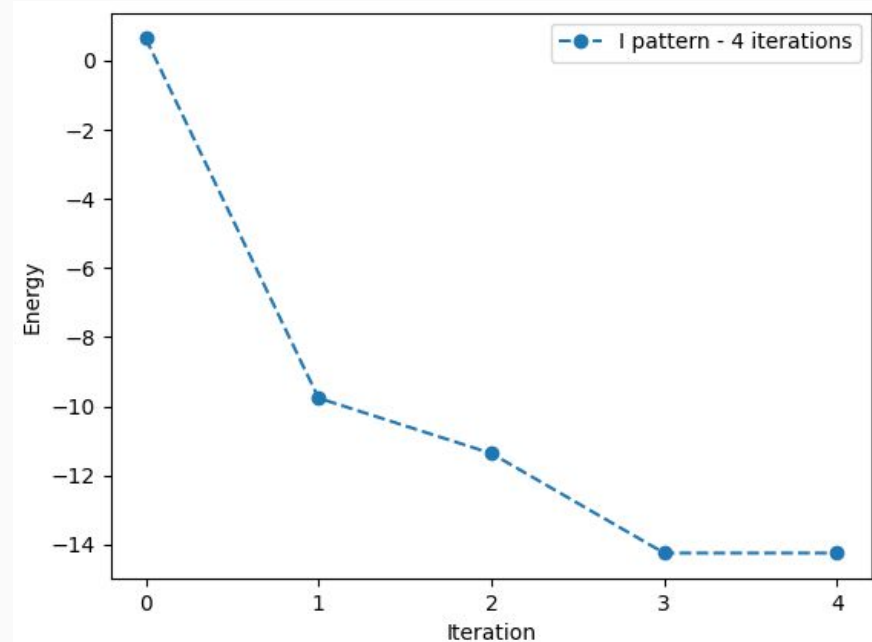
Redes de Hopfield

Prediciendo un patrón ruidoso con patrones con ortogonalidad elevada y baja: Gráfico de energía

**Patrón de la letra T con
ortogonalidad elevada (L - R - T - X)**



**Patrón de la letra I con ortogonalidad
baja (A - F - I - P)**



Conclusiones

Conclusiones

- **Estandarizar** los datos ayuda a clasificar y ordenar correctamente con las redes de **Kohonen** y **Oja**.
- En **Kohonen**, un k elevado dispersa más los datos, pero genera una mayor cantidad de neuronas muertas.
- En **Kohonen**, la cantidad de épocas influye en la clasificación de los datos.
- **Para obtener buenas aproximaciones** de PC1 con **Regla de Oja** se necesita un número **elevado de épocas** y una **tasa de aprendizaje pequeña**
- **Regla de Oja** es **numéricamente estable**

Conclusiones

- A **menor tasa de aprendizaje**, significativamente **mayor tiempo de convergencia** para Regla de Oja
- En redes de **Hopfield** es necesario tener un conjunto de entrenamiento lo **más ortogonal posible**.
- Entre los **estados espúreos** en **Hopfield** se encuentran los **opuestos** de los estados almacenados.
- Los **mínimos locales** de **Hopfield** poseen a su **estado opuesto** como mínimo simultáneamente.

Gracias por su atención