Sistemas de Inteligencia Artificial

Aprendizaje No Supervisado

Grupo 02 - ITBA 2024

El equipo

Girod, Joaquín

Ijjas, Christian

Magliotti, Gianfranco

Ferrutti, Francisco

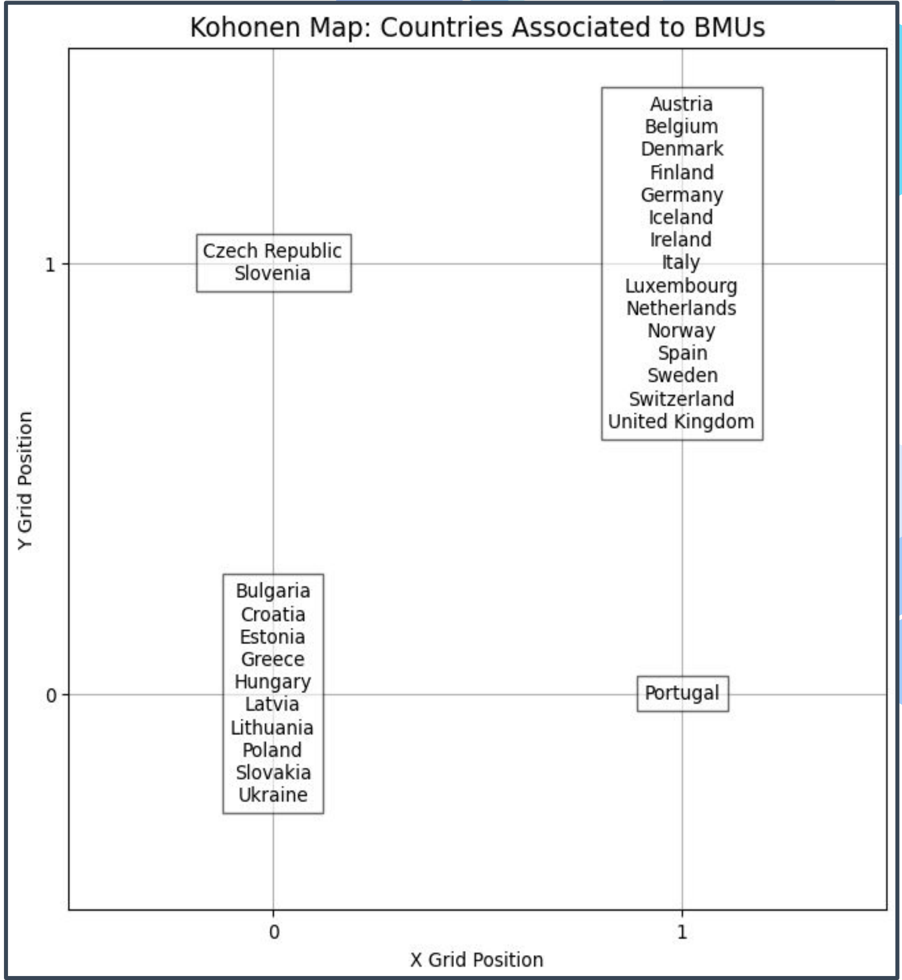
01

Red de Kohonen

Primera Agrupación

- Agrupación Clásica :
  - Países Desarrollados
  - Países en Vías de Desarrollo
  - Países No Desarrollados
- Reclusión a Europa
- Muy Simple

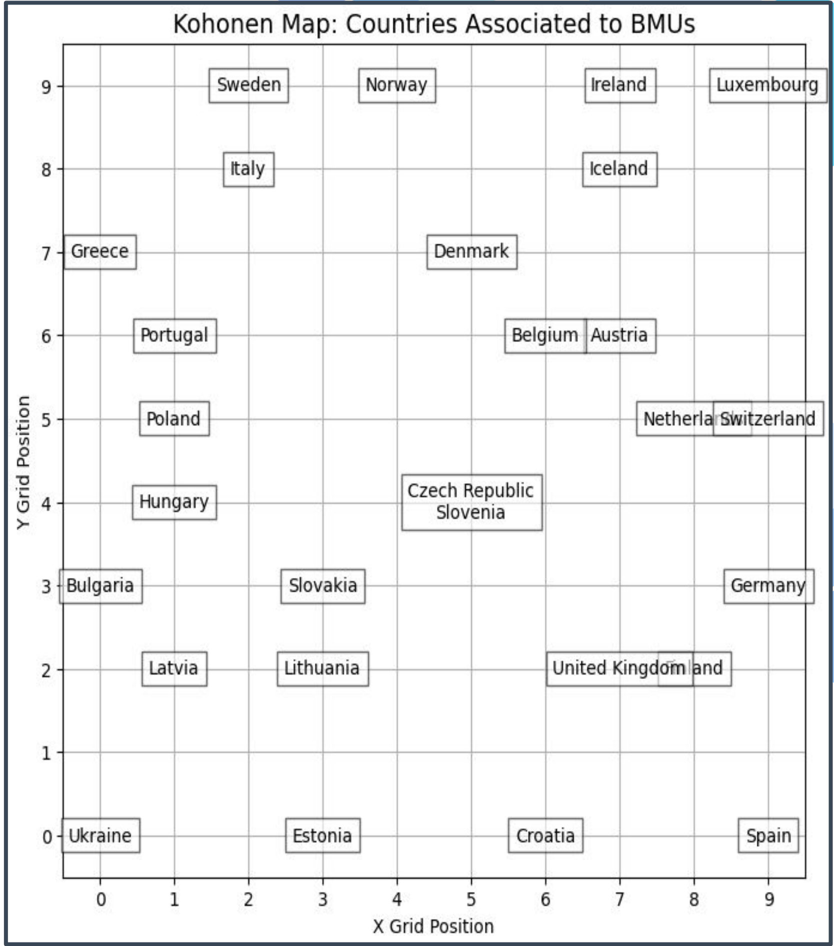
```
seed = 42
grid_size = 2
eta = 0.5
eta_fn = expo_decay
initial_radius = 3
radius_fn = expo_decay
sim_fn = euclidean
epochs = 1000
```



Aumentamos Grid Size

- Ganamos Diferenciación
- No estamos realmente agrupando, intuitivamente bajamos el grid size
- Muchas neuronas inutilizadas

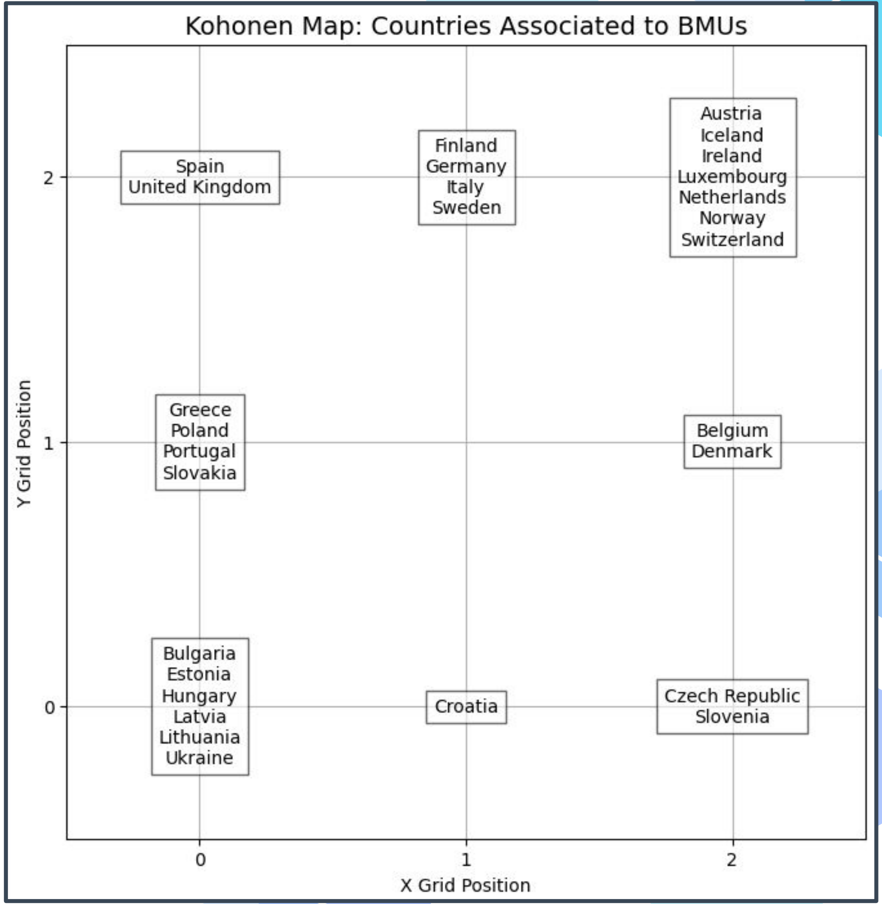
```
seed = 42
grid_size = 10
eta = 0.5
eta_fn = expo_decay
initial_radius = 3
radius_fn = expo_decay
sim_fn = euclidean
epochs = 1000
```



Equilibrio

- Agrupación con una cantidad equilibrada de elementos
- Una sola Neurona Muerta
- Atado al Data Set
- Pero no podemos apreciar la distancia entre las neuronas...

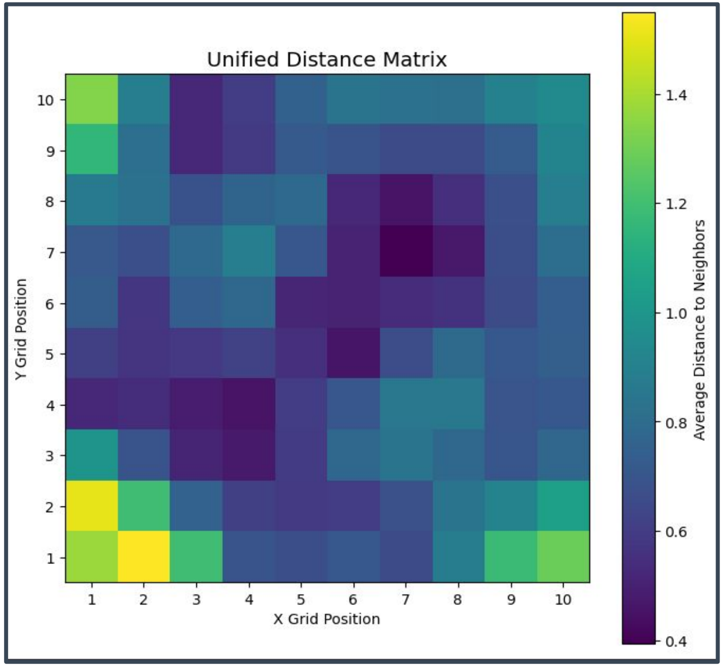
```
seed = 42
grid_size = 3
eta = 0.5
eta_fn = expo_decay
initial_radius = 3
radius_fn = expo_decay
sim_fn = euclidean
epochs = 1000
```

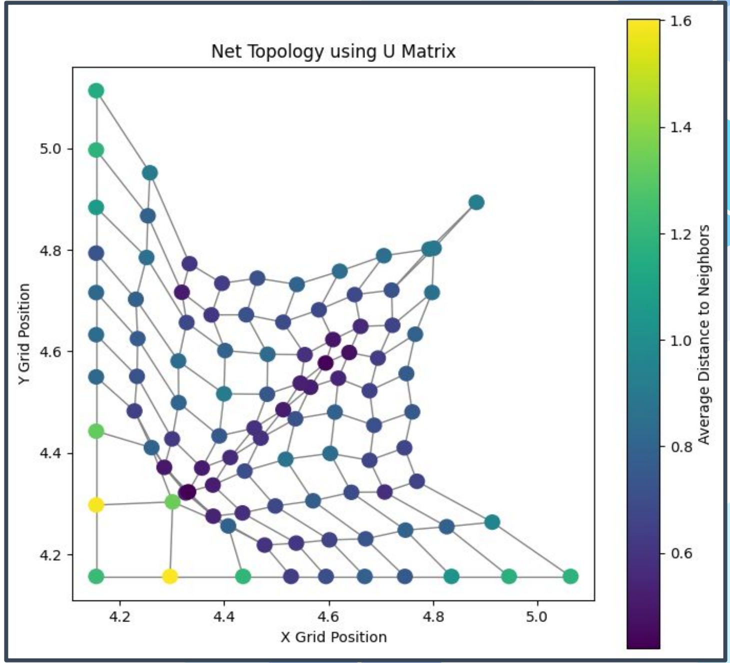


Análisis de Distancias

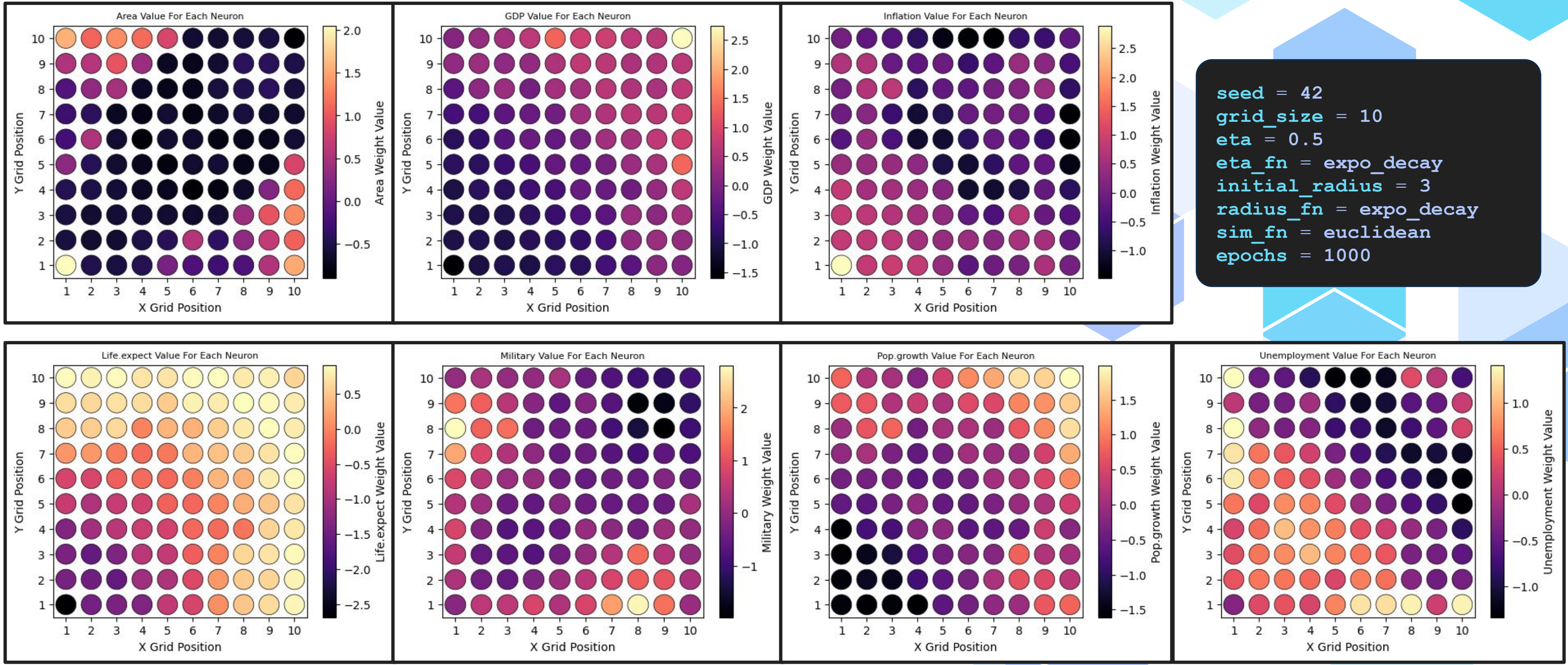
- Usamos **grid_size** 10 para apreciar mejor la topología
- La acumulacion le otorga mayor precisión a la red

```
seed = 42
grid_size = 10
eta = 0.5
eta_fn = expo_decay
initial_radius = 3
radius_fn = expo_decay
sim_fn = euclidean
epochs = 1000
```





Análisis de Variables



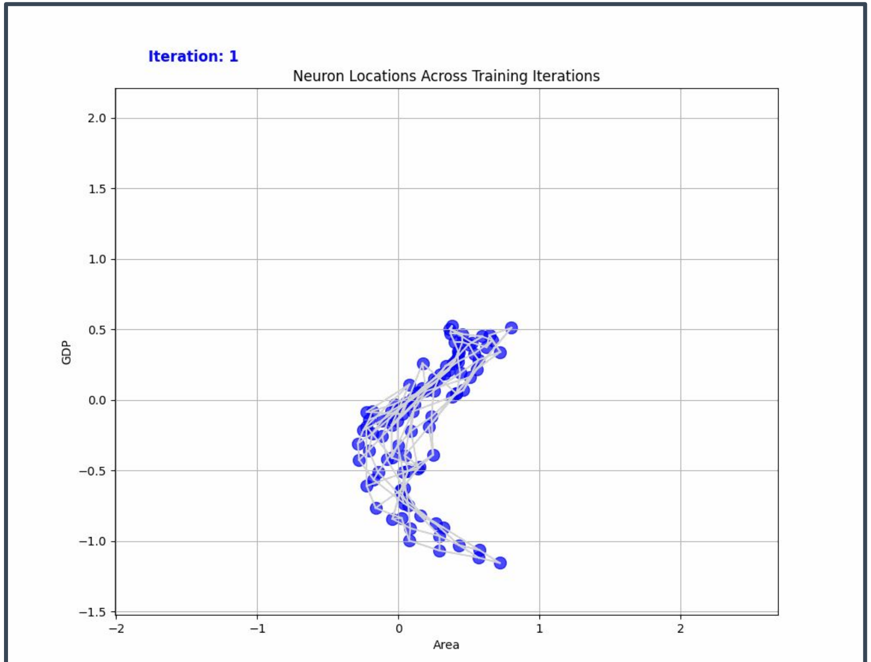

```
seed = 42
grid_size = 10
eta = 0.5
eta_fn = expo_decay
initial_radius = 3
radius_fn = expo_decay
sim_fn = euclidean
epochs = 1000
```

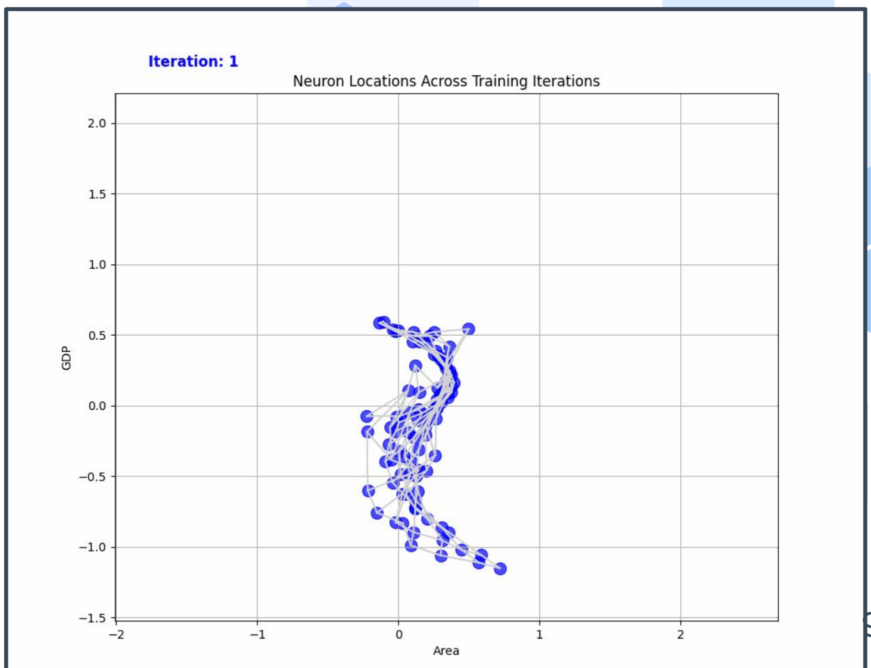
Convergencia

```
SOM 1
seed = 42
grid_size = 10
eta = 0.5
eta_fn = expo_decay
initial_radius = 3
radius_fn = expo_decay
sim_fn = euclidean
epochs = 100
```

- La red derecha no logra estabilizarse
- Efecto de los hiperparámetros
- Muy dependiente del último valor utilizado para fitting

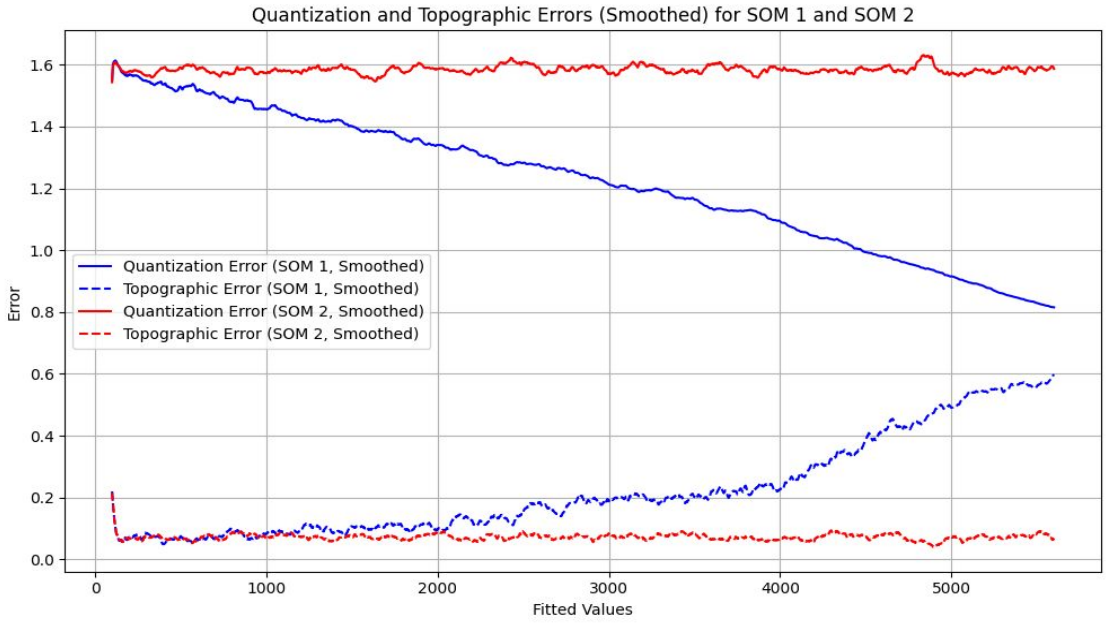
```
SOM 2
seed = 42
grid_size = 10
eta = 0.5
eta_fn = constant
initial_radius = 3
radius_fn = constant
sim_fn = euclidean
epochs = 100
```





Errores

- SOM 2 no logra minimizar el error de cuantización
- La red minimiza el error de cuantización al costo del error topográfico
- Un trade-off que vale la pena?



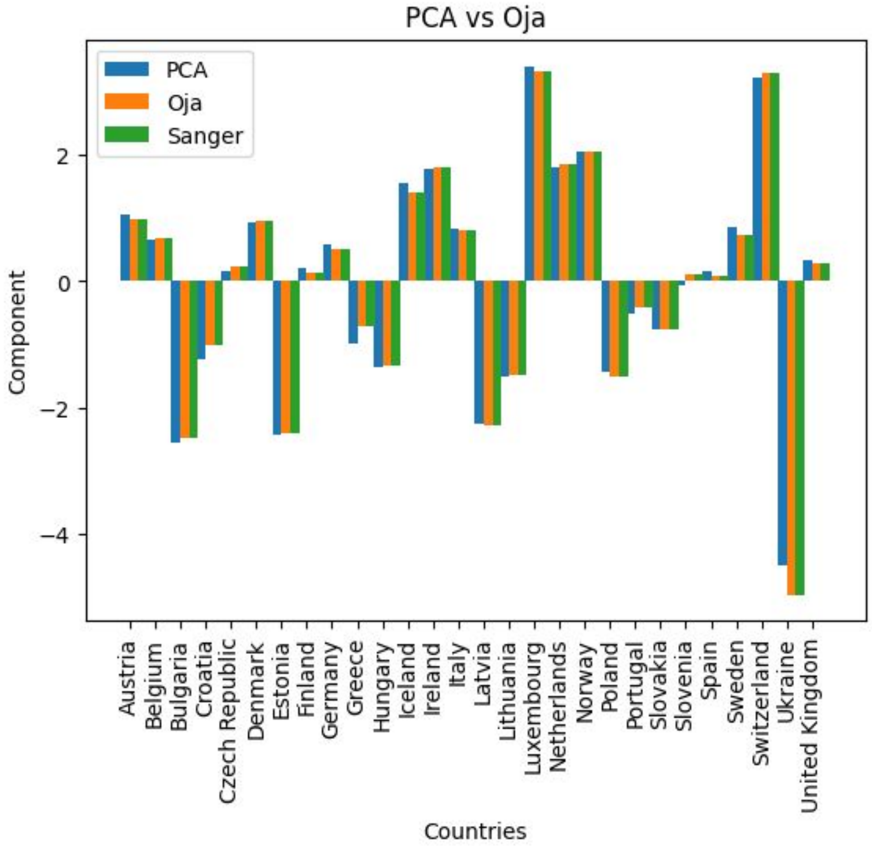

```
SOM 1
seed = 42
grid_size = 10
eta = 0.5
eta_fn = expo_decay
initial_radius = 3
radius_fn = expo_decay
sim_fn = euclidean
epochs = 100
```

```
SOM 2
seed = 42
grid_size = 10
eta = 0.5
eta_fn = constant
initial_radius = 3
radius_fn = constant
sim_fn = euclidean
epochs = 100
```

02

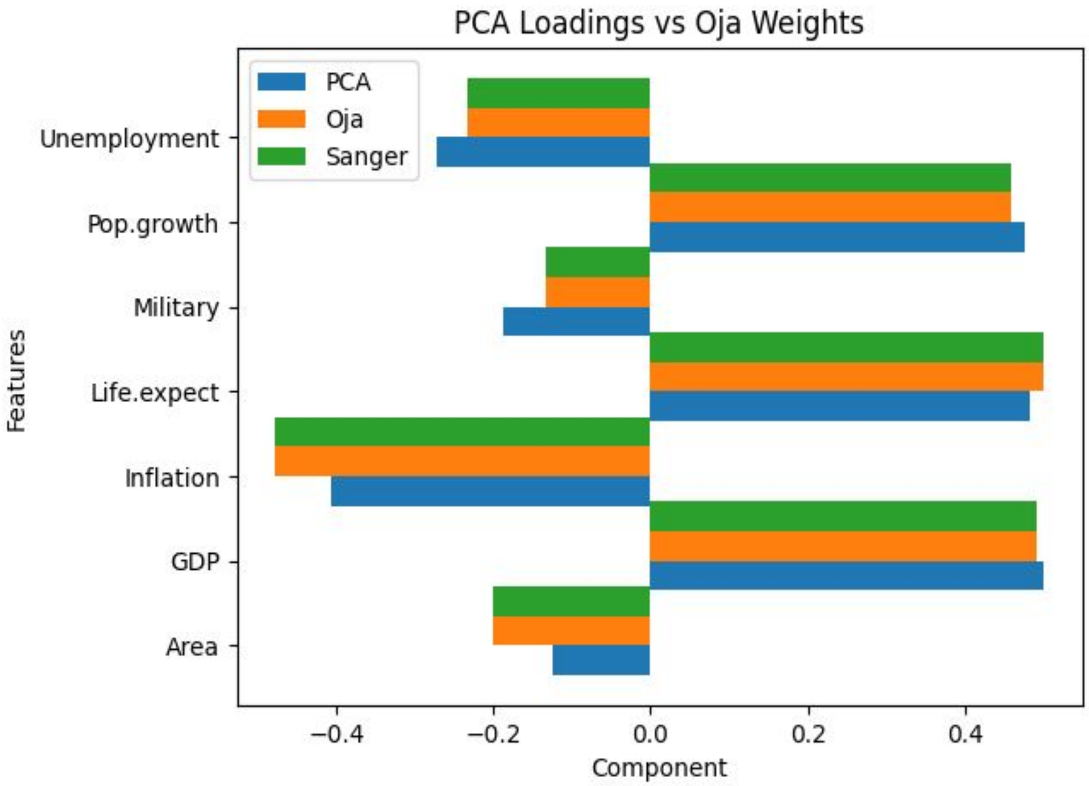
Oja y Sanger

PCA vs Oja vs Sanger



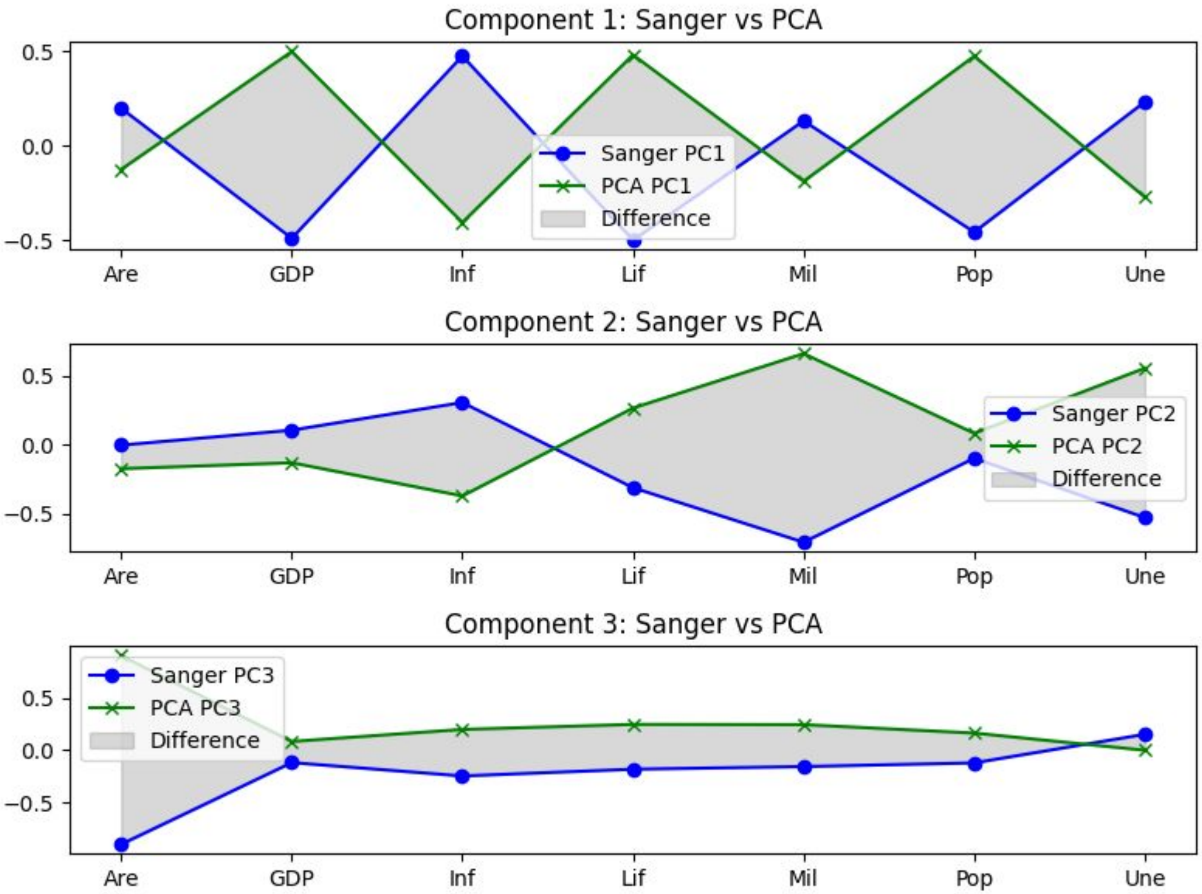
- Seed: 42
- Dividing by epoch
- 1000 epochs
- Learning Rate 0.01

PCA vs Oja vs Sanger: Loadings



- Seed: 42
- Dividing by epoch
- 1000 epochs
- Learning Rate 0.01

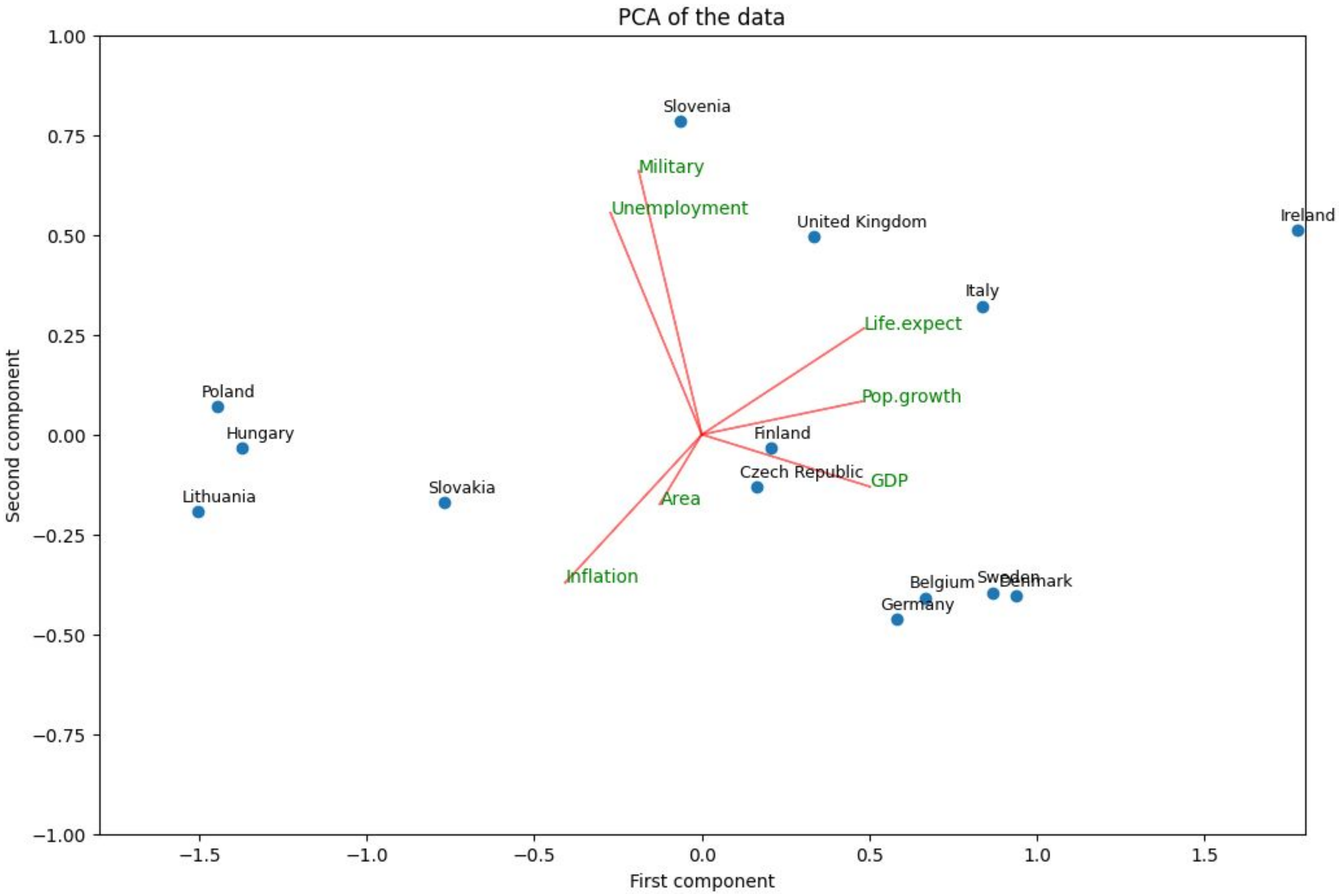
PCA vs Sanger: Loadings



- Seed: 42
- Constant eta
- 1000 epochs
- Learning Rate 0.01

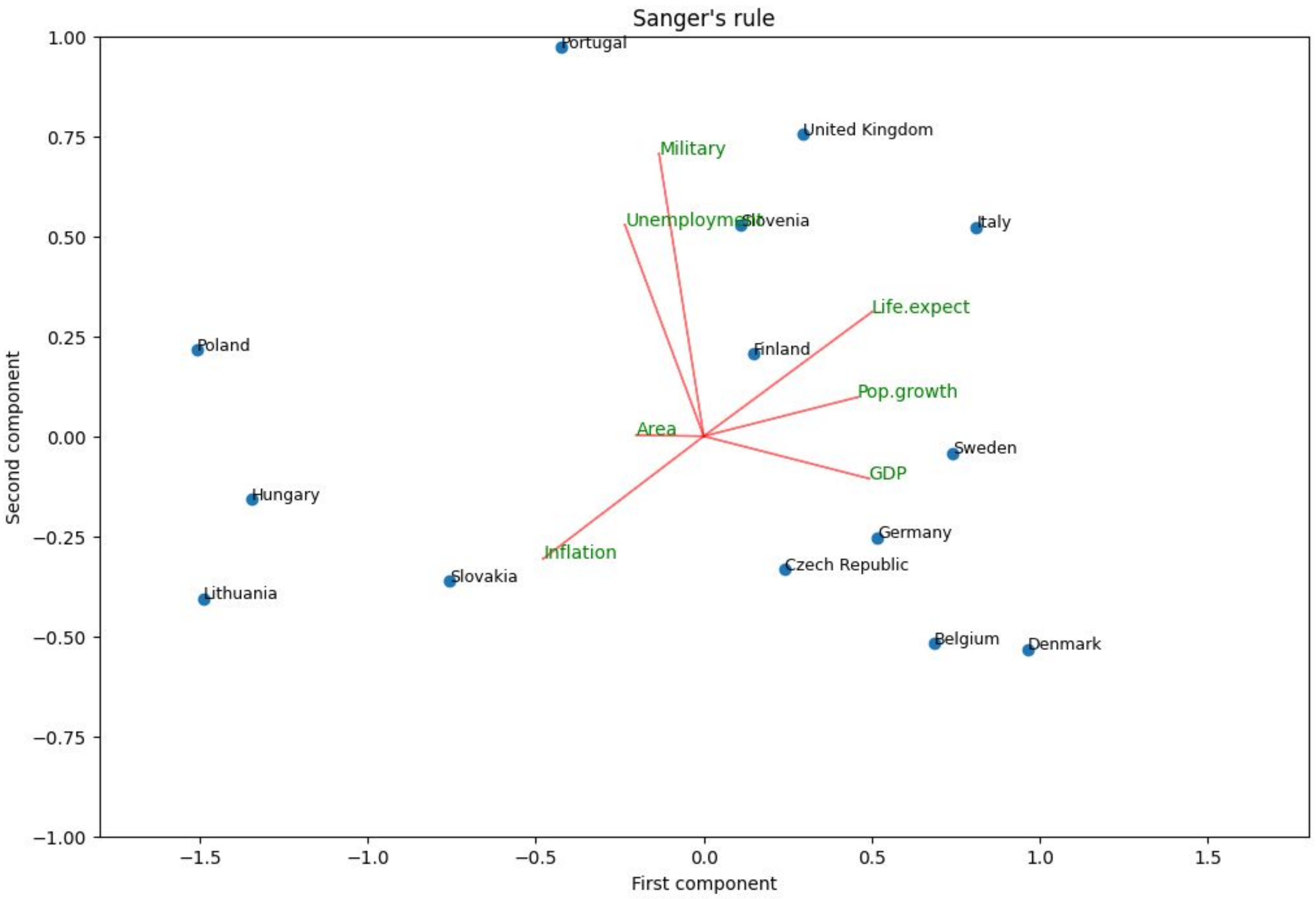
Repaso:

Biplot: PCA



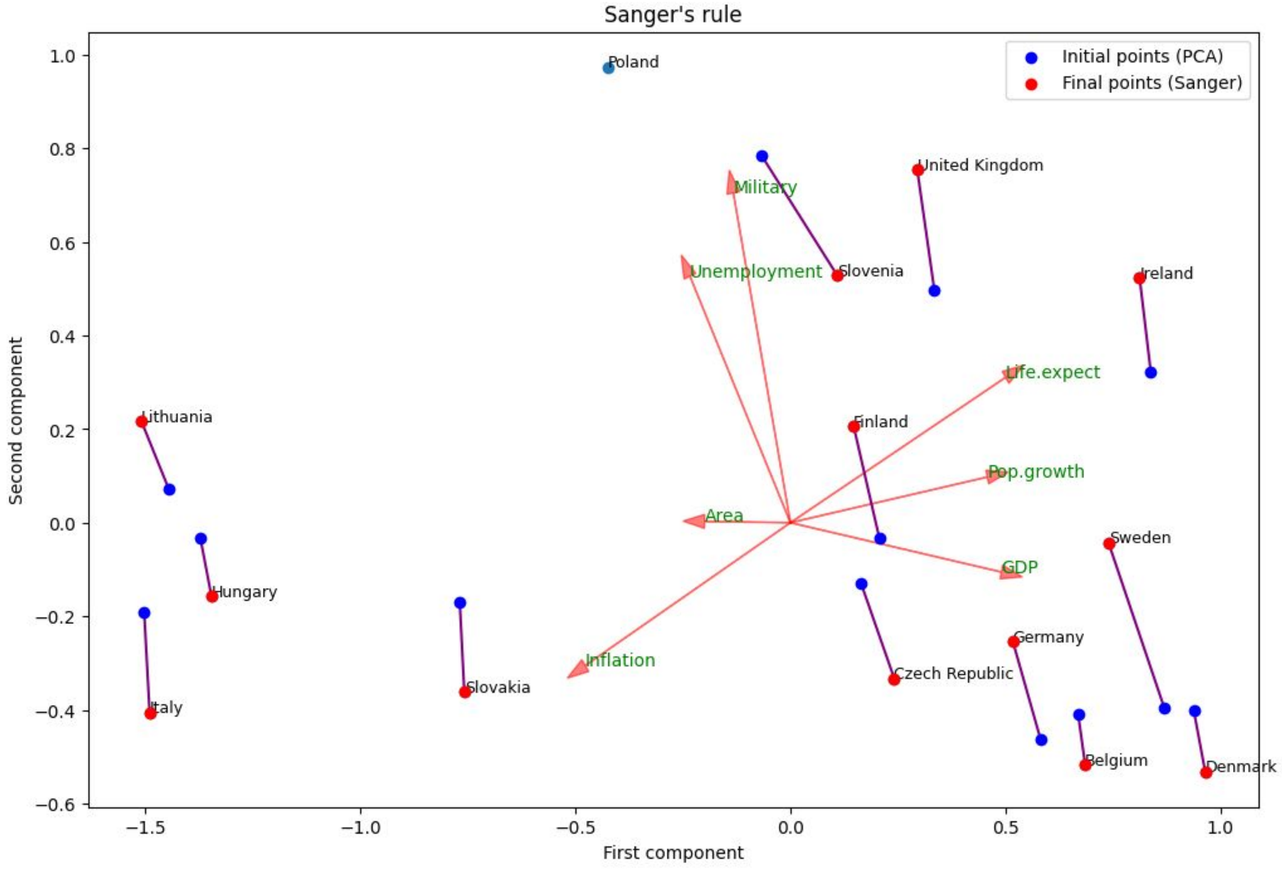
- Zoom in

Biplot: Sanger



- Seed: 42
- Constant eta
- 1000 epochs
- Learning Rate 0.01
- Zoom in

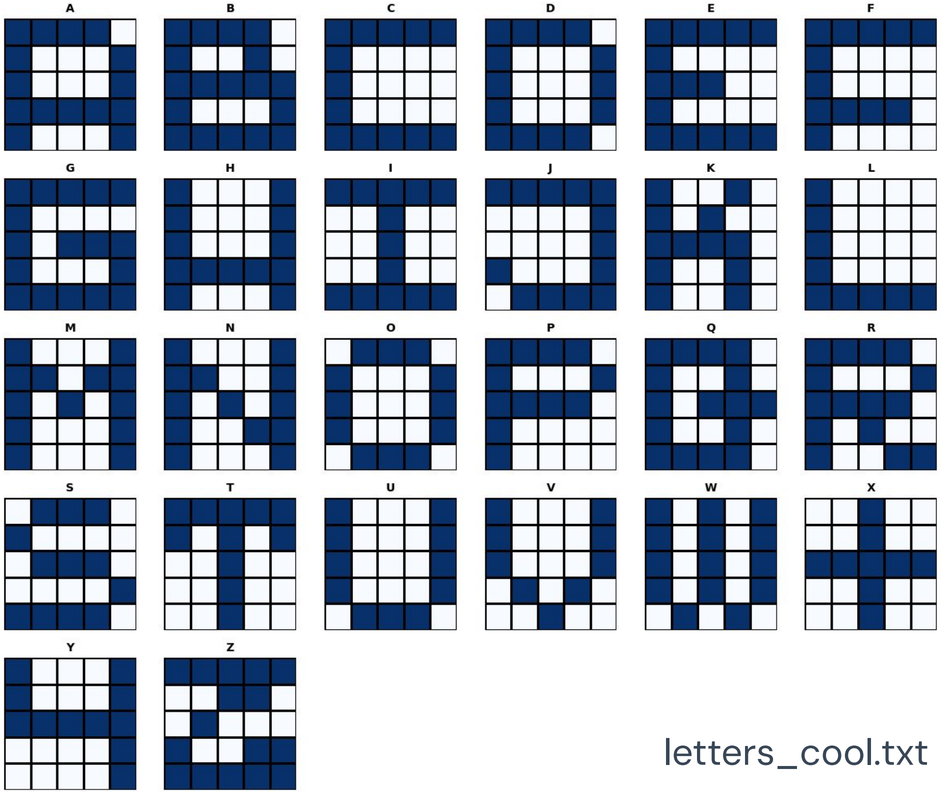
Biplot: Paths



03

Hopfield

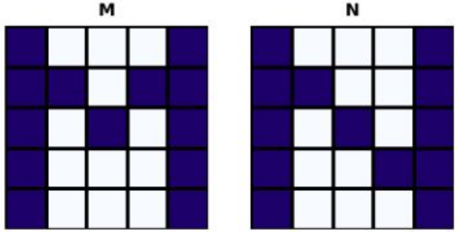
Nuestras Memorias

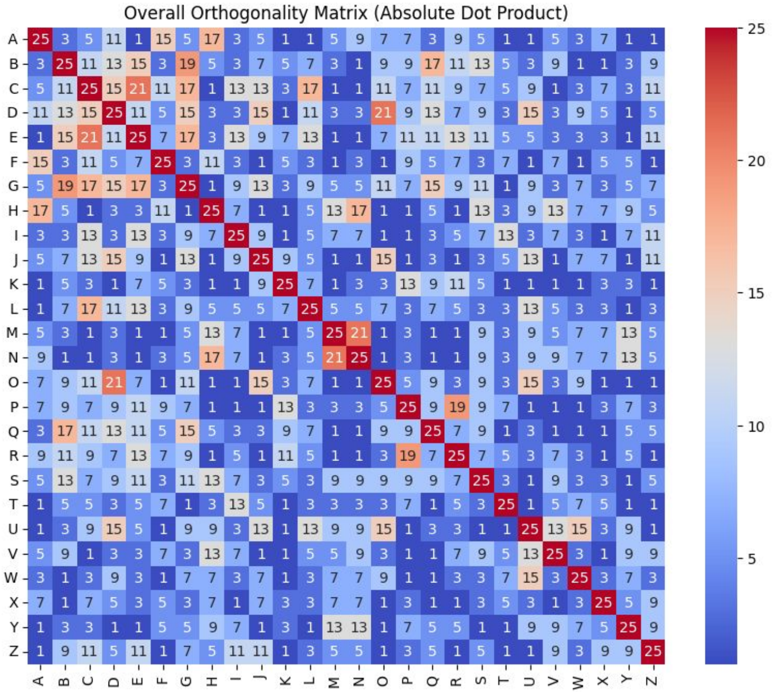


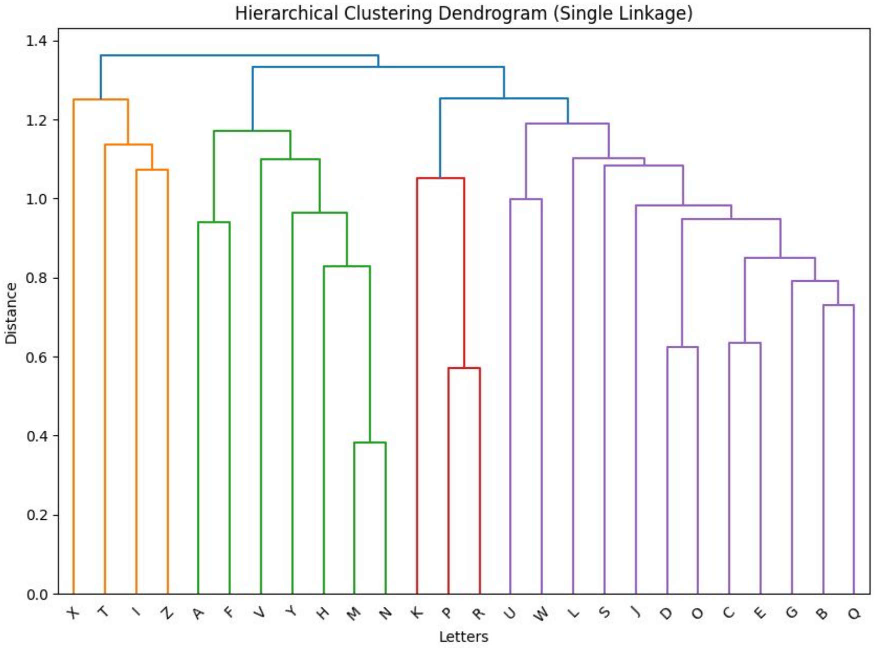
letters_cool.txt

Buenas Memorias

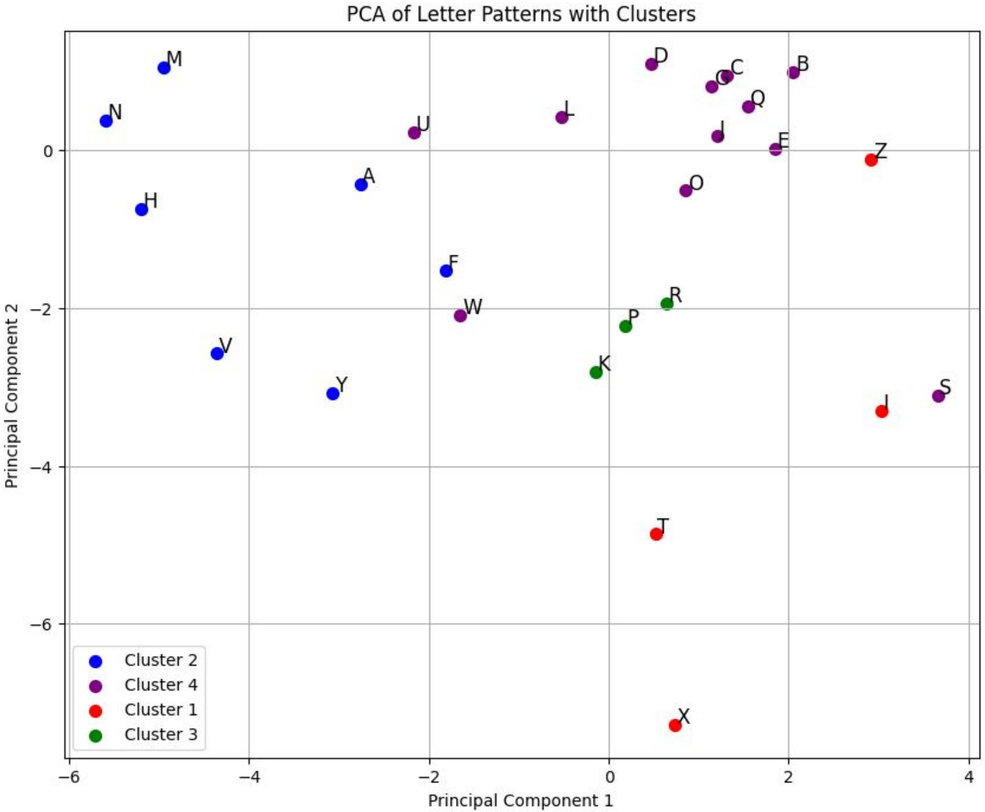
- ¿Cómo se eligen buenas memorias ?







Mejores Memorias



Mejores

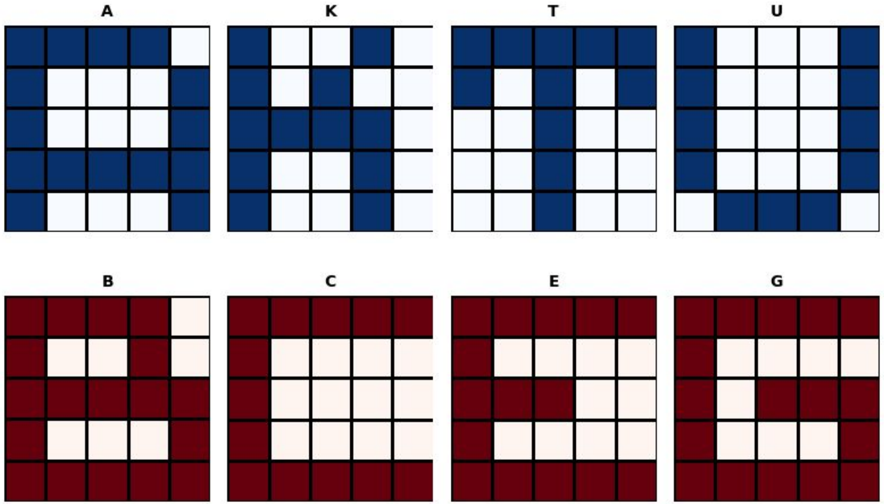
|<>| medio	grupo	unique_values
1.00	('A', 'K', 'T', 'U')	[1, 1, 1, 1, 1, 1]
1.00	('A', 'K', 'T', 'Z')	[1, 1, 1, 1, 1, 1]
1.00	('A', 'K', 'U', 'Z')	[1, 1, 1, 1, 1, 1]
1.00	('A', 'T', 'U', 'Z')	[1, 1, 1, 1, 1, 1]
1.00	('K', 'T', 'U', 'Z')	[1, 1, 1, 1, 1, 1]
1.33	('A', 'K', 'T', 'Y')	[1, 1, 1, 1, 3, 1]

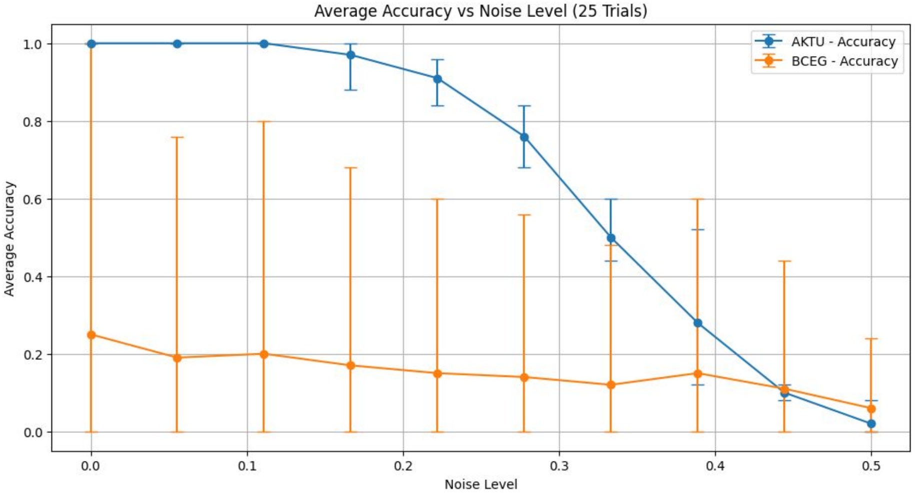
Peores

16.00	('C', 'D', 'E', 'G')	[15, 21, 17, 11, 15, 17]
16.67	('B', 'C', 'E', 'G')	[11, 15, 19, 21, 17, 17]

Las memorias muy similares generan recuerdos confusos.

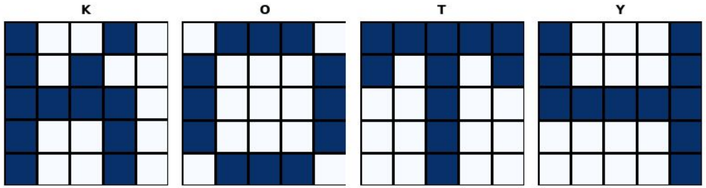
Comparando Memorias



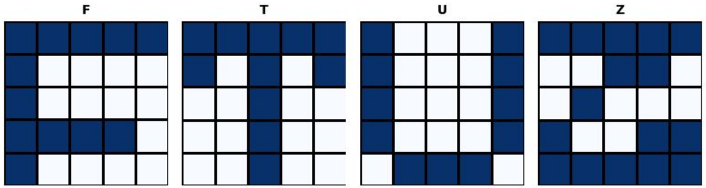


Se pone dificil reconstruir patrones

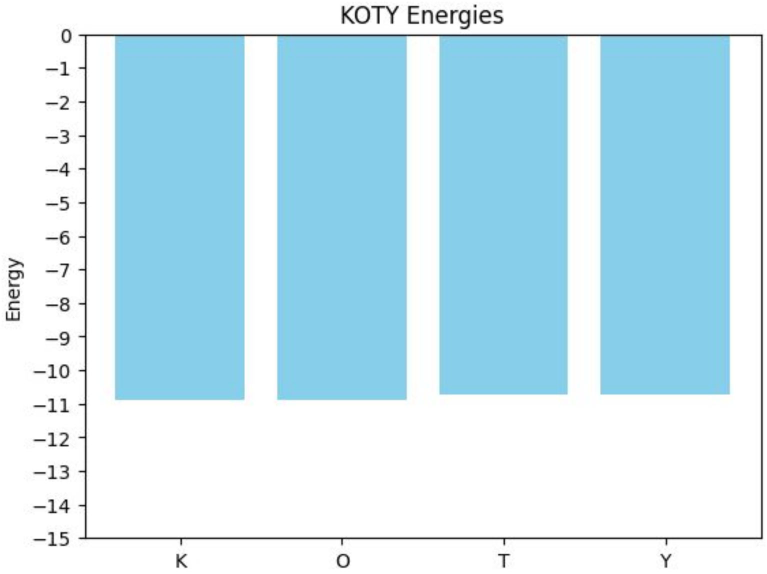
Comparando Memorias

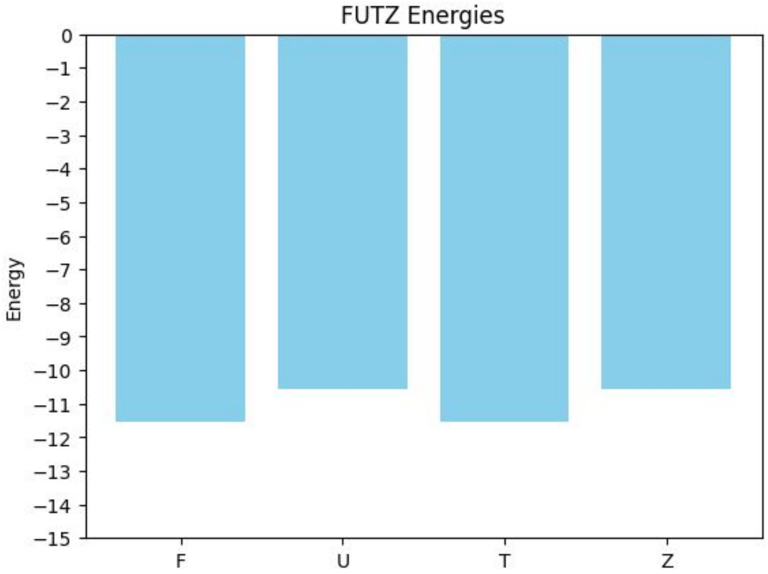


max: 3 | count: 3   2.00   ('K', 'O', 'T', 'Y')   [3, 1, 3, 3, 1, 1]



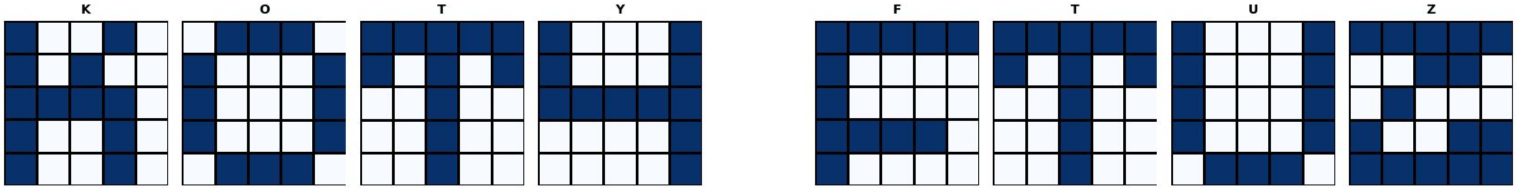
max: 7 | count: 1   2.00   ('F', 'T', 'U', 'Z')   [7, 1, 1, 1, 1, 1]

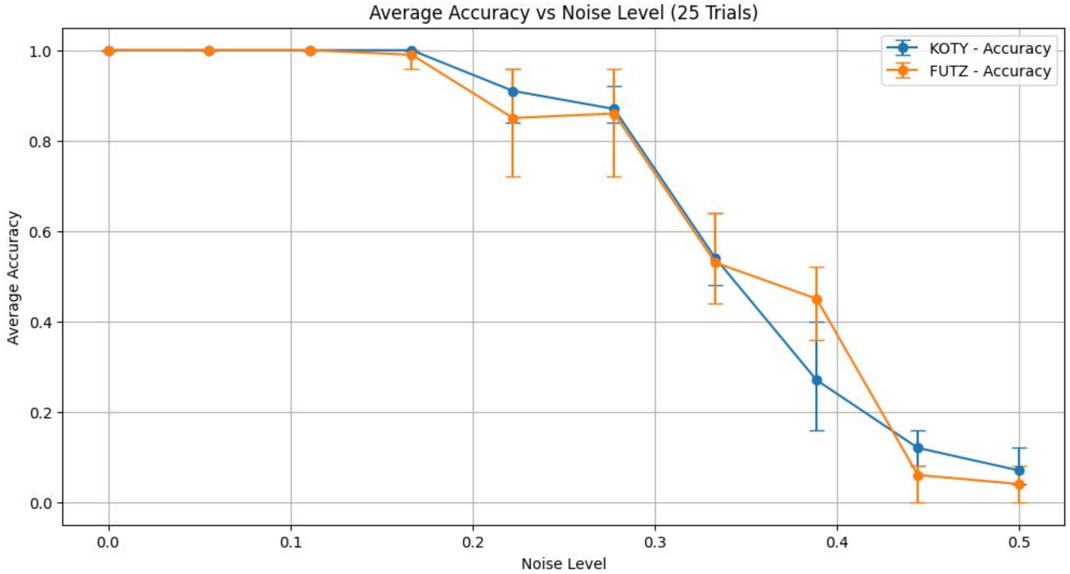




¿Preferimos que haya **uniformidad**?

Comparando Memorias

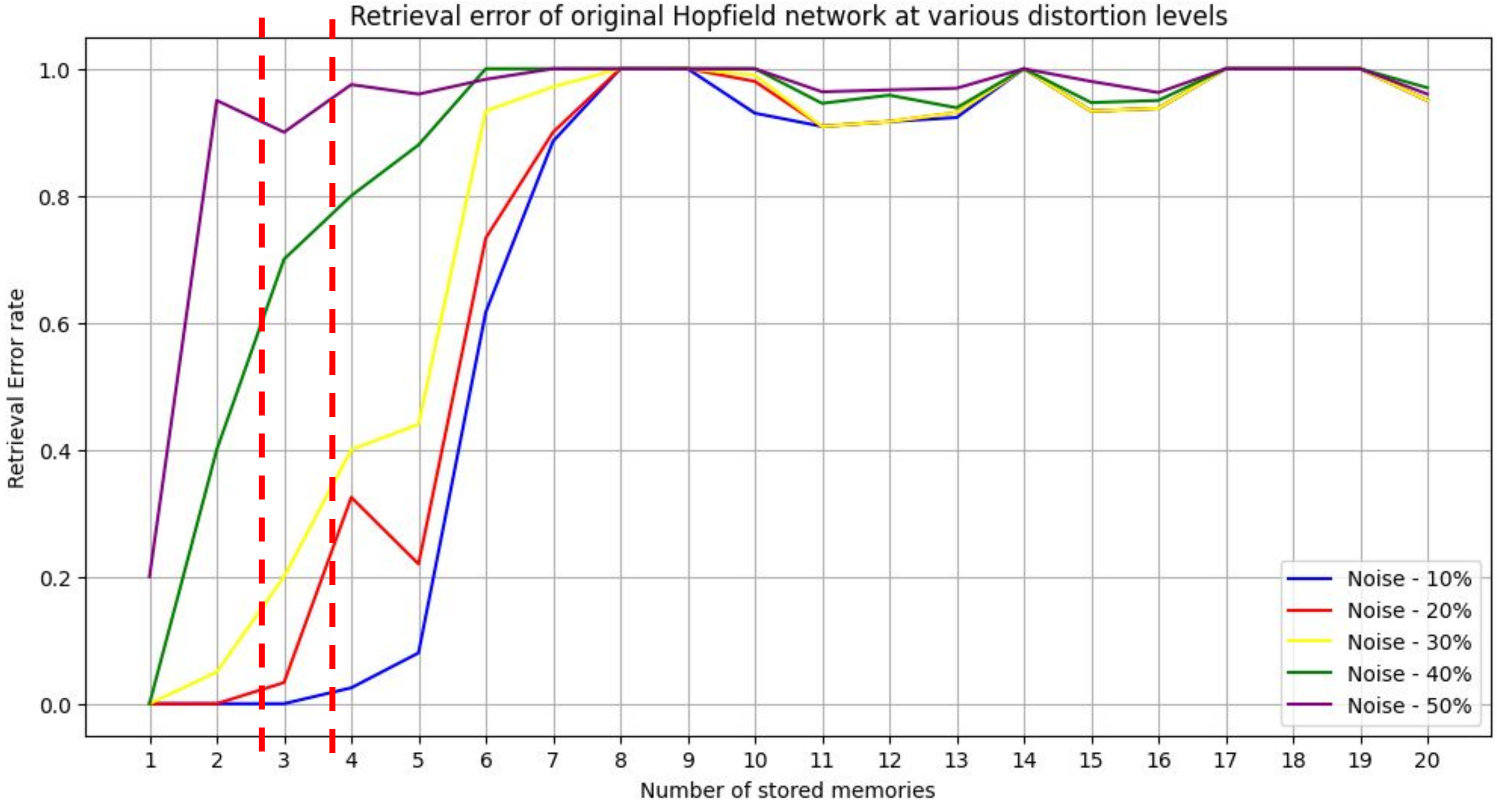




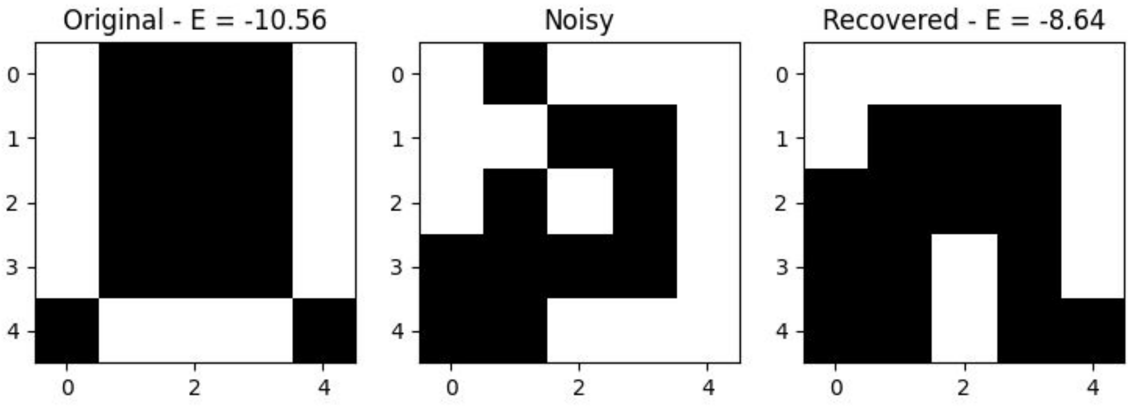
La media **esconde** datos relevantes

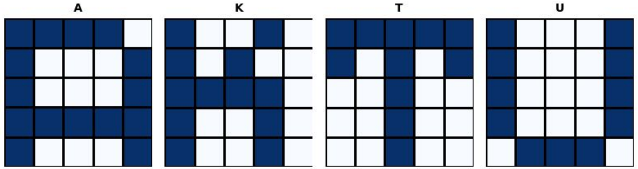
Limitaciones

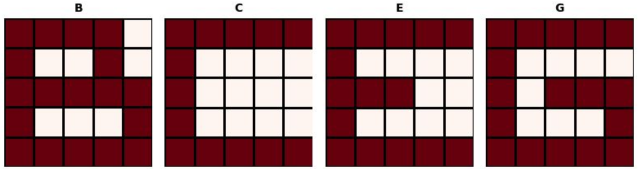
$$C \cong \frac{n}{2 \log_2 n}$$

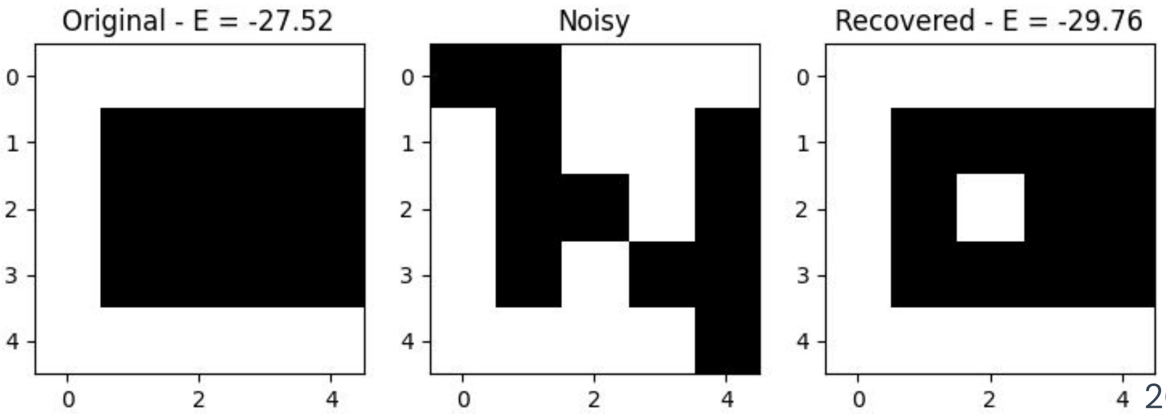


Espuriedad


Original - E = -10.56
Noisy
Recovered - E = -8.64


A
K
T
U

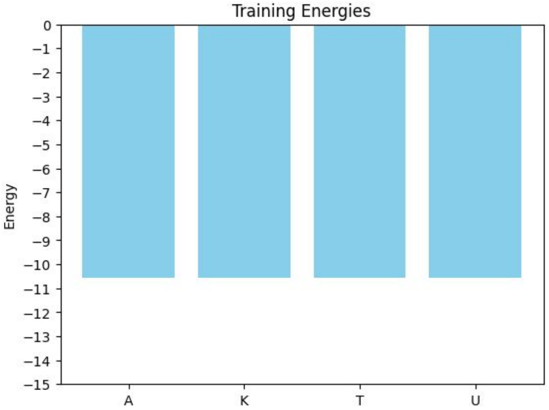

B
C
E
G

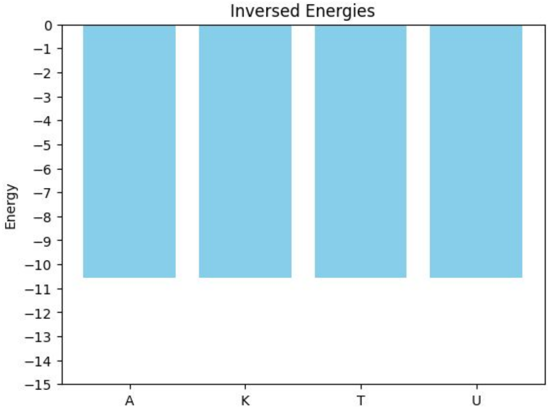

Original - E = -27.52
Noisy
Recovered - E = -29.76

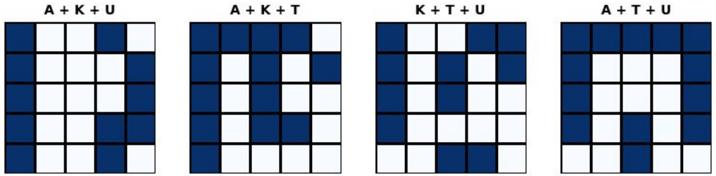
Clasificación

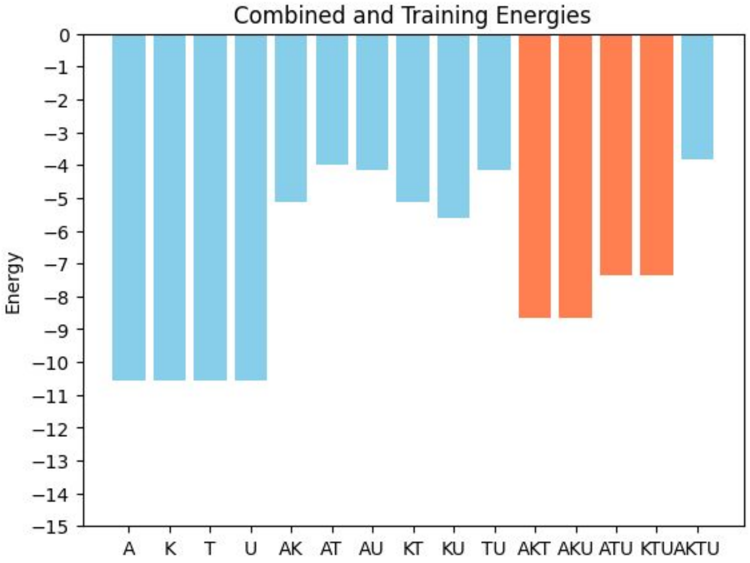
$$\epsilon_i^{\text{mix}} = \pm\,\text{sgn}(\pm\epsilon_i^{\mu_1} \pm \epsilon_i^{\mu_2} \pm \epsilon_i^{\mu_3})$$

- Negación
- CL de N patrones : N impar









$$E(-\xi^\mu) = -\frac{1}{2}\sum_i\sum_j w_{ij}(-\xi_i^\mu)(-\xi_j^\mu)$$

Al simplificar, tenemos:

$$E(-\xi^\mu) = -\frac{1}{2}\sum_i\sum_j w_{ij}\xi_i^\mu\xi_j^\mu = E(\xi^\mu)$$

¿Espuriedad = malo ?

espurio, ria SIN. / ANT.

Del lat. *spurius*.

1. adj. **bastardo** (ǁ que degenera de su origen o naturaleza).

SIN.: bastardo, ilegítimo.
ANT.: puro.

2. adj. **falso** (ǁ fingido).

SIN.: falso, refalsado, ficticio, fraudulento, bamba[3].
ANT.: verdadero, auténtico.

hijo espurio

+

=

01

Conclusiones

Conclusiones generales

- Cada red vista está especializada para un tipo de problema particular
  - Trabajarlas para poder utilizarlas en problemas de predicción resulta que sean poco óptimas
- Estos modelos nos demuestran la capacidad de poder aprender incluso en contextos donde no hay una respuesta "correcta" conocida
- Buscamos cierta uniformidad para garantizar la estabilidad de los atractores de Hopfield
- Los estados espurios pueden ser útiles, no necesariamente son interferencia.

Conclusiones generales

- No podremos siempre minimizar los errores. La reducción de uno puede llevar al aumento de otro.
- Oja y Sanger permiten aproximar a la reducción de dimensionalidad que ofrece PCA a una fracción del poder de cómputo
- La implementación actual de Hopfield demuestra potencial, pero limitado

A futuro

- Hopfield: Regla de Storkey, Implementaciones continuas[1]
- Oja y Sanger: Extension no lineal

[1]Ramsauer, H., Schäfl, B., Lehner, J., Seidl, P., Widrich, M., Adler, T., … Hochreiter, S. (2021). Hopfield Networks is All You Need. arXiv [Cs.NE]. Retrieved from http://arxiv.org/abs/2008.02217

Thanks!

Do you have any questions?

youremail@freepik.com
+34 654 321 432
yourwebsite.com