

# Grado en Ingeniería de Sistemas de Inteligencia Artificial

## Redes neuronales

Laboratorio 3: Implementación de un SOM con  
Pokemons



Universidad  
Francisco de Vitoria  
**UFV** Madrid

Jacobo Martín

## Índice

1. Introducción.....	3
2. Experimentación y Resultados.....	3
2.1. Tuning de Hiperparámetros.....	3
2.2. Visualización de Gráficas .....	4
3. Cuestiones .....	6
3.1. Valores Óptimos de Hiperparámetros .....	6
3.2. Mejor Clasificación del Dataset de Entrenamiento.....	7
3.3. Clasificación de Nuevos Datos .....	9
4. Bibliografía.....	11

## 1. Introducción

Los Self-Organizing Maps (SOM) son redes neuronales no supervisadas que permiten visualizar y clasificar datos de alta dimensión en un espacio bidimensional. En este trabajo, se implementa un SOM para clasificar Pokémon basándose en sus efectividades contra diferentes tipos, analizando el impacto de los hiperparámetros en la calidad de la clasificación.

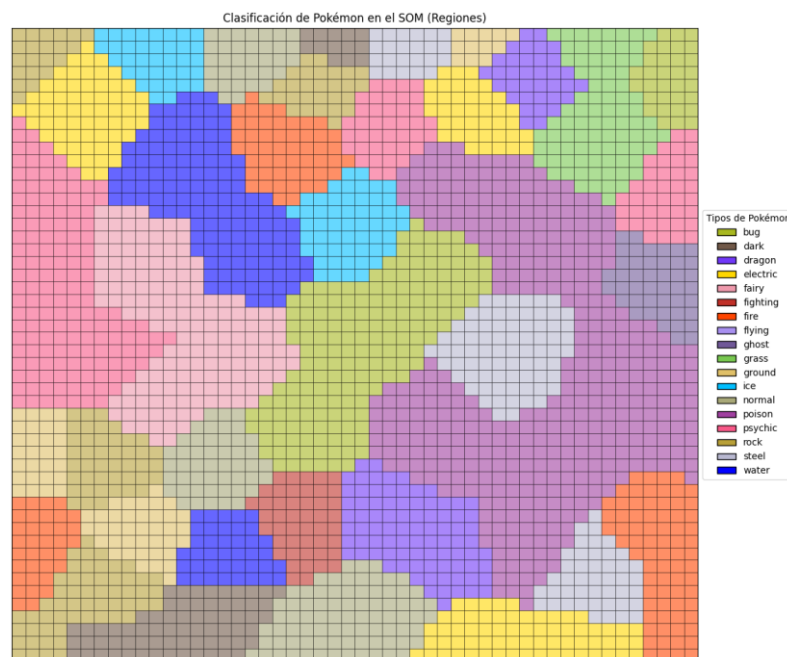


Figura 1. Ejemplo de la visualización de diferentes clusters de Pokemons.

Se han desarrollado visualizaciones especializadas que incluyen mapas de regiones por tipo, posicionamiento de Pokémon específicos y sus neuronas asociadas, complementadas con funciones clave para la identificación de clusters y la representación de áreas de influencia. La validación del modelo se realiza mediante la clasificación de Pokémon de prueba, analizando su ubicación en relación con sus características y tipos.

## 2. Experimentación y Resultados

### 2.1. Tuning de Hiperparámetros

El tamaño del mapa SOM presenta un importante compromiso en términos de visualización. Como se puede observar en la Figura 2 ,Figura

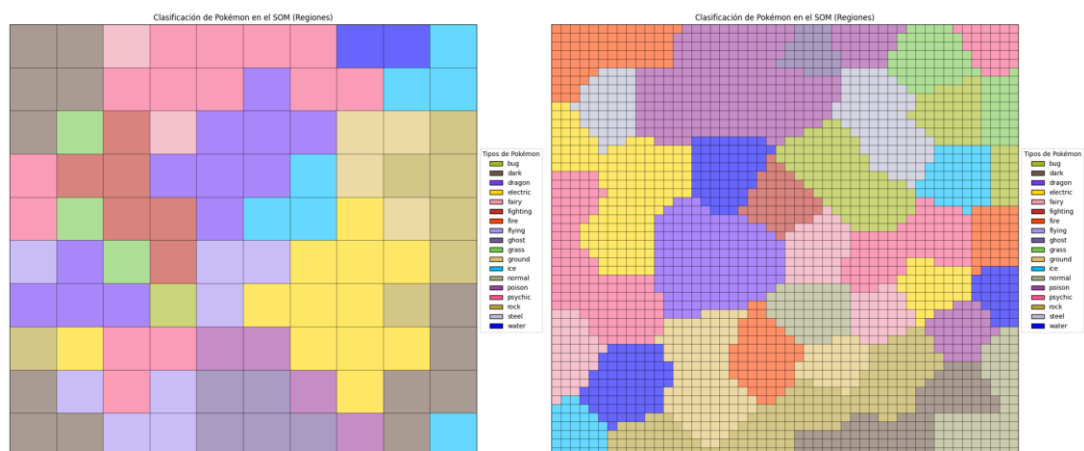
3, *Figura 4* y *Figura 5* los mapas pequeños proporcionan una visualización más clara para clasificar nuevos Pokémon, permitiendo identificar fácilmente dónde se ubican Pikachu, Articuno, Moltres y Slowbro en relación con las regiones de sus tipos.

Sin embargo, en estos mapas pequeños, las neuronas tienden a agruparse densamente, lo que dificulta la distinción clara de clusters en el mapa de distancias.

Por otro lado, los mapas más grandes revelan con mayor detalle la estructura de clusters y las relaciones topológicas entre tipos de Pokémon en el mapa de distancias, pero la visualización de nuevos Pokémon clasificados se vuelve menos práctica, ya que los puntos individuales resultan demasiado pequeños en relación al tamaño total del mapa. Esta observación subraya la necesidad de seleccionar cuidadosamente el tamaño del mapa según el objetivo principal del análisis.

## 2.2. Visualización de Gráficas

En la *Figura 2* se puede observar la diferencia entre un mapa pequeño y otro grande.



*Figura 2. Comparación del mapa de clasificación.*

Para complementar la anterior, en la *Figura 3* y *Figura 4* se puede ver lo mencionado en el punto anterior. Las neuronas están todas muy juntas debido al gran número de clusters, lo que hace que no se diferencien bien entre ellos.

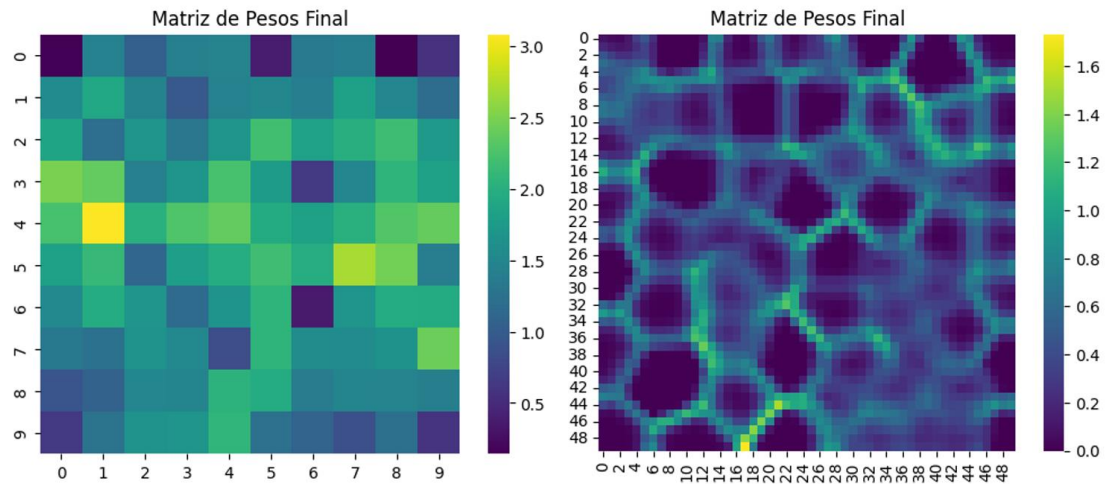


Figura 3. Comparación del mapa de distancias.

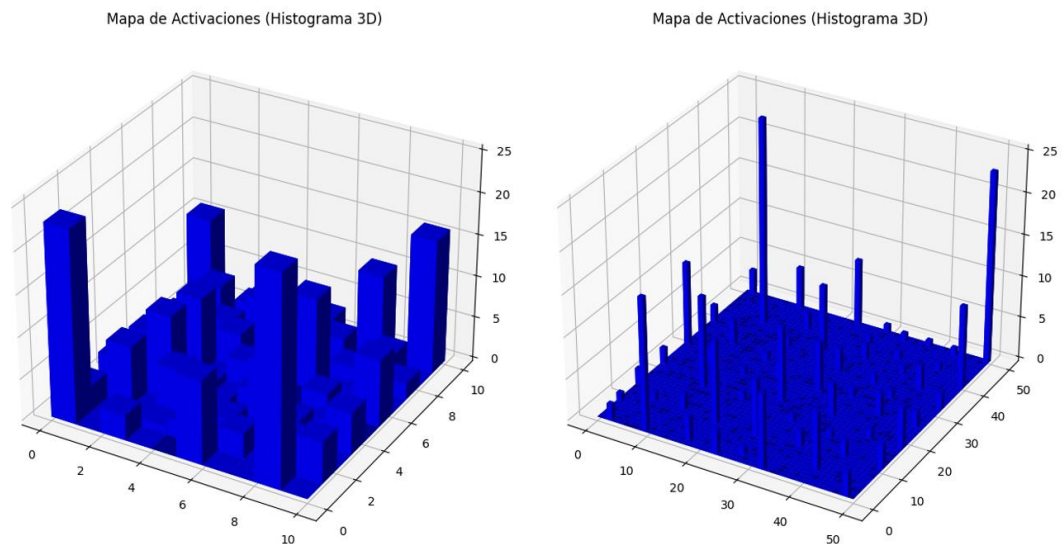


Figura 4. Comparación del mapa de activaciones.

Por lo que se han escogido los mapas de mayor tamaño para las visualizaciones de los diferentes Hiperparámetros y los de menor tamaño para la visualización del apartado de clasificación.

En la Figura 5 se muestra la comparación, y que en ambos casos Moltres y Articulo se posicionan muy cerca entre ellos, y Slowbro está en el cluster de agua.

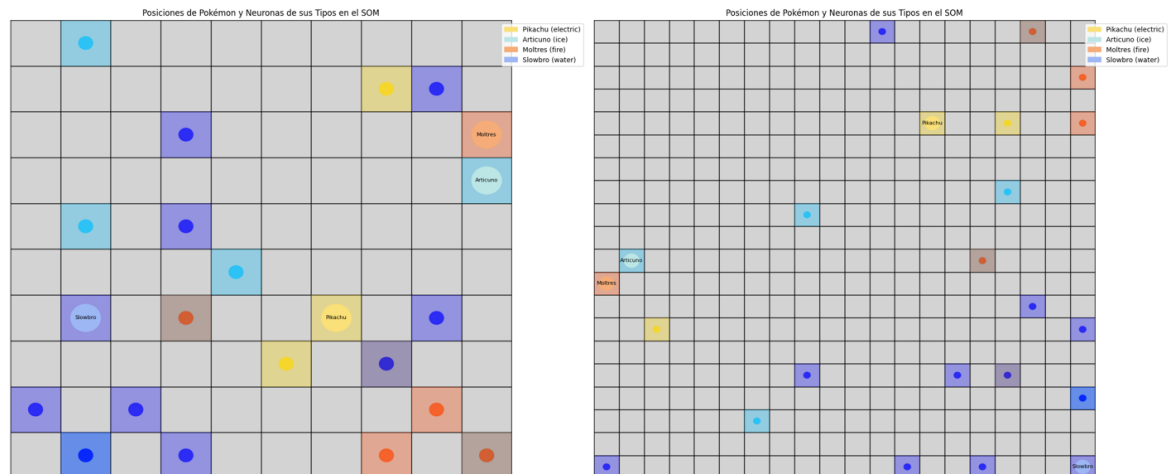


Figura 5. Comparación de los 4 Pokemons clasificados.

### 3. Cuestiones

#### 3.1. Valores Óptimos de Hiperparámetros

Automaticé la búsqueda de los resultados se explicarán a continuación de la Figura 6:

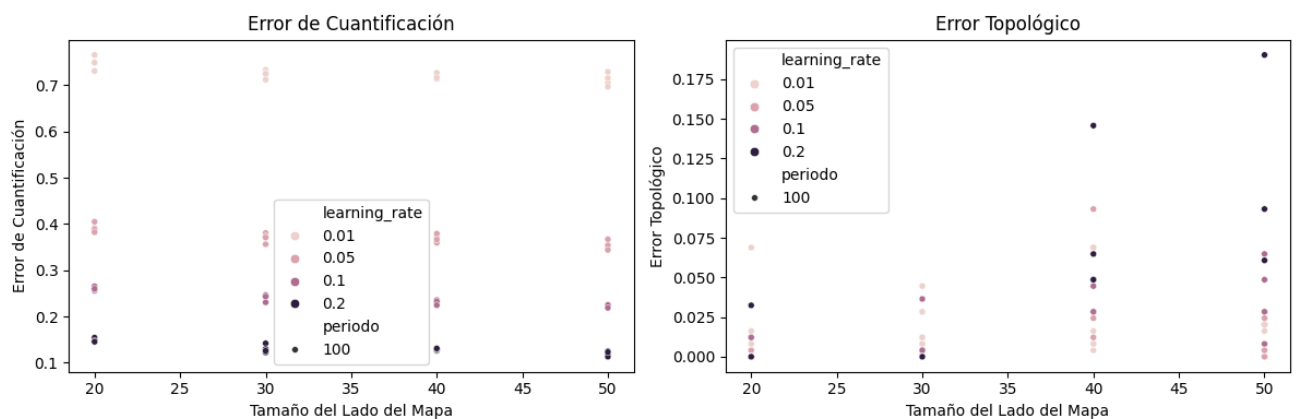


Figura 6. Se muestra el Error de Cuantificación y el Topológico a medida a que el tamaño del mapa crece.

#### Tamaño del Lado del Mapa:

Observamos que con tamaños de mapa entre 30-40 se obtiene un buen balance:

- El error de cuantificación se estabiliza alrededor de 0.2-0.3
- El error topológico se mantiene bajo (menos de 0.05)

Tamaños mayores (45-50) no mejoran significativamente los errores y aumentarían la complejidad computacional.

Tamaños menores (20-25) muestran errores más altos en ambas métricas.

**Elección:** Lado de Mapa = 30-35 sería óptimo, permitiendo suficiente espacio para representar la diversidad de tipos sin sobreajustar.

#### **Tasa de Aprendizaje (Eta/Learning Rate):**

Las tasas de aprendizaje más bajas (0.01 y 0.05) muestran resultados más estables:

- Menor variabilidad en los errores
- Mejor convergencia general

Las tasas más altas (0.1 y 0.2) muestran más variabilidad y errores más altos

**Elección:** Learning Rate = 0.01 proporciona la mejor estabilidad y menor error

#### **Periodo de Entrenamiento:**

Con 100 épocas se obtienen resultados satisfactorios. Los errores convergen adecuadamente y no se observan signos de sobreajuste.

**Elección:** Periodo = 100 es suficiente para el entrenamiento

## 3.2. Mejor Clasificación del Dataset de Entrenamiento

A continuación, se presentan los resultados obtenidos con la configuración óptima del SOM (tamaño de mapa 50x50), learning rate 0.1 y 500 épocas), seleccionada tras el análisis de los errores de cuantificación y topológico. Se muestran diversas visualizaciones que permiten evaluar la calidad y características del modelo entrenado:

El mapa de distancias visualiza la estructura de clusters formada, donde las zonas oscuras representan fronteras entre grupos y las claras indican regiones cohesivas de tipos similares.

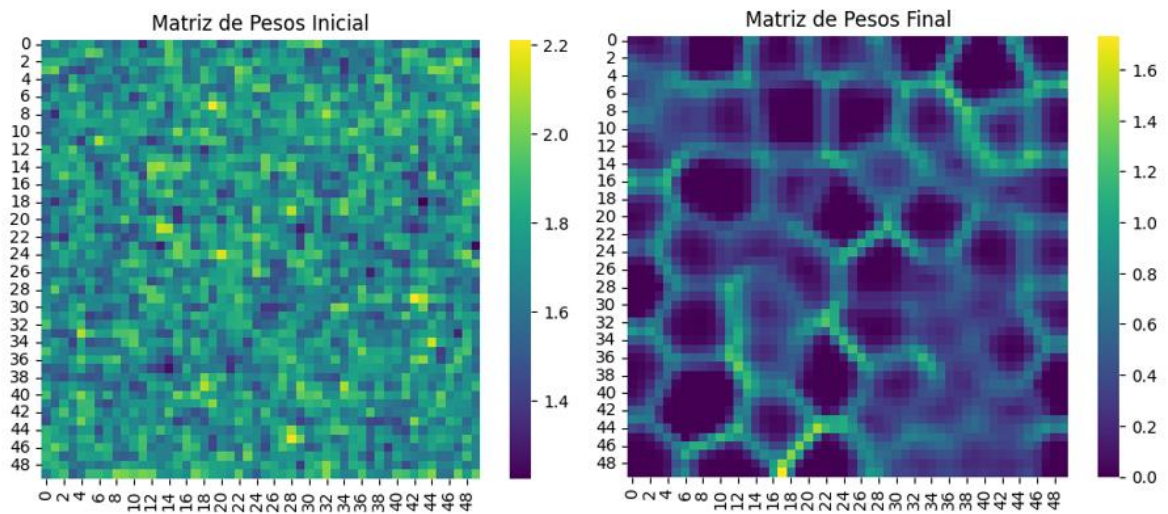


Figura 7. Matriz de Pesos Inicial y Final.

El mapa de clasificación por colores muestra la distribución espacial de los tipos de Pokémon, revelando cómo el SOM ha organizado las diferentes clases y sus relaciones.

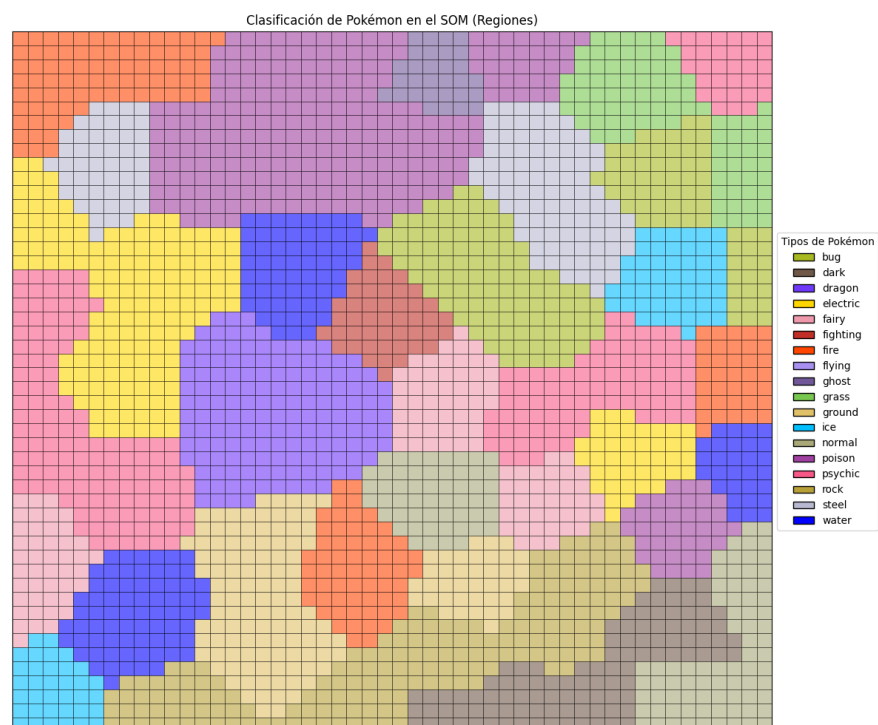
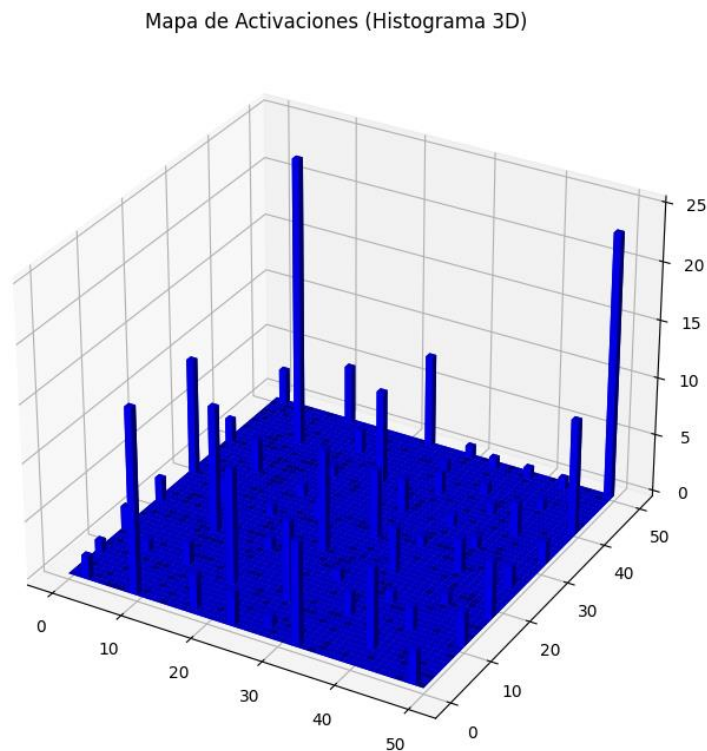


Figura 8. Mapa de Clasificación de Pokemons según el tipo.



El mapa de activaciones indica la densidad de neuronas activadas en cada región, permitiendo identificar las áreas más frecuentemente utilizadas por el modelo.



*Figura 9. Mapa de Activaciones del SOM 50x50.*

### 3.3. Clasificación de Nuevos Datos

Pikachu se clasifica en una región donde hay varios clusters de tipo eléctrico (amarillo). Se puede ver que cae en una neurona que está rodeada de otras neuronas de tipo eléctrico, lo que indica que el SOM ha identificado correctamente sus características como Pokémon eléctrico.

Aunque Articuno (hielo) y Moltres (fuego) son opuestos en tipo, ambos comparten características similares:

Son Pokémon legendarios de la misma generación (aves legendarias) y tienen estadísticas base similares:

- Comparten el tipo secundario volador.
- Sus efectividades/debilidades contra otros tipos pueden ser similares en algunos aspectos.

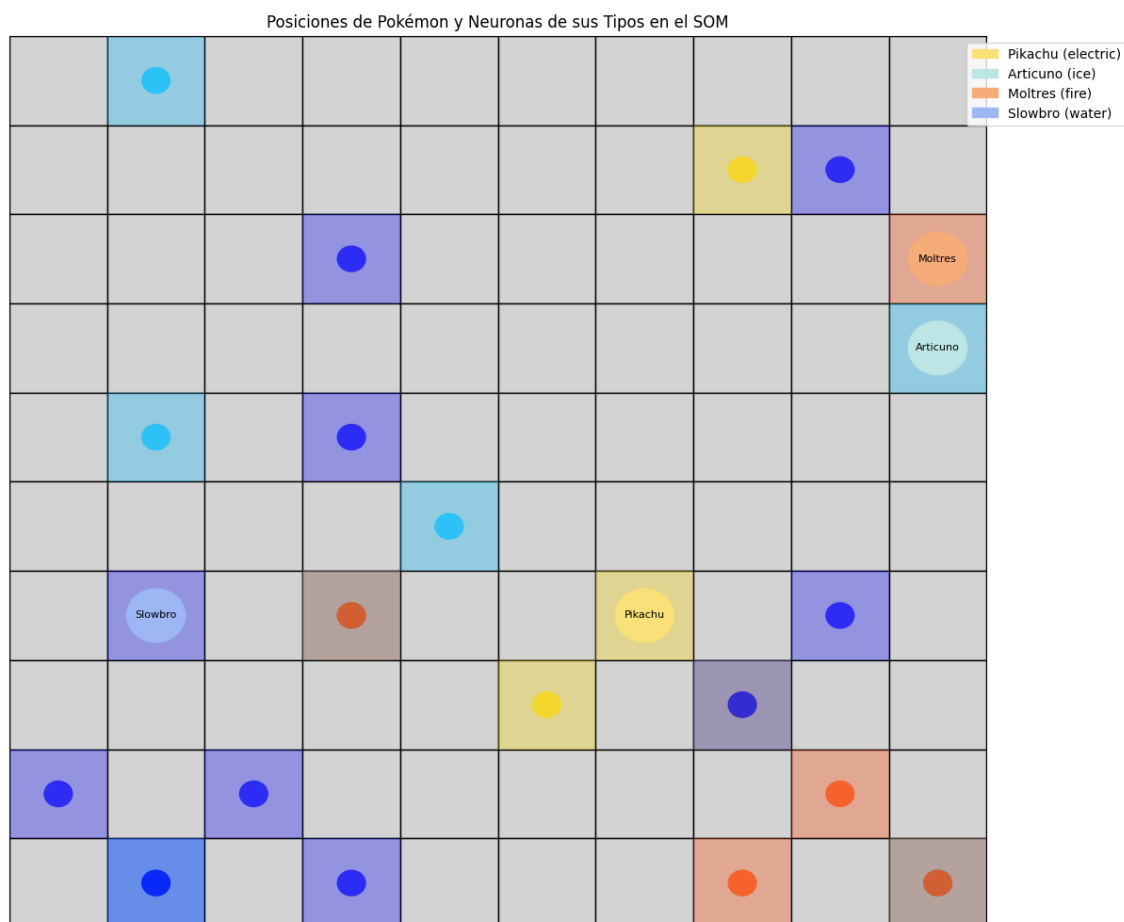


Figura 10. Se puede observar la posición de los Pokemons a clasificar.

El SOM los ha agrupado basándose en estas similitudes en sus patrones de datos, más allá de sus tipos elementales opuestos.

Slowbro se encuentra en una región con fuerte presencia de neuronas de tipo agua (azul), lo que es coherente ya que es un Pokémon de tipo agua/psíquico.

El cluster muestra una concentración significativa de neuronas de tipo agua, indicando que el SOM ha identificado correctamente las características principales de Slowbro como Pokémon de agua.

La ubicación específica dentro del cluster de agua podría estar influenciada por su tipo secundario psíquico, que lo diferencia de otros Pokémon de agua puros.

## 4. Bibliografía

*Contenido de la Asignatura de Redes Neuronales.* (s.f.). UFV.

OpenAI. (s.f.). *ChatGPT*. <https://chatgpt.com>.