

# Universidad Nacional de San Agustín

## Ciencia de la Computación

### Inteligencia Artificial

Chávez Cruz, Jhuni Kenyi  
Basurco Cayllahua Eduardo Rolando

29 de mayo de 2019

En el presente informe se presentan, la implementación (lenguaje Python), visualización (Matplotlib) y análisis (Matriz de Confusión) de una Red Neuronal MLP (back propagation). Se ha empleado la base de Datos "Iris.csv"

## 1. Red Neuronal Back Propagation (MLP)

### 1.1. Introducción

- Es un método que utiliza algoritmos de aprendizaje supervisado utilizados para entrenar redes neuronales artificiales.
- El método emplea un ciclo propagación – adaptación de dos fases.
  - Una vez que se ha aplicado un patrón a la entrada de la red como estímulo, este se propaga desde la primera capa a través de las capas siguientes de la red, hasta generar una salida.
  - La señal de salida se compara con la salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas.
  - Las salidas de error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a la salida.

### 1.2. Análisis de Entrenamiento y Predicción

#### Consideraciones

- **Análisis de Características:** Se están procesando las 4 características de cada clase de Flor
- **Base de Datos:** *Iris.csv*, Clase Setosa, Versicolor y Virginica
- **División:** 70 % del Archivo para Entrenamiento y 30 % para Testeo

- **Gráfica:** Se está mostrando las matrices de confusión para cada consideración de  $\alpha$  y número de capas

#### 1.2.1. Resultados (Matriz de Confusión)

Se están tomando las siguientes iteraciones:

- neuronas por capa= 4, 6, 8, 10, 12
- $\alpha$ s = 0.01, 0.04, 0.07, 0.1, 0.5

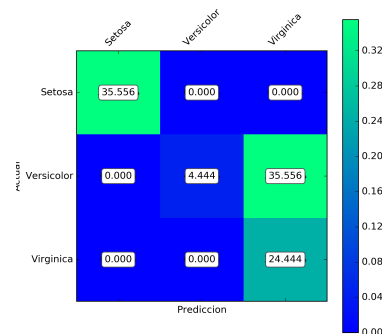


Figura 1: Número de Capas= 4, Alpha=0.01

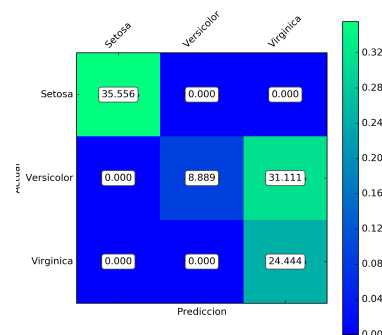


Figura 2: Número de Capas= 4 , Alpha= 0.04

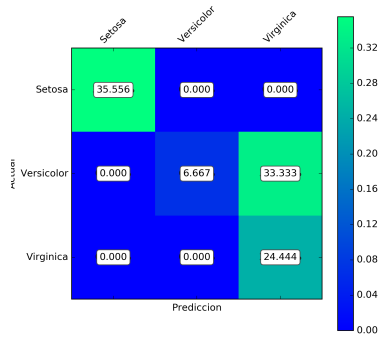


Figura 3: Número de Capas= 4, Alpha= 0.07

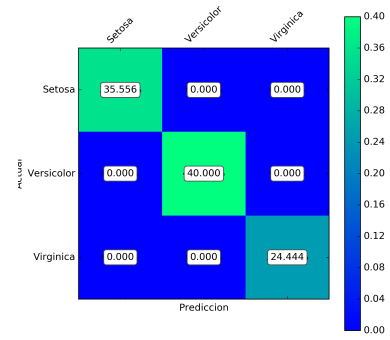


Figura 6: Número de Capas= 6, Alpha= 0.01

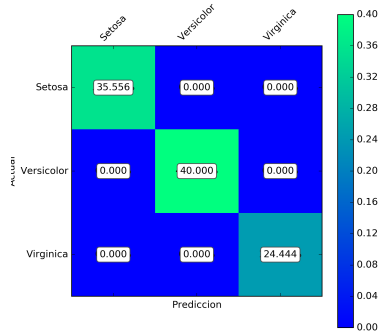


Figura 4: Número de Capas= 4, Alpha= 0.1

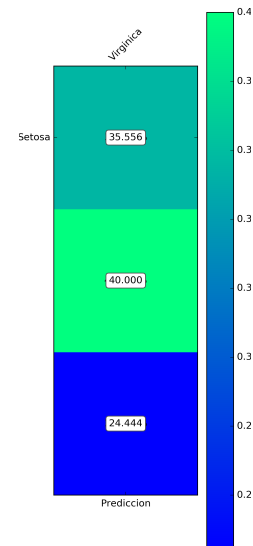


Figura 7: Número de Capas= 6, Alpha= 0.07

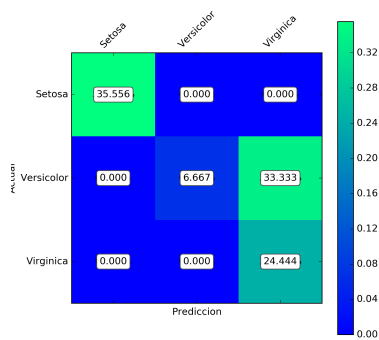


Figura 5: Número de Capas= 4, Alpha= 0.5

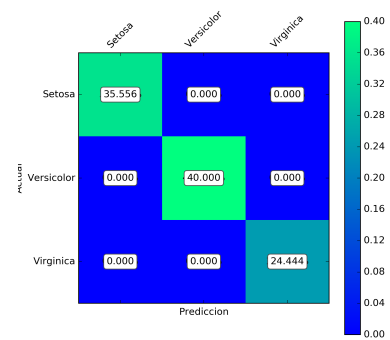


Figura 8: Número de Capas= 6, Alpha= 0.07

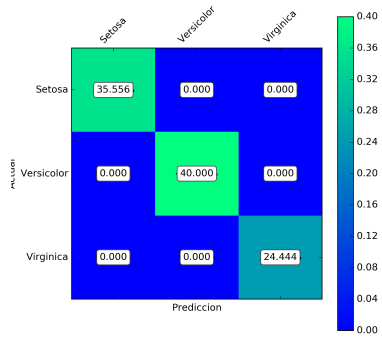


Figura 9: Número de Capas= 6, Alpha=0.1

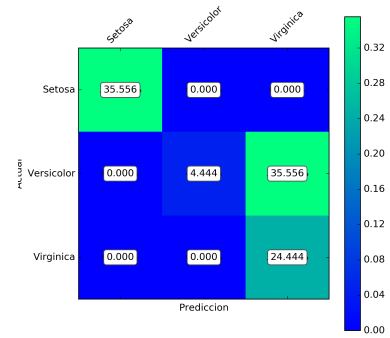


Figura 12: Número de Capas= 8, Alpha= 0.04

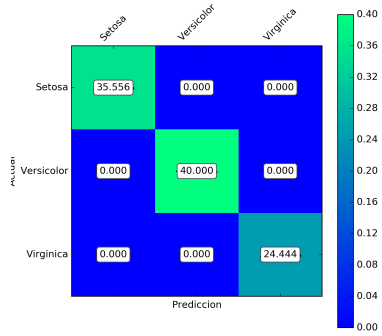


Figura 10: Número de Capas= 6, Alpha= 0.5

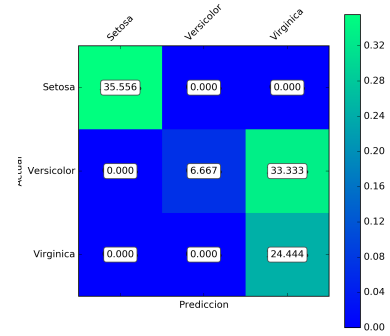


Figura 13: Número de Capas= 8, Alpha= 0.07

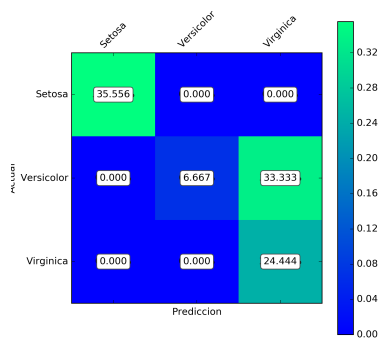


Figura 11: Número de Capas= 8, Alpha= 0.01

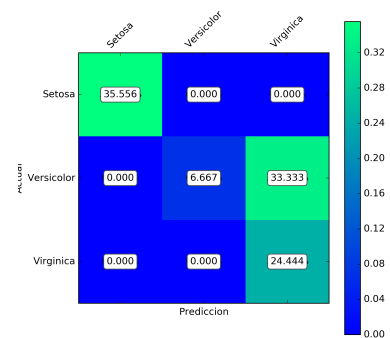


Figura 14: Número de Capas= 8, Alpha= 0.1

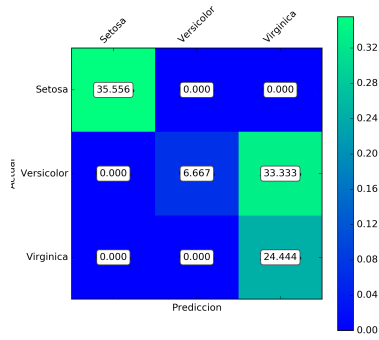


Figura 15: Número de Capas= 8, Alpha= 0.5

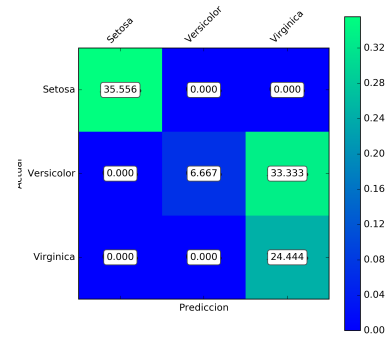


Figura 18: Número de Capas= 10, Alpha= 0.07

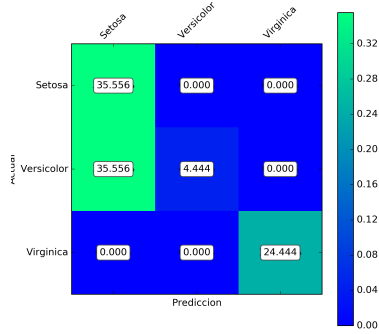


Figura 16: Número de Capas= 10, Alpha= 0.01

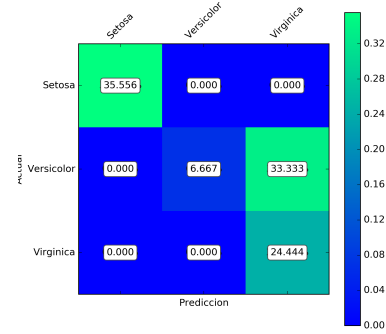


Figura 19: Número de Capas=10, Alpha= 0.1

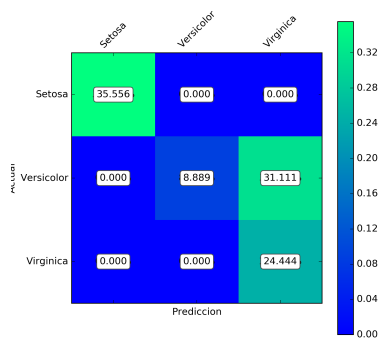


Figura 17: Número de Capas= 10, Alpha= 0.04

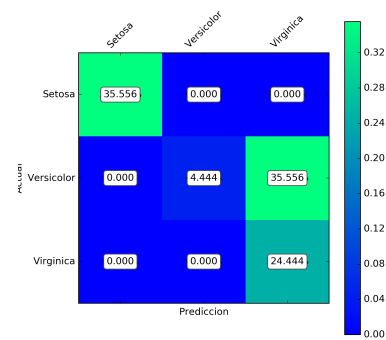


Figura 20: Número de Capas= 10, Alpha= 0.5

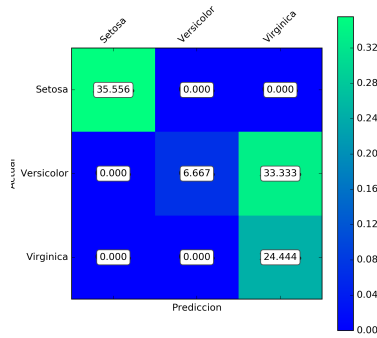


Figura 21: Número de Capas= 12, Alpha= 0.01

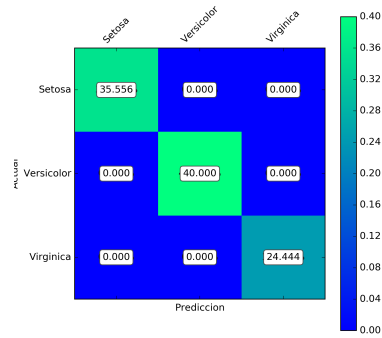


Figura 24: Número de Capas= 12, Alpha= 0.1

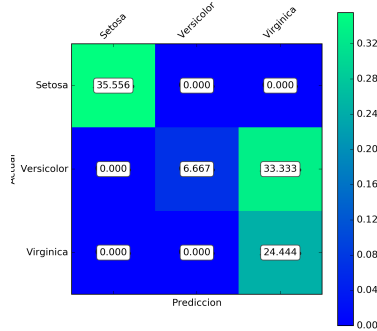


Figura 22: Número de Capas= 12, Alpha= 0.04

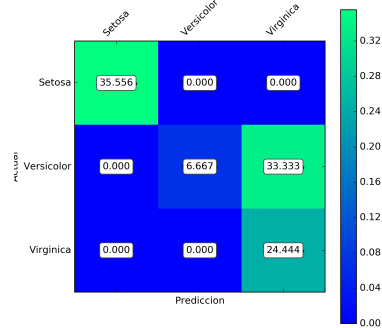


Figura 25: Número de Capas= 12, Alpha= 0.5

### 1.2.2. Conclusiones

- Como se puede apreciar en los resultados podemos ver ciertas tendencias con respecto a el resultado numérico de las virginicas, solo logra encontrar y atinar con éxito pero casi con un 100 % de veces el 24,4 por ciento en todas las capas y con todos los alfas
- también podemos observar que cuando se le da un valor alfa muy bajo el rango de acierto cambia drásticamente véase la comparacion entre alfa = 0,1 y 0,001 donde básicamente no encuentra las versicolor, pero esto también pasa cuando el alfa es muy grande sea el alfa 0,5
- Por tanto si el alfa es muy grande o es muy pequeño el rango de acierto de nuestra red puede variar enormemente, también encontramos algo curioso que pasa cuando se tiene 8 capas y el alfa es 0,1 mientras que con todas las capas logra tener un rango de acierto del 40 % cuando se tiene 8 capas el rango de acierto baja enormemente
- Tambien se observo que a mayor numero de capas el rango de acierto empieza a declinar, no siendo este el caso con el numero de 6 capas

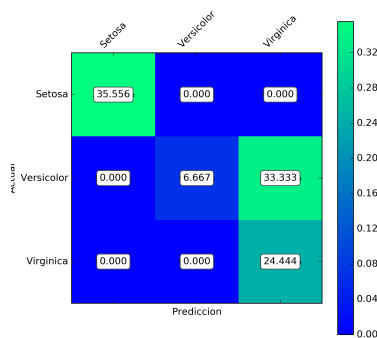


Figura 23: Número de Capas= 12, Alpha= 0.07

- Con 6 capas nos dimos cuenta que sea el alfa que tome siempre tiene el mismo rango de éxito