

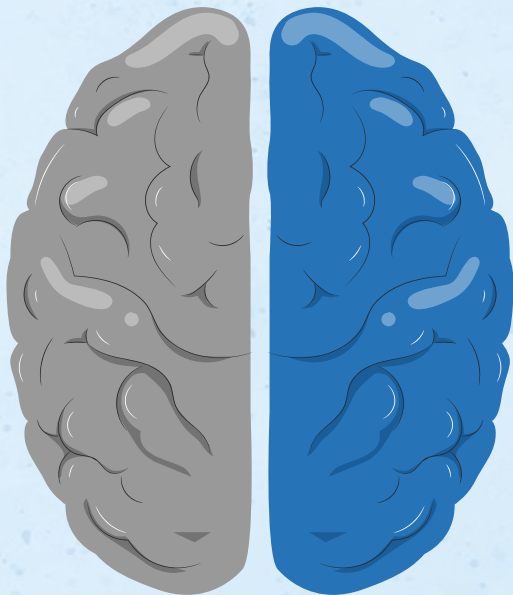


SIA - TP3

PERCEPTRÓN SIMPLE Y MULTICAPA

Grupo 6

- Francisco Sendot
- Lucia Digon
- Martín E. Zahnd
- Juan Ignacio Fernández Dinardo



01

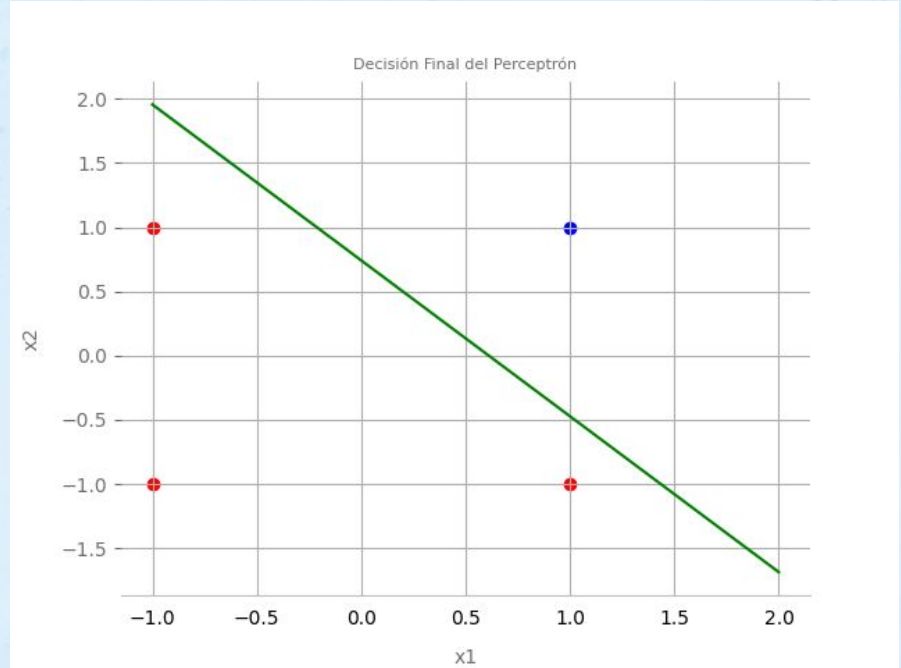
PERCEPTRÓN SIMPLE

PERCEPTRÓN SIMPLE



AND

x1	x2	Salida esperada
-1	1	-1
1	-1	-1
-1	-1	-1
1	1	1

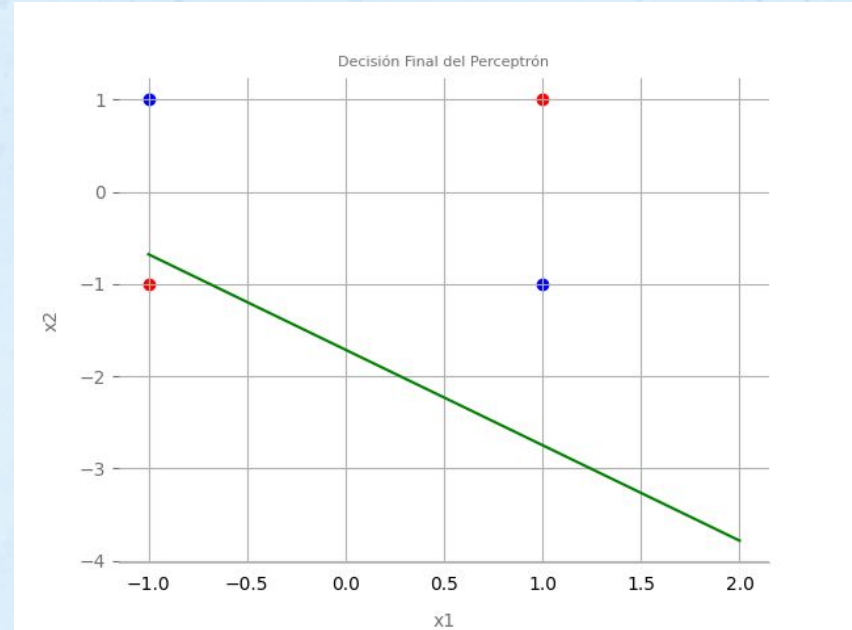


PERCEPTRÓN SIMPLE

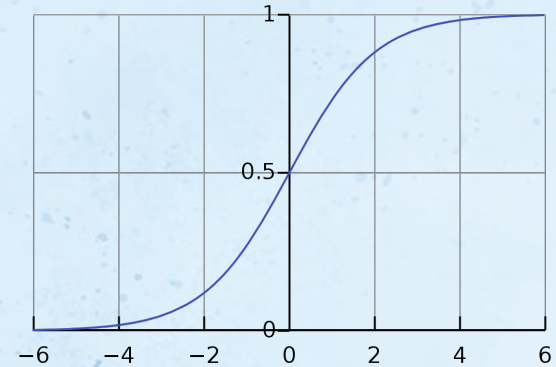
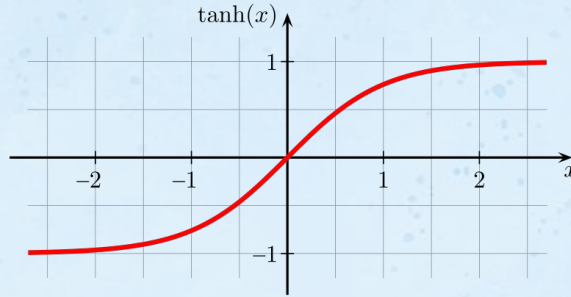
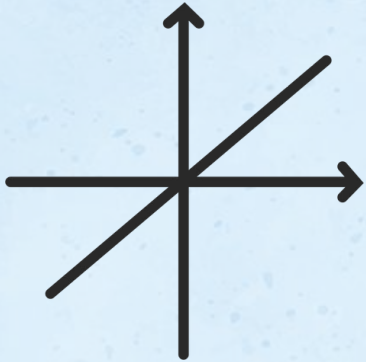


XOR

x1	x2	Salida esperada
-1	1	1
1	-1	1
-1	-1	-1
1	1	-1



PERCEPTRÓN SIMPLE LINEAL y NO LINEAL



PROPORCIÓN DE ENTRENAMIENTO : 0.7

LINEAL

Epocas: 10000/10000

NO LINEAL: tanh

Epocas: 903/10000

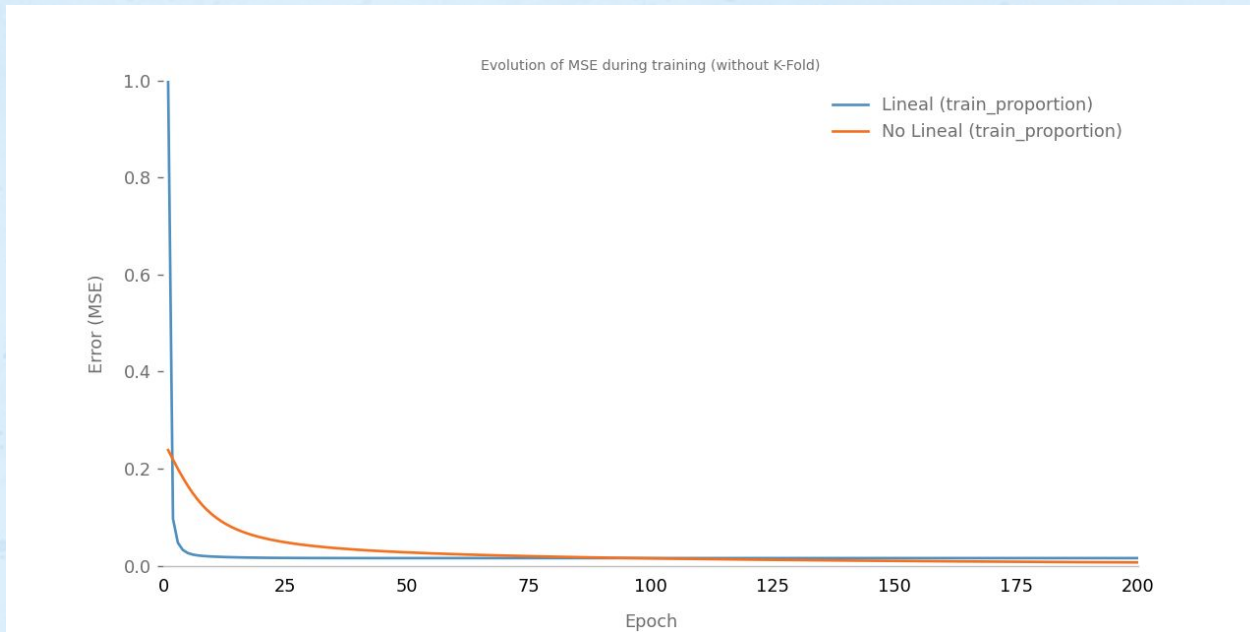
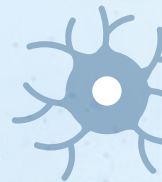
Error MSE: $9.03e-4$

NO LINEAL: logistic

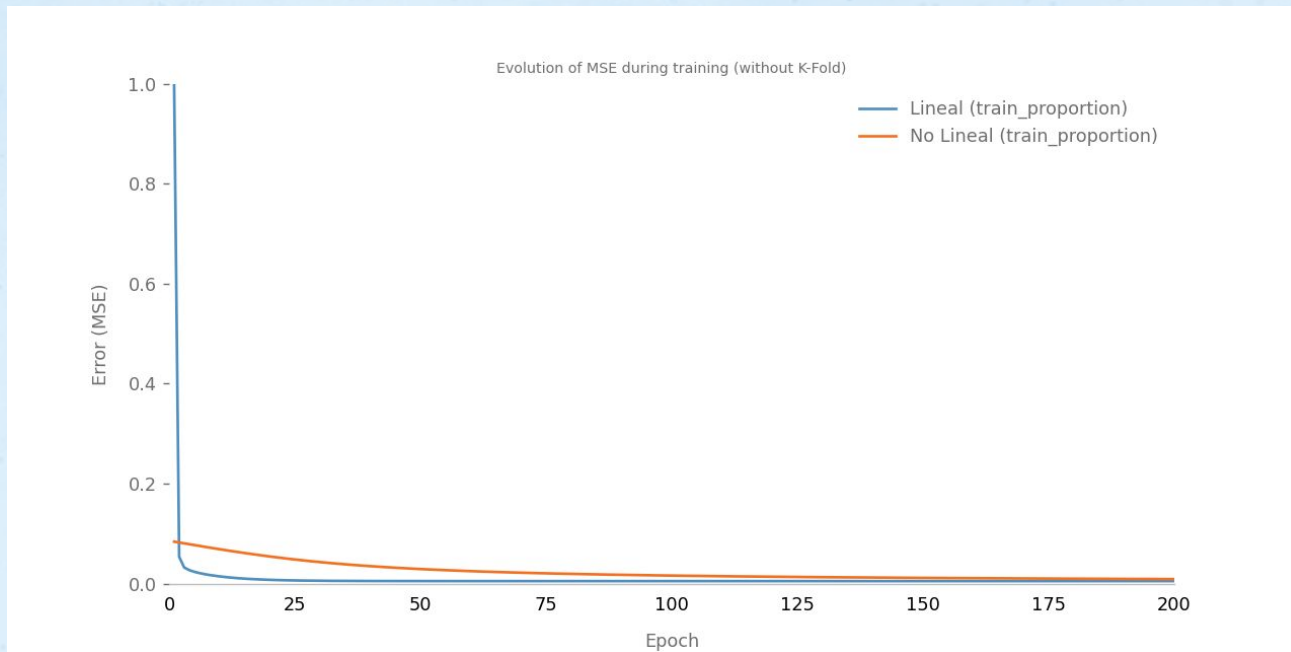
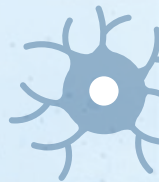
Epocas: 1911/10000

Error MSE: $1.91e-3$

LINEAL VS NO LINEAL (tanh)

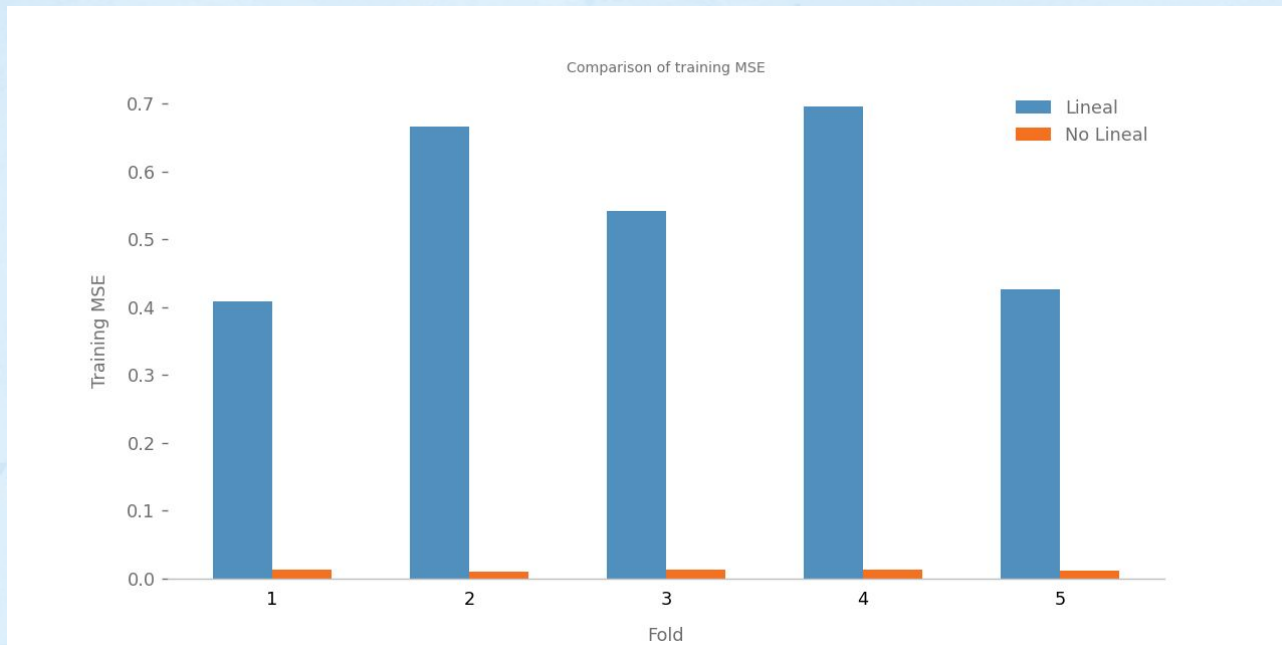


LINEAL VS NO LINEAL (logistic)



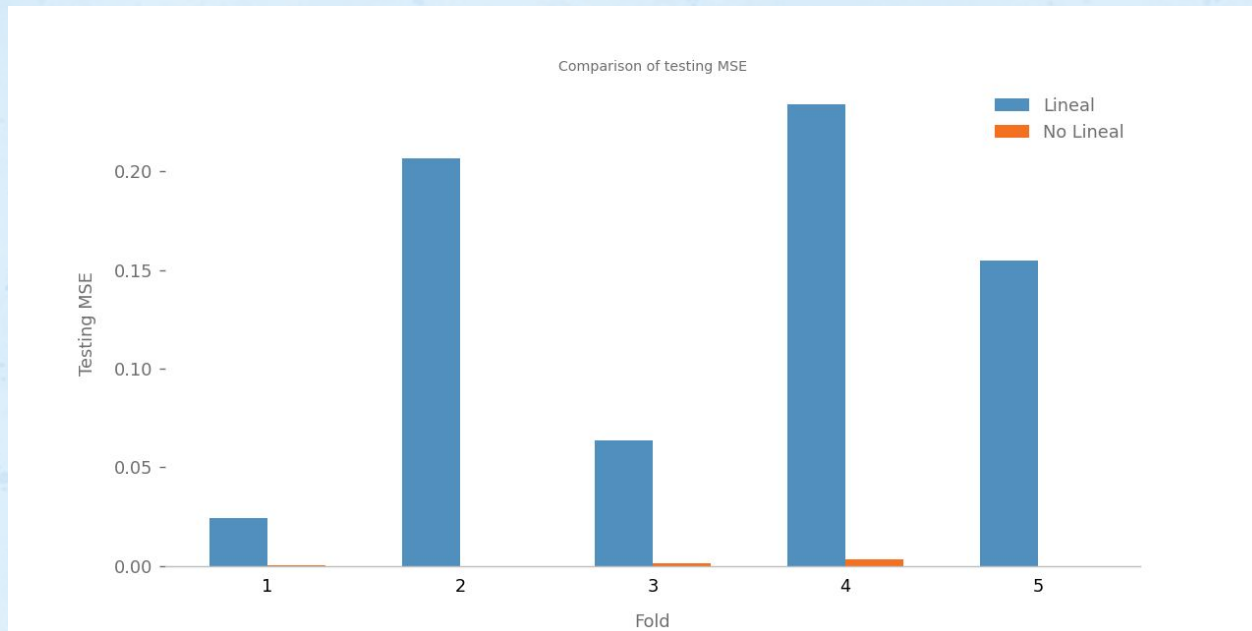
VALIDACIÓN CRUZADA: 5-FOLDS

LINEAL VS NO LINEAL (tanh)



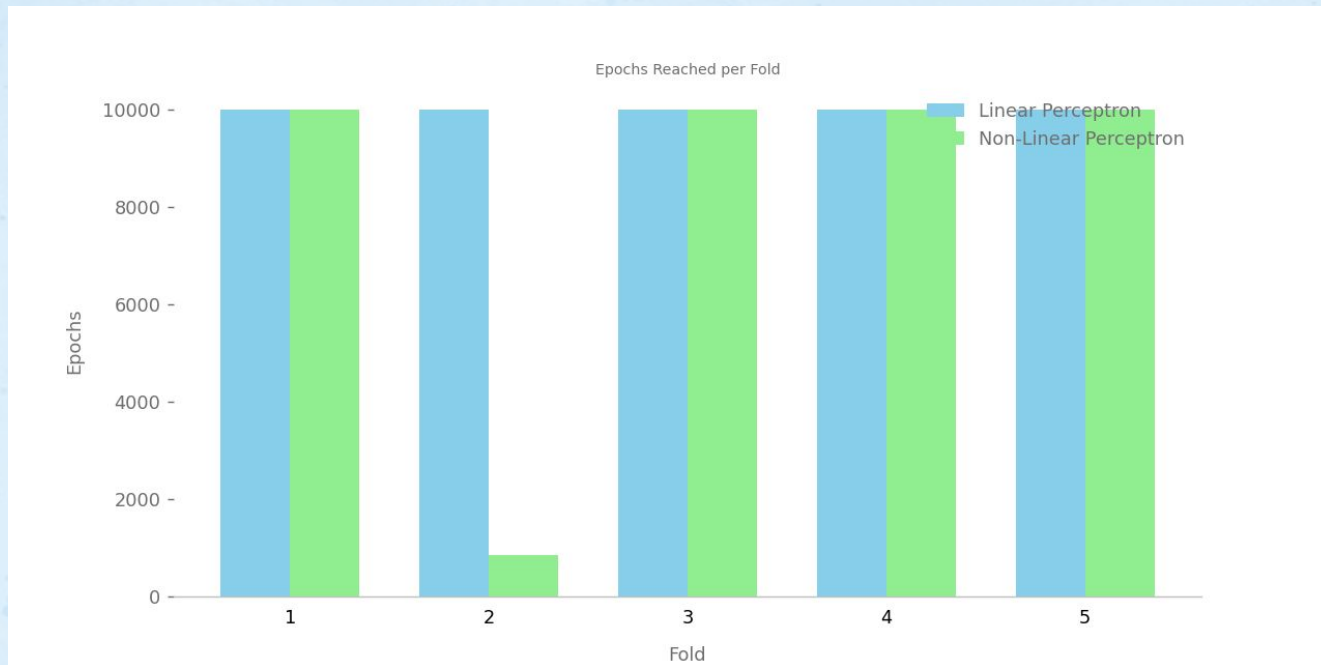
VALIDACIÓN CRUZADA: 5-FOLDS

LINEAL VS NO LINEAL (tanh)



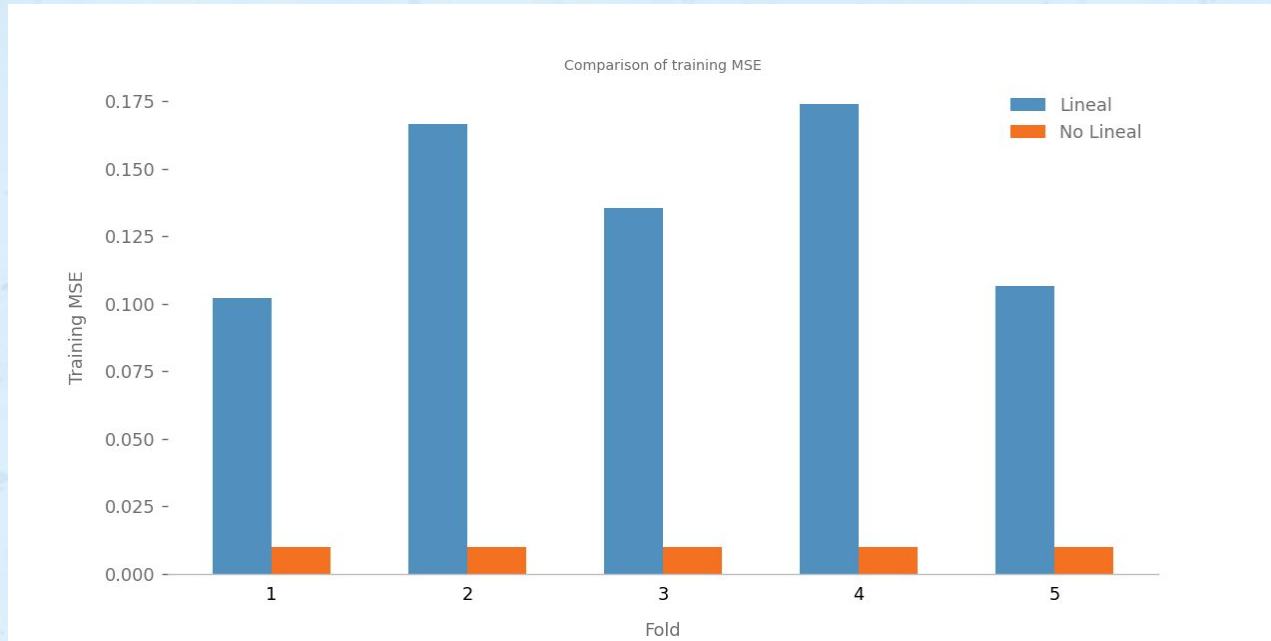
VALIDACIÓN CRUZADA: 5-FOLDS

LINEAL VS NO LINEAL (tanh)



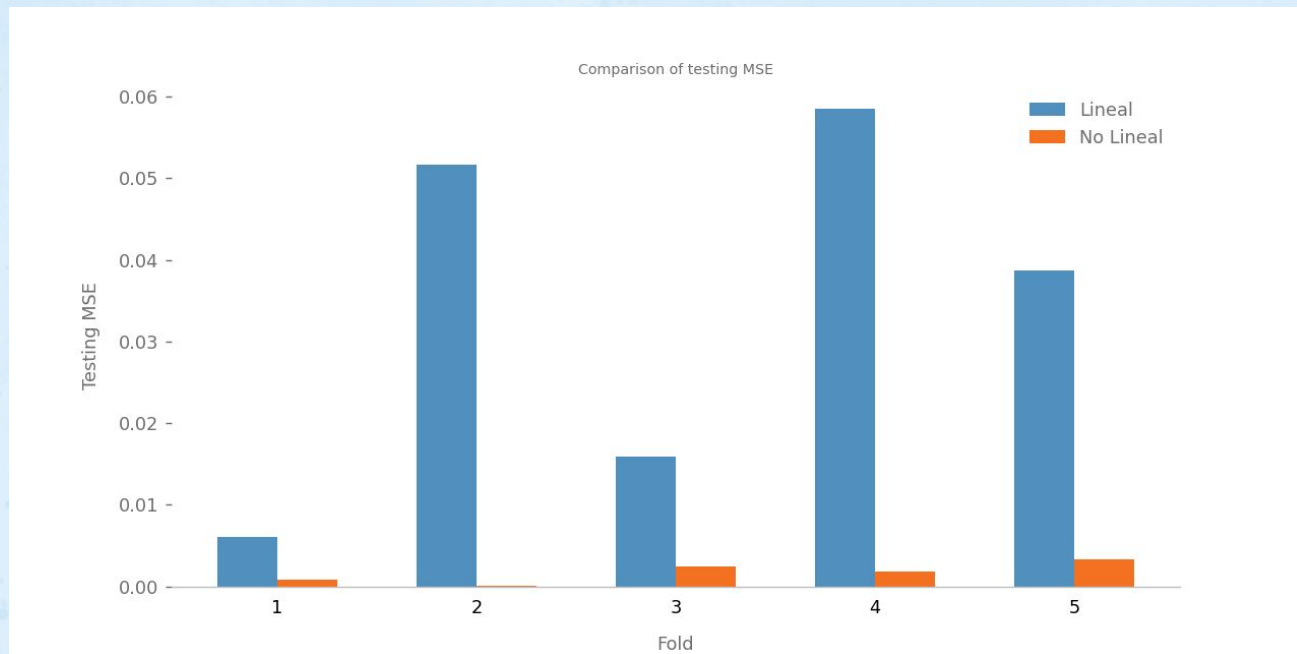
VALIDACIÓN CRUZADA: 5-FOLDS

LINEAL VS NO LINEAL (logistic)



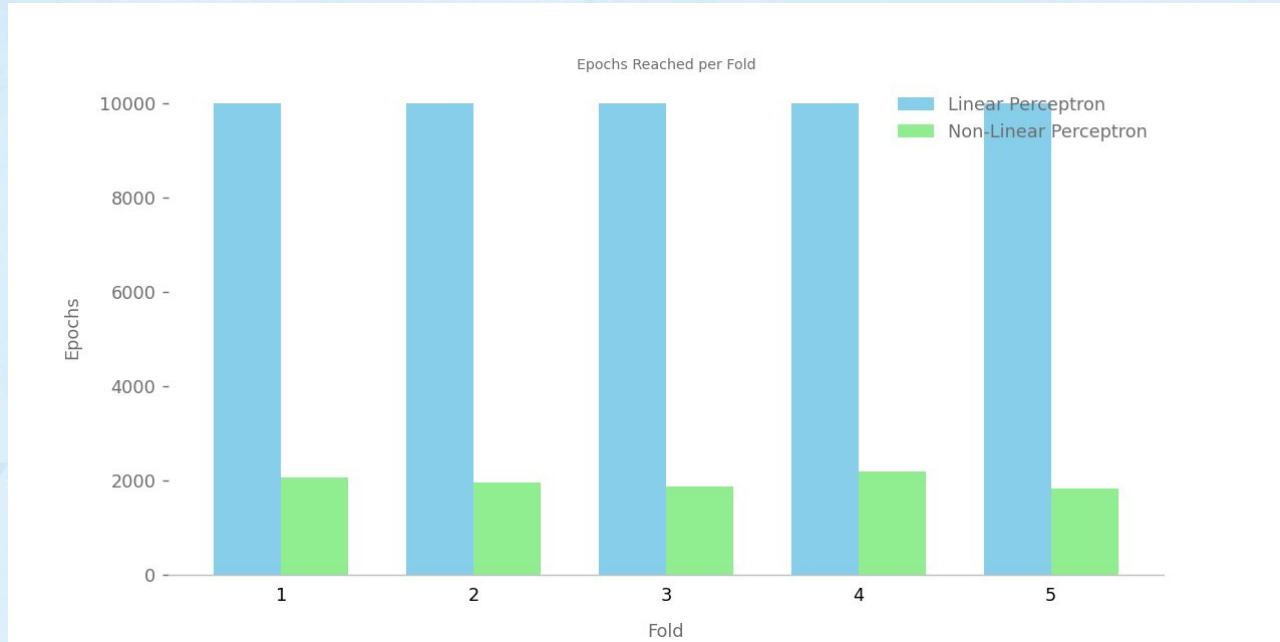
VALIDACIÓN CRUZADA: 5-FOLDS

LINEAL VS NO LINEAL (logistic)

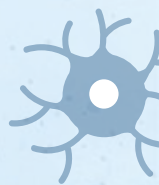


VALIDACIÓN CRUZADA: 5-FOLDS

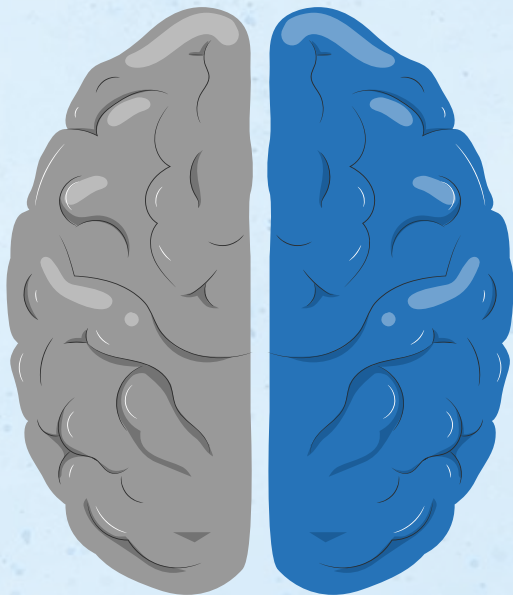
LINEAL VS NO LINEAL (logistic)



CONCLUSIONES



- El perceptrón simple logra resolver la operación AND ya que es linealmente separable, sin embargo, no puede resolver el XOR, ya que éste no es linealmente separable
- Mediante la validación cruzada se puede observar que hay conjuntos que resultan ser más representativos que otros, puesto que entrenar a la red con estos, permiten una mejor generalización sobre aquellos del set de test.
- Al particionar directamente sobre el set se corre el riesgo de que los datos pueden estar mal distribuidos y, de esta forma, el modelo puede sobre ajustarse y no generalizar bien.
- Tanto la función de activación logística o la tanh pueden ayudarnos a que con una el error converja más rápidamente. Esto dependerá de la naturaleza y relación entre los datos, pero, sin embargo, no hay una respuesta universal de cual es mejor.



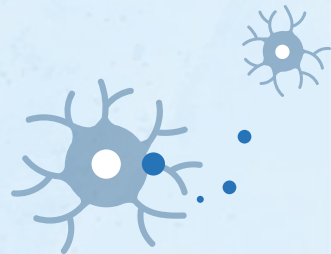
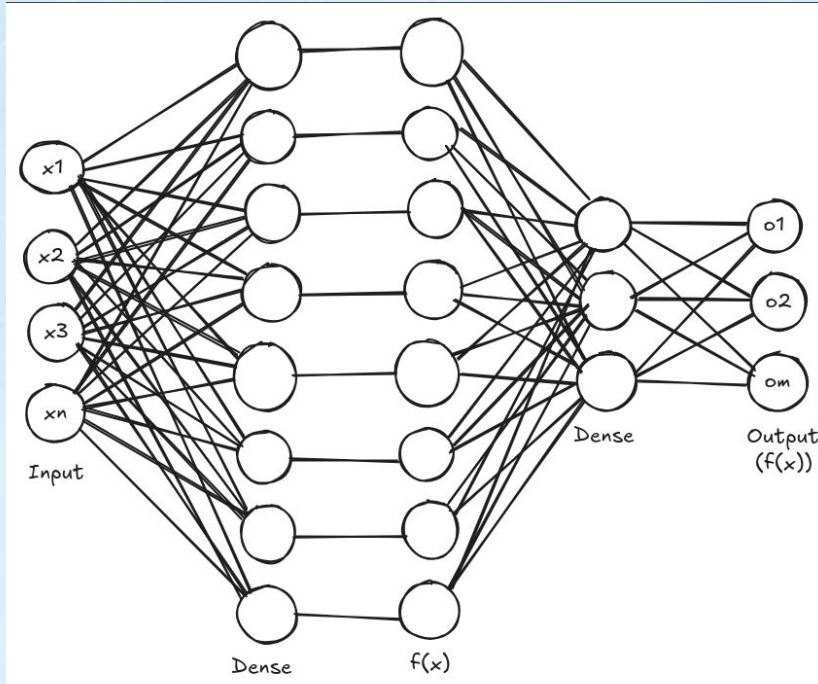
02

PERCEPTRÓN MULTICAPA

ARQUITECTURA

La arquitectura consiste en 4 capas:

- La primera capa es Dense y expande la cantidad de Nodos
- La segunda es una función de activación
- La tercera es Dense para reducir los nodos al tamaño del output
- La última es otra función de activación que da el output



ENTRENAMIENTO



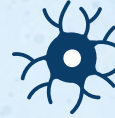
BATCH

La actualización de los pesos de la red se hace luego de calcular el Δw **para todos los elementos** del conjunto de datos



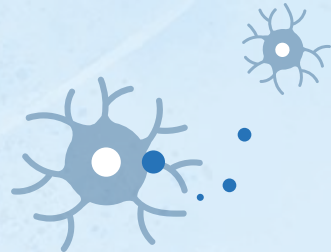
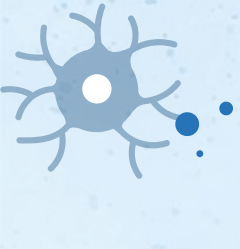
MINI BATCH

La actualización de los pesos de la red se hace luego de calcular el Δw **para un subconjunto de elementos** del conjunto de datos



ONLINE

La actualización de los pesos de la red se hace luego de calcular el Δw **para un elemento** del conjunto de datos



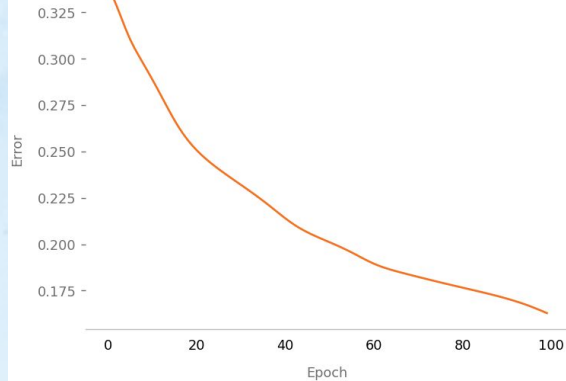
COMPARACIÓN ENTRENAMIENTO

Paridad

BATCH

Error by Epoch

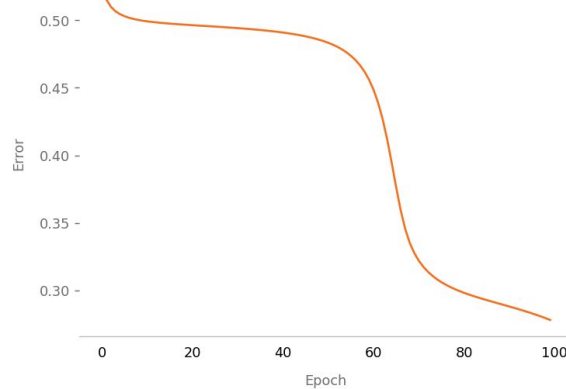
Learning Rate = 0.01 | Training = Batch | Optimizer = Gradient Descent | Activation = tanh | Proportion = 1.0



MINI BATCH

Error by Epoch

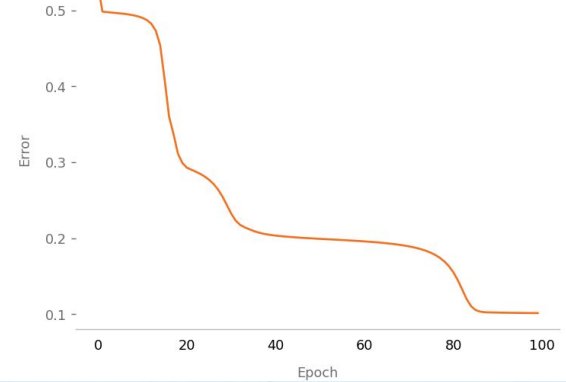
Learning Rate = 0.01 | Training = MiniBatch | Optimizer = Gradient Descent | Activation = tanh | Proportion = 1.0



ONLINE

Error by Epoch

Learning Rate = 0.01 | Training = Online | Optimizer = Gradient Descent | Activation = tanh | Proportion = 1.0



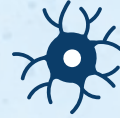
OPTIMIZADORES



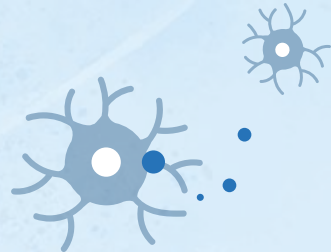
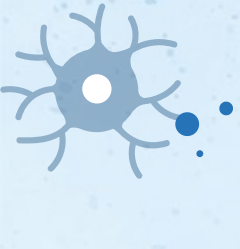
GRADIENT DESCENT



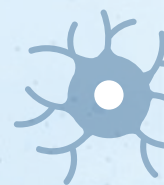
MOMENTUM



ADAM



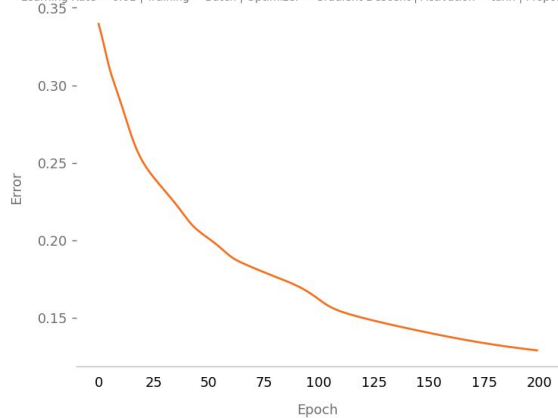
COMPARACIÓN OPTIMIZADORES



GRADIENT DESCENT

Error by Epoch

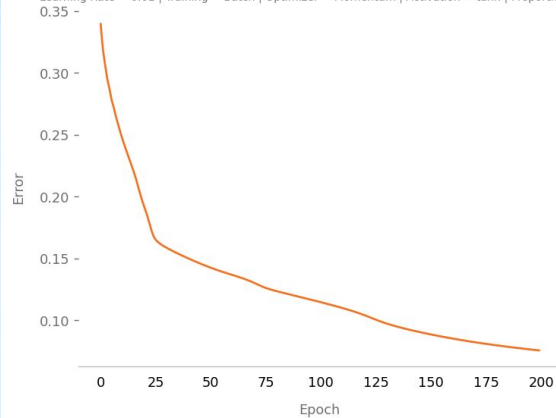
Learning Rate = 0.01 | Training = Batch | Optimizer = Gradient Descent | Activation = tanh | Proportion = 1.0



MOMENTUM

Error by Epoch

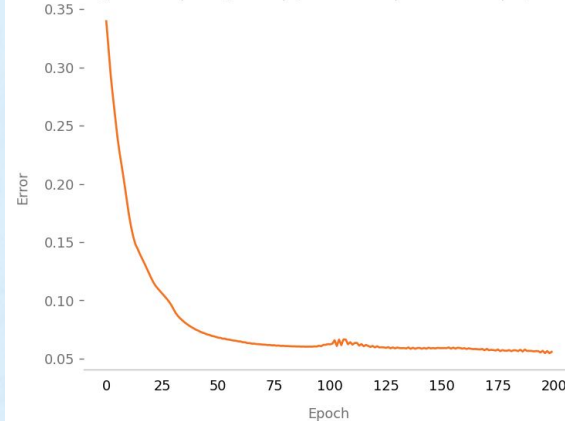
Learning Rate = 0.01 | Training = Batch | Optimizer = Momentum | Activation = tanh | Proportion = 1.0



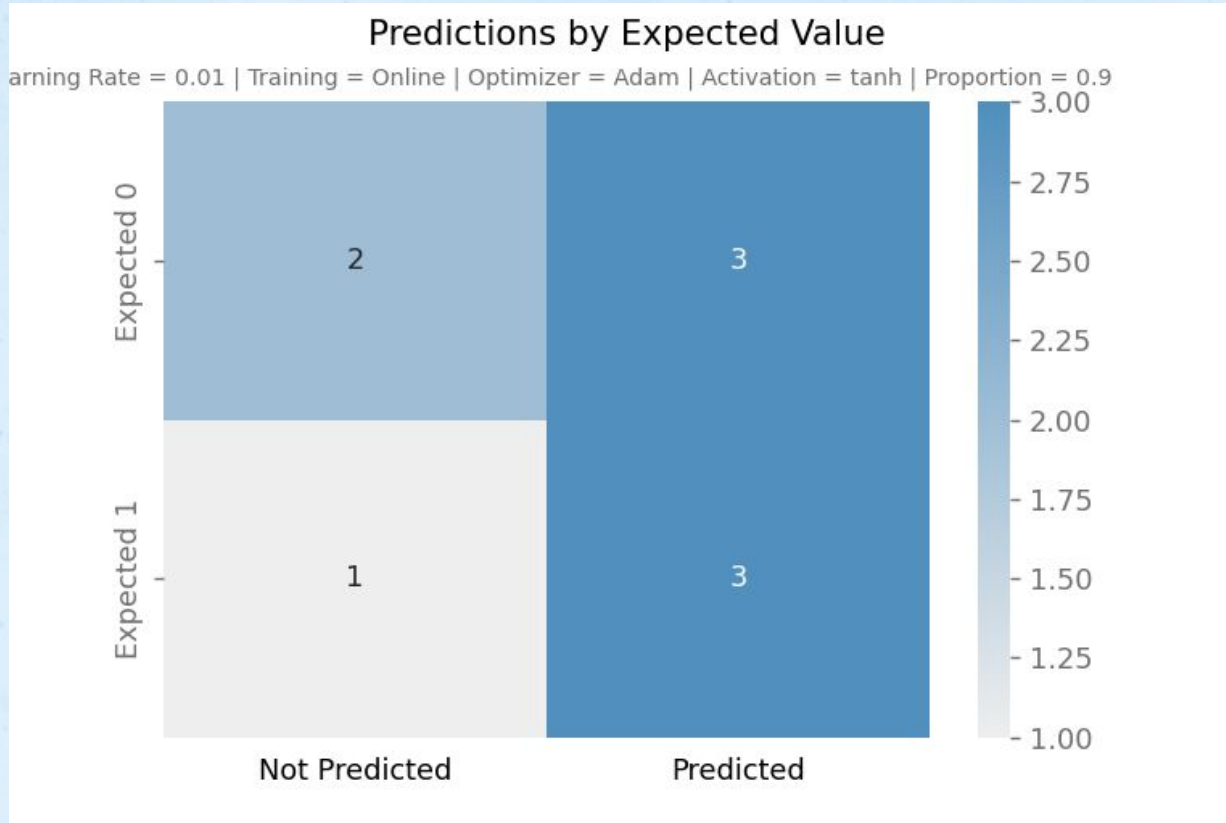
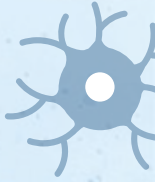
ADAM

Error by Epoch

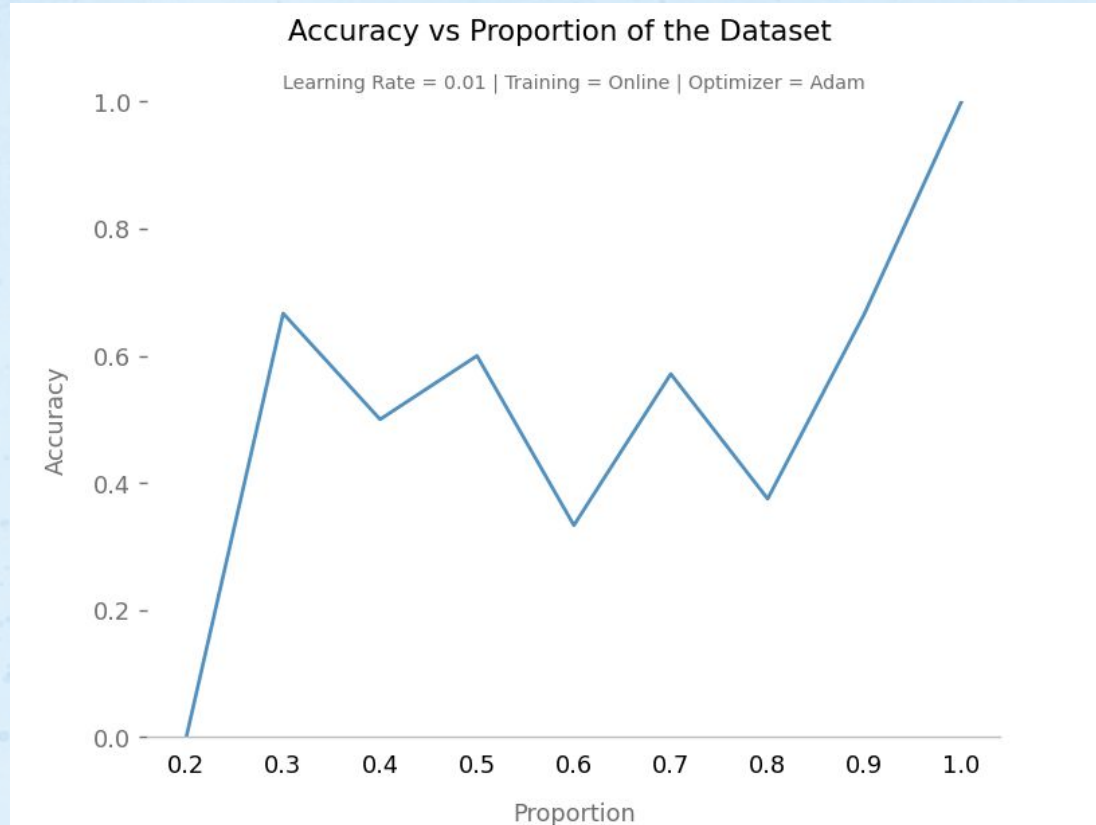
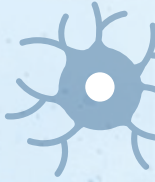
Learning Rate = 0.01 | Training = Batch | Optimizer = Adam | Activation = tanh | Proportion = 1.0

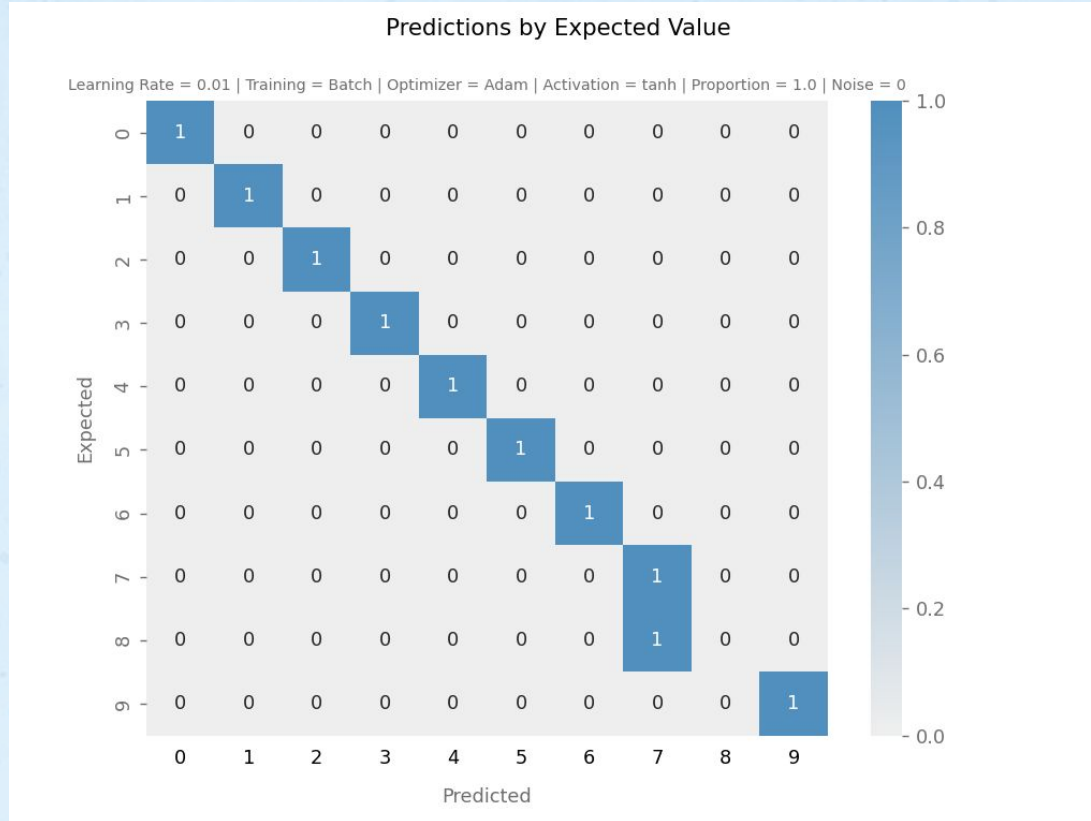


DISCRIMINACIÓN DE PARIDAD

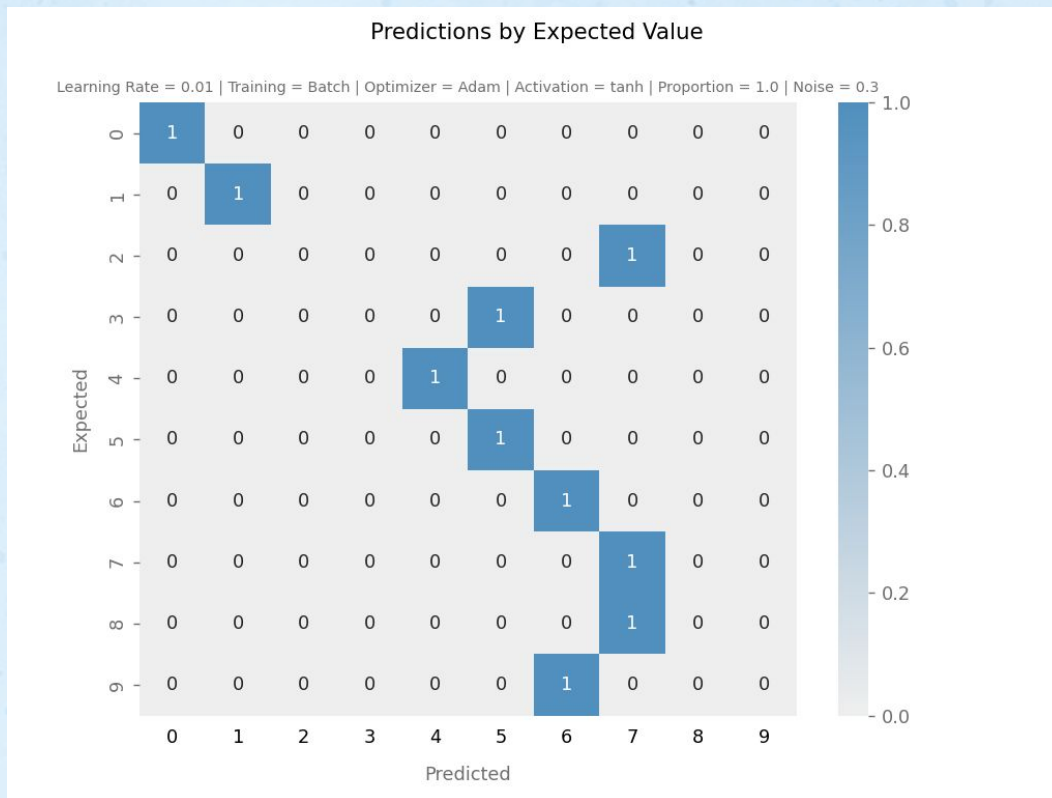
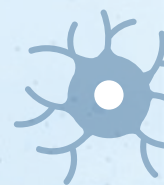


DISCRIMINACIÓN DE PARIDAD

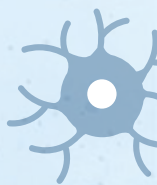




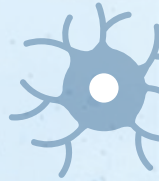
DISCRIMINACIÓN DE DÍGITO: CON RUIDO



DISCRIMINACIÓN DE DÍGITO: MNIST



- El Dataset ahora tiene un input y output de 60000
- Son **MUCHOS DATOS**
- Se tienen que cambiar decisiones de arquitectura para que pueda correr en tiempo y forma
 - *epoch*=200
 - Pasamos de dos capas de Dense a una sola, con sólo una función de activación
- Se usa Mini Batch con un *batch size* de 10000
- Como optimizador se eligió *Adam*
- Como función de activación se eligió *Tanh*
- Tiene un dataset para test (no es necesario agregar ruido)

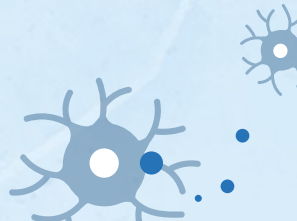


CONCLUSIONES

- La discriminación por paridad está adivinando, no puede comprender o predecir con precisión qué es un número par o impar.
- En la discriminación por dígito sin ruido tiene bastante precisión, pero cuanto más alto es el ruido que se le agrega, más imprecisa se vuelve la red.
- Según la manera de entrenamiento, varía la forma en la que va disminuyendo el error. Lo mismo sucede en el caso de los optimizadores
- Cuanto más pequeño es el *learning rate*, menor es el error, pero necesita más *epochs*

BIBLIOGRAFÍA

- Apuntes de la catedra



GRACIAS

