## Javier Valencia Goujon 123227

### Alfie Sergio González Salcedo 181574

### 1) ¿Hay algún efecto si normalizas o dejas de normalizar tus datos?

Si hay un efecto, al no normalizar los datos la red NEURONAL tiene un peor desempeño ya que los gradientes pueden oscilar de un lado a otro y tardar mucho tiempo antes de que finalmente pueda llegar al mínimo global / local. El tamaño de paso muy fácilmente puede pasar de ser muy pequeño a ser muy grande y nunca converger por la diferencia en los órdenes de magnitud de las variables.

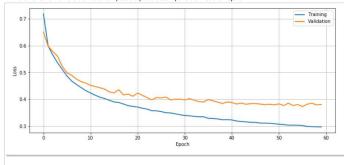
2) ¿Cómo se comporta la distancia entre el error de entrenamiento y el de validación al incrementar o disminuir el número de capas?

Con la configuración inicial estaba haciendo overfitting desde la época 30 aproximadamente, es decir que la distancia entre Train y validation test era alta.

La intuición nos dice que debemos de reducir la complejidad del modelo y reducir el número de capas o de neuronas.

#### 3) ¿Y al incrementar o disminuir el número de nodos en cada capas?

Al incrementar el numero de nodos con pocas capas el desempeño del modelo mejoró



Layer (type)	Output	Shape	Param #
dense_55 (Dense)	(None,	64)	1664
dense_56 (Dense)	(None,	128)	8320
OUTPUT (Dense)	(None,	2)	258
Total params: 10,242 Trainable params: 10,242 Non-trainable params: 0			

4) ¿Hay algún impacto en el desempeño si cambias el tamaño de los lotes?
Si cambio el tamaño de lote cambia la velocidad a la que corre el modelo. Si se disminuye el tamaño de lote tardan más las iteraciones.

# 5) ¿Cuál es la intuición para usar la métrica de generalización que está en la celda debajo de la gráfica con las curvas de desempeño por época?

La métrica sirve para medir cuánto se está sobre parametrizando el modelo.

6) Incluye una tabla comparativa para tus 5 mejores métodos. Compáralos en términos de los hiperparámetros seleccionados y las pérdidas de entrenamiento y validación? NOTA: Puse mis 5 peores métodos para mostrar cómo no hacer una red neuronal

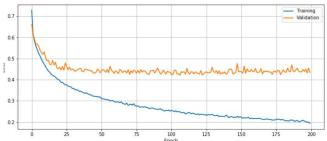
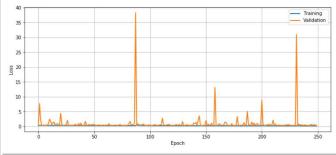
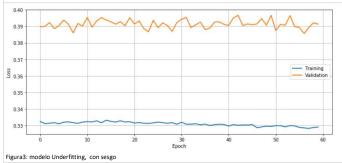


Figura 1: configuración inicial



Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_48 (Dense)	(None, 64)	1664
dense_49 (Dense)	(None, 128)	8320
dense_50 (Dense)	(None, 64)	8256
OUTPUT (Dense)	(None, 2)	130
Total params: 18,370 Trainable params: 18,370 Non-trainable params: 0	ð	

Figura 2: optimizador sgd, 3 capas , 250 epocas



, 32)	832
, 32)	1056
	1020
, 2)	66

[51] # Define training parameters DNN.compile(optimizer='adam', loss='mse')

# Define training parameters
DNN.compile(optimizer='sgd', loss='mse')

Madal. "assumptial O"

7) ¿La pérdida de test de tu mejor modelo es comparable con la de validación y entrenamiento? ¿Qué sugiere eso?

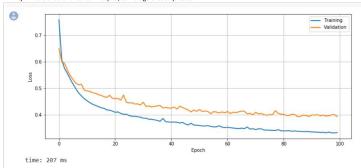
0.392244101263756 Sí, es similar al error de validación. Esto sugiere que el modelo no está tan sobre parametrizado.

8) Reporta el tiempo promedio que tardaba en correr cada uno de tus experimentos.

2 minutos

9) Incluye gráficas de desempeño de tus mejores modelos.

# El mejor modelo fue una red con 2 capas , con la siguiente arquitectura:



# El error de validación alrededor de .40

#### Generalization loss 0.1552%



Generalization loss: 0.1552% time: 3.46 ms

[ ] # Compute test loss loss\_test = DNN.evaluate(x=x\_test, y=y\_test, verbose=False) print("Test loss:", loss\_test)

Test loss: 0.392244101263756 time: 94.8 ms

[ ] # Predict on test set
 y\_test\_hat = DNN.predict(x=x\_test)
 print(y\_test\_hat.shape)

(1591, 2) time: 76.8 ms

Model: "sequential\_18"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_76 (Dense)	(None, 45)	1170
dense_77 (Dense)	(None, 32)	1472
OUTPUT (Dense)	(None, 2)	66

(None, 2) 66

Total params: 2,708 Trainable params: 2,708 Non-trainable params: 0

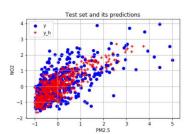
time: 66.4 ms

# Define training parameters
DNN.compile(optimizer='adam', loss='mse')

## Tamaño de batch 64

# Train model

history = DNN.fit(x=x\_train, y=y\_train, batch\_size=64, epochs=100, verbose=1, validation\_split=0.1, shuffle=True)



time: 232 ms