Universidad del Valle de Guatemala Deep Learning y Sistemas Inteligentes Sara María Paguaga - 20634 Guillermo Santos Barrios - 191517

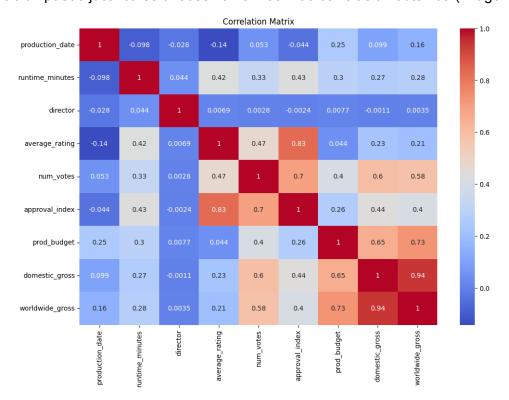
#### Laboratorio 02

## Objetivo de la red neuronal

Nuestro objetivo es hacer una regresión de la calificación promedio de una película (average\_rating). Luego de un pequeño análisis exploratorio se tomaron en cuenta las siguientes variables para el desarrollo de la Red Neuronal:

- prod\_budget
- domestic\_gross
- worldwide\_gross
- director
- runtime\_minutes
- approval\_index
- num\_votes

Esta decisión puede justificarse al observar la matriz de correlación obtenida (Imagen 1).



### Composición y resultados obtenidos

### Red Neuronal 1:

## Topología:

- Input Layer: 7 neuronas.

- Hidden Layer: 16 neuronas. Activación relu.

- Hidden Layer: 128 neuronas. Activación relu.

- Hidden Layer: 64 neuronas. Activación relu.

- Hidden Layer: 64 neuronas. Activación tanh.

- Output Layer: 1 neurona.

## Técnicas de regularización:

- Batch Normalization.

# Función de pérdida: MSE

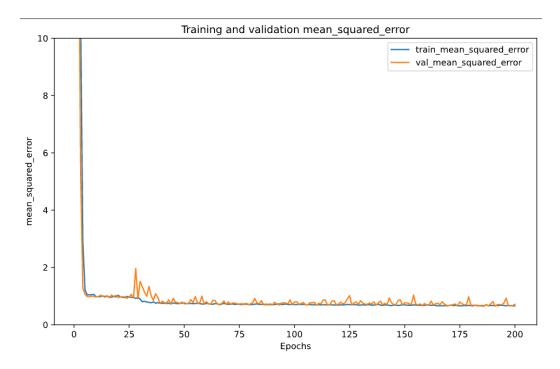


Imagen 2 - Training vs Validation MSE

Validation loss: 0.71

Test loss: 0.63

### Red Neuronal 2:

## Topología:

- Input Layer: 7 neuronas.

- Hidden Layer: 16 neuronas. Activación relu.

- Hidden Layer: 128 neuronas. Activación relu

- Hidden Layer: 64 neuronas. Activación relu

- Hidden Layer: 32 neuronas. Activación tanh.

Output Layer: 1 neurona.

## Técnicas de regularización:

- Batch Normalization.

- Early stopping con una paciencia de 20 epochs.

### Función de pérdida: Mean Absolute Error

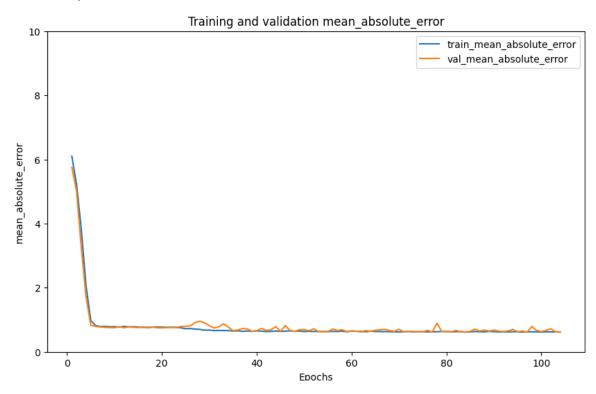


Imagen 3 - Training vs validation mean absolute error

Validation loss: 0.62

Test loss: 0.60

### Red Neuronal 3:

## Topología:

- Input Layer: 7 neuronas.

- Hidden Layer: 16 neuronas. Activación relu.

- Hidden Layer: 128 neuronas. Activación relu

- Hidden Layer: 64 neuronas. Activación relu

- Hidden Layer: 128 neuronas. Activación tanh.

- Output Layer: 1 neurona.

### Técnicas de regularización:

- Batch Normalization.

- Dropout con una probabilidad de 20%.

Función de pérdida: Huber Loss

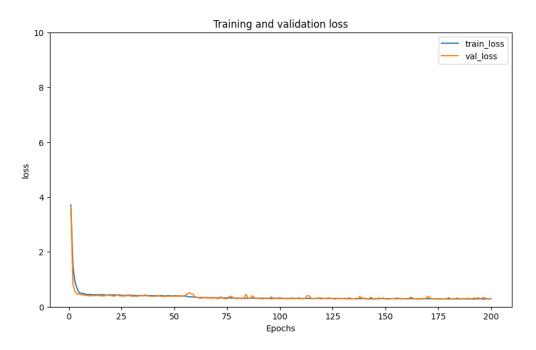


Imagen 4 - Training vs validation huber loss

Validation loss: 0.29

Test loss: 0.27

Red	Validation Loss	Test Loss
1	0.71	0.73
2	0.62	0.60
3	0.29	0.27

Cuadro 1 - Comparando resultados de cara red

#### Discusión

Las tres redes neuronales demostraron generalizar la información de una manera aceptable. Asimismo, las técnicas de regularización permitieron evitar el *overfitting* y hacer que el modelo fuese entrenado eficientemente. Se comprobó que al emplear técnicas de regularización se puede disminuir el *overfitting* de un modelo y que la combinación de técnicas de regularización junto con la técnica *Batch Normalization* resulta en una menor pérdida. Sin embargo, al usar exclusivamente la técnica de *Batch Normalization* se notó una perdida considerable (71% - Validation Loss y 73% Test Loss). La técnica de *Batch Normalization* resultó indispensable debido a que trabajamos con valores que varían enormemente. Por ejemplo, las cifras de dinero alcanzan las millones de unidades, mientras que los índices de aprobación únicamente están entre cero y diez. En cuanto al tiempo de ejecución, la segunda red (que implementa *EarlyStopping*) demostró superar a las demás, dando un tiempo de entrenamiento menor a los 5 segundos mientras que las redes uno y tres tenían un tiempo mayor a los 13 segundos. Sin embargo, al agregar la posibilidad de las neuronas de "apagarse" de manera aleatoria, la última red neuronal produjo una pérdida mucho menor a las anteriores (Tabla 1).

#### Red neuronal óptima

La red neuronal óptima es la número tres, demostrando tener una menor pérdida para el set de validación y el set de prueba. El uso de *Batch Normalization* y *Dropout* fueron la mejor combinación. El tiempo de ejecución podría reducirse utilizando *Early Stopping*, pero la librería *pytorch* no permite utilizar esta funcionalidad en conjunto con la función de pérdida escogida (Huber Loss).