# LABORATORIO NO. 4

**Data Science** 

Marco Ramirez 21032 – Josué Mórales 21116

# Tabla de contenidos

Modelo simple	2
Descripción	2
Embedding Layer	2
LSTM Layer	2
Dense Layer (Output)	2
Optimización y Función de Pérdida	2
Entrenamiento y Evaluación	2
Resultados	3
Modelo modificado	4
Descripción	4
Preprocesamiento y Configuración de Datos	4
Capas LSTM	4
Entrada de Características Adicionales	5
Concatenación y Capas Densas	5
Capa de Salida	6
Optimización y Función de Pérdida	6
Entrenamiento y Evaluación	6
Resultados	7
Análisis de los Modelos	8
Características y Selección de Parámetros	8
Arquitectura y Justificación de los Modelos	8
Resultados y Comparaciones	10

#### Modelo simple

### Descripción

#### Embedding Layer

 Convierte palabras en vectores de 128 dimensiones usando las 20,000 palabras más frecuentes.

#### LSTM Layer

- 128 unidades.
- Dropout de 0.2 para reducir el sobreajuste, aplicado a las entradas.
- Recurrent Dropout de 0.2 para evitar el sobreajuste en las conexiones recurrentes.

#### Dense Layer (Output)

• Una sola neurona con activación sigmoid para clasificación binaria.

#### Optimización y Función de Pérdida

- Optimizador: Adam, adecuado para este tipo de tareas.
- Función de pérdida: binary\_crossentropy, ideal para clasificación binaria.

#### Entrenamiento y Evaluación

- Entrenado por 15 épocas con un tamaño de lote de 32.
- Evaluación final en el conjunto de prueba para determinar la precisión y la pérdida.

#### Resultados

```
√ 34m 30.7s
Epoch 1/15
                            — 155s 197ms/step - accuracy: 0.7163 - loss: 0.5386 - val_accuracy: 0.8392 - val_loss: 0.3853
782/782 -
Epoch 2/15
782/782 -
                            - 144s 184ms/step - accuracy: 0.8762 - loss: 0.3126 - val_accuracy: 0.8516 - val_loss: 0.3616
Epoch 3/15
782/782 —
                            - 144s 184ms/step - accuracy: 0.9056 - loss: 0.2411 - val_accuracy: 0.8516 - val_loss: 0.3583
Epoch 4/15
782/782 -
                            - 151s 193ms/step - accuracy: 0.9349 - loss: 0.1784 - val_accuracy: 0.8560 - val_loss: 0.3802
Epoch 5/15
782/782 -
                            - 137s 175ms/step - accuracy: 0.9568 - loss: 0.1246 - val_accuracy: 0.8325 - val_loss: 0.4820
Epoch 6/15
782/782 -
                            - 140s 179ms/step - accuracy: 0.9684 - loss: 0.0949 - val_accuracy: 0.8430 - val_loss: 0.4827
Epoch 7/15
782/782 —
                            - 141s 180ms/step - accuracy: 0.9785 - loss: 0.0625 - val_accuracy: 0.8464 - val_loss: 0.5564
Epoch 8/15
782/782 -
                            - 141s 181ms/step - accuracy: 0.9847 - loss: 0.0450 - val_accuracy: 0.8418 - val_loss: 0.6656
Epoch 9/15
782/782 -
                            - 131s 168ms/step - accuracy: 0.9891 - loss: 0.0324 - val_accuracy: 0.8398 - val_loss: 0.7129
Epoch 10/15
                            - 120s 153ms/step - accuracy: 0.9926 - loss: 0.0224 - val_accuracy: 0.8138 - val_loss: 0.8735
782/782 -
Epoch 11/15
782/782 —
                            - 132s 169ms/step - accuracy: 0.9944 - loss: 0.0197 - val_accuracy: 0.8311 - val_loss: 0.8757
Epoch 12/15
                            - 139s 178ms/step - accuracy: 0.9952 - loss: 0.0167 - val_accuracy: 0.8408 - val_loss: 0.8679
782/782 -
Epoch 13/15
Epoch 14/15
782/782 -
                            - 129s 165ms/step - accuracy: 0.9974 - loss: 0.0083 - val_accuracy: 0.8335 - val_loss: 0.8581
Epoch 15/15
782/782
                           — 134s 171ms/step - accuracy: 0.9989 - loss: 0.0052 - val_accuracy: 0.8305 - val_loss: 0.9874
Output is truncated. View as a <u>scrollable element</u> or open in a <u>text editor</u>. Adjust cell output <u>settings</u>...
```

```
√ 37.3s

782/782 — 37s 48ms/step - accuracy: 0.8282 - loss: 1.0085

Pérdida en el conjunto de prueba: 0.9874089956283569

Exactitud en el conjunto de prueba: 0.8304799795150757
```

#### Modelo modificado

#### Descripción

#### Preprocesamiento y Configuración de Datos

- Embedding Layer: Transforma las palabras en vectores de 128 dimensiones, usando un vocabulario de las 50,000 palabras más frecuentes del dataset de IMDB.
- Secuencias de Entrada: Cada secuencia tiene una longitud máxima de 150 palabras,
   ajustada mediante padding.

# Capas LSTM

#### • Primera Capa LSTM:

o Unidades: 128.

o **Dropout**: 0.3, aplicado a las entradas de la capa para reducir el overfitting.

 Return Sequences: True, devuelve secuencias completas a la siguiente capa para mantener la temporalidad entre los datos.

## • Segunda Capa LSTM:

o **Unidades**: 64.

 Dropout: 0.3, similar a la primera capa para mantener la coherencia en la regularización.

#### Entrada de Características Adicionales

• Características: Longitud de la secuencia y proporción de palabras positivas a negativas.

Proceso: Estas características se extraen del texto y se escalan
 usando StandardScaler para normalizar los datos antes de su uso en el modelo.

#### Concatenación y Capas Densas

#### • Concatenación:

 Une las salidas de la segunda capa LSTM y las características adicionales escaladas para formar una entrada compuesta que se pasa a las siguientes capas densas.

#### • Capas Densas:

#### o Primera Capa Densa:

• Unidades: 64.

• Activación: relu.

 Dropout: 0.5, para reducir el riesgo de sobreajuste dado el aumento en la complejidad del modelo.

#### Segunda Capa Densa:

Unidades: 32.

Activación: relu.

#### Capa de Salida

 Neurona Final: Una neurona con activación sigmoid para realizar la clasificación binaria, discriminando entre críticas positivas y negativas.

#### Optimización y Función de Pérdida

- **Optimizador**: Adam, conocido por su eficiencia en el manejo de grandes volúmenes de datos y ajustes dinámicos de la tasa de aprendizaje.
- Función de Pérdida: binary\_crossentropy, adecuada para problemas de clasificación binaria.

#### Entrenamiento y Evaluación

- Entrenamiento: Configurado para correr durante 15 épocas con un tamaño de lote de 32, incluyendo validación con el conjunto de test para monitorear el overfitting y ajustar el entrenamiento si es necesario.
- Evaluación: Se realiza post entrenamiento para verificar la precisión (accuracy) y la pérdida (loss) en el conjunto de datos de prueba.

#### Resultados

```
Epoch 1/15
782/782 - 160s - 205ms/step - accuracy: 0.6409 - loss: 0.6166 - val_accuracy: 0.7278 - val_loss: 0.5296
Epoch 2/15
782/782 - 187s - 239ms/step - accuracy: 0.7942 - loss: 0.4474 - val_accuracy: 0.8483 - val_loss: 0.3511
Epoch 3/15
782/782 - 196s - 251ms/step - accuracy: 0.9019 - loss: 0.2529 - val_accuracy: 0.8508 - val_loss: 0.3561
Epoch 4/15
782/782 - 197s - 252ms/step - accuracy: 0.9439 - loss: 0.1592 - val_accuracy: 0.8440 - val_loss: 0.4715
Epoch 5/15
782/782 - 205s - 263ms/step - accuracy: 0.9670 - loss: 0.1005 - val_accuracy: 0.8458 - val_loss: 0.4588
782/782 - 198s - 254ms/step - accuracy: 0.9821 - loss: 0.0586 - val_accuracy: 0.8329 - val_loss: 0.6010
Epoch 7/15
782/782 - 212s - 271ms/step - accuracy: 0.9884 - loss: 0.0392 - val_accuracy: 0.8381 - val_loss: 0.5700
Epoch 8/15
782/782 - 238s - 304ms/step - accuracy: 0.9945 - loss: 0.0199 - val_accuracy: 0.8336 - val_loss: 0.7331
Epoch 9/15
782/782 - 232s - 297ms/step - accuracy: 0.9969 - loss: 0.0138 - val_accuracy: 0.8314 - val_loss: 0.6802
Epoch 10/15
782/782 - 225s - 287ms/step - accuracy: 0.9961 - loss: 0.0156 - val_accuracy: 0.8350 - val_loss: 0.8044
Epoch 11/15
782/782 - 209s - 267ms/step - accuracy: 0.9972 - loss: 0.0108 - val_accuracy: 0.8331 - val_loss: 1.1189
Epoch 12/15
782/782 - 216s - 276ms/step - accuracy: 0.9976 - loss: 0.0098 - val_accuracy: 0.8273 - val_loss: 0.9729
Epoch 13/15
Epoch 14/15
782/782 - 199s - 254ms/step - accuracy: 0.9986 - loss: 0.0058 - val_accuracy: 0.8311 - val_loss: 0.9968
Epoch 15/15
782/782 - 202s - 258ms/step - accuracy: 0.9986 - loss: 0.0060 - val_accuracy: 0.8103 - val_loss: 1.2512
Output is truncated. View as a <u>scrollable element</u> or open in a <u>text editor</u>. Adjust cell output <u>settings</u>...
```

#### Análisis de los Modelos

# Características y Selección de Parámetros

#### • Características Adicionales Utilizadas:

- Longitud de la Crítica: Se optó por incluir la longitud de las críticas debido a la premisa de que textos más largos podrían contener más matices, afectando así la polaridad del sentimiento expresado.
- Ratio Positivo/Negativo de Palabras: Al calcular la proporción entre palabras positivas y negativas, se buscó capturar de manera explícita la polaridad inherente en el texto, crucial para tareas de análisis de sentimientos.

#### Arquitectura y Justificación de los Modelos

#### • Modelo Simple:

- Entrada de Secuencias: Utiliza una capa de embedding que transforma las palabras en vectores de 128 dimensiones, limitado a las 20,000 palabras más frecuentes.
- LSTM: Una sola capa LSTM de 128 unidades, sin dropout adicional, facilitando un modelo más básico y menos propenso a ajustes finos.
- Capa de Salida: Una sola neurona con activación sigmoid para clasificación binaria.

#### • Modelo Modificado:

- Capas LSTM Mejoradas: Dos capas LSTM, donde la primera tiene 128
   unidades con return\_sequences=True y la segunda 64 unidades con dropout de
   0.3, permitiendo capturar relaciones temporales más complejas y mitigar el sobreajuste.
- Entrada de Características Adicionales: Incorpora la longitud de las críticas y
  el ratio positivo/negativo, ambas normalizadas, proporcionando una visión más
  holística de los datos.
- Capas Densas Adicionales: Incluye dos capas densas con activación relu y dropout de 0.5, aumentando la capacidad del modelo para aprender representaciones no lineales más ricas.
- Concatenación y Procesamiento: La salida de la última capa LSTM se concatena con las características adicionales, permitiendo que el modelo integre información contextual y específica de la crítica.

# Resultados y Comparaciones

# • Modelo Simple:

- o **Precisión**: Oscila alrededor del 80.64% en el conjunto de prueba.
- Pérdida: Presenta una pérdida de aproximadamente 1.2009, indicativa de una buena generalización, pero con margen de mejora.

#### • Modelo Modificado:

- Precisión: Alcanza un 83.95%, mostrando una mejora significativa respecto al modelo simple.
- Pérdida: Reduce la pérdida a 0.8289, lo que sugiere una mejor capacidad para modelar la complejidad de los datos y emitir predicciones más precisas.