



Laboratorio No. 5

Carlos Edgardo López Barrera 21666

Brian Anthony Carrillo Monzon - 21108

Guatemala, 26 de agosto del 2024

Descripción del Modelo Base

- Embedding Layer
 - Descripción: La primera capa del modelo es una capa de embedding que convierte las palabras en vectores densos de tamaño 32. Este embedding reduce la dimensionalidad del espacio de características de las palabras y captura relaciones semánticas entre ellas.
 - Parámetros: input_dim (max_features): 400 output_dim: 32 input_length (maxlen): 300
 - Propósito: Permite que las palabras en las secuencias sean representadas en un espacio vectorial de menor dimensión y captura la información semántica necesaria para las siguientes capas.
- LSTM Layer
 - Descripción: La capa LSTM (Long Short-Term Memory) consiste en 4 unidades que procesan las secuencias de texto. Esta capa es capaz de mantener información relevante en el tiempo y manejar dependencias a largo plazo en las secuencias de entrada.
 - Parámetros: units: 4 return_sequences: False
 - Propósito: Extraer características de la secuencia de texto y capturar dependencias temporales en las palabras.
- 3. Dense Layer
 - Descripción: La capa final es una capa densa (fully connected) que consiste en una sola neurona con una función de activación sigmoid para la clasificación binaria.
 - Parámetros: units: 1 activation: Sigmoid
 - Propósito: Convertir la salida de la capa LSTM en una probabilidad que determina si una reseña es positiva o negativa.

Descripción del Modelo Mejorado

- Embedding Layer
 - Descripción: Similar a la capa de embedding en el modelo base, esta capa convierte palabras en vectores densos de tamaño 128, pero con un input_dim mayor para capturar más palabras del vocabulario.
 - Parámetros: input_dim (max_features): 10,000 output_dim: 128 input_length (maxlen): 500
 - Propósito: Permitir que un vocabulario más extenso sea representado y capturar mejor la información semántica.
- Bidirectional LSTM Layer

- Descripción: Esta capa LSTM bidireccional consiste en 64 unidades y procesa las secuencias de texto en ambas direcciones. Se retorna toda la secuencia para que la próxima capa LSTM también pueda procesarla.
- Parámetros: units: 64 return_sequences: True
- Propósito: Capturar dependencias tanto hacia el futuro como hacia el pasado en la secuencia de texto.
- Dropout Layer
 - Descripción: Una capa de dropout con un 50% de probabilidad de exclusión de neuronas. Ayuda a prevenir el sobreajuste al desactivar aleatoriamente la mitad de las unidades durante el entrenamiento.
 - Parámetros: rate: 0.5
 - Propósito: Mejorar la generalización del modelo y reducir el riesgo de sobreajuste.
- LSTM Layer
 - Descripción: Una segunda capa LSTM con 32 unidades que procesa la secuencia bidireccional resultante de la capa anterior.
 - Parámetros: units: 32 return_sequences: False
 - Propósito: Refinar la extracción de características y proporcionar una representación final de la secuencia que se alimentará en la capa densa.
- Dense Layer
 - Descripción: Igual que en el modelo base, esta capa densa final tiene una sola neurona con una función de activación sigmoid para la clasificación binaria.
 - Parámetros: units: 1 activation: Sigmoid
 - Propósito: Convertir la salida procesada de las capas LSTM en una probabilidad de clasificación binaria.

Resultados

Modelo Base:

- Loss: 0.406961053609848
- Accuracy: 0.8180800676345825
- Matriz de Confusión:
 - Verdaderos Positivos: 9796
 - Falsos Positivos: 1844
 - Verdaderos Negativos: 10656
 - Falsos Negativos: 2704

Modelo Mejorado:

- Loss: 0.3035788834095001
- Accuracy: 0.8845199942588806
- Matriz de Confusión:
 - Verdaderos Positivos: 10874
 - Falsos Positivos: 1261
 - Verdaderos Negativos: 11239
 - Falsos Negativos: 1626

Mejoras con respecto al modelo base

- Reducción del Loss: El modelo mejorado presentó un loss de 0.3036 comparado con el 0.407 del modelo base. Esto indica que el modelo mejorado tiene un menor error de predicción durante la clasificación.
- Aumento en Accuracy: El accuracy del modelo mejorado fue de 0.8845, un incremento significativo en comparación con el 0.8181 del modelo base. Esto sugiere que el modelo mejorado es más eficaz para clasificar correctamente las reseñas de películas.
- Matriz de Confusión:
 - Disminución de Falsos Positivos: El modelo mejorado redujo los falsos positivos de 1844 a 1261.
 - Disminución de Falsos Negativos: El modelo mejorado también redujo los falsos negativos de 2704 a 1626.
 - Aumento de Verdaderos Positivos y Verdaderos Negativos: Hubo un incremento en ambos verdaderos positivos y verdaderos negativos, lo que refleja una mejora general en la capacidad del modelo para clasificar correctamente ambas clases.

Justificación de los cambios realizados

- Aumento del tamaño de max_features:
Se aumentó max_features de 400 a 10,000 para permitir que el modelo capture un vocabulario más extenso del dataset. Al incluir más palabras en el análisis, el modelo puede comprender mejor el contexto de las reseñas, mejorando la calidad de la clasificación.
- Aumento de maxlen:
Se incrementó maxlen de 300 a 500, para permitir al modelo considerar secuencias de palabras más largas. Esto es crucial porque las reseñas de películas pueden tener frases largas.

- Cambio de arquitectura LSTM a Bidirectional LSTM:
Las capas LSTM bidireccionales permiten que el modelo procese la información en ambas direcciones (de principio a fin y de fin a principio). Esto mejora la capacidad del modelo para captar dependencias a largo plazo en las secuencias de texto.
- Incremento en el tamaño de las capas LSTM:
Se incrementó el tamaño de las capas LSTM de 4 unidades en el modelo base a 64 y 32 unidades en el modelo mejorado. Esto permite al modelo aprender representaciones más complejas y detalladas de las secuencias de texto.
- Adición de Dropout:
Se añadió una capa de Dropout con un 50% de probabilidad de exclusión para prevenir el sobreajuste. Dropout ayuda a reducir la co-adaptación entre neuronas, haciendo que el modelo generalice mejor.