Memoria Práctica Deep Learning

1. Configuración Inicial

- **Instalación de paquetes**: Se instalan librerías esenciales (optuna para optimización, torchvision para visión artificial, folium para mapas).
- Importación de librerías: Se cargan bibliotecas para manipulación de datos (pandas, numpy), visualización (matplotlib, seaborn, folium), aprendizaje profundo (torch), preprocesamiento (scikit-learn) y manejo de imágenes (PIL, OpenCV).
- Comprobación de versiones: Se verifican las versiones de las librerías clave para garantizar reproducibilidad.
- **Fijado de semilla**: Se establece una semilla (42) en numpy, random y torch para asegurar resultados consistentes en todos los experimentos.
- Montaje de Google Drive: Se accede al dataset almacenado en Google Drive (poi_dataset.csv), cargando 1,569 registros con 14 columnas, incluyendo ID, nombre, descripción, categorías, ubicación geográfica, interacciones (visitas, likes, dislikes, bookmarks) y rutas de imágenes.

2. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

2.1 Descripción general del dataset

- Primeras filas: Muestra POIs (Puntos de Interés) con datos como categorías
 (ej: "Patrimonio", "Cultura"), ubicación (coordenadas), interacciones (visitas ~10,000, likes/dislikes variables) y rutas de imágenes.
- Información general: Confirma que no hay valores nulos y detalla tipos de datos: 6 numéricos (tier, xps, visitas, likes, dislikes, bookmarks), 6 de texto (ej: descripciones) y 2 geográficas (latitud, longitud).
- Dimensiones: 1,569 filas × 14 columnas.

2.2 Valores nulos

 No se detectan valores nulos, lo que indica un dataset limpio y listo para análisis sin requerir imputación.

2.3 Análisis de variables numéricas

- Estadísticas descriptivas:
 - Visitas: Muy homogéneas (~10,012 ± 5), sugiriendo que no son discriminativas para engagement.
 - Likes/Dislikes/Bookmarks: Alta dispersión (likes: 3,624 ± 4,818; dislikes: 2,526 ± 2,226). Bookmarks muestran asimetría positiva (media: 973, max: 8,157).
 - o **tier**: Entero (1-4), nivel del POI.
 - o **xps**: Puntos asociados al POI (0-1,000).

Histogramas:

 Likes/Dislikes/Bookmarks: Distribución asimétrica positiva. Mayoría de POIs tienen interacciones bajas, con pocos "superstars" (valores extremos altos).

- o tier: Frecuencia alta en tier 1 (POIs básicos).
- o xps: Concentración en 500, 700 y 1,000 puntos.
- **Interpretación**: Las interacciones son desiguales; unos pocos POIs concentran alta actividad. Esto justifica una métrica de engagement que capte estas diferencias.

2.4 Análisis de variables categóricas

- Categorías: 224 únicas, frecuentemente anidadas (ej: ["Patrimonio", "Cultura"]). Las más comunes:
 - 1. Patrimonio: 400+ POIs.
 - 2. Cultura: ~350 POls.
 - 3. Historia/Escultura: ~150-200 POIs.
- Gráfico de frecuencias: Confirmó dominio de categorías culturales y patrimoniales, reflejando el enfoque temático del dataset.

2.5 Análisis de ubicación geográfica

- Mapa interactivo (Folium):
 - o Clusters: Concentración en Madrid (40°N, -3.7°W) y Baleares (39.5°N, 2.6°E).
 - o Dispersión global: Pocos POIs en América y Asia, mayoría en España.
- **Interpretación**: Distribución geográfica desigual, útil para contextualizar engagement (ej: POIs en zonas turísticas podrían tener más interacciones).

2.6 Análisis de texto (shortDescription)

- Histograma de longitud:
 - o Rango: 500-1,000 caracteres.
 - o Pico: ~750 caracteres.
- Interpretación: Descripciones consistentes en extensión, sin outliers extremos.

2.7 Análisis de interacciones

- Ratios:
 - Likes/Dislikes: Sesgado hacia valores altos (más likes), pero con outliers inversos (POIs controvertidos).
 - Total interacciones (L+D+B): Asimetría positiva; mayoría con bajas interacciones, pocos con miles.
- **Histogramas**: Refuerzan que la distribución no es normal, validando la necesidad de una métrica robusta.

2.8 Análisis de la métrica de engagement

Fórmula:

Engagement = 0.4*Likes + 0.4*Bookmarks - 0.2*Dislikes

• Normalización: Escalada a [0, 1] con MinMaxScaler.

Visualizaciones:

- Histograma: Gran densidad cerca de 0 (bajo engagement), cola larga hacia 1 (POIs destacados).
- Boxplot: Múltiples outliers altos, confirmando la existencia de POIs excepcionalmente populares.

Interpretación de ponderaciones:

- Likes & Bookmarks (40% cada uno): Señales positivas fuertes (aprobación e interés futuro).
- Dislikes (-20%): Penalización leve; reconoce que incluso POIs valiosos pueden tener críticas.
- **Exclusión de visitas**: Evita *data leakage* (visitas podrían ser causa o efecto del engagement, no una señal intrínseca).

3. Preprocesamiento de datos

3.1 Creación de engagement

• La métrica se calcula y normaliza. Reemplaza nulos por 0.

3.2 Tratamiento de categorías

• Codificación con MultiLabelBinarizer: Convierte listas de categorías en matriz binaria (224 columnas). Ej: ["Cultura"] → [0, 1, 0, ..., 0].

3.3 División de datos

Partición estratificada:

o Entrenamiento: 70%.

Validación: 15%.

o **Test**: 15%.

• **Estratificación**: Basada en engagement normalizado para mantener proporciones en todos los conjuntos.

3.4 Normalización de variables numéricas

• tier **y** xps: Escalados a [0, 1] con MinMaxScaler.

3.5 Procesamiento de imágenes

Transformaciones:

- o Redimensionamiento (256x256).
- o Normalización (media=0.485, std=0.229).
- o Conversión a tensores de PyTorch.
- Dataset personalizado: Combina imágenes, características categóricas/numéricas y engagement.

4. Construcción del modelo

- Arquitectura multimodal:
 - 1. Rama imagen: ResNet50 preentrenada (extrae características visuales).
 - 2. Rama tabular: Capas densas para procesar categorías y datos numéricos.
 - 3. **Fusión**: Salidas de ambas ramas se concatenan y pasan a capas densas finales para predecir engagement.
- Función de pérdida: MSE (Error Cuadrático Medio), idónea para regresión.

5. Entrenamiento y validación

- Hiperparámetros:
 - o Optimizador: Adam.
 - o Learning rate inicial: 0.001 (ajustado con scheduler).
- Curvas de aprendizaje:
 - Pérdida (train/val): Decrece establemente, sin sobreajuste (brecha mínima entre curvas).
 - Estabilización: Pérdida de validación se estanca tras ~10 épocas, sugiriendo convergencia.

Conclusiones

- **Engagement**: La métrica ponderada refleja interacciones reales de usuarios, evitando dominancia de una sola variable y fugas de información (visitas excluidas).
- Modelo multimodal: Combina imágenes y datos tabulares eficazmente, logrando error bajo en engagement.