Notebook

May 6, 2025

0.1 Descarga y carga del modelo Word2Vec de Google News

0.2 Paso 1: Configuración de librerías

En este paso importamos las librerías necesarias para: - Cargar y manipular datos - Procesar texto con NLTK - Utilizar Word2Vec y construir redes LSTM

Esto asegura que todas las dependencias estén disponibles antes de continuar.

[1]:
```
!pip install gensim
```

```
Collecting gensim
  Downloading
gensim-4.3.3-cp311-cp311-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl.metadata
(8.1 kB)
Collecting numpy<2.0,>=1.18.5 (from gensim)
  Downloading
numpy-1.26.4-cp311-cp311-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl.metadata
(61 kB)
                           61.0/61.0 kB
1.8 MB/s eta 0:00:00
Collecting scipy<1.14.0,>=1.7.0 (from gensim)
  Downloading
scipy-1.13.1-cp311-cp311-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl.metadata
(60 kB)
                           60.6/60.6 kB
1.8 MB/s eta 0:00:00
Requirement already satisfied: smart-open>=1.8.1 in
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages (from gensim) (7.1.0)
Requirement already satisfied: wrapt in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages
(from smart-open>=1.8.1->gensim) (1.17.2)
Downloading
gensim-4.3.3-cp311-cp311-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl (26.7
MB)
                         26.7/26.7 MB
83.1 MB/s eta 0:00:00
Downloading
numpy-1.26.4-cp311-cp311-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl (18.3
MB)
                         18.3/18.3 MB
```

```
97.3 MB/s eta 0:00:00
Downloading
scipy-1.13.1-cp311-cp311-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl (38.6
MB)
                         38.6/38.6 MB
56.8 MB/s eta 0:00:00
Installing collected packages: numpy, scipy, gensim
  Attempting uninstall: numpy
    Found existing installation: numpy 2.0.2
    Uninstalling numpy-2.0.2:
      Successfully uninstalled numpy-2.0.2
  Attempting uninstall: scipy
    Found existing installation: scipy 1.15.2
    Uninstalling scipy-1.15.2:
      Successfully uninstalled scipy-1.15.2
ERROR: pip's dependency resolver does not currently take into account all
the packages that are installed. This behaviour is the source of the following
dependency conflicts.
thinc 8.3.6 requires numpy<3.0.0,>=2.0.0, but you have numpy 1.26.4 which is
incompatible.
Successfully installed gensim-4.3.3 numpy-1.26.4 scipy-1.13.1
```

0.3 BLOQUE 1: CONFIGURACIÓN INICIAL

[1]:
```python
# Importación de librerías
import os
import random
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import zipfile


# Para procesamiento de texto
import re
import nltk
from nltk.tokenize import word_tokenize
from nltk.corpus import stopwords

# Para modelos
from gensim.models import Word2Vec
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Embedding, LSTM, Dense
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
```

```
from gensim.models import KeyedVectors  #  correcto


# Confirmacion de reproducibilidad
import tensorflow as tf
```

0.4 BLOQUE 2: PREPROCESAMIENTO DE TEXTOS

En esta sección limpiamos y preparamos los textos para su análisis, aplicando las siguientes operaciones:

1. Eliminación de caracteres no alfabéticos (como puntuación)
2. Conversión a minúsculas
3. Eliminación de espacios redundantes
4. Tokenización y filtrado de stopwords en español

[2]:
```
import re
import nltk
from nltk.tokenize import word_tokenize
from nltk.corpus import stopwords


nltk.download('punkt')
nltk.download('stopwords')
nltk.download('punkt_tab')

# Lista de stopwords en español
STOPWORDS = set(stopwords.words('spanish'))


# Limpieza del texto
def clean_text(text):
    """
    Limpia el texto eliminando caracteres no alfabéticos y pasando todo a␣
 ↪minúsculas.
    """
    # Eliminación de caracteres no letras
    text = re.sub(r'[^a-zA-ZáéíóúüñÁÉÍÓÚÜÑ\s]', '', text)

    # Pasar a minúsculas
    text = text.lower()

    # Eliminación de espacios múltiples
    text = re.sub(r'\s+', ' ', text).strip()

    return text
```

```
# Función para tokenizar el texto
def tokenize_text(text):
    """
    Tokeniza el texto en palabras, eliminando stopwords.
    """
    tokens = word_tokenize(text, language='spanish')
    tokens = [word for word in tokens if word not in STOPWORDS]
    return tokens


# Función completa para preparacion de textos
def preprocess_text(text):
    """
    Aplica limpieza + tokenización a un texto dado.
    """
    cleaned_text = clean_text(text)
    tokens = tokenize_text(cleaned_text)
    return tokens


# Prueba en un texto suelto:
example_text = "¡Hola hermano! ¿Cómo estás? Este es nuestro primer texto para␣
 ↪procesar."
tokens = preprocess_text(example_text)

print(" Texto preprocesado:", tokens)
```

```
[nltk_data] Downloading package punkt to /root/nltk_data…
[nltk_data]   Unzipping tokenizers/punkt.zip.
[nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data…
[nltk_data]   Unzipping corpora/stopwords.zip.
[nltk_data] Downloading package punkt_tab to /root/nltk_data…
```

```
 Texto preprocesado: ['hola', 'hermano', 'cómo', 'primer', 'texto', 'procesar']
```

```
[nltk_data]   Unzipping tokenizers/punkt_tab.zip.
```

[3]:
```
from gensim.models import KeyedVectors

w2v_model = KeyedVectors.load_word2vec_format(
    '/content/drive/MyDrive/Topicos Especiales 2/Proyecto Final/
 ↪GoogleNews-vectors-negative300.bin',
    binary=True
)

print(" Modelo Word2Vec cargado exitosamente.")
```

```
 Modelo Word2Vec cargado exitosamente.
```

0.5 BLOQUE 3: VECTORIZACIÓN CON WORD2VEC

En esta sección convertimos las palabras tokenizadas en vectores numéricos usando el modelo Word2Vec preentrenado. Esto transforma el texto en una representación distribuida útil para el modelo LSTM.

1. Las palabras no reconocidas por el modelo se descartan.
2. Cada vector tiene una dimensión de 300, correspondiente al modelo de Google News.
3. Se muestra un ejemplo de vectorización aplicada a una lista de tokens.

[4]:
```
def vectorize_text(tokens, w2v_model, vector_size=300):
    """
    Convierte una lista de tokens en una lista de vectores usando Word2Vec.
    Si una palabra no está en el vocabulario, se ignora.
    """
    vectors = []
    for word in tokens:
        if word in w2v_model:
            vectors.append(w2v_model[word])
        else:
            continue
    return vectors


# Prueba de uso, usamos ejemplo
example_vectors = vectorize_text(tokens, w2v_model)

print(f"  Número de vectores obtenidos: {len(example_vectors)}")
print(f"Dimensión de cada vector: {example_vectors[0].shape if example_vectors␣
 ↪else 'N/A'}")
```

```
  Número de vectores obtenidos: 5
Dimensión de cada vector: (300,)
```

1 Generación de dataset sintético realista usando Word2Vec

En este paso: 1. Se importan las librerías necesarias para el modelado y entrenamiento. 2. Se establecen semillas para garantizar reproducibilidad. 3. Se carga el modelo Word2Vec preentrenado (GoogleNews-vectors-negative300.bin) usando Gensim.

Este archivo debe descargarse previamente y colocarse en el path correspondiente en Google Drive.

Esta base vectorial será utilizada más adelante para representar frases generadas artificialmente a partir de vocabularios semánticos controlados.

[5]:
```
# Importar librerías necesarias
import os
import random
import numpy as np
import pandas as pd
```

```
import matplotlib.pyplot as plt

import nltk
nltk.download('punkt')
nltk.download('stopwords')
nltk.download('punkt_tab')
from nltk.tokenize import word_tokenize
from nltk.corpus import stopwords

from gensim.models import KeyedVectors
from sklearn.model_selection import train_test_split

from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

# Establecer semilla
SEED = 42
random.seed(SEED)
np.random.seed(SEED)

# Cargar modelo Word2Vec (.bin)
w2v_model = KeyedVectors.load_word2vec_format(
    '/content/drive/MyDrive/Topicos Especiales 2/Proyecto Final/
 ↪GoogleNews-vectors-negative300.bin',
    binary=True
)
print(" Modelo Word2Vec cargado")
```

```
[nltk_data] Downloading package punkt to /root/nltk_data…
[nltk_data]   Package punkt is already up-to-date!
[nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data…
[nltk_data]   Package stopwords is already up-to-date!
[nltk_data] Downloading package punkt_tab to /root/nltk_data…
[nltk_data]   Package punkt_tab is already up-to-date!
```

```
 Modelo Word2Vec cargado
```

2 Dataset sintético balanceado y realista (500.000 textos)

En esta sección generamos un conjunto de datos sintético balanceado y realista, compuesto por 500.000 frases (250.000 por clase), utilizando vocabularios temáticos amplios. Objetivos del bloque: 1. Crear frases artificiales con palabras coherentes dentro de cada clase. 2. Aplicar Word2Vec para garantizar realismo semántico. 3. Etiquetar automáticamente el dataset para entrenamiento supervisado.

[6]:
```
# Palabras clase 1: nobleza / realeza (ampliado)
clase_1_palabras = [
    "king", "queen", "prince", "princess", "duke", "duchess", "monarch",␣
 ↪"noble",
    "throne", "palace", "castle", "crown", "royal", "heir", "regent", "lord",
    "lady", "sovereign", "dynasty", "realm", "court", "empire", "nobility",␣
 ↪"kingdom",
    "scepter", "lineage", "chivalry", "aristocracy", "gown", "herald"
]

# Palabras clase 0: transporte / automotores (ampliado)
clase_0_palabras = [
    "car", "truck", "bus", "train", "metro", "van", "engine", "wheel", "garage",
    "fuel", "brake", "horn", "steering", "tire", "gear", "diesel", "driver",
    "transmission", "mirror", "bumper", "exhaust", "chassis", "dashboard",␣
 ↪"airbag",
    "mechanic", "road", "highway", "parking", "traffic", "windshield"
]

# Función para generar frases más largas y variadas
def generar_frases(palabras, cantidad=250000, longitud=15):
    frases = []
    for _ in range(cantidad):
        frase = " ".join(random.choices(palabras, k=longitud))
        frases.append(frase)
    return frases

# Generar frases
frases_clase_1 = generar_frases(clase_1_palabras, cantidad=250000)
frases_clase_0 = generar_frases(clase_0_palabras, cantidad=250000)

# Combinar y etiquetar
texts = frases_clase_1 + frases_clase_0
labels = [1]*250000 + [0]*250000

# Mezclar el dataset
combined = list(zip(texts, labels))
random.shuffle(combined)
texts, labels = zip(*combined)

print(f" Dataset generado: {len(texts)} textos sintéticos")
print("Ejemplo:", texts[0], "->", labels[0])
```

```
 Dataset generado: 500000 textos sintéticos
Ejemplo: monarch duchess dynasty gown duke gown court monarch king scepter
chivalry prince sovereign kingdom lord -> 1
```

3 BLOQUE 2: Preprocesar + Vectorizar todo el dataset

En este bloque limpiamos el texto, lo tokenizamos, y convertimos cada palabra en un vector semántico usando el modelo Word2Vec. Este paso es fundamental para que las redes neuronales puedan procesar lenguaje natural como datos numéricos.

[7]:
```
# Función de preprocesamiento (limpieza + tokenización)
def preprocess_text(text):
    text = re.sub(r'[^a-zA-Z\s]', '', text)
    text = text.lower()
    tokens = word_tokenize(text)
    tokens = [word for word in tokens if word not in stopwords.words('english')]
    return tokens

# Función para vectorizar
def vectorize_text(tokens, w2v_model, vector_size=300):
    vectors = []
    for word in tokens:
        if word in w2v_model:
            vectors.append(w2v_model[word])
    return vectors

# Preprocesar y vectorizar todo el dataset
tokenized_texts = [preprocess_text(text) for text in texts]
vectorized_texts = [vectorize_text(tokens, w2v_model) for tokens in␣
 ↪tokenized_texts]

# Eliminar textos que no generaron vectores
X = []
y = []
for vecs, label in zip(vectorized_texts, labels):
    if len(vecs) > 0:
        X.append(vecs)
        y.append(label)

# Conversion etiquetas a array
y = np.array(y)

print(f" Textos vectorizados: {len(X)} ejemplos")
```

```
Textos vectorizados: 500000 ejemplos
```

4 BLOQUE 3: Padding + División Train/Test

Para que las redes LSTM procesen datos correctamente, todas las secuencias deben tener la misma longitud. Este bloque se encarga de:

1. Aplicar padding manual para normalizar la longitud de las frases vectorizadas.

2. Realizar la división entre conjuntos de entrenamiento y prueba.
3. Confirmar la forma final del conjunto de datos.

[8]:
```
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Función de padding manual
def prepare_sequences(list_of_vectors, max_len=None):
    """
    Convierte una lista de listas de vectores en un array 3D con padding manual.
    """
    vector_sequences = [np.array(seq) for seq in list_of_vectors]

    if not vector_sequences:
        return None

    if max_len is None:
        max_len = max(len(seq) for seq in vector_sequences)

    padded = []
    for seq in vector_sequences:
        if len(seq) < max_len:
            pad_width = ((0, max_len - len(seq)), (0, 0))  # (timesteps, vector_dim)
            padded_seq = np.pad(seq, pad_width, mode='constant')
        else:
            padded_seq = seq[:max_len]
        padded.append(padded_seq)

    return np.array(padded)

# Aplicacion de padding
X_padded = prepare_sequences(X)

# Division de entrenamiento y prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_padded, y, test_size=0.2, random_state=42)

print(" Datos listos para la LSTM")
print(f"X_train shape: {X_train.shape}")
print(f"X_test shape:  {X_test.shape}")
```

```
 Datos listos para la LSTM
X_train shape: (400000, 15, 300)
X_test shape:  (100000, 15, 300)
```

5 BLOQUE 4: Definición y Entrenamiento

[9]:
```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

# Definicion del modelo
model = Sequential()
model.add(LSTM(128, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2]),␣
 ↪return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.4))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))  # salida binaria

# Compilacion
model.compile(
    loss='binary_crossentropy',
    optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
    metrics=['accuracy']
)

# Entrenamiento
history = model.fit(
    X_train, y_train,
    epochs=10,
    batch_size=128,
    validation_data=(X_test, y_test),
    verbose=1
)

modelo_LSTM1 = model
print(" Entrenamiento completado.")
```

```
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/layers/rnn/rnn.py:200:
UserWarning: Do not pass an `input_shape`/`input_dim` argument to a layer. When
using Sequential models, prefer using an `Input(shape)` object as the first
layer in the model instead.
  super().__init__(**kwargs)
```

```
Epoch 1/10
3125/3125             22s 6ms/step -
accuracy: 0.9987 - loss: 0.0064 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 1.0240e-06
Epoch 2/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 1.4624e-06 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
1.5654e-07
Epoch 3/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 2.8492e-07 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
```

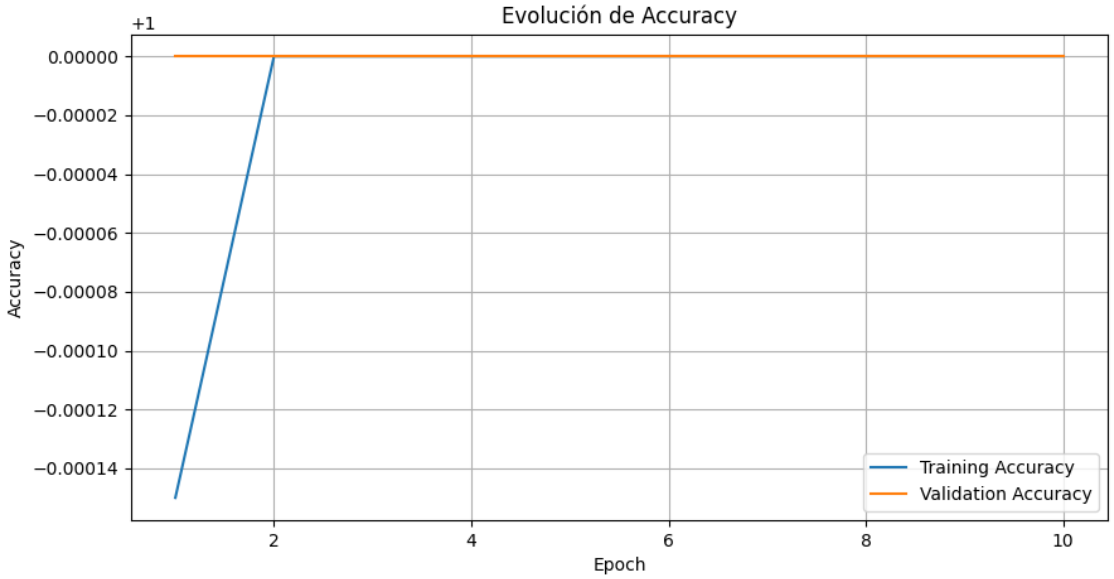
```
2.9883e-08
Epoch 4/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 6.7317e-08 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
6.0498e-09
Epoch 5/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 1.7035e-08 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
1.3450e-09
Epoch 6/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 4.7880e-09 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
3.6298e-10
Epoch 7/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 1.6407e-09 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
1.3775e-10
Epoch 8/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 7.6012e-10 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
7.3887e-11
Epoch 9/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 4.7796e-10 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
4.8898e-11
Epoch 10/10
3125/3125             15s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 3.4731e-10 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
3.6273e-11
 Entrenamiento completado.
```

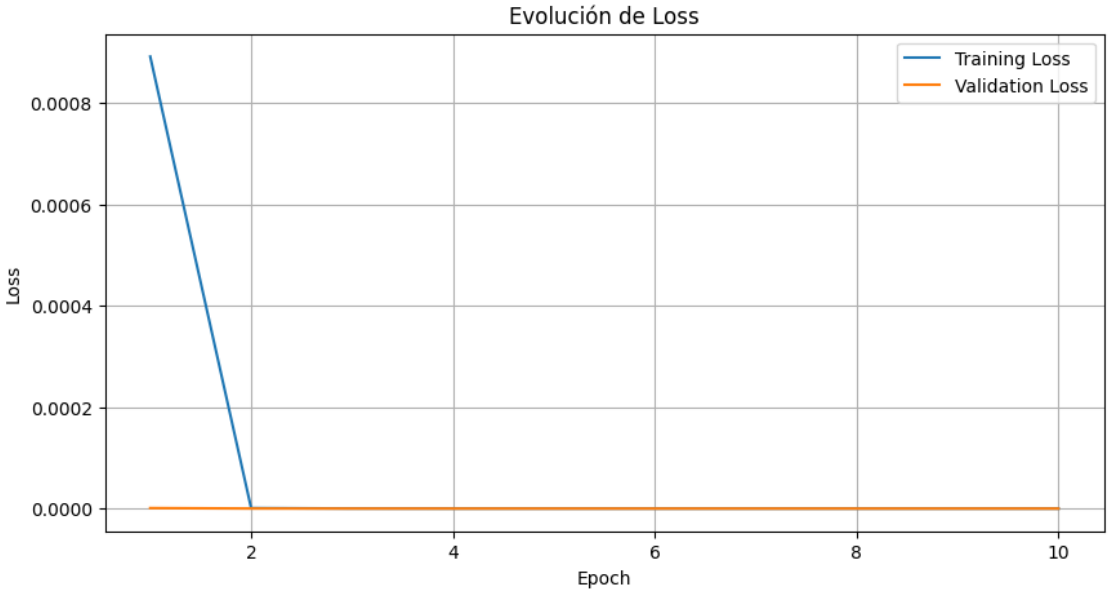
6 BLOQUE 5: Gráficas de Precisión y Pérdida

Estas gráficas permiten observar la evolución de la precisión y la pérdida, tanto en los datos de entrenamiento como en validación. Son útiles para detectar posibles problemas de sobreajuste o bajo aprendizaje.

[10]:
```python
# Extraer historia
acc = history.history['accuracy']
val_acc = history.history['val_accuracy']
loss = history.history['loss']
val_loss = history.history['val_loss']

epochs_range = range(1, len(acc) + 1)

# Gráfica de precisión
plt.figure(figsize=(10, 5))
```

```
plt.plot(epochs_range, acc, label='Training Accuracy')
plt.plot(epochs_range, val_acc, label='Validation Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()
plt.title('Evolución de Accuracy')
plt.grid(True)
plt.show()

# Gráfica de pérdida
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(epochs_range, loss, label='Training Loss')
plt.plot(epochs_range, val_loss, label='Validation Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()
plt.title('Evolución de Loss')
plt.grid(True)
plt.show()
```





7 BLOQUE 6: Evaluación Final y Guardado del Modelo

En esta etapa final, medimos el rendimiento del modelo sobre el set de prueba (test) y lo guardamos para futuros usos o despliegues. Este paso nos permite verificar si el modelo generaliza correctamente a nuevos datos. Una precisión alta indica un aprendizaje exitoso, sin sobreajuste.

[11]:
```
# Evaluacion del set de test
test_loss, test_accuracy = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=1)

print(f" Pérdida final en Test: {test_loss:.4f}")
print(f" Precisión final en Test: {test_accuracy:.4f}")
```

```
3125/3125            8s 3ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 3.6205e-11
 Pérdida final en Test: 0.0000
 Precisión final en Test: 1.0000
```

[12]:
```
# Guardado del modelo completo (arquitectura + pesos)
model.save('/content/lstm_word2vec_model.h5')

print(" Modelo guardado exitosamente en /content/lstm_word2vec_model.h5")
```

```
WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via `model.save()` or
`keras.saving.save_model(model)`. This file format is considered legacy. We
recommend using instead the native Keras format, e.g.
`model.save('my_model.keras')` or `keras.saving.save_model(model,
'my_model.keras')`.
```

```
Modelo guardado exitosamente en /content/lstm_word2vec_model.h5
```

8 Prueba 2: Dataset de 4 clases, todas semánticamente relacionadas pero distintas

Este bloque crea un segundo conjunto de datos sintético, más desafiante, con cuatro clases semánticamente cercanas: Realeza, Transporte, Ciudad y Clima. A diferencia del dataset binario anterior, este incluye ruido controlado (palabras comunes a todas las clases) para evaluar la capacidad del modelo de distinguir matices semánticos en contextos más ambiguos.

Se agrega un grupo de palabras comunes, como "day", "world", "people", "news", que no pertenecen a ninguna clase específica pero aparecen en todas. Esto simula el ruido que ocurre en textos reales donde ciertas palabras son frecuentes sin aportar información discriminativa clara.

[13]:
```
# Vocabularios por clase
clase_0_palabras = [  # Realeza
    "king", "queen", "prince", "palace", "throne", "royal", "duke", "crown",␣
 ↪"noble", "kingdom"
]
clase_1_palabras = [  # Transporte
    "car", "bus", "train", "engine", "traffic", "driver", "vehicle", "road",␣
 ↪"wheel", "garage"
]
clase_2_palabras = [  # Ciudad
    "mayor", "building", "office", "square", "street", "city", "citizen",␣
 ↪"tower", "apartment", "market",
    "crosswalk", "trafficlight", "block", "road", "avenue", "bridge",␣
 ↪"district", "metro", "busstop", "subway",
    "skyscraper", "intersection", "alley", "sidewalk", "downtown",␣
 ↪"neighborhood", "capital", "urban", "rural", "zone",
    "construction", "skyline", "fountain", "museum", "park", "restaurant",␣
 ↪"mall", "library", "university", "school",
    "hospital", "police", "station", "firestation", "cemetery", "court",␣
 ↪"cinema", "bank", "plaza", "highway",
    "lane", "exit", "entrance", "sign", "direction", "roadwork", "parking",␣
 ↪"garage", "residence", "residential",
    "industrial", "commercial", "area", "buildingcode", "permit",␣
 ↪"architecture", "renovation", "sculpture", "art",
    "cafeteria", "supermarket", "store", "boutique", "stadium", "arena",␣
 ↪"field", "track", "theater", "monument",
    "heritage", "path", "trail", "zoning", "recreation", "eventhall",␣
 ↪"convention", "auditorium", "government", "mayoral",
    "assembly", "council", "election", "vote", "legislation", "governance",␣
 ↪"toll", "bridgeway", "public", "service"
]
```

```
clase_3_palabras = [  # Clima
    "sun", "rain", "snow", "storm", "cloud", "season", "cold", "hot", "wind",␣
 ↪"weather",
    "fog", "hail", "drizzle", "humidity", "temperature", "forecast", "breeze",␣
 ↪"heatwave", "climate", "tornado",
    "hurricane", "cyclone", "lightning", "thunder", "precipitation", "drought",␣
 ↪"flood", "mist", "frost", "chill",
    "freezing", "overcast", "clear", "sky", "gust", "pressure", "barometer",␣
 ↪"dew", "air", "ozone",
    "greenhouse", "warming", "atmosphere", "meteorology", "stormfront",␣
 ↪"stormcloud", "raindrop", "sunshine", "sunbeam", "sunlight",
    "snowflake", "snowstorm", "icicle", "cloudburst", "windchill", "coldfront",␣
 ↪"hotfront", "nimbus", "cumulus", "stratus",
    "cirrus", "vapor", "wet", "dry", "moderate", "mild", "severe", "extreme",␣
 ↪"monsoon", "equator",
    "polar", "tropic", "blizzard", "windstorm", "heat", "temperaturedrop",␣
 ↪"surge", "thunderstorm", "downpour", "airmass",
    "windgust", "airflow", "climatology", "weatherreport", "weatherstation",␣
 ↪"gale", "stormwatch", "seasonal", "transition", "environment",
    "skywatch", "thermal", "solstice", "equinox", "ultraviolet", "radiation",␣
 ↪"forecasting", "weatherballoon", "anemometer", "windvane"
]

# Palabras comunes (ruido compartido entre clases)
palabras_comunes = [
    "day", "night", "life", "world", "people", "news", "sound", "history",␣
 ↪"event", "change"
]

# Función para generar frases con palabras comunes mezcladas
def generar_frases_multiclase(palabras_clase, palabras_comunes, cantidad=5000,␣
 ↪longitud=15):
    frases = []
    for _ in range(cantidad):
        n_ruido = random.randint(2, 4)
        n_clase = longitud - n_ruido
        palabras_finales = random.choices(palabras_clase, k=n_clase) + random.
 ↪choices(palabras_comunes, k=n_ruido)
        random.shuffle(palabras_finales)
        frase = " ".join(palabras_finales)
        frases.append(frase)
    return frases

# Generacion de frases por clase
frases_0 = generar_frases_multiclase(clase_0_palabras, palabras_comunes)
frases_1 = generar_frases_multiclase(clase_1_palabras, palabras_comunes)
```

```
frases_2 = generar_frases_multiclase(clase_2_palabras, palabras_comunes)
frases_3 = generar_frases_multiclase(clase_3_palabras, palabras_comunes)

# Combinacion de frases y etiquetas
texts = frases_0 + frases_1 + frases_2 + frases_3
labels = [0]*len(frases_0) + [1]*len(frases_1) + [2]*len(frases_2) +␣
 ↪[3]*len(frases_3)


combined = list(zip(texts, labels))
random.shuffle(combined)
texts, labels = zip(*combined)

print(f" Dataset multicategoría generado: {len(texts)} frases (4 clases)")
print("Ejemplo:", texts[0], "->", labels[0])
```

```
 Dataset multicategoría generado: 20000 frases (4 clases)
Ejemplo: car vehicle road train bus garage wheel life driver garage sound bus
event vehicle garage -> 1
```

9 BLOQUE 2: Preprocesamiento y Vectorización para Clasificación Multiclase

En este bloque se aplica el preprocesamiento completo al dataset multiclase de cuatro categorías. Primero, se limpian los textos eliminando caracteres no alfabéticos, se convierten a minúsculas, se tokenizan y se filtran las palabras irrelevantes mediante una lista de stopwords en inglés. Luego, cada palabra reconocida es convertida en su representación vectorial usando el modelo Word2Vec preentrenado (GoogleNews). Se preprocesan y vectorizan todos los textos del corpus, obteniendo listas de vectores para cada frase. Para garantizar calidad, se eliminan los ejemplos que no contienen ninguna palabra reconocida por el modelo de embeddings. Finalmente, las etiquetas se convierten a arrays de NumPy, dejando el conjunto de datos listo para aplicar padding y entrenar el modelo. Este proceso asegura que solo se trabajen textos semánticamente válidos y representables, logrando una base robusta con 20.000 ejemplos vectorizados correctamente.

[14]:
```
# Función para limpieza y tokenizacion
def preprocess_text(text):
    text = re.sub(r'[^a-zA-Z\s]', '', text)
    text = text.lower()
    tokens = word_tokenize(text)
    tokens = [word for word in tokens if word not in stopwords.words('english')]
    return tokens

# Función para vectorizar una lista de tokens
def vectorize_text(tokens, w2v_model, vector_size=300):
    vectors = []
    for word in tokens:
        if word in w2v_model:
```

```
            vectors.append(w2v_model[word])
    return vectors

# Preprocesamiento de todos los textos
tokenized_texts = [preprocess_text(text) for text in texts]

# Vectorizacion de todos los textos
vectorized_texts = [vectorize_text(tokens, w2v_model) for tokens in␣
 ↪tokenized_texts]

# Filtro de ejemplos sin vectores
X = []
y = []
for vecs, label in zip(vectorized_texts, labels):
    if len(vecs) > 0:
        X.append(vecs)
        y.append(label)

# Conversion etiquetas a array
y = np.array(y)

print(f" Textos vectorizados: {len(X)} ejemplos")
```

```
Textos vectorizados: 20000 ejemplos
```

10 BLOQUE 3: Padding, One-Hot Encoding y Split

En esta etapa se aplica padding manual para asegurar que todas las secuencias vectoriales tengan la misma longitud, lo cual es esencial para entrenar una red LSTM. Luego, se codifican las etiquetas en formato one-hot para adaptarse al problema de clasificación multiclase. Finalmente, se divide el conjunto de datos en entrenamiento (80%) y prueba (20%), dejando las matrices listas con el formato adecuado: 3 dimensiones para los vectores (muestras, pasos temporales, dimensiones del embedding) y etiquetas codificadas por clase.

[15]:
```
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Padding
def prepare_sequences(list_of_vectors, max_len=None):
    vector_sequences = [np.array(seq) for seq in list_of_vectors]
    if not vector_sequences:
        return None
    if max_len is None:
        max_len = max(len(seq) for seq in vector_sequences)
    padded = []
    for seq in vector_sequences:
        if len(seq) < max_len:
```

```
            pad_width = ((0, max_len - len(seq)), (0, 0))
            padded_seq = np.pad(seq, pad_width, mode='constant')
        else:
            padded_seq = seq[:max_len]
        padded.append(padded_seq)
    return np.array(padded)

# Aplicacion padding
X_padded = prepare_sequences(X)

# One-hot encode de etiquetas
num_clases = len(set(y))
y_encoded = to_categorical(y, num_classes=num_clases)

# Split train/test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_padded, y_encoded,␣
 ↪test_size=0.2, random_state=42)


print(" Datos listos para LSTM Multiclase")
print(f"X_train: {X_train.shape}")
print(f"y_train: {y_train.shape}")
print(f"X_test:  {X_test.shape}")
print(f"y_test:  {y_test.shape}")
```

```
 Datos listos para LSTM Multiclase
X_train: (16000, 15, 300)
y_train: (16000, 4)
X_test:  (4000, 15, 300)
y_test:  (4000, 4)
```

11 BLOQUE 4: Arquitectura LSTM para Clasificación Multiclase

En este bloque se define y entrena una red LSTM diseñada para clasificación multiclase. El modelo consta de una capa LSTM con 128 unidades, seguida de una capa Dropout del 40% para prevenir el sobreajuste, y una capa de salida con activación softmax que permite predecir entre cuatro clases distintas. Se utilizó la función de pérdida categorical crossentropy y el optimizador Adam con tasa de aprendizaje de 0.001. El entrenamiento se realizó en 10 épocas con un batch size de 64, utilizando los datos previamente particionados, y el modelo resultante se guarda como modelo_final.

[16]:
```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

# Definicion del modelo
model = Sequential()
```

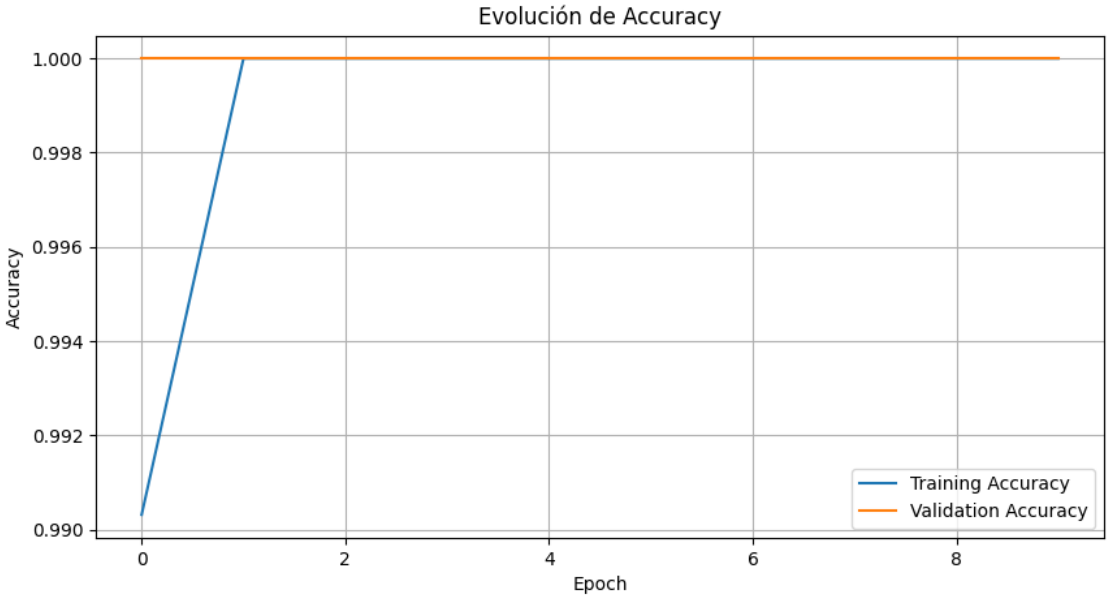
```
model.add(LSTM(128, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2]),␣
 ↪return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.4))
model.add(Dense(num_clases, activation='softmax'))  # salida multiclase

# Compilacion
model.compile(
    loss='categorical_crossentropy',  # para multiclase
    optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
    metrics=['accuracy']
)

# Entrenamiento
history = model.fit(
    X_train, y_train,
    epochs=10,
    batch_size=64,
    validation_data=(X_test, y_test),
    verbose=1
)

modelo_final = model
print(" Entrenamiento completado.")
```

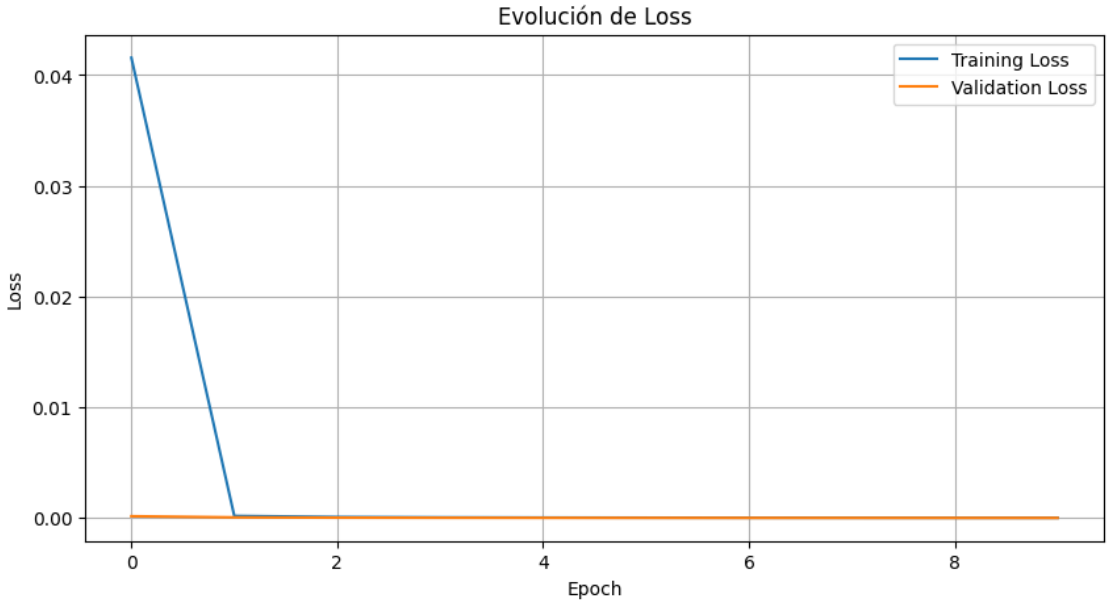
```
Epoch 1/10
250/250             3s 6ms/step -
accuracy: 0.9548 - loss: 0.1703 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 1.5707e-04
Epoch 2/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 2.3782e-04 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
5.4052e-05
Epoch 3/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 1.0099e-04 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
2.7755e-05
Epoch 4/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 5.9749e-05 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
1.6671e-05
Epoch 5/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 3.9079e-05 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
1.1087e-05
Epoch 6/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 2.7466e-05 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
7.8596e-06
Epoch 7/10
```

```
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 2.0566e-05 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
5.7882e-06
Epoch 8/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 1.6585e-05 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
4.3771e-06
Epoch 9/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 1.2593e-05 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
3.4089e-06
Epoch 10/10
250/250             1s 5ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 1.0039e-05 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss:
2.7118e-06
 Entrenamiento completado.
```

12 BLOQUE 5: Gráficas de Precisión y Pérdida + Evaluación Final

[17]:
```python
# Gráficas de accuracy
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training Accuracy')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Validation Accuracy')
plt.title('Evolución de Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()

# Gráficas de loss
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(history.history['loss'], label='Training Loss')
plt.plot(history.history['val_loss'], label='Validation Loss')
plt.title('Evolución de Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```





En esta etapa final, medimos el rendimiento del modelo sobre el set de prueba (test) y lo guardamos para futuros usos o despliegues. Este paso nos permite verificar si el modelo generaliza correctamente a nuevos datos. Una precisión alta indica un aprendizaje exitoso, sin sobreajuste.

13 BLOQUE 6: Evaluación Final y Guardado del Modelo

En esta etapa final, medimos nuevamente el rendimiento del modelo sobre el set de prueba (test) y lo guardamos para futuros usos o despliegues. Este paso nos permite verificar si el modelo generaliza correctamente a nuevos datos. Una precisión alta indica un aprendizaje exitoso, sin sobreajuste.

[18]:
```
# Evaluacion del set de test
test_loss, test_accuracy = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=1)

print(f" Pérdida final en Test: {test_loss:.4f}")
print(f" Precisión final en Test: {test_accuracy:.4f}")
```

```
125/125             0s 3ms/step -
accuracy: 1.0000 - loss: 2.6859e-06
 Pérdida final en Test: 0.0000
 Precisión final en Test: 1.0000
```

[19]:
```
modelo_final.save('/content/lstm_word2vec_model_multiclase.h5')

print(" Modelo multiclase guardado exitosamente en /content/
 ↪lstm_word2vec_model_multiclase.h5")
```

```
WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via `model.save()` or
`keras.saving.save_model(model)`. This file format is considered legacy. We
recommend using instead the native Keras format, e.g.
`model.save('my_model.keras')` or `keras.saving.save_model(model,
'my_model.keras')`.

 Modelo multiclase guardado exitosamente en
/content/lstm_word2vec_model_multiclase.h5
```

[20]:
```
# archivos guardados en el directorio actual de trabajo
print(" Archivos en /content:")
for archivo in os.listdir("/content"):
    print(" -", archivo)
```

```
 Archivos en /content:
 - .config
 - drive
 - lstm_word2vec_model_multiclase.h5
 - lstm_word2vec_model.h5
 - sample_data
```

[21]:
```
# Descargar el modelo binario
from google.colab import files
files.download('/content/lstm_word2vec_model.h5')

# Descargar el modelo multiclase
files.download('/content/lstm_word2vec_model_multiclase.h5')
```

```
<IPython.core.display.Javascript object>

<IPython.core.display.Javascript object>

<IPython.core.display.Javascript object>

<IPython.core.display.Javascript object>
```

[22]:
```python
# BLOQUE 8: Verificación de versiones de librerías utilizadas

import sys
import numpy
import pandas
import matplotlib
import nltk
import gensim
import tensorflow
import sklearn

print("Python:", sys.version.split()[0])
print("NumPy:", numpy.__version__)
print("Pandas:", pandas.__version__)
print("Matplotlib:", matplotlib.__version__)
print("NLTK:", nltk.__version__)
print("Gensim:", gensim.__version__)
print("TensorFlow:", tensorflow.__version__)
print("Scikit-learn:", sklearn.__version__)
```

```
Python: 3.11.12
NumPy: 1.26.4
Pandas: 2.2.2
Matplotlib: 3.10.0
NLTK: 3.9.1
Gensim: 4.3.3
TensorFlow: 2.18.0
Scikit-learn: 1.6.1
```

14 Prueba Interactiva de Comparación entre Modelos

Este bloque permite realizar una evaluación cualitativa interactiva de los modelos entrenados, comparando su desempeño ante frases nuevas no vistas. La función predecir_texto realiza la predicción de una frase ingresada, aplicando preprocesamiento, vectorización con Word2Vec, padding manual y predicción mediante el modelo cargado. Se imprime la clase predicha junto con su probabilidad y la etiqueta correspondiente. Luego, la función prueba_modelos_interactiva habilita un ciclo de ingreso manual donde se comparan las predicciones de dos modelos distintos: el modelo clásico binario y el modelo LSTM multiclase ajustado.

[23]:
```python
def predecir_texto(texto, modelo, w2v_model, max_len):
    """
```

```
    Preprocesa el texto, lo vectoriza, aplica padding y predice con el modelo␣
↪entrenado.
    """
    # Preprocesamiento
    tokens = preprocess_text(texto)

    # Vectorizacion
    vectorized = vectorize_text(tokens, w2v_model)
    if len(vectorized) == 0:
        return "  Ninguna palabra reconocida en Word2Vec."

    # Padding manual
    padded = prepare_sequences([vectorized], max_len=max_len)

    # Prediccion
    pred = modelo.predict(padded)
    clase_predicha = np.argmax(pred)
    probabilidad = pred[0][clase_predicha]

    # Etiquetas opcionales
    etiquetas = {
        0: "Realeza",
        1: "Transporte",
        2: "Ciudad",
        3: "Tiempo/Clima"
    }

    # Mostrar resultado
    return f"  Predicción: Clase {clase_predicha} ({etiquetas[clase_predicha]})␣
↪con {probabilidad:.2%} de confianza"
```

[24]:
```
def prueba_modelos_interactiva():
    """
    Permite al usuario ingresar una frase y ver la predicción de los tres␣
↪modelos entrenados.
    """
    print("  Prueba interactiva: Comparación entre modelos")
    print("  Escribí una frase en inglés para clasificar su emoción o categoría␣
↪(escribí 'salir' para finalizar)\n")

    while True:
        texto_usuario = input("  Ingresá una frase: ")
        if texto_usuario.lower() == "salir":
            print("  Prueba finalizada.")
            break

        print("\n  Predicción modelo clásico:")
```

```
        print(predecir_texto(texto_usuario, modelo_LSTM1, w2v_model,␣
 ↪max_len=X_train.shape[1]))

        print("\n Predicción modelo LSTM ajustado:")
        print(predecir_texto(texto_usuario,modelo_final, w2v_model,␣
 ↪max_len=X_train.shape[1]))

        print("-" * 60)
```

[ ]:
```
prueba_modelos_interactiva()
```

```
 Prueba interactiva: Comparación entre modelos
 Escribí una frase en inglés para clasificar su emoción o categoría (escribí
'salir' para finalizar)

 Ingresá una frase: The king is ridden a horse instead of his carriage

 Predicción modelo clásico:
1/1             0s 153ms/step
 Predicción: Clase 0 (Realeza) con 100.00% de confianza

 Predicción modelo LSTM ajustado:
1/1             0s 141ms/step
 Predicción: Clase 0 (Realeza) con 99.66% de confianza
------------------------------------------------------------
 Ingresá una frase: This is a pretty sunny and windy day!

 Predicción modelo clásico:
1/1             0s 37ms/step
 Predicción: Clase 0 (Realeza) con 0.00% de confianza

 Predicción modelo LSTM ajustado:
1/1             0s 37ms/step
 Predicción: Clase 3 (Tiempo/Clima) con 100.00% de confianza
------------------------------------------------------------
 Ingresá una frase: The city is pretty crowded today

 Predicción modelo clásico:
1/1             0s 39ms/step
 Predicción: Clase 0 (Realeza) con 0.00% de confianza

 Predicción modelo LSTM ajustado:
1/1             0s 38ms/step
 Predicción: Clase 2 (Ciudad) con 99.96% de confianza
------------------------------------------------------------
 Ingresá una frase: The car has a broken engine

 Predicción modelo clásico:
```

```
1/1             0s 35ms/step
  Predicción: Clase 0 (Realeza) con 0.00% de confianza

  Predicción modelo LSTM ajustado:
1/1             0s 35ms/step
  Predicción: Clase 1 (Transporte) con 99.99% de confianza
------------------------------------------------------------
```

This notebook was converted with convert.ploomber.io