Inteligencia Artificial Detección de spam con razonamiento monótono y no monótono

Alumnos:

Angulo Sandoval Bryan Javier
JIMENEZ VELAZQUEZ ZETH ODIN ALFONSO

Nuestro programa hecho en phyton muestra las siguientes opciones:

=== Clasificador de Correos ===

- 1. Entrenar el modelo
- 2. Clasificar un correo
- 3. Interfaz gráfica
- 4. Salir

Seleccione una opción:

En la opción 1 se muestra la siguiente estadística de los resultados que se obtuvieron al hacer el entrenamiento

obtuvieron al hacer el entrenamiento						
1. Entrenar el modelo						
2. Clasificar un correo						
3. Interfaz gráfica						
4. Salir						
Seleccione una opción: 1						
[nltk_data] Downloading package stopwords to						
<pre>[nltk_data] C:\Users\ponch\AppData\Roaming\nltk_data</pre>						
[nltk_data] Package stopwords is already up-to-date!						
Precisión del modelo: 0.9831						
Reporte de clasificación:						
		precision	recall	f1-score	support	
	Θ	0.98	1.00	0.99	726	
	1	0.99	0.96	0.97	340	
accur	racy			0.98	1066	
macro	avg	0.99	0.98	0.98	1066	
		0.98		0.98		
Modelo y vectorizador guardados correctamente.						

1. Precisión del modelo:

Precisión del modelo: 0.9831

La precisión es la fracción de correos electrónicos correctamente clasificados en relación con el total de correos clasificados como positivos (spam). Un valor de 0.9831 significa que el modelo tiene una precisión del 98.31%, es decir, en el 98.31% de los casos en que clasificó un correo como spam, efectivamente era spam.

2. Reporte de clasificación:

El reporte de clasificación te muestra varias métricas para cada clase (spam = 1 y no spam = 0):

Precision: La fracción de correos etiquetados como spam que realmente son spam (y viceversa para los correos no spam).

Recall (recuperación): La fracción de correos spam que el modelo correctamente identificó como spam.

F1-score: Es una media armónica entre la precisión y el recall. Esta métrica es útil cuando tenemos un conjunto de clases desbalanceadas (muchos correos no spam frente a pocos correos spam).

Support: El número de instancias (correos) de cada clase en el conjunto de datos.

Desglosado para cada clase:

Clase 0 (no spam):

Precisión: 0.98 (98% de los correos clasificados como no spam son realmente no spam).

Recall: 1.00 (el modelo identificó correctamente todos los correos no spam).

F1-score: 0.99 (buena combinación entre precisión y recall).

Support: 726 (hay 726 correos no spam en el conjunto de datos).

Clase 1 (spam):

Precisión: 0.99 (99% de los correos clasificados como spam son realmente spam).

Recall: 0.96 (el modelo identificó correctamente el 96% de los correos spam).

F1-score: 0.97 (buena combinación entre precisión y recall).

Support: 340 (hay 340 correos spam en el conjunto de datos).

3. Accuracy (Exactitud):

Exactitud: 0.98 (98% de los correos fueron clasificados correctamente, tanto spam como no spam).

4. Promedio ponderado (weighted avg):

Estas métricas muestran el desempeño promedio del modelo, ponderado por el número de instancias de cada clase. Como el conjunto de datos tiene más correos no spam que correos spam, estas métricas reflejan el desempeño global del modelo en el conjunto de datos.

Precision: 0.98 (promedio ponderado de precisión).

Recall: 0.98 (promedio ponderado de recuperación).

F1-score: 0.98 (promedio ponderado de F1).

5. Modelo y vectorizador guardados correctamente:

El modelo y el vectorizador (que transforma los textos en características numéricas) se han guardado correctamente en archivos para que puedan ser cargados más tarde y usarse para hacer predicciones sin necesidad de entrenar de nuevo.

Y luego esta la opción grafica donde se muestra si es Spam o no el correo a analizar



