

Nota técnica

Makers150

CONFIDENCIALIDAD

Este documento es CONFIDENCIAL. Se prohíbe su reproducción, distribución o publicación total o parcial, incluyendo su contenido: diseño gráfico, funcionalidades o recomendaciones cuya propiedad intelectual pertenece a HandytecMobi S.A. El Cliente se compromete a mantener la información confidencial en estricta reserva y no revelar ningún dato de la información a ninguna otra parte, relacionada o no, sin el consentimiento previo escrito de HandytecMobi S.A.



Documento	umento Modelo de Similitud – Nota Técnica	
Cliente	Cliente Makers150	
Autor	Autor Isaid Valenzuela	
Versión	Versión 1.0	
Fecha	Fecha 2025-09-30	
Estado	Estado Final	

Documentos relacionados:

Documento	Formato	Ubicación
No aplica	No aplica	No aplica

Control de cambios:

Fecha	Autor	Cambios
2025-09-30	Isaid Valenzuela	Creación de versión inicial del
		documento



Contenido

1.	. Generalidades		
2.	Propósito		
3.	Entradas y Salidas		4
	3.1. 3.2.	Entradas	
4.	Vo	ıriables de Set-up y Hiperparámetros	5
5.	Flu	ijo del Código (Paso a Paso)	5
	5.1. 5.2. 5.3. 5.4. 5.5. 5.6.	Configuración e imports Lectura del catálogo Entrenamiento y artefactos Definición de modelo PyFunc Signature e input_example Log y registro en MLflow	5 6 6 7
6.	Int	erfaz del Modelo (Contrato de Entrada/Salida)	7
	6.1. 6.2.	Entrada (pandas DataFrame)	
7.	Co	onsumo como Endpoint (Fabric)	7
	7.1. 7.2.		
8.	Βυ	enas Prácticas	9

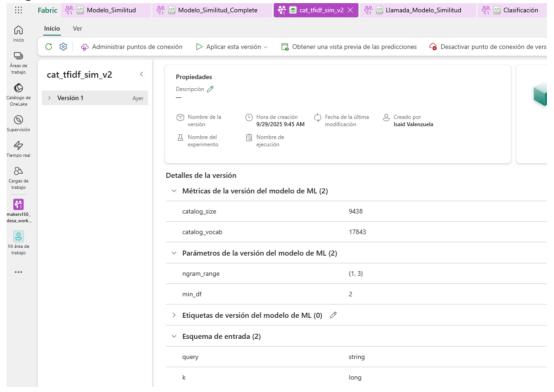


1. Generalidades

En este documento se describe el modelo de búsqueda de similitud.

2. Propósito

Este documento explica el cuaderno Modelo_Similitud_Complete.ipynb, cuyo objetivo es entrenar y publicar un modelo de similitud basado en TF-IDF para buscar productos del catálogo más parecidos a consultas de texto ("queries"). El resultado es un modelo PyFunc registrado en MLflow Model Registry (servible como endpoint en Fabric) que, dado un DataFrame de consultas, devuelve los Top-K productos del catálogo con su score de similitud coseno.



3. Entradas y Salidas

3.1. Entradas

- Tabla del catálogo (Lakehouse / Delta):
 - Se lee con Spark y se pasa a pandas: columnas usadas: name, name_clean.



 En el ejemplo del notebook: de_lh_200_makers150_bizner.catalog_products_vectors (se seleccionan name, name_clean).

3.2. Salidas

Artefactos locales (carpeta artifacts/):

- o vectorizer.joblib → TfidfVectorizer entrenado con el catálogo.
- o X_catalog.npz → matriz TF-IDF esparsa del catálogo (scipy.sparse CSR).
- o items.csv → catálogo con índice estable idx, name, name_clean.

MLflow

- Run con parámetros y métricas (ngram_range, min_df, catalog_size, catalog_vocab).
- Modelo PyFunc registrado (artifact model) con signature e input_example para servirlo.
- Registro en Model Registry con nombre (cat_tfidf_sim_v2).

4. Variables de Set-up y Hiperparámetros

Variable	Descripción	Ejemplo/Default
V_NGRAM	Rango de n-gramas usados por TF-IDF.	(1, 3)
V_MIN_DF	Frecuencia mínima de documento para incluir términos.	2
TOP_K_DEFAULT	Número de resultados por query si no se especifica k.	10
MLFLOW_EXPERIMENT	Nombre del experimento MLflow (opcional).	"Modelo_Similitud_Com plete"
REGISTERED_MODEL	Nombre para registrar el modelo en el Registry.	"cat-tfidf-sim-v2"

Notas - Elevar V_MIN_DF reduce ruido y tamaño del vocabulario; aumentar V_NGRAM (e.g. hasta 3-gramas) ayuda a captar frases compuestas. - TOP_K_DEFAULT controla el tamaño de la lista de sugerencias.

5. Flujo del Código (Paso a Paso)

5.1. Configuración e imports

- Importa numpy, pandas, scipy.sparse, utilidades de sklearn (TF-IDF, cosine), y
 MLflow.
- Fija el experimento de MLflow.

5.2. Lectura del catálogo



• Se prepara un DataFrame **pandas** con name/name clean.

5.3. Entrenamiento y artefactos

vec = TfidfVectorizer(ngram_range=V_NGRAM, min_df=V_MIN_DF)
X_catalog = vec.fit_transform(catalog_df["name_clean"].astype(str).values)

- **Fit** del vectorizador con el catálogo; se obtiene la matriz **TF-IDF** X_catalog (CSR, esparsa).
- Persistencia de artefactos:
 - o joblib.dump(vec, "artifacts/vectorizer.joblib")
 - sp.save_npz("artifacts/X_catalog.npz", X_catalog)

5.4. Definición de modelo PyFunc

Se crea una clase CatalogTFIDFModel(mlflow.pyfunc.PythonModel) que implementa:

- load context(self, context)
 - Carga vectorizer (joblib), X_catalog (npz) y items (csv) desde los artifacts del run.
 - o Enforce de tipos:
 - items["idx"] → int64
 - items["name"], items["name_clean"] → string
- score one(self, query: str, k: int) -> pd.DataFrame
 - o q_vec = self.vectorizer.transform([str(query)]) → vector TF-IDF de la consulta.
 - sims = cosine_similarity(q_vec, self.X_catalog).ravel() → vector de similitudes coseno vs catálogo.
 - o Selección Top-K con argpartition + ordenamiento final.
 - Devuelve DataFrame con columnas: idx, name, name_clean, score (float64), ya ordenado.
- predict(self, context, model_input: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame
 - o **Entrada esperada**: DataFrame con columnas:
 - query (string, obligatoria)
 - k (int, opcional)



- o Normaliza tipos: query a str, k a int (con default TOP_K_DEFAULT).
- Para cada fila, llama a _score_one y concatena los resultados, prependiendo la columna query.
- Salida: DataFrame con columnas
 ['query','idx','name','name_clean','score'] por cada query.

5.5. Signature e input_example

 Se construye un input_example válido y se infiere signature con infer_signature(input_example, output_example) para evitar errores de esquema al servir.

5.6. Log y registro en MLflow

- mlflow.pyfunc.log_model(artifact_path="model", python_model=CatalogTFIDFModel(), artifacts={...}, signature=..., input_example=..., pip_requirements=[...])
- Se imprime el run_id y el model_uri (runs:/<run_id>/model).
- mlflow.register_model(model_uri, name="cat_tfidf_sim_v2") para publicarlo en el **Model Registry**.

6. Interfaz del Modelo (Contrato de Entrada/Salida)

6.1. Entrada (pandas DataFrame)

Columna	Tipo	Obligatorio	Descripción
query	string	Sí	Texto de búsqueda (nombre de producto).
k	int	No	Número de resultados a devolver por
			consulta. Default = TOP_K_DEFAULT.

Ejemplo de input_example

```
pd.DataFrame({
  "query": pd.Series(["cable usb c 1m", "audifonos bluetooth"], dtype="string"),
  "k": pd.Series([5, 3], dtype="int64")
})
```

6.2. Salida

DataFrame concatenado por query con columnas: - query (string) - idx (int64) — índice estable del catálogo - name (string) - name_clean (string) - score (float64) — similitud coseno.

7. Consumo como Endpoint (Fabric)



7.1. Llamada (payload JSON)

```
Body esperado: un objeto con inputs que contiene una lista de filas (listas posicionales) en el orden de la signature (query, k).
```

```
"inputs": [
  ["cable usb c 1m", 5],
  ["audifonos bluetooth", 3]
1
}
Evitar enviar objetos con claves arbitrarias (p.ej. {"dataframe_records": [...]}), ya que
el endpoint validará contra la signature y rechazará campos extra. Código de
ejemplo:
import requests
import ison
# URL del endpoint
url = "https://api.fabric.microsoft.com/v1/workspaces/90c5a484-ec91-4525-aad7-
440f3403da38/mlmodels/9fef5bb0-b9f3-4da9-8515-
f904a4511d3f/endpoint/versions/1/score"
FABRIC TOKEN = (API o FABRIC TOKEN, se obtiene de la sesión)
                {"Authorization":
                                              {FABRIC_TOKEN}",
                                                                   "Content-Type":
headers
                                   f"Bearer
"application/json"}
payload = {
  "inputs": [
    ["cable usb c 1m", 5],
    ["cemento", 10],
```

response = requests.post(url, headers=headers, data=json.dumps(payload))

7.2. Respuesta típica

["fierro", 3]

}



Lista de filas con columnas query, idx, name, name clean, score por cada consulta.

8. Buenas Prácticas

- **Normalización previa** (name_clean) coherente con el vectorizador (minúsculas, eliminar no alfanumérico, colapsar espacios).
- **Signature** e **input_example** siempre incluidos para endpoints Fabric → previene errores de esquema.
- **Versionado** en MLflow: usa alias (Staging/Production) para controlar despliegues.
- Monitor: registra métricas de cobertura del vocabulario (catalog_vocab) y tamaño (catalog_size).

9. Paso a producción

Los siguientes son los pasos para registrar el modelo en producción:

- 1. Copiar la notebook Modelo_Similitud_Complete.ipynb al workspace productivo
- 2. Ejecutar el notebook
- 3. En el experimento Modelo_Similitud_Complete registrar el modelo de ML en la opción guardar con el nombre cat_tfidf_sim_v2
- 4. Con el modelo guardado en el workspace, abrirlo y activar un punto de conexión del modelo.
- 5. Recuperar el valor https del End Point para el equipo de desarrollo.