# Proyecto Final Sistemas de Recuperación de Información

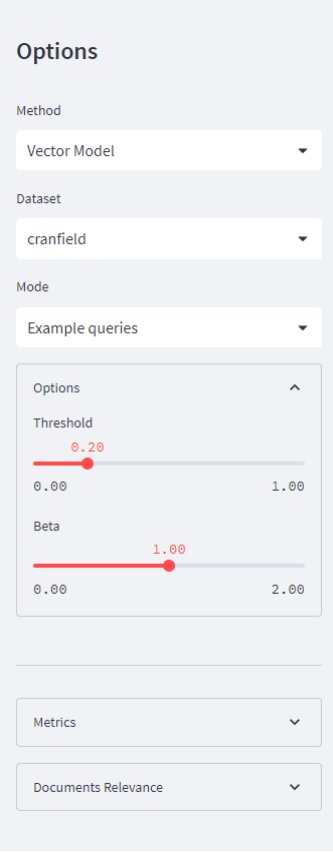
Lauren Guerra Hernández  Dennis Fiallo Muñoz  Paula Rodríguez Pérez

19 de diciembre de 2022

## Presentación Visual

La interfaz visual se implementa usando las facilidades del módulo de Python `streamlit`. De esta se presentan a continuación sus funcionalidades.

Presenta a su izquierda una barra de opciones como se ve en la imagen.




Aparece primeramente un `selectbox` para alternar entre los modelos de recuperación de información presentados.

Luego aparece otro `selectbox` para seleccionar el set de datos del cual se quiere hacer la consulta.

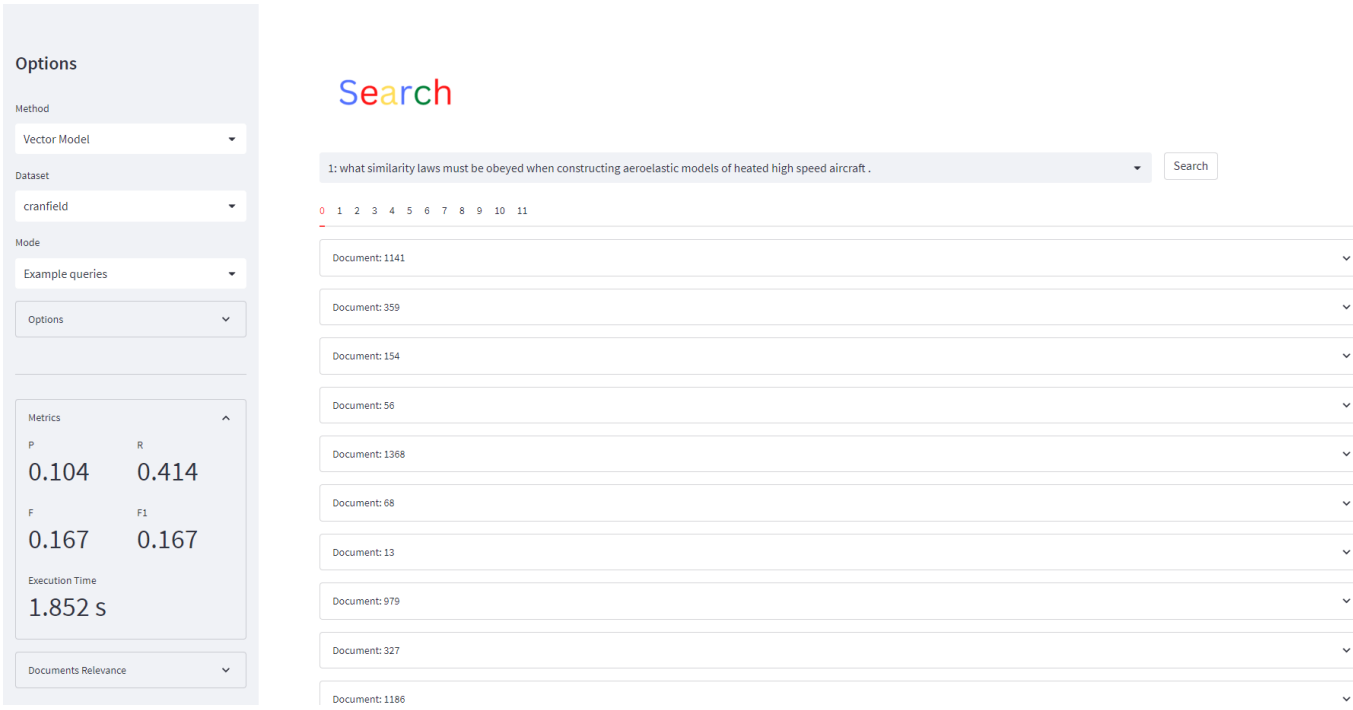
El tercer `selectbox`(Mode) nos brinda la opción de alternar entre diferentes modos para usar la aplicación. Con la entrada clásica de texto, entrada de consultas de ejemplo y un modo especial para calcular las métricas del modelo seleccionado en un `dataset`.

Más abajo se presenta una ventada desplegable con las opciones para la recuperación.

Bajo la línea va a estar una ventana desplegable que cuando se tengan los resultados de la consulta nos dará los resultados de las métricas.

Mientras que más abajo se podrán ver de la consulta actual los documentos que son realmente relevantes, cuan relevantes con en realidad además de decir si este fue recuperado por el modelo seleccionado o no.

Mientras, del lado derecho de esta barra se mostrará la selección de consulta y los resultados de esta en ventanas desplegables en las cuales se da es título del documento, su contenido y su similitud con la consulta.




# Modelo Base

La implementación de los tres sistemas que presentamos van a seguir los mismos pasos en la recuperación de información pues heredan de la clase `base Model`. Por tanto, los sistemas van a seguir las etapas que se presentan a continuación:

- **Etapa 1:** Verificar si ya se tienen almacenada la información recuperada del set de datos actual, en caso de que no se hayan recuperado los datos de estos documentos con anterioridad se pasa a la Etapa 2 para extraer los datos, sin embargo, si ya se tienen los datos recuperados se pasa a la Etapa 5 para lograr mayor velocidad al mostrar los resultados ya que se cuenta con la información necesaria de los documentos.
- **Etapa 2:** Tomar los documentos del set de datos.
- **Etapa 3:** Separar los términos de cada documento y eliminar los signos de puntuación y las *stopwords*, luego se *lexemizan* los términos para quedarnos con su forma canónica. Después de tener la lista de términos se pasa a aplicar la expansión de consulta buscando sinónimos del término y agregándolo a la consulta.
- **Etapa 4:** Calcular y almacenar la relación entre término con los documentos en que que aparece (cada modelo define su modo de hacer esta etapa).
- **Etapa 5:** Calcular y almacenar los pesos de las consultas en los documentos del siguiente modo: término: w, ...
- **Etapa 6:** Calcular la similitud de la consulta con los documentos usando los datos recopilados anteriormente.
- **Etapa 7:** Devolver *ranking* de documentos.

# Implementación del código y herramientas usadas

El código va a tener separado en diferentes archivos las clases principales de la ejecución que serían:

`Model`: Este se encuentra en `base_model.py` y será la base de todos los modelos de recuperación de información que se presentan.

`Datasets`: Aparece en `dataset.py`, este se va a inicializar desde `Model`. Se encarga de extraer la información de los `datasets`; desde los términos en los documentos, hasta las consultas de ejemplo y la relevancia real de los documentos con respecto a las consultas. Además, tiene un conjunto de propiedades y métodos estáticos para tomar datos necesarios en diferentes formas según el uso que se le va a dar. Se apoya en el módulo de python `ir_datasets` para facilitar el acceso a la información de los `datasets` de ejemplo.

`Lexemizer`: Este se encuentra en `lexemizer.py`. Apoyándose de las facilidades del módulo `nltk`, este está destinado a normalizar los términos de los documentos y de las consultas; separando las palabras en *tokens* independientes, eliminado las *stopwords*, eliminando las mayúsculas y *lematizando* los términos, y para el caso de las consultas también se le aplica una expansión de consulta usando `wordnet` para agregar sinónimos de los términos.

Visual: Se encuentra en `visual.py` y se encarga de llevar todo el proceso visual del proyecto.

## Evaluación

Para todos los modelos es posible evaluar los resultados obtenidos por cada consulta con las siguientes métricas:

$$P = \frac{|RR|}{|RR \cup RI|} \tag{1}$$

$$R = \frac{|RR|}{|RR \cup NR|} \tag{2}$$

$$F = \frac{1 + \beta^2}{\frac{1}{P} + \frac{\beta^2}{R}} \tag{3}$$

$$F1 = \frac{2}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}} \tag{4}$$

Además de medir el tiempo de ejecución del modelo. También es posible evaluar todo el conjunto de consultas del set de datos y calcular las métricas para la unión de los resultados. Esto ses posible en el proyecto en la opción `All queries` de `Mode`.

# Modelo Vectorial

Como ya vimos anteriormente, la implementación del Modelo Vectorial va a heredar de la clase `Model`, siguiendo pasos similares al resto de modelos. En un principio, al inicializar el modelo se crean 3 `dict` vacíos, los cuales van a ser usados más adelante, siendo estos:

`docterms`: un diccionario que tendrá como llaves los términos de todos los documentos, teniendo como `valid` almacenado cada uno los documentos en que aparecen y de estos la frecuencia, $tf, idf$ y $w$. Se usa esto pues la mayor parte de los términos aparecen en una pequeña parte de los documentos, por tanto, al eliminar los elementos que no son necesarios se puede lograr ahorrar algo de tiempo de procesamiento.

`queryterms:` diccionario de términos de la *query* con su respectivo peso.

`querysim:` diccionario de documentos que tienen como valor su similitud con la consulta.

Luego se siguen una serie de etapas que en general se siguen en todos los modelos. Se comienza verificando si ya se encuentran recopilados los datos de los términos de los documentos, en este caso en `docterms`, si se encuentra vacío se extrae la información apoyándose en la clase `Datasets`. Para los cálculos de estos datos se usan las formulas clásicas de:

$$tf_{ij} = \frac{freq_{ij}}{max_l freq_{lj}} \tag{5}$$

$$idf_i = log\frac{N}{n_i} \tag{6}$$

$$w_{ij} = tf_{ij} \cdot idf_i \tag{7}$$

Mientras que para la consulta se aplica un suavizado variable con valor predeterminado de 0.5:

$$w_{ij} = \left(\alpha + (1-\alpha)\,\frac{freq_{iq}}{max_l\ freq_{lq}}\right) log\frac{N}{n_i} \tag{8}$$

De estos se tiene que:

- $freq_{ij}$ sería la frecuencia del término $t_i$ en el documento $d_j$.
- Se calcula el máximo de los documentos.
- Si no aparece el término $t_i$ en el documento $d_j$ entonces $tf_{ij} = 0$.
- $N$ es la cantidad de documentos en el sistema.
- $n_i$ es es la cantidad de documentos en que aparece el término $t_i$.

Luego de tener los datos de los términos en los documentos y de la E se pasa a calcular la similitud entre estos usando:

$$sim\,(d_j, q) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(w_{ij} \cdot w_{iq})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_{ij}^2}\ \sqrt{\sum_{j=1}^{n} w_{jq}^2}} \tag{9}$$

Luego se devuelve un *ranking* organizado por similitud y eliminando los que sean cero, o en caso de existir un umbral los que estén por encima de este.

### Evaluación

Para el set de datos Cranfield, al calcular las métricas para todas las consultas tuvimos los siguientes resultados: Un tiempo de ejecución promedio de unos 0.115 segundos por consulta. Según la fórmula de $F1$ se logra una mejor calificación, de 0,161 para un umbral de 0,4 con $Precisión = 0{,}13$ y $Recobrado = 0{,}213$, probando desde umbral 0,1 hasta 0,4 ganando 10 veces más precisión pero pasando de recobrado 0,87 a 0,213.

Para el caso de Vaswani.....

### Ventajas

- Tiene en cuenta el peso de $tf$ - $idf$ para la representación de los documentos.
- Modelo eficiente para generar *rankings* en colecciones de gran tamaño.

### Desventajas

- Necesita de la intersección de los términos de la consulta con los documentos, en caso contrario no se produce la recuperación de información.
- Asume que los términos son independientes entre ellos.

## Modelo Probabilístico

La implementación del Modelo Probabilístico hereda de la clase `Model`. En la inicialización del modelo se tendrán 3 diccionarios (`dict`) y un conjunto (`set`):

`term_docs:` diccionario para almacenar los términos de la colección y su respectiva lista de documentos en los que aparece.

`queryterms:` diccionario para almacenar los términos de la consulta.

`query_doc_sim:` diccionario para almacenar por cada documento de la colección su similitud con la consulta.

`term_p_r:` diccionario para almacenar las probabilidades de ocurrencia de un término en un documento relevante o no relevante a la consulta. Estas probabilidades serán almacenadas en una tupla donde el primer valor corresponde a la probabilidad de ocurrencia del término en un documento relevante a la consulta y en la segunda posición la probabilidad de que ocurra en un documento no relevante a la consulta.

Al igual que en los otros modelos implementados se verifica si ya se analizó la ocurrencia de los términos de la colección en los documentos, en este caso en `term_docs` es donde se almacena dicha información, si se encuentra vacío se extrae la información apoyándose en la clase `Datasets`.
Para la implementación de nuestro modelo inicialmente la probabilidad de ocurrencia de un término en un documento relevante será tomada como una constante (0.5) y la probabilidad de ocurrencia de un término en un documento no relevante como:

$$r_i = \frac{n_i}{N} \tag{10}$$

Donde:

- $N$ es la cantidad de documentos en la colección.
- $n_i$ es es la cantidad de documentos en que aparece el término $t_i$.

Posteriormente con estos valores de probabilidades iniciales se procede a calcular la similitud entre un documento y la consulta a través de la siguiente fórmula:

$$sim(d_j, q) = \sum_{i=1}^{m} \left( w_{i,j} \cdot w_{i,q} \cdot log \, \frac{p_i(1 - r_i)}{(1 - p_i)r_i} \right) \tag{11}$$

Donde:

- $w_{i,j}, w_{i,q}$ son la ocurrencia del término $i$ en el documento $j$ y la consulta respectivamente.
- $p_i, r_i$ serán las probabilidades de que el término $i$ ocurra en un término relevante o no relevante respectivamente.

Una vez obtenidos estos valores de similitud se realizará un *ranking* con los mismos.
Luego se procederá a realizar una pseudo-retroalimentación y para ello los valores de $p_i, r_i$ serán calculados de la siguiente forma:

$$p_i = \frac{|V_i| + 0{,}5}{|V| + 1} \tag{12}$$

$$r_i = \frac{n_i - |V_i| + 0{,}5}{N - |V| + 1} \tag{13}$$

Donde:

- $V$ es el conjunto de documentos recuperados.
- $V_i$ es el conjunto de los documentos recuperados en los que aparece el término $i$.

Serán aplicadas constantes de suavizado en cada una de las fórmulas (0.5 en el numerador y 1 en el denominador) para evitar división por cero o logaritmos indeterminados.

Una vez obtenidos los nuevos valores de $p_i, r_i$ la similitud será computada nuevamente y se retornará un *ranking* en base a esta.

Este proceso donde se calculan nuevamente las probabilidades de ocurrencia de los términos en documentos relevantes o no, se analiza la similitud y se devuelve un *ranking* se realizará en tres ocasiones. El último *ranking* calculado será retornado como respuesta del algoritmo y se tendrá en cuenta para este si es establecido un umbral para la similitud.

# Modelo Indexación Semántica Latente (LSI)

El modelo de Indexación Semántica Latente es un modelo de recuperación de información derivado del modelo vectorial. Por lo que en nuestra implementación la clase que define este modelo hereda de la clase que define al modelo vectorial y sigue todas las etapas que este sigue.

La ISL se basa en el principio de que las palabras que se utilizan en el mismo contexto tienden a tener significados similares. La característica fundamental de la ISL es su habilidad para extraer el contenido conceptual de un documento, estableciendo asociaciones entre aquellos términos que ocurran en contextos similares.

Para el análisis ISL primero se construye una matriz $A_k$ donde las filas representan los términos y las columnas los documentos, esta matriz establece las relaciones término documento por lo que cada elemento $x_{ij}$ representa el peso del término $i$ en el documento $j$. Estos pesos en este caso son el número de ocurrencias del término $i$ en el documento $j$ y están contenidos en la matriz **A** que se calcula en la clase `dataset`.

El objetivo fundamental de LSI es encontrar una matriz $A_k$ que constituya una aproximación a la matriz Términos-Documentos $A$. En esa aproximación se va a obtener información que no estaba disponible directamente en la matriz $A$, sino que se encontraba latente en esta. Esta matriz debe cumplir que el rango debe ser al menos $k$, donde $k$ es mucho menor que el rango de $A$. En este caso decimos que $A_k$ es una aproximación de rango bajo.

La descomposición en valores singulares (SVD) puede ser usada para resolver el problema de la matriz de aproximación de rango bajo. Para esto se realiza el siguiente procedimiento:

Hallar la SVD de la matriz Términos-Documentos. En otras palabras, siendo $A \in R^{m*n}$ y rango $r$, se obtiene como resultado $A = TSD^T$, donde:

- $T \in R^{m*m}$ es una matriz cuyas columnas son vectores propios ortogonales de $AA^T$ . Representa los términos en el espacio de términos.
- $S$ es la matriz diagonal de los valores propios
- $D^T \in R^{n*n}$ es una matriz cuyas columnas son vectores propios ortogonales de $A^TA$. Representa los documentos en el espacio de documentos.

Esto se realiza en nuestro código obteniendo las matrices **T**, **S**, **DT** que son la descomposición en valores propios de **A** obtenidos a partir de la función *linalg.svd*(**A**) implementada en la librería *numpy*.

Luego se realiza el proceso de truncar los $r - k$ menores valores singulares de S ayuda a generar una aproximación $rango - k$ de menor error, ya que $A_k$ queda de la forma:

$$A_k = TS_kD^T$$

$$A_k = T \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 & ... \\ 0 & \sigma_2 & 0 & 0 & ... \\ 0 & 0 & ... & 0 & ... \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_k & ... \\ 0 & 0 & 0 & 0 & ... \\ ... & ... & ... & ... & ... \end{pmatrix} D^T \tag{14}$$

$$A_k = \sum_{i=1}^{k} \sigma_i \vec{u_i} \vec{v_i}^T$$

Donde $\vec{u_i}$ y $\vec{v_i}$ son las $i$-ésimas columnas de T y D , respectivamente. Por tanto, $\vec{u_i}\vec{v_i}^T$ T es una matriz rango-1, y $A_k$ queda expresada como la suma de $k$ matrices rango-1, donde el coeficiente de cada una es un valor singular.

En nuestro código guardamos como parte de la clase LSI las matrices **Tk**, **Sk**, **DTk** donde ya se realizó el truncamiento de tamaño k. Estamos asumiendo un k de tamaño 200 para colecciones de documentos grandes, en caso de colecciones más pequeñas se asume un k=$min(|docs|, |terms|)/5+1$.

Para trabajar con la *query* esta se lleva a un vector del tamaño de la cantidad total de términos en los documentos, con 0 en los lugares en que ese término no se encuentre en la consulta y luego se realiza una transformación del vector de consulta $\vec{q}$ a su representación en el espacio LSI mediante: $\vec{q_k} = \vec{q}^T T_k S_k^{-1}$. Esto se computó utilizando las funciones de multiplicación de matrices, cálculo de la inversa y la transpuesta implementadas en la librería `numpy`.

Para hallar la similitud término-documento se utiliza, al igual que en el modelo vectorial, el cálculo del coseno del ángulo entre los vectores de los documentos y el vector de la *query* $\vec{d_j}$ y $\vec{q_k}$ respectivamente, tomando como cada vector $\vec{d_j}$ las columnas de **DTk**.