

Diseño, Implementación, Evaluación y Análisis de un Sistema de Recuperación de Información

Dayany Alfaro González and Dalianys Pérez Perera

Universidad de La Habana, San Lázaro y L, Plaza de la Revolución, La Habana, Cuba

Resumen La Recuperación de Información (RI) es la ciencia que permite el almacenamiento y rápido acceso a gran cantidad de información. Machine Learning juega un importante rol en muchos aspectos en los sistemas de RI modernos. Este trabajo presenta los resultados de una profunda investigación realizada sobre el potencial de las Redes Neuronales en este tema. Inicialmente se propone una versión de modelo vectorial utilizando herramientas avanzadas en procesamiento de lenguaje natural y también dos enfoques diferentes de modelos neuronales que hacen uso de redes Long-Short Term Memory (LSTM) y Convolutional Neural Networks(CNN).

Keywords: Recuperación de Información, Modelo Vectorial de Recuperación de Información, Modelo Neuronal de Recuperación de Información, LSTM , CNN, MatchPyramid

1. Introducción

La Recuperación de Información (RI) es un campo de la informática que permite a un sistema de RI (SRI) seleccionar, de una colección de documentos, aquellos que probablemente correspondan a la necesidad de información de un usuario. Más específicamente, la RI es principalmente la actividad de obtener recursos de información, como documentos o respuestas, que se supone que coinciden con una necesidad expresada como una consulta o una pregunta.

Los modelos de RI se proponen e implementan para hacer frente al objetivo principal de RI, recuperar información relevante para una consulta. La mayoría de los modelos de RI se basan en el mismo supuesto, los documentos y consultas se representan como Bag-of-Words(BoW) o bolsa de palabras en español y la relevancia se interpreta de la misma forma que la coincidencia léxica entre palabras de consulta y palabras de documento. Estos modelos estiman el ranking de relevancia basándose en la coincidencia exacta entre las palabras de las secuencias de texto de entrada. Por lo tanto, algunos documentos devueltos por el SRI no siempre satisfacen la intención del usuario con la consulta. Esta limitación se debe a las representaciones de BoW, las cuales consideran cada secuencia de texto como un conjunto de palabras independientes. El problema principal resultado de estos enfoques es el desajuste de vocabulario. Este consiste en usar un vocabulario diferente en la consulta y sus correspondientes relevantes resultados (documentos).

Nuestra propuesta inicial fue una aproximación de un modelo vectorial, auxiliándonos de herramientas avanzadas para el procesamiento de texto y la representación vectorial de las sentencias mediante diferentes pesos. Este acercamiento no proporcionó buenos resultados por lo que se decidió guiar la investigación hacia otras líneas de estudio. En los últimos años se han dedicado grandes esfuerzos al intento de mejorar el rendimiento de los sistemas de RI y la investigación ha explorado muchas direcciones diferentes tratando de utilizar los provechosos resultados obtenidos en otras áreas. En este trabajo investigaremos la posibilidad de utilizar Redes Neuronales en RI.

Los modelos neuronales aprenden representaciones del lenguaje a partir del texto procesado lo cual puede salvar la brecha entre el vocabulario de consultas y documentos. Una consulta, normalmente contiene poca cantidad de términos, mientras que la longitud de los documentos, dependiendo del escenario, puede variar desde unos pocos términos hasta cientos de oraciones o más. Los modelos para RI utilizan representaciones vectoriales de texto y, por lo general, contienen una gran cantidad de parámetros que necesitan ser ajustados. El aprendizaje de representaciones adecuadas de texto también exige conjuntos de datos a gran escala para el entrenamiento. Por lo tanto, a diferencia de los modelos de RI clásicos, estos enfoques neuronales tienden a consumir datos, con un rendimiento que mejora con más datos de entrenamientos.

Impulsado por los avances que ha tenido el aprendizaje profundo en investigaciones de visión por computadora, las redes neuronales han resurgido como un paradigma popular de aprendizaje de máquina en muchas otras direcciones de investigación, incluida la recuperación de información. Uno de nuestros modelos pretende extraer las características semánticas de las sentencias a través de redes neuronales recurrentes, específicamente 2 redes LSTM, una para codificar la consulta y otra para el documento. Las componentes principales son los embeddings a nivel de palabras utilizados, los vectores de sentencia y el comparador inmerso en el modelo. Otro de los modelos hará uso principalmente de una matriz de *matching* entre la consulta y el documento, la cual será procesada por una Red Convolutiva (CNN) con el objetivo de extraer patrones que resulten útiles para determinar similaridad. La implementación se llevó a cabo usando el lenguaje de programación Python y en específico, para los modelos neuronales usamos el framework `keras` con `tensorflow` como backend.

2. Trabajos Relacionados

Las redes neuronales son conocidas por su capacidad de construir, en un espacio latente, representaciones que son capaces de capturar la semántica de diferentes tipos de información (por ejemplo, imágenes, sonido, texto). En los últimos años, las redes neuronales profundas han llegado a un progreso notable en varias áreas de investigación, como el reconocimiento del habla, visión por computadora y minería de texto, incluidas varias tareas de IR [6]. En el procesamiento de texto, los modelos neuronales se utilizan para construir re-

presentaciones distribuidas (embeddings) de palabras y secuencias, así como para realizar el proceso de matching.

Machine learning (ML) ha sido empleado en tareas de RI desde la década de 1980 [14]. En este sentido, dichos algoritmos son usados en dos objetivos principales: (1) para aprendizaje de representaciones textuales [7][10], donde la representación de la entrada es optimizada durante el entrenamiento, y (2) para matching [11,15], donde es aprendida una función de ranking. La mayoría de los modelos de RI están dirigidos al aprendizaje de funciones de ranking [13,16,17,18,19] y son referenciados como modelos Learning to Rank (LTR). Todos los métodos LTR pueden ser agrupados [15] en 3 enfoques: *pointwise*, *pairwise* y *listwise*, los cuales difieren en cuanto al objetivo a aprender.

Los diferentes modelos neuronales para aplicaciones de *text matching* se dividen en dos grupos principales [12], específicamente los modelos centrados en la representación de la información y los modelos enfocados en la interacción. Los de la primera clase intentan aprender patrones latentes que mejor representan las secuencias de entrada, a continuación se mencionan algunos de ellos.

Huang et al [8] propone un Deep Structured Semantic Model (DSSM) para búsqueda web ad-hoc. La entrada consiste en dos ramas simétricas profundas, una para la consulta y otra para el documento. El espacio de embedding contiene un conjunto de representaciones de vectores aprendidos a nivel de letras. La representación intermedia constituye la concatenación de diferentes vectores de n -gramas de las secuencias de entrada. La capa de *matching* la sustituye la función de similitud del coseno. El trabajo de Shen et al [20] extiende el modelo DSSM introduciendo una red neuronal convolucional (CNN) en la arquitectura.

En otros modelos, la función de representación podría ser una CNN de múltiples capas de convolución y agrupación, como en el modelo LTR convolucional de Severyn y Moschitti [21] y el modelo ARC-I de HU et al. [9]. Por ejemplo el modelo LTR convolucional [21] primero concatena cada vector de palabras y calcula la representación correspondiente de cada secuencia mediante una capa CNN. En la parte de *matching* es utilizada una matriz de similaridad M .

El modelo MV-LSTM de Wan et al. [5] utiliza capas BiLSTM para aprender representaciones basadas en determinadas posiciones para cada secuencia de entrada. Algunos modelos recurrentes [23,22] combinan señales de representación calculadas por los estados ocultos de las redes recurrentes, con señales externas para fortalecer las representaciones finales.

Con respecto a los modelos centrados en la interacción, intentan aprender diferentes características de similaridad dadas las representaciones distribuidas iniciales de las secuencias de entrada. La función de *matching* puede ser definida mediante una matriz M la cual representa *matchings* a nivel de palabras, su formulación varía en los diferentes modelos del estado del arte.

3. Representación semántica

Las representaciones distribuidas son las que tienen en cuenta el contexto de ocurrencia de la palabra. Se conocen popularmente como word embeddings.

Estas condensan la información de la palabra y su contexto en un número menor de dimensiones y con información de su significado.

La representación semántica distribuida conocida como Word2Vec, constituye un medio para encapsular las apariciones de palabras en texto como elementos en un espacio vectorial [4]. Este método es bastante exitoso, pero por su naturaleza, crea embeddings para palabras sueltas (y frases cortas comunes) solamente. La universidad de Stanford desarrolló otro método para computar la semántica distribuida de las palabras, y este método se conoce como GloVe. GloVe es similar a Word2Vec, calcula la frecuencia de ocurrencia de cada palabra y crea un vector de una dimensión específica para representar una palabra, pero los métodos que utilizan son más basados en álgebra lineal [2]. En esta investigación se usaron los embeddings `glove-wiki-gigaword-50` y `glove-wiki-gigaword-300` con vectores de dimensión 50 y 300 respectivamente.

Se han desarrollado varios métodos para obtener el embedding de una oración representada por una secuencia de palabras, cada una con su propio vector. Algunos de estos métodos implican el uso de redes neuronales como por ejemplo LSTM y sus variaciones. (Arora et al. 2016) [3] propuso un baseline para embeddings de oraciones llamado método SIF el cual implica tomar el promedio de todos los vectores de palabras en una oración y eliminar la primera componente.

4. Modelos de Recuperación de Información Propuestos

4.1. Procesamiento de los Datos

En todas las propuestas se procesan los datos de la misma forma. Los corpus utilizados para los experimentos se pueden descargar aquí http://ir.dcs.gla.ac.uk/resources/test_collections/, sus nombres son CISI, Cranfield y Medline. Estos mantienen formatos similares, lo cual facilitó el *parsing* de los mismos.

A cada sentencia(documentos y consultas) extraída se le aplicó un preprocesamiento para obtener una representación vectorial que capturara mayores características semánticas. Primeramente, se separa la oración en tokens utilizando el módulo `wordpunct_tokenize` de `nlTK`(Natural Language ToolKit), eliminando signos de puntuación y espacios en blanco. Luego son descartados los stopwords que se encuentran en `nlTK.corpus.stopwords` y removidos los sufijos detectados. En esta última fase de stemming se empleó PorterStemmer, perteneciente a la librería `gensim`, específicamente `gensim.parsing.porter`. Finalmente, cada sentencia constituye una lista de términos que serán comparadas utilizando algoritmos de similaridad.

4.2. Modelo Vectorial

Esta propuesta se apoya en gran medida de herramientas ya implementadas para representar vectorialmente el conjunto de documentos ya procesado. Una vez tenido preprocesada cada sentencia se construye un diccionario donde las llaves constituyen el conjunto de palabras presentes y los valores serían el identificador (id) correspondiente a cada una. A partir de este diccionario, se convierte

a cada documento en una lista de tuplas de la forma (token_id, token_count), o sea, en la clásica representación BoW, que es un enfoque común utilizado para representar texto en tareas de recuperación de información en particular. Posee una estructura simple sin capturar conocimientos lingüísticos ni de contexto.

De la unión de las listas anteriores se obtiene lo que sería el corpus representativo del dataset en cuestión. El mismo encapsula los valores de frecuencia de las palabras y conforma la entrada a los modelos mencionados. En este trabajo se emplearon 4 modelos que se encuentran en la librería `gensim.models`. A continuación se muestra una breve descripción de los mismos:

- **TfidfModel**: transforma una matriz de ocurrencia de términos en una matriz con el esquema clásico TF(term frequency)-IDT(inverse document frequency)
- **LsiModels**(Latent Semantic Indexing): Implementa SVD(Singular Value Decomposition). La descomposición de SVD se puede actualizar con nuevas observaciones en cualquier momento, para un entrenamiento en línea, incremental y eficiente en la memoria. Permite identificar patrones y relaciones entre términos y temas.
- **LdaModel**(Latent Dirichlet Allocation): Este módulo permite tanto la estimación del modelo LDA a partir de un corpus de capacitación, como la inferencia de la distribución de temas en documentos nuevos y no vistos. El modelo también se puede actualizar con nuevos documentos.
- **LogEntropyModel**: Este módulo permite transformar un corpus simple representado con Bag of Words (BoW) en un espacio de entropía logarítmico. Produce una representación de frecuencia de términos con pesos logarítmicos.

En esencia cada modelo representa de forma diferente la información semántica contenida en el corpus y es muy útil para obtener dicha representación en las nuevas consultas generadas. Transforman un vector de un espacio hacia otro.

Finalmente es necesario evaluar la similitud entre el conjunto de documentos y una consulta. Para ello se usó la matriz de similitud de `gensim`, `MatrixSimilarity`. Esta matriz recibe el corpus y devuelve un ranking entre todos los documentos respecto a la consulta, utilizando la métrica del coseno. En la Figura 1 se muestra cómo quedaría conformado un pipeline completo de estos modelos.

Evaluación. En las Tablas 1, 2, 3 se muestran los valores obtenidos de promediar la precisión y el recobrado obtenidos al aplicar cada uno de los modelos a las colecciones de prueba seleccionadas. El *ranking* devuelto en cada caso tiene una cantidad máxima de 50 documentos y son eliminados aquellos documentos cuya similitud fue nula. Como se puede observar, los resultados para nada son buenos, con muy bajos niveles de precisión y recobrado. El modelo `TfidfModel` arrojó mejores valores de estas métricas en los tres datasets empleados. En general son mejores los resultados en el dataset Medline lo cual puede deberse a la dimensión del dataset, teniendo menor cantidad de documentos y consultas.

En las Figuras 2 y 3 se muestran ejemplos de la ejecución consultas a este modelo .

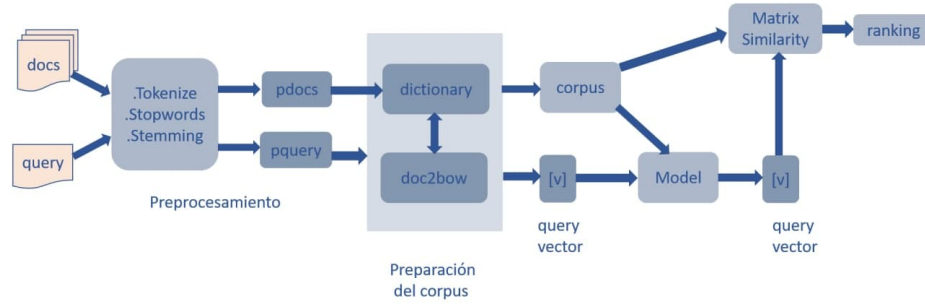


Figura 1. Esquema de la versión de modelo vectorial.

Cuadro 1. Dataset: Medline (documentos: 1033 consultas: 30)

Métrica	TdidfModel	LsiModels	LdaModel	LogEntropyModel
Precisión	0.25590	0.02000	0.02014	0.25924
Recobrado	0.51909	0.03823	0.03919	0.52436

Cuadro 2. Dataset: CISI (documentos: 1460 consultas: 112)

Métrica	TdidfModel	LsiModels	LdaModel	LogEntropyModel
Precisión	0.03607	0.00955	0.00604	0.00910
Recobrado	0.05030	0.01641	0.00665	0.01213

Cuadro 3. Dataset: Cranfield (documentos: 1400 consultas: 225)

Métrica	TdidfModel	LsiModels	LdaModel	LogEntropyModel
Precisión	0.04284	0.00248	0.00201	0.01062
Recobrado	0.27418	0.01535	0.01319	0.06776

consulta original 2: the relationship of blood and cerebrospinal fluid oxygen concentrations or partial pressures. a method of interest is polarography.

```
-- Preprocessed Query: ['relationship', 'blood', 'cerebrospinal', 'fluid', 'oxygen', 'concentrations', 'partial', 'pressures', 'method', 'interest', 'polarography']
--> Results Query 2
Precision: 0.14
Recall: 0.4375
F1: 0.212121212121213
--> The recovered documents are:
[257, 711, 288, 290, 236, 186, 298, 296, 95, 191, 161, 712, 2, 301, 127, 295, 416, 291, 987, 959, 235, 861, 271, 973, 417, 879, 82, 156, 974, 294, 293, 565, 79, 691, 255, 545, 741, 385, 723, 188, 722, 1023, 63, 981, 714, 289, 51, 234, 355, 160]
```

Figura 2. Id de consulta: 2 Dataset: Medline

consulta original 2: what are the structural and aeroelastic problems associated with flight of high speed aircraft .

```
-- Preprocessed Query: ['structural', 'aeroelastic', 'problems', 'associated', 'flight', 'high', 'speed', 'aircraft']
--> Results Query 2
Precision: 0.04
Recall: 0.08
F1: 0.05333333333333334
--> The recovered documents are:
[11, 50, 745, 883, 1168, 1041, 428, 791, 723, 13, 577, 140, 874, 99, 183, 809, 252, 1378, 882, 606, 605, 1169, 578, 832, 725, 171, 91, 1162, 1088, 587, 803, 1262, 875, 1146, 728, 1157, 429, 1298, 699, 113, 877, 1167, 746, 284, 452, 1143, 895, 46, 1062, 77]
```

Figura 3. Id de consulta: 2 Dataset: Cranfield

4.3. Modelo Neuronal con Redes LSTM

Nuestra segunda propuesta estuvo motivada por el éxito de las redes Long-Short Term Memory (LSTM) en tareas de procesamiento de lenguaje natural como traducción automática, clasificación de textos, chatbots, debido a su capacidad de aprender dependencias entre términos a largo plazo. El modelo LSTM es construido a partir del modelo RNN básico, evitando una de las limitaciones de estas últimas al trabajar con largas secuencias, conocido como *vanishing gradient problem*. LSTM desarrolla una celda de memoria y usa filtros para decidir cuánta información debe olvidarse o debe fluir a través de los pasos de tiempo. De esta manera, se puede guardar información útil y se puede descartar información innecesaria. El modelo LSTM y sus variantes como Gated Recurrent Unit (GRU) han demostrado que si se entrena de manera efectiva puede codificar el significado de las oraciones en representaciones vectoriales de longitud fija.

Representación de las Sentencias. El modelo recibe como entrada dos sentencias que constituyen listas de términos ya preprocesadas pero es necesario obtener una representación vectorial de las mismas. Para ello se emplearon los

embeddings de palabras. Estos mecanismos permiten asignar un vector de determinado espacio a cada palabra, de forma tal que a dos palabras semánticamente equivalentes les correspondan vectores lo más cercanos posible en dicho espacio. Para cada dataset se salvó un diccionario con los vectores asociados a cada palabra, evitando así recalcular estos valores de una corrida a otra. En este trabajo se empleó en la mayoría de los experimentos el embedding preentrenado `glove-wiki-gigaword-50`.

Luego cada sentencia quedaría conformada por la unión de los vectores correspondientes a cada uno de sus términos. Por ejemplo la sentencia $s_1 = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_t]$ se representa vectorialmente como un vector donde cada componente tiene dimensión 50 $s_1 = [WE(w_1), WE(w_2), WE(w_3), \dots]$.

El conjunto de datos para el entrenamiento se conformó con todas las posibles parejas de documentos y consultas existentes en el dataset. Si el documento d_i es relevante a la consulta q_j se crea el par (d_i, q_j) cuya etiqueta sería $[0, 1]$, en caso contrario la etiqueta sería $[1, 0]$. Se considera que uno de estos pares es negativo si su etiqueta es de la forma $[1, 0]$, o sea, no representa una relación de relevancia. El análisis es análogo para los pares positivos. La salida del modelo simboliza el grado de similitud entre las dos sentencias.

Arquitectura del Modelo. La idea seguida con este modelo es lograr que la extracción de características semánticas en las sentencias sea a través de una red neuronal recurrente, ya que con estas se puede atrapar mejor la estructura de la oración. Se pretende codificar la sentencia en lo que denominaremos un contexto, que sería un espacio de dimensión reducida y luego se intentará clasificar si dos contextos son similares, nuevamente con un aprendizaje profundo.

La idea de este modelo es parecida a los sistemas `word2vec` utilizados para la proyección de las palabras en un espacio y forzando que esta representación sea buena resolviendo problemas de similaridad semántica entre las palabras. Ahora se propone hacer lo mismo con las oraciones forzando a que el espacio donde sean proyectadas sea bueno para resolver el problema de la similitud entre dos oraciones respecto a su semántica y contexto.

Se añadió una capa `Dropout` para prevenir el `overfitting`. Sin embargo, dada la naturaleza de los datos donde predominan más las relaciones de no relevancia, el entrenamiento con muchos pares negativos no arrojaba buenos comportamientos del modelo, por lo que decidió entrenar con distintas cantidades de estos. Finalmente se adiciona una capa densa como clasificador con función de activación `softmax`. La capa de salida está conformada por un vector de dimensión 2, donde la primera componente significa el nivel de disimilitud y la segunda componente el nivel de similitud entre las dos sentencias. La relevancia o no estaría determinada por el mayor de estos valores.

Este modelo fue entrenado usando la colección de datos CISI. El proceso de *tuning* de los hiperparámetros del modelos se hizo de forma manual, usando una parte de los datos como conjunto de validación.

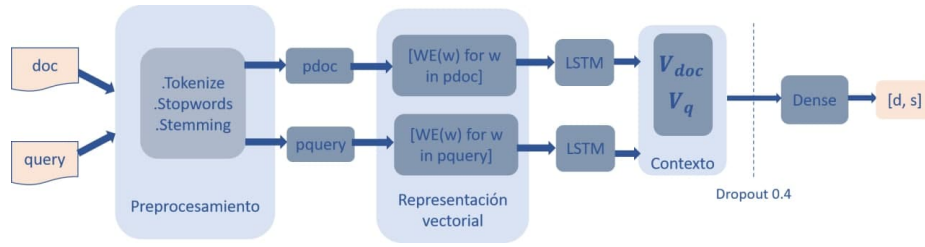


Figura 4. Esquema del modelo neuronal con redes LSTM.

Evaluación. En las Figuras 5 y 6 se muestra la ejecución, en este modelo neuronal, de las mismas consultas realizadas anteriormente en el modelo vectorial. Como se aprecia, no se experimentan mejoras en los resultados e incluso se obtiene una Precisión y Recobrado de 0 en la colección Medline.

```

-- Preprocessed Query: ['relationship', 'blood', 'cerebrospinal', 'fluid', 'oxygen', 'concentrations', 'partial', 'pressures', 'method', 'interest', 'polarography']
--> Results Query 2
Precision: 0.0
Recall: 0.0
F1: 0
--> The recovered documents are:
[888, 615, 979, 896, 489, 201, 624, 43, 488, 379, 889, 776, 632, 616, 613, 631, 260, 285, 643, 517]

```

Figura 5. Id de consulta: 2 Dataset: Medline

```

-- Preprocessed Query: ['structural', 'aeroelastic', 'problems', 'associated', 'flight', 'high', 'speed', 'aircraft']
--> Results Query 2
Precision: 0.05
Recall: 0.04
F1: 0.044444444444444446
--> The recovered documents are:
[1293, 834, 405, 1045, 1379, 906, 184, 1174, 649, 251, 963, 910, 660, 1015, 1018, 163, 1067, 170, 1385, 1126]

```

Figura 6. Id de consulta: 2 Dataset: Cranfield

4.4. Modelo Neuronal inspirado en MatchPyramid

En este último modelo decidimos explorar otras aproximaciones a la forma de determinar la similaridad semántica entre la consulta y un documento en particular. Para ello escogimos inspirarnos en modelo MatchPyramid [31] que ha sido utilizado en tareas de *text matching* y específicamente se ha estudiado su uso en recuperación de información [30].

En la Figura 7 se muestra la arquitectura del modelo propuesto. La entrada es procesada de igual manera a cómo fue explicado en la sección anterior.

La motivación detrás de MatchPyramid se basa en el éxito alcanzado por las CNN en el reconocimiento de imágenes dada su capacidad de abstraer patrones visuales. Por tanto propone resolver el problema de *text matching* de una manera análoga al reconocimiento de imágenes. Para ello se hace uso de una matriz de *matching* M entre la consulta y el documento. Como se muestra en la Ecuación 1 cada elemento M_{ij} va a representar la similaridad entre la palabra w_i de la consulta y la palabra w_j del documento, donde dicha similaridad va a estar dada por un operador \otimes entre la representación vectorial de cada palabra, en este caso usaremos el producto.

$$M_{ij} = w_i \otimes w_j \quad (1)$$

La matriz M construida sería lo que se considera la "imagen" y va a ser procesada por una capa convolucional con la que se pretende extraer diferentes niveles de patrones, seguido de una capa de *pooling* con máximo como función de agregación para conservar solo los rasgos más significativos. A continuación se hace uso de la estrategia de dropout para combatir el overfitting del modelo. Por último se añade una capa densa que actúa como clasificador con función de activación softmax y que al igual que el otro modelo neuronal propuesto va a dar como salida el grado de similitud entre la consulta y el documento.

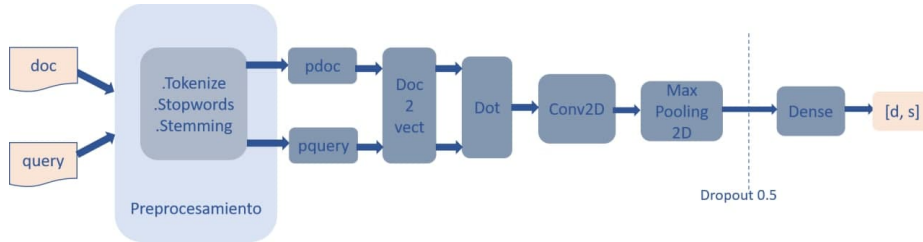


Figura 7. Esquema del modelo neuronal inspirado en MatchPyramid.

Para el entrenamiento del modelo se usó la colección de datos CISI. Al igual que para el modelo neuronal anterior el proceso de *tuning* de los hiperparámetros fue manualmente, tomando una parte de los datos como conjunto de validación.

Evaluación. En las Figuras 8 y 9 se muestra la ejecución en este último modelo, de las mismas consultas realizadas a los modelos anteriores. Como se aprecia, tampoco no se experimentan mejoras en los resultados y en este caso se obtiene una Precisión y Recobrado de 0 en la colección Cranfield.

```
--> Write a query id: 2
-- Preprocessed Query: ['relationship', 'blood', 'cerebrospinal', 'fluid', 'oxygen', 'concentrations', 'partial', 'pressures',
, 'method', 'interest', 'polarography']
Search for result in Matching Pyramid Model...

--> Results Query 2
Precision: 0.05
Recall: 0.0625
F1: 0.05555555555555556

--> The recovered documents are:
[581, 293, 425, 831, 1008, 732, 288, 435, 637, 499, 600, 983, 282, 310, 427, 287, 458, 694, 681, 473]
```

Figura 8. Id de consulta: 2 Dataset: Medline

```
--> Write a query id: 2
-- Preprocessed Query: ['structural', 'aeroelastic', 'problems', 'associated', 'flight', 'high', 'speed', 'aircraft']
Search for result in Matching Pyramid Model...

--> Results Query 2
Precision: 0.0
Recall: 0.0
F1: 0

--> The recovered documents are:
[662, 25, 1201, 433, 712, 212, 101, 164, 1204, 522, 695, 1313, 685, 928, 1325, 832, 841, 173, 31, 797]
```

Figura 9. Id de consulta: 2 Dataset: Cranfield

5. Expansión de Consultas

El proceso de expansión de consultas es una técnica que tiene como objetivo enriquecer el contenido de la consulta con palabras adicionales, generalmente tomadas del vocabulario. Las palabras agregadas, llamados candidatos de expansión, se suponen que ayudan al proceso de matching del modelo a encontrar los documentos relevantes y resolver ambigüedades en consultas cortas. A pesar de no implementar esta variante de retroalimentación en el proyecto, consideramos importante reflejar el estudio realizado sobre las distintas alternativas existentes en el estado del arte, específicamente con la aplicación de word embeddings.

Si se pretende emplear word embeddings para realizar este proceso, en lugar de realizar un *matching* entre la consulta y el documento en el espacio latente, los vectores de palabras son usados para encontrar buenos candidatos para expandir la consulta. La selección de los mismos generalmente está basada en un vocabulario global, donde es usada una función de similaridad para obtener los términos correctos. Varios métodos [[25], [27], [28], [26]] han sido propuestos para estimar la relevancia de los términos candidatos para la consulta. La mayoría de estos comparten un procedimiento: primero se realiza una comparación de las representaciones vectoriales de cada término candidato contra cada término de la consulta y es determinada una puntuación para cada uno de los candidatos. Luego son tomados los k primeros términos y agregados al final de la consulta. Algunos modelos [29] pueden adicionar métodos de filtrado, como la matriz de ocurrencia entre los términos candidatos y las palabras de la consulta.

Por ejemplo en [27] se proponen tres métodos que usan el embedding de cada término individual. A continuación se detallan brevemente:

Pre-retrieval kNN: Dada una consulta $Q = [q_1, \dots, q_m]$ se define el conjunto C con los términos candidatos para la expansión donde $C = \bigcup_{q \in Q} (NN(q))$ donde $NN(q)$ es el conjunto de los k términos más cercanos a q en el espacio de vectores de palabras empleado. Para cada término t en C , se computa el promedio de la métrica del coseno entre t y el resto de términos en Q . Luego, de acuerdo a esta puntuación son ordenados los términos en C y los primeros k son seleccionados como candidatos finales.

Post-retrieval kNN: En esta aproximación emplean un conjunto de documentos pseudo-relevantes (PRD), o sea, aquellos documentos que estuvieron en los primeros lugares en respuesta a una consulta inicial. El objetivo es restringir el dominio de búsqueda de los términos candidatos. En lugar de buscar vecinos cercanos dentro de todo el vocabulario de la colección de documentos, se consideran solo aquellos términos que ocurren dentro de PRD. El resto del procedimiento es igual a la primera propuesta.

Pre-retrieval incremental kNN Esta propuesta es una extensión de *pre-retrieval kNN*, variando la forma de calcular $NN(q)$, siendo ahora de forma incremental. Se realiza un proceso iterativo sobre la lista $NN(q)$ de los candidatos aportados por el término q de la consulta. Sea $NN_l(q) = [t_1, t_2, \dots, t_n]$ se consideran los primeros k términos, o sea, $[t_1, t_2, \dots, t_{n-k}]$. Luego se toma t_1 y se reordena la lista anterior con respecto a la similaridad con t_1 . Este proceso continúa durante l iteraciones.

Aunque en el presente trabajo no se implementó la expansión de consultas, consideramos que alguno de estos métodos antes mencionados podrían ser agregados y potencialmente mejorarían el desempeño de nuestro Sistema de Recuperación de Información.

6. Conclusiones

En este trabajo se realizó el diseño, implementación, evaluación y análisis de un Sistema de Recuperación de Información, para el cual se proponen tres enfoques diferentes. Ninguna de las aproximaciones mostró resultados satisfactorios. La implementación del modelo vectorial, el más sencillo de los modelos propuestos, fue la que mejores resultados logró. En cuanto a los modelos neuronales no logramos que adquirieran el aprendizaje necesario para un buen desempeño y aunque tratamos de aplicar varias técnicas de regularización como *dropout* y *weight decay* no fueron realmente efectivas y los modelos comenzaban a realizar overfit al conjunto de entrenamiento después de pocas épocas de entrenamiento. Por tanto consideramos que es imprescindible mejorar la cantidad y calidad del conjunto de datos a usar para entrenar. Uno de los factores que tuvo un impacto negativo fue que los conjuntos de datos usados presentaban un gran desequilibrio con respecto a la cantidad de parejas de consulta y documento que se consideraban similares y aquellas que no.

A pesar de no haber obtenido los resultados deseados en cuanto al desempeño del Sistema de Recuperación de Información cabe destacar la importancia de la investigación realizada pues se consolidaron los contenidos abordados en el curso de Sistemas de Información [1]. Además puede servir como punto de partida para tratar de lograr resultados mejores por lo que para trabajos futuros recomendamos:

1. Las redes neuronales son muy sensibles a los hiperparámetros por lo que se considera interesante probar varios cambios en estos para alcanzar mejores resultados.
2. Representar las sentencias mediante n-grams para obtener una encapsulación de entidades más completas, donde se tengan en cuenta las relaciones de posición entre términos.
3. En el modelo MatchPyramid utilizar otros operadores en el cálculo de la matriz M .
4. Implementar técnicas de retroalimentación y expansión de consultas.
5. Probar con otros corpus donde la cantidad de relaciones de relevancia no sea tan pequeña.
6. Investigar sobre las ventajas que pudiéramos obtener con el uso del modelo Bidirectional Encoder Representations from Transformers(BERT) el cual tiene altas potencialidades capturando las características semánticas en un contexto.

Referencias

1. Fleitas Carlos. Conferencias de Sistemas de Información. Departamento de Programación, Facultad de Matemática y Computación, Universidad de La Habana. 2021.
2. Jerey Pennington, Richard Socher, and Christopher D. Manning. 2014. Glove: Global vectors for word representation. In *Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pages 1532–1543.
3. Sanjeev Arora, Yingyu Liang, and Tengyu Ma. 2016. A simple but tough-to-beat baseline for sentence embeddings. *International Conference on Learning Representations*.
4. Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. 2013. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*.
5. Shengxian Wan, Yanyan Lan, Jiafeng Guo, Jun Xu, Liang Pang, and Xueqi Cheng. A deep architecture for semantic matching with multiple positional sentence representations. In *Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2016.
6. Jiafeng Guo, Yixing Fan, Liang Pang, Liu Yang, Qingyao Ai, Hamed Zamani, Chen Wu, W. Bruce Croft, and Xueqi Cheng. A deep look into neural ranking models for information retrieval. *Information Processing and Management*, page 102067, 2019.
7. Ryan Kiros, Yukun Zhu, Ruslan R Salakhutdinov, Richard Zemel, Raquel Urtasun, Antonio Torralba, and Sanja Fidler. Skip-thought vectors. In C. Cortes, N. D. Lawrence, D. D. Lee, M. Sugiyama, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 28*, pages 3294–3302. Curran Associates, Inc., 2015.
8. Po-Sen Huang, Xiaodong He, Jianfeng Gao, Li Deng, Alex Acero, and Larry Heck. Learning deep structured semantic models for web search using clickthrough data. In *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Information & Knowledge Management*, pages 2333–2338. ACM, 2013.

9. Baotian Hu, Zhengdong Lu, Hang Li, and Qingcai Chen. Convolutional neural network architectures for matching natural language sentences. In *Advances in neural information processing systems*, pages 2042–2050,
10. Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013.
11. Yelong Shen, Xiaodong He, Jianfeng Gao, Li Deng, and Grégoire Mesnil. Learning semantic representations using convolutional neural networks for web search. In *23rd International Conference on World Wide Web’14*,
12. Jiafeng Guo, Yixing Fan, Qingyao Ai, and W Bruce Croft. A deep relevance matching model for ad-hoc retrieval. In *25th ACM International Conf. CIKM’16*, 2016.
13. Hang Li. *Learning to rank for information retrieval and natural language processing*. Synthesis Lectures on Human Language Technologies, 2011.
14. Sally Jo Cunningham, James Littin, and Ian H Witten. *Applications of machine learning in information retrieval*. 1997.
15. Tie-Yan Liu. *Learning to rank for information retrieval*. Springer Science & Business Media, 2011.
16. Kevin Duh and Katrin Kirchhoff. Learning to rank with partially-labeled data. In *Proceedings of the 31st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pages 251–258. ACM, 2008.
17. Zhe Cao, Tao Qin, Tie-Yan Liu, Ming-Feng Tsai, and Hang Li. Learning to rank: from pairwise approach to listwise approach. In *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*, pages 129–136. ACM, 2007.
18. Christopher Burges, Tal Shaked, Erin Renshaw, Ari Lazier, Matt Deeds, Nicole Hamilton, and Gregory N Hullender. Learning to rank using gradient descent. In *Proceedings of the 22nd International Conference on Machine learning (ICML-05)*, pages 89–96, 2005.
19. Wei Chen, Tie-Yan Liu, Yanyan Lan, Zhi-Ming Ma, and Hang Li. Ranking measures and loss functions in learning to rank. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 315–323, 2009.
20. Yelong Shen, Xiaodong He, Jianfeng Gao, Li Deng, and Grégoire Mesnil. A latent semantic model with convolutional-pooling structure for information retrieval. In *Proceedings of the 23rd ACM international conference on conference on information and knowledge management*, pages 101–110. ACM, 2014.
21. Aliaksei Severyn and Alessandro Moschitti. Learning to rank short text pairs with convolutional deep neural networks. In *Proceedings of the 38th international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval*, pages 373–382. ACM, 2015.
22. Seonhoon Kim, Inho Kang, and Nojun Kwak. Semantic sentence matching with densely-connected recurrent and co-attentive information. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 33, pages 6586–6593, 2019.
23. Sanjay Kamath, Brigitte Grau, and Yue Ma. Predicting and Integrating Expected Answer Types into a Simple Recurrent Neural Network Model for Answer Sentence Selection. In *20th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Text Processing*, La Rochelle, France, April 2019.
24. Matthew E Peters, Mark Neumann, Mohit Iyyer, Matt Gardner, Christopher Clark, Kenton Lee, and Luke Zettlemoyer. Deep contextualized word representations. *arXiv preprint arXiv:1802.05365*, 2018.
25. Fernando Diaz, Bhaskar Mitra, and Nick Craswell. Query expansion with locally-trained word embeddings. In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, volume 1, pages 367–377, 2016.

26. Hamed Zamani and W. Bruce Croft. Estimating embedding vectors for queries. In Proceedings of the 2016 ACM International Conference on the Theory of Information Retrieval, ICTIR '16, pages 123–132, New York, NY, USA, 2016. ACM.
27. Dwaipayan Roy, Debjyoti Paul, Mandar Mitra, and Utpal Garain. Using word embeddings for automatic query expansion. arXiv preprint arXiv:1606.07608, 2016.
28. Saar Kuzi, Anna Shtok, and Oren Kurland. Query expansion using word embeddings. In Proceedings of the 25th ACM international on conference on information and knowledge management, pages 1929–1932. ACM, 2016.
29. Navid Rekabsaz, Mihai Lupu, Allan Hanbury, and Hamed Zamani. Word embedding causes topic shifting; exploit global context! In Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR '17, pages 1105–1108, New York, NY, USA, 2017. ACM.
30. Pang, L., Y. Lan, J. Guo, J. Xu, and X. Cheng. 2016a. “A study of match pyramid models on ad-hoc retrieval”. arXiv preprint arXiv:1606.04648.
31. Pang, L., Y. Lan, J. Guo, J. Xu, S. Wan, and X. Cheng. 2016b. “Text Matching as Image Recognition”. In: Proc. AAAI.