# Truy vấn bài báo Việt Nam

## **Anonymous ACL submission**

#### **Abstract**

Nghiên cứu này đề xuất hệ thống truy vấn bài báo tiếng Việt, kết hợp TF-IDF với SBERT-Vietnamese và BM25 với PhoBERT để nâng cao hiệu quả tìm kiếm. TF-IDF và BM25 đảm bảo xử lý từ khóa nhanh, trong khi SBERT và PhoBERT khai thác ngữ nghĩa sâu hơn. Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu bài báo lớn cho thấy mô hình kết hợp đạt độ chính xác và hiệu suất vượt trội, phù hợp cho các hệ thống tìm kiếm tiếng Việt thực tế.

## 1 Giới thiêu

004

011

012

017

024

027

Trong thời đại số hóa, khi lượng thông tin trên Internet ngày càng gia tăng, làm thế nào để tìm kiếm các bài báo tiếng Việt một cách nhanh chóng, chính xác và hiệu quả? Với cấu trúc ngôn ngữ phức tạp, đòi hỏi các hệ thống truy vấn thông tin không chỉ dừng lại ở mức xử lý từ khóa mà còn phải nắm bắt được ý nghĩa sâu sắc của văn bản. Liệu các phương pháp truyền thống như TF-IDF và BM25, vốn đơn giản và hiệu quả với từ khóa, có đủ khả năng đáp ứng yêu cầu này? Hay cần đến sự hỗ trợ từ các mô hình hiện đại như SBERT-Vietnamese và PhoBERT, vốn được biết đến với khả năng vượt trôi trong xử lý ngữ nghĩa?

Dù các mô hình hiện đại mang lại kết quả tốt hơn, chi phí tính toán cao và sự phức tạp trong triển khai khiến chúng khó áp dụng trực tiếp trong các hệ thống thực tế. Đó chính là lý do nghiên cứu này đề xuất một cách tiếp cận kết hợp, tận dụng ưu điểm của cả hai phương pháp. TF-IDF và BM25 đảm nhiệm vai trò xử lý nhanh và lọc sơ bộ các kết quả truy vấn ban đầu, trong khi SBERT-Vietnamese và PhoBERT được sử dụng để đánh giá lại và sắp xếp các kết quả dựa trên ngữ nghĩa sâu hơn.

Hướng tiếp cận này đã cải thiện độ chính xác tối ưu hóa thời gian phản hồi của hệ thống, mở ra tiềm năng lớn cho các ứng dụng tìm kiếm thông tin tiếng Việt. Bài báo này sẽ trình bày chi tiết phương pháp đề xuất, đánh giá hiệu quả trên tập dữ liệu bài báo

tiếng Việt, và so sánh với các phương pháp truyền thống.

041

042

045

048

051

052

054

056

058

060

061

062

063

064

## 2 Bộ dữ liệu

## 2.1 Tổng quan

Trong đề tài lần này, dữ liệu được thu thập từ 4 trang báo điện tử uy tín tại Việt Nam, bao gồm: Lao Động, Dân Trí, VnExpress, VTC. Đối với mỗi trang báo, dữ liệu được khai thác tự động và lưu trữ với 7 đặc trưng chính: title (tiêu đề), abstract (tổng quan), source (nguồn bài báo), link (đường dẫn bài báo), topic (chủ đề), time (thời gian đăng bài) và imglink (đường dẫn chứa ảnh tượng trưng cho bài báo).

Tổng cộng, dữ liệu nhóm thu thập được bao gồm 49,543 bài báo.

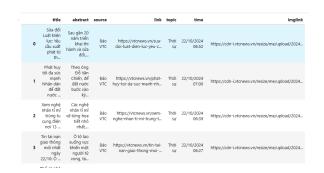


Figure 1: Một phần của bộ dữ liệu

## 2.2 Tiền xử lí dữ liệu

Trong tác vụ truy vấn, nhóm lựa chọn hai đặc trưng chính: title và abstract. Đối với mỗi bài báo, dữ liệu dạng văn bản được xây dựng bằng cách kết hợp title và abstract, sau đó trải qua quy trình tiền xử lý gồm 4 bước:

- Word segmentation: Áp dụng phân tách từ để xử lý ngôn ngữ tự nhiên tiếng Việt (ví dụ: bóng đá → bóng\_đá).
- Loại bỏ stopword: Xóa bỏ các từ dừng không mang ý nghĩa quan trọng trong truy vấn. (Ví dụ: a lô, a ha, ai, ai ai, ai nấy, ai đó,...)
- Loại bỏ ký tự đặc biệt: Loại bỏ các ký tự đặc biệt để làm sạch văn bản (ví dụ: tp.hcm → tphcm).

Tương tự, câu truy vấn đầu vào cũng được xử lý qua các bước này để đảm bảo tính tương thích và đồng nhất với dữ liệu bài báo, từ đó cải thiện độ chính xác của hệ thống truy vấn.

# 3 Phương pháp

## 3.1 Các phương pháp retrieval-based

#### 3.1.1 TF-IDF

074

076

081

087

094

100

101

102

103

104

106

TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency) là một phương pháp đánh giá mức độ quan trọng của một từ trong một văn bản. Nó được tính bằng cách nhân tần suất xuất hiện của từ trong văn bản với tần suất nghịch đảo của từ đó trong toàn bộ tập dữ liệu. Để chuẩn hóa giá trị TF, số lần xuất hiện của từ trong văn bản sẽ được chia cho tổng số từ trong văn bản đó.

Công thức:

$$TF(t,d) = rac{ ext{Số lần từ t xuất hiện trong văn bản d}}{ ext{Tổng số từ trong văn bản d}}$$

$$IDF(t,D) = 1 + \log \left( \frac{N}{\text{Số văn bản chứa từ } t} \right)$$

$$TF$$
- $IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D)$ 

#### 3.1.2 BM25

- 3.2 Pre-trained language model
- 3.2.1 Vietnamese-SBERT
- 3.2.2 PhoBERT
- 4 Đánh giá mô hình

#### **4.1 NDCG**

Trong phương pháp đánh giá mô hình xếp hạng, nDCG/NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain) là một chỉ số được sử dụng rộng rãi để đo lường hiệu quả của các hệ thống xếp hạng, đặc biệt trong bài toán tìm kiếm và gợi ý. Chỉ số này tập trung vào việc đánh giá mức độ liên quan và thứ tự của các kết quả trả về.

Công thức tính nDCG bao gồm hai bước chính:

#### 4.1.1 Tính DCG

$$DCG_k = \sum_{i=1}^{k} \frac{rel_i}{\log_2(i+1)}$$

107

110

111

113

114

115

116

117

118

119

120

121

122

123

124

125

126

127

128

129

130

131

132

133

134

135

136

Trong đó:

- k: Số lượng mục trong danh sách xếp hạng.
- rel<sub>i</sub>: Mức độ liên quan (relevance) của mục tai vi trí i.
- i: Vị trí của mục trong danh sách.

#### 4.1.2 Tính NDCG

$$nDCG_k = \frac{DCG_k}{iDCG_k}$$

Trong đó:

 iDCG<sub>k</sub>: Giá trị DCG của danh sách xếp hạng lý tưởng, được tính tương tự DCG<sub>k</sub> nhưng dựa trên thứ tự sắp xếp đúng nhất.

## 4.2 Đánh giá thủ công

Đánh giá thủ công được thực hiện bằng cách kiểm tra trực tiếp các kết quả trả về từ hệ thống dựa trên các tiêu chí cụ thể. Quá trình này bao gồm việc đánh giá mức độ liên quan của các kết quả với truy vấn, so sánh với dữ liệu hoặc kết quả lý tưởng, và xác định các lỗi hoặc khu vực cần cải thiện. Mặc dù phương pháp này có thể mang lại kết quả chính xác và chi tiết, nhưng nó đòi hỏi nhiều thời gian và công sức.

Trong bài toán này, dựa trên 40 truy vấn và các đánh giá thủ công dựa trên 10 kết quả có điểm tương đồng cosine cao nhất, điểm nDCG trung bình đạt được là 0.79, cho thấy mô hình có khả năng xếp hạng khá tốt nhưng vẫn cần cải thiện để đạt hiệu quả tối ưu hơn.

#### 5 Tài liêu tham khảo