

BÁO CÁO ĐỒ ÁN ĐỀ TÀI

TOPIC CLASSIFICATION

Môn học: Xử lý ngôn ngữ tự nhiên

(CS221.N11.KHCL)

Giảng viên: ThS. Nguyễn Trọng Chỉnh

Thành viên:

Lê Võ Tiến Phát - 19521993 Nguyễn Thành Trung - 19522432

Thành phố Hồ Chí Minh, ngày 24 tháng 2 năm 2023.

Lời cảm ơn

Đầu tiên, chúng em xin gửi lời cảm ơn và lòng biết ơn sâu sắc nhất tới ThS. Nguyễn Trọng Chỉnh – giảng viên phụ trách bộ môn "Xử lý ngôn ngữ tự nhiên", trực thuộc Khoa Khoa học Máy Tính, cũng là cố vấn học tập lớp KHCL2019.3, đã trang bị cho em những kiến thức trong môn học này.

Tuy nhiên trong quá trình nghiên cứu đề tài, do kiến thức chuyên ngành còn hạn chế nên chúng em vẫn còn nhiều thiếu sót khi tìm hiểu, đánh giá, trình bày về đề tài. Những góp ý của thầy trong buổi báo cáo là những kinh nghiệm quý báu mà chúng em học hỏi, khắc phục cho quá trình học tập và làm việc sau này.

Xin chân thành cảm ơn Thầy.

Mục lục

I TỔNG QUAN	2
1. Ngữ cảnh ứng dụng bài toán	2
2. Bài toán	
3. Ưu nhược điểm bài toán mang lại	3
II NỘI DUNG CHÍNH	3
1. Giới thiệu bộ ngữ liệu	3
2. Xử lý dữ liệu	5
2.1 Tách từ	5
2.2 Chuyển về từ gốc	5
2.3 Loại bỏ từ phổ biến (stopwords)	6
3. Vector hóa văn bản	7
4. Phân loại chủ đề sử dụng SVM model	8
III THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ	9
IV KÉT LUÂN	12

I TỔNG QUAN

1. Ngữ cảnh ứng dụng bài toán

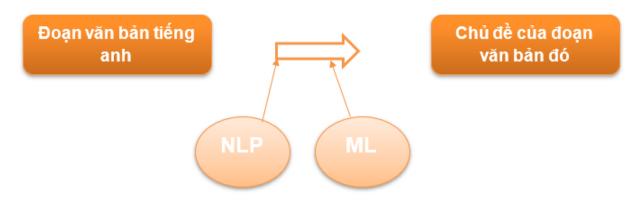
Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) là một lĩnh vực rất quan trọng trong khoa học máy tính và được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Một trong những ngữ cảnh ứng dụng của NLP là trong lĩnh vực tìm kiếm và phân tích thông tin trên web. Với số lượng thông tin khổng lồ trên internet, việc tìm kiếm và phân tích nội dung trở nên cực kỳ khó khăn. Nhưng với NLP, chúng ta có thể xử lý các văn bản, dữ liệu và tìm kiếm nthông ti một cách nhanh chóng và chính xác hơn.

Ngoài ra, NLP còn được ứng dụng trong việc phân tích cảm xúc, tóm tắt văn bản, dịch thuật tự động và phân loại văn bản. Điều này giúp cho người dùng có thể tiết kiệm thời gian và công sức trong công việc hàng ngày, đồng thời giúp các doanh nghiệp nắm bắt được nhu cầu và mong muốn của khách hàng. NLP cũng được sử dụng trong các trình hỗ trợ tương tác giọng nói, giúp cho người dùng có thể tương tác với máy tính bằng giọng nói một cách tự nhiên và dễ dàng hơn.

Đặc biệt là bài toán Topic Classification, đây là bài toán ứng dụng trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Nó giúp tổ chức các văn bản thành các chủ đề khác nhau, giúp cho việc tìm kiếm, tra cứu và xử lý dữ liệu trở nên dễ dàng hơn.

2. Bài toán

Như đã nói ở trên, topic classification là một bài toán trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) nhằm phân loại các văn bản vào các chủ đề khác nhau dựa trên nội dung của chúng. Nói cách khác, bài toán này giúp cho việc tổ chức, phân loại và đánh giá các văn bản trở nên dễ dàng hơn.



Hình 1 Input và output bài toán

3. Ưu nhược điểm bài toán mang lại

<u>*Uu điểm*</u>: Nhìn chung bài toán Topic Classification giúp tổ chức dữ liệu trở nên dễ dàng, đặc biệt là khi có đủ lượng dữ liệu lớn. Phân tích cảm xúc người dùng đối với một chủ đề nhất định và phân loại ra chủ đề phù hợp cho từng người dùng.

Nhược điểm: Để thực hiện được các ưu điểm trên bài toán yêu cầu một lượng dữ liệu vô cùng lớn và đa dạng để huấn luyện mô hình phân loại chính xác.

II NỘI DUNG CHÍNH

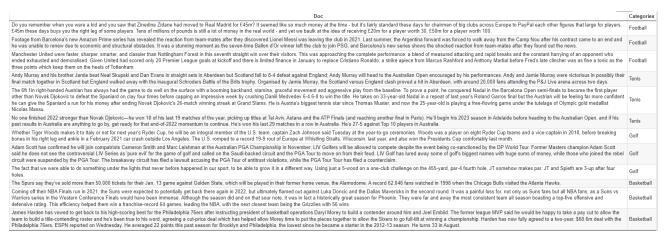


Hình 2 Pipeline bài toán

1. Giới thiệu bộ ngữ liệu

Bộ ngữ liệu nhóm sử dụng với ngôn ngữ là tiếng Anh, gồm 60 đoạn văn bản nhỏ (trung bình từ 3 đến 5 câu) chia đều làm 4 chủ đề

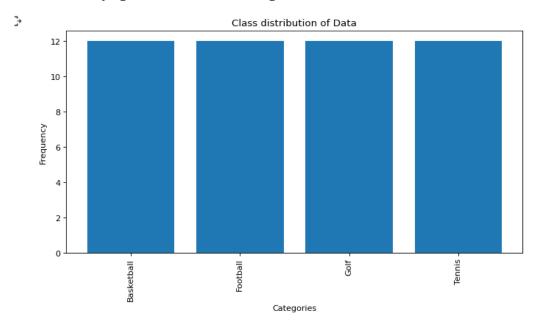
Football, Tennis, Golf, Basketball được thu thập từ các trang web: Skysport, CNN, talksport.com, goal.com, nba.com,..



Hình 3 Các doc trong bộ dữ liệu

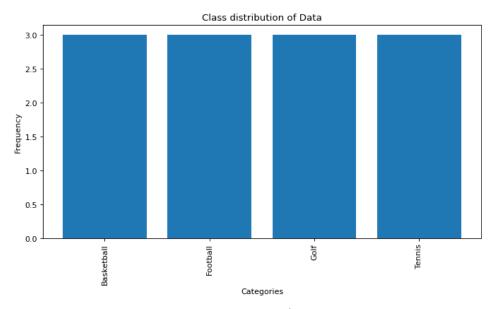
Dữ liệu được chia làm 2 phần:

■ Train: 48 doc gồm 190 câu, 4834 từ được thu thập từ các trang web: Skysport, CNN, talsksport.com.



Hình 4 Ngữ liệu huấn luyện (train)

■ Test: 12 doc gồm 46 câu, 1259 từ được thu thập từ các trang web: goal.com, nba.com, eurosport.com, golfdigest.com.



Hình 5 Ngữ liệu kiểm tra (test)

2. Xử lý dữ liệu

2.1 Tách từ

Tách từ là bước tiền đề cho quá trình xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Nó chia nhỏ câu thành từng từ, giúp cho việc phân tích hình thái từ trong câu dễ dàng hơn.

Tách từ đối với tiếng Anh khá đơn giản, ta chỉ việc sử dụng hàm split().

```
showz = 'Natural language processing strives to build machines that understand'
print('Before: ', showz)
print('After: ', ', '.join(showz.split()))
```

Before: Natural language processing strives to build machines that understand After: Natural, language, processing, strives, to, build, machines, that, understand

Hình 6 Tách từ tiếng Anh

2.2 Chuyển về từ gốc

Sau khi tách từ thì bước tiếp theo để phân tích hình thái từ là chuyển nó về từ gốc.

Trong tiếng Anh, các động từ và danh từ có thể ở nhiều thể, thì. Thế nên việc chuyển về từ gốc sẽ giúp kho từ của ta trở nên gọn gàng và tối ưu hơn, cùng với đó việc tính toán cũng trở nên nhanh hơn.

Ở bước này nhóm thực hiện 2 cách chuyển đổi từ về từ gốc: thủ công (không sử dụng thư viện hỗ trợ NLP) và sử dụng thư viện hỗ trợ NLP (thư viện NLTK).

* Không sử dụng thư viện hỗ trợ NLP

Việc chuyển đổi thủ công này nhóm làm thực hiện dựa trên bộ từ điển Cambridge [1]để giảm thiểu sai sót trong việc chuyển đổi bằng tay.



Hình 7 Chuyển về từ gốc thủ công

❖ Sử dụng thư viện NLTK [1]

Sử dung hàm WordNetLemmatizer() với 4 nhãn

```
(pos='v', 'n', 'a', 'r')
```

```
lemmatizer = WordNetLemmatizer()
lemmaz = ' '.join([lemmatizer.lemmatize(word, pos='n') for word in showz.split()])
lemmaz = ' '.join([lemmatizer.lemmatize(word, pos='v') for word in lemmaz.split()])
lemmaz = ' '.join([lemmatizer.lemmatize(word, pos='a') for word in lemmaz.split()])
lemmaz = ' '.join([lemmatizer.lemmatize(word, pos='r') for word in lemmaz.split()])
```

Hình 8 Chuyển về từ gốc sử dụng thư viện NLTK

2.3 Loại bỏ từ phổ biến (stopwords)

Để tối ưu dữ liệu cho quá trình phân loại, ta có thể loại bỏ một số từ hay xuất hiện trong câu nhưng không quyết định đến việc phân loại

chủ đề. Ở bước này nhóm sử dụng stopword có sẵn của thư viện (stop_words='english').

3. Vector hóa văn bản

Máy tính không thể hiểu được ngôn ngữ bậc cao (tiếng Anh) nên ta cần phải chuyển đổi nó thành dạng ngôn ngữ mà máy tính có thể hiểu được. Và ngôn ngữ đó ở đây là dạng số. Các số sẽ biểu diễn tần suất xuất hiện của từ đó trong từng đoạn văn bản nhỏ.

Trong việc vector hóa văn bản này có một phương pháp khá dễ hiểu và dễ thực hiện đó là *Bag of Word (BoW)*.

Với BoW, nó là một phương pháp để trích xuất các đặc điểm từ các dữ liệu văn bản. Các đặc điểm này có thể được sử dụng để đào tạo các thuật toán học máy. Nó tạo ra một kho từ vựng chứa tất cả các từ duy nhất có trong tất cả các dữ liệu văn bản trong tập huấn luyện. Hay nói cách khác, đó là một tập hợp bao gồm các cặp giá trị key và value, giá trị key là từ duy nhất có trong tập dữ liệu, giá trị value là số lần xuất hiện của từ đó trong câu, và BoW hầu như không quan tâm đến thứ tự xuất hiện của các từ đó.

	the	red	dog	cat	eats	food
 the red dog -> 	1	1	1	0	0	0
cat eats dog →	0	0	1	1	1	0
dog eats food→	0	0	1	0	1	1
 red cat eats → 	0	1	0	1	1	0

Hình 9 Thuật toán Bag of word

Biểu diễn trọng số của từ bằng tần suất xuất hiện khá đơn giản tuy nhiên nó không tối ưu, dễ bị gây nhiễu trong bài toán gồm 4 chủ đề cần phân loại đều nằm chung một lĩnh vực lớn. Vì vậy ta cần một kỹ thuật tính toán lại các con số trong ma trận tần suất để tối ưu, làm cho giá trị các số biểu diễn cho từng từ phản ánh đúng sự quan

trọng/không quan trọng của nó trong việc phân loại chủ đề. Và kỹ thuật đó là *Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF-IDF*).

Ý tưởng của kỹ thuật: Đánh giá lại mức độ quan trọng trong tần suất xuất hiện của từ bằng cách: số lần xuất hiện của từ đó trong một đoạn văn bản chia cho tổng số lần từ đó xuất hiện ở các văn bản có trong bộ ngữ liệu.

Công thức:

$$\mathrm{tfidf}(\mathsf{t},\mathsf{d},\!D) = \mathrm{tf}(\mathsf{t},\!\mathsf{d}) * \mathrm{idf}(\mathsf{t},\!D) = \quad \frac{f(t,d)}{\max\{f(w,d) : w \in d\}} \quad * \quad \log \frac{|D|}{|\{\mathsf{d} \in D : t \in d\}|}$$

Trong đó:

- tf(t, d): tần suất xuất hiện của từ t trong văn bản d.
- f(t, d): Số lần xuất hiện của từ t trong văn bản d
- max({f(w, d) : w ∈ d}): Số lần xuất hiện của từ có số lần xuất hiện nhiều nhất trong văn bản d
- idf(t, D): giá trị idf của từ t trong tập văn bản.
- |D|: Tổng số văn bản trong tập D
- $|\{d \in D : t \in d\}|$: thể hiện số văn bản trong tập D có chứa từ t.

4. Phân loại chủ đề sử dụng SVM model

Ở bước phân loại chủ đề, nhóm sử dụng mô hình SVM của thư viện scikit-learn để thực hiện huấn luyện và kiểm tra bộ ngữ liệu của mình.

Mô hình SVM [3] (Support Vector Machine) là một mô hình học có giám sát trong machine learning, được sử dụng để phân loại và dự đoán dữ liệu.

Ý tưởng cơ bản của mô hình SVM là tìm một siêu mặt phẳng (hyperplane) trong không gian nhiều chiều sao cho phân chia dữ liệu thành hai lớp sao cho khoảng cách giữa các điểm dữ liệu gần nhất đến siêu mặt phẳng đó là lớn nhất. Các điểm dữ liệu nằm gần nhất với siêu mặt phẳng được gọi là các vector hỗ trợ (support vectors), và chính vì

vậy, mô hình SVM còn được gọi là mô hình phân lớp bằng vector hỗ trơ.

sklearn.svm.SVC

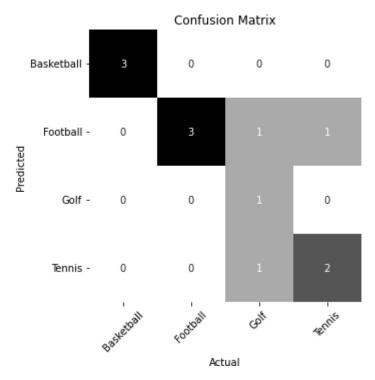
class $skleann.svm.SVC(*, C=1.0, kernel='rbf', degree=3, gamma='scale', coef0=0.0, shrinking=True, probability=False, tol=0.001, cache_size=200, class_weight=None, verbose=False, max_iter=-1, decision_function_shape='ovr', break_ties=False,$

Hình 10 Hàm SVC() với các tham số mặc định

III THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

Bộ ngữ liệu dùng để huấn luyện và kiểm thử được nhóm thu thập từ hai nguồn báo điện tử riêng biệt để kết quả được công bằng hơn.

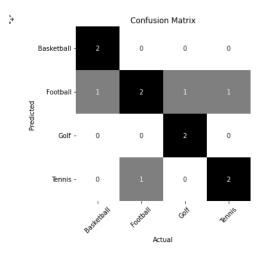
Với phương pháp phân loại chỉ sử dụng các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên, không sử dụng 'stop words' thì kết quả thu được ở 2 cách chuyển từ gốc thủ công và sử dụng thư viện nltk đều cho accuracy = 0.75. Confusion Matrix của cả 2 cách chuyển từ gốc thủ công và sử dụng thư viện nltk cũng như nhau.



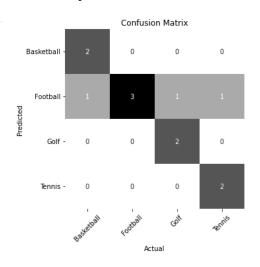
Hình 11 Confusion Matrix phương pháp phân loại có sử dụng NLP (không sử dụng stopwords)

Với phương pháp phân loại chỉ sử dụng các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên (sử dụng thêm stopwords của nltk) thì kết quả thu được ở 2 cách:

- Chuyển từ gốc thủ công: accuracy = 0.67
- Chuyển từ gốc sử dụng thư viện nltk: accuracy = 0.75.

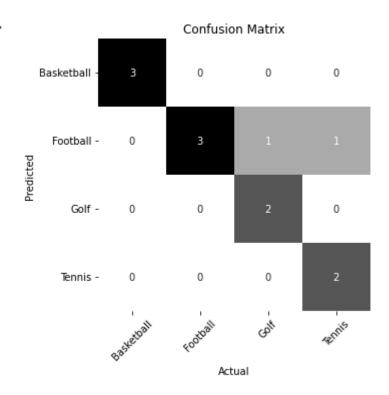


Hình 12 Confusion Matrix (Chuyển từ gốc thủ công)



Hình 13 Confusion Matrix (Chuyển từ gốc với nltk)

Kết quả phân loại không sử dụng các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên cho accuracy = 0.83, với Confusion matrix.



Hình 14 Confusion matrix (Không sử dụng các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên)

Khi không sử dụng stopwords kết quả accuracy thu được sẽ **cao hơn** là có sử dụng.

Kết quả khi không sử dụng các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên cho kết quả **cao nhất**.

Có 1 trường hợp dự đoán sai dù có sử dụng hay không sử dụng xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Chủ đề **Tennis** nhưng mô hình dự đoán là **Football**.

Kyrgios sparked more controversy after pulling out of the United Cup tennis event at the eleventh hour, and drew a cheeky quip from Stefanos Tsitsipas. I know he doesn't like a lot to play Roland Garros. That's the only tournament that looks like he doesn't like to play that much. The rest of the tournaments, he played final in Wimbledon, and in New York he was close to the finals I think, with a very positive chance.

Hình 15 Trường hợp mô hình dự đoán là sai

Trong hình, từ '*United*' được xuất hiện nhiều trong chủ đề **Football** (các câu lạc bộ có United trong tên) ở dữ liệu huấn luyện dẫn đến việc mô hình dự đoán sai.

IV KẾT LUẬN

Kết quả phân loại giữa việc sử dụng dữ liệu được xử lý thủ công và thư viện là tương đương nhau, tuy nhiên việc xử lý dữ liệu bằng thư viện tiết kiệm thời gian hơn rất nhiều.

Bộ ngữ liệu còn ít để thấy được sự khác biệt rõ ràng về độ chính xác giữa việc xử lý ngữ liệu thủ công và xử lý ngữ liệu bằng thư viện.

→ Độ chính xác phân loại chưa cao.

Hướng cải thiện:

- Bổ sung thêm dữ liệu.
- Tối ưu tập giá trị trong stopwords cho phù hợp với bài toán.

Tỉ lệ đóng góp (%)

	Lê Võ Tiến Phát	Nguyễn Thành Trung
Thu thập, xử lý dữ liệu	50	50
Thực nghiệm	50	50
Thiết kế power point	50	50
Viết report	50	50

Tài liệu tham khảo

- [1] Cambridge Dictionary
- [2] Thư viện nltk
- [3] SVM Model
- [4] Text classification using Python and scikit-learn