BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ TP. HCM

VÕ MINH QUÂN

ỨNG DỤNG KHAI THÁC DỮ LIỆU VÀO LĨNH VỰC GIÁO DỤC

LUẬN VĂN THẠC SĨ

Chuyên ngành : Công nghệ thông tin

Mã số ngành: 60480201

TP. HỒ CHÍ MINH, tháng 06 năm 2020

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ TP. HCM

VÕ MINH QUÂN

ỨNG DỤNG KHAI THÁC DỮ LIỆU VÀO LĨNH VỰC GIÁO DỤC

LUẬN VĂN THẠC SĨ

Chuyên ngành : Công nghệ thông tin

Mã số ngành: 60480201

CÁN BỘ HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: TS. Lê Thị Ngọc Thơ

TP. HỒ CHÍ MINH, tháng 06 năm 2020

CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ TP. HCM

Cán bộ hướng dẫn khoa học : TS. Lê Thị Ngọc Thơ

Luận văn Thạc sĩ được bảo vệ tại Trường Đại học Công nghệ TP. HCM ngày … tháng … năm 2020

Thành phần Hội đồng đánh giá Luận văn Thạc sĩ gồm:
(Ghi rõ họ, tên, học hàm, học vị của Hội đồng chấm bảo vệ Luận văn Thạc sĩ)

TT	Họ và tên	Chức danh Hội đồng
1		Chủ tịch
2		Phản biện 1
3		Phản biện 2
4		Ủy viên
5		Ủy viên, Thư ký

Xác nhận của Chủ tịch Hội đồng đánh giá Luận sau khi Luận văn đã được sửa chữa (nếu có).

Chủ tịch Hội đồng đánh giá LV

TRƯỜNG ĐH CÔNG NGHỆ TP. HCM
VIỆN ĐÀO TẠO SAU ĐẠI HỌC

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM
Độc lập – Tự do – Hạnh phúc

TP. HCM, ngày..... tháng….. năm 20.....

NHIỆM VỤ LUẬN VĂN THẠC SĨ

Họ tên học viên: VÕ MINH QUÂN — Giới tính: Nam

Ngày, tháng, năm sinh: 16/11/1995 — Nơi sinh: Vĩnh Long

Chuyên ngành: Công nghệ thông tin — MSHV: 1741860036

I- Tên đề tài:

ỨNG DỤNG KHAI THÁC DỮ LIỆU VÀO LĨNH VỰC GIÁO DỤC

II- Nhiệm vụ và nội dung:

.....

.....

.....

.....

III- Ngày giao nhiệm vụ: *20/03/2019*

IV- Ngày hoàn thành nhiệm vụ: dd/mm/yyyy

V- Cán bộ hướng dẫn: TS. Lê Thị Ngọc Thơ

CÁN BỘ HƯỚNG DẪN
(Họ tên và chữ ký)

KHOA QUẢN LÝ CHUYÊN NGÀNH
(Họ tên và chữ ký)

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu của riêng tôi. Các số liệu, kết quả nêu trong Luận văn là trung thực và chưa từng được ai công bố trong bất kỳ công trình nào khác.

Tôi xin cam đoan rằng mọi sự giúp đỡ cho việc thực hiện Luận văn này đã được cảm ơn và các thông tin trích dẫn trong Luận văn đã được chỉ rõ nguồn gốc.

Học viên thực hiện Luận văn

Võ Minh Quân

LỜI CẢM ƠN

Trải qua một thời gian dài tìm hiểu và nỗ lực nghiên cứu cuối cùng tôi đã hoàn thành được luận văn thạc sĩ với đề tài: **"Ứng dụng khai thác dữ liệu vào lĩnh vực giáo dục".**

Để hoàn thành luận văn thạc sĩ này, lời đầu tiên tôi xin chân thành cảm ơn quý thầy/cô khoa Công nghệ thông tin trường Đại Học Công Nghệ TP. Hồ Chí Minh những người đã trực tiếp giảng dạy, truyền đạt những kiến thức bổ ích cho tôi trong suốt thời gian học tập tại trường, đó chính là những nền tảng kiến thức cơ bản, là những hành trang vô cùng quý giá góp phần xây dựng nên luận văn này.

Và đặc biệt tôi xin gửi một lời cảm ơn sâu sắc đến ***TS. Lê Thị Ngọc Thơ***, cô đã là người trực tiếp hướng dẫn tôi trong suốt quá trình học tập và nghiên cứu xây dựng luận này. Cô đã tận tình quan tâm, giúp đỡ tôi trong quá trình học tập, giải đáp những thắc mắc kịp thời và rõ ràng trong suốt quá trình làm luận văn. Nhờ đó tôi mới có thể hoàn thành được luận văn này theo kịp tiến độ.

Tôi xin cảm ơn tập thể lớp 17SCT21, Trường Đại học Công nghệ TP. Hồ Chí Minh đã cung cấp, hỗ trợ nguồn tài liệu, và đóng góp ý kiến trong quá trình học tập nghiên cứu luận văn này.

Và cuối cùng cũng xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc đến cha mẹ, những người đã sinh thành, dưỡng dục tôi nên người và tạo điều kiện để đạt được kết quả ngày hôm nay .

Tuy có nhiều cố gắng trong quá trình thực hiện, khóa luận không thể tránh khỏi những thiếu sót, tôi mong được sự góp ý từ quý thầy cô cũng như tất cả bạn bè để đạt kết quả hoàn thiện hơn.

Một lần nữa tôi xin chân thành cảm ơn.

Võ Minh Quân

TÓM TẮT

Ngày nay, sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ và việc số hóa mọi nguồn dữ liệu trong các lĩnh vực mang lại cho chúng ta một nguồn tài nguyên phong phú để có thể tận dụng khai thác. Những ứng dụng khai thác dữ liệu được thực hiện trong nhiều lĩnh vực khác nhau như giáo dục, y tế, tài chính, ngân hàng, kinh doanh…. Đặc biệt, khai thác dữ liệu trong lĩnh vực giáo dục đang rất được quan tâm nghiên cứu gần đây. Việc khai thác dữ liệu trong lĩnh vực giáo dục góp phần rất lớn vào cải thiện chất lượng giáo dục. Trên thực tế hiện nay, phần lớn các trường đại học đều đã triển khai các phần mềm khảo sát ý kiến sinh viên về chất lượng giảng dạy để góp phần nâng cao chất lượng giảng dạy. Tuy nhiên, việc đánh giá khai thác còn được thực hiện thủ công và tốn nhiều chi phí thời gian. Vì vậy, luận văn này áp dụng các phương pháp khai thác dữ liệu vào hỗ trợ việc đánh giá các ý kiến nhận xét của sinh viên về chất lượng giảng dạy. Luận văn sau khi hoàn thành sẽ góp phần đóng góp một nghiên cứu về khai thác dữ liệu tại Việt Nam trong lĩnh vực giáo dục, bên cạnh đó có thể áp dụng bộ phân lớp cảm xúc trong luận văn vào các ứng dụng thực tế như phần mềm khảo sát ý kiến sinh viên tại các trường đại học hiện nay.

Mục tiêu chính của luận văn này bao gồm nghiên cứu các lý thuyết về khai thác dữ liệu bằng các phương pháp khác nhau, sau đó ứng dụng vào bài toán thực tế trong lĩnh vực giáo dục. Cụ thể là, chúng tôi áp dụng các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên vào xây dựng một bộ phân lớp cảm xúc dựa trên dữ liệu về ý kiến khảo sát sinh viên trong việc đánh giá chất lượng giảng dạy của giảng viên tại trường Đại học Công nghệ TP. Hồ Chí Minh.

Hướng tiếp cận bài trong luận văn gồm hai giai đoạn chính là tập trung nghiên cứu tìm hiểu các lý thuyết liên quan sau đó lựa chọn những giải pháp phù hợp áp dụng vào bài toán phân lớp cảm xúc ý kiến đánh giá. Cụ thể là, chúng tôi đã thực hiện các bước sau:

Bước 1: Thực hiện việc tách câu từ từ các tập dữ liệu.

Bước 2: Mô hình hóa các câu từ thành vector.

Bước 3: Chạy huấn luyện và phân lớp dữ liệu qua các phương pháp phân lớp khác nhau.

Luận văn đã được áp dụng vào phân tích ý kiến khảo sát đánh giá giảng viên tại trường Đại học Công nghệ TP.HCM. Sau quá trình thực nghiệm bài toán, chúng tôi đã xây dựng một bộ phân lớp dữ liệu đánh giá giảng viên đáng tin cậy với độ chính xác khoảng 83% và đưa ra được những so sánh về hiệu quả của các phương pháp phân lớp khác nhau.

Luận văn đã đóng góp một bộ phân lớp dữ liệu mới trong lĩnh vực giáo dục cụ thể là bộ phân lớp ý kiến đánh giá giảng viên và có thể áp dụng vào các ứng dụng thực tế. Luận văn cũng đã trình bày chi tiết một quy trình phân tích ý kiến đánh giá ý kiến cũng như khai thác dữ liệu, có sự so sánh chọn lọc các kỹ thuật và phương pháp khác nhau. Bên cạnh đó luận văn còn là nguồn tài liệu tham khảo về hiệu quả của một số phương pháp phân lớp trên cùng tập dữ liệu qua đó làm quyết định lựa chọn phương pháp phù hợp trong những đề tài nghiên cứu liên quan.

Luận văn này bao gồm 5 chương. Chương 1 giới thiệu tổng quan về đề tài nghiên cứu. Chương 2 trình bày về cơ sở lý thuyết liên quan của đề tài nghiên cứu. Chương 3 là nội dung về phương pháp thực hiện đề tài. Chương 4 bao gồm các nội dung về quá trình thực nghiệm và đánh giá kết quả thực nghiệm. Cuối cùng chương 5 là kết luận và hướng phát triển của đề tài nghiên cứu.

ABSTRACT

Nowadays, the development of technology and the digitalization of many data sources provide us a rich resource for mining. The applications of data mining have been implementing in many different fields such as education, health, finance, banking, business…. In particular, data mining in the education domain is being interested in research recently. The data mining in the education sector contributes greatly to improving the quality of education. In fact, most universities have implemented softwares to survey student opinions on teaching quality to improve the quality of teaching activities. However, the analyzation on student opinions is mainly processed manually and it often takes a long time. Therefore, this thesis applies data mining methods to support the process of analyzing of student comments on teaching quality. When completed, this thesis contributes to a research on data mining in Vietnam in the field of education, in addition, it is possible to apply the sentiment classifier in this thesis to practical applications such as Student survey software in universities.

This thesis studies different methods of data mining and applies them to practical problems in the field of education. Specifically, we apply natural language processing methods to build a sentiment classifier for student opinions about the teaching quality of faculty at Ho Chi Minh City University of Technology (HUTECH).

To approach the problem of text processing analysis and data classification, this thesis proceeds the following steps:

Step 1: Perform the sentence segmentation from the datasets.

Step 2: Model the sentences into vector.

Step 3: Training and data classification through different classification methods.

This thesis has been applied to analyze the student comments on lecturing activities at Ho Chi Minh City University of Technology (HUTECH). After the experiment, we have obtained a data classifier on comments for lecturing activities, which has the accuracy about 83% and pointed out comments on the advantages and disadvantages of the classification methods.

As a result, this thesis has contributed a classifier in the education field that is specifically the classification for opinions on lecturing activities and can be applied to practical situation. This thesis also detailed a process of opinion analysis as well as data exploitation, with a selective comparison of different techniques and methods. Additionally, this thesis is also a reference source about advantages and disadvantages of several classification methods on the same dataset, which helps to decide the appropriate method.

This thesis consists of 5 chapters. Chapter 1 introduces an overview of the research topic. Chapter 2 presents the relevant theoretical basis of the research topic. Chapter 3 is the content about the method of implementing the topic. Chapter 4 covers the contents of the experimental process and the evaluation of experimental results. Finally, chapter 5 is the conclusion and development direction of the research topic.

MỤC LỤC

LỜI CAM ĐOAN ..... **i**
LỜI CẢM ƠN ..... **ii**
TÓM TẮT ..... **iii**
ABSTRACT ..... **v**
MỤC LỤC ..... **vii**
DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT ..... **x**
DANH MỤC CÁC BẢNG ..... **xi**
DANH MỤC CÁC HÌNH ..... **xii**
CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU **1**
1.1 Giới thiệu **1**
1.2 Tính cấp thiết luận văn **2**
1.3 Mục tiêu luận văn **2**
1.4 Nội dung nghiên cứu **3**
1.5 Phương pháp nghiên cứu **3**
1.6 Nghiên cứu liên quan **4**
1.7 Bố cục luận văn **5**
CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT **6**
2.1 Phân tích ý kiến **6**
2.2 Phân tích cảm xúc **8**

2.3 Các phương pháp phân lớp 11
2.3.1 Phương pháp phân lớp Naïve Bayes 11
2.3.2 Phương pháp phân lớp SVM (support vector machines) 12
2.3.3 Phương pháp K-Nearest Neighbor 16
2.3.4 Phương pháp Phương pháp Linear Least Square Fit (LLSF) 17
2.3.5 Phương pháp Entropy cực đại 19
2.4 Phương pháp biểu diễn văn bản 19
2.4.1 Mô hình logic 20
2.4.2 Mô hình phân tích cú pháp 22
2.4.3 Mô hình không gian vector 22
2.4.4 Mô hình đồ thị 29
2.5 Các phương pháp tính độ tương đồng văn bản 29
2.5.1 Độ tương đồng Cosine 30
2.5.2 Độ tương đồng Manhattan 31
2.5.3 Độ tương đồng Euclide 32
2.6 Các phương pháp tiền xử lý văn bản 32
2.6.1 Tách từ 32
2.6.2 Loại bỏ hư từ 35
CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN 36
3.1 Tổng quan phương pháp thực hiện 36
3.2 Quy trình thực hiện 38
3.3.1 Tiền xử lý văn bản 38
3.3.2 Biểu diễn văn bản 39
3.3.3 Phân lớp cảm xúc 42
CHƯƠNG 4: THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ 44
4.1 Môi trường và dữ liệu thực nghiệm 44
4.1.1 Môi trường thực nghiệm 44
4.1.2 Công cụ sử dụng 44

4.1.3 Dữ liệu thực nghiệm 44
4.2 Phương pháp đánh giá **44**
4.3 Xây dựng bộ phân lớp cảm xúc **46**
4.4 Kết quả thực nghiệm **49**
4.5 Đánh giá kết quả **52**
CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN **54**
5.1 Kết luận **54**
5.2 Hướng phát triển **54**
TÀI LIỆU THAM KHẢO **56**

DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT

STT	Viết tắt	Tiếng Anh	Tiếng Việt
1	CSDL	Database	Cơ sở dữ liệu
2	SVM	Support Vector Machines	Máy vector hỗ trợ
3	NB	Naïve Bayes	
4	KNN	k-Nearest Neighbors	k-láng giềng gần
5	TF	Term Frequency	Tần suất từ
6	IDF	Inverse Document Frequency	Tần suất văn bản ngịch đảo
7	CGs	Conceptual Graphs	Đồ thị khái niệm
8	BOW	Bag of words	Túi từ
9	POS	Positive	Tích cực
10	NEG	Negative	Tiêu cực

DANH MỤC CÁC BẢNG

Bảng 2.1 Biểu diễn văn bản trong mô hình logic. 21

Bảng 2.2 Biểu diễn văn bản dạng nhị phân. 24

Bảng 3.1 Danh sách dữ liệu pretrained word embedding. 40

Bảng 4.1 Mô hình confusion matrix. 45

Bảng 4.2 Bảng dữ liệu sau khi được tiền xử lý. 48

Bảng 4.3 Thực nghiệm phân lớp cảm xúc với kỷ thuật 10-fold. 50

Bảng 4.4 Thực nghiệm phân lớp cảm xúc SVM trong 5 lần thực nghiệm. 51

Bảng 4.5 So sánh độ hiệu quả giữa các phương pháp phân lớp. 51

DANH MỤC CÁC HÌNH

Hình 2–1 Mô hình xử lý Sentiment Analysis Vietnamese (SAV). 9

Hình 3-1 Quy trình thực hiện phân lớp dữ liệu ý kiến đánh giá. 37

Hình 3-2 Mô hình xây dựng sentence2vec cho câu [24]. 42

Hình 4-1 Mô hình training trong bộ phân lớp cảm xúc. 47

Hình 4-2 Mô hình test trong bộ phân lớp cảm xúc. 48

Hình 4-3 Kết quả thực nghiệm phân lớp cảm xúc. 50

Hình 4-4 So sánh các phương pháp phân lớp. 52

CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU

1.1 Giới thiệu

Như chúng ta biết đã từ rất lâu trong nhiều lĩnh vực của xã hội việc thu thập ý kiến, cảm nhận, phản hồi đánh giá của con người là một việc rất phổ biến mà dựa vào đó chúng ta có thể để đưa ra những đánh giá, nhận xét liên quan. Ở những giai đoạn trước khi công nghệ chưa phát triển hình thức này được thực hiện dưới dạng phỏng vấn hay hòm thư góp ý. Trong những năm gần đây với sự bùng nổ của ngành công nghệ thông tin, công việc thu thập ý kiến hay bình luận được số hóa bằng các phương pháp trực tuyến.

Một vài nguồn tài nguyên phổ biến cho việc thu thập và sử dụng ý kiến phản hồi thường thấy bao gồm:

- Kinh nghiệm cá nhân và ý kiến về bất cứ điều gì trong đánh giá, diễn đàn v.v.
- Nhận xét về bài viết, vấn đề, chủ đề, bài đánh giá, v.v.
- Thông tin đăng tại các trang web mạng xã hội, ví dụ: Facebook hay Twitter.
- Đánh giá về các dịch vụ và sản phẩm.

Vậy tại sao những ý kiến này lại quan trọng đến như vậy? Những luận điểm dưới đây sẽ giải đáp những vấn đề này:

- "Ý kiến" là những yếu tố ảnh hưởng quan trọng đến hành vi của một người.
- Những ý kiến đánh giá là một phần quan trọng để đo lường và đánh giá chất lượng sản phẩm hay dịch vụ.
- Thực tế khi chúng ta cần đưa ra quyết định, chúng ta thường tìm kiếm ý kiến của người khác. Với cá nhân sẽ tìm kiếm ý kiến từ bạn bè và gia đình, còn với tổ chức sử dụng khảo sát ý kiến, tư vấn.

Những ứng dụng từ việc phân tích ý kiến cũng được áp dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực. Đối với các doanh nghiệp và tổ chức, việc phân tích ý kiến hỗ trợ việc cung ứng ra thị trường các sản phẩm phù hợp nhu cầu và xu hướng. Đối với cá

nhân, việc phân tích ý kiến có thể hỗ trợ người dùng trong quá trình ra quyết định sử dụng dịch vụ, thu thập các ý kiến liên quan đến môi trường xã hội xung quanh.

Tuy nhiên hiện nay việc phân tích xử lý các dữ liệu này phần lớn còn được thực hiện một cách thủ công dưới sự đánh giá trực tiếp từ con người. Vì vậy những hệ thống phân tích ý kiến tự động và đưa ra những tổng hợp đánh giá là một nhu cầu cần thiết sẽ mang lại nhiều giá trong nhiều lĩnh vực. Trong lĩnh vực giáo dục việc áp dụng một hệ thống phân tích ý kiến dự đoán tự động những ý kiến đánh giá của học sinh, sinh viên về chất lượng giảng viên trong các khóa học, chương trình đào tạo sẽ giúp tiết kiệm một lượng lớn nguồn nhân lực cũng như thời gian đánh giá.

1.2 Tính cấp thiết luận văn

Sau một thời gian tìm hiểu và phân tích, chúng tôi nhận thấy việc thu thập ý kiến đánh giá chất lượng giảng dạy của sinh viên trong mỗi học kì ở Trường Đại học Công nghệ TP. Hồ Chí Minh hiện nay là một bài toán thực tế và có thể áp dụng được mô hình phân tích và đánh giá ý kiến. Với một lượng dữ liệu rất lớn về ý kiến đánh giá của sinh viên trong mỗi học kì thì việc tổng hợp và đánh giá thủ công thông qua con người sẽ tốn rất nhiều thời gian và chi phí.

Vì vậy, luận văn này sẽ thực hiện nghiên cứu và áp dụng phân tích, tổng hợp các ý kiến đánh giá một cách tự động. Mục tiêu của nghiên cứu này là giúp rút ngắn thời gian thực hiện đánh giá, phân tích bên cạnh đó sẽ hỗ trợ đánh giá chất lượng được khách quan hơn.

1.3 Mục tiêu luận văn

Mục tiêu nghiên cứu chính của luận văn là tìm hiểu về các phương pháp phân tích ý kiến và phân lớp dữ liệu. Bên cạnh đó nghiên cứu cũng sẽ so sánh độ hiệu quả giữa các phương pháp phân lớp dữ liệu thông qua bài toán phân tích ý kiến đánh giá giảng viên.

Đối với bài toán phân tích ý kiến đánh giá của sinh viên về chất lượng giảng dạy tại Trường Đại học Công nghệ TP. Hồ Chí Minh, chúng tôi dự kiến tạo được một hệ

thống phân tích các ý kiến thu thập được một cách tự động, xác định được cụ thể ý kiến là đánh giá tích cực hay tiêu cực.

Dựa và các kết quả thu được, chúng tao có thể đưa ra các kết luận, đánh giá về kết quả đạt được đồng thời đề xuất các phương pháp cải thiện hoặc nâng cao kết quả nếu có.

Ngoài ra, luận văn này có thể phát triển thêm ở việc xác định khía cạnh đánh giá của ý kiến, hướng phát triển này phụ thuộc vào độ hiệu quả của việc đánh giá ý trước trước đó.

1.4 Nội dung nghiên cứu

Dựa vào các mục tiêu đã xác định luận văn sẽ tiến hành nghiên cứu các nội dung sau:

- Nghiên cứu về phân lớp chủ quan về phân lớp cảm nghĩ.
- Nghiên cứu về tóm tắt ý kiến.
- Nghiên cứu về các tiêu chí gán nhãn dữ liệu.
- Nghiên cứu về phương pháp phân lớp dữ liệu.
- Nghiên cứu về phân loại ý kiến dựa trên học không giám sát.
- Xây dựng bộ phân lớp dữ liệu đánh giá giảng viên.
- So sánh độ hiệu quả của bộ phân lớp qua các phương pháp khác nhau.
- Kết luận đưa ra các đánh giá.
- Thực nghiệm và đánh giá trên CSDL khảo sát sinh viên năm học 2016-2017.

1.5 Phương pháp nghiên cứu

Để đạt được mục tiêu nghiên cứu đề ra, chúng tôi tiếp cận bài toán bằng các phương pháp như sau:

- Tìm hiểu các tài liệu về phân tích ý kiến, cảm xúc thông qua các từ khóa phổ biến như: opinion mining, data mining opinion, data mining and education.

- Tìm hiểu các phương pháp liên quan đến khai thác văn bản, ý kiến, phân lớp dữ liệu, học giám sát, học không giám sát so sánh độ hiệu quả giữa các phương pháp thông qua các ứng dụng thực tế.
- Tìm hiểu các kỹ thuật xử lý văn bản, phân lớp văn bản lựa chọn ra các phương pháp phù hợp để áp dụng vào bài toán của luận văn.
- Cài đặt các thuật toán của các phương pháp đã nghiên cứu.
- Chạy thực nghiệm các dữ liệu đánh giá giảng viên trên các thuật toán đã cài đặt, ghi nhận kết quả và đánh giá nhận xét.

1.6 Nghiên cứu liên quan

Trong những năm gần đây việc khai thác và ứng dụng phân tích ý kiến tại Việt Nam là một trong những lĩnh vực rất được quan tâm và chú trọng nghiên cứu. Các đề tài nghiên cứu trong lĩnh vực phân tích ý kiến ngày càng tăng cao và tính hiệu quả ứng dụng càng được cải thiện hơn. Có thể xem qua một số nghiên cứu nổi bật trong lĩnh vực như:

- "Khai thác ý kiến chủ quan người dùng" của tác giả Hoàng Tuấn [30].
- "Phân tích ý kiến chủ quan của người dùng từ dữ liệu web" của tác giả Nguyễn Hồng Hạnh [31].
- "Khai phá dữ liệu từ các mạng xã hội để khảo sát ý kiến của khách hang đối với một sản phẩm thương mại điện tử" của tác giả Nguyễn Hải Minh [32].
- "Khai phá dữ liệu từ các mạng xã hội để khảo sát ý kiến đánh giá các địa điểm du lịch tại Đà Nẵng" của tác giả Phùng Hữu Đoàn [33].

Xét riêng về ứng dụng khai thác phân tích ý kiến trong lĩnh vực giáo dục mặc dù bắt đầu được quan tâm hơn nhưng số lượng các nghiên cứu và ứng dụng thực tiễn vẫn còn hạn chế. Có thể xem qua một số nghiên cứu nổi bật như:

- "SA-E: Sentiment Analysis for Education" [34].
- "Sentiment Analysis Techniques and Applications in Education: A Survey" [35].

- "Penetrating the fog: analytics in learning and education" [36].

1.7 Bố cục luận văn

Luận văn gồm có 5 chương như sau:

- Chương 1: Giới thiệu tổng quan về đề tài, tính cấp thiết luận văn, mục tiêu nghiên cứu, nội dung nghiên cứu, phương pháp nghiên cứu.
- Chương 2: Trình bày cơ sở lý thuyết về phân tích ý kiến, phân loại cảm xúc, phân lớp câu chủ quan, các mô hình biểu diễn văn bản, tóm tắt văn bản, từ vựng văn bản. Tìm hiểu các nghiên cứu đã có về phân tích ý kiến, phân loại cảm xúc, phân lớp câu chủ quan.
- Chương 3: Phương pháp thực hiện gồm thu thập dữ liệu và tiền xử lý dữ liệu bằng các phương pháp hiệu quả, gán nhãn dữ liệu lựa chọn theo quy tắc và lựa chọn các phương pháp phân tích ý kiến, phân lớp cảm xúc để áp dụng.
- Chương 4: Thực nghiệm và đánh giá gồm thu thập dữ liệu từ nguồn dữ liệu khảo sát sinh viên học kỳ 2 năm học 2016-2017 tại trường Đại học Công Nghệ TP. Hồ Chí Minh, tiến hành trích xuất và tiền xử lý, chuẩn bị môi trường thiết lập các thuật toán thực nghiệm, trình bày về các công cụ cần cho thực nghiệm, cài đặt các thuật toán đã tìm hiểu trên môi trường đã chuẩn bị, chạy thực nghiệm dữ trên các phương pháp khác nhau, trình bày kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu đánh giá sinh viên trên các phương pháp khác nhau và cuối cùng là phân tích so sánh kết quả thu được thông qua các phương pháp.
- Chương 5: Kết luận và hướng phát triển.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 Phân tích ý kiến

Phân tích ý kiến hiện nay đang trở thành một trong những lĩnh vực được chú trọng và phát triển. Rất nhiều nghiên cứu trong lĩnh vực này đã ra đời mang lại một cái nhìn phong phú đa chiều cho lĩnh vực. Như vào năm 2006 Jindal và Liu đã đưa ra một nhận xét thì ý kiến thường xuyên có 2 loại là: **cảm xúc** và **ý kiến** [1]. Trong khi đó Hu và Liu thì lại cho rằng một ý kiến có cấu trúc bao gồm **thực thể** và **khía cạnh** [2].

Sau đó, vào năm 2010, để phân tích ý kiến Liu đã đưa các ý kiến về theo một cấu trúc gồm năm thành phần [3]:

$$e_j, a_{jk}, so_{ijkl}, h_i, t_l$$

Trong đó:

- e_j là một thực thể đích.
- a_{jk} là một khía cạnh/tính năng của thực thể e_j.
- so_{ijkl} là giá trị cảm xúc của ý kiến từ người giữ ý kiến h_i về tính năng a_{jk} của thực thể e_j tại thời gian t_l.
- h_i là người đưa ra ý kiến.
- t_l là thời điểm đưa ý kiến.

Trong phân tích ý kiến được chia làm 4 hướng nghiên cứu chính cơ bản:

- Phân lớp chủ quan: xác định ý kiến là chủ quan hay khách quan.
- Phân lớp cảm xúc: xác định ý kiến là tích cực hay tiêu cực.
- Tóm tắt ý kiến: rút gọn nội dung ý kiến.
- Khai thác ý kiến trên đặc trưng: tương tự phân lớp cảm xúc nhưng chi tiết hơn là xác định ý kiến tích cực hay tiêu cực trên đặc trưng nào.

Phần lớn ở các bài nghiên cứu về phân tích ý kiến ta có thể dễ dàng bắt gặp các từ như ý kiến (opinion), cảm nghĩ (sentiment), chủ quan (subjective) ở các tài liệu nghiên cứu. Những nghiên cứu này thường có tên gọi gắn liền với các cụm từ như khai thác ý kiến (opinion mining), phân tích cảm xúc (sentiment analysis) và phân

tích chủ quan (subjective analysis). Đây là những cơ sở quan trọng để tìm kiếm các tài liệu tham khảo trung cùng lĩnh vực.

Ngoài ra trong phân tích ý kiến còn có một số ý kiến mang tính chất riêng biệt như ý kiến so sánh.

Bài toán phân tích ý kiến bao gồm nhiều bài toán nhỏ: phân lớp chủ quan và khách quan (subjectivity classification), phân lớp ý kiến trái chiều (sentiment polarity classification), phát hiện ý kiến rác (spam opinion detection), tóm tắt và tổng hợp quan điểm (opinion summarization), v.v….

Quan điểm trong phân tích thường được chia làm hai loại: tích cực (positive) và tiêu cực (negative). Tuy nhiên ngoài hai trạng thái này một ý kiến còn có thể ở trạng thái trung lập (neutral).

Phân tích ý kiến thường được tiếp cận và giải quyết ở ba mức độ:

- Mức độ văn bản, tài liệu (Document level): ở mức độ này, bài toán cần phân loại xem một văn bản hay tài liệu thể hiện ý kiến tiêu cực hay tích cực. Ví dụ như một bài viết phân tích, đánh giá về chất lượng giảng dạy mỗi học kỳ tại trường Đại học Công nghệ TP. Hồ Chí Minh nhận định chủ yếu là tốt hay không tốt, tích cực hay tiêu cực. Mức độ này được thực hiện với giả sử rằng tài liệu chỉ đưa ra các quan điểm, ý kiến về một thực thể duy nhất chứ không có sự so sánh giữa các thực thể khác nhau.
- Mức độ câu (Sentence level): các phương pháp được áp dụng cho mức độ tài liệu cũng có thể được áp dụng ở mức độ câu. Trong trường hợp đơn giản, các câu chỉ chứa một ý kiến, quan điểm về một thực thể. Trong các trường hợp phức tạp hơn, một câu có thể có nhiều quan điểm, đánh giá về các khía cạnh khác nhau của một đối tượng hoặc thậm chí có thể có sự thay đổi về quan điểm trong cùng một câu (polarity shifting). Mức độ phân tích quan điểm cho câu rất gần với bài toán phân lớp chủ quan và khách quan, trong đó chúng ta cần phân loại xem một câu đã cho là chủ quan (có quan điểm, ý kiến riêng) hay khách quan (câu chỉ đưa ra thông tin). Tuy nhiên, các câu khách quan cũng có thể từ đó suy ra quan điểm. Ví dụ như câu: Chiếc xe tôi mua tháng trước và cái kính chắn gió đã rơi ra.

Trong câu nói này mệnh đề đều là sự việc khách quan nhưng trong thực tế nhưng từ đó có thể suy luận ra ý kiến chê bai chất lượng xe của nhà sản xuất.

- Mức độ khía cạnh (Aspect level): nếu với hai mức độ nêu trên, vấn đề được tiếp cận theo hướng kiến trúc của văn bản, ngôn ngữ (câu, đoạn, tài liệu, cú pháp), thì ở mức độ khía cạnh, bài toán tập trung vào chính quan điểm, ý kiến được đưa ra, phân tích ở mức độ sâu hơn, đó là phân tích xem ý kiến tiêu cực hay tích cực của là về chủ đề, đối tượng nào. Ví dụ: Giảng viên môn Tiếng Anh của tôi dạy phần nghe rất khó hiểu.

Phân tích ý kiến tuy đang là xu hướng hiện nay nhưng các công trình nghiên cứu đa số được thực hiện trên các tập dữ liệu tiếng Anh, số nghiên cứu trên tập dữ liệu tiếng Việt vẫn còn hạn chế và cần được nghiên cứu đóng góp mở rộng hơn nữa.

2.2 Phân tích cảm xúc

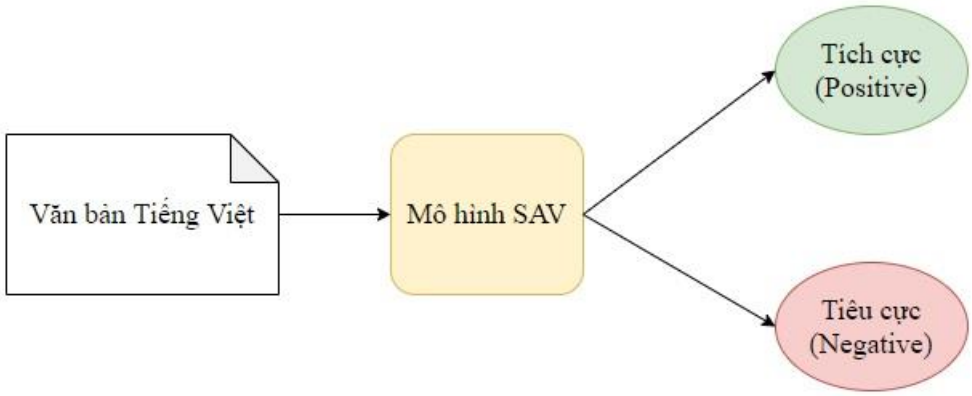
Cảm xúc là suy nghĩ chủ quan của một con người về một khía cạnh nào đó. Theo nghiên cứu của Parrott [4], con người có sáu cảm xúc chính: tình yêu, niềm vui, bất ngờ, giận dữ, buồn bã, và sợ hãi.

Phân tích cảm xúc (Sentiment analysis) là nhằm phát hiện ra thái độ mang tính lâu dài, màu sắc tình cảm, khuynh hướng niềm tin trong một vấn đề nào đó. Bài toán phân tích cảm xúc là bài toán dạng phân lớp cảm xúc dựa trên văn bản ngôn ngữ tự nhiên. Đầu vào của bài toán là một câu hay một đoạn văn bản đầu ra là các giá trị xác suất của N lớp cảm xúc cần xác định.

Bài toán phân tích cảm xúc thường được phân thành các bài toán có độ khó như sau:

- Đơn giản: Phân tích cảm xúc thành 2 lớp là tích cực (positive) và tiêu cực (negative).
- Trung bình: Xếp hạng cảm xúc theo mức độ.
- Khó: Phát hiện mục tiêu nguồn gốc của cảm xúc hoặc các loại cảm xúc phức tạp.

Hiện tại đa số trong các nghiên cứu phân tích cảm xúc trên Tiếng Việt thường thực hiện bài toán ở cấp độ đơn giản là phân tích cảm xúc với 2 lớp cảm xúc tích cực hoặc tiêu cực. Trong phạm vi luận văn này cũng sẽ xây dựng bài toán phân tích cảm xúc ở mức độ đơn giản.



Hình 2–1 Mô hình xử lý Sentiment Analysis Vietnamese (SAV).

Hiện nay bài toán phân tích cảm xúc có thể được giải quyết dựa trên những phương pháp như:

- Theo phương pháp phân lớp không giám sát [5].
- Theo phương pháp phân lớp có giám sát [6]. Kỹ thuật chủ yếu dùng là Naïve Bayes hoặc SVM (support vector machines).
- Phân tích cảm xúc dựa trên khía cạnh. Một số kỹ thuật tiêu biểu của phương pháp này là dựa trên từ vựng [7].
- Phân loại cảm xác dựa trên chủ đề [8].

Nghiên cứu này sẽ tập trung nghiên cứu về các phương pháp phân lớp có giám sát phổ biến như: Naïve Bayes, SVM (support vector machines), Cây quyết định.

Phân tích câu chủ quan: Câu chủ quan là một câu thể hiện về cảm xúc hoặc ý kiến rõ ràng của một cá nhân. Phân lớp câu chủ quan là xác định câu thuộc lớp chủ quan hoặc khách quan (theo Wiebe vào 1999) [5]. Một câu khách quan thường diễn

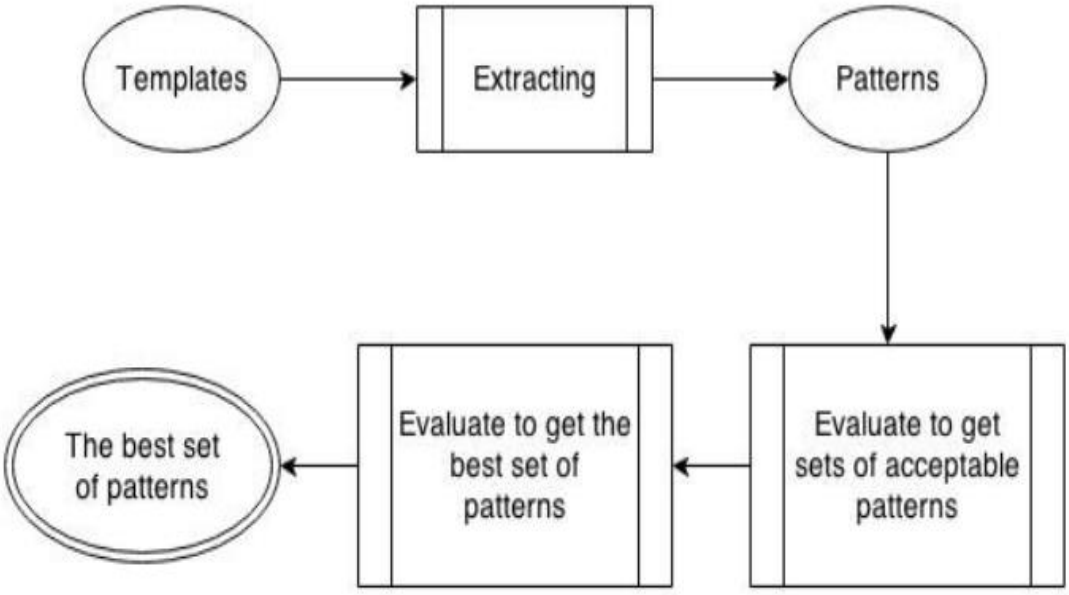
đạt đưa ra một số thông tin thực tế, trong khi câu chủ quan thường đưa ra những quan điểm và ý kiến cá nhân.

- Câu chủ quan: Tôi thích chiếc điện thoại iphone này.
- Câu khách quan: Chiếc iphone này có màu đỏ.

Trong thực tế câu chủ quan có thể diễn đạt nhiều loại thông tin khác nhau như: ý kiến, đánh giá, cảm xúc, niềm tin, suy đoán, cáo buộc, lập trường, v.v. (theo Wiebe vào 1999) [5]. Trước đây trong một số nghiên cứu người ta đã xem việc phân lớp câu chủ quan là một vấn đề độc lập với việc phân loại tình cảm nhưng gần đây những nghiên cứu đã xem phân lớp câu chủ quan là một bước đầu tiên của việc phân tích cảm xúc bằng cách sử dụng nó để loại bỏ các câu khách quan được cho là không có ý kiến.

Đa số cách tiếp cận giải quyết bài toán phân lớp câu chủ quan là phân loại dựa trên học có giám sát đòi hỏi dữ liệu huấn luyện phải được gán nhãn. Một số phương pháp tiếp cận phổ biến của phân lớp câu chủ quan là: dùng phương pháp Naïve Bayes (đã trình bày ở mục trước), phương pháp phân lớp sử dụng mẫu [16].

Trong việc phân lớp câu chủ quan và khách quan cho Tiếng Việt thể kể đến như mô hình tự động học trong phân loại chủ quan Tiếng Việt [17]. Việc phân lớp chủ quan trong nghiên cứu này được thực hiện qua phương pháp sử dụng mẫu nhưng điểm khác biệt là các thông tin POS được chọn làm đặc trưng cho các mẫu huấn luyện.



Hình 2–2 Mô hình phân lớp câu chủ quan cho Tiếng Việt [17].

Quy trình thực hiện trải qua 2 bước sau:

- Bước 1: Trích xuất tất cả mẫu dữ liệu huấn luyện đã được gán nhãn.
- Bước 2: Đánh giá các mẫu để chọn bộ mẫu tốt nhất.

Trong việc chọn ra bộ mẫu tốt nhất nhóm tác giả đã thực hiện 2 giai đoạn, giai đoạn 1 chọn ra bộ mẫu ở mức chấp nhận được dựa vào tần suất xuất hiện trong các dữ liệu chủ qua so với khách quan. Ở giai đoạn 2 để chọn ra được bộ mẫu tốt nhất từ bộ mẫu chấp nhận được dựa vào các đặc trưng POS trong dữ liệu theo quy tắc được đặt ra [17].

2.3 Các phương pháp phân lớp

2.3.1 Phương pháp phân lớp Naïve Bayes

Naïve Bayes (NB) là một thuật toán máy học giám sát được sử dụng rộng rãi trong lĩnh vực máy học [9][10]. Ý tưởng cơ bản của cách tiếp cận này là sử dụng xác suất có điều kiện giữa từ và chủ đề để dự đoán xác suất chủ đề của một văn bản cần phân loại. Điểm quan trọng của phương pháp này chính là ở chỗ giả định rằng sự xuất hiện của tất cả các từ trong văn bản đều độc lập với nhau. Với giả định này

NB không sử dụng sự phụ thuộc của nhiều từ vào một chủ đề, không sử dụng việc kết hợp các từ để đưa ra phán đoán chủ đề và do đó việc tính toán Naïve Bayes chạy nhanh hơn các phương pháp khác với độ phức tạp theo hàm số mũ.

Nhìn chung NB gán một tài liệu d_j (biểu diễn bằng vector d_j^*) đến một lớp c_i mà nó cực đại P(c_i | d_j^*) theo luật Bayes như sau:

$$P(c_i|d_j^*) = \frac{P(c_i)P(\ d_j^*|\ c_i)}{P(d_j^*)}$$

Trong đó:

- $P(d_j^*)$ là xác suất ngẫu nhiên 1 tài liệu d có vector d_j^*.
- $P(c_i)$ là xác suất ngẫu nhiên một tài liệu thuộc lớp c.Để tính được $P(\ d_j^*|\ c_i)$

Navie Bayes đưa ra giả thuyết rằng tất cả đặc trưng trong d_j^* là độc lập do đó ta có:

$$P(c_i|d_j^*) = \frac{P(c_i)P(\prod_{i=1}^{m} d_j^*|\ c_i\ )}{P(d_j^*)}$$

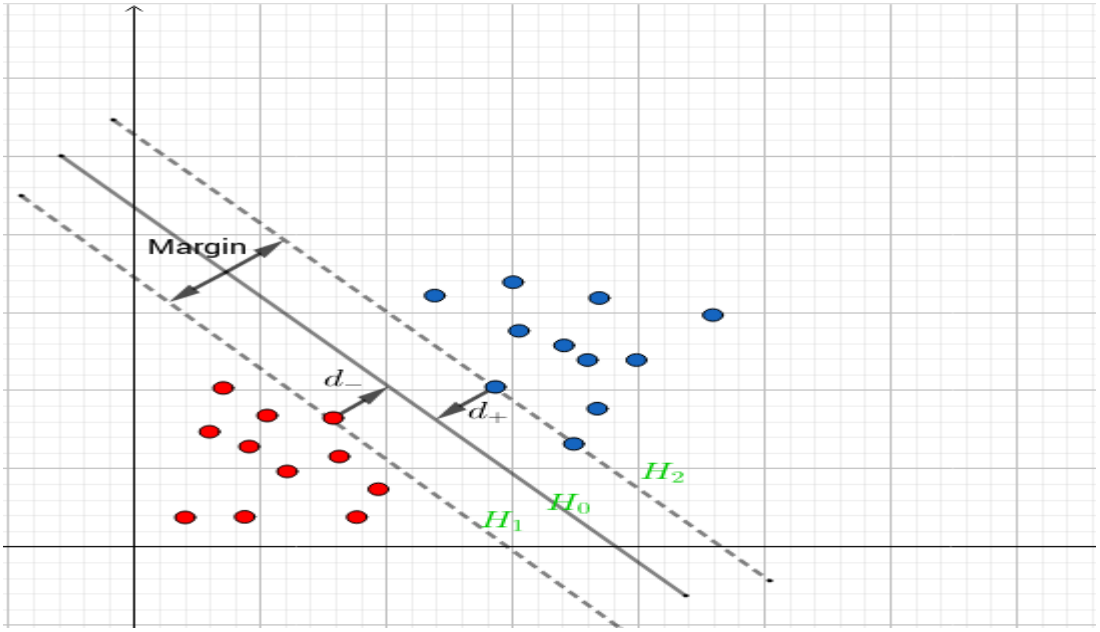
Ngoài ra còn có các phương pháp NB khác có thể kể ra như sau ML Naive Bayes, MAP Naive Bayes, Expected Naive Bayes, Bayesian Naive Bayes [25]. Naive Bayes là một công cụ rất hiệu quả trong một số trường hợp. Kết quả có thể sẽ bị giảm đi độ chính xác nếu dữ liệu huấn luyện hạn chế và các tham số dự đoán (như không gian đặc trưng) có chất lượng kém.

NB có ưu điểm là cài đặt đơn giản, tốc độ nhanh, dễ dàng cập nhật dữ liệu huấn luyện mới và có tính độc lập cao với tập huấn luyện, có thể sử dụng kết hợp nhiều tập huấn luyện khác nhau. Tuy nhiên nhằm mục đích cải thiện hiệu năng của NB các phương pháp như multiclass-boosting, ECOC (do Berger trình bày năm 1999 và Ghani mô tả lại năm 2000) [26] có thể được dùng kết hợp.

2.3.2 Phương pháp phân lớp SVM (support vector machines)

Support vector Machine (SVM) là phương pháp tiếp cận phân lớp rất hiệu quả được Vapnik giới thiệu năm 1995 [11].

Ý tưởng của phương pháp này là cho trước một tập huấn luyện được biểu diễn trong không gian vector trong đó mỗi tài liệu là một điểm, phương pháp này tìm ra một siêu mặt phẳng quyết định tốt nhất có thể chia các điểm trên không gian này thành hai lớp riêng biệt tương ứng lớp + (dương) và lớp – (âm). Chất lượng của siêu mặt phẳng này được quyết định bởi khoảng cách (gọi là biên) của điểm dữ liệu gần nhất của mỗi lớp đến mặt phẳng này. Khoảng cách biên càng lớn thì mặt phẳng quyết định càng tốt đồng thời việc phân loại càng chính xác. Mục đích thuật toán SVM tìm được khoảng cách biên lớn nhất để tạo được kết quả phân loại tốt.



Hình 2–3 Mô hình biểu diễn SVM [12].

Mô hình SVM [12] có thể được mô tả như sau:

$$\{(x_i, y_i), i = 1,2 \dots, i\}$$

Trong đó:

- x_i là các vector đặc trưng.
- y_i là các nhãn dán tương ứng.

Các siêu mặt phẳng (H_0 trên hình) trong không gian đối tượng có phương trình là $w^T x + b = 0$ trong w là vector trọng số, b là độ dịch, không gian dữ liệu thuộc lớp âm thỏa mãn phương trình $w^T x + b \leq -1$, không gian dữ liệu thuộc lớp dương thỏa mãn phương trình $w^T x + b \geq 1$. Vì vậy bộ phân loại SVM được định nghĩa theo công thức:

$$f(x) = sign(w^T x + b)$$

Trong đó:

- sign(x) = +1 nếu z ≥ 0
- sign(x) = -1 nếu z < 0

Siêu phẳng H_1 là mặt phẳng đi qua các điểm thuộc lớp âm và có phương trình biểu diễn là $w^T x + b = -1$, siêu phẳng H_2 là mặt phẳng đi qua các điểm thuộc lớp dương và có phương trình biểu diễn là $+b = 1$.

Khoảng các từ 2 mặt phẳng H_1và H_2 được gọi là biên (margin) và được tính theo công thức:

$$margin = \frac{2}{\|w\|^2} = \frac{2}{(w^T x)}$$

trong đó $\|w\|$ là độ dài của vector w.

Một mô hình SVM tối ưu là mô hình có giá trị margin đạt cực đại. Trong một số trường hợp để muốn có margin cao, ta chấp nhận việc một vài dữ liệu có thể không được chia chính xác (ví dụ như 1 dữ liệu + bị lọt sang vùng của -). Data này được gọi là nhiễu. Margin trong trường hợp này gọi là *Soft Margin*. *Hard Margin* ám chỉ việc tìm được margin mà không nhiễu (tất cả các dữ liệu đều thoả mãn sự phân lớp).

Với các bái toán thực tế việc tìm được *Hard Margin* nhiều khi là bất khả thi, vì thế việc chấp nhận sai lệch ở một mức độ chấp nhận được là vô cùng cần thiết.

Trong cài đặt SVM, người ta giới thiệu tham số C với quy ước:

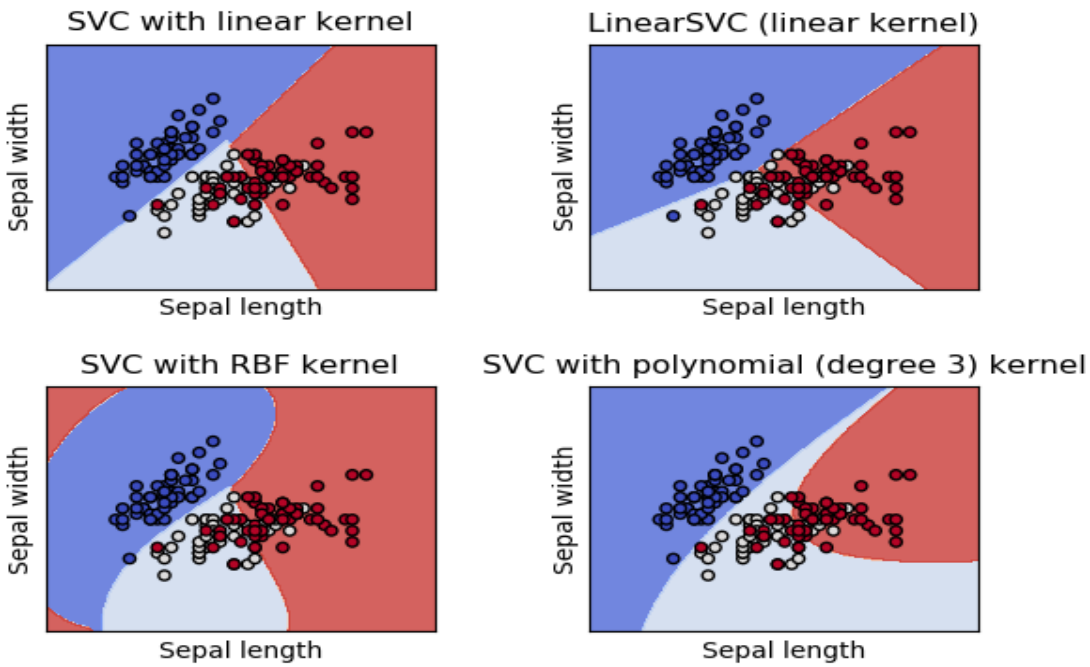
- C = ∞ không cho phép sai lệch, đồng nghĩa với Hard Margin.

- C lớn cho phép sai lệch nhỏ và giá trị margin nhỏ.
- C nhỏ cho phép sai lệch lớn và giá trị margin lớn.

Có thể nói SVM thực chất là một bài toán tối ưu, mục tiêu của thuật toán là tìm được một không gian và siêu mặt phẳng quyết định sao cho sai số khi phân loại là thấp nhất, nghĩa là kết qủa phân loại sẽ cho kết quả tốt nhất.

Trong một số trường hợp SVM không thể phân chia dữ liệu bằng cách thông qua siêu mặt phẳng, SVM sẽ ánh xạ không gian ban đầu này sang một không gian khác với số chiều nhiều hơn sau đó tìm siêu mặt phẳng trong không gian này [12]. Kỷ thuật được sử dụng để thực hiện việc này là sử dụng hàm nhân (kernel function) thay cho tích có hướng của vector. Các hàm kernel phổ biến hiện nay trong SVM là:

- Linear
- Radial basic function
- Polyminal
- Sigmoid



Hình 2–4 Minh họa các hàm kernel trong SVM [24].

Trong luận văn này, chúng tôi tập trung tìm hiểu và áp dụng phương pháp phân lớp SVM Linear với biên là Hard Margin.

2.3.3 Phương pháp K-Nearest Neighbor

Phương pháp K-Nearest Neighbor (KNN) [13] là phương pháp truyền thống khá nổi tiếng về hướng tiếp cận dựa trên thống kê đã được nghiên cứu trong nhận dạng mẫu hơn bốn thập kỷ qua (theo tài liệu của Dasarathy năm 1991) [27]. KNN được đánh giá là một trong những phương pháp tốt nhất được sử dụng từ những thời kỳ đầu của việc phân loại văn bản

Ý tưởng chủ đạo của phương pháp này là khi cần phân loại một văn bản mới, thuật toán sẽ tính khoảng cách (chẳng hạn khoảng cách Euclide hay Cosine) của tất cả các văn bản trong tập huấn luyện đến văn bản này để tìm ra k văn bản gần nhất (gọi là k "láng giềng"), sau đó dùng các khoảng cách này đánh trọng số cho tất cả chủ đề. Trọng số của một chủ đề chính là tổng tất cả khoảng cách ở trên của các văn bản trong k láng giềng có cùng chủ đề, chủ đề nào không xuất hiện trong k láng giềng sẽ có trọng số bằng 0. Sau đó các chủ đề sẽ được sắp xếp theo mức độ trọng số giảm dần và các chủ đề có trọng số cao sẽ được chọn là chủ đề của văn bản cần phân loại.

Xét chủ đề c_j của văn bản $\vec{x}$ khi đó trọng số của chủ đề sẽ được tính:

$$x(\vec{x}, c_j) = \sum sim(\vec{x}, \vec{d}_i).y(\vec{x}, c_j) - b_j$$

Trong đó:

- $y(\vec{x}, c_j)$ € {0,1} với y = 0 thì văn bản $\vec{x}$ không thuộc về chủ đề c_j, y = 1 thì văn bản $\vec{x}$ thuộc chủ đề c_j.
- $sim(\vec{x}, \vec{d}_i)$ độ giống nhau của văn bản $\vec{x}$ và văn bản $\vec{d}_i$. Có thể sử dụng độ đo cosine để tính $sim(\vec{x}, \vec{d}_i)$ như sau:

$$sim(\vec{x}, \vec{d}_i) = cos(\vec{x}, \vec{d}_i)$$

- b_j là ngưỡng phân loại của chủ đề c_j được chọn ra từ tập huấn luyện.

KNN còn gọi là “Lazy learning method” vì tính đơn giản của nó, có nghĩa là quá trình training không quá phức tạp để hoàn thiện mô hình (tất cả các dữ liệu đào tạo có thể được sử dụng để kiểm tra mô hình KNN). Điều này làm cho việc xây dựng mô hình nhanh hơn nhưng giai đoạn thử nghiệm chậm hơn và tốn kém hơn về mặt thời gian và bộ nhớ lưu trữ, đặc biệt khi bộ dữ liệu lớn và phức tạp với nhiều biến khác nhau. Trong trường hợp xấu nhất, KNN cần thêm thời gian để quét tất cả các điểm dữ liệu và việc này sẽ cần nhiều không gian bộ nhớ hơn để lưu trữ dữ liệu.

Ngoài ra KNN không cần dựa trên các tham số khác nhau để tiến hành phân loại dữ liệu, không đưa ra bất kỳ kết luận cụ thể nào giữa biến đầu vào và biến mục tiêu, mà chỉ dựa trên khoảng cách giữa data point cần phân loại với data point đã phân loại trước đó. Đây là một đặc điểm cực kỳ hữu ích vì hầu hết dữ liệu trong thế giới thực tại không thực sự tuân theo bất kỳ giả định lý thuyết nào ví dụ như phân phối chuẩn trong thống kê.

Bước khó khăn nhất của thuật toán KNN và cũng là bước đau đầu nhất đó chính là chọn K là bao nhiêu. K càng lớn độ chính xác của thuật toán sẽ càng được cải thiện.

Ưu điểm của KNN:

- Độ phức tạp tính toán của quá trình training là bằng 0.
- Việc dự đoán kết quả của dữ liệu mới rất đơn giản.

Nhược điểm của KNN:

- KNN rất nhạy cảm với nhiễu khi K nhỏ.
- Như đã nói, KNN là một thuật toán mà mọi tính toán đều nằm ở khâu test. Trong đó việc tính khoảng cách tới từng điểm dữ liệu trong training set sẽ tốn rất nhiều thời gian, đặc biệt là với các cơ sở dữ liệu có số chiều lớn và có nhiều điểm dữ liệu. Với K càng lớn thì độ phức tạp cũng sẽ tăng lên. Ngoài ra, việc lưu toàn bộ dữ liệu trong bộ nhớ cũng ảnh hưởng tới hiệu năng của KNN.

2.3.4 Phương pháp Phương pháp Linear Least Square Fit (LLSF)

Linear Least Square Fit (LLSF) là một cách tiếp cận ánh xạ được phát triển bởi Yang và Chute vào năm 1992. Ban đầu LLSF được thử nghiệm trong lĩnh vực xác định từ đồng nghĩa sau đó sử dụng trong phân loại vào năm 1994. Các thử nghiệm cho thấy hiệu suất phân loại của LLSF có thể ngang bằng với phương pháp KNN kinh điển.

Ý tưởng của LLSF là sử dụng phương pháp hồi quy để học từ tập huấn luyện và các chủ đề có sẵn.

Tập huấn luyện được biểu diễn dưới dạng một cặp vector đầu vào và đầu ra như sau:

- Vector đầu vào là một văn bản bao gồm các từ và trọng số.
- Vector đầu ra gồm các chủ đề cùng với trọng số nhị phân của văn bản ứng với vector đầu vào.
- Giải phương trình các cặp vector đầu vào, đầu ra chúng ta sẽ thu được ma trận đồng hiện của hệ số hồi quy của từ và chủ đề.

Phương pháp này sử dụng công thức: $F_{LS} = argmin = \|FA - B\|^2$

Trong đó :

- A, B là ma trận đại diện tập dữ liệu huấn luyện (các cột trong ma trận tương ứng là các vector đầu vào và đầu ra).
- F_{LS} là ma trận kết quả chỉ ra một ánh xạ từ một văn bản bất kỳ vào vector của chủ đề đã gán trọng số.

Nhờ vào việc sắp xếp trọng số của các chủ đề, chúng ta được một danh sách chủ đề có thể gán cho văn bản cần phân loại. Nhờ đặt ngưỡng lên trọng số của các chủ đề mà ta tìm được chủ đề thích hợp cho văn bản đầu vào. Hệ thống tự động học các ngưỡng tối ưu cho từng chủ đề giống với KNN.

Mặc dù LLSF và KNN khác nhau về mặt thống kê, nhưng chúng ta vẫn tìm thấy điểm chung trong cách làm của hai phương pháp này là quá trình học ngưỡng tối ưu.

2.3.5 Phương pháp Entropy cực đại

Phương pháp Entropy cực đại là một kỹ thuật dùng để ước lượng xác suất các phân phối từ dữ liệu [14]. Tư tưởng chủ đạo của nguyên lý Entropy cực đại là "mô hình phân phối đối với mỗi tập dữ liệu và tập các ràng buộc đi cùng phải đạt được độ cân bằng / đều nhất có thể". Tập dữ liệu huấn luyện được sử dụng để tìm ra các ràng buộc cho mô hình, đó là cơ sở để ước lượng phân phối cho từng lớp cụ thể. Những ràng buộc này được thể hiện bởi các giá trị ước lượng được của các đặc trưng. Từ các ràng buộc sinh ra bởi tập dữ liệu này, mô hình sẽ tiến hành tính toán để có được một phân phối cho Entropy cực đại.

Theo nghiên cứu [15] thì các hàm đặc trưng $f(x, y)$ là một hàm nhị phân với 2 tham số: y € tập các lớp cần phân loại và x € tập ngữ cảnh:

$$f = \varepsilon \rightarrow \{0,1\}$$

Giá trị kỳ vọng của f có phân phối xác suất quan sát được $\tilde{p}(x, y)$là:

$$E_{\tilde{p}} f_i = \sum_{a,b} \tilde{p}(x, y) f(x, y)$$

Mọi tri thức quan sát được từ tập mẫu đều có thể được biểu diễn dưới dạng giá trị kỳ vọng của một hàm đặc trưng $f$phù hợp.

Với k đặc trưng các ràng buộc được biểu diễn dưới điều kiện:

$$E_p f_i = E_{\tilde{p}} f_i$$

với $0 \leq i \leq k$, $\tilde{p}$ là xác suất quan sát được của tập huấn luyện.

Việc lựa chọn các hàm đặc trưng tùy thuộc vào từng bài toán khác nhau và việc lựa chọn đặc trưng này ảnh hưởng đến chất lượng bộ phân lớp.

2.4 Phương pháp biểu diễn văn bản

Biểu diễn văn bản là một bước quan trọng trong khai thác dữ liệu văn bản, truy vấn thông tin và xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Các mô hình biểu diễn đóng vai trò trung gian giữa ngôn ngữ tự nhiên dạng văn bản và các chương trình xử lý.

Văn bản ở dạng thô (chuỗi) sau khi được chuyển sang mô hình sẽ trở thành những cấu trúc dữ liệu trực quan, đơn giản hơn, thuận lợi cho việc hiểu và tính toán trên văn bản. Vì vậy, các mô hình biểu diễn văn bản không ngừng cải thiện và phát triển. Tùy thuộc vào từng bài toán, từng thuật toán khác nhau mà chúng ta có mô hình biểu diễn phù hợp.

Các mô hình biểu diễn văn bản truyền thống như mô hình túi từ (bag-of-word), mô hình không gian vector là các mô hình thường được sử dụng nhất. Tuy nhiên, các mô hình này có nhược điểm là không nắm bắt được các thông tin cấu trúc quan trong của văn bản như trật tự các từ, vị trí của từ trong văn bản. Mô hình đồ thị biểu diễn văn bản, word2vec, sentence2vec là phương pháp mới đang được quan tâm và sử dụng trong các lĩnh vực khai phá dữ liệu văn bản hiện tại.

2.4.1 Mô hình logic

Trong mô hình logic các từ có nghĩa trong văn bản sẽ được đánh chỉ số và nội dung văn bản được quản lý theo các chỉ số Index đó. Mỗi văn bản được đánh chỉ số theo quy tắc liệt kê các từ có nghĩa trong các văn bản với vị trí xuất hiện của nó trong văn bản. Từ có nghĩa là từ mang thông tin chính về các văn bản lưu trữ, khi nhìn vào nó, người ta có thể biết chủ đề của văn bản cần biểu diễn [18].

Khi đó chúng ta tiến hành Index các văn bản đưa vào theo danh sách các từ khóa nói trên. Với mỗi từ khóa người ta sẽ đánh số thứ tự vị trí xuất hiện của nó và lưu lại chỉ số đó cùng với mã văn bản chứa nó. Cách biểu diễn này cũng được các máy tìm kiếm ưa dùng.

Ví dụ: Có 2 văn bản với mã tương ứng là VB1, VB2:

VB1 là: “Đại hội chi bộ thành công”.

VB2 là: “Chi bộ hoàn thành nhiệm vụ”.

Khi đó, ta có cách biểu diễn như sau:

Từ mục	**Mã VB_Vị trí xuất hiện**

Đại	VB1(1)
Hội	VB1(2)
Chi	VB1(3), VB2(1)
Bộ	VB1(4), VB2(2)
Thành	VB1(5),VB2(4)
Công	VB1(6)
Hoàn	VB2(3)
Nhiệm	VB2(5)
Vụ	VB2(6)

Bảng 2.1 Biểu diễn văn bản trong mô hình logic.

Ưu điểm, nhược điểm của mô hình logic:

- **Ưu điểm:** Việc tìm kiếm trở nên nhanh chóng và đơn giản. Cần tìm kiếm từ "computer". Hệ thống sẽ duyệt trên bảng Index để trỏ đến chỉ số Index tương ứng nếu từ "computer" tồn tại trên hệ thống. Việc tìm kiếm này khá nhanh và đơn giản khi trước đó ta đã sắp xếp bảng Index theo vẫn chữ cái. Phép tìm kiếm trên có độ phức tạp cấp ($\mathrm{nlog}_2\, n$), với n là số từ trong bảng Index. Tương ứng với chỉ số index trên sẽ cho ta biết các tài liệu chứa từ khóa tìm kiếm. Như vậy, việc tìm kiếm liên quan đến k từ thì các phép toán cần thực hiện là $k^* n^* \log_2 n$ (với n là số từ trong bảng index)
- **Nhược điểm:** Với phương pháp này đòi hỏi người sử dụng phải có kinh nghiệm và chuyên môn trong lĩnh vực tìm kiếm vì câu hỏi đưa vào dưới dạng Logic nên kết quả cũng có giá trị Logic (Boolean). Một số tài liệu sẽ được trả lại khi thỏa mãn mọi điều kiện đưa vào. Như vậy muốn tìm được tài liệu theo nội dung thì phải biết đích xác về tài liệu. Việc Index các tài liệu rất phức tạp và làm tốn nhiều thời gian, đồng thời cũng tốn không gian để lưu trữ các bảng Index. Các tài liệu tìm được không được sắp xếp theo độ chính xác của chúng. Các bảng

Index không linh hoạt vì khi các từ vựng thay đổi (thêm, sửa, xóa, ...) dẫn tới chỉ số Index cũng phải thay đổi theo.

2.4.2 Mô hình phân tích cú pháp

Trong mô hình phân tích cú pháp mỗi văn bản đều phải được phân tích cú pháp và trả lại thông tin chi tiết về chủ đề của văn bản đó. Sau đó, người ta tiến hành đánh dấu các chủ đề của từng văn bản. Cách đánh dấu trên chủ đề cũng giống như đánh dấu trên văn bản nhưng chỉ index trên các từ xuất hiện trong chủ đề [18].

Các văn bản được quản lý thông qua các chủ đề này để có thể tìm kiếm được khi có yêu cầu, câu hỏi tìm kiếm sẽ dựa trên các chủ đề trên.

Ưu điểm: Tìm kiếm theo phương pháp này khá hiệu quả và đơn giản, do tìm kiếm nhanh và chính xác. Đối với những ngôn ngữ đơn giản về mặt ngữ pháp thì việc phân tích trên có thể đạt được mức độ chính xác cao và chấp nhận được.

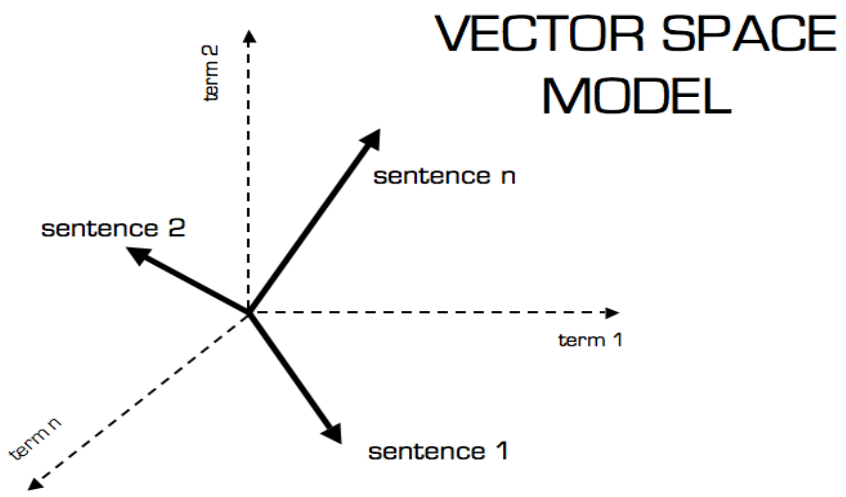
Nhược điểm: Chất lượng của hệ thống theo phương pháp này hoàn toàn phụ thược vào chất lượng của hệ thống phân tích cú pháp và đoán nhận nội dung tài liệu. Trên thực tế, việc xây dựng hệ thống này rất phức tạp, phụ thuộc vào đặc điểm của từng ngôn ngữ và đa số chưa đạt đến độ chính xác cao.

2.4.3 Mô hình không gian vector

Mô hình vector là một trong những mô hình đơn giản và thường được sử dụng trong phần lớn các bài toán xử lý dữ liệu văn bản. Nói một cách ngắn gọn, mô hình không gian vector (Vector space model) là một mô hình đại số (algebraic model) thể hiện thông tin văn bản như một vector, các phần tử của vector này thể hiện mức độ quan trọng của một từ và cả sự xuất hiện hay không xuất hiện của nó trong một tài liệu.

Mô hình này biểu diễn văn bản như những điểm trong không gian Euclid nchiều, mỗi chiều tương ứng với một từ trong tập hợp các từ. Phần tử thứ i, là di của vector văn bản cho biết số lần mà từ thứ i xuất hiện trong văn bản. Sự tương đồng của hai

văn bản được định nghĩa là khoảng cách giữa các điểm, hoặc là góc giữa những vector trong không gian.



Hình 2–6 Mô hình không gian vector.

Giả sử ta có một văn bản và nó được biểu diễn bởi vector $\vec{v}(v_1, v_2 \dots, v_n)$. Trong đó n là số đặc trưng hay số chiều của vector (thường là số từ khóa), v_i là trọng số của đặc trưng thứ i (với $1 \leq i \leq n$).

Ví dụ xét 2 văn bản với trọng số đặc trưng là số lần xuất hiện của từ khóa thứ i trong văn bản, vector biểu diễn tương ứng như sau:

VB1: Máy vi tính.

VB2: Siêu máy tính.

Sau khi qua bước tiền xử lý văn bản, ta biểu diễn như sau:

Từ	**Vector VB1**	**Vector VB2**
Máy	1	1
Vi	1	0
Tính	1	1

Siêu	0	1

Bảng 2.2 Biểu diễn văn bản dạng nhị phân.

Trọng số của đặc trưng có thể tính dựa trên tần số xuất hiện của từ khóa trong văn bản. Ma trận biểu diễn trọng số (ma trận tần suất) $w = \{w_{ij}\}$ được xác định dựa trên tần số xuất hiện của từ khóa t_i trong văn bản d_j. Một số phương pháp xác định w_{ij}:

- Phương pháp trọng số nhị phân: giá trị là 1 nếu số lần xuất hiện của từ khóa lớn hơn một ngưỡng nào đó, ngược lại 0.
- Phương pháp dựa trên tần suất từ khóa TF (Term Frequency Weighting).
- Phương pháp dựa trên nghịch đảo tần số văn bản IDF (Inverse Document Frequency).
- Phương pháp trọng số TF-IDF kết hợp phương pháp TF và IDF.

Trong các cơ sở dữ liệu văn bản, mô hình vector là mô hình biểu diễn văn bản được sử dụng phổ biến nhất hiện nay. Mối quan hệ giữa các văn bản được thực hiện thông qua việc tính toán trên các vector biểu diễn vì vậy được thi hành khá hiệu quả.

2.4.3.1 Phương pháp Boolean

Một mô hình biểu diễn vector với hàm f cho ra giá trị rời rạc với duy nhất hai giá trị đúng và sai (true và false, hoặc 0 và 1) gọi là mô hình Boolean. Hàm f tương ứng với từ khóa t_i sẽ cho ra giá trị đúng nếu và chỉ nếu từ khóa t_i xuất hiện trong văn bản đó.

Mô hình Boolean được xác định như sau:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & nếu\ \ t_i\ có\ trong\ d_j \\ 0 & ngược\ lại \end{cases}$$

Giả sử có một cơ sở dữ liệu gồm $\boldsymbol{m}$ văn bản $D = \{d_1, d_2 \dots, d_m\}$. Mỗi văn bản được biểu diễn dưới dạng một vector gồm $\boldsymbol{n}$ từ khóa $T = \{t_1, t_2 \dots, t_n\}$. Gọi

$W = \{W_{ij}\}$ là ma trận trọng số, trong đó W_{ij} là giá trị trọng số của từ khóa t_i trong văn bản d_j.

2.4.3.2 Phương pháp dựa trên tần suất từ khóa (Term Frequency)

TF: Tần suất thuật ngữ, đo tần suất một thuật ngữ xuất hiện thường xuyên trong một văn bản. Vì mỗi văn bản đều khác nhau về chiều dài, có thể một thuật ngữ sẽ xuất hiện nhiều hơn trong các văn bản dài hơn và nó sẽ xuất hiện ít hơn trong các văn bản ngắn hơn. Do đó, tần suất cụm từ thường được chia cho độ dài văn bản (còn gọi là tổng số thuật ngữ trong văn bản) như một cách chuẩn hóa: TF (t) = (Số lần t xuất hiện trong văn bản) / (Tổng số các thuật ngữ trong văn bản).

Giá trị trọng số từ khóa W_{ij} được tính dựa trên tần số xuất hiện của từ khóa trong văn bản. Giả sử f_{ij} là số lần xuất hiện của từ khóa t_i trong văn bản d_j, khi đó W_{ij} được tính bởi một trong ba công thức:

$$W_{ij} = f_{ij}$$

$$W_{ij} = 1 + \log f_{ij}$$

$$W_{ij} = \sqrt{f_{ij}}$$

Nếu số lần xuất hiện từ khóa t_i trong văn bản d_j càng lớn thì có nghĩa là văn bản d_j càng phụ thuộc vào từ khóa t_i, hay nói cách khác từ khóa t_i mang nhiều thông tin trong văn bản d_j. Ví dụ nếu trong văn bản xuất hiện nhiều từ khóa giảng viên học sinh, điều đó có nghĩa là văn bản chủ yếu liên quan đến lĩnh vực giáo dục.

2.4.3.3 Phương pháp dựa trên nghịch đảo tần số văn bản

IDF: Tần số nghịch của một từ trong tập văn bản, đo lường mức độ quan trọng của một thuật ngữ trong tập ngữ liệu. Trong khi tính toán TF tất cả các từ được coi là quan trọng không kém. Tuy nhiên có một số từ thường được được sử dụng nhiều nhưng không quan trọng để thể hiện ý nghĩa của đoạn văn như:

- Từ nối: và, nhưng, tuy nhiên, vì thế, vì vậy, …

- Giới từ: ở, trong, trên, …
- Từ chỉ định: ấy, đó, nhỉ, …

Vì vậy ta cần giảm đi mức độ quan trọng của những từ đó bằng cách sử dụng IDF :

$$IDF\ (t) = \log_e \frac{Tổng\ số\ văn\ bản}{Số\ văn\ bản\ có\ thời\ \ hạn\ t\ trong\ đó}$$

Trong phương pháp này W_{ij} được tính theo công thức sau:

$$W_{ij} = \begin{cases} \log(\frac{N}{df_i}) & nếu\ tf_i \geq 1 \\ 0 & nếu\ tf_i = 0 \end{cases}$$

Trong đó N là số lượng văn bản và df_i là số lượng văn bản mà từ khóa t_i xuất hiện. Trong công thức này, trọng số W_{ij} được tính dựa trên độ quan trọng của từ khóa t_i trong văn bản d_j. Nếu t_i xuất hiện trong càng ít văn bản, thì khi nó xuất hiện trong d_j nào thì trọng số của nó đối với d_j càng lớn (do tính nghịch đảo của hàm log), tức là hàm lượng thông tin trong nó càng lớn. Nói cách khác t_i là điểm quan trọng để phân biệt d_j với các văn bản khác.

Những từ có giá trị TF-IDF cao là những từ xuất hiện nhiều trong văn bản này, và xuất hiện ít trong các văn bản khác. Việc này giúp lọc ra những từ phổ biến và giữ lại những từ có giá trị cao (từ khoá của văn bản đó).

2.4.3.4 TF – IDF

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) là một kỷ thuật kết hợp của hai phương pháp TF và IDF. Trọng số này sử dụng để đánh giá tầm quan trọng của một từ trong một văn bản.

Trọng số W_{ij} được tính bằng tần số xuất hiện của từ khóa $t_i$trong văn bản d_j và độ quan trọng của từ khóa d_j trong tập văn bản.

Công thức tính W_{ij} là:

$$W_{ij} = \begin{cases} (1 + \log f_{ij}) \log(\frac{N}{df_i}) & nếu\ f_{ij} \geq 1 \\ 0 & nếu\ f_{ij} = 0 \end{cases}$$

Trong đó:

- f_{ij} (term frequency): số lần xuất hiện của từ t_i trong văn bản thứ d_j, f_{ij} càng cao thì từ đó càng miêu tả tốt nội dung văn bản.
- df_i (document frequency): số văn bản có chứa từ t_i.

2.4.3.5 Phương pháp Word2vec

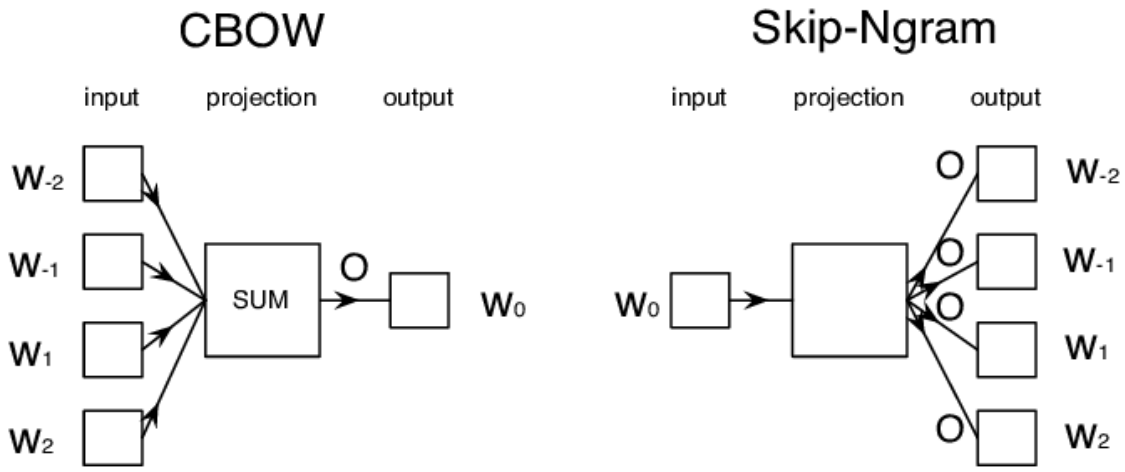
Word2vec được giới thiệu vào năm 2013 bởi Tomas Mikolov [28]. Nó là một mạng neural hai lớp xử lý văn bản. Đầu vào của nó là một phần văn bản và đầu ra của nó là một tập các vectơ đặc trưng cho các từ trong kho văn bản đó.

Trong word2vec, một biểu diễn phân tán của một từ được sử dụng. Tạo ra một vector với kích thước rất nhiều chiều. Mỗi từ được biểu diễn bởi tập các trọng số của từng phần tử trong nó. Vì vậy, thay vì sự kết nối một một giữa một phần tử trong vector với một từ, biểu diễn từ sẽ được dàn trải trên tất cả các thành phần trong vector, và mỗi phần tử trong vector góp phần định nghĩa cho nhiều từ khác nhau.

Mỗi vector như vậy cũng đại diện cho một cách tóm lược của ý nghĩa của một từ. Chỉ đơn giản bằng cách kiểm tra một ngữ liệu lớn, nó có thể tự động học word vectors và nắm bắt các mối quan hệ giữa các từ.

Word2vec bao gồm 2 mô hình [21]:

- Mô hình túi từ liên lục (CBOW): dự đoán một từ khi đã có các từ lân cận. CBOW có điểm thuận lợi là training mô hình nhanh hơn so với mô hình skip-gram, thường cho kết quả tốt hơn với frequence words (hay các từ thường xuất hiện trong văn cảnh).
- Mô hình Skip-gram: là một mô hình đối lập hoàn toàn với mô hình CBOW. Mô hình này giúp dự đoán các từ lân cận khi đã có một từ. Skip-gram huấn luyện chậm hơn.



Hình 2–7 Mô hình CBOW và Skip-gram trong Word2vec [21].

Mục đích và tính hữu ích của word2vec là nhóm các vectơ của các từ tương tự lại với nhau trong vectorspace. Nghĩa là, nó phát hiện các điểm tương đồng về mặt toán học.

2.4.3.6 Phương pháp Sentence2vec

Mô hình Sentence2vec là phương pháp mô hình hóa câu văn lên không gian vector. Như ở phần trước đã tìm hiểu Word2vec là phương pháp biểu diễn vector cho từ, mỗi từ cũng được biểu diễn thành vector trọng số nhiều chiều, vậy có thể hiểu đơn giản để xây dựng mô hình sentence2vec cho câu chúng ta có thể trung bình tổng vector của các từ cấu thành lên câu để làm vector biểu diễn cho câu.

Nhận xét về mô hình không gian vector:

- Ưu điểm: mô hình vector là mô hình biểu diễn văn bản được sử dụng khá phổ biến trong các hệ xử lý văn bản. Mối quan hệ giữa các văn bản được tính toán dựa trên các vector biểu diễn nên dễ dàng thực hiện.
- Nhược điểm: vì mỗi văn bản được biểu diễn thành một vector n chiều, với số chiều thường là số từ khác nhau trong tập văn bản, do đó không gian biểu diễn có số chiều tương đối lớn, việc lưu trữ và tính toán trên vector tốn kém và phức tạp. Ngoài ra, hệ thống không linh hoạt khi lưu trữ các từ khóa. Chỉ cần một thay đổi nhỏ trong bảng từ vựng sẽ dẫn đến hoặc là vector hóa lại toàn bộ các tài liệu, hoặc là bỏ qua các từ có nghĩa bổ sung trong các tài liệu được mã hóa trước đó.

2.4.4 Mô hình đồ thị

Hiện nay, trên thế giới có một số công trình xử lý văn bản sử dụng mô hình đồ thị. Các mô hình đồ thị tương đối đa dạng và mỗi mô hình mang nét đặc trưng riêng. Mỗi đồ thị là một văn bản hoặc biểu diễn cho tập văn bản. Đỉnh của đồ thị có thể là câu, hoặc từ, hoặc kết hợp câu và từ. Cạnh nối giữa các đỉnh là vô hướng hoặc có hướng, thể hiện mối quan hệ trong đồ thị. Nhãn đỉnh thường là tần số xuất hiện của đỉnh. Còn nhãn cạnh là tên mối liên kết khái niệm giữa hai đỉnh, hay tần số xuất hiện chung của 2 đỉnh trong một phạm vi nào đó, hay tên vùng mà đỉnh xuất hiện.

Mô hình đồ thị biểu diễn văn bản cụ thể là mô hình đồ thị khái niệm (Conceptual Graphs_ CGs) được John F. Sowa trình bày lần đầu tiên vào năm 1976 [19]. Hiện nay, mô hình đồ thị không ngừng phát triển dựa trên ý tưởng của mô hình CGs và được ứng dụng rộng rãi vào các bài toán liên quan đến xử lý văn bản.

Ví dụ, trong bài toán rút trích thông tin, đỉnh là từ hay từ kết hợp câu, cạnh thể hiện tần số xuất hiện. Trong bài toán phân lớp văn bản, đỉnh là từ, cạnh thể hiện trật tự xuất hiện của từ hay vị trí xuất hiện của từ trong văn bản. Trong bài toán tóm tắt văn bản, đỉnh là câu, cạnh thể hiện sự tương đồng giữa các câu.

Các dạng mô hình đồ thị:

- Mô hình đồ thị sử dụng đỉnh là từ trong văn bản: gồm mô hình đồ thị sử dụng mạng ngữ nghĩa và mô hình đồ thị không sử dụng mạng ngữ nghĩa.
- Mô hình đồ thị sử dụng đỉnh là câu.
- Mô hình đồ thị đỉnh là câu và từ.

2.5 Các phương pháp tính độ tương đồng văn bản

Độ tương đồng là một đại lượng dùng để so sánh hai hay nhiều đối tượng với nhau, phản ánh cường độ của mối quan hệ giữa các đối tượng với nhau. Ví dụ: xét 2 câu “Nam là sinh viên lớp công nghệ thông tin” và “Hoa là sinh viên lớp công nghệ thông tin”, ta có thể nhận thấy hai câu trên có sự tương đồng cao.

Phát biểu bài toán tính độ tương đồng như sau: Xét hai văn bản d_i và d_j. Mục tiêu là tìm ra một giá trị $S(d_i, d_j)$, $S \epsilon (0,1)$, thể hiện độ tương đồng giữa hai văn bản d_i và d_j. Giá trị càng cao thì sự giống nhau về nghĩa của hai văn bản càng nhiều. Ví dụ trong mô hình không gian vector người ta sử dụng độ đo Cosine để tính độ tương đồng giữa hai văn bản, mỗi văn bản được biểu diễn bởi một vector. Độ tương tự ngữ nghĩa là khái niệm thể hiện tỷ lệ dựa trên sự giống nhau về nội dung ý nghĩa của tập các tài liệu hoặc các thuật ngữ trong một danh sách các thuật ngữ. Độ tương đồng ngữ nghĩa phản ánh mối quan hệ ngữ nghĩa giữa các câu, các tài liệu văn bản.

Độ tương tự giữa các câu đóng một vai trò ngày càng quan trọng trong nghiên cứu về khai thác dữ liệu và xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Nó cũng được sử dụng như là một tiêu chuẩn của trích chọn thông tin để tìm ra những tri thức ẩn trong cơ sở dữ liệu hay trên các kho dữ liệu trực tuyến [18].

Một số phương pháp tính độ tương đồng câu hiện nay:

- Tính độ tương đồng dựa trên tập từ chung.
- Tính độ tương đồng dựa trên vector biểu diễn.
- Tính độ tương đồng dựa trên ngữ nghĩa.
- Tính độ tương đồng dựa trên thứ tự từ.

Ở nghiên cứu này tôi sẽ tập trung nghiên cứu một số phương pháp tính độ tương đồng dựa trên vector biểu diễn như: dựa vào khoảng cách Cosine, dựa vào khoảng cách Manhattan, dựa vào khoảng cách Euclide.

2.5.1 Độ tương đồng Cosine

Độ tương đồng cosine các văn bản được biểu diễn theo mô hình không gian vector, mỗi thành phần của vector chỉ đến một từ tương ứng trong danh sách mục từ đã thu được từ quá trình tiền xử lý văn bản đầu.

Không gian vector hay số chiều của vector có kích thước bằng số mục từ trong danh sách mục từ. Giá trị mỗi phần tử của vector là độ quan trọng của mục từ trong câu.

Độ quan trọng của từ được tính theo một trong các phương pháp đã trình bày ở phần trên

Giả sử vector biểu diễn cho hai văn bản lần lượt có dạng:

$D_i = \{w_1^i, w_2^i, \dots w_t^i\}$ với w_t^i là trọng số của từ thứ t trong không gian vector i.

$D_i = \{w_1^j, w_2^j, \dots w_t^j\}$ với w_t^i là trọng số của từ thứ t trong không gian vector j.

Độ đo tương đồng được tính là Cosine của góc giữa hai vector biểu diễn cho hai văn bản Di và Dj. Độ tương tự của chúng được tính theo công thức :

$$sim(D_{ij}) = \frac{\sum_{k=1}^{t} w_k^i w_k^j}{\sum_{k=1}^{t}(w_k^i)^2 * \sum_{k=1}^{t}(w_k^j)^2}$$

Nhận xét: vector biểu diễn cho các câu chưa quan tâm đến mối quan hệ ngữ nghĩa giữa các từ mục do đó các từ đồng nghĩa sẽ không được phát hiện, kết quả so sánh độ tương tự giữa hai văn bản chưa có sự chuẩn xác cao.

2.5.2 Độ tương đồng Manhattan

Độ tương đồng Manhattan là phương pháp tính độ tương đồng giữa các vector đặc trưng biểu diễn cho hai văn bản .

Cho hai vector $\overrightarrow{v_a}$ và $\overrightarrow{v_b}$, khoảng cách Manhattan được định nghĩa như sau:

$$man\_dist_{(\overrightarrow{v_a},\overrightarrow{v_b})} = \sum_{i=1}^{n} |w_{ai} - w_{ai}|$$

Mức độ tương đồng giữa hai vector được xác định bằng công thức:

$$man\_sim = 1 - \frac{man_{dist\,(\overrightarrow{v_a},\overrightarrow{v_b})}}{n} = 1 - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |w_{ai} - w_{ai}|$$

2.5.3 Độ tương đồng Euclide

Độ tương đồng Euclide cũng là một phương pháp khá phổ biến để xác định mức độ tương đồng giữa các vector đặc trưng của hai văn bản. Cho hai vector a và b, khoảng cách Euclide được định nghĩa như sau:

$$e\_dist_{(\overrightarrow{v_a},\overrightarrow{v_b})} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(w_{ai} - w_{ai})^2}$$

Mức độ tương đồng giữa hai vector được xác định bằng công thức:

$$e\_sim = 1 - \frac{e\_dist_{(\overrightarrow{v_a},\overrightarrow{v_b})}}{n} = 1 - \frac{1}{n}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(w_{ai} - w_{ai})^2}$$

2.6 Các phương pháp tiền xử lý văn bản

Văn bản trước khi đưa vào mô hình xử lý cần được tiền xử lý. Quá trình này sẽ giúp nâng cao hiệu quả của mô hình và giảm độ phức tạp của thuật toán được cài đặt vì nó có nhiệm vụ làm giảm số từ có trong biểu diễn văn bản. Các bước xử lý văn bản gồm: tách từ, loại bỏ từ có tần số thấp và xác định từ đồng nghĩa [18].

2.6.1 Tách từ

Trong tiếng Việt, dấu cách (space) không được sử dụng như 1 kí hiệu phân tách từ, nó chỉ có ý nghĩa phân tách các âm tiết với nhau. Vì thế, để xử lý tiếng Việt, công đoạn tách từ là 1 trong những bài toán cơ bản và quan trọng bậc nhất. Ví dụ: từ "đất nước" được tạo ra từ 2 âm tiết "đất" và "nước", cả 2 âm tiết này đều có nghĩa riêng khi đứng độc lập, nhưng khi ghép lại sẽ mang một nghĩa khác. Vì đặc điểm này, bài toán tách từ trở thành một bài toán tiền đề cho các ứng dụng xử lý ngôn ngữ tự nhiên khác như phân loại văn bản, so sánh văn bản, tóm tắt văn bản, máy dịch tự động.

Tách từ chính xác hay không là công việc rất quan trọng, nếu không chính xác rất có thể dẫn đến việc ý nghĩa của câu sai, ảnh hưởng đến tính chính xác của chương trình. Bước này có nhiệm vụ xác định các từ có trong văn bản, kết quả của nó là một tập các từ riêng biệt. Các trường hợp đặc biệt như số, dấu ngoặc, dấu chấm câu thường bị loại ra trong khi phân tích vì một mình nó không mang lại ý nghĩa nào cho tài liệu (ngoại trừ một vài trường hợp đặc biệt, ví dụ trong thu thập thông tin về lĩnh vực lịch sử). Tuy nhiên trong một vài trường hợp, chẳng hạn đối với những từ ghép nối (state-of-the-art) không được phép bỏ dấu "-", vì sẽ làm thay đổi nghĩa của từ [22].

Đã có nhiều công trình nghiên cứu xây dựng mô hình tách từ tiếng Việt và đạt được những kết quả chính xác cao như mô hình tách từ bằng WFST (Weighted Finit State Transduce) và mạng Neural đã được sử dụng trong công trình của tác giả Đình Điền (2001). Công cụ tách từ JvnTextPro do nhóm tác giả Nguyễn Cẩm Tú, Khoa Công nghệ - Trường Đại học Quốc gia Hà Nội. Bộ công cụ tách từ vnTokenizer của tác giả Lê Hồng Phương. Nhiều hướng tiếp cập trong bài toán tách từ được đưa ra, trong nhiên cứu của Đỗ Thị Thanh Nga, "Tính toán độ tương tự ngữ nghĩa văn bản dựa vào độ tương tự giữa từ với từ" tác giả đã chỉ ra sơ đồ bài toán tách từ gồm hai hướng đó là dựa trên từ và dựa trên kí tự.

Các hướng tiếp cận dựa trên "từ": ở hướng này mục tiêu tách được các từ hoàn chỉnh trong câu.

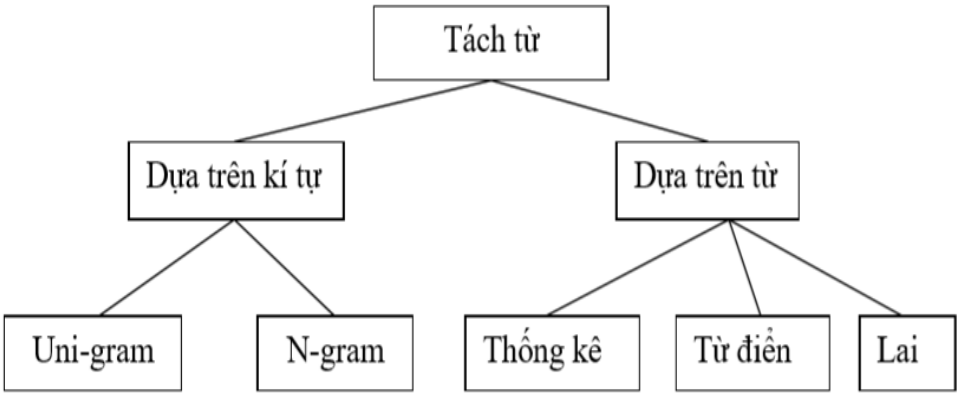
- **Hướng tiếp cận dựa trên thống kê:** Dựa trên các thông tin thống kê như tần số xuất hiện của từ trong tập huấn luyện ban đầu. Hướng tiếp cận này đặc biệt dựa trên tập ngữ liệu huấn luyện. Nhờ vậy, hướng tiếp cận này tỏ ra linh hoạt và hữu dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau.
- **Hướng tiếp cận dựa trên từ điển:** Ý tưởng của hướng tiếp cận này là những cụm từ được tách ra từ văn bản phải được so khớp với các từ trong từ điển. Do đó trong hướng tiếp cận này đòi hỏi từ điển riêng cho từng lĩnh vực quan tâm.

- **Hướng tiếp cận theo Hybrid:** Với mục đích kết hợp các hướng tiếp cận khác nhau để thừa hưởng được các ưu điểm của nhiều kỹ thuật và các hướng tiếp cận khác nhau nhằm nâng cao kết quả. Hướng tiếp cận này thường kết hợp giữa hướng dựa trên thống kê và dựa trên từ điển nhằm tận dụng các mặt mạnh của các phương pháp này. Tuy nhiên hướng tiếp cận Hybrid lại mất nhiều thời gian xử lý, không gian đĩa và đòi hỏi nhiều chi phí.

Các hướng tiếp cận dựa trên ký tự:

- Các hướng tiếp cận dựa trên ký tự (dựa trên "tiếng" trong tiếng Việt) có thể chia làm 2 nhóm nhỏ: uni-gram và n-gram.
- Trong tiếng việt, hình vị nhỏ nhất là "tiếng" được hình thành bởi nhiều ký tự trong bảng chữ cái. Hướng tiếp cận này đơn thuần rút trích ra một số lượng nhất định các tiếng trong văn bản như rút trích từ 1 ký tự (uni-gram) hay nhiều ký tự (ngram). Theo tác giả nghiên cứu thì hướng tiếp cận dựa trên nhiều ký tự có nhiều ưu điểm nổi bật hơn. Nó đơn giản, dễ ứng dụng, ngoài ra còn có thuận lợi là ít tốn chi phí cho thao tác tạo chỉ mục và xử lý nhiều câu truy vấn. Qua nhiều công trình nghiên cứu của các tác giả đã được công bố, hướng tiếp cận tách từ dựa trên nhiều ký tự, cụ thể là cách tách từ hai ký tự được cho là sự lựa chọn thích hợp.

Một số phương pháp tách từ tiếng Việt hiện nay: Phương pháp Maximum Matching: Forward/Backward, Phương pháp Transformation-based Learning (TBL), Mô hình tách từ bằng WFST và mạng Neural



Hình 2–8 Các phương pháp tiếp cận trong tách từ [22].

2.6.2 Loại bỏ hư từ

Từ dừng là những từ xuất hiện nhiều trong ngôn ngữ tự nhiên, tuy nhiên lại không mang nhiều ý nghĩa. Ở tiếng Việt từ dừng là những từ như: "như vậy", "sau đó", "một số", "chỉ", "của" .v.v

Có rất nhiều cách để loại bỏ từ dừng nhưng có 2 cách chính là: dùng từ điển và dựa theo tần suất xuất hiện của từ.

Với phương pháp dùng từ điển cách này đơn giản nhất, chúng ta tiến hành lọc văn bản, loại bỏ những từ xuất hiện trong từ điển StopWords. Đối với phương pháp dựa theo tần suất xuất hiện của từ chúng ta tiến hành đếm số lần xuất hiện của từng từ trong data sau đó sẽ loại bỏ những từ xuất hiện nhiều lần (cũng có thể là ít lần). Khoa học đã chứng minh những từ xuất hiện nhiều nhất thường là những từ không mang nhiều ý nghĩa.

CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN

3.1 Tổng quan phương pháp thực hiện

Bài toán phân loại văn bản là một bài toán rất phổ biến trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên hiện nay, ví dụ bài toán phân loại cảm xúc hay thái độ của người dùng qua bình luận (comment) trên các trang phim, đánh giá về sản phẩm …. Hay như trong ứng dụng chatbot, bài toán phân loại văn bản được sử dụng để phát hiện mục đích của người dùng.

Dựa vào việc phân loại được tự động các bình luận chúng ta có thể đánh giá được chất lượng của một sản phẩm, dịch vụ, xu hướng lên khách hàng, cộng đồng là tích cực hay tiêu cực để có những chiến lược kinh doanh phù hợp. Các công cụ như thế kết hợp với các công cụ thu thập dữ liệu tự động từ nhiều nguồn khác nhau (mạng xã hội, báo điện tử, diễn đàn…) sẽ tạo nên bộ công cụ điều tra thăm dò cực kỳ giá trị.

Có thể hiểu phân loại cảm xúc là quá trình dự đoán và gán văn bản vào một hoặc nhiều cảm xúc trước đó, ở mức độ đơn giản sẽ là ở hai cảm xúc tích cực (positive) và tiêu cực (negative). Phân loại cảm xúc tự động là một lĩnh vực nghiên cứu được quan tâm trong nhiều năm qua do khả năng ứng dụng rộng rãi và hiệu quả sử dụng. Những phương pháp phổ biến được sử dụng để thực hiện việc phân loại như là: Naïve Bayes, k-láng giềng gần nhất (KNN), mạng nơron, máy vectơ hỗ trợ (SVM), các phương pháp này đều sử dụng mô hình không gian vectơ khi biểu diễn văn bản.

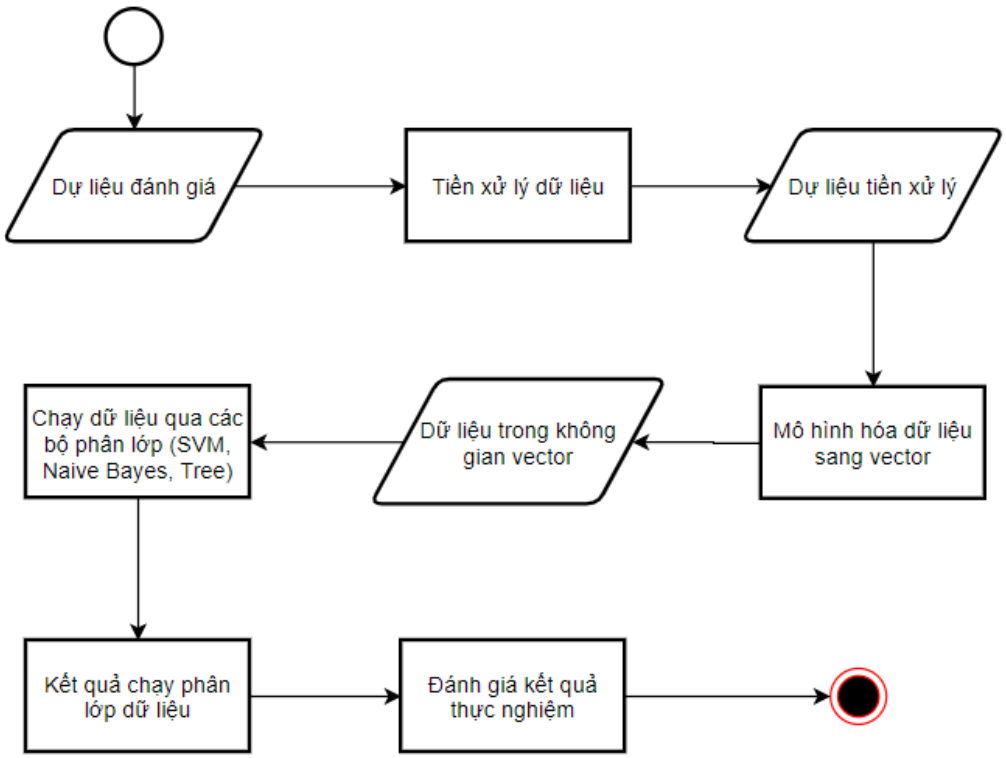
Mô hình không gian vectơ là phương pháp biểu diễn văn bản phổ biến. Trong đó, mỗi từ trong văn bản có thể trở thành đặc trưng (hay chiều của vectơ biểu diễn văn bản). Đây là mô hình biểu diễn văn bản rất phổ biến và được sử dụng rộng rãi.

Bên cạnh đó, trong quá trình công tác tại Trường Đại học Công Nghệ TP. Hồ Chí Minh tác giả nhận thấy việc đánh giá ý kiến khảo sát sinh viên về chất lượng giảng dạy của giảng viên ở mỗi học kỳ vẫn còn đang được thực hiện thủ công bởi con người tốn nhiều thời gian và chi phí. Việc đánh giá ý kiến này là một vấn đề thực

tiễn và có thể áp dụng mô hình phân loại cảm xúc tự động cho những ý kiến đánh giá của sinh viên.

Vì vậy, luận văn này nghiên cứu và trình bày một giải pháp để xây dựng mô hình phân loại ý kiến đánh giá tự động trong môi trường giáo dục, cụ thể là trong môi trường của Trường Đại học Công nghệ TP. Hồ Chí Minh. Luận văn cũng sẽ nghiên cứu và so sánh độ hiệu quả giữa các phương pháp phân loại khác nhau trên cùng một tập dữ liệu để có thể làm nguồn tài liệu tham khảo cho những nghiên cứu có tập dữ liệu tương tự.

Quy trình thực hiện phân lớp dữ liệu ý kiến đánh giá:



Hình 3-1 Quy trình thực hiện phân lớp dữ liệu ý kiến đánh giá.

Dữ liệu chúng tôi sử dụng trong luận văn này được lấy từ nguồn dữ liệu khảo sát ý kiến sinh viên về chất lượng giảng dạy của giảng viên trong học kì I năm học 2016-2017 của Trường Đại học Công Nghệ Tp. Hồ Chí Minh.

Dữ liệu này được thu thập thông qua cổng thông tin trực tuyến của nhà trường và được trích xuất toàn bộ và chưa qua bất kỳ bộ xử lý nào.

Do nguồn dữ liệu này chưa được xử lý nên tập dữ liệu tồn tại những hạn chế nhất định như: chứa nhiều câu quá ngắn, câu sai chính tả, câu sử dụng ngôn ngữ khác Tiếng Việt. Vì vậy trước khi có thể đưa vào áp dụng thực tế trong bài toán của luận văn này đòi hỏi dữ liệu phải được chọn lọc ở mức cơ bản. Trong tập dữ liệu được sử dụng này đã được tôi loại bỏ những dữ liệu:

- Dữ liệu quá ngắn (những ý kiến dưới 5 từ).
- Dữ liệu sai chính tả trên 30% câu.
- Dữ liệu sử dụng các ngôn ngữ khác ngoài Tiếng Anh.
- Dữ liệu trung tính (neutral).

Sau những bước xử lý chọn lọc dữ liệu chúng tôi đã chọn ra được 1.000 câu dữ liệu ý kiến đánh giá để sử dụng trong luận văn này. Toàn bộ dữ liệu này sau đó sẽ được gán nhãn thủ công thành hai nhãn tích cực (positive) và tiêu cực (negative) dựa vào đánh giá nội dung của ý kiến.

3.2 Quy trình thực hiện

3.3.1 Tiền xử lý văn bản

Tiền xử lý văn bản được xem là một bước không thể thiếu trong việc xây dựng một bộ phân lớp nhằm cải thiện độ chính xác phân lớp. Vì văn bản vốn được thu thập liệt kê mà không có cấu trúc nếu giữ nguyên sẽ rất khó khăn trong xử lý. Đặc biệt là các loại văn bản được thu thập từ các nguồn website sẽ lẫn chứa các HTML code, code đây gọi là nhiễu dữ liệu và xử lý làm sạch dữ liệu.

Về cơ bản tiền xử lý văn bản sẽ bao gồm các bước:

- Làm sạch văn bản.
- Tách từ.
- Chuẩn hóa từ.
- Loại bỏ stopwords.

- Tạo vector cho từ.

Tùy thuộc vào tính chất tập dữ liệu mà các bước trên có thể bị lượt bỏ để rút ngắn thời gian xử lý.

Làm sạch văn bản: mục đích bước này là loại bỏ nhiễu trong dữ liệu. Đa phần dữ liệu nhiễu là dữ liệu chứa các thẻ HTML và JavaScript. Ví dụ câu "Lập trình NLP" sau khi làm sạch sẽ thu được câu "Lập trình NLP".

Tách từ: trong Tiếng Việt dấu cách (space) chỉ mang ý nghĩa phân cách âm tiết với nhau, vì vậy để xử lý trong Tiếng Việt công đoán tách từ (word segmentation) là một trong những bài toán quan trọng. Ví dụ trong câu "Giảng viên dạy tốt" nếu tách thành 4 từ độc lập thì từ "Giảng" và "viên" sẽ mang ý nghĩa riêng biệt nhau so với khi chúng đứng cùng nhau trong từ "Giảng viên".

Chuẩn hóa từ: mục đích đưa các văn bản không đồng nhất về cùng một dạng. Ví dụ ta sẽ chuẩn hóa các từ viết tắt như "k", "ko", "k0" về đúng chuẩn là "không".

Loại bỏ hư từ (stopwords): là loại bỏ những từ xuất hiện nhiều trong ngôn ngữ tự nhiên, tuy nhiên lại không mang nhiều ý nghĩa. Trong Tiếng Việt, hư từ là những từ như: để, là, này, kia,.v.v.

Trong luận văn này tôi đã sử dụng bộ thư viện pyvi được xây dựng và phát triển bởi tác giả Trần Trung Việt, đây là bộ thư viện mã nguồn mở trong python. Bộ thư viện này được sử dụng rất rộng rãi và có độ hiệu quả cao trong việc tiền xử lý văn bản.

Sau khi thực hiện đầy đủ quy trình tiền xử lý tôi chia dữ liệu theo tỷ lệ 90:10 để sử dụng làm dữ liệu training và test.

3.3.2 Biểu diễn văn bản

Sau khi tiền xử lý văn bản tôi sẽ biểu diễn văn bản trong mô hình không gian vector trước khi đưa vào bộ phân lớp và chạy thực nghiệm. Tôi sẽ sử dụng hai mô hình phổ biến là Word2vec cho việc tạo Pretrained word embedding và Sentence2vec cho việc biểu diễn các dữ liệu ý kiến đánh giá của sinh viên.

3.3.2.1 Xây dựng model pretraind word embedding

Để tiến hành tạo một model pretrained word embedding luận văn sẽ sử dụng thư viện gensim trong Python. Model sẽ biểu diễn các văn bản ở dạng Word2vec trong không gian vector. Nguồn dữ liệu này sử dụng cho việc tạo model được lấy từ bài tổng hợp "A Large-scale Vietnamese News Text Classification Corpus" [29]. Chi tiết thành phần dữ liệu sử dụng được trình bày qua bảng bên dưới.

Topic	**Topic ID**	**#files**
Âm nhạc	AN	900
Ẩm thực	AT	265
Bất động sản	BDS	246
Bóng đá	BD	1857
Chứng khoáng	CK	382
Cúm gà	CG	510
Cuộc sống đó đây	CSDD	729
Du học	DH	682
Du lịch	DL	582
Đường vào WTO	DVW	208
Gia đình	GD	213
Giải trí tin học	GTTH	825
Giáo dục	GDu	821
Giới tính	GT	343
Hacker & virus	HV	355
Hình sự	HS	155
Không gian sống	KGS	134
Kinh doanh quốc tế	KDQT	571
Làm đẹp	LD	776
Lối sống	LS	223
Mua sắm	MS	187
Mỹ thuật	MT	193
Sân khấu điện ảnh	SKDA	1117
Sản phạm tin học	SPTHM	770
Tennis	T	588
Thế giới trẻ	TGT	331
Thời trang	TT	412
Tổng cổng		14375

Bảng 3. 1 Danh sách dữ liệu pretrained word embedding.

Công việc training model word2vec của thư viện gensim được thực thi với các thông số kỷ thuật sau:

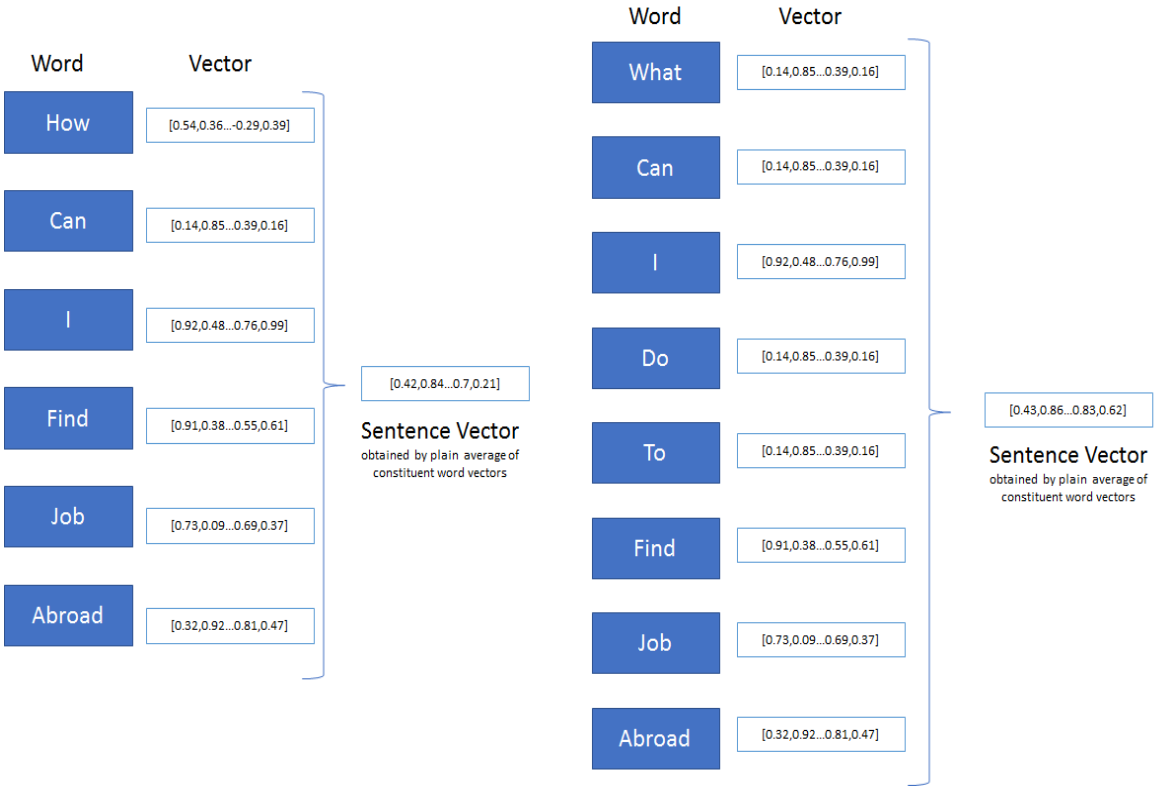
- Mô hình: Skip-gram (sg=1).
- Số chiều vector: 200.
- Độ trượt từ: 5 (window).
- Độ dài tối thiểu: 5 (min count).
- Số lần lặp: 10 (inter).

Sau khi xây dựng được mô hình pretrained word embedding tôi sẽ lưu tạm mô hình này vào một tệp model. Model này sẽ được dùng làm cơ sở ánh xạ dữ liệu đánh giá thành mô hình sentence2vec ở bước tiếp theo.

3.3.2.2 Biểu diễn văn bản sang mô hình sentence2vec

Khi đã có được model word embedding word2vec kết hợp với những dữ liệu ý kiến đánh giá đã được chọn làm dữ liệu test, tôi sẽ thực hiện việc ánh xạ từng câu ý kiến đánh giá thành các vector (sentence2vec) thông qua bộ word embedding.

Việc mô hình hóa các câu dữ liệu sang không gian vector được thực hiện theo cách đơn giản nhất là tính trung bình trọng số vector của các từ trong câu dựa theo nghiên cứu của nhóm tác giả Sanjeev Arora, Yingyu Liang, Tengyu Ma tại [23].



Hình 3-2 Mô hình xây dựng sentence2vec cho câu [23].

Phương pháp sentence2vec này thực hiện rất đơn giản tuy nhiên những tồn tại những hạn chế nhất định như:

- Nó bỏ qua thứ tự của các từ trong câu.
- Nó hoàn toàn bỏ qua ngữ nghĩa, ngữ cảnh của câu.
- Số chiều của vector còn lớn ảnh hưởng quá trình huấn luyện

Ví dụ như 2 câu sau có cùng thành phần nhưng mang hai ý nghĩa hoàn toàn trái ngược:

- Vì quá yêu bạn gái, chàng trai quyết định từ bỏ game.
- Vì quá yêu game, chàng trai quyết định từ bỏ bạn gái.

3.3.3 Phân lớp cảm xúc

Phân lớp cảm xúc là bước quan trọng trong bài toán dự đoán cảm xúc đã đặt ra vì vậy để dữ liệu mang tính ngẫu nhiên và khách quan tôi sẽ dùng một kỷ thuật để xốc

dữ liệu lên một cách ngẫu nhiên cụ thể ở đây tôi sẽ dùng thư viện KFold trong Python để thực hiện xốc dữ liệu ở mỗi lần chạy thực nghiệm.

Dữ liệu sau khi được xốc ngẫu nhiên sẽ được chia nhỏ thành 10 phần bằng nhau 100 dữ liệu/phần và lấy ngẫu nhiên theo tỷ lệ 9/1, 9 phần sẽ được dùng để làm dữ liệu huấn luyện và 1 phần dùng làm dữ liệu test. Việc xốc dữ liệu và lấy ngẫu nhiên dữ liệu từ các phần chia nhỏ sẽ đảm bảo dữ liệu đưa vào các bộ phân lớp mang tính khách quan trong việc đánh giá.

Bước tiếp theo từ những dữ liệu huấn luyện đã được chọn ra, tôi sẽ lần lượt mô hình hóa các dữ liệu này sang mô hình sentence2vec kèm theo nhãn dán đã gán ở bước tiền xử lý. Như vậy sau bước này ta sẽ có được tập dữ liệu gồm các vector tương ứng với câu kèm theo nhãn gán để sử dụng huấn luyện trong các bộ phân lớp.

$$\begin{Bmatrix} s_{1,} l_1 \\ s_2, l_2 \\ \dots \\ s_i, l_j \end{Bmatrix}$$

trong đó s_i là 1 vector tương ứng của 1 ý kiến đánh giá, l_i là nhãn tương ứng của vector s_i.

Bộ dữ liệu vector kèm theo nhãn dán sẽ được đưa vào huấn luyện trong các bộ phân lớp, luận văn sẽ sử dụng nhiều bộ phân lớp khác nhau để có thể so sánh độ hiệu quả giữa các phương pháp trên cùng tập dữ liệu ý kiến đánh giá này.

Mô hình phân lớp được sử dụng trong luận văn là:

- Mô hình phân lớp Support Vector Machine (SVM).
- Mô hình phân lớp Naïve Bayes.
- Mô hình phân lớp cây quyết định.

Về kỷ thuật trong luận văn này để triển khai các bộ phân lớp tôi sử dụng một thư viện khá phổ viện trong Python là Sklearn, thư viện này hỗ trợ thực thi nhiều phương pháp phân lớp khác nhau phù hợp với quy mô và yêu cầu luận văn. Chi tiết quá trình quá trình phân lớp sẽ được mô tả ở phần thực nghiệm.

CHƯƠNG 4: THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

4.1 Môi trường và dữ liệu thực nghiệm

4.1.1 Môi trường thực nghiệm

Các thuật toán và mô hình được xây dựng dựa trên ngôn ngữ Python phiên bản 3.7.6 và môi trường Windows 10 Profressional 64 bit, Intel Pentium Gold G5400 CPU 3.70GHz, RAM 16GB và bộ nhớ 500GB.

4.1.2 Công cụ sử dụng

Trong luận văn này tôi xây dựng các thuật toán và mô hình thực nghiệm chỉ trên duy nhất một công cụ là Visual Studio Code với phiên bản 1.45.1 được xây dựng và phát triển bởi Microsoft.

Visual Studio Code là sản phẩm của Microsoft, ra mắt vào tháng 4 năm 2015 ở hội nghị Build. Đặc điểm nổi bật là đơn giản, gọn nhẹ, dễ dàng cài đặt. Visual Studio Code có thể cài đặt được trên cả Windows, Linux và Mac OS và hỗ trợ nhiều ngôn ngữ.

Để thực thi các lệnh khi lập trình ngôn ngữ python tôi sử dụng công cụ Terminal được hỗ trợ sẵn trong chương trình Visual Studio Code.

4.1.3 Dữ liệu thực nghiệm

Dữ liệu thực nghiệm trong luận văn này là tổng hợp các ý kiến đánh giá chất lượng giảng viên trong học kì I năm học 2016-2017 của Trường Đại học Công Nghệ TP. Hồ Chí Minh. Tập dữ liệu trích xuất gồm 1.000 dữ liệu trong đó bao gồm 500 dữ liệu thể hiện ý kiến tích cực (positive) và 500 dữ liệu tiêu cực (negative). Trong quá trình thực nghiệm dữ liệu sẽ được dùng phương pháp đánh giá chéo K-fold chia dữ liệu theo tỷ lệ 9 phần huấn luyện và 1 phần kiểm thử.

4.2 Phương pháp đánh giá

Một hệ thống phân lớp hay dự đoán cảm xúc sẽ được đánh giá độ hiệu quả qua các tiêu chí sau:

- Độ chính xác (precision)

- Độ bao phủ (recall)
- F1

Để có thể dễ dàng tính toán được các thông số này người ta đã sử dụng một ma trận confustion matrix gồm 4 chỉ số: TP, TN, FP, FN.

Giả sử bộ phân lớp được sử dụng dự đoán dữ liệu thuộc về 2 lớp a và b khi đó các giá trị TP, TN, FP, FN sẽ được hiểu như sau:

- TP (True Positive): Số lượng dự đoán chính xác lớp a.
- TN (True Negative): Số lương dự đoán chính xác lớp b.
- FP (False Positive): Số lượng các dự đoán sai lệch lớp a. Là khi mô hình dự đoán lớp a nhưng thật sự dữ liệu thuộc về lớp b.
- FN (False Negative**)**: Số lượng các dự đoán sai lệch trong lớp b. Là khi mô hình dự đoán lớp b nhưng thật sự dữ liệu thuộc về lớp a.

	Predicted as Positive	Predicted as Negative
Actual: Positive	TP	FP
Actual: Negative	FN	TN

Bảng 4.1 Mô hình confusion matrix.

Độ chính xác là tỉ lệ dữ đoán cảm xúc chính xác trên toàn tập dữ liệu đầu vào được tính theo công thức như sau:

$$\text{Độ } chính\ xác = \frac{Số\ dự\ đoán\ positive\ đúng}{Tổng\ số\ đã\ dự\ đoán\ là\ positive}$$

hay

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Độ bao phủ là tỉ lệ số dự đoán đúng cảm xúc khi sử dụng bộ phân lớp được tính theo công thức sau:

$$\text{Độ } bao\ phủ = \frac{Số\ dự\ đoán\ positive\ đúng}{Tổng\ số\ \ positive\ trong\ thực\ tế}$$

hay

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1 là giá trị trung hòa giữa 2 giá trị độ chính xác và độ bao phủ. Chúng ta cần tính F1 bởi vì nếu chỉ căn cứ vào giá trị độ chính xác và độ bao phủ, ta không thể so sánh và đánh giá các bộ phân lớp với nhau trong trường hợp bộ phân lớp này có độ chính xác cao, độ bao phủ thấp trong khi bộ phân lớp còn lại có độ chính xác thấp nhưng độ bao phủ cao. F1 được tính như sau:

$$F_1 = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision}$$

Xét ví dụ yêu cầu dự đoán cảm xúc cho tập dữ liệu gồm 15 câu ý kiến tích cực và 5 câu ý kiến tiêu cực. Bộ phân lớp giả sử nhận dạng được 10 câu mang ý kiến tích cực và 20 câu mang ý kiến tiêu cực. Trong số 10 câu được nhận dạng thì có 8 câu đúng là ý kiến tích cực và 2 câu là dự đoán sai thì ta sẽ có:

Độ chính xác = 8/10 = 80%

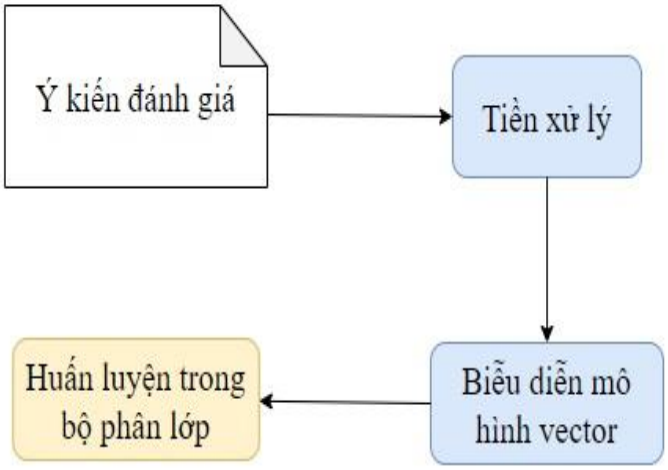
Độ bao phủ = 8/15 = 53,33%

F1 = $\frac{2(0,8*0.53)}{(0,8+0.53)}$ = 63,76%

4.3 Xây dựng bộ phân lớp cảm xúc

Bộ phân lớp cảm xúc sẽ chia nhỏ thành hai giai đoạn bao gồm: giai đoạn huấn luyện mô hình (training), giai đoạn kiểm tra mô hình (test)

Giai đoạn huấn luyện mô hình (training) sẽ được xây dựng như mô hình bên dưới.



Hình 4-1 Mô hình training trong bộ phân lớp cảm xúc.

Giai đoạn gồm các bước :

- Bước 1: Tiền xử lý ý kiến đánh giá bằng bộ công cụ do tôi xây dựng dựa trên các thư viện **pyvi** và **underthesea** trong python. Ý kiến sau xử lý sẽ được tách từ, loại bỏ từ dừng, chuẩn hóa từ.

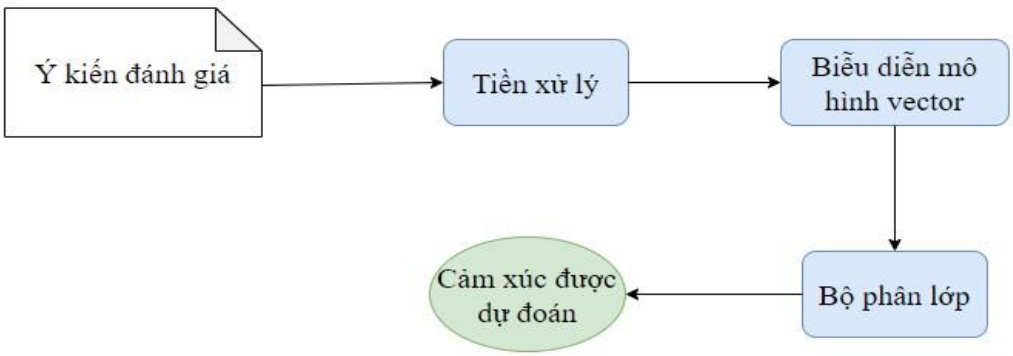
giảng_viên dạy dễ hiểu trừ điểm khá gắt nghỉ một buổi trừ điểm trong khi phải học buổi	tieu_cuc
thầy gắt quá cho tập_thể_lực xong là không học nổi nữa	tieu_cuc
thầy_nói_chuyện khó nghe giảng bài không hiểu	tieu_cuc
dạy toàn lên đứng nói một_mình không quan_tâm sinh_viên bắt sinh_viên làm theo như_khỉ	tieu_cuc
thấy rất nhiệt_tình và vui_tính	tich_cuc
cô có_thể điểm_danh thư_thả thời_gian cho sinh_viên cũng vì nhiều lí_do khác nhau mà nhiều sinh_viên không_thể đến đúng	tieu_cuc
sắp_xếp lịch bù khá nhiều nhờ giảng_viên khác dạy thế	tieu_cuc
thuyết_trình là chủ_yếu ít tổng_kết nội_dung từ bài không lắng_nghe học_sinh	tieu_cuc

bản_thân em vẫn chưa thích cách tiếp_cận sinh_viên để dạy của thầy lắm	tieu_cuc
giảng_viên không có khả_năng giảng_dạy	tieu_cuc
thầy_vui_vẻ nhưng chưa nhiệt_tình lắm thầy hay chơi game cờ_tướng trong giờ dạy	tieu_cuc
thầy dạy lang mang không nhiệt_tình trong giảng_dạy	tieu_cuc
thầy đánh_giá điểm chưa được khách_quan	tieu_cuc
không cần_thiết và tốn thời_gian tiền_bạc	tieu_cuc
phương_pháp thầy dạy không thích_hợp với tụi em bài_giảng trở_nên nhàm_chán	tieu_cuc

Bảng 4. 2 Bảng dữ liệu sau khi được tiền xử lý.

- Bước 2: Biểu diễn ý kiến sang mô hình vector cụ thể là sentence2vec. Để có thể ánh xạ một ý kiến sang mô hình sentence2vec ta sử dụng một pretrained word embedding ở dạng word2vec và tính trung bình vector các từ trong một ý kiến để thu được một sentence2vec.
- Bước 3: Đưa vector của các ý kiến với các nhãn dán đã xác định tiến hành huấn luyện trong bộ phân lớp đã chọn. Ở đây tôi sử dụng 3 bộ phân lớp phổ biến là SVM , Naïve Bayes và cây quyết định.

Giai đoạn kiểm tra mô hình (test) sẽ được xây dựng như mô hình bên dưới



Hình 4-2 Mô hình test trong bộ phân lớp cảm xúc.

Giai đoạn chạy kiểm tra bộ phân lớp gồm các bước :

- Bước 1: Tiền xử lý ý kiến đánh giá, bước này tương tự bước 1 ở giai đoạn training.
- Bước 2: Biểu diễn ý kiến sang mô hình vector cụ thể là sentence2vec, bước này tương tự bước 2 ở giai đoạn training.
- Bước 3: Đưa vector của các ý kiến chưa nhãn dán đã chạy qua bộ phân lớp đã huấn luyện ở giai đoạn training. Bộ phân lớp sẽ tính toán và trả về kết quả dự đoán cảm xúc của ý kiến.

4.4 Kết quả thực nghiệm

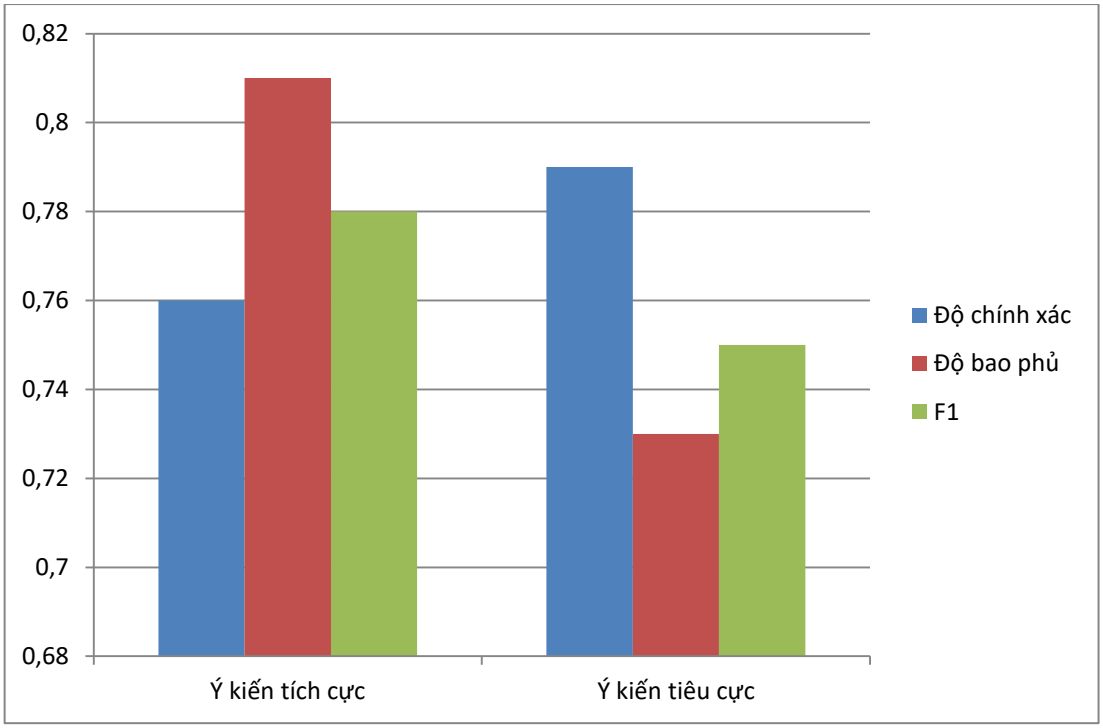
Để thử nghiệm phân lớp cảm xúc, luận văn đánh giá theo phương pháp 10-fold cross-validation. Kết quả thử nghiệm luận văn lấy giá trị trung bình của mỗi lần chạy.

Thuật toán phân lớp cảm xúc mà luận văn sử dụng trong thử nghiệm là Naïve Bayes, SVM, và cây quyết định (Tree).

Lần chạy	Thuật toán	Phân lớp tích cực			Phân lớp tiêu cực			Độ chính xác	Độ bao phủ	F1
		Độ chính xác	Độ bao phủ	F1	Độ chính xác	Độ bao phủ	F1			
1	SVM	0.66	**0.89**	0.75	**0.87**	0.62	0.72	0.76	0.75	0.74
2	SVM	0.77	0.76	0.76	0.77	0.78	0.78	0.77	0.77	0.77
3	SVM	**0.82**	0.77	0.8	0.76	**0.81**	0.78	0.79	0.79	0.79
4	SVM	0.71	0.83	0.76	0.82	0.7	0.76	0.77	0.76	0.76
5	SVM	0.8	0.77	0.78	0.72	0.75	0.73	0.76	0.76	0.76
6	SVM	0.78	0.82	0.8	0.8	0.76	0.78	0.79	0.79	0.79
7	SVM	0.75	0.87	0.8	0.87	0.74	**0.8**	**0.81**	**0.8**	**0.8**
8	SVM	0.73	0.73	0.73	0.71	0.71	0.71	0.72	0.72	0.72
9	SVM	0.77	0.86	**0.81**	0.77	0.64	0.70	0.77	0.75	0.77
10	SVM	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76

Trung bình	0.76	0.81	0.78	0.79	0.73	0.75	0.77	0.77	0.77

Bảng 4.3 Thực nghiệm phân lớp cảm xúc với kỷ thuật 10-fold.



Hình 4-3 Kết quả thực nghiệm phân lớp cảm xúc.

Từ kết quả bảng 4.2 ta thấy được trong một lần chạy thực nghiệm với phương pháp 10-fold cho thấy bộ phân lớp cảm xúc cho kết quả rất tốt. Cụ thể độ chính xác (precision) phân lớp cảm xúc cao nhất lên đến **81%** và thấp nhất cũng ở mức **72%** mức chênh lệch **9%** là chấp nhận được. Xét về độ bao phủ (recall) các giá trị cũng xấp xỉ với độ chính xác điều này cho thấy bộ phân lớp tương đối ổn định khi đánh giá dựa trên 2 tiêu chứ trên, kết quả F1 theo từng loại cảm xúc cũng gần như là xấp xỉ nhau. Về tổng thể trong 1 lần chạy thực nghiệm bộ phân lớp cảm xúc đạt, kết quả thu được thông số kỹ thuật về độ chính xác, độ bao phủ, F1 là như nhau **77%**.

Ở hình 4.5 thể hiện độ hiệu quả của bộ phân lớp với cụ thể từng lớp như thể nào. Ví dụ ở việc tỷ lệ dự đoán chính xác ý kiến tiêu cực là cao hơn tỷ lệ dự đoán chính xác ý kiến tiêu cực **79%** so với **76%**, về độ bao phủ thì độ chính xác trong các dự đoán ý kiến tích cực cao hơn độ chính xác trong các dự đoán tiêu cực **81%** so với **73%.**

Lần chạy	Thuật toán	P	R	F1
1	SVM	0.77	0.77	0.77
2	SVM	0.77	0.77	0.77
3	SVM	0.77	0.77	0.77
4	SVM	0.77	0.77	0.76
5	SVM	0.77	0.77	0.77

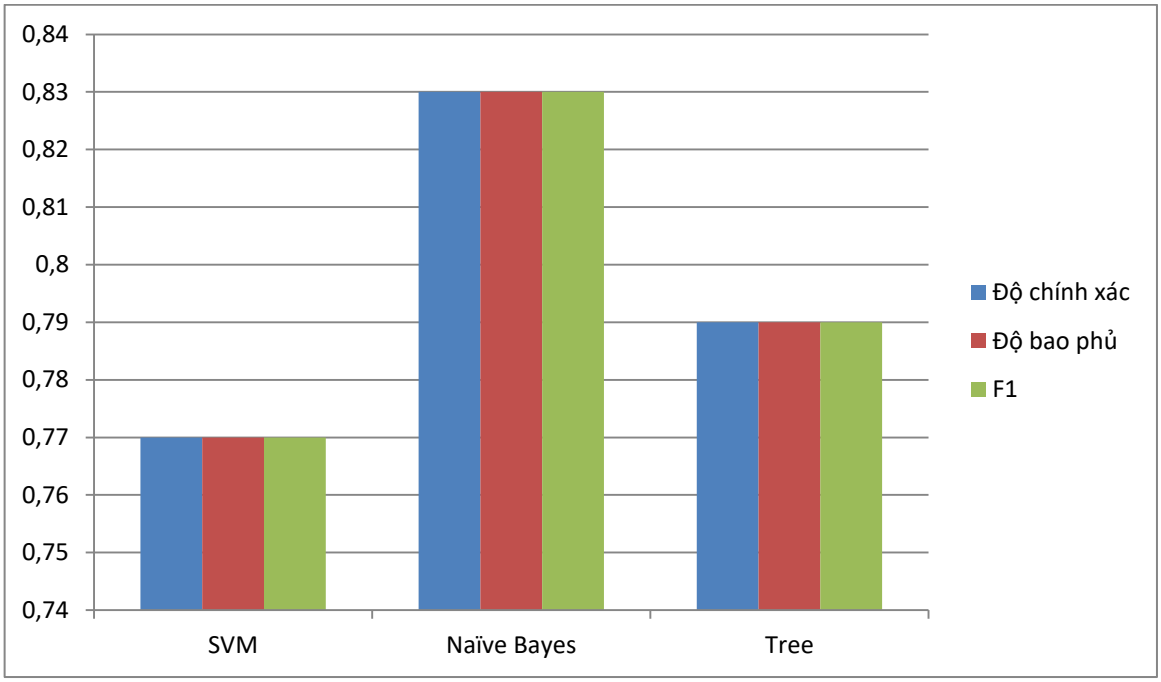
Bảng 4.4 Thực nghiệm phân lớp cảm xúc SVM trong 5 lần thực nghiệm.

Bảng kết quả 4.3 cho thấy bộ phân lớp cảm xúc được xây dựng mang lại độ ổn định rất cao, các thông số về độ chính xác, độ bao phủ, F1 gần như là không chênh lệch ở mức **77%**.

Tiếp tục thực nghiệm phân lớp cảm xúc bằng các phương pháp phân lớp khác để so sánh độ hiệu quả. Mỗi phương pháp sẽ được chạy thực nghiệm 5 lần để ghi nhận kết quả trung bình của mỗi phương pháp.

Phương pháp	Độ chính xác	Độ bao phủ	F1
SVM	0.77	0.77	0.77
Naïve Bayes	0.83	0.83	0.83
Decision Tree	0.79	0.79	0.79

Bảng 4.5 So sánh độ hiệu quả giữa các phương pháp phân lớp.



Hình 4-4 So sánh các phương pháp phân lớp.

Có thể thấy ở hình 4.5 độ chính xác khi sử dụng phương pháp phân lớp Naïve Bayes là cao nhất lên đến **83%** tiếp đến là bộ phân lớp cây quyết định (Tree) với **79%** và cuối cùng là SVM với **77%.** Chênh lệch giữa các phương pháp là không nhiều tuy nhiên nhìn vào kết quả này ta càng có thêm cơ sở để củng cố rằng với những tập dữ liệu vừa và nhỏ thì phương pháp phân lớp Naïve Bayes sẽ cho độ hiệu quả cao hơn so với các phương pháp khác.

4.5 Đánh giá kết quả

Sau khi đã hoàn thành quá trình chạy thực nghiệm tổng thể, luận văn đã xây dựng được một bộ phân lớp ý kiến đánh giá với độ chính xác lên tới **83%.** Đây là một kết quả khả quan và có thể áp dụng mô hình này cho các ứng dụng liên quan ở lĩnh vực giáo dục. Bên cạnh đó luận văn còn thực hiện phép so sánh giữa một số phương pháp phân lớp để thấy độ hiệu quả của từng phương pháp trên cùng tập dữ liệu từ đó làm cơ sở lý thuyết tham khảo cho các nghiên cứu liên quan.

Tuy bộ phân lớp đã đạt độ chính xác lên đến 83% nhưng từ những lý thuyết và tài liệu đã tham khảo thì có thể kết luận bộ phân lớp này vẫn có thể cải thiện và cho độ chính xác cao hơn nữa bởi các nguyên nhân sau:

- Tập dữ liệu huấn luyện còn hạn chế.
- Phương pháp biểu diễn văn bản thành vector chưa hiệu quả cao nhất.

CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

5.1 Kết luận

Dựa vào những mục tiêu đã đặt ra luận văn xây dựng và phát triển thu được những kết quả cụ thể sau:

- Tìm hiểu và trình bày tổng quan những cơ sở lý thuyết và các nghiên cứu liên quan trong lĩnh vực phân lớp cảm xúc cũng như là xử lý ngôn ngữ tự nhiên.
- Xây dựng và phát triển thành công mô hình lớp cảm xúc từ những ý kiến đánh giá của sinh viên về chất lượng giảng dạy với độ chính xác cao và hiệu quả có thể sử dụng để xây dựng các ứng dụng phân tích ý kiến trong lĩnh vực giáo dục. Độ chính xác của mô hình lên đến **83%** với phương pháp phân lớp Naïve Bayes**.**
- So sánh độ hiệu quả giữa các phương pháp phân lớp với nhau trên cùng tập dữ liệu làm nguồn tài liệu tham khảo cho các nghiên cứu liên quan.

Tuy vậy luận văn vẫn còn những hạn chế chưa được giải quyết như:

- Chưa phân loại được các ý kiến mang ý kiến trung tính.
- Mô hình vẫn phụ thuộc vào việc lọc và gán nhãn dữ liệu thủ công.
- Việc biểu diễn văn bản thành vector chưa xét đến ngữ nghĩa trong câu.

5.2 Hướng phát triển

Mặc dù luận văn đã xây dựng và phát triển thành công mô hình phân lớp cảm xúc với độ chính xác cao nhưng tôi nhận thấy mô hình vẫn còn một số khía cạnh có thể tiếp tục nghiên cứu và phát triển thêm nữa để cải thiện về độ chính xác cũng như hiệu quả phân lớp. Vì lẽ đó trong tương lai tôi sẽ tiếp tục mở rộng nghiên cứu các lý thuyết được đề cập trong luận văn và tìm hiểu thêm các kỷ thuật mới hiện nay để ứng dụng vào mô hình phân lớp này.

Một số đề xuất cụ thể của tôi có thể giúp cải thiện độ chính xác phân lớp như:

- Tăng số lượng dữ liệu huấn luyện.

- Cải tiến phương pháp biểu diễn văn bản thành vector, cũng như giảm chiều vector.
- Thử nghiệm các phương pháp phân lớp mới.

Ngoài những cải tiến để xuất luận văn có thể mở rộng và phát triển ở các hướng sau:

- Tăng số lớp dự đoán cảm xúc lên, tự động nhận diện các ý kiến không mang cảm xúc.
- Kết hợp nhiều phương pháp phân lớp khác nhau để nâng cao độ chính xác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] B. Jindal & B. Liu, "*Mining Comparative Sentences and Relations"*, Proceedings of American Association for Artificial Intelligence, 1331-1336, 2006.

[2] M. Hu & B. Liu, "*Mining and summarizing customer reviews"*, Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 168-177, 2004.

[3] B. Liu , "*Sentiment analysis and subjectivity"*, Handbook of Natural Language Processing, 2010.

[4] J. Parrott & A. Bourne & R. Akien & J. Irvine, "*Self-Optimizing Continuous Reactions in Supercritical Carbon Dioxide"*, Angewandte Chemie International Edition, 50 (16), 3788-3792, 2010.

[5] B. Liu, "*Sentiment Analysis and Opinion Mining"*, Morgan & Claypool Publisher, 2012.

[6] B. Pang & L. Lee & S. Vaithyanathan, "*Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques"*, Proceedings of the 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2002), 79-86, 2002.

[7] D. Turney, "*Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews"*, Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics, 417-424, 2002.

[8] G. Qiu & B. Liu & J. Bu & C. Chen, "*Opinion word expansion and target extraction through double Propagation"*, Journal Computational Linguistics, 37 (1), 9-27, 2011.

[9] X. Ding & B. Liu & S. Yu, "*A holistic lexicon approach to opinion mining",* Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining, 231-240, 2008.

[10] H. Tang & S. Tan and X. Cheng, "*A survey on sentiment detection of reviews"*, Expert Systems with Applications, 36 (7), 10760-10773, 2009.

[11] Stanford University (2019). "*Text Classification and Naïve Bayes"* [online], viewed 12 March 2019, from:< "https://web.stanford.edu/class/cs124/lec/naivebayes.pdf ">.

[12] V.N. Vapnik, *"The Nature of Statistical Learning Theory", Springer*, New York, 1995.

[13] Y. Gao, S. Sun , "*An Empirical Evaluation of Linear and Nonlinear Kernels for Text Classification Using Support Vector Machines*," Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 4, 1502-1505, 2010.

[14] T. Larose, "*Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining"*, Wiley-Interscience, United States, 2005.

[15] A. Ratnaparkhi, *"A Simple Introduction to Maximum Entropy Models for Natural Language Processing"*, IRCS Technical Reports Series, 1997.

[16] E. Riloff & J. Wiebe, "*Learning Extraction Patterns for Subjective Expressions",* Proceedings of the 2003 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 105-112, 2003.

[17] D. Thai & L. Cuong & N. Huong & H. Nam, "*Automatically Learning Patterns in Subjectivity Classification for Vietnamese",* Knowledge and Systems Engineering, 326, 629-640, 2015.

[18] N. Anh, *"Nghiên cứu kỹ thuật đánh giá độ tương đồng văn bản ứng dụng so sánh văn bản tiếng Việt"*, Đại học Hàng Hải, 2016.

[19] J. Sowa, *"Conceptual Graphs For Representing Conceptual Structures"*, P.Hitzler & H. Schurfe, eds., Conceptual Structures in Practice, Chapman & Hall-CRC Press, 3, 102-136, 2009.

[20] N. Quy, *"Nghiên cứu các phương pháp chuẩn hóa chữ viết tắt trong văn bản tiếng Việt"*, Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng, 2017

[21] T. Mikolov & G.s Corrado & K. Chen & J. Dean , *"Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space"*, In Proceedings of the 1stInternational Conference on Learning, 1-12, 2013.

[22] C. Angermueller & T. Pärnamaa & L. Parts & O. Stegle, *"Deep Learning for Computational Biology"*, Molecular systems biology, 12, 878, 2016.

[23] Sanjeev Arora, Yingyu Liang, Tengyu Ma, *"A Simple but Tough-to-Beat Baseline for Sentence Embeddings"*, Paper presented at International Conference on Learning Representations, 2017.

[24] Scikit-learn developers, *"Support Vector Machines"* [online], viewed 12 March 2019, from:< "https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html">

[25] J.D.M. Rennie, *"Improving Multi-class Text Classification with Naive Bayes"*, Massachusetts Institute of Technology, 2001.

[26] A. Berger, "*Error-correcting output coding for text classification"*, In Proceedings of the IJCAI-99 workshop on machine learning for information filtering (IJCAI99-MLIF), 1999.

[27] B.V Dasarathy, "*Nearest Neighbor(NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques"*, IEEE Computer Society Press, 1991.

[28] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado and J. Dean, "*Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space"*, In Proceedings of Workshop at ICLR, 2013.

[29] V. Hoang, D. Dien, N. Nguyen, N. Hung, "*A Comparative Study on Vietnamese Text Classification Methods"*, In Proceedings of IEEE International Conference on Research, Innovation and Vision for the Future, 2007.

[30] H. Tuan, "*Khai thác ý kiến chủ quan người dùng*", Đại học Khoa học Tự Nhiên, 2011.

[31] N. Hanh, "*Phân tích ý kiến chủ quan của người dùng từ dữ liệu web*", Học viên Công nghệ Bưu chính Viễn Thông, 2013.

[32] N. Minh, "*Khai phá dữ liệu từ các mạng xã hội để khảo sát ý kiến của khách hang đối với một sản phẩm thương mại điện tử*", Đại học Đà Nẵng, 2013.

[33] P. Doan, "*Khai phá dữ liệu từ các mạng xã hội để khảo sát ý kiến đánh giá các địa điểm du lịch tại Đà Nẵng*", Đại học Đà Nẵng, 2013.

[34] N. Altrabsheh, MM. Gaber, M. Cocea, *"SA-E: sentiment analysis for education",* In International conference on intelligent decision technologies, 353-362, 2013.

[35] F. Dolianiti & D. Iakovakis & S.B Dias & S. Hadjileontiadou & J.A. Diniz & L. Hadjileontiadis, "*Sentiment Analysis Techniques and Applications in Education: A Survey*", Proceedings of Technology and Innovation in Learning, Teaching and Education, 412-427, 2019.

[36] G. Siemens & P. Long, *"Penetrating the fog: analytics in learning and education",* Educause Rev, 30–32, 2011.