BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

**A blue and white sign with red text

Description automatically generated**

**BÁO CÁO ĐỀ TÀI**

**XÂY DỰNG MÔ HÌNH**

**DỰ ĐOÁN CẢM XÚC CỦA HỌC SINH**

Lớp học phần: **COMP1318**

Thuộc nhóm ngành khoa học: **Khoa học máy tính**

*Thành phố Hồ Chí Minh, tháng 4 năm 2024*

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

**A blue and white sign with red text

Description automatically generated**

**BÁO CÁO ĐỀ TÀI**

**XÂY DỰNG MÔ HÌNH**

**DỰ ĐOÁN CẢM XÚC CỦA HỌC SINH**

Lớp học phần: **COMP1318**

Thuộc nhóm ngành khoa học: **Khoa học máy tính**

Nhóm SV thực hiện:

1. Mai Lê Hương MSSV: 47.01.104.097
2. Cao Đức Trung MSSV: 47.01.104.222
3. Trần Lê Chí Hải MSSV: 47.01.104.084
4. Phan Lương Thùy Dương MSSV: 47.01.104.074

Lớp, khoa: 47.01.CNTT.C Năm thứ: 3/ Số năm đào tạo: 4

Ngành học: Công nghệ Thông tin

Người hướng dẫn: ThS. Nguyễn Đình Hiển

*Thành phố Hồ Chí Minh, tháng 4 năm 2024*

**MỤC LỤC**

[LỜI CẢM ƠN iii](#_Toc163400048)

[DANH MỤC VIẾT TẮT iv](#_Toc163400049)

[DANH MỤC HÌNH ẢNH v](#_Toc163400050)

[DANH MỤC BẢNG BIỂU vi](#_Toc163400051)

[PHẦN MỞ ĐẦU 1](#_Toc163400052)

[1. Tính cấp thiết của đề tài nghiên cứu 1](#_Toc163400053)

[2. Mục tiêu nghiên cứu 2](#_Toc163400054)

[3. Phạm vi nghiên cứu và hướng tiếp cận 2](#_Toc163400055)

[4. Phương pháp nghiên cứu 2](#_Toc163400056)

[5. Thách thức và khó khăn của bài toán nghiên cứu 3](#_Toc163400057)

[6. Kết cấu 3](#_Toc163400058)

[PHẦN NỘI DUNG 5](#_Toc163400059)

[CHƯƠNG 1. CƠ SỞ LÝ THUYẾT 5](#_Toc163400060)

[1.1. Tổng quan về bài toán nhận diện cảm xúc 5](#_Toc163400061)

[1.2. Tình hình nghiên cứu và phát triển 6](#_Toc163400062)

[1.2.1. Tình hình nghiên cứu trên thế giới 6](#_Toc163400063)

[1.2.2. Tình hình nghiên cứu trong nước 7](#_Toc163400064)

[1.3. Tổng quan đề tài 8](#_Toc163400065)

[1.3.1. Bộ dữ liệu “vietnamese\_students\_feedback” 8](#_Toc163400066)

[1.4. Phân tích cảm xúc trong ngôn ngữ tự nhiên 8](#_Toc163400067)

[CHƯƠNG 2. PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN VÀ MÔ HÌNH 11](#_Toc163400068)

[2.1. Phương pháp tiền xử lý văn bản 11](#_Toc163400069)

[2.1.1. Giới thiệu 11](#_Toc163400070)

[2.1.2. Tiền xử lý văn bản tiếng Việt 11](#_Toc163400071)

[2.2. Phương pháp rút trích đặc trưng văn bản 11](#_Toc163400072)

[2.2.1. Giới thiệu 11](#_Toc163400073)

[2.2.2. Một số phương pháp rút trích đặc trưng văn bản 12](#_Toc163400074)

[2.3. Các thư viện Python 12](#_Toc163400075)

[2.3.1. Thư viện Scikit-learn 12](#_Toc163400076)

[2.4. Support Vector Machine 14](#_Toc163400077)

[2.5. Accuracy, Recall and Precision. 15](#_Toc163400078)

[2.6. F1-score 16](#_Toc163400079)

[CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP XÂY DỰNG MÔ HÌNH 17](#_Toc163400080)

[3.1. Hướng tiếp cận mô hình 17](#_Toc163400081)

[3.1.1. Giới thiệu 17](#_Toc163400082)

[3.1.2. Tiền xử lý văn bản 17](#_Toc163400083)

[3.1.3. Trích xuất đặc trưng văn bản 17](#_Toc163400084)

[3.1.4. Giảm chiều dữ liệu 18](#_Toc163400085)

[3.1.5. Mô hình dự đoán 18](#_Toc163400086)

[CHƯƠNG 4. THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ 20](#_Toc163400087)

[4.1. Môi trường thực nghiệm 20](#_Toc163400088)

[4.2. Kết quả thực nghiệm 20](#_Toc163400089)

[4.3. Đánh giá 20](#_Toc163400090)

[4.4. Xây dựng trang web thực nghiệp 20](#_Toc163400091)

[CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN 23](#_Toc163400092)

[5.1. Kết luận 23](#_Toc163400093)

[5.2. Hướng phát triển 23](#_Toc163400094)

[DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO 24](#_Toc163400095)

# LỜI CẢM ƠN

Thành công không chỉ có một cá nhân tạo ra mà còn gắn liền với những sự hỗ trợ, giúp đỡ của nhiều người khác. Học phần Các phương pháp học thống kê cũng được hoàn thành dựa trên sự tham khảo, học tập kinh nghiệm từ các kết quả nghiên cứu liên quan, các sách, báo chuyên ngành của nhiều tác giả ở các trường Đại học, các tổ chức nghiên cứu, tổ chức chính trị…

Trước hết, nhóm xin gửi lời cảm ơn sâu sắc đến **ThS. Nguyễn Đình Hiển** - người trực tiếp hướng dẫn nhóm nghiên cứu thực hiện đề tài này đã luôn dành nhiều thời gian, công sức, trực tiếp hướng dẫn, chỉ bảo nhóm trong suốt quá trình thực hiện nghiên cứu và hoàn thành đề tài môn học.

Tuy có nhiều cố gắng, nhưng trong báo cáo đề tài này không tránh khỏi những thiếu sót. Nhóm nghiên cứu kính mong thầy có những ý kiến đóng góp, giúp đỡ để kỹ năng được hoàn thiện hơn trong những đợt làm báo cáo sắp tới.

Một lần nữa nhóm xin chân thành cảm ơn!

*Thành phố Hồ Chí Minh, ngày 07 tháng 04 năm 2024*

**HỌC SINH THỰC HIỆN**

**Mai Lê Hương**

**Cao Đức Trung**

**Trần Lê Chí Hải**

**Phan Lương Thùy Dương**

# DANH MỤC VIẾT TẮT

**SA**  Sentiment Analysis

**NLP** Natural Language Processing

**LSTM**  Long Short Term Memory

**TF-IDF** Term Frequency-Inverse Document Frequency

**TruncatedSVD** Truncated Singular Value Decomposition

**IDF**  Inverse Document Frequency

# DANH MỤC HÌNH ẢNH

[Hình 1.1: Các nhãn cảm xúc 5](#_Toc163400013)

[Hình 1.2: Sơ đồ diễn giải bài toán 9](#_Toc163400014)

[Hình 4.1: Giao diện của trang web 21](#_Toc163400015)

[Hình 4.2: Thêm dữ liệu và và dự đoán 21](#_Toc163400016)

[Hình 4.3: Dự đoán các nhận xét tiêu cực 22](#_Toc163400017)

# DANH MỤC BẢNG BIỂU

# PHẦN MỞ ĐẦU

### Tính cấp thiết của đề tài nghiên cứu

Cuộc cách mạng công nghiệp 4.0 đã và luôn là một cái tên được nhắc đến nhiều nhất trong các diễn đàn về khoa học, kỹ thuật, kinh tế, giáo dục và y tế… Nói một cách khác, việc công nghệ 4.0 bùng nổ vào đầu thế kỷ 21 đã tạo ra một làn sóng dữ dội làm rung chuyển mọi lĩnh vực trong đời sống. Đặc biệt vào tháng 11/2022, ChatGPT được phát hành bởi OpenAI ra mắt, nó có thể trả lời các câu hỏi của người dùng một cách tự nhiên trong nhiều lĩnh vực. Nó đánh dấu bước phát triển lớn của xử lý ngôn ngữ tự nhiên nói riêng và lĩnh vực phát triển trí tuệ nhân tạo nói chung.

Cảm xúc là một phần quan trọng trong giao tiếp của con người. Chúng giúp chúng ta hiểu rõ hơn về nhau và xây dựng các mối quan hệ tốt đẹp. Tuy nhiên, việc phân tích cảm xúc trong hội thoại là một bài toán tương đối khó, bởi cảm xúc của con người thường được thể hiện một cách tinh tế và phức tạp. Bài toán nhận diện cảm xúc cũng được nhiều sự quan tâm từ giới học thuật và các doanh nghiệp. Cùng với sự phát triển mạnh mẽ của truyền thông trực tuyến, việc hiểu và đánh giá cảm xúc trong hội thoại trở nên quan trọng hơn bao giờ hết. Ngày nay việc sử dụng các thiết bị điện tử hay hoạt động trên internet là rất thường xuyên nên nhu cầu được chia sẻ thông tin, chia sẻ cảm xúc với mọi người thông qua mạng internet là một điều tất yếu và những nội dung này có thể là nguồn tài nguyên hữu ích cho việc khai thác thông tin, khám phá và tiết lộ các khía cạnh khác nhau. Việc theo dõi và ngăn chặn sự lạm dụng, bạo lực, hay đe dọa trực tuyến là hết sức quan trọng. Điều này sẽ giúp bảo vệ tâm lý và tinh thần của những người tham gia mạng xã hội và hội thoại trực tuyến khỏi những hậu quả tiêu cực, như căng thẳng tinh thần, áp lực tinh thần, và thậm chí là tổn thương tới sức khỏe tâm lý. Nó cũng đóng vai trò quan trọng trong việc ngăn chặn các hành vi xâm hại và tạo ra môi trường an toàn cho mọi người.

Hệ thống phân tích cảm xúc cũng đóng vai trò quan trọng trong việc giám sát dữ liệu trực tuyến và phát hiện kịp thời những tình huống tiềm ẩn nguy cơ, chẳng hạn như phát hiện lời lẽ bạo lực hay thông tin sai lệch. Điều này giúp cải thiện an toàn trực tuyến và quản lý tốt hơn nội dung trên các nền tảng truyền thông xã hội. Ngoài ra, xây dựng hệ thống phân tích cảm xúc trong hội thoại còn hỗ trợ nghiên cứu xã hội học, tâm lý học, và khoa học dữ liệu. Nó cung cấp thông tin quý báu về cách con người tương tác với nhau trực tuyến, giúp chúng ta hiểu sâu hơn về mối quan hệ xã hội và cách chúng ta ảnh hưởng lẫn nhau qua từng lời nói, bình luận, hoặc phản hồi.

Có thể thấy khả năng ứng dụng của việc nhận diện cảm xúc không tích cực qua lời nói là vô cùng lớn, đặc biệt là cảm xúc tiêu cực. Xuất phát từ cơ sở đó, đề tài **“Xây dựng mô hình dự đoán cảm xúc của học sinh”** đặt mục tiêu tìm hiểu các mô hình xử lý và các bộ dữ liệu liên quan. Bài báo cáo sẽ làm rõ cơ sở lý thuyết về các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên và các nghiên cứu liên quan cũng như có được một mô hình nhận diện cảm xúc tiêu cực qua văn bản.

### Mục tiêu nghiên cứu

Nghiên cứu và tìm hiểu về các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên, nghiên cứu mô hình nhận diện cảm xúc bằng cách phân tích ngôn ngữ tự nhiên, hướng đến đối tượng là những cuộc hội thoại.

Phát triển mô hình nhận dạng cảm xúc (tích cực, trung lập, tiêu cực), có khả năng phân tích ngữ nghĩa và cảm xúc từ ngôn ngữ tự nhiên.

Nghiên cứu và xây dựng một hệ thống có khả năng phát hiện và phân loại tự động các dấu hiệu trong văn bản

### Phạm vi nghiên cứu và hướng tiếp cận

**Phạm vi nghiên cứu**

Giới hạn ngôn ngữ: Tiếng Việt.

Giới hạn các loại cảm xúc để đưa ra kết quả: tích cực, tiêu cực, bình thường

**Hướng tiếp cận**

Tìm hiểu về các nghiên cứu liên quan đến nhận diện cảm xúc tiêu cực qua những lời nhận xét của học sinh.

Nghiên cứu về các mô hình máy học và mạng nơ-ron sử dụng trong việc phân tích cảm xúc (sử dụng các mô hình NLP)

### Phương pháp nghiên cứu

**Phương pháp nghiên cứu lý thuyết**

Nghiên cứu các tác vụ trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên.

Tìm hiểu về các tài liệu, bài báo, công trình nghiên cứu về xử lý ngôn ngữ tự nhiên.

Nghiên cứu các mô hình cho bài toán.

Nghiên cứu các tài liệu khác về Framework …, JavaScripts, HTML và CSS.

**Phương pháp nghiên cứu thực nghiệm**

Tìm hiểu về các nghiên cứu liên quan đến nhận diện cảm xúc tiêu cực qua lời nói và cuộc hội thoại, bao gồm các phương pháp truyền thống và tiến bộ.

Nghiên cứu về các mô hình máy học và mạng nơ-ron sử dụng trong việc phân tích cảm xúc.

Xây dựng trang web và tích hợp mô hình để thực nghiệm.

So sánh và đánh giá kết quả đạt được của mô hình.

### Thách thức và khó khăn của bài toán nghiên cứu

Phân tích cảm xúc thông qua cuộc hội thoại là một lĩnh vực nghiên cứu tương đối phức tạp. Một trong những vấn đề chính là sự đa dạng của cảm xúc. Cảm xúc không chỉ giới hạn trong những biểu hiện rõ ràng như niềm vui, buồn bã, hay sự tức giận, mà còn bao gồm những tình cảm tinh tế và phức tạp hơn như sự ngạc nhiên, sợ hãi, lòng trắc ẩn, hay lòng tin tưởng. Bên cạnh đó, khả năng tự đánh giá và đánh giá chính xác cảm xúc trong ngôn ngữ cũng là những thách thức đáng kể bởi sự phức tạp của ngữ pháp Tiếng Việt

Mỗi người mang trong mình một "bản vẽ cảm xúc" riêng biệt, phản ánh sự độc đáo của nhận thức và trải nghiệm cá nhân. Hơn nữa, người ta thường phải đối mặt với sự chuyển đổi liên tục của cảm xúc, từ trạng thái này sang trạng thái khác tùy thuộc vào tình huống và ngữ cảnh. Việc hiểu rõ về sự đa dạng này đòi hỏi khả năng nhận biết và phân loại một cách chính xác, đồng thời cũng đặt ra thách thức về việc tạo ra mô hình phân tích linh hoạt và nhạy bén đối với nhiều loại cảm xúc.

Đối diện với những biểu hiện cảm xúc đa dạng này, nghiên cứu cảm xúc trong những lời nhận xét không chỉ giúp ta hiểu rõ hơn về bản chất phức tạp của con người mà còn tạo ra cơ hội để phát triển các công nghệ và phương pháp phân tích tiên tiến nhằm nắm bắt và đánh giá chính xác sự đa dạng và sự phong phú của thế giới cảm xúc con người và cấu trúc ngữ pháp của Tiếng Việt.

### Kết cấu

Ngoài phần Mở đầu và danh mục Tài liệu tham khảo, báo cáo gồm có:

***Chương 1****: Cơ sở lý thuyết*

Nội dung chương này sẽ giới thiệu tổng quan về tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước xoay quanh đề tài với một số ứng dụng thực tiễn đã được công bố.

Ngoài ra, chương 1 còn đưa ra những lý thuyết về các phương pháp xử lý dữ liệu và các lý thuyết cơ bản về xử lý ngôn ngữ tự nhiên và một số lý thuyết mô hình tổng quan. Những lý thuyết này là tiền đề để xây dựng hệ thống phát hiện dấu hiệu không tích cực của đề tài.

***Chương 2****: Phương pháp tiếp cận và mô hình*

Ở chương này, nhóm nghiên cứu đề cập tới phương pháp được đề xuất và áp dụng, đề cập tới dữ liệu và quá trình xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Nội dung chương này tập trung trình bày rõ các vấn đề về dữ liệu và xử lý dữ liệu huấn luyện. Sau khi đề xuất giải pháp, chương 2 sẽ đưa ra kiến trúc về mô hình được đề xuất và áp dụng thử nghiệm.

***Chương 3****: Cài đặt và thử nghiệm*

Chương 3 sẽ mô tả và cài đặt thử nghiệm mô hình được đề xuất cùng với một tập dữ liệu đã được thu thập và xử lý. Từ đó làm tiền đề để phân tích về khả năng giải quyết bài toán một cách tốt nhất. Chương 3 còn đưa ra những phân tích về hệ thống thử nghiệm cũng như kèm theo những kết quả thử nghiệm khách quan và công nghệ chính được sử dụng.

Chương này cho biết được về tổng quan hệ thống, môi trường thử nghiệm và quá trình thử nghiệm.

***Chương 4****: Kết luận và hướng phát triển*

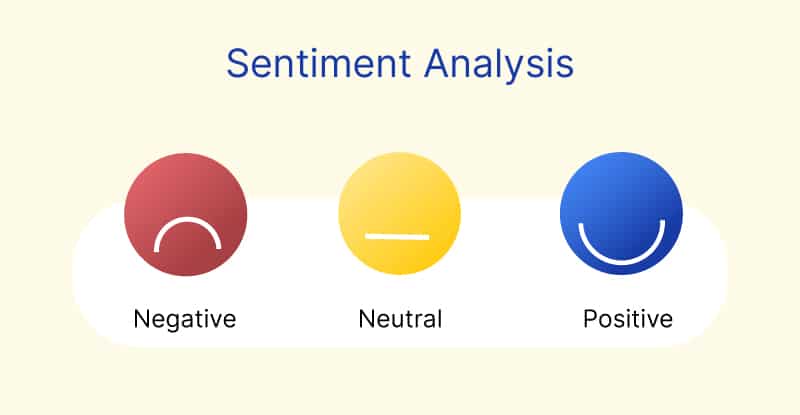
Nội dung chương này sẽ tổng hợp kết quả sau khi nghiên cứu và tiến hành thực nghiệm. Từ đó đưa ra những hướng phát triển tiếp theo cho sản phẩm trong tương lai.

# PHẦN NỘI DUNG

## CƠ SỞ LÝ THUYẾT

#### Tổng quan về bài toán nhận diện cảm xúc

Bài toán phân tích cảm xúc (sentiment analysis - SA) là một trong số hai bài toán con của phân tích khía cạnh cảm xúc (aspect-based sentiment analysis - ABSA). Đối với bài toán SA thông thường, từ một câu của người dùng, kết quả trả về là các trạng thái cảm xúc tương ứng đối với câu đó. Và đối với bài toán ABSA, phải tiến hành phân tích chi tiết các khía cạnh được đề cập đến trong câu bình luận và cả trạng thái cảm xúc tương ứng cho từng khía cạnh đó.

Phân tích cảm xúc là một lĩnh vực mới trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên, nó sử dụng các kỹ thuật NLP để trích xuất thông tin cảm xúc của con người thông qua các nhận xét, đánh giá. Đây là quá trình xác định và phân loại văn bản thành các cảm xúc khác nhau, ví dụ, cảm xúc tích cực, tiêu cực hoặc trung tính - hoặc cảm xúc - chẳng hạn như vui, buồn, tức giận hoặc ghê tởm - để xác định thái độ của con người đối với chủ thể hoặc thực thể cụ thể. Bài toán nhận diện cảm xúc, đặc biệt là cảm xúc tiêu cực là một lĩnh vực nghiên cứu đầy tiềm năng với nhiều ứng dụng thực tế. Việc phát triển các hệ thống AI hiệu quả và có tính đạo đức sẽ giúp con người cải thiện sức khỏe tâm thần, xây dựng mối quan hệ tốt đẹp hơn và tạo ra một môi trường sống an toàn và tích cực hơn.

Hình 1.1: Các nhãn cảm xúc

Hiện nay

Các thách thức cần được giải quyết trong phân tích cảm xúc bao gồm việc làm sao để máy có thể hiểu được ngôn ngữ con người theo các ngữ cảnh khác nhau, bởi ngôn ngữ con người rất phức tạp và đa dạng, việc nhận diện cảm xúc qua lời nói đòi hỏi máy phải có khả năng hiểu được ý nghĩa ẩn dụ, và các sắc thái trong ngôn ngữ, đặc biệt là các sắc thái tiêu cực.

#### Tình hình nghiên cứu và phát triển

##### Tình hình nghiên cứu trên thế giới

Khái niệm "phân tích cảm xúc" (sentiment analysis) xuất hiện lần đầu tiên trong công trình của Kahaner, D., & Weiss, M. (1967) có tựa đề "Automated processing of natural language emotional responses". Trong công trình này, các tác giả nghiên cứu về cách sử dụng máy tính để phân tích và đánh giá cảm xúc trong các đoạn văn bản tự nhiên. Tuy nhiên, từ đó đến nay, nhiều nghiên cứu và phát triển đã được tiến hành trong lĩnh vực này và khái niệm "phân tích cảm xúc" đã được mở rộng và phát triển để áp dụng trong nhiều ứng dụng khác nhau, bao gồm phân tích cảm xúc qua lời nói, văn bản, mạng xã hội, và đánh giá sản phẩm trên internet.

Năm 2019, một nhóm nghiên cứu gồm Md. Saiful Islam, Tanmoy Chakraborty, Md. Ashraful Alam và Amitabha Roy Chowdhury đã đề xuất một phương pháp mới để phân tích tình cảm và phát hiện cảm xúc trong cuộc trò chuyện. Phương pháp này sử dụng mạng nơ-ron tuần hoàn (RNN) dựa trên sự chú ý đa phương thức để kết hợp thông tin từ nhiều phương thức (âm thanh, văn bản). Kết quả đánh giá trên tập dữ liệu cuộc trò chuyện được ghi âm cho thấy mô hình RNN dựa trên sự chú ý đa phương thức có hiệu quả cao hơn so với các mô hình RNN truyền thống. Mô hình đạt độ chính xác cao trong việc phân biệt các loại cảm xúc khác nhau như vui, buồn, giận dữ, ...

Năm 2022, nhóm nghiên cứu Felicia Andayani và các cộng sự đã tiếp cận bài toán nhận diện cảm xúc [3] bằng cách mô hình lai kết hợp hai phương pháp học sâu. Mô hình đề xuất kết hợp kiến trúc Bộ nhớ ngắn hạn (LSTM) và Máy biến áp để tìm hiểu các mối phụ thuộc dài hạn thông qua các tính năng Hệ số Cepstral tần số Mel (MFCC) được trích xuất. Các kết quả sơ bộ của mô hình đề xuất được đánh giá trên bộ dữ liệu công khai có tên RAVDESS được trình bày. Mô hình đạt được 75,33% độ chính xác có trọng số (WA) và 73,12% độ chính xác không trọng số (UA) so với bộ dữ liệu RAVDESS. Kết quả thực nghiệm cho thấy tính hiệu quả của mô hình đề xuất trong việc tìm hiểu thông tin thời gian từ các phân bố tần số theo đặc trưng MFCC.

Năm 2023, Khorshed Alam và các cộng sự đã có bài nghiên cứu “Speech Emotion Recognition from Audio Files Using Feedforward Neural Network”, tập trung vào nhận biết cảm xúc và trạng thái tình cảm của con người từ lời nói. Họ cho rằng giọng nói thường phản ánh cảm xúc tiềm ẩn thông qua âm sắc và cao độ và nhận dạng cảm xúc là một thành phần của nhận dạng giọng nói đang ngày càng phổ biến và nhu cầu về nó ngày càng tăng cao. Nhóm nghiên cứu sử dụng Mạng thần kinh Feedforward để nhận dạng cảm xúc từ dữ liệu không nhìn thấy (tức là tệp âm thanh) và gắn nhãn chúng theo phạm vi cảm xúc khác nhau bằng cách sử dụng các biến thích hợp (chẳng hạn như phương thức, cảm xúc, cường độ, sự lặp lại, v.v.) được tìm thấy trong dữ liệu. Cách tiếp cận này có thể đặc biệt hữu ích trong trường hợp xác định cảm xúc vốn có đằng sau giọng nói của con người.

##### Tình hình nghiên cứu trong nước

Bên cạnh những công trình nghiên cứu trên thế giới, bài toán phân tích cảm xúc cũng thu hút được cộng đồng nghiên cứu trong nước trên da dạng các miền dữ liệu khác nhau như hệ thống chatbot, marketing, giáo dục…

Năm 2020, Quốc Thái Nguyên và các cộng sự đã có bài nghiên cứu "Tinh chỉnh BERT để phân tích cảm xúc của các bài đánh giá của người Việt". [1] Nhiều mô hình học sâu đã được đề xuất để giải quyết nhiệm vụ này, bao gồm cả mô hình Biểu diễn bộ mã hóa hai chiều từ Máy biến áp (BERT) được giới thiệu gần đây. Nhóm nghiên cứu thử nghiệm hai phương pháp tinh chỉnh BERT cho nhiệm vụ phân tích cảm tính trên bộ dữ liệu đánh giá bằng tiếng Việt: 1) phương pháp chỉ sử dụng mã thông báo [CLS] làm đầu vào cho mạng nơ-ron chuyển tiếp nguồn cấp dữ liệu đính kèm và 2) một phương pháp khác trong đó tất cả các vectơ đầu ra BERT được sử dụng làm đầu vào để phân loại. Kết quả thử nghiệm trên hai bộ dữ liệu cho thấy các mô hình sử dụng BERT hoạt động tốt hơn một chút so với các mô hình sử dụng GloVe và FastText.

Năm 2022, [2] "Hệ thống giám sát cuộc gọi chăm sóc khách hàng - Call Monitor" do nhóm bạn trẻ thuộc thế hệ "Gen Z" của Trung tâm Phân tích dữ liệu - Khối Công nghệ thông tin - Tổng Công ty Viễn thông Viettel phát triển. Ứng dụng này đã giúp kiểm soát tự động hàng trăm nghìn cuộc gọi mỗi ngày, giảm nguồn lực phân loại phản ánh bằng tay, tối ưu hiệu suất nhân viên chăm sóc khách hàng. So với trước đây chỉ kiểm soát được < 0,4% số lượng cuộc gọi của khách hàng tới tổng đài, Call Monitor giúp kiểm soát tự động hàng trăm nghìn cuộc gọi mỗi ngày đồng thời giúp giảm nguồn lực phân loại phản ánh bằng tay, tối ưu hiệu suất của nhân viên chăm sóc khách hàng.

Hiện nay, các bộ dữ liệu về phân tích cảm xúc con người đã dần được tập trung và xây dựng nhằm phục vụ cộng đồng nghiên cứu. Với sự hợp tác của các bên liên quan, việc này sẽ góp phần thúc đẩy nghiên cứu và ứng dụng công nghệ phân tích cảm xúc trong nhiều lĩnh vực khác nhau, mang lại lợi ích cho con người và xã hội.

#### Tổng quan đề tài

Bài toán “Xây dựng mô hình dự đoán cảm xúc của học sinh” được tiến hành xử lý theo trình tự: Dữ liệu đầu vào là text -> Huấn luyện mô hình -> Đầu ra là dự đoán cảm xúc của dữ liệu đầu vào.

##### Bộ dữ liệu “vietnamese\_students\_feedback”

Bộ dữ liệu "vietnamese\_students\_feedback" là một tập dữ liệu chứa các phản hồi từ sinh viên Việt Nam về các khóa học, chương trình học, hoặc các hoạt động giáo dục khác mà họ tham gia. Bộ dữ liệu này có thể được sử dụng để phân tích ý kiến của sinh viên về các khía cạnh khác nhau của hệ thống giáo dục, từ chất lượng giảng dạy đến cơ sở vật chất, cũng như các vấn đề khác liên quan đến học tập và trải nghiệm sinh viên.

Thông qua việc phân tích bộ dữ liệu này, chúng ta có thể nhận biết được các yếu điểm và điểm mạnh của các khóa học hoặc chương trình giáo dục, từ đó cung cấp thông tin hữu ích cho các tổ chức giáo dục, trường đại học, hoặc tổ chức quản lý giáo dục để cải thiện chất lượng giáo dục và tăng cường trải nghiệm học tập cho sinh viên.

Một số thông tin mà bộ dữ liệu bao gồm:

1. \*\*Phản hồi của sinh viên\*\*: Bao gồm các phản hồi, nhận xét, hoặc đánh giá từ sinh viên về các khía cạnh cụ thể của chương trình học.

2. \*\*Đánh giá về chất lượng giảng dạy\*\*: Sinh viên có thể đánh giá về chất lượng của giảng viên, phương pháp giảng dạy, tài liệu học, và các hoạt động học tập khác.

3. \*\*Cơ sở vật chất và dịch vụ hỗ trợ\*\*: Các ý kiến về cơ sở vật chất như thư viện, phòng học, máy tính, cũng như các dịch vụ hỗ trợ sinh viên như tư vấn học tập, hỗ trợ tài chính, hoạt động ngoại khóa.

4. \*\*Đánh giá tổng thể\*\*: Tổng hợp các đánh giá và nhận xét của sinh viên về trải nghiệm học tập tổng thể và đề xuất cải tiến.

#### Phân tích cảm xúc trong ngôn ngữ tự nhiên

Sentiment analysis (phân tích cảm xúc) là công nghệ được sử dụng để đo lường xúc cảm trong thông điệp truyền tải dựa vào những đặc điểm được lập trình sẵn dựa trên thang điểm mặc định trong hệ thống, có sự tác động của ngữ cảnh, không gian, thời gian … Phân tích cảm xúc tập trung vào các mức độ trạng thái cảm xúc của văn bản (tích cực, tiêu cực, trung lập).

Các hệ thống thường sử dụng bộ từ vựng (danh sách các từ cảm xúc tiêu cực, tích cực) để đo lường mức độ cảm xúc kết hợp với thuật toán phức tạp. Nhưng cũng sẽ có nhược điểm. Do sự đa dạng về ngôn ngữ, không chỉ riêng tiếng Việt mà là hầu như tất cả ngôn ngữ hiện nay, mọi người có thể sử dụng từ vựng theo ngữ cảnh khác nhau và trong nhiều ngữ cảnh, dù từ ngữ sử dụng chứa yếu tố tiêu cực, song tổng thể lại mang ý nghĩa tích cực.

Bài toán phân tích cảm xúc thuộc dạng bài toán phân tích ngữ nghĩa văn bản. Vì vậy, ta cần phải xây dựng một mô hình để hiểu được ý nghĩa của câu văn, đoạn văn để quyết định xem câu văn đó hoặc đoạn văn đó mang màu sắc cảm xúc chủ đạo nào. Phát biểu theo góc nhìn của máy học (Machine Learning) thì phân tích cảm xúc là bài toán 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, còn đầu ra là các giá trị xác suất (điểm số) của N lớp cảm xúc mà ta cần xác định.

Ở báo cáo này, bài toán phân loại cảm xúc được được hiện ở mức độ đơn giản cho ra 3 kết quả: tiêu cực, tích cực và bình thường.

Tích cực

Lời nhận xét

Bình thường

Tiêu cực

Hình 1.2: Sơ đồ diễn giải bài toán

Cảm xúc tích cực (positive) là một trạng thái tâm lý tích cực mà người tham gia cuộc trò chuyện trải nghiệm. Đây là cảm xúc liên quan đến sự hài lòng, niềm vui, sự hứng khởi, sự yêu thích, lòng biết ơn và những trạng thái tương tự khác.

Cảm xúc trung lập (neutral) là trạng thái tâm lý mà người tham gia cuộc trò chuyện không có cảm xúc tích cực hay tiêu cực đặc biệt. Đây là một trạng thái tâm lý trung lập, không có sự phê phán, hài lòng hoặc không hài lòng đáng kể.

Cảm xúc tiêu cực (negative) là một trạng thái tâm lý không tích cực mà người tham gia cuộc trò chuyện trải nghiệm. Đây là cảm xúc liên quan đến sự buồn bã, sự tức giận, sự lo lắng, sự thất vọng, sự căng thẳng và những trạng thái tâm lý tiêu cực khác. Thường thể hiện qua ngôn ngữ tiêu cực, không hài lòng và có thể có phản ứng không tốt đối với chủ đề hoặc người khác tham gia. Người này có thể hiện sự không hài lòng, sự không đồng ý, sự bất mãn, phê phán, phản đối hoặc vô vọng trong giao tiếp.

## PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN VÀ MÔ HÌNH

#### Phương pháp tiền xử lý văn bản

##### Giới thiệu

Trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên, tiền xử lý văn bản là một phần quan trọng trong quá trình xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP). Tiền xử lý văn bản là quá trình loại bỏ các thành phần không có ý nghĩa trong văn bản, làm sạch và chuẩn hóa để tăng cường hiệu suất cho việc phân loại văn bản.

##### Tiền xử lý văn bản tiếng Việt

Tùy vào các bài toán phân loại mà văn bản có thể được xử lý khác nhau để phù hợp cho mục đích sử dụng và nghiên cứu. Một số bước tiền xử lý văn bản tiếng Anh:

* Loại bỏ ký tự không cần thiết: bước này liên quan đến việc loại bỏ các ký tự đặc biệt, dấu câu và các ký tự không phải là chữ cái hoặc số trong văn bản.
* Chuẩn hóa chữ viết thường: bước này nhằm chuyển đổi tất cả các chữ cái thành chữ thường hoặc chữ hoa để giảm sự phức tạp và đồng nhất hóa dữ liệu.
* Tách từ (Tokenization): chia văn bản thành các đơn vị nhỏ hơn như từ, cụm từ hoặc ký tự để chuẩn bị cho việc xử lý tiếp theo.
* Loại bỏ từ dừng (Stopword removal): loại bỏ các từ phổ biến như “và”, “hoặc”, “là”, “nhé”,… vì chúng thường không mang nhiều ý nghĩa trong việc phân tích văn bản.
* Lemmatization và Stemming: hai kỹ thuật này được sử dụng để chuẩn hóa các từ về dạng cơ bản nhất của chúng. Lemmatization chuyển đổi từ về từ gốc của nó, trong khi stemming loại bỏ các phần tưt cuối cùng để tạo ra từ gốc.

#### Phương pháp rút trích đặc trưng văn bản

##### Giới thiệu

Do bản chất các từ trong văn bản thể hiện các đặc trưng rời rạc, gây khó khăn cho việc làm dữ liệu đầu vào của các thuật toán máy học, từ đó, phương pháp rút trích đặc trưng từ văn bản là quá trình làm giảm chiều dữ liệu, biến đổi các token đã được xử lý sang không gian vector (tức là tạo ra biểu diễn số học của văn bản) mà vẫn giữ lại đầy đủ thông tin quan trọng. Trong xử lý văn bản, điều này là cần thiết để tạo ra các đặc trưng đầu vào cho các mô hình xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) hoặc học máy.

##### Một số phương pháp rút trích đặc trưng văn bản

* Word Embedding: biểu diễn từng từ trong văn bản thành các vector số có chiều thấp. Các vector này được học từ dữ liệu lớn và giữ lại thông tin về ngữ nghĩa và mối quan hệ giữa các từ.
* Bag-of-words (BOW): biểu diễn văn bản bằng mootj vector đếm số lần xuất hiện của mỗi từ trong từ điển. Không quan tâm đến thứ tự hoặc cấu trúc của các từ, chỉ quan tâm đến sự xuất hiện của chúng.
* N-grams: là chuỗi các từ liên tiếp có độ dài n. Rút trích N-grams từ văn bản cí thể giữ lại thông tin về cấu trúc và ngữ cảnh của các từ.
* Topic Models: các mô hinhg chủ đề như Latent Dirichlet Allocation (LDA) có thể được sử dụng để rút trích các chủ đề chính từ văn bản, giúp hiểu sâu hơn về nội dung của văn bản.
* Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF): Phương pháp này tính toán giá trị TF-IDF cho mỗi từ trong văn bản để đo lường mức độ quan trọng của từ đó. TF-IDF két hợp giữa tuần suất xuất hiện của từ trong văn bản (TF) và tần suất xuất hiện của từ đó trong toàn bộ dữ liệu (IDF).

#### Các thư viện Python

##### Thư viện Scikit-learn

Scikit-learn là một thư viện mã nguồn mở phổ biến choMachine learning trong Python. Nó cung câp một bộ công cụ mạnh mẽ và linh hoạt để triển khai nhanh chóng các thuật toán học máy cơ bản và tiên tiến, cũng như các công cụ hỗ trợ tiền xử lý và đánh giá mô hình

* Đa dạng các thuật toán: Scikit-learn cung cấp một loạt các thuật toán học máy như hồi quy tuyến tính, hồi quy logistic, cây quyết định, máy vector hỗ trợ (SVM), phân loại K-nearest neighbors, mạng nơ-ron nhân tạo và nhiều hơn nữa. Nó cũng hỗ trợ các thuật toán học máy không giám sát như phân cụm, giảm chiều dữ liệu và phat hiện ngoại lệ
* Tương thích với Numpy và SciPy: Scikit-learn được tích hợp chặt chẽ với Numpy và SciPy, hai thư viện lõi cho tính toán khoa học và toán học trong Python. Điều này giúp Scikit-learn tận dụng được hiệu suất và tính linh hoạt của Numpy và SciPy để xử lý dữ liệu hiệu quả.
* Dễ sử dụng và học: Scikit-learn được thiết kế để sử dụng và có tài liệu hướng dẫn phong phú. Các API được thiết kế một cách đơn giản và đồng nhất, giúp người dùng dễ dàng triển khai các thuật toán và tinh chỉnh mô hình.
* Hỗ trợ tiền xử lý: Scilit-learn cung cấp nhiều công cụ tiền xử lý dữ liệu để chuẩn bị dữ liệu cho việc tập huấn mô hình, bao gồm chuẩn hóa dữ liệu, mã hóa biến phân loại, loại bỏ dữ liệu nhiễu và xử lý giá trị thiếu
* Công cụ đánh giá mô hình: Scikit-learn cung cấp các công cụ để đánh giá hiệu suất của mô hình, bao gồm các phương pháp đánh giá phân loại, hồi quy và phân cụm.

**Ưu điểm của thư viện Scikit-learn:**

* - Tính linh hoạt: Scikit-learn có thể hoạt động với các loại dữ liệu khác nhau như ma trận, mảng, pandas dataframe, hay text documents.
* - Dễ sử dụng: Scikit-learn cung cấp một cách tiếp cận đơn giản và dễ hiểu để thực hiện các tác vụ phân tích dữ liệu và học máy.
* - Hỗ trợ đầy đủ các bước tiền xử lý dữ liệu: Scikit-learn cung cấp các công cụ và tính năng để xử lý, chuẩn hóa và trích xuất các đặc trưng từ dữ liệu đầu vào.
* - Cung cấp nhiều phương pháp học máy: Scikit-learn cung cấp nhiều phương pháp học máy như phân lớp, hồi quy, phân cụm và rừng ngẫu nhiên.
* - Hiệu suất cao: Scikit-learn được viết bằng ngôn ngữ lập trình Python, tuy nhiên các thư viện con của nó được viết bằng C, nên hiệu suất của nó rất cao.

**Nhược điểm của thư viện Scikit-learn**

* - Scikit-learn không hỗ trợ mô hình học sâu (deep learning), đó là lý do tại sao nó thường được sử dụng kết hợp với TensorFlow hoặc PyTorch.
* - Scikit-learn có thể khó khăn để tùy chỉnh và điều chỉnh các mô hình học máy phức tạp.
* - Một số tính năng của Scikit-learn như tối ưu siêu tham số có thể gặp phải vấn đề về hiệu suất với dữ liệu lớn.

#### Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) là một thuật toán học có giám sát được đề xuất bởi Cortes và Vapnik năm 1995 [7], nó có thể được sử dụng cho cả phân loại hoặc hồi quy. Tuy nhiên, nó được sử dụng chủ yếu cho việc phân loại. Mục tiêu của SVM là tìm ra một siêu phẳng trong không gian N chiều (ứng với N đặc trưng) chia dữ liệu thành hai phần tương ứng với lớp của chúng. Một siêu phẳng là một không gian con có kích thước N-1 chiều.

**Khái niệm Margin**

Margin của một lớp được định nghĩa là khoảng cách từ các điểm gần nhất của lớp đó tới mặt phân chia. Ý tưởng của SVM là margin của 2 lớp phải cân bằng và phải lớn nhất có thể.

**Bài toán tối ưu (Biên cứng)**

Giả sử rằng các cặp dữ liệu của tập huấn luyện là (x1,y1),(x2,y2),…,(xN,yN) với vector vector xn ∈Rd hiện đầu vào của một điểm dữ liệu và yi là nhãn của điểm dữ liệu đó. d là số chiều của dữ liệu và N là số điểm dữ liệu. Giả sử rằng nhãn của mỗi điểm dữ liệu được xác định bởi yn = 1 (class 1) hoặc yn = -1 (class 2). Tập dữ liệu trên có thể được phân lớp tuyến tính khi và chỉ khi tồn tại một vector w và một vô hướng b sao cho bất đẳng thức sau thỏa với mọi phần tử thuộc tập dữ liệu:

w · xn + b ≥ 1 nếu yn = 1 (2.8)

w · xn + b ≤ −1 nếu yn = −1 (2.9)

Hai mặt phẳng biên trên và dưới được xem xét với phương trình tương ứng:

w · x + b = 1 (2.10)

w · x + b = −1 (2.11)

Bài toán tối ưu của chúng ta có thể được viết lại dưới dạng sau:

(2.12)

thỏa mãn yn(wT · xn + b) ≥ 1, n = 1,2,…,N

Hình 2–10 Ví dụ bài toán khả phân trong không gian 2 chiều. Các support vector (được khoanh xám) xác định lề phân lớp.[3]

**Biên mềm**

Trong thực tế tập dữ liệu thường không được sạch như trên mà thường có nhiễu, với dạng dữ liệu như vậy thì mặt phân tách tìm được sẽ khó mà tối ưu được hoặc không thể được phân lớp tuyến tính. Các điểm nhiễu là những điểm mà không đảm bảo điều kiện yn(wT · xn + b) ≥ 1. Khi đó bằng phép thêm biến đo sự hy sinh ξn ≥ 0, sao cho ra có được ràng buộc:

yn(wT · xn + b) ≥ 1- ξn (2.13)

Ta sẽ có bài toán tối ưu ở dạng chuẩn cho bài toán biên mềm:

(2.14)

Thỏa mãn ξn ≥ 0 ∧ yn(wT · xn + b) ≥ 1- ξn

Hằng số C là hệ số cân bằng giữa nhiễu và không nhiễu. C lớn cho phép sai lệch nhỏ, thu được biên nhỏ. C nhỏ cho phép sai lệch lớn, thu được biên lớn.

#### Accuracy, Recall and Precision.

**Accuracy** là một thước đo quan trọng để đánh giá hiệu suất của mô hình machine learning, đặc biệt là trong các tác vụ phân loại. Nó cho biết tỉ lệ phần tram của các dự đoán đúng so với tổng số lượng mẫu dữ liệu trong tập kiểm tra.

**Precision** đo độ tỉ lệ phần trăm chính xác về dự đoán của mô hình. Precision càng cao, mô hình dự đúng label càng cao, dự đoán nhầm càng ít.

**Recall** đo lường tỉ lệ phần trăm mô hình trả về mẫu tích cực trên tổng kết quả đúng. Recall càng cao, các mẫu có label đó đều được nhận ra, ít bị bỏ sót.

Công thức toán học như sau:

Accuracy =

Precision =

Recall *=*

Trong đó:

**True Positives**: số lượng các trường hợp mà mô hình dự đoán là positive và thực sự là positive. Đây là các dự đoán đúng tích cực.

**False Negatives:** số lượng các tường hợp mà mô hình dự đoán là negative nhưng thực sự là positive. Đây là các dự đoán sai tiêu cực.

**True Negatives:** số lượng các trường hợp mà mô hình dự đoán là negative và thực sự là negative. Đây là các dự đoán đúng tiêu cực.

**False Negatives:** số lượng các trường hợp mà mô hình dự đoán là negative nhưng thực sự là positive. Đây là các sự đoán sai tiêu cực.

#### F1-score

F1-score là một tham số được tạo ra để dung hòa giữa hai đại lượng trên. Vì trong thực tế nếu ta cố điều chỉnh để tăng Precision thì có thể dẫn tới Recall giảm và ngược lại, điều chỉnh để tăng Recall thì có thể dẫn tới Precision giảm. Ta có công thức tính như sau:

F1 = 2

## PHƯƠNG PHÁP XÂY DỰNG MÔ HÌNH

#### Hướng tiếp cận mô hình

##### Giới thiệu

Để có thể nhận dạng được cảm xúc: tích cực, trung lập, tiêu cực qua văn bản, cần thực hiện các công việc như: tiền xử lí văn bản, trích xuất đặc trưng văn bản, giảm chiều dữ liệu, đào tạo mô hình từ dữ liệu đã chuẩn bị và nhận dạng cảm xúc từ dữ liệu nhập vào.

* Tiền xử lý văn bản: dùng thư viện *underthesea*
* Trích xuất các đặc trưng của văn bản: dùng *TfidfVectorizer* từ thư viện *“sklearn.feature\_extraction.text”* để chuyển đổi văn bản thành ma trận
* Giảm chiều dữ liệu: dùng *TruncatedSVD* từ thư viện *sklearn.decomposition* là phương pháp giảm chiều dữ liệu, tương tự như PCA, nhưng hoạt động trên dữ liệu đã được sparsify (ví dụ: ma trận TF-IDF)

##### Tiền xử lý văn bản

Văn bản sẽ được tiền xử lý thông qua hàm *pre\_process(text)* với bước đầu tiên là chuyển đổi văn bản thành chữ thường (*lower()).* Bước thứ hai, sử dụng hàm *word\_tokenize()* từ thư viện *underthedea* để phân manrh văn bản thành các từ hoặc token. Sau đó, loại bỏ dấu câu (punctuation removal) bằng cách sử dụng list *string.punctuation* từ thư viện *“string”* để loại bỏ các ký tự dấu câu khỏi danh sách các token bởi vì chúng thường không mang lại nhiều ý nghĩa trong việc phân loại hoặc phân tích văn bản. Cuối cùng, các token sẽ được ghép lại thành một văn bản mới bằng cách sử dụng phương thức *“join()”*, kết quả trả về một chuỗi văn bản không có dấu câu và đã được chuyển thành chữ thường.

##### Trích xuất đặc trưng văn bản

Bằng việc *import* thư việnvà class cần thiết *“TfidfVectorizer”* được import từ *“sklearn.feature\_extraction.text”* để chuyển văn bản thành ma trận *TF-IDF*

Đầu tiên, tạo một đối tượng TfidfVectorizer:

* min\_df = 0, max\_df = 1: thể hiện các từ có tần suất xuất hiện nhỏ hơn hoặc bằng 0 (tất cả các từ) và lớn hơn hoặc bằng 1 (tất cả các từ) sẽ được loại bỏ. Điều này giúp loại bỏ các từ rất phổ biến hoặc rất hiếm
* use\_idf = True: sử dụng IDF khi tính toán TF-IDF. IDF giảm trong số của các từ xuất hiện trong nhiều văn bản, nhưng không đóng góp nhiều trong việc phân loại.

Sau đó, chuyển đổi dữ liệu văn bản thành dạng vector TF-IDF:

* X\_train\_tfidf = vectorizer.fit\_transform(X\_train): chuyển đổi tập huấn luyện *X\_train* thành ma trận TF-IDF. Phương thức *fit\_transform* được sử dụng ở đây để tính toán các tham số của TF-IDF trên tập huấn luyện và đồng thời chuyển đổi dữ liệu thành ma trận TF-IDF.
* X\_valid\_tfidf = vectorizer.transform (X\_valid): chuyển đổi tập validation *X\_valid* thành dạng TF-IDF bằng cách sử dụng các tham số đã học từ tập huấn luyện.
* X\_test\_tfidf = vectorizer.transform(X\_test): chuyển đổi tập kiểm tra *X\_test* thành dạng TF-IDF bằng cách sử dụng các tham số đã học từ tập huấn luyện.

##### Giảm chiều dữ liệu

Bằng cách sử dụng phương pháp *Truncated SVD*, ma trận TF-IDF sẽ được giảm chiều sang một không gian chiều mới với số chiều là 100. Điều này giúp giảm độ phức tạp của mô hình.

Đầu tiên, một pipeline mang tên *“lsa”* gồm 2 bước:

* svd = TruncatedSVD(n\_components = 100, random\_state = 42: tạo một đối tượng TruncatedSVD với 100 thành phần (số chiều mới).
* normalizer = Nomalizer(copy = False): tạo một bộ chuẩn hóa không thay đổi dữ liệu gốc.

Sau đó, áp dụng gảm chiều dữ liệu cho ma trận TF-IDF:

* X\_train\_lsa = lssa.fit.transform(X\_train\_tfidf): áp dụng giảm chiều dữ liệu cho tập huấn luyện *X\_train\_tfidf* bằng cách sử dụng phương thức *fit\_transform*. Kết quả là ma trận *X\_train\_lsa* có kích thước mới với số chiều được giảm xuống còn 100.
* X\_valid\_lsa = lsa.transform(X\_valid\_tfidf): áp dụng giảm chiều dữ liệu cho tập validation *X\_valid\_tfidf*.
* X\_test\_lsa = lsa.transform(X\_test\_tfidf): Áp dụng giảm chiều dữ liệu cho tập kiểm tra *X\_test\_tfidf*

##### Mô hình dự đoán

Để huấn luyện mô hình phân loại dữ liệu đã được giảm chiều sau khi ử dụng TruncatedSVD, thuật toán Support Vector Machine (SVM) đã được chọnđể sử dụng

Đầu tiên, triển khai class SVC từ thư viện *sklearn.svm* để triển khai mô hình Support Vector Classifier (SVC), một biến thể của thuật toán Support Vecotr Machine (SVM) được sử dụng trong bài toán phân loại.

Thứ hai, khởi tạo mô hình SVC với siêu tham số gamma được đặt là auto. Trong SVM, gamma là một siêu tham số quan trọng ảnh hưởng đến hình dạng của siêu mặt phẳng (hyperplane) phân chia giữa các lớp. Trong trường hợp này, ‘auto’ sẽ cố gắng tính toán giá trị gamma dựa trên dữ liệu đầu vào.

Cuối cùng, Mô hình được huấn luyện bởi lệnh *model.fit(X\_train\_lsa, y\_\_train)*. Phương thức *fit()* sẽ tìm ra siêu mặt phẳng (hyperplane) tối ưu để phân chia giữa các lớp trong không gian mới đã được giảm chiều.

Kết quả là một mô hình SVM đã được huấn luyện và có thể được sử dụng để dự đoán lớp của các điểm dữ liệu mới.

## THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

#### Môi trường thực nghiệm

**Thông tin thiết bị** **thực nghiệm:** LatopAsus tuf gaming

**Hệ điều hành**: Windows 11 Home Single Language

**CPU**: i5-10300H

**Memory**: 16GB RAM

**GPU**: GTX 1650 CPU

**Ổ cứng:** SSD 691GB

**Thông tin trang web thực nghiệm: Google Colab**

* CPU: AMD EPYC 7B12, 2,3 GHz, 12.7 GB

**Môi trường lập trình**

* **Thư Viện:** Pytorch
* **Ngôn Ngữ:** Python, HTML, CSS

#### Kết quả thực nghiệm

Dự đoán trên tập train: Train accuracy = 0.8715210922457552% (xấp xỉ 87%)

Dự đoán trên tập valid: Valid accuracy = 0.8704990524320909% (xấp xỉ 87%)

Dự đoán trên tập test: Test accuracy = 0.8512318382817435% (xấp xỉ 85%

#### Đánh giá

Sau khi huấn luyện mô hình SVM trên tập dữ liệu: *“vietnamese\_students\_feedback”* , mô hình cơ bản đã đạt được những yêu cầu đã đề ra ban đầu. Nhùn chung, mô hình đã có thể dự đoán được cảm xúc thông qua lời nhận xét.

Tuy nhiên, mô hình vẫn có những khuyết điểm như việc dataset huấn luyện có khá ít nhận xét mang tính cảm xúc bình thường, dẫn đến việc dự đoán cảm xúc bình thường của mô hình không thực sự hiệu quả, ảnh hưởng đến việc thử nghiệm trên môi trường thực tế.

Qua kết quả đạt được này, sẽ là tiền đề để nhóm phát triển và từ đó cải thiện thêm, giúp cho việc nghiên cứu sau này có kết quả tốt hơn.

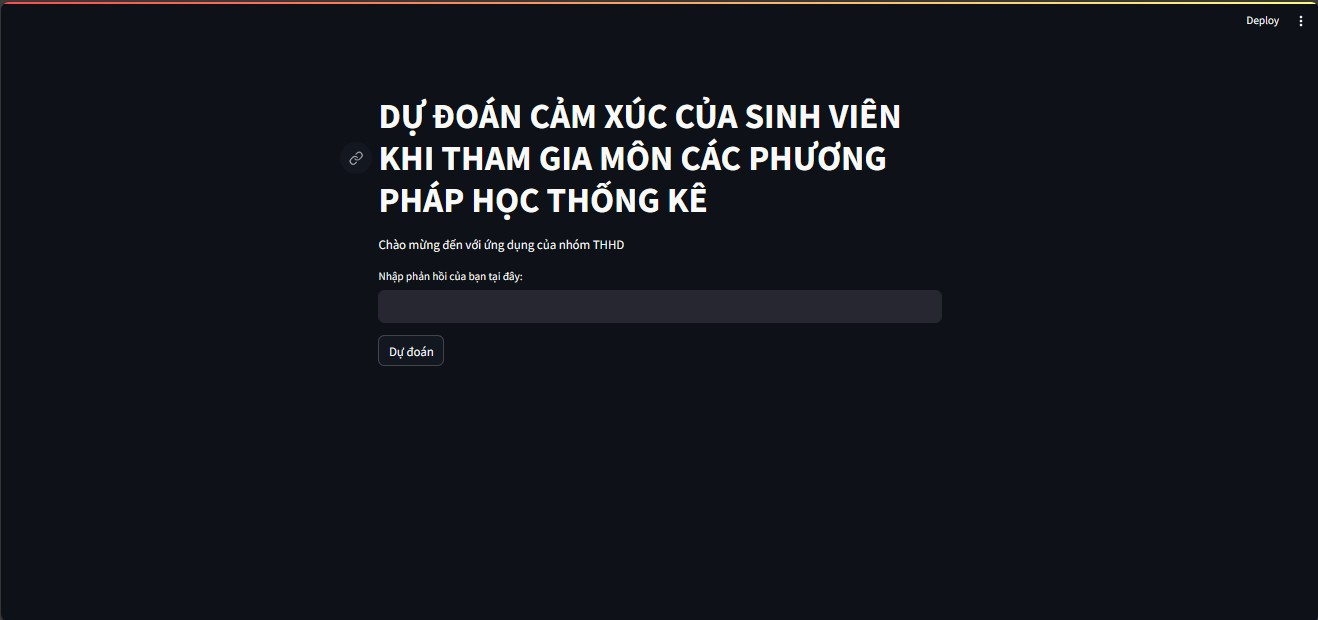
#### Xây dựng trang web thực nghiệp

Đầu tiên, trang web được xây dựng đơn giản và trực quan với tiêu đề:

*“DỰ ĐOÁN CẢM XÚC CỦA SINH VIÊN KHI THAM GIA MÔN CÁC PHƯƠNG PHÁP HỌC THỐNG KÊ”.*

Dữ liệu đầu vào sẽ được đọc tại thanh nhập dữ liệu dưới dòng text: *“Nhập phản hồi cỉa bạn tại đây:”*.

Sau đó, nhấn button *Dự đoán* để hiển thị kết quả.



Hình 4.1: Giao diện của trang web

Thông báo *“Successful”* sẽ hiển thị sau khi bạn nhấn button *“Dự đoán”*

Ví dụ 1: Dữ liệu đầu vào: “Thầy tôi giảng bài rất hay”

Kết quả đầu ra: “Học sinh có cảm xúc tích cực đối với môn học này”

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Hình 4.2: Thêm dữ liệu và và dự đoán

Ví dụ 2: Dữ liệu đầu vào: “Thầy dạy bài làm tôi buồn ngủ”

Kết quả đầu ra: “Học sinh có cảm xúc tiêu cực đối với môn học này

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Hình 4.3: Dự đoán các nhận xét tiêu cực

## KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

#### Kết luận

Nhìn chung, đề tài “Xây dựng mô hình dự đoán cảm xúc của học sinh” dựa trên những văn bản nhận xét đã có thể dự đoán cơ bản được 3 loại cảm xúc: tích cưc, bình thường, tiêu cực bằng cách sử dụng mô hình SVM và bộ dữ liệu *“vietnamese\_students\_feedback”.* Đề tài tập trung nghiên cứu phát triển về ký thuyết và ứng dụng trong việc nhận diện cảm xúc thông qua văn bản. Bên cạnh những kết quả đạt được, mô hình vẫn còn hạn chế: dự đoán sai cảm xúc. Một trong những lý do dự đoán sai là do số lượng nhận xét có nhãn cảm xúc “bình thường” trong bộ dataset không nhiều, làm ảnh hưởng đến hiệu suất dự đoán của mô hình.

#### Hướng phát triển

Từ mô hình nghiên cứu hiện tại, những bước phát triển tiếp theo là sự cái thiện, thu thập thêm tập dữ liệu nhằm cải thiện độ hiệu quả, chính xác của mô hình.

Bên cạnh đó, nâng cao khả năng nhận diện cảm xúc thông qua ngữ điệu của người nói và đối tượng nhận diện cũng được mở rộng thêm như đánh giá cảm xúc: hạnh phúc, buồn bã, tức giận,…

Tìm hiểu và thử thêm các mô hình mới, cũng có thể tìm hiểu các mô hình nhận diện cảm xúc qua các phương thức khác nhau như hình ảnh, video, lời nói,… để có thể nâng cao độ chính xác và thực tế hơn.

Hướng phát triển hơn trong tương lai là có thể xây dựng thành một hệ thống nhận diện có thể ứng dụng vào các doanh nghiệp, công ty, trường học,… giúp đánh giá phân loại nhanh những cảm xúc của những khách hàng hay học sinh từ đó đưa ra những đánh giá, hỗ trợ kịp thời.

# DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] D. Bertero and P. Fung, "A first look into a Convolutional Neural Network for speech emotion detection," 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), New Orleans, LA, USA, 2017, pp. 5115-5119, doi: 10.1109/ICASSP.2017.7953131.

[2] Sailunaz, K., Dhaliwal, M., Rokne, J. et al. Emotion detection from text and speech: a survey. Soc. Netw. Anal. Min. 8, 28 (2018). https://doi.org/10.1007/s13278-018-0505-2

[3] D. SakethNath, H. Kaur and A. Singh, "Emotion Detection using Natural Language Processing," 2022 5th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I), Uttar Pradesh, India, 2022, pp. 1237-1242, doi: 10.1109/IC3I56241.2022.10072841.

[4] C. Vaudable and L. Devillers, "Negative emotions detection as an indicator of dialogs quality in call centers," 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Kyoto, Japan, 2012, pp. 5109-5112, doi: 10.1109/ICASSP.2012.6289070. [8] V. Parth Bhasin. Back propogation algorithm: An artificial neural network approach. 5, 2017.

[5] E. Andrikakis, I. Perikos, M. Paraskevas and I. Hatzilygeroudis, "Text Analysis and Recognition of Emotional Content Using Deep Learning Methods and BERT," 2023 IEEE/ACIS 23rd International Conference on Computer and Information Science (ICIS), Wuxi, China, 2023, pp. 37-42, doi: 10.1109/ICIS57766.2023.10210232.

[6] https://elib.vku.udn.vn/bitstream/123456789/2182/1/B2.11-18.pdf

**-HẾT-**