**ỦY BAN NHÂN DÂN THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SÀI GÒN**

**Họ Tên Sinh Viên**

**3122410219 - Hồ Hưng Lộc**

**3121410263 - Hoàng Sỹ Khiêm**

**3122410358 - Nguyễn Trường Sinh**

**PHÂN TÍCH CẢM XÚC TỪ VĂN BẢN BẰNG MÔ HÌNH HỌC SÂU**

**Giảng viên hướng : GV Đỗ Như Tài**

**ĐỀ CƯƠNG LUẬN VĂN**

NGÀNH: CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

Thành phố Hồ Chí Minh, năm 2025

# 1. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Phân tích cảm xúc (Sentiment Analysis) là một nhánh quan trọng của Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), nhằm trích xuất thái độ (tích cực, tiêu cực, trung tính) từ văn bản. Trong thời đại dữ liệu lớn và mạng xã hội, lượng thông tin văn bản do người dùng tạo ra ngày càng tăng nhanh. Các doanh nghiệp và tổ chức cần công cụ tự động để tổng hợp phản hồi của khách hàng, ý kiến dư luận, và xu hướng thị trường nhằm hỗ trợ ra quyết định chiến lược. Nhiều công trình đã chỉ ra rằng dữ liệu ý kiến trên mạng có thể được dùng để đánh giá chất lượng sản phẩm/dịch vụ và cải thiện nó. Tuy nhiên, xử lý thủ công hàng nghìn bình luận là rất khó khăn và kém hiệu quả, do đó việc phát triển các phương pháp phân tích cảm xúc tự động là rất cần thiết.

Phương pháp truyền thống dựa trên từ điển hay học máy cổ điển đã đạt được một số kết quả nhất định nhưng khó khăn trong việc nhận biết sắc thái ngữ nghĩa tinh vi và ngữ cảnh phức tạp. Đối với các nhiệm vụ phân loại văn bản, mô hình học sâu (deep learning) đã chứng minh khả năng vượt trội về độ chính xác so với các phương pháp cũ. Ngoài ra, các mô hình ngôn ngữ mới (BERT và biến thể của nó) cho phép học biểu diễn ngữ cảnh hai chiều và có thể tinh chỉnh cho nhiều tác vụ khác nhau mà không cần thiết kế đặc trưng thủ công, giúp nâng cao hiệu năng phân tích.

Ứng dụng thực tiễn của phân tích cảm xúc rất đa dạng. Ví dụ:

* Chăm sóc khách hàng: Tự động phân tích đánh giá sản phẩm, bình luận trên mạng xã hội để đánh giá mức độ hài lòng của khách hàng và phát hiện vấn đề nhanh chóng.
* Phân tích thị trường: Đánh giá xu hướng cảm xúc của công chúng về sản phẩm, thương hiệu hay chiến dịch quảng cáo, hỗ trợ quyết định marketing.
* Giáo dục: Phân tích phản hồi của học sinh, sinh viên từ khảo sát hoặc diễn đàn học tập nhằm cải thiện chất lượng giảng dạy và khóa học.
* Y tế: Khai thác bình luận bệnh nhân trên các diễn đàn y khoa để cải thiện dịch vụ khám chữa bệnh và chăm sóc sức khỏe cộng đồng.
* Chính phủ – Chính sách công: Theo dõi dư luận về các chính sách công hoặc tình hình xã hội thông qua phân tích ý kiến trên mạng xã hội, giúp cơ quan chức năng nắm bắt tâm lý cộng đồng.

Với tầm quan trọng và tính cấp thiết như trên, đề tài “Phân tích cảm xúc từ văn bản sử dụng học sâu” có ý nghĩa thực tiễn và khoa học cao. Nghiên cứu này giúp cập nhật các mô hình tiên tiến, đồng thời đóng góp giải pháp tự động cho việc xử lý một lượng lớn dữ liệu văn bản hiện nay.

# 2. TỔNG QUAN VẤN ĐỀ NGHIÊN CỨU

2.1. Phương pháp truyền thống

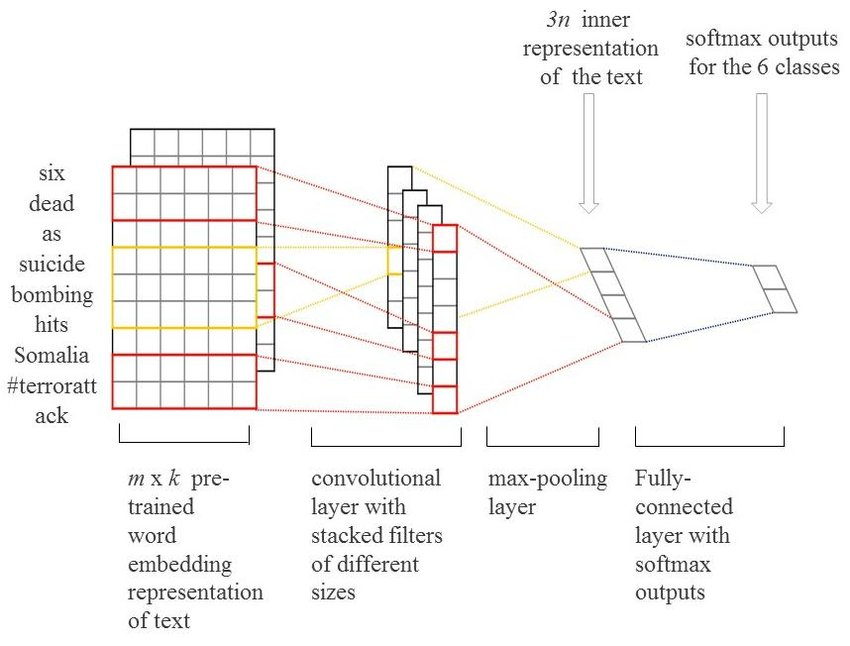
Trong giai đoạn đầu, phân tích cảm xúc chủ yếu dựa trên từ điển cảm xúc và các thuật toán học máy cổ điển. Phương pháp từ điển (lexicon-based) sử dụng tập từ vựng đã gán nhãn cảm xúc (tích cực, tiêu cực) để suy đoán ngữ điệu của câu hoặc văn bản. Ưu điểm là dễ triển khai và không cần dữ liệu huấn luyện, nhưng nhược điểm là phụ thuộc nhiều vào bộ từ điển (có thể bị thiếu hoặc lỗi thời) và không thích ứng tốt với ngữ cảnh mới hoặc từ ngữ lóng.

Đối với học máy cổ điển, văn bản thường được biểu diễn dưới dạng đặc trưng rời rạc như bag-of-words, TF-IDF hoặc n-gram, sau đó áp dụng các thuật toán như Naive Bayes, Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM) hay Random Forest để phân loại. Ví dụ, SVM và Naive Bayes đã được sử dụng phổ biến trong các nghiên cứu đầu tiên về phân tích cảm xúc. Các phương pháp này có ưu điểm độ giải thích cao, song thường yêu cầu tiền xử lý và thiết kế đặc trưng kỹ lưỡng (loại bỏ từ dừng, stemming, v.v.) và khó mở rộng đối với dữ liệu lớn hoặc ngữ cảnh phức tạp.

2.2. Phương pháp học sâu (Deep Learning)

Gần đây, các mô hình học sâu đã được áp dụng rộng rãi, cho phép tự động học đặc trưng từ dữ liệu đầu vào và thể hiện ưu thế rõ rệt trong nhiều nhiệm vụ phân loại văn bản. Nhiều nghiên cứu đã chỉ ra học sâu thường đạt độ chính xác cao hơn hẳn so với học máy cổ điển. Ưu điểm của mô hình học sâu bao gồm khả năng học đặc trưng ẩn, xử lý ngữ cảnh và khái quát hóa tốt, nhất là khi có lượng dữ liệu lớn.

* Mạng hồi quy (RNN) và LSTM/BiLSTM:  
   RNN là mạng nơ-ron có cấu trúc hồi quy, chuyên xử lý dữ liệu tuần tự. Lợi thế lớn của RNN (và đặc biệt là các biến thể LSTM, BiLSTM) là khả năng ghi nhớ trạng thái trước đó, nhờ vậy có thể nắm bắt ngữ cảnh dài hạn trong câu. Ví dụ, mô hình LSTM sử dụng các cổng (gate) để quyết định lưu giữ hay quên thông tin tại mỗi bước, giúp xử lý tốt các phụ thuộc dài hạn trong văn bản. Các công trình như đã cho thấy RNN/LSTM rất phù hợp với bài toán phân tích cảm xúc vì khả năng “ghi nhớ” và diễn giải cách các từ trước ảnh hưởng đến ngữ nghĩa sau. Tuy vậy, RNN truyền thống vẫn gặp vấn đề “mất mát thông tin” (vanishing gradient) khi chuỗi quá dài; các biến thể như BiLSTM có thể cải thiện một phần khi xem xét ngữ cảnh hai chiều.
* Mạng tích chập (CNN):  
   Ban đầu phát triển cho xử lý ảnh, CNN cũng được chứng minh hiệu quả trong xử lý văn bản. CNN trong NLP thường dùng các bộ lọc (filter) trượt qua embedding của câu để trích xuất đặc trưng cục bộ (tương đương n-gram học được). Ví dụ, Yoon Kim (2014) đã trình bày mô hình CNN đơn giản với các lớp convolution và max-pooling trên embedding, đạt kết quả vượt trội trên nhiều tập dữ liệu phân loại văn bản, bao gồm phân tích cảm xúc. Các bộ lọc của CNN có thể nhận diện các cụm từ mang ý nghĩa cảm xúc (như “rất tốt”, “không hài lòng”, v.v.) qua các bản vá (patch) của câu. CNN có ưu điểm là hiệu quả tính toán, khả năng song song cao và ít yếu tố cần tinh chỉnh. Tuy nhiên, nó lại kém khả năng nắm giữ ngữ cảnh dài so với mô hình hồi quy – CNN chú trọng các mẫu cục bộ, trong khi cảm xúc của câu thường chịu ảnh hưởng của toàn bộ ngữ cảnh. Nghiên cứu trên tập dữ liệu “Customer Reviews” cũng chỉ ra rằng các mô hình truyền thống (như Random Forest) tuy có độ chính xác cao nhưng dễ “bỏ sót” mối quan hệ ngữ cảnh tinh vi mà CNN/RNN xử lý tốt hơn.

Hình 1: Kiến trúc CNN với hai kênh word embedding cho phân tích câu. Các bộ lọc tích chập (màu đỏ, vàng, xanh) thu được các biểu diễn đặc trưng, sau đó thực hiện max-pooling và kết nối đầy (fully connected) để đưa ra kết quả

* **Mô hình Transformer và BERT:** Transformer (Vaswani et al., 2017) sử dụng cơ chế **attention** cho phép học được phụ thuộc ngữ cảnh toàn cục mà không cần xử lý tuần tự. BERT (Devlin et al., 2019) là mô hình Transformer đặc biệt quan trọng, được huấn luyện trước trên khối lượng văn bản khổng lồ và có khả năng nắm bắt ngữ cảnh hai chiều. BERT học biểu diễn của một từ dựa trên ngữ cảnh cả hai phía, nên có thể nhận biết sắc thái ý nghĩa tốt hơn. Khi sử dụng cho phân tích cảm xúc, người ta chỉ cần thêm một tầng phân loại trên BERT rồi tinh chỉnh (fine-tune) trên tập dữ liệu nhãn cảm xúc, mà không cần thay đổi cấu trúc nền tảng. Điều này giúp BERT vượt trội trong nhiều tác vụ NLP, bao gồm phân tích cảm xúc. Trên thực tế, mô hình RoBERTa (Liu et al., 2019) – một phiên bản huấn luyện tối ưu hóa của BERT – đã chứng minh có thể đạt kết quả *state-of-the-art* trên nhiều benchmark (GLUE, SQuAD…). Ngoài ra, các mô hình cải tiến khác như DeBERTa (He et al., 2020) đưa ra cơ chế attention tách rời và tinh chỉnh huấn luyện đã giúp cải thiện hiệu năng trên các bài toán hiểu ngôn ngữ tự nhiên.  
    
   Một hướng đáng chú ý khác là các mô hình ngôn ngữ tự sinh (autoregressive) như GPT-3 (Brown et al., 2020) với hàng trăm tỷ tham số. GPT-3 cho thấy khả năng học ít-shot (few-shot) rất ấn tượng: chỉ cần một vài ví dụ hoặc gợi ý, mô hình có thể thực hiện tốt nhiều nhiệm vụ NLP, bao gồm phân loại văn bản. Trong ngữ cảnh phân tích cảm xúc, GPT-3 có thể được sử dụng theo hai cách: tinh chỉnh trên tập nhãn cảm xúc (fine-tune), hoặc dùng kiến thức đã học thông qua prompt để đánh giá phân loại mà không cần huấn luyện lại (zero-shot/few-shot). Tuy GPT-3 tiêu tốn nhiều tài nguyên, nhưng các mô hình nhỏ gọn hơn (như DistilBERT – rút gọn BERT) vẫn đảm bảo hiệu năng cao với tốc độ nhanh hơn. Đặc biệt, DistilBERT (Sanh et al., 2019) giảm kích thước mô hình xuống còn ~60% trong khi giữ lại ~97% khả năng hiểu ngôn ngữ của BERT gốc, rất phù hợp với triển khai trong môi trường tài nguyên hạn chế.

| Phương pháp | Ưu điểm | Nhược điểm | Ví dụ / Ghi chú |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| Từ điển cảm xúc (Lexicon-based) | Không cần dữ liệu huấn luyện, thuật toán đơn giản | Phụ thuộc vào bộ từ điển, thiếu khả năng tổng quát cho ngữ cảnh mới | Ví dụ: SentiWordNet, VADER |
| Học máy (SVM, NB, v.v.) | Có thể đạt độ chính xác cao nếu đặc trưng đầu vào tốt | Cần trích xuất đặc trưng thủ công (TF-IDF, n-gram, v.v.); kém hiệu quả với dữ liệu phi cấu trúc | Thuật toán: SVM, Naive Bayes, MaxEnt, Decision Tree |
| Học sâu – RNN/LSTM/GRU | Xử lý tốt dữ liệu tuần tự, ghi nhớ ngữ cảnh dài | Khó huấn luyện, dễ trôi gradient (với RNN); yêu cầu lượng dữ liệu lớn | LSTM/GRU khắc phục trôi gradient; áp dụng cho văn bản, tiếng nói |
| Học sâu – CNN | Tự động trích xuất đặc trưng cục bộ (n-gram), ít tham số, huấn luyện nhanh | Không trực tiếp ghi nhớ thứ tự dài; xử lý ngữ cảnh dài kém hơn RNN | Thường sử dụng pooling để khắc phục chiều dài biến đổi |
| Học sâu – Transformer (BERT) | Học ngữ cảnh hai chiều, biểu diễn ngữ nghĩa mạnh | Mô hình lớn, đòi hỏi tính toán cao và nhiều tài nguyên | Dễ fine-tune cho tác vụ cụ thể; áp dụng các kiến trúc BERT, RoBERTa, GPT |

Bảng tổng hợp ưu và nhược điểm của một số phương pháp phân tích cảm xúc (bao gồm cả truyền thống và học sâu).

Như vậy, hiện nay có nhiều kiến trúc học sâu hiện đại cho phân tích cảm xúc: **RNN/LSTM**, **CNN**, **Transformer/BERT** và các biến thể tối ưu (RoBERTa, DistilBERT, DeBERTa, GPT, v.v.). Việc khảo sát và so sánh hiệu năng của chúng trên cùng bộ dữ liệu sẽ cho cái nhìn rõ ràng về ưu-nhược điểm từng mô hình. Chẳng hạn, Semary và cộng sự (2023) đã đề xuất mô hình kết hợp RoBERTa-CNN-LSTM, đạt độ chính xác ~96.3% trên tập IMDB và 94.2% trên tập Airline Twitter, cao hơn nhiều so với phương pháp truyền thống. Những kết quả như vậy cho thấy lợi thế rõ rệt của mô hình học sâu kết hợp trong phân tích cảm xúc.

# 3. MỤC ĐÍCH VÀ NHIỆM VỤ NGHIÊN CỨU

**Mục đích:** Nghiên cứu này nhằm **đánh giá và so sánh hiệu quả** của các mô hình học sâu hiện đại trong phân tích cảm xúc văn bản so với phương pháp truyền thống. Cụ thể, đề tài tập trung áp dụng và cải tiến các kiến trúc sâu (CNN, LSTM, Transformer như BERT và các biến thể tiên tiến) cho nhiệm vụ phân loại cảm xúc (tích cực/tiêu cực) từ văn bản. Mục tiêu của nghiên cứu là tìm ra mô hình hoặc kết hợp mô hình cho độ chính xác tốt nhất, đồng thời đề xuất quy trình huấn luyện và tối ưu hóa mô hình. Kết quả sẽ cung cấp cơ sở khoa học và định hướng ứng dụng cho các dự án liên quan đến khai thác dữ liệu văn bản lớn.

**Nhiệm vụ:** Đề tài sẽ thực hiện các bước chính sau:

* **Khảo sát tài liệu:** Thu thập, tổng hợp lý thuyết và các công trình có liên quan về phân tích cảm xúc, bao gồm cả phương pháp truyền thống và học sâu (đặc biệt các mô hình mới như RoBERTa, DeBERTa, GPT, v.v.).
* **Tiền xử lý dữ liệu:** Lựa chọn và chuẩn hóa tập dữ liệu. Ví dụ sử dụng các bộ dữ liệu phổ biến như IMDb Movie Reviews, Airlines Tweets, Sentiment140 (Twitter). Thực hiện xử lý trước (loại bỏ ký tự đặc biệt, chuẩn hóa chữ hoa, tokenization, xử lý emoji/URL nếu cần, v.v.) để chuẩn bị dữ liệu sạch cho mô hình.
* **Xây dựng mô hình:** Cài đặt và tinh chỉnh các kiến trúc học sâu phù hợp như mạng LSTM/BiLSTM, CNN, BERT và các biến thể RoBERTa/DistilBERT/DeBERTa. Đối với mô hình Transformer đã được huấn luyện trước (pre-trained), tiến hành fine-tune bằng cách thêm tầng phân loại trên cùng và huấn luyện tiếp trên tập dữ liệu cảm xúc. Các siêu tham số (số lớp, số neuron, kích thước embedding, learning rate, batch size…) được chọn thử nghiệm (tuning) dựa trên tập kiểm định.
* **Huấn luyện và tối ưu hóa:** Chia dữ liệu thành tập huấn luyện, kiểm định, kiểm thử (ví dụ 80:10:10). Sử dụng các thuật toán tối ưu như Adam hoặc AdamW với hàm mất mát cross-entropy. Áp dụng kỹ thuật regularization như dropout và điều chỉnh learning rate (warmup, decay) để tránh overfitting. Đối với mô hình lớn (BERT và biến thể), thực hiện fine-tuning trên GPU để đảm bảo thời gian thực thi. Tiến hành điều chỉnh (hyperparameter tuning) và có thể sử dụng cross-validation để tối ưu hiệu năng.
* **Đánh giá và so sánh:** Đánh giá kết quả trên tập kiểm thử bằng các chỉ số như **độ chính xác (Accuracy), Precision, Recall, F1-score**. Phân tích ma trận nhầm lẫn (confusion matrix) hoặc đường cong ROC nếu cần. So sánh hiệu năng giữa các mô hình học sâu với các phương pháp cơ sở truyền thống (SVM, Naive Bayes) để xác định mức cải thiện. Ngoài ra, phân tích chi tiết ưu-nhược của từng kiến trúc (ví dụ khả năng xử lý ngữ cảnh, tốc độ tính toán, khả năng mở rộng).
* **Phương pháp chuyên gia:** Tham khảo ý kiến chuyên gia hoặc các công trình quốc tế tiên tiến để kiểm chứng và củng cố kết quả.

Kết thúc từng bước, nhóm nghiên cứu sẽ tổng hợp và điều chỉnh hướng đi dựa trên kết quả ban đầu. Kết quả cuối cùng sẽ là đánh giá toàn diện các mô hình học sâu cho phân tích cảm xúc và hướng dẫn cho việc ứng dụng thực tế của chúng.

4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

* **Đối tượng nghiên cứu:** Các mô hình học sâu ứng dụng trong phân tích cảm xúc văn bản, bao gồm mạng hồi quy (RNN, LSTM/BiLSTM), mạng tích chập (CNN), kiến trúc Transformer (BERT và các biến thể như RoBERTa, DeBERTa, DistilBERT) và các mô hình ngôn ngữ tự sinh (GPT-2/GPT-3).
* **Phạm vi nghiên cứu:**
  + **Dữ liệu:** Tập dữ liệu văn bản có nhãn cảm xúc, ví dụ: IMDb Movie Reviews (phân tích cảm xúc phim), Twitter Sentiment140 (tweet tiếng Anh có nhãn), Airlines Tweets (tweet về các hãng hàng không), hoặc các tập dữ liệu tương tự. Dữ liệu ưu tiên tiếng Anh vì có nhiều tập chuẩn; có thể mở rộng nghiên cứu cho tiếng Việt trong tương lai.
  + **Ngôn ngữ:** Tập trung phân tích cảm xúc tiếng Anh. Do hạn chế tài nguyên và tập dữ liệu Việt chưa phổ biến, công việc tập trung trên dữ liệu tiếng Anh, nhưng bố cục luận văn sẽ đề cập khả năng áp dụng kết quả với ngôn ngữ khác.
  + **Bài toán:** Phân loại nhị phân (tích cực/tiêu cực) hoặc đa lớp (thêm trung tính tùy dữ liệu). Nghiên cứu có thể giới hạn ở trường hợp nhị phân để đảm bảo rõ ràng, sau đó có thể mở rộng lên đa lớp nếu có đủ dữ liệu.
  + **Công cụ và kỹ thuật:** Sử dụng các thư viện/lựa chọn nền tảng học sâu như PyTorch hoặc TensorFlow, tận dụng GPU để huấn luyện. Triển khai quy trình thu thập, tiền xử lý, huấn luyện, đánh giá theo các bước đã nêu.

Giới hạn của nghiên cứu bao gồm: tập trung vào phân tích văn bản dạng short reviews/tweets, chưa nghiên cứu đầy đủ về khía cạnh ngôn ngữ địa phương hoặc cảm xúc phức tạp (ví dụ cảm xúc nhiều khía cạnh trong một câu). Tuy nhiên, kết quả sẽ đặt nền tảng cho các nghiên cứu tiếp theo mở rộng ngôn ngữ hoặc tình huống phức tạp hơn.

5. Phương pháp nghiên cứu

* **Phương pháp lý thuyết (thu thập kiến thức):** Tổng hợp và phân tích tài liệu chuyên sâu từ các công trình khoa học trong và ngoài nước. Nghiên cứu các mô hình phân tích cảm xúc truyền thống và học sâu, bao gồm phân tích các cấu trúc mạng, thuật toán tối ưu, và kết quả thử nghiệm đã công bố. So sánh ưu nhược điểm của từng phương pháp thông qua tổng quan lý thuyết.
* **Phương pháp thực nghiệm:**
  1. **Thu thập và tiền xử lý dữ liệu:** Lựa chọn bộ dữ liệu mẫu (IMDb, Sentiment140, v.v.), tiến hành thu thập (nếu cần) và tiền xử lý (loại bỏ ký tự không cần thiết, chuyển về dạng token, chuẩn hóa chữ hoa, xử lý dấu câu/URL/emoji). Áp dụng bước embedding – chuyển văn bản thành vectơ số: có thể sử dụng embedding truyền thống (Word2Vec, GloVe) hoặc embedding từ mô hình pre-trained (ví dụ BERT-embedding).
  2. **Xây dựng và huấn luyện mô hình:** Cài đặt các kiến trúc mạng: CNN, LSTM/BiLSTM và Transformer (BERT và các biến thể). Đối với BERT/RoBERTa/DeBERTa: tải mô hình đã huấn luyện sẵn và thêm một tầng phân loại, sau đó fine-tune trên dữ liệu phân tích cảm xúc. Chia tập dữ liệu thành train/dev/test (có thể theo tỷ lệ 8:1:1 hoặc 7:1.5:1.5). Sử dụng thuật toán tối ưu (Adam, AdamW) với hàm loss cross-entropy. Áp dụng kỹ thuật regularization như dropout để tránh overfitting. Thiết lập các siêu tham số (learning rate, batch size, số epoch) qua việc quan sát hiệu năng trên tập kiểm định. Ngoài ra, có thể dùng kỹ thuật điều chỉnh động (learning rate schedule) và early stopping dựa trên độ lỗi tập kiểm định để tối ưu quá trình huấn luyện.
  3. **Tinh chỉnh mô hình (Fine-tuning):** Đối với mô hình Transformer, quá trình fine-tuning là trọng tâm: điều chỉnh trọng số của mô hình đã học sẵn trên dữ liệu nhãn (gắn nhãn cảm xúc). Thực nghiệm các mức độ fine-tuning khác nhau (ví dụ chỉ huấn luyện tầng cuối, hay huấn luyện toàn bộ mô hình) để tìm cấu hình tối ưu. Đối với mô hình lai (hybrid, e.g. RoBERTa+CNN+LSTM), huấn luyện từng thành phần (ví dụ CNN+LSTM) song song với embedding từ RoBERTa sau đó ghép đầu ra.
  4. **Đánh giá mô hình:** Đo lường hiệu năng trên tập kiểm thử qua các chỉ số: **Accuracy, Precision, Recall, F1-score**. Sử dụng ma trận nhầm lẫn để phân tích chi tiết thành phần nhầm lẫn. Ngoài ra, vẽ và phân tích đường cong ROC-AUC nếu phù hợp. So sánh với kết quả của các mô hình cơ sở truyền thống (ví dụ SVM, Naive Bayes) đã huấn luyện trên cùng bộ dữ liệu để đánh giá mức cải thiện. Dựa vào kết quả định lượng và phân tích, rút ra nhận xét về ưu nhược của từng mô hình.
* **Phương pháp chuyên gia (Expertise):** Tham khảo thêm ý kiến từ các chuyên gia trong lĩnh vực NLP và học máy, cũng như so sánh với các kết quả công bố quốc tế. Nếu cần, thực hiện các cuộc thảo luận nội bộ hoặc phỏng vấn ngắn với những người làm trong lĩnh vực ứng dụng (như phân tích dữ liệu khách hàng) để đảm bảo hướng nghiên cứu đáp ứng được nhu cầu thực tế.

Quy trình trên đảm bảo kết quả nghiên cứu là toàn diện: kết hợp lý thuyết và thực nghiệm để đánh giá chính xác khả năng của các mô hình học sâu trong phân tích cảm xúc, đồng thời khắc phục khó khăn về dữ liệu và mô hình thông qua tối ưu hóa liên tục.

6. Giả thuyết khoa học

1. **Mô hình học sâu sẽ cho kết quả phân tích cảm xúc chính xác hơn các phương pháp truyền thống.** Các nghiên cứu như Rashid et al. (2023) đã chỉ ra mô hình học sâu đạt độ chính xác cao hơn đáng kể so với học máy cổ điển trong phân loại văn bản. Cụ thể, chúng tôi dự đoán các mô hình CNN, LSTM, BERT khi được huấn luyện trên cùng tập dữ liệu sẽ có độ chính xác tốt hơn SVM hay Naive Bayes.
2. **Các mô hình Transformer tiên tiến (BERT và biến thể) sẽ vượt trội so với mô hình CNN/LSTM đơn thuần.** Nhờ khả năng học ngữ cảnh hai chiều trên toàn câu, BERT và các phiên bản tối ưu (RoBERTa, DeBERTa) có thể hiểu ngữ nghĩa phức tạp và sắc thái cảm xúc tốt hơn. Chẳng hạn, DeBERTa cải tiến attention và bộ giải mã nâng cao đã cải thiện hiệu năng trên nhiều tác vụ NLU. Mô hình lai (RoBERTa+CNN+LSTM) cũng được kỳ vọng đạt kết quả tốt, như đã được chứng minh đạt ~96% accuracy trên IMDb.
3. **Các mô hình giảm gọn (như DistilBERT) vẫn giữ hiệu năng gần tương đương các phiên bản lớn hơn.** Chẳng hạn, DistilBERT chỉ bằng 60% kích thước nhưng duy trì ~97% khả năng của BERT gốc. Giả thuyết này kiểm tra xem mô hình nhỏ có thể được ứng dụng thay thế khi tài nguyên tính toán hạn chế mà không hy sinh quá nhiều độ chính xác.

Các giả thuyết trên sẽ được kiểm nghiệm thông qua các phép thử và so sánh trong phần thực nghiệm, dựa vào kết quả đánh giá mô hình.

7. Những đóng góp mới của đề tài

* **Cập nhật và hệ thống hoá kiến thức:** Cung cấp tổng quan hệ thống về ứng dụng của học sâu trong phân tích cảm xúc văn bản, đặc biệt là giới thiệu và so sánh các mô hình Transformer hiện đại (BERT, RoBERTa, DeBERTa, DistilBERT, GPT) với các phương pháp truyền thống và thế hệ trước (CNN, LSTM). Đề tài sẽ giới thiệu chi tiết cách thức hoạt động và cải tiến của từng mô hình, tạo cơ sở tham khảo cho nghiên cứu tương lai.
* **Đánh giá thực nghiệm toàn diện:** Thực hiện đánh giá và so sánh trên cùng bộ dữ liệu mẫu giữa nhiều mô hình học sâu hiện đại và phương pháp cơ bản. Kết quả thực nghiệm, bao gồm các bảng biểu và biểu đồ đối chiếu chỉ số, sẽ được công bố. Ví dụ, thông qua thực nghiệm có thể thấy độ chính xác của mô hình lai RoBERTa–(CNN+LSTM) đạt cao hơn đáng kể phương pháp truyền thống, góp phần minh hoạ ưu điểm của kiến trúc này.
* **Quy trình huấn luyện và tối ưu hóa:** Mô tả chi tiết quy trình huấn luyện, fine-tune và tối ưu hóa mô hình phân tích cảm xúc bằng học sâu. Đề tài sẽ nhấn mạnh các kỹ thuật tối ưu hóa quan trọng (ví dụ: dropout, điều chỉnh learning rate, early stopping) để tránh overfitting và tăng tính khái quát cho mô hình. Hướng dẫn này sẽ là tài liệu tham khảo quý cho các nhà nghiên cứu và thực hành triển khai phân tích cảm xúc.
* **Định hướng ứng dụng thực tế:** Kết quả nghiên cứu giúp định hướng cho việc ứng dụng phân tích cảm xúc trong thực tế. Những đề xuất về mô hình và quy trình có thể áp dụng trong các hệ thống chăm sóc khách hàng tự động, công cụ giám sát dư luận, hệ thống phản hồi tự động trong giáo dục hoặc y tế. Ví dụ, một mô hình BERT tinh chỉnh có thể được tích hợp vào hệ thống CRM của doanh nghiệp hoặc cổng thông tin phản hồi công dân của chính phủ. Đề tài cũng đề xuất hướng mở rộng (như áp dụng cho tiếng Việt, hoặc phân tích đa chiều), góp phần phát triển các ứng dụng liên quan trong tương lai.

Như vậy, đề tài không chỉ cập nhật lý thuyết mà còn cung cấp đóng góp thực nghiệm và ứng dụng cho cộng đồng nghiên cứu và phát triển hệ thống phân tích cảm xúc.

8. Kế hoạch nghiên cứu

| STT | Nội dung công việc | Thời gian thực hiện |
| --- | --- | --- |
| 1 | Nghiên cứu, chọn đề tài, xây dựng đề cương luận văn | 1 tháng |
| 2 | Nộp đề cương, sửa chữa hoàn thiện đề cương | 0.5 tháng |
| 3 | Nghiên cứu, viết, hoàn thiện luận văn |  |
|  | - Chương 1: Giới thiệu | 0.5 tháng |
|  | - Chương 2: Các nghiên cứu liên quan | 0.5 tháng |
|  | - Chương 3: Thực nghiệm | 2 tháng |
|  | - Chương 4: Kết luận và hướng phát triển | 0.5 |
| 4 | Chỉnh sửa, hoàn thiện luận văn và hồ sơ bảo vệ luận văn | 1 tháng |

9. Dự kiến nội dung luận văn

* **Chương 1: Giới thiệu.** Trình bày bối cảnh, động lực chọn đề tài; tầm quan trọng của phân tích cảm xúc; định nghĩa vấn đề; mục tiêu và phạm vi nghiên cứu; đóng góp chính của luận văn.
* **Chương 2: Tổng quan lý thuyết.** Giới thiệu các phương pháp phân tích cảm xúc truyền thống (từ điển, học máy cổ điển) và tiến trình chuyển sang học sâu. Mô tả chi tiết các kiến trúc học sâu: RNN/LSTM, CNN, Transformer. Đặc biệt, tổng hợp các cải tiến hiện đại (BERT, RoBERTa, DeBERTa, DistilBERT, GPT), so sánh nguyên lý và hiệu năng của chúng trên bài toán phân tích cảm xúc. Trích dẫn các công trình tiêu biểu trong lĩnh vực để minh chứng.
* **Chương 3: Phương pháp nghiên cứu.** Trình bày quy trình nghiên cứu và thiết kế thí nghiệm: thu thập dữ liệu, tiền xử lý (tokenization, embedding), lựa chọn mô hình và triển khai kiến trúc mạng. Mô tả chi tiết cách huấn luyện và tinh chỉnh các mô hình học sâu, bao gồm các siêu tham số, thuật toán tối ưu, kỹ thuật giảm overfitting. Nêu rõ các tiêu chí và phương pháp đánh giá (độ chính xác, F1-score, ma trận nhầm lẫn, v.v.).
* **Chương 4: Thực nghiệm và đánh giá.** Thực hiện và báo cáo kết quả thí nghiệm: so sánh hiệu năng giữa các mô hình (CNN, LSTM, BERT, RoBERTa, DeBERTa, DistilBERT, GPT, ...) trên các tập dữ liệu chuẩn. Phân tích kết quả số liệu, biểu đồ, và thảo luận kết quả đạt được. Nêu ra ưu nhược cụ thể từng mô hình (ví dụ: độ chính xác cao nhưng tốn tài nguyên, hoặc ngược lại). Đánh giá so sánh với phương pháp truyền thống như SVM, Naive Bayes.
* **Chương 5: Kết luận và hướng phát triển.** Tổng kết những kết quả chính của nghiên cứu, khẳng định các mục tiêu đã đạt được. Nêu ra giới hạn của luận văn và đề xuất hướng nghiên cứu tiếp theo (như mở rộng dữ liệu, áp dụng cho ngôn ngữ khác, kết hợp dữ liệu đa phương tiện, v.v.). Đề xuất đóng góp của công trình trong bối cảnh học thuật và ứng dụng thực tế.

10. Danh mục tài liệu tham khảo

* Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners*. arXiv:2005.14165.
* Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. NAACL-HLT.
* He, P., Liu, X., Gao, J., & Chen, W. (2021). *DeBERTa: Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention*. Proceedings of ICLR.
* Kim, Y. (2014). *Convolutional Neural Networks for Sentence Classification*. EMNLP.
* Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., & Stoyanov, V. (2019). *RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach*. arXiv:1907.11692.
* Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., & Wolf, T. (2019). *DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter*. arXiv:1910.01108.
* Ashbaugh, L., & Zhang, Y. (2024). *A Comparative Study of Sentiment Analysis on Customer Reviews Using Machine Learning and Deep Learning*. Computers, **13**(12):340. https://doi.org/10.3390/computers13120340
* Semary, N. A., Ahmed, W., Amin, K., Pławiak, P., & Hammad, M. (2023). *Improving Sentiment Classification using a RoBERTa-based Hybrid Model*. Frontiers in Human Neuroscience, **17**:1292010. doi:10.3389/fnhum.2023.1292010.
* Rashid, M. S., Mahmood, A., Ali, A. G., Al-Gaidi, K., & Gandhi, T. K. (2023). *Challenges and future in deep learning for sentiment analysis: a comprehensive review and a proposed novel hybrid approach*. Artificial Intelligence Review.
* Talaat, A. (2023). *Sentiment Analysis Classification System Using Hybrid BERT Models*. Journal of Big Data.
* Mienye, I. D., et al. (2023). *Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review*. Information (MDPI).
* Singhal, P., Kumar, R., Sachdeva, A., & Aggarwal, M. (2016). *Sentiment Analysis and Deep Learning: A Survey*. IIT Bombay.
* Kumar, S., Garg, R., Khanna, A., & Kumar, S. (2025). *Evolving Techniques in Sentiment Analysis*. PeerJ Computer Science.