| ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG  **TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**  **VÀ TRUYỀN THÔNG VIỆT - HÀN**  **BÁO CÁO TỔNG KẾT**  **ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU KHOA HỌC CỦA SINH VIÊN**  **NĂM 2025**  **Nghiên cứu giải pháp sử dụng Deep Learning tóm tắt các đánh giá sản phẩm bằng tiếng Việt trên mạng xã hội**  **ĐHVH-2024-SV-04**    Thuộc lĩnh vực khoa học và công nghệ:  *Trí tuệ nhân tạo, xử lý ngôn ngữ tự nhiên*  Sinh viên chịu trách nhiệm chính thực hiện đề tài: Hoàng Bảo Việt  Ngành học: Khoa học dữ liệu và trí tuệ nhân tạo  Người hướng dẫn: TS Đặng Đại Thọ  **Đà Nẵng, Tháng 5/Năm 2025** |
| --- |

| ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG  **TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**  **VÀ TRUYỀN THÔNG VIỆT - HÀN**  **BÁO CÁO TỔNG KẾT**  **ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU KHOA HỌC CỦA SINH VIÊN**  **NĂM 2025**  **Nghiên cứu giải pháp sử dụng Deep Learning tóm tắt các đánh giá sản phẩm bằng tiếng Việt trên mạng xã hội**  **ĐHVH-2024-SV-04**    **Xác nhận của đơn vị chủ trì Sinh viên chịu trách nhiệm chính**  **Đà Nẵng, Tháng 5/Năm 2025** |
| --- |

**MỤC LỤC**

[**MỞ ĐẦU 4**](#_heading=h.cevicygynx64)

[**DANH MỤC HÌNH ẢNH 5**](#_heading=h.bv5t7zcteaxd)

[**DANH MỤC BẢNG BIỂU 6**](#_heading=)

[**DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT 7**](#_heading=h.cegg8uoi0nkf)

[**CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU VỀ BÀI TOÁN NGHIÊN CỨU 8**](#_heading=h.cjc3f5dld2zb)

[1.1 Bối cảnh thực tế của bài toán nghiên cứu 8](#_heading=h.9yfpfa826uyd)

[1.2. Mục tiêu 9](#_heading=h.mhfjv2avt95i)

[1.3. Đóng góp 10](#_heading=h.th8ufqxphfqb)

[**CHƯƠNG 2: TỔNG QUAN TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU 11**](#_heading=h.ab10jedw9gz5)

[2.1. Bối cảnh và thuật ngữ 11](#_heading=h.7edmy2e49z76)

[2.2. Những gì liên quan 12](#_heading=h.u2tl3c2lubzx)

[2.2.1. Bức tranh nghiên cứu toàn cầu về Tóm tắt văn bản 12](#_heading=h.sx4h3csq983o)

[2.2.4. Học dựa trên prompt và học đa tác vụ 13](#_heading=h.dyw7ibk8uvi9)

[2.2.5. Hạn chế và tính chuyển giao 13](#_heading=h.wpr2e54j237z)

[2.3. Bối cảnh tiếng Việt 14](#_heading=h.5apjj4sawd6a)

[2.3.1. Thách thức ngôn ngữ 14](#_heading=h.ypqhqqzbpdjt)

[2.3.2. Hạn chế về bộ dữ liệu 14](#_heading=h.ufvm2zpma2cl)

[2.3.3. Các bộ dữ liệu và công cụ tiếng Việt hiện có 15](#_heading=h.20y95praq9ks)

[**CHƯƠNG 3: ĐỀ XUẤT GIẢI PHÁP 16**](#_heading=h.p7b2o6rn614h)

[3.1. Các mô hình 16](#_heading=h.e5rjdgrk92vr)

[3.1.1 Mô hình RNN 16](#_heading=h.ufcepknykpxg)

[3.1.2 Mô hình GRU-RNN 16](#_heading=h.718ogruqhd8q)

[3.1.3 Mô hình LSTM 16](#_heading=h.5lmhea9ehw9l)

[3.1.4 Mô hình BiLSTM 16](#_heading=h.qxx18rrxmazl)

[3.1.5 Mô hình BERT 17](#_heading=h.711re9l3g8sd)

[3.2. Phương pháp đánh giá 17](#_heading=h.se1fgl1fxpgx)

[**CHƯƠNG 4: ĐÁNH GIÁ GIẢI PHÁP ĐỀ XUẤT 19**](#_heading=h.jksbw0cog18t)

[**KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ 20**](#_heading=)

[5.1 Kết luận 20](#_heading=h.pptkpmgph29)

[5.2. Kiến nghị 20](#_heading=h.u2akj5v3vns2)

[**TÀI LIỆU THAM KHẢO 21**](#_heading=h.5ylmecn1p8h8)

# **MỞ ĐẦU**

Trong thời đại bùng nổ thông tin hiện nay, người dùng thường xuyên bị quá tải bởi lượng nội dung văn bản khổng lồ trên Internet, đặc biệt là các bài viết tin tức, tài liệu học thuật, báo cáo doanh nghiệp hay các bình luận sản phẩm. Điều này đặt ra yêu cầu cấp thiết về các công cụ hỗ trợ tóm tắt văn bản một cách nhanh chóng, chính xác và tự động nhằm tiết kiệm thời gian, nâng cao hiệu quả tiếp cận thông tin.

Tóm tắt văn bản là một bài toán quan trọng trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), với mục tiêu tạo ra một phiên bản rút gọn của văn bản gốc nhưng vẫn đảm bảo giữ được các thông tin quan trọng nhất. Trong những năm gần đây, sự phát triển mạnh mẽ của các mô hình học sâu, đặc biệt là mạng nơ-ron hồi quy (RNN, LSTM, BiLSTM) và các mô hình ngôn ngữ dựa trên Transformer như BERT, đã mang lại nhiều tiến bộ vượt bậc trong việc xây dựng hệ thống tóm tắt văn bản tự động. Tuy nhiên với những comment của ngành dịch vụ thì bài toán đặt ra để tóm tắt những comment này cũng là những thử thách.Vậy nên việc nghiên cứu nâng cao xây dựng mô hình nhằm để tóm tắt những comment là bài toán đấy thú vị nhưng cũng thách thức

# **DANH MỤC HÌNH ẢNH**

***Hình 1.1.1: Các comment về sản phẩm………………………………………………….9***

***Hình 3.2.1: Công thức tính precision,recall và F1…………………………………….18***

# **DANH MỤC BẢNG BIỂU**

***Bảng 4.1: Kết quả đánh giá ROUGE của các mô hình tóm tắt trích xuất……………19***

# **DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT**

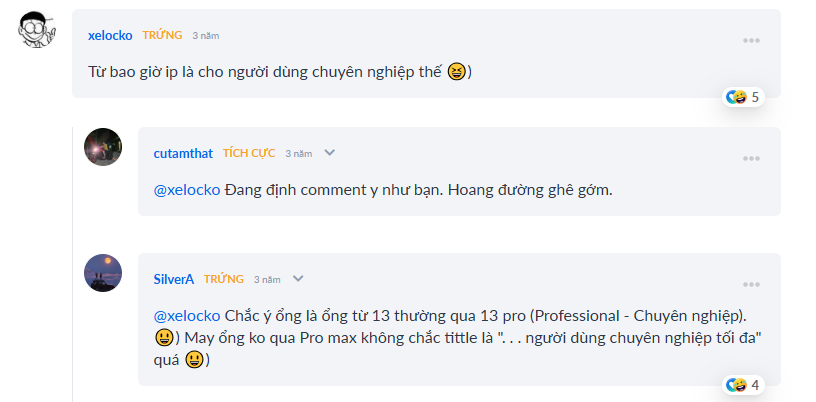
| **STT** | **Từ viết tắt** | **Thuật ngữ tiếng Anh** | **Ý nghĩa** |
| --- | --- | --- | --- |
| 1 | NLP | Natural Language Processing | Xử lý ngôn ngữ tự nhiên |
| 2 | GRU | Gated Recurrent Unit | Mạng nơ-ron hồi tiếp với nút có cổng |
| 3 | RNN | Recurrent Neural Network | Mạng nơ-ron hồi quy |
| 4 | LSTM | Long short-term memory | Bộ nhớ dài-ngắn hạn |
| 5 | ROUGE | Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation | Đánh giá tóm tắt dựa trên khả năng hồi tưởng của mô hình thay thế. |

# **CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU VỀ BÀI TOÁN NGHIÊN CỨU**

## **1.1 Bối cảnh thực tế của bài toán nghiên cứu**

Trong kỷ nguyên thương mại kỹ thuật số, các bài đánh giá do người dùng tạo trên phương tiện truyền thông xã hội và nền tảng thương mại điện tử đã nổi lên như một nguồn thông tin chi tiết về người tiêu dùng và phản hồi về sản phẩm thiết yếu. Những bài đánh giá này ảnh hưởng đến quyết định mua hàng, nhận thức về thương hiệu và phát triển sản phẩm trong nhiều ngành công nghiệp khác nhau.

Tuy nhiên, khối lượng lớn, tính biến đổi và bản chất thường dư thừa của nội dung như vậy đặt ra một thách thức đáng kể cho cả người dùng và doanh nghiệp đang cố gắng trích xuất thông tin có thể hành động. Tóm tắt văn bản tự động, đặc biệt là thông qua các phương pháp dựa trên học sâu (DL), ngày càng được áp dụng để tạo ra các bản tóm tắt ngắn gọn và nhiều thông tin về các bài đánh giá của người dùng. Mặc dù có những tiến bộ đáng kể trong việc tóm tắt tự động trong các ngôn ngữ giàu tài nguyên như tiếng Anh, tiếng Trung và tiếng Nhật, được hỗ trợ bởi các tập dữ liệu chuẩn lớn và các mô hình ngôn ngữ được đào tạo trước mạnh mẽ, nhưng tiến trình trong tiếng Việt vẫn khiêm tốn. Các bài đánh giá bằng tiếng Việt—đặc biệt là các bài đánh giá liên quan đến điện thoại thông minh trên các nền tảng thương mại điện tử địa phương—thường ngắn gọn, không có cấu trúc cao và được truyền tải bằng các biểu thức không chính thức, từ viết tắt và tiếng lóng chuyên ngành. Những đặc điểm về ngôn ngữ và ngữ cảnh này đặt ra những thách thức đáng kể cản trở việc áp dụng trực tiếp các kỹ thuật tóm tắt hiện có. Chẳng hạn như dưới đây là bài toán cụ thể của tôi với các comment sản phẩm ở dưới

****

***Hình 1.1.1: Các comment về sản phẩm***

Với việc tính chất phức tạp của các comment tiếng việt như vậy thì đây là bài toán mà chúng tôi sẽ thực hiện nhiều công đoạn để có thể nâng cao việc tóm tắt các bình luận tiếng việt như vậy.

## **1.2. Mục tiêu**

Khảo sát này điều tra các phương pháp tiếp cận dựa trên học sâu để tóm tắt các bài đánh giá sản phẩm của Việt Nam, tập trung cụ thể vào các bài đánh giá được thu thập từ phương tiện truyền thông xã hội và nền tảng thương mại điện tử. Chúng tôi tập trung vào các phương pháp tạo ra các bản tóm tắt vừa ngắn gọn vừa toàn diện, giảm thiểu sự trùng lặp trong khi vẫn nắm bắt được những hiểu biết cần thiết và đôi khi không thường xuyên. Bài báo nhấn mạnh các phương pháp tiếp cận có thể áp dụng cho các bối cảnh có ít tài nguyên và nhiễu, như minh họa bằng dữ liệu tiếng Việt.

Chúng tôi tiếp tục phân tích tính phù hợp của các kiến ​​trúc hiện đại, chẳng hạn như các mô hình dựa trên kiến trúc transformer, transfer learning và các phương pháp kết hợp, trong việc xử lý các nhu cầu riêng biệt của văn bản do người dùng tiếng Việt tạo ra. Ngoài ra, khảo sát này giới thiệu một nghiên cứu trường hợp thực tế sử dụng tập dữ liệu tự xây dựng về các bài đánh giá điện thoại thông minh, chứng minh những hạn chế trong thế giới thực của các mô hình hiện có và nhu cầu quan trọng đối với các giải pháp được thiết kế riêng hơn.

## **1.3. Đóng góp**

Khảo sát này đóng góp vào sự phát triển của lĩnh vực tóm tắt văn bản tự động đối với các ngôn ngữ ít tài nguyên bằng cách cung cấp một cái nhìn tổng quan toàn diện về các phương pháp dựa trên học sâu, bao gồm cả hai hướng tiếp cận: trích xuất và trừu tượng. Bài viết đặc biệt nhấn mạnh vào bối cảnh tiếng Việt, nơi mà các đánh giá sản phẩm do người dùng tạo ra đặt ra những thách thức riêng biệt do cách sử dụng ngôn ngữ không chính thống, cấu trúc cú pháp bất thường và sự thiếu hụt dữ liệu huấn luyện đã được gán nhãn.

Thông qua việc đánh giá có hệ thống các kỹ thuật hiện đại, bao gồm kiến trúc dựa trên Transformer, các phương pháp điều hướng bằng prompt và mô hình lai (hybrid), bài viết xem xét khả năng thích ứng và các giới hạn hiệu suất của chúng khi được áp dụng cho dữ liệu tiếng Việt. Qua đó, bài viết cho thấy một khoảng cách đáng kể giữa năng lực của các hệ thống tóm tắt đa ngôn ngữ hiện tại và những yêu cầu đặc thù trong bối cảnh ít tài nguyên, tập trung vào miền nội dung cụ thể.

Ngoài ra, khảo sát cũng xác định một số hướng nghiên cứu tiềm năng trong tương lai, nhấn mạnh tầm quan trọng của các phương pháp dựa trên dữ liệu, chỉ số đánh giá nhạy theo ngữ cảnh, và các mô hình được thiết kế để thích ứng với các đặc điểm ngôn ngữ riêng của tiếng Việt. Tổng thể, những hiểu biết này nhằm định hướng việc phát triển các hệ thống tóm tắt mạnh mẽ hơn, có khả năng mở rộng và nhận thức ngôn ngữ tốt hơn dành cho tiếng Việt và các ngôn ngữ ít tài nguyên khác.

# **CHƯƠNG 2: TỔNG QUAN TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU**

## **2.1. Bối cảnh và thuật ngữ**

Tóm tắt văn bản tự động là quá trình tạo ra một phiên bản ngắn gọn và mạch lạc từ một văn bản dài hơn, đồng thời vẫn giữ được những thông tin cốt lõi. Quá trình này được chia thành hai loại chính: **tóm tắt trích xuất** và **tóm tắt trừu tượng**. Phương pháp trích xuất xác định và chọn ra các cụm từ hoặc câu quan trọng trực tiếp từ văn bản gốc, thường dựa trên các tiêu chí thống kê hoặc được học để đánh giá mức độ quan trọng. Những phương pháp này thường dễ triển khai hơn và ít gặp lỗi sai về mặt nội dung, tuy nhiên chúng có thể tạo ra các bản tóm tắt rời rạc, thiếu mạch lạc. Ngược lại, các phương pháp trừu tượng tạo ra các câu mới có thể diễn giải lại hoặc viết lại nội dung gốc, gần giống cách con người thực hiện việc tóm tắt. Mặc dù cho phép tạo ra các bản tóm tắt mượt mà và súc tích hơn, phương pháp này đòi hỏi sự hiểu biết ngữ nghĩa sâu hơn và đặt ra nhiều thách thức về mô hình hóa, đặc biệt là đối với các ngôn ngữ ít tài nguyên.

Bên cạnh sự phân loại cốt lõi đó, bài toán tóm tắt còn được chia thành **tóm tắt một văn bản** hoặc **tóm tắt đa văn bản**. Tóm tắt một văn bản liên quan đến việc rút gọn thông tin từ một nguồn duy nhất, chẳng hạn như một bài đánh giá hoặc mô tả sản phẩm; trong khi đó, tóm tắt đa văn bản tổng hợp thông tin từ nhiều nguồn liên quan. Trong bối cảnh thương mại điện tử và mạng xã hội, tóm tắt đa văn bản đặc biệt có ý nghĩa, vì các đánh giá sản phẩm thường xuất hiện theo cụm dưới một mục sản phẩm và cần được tổng hợp để phản ánh quan điểm đa dạng từ người dùng.

Sự ra đời của học sâu (deep learning) đã thúc đẩy đáng kể khả năng của các hệ thống tóm tắt. Các mô hình học sâu giai đoạn đầu dựa vào mạng nơ-ron hồi quy (RNN) và các biến thể có cổng như LSTM và GRU để mã hóa chuỗi đầu vào và tạo ra tóm tắt theo trình tự. Những mô hình sequence-to-sequence (seq2seq) này cung cấp một hướng tiếp cận dựa trên dữ liệu, thay thế cho các phương pháp tóm tắt dựa trên luật hoặc thống kê. Tuy nhiên, chúng thường gặp khó khăn trong việc xử lý các phụ thuộc dài và ghi nhớ thông tin, đặc biệt trong môi trường đa ngôn ngữ.

Để khắc phục những hạn chế đó, cơ chế chú ý (attention) đã được giới thiệu, cho phép mô hình tập trung chọn lọc vào các phần khác nhau của đầu vào trong quá trình sinh văn bản. Sáng kiến này đã dẫn đến sự phát triển của các kiến trúc dựa trên Transformer, hoàn toàn thay thế sự hồi tiếp bằng các cơ chế tự chú ý. Các mô hình như BERT, GPT, T5 và BART đã xác lập tiêu chuẩn hiện đại trong cả hai hướng tiếp cận trích xuất và trừu tượng. Những mô hình này tận dụng quá trình tiền huấn luyện trên tập dữ liệu lớn và có thể được tinh chỉnh cho các nhiệm vụ cụ thể hoặc điều chỉnh thông qua chiến lược prompt.

Mặc dù các kiến trúc này đã đạt được kết quả ấn tượng đối với tiếng Anh và các ngôn ngữ có nhiều tài nguyên, việc ứng dụng chúng cho tiếng Việt vẫn còn hạn chế. Sự thiếu hụt dữ liệu tóm tắt được gán nhãn quy mô lớn và đặc điểm ngôn ngữ không chính thức, rời rạc của nội dung do người dùng tạo ra gây khó khăn cho cả việc huấn luyện mô hình và đánh giá hiệu quả. Như sẽ được trình bày ở các phần sau, việc điều chỉnh các mô hình nền tảng này cho tiếng Việt đòi hỏi phải giải quyết những khác biệt ngôn ngữ và ràng buộc về dữ liệu – những yếu tố vốn thường bị bỏ qua trong nghiên cứu chính thống.

## **2.2. Những gì liên quan**

### **2.2.1. Bức tranh nghiên cứu toàn cầu về Tóm tắt văn bản**

Lĩnh vực tóm tắt văn bản tự động đã chứng kiến sự phát triển nhanh chóng trong thập kỷ qua, phần lớn nhờ vào sự sẵn có của các bộ dữ liệu quy mô lớn và các mô hình tiền huấn luyện mạnh mẽ dành cho các ngôn ngữ giàu tài nguyên. Một số tập dữ liệu công khai đã trở thành các chuẩn đánh giá phổ biến cho việc đánh giá mô hình tóm tắt. Chẳng hạn, tập dữ liệu **CNN/DailyMail** gồm các bài báo dài kèm theo các bản tóm tắt nhiều câu, cho phép huấn luyện theo cả hướng trích xuất và trừu tượng. Tập **XSum** đặt ra thách thức cao hơn, yêu cầu mô hình tạo ra bản tóm tắt ngắn gọn chỉ trong một câu. Các tập dữ liệu khác như **Gigaword**, **Reddit TIFU**, và **Multi-News** góp phần đa dạng hóa mô hình khi bao gồm nội dung không chính thức, do người dùng tạo ra, hoặc thông tin từ nhiều văn bản khác nhau. Các bộ dữ liệu này có điểm chung là: định dạng tốt, cấu trúc nhất quán, và ngôn ngữ sạch – những điều hiếm khi đạt được ở các ngôn ngữ ít tài nguyên như tiếng Việt.

**2.2.2. Các chỉ số đánh giá**

Để đánh giá hiệu quả trên các bộ dữ liệu này, hầu hết các nghiên cứu đều sử dụng các chỉ số đánh giá tự động, đặc biệt là họ chỉ số **ROUGE**, đo mức độ trùng khớp giữa các n-gram của bản tóm tắt do hệ thống tạo ra và bản tóm tắt tham chiếu. **ROUGE-1** và **ROUGE-2** đánh giá độ chính xác và độ hồi tưởng theo unigram và bigram, trong khi **ROUGE-L** đo độ dài chuỗi con chung dài nhất. **BLEU**, vốn được đề xuất cho dịch máy, đôi khi cũng được sử dụng nhưng ít nhạy với các nội dung được diễn đạt lại. Gần đây, các chỉ số dựa trên ngữ nghĩa như **METEOR** và **BERTScore** ngày càng được quan tâm vì chúng đánh giá nội dung sâu sắc hơn mức độ trùng khớp bề mặt. Tuy vậy, tất cả các chỉ số này đều có hạn chế khi áp dụng vào các văn bản mang tính chủ quan, không chính thức, và chứa nhiều quan điểm cá nhân như đánh giá sản phẩm. Ngoài ra, chúng phụ thuộc vào ngôn ngữ và độ tin cậy của chúng có thể suy giảm trong tiếng Việt do các vấn đề như tách từ không nhất quán và sự trùng khớp từ vựng thấp giữa tóm tắt của người và máy.

**2.2.3. Xu hướng phương pháp luận**

Từ góc nhìn phương pháp luận, lĩnh vực này đã thay đổi mạnh mẽ cùng với sự phát triển của học sâu. Các nghiên cứu ban đầu sử dụng mô hình sequence-to-sequence (seq2seq) với cơ chế chú ý, nhưng những phương pháp hiện đại hơn đã tận dụng các mô hình dựa trên Transformer được tiền huấn luyện trên tập dữ liệu khổng lồ. Các mô hình như BART và T5 hiện nay thường được tinh chỉnh cho các tác vụ tóm tắt, đạt kết quả tiên tiến trong nhiều bộ đánh giá chuẩn. Trong bối cảnh đa ngôn ngữ, các mô hình như mBART và mT5 đã được đề xuất, mang lại khả năng chuyển giao xuyên ngôn ngữ, có thể hỗ trợ các ngôn ngữ ít tài nguyên thông qua chia sẻ tham số và học chuyển giao.

### **2.2.4. Học dựa trên prompt và học đa tác vụ**

Song song đó, **học dựa trên prompt** nổi lên như một lựa chọn nhẹ nhưng hiệu quả so với việc tinh chỉnh mô hình. Thay vì thay đổi trọng số mô hình, phương pháp này định nghĩa nhiệm vụ dưới dạng các prompt ngôn ngữ tự nhiên đưa vào mô hình tiền huấn luyện như **GPT-3** hoặc **T0**. Chiến lược này giúp giảm sự phụ thuộc vào dữ liệu gán nhãn và đã chứng minh khả năng cạnh tranh trong các bài toán tóm tắt. Bên cạnh đó, **học đa tác vụ (multi-task learning)** cũng thu hút sự chú ý nhờ khả năng chia sẻ biểu diễn giữa các nhiệm vụ liên quan – chẳng hạn như phân loại cảm xúc và tóm tắt – đặc biệt hữu ích trong các lĩnh vực như đánh giá sản phẩm, nơi cảm xúc và nội dung tóm tắt thường gắn liền với nhau.

### **2.2.5. Hạn chế và tính chuyển giao**

Dù có nhiều tiến bộ, phần lớn nghiên cứu và bộ dữ liệu vẫn tập trung vào tiếng Anh và một số ngôn ngữ giàu tài nguyên khác. Do đó, khả năng tổng quát hóa của các mô hình này sang tiếng Việt – đặc biệt trong các lĩnh vực có văn bản không chính thức và do người dùng tạo ra – vẫn là một câu hỏi bỏ ngỏ. Phần tiếp theo sẽ đi sâu vào các thách thức này, đưa ra góc nhìn tập trung vào tiếng Việt về những hạn chế của công cụ hiện tại, đồng thời chỉ ra các cơ hội cho nghiên cứu trong tương lai.

## **2.3. Bối cảnh tiếng Việt**

### **2.3.1. Thách thức ngôn ngữ**

Tiếng Việt có một số đặc điểm ngôn ngữ độc đáo khiến việc tóm tắt văn bản trở nên phức tạp. Khác với nhiều ngôn ngữ Ấn-Âu, tiếng Việt là ngôn ngữ phân tích, nghĩa là dựa nhiều vào thứ tự từ thay vì biến hình từ để biểu thị cấu trúc ngữ pháp. Thêm vào đó, tiếng Việt là ngôn ngữ thanh điệu, nghĩa của một từ có thể thay đổi tùy theo thanh điệu sử dụng. Những đặc điểm này, mặc dù làm phong phú giao tiếp hàng ngày, lại đặt ra thách thức cho các nhiệm vụ xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), vì mô hình phải phân tích ngữ cảnh và ý nghĩa mà không thể dựa vào các dấu hiệu cú pháp truyền thống.

Hơn nữa, tiếng Việt còn thường xuyên sử dụng các biểu thức không chính thức, bao gồm tiếng lóng và các từ viết tắt, đặc biệt phổ biến trong nội dung người dùng tạo ra như đánh giá sản phẩm. Nhiều người dùng trên các nền tảng thương mại điện tử dùng các cụm từ đời thường và cách viết sáng tạo (ví dụ “pin trâu” để chỉ “pin lâu”), vốn không có trong dữ liệu huấn luyện chuẩn mực. Thêm vào đó, cấu trúc câu tiếng Việt thường không chuẩn, nhiều câu thiếu chủ ngữ hoặc tân ngữ rõ ràng, kèm theo các phép lược bỏ (ellipsis) khiến những thành phần cú pháp quan trọng bị mất đi. Các yếu tố này cản trở khả năng phân tích hiệu quả của các mô hình tóm tắt thông thường, dẫn đến khó khăn trong việc tạo ra bản tóm tắt mạch lạc và giàu ý nghĩa.

### **2.3.2. Hạn chế về bộ dữ liệu**

Sự sẵn có của các bộ dữ liệu chú thích chất lượng cao là yếu tố then chốt để huấn luyện mô hình học sâu cho tóm tắt văn bản. Trong khi các bộ dữ liệu quy mô lớn như CNN/DailyMail hay XSum dễ dàng tìm thấy cho tiếng Anh, các bộ dữ liệu tóm tắt tiếng Việt vẫn rất khan hiếm. Phần lớn dữ liệu hiện có được thu thập thủ công hoặc giới hạn trong một số lĩnh vực nhất định, thường đòi hỏi khâu tiền xử lý phức tạp để xử lý ngôn ngữ không chính thức và đảm bảo tính nhất quán trong việc chú thích.

Một thách thức khác là tính đa dạng chủ đề trong các đánh giá tiếng Việt. Ví dụ, trong đánh giá sản phẩm, người dùng có thể thảo luận về nhiều khía cạnh như hiệu năng, thời lượng pin, chất lượng camera, giá cả… nhưng thường theo cách rất chủ quan. Sự đa dạng mang tính cá nhân này khiến việc chuẩn hóa hoặc tự động chú thích nội dung trở nên khó khăn. Hơn nữa, các đánh giá tiếng Việt thường ngắn và rời rạc, làm phức tạp thêm nhiệm vụ tạo ra bản tóm tắt đủ để phản ánh đầy đủ quan điểm. Do đó, các bộ dữ liệu tiếng Việt hiện tại thường thiếu quy mô, độ nhất quán và chiều sâu để huấn luyện các mô hình tóm tắt vững chắc. Những hạn chế này nhấn mạnh nhu cầu về các bộ dữ liệu mới dành riêng cho tóm tắt văn bản tiếng Việt, với sự chú ý kỹ lưỡng đến các thách thức theo từng miền.

### **2.3.3. Các bộ dữ liệu và công cụ tiếng Việt hiện có**

Mặc dù gặp nhiều khó khăn, vẫn có một số nỗ lực đáng chú ý trong việc xây dựng tài nguyên cho các nhiệm vụ NLP tiếng Việt. VLSP (Vietnamese Language and Speech Processing) cung cấp các bộ dữ liệu cho các bài toán như gán nhãn từ loại, phân tích phụ thuộc cú pháp và nhận dạng thực thể có tên, nhưng thiếu bộ dữ liệu tóm tắt quy mô lớn. PhoSum và VNSum là những cố gắng cung cấp dữ liệu tóm tắt tiếng Việt, nhưng các tập này tương đối nhỏ và chưa được ứng dụng rộng rãi do hạn chế về phạm vi chủ đề và sự không nhất quán trong chú thích.

Về mô hình ngôn ngữ, PhoBERT là một trong những mô hình tiếng Việt nổi bật, xây dựng trên kiến trúc BERT và tiền huấn luyện trên một kho nhỏng liệu lớn tiếng Việt. PhoBERT đã thể hiện tiềm năng ở nhiều nhiệm vụ hạ nguồn, bao gồm phân tích cảm xúc và phân loại văn bản. ViT5, biến thể đa ngôn ngữ của T5, cũng đã được tiền huấn luyện và tinh chỉnh cho tiếng Việt, nhưng ứng dụng trong tóm tắt vẫn còn nhiều tiềm năng để khám phá. Các mô hình khác như viGPT2 đã được dùng cho nhiệm vụ sinh văn bản nhưng chưa được áp dụng rộng rãi cho tóm tắt tiếng Việt.

Dù có những tiến bộ này, vẫn tồn tại khoảng cách giữa các mô hình ngôn ngữ chung và yêu cầu cụ thể khi tóm tắt nội dung ngắn, tiếng ồn và mang tính chủ quan cao của các đánh giá sản phẩm tiếng Việt. Thách thức trong việc điều chỉnh những mô hình này để tóm tắt các bình luận ngắn gọn, lộn xộn và mang sắc thái cá nhân là hướng nghiên cứu quan trọng mà khảo sát này sẽ tập trung làm rõ trong các phần tiếp theo.

# **CHƯƠNG 3: ĐỀ XUẤT GIẢI PHÁP**

Trong đề tài này, chúng tôi đề xuất sử dụng các mô hình học sâu để thực hiện tóm tắt văn bản tiếng Việt, cụ thể là tóm tắt các nội dung được chia sẻ trên mạng xã hội. Các mô hình được lựa chọn thuộc nhóm **tóm tắt trích xuất (extractive summarization)**, nơi hệ thống tự động lựa chọn các câu quan trọng từ văn bản gốc để hình thành bản tóm tắt.

## **3.1. Các mô hình**

### **3.1.1 Mô hình RNN**

Mạng nơ-ron hồi tiếp (Recurrent Neural Network – RNN) là một trong những mô hình nền tảng trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), được thiết kế để xử lý chuỗi dữ liệu tuần tự như văn bản. RNN có khả năng lưu giữ trạng thái ẩn (hidden state) qua từng bước thời gian, từ đó học được ngữ cảnh của chuỗi. Tuy nhiên, RNN gặp khó khăn trong việc ghi nhớ thông tin dài hạn do hiện tượng mất dần gradient (vanishing gradient), làm giảm hiệu quả trong các tác vụ cần ngữ cảnh dài như tóm tắt văn bản.

### **3.1.2 Mô hình GRU-RNN**

GRU (Gated Recurrent Unit) là một biến thể của RNN với thiết kế gọn hơn so với LSTM. GRU sử dụng các cổng cập nhật (update gate) và cổng đặt lại (reset gate) để kiểm soát luồng thông tin qua các bước thời gian, giúp mô hình duy trì thông tin quan trọng và loại bỏ nhiễu. Trong tác vụ tóm tắt trích xuất, mô hình GRU giúp cải thiện độ chính xác và tốc độ huấn luyện so với RNN truyền thống.

### **3.1.3 Mô hình LSTM**

LSTM (Long Short-Term Memory) là một dạng RNN có cấu trúc đặc biệt gồm ba cổng: cổng vào, cổng quên và cổng đầu ra. Cơ chế này cho phép LSTM ghi nhớ thông tin lâu hơn, từ đó học được các mối quan hệ dài hạn giữa các phần tử trong chuỗi. Điều này đặc biệt hữu ích trong bài toán tóm tắt, nơi việc nắm bắt ngữ cảnh dài là rất quan trọng.

### **3.1.4 Mô hình BiLSTM**

BiLSTM (Bidirectional LSTM) là sự mở rộng của LSTM, cho phép mô hình học thông tin theo cả hai chiều: từ trái sang phải và ngược lại. Bằng cách kết hợp thông tin ngữ cảnh từ cả hai hướng, BiLSTM giúp cải thiện đáng kể chất lượng tóm tắt, đặc biệt trong việc xác định các câu mang nội dung chính của văn bản.

### **3.1.5 Mô hình BERT**

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) là mô hình ngôn ngữ mạnh mẽ được phát triển dựa trên kiến trúc Transformer. BERT được huấn luyện trước trên tập dữ liệu lớn với hai tác vụ: dự đoán từ bị che (Masked Language Model) và phân loại câu tiếp theo (Next Sentence Prediction). Nhờ cơ chế học ngữ cảnh hai chiều, BERT có khả năng hiểu sâu sắc cấu trúc và ý nghĩa của văn bản.

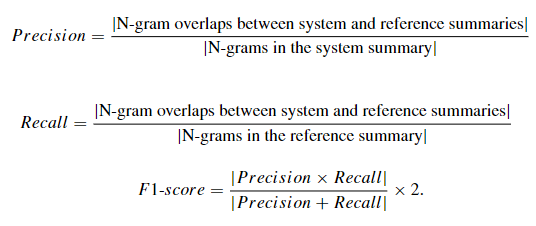
## **3.2. Phương pháp đánh giá**

Hiện nay, hai thước đo tự động phổ biến nhất là ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation) và BLEU (Bilingual Evaluation Understudy). Cả hai đều dựa trên mức độ chồng lặp N-gram giữa bản tóm tắt hệ thống và bản tham chiếu:

* BLEU tập trung vào độ chính xác N-gram (*precision*), tức là bao nhiêu N-gram trong bản tóm tắt hệ thống xuất hiện trong bản tóm tắt tham chiếu.
* ROUGE tập trung vào độ bao phủ N-gram (*recall*), tức là bao nhiêu N-gram trong bản tóm tắt tham chiếu xuất hiện trong bản tóm tắt hệ thống.

Trong nghiên cứu này, các chỉ số ROUGE-N (ví dụ: ROUGE-1 và ROUGE-2) và ROUGE-L được sử dụng để đánh giá kết quả thực nghiệm:

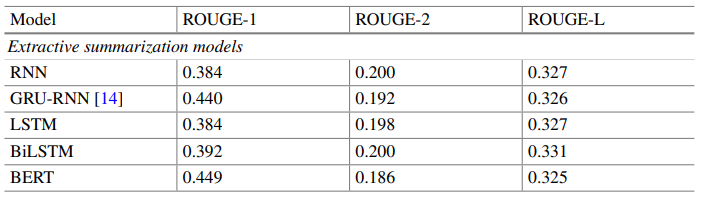
* ROUGE-N tính toán mức độ chồng lặp N-gram giữa bản tóm tắt hệ thống và bản tóm tắt tham chiếu.
* Các giá trị Precision, Recall, và F1-score được sử dụng để đánh giá chất lượng tóm tắt và được tính toán theo các công thức cụ thể như sau



***Hình 3.2.1: Công thức tính precision,recall và F1***

# **CHƯƠNG 4: ĐÁNH GIÁ GIẢI PHÁP ĐỀ XUẤT**

Các thí nghiệm được tiến hành trên tập dữ liệu **CTUNLPSum** gồm **95.579 bài báo** được thu thập từ các trang báo điện tử phổ biến tại Việt Nam như: **VnExpress**, **Tuổi Trẻ**, **Dân Trí**, **Dân Việt**, **Lao Động**,... Chúng tôi chỉ sử dụng **phiên bản tiếng Việt** để đảm bảo tính đồng nhất và nhất quán trong quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình.



***Bảng 4.1: Kết quả đánh giá ROUGE của các mô hình tóm tắt trích xuất***

**Nhận xét:**

* Mô hình **BERT** đạt điểm **ROUGE-1 cao nhất (0.449)**, cho thấy khả năng lựa chọn từ ngữ quan trọng trong bản tóm tắt tốt hơn so với các mô hình còn lại.
* Mô hình **BiLSTM** đạt điểm ROUGE-L cao nhất (**0.331**), cho thấy khả năng tạo ra bản tóm tắt giữ được chuỗi ngữ nghĩa gần với văn bản gốc.
* **GRU-RNN** có hiệu suất ổn định với ROUGE-1 cao (0.440), chứng tỏ tính hiệu quả của kiến trúc GRU trong tóm tắt văn bản tiếng Việt.
* Mô hình **RNN truyền thống** và **LSTM** cho kết quả tương đương, nhưng thấp hơn so với các kiến trúc cải tiến.
* Nhìn chung, các mô hình học sâu đều đạt hiệu quả nhất định trong việc tóm tắt trích xuất, đặc biệt là các mô hình có tính song phương (BiLSTM, BERT) và có cơ chế ghi nhớ tốt (GRU, LSTM).

# **KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ**

## **5.1 Kết luận**

Trong khuôn khổ đề tài này, chúng tôi đã thực hiện khảo sát và đánh giá hiệu quả của các mô hình học sâu trong nhiệm vụ tóm tắt văn bản tiếng Việt, đặc biệt trên tập dữ liệu lớn CTUNLPSum với hơn 95.000 bài báo được thu thập từ các trang báo điện tử phổ biến tại Việt Nam.

Chúng tôi đã tiến hành thực nghiệm với nhiều mô hình tiêu biểu trong lĩnh vực tóm tắt văn bản. Kết quả đánh giá bằng các chỉ số ROUGE cho thấy mô hình BERT đạt được hiệu suất tốt nhất với điểm ROUGE-1 là **44.9**, ROUGE-2 là **18.6** và ROUGE-L là **32.5**.

Các mô hình học sâu cho thấy khả năng nắm bắt ngữ cảnh và nội dung văn bản tốt hơn so với các phương pháp truyền thống. Tuy nhiên, hiệu quả của mô hình còn phụ thuộc vào chất lượng dữ liệu huấn luyện, khả năng xử lý ngôn ngữ tiếng Việt và kiến trúc mô hình được sử dụng.

## **5.2. Kiến nghị**

Dựa trên kết quả nghiên cứu, chúng tôi đưa ra một số kiến nghị như sau:

* **Về hướng nghiên cứu tiếp theo**: Nên tiếp tục nghiên cứu các mô hình ngôn ngữ mới như GPT, T5 hoặc các mô hình pre-trained lớn hơn được tinh chỉnh riêng cho tiếng Việt để cải thiện hiệu quả tóm tắt.
* **Về dữ liệu**: Cần mở rộng và làm giàu tập dữ liệu tiếng Việt, đặc biệt là các bộ dữ liệu được gán nhãn chính xác, đa dạng về thể loại văn bản, để tăng tính khái quát cho mô hình.
* **Về công cụ đánh giá**: Ngoài ROUGE, có thể bổ sung thêm các phương pháp đánh giá mới như BERTScore, BLEURT để có cái nhìn toàn diện hơn về chất lượng tóm tắt.

# **TÀI LIỆU THAM KHẢO**

**[1] Lam, Khang & Do, Tuong & Pham, Nguyet-Hue & Kalita, Jugal. (2022). Vietnamese Text Summarization Based on Neural Network Models. 10.1007/978-3-030-97610-1\_8.**

**[2] Nguyen, Ti & Do, Thanh-Nghi. (2022). Text Summarization on Large-scale Vietnamese Datasets. Journal of information and communication convergence engineering. 20. 309-316. 10.56977/jicce.2022.20.4.309.**

**[3] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. 2019.** [**BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding**](https://aclanthology.org/N19-1423/)**. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, pages 4171–4186, Minneapolis, Minnesota. Association for Computational Linguistics.**

**[4]** **Chin-Yew Lin. 2004.** [**ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of Summaries**](https://aclanthology.org/W04-1013/)**. In *Text Summarization Branches Out*, pages 74–81, Barcelona, Spain. Association for Computational Linguistics.**

**[5] Schmidt, Robin M. "Recurrent neural networks (rnns): A gentle introduction and overview." *arXiv preprint arXiv:1912.05911* (2019).**

**[6] Chung, Junyoung, et al. "Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling." *arXiv preprint arXiv:1412.3555* (2014).**

**[7] Staudemeyer, Ralf C., and Eric Rothstein Morris. "Understanding LSTM--a tutorial into long short-term memory recurrent neural networks." *arXiv preprint arXiv:1909.09586* (2019).**

**[8] Hovy E, Lin CY (1999) Automated text summarization in SUMMARIST. Advances in automatic text summarization 14:81–94**

**[9] Ha TL, Huynh QT, Luong CM (2005) A primary study on summarization of documents in Vietnamese. In: Proceedings of the first world congress of the international federation for systems research (ISFR’2005), 329–344 (2005)**

**[10] Minh LN, Shimazu A, Xuan HP, Tu BH, Horiguchi S (2005) Sentence extraction with support vector machine ensemble. In: Proceedings of the first world congress of the international federation for systems research:**