

Implicit sentiment analysis for Vietnamese

Nguyễn Hùng Phát^{1,2}, Thái Ngọc Quân^{1,2},

¹Đại Học Công Nghệ Thông Tin – Đại Học Quốc Gia TP.HCM, Việt Nam

²{22521074, 22521189}@gm.uit.edu.vn

Abstract

Phân tích cảm xúc (Sentiment Analysis) là một lĩnh vực quan trọng trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural Language Processing - NLP), nhằm nhận diện và đánh giá thái độ, quan điểm hoặc cảm xúc ẩn chứa trong văn bản. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay tập trung vào cảm xúc hiển thị (explicit sentiment) – những biểu đạt được thể hiện rõ ràng thông qua từ ngữ hoặc cấu trúc ngôn ngữ cụ thể. Tuy nhiên, cảm xúc ẩn (implicit sentiment) – các đánh giá hoặc quan điểm không chứa từ ngữ thể hiện cảm xúc trực tiếp – vẫn là một thách thức lớn, đặc biệt trong ngữ cảnh tiếng Việt, do sự phức tạp và đa dạng của ngôn ngữ.

Nghiên cứu này phát triển một bộ dữ liệu mới bằng cách mở rộng UIT-ABSA-RES, tập dữ liệu trong phân tích cảm xúc dựa trên khía cạnh (Aspect-Based Sentiment Analysis - ABSA). Bộ dữ liệu tập trung vào các nhận xét chứa cảm xúc ẩn, với quy trình gán nhãn thủ công cẩn thận nhằm đảm bảo tính chính xác và phản ánh đầy đủ sự phong phú trong cách biểu đạt cảm xúc của người viết. Chúng em thử nghiệm fine-tune mô hình ViT5-base theo phương pháp THOR (Three-hop Reasoning for Implicit Sentiment) trên bộ dữ liệu trên. Phương pháp này sử dụng suy luận ba bước để xác định khía cạnh liên quan, biểu đạt ý kiến tiềm ẩn, và cảm xúc tổng thể nhằm cải thiện độ chính xác qua từng bước.

1 Giới thiệu

Trong lĩnh vực Xử lý Ngôn ngữ Tự nhiên (Natural Language Processing - NLP), việc trích xuất và phân tích cảm xúc từ các đánh giá văn bản nói chung được gọi là Phân tích cảm xúc (Sentiment Analysis - SA). Mục tiêu chính của SA là nhận diện và phân loại trạng thái cảm xúc (tích cực, tiêu cực, trung tính, hoặc chi tiết hơn nữa) ẩn chứa trong nội dung văn bản. Về cơ bản, SA có thể áp dụng cho nhiều loại văn bản: từ đánh giá sản phẩm, tin tức, đến các bài đăng trên mạng xã hội, v.v. Trong

những năm gần đây, phân tích cảm xúc đã nhận được sự quan tâm to lớn từ cả giới học thuật lẫn ngành công nghiệp, với vô vàn ứng dụng thực tiễn như hỗ trợ quản lý danh tiếng thương hiệu, theo dõi ý kiến cộng đồng, gợi ý sản phẩm, hay thậm chí dự báo xu hướng thị trường.

Tuy nhiên, Phân tích cảm xúc không chỉ dừng lại ở việc gán nhãn tích cực/tiêu cực cho toàn bộ đoạn văn bản. Các nghiên cứu nâng cao hướng đến việc xác định một cách chi tiết hơn: văn bản này đề cập đến khía cạnh (aspect) gì của sản phẩm/dịch vụ, và cảm xúc dành cho khía cạnh đó là gì. Từ nhu cầu này, khái niệm Phân tích cảm xúc dựa trên khía cạnh (Aspect-Based Sentiment Analysis – ABSA) đã ra đời (Hu and Liu, 2004). Một số nghiên cứu (Hu and Liu, 2004) (Kiritchenko et al., 2014) (Chen et al., 2017) chỉ ra rằng khi người dùng viết đánh giá, họ thường không chỉ đơn thuần mô tả hay liệt kê tính năng, mà còn lồng ghép ý kiến cá nhân, thậm chí có khi là lời gợi ý hoặc lời khuyên. Ở hướng tiếp cận này, trước hết ta cần phát hiện xem văn bản đang nói đến đặc điểm, bộ phận, hay thuộc tính nào (hay còn gọi là “khía cạnh”) của đối tượng mục tiêu. Sau đó, ta xác định ý kiến (opinion) tương ứng với khía cạnh đó, và cuối cùng là suy ra cảm xúc (sentiment polarity) — tích cực, tiêu cực, hay trung tính. Đây là một dạng phân tích chi tiết và chuyên sâu, cung cấp cái nhìn “mở xẻ” hơn về cách người dùng đánh giá một sản phẩm/dịch vụ, thay vì chỉ xét toàn cục.

Theo (Zhang et al., 2022), các tác vụ trong nhóm bài toán ABSA có thể chia làm 5 tác vụ cơ bản như sau: Trích xuất từ khóa khía cạnh (Aspect Term Extraction - ATE), Phát hiện danh mục khía cạnh (Aspect Category Detection - ACD), Trích xuất đồng thời từ khóa khía cạnh và ý kiến (Aspect Opinion Co-Extraction - AOCE), Trích xuất từ ngữ ý kiến theo mục tiêu (Target-oriented Opinion Words Extraction - TOWE), Phân loại cảm xúc khía cạnh (Aspect Sentiment Classification - ASC) và các tác vụ kết hợp như: Phân tích cảm xúc theo danh mục

khía cạnh (Aspect Category Sentiment Analysis), Phân tích cảm xúc theo khía cạnh từ đầu đến cuối (End-to-End ABSA), Trích xuất bộ ba khía cạnh - cảm xúc - ý kiến (Aspect Sentiment Triplet Extraction), ...

Khái niệm Implicit Sentiment (hoặc Implicit SA, gọi tắt là ISA) (Liao et al., 2019) đề cập đến tình huống người viết không dùng các từ ngữ trực tiếp mang ý nghĩa tích cực/tiêu cực. Thay vào đó, họ có thể nói một cách hàm ý, hay chỉ đơn thuần mô tả tính năng nhưng nội dung mô tả đó ngầm ẩn ý khen/chê. Ví dụ, câu “Hãy thử món cá hồi tan-doori!” không hề có từ “ngon”, “tốt”, hay “tuyệt” nhưng người đọc vẫn có thể suy ra ý khen rằng món này ngon nên mới khuyên người khác thử. Tương tự, câu “Chiếc điện thoại mới này chỉ cần bỏ vào túi là được.” thoát nhìn không có từ ngữ biểu cảm, nhưng ngầm chứa ý khen về sự nhỏ gọn, tiện lợi. Điều này dẫn đến khó khăn cho các mô hình SA nếu chúng chỉ dựa trên việc tìm các từ ngữ chỉ cảm xúc rõ ràng. Cụ thể hơn, tính chất ngầm định có thể chia thành các loại sau:

- Loại dựa trên sự kiện (Fact-implied type), ví dụ: "Bàn bên cạnh gọi sau nhưng lại được phục vụ trước"
- Loại ẩn dụ (Metaphorical type), ví dụ: "Đồ ăn ở đây khiến mình nhớ đến bữa cơm mẹ nấu"
- Loại câu hỏi tu từ (Rhetorical-question type), ví dụ: "Đầu bếp có thử đồ mình nấu bao giờ chưa?"
- Loại châm biếm (Ironic type), ví dụ: "Một tiếng cho một ly nước, dịch vụ quá đỉnh"

Các bài toán về tính ngầm định thường mở rộng từ nhóm bài toán ABSA. Trong Implicit ABSA, mô hình phải thực hiện suy luận sâu hơn về ngữ cảnh, kiến thức thường thức (common sense), và đặc biệt là mối liên kết đa bước (multi-hop reasoning) để đi từ một mô tả tưởng chừng trung tính đến chỗ hiểu ra được ý định khen/chê.

Trong báo cáo này, chúng em tập trung vào tác vụ "Phân loại cảm xúc khía cạnh (Aspect Sentiment Classification - ASC), tác vụ này có thể được mô tả như sau:

Input

- Một câu chứa thông tin cảm xúc có khía cạnh cụ thể
- Thuật ngữ khía cạnh (Aspect Term) là từ hoặc cụm từ có trong câu

Output

- Cảm xúc (Sentiment Polarity) đối với thuật ngữ khía cạnh, các cảm xúc này có thể là POS (tích cực), NEG (tiêu cực), NEU (trung tính).

Ví dụ

- **Input:** "Nhân viên thường xuyên quên món"
- **Output:** (Nhân viên, NEG)

2 Các Công Trình Liên Quan

Bài toán liên quan đến Implicit Sentiment Analysis thường được đánh giá và kiểm nghiệm dựa trên các bộ dữ liệu của bài toán ABSA (Aspect-Based Sentiment Analysis). Đặc biệt trên các bộ dữ liệu SemEval-ABSA: SemEval-ABSA14 (Pontiki et al., 2014) cung cấp hai tập con: nhà hàng và máy tính xách tay, với các nhãn khía cạnh (Food, Service, Price, Ambience, Anecdotes/Miscellaneous) và các nhãn cảm xúc (Positive, Negative, Conflict, Neutral). SemEval-ABSA15 (Pontiki et al., 2015) kế thừa từ SemEval-ABSA14, nhưng mô tả khía cạnh dưới dạng thực thể#thuộc tính (Entity#Attribute) và loại bỏ nhãn “Conflict”. SemEval-ABSA16 (Pontiki et al., 2016) mở rộng thêm các lĩnh vực như khách sạn (Hotels), điện tử gia dụng (Consumer Electronics), viễn thông (Telecom), bảo tàng (Museums) và nhiều ngôn ngữ khác.

Đối với tiếng Anh, một số nghiên cứu nổi bật về Implicit Sentiment có thể kể đến các công trình (Wei et al., 2021), công trình này đề xuất một mô hình học đa nhiệm (multi-task learning) để đồng thời thực hiện hai tác vụ quan trọng trong ABSA: trích xuất các thuật ngữ khía cạnh (Aspect Term Extraction - ATE) và phát hiện các danh mục khía cạnh (Aspect Category Detection - ACD). Mô hình sử dụng mạng nơ-ron tích chập nhiều lớp (multi-layer CNNs) để học các biểu diễn ngôn ngữ cấp cao, đồng thời tạo ra hai loại vector riêng biệt cho từng tác vụ: vector chia sẻ (task-share vector) và vector đặc thù cho từng tác vụ (task-specific vector). Những vector chia sẻ này không chỉ phục vụ cho tác vụ tương ứng mà còn được sử dụng để truyền thông tin giữa hai tác vụ, giúp cả hai có thể tận dụng tối ưu các đặc trưng ngữ nghĩa được học từ dữ liệu. Một công trình khác của (Li et al., 2021) đề xuất mô hình SCAPT-ABSA, nghiên cứu này tập trung vào việc nhận diện cảm xúc ẩn (implicit sentiment) trong ABSA, nơi mà khoảng 30% các đánh giá không chứa từ ngữ biểu

thị cảm xúc rõ ràng nhưng vẫn truyền tải thái độ tích cực hoặc tiêu cực. SCAPT-ABSA được thiết kế để khắc phục hạn chế này thông qua quá trình tiền huấn luyện (pre-training) dựa trên học tương phản có giám sát (Supervised Contrastive Learning) với các tập dữ liệu gán nhãn cảm xúc lớn. Phương pháp này đồng thời kết hợp ba mục tiêu huấn luyện chính: Học tương phản có giám sát (Supervised Contrastive Learning), Dự đoán khía cạnh bị che (Masked Aspect Prediction), Tái tạo đánh giá (Review Reconstruction). (Xu et al., 2022) đã đề xuất một mô hình tiên tiến mang tên KC-ISA (Knowledge-enhanced and Context-based Implicit Sentiment Analysis) để giải quyết bài toán này. Nghiên cứu tập trung vào ba đặc điểm phụ thuộc chính của cảm xúc ẩn: phụ thuộc ngữ cảnh, phụ thuộc mục tiêu cảm xúc, và phụ thuộc kiến thức và kiến thức thường thức. Mô hình bao gồm ba thành phần chính: Hợp nhất đặc trưng ngữ cảnh (Contextual Features Fusion), Hợp nhất kiến thức (Knowledge Fusion) và cầu nối giữa chúng là Module BiAffine. Một công trình khác gần đây của (Hao Fei, 2023), công trình này giới thiệu một khung suy luận ba bước (Three-hop Reasoning - THOR) dựa trên phương pháp gợi ý chuỗi suy nghĩ (Chain-of-Thought Prompting) để xử lý các trường hợp cảm xúc ẩn trong ABSA. Mô hình được thiết kế để từng bước suy luận về khía cạnh ẩn, ý kiến, và cuối cùng là xác định cảm xúc, mô phỏng quá trình suy luận của con người.

Đối với Tiếng Việt, năm 2018, tác vụ ABSA được đưa vào một cuộc thi xử lý ngôn ngữ nổi bật, do cộng đồng Xử lý Ngôn ngữ và Giọng nói tiếng Việt (Vietnamese Language and Speech Processing – VLSP) tổ chức (Nguyen et al., 2019a). Bộ dữ liệu của VLSP tập trung vào các đánh giá liên quan đến khách sạn và nhà hàng, được gán nhãn theo cặp entity#attribute để biểu thị danh mục khía cạnh và cảm xúc tương ứng. Tuy nhiên, bộ dữ liệu này không bao gồm tác vụ trích xuất mục tiêu ý kiến (Opinion Target Extraction), một yếu tố quan trọng trong phân tích cảm xúc dựa trên khía cạnh. Tiếp nối nỗ lực này, (Nguyen et al., 2019b) đã phát triển một bộ dữ liệu khác trong cùng lĩnh vực nhà hàng và khách sạn. Bộ dữ liệu này chứa 7.828 đánh giá cấp độ tài liệu (document-level), bao gồm bảy khía cạnh và năm trạng thái cảm xúc, phục vụ hai tác vụ chính. (Mai and Le, 2018) đã tập trung vào lĩnh vực điện thoại thông minh, thu thập và gán nhãn 2.098 câu cho hai tác vụ: trích xuất mục tiêu ý kiến và nhận diện trạng thái cảm xúc. Nhóm nghiên cứu

đã đề xuất một mô hình học đa tác vụ, kết hợp cơ chế gán nhãn chuỗi với mạng nơ-ron hồi quy hai chiều (Bi-directional Recurrent Neural Networks – BRNN) và trường điều kiện ngẫu nhiên (Conditional Random Field – CRF). (Luc Phan et al., 2021) đã phát triển một bộ dữ liệu chuẩn mang tên UIT-ViSFD, gồm 11.122 nhận xét được gán nhãn chi tiết và chặt chẽ. Bộ dữ liệu này không chỉ được sử dụng để đánh giá mô hình ABSA mà còn phục vụ việc xây dựng các hệ thống lắng nghe xã hội (social listening) bằng tiếng Việt. Đồng thời, Dang và cộng sự (Van Thin et al., 2021) đã xây dựng một bộ dữ liệu mới UIT-ABSA, tập trung vào đánh giá cấp độ câu (sentence-level) với độ đồng thuận cao giữa những người gán nhãn.

Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu đóng góp vào việc xây dựng các bộ dữ liệu và phát triển các mô hình phân tích cảm xúc dựa trên khía cạnh (ABSA) cho tiếng Việt, hầu hết các công trình hiện tại đều tập trung vào các khía cạnh cảm xúc rõ ràng (explicit sentiment) và chưa khai thác sâu sắc tính chất cảm xúc ngầm định (implicit sentiment) trong bài toán phân loại cảm xúc theo khía cạnh (Aspect Sentiment Classification - ASC). Cụ thể, các bộ dữ liệu như VLSP, UIT-ViSFD, và UIT-ABSA chủ yếu hướng tới gán nhãn cảm xúc rõ ràng trên các khía cạnh được xác định rõ, trong khi cảm xúc ngầm định – một thách thức phổ biến trong ngôn ngữ tự nhiên khi ý nghĩa cảm xúc phải được suy luận từ ngữ cảnh hoặc kiến thức nền – chưa được chú trọng nghiên cứu một cách toàn diện. Các mô hình hiện tại phần lớn tập trung vào việc trích xuất mục tiêu ý kiến (Opinion Target Extraction) và phân loại cảm xúc rõ ràng, mà chưa phát triển các phương pháp tiếp cận đặc thù hoặc tạo lập dữ liệu phù hợp cho cảm xúc ngầm định. Do đó, lĩnh vực này vẫn còn khoảng trống đáng kể, đòi hỏi các nghiên cứu chuyên sâu hơn nhằm xây dựng bộ dữ liệu chuyên biệt và các mô hình tiên tiến để giải quyết các đặc điểm ngữ nghĩa phức tạp của cảm xúc ngầm định trong ABSA Tiếng Việt.

3 Hướng tiếp cận

Đối với bài toán phân loại cảm xúc theo khía cạnh (Aspect Sentiment Classification) với các ý kiến (opinion) không có trong câu, chúng em fine-tune mô hình Text-to-Text theo phương pháp THOR (Hao Fei, 2023)

3.1 Phương pháp THOR

Phương pháp THOR (Three-hop Reasoning) là một phương pháp đơn giản, tận dụng sức mạnh của LLM, được thiết kế để giải quyết ISA thông qua một quy trình “chuỗi suy luận” (Chain-of-Thought – CoT) gồm ba bước (ba “hop”):

- Xác định khía cạnh (aspect) tiềm ẩn.
- Xác định ý kiến (opinion) gián tiếp.
- Suy ra nhãn cảm xúc cuối cùng.

Ý tưởng chính của phương pháp là thay vì yêu cầu mô hình trả lời trực tiếp nhãn cảm xúc, ta hướng dẫn mô hình lần lượt suy luận từng “thành phần ẩn” (aspect, opinion) trước khi đưa ra kết luận về cảm xúc. Việc chia nhỏ quá trình suy luận này giúp mô hình dựa vào các lập luận trung gian rõ ràng hơn, từ đó gia tăng độ chính xác.

Cụ thể hơn, giả sử ta có câu đầu vào X và đối tượng quan tâm (target) t . Ta muốn suy ra cảm xúc y (một trong các nhãn {positive, neutral, negative}) của t dựa trên ngữ cảnh của câu X .

Phương pháp **THOR** sẽ tạo ba prompt (lời nhắc) tương ứng với ba bước suy luận.

Bước 1: Tìm khía cạnh (aspect)

Mục tiêu: Từ câu X và target t , mô hình suy luận xem khía cạnh nào của t đang được đề cập gián tiếp.

Prompt:

Cho câu: “Chiếc điện thoại mới có thể bỏ gọn vào túi quần của tôi.”, khía cạnh cụ thể nào của “chiếc điện thoại mới” đang được đề cập?

Mô hình sẽ trả lời:

Khía cạnh được đề cập là kích thước hoặc tính di động (portability) của chiếc điện thoại.

Kết quả nhận được gọi là A , tức phần văn bản trả lời chứa thông tin về “khía cạnh” (aspect).

Bước 2: Tìm ý kiến (opinion) ẩn

Mục tiêu: Dựa trên X , t và khía cạnh A vừa tìm được, mô hình suy luận ý kiến ẩn (implicit opinion). Ý kiến này không được thể hiện rõ ràng như “tuyệt vời” hay “tệ hại” mà có thể gián tiếp thông qua bối cảnh và thường thức.

Prompt:

Dựa trên câu: “Chiếc điện thoại mới có thể bỏ gọn vào túi quần của tôi.” và khía cạnh “kích thước/tính di động”, theo lẽ thường, người nói có ý kiến ẩn nào về chiếc điện thoại này, và vì sao?

Mô hình có thể trả lời:

Ý kiến ẩn là “tốt” vì điện thoại có kích thước nhỏ gọn, dễ mang theo, nên người nói tỏ vẻ hài lòng với sự tiện lợi này.

Kết quả được gọi là O , tức phần văn bản giải thích “ý kiến ẩn” của người nói.

Bước 3: Suy ra nhãn cảm xúc (polarity)

Mục tiêu: Tận dụng đầy đủ thông tin đã có: X , t , A , O để đưa ra nhãn cảm xúc cuối cùng.

Prompt:

Vậy dựa trên ý kiến ẩn: “điện thoại nhỏ gọn và tiện lợi”, cảm xúc của người nói đối với chiếc điện thoại mới là gì?

Mô hình có thể trả lời:

Cảm xúc là “tích cực” (positive).

Cuối cùng, mô hình trả về nhãn cảm xúc y .

3.2 Huấn luyện có giám sát

Khi có dữ liệu huấn luyện (training set), ta có thể fine-tune mô hình theo quy trình ba bước của **THOR** như sau:

Ở mỗi bước (bước 1 hoặc bước 2), thay vì chỉ lấy câu trả lời rồi chuyển sang bước tiếp theo, ta **gắn nhãn cảm xúc thật** (đến từ dữ liệu huấn luyện) để hướng dẫn mô hình sinh ra lời giải thích hợp lý hơn.

Cụ thể, sau khi mô hình sinh ra câu trả lời cho bước 1 (tức *aspect*), ta nối tiếp một câu hỏi:

“Dựa trên câu trả lời vừa rồi, nhãn cảm xúc của đối tượng t là gì?”

Sau đó so sánh với **nhãn thật** (trong tập huấn luyện). Khi mô hình sai, ta dùng cơ chế **lan truyền ngược (backpropagation)** điều chỉnh tham số, giúp mô hình học cách suy luận *aspect* chính xác hơn.

Quy trình tương tự áp dụng cho bước 2 (xác định *opinion* ẩn) để mô hình dần học cách suy luận mạch lạc hơn trước khi ra kết luận cuối cùng ở bước 3.

4 Bộ Dữ Liệu

4.1 Tổng Quan Bộ Dữ Liệu

Bộ dữ liệu của chúng em được xây dựng dựa trên bộ dữ liệu **UIT-ABSA**, cụ thể là tập dữ liệu *restaurant*, được trích từ bài báo *Two New Large Corpora for Vietnamese Aspect-based Sentiment Analysis at Sentence Level* của các tác giả Dang Van Thinh, Ngan Luu-Thuy Nguyen, Tri Minh Truong, Lac Si Le, và Duy Tin Vo. (Van Thinh et al., 2021). Bộ dữ liệu gồm có các đánh giá của khách hàng trong lĩnh vực nhà hàng. Thông tin chi tiết thêm về bộ dữ liệu


```

<sentence id="249">
  <text>Gọi ly size lớn uống 1 lần no luôn.</text>
  <aspectTerms>
    <aspectTerm term="ly size lớn" from="4" to="15" polarity="positive" implicit_sentiment="True"/>
  </aspectTerms>
  <aspectCategories>
    <aspectCategory category="DRINKS#STYLE&OPTIONS" polarity="positive" />
  </aspectCategories>
</sentence>
<sentence id="250">
  <text>Nhiều món để lựa chọn, có lẩu, mì nước hoặc khô, gói cuốn, mấy món cuốn nữa.</text>
  <aspectTerms>
    <aspectTerm term="lẩu" from="26" to="29" polarity="neutral" implicit_sentiment="True" />
    <aspectTerm term="mì nước hoặc khô" from="31" to="47" polarity="neutral" implicit_sentiment="True" />
    <aspectTerm term="gói cuốn" from="49" to="57" polarity="neutral" implicit_sentiment="True" />
  </aspectTerms>
  <aspectCategories>
    <aspectCategory category="FOOD#STYLE&OPTIONS" polarity="positive" />
  </aspectCategories>
</sentence>

```

Hình 1: Ví dụ chú thích dữ liệu với các trường thông tin như aspectTerm, polarity, và implicit_sentiment.

có thể liên hệ thầy Dang Van Thin¹ Bộ dữ liệu này được mở rộng với các trường chú thích mới, bao gồm:

- **Thuật ngữ khía cạnh (aspectTerm):** Chỉ ra các khía cạnh cụ thể được đề cập trong câu.
- **Polarities:** Biểu thị cảm xúc liên quan đến từng khía cạnh với các nhãn *Positive*, *Neutral*, hoặc *Negative*.
- **Implicit Sentiment:** Đánh dấu xem cảm xúc có phải là cảm xúc ẩn (*implicit sentiment*) hay không.
- **Opinion Words:** Nếu không phải cảm xúc ẩn, các từ biểu thị ý kiến sẽ được chú thích.

4.2 Quy Trình Gắn Nhãn Bộ Dữ Liệu

4.2.1 Hướng dẫn gắn nhãn dựa trên guideline

Bộ dữ liệu được gắn nhãn dựa trên guideline của SemEval 2014 Task 4²

4.2.2 Categories

Categories được lấy từ bộ dữ liệu UIT-ABSA nguyên bản, bao gồm tất cả các danh mục có trong dữ liệu này.

4.2.3 Aspect Term

Aspect Term được gắn nhãn theo hướng dẫn trong guideline của SemEval 2014. Việc gắn nhãn bao gồm các quy tắc sau:

- **Những thông tin được gắn nhãn là Aspect Term:**

¹thindv@uit.edu.vn (Mr. Thin Dang)

²SemEval14 ABSA Annotation Guidelines.

- **Các cụm danh từ rõ ràng về khía cạnh:**

Bao gồm các danh từ hoặc cụm danh từ mô tả rõ khía cạnh, ví dụ: "Bánh mì pate nóng giòn" là một Aspect Term duy nhất, thay vì "Bánh mì" hoặc "pate".

- **Danh động từ:** Các từ được hình thành từ động từ như "giá hợp lý" hoặc "phục vụ chu đáo".

- **Những khía cạnh được nhắc đến nhiều lần:**

Tất cả các lần xuất hiện trong cùng câu đều phải được gắn nhãn. Ví dụ: "Quán ăn sạch sẽ, đồ ăn cũng rất ngon," cả "Quán ăn" và "đồ ăn" đều được gắn nhãn.

- **Những thông tin không được gắn nhãn là Aspect Term:**

- **Thành phần định lượng:** Những từ như "một ít", "nhiều", "tất cả" thường không được gắn nhãn, trừ khi chúng nằm trong cụm danh từ rõ ràng, ví dụ: "một ít rau sống".

- **Opinion Words:**

- Là các từ/cụm từ thể hiện cảm xúc về Aspect Term.
- Nếu không có opinion words, để trống: opinion_words="".

- **Implicit Sentiment:**

- implicit_sentiment="True": Khi Aspect Term không có opinion words rõ ràng.

- `implicit_sentiment="False"`: Khi Aspect Term có opinion words thể hiện cảm xúc.

- **Polarity:**

- positive: Cảm xúc tích cực.
- negative: Cảm xúc tiêu cực.
- neutral: Không có cảm xúc rõ ràng (ví dụ: các số liệu như giá cả).
- Polarity được xác định dựa trên các categories: Ví dụ, các danh mục liên quan đến dịch vụ như "dịch vụ" thường mang cảm xúc positive nếu phục vụ tốt và negative nếu phục vụ kém.

4.2.4 Ví dụ

- **Ví dụ 1:**

- Câu: "Bánh mì pate nóng giòn, ăn rất vừa miệng."
- Aspect Terms:
 - * "Bánh mì pate": Polarity: positive, Implicit Sentiment: False, Opinion Words: "nóng giòn, vừa miệng".

- **Ví dụ 2:**

- Câu: "Nhân viên phục vụ nhanh chóng, lịch sự."
- Aspect Terms:
 - * "Nhân viên": Polarity: positive, Implicit Sentiment: False, Opinion Words: "nhanh chóng, lịch sự".

4.2.5 Ví dụ

- **Ví dụ 1:**

- Câu: "Giá 53k size vừa."
- Aspect Terms:
 - * "Giá": Polarity: neutral, Implicit Sentiment: True, Opinion Words: "".
 - * "size": Polarity: neutral, Implicit Sentiment: False, Opinion Words: "vừa".

- **Ví dụ 2:**

- Câu: "Nhân viên phục vụ chu đáo, nhẹ nhàng."
- Aspect Terms:
 - * "nhân viên": Polarity: positive, Implicit Sentiment: False, Opinion Words: "chu đáo, nhẹ nhàng".

4.3 Số Lượng Bộ Dữ Liệu

Bộ dữ liệu được chia thành hai tập chính: tập **train** và tập **test**. Số lượng mẫu được mô tả như sau:

- **Tập Train:** 671 mẫu, trong đó:

- 261 mẫu cảm xúc ẩn (Implicit).
- 274 mẫu cảm xúc hiện (Explicit) nhân tích cực (*Positive*).
- 85 mẫu cảm xúc hiện nhân tiêu cực (*Negative*).
- 51 mẫu cảm xúc hiện nhân trung tính (*Neutral*).

- **Tập Test:** 69 mẫu, trong đó:

- 37 mẫu cảm xúc ẩn (Implicit).
- 12 mẫu cảm xúc hiện nhân tích cực (*Positive*).
- 11 mẫu cảm xúc hiện nhân tiêu cực (*Negative*).
- 9 mẫu cảm xúc hiện nhân trung tính (*Neutral*).

5 Thực Nghiệm

5.1 Phương Pháp Thực Nghiệm

Để thử nghiệm, chúng em fine-tune mô hình ViT5-base (Phan et al., 2022) theo phương pháp THOR từ công trình **Reasoning Implicit Sentiment with Chain-of-Thought Prompting** (Hao Fei, 2023).

ViT5 sử dụng 2 khối chính: Encoder và Decoder. ViT5-base có khoảng 310 triệu tham số. Có kích thước từ vựng từ vựng (Vocabulary size) khoảng 36.000 token con (subword units), được tạo bởi thư viện SentencePiece.

Thực nghiệm được chạy trên Kaggle (GPU Tesla P100 16GB VRAM)

5.2 Kết Quả Thực Nghiệm

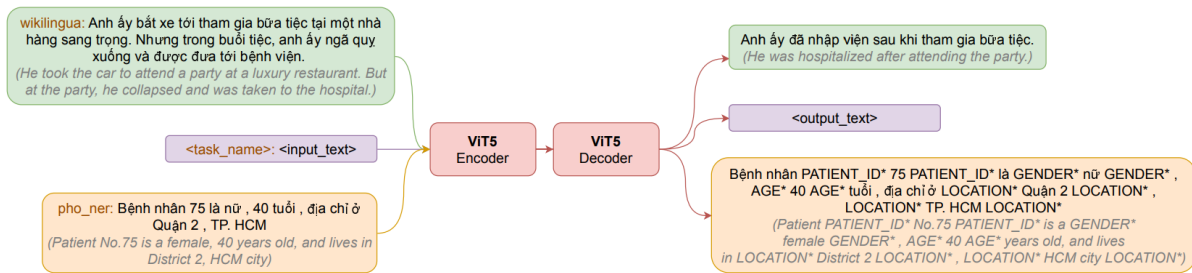
Dưới đây là kết quả thực nghiệm trên mô hình **ViT5-base**, đánh giá trên hai loại cảm xúc: cảm xúc ẩn (*Implicit*) và cảm xúc hiện (*Explicit*).

Bảng 1: Kết quả thực nghiệm với ViT5-base trên các loại cảm xúc.

ViT5-base	F1	Recall	Precision
Implicit	0.39	0.389	0.4
Explicit	0.667	0.679	0.683

5.3 Ví Dụ Đầu Ra

Một số ví dụ đầu vào và đầu ra tương ứng từ bộ dữ liệu được trình bày trong Bảng 2.



Hình 2: ViT5 architecture

Bảng 2: Ví dụ minh họa kết quả đầu ra của mô hình.

Input	Output
Mình gọi 2 Bạch tuộc giá tầm 55k / phần.	Neutral
Nhân viên quên mang nước chấm, mình phải nhắc nhiều lần.	Negative
Cơ mà với giá đó ngồi nhà gọi ship hộp chữ nhật có 90k mà thấy vị còn rõ nét hơn.	Negative

5.4 Kết Luận

Kết quả thực nghiệm trên tập kiểm thử (test set) cho thấy, trong khi mô hình nhận diện tốt hơn đối với các trường hợp cảm xúc hiển thị (explicit) với điểm F1 khoảng 0.667, thì việc phân loại cảm xúc ẩn còn gặp nhiều khó khăn, đạt F1 ở mức 0.39. Điều này phản ánh bản chất phức tạp của việc suy luận ý kiến gián tiếp, nhất là khi các từ khóa biểu thị trạng thái tích cực hoặc tiêu cực không xuất hiện rõ ràng trong câu. Mô hình đòi hỏi phải “hiểu” sâu hơn về ngữ cảnh, mục tiêu đánh giá (target), cũng như vận dụng các tri thức nền tảng (world knowledge) thì mới có thể đưa ra phán đoán chính xác.

Mặc dù kết quả nghiên cứu vẫn còn nhiều điểm cần cải thiện, đặc biệt là về hiệu quả phân loại cảm xúc ẩn, nhưng đây là bước tiến quan trọng trong việc xây dựng và đánh giá các mô hình ISA cho tiếng Việt. Trong tương lai, chúng em dự định mở rộng bộ dữ liệu để bao quát nhiều ngữ cảnh và miền (domain) hơn, cũng như nghiên cứu kết hợp thêm thông tin từ các nguồn kiến thức ngoại sinh (ví dụ: các tri thức về văn hóa, phong tục, kiến thức bách khoa) để hỗ trợ quá trình suy luận. Qua đó, hy vọng nghiên cứu sẽ góp phần thúc đẩy sự phát triển của các hệ thống phân tích cảm xúc tinh vi, đáp ứng tốt hơn nhu cầu thực tiễn trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên tiếng Việt.

References

- Peng Chen, Zhongqian Sun, Lidong Bing, and Wei Yang. 2017. [Recurrent attention network on memory for aspect sentiment analysis](#). In *Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 452–461, Copenhagen, Denmark. Association for Computational Linguistics.
- Qian Liu Lidong Bing Fei Li Tat-Seng Chua Hao Fei, Bobo Li. 2023. Reasoning implicit sentiment with chain-of-thought prompting. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 1171–1182.
- Minqing Hu and Bing Liu. 2004. [Mining and summarizing customer reviews](#). In *Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD '04*, page 168–177, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Svetlana Kiritchenko, Xiaodan Zhu, Colin Cherry, and Saif Mohammad. 2014. [NRC-Canada-2014: Detecting aspects and sentiment in customer reviews](#). In *Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014)*, pages 437–442, Dublin, Ireland. Association for Computational Linguistics.
- Zhengyan Li, Yicheng Zou, Chong Zhang, Qi Zhang, and Zhongyu Wei. 2021. [Learning implicit sentiment in aspect-based sentiment analysis with supervised contrastive pre-training](#). In *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 246–256, Online and Punta Cana, Dominican Republic. Association for Computational Linguistics.
- Jian Liao, Suge Wang, and Deyu Li. 2019. [Identification of fact-implied implicit sentiment based on multi-level semantic fused representation](#). *Knowledge-Based Systems*, 165:197–207.
- Luong Luc Phan, Phuc Huynh Pham, Kim Thi-Thanh Nguyen, Sieu Khai Huynh, Tham Thi Nguyen, Luan Thanh Nguyen, Tin Van Huynh, and Kiet Van Nguyen. 2021. Sa2sl: From aspect-based sentiment analysis to social listening system for business intelligence. In *Knowledge Science, Engineering and*

- Management*, pages 647–658, Cham. Springer International Publishing.
- Long Mai and Bac Le. 2018. Aspect-based sentiment analysis of vietnamese texts with deep learning. In *Intelligent Information and Database Systems*, pages 149–158, Cham. Springer International Publishing.
- Huyen T M Nguyen, Hung V Nguyen, Quyen T Ngo, Luong X Vu, Vu Mai Tran, Bach X Ngo, and Cuong A Le. 2019a. [Vlsp shared task: Sentiment analysis](#). *Journal of Computer Science and Cybernetics*, 34(4):295–310.
- Minh-Hao Nguyen, Tri Minh Nguyen, Dang Van Thin, and Ngan Luu-Thuy Nguyen. 2019b. [A corpus for aspect-based sentiment analysis in vietnamese](#). In *2019 11th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)*, pages 1–5.
- Long Phan, Hieu Tran, Hieu Nguyen, and Trieu H. Trinh. 2022. [ViT5: Pretrained text-to-text transformer for Vietnamese language generation](#). In *Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies: Student Research Workshop*, pages 136–142, Hybrid: Seattle, Washington + Online. Association for Computational Linguistics.
- Maria Pontiki, Dimitris Galanis, Haris Papageorgiou, Ion Androutsopoulos, Suresh Manandhar, Mohammad AL-Smadi, Mahmoud Al-Ayyoub, Yanyan Zhao, Bing Qin, Orphée De Clercq, Véronique Hoste, Marianna Apidianaki, Xavier Tannier, Natalia Loukachevitch, Evgeniy Kotelnikov, Nuria Bel, Salud María Jiménez-Zafra, and Gülşen Eryiğit. 2016. [SemEval-2016 task 5: Aspect based sentiment analysis](#). In *Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2016)*, pages 19–30, San Diego, California. Association for Computational Linguistics.
- Maria Pontiki, Dimitris Galanis, Haris Papageorgiou, Suresh Manandhar, and Ion Androutsopoulos. 2015. [SemEval-2015 task 12: Aspect based sentiment analysis](#). In *Proceedings of the 9th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2015)*, pages 486–495, Denver, Colorado. Association for Computational Linguistics.
- Maria Pontiki, Dimitris Galanis, John Pavlopoulos, Haris Papageorgiou, Ion Androutsopoulos, and Suresh Manandhar. 2014. [SemEval-2014 task 4: Aspect based sentiment analysis](#). In *Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014)*, pages 27–35, Dublin, Ireland. Association for Computational Linguistics.
- Dang Van Thin, Ngan Luu-Thuy Nguyen, Tri Minh Truong, Lac Si Le, and Duy Tin Vo. 2021. [Two new large corpora for vietnamese aspect-based sentiment analysis at sentence level](#). *ACM Trans. Asian Low-Resour. Lang. Inf. Process.*, 20(4).
- Youcai Wei, Hongyun Zhang, Jian Fang, Jiahui Wen, Jingwei Ma, and Guangda Zhang. 2021. [Joint aspect terms extraction and aspect categories detection via multi-task learning](#). *Expert Systems with Applications*, 174:114688.
- Minghao Xu, Daling Wang, Shi Feng, Zhenfei Yang, and Yifei Zhang. 2022. [KC-ISA: An implicit sentiment analysis model combining knowledge enhancement and context features](#). In *Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics*, pages 6906–6915, Gyeongju, Republic of Korea. International Committee on Computational Linguistics.
- Wenxuan Zhang, Xin Li, Yang Deng, Lidong Bing, and Wai Lam. 2022. [A survey on aspect-based sentiment analysis: Tasks, methods, and challenges](#). *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 35:11019–11038.