

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA**

TRẦN KHẢI THIÊN

**PHÂN TÍCH CẢM XÚC TRÊN CƠ SỞ TRỊ CẢM XÚC CHUYỂN DỊCH
THEO NGỮ CẢNH CHO TIẾNG VIỆT**

Ngành: Khoa học máy tính

Mã số ngành: 62.48.01.01

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

TP. HỒ CHÍ MINH - NĂM 2021

Công trình được hoàn thành tại **Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM**

Người hướng dẫn 1: GS. TS. Phan Thị Tươi

Người hướng dẫn 2:

Phản biện độc lập 1:

Phản biện độc lập 2:

Phản biện 1:

Phản biện 2:

Phản biện 3:

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án hợp tại

.....
.....

vào lúc giờ ngày tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại thư viện:

- Thư viện Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM
- Thư viện Đại học Quốc gia Tp.HCM
- Thư viện Khoa học Tổng hợp Tp.HCM

DANH MỤC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

Tạp chí quốc tế

1. [CT01] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Capturing Contextual Factors in Sentiment Classification: An Ensemble Approach," in IEEE Access, vol. 8, pp. 116856-116865, 2020, *SCIE, Q1*.
2. [CT02] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Deep Learning Application to Ensemble Learning—The Simple, but Effective, Approach to Sentiment Classifying," Appl. Sci. 2019, 9, 2760. *SCIE, Q2*.
3. [CT03] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "A hybrid approach for building a Vietnamese sentiment dictionary," J. Intell. Fuzzy Syst., vol.35, no.1, pp. 967–978, 2018. *SCIE, Q3*.
4. [CT04] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Towards a sentiment analysis model based on semantic relation analysis," International Journal of Synthetic Emotions (IJSE) 9 (2). 2018, pp. 54-75.
5. [CT05] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Mining opinion targets and opinion words from online reviews," International Journal of Information Technology 9 (3). 2017, pp. 239-249.
6. [CT06] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Multi-Class Opinion Classification for Vietnamese Hotel Reviews," IJITAS, vol.9, no.1, pp. 7 – 18, 2015.

Tạp chí trong nước

1. [CT12] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Xây dựng mô hình phân tích cảm xúc dựa trên mối quan hệ phụ thuộc ngữ nghĩa," Tạp Chí Phát Triển KH&CN, Tập 20, Số K7-2017.

Kỹ yếu hội nghị quốc tế

1. [CT07] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Toward Contextual Valence Shifters in Vietnamese Reviews," ROCLING 2017, pp. 152-159.
2. [CT08] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Computing Sentiment Scores of Verb Phrases for Vietnamese," ROCLING 2016, pp. 204-213.
3. [CT09] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Computing Sentiment Scores of Adjective Phrases for Vietnamese," MIWAI, Springer, 2016, pp. 288–296.
4. [CT10] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "Constructing sentiment ontology for vietnamese reviews," (iiWAS '15). ACM, New York, NY, USA, 2015.
5. [CT11] Trần Khải Thiện & Phan Thị Tươi, "An upgrading SentiVoice - a system for querying hotel service reviews via phone," IALP 2015, pp. 115–118.

Đề tài nghiên cứu khoa học

1. Phan Thị Tươi (chủ nhiệm), Trần Khải Thiện, Lê Thị Thủy. *Nghiên cứu bài toán phân tích quan điểm tiếng Việt và xây dựng ứng dụng tra cứu thông tin nhận xét về khách sạn*. ĐHQG-HCM. 2016.

CHƯƠNG 1 GIỚI THIỆU

1.1 Đề xuất nghiên cứu

Nhiều công trình, công cụ và ứng dụng phân tích cảm xúc đã được phát triển để khai thác các ý kiến trong nội dung do người dùng tạo trên các trang mạng. Tuy nhiên, hiệu năng của các hệ thống này chưa cao do sự phức tạp của ngôn ngữ tự nhiên và nhiều nghiên cứu đã cho thấy phân tích cảm xúc là bài toán phức tạp hơn so với phân lớp văn bản theo chủ đề. Các công trình này vẫn chưa hiệu quả trong việc xử lý một số hiện tượng ngôn ngữ, chẳng hạn như phủ định, các hiện tượng dịch chuyển cảm xúc, và văn bản mang ý kiến hỗn hợp. Luận án này được thực hiện để giải quyết hai vấn đề nghiên cứu sau:

- 1) Làm thế nào để xác định được giá trị cảm xúc của một từ và cụm từ mang sắc thái tình cảm trong các văn bản nhận xét tiếng Việt?*
- 2) Làm thế nào để phân lớp cảm xúc một cách hiệu quả các ý kiến nhận xét tiếng Việt trong một số lượng lớn các đánh giá về sản phẩm và dịch vụ?*

Vấn đề đầu tiên liên quan đến sự cần thiết phải xác định được thang độ cảm xúc của đơn vị nhỏ nhất mang nghĩa hoàn chỉnh trong văn bản, đó là mức từ và cụm từ. Vấn đề nghiên cứu thứ hai là xác định xu hướng cảm xúc của toàn văn bản nhận xét, từ đó có thể giúp các cá nhân đưa ra quyết định mua hàng sáng suốt và cung cấp cho nhà sản xuất cách nhìn sâu sắc để cải thiện sản phẩm hoặc dịch vụ của họ.

1.2 Mục đích nghiên cứu

Luận án nghiên cứu các đặc trưng ngôn ngữ của các hiện tượng dịch chuyển cảm xúc trong văn bản tiếng Việt, từ đó đề xuất các phương pháp nhằm cải thiện hiệu suất của bài toán phân lớp cảm xúc. Để phục vụ cho mục đích này, có hai mục tiêu mà nghiên cứu cần đạt được:

- Thứ nhất, xây dựng từ điển cảm xúc cho tiếng Việt để phục vụ phân tích cảm xúc. Điểm đặc biệt của từ điển này là các từ, cụm từ tiếng Việt được xác định giá trị cảm xúc dựa trên cơ sở kết hợp từ điển cảm xúc tiếng Anh

SentiWordnet, phương pháp hồi quy và phương pháp tính toán hiệu quả do luận án đề xuất. Phương pháp đề xuất xác định giá trị cảm xúc cho các cụm từ dựa vào luật mờ, các đặc trưng ngôn ngữ, và các trường hợp gây dịch chuyển cảm xúc trong ngôn ngữ tiếng Việt. Mục tiêu này trả lời cho vấn đề nghiên cứu đầu tiên.

- Thứ hai, xây dựng, khai thác và phát triển phương pháp hướng đến ngữ nghĩa kết hợp với kỹ thuật học máy, và mô hình học sâu cho bài toán phân tích cảm xúc. Trong đó phương pháp hướng đến ngữ nghĩa được sử dụng để tính toán giá trị cảm xúc dựa trên các tình huống dịch chuyển cảm xúc do ngữ cảnh trong văn bản tiếng Việt. Tiếp cận học máy tận dụng sức mạnh của các mô hình tính toán, thống kê trong việc tìm ra các đặc trưng tốt nhất. Mô hình học sâu nhằm trích xuất tự động các đặc trưng trong dữ liệu ngôn ngữ. Việc khai thác và kết hợp những điểm mạnh của các phương pháp là chìa khóa để hệ thống có được kết quả chính xác hơn. Mục tiêu này giải quyết vấn đề nghiên cứu thứ hai.

1.3 Các đóng góp của luận án

- Xây dựng từ điển cảm xúc cho từ và cụm từ tiếng Việt: Thông qua phân tích đặc trưng ngôn ngữ và sự dịch chuyển cảm xúc trong các nhận xét tiếng Việt, luận án đã tiến hành chuyển ngữ sang tiếng Việt các từ cảm xúc tiếng Anh dựa trên từ điển cảm xúc SentiWordnet; sử dụng hồi quy logistic và áp dụng tính toán mờ do Zadeh đề xuất để đưa ra mô hình hiệu quả cho việc xác định độ đo cảm xúc của từ và cụm từ tiếng Việt. Luận án điều chỉnh các hàm mờ cho việc tính toán độ đo cảm xúc cụm từ dựa trên cấu trúc cú pháp của cụm từ tiếng Việt để phù hợp với đặc trưng ngôn ngữ tiếng Việt. [CT03], [CT04, CT5] và [CT07, CT08, CT09, CT10]
- Đề xuất mô hình học tổ hợp (*ensemble learning*) hiệu quả với các bộ học thành phần được học trên tập dữ liệu được khai thác nhiều đặc trưng khác nhau của tiếng Việt: Các đặc trưng khác nhau của tập dữ liệu được xác định bằng phương pháp hướng đến ngữ nghĩa và học sâu. Việc lựa chọn mô hình nhúng từ *Word2Vec* và phương pháp học sâu cho bộ học thành phần của mô

hình học tổ hợp đã làm cho hiệu năng của mô hình phân lớp cảm xúc được cải thiện. Mô hình đề xuất của luận án có thể áp dụng tốt cho cả ngôn ngữ tiếng Anh. [CT01, CT02].

CHƯƠNG 2 PHÂN TÍCH CẢM XÚC VÀ SỰ DỊCH CHUYỂN CẢM XÚC

2.1 Phân tích cảm xúc

Quan điểm là thể hiện ý kiến chủ quan, tình cảm, hay cảm xúc của con người hướng đến thực thể hay sự kiện. Phân tích quan điểm (phân tích cảm xúc, phân tích ý kiến) hiện là một lĩnh vực nghiên cứu tương đối mới, có vị trí quan trọng và đang thu hút sự quan tâm không chỉ của giới nghiên cứu mà còn của các doanh nghiệp, các tổ chức. Trong kinh doanh, phân tích cảm xúc đã và đang được sử dụng nhiều, từ sản xuất đến quảng cáo, tiếp thị. Công trình của Mishne và Glance năm 2006 nghiên cứu các quan điểm của khách hàng qua các trang mạng về các bộ phim trước và sau khi khởi chiếu, những kết quả thu được giúp cho việc dự đoán số lượng vé bán ra cho bộ phim cũng như các yếu tố khác. Về chính trị, nhiều tổ chức đã sử dụng phân tích cảm xúc để phân tích những quan điểm và ý kiến liên quan đến chính sách, luật pháp, các tổ chức chính phủ. Tumasjan và cộng sự sử dụng các đoạn tweets trên Twiter để dự đoán kết quả bầu cử, kết quả này chỉ sai khác rất nhỏ so với kết quả thực có sau đó. Trong lĩnh vực tâm lý, tác giả Turney và cộng sự đã sử dụng phân tích cảm xúc để phân tích những giấc mơ, phân loại thành giấc mơ tích cực hay tiêu cực.

Theo B. Liu, một cảm xúc hay quan điểm được định nghĩa bằng một bộ gồm 5 thành phần bởi:

$$(e_i, a_{ij}, h_k, t_l, s_{ijkl}) \quad (1.1)$$

với: e_i là tên của một thực thể, a_{ij} là một khía cạnh của e_i , h_k là chủ thể thể hiện ý kiến, t_l thời điểm thể hiện ý kiến của chủ thể h_k , s_{ijkl} là ý kiến cảm xúc về khía cạnh a_{ij} của thực thể e_i cho bởi chủ thể h_k tại thời điểm t_l ,

Dựa trên định nghĩa về quan điểm, phân tích quan điểm (hay phân tích cảm xúc) nhằm tới việc phát hiện các bộ cảm xúc trong văn bản vì thế các bài toán phân tích cảm xúc được sinh ra xoay quanh việc phát hiện khai thác năm thành phần của bộ cảm xúc với hai cách tiếp cận chính là phương pháp hướng đến ngữ nghĩa (*semantic orientation*) và phương pháp học máy.

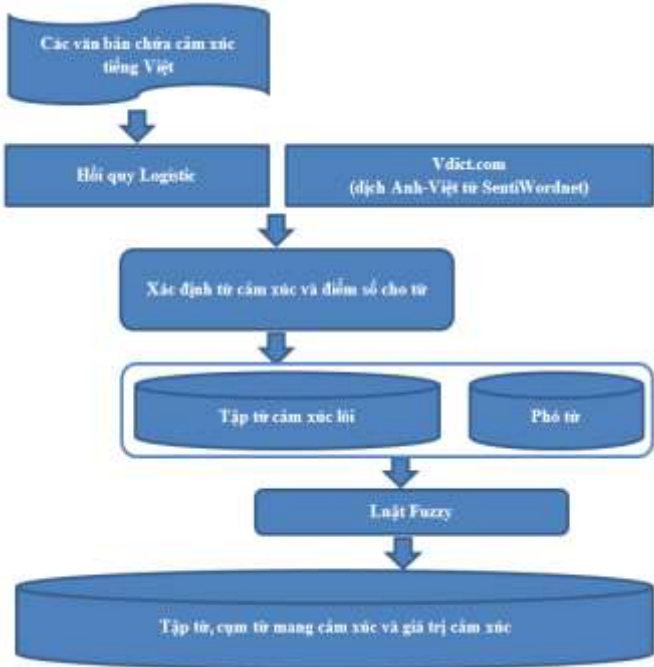
2.2 Sự dịch chuyển cảm xúc và những vấn đề cần nghiên cứu

Ngoài việc mô tả các sự kiện một cách khách quan, các văn bản thường truyền đạt thông tin về thái độ khác nhau của những người viết hoặc những người tham gia đối với một sự kiện được mô tả. Thái độ tình cảm này được thể hiện qua sự lựa chọn từ ngữ và cách sắp xếp các từ ngữ trong văn bản của người viết. Mặc dù một số từ vựng trong một văn bản luôn thể hiện hóa giá trị cảm xúc là tích cực hoặc tiêu cực, thì một số từ khác có khả năng bị thay đổi hóa trị theo ngữ cảnh do ảnh hưởng của các từ đứng gần chúng trong văn bản, cũng như do sự tổ chức sắp đặt các từ trong văn bản.

Có hai hướng giải quyết chính cho bài toán phân tích cảm xúc, đó là tiếp cận theo hướng ngữ nghĩa và tiếp cận theo học máy. Phương pháp học máy đã tỏ ra ưu thế hơn nhờ vào nguồn dữ liệu huấn luyện ngày càng phong phú cũng như nguồn dữ liệu này thường phải thuộc về một miền ứng dụng với mục tiêu của bài toán. Tuy nhiên, phương pháp học máy hay gặp khó khăn trong các bài toán phân lớp cảm xúc theo nhiều thang độ, điều thường xuất hiện trong các ý kiến nhận xét, bởi trong thực tế người dùng hay đưa ra các ý kiến theo nhiều cung bậc tình cảm khác nhau. Một vấn đề nữa mà phương pháp học máy gặp khó khăn đó là các trường hợp dữ liệu chứa các tình huống gây dịch chuyển cảm xúc do ngữ cảnh. Ngược lại, phương pháp tiếp cận theo hướng ngữ nghĩa có khả năng giải quyết được các trường hợp phân lớp cảm xúc nhiều thang độ cũng như phát hiện được nhiều trường hợp dịch chuyển cảm xúc trong ngữ cảnh ngôn ngữ. Tuy vậy, việc định nghĩa các luật để có thể phủ hết các tình huống xảy ra của dữ liệu ngôn ngữ là không khả thi. Đặc biệt đối với tiếng Việt khi các nguồn dữ liệu cho phân tích cảm xúc vẫn chưa sẵn sàng, ví dụ như chưa có WordNet hay một từ điển đủ lớn như SentiWordnet cho tiếng Việt.

CHƯƠNG 3 XÁC ĐỊNH SỰ DỊCH CHUYỂN TRỊ CẢM XÚC CỦA TỪ VÀ CỤM TỪ

Quá trình xác định từ cảm xúc lõi cùng điểm số cảm xúc của từ và cụm từ được trình bày trong Hình 3.1. Luận án sử dụng từ điển cảm xúc tiếng Anh *SentiWordNet* và công cụ chuyển ngữ *Vdict.com* để xây dựng từ điển cảm xúc tiếng Việt. Để xác định điểm số cảm xúc của mỗi từ, luận án sử dụng hồi quy logistic kết hợp với từ điển *SentiWordNet*. Các luật mờ sau đó được áp dụng để tính toán điểm số cảm xúc cho cả cụm tính từ, động từ dựa trên cấu trúc và đặc trưng của chúng.



Hình 3.1: Xác định và tính toán giá trị cảm xúc của từ và cụm từ mang cảm xúc.

3.1 Xác định trị cảm xúc cho từ

Việc xây dựng tập từ cảm xúc lõi được thực hiện theo các bước sau.

- *Bước 1*: Sử dụng từ điển trực tuyến *Vdict.com* để chuyển ngữ từ tiếng Anh của *SentiWordnet* sang tiếng Việt.
- *Bước 2*: Gán giá trị cảm xúc của từ tiếng Việt vừa có được ở Bước 1 bằng với giá trị cảm xúc của từ tiếng Anh tương ứng trong *SentiWordnet*.
- *Bước 3*: Nếu từ tiếng Việt nào có nhiều trị cảm xúc, thì chọn trị cảm xúc có sai khác bé nhất so với trị được xác định bằng phương pháp hồi quy logistic của từ đó.

3.2 Xác định giá trị cảm xúc cho cụm từ

Ở mức cú pháp, cụm từ được hình thành từ các từ, kết hợp với nhau theo một quan hệ cú pháp nào đó. Phạm vi của luận án sẽ quan tâm đến các cụm từ, bao gồm cụm tính từ (kết hợp với phó từ) và cụm động từ (kết hợp với phó từ).

• Phó từ

Dựa vào đặc trưng tiếng Việt, có năm thang độ cảm xúc cho các phó từ, đó là từ nhấn mạnh (*intensifier*), nâng lên (*booster*), hạ bớt (*diminisher*), tối thiểu (*minimizer*), và phủ định (*modifier*). Với các phó từ chỉ thang độ, thuộc vào một trong năm mức *intensifier*, *booster*, *diminisher*, *minimizer*, và *modifier*. Các phó từ loại này tuy số lượng không nhiều nhưng tần số xuất hiện tương đối cao trong tiếng Việt và giữ vai trò quan trọng trong việc biểu thị mức độ của các sắc thái tình cảm trong văn bản.

• Luật mờ cho cụm tính từ

Độ đo cảm xúc của cụm tính từ được tính toán nhờ vào các luật mờ áp dụng trên các tính từ (ký hiệu là x) và phó từ (ký hiệu là y) xuất hiện trong cụm từ. Luận án đã sử dụng hàm mờ để đo lường độ ảnh hưởng của phó từ trong cụm tính từ. Trong đó, độ đo cảm xúc của tính từ được gán cho một giá trị mờ, kí hiệu là $\mu(x)$. Tương tự như đề xuất của Zadeh nếu một tính từ cảm xúc có một phó từ trước nó thì độ đo của cụm tính từ đó được điều chỉnh theo công thức (3.7).

$$f(\mu(x)) = 1 - (1 - \mu(x))^{\delta_y} \quad (3.7)$$

Dựa vào đặc trưng ngôn ngữ tiếng Việt, do có năm thang độ cảm xúc cho các phó từ, luận án chọn $\delta_y = 4, 2, 1/2$, hay $1/4$ nếu phó từ y là một *intensifier*,

booster, diminisher, hay minimizer và trường hợp đặc biệt khi phó từ là phủ định theo công thức (3.9). Lúc này công thức (3.7) trở thành (3.8).

$$f(\mu(x), y) = \begin{cases} 1 - \sqrt[4]{1 - \mu(x)} & y \in \text{Minimizer} \\ 1 - \sqrt[2]{1 - \mu(x)} & y \in \text{Diminisher} \\ 1 - (1 - \mu(x))^2 & y \in \text{Booster} \\ 1 - (1 - \mu(x))^4 & y \in \text{Intensifier} \end{cases} \quad (3.8)$$

Với $f(\mu(x), y)$ là độ đo cảm xúc của cụm tính từ, trong đó x là tính từ, y là phó từ và $\mu(x)$ là độ đo cảm xúc của tính từ x . Bảng 3.5 biểu diễn một ví dụ về các cụm tính từ và độ đo cảm xúc tương ứng.

Bảng 3.5: Ví dụ về độ đo cảm xúc của cụm tính từ tính theo công thức (3.8).

$f(\mu(x), y)$				$\mu(x)$
$y \in$ Intensifier	$y \in$ Booster	$y \in$ Diminisher	$y \in$ Minimizer	$x =$ tốt
cực kỳ (tốt)	rất (tốt)	khá (tốt)	hơi (tốt)	tốt
0.99	0.98	0.65	0.41	0.875

Các trường hợp ngoại lệ

a) Phủ định

Với các tính từ về đạo đức, tư cách, phẩm chất tâm lý, nhà ngôn ngữ học Diệp Quang Ban cho rằng phủ định của các tính từ này là giá trị nghịch đảo nếu chúng là tính từ mang nghĩa tích cực, ngược lại phủ định là trung tính. Luận án đề xuất công thức (3.9).

$$f(\mu(x), y \in \text{Modifier}) = \begin{cases} -\mu(x) & x \in \text{Morality AND } x \text{ is positive} \\ 0 & x \notin \text{Morality OR } x \text{ is negative} \end{cases} \quad (3.9)$$

Ví dụ: $f(\text{không}, \mu(\text{đẹp})) = 0$, nhưng $f(\text{không}, \mu(\text{tốt})) = -\mu(\text{tốt}) = -0.875$

b) Vị trí tương đối giữa tính từ và phó từ trong câu

Nếu vị trí tính từ đứng trước phó từ sẽ làm gia tăng tính cảm xúc của tính từ.

Ví dụ: $f(\mu(\text{đẹp}), \text{cực kỳ}) > f(\text{cực kỳ}, \mu(\text{đẹp}))$ và $f(\text{hay}, \mu(\text{tuyệt})) > f(\mu(\text{tuyệt}), \text{hay})$. Trong trường hợp này, luận án đề xuất trị $f(\mu(x), y)$ bằng trung bình cộng của độ đo ban đầu (độ đo trường hợp tính từ đứng sau phó từ) và độ đo của mức kế tiếp trong công thức (3.8). Nếu độ đo ban đầu là độ đo cao nhất,

thì độ đo của mức kế tiếp là 1, công thức tổng quát cho bởi (3.10). Ví dụ: $f(\mu(\text{đẹp}), \text{cực kỳ}) = (f(\mu(\text{đẹp}), \text{cực kỳ}) + 1)/2 = (0.99+1)/2 = 0.995$.

$$f(\mu(x), y) = \begin{cases} \frac{(1 - \sqrt[4]{1 - \mu(x)}) + (1 - \sqrt[2]{1 - \mu(x)})}{2} & y \in \text{Minimizer} \\ \frac{(1 - \sqrt[2]{1 - \mu(x)}) + (1 - (1 - \mu(x))^2)}{2} & y \in \text{Diminisher} \\ \frac{(1 - (1 - \mu(x))^2) + (1 - (1 - \mu(x))^4)}{2} & y \in \text{Booster} \\ \frac{(1 - (1 - \mu(x))^4) + 1}{2} & y \in \text{Intensifier} \end{cases} \quad (3.10)$$

c) Phó từ chỉ sự kết thúc

Ví dụ: $f(\mu(\text{cũng}), \mu(\text{đẹp}), \text{rồi}) = (f(\mu(\text{cũng}), \mu(\text{đẹp})) + 0)/2 = (0.29+0)/2 = 0.145$.

$$f(\mu(x), y, z) = \begin{cases} \frac{(1 - \sqrt[4]{1 - \mu(x)}) + 0}{2} & y \in \text{Minimizer} \\ \frac{(1 - \sqrt[4]{1 - \mu(x)}) + (1 - \sqrt[2]{1 - \mu(x)})}{2} & y \in \text{Diminisher} \\ \frac{(1 - \sqrt[2]{1 - \mu(x)}) + (1 - (1 - \mu(x))^2)}{2} & y \in \text{Booster} \\ \frac{(1 - (1 - \mu(x))^2) + (1 - (1 - \mu(x))^4)}{2} & y \in \text{Intensifier} \\ -\mu(x) \times \beta & y \in \text{Modifier} \end{cases} \quad (3.11)$$

Với z là một phó từ chỉ sự kết thúc.

• Luật mờ cho cụm động từ

Hầu hết các động từ mang cảm xúc đều có khả năng đứng sau hoặc đứng trước những phó từ chỉ mức độ cũng như các phó từ loại khác trong cụm động từ. Đó là những động từ thể hiện trạng thái cảm xúc như: *thích, muốn, yêu, ghét, lo, sợ, tức giận, e thẹn, mong, mắc cỡ, thân mật, hoan nghênh, thất vọng, bất khoan...*

Tương tự, luận án chọn $\delta_y = 4, 2, 1/2$, hoặc $1/4$ nếu phó từ thuộc loại *intensifier, booster, diminisher*, hoặc *minimizer*. Cũng tương tự như trường hợp tính từ, với động từ, x được ký hiệu cho động từ, y là phó từ trong cụm động từ.

$$f(\mu(x), y) = \begin{cases} 1 - \sqrt[4]{1 - \mu(x)} & y.tag \in \text{Minimizer} \\ 1 - \sqrt[2]{1 - \mu(x)} & y.tag \in \text{Diminisher} \\ 1 - (1 - \mu(x))^2 & y.tag \in \text{Booster} \\ 1 - (1 - \mu(x))^4 & y.tag \in \text{Intensifier} \\ -\mu(x) & y.tag \in \text{Modifier} \cap y.type \in \text{pv19} \\ 0 & y.tag \in \text{Modifier} \cap y.type \in \text{ph} \end{cases} \quad (3.12)$$

Công thức (3.12) dùng để tính trị cảm xúc cho cụm động từ. Với:

- $f(\mu(x),y)$: độ đo cảm xúc của cụm động từ, trong đó x là động từ, y là phó từ.
- $\mu(x)$: độ đo cảm xúc mờ của động từ x .

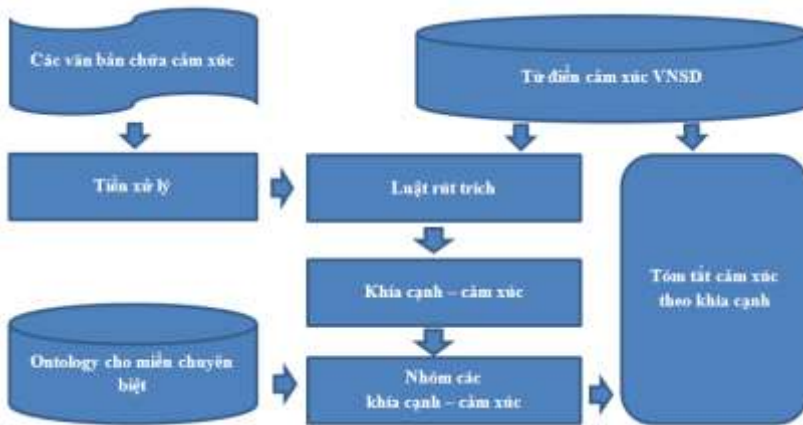
Trên cơ sở kết quả của luật mờ, luận án đã xây dựng từ điển cảm xúc VNSD (VietNameese Sentiment Dictionary) với khoảng 5.000 số lượng từ và gần 50.000 cụm từ. Luận án đã tiến hành đánh giá kết quả của phương pháp đề xuất luật mờ và so sánh với các công trình nghiên cứu khác, các kết quả cho thấy ưu điểm của từ điển VNSD như sau: có thang độ mịn; quan tâm đến các từ loại; xử lý được các cụm từ; và cơ sở dữ liệu lớn.

Các mô hình đề xuất ở chương 3 đều được đánh giá phản biện thông qua các công bố tại các hội nghị [CT08], [CT09], và tạp chí uy tín thuộc SCIE [CT03].

CHƯƠNG 4 PHÁT HIỆN KHÍA CẠNH VÀ TRỊ CẢM XÚC TRONG CÁC NHẬN XÉT TIẾNG VIỆT

Phân tích cảm xúc mức khía cạnh là phân tích cảm xúc của người dùng nhằm vào các đối tượng là các khía cạnh, đặc trưng hay thuộc tính của một hay nhiều thực thể trong một văn bản cho trước.

4.1 Mô hình



Hình 4.1: ABSA - Mô hình rút trích khía cạnh và từ mang cảm xúc dựa vào từ điển cảm xúc, ontology và luật rút trích.

Luận án đề xuất mô hình rút trích khía cạnh và từ mang cảm xúc về khía cạnh cho bài toán phân tích cảm xúc mức khía cạnh, ký hiệu là ABSA (Aspect-Based Sentiment Analysis). Mô hình có các thành phần sau:

- Từ điển cảm xúc tiếng Việt (VNSD) – giúp xác định từ mang cảm xúc và tra cứu trị cảm xúc của từ, cụm từ.
- Ontology cho miền chuyên biệt – giúp xác định các quan hệ ngữ nghĩa giữa các khía cạnh để phục vụ việc gom nhóm các khía cạnh này.
- Luật rút trích – nhằm rút trích các cặp từ, cụm từ (cảm xúc – khía cạnh).

4.2 Tập luật rút trích khía cạnh và từ mang cảm xúc tương ứng

Luận án xét tất cả các mối quan hệ có thể có giữa các từ loại tiếng Việt và xác định được các cặp từ loại có thể kết hợp với nhau gồm danh từ - tính từ, danh từ - động từ, danh từ - danh từ, tính từ - tính từ, động từ - động từ, phó từ - tính từ, phó từ - động từ. Dựa trên sự kết hợp này, có 12 mẫu luật được luận án đề xuất và cài đặt, được trình bày trong Bảng 4.1.

Bảng 4.1: Tập luật rút trích được đề xuất.

Luật rút trích	Ví dụ
Luật 1: Nếu có cụm danh từ là chủ ngữ (subject) liên quan trực tiếp đến tính từ mang cảm xúc thì rút trích cặp từ này.	Input: bãi xe thì quá nhỏ. Output: (nhỏ - bãi xe)
Luật 2 : Nếu có cụm danh từ là chủ ngữ (subject) là chủ thể trực tiếp của động từ mang cảm xúc thì rút trích cặp từ này.	Input: học phí tăng hoài. Output: (tăng - học phí)
Luật 3: Nếu có cụm danh từ T là subject của một từ H và H có mối quan hệ verb modifier (vmod) với từ mang cảm xúc S thì rút trích cặp từ (S-T).	Input: lớp học nhìn sạch. Output: (sạch - lớp học)
Luật 4: Nếu có cụm danh từ T là subject của một từ H và H có mối quan hệ direct object (dob) với từ mang cảm xúc S thì rút trích cặp từ (S-T).	Input: máy chiếu hay gặp sự cố. Output: (sự cố - máy chiếu)
Luật 5: Nếu một tính từ mang cảm xúc có mối liên hệ noun modifier (nmod) với cụm danh từ thì rút trích cặp từ này.	Input: trường có cơ sở vật chất tốt. Output: (tốt - cơ sở vật chất)
Luật 6: Nếu một cụm danh từ có mối liên hệ verb modifier với động từ mang cảm xúc thì rút trích cặp từ này.	Input: chúng em không cần thành tích. Output: (không cần - thành tích)
Luật 7: Nếu nhiều khía cạnh được nối nhau bởi các liên từ “và”, “hoặc”, “hay”... thì trích chọn các khía cạnh này cùng từ mang cảm xúc đề cập đến chúng.	Input: tôi thích cảnh vật và con người nơi đây. Output: (thích - cảnh vật),

	Output: (thích – con người)
Luật 8: Nếu nhiều từ mang cảm xúc được nối nhau bởi các từ “nhưng”, “tuy”, “tuy nhiên” ... thì trích chọn các từ này cùng đích (target) mà chúng đề cập đến.	Input: trường nhỏ nhưng đẹp. Output: (nhỏ - trường), Output: (đẹp – trường)
Luật 9: Nếu trong câu có động từ mang cảm xúc có mối liên hệ vmod với động từ khác thì rút trích hai động từ này cùng khía cạnh mà chúng đề cập đến.	Input: trường cần giảm học phí. Output: (cần giảm – học phí)
Luật 10: Nếu trong câu xuất hiện phó từ (phụ từ, adv) thì trích từ này cùng từ cảm xúc mà nó bổ nghĩa.	Input: trường khá ôn. Output: (khá ôn – trường)
Luật 11: Nếu trong câu xuất hiện mẫu “không” thì rút trích cặp “không” và cụm danh từ.	Input: không máy lạnh, không quạt. Output: (không - máy lạnh) (không - quạt)
Luật 12: Nếu một ngữ danh từ có mối liên hệ dob với tính từ mang cảm xúc thì rút trích cặp từ này.	Input: tôi thích khách sạn này. Output: (thích – khách_sạn).

Ý nghĩa các ký hiệu trong Bảng 3.11 như sau:

- S: từ mang cảm xúc. T: đối tượng mà cảm xúc chỉ đến.
- S-Dep (hoặc T-Dep): quan hệ phụ thuộc của S (hoặc T).
- POS(S) hoặc POS(T): nhãn từ loại của S hoặc T.
- N, A, V, R: tương ứng là động từ, tính từ, danh từ, và phó từ.
- *sub*, *amod*, *dob*, *nmod*, *conj*, *coord*: nhãn quan hệ phụ thuộc. Trong đó, *sub* là nhãn chức năng chủ ngữ; *dob* là nhãn chức năng đối tượng trực tiếp; *amod* là tính từ bổ ngữ; *nmod* là danh từ bổ ngữ; *conj* và *coord* là liên từ.

4.3 Xây dựng ontology để gom nhóm các khía cạnh

Luận án đã xây dựng ontology cung cấp các biểu diễn tri thức về trường đại học. Có 8 nhóm đối tượng trong phạm vi đánh giá một trường Đại học: Chương trình đào tạo; Con người; Cơ sở vật chất; Hoạt động đào tạo; Hỗ trợ tư vấn; Tài chính; Tổ chức; Vui chơi giải trí. Sau khi rút trích các cặp (từ mang cảm xúc-khía cạnh) dựa trên tập luật đề xuất, luận án tiến hành gom nhóm các khía cạnh này. Ví dụ, nhóm các đối tượng như "phòng", "máy lạnh", "thang máy"... vào "cơ sở vật chất". Công việc này được thực hiện nhờ vào sự hỗ trợ của ontology.

4.4 Thực nghiệm

Các độ đo đánh giá: Luận án sử dụng ba độ đo kinh điển là độ chính xác Precision (P), độ bao phủ Recall (R), và độ đo F-measure (F₁).

Dữ liệu thực nghiệm: Để chứng minh tính hiệu quả của mô hình, luận án đã tiến hành thử nghiệm trên dữ liệu thực. Luận án xem xét một cơ sở dữ liệu của trường Đại học Ngoại ngữ - Tin học TP HCM (HUFLIT) để đánh giá, gồm 320 nhận xét tiếng Việt về 08 nhóm đối tượng sau: Chương trình đào tạo; Con người; Cơ sở vật chất; Hoạt động đào tạo; Hỗ trợ tư vấn; Tài chính; Tổ chức; Vui chơi giải trí. Cơ sở dữ liệu này đã được thực hiện trong thời gian từ 01/10/2015 đến 10/01/2016, được tiền xử lý trước để loại bỏ các trường hợp sai chính tả, từ viết tắt, ngôn ngữ teen, ký tự đặc biệt, và được gán nhãn là tích cực hay tiêu cực.

Bảng 4.3: Kết quả thực nghiệm của mô hình rút trích khía cạnh và từ mang cảm xúc (ABSA) trên tập dữ liệu nhận xét của sinh viên đại học.

GT	T	GT∩T	P	R	F1
453	395	320	81,01%	70,06%	75,14%

So sánh với phương pháp biểu thức chính quy

Luận án đã tiến hành so sánh tính hiệu quả của phương pháp đề xuất với phương pháp sử dụng biểu thức chính quy khi dùng ba mẫu luật chính được cài đặt trên GATE/JAPE¹ như sau:

- $\langle r \rangle \langle \text{word in dictionary} \rangle \rightarrow \langle \text{sentiment word} \rangle$
- $\langle \text{sentiment word} \rangle (\langle \text{conjunction} \rangle \langle \text{sentiment word} \rangle)^*$
- $\langle \text{reverse word} \rangle \langle \text{positive word (negative word)} \rangle \rightarrow \langle \text{negative word (positive word)} \rangle$

Luận án đánh giá hiệu quả của hai phương pháp thông qua việc xác định các từ cảm xúc và các khía cạnh tương ứng dựa trên dữ liệu kiểm thử là 430 ý kiến về dịch vụ khách sạn, được lấy ngẫu nhiên trong khoảng thời gian từ 01/6/2013 đến 01/3/2014 trên các web agoda.vn, mytour.vn, và chudu24.com.

¹ <https://gate.ac.uk/sale/tao/splitch8.html>

Bảng 4.4: So sánh kết quả hai phương pháp Biểu thức chính quy và quan hệ ngữ nghĩa phụ thuộc trên tập dữ liệu nhận xét khách sạn.

Phương pháp	Precision (P)	Recall (R)	F-measure (F1)
Biểu thức chính quy	73%	71%	72%
Quan hệ ngữ nghĩa phụ thuộc	72%	74%	73%

4.5 Ứng dụng

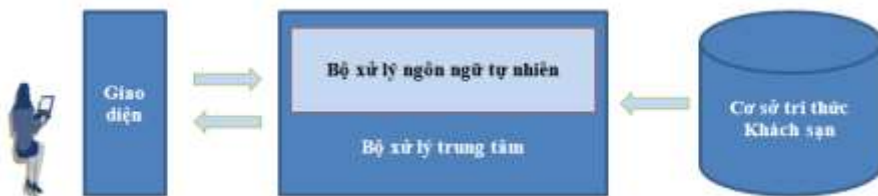
Luận án xây dựng hệ thống tra cứu thông tin nhận xét của người dùng về hệ thống khách sạn trong nước. Kịch bản tra cứu thông tin của hệ thống như sau:

Người dùng: Xin cho tôi thông tin về khách sạn ABC tại Nha Trang?

Hệ thống: Khách sạn ABC tại Nha Trang có 234 reviews, trong đó:

- Về giá cả: có 100 nhận xét tích cực và 65 nhận xét tiêu cực;
- Về phòng ốc: có 155 nhận xét tích cực và 40 nhận xét tiêu cực;
- Về cảnh quan: có 56 nhận xét tích cực và 36 nhận xét tiêu cực.

Để hiện thực kịch bản trên, hệ thống cần có các thành phần thể hiện ở Hình 4.4.



Hình 4.4: Kiến trúc hệ thống tra cứu thông tin nhận xét khách sạn.

Xây dựng cơ sở tri thức khách sạn

Luận án xây dựng một bộ crawler sử dụng ngôn ngữ JavaScript để thu thập tự động 14.460 nhận xét về 120 khách sạn. Các thông tin nhận xét này được đăng trên agoda.vn và mytour.vn trong khoảng thời gian từ 02/8/2010 đến 29/6/2017.

- Luật rút trích: sử dụng phương pháp rút trích trình bày ở mục 4.2.
- Từ điển cảm xúc: sử dụng từ điển cảm xúc xây dựng tại chương 3.
- Ontology khách sạn: ứng dụng sử dụng một ontology về khách sạn.

Xây dựng bộ xử lý ngôn ngữ tiếng Việt

Thành phần xử lý ngôn ngữ tiếng Việt được cài đặt một tập các qui tắc cú pháp định nghĩa theo văn phạm mệnh đề xác định (Definite Clause Grammar - DCG).

Bảng 4.7: Cấu trúc ngữ nghĩa của các câu truy vấn.

Stt	Dạng câu truy vấn	Biểu diễn ngữ nghĩa
1	Khách sạn <hotel> ở <place> có <aspect> ra sao?	query(hotel, place, aspect)
2	Khách sạn <hotel> ở <place> ra sao?	query(hotel, place)
3	Khách sạn <hotel> ra sao?	query(hotel)
4	Khách sạn <hotel> ở <place> có <characteris > không?	query(hotel, place, characteris)
5	Khách sạn <hotel> có <characteris > không?	query(hotel, characteris)

Các biểu diễn ngữ nghĩa này được chuyển thành câu lệnh SQL nhằm truy xuất cơ sở dữ liệu.

Các mô hình đề xuất ở chương 4 đều được đánh giá phản biện thông qua các công bố tại các hội nghị và tạp chí uy tín [CT04], [CT05], [CT10], [CT11], và [CT12].

CHƯƠNG 5 ĐỀ XUẤT PHƯƠNG PHÁP HỌC TỔ HỢP CHO PHÂN LỚP CẢM XÚC CÁC NHẬN XÉT TIẾNG VIỆT

5.1 Đề xuất học tổ hợp cho phân lớp cảm xúc dựa trên sự chuyển giá trị cảm xúc và đặc trưng tiềm ẩn

Các mô hình học máy khác nhau có những khả năng khác nhau, thực hiện tốt nhất các loại công việc khác nhau. Khi kết hợp các mô hình này một cách thích hợp sẽ tạo thành một mô hình liên kết mạnh hơn so với việc chỉ dùng đơn lẻ.

5.1.1 Phát hiện đặc trưng gây dịch chuyển giá trị cảm xúc và đặc trưng tiềm ẩn

Trích xuất đặc trưng nhằm tạo các tập dữ liệu huấn luyện cho các bộ phân lớp thành phần là nhiệm vụ trọng tâm trong bài toán áp dụng học tổ hợp. Luận án đã tiến hành rút trích hai loại đặc trưng sau: bề mặt và tiềm ẩn.

- Rút trích các đặc trưng bề mặt “surface feature”

Thống kê weighted log-likelihood ratio cho xếp hạng từ mang cảm xúc: Độ đo WLLR thể hiện độ tương quan của một từ t_i đối với lớp c_j theo:

$$r_t(t_i) = r(t_i, +) - r(t_i, -) \quad (5.1)$$

$$r(t_i, c_j) = p(t_i, c_j) \log \frac{p(t_i, c_j)}{p(t_i, \bar{c}_j)} \quad \begin{array}{l} p(t_i, c_j) : \text{xác suất từ } t_i \text{ thuộc lớp } c_j \\ p(t_i, \bar{c}_j) : \text{xác suất từ } t_i \text{ thuộc lớp khác } c_j \end{array}$$

WLLR cũng được áp dụng để xác định câu mâu thuẫn cảm xúc, cho bởi công thức (5.2).

$$h(s_i) = y \sum_{j=0}^{|s_i|} r_t(t_j) \quad (5.2)$$

y : nhãn của văn bản
 s_i : câu s_i của văn bản
 $|s_i|$: số từ trong s_i
 $r_t(t_i)$: cho bởi (4.1)

$h(s_i) < 0$: câu mâu thuẫn cảm xúc, ngược lại không có dịch chuyển cảm xúc.

Các đặc trưng tạo cấu trúc phủ định (negation dataset): Việc xác định cấu trúc phủ định được thực hiện bằng cách kiểm tra sự xuất hiện của các từ phủ định như “không”, “chẳng”, “chả” trong câu. Các câu này sẽ được đưa vào tập D_{negation} chứa các câu phủ định. Sau khi xác định được vị trí của từ phủ định trong các câu thuộc tập D_{negation} , từ phủ định này sẽ được loại bỏ, đồng thời từ mang cảm xúc đầu tiên nằm phía sau từ phủ định sẽ được thay thế bởi một từ mang cảm xúc ngược lại theo cách tính điểm WLLR ở công thức (5.2).

Các đặc trưng tạo cấu trúc đối lập (contrast dataset): Được chia thành hai nhóm là *fore-contrast* như “nhưng”, “tuy nhiên” và *post-contrast* như “mặc dù”, “dù”. Nếu mệnh đề xuất hiện các từ *fore-contrast*, thì sự chuyển dịch cảm xúc sẽ xảy ra ở câu nằm ngay trước từ này, ngược lại các mệnh đề có chứa *post-contrast* thì sự chuyển dịch cảm xúc sẽ ở chính mệnh đề này. Các câu đối lập sẽ được đưa vào tập D_{contrast} .

Các đặc trưng tạo hiện tượng mâu thuẫn (inconsistency dataset): Câu được ước lượng sự chuyển dịch cực cảm xúc bằng công thức (5.2): i) nếu $h(s_i) < 0$, câu được đưa vào tập $D_{\text{inconsistency}}$ chứa các câu mâu thuẫn cảm xúc, ii) nếu $h(s_i) \geq 0$, câu được đưa vào tập $D_{\text{no_shift}}$ chứa các câu không bị chuyển dịch cảm xúc.

Các đặc trưng của toàn bộ tập dữ liệu (processed): Ngoài ra luận án còn sử dụng toàn bộ tập ngữ liệu, đặt tên là *processed* cho một bộ học thành phần.

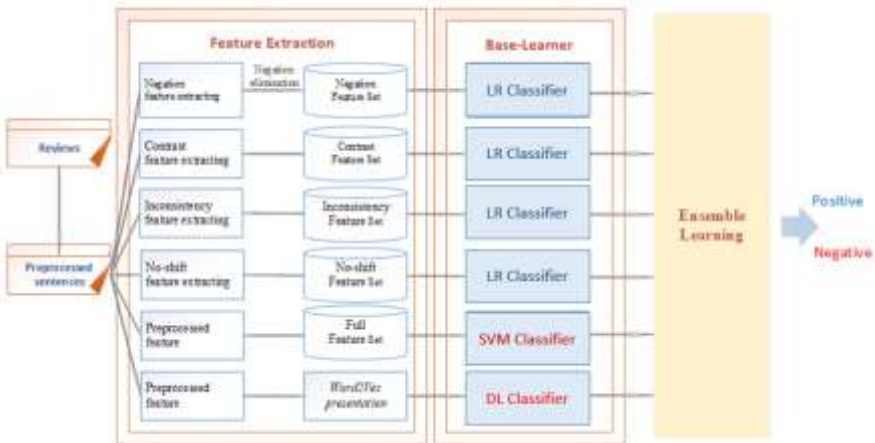
- **Rút trích các đặc trưng tiềm ẩn “deep feature”**

Học sâu là những thuật toán học máy dựa trên việc học các tầng biểu diễn khác nhau của dữ liệu. Nhiều mô hình học sâu trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên đã sử dụng các đặc trưng đầu vào dạng nhúng từ (*word embedding*) - một kỹ thuật học thông tin đại diện của từ trong một không gian vector với số chiều nhỏ hơn. Luận án biểu diễn dữ liệu huấn luyện dạng *Word2Vec* làm đầu vào cho mạng *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

5.1.2 Các bộ học thành phần và bộ học tổ hợp

Các kỹ thuật học máy kinh điển như Logistic Regression được sử dụng để huấn luyện các tập dữ liệu chứa các đặc trưng dạng bề mặt là *negation*, *contrast*, *inconsistency*, *no_shift*, *processed*. Song song đó, một mô hình học sâu được chọn để huấn luyện trên toàn bộ tập dữ liệu nhằm phát hiện các đặc trưng dạng tiềm ẩn cho bộ học tổ hợp. Giá trị đầu ra của các bộ học thành phần là xác suất của mỗi mẫu thuộc vào lớp tích cực và lớp tiêu cực. Các xác suất này được sử dụng làm dữ liệu học tăng cường ở bước kết hợp.

5.1.3 Mô hình học tổ hợp cho phân lớp cảm xúc nhận xét tiếng Việt



Hình 5.6: Kiến trúc mô hình phân lớp cảm xúc dựa trên học tổ hợp.

5.1.4 Thực nghiệm

- **Thực nghiệm với tập dữ liệu tiếng Việt**

Tập dữ liệu: Luận án thử nghiệm trên hai tập dữ liệu nhận xét của sinh viên về trường đại học UIT-VSFC và các nhận xét về khách sạn ở Việt Nam (HOTEL-Reviews). Các thông tin nhận xét về khách sạn được người dùng đăng trên *mytour.vn* trong khoảng thời gian từ 02/8/2010 đến 29/6/2017.

Bảng 5.5. Thông tin về hai tập dữ liệu thực nghiệm.

Tập dữ liệu	Dữ liệu huấn luyện		Dữ liệu kiểm thử	
	Ý kiến tích cực	Ý kiến tiêu cực	Ý kiến tích cực	Ý kiến tiêu cực
HOTEL-Reviews	932	932	932	932
UIT-VSFC	2.570	2.570	2.570	2.570

Luận án so sánh:

- Mô hình CEM(4C-WLLR): gồm 4 bộ phân loại cảm xúc *contrast classifier*, *inconsistency classifier*, *negation classifier*, *no_shift classifier*.
- Mô hình CEM(5C-WLLR): gồm 5 bộ phân loại cảm xúc thành phần, có thêm *full chassifier*.
- Mô hình CEM(6C-LSTM-WLLR): gồm 6 bộ phân loại cảm xúc thành phần, có thêm *full chassifier*, *LSTM classifier*.

Kết quả thực nghiệm được đánh giá bằng độ chính xác, thể hiện trong Bảng 5.6.

Bảng 5.6. Kết quả thực nghiệm trên hai tập dữ liệu.

Mô hình/Phương pháp	HOTEL-Reviews	UIT-VSFC
SVM-based	94,15%	92,11%
LSTM-based	92,75%	94,50%
CEM(4C-WLLR)	91,84%	90,60%
CEM(5C-WLLR)	93,07%	96,65%
CEM(6C-LSTM-WLLR)	94,36%	97,03%

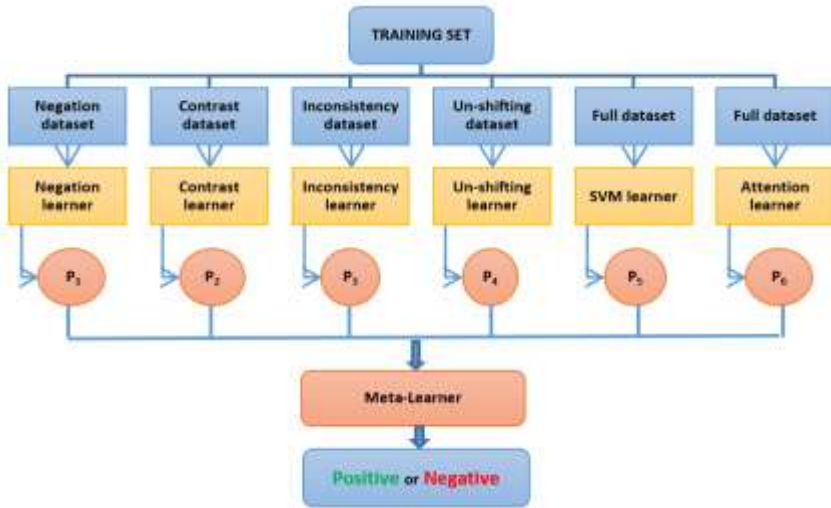
5.1.5 Đánh giá

- Trong các mô hình đề xuất có mô hình CEM(6C-WLLR) rút trích các đặc trưng tiềm ẩn cho kết quả tốt hơn các mô hình còn lại với cả hai tập dữ liệu thử nghiệm, đặc biệt khi so sánh với các mô hình có bốn bộ phân loại cảm xúc thành phần CEM(4C-WLLR) và mô hình học máy baseline như SVM.

- Mô hình học tổ hợp với các tập huấn luyện chứa đặc trưng tiềm ẩn và các đặc trưng bề mặt tác động đến dịch chuyển cảm xúc cho kết quả phân loại cảm xúc tốt hơn khi áp dụng mô hình học sâu hiện đại LSTM.
- Kích thước tập dữ liệu cũng ảnh hưởng đến hiệu năng của từng mô hình. Với kích thước dữ liệu hạn chế như HOTEL-Reviews, mô hình SVM vẫn chứng tỏ là phương pháp phân loại văn bản hiệu quả so với mô hình LSTM và tỏ ra không thua kém so với mô hình luận án đề xuất CEM(6C-WLLR).

5.2 Mô hình học tổ hợp hướng đến ngữ cảnh cho phân lớp cảm xúc

Trong phần này, luận án đề xuất mô hình phân lớp cảm xúc kết hợp nhiều bộ phân lớp thành phần được học trên nhiều tập dữ liệu khác nhau. Mô hình chú trọng việc phát hiện và học trên các dữ liệu chứa thông tin ngữ cảnh nhằm mục đích đưa ra những dự đoán phân lớp chính xác hơn.



Hình 5.15: Mô hình học tổ hợp quan tâm hướng đến ngữ cảnh.

5.2.1 Thực nghiệm

- **Tập dữ liệu**

Bảng 5.8: Mô tả chi tiết của ba tập dữ liệu tham gia huấn luyện và kiểm thử.

Tập dữ liệu	Dữ liệu huấn luyện		Dữ liệu kiểm thử	
	Ý kiến tiêu cực	Ý kiến tích cực	Ý kiến tiêu cực	Ý kiến tích cực

HOTEL-Reviews	932	932	932	932
UIT-VSFC	2.570	2.570	2.570	2.570
FOODY-Reviews	10.000	10.000	10.000	10.000

- **Các mô hình thực nghiệm**

Để chứng minh tính hiệu quả của mô hình đề xuất, một số các biến thể của mô hình này được tiến hành thử nghiệm, cụ thể như sau:

- Mô hình SVM-based: bộ phân loại cảm xúc sử dụng phương pháp học máy SVM với đặc trưng biểu diễn ở dạng uni-gram theo mô hình *Bag of Words*.
- Mô hình LSTM-based: bộ phân loại cảm xúc sử dụng LSTM với 2 hidden layers, 64-units, đặc trưng biểu diễn ở dạng *Word2Vec*, với số chiều của one-hot vector là 40.000, giảm xuống còn 300 sau khi áp dụng *Word Embedding*.
- Mô hình BiLSTM-based với bộ phân loại cảm xúc sử dụng mạng bidirectional LSTM để mô hình hóa thông tin ngữ cảnh, bao gồm 128-units, đặc trưng biểu diễn ở dạng *Word2Vec*, với số chiều của one-hot vector là 40.000, giảm xuống còn 300 sau khi áp dụng *Word Embedding*.
- Mô hình Attention(BiLSTM): Mô hình sử dụng một cơ chế attention được áp dụng ở đầu ra của tầng học sâu Bi-LSTM.
- Mô hình BERT(MLP): Luận án sử dụng mô hình tinh chỉnh do nhóm tác giả Nguyen² đề xuất, là mô hình đã cho cho kết quả tốt hơn mô hình thắng cuộc trong cuộc thi phân lớp cảm xúc AIViVN's sentiment classification contest³.
- Mô hình CEM(5C-WLLR): gồm năm bộ phân loại cảm xúc thành phần là contrast classifier, inconsistency classifier, negation classifier, no_shift classifier, processed classifier.
- Mô hình CEM(6C-LSTM-WLLR): gồm sáu bộ phân loại cảm xúc thành phần, có thêm *LSTM classifier*.
- Mô hình CEM(6C-ATT-WLLR): gồm sáu bộ phân loại cảm xúc thành phần, có thêm *attention classifier*.
- Mô hình CEM(6C-ATT-VNSD): gồm sáu bộ phân loại cảm xúc thành phần, có thêm *attention classifier* và sử dụng VNSD thay vì WLLR.

² <https://github.com/suicao/PhoBert-Sentiment-Classification>

³ <https://www.aivivn.com/contests/6>

Bảng 5.9: Kết quả thực nghiệm trên ba tập dữ liệu.

Mô hình/Phương pháp	HOTEL-Reviews	UIT-VSFC	FOODY-REVIEWS
SVM-based	94,15%	92,11%	87,71%
LSTM-based	92,75%	94,50%	86,34%
BiLSTM-based	93,59%	93,76%	86,40%
Attention(BiLSTM)	93,29%	93,81%	86,36%
BERT(MLP)	89,84%	94,55%	91,02%
CEM(5C-WLLR)	93,07%	96,65%	85,32%
CEM(6C-LSTM-WLLR)	94,36%	97,03%	91,71%
CEM(6C-ATT-WLLR)	96,03%	98,68%	91,74%
CEM(5C-VNSD)	93,61%	94,19%	87,68%
CEM(6C-ATT-VNSD)	94,63%	97,07%	93,60%

5.2.2 Kết quả thực nghiệm

- HOTEL-Reviews là tập dữ liệu nhỏ, dạng ngôn ngữ mạng xã hội. Qua kết quả thực nghiệm tính theo độ đo accuracy, thể hiện trong Bảng 5.9, các mô hình học sâu đòi hỏi nhiều dữ liệu huấn luyện đã tỏ ra không hiệu quả so với các phương pháp học máy truyền thống như SVM. Các mô hình học tổ hợp có cơ chế Attention cho đều kết quả phân lớp cảm xúc tốt như CEM(6C-ATT-WLLR) cho kết quả cao nhất, kể đến là CEM(6C-ATT-VNSD) tốt hơn từ 0.3%–1.7% so với mô hình CEM(6C-LSTM-WLLR).
- UIT-VSFC là tập dữ liệu cỡ vừa, được viết tương đối chuẩn. Qua kết quả thực nghiệm theo độ đo accuracy, thể hiện ở Bảng 5.9, các mô hình học sâu (LSTM-based, BiLSTM-based, Attention(BiLSTM), BERT(MLP)) tỏ ra hiệu quả hơn so với các phương pháp học máy truyền thống như SVM. Các mô hình có cơ chế Attention như CEM(6C-ATT-WLLR) và CEM(6C-ATT-VNSD) đều cho kết quả phân lớp cảm xúc tốt, độ chính xác cao hơn 1,65% so với mô hình CEM(6C-LSTM-WLLR).
- FOODY-Reviews là tập dữ liệu tương đối lớn, ngôn ngữ mạng xã hội. Qua kết quả thực nghiệm theo độ đo accuracy, thể hiện ở Bảng 5.9, các phương pháp học máy truyền thống như SVM tỏ ra hiệu quả hơn so với các mô hình học sâu BiLSTM-based, LSTM-based, Attention(BiLSTM) nhưng kém hơn mô hình dựa trên BERT. Các mô hình học tổ hợp đều cho kết quả phân lớp cảm xúc tốt trên tập dữ liệu tương đối lớn như CEM(6C-LSTM-WLLR),

CEM(6C-ATT-WLLR) và CEM(6C-ATT-VNSD). Trong đó, CEM(6C-ATT-WLLR) tốt hơn 1,89% so với mô hình CEM(6C-LSTM-WLLR). Kết quả thực nghiệm cũng chứng tỏ hệ thống dựa trên mô hình ngôn ngữ BERT hoạt động tốt khi có dữ liệu huấn luyện đủ lớn.

5.2.3 Nhận xét - Đánh giá

Một số quan sát rút ra từ kết quả thực nghiệm trên ba tập dữ liệu như sau.

- Khi được thêm vào mô hình học tổ hợp, mô hình học sâu giúp mô hình học máy kết hợp có kết quả tốt hơn so với mô hình với năm bộ phân lớp thành phần. Bảng 4.9 cho thấy sự so sánh giữa các mô hình đề xuất là CEM(5C-WLLR), CEM(6C-LSTM-WLLR), CEM(6C-ATT-WLLR), và CEM(6C-ATT-VNSD). Kết quả cho thấy khả năng tạo ra đặc trưng tự động của học sâu góp phần cải thiện hiệu năng hệ thống.
- Việc sử dụng cơ chế attention trong mô hình CEM(6C-ATT-WLLR), thay vì LSTM trong CEM(6C-LSTM-WLLR), giúp hệ thống học tổ hợp cho kết quả phân lớp tốt nhất tuy bản thân phương pháp học sâu theo cơ chế attention lại không tốt bằng mô hình LSTM (LSTM-based) trong việc phân lớp cảm xúc, như số liệu được thể hiện trong Bảng 5.9.
- Việc tích hợp từ điển cảm xúc vào mô hình học tổ hợp CEM(6C-ATT-VNSD), thay vì phương pháp thống kê WLLR trong CEM(6C-LSTM-WLLR), giúp hệ thống cho kết quả phân lớp tốt hơn. Từ điển cảm xúc có thể cung cấp độ đo cảm xúc chính xác hơn so với thống kê WLLR, giúp nâng cao hiệu quả của hệ thống.
- Mô hình BERT(MLP) cho kết quả tốt hơn các mô hình học sâu khác trên các tập dữ liệu thử nghiệm lớn. Ngược lại với tập dữ liệu nhỏ (HOTEL-Reviews), BERT(MLP) cho độ chính xác thấp hơn. Khi dữ liệu huấn luyện lớn, kết quả phân lớp cảm xúc của mô hình dựa trên BERT gần tương đương với mô hình đề xuất (CEM).
- Với những ý kiến viết theo ngôn ngữ mạng xã hội, luận án nhận thấy phương pháp học máy truyền thống SVM cho kết quả tốt hơn so với học sâu như LSTM, BiLSTM, và cơ chế attention.

- Mô hình học tổ hợp có tích hợp từ điển cảm xúc CEM(6C-ATT-VNSD) cho kết quả phân lớp tốt với dữ liệu huấn luyện đủ lớn và văn bản ý kiến đủ dài. Ngược lại, CEM(6C-ATT-WLLR) cho kết quả tốt hơn CEM(6C-ATT-VNSD).

Phân mục 5.2 giới thiệu một mô hình học tổ hợp hiệu quả cho phân lớp cảm xúc. Hệ thống nhận biết được các thông tin ngữ cảnh trong các ý kiến nhận xét bởi sự kết hợp giữa phương pháp dựa trên luật và phương pháp học sâu. Luận án tận dụng biểu diễn nhúng từ và cơ chế attention cùng với các mẫu luật đã được định nghĩa và từ điển cảm xúc nhằm xác định được nhiều trường hợp gây dịch chuyển cảm xúc trong văn bản. Mặc dù có độ phức tạp tính toán lớn do việc lựa chọn nhiều mô hình học (học máy, học sâu) trên nhiều tập dữ liệu khác nhau nhằm tạo tính đa dạng (*diversity*) của đặc trưng, mô hình đề xuất của luận án đã cho kết quả phân lớp cao hơn các phương pháp khác.

Các mô hình đề xuất ở chương 5 đều được đánh giá phản biện thông qua các công bố tại hội nghị quốc tế [CT07], và trên hai tạp chí uy tín thuộc SCIE [CT01], [CT02].

CHƯƠNG 6 KẾT LUẬN

Luận án bao gồm năm chương, giới thiệu và trình bày các phương pháp đề xuất hiệu quả cho việc xử lý các bài toán phân tích cảm xúc mức từ, cụm từ, (khía cạnh), và mức văn bản cho nhận xét tiếng Việt. Nội dung luận án được nghiên cứu chi tiết bằng các phương pháp hiện đại, gồm các giai đoạn xác định vấn đề, xác định phạm vi nghiên cứu, thiết kế và phát triển, thực nghiệm và đánh giá. Chương 1 đã nêu vấn đề phân tích cảm xúc và đề xuất sự cần thiết của việc xử lý phân tích cảm xúc. Chương 2 giới thiệu các nghiên cứu tiêu biểu, những khó khăn, thách thức cho phân tích cảm xúc, trong đó phải kể đến hiện tượng dịch chuyển giá trị cảm xúc trong ngữ cảnh văn bản, nhất là văn bản tiếng Việt.

Từ đó, hình thành hai vấn đề nghiên cứu mà luận án phải giải quyết:

1) Làm thế nào để xác định được giá trị cảm xúc của một từ và cụm từ mang sắc thái tình cảm trong các văn bản nhận xét tiếng Việt?

2) Làm thế nào để phân lớp cảm xúc một cách hiệu quả các ý kiến nhận xét tiếng Việt trong một số lượng lớn các đánh giá về sản phẩm và dịch vụ?

Hướng tới việc xử lý hai vấn đề nghiên cứu nêu trên, chương 3, chương 4, và chương 5 đã lần lượt đề xuất các mô hình giải quyết hiệu quả hai vấn đề này. Ngoài ra, để tăng tính ứng dụng của nghiên cứu, luận án cũng đã thực hiện một chương trình tra cứu thông tin nhận xét của người dùng dịch vụ khách sạn bằng ngôn ngữ tự nhiên (trong tiếng Việt), chi tiết đã được trình bày ở chương 4. Các đóng góp chính của Luận án như sau:

Về mặt phương pháp: Luận án đã trình bày khái niệm và giới thiệu các hướng tiếp cận trong việc xử lý bài toán phân tích cảm xúc và nêu ra những hạn chế hiện nay. Từ đó luận án đã nghiên cứu phát hiện thêm các trường hợp xảy ra hiện tượng dịch chuyển cảm xúc trong ngôn ngữ tiếng Việt, đồng thời quan tâm đến việc khai thác tự động các yếu tố ngữ cảnh, là các đặc trưng có thể gây ra sự dịch chuyển cảm xúc trong văn bản tiếng Việt. Nghiên cứu đã nhận định sự dịch chuyển cảm xúc trong phân tích cảm xúc là quan trọng trong việc phân tích cảm xúc và cần được nghiên cứu và khai thác. Ngoài ra, luận án cũng đề cập đến những yếu tố đặc trưng tiềm ẩn trong ngôn ngữ ảnh hưởng đến giá trị cảm xúc trong văn bản. Từ đó, luận án đề xuất phương pháp trích xuất các đặc trưng này một cách tự động và chính xác.

Về mặt kỹ thuật: Để đề khai thác các trường hợp dịch chuyển cảm xúc, luận án tiến hành việc phân tích đặc trưng ngôn ngữ tiếng Việt và đề xuất công thức mờ để tính giá trị cảm xúc của cụm từ mang cảm xúc trong văn bản tiếng Việt. Bên cạnh đó, với sự phát triển mạnh mẽ của các mô hình học sâu, luận án đã khai thác sức mạnh các kỹ thuật này để trích xuất một cách tự động những yếu tố mang đặc trưng tiềm ẩn trong ngôn ngữ, giúp tăng hiệu suất của bộ phân lớp cảm xúc. Ngoài ra, việc kết hợp nhiều phương pháp với nhau trong cùng một hệ thống để

nâng cao tính hiệu quả là một tiếp cận nghiên cứu đúng đắn. Luận án đã sử dụng phương pháp học tổ hợp trên nhiều loại đặc trưng khác nhau như đặc trưng gây dịch chuyển cảm xúc và các đặc trưng tiềm ẩn có được từ việc thực thi trên các mô hình học sâu.

Về tính ứng dụng: Kết quả luận án có thể ứng dụng thực tế. Luận án đã xây dựng một ứng dụng cho phép người dùng tra cứu các thông tin nhận xét về dịch vụ khách sạn bằng ngôn ngữ tiếng Việt. Ứng dụng đã cho kết quả tin cậy và rõ ràng hơn so với các thông tin rời rạc trên các trang web cung cấp dịch vụ.

Liên quan đến hướng phát triển, kết quả nghiên cứu của luận án đã giải quyết được một số vấn đề trong việc xử lý bài toán phân tích cảm xúc, tuy nhiên luận án cần thực hiện các nghiên cứu tiếp để cải thiện chất lượng của công trình:

1. Thực hiện nghiên cứu sâu hơn về dịch chuyển cảm xúc, áp dụng vào bài toán phân tích cảm xúc. Mặc dù điều này là một thách thức lớn vì liên quan nhiều đến lĩnh vực ngôn ngữ học. Ví dụ như các câu nhận xét mĩa mĩa luôn là bài toán hóc búa đối với xử lý ngôn ngữ tự nhiên mặc dù lại hay xuất hiện trong các nhận xét của người dùng. Bên cạnh đó, cần tiếp tục nghiên cứu xử lý triệt để hơn các trường hợp xuất hiện từ phủ định, động từ khiếm khuyết, từ tăng cường-giảm nhẹ, các hiện tượng tương phản, hiện tượng không nhất quán (không tương thích) trong câu, trong đoạn văn bản.
2. Xem xét nâng cấp một số công cụ tiền xử lý như bộ phân tích cú pháp văn phạm phức thuộc. Đây là các công cụ có thể gây ảnh hưởng lớn đến độ chính xác của hệ thống.
3. Việc quan tâm xử lý danh từ và cụm danh từ cũng như mở rộng từ điển cảm xúc trong các nghiên cứu tiếp theo cũng là công việc thiết yếu khi mà nguồn dữ liệu cho phân tích cảm xúc tiếng Việt hiện nay còn rất hạn chế.

Trọng tâm của luận án là xử lý cho ngôn ngữ tiếng Việt nhưng ý tưởng và các phương pháp hiện thực của mô hình mà luận án đã đề xuất vẫn có thể áp dụng được cho ngôn ngữ khác, như tiếng Anh.