

ỨNG DỤNG PHÂN TÍCH CẢM XÚC TRONG ĐÁNH GIÁ PHẢN ỨNG CỦA NGƯỜI TIÊU DÙNG ĐỐI VỚI THƯƠNG HIỆU VIỆT

NGUYỄN HẢI ĐĂNG

Khoa Hệ thống Thông tin Quản lý, Trường Công nghệ, Đại học Kinh tế Quốc dân
Faculty of Management Information Systems,
College of Technology, National Economics University
Email: dangnh@neu.edu.vn

Ngày nhận bài: 6/7/2026

Ngày sửa bài: 24/7/2026

Ngày duyệt đăng bài: 7/8/2026

Tóm tắt:

Nghiên cứu nhằm đánh giá khả năng ứng dụng xử lý ngôn ngữ tự nhiên trong phân tích phản ứng của người tiêu dùng từ dữ liệu phản hồi trực tuyến. Nghiên cứu so sánh các mô hình học máy truyền thống với các mô hình ngôn ngữ tiên huấn luyện, đồng thời kết hợp phân tích cảm xúc, phân tích theo khía cạnh và xây dựng Sentiment Index. Kết quả cho thấy, các mô hình ngôn ngữ tiên huấn luyện, đặc biệt là mô hình được tối ưu cho tiếng Việt, có khả năng nâng cao hiệu quả phân loại cảm xúc. Việc kết hợp Sentiment Index và phân tích theo khía cạnh giúp nhận diện cả xu hướng cảm xúc tổng thể và những yếu tố cụ thể tác động đến phản ứng của người tiêu dùng. Nghiên cứu góp phần chuyển đổi dữ liệu phản hồi phi cấu trúc thành thông tin hỗ trợ quản trị thương hiệu và ra quyết định dựa trên dữ liệu.

Từ khóa: phân tích cảm xúc, xử lý ngôn ngữ tự nhiên, PhoBERT, phân tích theo khía cạnh, Sentiment Index

Applying sentiment analysis to evaluate consumer responses to Vietnamese brands

Abstract:

This study evaluates the application of natural language processing to analyzing consumer responses from online feedback data. It compares traditional machine-learning models with pretrained language models and combines sentiment classification, aspect-based analysis, and a Sentiment Index. The findings indicate that pretrained language models, particularly models optimized for Vietnamese such as PhoBERT, can improve sentiment classification performance by better capturing linguistic context. Combining the Sentiment Index with aspect-based analysis enables identification of both overall sentiment trends and specific product or brand attributes influencing consumer responses. The study demonstrates how large volumes of unstructured feedback can be transformed into structured, actionable information, providing a data-driven basis for brand management, customer-experience monitoring, and managerial decision-making.

Keywords: sentiment analysis, natural language processing, PhoBERT, aspect-based analysis, Sentiment Index

1. Đặt vấn đề

Sự phát triển của các nền tảng mạng xã hội, thương mại điện tử và các kênh đánh giá trực tuyến đã tạo ra một nguồn dữ liệu lớn phản ánh trực tiếp trải nghiệm và thái độ của người tiêu dùng đối với sản phẩm và thương hiệu. Khác với dữ liệu khảo sát truyền thống, dữ liệu do người dùng tạo ra thường có quy mô lớn, được hình thành liên tục và phản ánh tương đối trực tiếp những trải nghiệm của khách hàng trong quá trình sử dụng sản phẩm. Tuy nhiên, phần lớn dữ liệu này tồn tại dưới dạng văn bản phi cấu trúc, khiến việc khai thác thông tin bằng các phương pháp phân tích truyền thống gặp nhiều hạn chế.

Phân tích cảm xúc (sentiment analysis) là một trong những hướng tiếp cận quan trọng của xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural Language Processing - NLP), cho phép xác định xu hướng cảm xúc được thể hiện trong văn bản. Trong lĩnh vực kinh doanh, sentiment analysis có thể được sử dụng để phân tích đánh giá sản phẩm, phản hồi khách hàng, hình ảnh thương hiệu và phản ứng đối với các hoạt động marketing. Sự xuất hiện của các mô hình ngôn ngữ lớn dựa trên kiến trúc Transformer, đặc biệt là BERT, đã tạo ra bước tiến đáng kể trong khả năng hiểu ngữ cảnh của văn bản (Devlin et al., 2019).

Đối với tiếng Việt, PhoBERT được phát triển và huấn luyện chuyên biệt trên dữ liệu tiếng Việt, cho thấy hiệu quả cao trong nhiều nhiệm vụ xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Nguyen, 2020). Điều này mở ra khả năng ứng dụng các mô hình ngôn ngữ tiếng Việt trong phân tích dữ liệu phản hồi của người tiêu dùng và hỗ trợ các quyết định quản trị dựa trên dữ liệu.

Tuy nhiên, nếu chỉ xác định bình luận là tích cực, trung lập hay tiêu cực thì thông tin thu được vẫn còn hạn chế đối với nhà quản trị. Một thương hiệu có thể nhận được phản hồi tích cực về chất lượng nhưng đồng thời nhận phản hồi tiêu cực về giá hoặc dịch vụ. Do đó, cần kết hợp phân tích cảm xúc với phân tích theo khía cạnh (aspect-based analysis) để xác định cụ thể những yếu tố tạo ra phản ứng của khách hàng.

Từ thực tế trên, nghiên cứu được thực hiện nhằm đánh giá khả năng ứng dụng các mô hình NLP, đặc biệt là PhoBERT, trong phân tích phản ứng của người tiêu dùng đối với thương hiệu Việt. Nghiên cứu tập trung vào 3 mục tiêu: (1) So sánh hiệu quả của các mô hình phân loại cảm xúc; (2) Xây dựng Sentiment Index để định lượng phản ứng của người tiêu dùng; (3) Phân tích sentiment theo các khía cạnh của sản phẩm nhằm xác định những điểm mạnh và vấn đề cần ưu tiên cải thiện.

2. Cơ sở lý thuyết và phương pháp nghiên cứu

2.1. Cơ sở nghiên cứu

+ Phân tích cảm xúc và dữ liệu phản hồi của người tiêu dùng

Sự phát triển của mạng xã hội, thương mại điện tử và các nền tảng đánh giá trực tuyến đã làm gia tăng đáng kể lượng dữ liệu do người tiêu dùng tạo ra. Các bình luận, đánh giá và phản hồi trực tuyến chứa nhiều thông tin về trải nghiệm, mức độ hài lòng và thái độ của khách hàng đối với sản phẩm hoặc thương hiệu. Tuy nhiên, phần lớn nguồn dữ liệu này tồn tại dưới dạng văn bản phi cấu trúc, do đó việc khai thác thủ công trở nên khó khăn khi quy mô dữ liệu tăng lên.

Phân tích cảm xúc (Sentiment Analysis) được xem là một hướng quan trọng của xử lý ngôn ngữ tự nhiên nhằm tự động xác định thái độ hoặc cảm xúc được thể hiện trong văn bản. Một trong những nghiên cứu nền tảng của Pang et al. (2002) đã chứng minh khả năng sử dụng các thuật toán học máy để phân loại văn bản theo cảm xúc. Sau đó, nhiều nghiên cứu đã phát triển các phương pháp dựa trên từ điển, học máy và học sâu.

Trong lĩnh vực kinh doanh, sentiment analysis được ứng dụng để phân tích đánh giá sản phẩm, phản hồi khách hàng, hình ảnh thương hiệu và hiệu quả truyền thông. Liu (2012) cho rằng, phân tích cảm xúc không chỉ xác định văn bản là tích cực hay tiêu cực mà còn có thể xác định đối tượng và khía cạnh mà người tiêu dùng đang đánh giá.

Đối với doanh nghiệp, ưu điểm quan trọng của sentiment analysis là khả năng chuyển đổi một lượng lớn dữ liệu văn bản thành các thông tin có cấu trúc. Chẳng hạn, thay vì phải đọc hàng nghìn bình luận, nhà quản trị có thể nhận được các chỉ số như tỷ lệ Positive, Negative, Neutral hoặc sentiment theo từng nhóm sản phẩm.

+ Các phương pháp học máy truyền thống

Các phương pháp truyền thống thường biểu diễn văn bản thông qua Bag-of-Words hoặc TF-IDF. Trong đó, TF-IDF phản ánh mức độ quan trọng của một từ trong một văn bản so với toàn bộ tập dữ liệu. Sau khi chuyển đổi văn bản thành vector số, các thuật toán như Logistic Regression, Naive Bayes hoặc Support Vector Machine có thể được sử dụng để phân loại sentiment.

Ưu điểm của các phương pháp này là dễ triển khai, tốc độ huấn luyện nhanh và yêu cầu tài nguyên tính toán không quá lớn. Tuy nhiên, hạn chế lớn là chúng chủ yếu dựa trên tần suất và sự xuất hiện của từ, chưa thể hiện tốt quan hệ ngữ nghĩa và ngữ cảnh. Ví dụ, hai câu “Sản phẩm không quá tệ” và “Sản phẩm rất tệ” có thể chứa những từ tương tự nhưng mang sắc thái cảm xúc khác nhau. Đây là một trong những nguyên nhân khiến các phương pháp dựa trên TF-IDF gặp hạn chế trong các trường hợp có phủ định, ngữ cảnh hoặc cấu trúc câu phức tạp.

+ BERT và Transformer trong phân tích văn bản

Sự xuất hiện của Transformer và BERT tạo ra bước tiến quan trọng trong NLP. Devlin et al. (2019) giới thiệu BERT với khả năng học biểu diễn từ dựa trên ngữ cảnh hai chiều. Thay vì xem mỗi từ như một đặc trưng độc lập, BERT xem xét mối quan hệ giữa các từ trong toàn bộ câu. Sau quá trình pre-training, BERT có thể được fine-tune cho các nhiệm vụ cụ thể như phân loại văn bản, nhận dạng thực thể và phân tích cảm xúc.

Ưu thế này đặc biệt phù hợp với sentiment analysis bởi cảm xúc của một câu nhiều khi phụ thuộc vào quan hệ giữa nhiều từ thay vì một từ khóa riêng lẻ. Tuy nhiên, BERT gốc được huấn luyện chủ yếu trên dữ liệu tiếng Anh. Việc áp dụng trực tiếp cho tiếng Việt có thể không khai thác đầy đủ đặc trưng về từ vựng, cú pháp và cách biểu đạt cảm xúc của người Việt.

+ PhoBERT và xử lý ngôn ngữ tiếng Việt

PhoBERT được Nguyen và Nguyen (2020) phát triển dựa trên kiến trúc RoBERTa và được huấn luyện chuyên biệt trên dữ liệu tiếng Việt. Việc sử dụng dữ liệu tiếng Việt trong quá trình tiền huấn luyện giúp mô hình có khả năng biểu diễn tốt hơn các đặc trưng ngôn ngữ tiếng Việt. PhoBERT đã được chứng minh có hiệu quả trong nhiều nhiệm vụ NLP tiếng Việt. Đối với bài toán phân tích cảm xúc người tiêu dùng, khả năng hiểu ngữ cảnh tiếng Việt của PhoBERT đặc biệt có ý nghĩa vì dữ liệu mạng xã hội thường chứa cách viết không chuẩn, từ viết tắt, biểu tượng cảm xúc và các cấu trúc câu linh hoạt. Do đó, nghiên cứu lựa chọn PhoBERT là mô hình chính để so sánh với BERT và các mô hình baseline.

+ Phân tích cảm xúc theo khía cạnh

Phân tích sentiment ở cấp độ tổng thể chỉ cho biết người tiêu dùng có thái độ tích cực hay tiêu cực. Tuy nhiên, trong quản trị thương hiệu, nhà quản trị cần biết nguyên nhân tạo ra sentiment đó. Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) giải quyết vấn đề này bằng cách xác định sentiment đối với từng khía cạnh cụ thể. Ví dụ, bình luận “Sữa ngon nhưng giá hơi cao” có thể được phân tách thành: Hương vị → Positive; Giá → Negative. Như vậy, một bình luận có thể đồng thời chứa nhiều cảm xúc đối với các khía cạnh khác nhau. Trong nghiên cứu này, phân tích theo khía cạnh tập trung vào chất lượng, hương vị, giá, bao bì, nguồn gốc, dịch vụ, giao hàng và khuyến mại.

Từ tổng quan trên, 3 khoảng trống mà bài nghiên cứu hướng tới giải quyết, đó là:

Thứ nhất, nhiều nghiên cứu tập trung vào khả năng phân loại sentiment nhưng chưa chuyển kết quả thành các chỉ số có ý nghĩa trực tiếp đối với quản trị.

Thứ hai, sentiment tổng thể chưa phản ánh được sự khác biệt giữa các khía cạnh của sản phẩm.

Thứ ba, việc kết hợp PhoBERT - Sentiment Index - Aspect Analysis trong đánh giá thương hiệu Việt dưới góc độ Hệ thống thông tin quản lý còn chưa được khai thác đầy đủ.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

+ Thiết kế nghiên cứu: Nghiên cứu được thực hiện theo quy trình gồm sáu bước: Thu thập dữ liệu → Tiền xử lý → Gán nhãn → Huấn luyện mô hình → Đánh giá sentiment → Xây dựng Sentiment Index và phân tích khía cạnh.

Cách tiếp cận này cho phép kết nối giữa phương pháp xử lý dữ liệu văn bản và mục tiêu phân tích kinh doanh.

+ *Nguồn và phạm vi dữ liệu*: Nghiên cứu sử dụng dữ liệu bình luận trực tuyến liên quan đến bốn thương hiệu Việt Nam: Vinamilk; TH true MILK; Mộc Châu Milk; Nutifood. Mỗi thương hiệu gồm 3.000 bình luận, tổng cộng 12.000 bình luận. Dữ liệu được lựa chọn nhằm bảo đảm tính cân bằng giữa các thương hiệu và tạo điều kiện thuận lợi cho việc so sánh.

+ *Tiền xử lý dữ liệu*: Dữ liệu văn bản được tiền xử lý qua các bước:

1. Loại bỏ bình luận trùng lặp;
2. Loại bỏ URL và ký tự HTML;
3. Chuẩn hóa khoảng trắng;
4. Chuẩn hóa một số từ viết tắt phổ biến;
5. Giữ lại các ký hiệu có khả năng biểu đạt cảm xúc;
6. Chuẩn hóa Unicode;
7. Tách từ tiếng Việt.

Đối với PhoBERT, dữ liệu được xử lý theo yêu cầu của mô hình để hạn chế làm mất thông tin ngữ cảnh.

+ *Gán nhãn dữ liệu*: Ba lớp sentiment được sử dụng:

- Positive: thể hiện thái độ hài lòng, yêu thích hoặc đánh giá tích cực;
- Neutral: thông tin mô tả hoặc nhận xét không thể hiện rõ cảm xúc;
- Negative: thể hiện không hài lòng, phàn nàn hoặc đánh giá tiêu cực.

+ Các mô hình so sánh

Logistic Regression: TF-IDF được sử dụng để biểu diễn văn bản thành vector. Logistic Regression sau đó được sử dụng để dự đoán xác suất thuộc từng lớp sentiment. Đây là mô hình baseline đầu tiên do có ưu điểm đơn giản và dễ diễn giải.

Support Vector Machine: SVM được sử dụng trên cùng biểu diễn TF-IDF nhằm tạo ra baseline thứ hai. SVM thường cho kết quả tốt trong phân loại văn bản có số chiều đặc trưng lớn.

BERT: BERT được fine-tune trên tập dữ liệu tiếng Việt đã gán nhãn. Mô hình được huấn luyện với mục tiêu tối thiểu hóa Cross-Entropy Loss.

PhoBERT: PhoBERT được sử dụng tương tự BERT nhưng tận dụng mô hình tiền huấn luyện chuyên biệt cho tiếng Việt.

Việc so sánh BERT và PhoBERT giúp đánh giá ảnh hưởng của mô hình ngôn ngữ được tối ưu cho tiếng Việt.

+ *Chỉ số đánh giá*: Nghiên cứu sử dụng Accuracy, Precision, Recall và F1-score. Trong đó:

$$\text{Accuracy: } Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + EP + FN}$$

$$\text{Precision: } Precision = \frac{TP}{TP + EP}$$

$$\text{Recall: } Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{F1-score: } F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Do dữ liệu có sự chênh lệch giữa các lớp, Macro-F1 được sử dụng làm chỉ số quan trọng để so sánh mô hình.

+ Xây dựng Sentiment Index: Sau khi lựa chọn mô hình tốt nhất, mô hình được sử dụng để phân loại toàn bộ 12.000 bình luận. Sentiment Index được xác định:

$$SI = \frac{N_p - N_N}{N_p + N_{Neu} + N_N} \times 100$$

Trong đó:

N_p : số bình luận Positive;

N_N : số bình luận Negative;

N_{Neu} : số bình luận Neutral.

SI nằm trong khoảng từ -100 đến +100. Giá trị càng cao phản ánh sentiment càng tích cực.

+ *Phân tích theo khía cạnh*: Tám khía cạnh được xác định gồm: Chất lượng - Hương vị - Giá - Bao bì - Nguồn gốc - Dịch vụ - Giao hàng - Khuyến mại. Đối với mỗi khía cạnh, nghiên cứu xác định: Tần suất xuất hiện; Tỷ lệ Positive; Tỷ lệ Neutral; Tỷ lệ Negative; Sentiment Index.

Qua đó, có thể xác định những khía cạnh có: mức độ quan tâm cao; sentiment cao; sentiment thấp; hoặc vừa được quan tâm nhiều vừa có sentiment thấp. Nhóm cuối cùng được xem là nhóm vấn đề cần ưu tiên đối với nhà quản trị.

3. Kết quả và thảo luận kết quả nghiên cứu

3.1. Kết quả nghiên cứu

+ *Kết quả so sánh mô hình*

Bảng 1. Hiệu quả phân loại sentiment

Mô hình	Accuracy	Precision	Recall	Macro-F1
TF-IDF + Logistic Regression	82,41%	81,06%	79,42%	80,08%
TF-IDF + SVM	84,63%	83,27%	82,15%	82,63%
BERT	88,52%	87,74%	86,93%	87,27%
PhoBERT	90,37%	89,91%	89,26%	89,57%

Nguồn: Từ nghiên cứu của tác giả

PhoBERT đạt kết quả tốt nhất trên cả bốn chỉ số. Macro-F1 của PhoBERT cao hơn BERT 2,30 điểm phần trăm và cao hơn SVM 6,94 điểm phần trăm. Kết quả cho thấy các mô hình Transformer có ưu thế rõ rệt so với các mô hình dựa trên TF-IDF. Đặc biệt, PhoBERT có lợi thế khi xử lý dữ liệu tiếng Việt nhờ được pre-training trên corpus tiếng Việt.

+ *Hiệu quả PhoBERT theo từng lớp*

Bảng 2. Classification report của PhoBERT

Lớp	Precision	Recall	F1-score
Positive	92,14%	94,05%	93,08%

Neutral	86,73%	82,96%	84,80%
Negative	90,86%	90,77%	90,81%
Macro Average	89,91%	89,26%	89,57%

Nguồn: Từ nghiên cứu của tác giả

PhoBERT đạt F1-score cao nhất đối với lớp Positive. Điều này có thể được giải thích bởi các bình luận tích cực thường chứa nhiều từ khóa và biểu đạt cảm xúc tương đối rõ ràng. Lớp Neutral có F1 thấp nhất. Các bình luận trung lập thường có dạng mô tả sản phẩm hoặc cung cấp thông tin mà không chứa dấu hiệu cảm xúc rõ ràng. Một số bình luận cũng có thể đồng thời chứa cả yếu tố tích cực và tiêu cực, khiến ranh giới giữa Neutral và hai lớp còn lại trở nên khó xác định.

+ *Phân bố cảm xúc theo thương hiệu*

Bảng 3. Phân bố sentiment

Thương hiệu	Positive	Neutral	Negative	Sentiment Index
Vinamilk	61,3%	21,7%	17,0%	44,3
TH true MILK	64,1%	20,4%	15,5%	48,6
Mộc Châu Milk	58,7%	22,8%	18,5%	40,2
Nutifood	55,8%	22,1%	22,1%	33,7

Nguồn: Từ nghiên cứu của tác giả

TH true MILK có tỷ lệ Positive cao nhất và Negative thấp nhất trong bốn thương hiệu, dẫn tới Sentiment Index cao nhất. Nutifood có Sentiment Index thấp nhất do tỷ lệ Negative đạt 22,1%, cao hơn đáng kể so với TH true MILK và Vinamilk. Tuy nhiên, cần lưu ý rằng Sentiment Index phản ánh phản ứng được thể hiện trong tập dữ liệu nghiên cứu, không phải là một chỉ số tuyệt đối về sức mạnh thương hiệu.

+ *Phân tích sentiment theo khía cạnh*

Bảng 4. Sentiment Index theo khía cạnh

Khía cạnh	Vinamilk	TH true MILK	Mộc Châu Milk	Nutifood
Chất lượng	51,8	56,2	48,7	43,1
Hương vị	54,6	59,7	56,1	47,5
Giá	24,7	20,9	32,6	27,8
Bao bì	46,3	50,8	43,9	38,7
Nguồn gốc	53,7	62,4	51,8	45,2
Dịch vụ	38,6	42,9	35,8	30,9
Giao hàng	41,7	45,3	36,9	32,1
Khuyến mại	34,8	38,7	40,6	33,5

Nguồn: Từ nghiên cứu của tác giả

Hương vị và nguồn gốc là hai nhóm có sentiment cao ở phần lớn thương hiệu. Điều này cho thấy người tiêu dùng không chỉ quan tâm đến chất lượng cảm nhận mà còn chú ý đến thông tin liên quan đến nguồn gốc sản phẩm. Ngược lại, giá có Sentiment Index thấp nhất ở tất cả các thương hiệu. Đây là một phát hiện đáng chú ý bởi giá không chỉ được đề cập thường xuyên mà còn tạo ra phản ứng tiêu cực tương đối lớn.

+ *Mức độ quan tâm của người tiêu dùng*

Kết quả cho thấy chất lượng, hương vị và giá là ba khía cạnh được đề cập nhiều nhất. Điều đáng chú ý là giá có tần suất xuất hiện cao nhưng Sentiment Index thấp.

Do đó, chỉ sử dụng tần suất đề cập chưa đủ để xác định vấn đề quản trị. Cần kết hợp mức độ quan tâm và mức độ tích cực/tiêu cực.

Ma trận kết hợp mức độ xuất hiện và Sentiment Index cho phép phân biệt các khía cạnh cần duy trì với các khía cạnh cần ưu tiên cải thiện. Chất lượng và hương vị vừa có mức độ quan tâm cao vừa có sentiment tích cực, do đó cần được duy trì như những lợi thế của thương hiệu. Ngược lại, giá có mức độ đề cập cao nhưng sentiment thấp, đặt khía cạnh này vào nhóm cần ưu tiên cải thiện. Cách tiếp cận này cho phép doanh nghiệp không chỉ biết khách hàng đang nói gì mà còn xác định vấn đề nào cần được xử lý trước.

Có thể chia các khía cạnh thành bốn nhóm:

	Sentiment cao	Sentiment thấp
Quan tâm cao	Duy trì	Ưu tiên cải thiện
Quan tâm thấp	Theo dõi	Theo dõi

Theo cách tiếp cận này, giá là khía cạnh nổi bật nhất cần được doanh nghiệp quan tâm.

3.2. Thảo luận kết quả nghiên cứu

+ *Vai trò của mô hình ngôn ngữ tiếng Việt*

Kết quả thực nghiệm cho thấy PhoBERT đạt Macro-F1 89,57%, cao hơn 6,94 điểm phần trăm so với SVM và 9,49 điểm phần trăm so với Logistic Regression. Sự khác biệt này cho thấy việc sử dụng mô hình ngôn ngữ theo ngữ cảnh mang lại lợi ích đáng kể so với biểu diễn văn bản dựa trên TF-IDF. Đặc biệt, lợi thế của PhoBERT có thể được giải thích bởi khả năng khai thác các đặc trưng ngữ nghĩa và ngữ cảnh của tiếng Việt.

Kết quả phù hợp với hướng nghiên cứu của Nguyen và Nguyen (2020), trong đó PhoBERT được chứng minh là một mô hình hiệu quả cho nhiều nhiệm vụ xử lý ngôn ngữ tự nhiên tiếng Việt. Đồng thời, kết quả cũng phù hợp với xu hướng sử dụng các mô hình Transformer trong sentiment analysis tiếng Việt. Tuy nhiên, khoảng cách giữa BERT và PhoBERT chỉ khoảng 2,30 điểm phần trăm về Macro-F1. Điều này cho thấy dữ liệu huấn luyện và đặc trưng miền dữ liệu vẫn có vai trò quan trọng, chứ không thể mặc định rằng một mô hình chuyên biệt sẽ luôn vượt trội trong mọi tập dữ liệu.

+ *Phản ứng tích cực không đồng nghĩa với không tồn tại vấn đề*

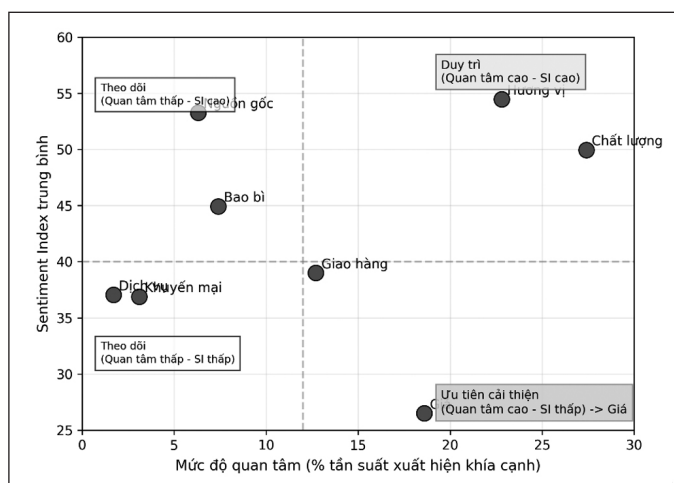
Kết quả cho thấy cả bốn thương hiệu đều có tỷ lệ Positive trên 55%. Điều này cho thấy trạng thái cảm

Bảng 5. Tần suất xuất hiện của các khía cạnh

Khía cạnh	Tỷ lệ bình luận
Chất lượng	27,4%
Hương vị	22,8%
Giá	18,6%
Giao hàng/đóng gói	12,7%
Bao bì	7,4%
Nguồn gốc	6,3%
Khuyến mại	3,1%
Dịch vụ	1,7%

Nguồn: Từ nghiên cứu của tác giả

**Hình 1. Ma trận ưu tiên quản trị
(Mức độ quan tâm vs Sentiment)**



Nguồn: Từ nghiên cứu của tác giả

xúc chung của người tiêu dùng đối với nhóm thương hiệu nghiên cứu là tương đối tích cực. Tuy nhiên, việc sử dụng duy nhất tỷ lệ Positive sẽ bỏ qua sự khác biệt về phản hồi tiêu cực. Chẳng hạn, Nutifood có 55,8% phản hồi tích cực nhưng tỷ lệ Negative lên tới 22,1%, dẫn đến Sentiment Index chỉ đạt 33,7. Do đó, Sentiment Index cung cấp một góc nhìn cân bằng hơn khi đồng thời xem xét hai chiều tích cực và tiêu cực.

+ *Sự khác biệt giữa các thương hiệu nằm nhiều ở các khía cạnh cụ thể*

TH true MILK đạt Sentiment Index tổng thể cao nhất, nhưng điểm đáng chú ý hơn là thương hiệu này có lợi thế rõ rệt ở các khía cạnh nguồn gốc, hương vị và chất lượng. Ngược lại, Nutifood có sentiment thấp hơn ở một số khía cạnh như dịch vụ, giao hàng và hương vị. Điều này cho thấy sự khác biệt giữa các thương hiệu không chỉ thể hiện ở sentiment tổng thể mà còn nằm ở cấu trúc phản ứng của người tiêu dùng.

Từ góc độ quản trị, điều này có ý nghĩa quan trọng. Hai thương hiệu có Sentiment Index tương đương vẫn có thể cần những chiến lược khác nhau nếu các nguyên nhân tạo sentiment tích cực hoặc tiêu cực khác nhau.

+ *Giá là vấn đề cần được ưu tiên*

Giá là khía cạnh có Sentiment Index thấp nhất ở cả bốn thương hiệu, trong khoảng 20,9-32,6 điểm, đồng thời chiếm tới 18,6% số bình luận được phân tích theo khía cạnh. Sự kết hợp giữa mức độ quan tâm cao và sentiment thấp khiến giá trở thành vấn đề cần ưu tiên. Kết quả không nhất thiết hàm ý rằng doanh nghiệp cần giảm giá. Một chiến lược phù hợp hơn có thể là nâng cao giá trị cảm nhận thông qua chất lượng, quy cách sản phẩm, chương trình khách hàng trung thành hoặc các gói sản phẩm có mức giá phù hợp hơn với từng phân khúc.

+ *Giá trị của Sentiment Index đối với hệ thống thông tin quản lý*

Một đóng góp quan trọng của nghiên cứu là xây dựng Sentiment Index từ dữ liệu văn bản phi cấu trúc. Thông thường, các hệ thống thông tin quản lý chủ yếu xử lý dữ liệu có cấu trúc như doanh thu, số lượng bán, chi phí và lợi nhuận. Trong khi đó, phản hồi khách hàng trên môi trường trực tuyến chứa lượng thông tin lớn nhưng tồn tại dưới dạng văn bản phi cấu trúc.

Mô hình nghiên cứu tạo ra một quy trình: Dữ liệu văn bản → NLP → Sentiment → Sentiment Index → Phân tích theo khía cạnh → Thông tin quản trị.

Do đó, nghiên cứu cho thấy khả năng tích hợp AI và phân tích dữ liệu văn bản vào hệ thống thông tin hỗ trợ quyết định. Đây là điểm có ý nghĩa đối với lĩnh vực Hệ thống thông tin quản lý, bởi giá trị của mô hình không chỉ nằm ở độ chính xác dự đoán mà còn ở khả năng chuyển đổi dữ liệu thành thông tin có thể sử dụng trong quá trình ra quyết định.

+ *Hàm ý quản trị*

Từ kết quả phân tích, nghiên cứu đề xuất bốn nhóm hàm ý quản trị.

Thứ nhất, duy trì chất lượng và hương vị. Đây là hai nhóm yếu tố vừa có mức độ quan tâm cao vừa có sentiment tích cực. Doanh nghiệp cần duy trì tính ổn định của sản phẩm và hạn chế biến động chất lượng giữa các lô sản xuất.

Thứ hai, ưu tiên xử lý vấn đề về giá. Giá có mức độ quan tâm cao nhưng sentiment thấp. Doanh nghiệp nên tập trung vào việc nâng cao giá trị cảm nhận thay vì chỉ sử dụng chiến lược giảm giá.

Thứ ba, tăng cường kiểm soát giao hàng và dịch vụ. Mặc dù tỷ lệ bình luận về hai nhóm này thấp hơn chất lượng và giá, sentiment tương đối thấp cho thấy đây vẫn là những điểm tiếp xúc có khả năng ảnh hưởng đến trải nghiệm khách hàng.

Thứ tư, xây dựng hệ thống theo dõi sentiment liên tục. Sentiment Index nên được cập nhật định kỳ theo tuần hoặc tháng để phát hiện những thay đổi bất thường trong phản ứng của người tiêu dùng. Khi chỉ số giảm mạnh, doanh nghiệp có thể truy xuất các bình luận tiêu cực và xác định nguyên nhân trước khi vấn đề lan rộng.

Từ góc độ nghiên cứu, kết quả cho thấy phân tích cảm xúc dựa trên PhoBERT có thể được sử dụng để chuyển đổi dữ liệu phản hồi trực tuyến thành các chỉ báo định lượng về phản ứng của người tiêu dùng. Từ góc độ quản trị, Sentiment Index và ma trận ưu tiên cung cấp một cách tiếp cận để theo dõi hình ảnh thương hiệu, nhận diện điểm mạnh và phát hiện các vấn đề cần cải thiện. Qua đó, nghiên cứu góp phần kết nối xử lý ngôn ngữ tự nhiên, phân tích dữ liệu và hệ thống thông tin quản lý, đồng thời minh họa khả năng sử dụng dữ liệu phi cấu trúc từ môi trường trực tuyến như một nguồn thông tin bổ sung cho quá trình ra quyết định kinh doanh.

4. Kết luận

Nghiên cứu cho thấy PhoBERT có khả năng phân tích hiệu quả phản ứng của người tiêu dùng đối với thương hiệu Việt thông qua dữ liệu phản hồi trực tuyến. Trong các mô hình được thử nghiệm, PhoBERT đạt Accuracy 90,37% và Macro-F1 89,57%, cao nhất trong nghiên cứu. Kết quả phân tích cho thấy phản ứng của người tiêu dùng đối với 4 thương hiệu nhìn chung tích cực, trong đó TH true MILK có Sentiment Index cao nhất. Phân tích theo khía cạnh cho thấy chất lượng và hương vị là những yếu tố tạo phản ứng tích cực, trong khi giá là khía cạnh được quan tâm nhiều nhưng có sentiment thấp.

Nghiên cứu góp phần minh họa khả năng kết hợp NLP, PhoBERT, Sentiment Index và phân tích theo khía cạnh để chuyển đổi dữ liệu văn bản phi cấu trúc thành thông tin phục vụ quản trị thương hiệu. Đây cũng là cơ sở để tích hợp phân tích cảm xúc vào các hệ thống thông tin quản lý và dashboard hỗ trợ ra quyết định.

Nghiên cứu còn hạn chế về phạm vi thương hiệu và đặc điểm dữ liệu trực tuyến. Các nghiên cứu tiếp theo có thể mở rộng dữ liệu sang nhiều ngành, áp dụng ABSA ở cấp độ câu và kết hợp sentiment với doanh thu, marketing và các chỉ tiêu kinh doanh để nâng cao giá trị dự báo ■

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of NAACL-HLT*, 4171-4186.
- Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. *Proceedings of EMNLP*, 79-86.
- Nguyen, D. Q., & Nguyen, A. T. (2020). PhoBERT: Pre-trained language models for Vietnamese. *Findings of EMNLP 2020*, 1037-1042.
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., et al. (2019). RoBERTa: A robustly optimized BERT pretraining approach. *arXiv preprint arXiv:1907.11692*.
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of NAACL-HLT*, 4171-4186.