



Working Paper 2023.1.3.6
- Vol 1, No 3

ỨNG DỤNG MÔ HÌNH NEURAL NETWORK TRONG XÁC ĐỊNH CẢM XÚC KHÁCH HÀNG TRỰC TUYẾN

Mẫn Đức Bình Minh¹

Kinh doanh quốc tế

Trường Đại học Ngoại thương, Hà Nội, Việt Nam

Vương Thị Thảo Bình

Ban Quản lý Khoa học và Hợp tác Quốc tế

Trường Đại học Ngoại thương Cơ sở II, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

Tóm tắt

Nghiên cứu tập trung vào mục tiêu chính là áp dụng mô hình Neural Network để phân loại cảm xúc của khách hàng tiêu dùng thành hai nhóm là tích cực và tiêu cực dựa trên các bình luận trực tuyến mà khách hàng để trên nền tảng thương mại điện tử amazon.com. Nghiên cứu lấy ngẫu nhiên 10500 bình luận về các sản phẩm thiết bị di động và phụ kiện làm mẫu để tiến hành nghiên cứu. Sau đó, nghiên cứu tiến hành tiền xử lý dữ liệu và huấn luyện bằng các phương pháp máy học Neural Network bao gồm LSTM-RNN và CNN để tìm ra mô hình phù hợp với bộ dữ liệu huấn luyện và áp dụng mô hình này để dự báo phân loại ý kiến khách hàng cho bộ dữ liệu kiểm tra. Dựa vào kết quả mô hình, nghiên cứu đưa ra một số gợi ý giải pháp mà doanh nghiệp có thể áp dụng từ kết quả của mô hình.

Từ khóa: Mô hình Neural Network, cảm xúc của khách hàng, Mô hình LSTM-RNN (Long Short-Term Memory- Recurrent Neural Network), Mô hình CNN (Convolution Neural Network).

APPLYING NEURAL NETWORK MODEL TO ASSESS ONLINE CUSTOMER EMOTIONS

Abstract

The main goal of the research is to apply the Neural Network model to classify the emotions of consumers based on online comments. A random sample of 10,500 comments for mobile device products and accessories from amazon.com has conducted in the study. Then, the study conducts data preprocessing and training using Neural Network machine learning methods including LSTM-RNN and CNN to find a suitable model for the training dataset and apply this model to

¹ Tác giả liên hệ, Email: s2212942@bi.no

customer opinion classification forecast for the test dataset. Based on the results of the model, the study gives some suggestions for solutions that businesses can apply.

Keywords: Neural Network model, Customer emotion, Long Short-Term Memory- Recurrent Neural Network, Convolution Neural Network.

1. Lời nói đầu

Sự bùng nổ và phát triển của mạng Internet đã tạo ra ảnh hưởng mạnh mẽ trong việc thay đổi tâm lý người tiêu dùng (Euromonitor, 2021), từ phần lớn người tiêu dùng lựa chọn việc mua bán thông qua các cửa hàng thực, số lượng người chuyển đổi sang mua sắm thông qua các nền tảng trực tuyến ngày càng gia tăng. Theo số liệu thống kê của Euromonitor, trong năm 2010, chỉ 3% số lượng sản phẩm bán ra được mua sắm trực tuyến thì đến năm 2020, 16% số sản phẩm được bán ra đến từ các kênh mua sắm trực tuyến.

Đối với các doanh nghiệp kinh doanh trực tuyến, nền tảng các trang thương mại điện tử đều có phần bình luận về sản phẩm, hoặc hỏi và đáp với người bán. Do đó, doanh nghiệp sẽ có cơ hội dễ dàng hơn trong việc tiếp nhận các đánh giá, phản hồi của người tiêu dùng về sản phẩm để có phương án kinh doanh phù hợp. Đánh giá khách hàng đóng vai trò quan trọng trong hoạt động quản trị và phát triển các doanh nghiệp, đặc biệt trong việc tăng trưởng doanh thu doanh nghiệp (Karakaya, 2010) và phát triển sản phẩm (Jin, 2019). Do vậy, đánh giá khách hàng giúp doanh nghiệp lựa chọn được cách thu hút khách hàng mới khi đưa ra quyết định mua với các sản phẩm của doanh nghiệp. Nghiên cứu của Nielsen (2016) chỉ ra rằng, 90% người tin tưởng những đánh giá từ gia đình và đồng nghiệp trong khi con số này đạt hơn 70% với những người hoàn toàn xa lạ. Nhờ sự tin tưởng, khả năng đưa ra quyết định mua sắm các sản phẩm đặc biệt là các sản phẩm trực tuyến được thúc đẩy. Bên cạnh đó, thông qua việc phân tích các đánh giá khách hàng, doanh nghiệp có thể thu thập được các thông tin hữu ích để phát triển sản phẩm. Các đánh giá của khách hàng, đặc biệt là các đánh giá tiêu cực, thường mang lại nhiều thông tin về các lỗi sản phẩm, chất lượng dịch vụ mà sản phẩm gặp phải (Berger, 2010). Nghiên cứu của Helvesen (2018) chỉ ra rằng các đánh giá tiêu cực có ảnh hưởng mạnh đến quyết định mua sản phẩm của người tiêu dùng, nhiều hơn so với các giá tích cực hay số sao đánh giá trung bình của sản phẩm. Bởi vậy, phân tích nguồn dữ liệu lớn các đánh giá và phân loại được các đánh giá tiêu cực sẽ mang lại nhiều giá trị cho người tiêu dùng và doanh nghiệp thực hiện các quyết định liên quan đến sản phẩm. Nghiên cứu đã tiến hành tiền xử lý dữ liệu và huấn luyện bằng các phương pháp máy học Neural Network bao gồm LSTM-RNN và CNN trên các bình luận về các sản phẩm thiết bị di động và phụ kiện được khách hàng mua bán trên trang amazon.com để tìm ra mô hình phù hợp với bộ dữ liệu huấn luyện và áp dụng mô hình này để dự báo phân loại ý kiến cho bộ dữ liệu kiểm tra. Dựa vào kết quả mô hình, bài viết đưa ra một số gợi ý giải pháp mà doanh nghiệp có thể áp dụng từ kết quả của mô hình.

2. Tổng quan nghiên cứu

2.1. Tổng quan tình hình nghiên cứu quốc tế

Pang (2002) đã tiên phong nghiên cứu về việc phân loại văn bản thành hai nhóm là tích cực và tiêu cực sử dụng các phương pháp học máy. Nghiên cứu của tác giả Pang được tiến hành với 2053 đánh giá phim (trong đó có 1301 đánh giá tích cực và 752 đánh giá tiêu cực) thông qua các phương pháp học máy bao gồm Naive Bayes (NB), maximum entropy (ME) và support vector

machines (SVM). Nghiên cứu chỉ ra rằng, phương pháp SVM có độ chính xác cao nhất so với độ chính xác thấp nhất ở phương pháp NB, tuy nhiên khoảng cách khác biệt là không đáng kể.

Sau nghiên cứu của Pang (2002), việc ứng dụng mô hình máy học trong phân tích tâm lý dần trở nên phổ biến đặc biệt là việc sử dụng các mô hình như SVM và NB (Medhat, 2014). Ứng dụng SVM và ME được áp dụng trong nghiên cứu của Zhao (2010) về phân loại tâm lý khách hàng với sản phẩm là máy ảnh. Nghiên cứu sử dụng mẫu gồm 600 bình luận bằng tiếng Trung được thu thập từ các website thương mại điện tử Trung Quốc, kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng mô hình chỉ ra rằng, độ chính xác của cả hai mô hình là SVM và ME khoảng 60% trong việc phân loại ngôn ngữ tiếng Trung.

Một số nghiên cứu tìm ra cách cải thiện độ chính xác của mô hình từ việc áp dụng kết hợp các phương pháp máy học với nhau. Yassine (2018) đã nghiên cứu về mô hình SVM và random forest (RF) và sự kết hợp của mô hình SVM -RF để phân loại tâm lý người tiêu dùng các sản phẩm trên amazon.com. Nghiên cứu sử dụng mẫu gồm 1000 quan sát, kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng so với mô hình kết hợp SVM- RF với độ chính xác là 83.4%, các mô hình còn lại bao gồm SVM và mô hình RF có độ chính xác thấp hơn, đạt lần lượt là 82% và 82,4%.

2.2. Tổng quan tình hình nghiên cứu trong nước

So với các nghiên cứu nước ngoài, tại Việt Nam, các nghiên cứu về mô hình Neural Network ứng dụng trong phân tích tâm lý tiêu dùng trực tuyến còn hạn chế. Thay vào đó, các tác giả cũng thường sử dụng các phương pháp phổ biến khác như Naive Bayes, và SVM để phân tích. Hoàng Tiến Sơn (2017) đã nghiên cứu về phân loại các đánh giá phim thành hai nhóm là tích cực và tiêu cực sử dụng mô hình Naive Bayes. Với mẫu nghiên cứu gồm khoảng 10,000 quan sát, kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng, mô hình có khả năng phân loại với độ chính xác đạt 90,2%.

Thái Kim Phụng (2019) đã sử dụng các mô hình học máy bao gồm Naive Bayes, Support Vector Machine, Logistics Regression, Neural Network, Decision Tree, Random Forest để phân loại 15,480 bình luận tiếng Việt về 551 khách sạn tại Việt Nam thành hai nhóm là tích cực và tiêu cực. Kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng mô hình Logistics Regression và Support vector machine có độ chính xác cao nhất, đạt lần lượt là 79% và 80%.

Nguyễn Đ. L. Bằng (2020) đã nghiên cứu về khai phá ý kiến và phân tích cảm xúc tiêu dùng trực tuyến trong ngành thực phẩm sử dụng mô hình Decision Tree, Naive Bayes, và hồi quy logistics. Nghiên cứu sử dụng mẫu gồm 32,000 quan sát là các đánh giá về đồ ăn trên trang Foody.vn, kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng, các mô hình Decision Tree, Naive Bayes, và hồi quy logistics có khả năng phân loại với độ chính xác lần lượt là 89%, 78% và 90%.

3. Xây dựng mô hình

3.1. Mô tả mẫu nghiên cứu

Mẫu nghiên cứu được chọn ngẫu nhiên bao gồm 10,500 quan sát với 7000 quan sát là các đánh giá có số sao là một hoặc hai sao; 3500 quan sát còn lại có số sao là ba sao trở lên.

Hình 2 là đám mây thẻ (word cloud) dùng để biểu diễn trực quan các từ ngữ có tần suất cao nhất xuất hiện trong các đánh giá tích cực. Trong Hình 2, nhiều từ ngữ xuất hiện nổi bật, bao gồm “excellent” (*tạm dịch: “xuất sắc”*), lifesaver (*tạm dịch: “vị cứu tinh”*), insightful (*tạm dịch: “sâu sắc”*). Các từ ngữ xuất hiện nổi bật đó đều mang các ý nghĩa tích cực, và từ hình ảnh có thể phán đoán, các từ này sẽ có ảnh hưởng quan trọng trong việc xác định một câu đánh giá là tích cực hay tiêu cực.

[illegible]

Nguồn: Tác giả tự tổng hợp dựa trên số liệu thu được trên phần mềm Python

Cuối cùng, các thông tin về mẫu được thống kê mô tả trong Bảng 1. nhằm đưa ra những kết quả ngắn gọn về các trường dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu.

BẢNG THỐNG KÊ MÔ TẢ					
	N	Min	Max	Mean	Std
ReviewText	10500	-	-	-	-
Length	10500	1	12772	280	468

Overall	10500	1	5	2.47	1.61
Posneg	10500	0	1	0.66	0.47

Nguồn: Tác giả tính toán sử dụng phần mềm Python

Trong đó,

ReviewText : đánh giá của người tiêu dùng trực tuyến

Length : độ dài của một đánh giá người tiêu dùng trực tuyến

Overall : số sao được người tiêu dùng trực tuyến đánh giá cho sản phẩm

Posneg : tâm lý của người tiêu dùng, với 0 là tích cực và 1 là tiêu cực

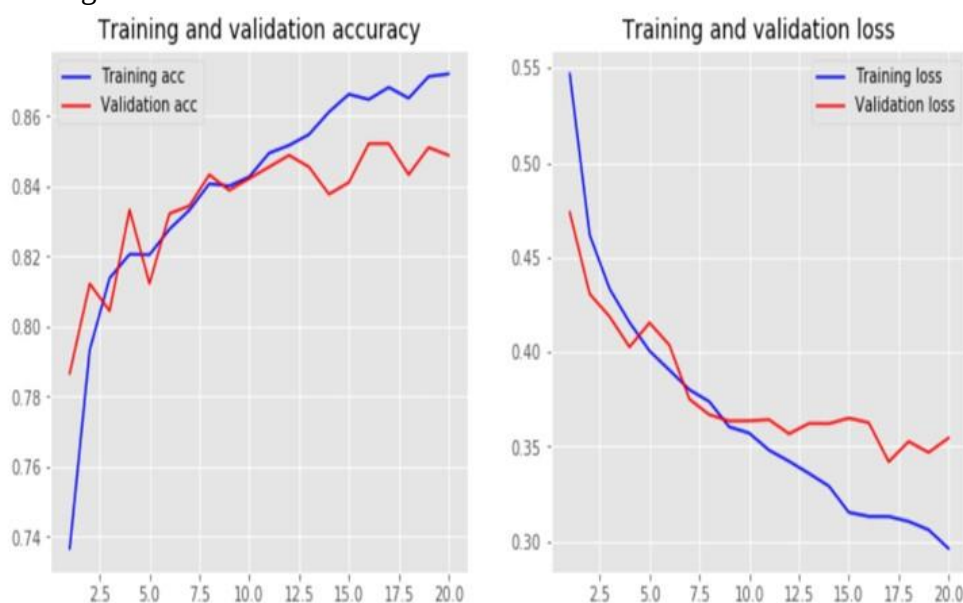
Bảng 1 mô tả về các biến sử dụng trong mô hình nghiên cứu. Trong mô hình nghiên cứu, biến phụ thuộc là Posneg, trong khi biến độc lập là ReviewText ở dạng số hoá. Bởi lý do đó, tác giả mô tả thêm các đại lượng là Length và Overall. Length dùng để xác định độ dài vector mà ReviewText sẽ được mã hoá thành, trong bài tác giả dựa trên giá trị trung bình (mean) để chọn độ dài vector là 300. Ngoài ra, overall là cơ sở để xác định Posneg, với giá trị từ ba sao trở lên thì đánh giá được coi là tích cực (positive); trong khi với các đánh giá có giá trị là một hoặc hai sao thì đánh giá được xem xét là tiêu cực (negative).

3.2. Kết quả nghiên cứu

Mục tiêu của nghiên cứu là xây dựng mô hình nhằm phân loại đánh giá tiêu cực và tích cực các mô hình ứng dụng từ mô hình Neural Network bao gồm mô hình LSTM -RNN và mô hình CNN. Mô hình sử dụng 9000 quan sát để phục vụ huấn luyện mô hình, số còn lại dùng để kiểm tra độ chính xác của mô hình.

3.2.1. Mô hình Long Short - Term Memory Recurrent Neural Network

Mô hình LSTM – RNN được huấn luyện 20 lần, với số quan sát được đưa vào mỗi lần cập nhật trọng số là 32 quan sát tại tốc độ học tập là 0.01. Kết quả của mô hình được trình bày trong hình 4.6 và bảng 4.2.



Hình 4. Biểu đồ thể hiện sự chính xác và mất mát của mô hình LSTM - RNN

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình

Bảng 2. Kết quả mô hình huấn luyện LSTM-RNN

Epochs	Training Loss	Training Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy
1	54,69%	73,67%	47,38%	78,67%
5	40,05%	82,05%	41,54%	81,22%
10	35,71%	84,27%	36,36%	84,22%
15	31,51%	86,63%	36,50%	84,11%
20	29,61%	87,21%	35,44%	84,89%

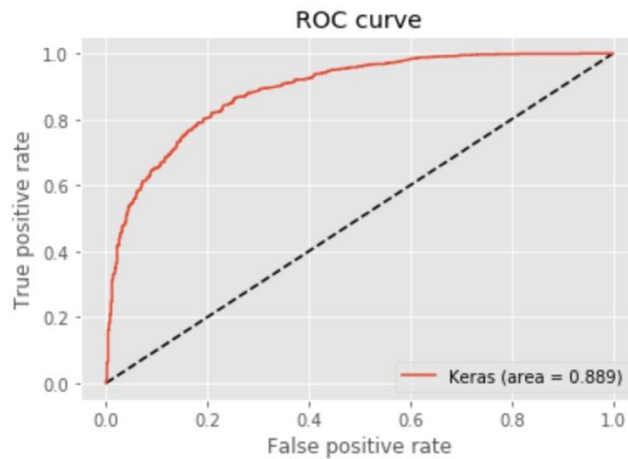
Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình

Sau các lần huấn luyện, độ chính xác của mô hình với các bộ dữ liệu xác nhận được cải thiện từ 78,67% tại lần huấn luyện thứ nhất, lên đến 84,89% trong lần huấn luyện thứ 20. Bởi vậy, mô hình cho thấy khả năng học hỏi nhanh sau mỗi lần huấn luyện, với độ chính xác đạt trên 80% ở lần huấn luyện thứ 20. Bên cạnh đó, từ kết quả của biểu đồ 4.1, mô hình là phù hợp với bộ dữ liệu xác nhận, không gặp phải hiện tượng quá phù hợp hay kém phù hợp. Từ những kết quả trên, mô hình có khả năng phân loại các đánh giá và được kiểm tra tính chính xác với bộ dữ liệu kiểm tra. Thống kê kết quả của mô hình dự đoán được thể hiện như Bảng 2.

Bảng 3. Bảng thống kê kết quả của mô hình LSTM –RNN

True Positives	924	Testing Accuracy	81,73%
False Positive	198	Testing Precision	82,53%
True Negative	302	Testing F1 Score	92,4%
False Negative	76	Testing Recall	87,09%

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình



Hình 5. Đường cong ROC cho mô hình LSTM-RNN

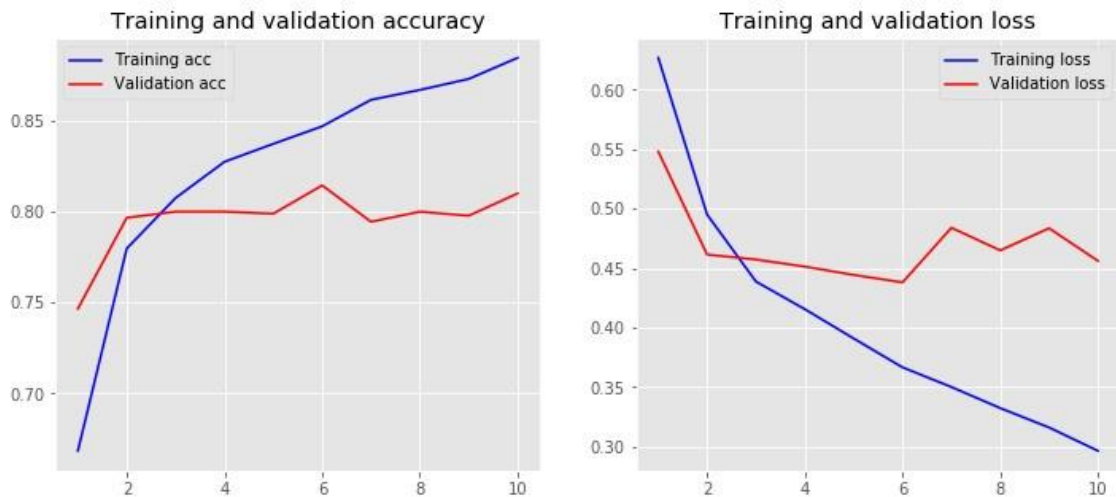
Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình

Từ kết quả thu tập được, mô hình cho thấy khả năng phân loại chính xác các đánh giá tiêu cực và không tiêu cực đạt 81,73%. Diện tích dưới đường biểu diễn ROC đạt 0,889 cho thấy mô hình có khả năng phân loại tốt trong việc phân loại các đánh giá tiêu cực và không tiêu cực và phù hợp cho việc áp dụng phân loại đối với các dữ liệu thực tế.

Nghiên cứu đã chỉ ra khả năng của mô hình Recurrent Neural Network (RNN) – một mô hình ứng dụng của mô hình Neural Network trong việc phân loại đánh giá khách hàng trực tuyến với độ chính xác trên 80% và chỉ số AUC (diện tích phía dưới đường biểu diễn ROC) đạt xấp xỉ 0,9. Vì vậy, mô hình bộc lộ khả năng áp dụng đối với các bình luận trực tuyến, đặc biệt là với các bình luận không được gắn nhãn như trên các trang đánh giá sản phẩm, các bình luận trên fanpage của doanh nghiệp hoặc trang thương mại điện tử của doanh nghiệp. Việc áp dụng mô hình này có thể giúp các doanh nghiệp và người tiêu dùng tiết kiệm thời gian khi nhìn nhận vào tổng thể các đánh giá sản phẩm để đưa ra quyết định đối với sản phẩm phù hợp.

3.2.2. Mô hình Convolution Neutral Network

Mô hình CNN được huấn luyện 10 lần, với số quan sát được đưa vào mỗi lần cập nhật trọng số là 32 quan sát tại tốc độ học tập là 0.01. Kết quả của mô hình được trình bày trong hình 6 và bảng 4.



Hình 5. Biểu đồ thể hiện sự chính xác và sự mất mát của mô hình CNN

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình

Bảng Error! No text of specified style in document.. Kết quả mô hình huấn luyện CNN

Epoch	Training Loss	Training Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy
1	64,72%	66,44%	57,56%	73,67%
3	45,18%	80,31%	44,32%	81,00%
5	40,20%	83,64%	44,32%	80,67%
7	36,41%	84,81%	44,53%	82,00%
10	30,84%	87,95%	46,04%	81,00%

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình

Sau các lần huấn luyện, độ chính xác của mô hình với các bộ dữ liệu xác nhận được cải thiện từ 66,44% tại lần huấn luyện thứ nhất, lên đến 87,95% trong lần huấn luyện thứ 10. Bởi vậy, mô hình cho thấy khả năng học hỏi nhanh sau mỗi lần huấn luyện, với độ chính xác đạt trên 80% ở lần huấn luyện thứ 10. Bên cạnh đó, từ kết quả của biểu đồ 4.8, mô hình là quá phù hợp (overfitting) với bộ dữ liệu xác nhận. Tuy nhiên, nếu xem xét đến mô hình huấn luyện trước lần thứ ba thì mô hình này là phù hợp với bộ dữ liệu xác nhận. Từ những kết quả trên, mô hình có khả năng phân loại các đánh giá và được kiểm tra tính chính xác với bộ dữ liệu kiểm tra.

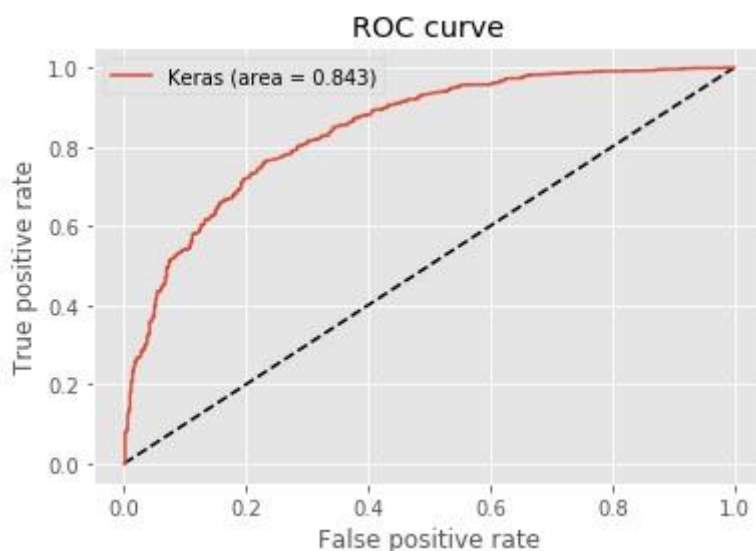
Thống kê kết quả của mô hình dự đoán được thể hiện như Bảng 5.

Bảng 1. Bảng thống kê kết quả của mô hình CNN

True Positives	782	Testing Accuracy	76,40%
----------------	-----	------------------	--------

False Positive	136	Testing Precision	85,18%
True Negative	364	Testing F1 Score	81,53%
False Negative	218	Testing Recall	78,20%

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình



Hình 6. Đường cong ROC của mô hình CNN

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình

Từ kết quả thu tập được trong bảng 4.5 và hình 4.7 , mô hình cho thấy khả năng phân loại chính xác các đánh giá tiêu cực và không tiêu cực đạt 81,73%. Diện tích dưới đường biểu diễn ROC đạt 0,843 cho thấy mô hình có khả năng phân loại tốt trong việc phân loại các đánh giá tiêu cực và không tiêu cực và phù hợp cho việc áp dụng phân loại đối với các dữ liệu thực tế.

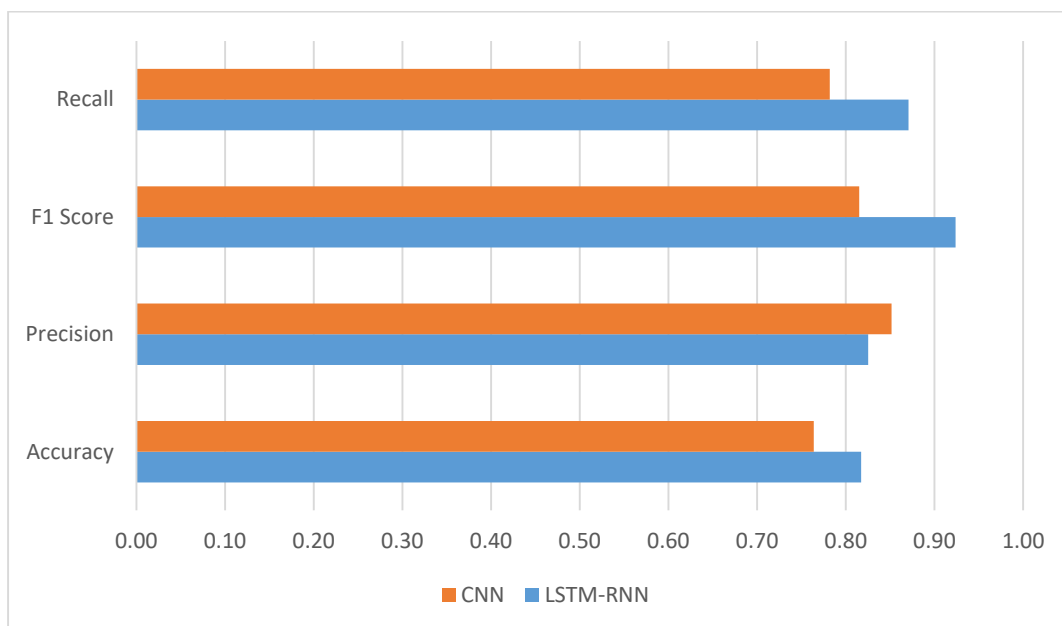
3.2.3. So sánh kết quả các mô hình

Nghiên cứu này được tiến hành huấn luyện bằng 2 thuật toán ứng dụng từ mô hình Neural Network bao gồm: mô hình LSTM RNN và mô hình CNN. Kết quả về so sánh khả năng dự đoán của hai mô hình được trình bày trong bảng 1 và hình 1.

Bảng 2. Bảng so sánh kết quả của hai mô hình

	Mô hình LSTM-RNN	Mô hình CNN
Accuracy	81,73%	76,40%
Precision	82,53%	85,18%
F1 Score	92,4%	81,53%
Recall	87,09%	78,20%

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình



Hình 7. Kết quả huấn luyện của các mô hình Neural Network

Nguồn: Do tác giả tổng hợp từ kết quả mô hình

Kết quả nghiên cứu thể hiện cả hai mô hình là LSTM-RNN và CNN đều có độ chính xác khá cao, lần lượt đạt 81,7% và 76,4%. Nghĩa là các mô hình này tương đối phù hợp với tập dữ liệu huấn luyện. Tuy nhiên, mô hình LSTM - RNN hiệu quả hơn mô hình CNN trong quá trình phân loại với tập dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu. Với các nghiên cứu tiếp theo, mô hình LSTM - RNN và CNN đều có thể sử dụng để phân loại các bình luận chưa có đánh giá sao hoặc các bình luận mới phát sinh mà không cần huấn luyện lại mô hình nữa.

3.3. Kiểm định giả thuyết thống kê

Giả thuyết 1: Mô hình LSTM-RNN có thể dự đoán được các đánh giá tiêu cực với độ chính xác là 70%.

Bảng 7. Kiểm định thống kê Z cho mô hình LSTM-RNN

Kiểm định thống kê Z			
$H_0: p = 0.7$			
$H_1: p > 0.7$			
Độ chính xác ước tính ở mẫu	0,8173	Khoảng tin cậy 95% cho độ chính xác ước tính ở mẫu	(0,7977; 0,8368)
Z-value	9,92	P-value	0,000

Nguồn: Tác giả tự ước lượng

Từ bảng 1, giả thuyết H_0 bị bác bỏ, do vậy mô hình LSTM-RNN được xây dựng có thể dự đoán chính xác trên 70% các đánh giá tiêu cực và các đánh giá tích cực.

Giả thuyết 2: Mô hình CNN có thể dự đoán được các đánh giá tiêu cực với độ chính xác là 70%.

Bảng 8. Kiểm định thống kê Z cho mô hình CNN

Kiểm định thống kê Z			
$H_0: p = 0.7$			
$H_1: p > 0.7$			
Độ chính xác ước tính ở mẫu	0,7640	Khoảng tin cậy 95% cho độ chính xác ước tính ở mẫu	(0,7425; 0,7854)
Z-value	5,41	P-value	0,000

Nguồn: Tác giả tự ước lượng

Từ bảng 2, giả thuyết H_0 bị bác bỏ, do vậy mô hình CNN được xây dựng có thể dự đoán chính xác trên 70% các đánh giá tiêu cực và các đánh giá tích cực.

4. Một số ước lượng

* Doanh nghiệp sẽ có thể áp dụng cải thiện các chiến dịch truyền thông

Hai mô hình LSTM-RNN và CNN đều có khả năng giải quyết tốt bài toán xác định tâm lý người tiêu dùng trực tuyến, trong đó, mô hình LSTM-RNN có kết quả phân loại với độ chính xác cao hơn so với mô hình CNN.

Trong bối cảnh dịch COVID-19, xu hướng người tiêu dùng tiêu thụ các sản phẩm trực tuyến ngày càng tăng. Việc xếp hạng các đơn vị kinh doanh hoặc các sản phẩm kinh doanh trực tuyến giúp doanh nghiệp đạt được nhiều lợi ích, bao gồm: tạo niềm tin cho khách hàng vào thương hiệu, cải thiện hiệu quả của các chiến dịch quảng cáo, tăng doanh thu và tăng khả năng hiển thị trên công cụ tìm kiếm Google (Google search).

Người tiêu dùng thường cảm thấy rủi ro khi đưa ra quyết định mua sắm trực tuyến nhiều hơn so với việc mua sắm trực tiếp. Tuy nhiên, nhiều nghiên cứu chỉ ra rằng, khách hàng có niềm tin lớn vào các đánh giá của người tiêu dùng trước. Do vậy, khi doanh nghiệp trực quan hoá các đánh giá này thành các chỉ số, hoặc các đề xuất thì khách hàng sẽ có cơ sở để tin tưởng vào sản phẩm của doanh nghiệp hơn, thông qua đó, doanh thu của doanh nghiệp sẽ được tăng trưởng.

Bên cạnh đó, khi người tiêu dùng tiến hành các quyết định mua sắm trực tuyến, người tiêu dùng sẽ có xu hướng sử dụng google search như bước khởi đầu để đưa ra quyết định. Theo nội dung trên trang support.google.com, khi các quảng cáo được trả phí, google sẽ dựa trên các đánh giá từ các sản phẩm, các chỉ số về sự hài lòng của khách hàng hay độ xếp hạng của sản phẩm để đề xuất cho người tiêu dùng tiếp cận với các quảng cáo phù hợp với tệp khách hàng mà doanh nghiệp muốn hướng tới nhất. Do vậy, thông qua việc xếp hạng các đánh giá trực tuyến, sản phẩm của doanh nghiệp kinh doanh trực tuyến sẽ có nhiều khả năng hơn để xuất hiện trên công cụ đề xuất của Google. Ngoài ra, trong các chiến dịch quảng cáo của doanh nghiệp, nhiều nghiên cứu chỉ ra rằng các số liệu cụ thể sẽ có ảnh hưởng tích cực đến hiệu quả của các chiến dịch quảng cáo. Vì vậy, khi doanh nghiệp áp dụng xếp hạng các đơn vị kinh doanh hoặc xếp hạng các sản phẩm trực tuyến thì doanh nghiệp sẽ có thể cải thiện các chiến dịch truyền thông.

* Đánh giá và cải thiện chất lượng sản phẩm

Đánh giá và cải thiện chất lượng sản phẩm là việc làm mà các công ty sử dụng các thông tin từ khai phá đánh giá trực tuyến trong việc khám phá các nhu cầu khách hàng và cải thiện các sản phẩm trong tương lai. Trong hoạt động quản trị doanh nghiệp, những hiểu biết về yêu cầu khách hàng đóng một vai trò quan trọng trong việc định hình nhu cầu khách hàng và các yêu cầu đối với sản phẩm, để từ đó, doanh nghiệp có thể tiến hành các chiến lược phát triển sản phẩm phù hợp (Shahi, 2006). Sự phát triển của khoa học kỹ thuật và những khám phá mới về xử lý dữ liệu lớn, việc xử lý dữ liệu lớn các đánh giá trực tuyến khách hàng, và chuyển thông tin dạng này thành các yêu cầu của khách hàng trở nên khả thi. Các doanh nghiệp có thể ứng dụng mô hình để giúp công tin thu thập những thông tin quan trọng về sản phẩm thông qua phân tích các đánh giá trực tuyến và so sánh sản phẩm với các sản phẩm tương tự, từ đó tìm ra đặc điểm cạnh tranh của sản phẩm.

Bên cạnh đó, doanh nghiệp có thể trích xuất các thông tin quan trọng từ các đánh giá tiêu cực áp dụng kỹ thuật phân tích dữ liệu trong nghiên cứu nhằm tìm ra đặc điểm sản phẩm được khách hàng phản hồi, ví dụ như với thiết bị tai nghe chụp đầu, nếu trong các đánh giá khách hàng, các thuật ngữ bao gồm “quá chặt” hay “quá lỏng” được lặp lại với nhiều lần hàm chứa thông tin về sản phẩm tai nghe này đang có vấn đề khi người dùng đeo lên tai và sử dụng, thông qua đó doanh nghiệp có thể cải thiện sản phẩm.

Ngoài ra, các đánh giá trong các thời kỳ khác nhau khẳng định tác động của các đánh giá là khác nhau trong vòng đời phát triển sản phẩm, do vậy khi doanh nghiệp sử dụng mô hình ở các thời điểm và mô hình được huấn luyện cập nhật thì khả năng doanh nghiệp có thể sử dụng được xu hướng tiêu dùng mới của khách hàng để đưa ra các quyết định sản phẩm sẽ được cải thiện.

* Hệ thống gợi ý lựa chọn các sản phẩm

Hệ thống gợi ý lựa chọn các sản phẩm là một dạng của hệ hỗ trợ ra quyết định, cung cấp giải pháp mang tính cá nhân hóa mà không phải trải qua quá trình tìm kiếm phức tạp. Mô hình Neural Network có thể được áp dụng để giúp hệ thống gợi ý học từ người dùng và gợi ý các sản phẩm tốt nhất trong số các sản phẩm phù hợp.

Marketing không phải cố gắng bán được hàng mà là thoả mãn được nhu cầu của khách hàng. Khi tiến hành quảng bá sản phẩm, các cửa hàng thực và các cửa hàng trên sàn thương mại điện tử có những điểm khác biệt rõ rệt. Theo nguyên lý Pareto (hay quy tắc 80/20), những sản phẩm bán chạy nhất chỉ chiếm phần nhỏ tổng số sản phẩm. Các cửa hàng thực thường có hai khu vực, một là khu trưng bày, hai là kho. Nguyên tắc dễ thấy để đạt doanh thu cao là trưng ra các sản phẩm phổ biến nhất ở những nơi dễ nhìn thấy và những sản phẩm ít phổ biến hơn được cất trong kho. Cách làm này có một hạn chế rõ rệt: những sản phẩm được trưng ra mang tính phổ biến chứ chưa chắc đã phù hợp với một khách hàng cụ thể.

Một cửa hàng có thể có món hàng một khách hàng tìm kiếm nhưng có thể không bán được vì khách hàng không nhìn thấy sản phẩm đó trên giá; việc này dẫn đến việc khách hàng không tiếp cận được sản phẩm ngay cả khi chúng đã được trưng ra. Ngoài ra, vì không gian có hạn, cửa hàng không thể trưng ra tất cả các sản phẩm mà mỗi loại chỉ đưa ra một số lượng nhỏ. Ở đây, phần lớn doanh thu (80%) đến từ phần nhỏ số sản phẩm phổ biến nhất (20%). Nếu sắp xếp các sản phẩm của cửa hàng theo doanh số từ cao đến thấp, phần nhỏ các sản phẩm tạo ra phần lớn doanh số; và

một danh sách dài phía sau chỉ tạo ra một lượng nhỏ đóng góp. Hiện tượng này còn được gọi là long tail phenomenon, tức phần đuôi dài của những sản phẩm ít phổ biến.

Tuy nhiên, với các cửa hàng trên các nền tảng số, hạn chế này có thể hoàn toàn được loại trừ bởi mọi sản phẩm đều có thể được trưng bày. Mọi sản phẩm đều được tạo ra để phục vụ nhu cầu của một bộ phận, do vậy các cửa hàng trực tuyến sẽ có nhiều khả năng hơn trong nắm bắt nhu cầu của khách hàng.

Vấn đề trong thực tế là các cửa hàng trực tuyến có khả năng trưng bày được rất nhiều sản phẩm phù hợp với nhiều đối tượng thì các cửa hàng này sẽ có thể khiến cho người tiêu dùng bị khó tìm kiếm được các sản phẩm mà họ quan tâm và yêu thích. Ý tưởng này giúp cho việc ứng dụng mô hình Neural Network trong hệ thống giới thiệu sản phẩm trở nên hữu ích.

Trong mô hình Neural Network, mô hình có hiệu quả cao trong phân loại thành công được các bình luận thành nhóm tích cực và tiêu cực. Mô hình có thể áp dụng với từng người sử dụng (user) để xem trong danh mục hàng hoá của họ, những sản phẩm mà họ yêu thích, sản phẩm mà họ không yêu thích. Từ đó, doanh nghiệp có thể tối ưu hoá hệ thống giới thiệu sản phẩm với từng cá nhân, thông qua đó cải thiện doanh thu với mặt hàng đó. Ngoài ra, doanh nghiệp có thể nhóm các sản phẩm và nhóm người tiêu dùng để xem nhóm sản phẩm nào thường cùng nhau được người tiêu dùng yêu thích. Thông qua cách tiếp cận này, doanh nghiệp có thể khơi gợi được nhu cầu chưa được biểu lộ của người tiêu dùng.

* Nghiên cứu thị trường

Phân tích cảm xúc sử dụng mô hình Neural network có thể hỗ trợ doanh nghiệp thực hiện các nghiên cứu thị trường một cách hiệu quả. Nghiên cứu thị trường hay Market Research là hoạt động thu thập thông tin về thị trường mục tiêu và phân tích các dữ liệu thu được nhằm đưa ra những câu trả lời cho những vấn đề phát sinh trong kinh doanh. Nghiên cứu thị trường giúp giảm rủi ro và hỗ trợ cho việc đưa ra quyết định của nhà sáng lập. Phương pháp này sử dụng bảng hỏi khảo sát ngắn gọn và đi thẳng vào vấn đề để lấy ý kiến từ người tham gia khảo sát. Mẫu càng lớn thì mức độ chính xác càng cao và kết quả điều tra càng ý nghĩa.

Vấn đề phát sinh khi nghiên cứu thị trường là, với một cỡ mẫu lớn, các phản hồi được ghi lại dưới dạng văn bản gây khó khăn cho các nhà quản trị doanh nghiệp trong việc xác định những thông tin quan trọng từ các phản hồi này. Việc ứng dụng mô hình Neural Network giúp xác định được tâm lý của người tiêu dùng thông qua các phản hồi, trích xuất các dữ liệu quan trọng trong các phản hồi. Thông qua đó, doanh nghiệp có thể xác định được tâm lý các đối tượng khảo sát của doanh nghiệp, xem nhóm đối tượng nào đang có thiện cảm với doanh nghiệp, nhóm đối tượng nào thị ngược lại. Vì vậy, doanh nghiệp có thể phân khúc nhóm khách hàng mục tiêu, xác định các nhu cầu quan trọng của từng đối tượng khách hàng và thấu hiểu những người đang tiêu dùng sản phẩm của doanh nghiệp hơn.

* Ngoài ra, việc áp dụng mô hình cho doanh nghiệp có thể hiện thông qua nhiều khía cạnh như: Hoạch định chiến lược kinh doanh; phân khúc thị trường mục tiêu; dự báo doanh thu và hiệu quả hoạt động kinh doanh; quản lý rủi ro; đo lường hiệu quả của chiến dịch marketing; phân tích thái độ, sở thích và hành vi của khách hàng và nhiều đề tài liên quan đến nhận thức của con người khác.

Kết quả nghiên cứu này mới chỉ dừng lại ở việc thực nghiệm, khi xác định tâm lý tiêu dùng trực tuyến dựa trên các đánh giá mà khách hàng đưa ra sau khi mua sắm sản phẩm trên trang

thương mại điện tử lớn nhất toàn cầu amazon.com. Định hướng nghiên cứu tiếp theo là thực hiện phân loại trên các bình luận bằng tiếng Việt trên các trang thương mại điện tử Việt Nam. Ngoài ra, nghiên cứu này chỉ sử dụng nguồn dữ liệu về thiết bị di động và phụ kiện, phương pháp tiếp cận của nghiên cứu có thể mở rộng áp dụng với nhiều lĩnh vực khác nhằm phục vụ cho các nghiên cứu trong tương lai.

Tài liệu tham khảo

1. Al Amrani, Y., Lazaar, M. and El Kadiri, K.E., (2018). “Random forest and support vector machine based hybrid approach to sentiment analysis”. *Procedia Computer Science*, 127, pp.511-520.
2. Berger, J., Sorensen, A. T., & Rasmussen, S. J., (2010), “Positive effects of negative publicity: When negative reviews increase sales”, *Marketing science*, 29(5), p. 815-827.
3. Euromonitor, (2021), “Using Tech Innovation for Enhancing Customer Experience”, *Passport*, p. 2 - 3
4. Hoàng, T.S (2017). “Khai phá lời bình trên các trang thương mại điện tử để xác định cảm xúc của khách hàng” (Doctoral dissertation, Trường Đại học Bách khoa-Đại học Đà Nẵng).
5. Karakaya, F., and N.G. Barnes, (2010), “Impact of Online Reviews of Customer Care Experience on Brand or Company Selection”, *Journal of Consumer Marketing*, Vol 27, no. 5, p. 447 – 457.
6. Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H., (2014), “Sentiment analysis algorithms and applications: A survey”, *Ain Shams engineering journal*, 5(4), p. 1093-1113.
7. Pang, B., Lee, L. and Vaithyanathan, S., (2002). “Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques”. *arXiv preprint cs/0205070*.