

CHATBOT DÀNH CHO DỊCH VỤ TUYỂN SINH ĐẠI HỌC: THIẾT KẾ VÀ TRIỂN KHAI DỰA TRÊN MẠNG LONG-SHORT-TERM MEMORY

Tóm tắt

Với tốc độ phát triển nhanh chóng của các dịch vụ trực tuyến trong thập kỷ qua, chatbot hoặc tác nhân trò chuyện đang trở nên phổ biến và được điều chỉnh cao để tạo ra một trợ lý ảo thực tế có thể trả lời các câu hỏi và cung cấp thông tin. Các chatbot được thiết kế để tối ưu hóa sự tương tác của cộng đồng, trong đó hiểu được thông tin đầu vào của người dùng, tìm nạp thông tin liên quan dựa trên các đầu vào và phản hồi dựa trên nền tảng tiêu chuẩn. Trong nghiên cứu này, chúng tôi thiết kế và triển khai một chatbot cho ứng dụng nhắn tin tức thời Facebook Messenger để hỗ trợ dịch vụ tuyển sinh của một trường đại học địa phương. Đầu tiên, chúng tôi thu thập tập dữ liệu gồm 386 ý định từ các cuộc trò chuyện thực tế. Thứ hai, chúng tôi xây dựng một mô hình học máy dựa trên mạng LSTM để phân loại ý định người dùng. Mô hình được đề xuất đã đạt được F1 là 0,907. Cuối cùng, chúng tôi triển khai chatbots đã phát triển của mình cho Facebook Messenger để tự động hóa hoàn toàn luồng hội thoại. Hệ thống giúp nâng cao chất lượng dịch vụ tuyển sinh.

Keywords: Chatbot; Long-short-term Memory Networks; Human Computer Interaction; Facebook Messenger.

1. Giới Thiệu

Chatbots là các chương trình máy tính tương tác với người dùng bằng ngôn ngữ tự nhiên dưới giao diện đơn giản, âm thanh (giọng nói) hoặc văn bản. Người ta có thể lập luận rằng họ đã xác định rõ hướng nghiên cứu giữa xử lý ngôn ngữ tự nhiên và tương tác giữa người và máy [1] - [3]. Chatbots hoạt động độc lập và tự động trả lời các câu hỏi tình huống hoặc xử lý chuỗi tư vấn. Sự phức tạp của vấn đề tập trung vào cách chatbot có thể hiểu được ý định hoặc ý định của con người thông qua một câu hỏi đầu vào. Sau khi hiểu được ý định của con người, hệ thống dễ dàng tương tác và gợi ý câu trả lời phù hợp nhất. Có hai mô hình chatbots chính [4]. Mô hình đầu tiên được áp dụng trong miền đóng, phản hồi trong mô hình dựa trên truy xuất [5]. Cụ thể, chatbots cung cấp các câu trả lời được chuẩn bị trước hoặc làm theo các hình thức nhất định. Thường được sử dụng trong khách hàng các hoạt động hỗ trợ chăm sóc hoặc trợ lý mua sắm trực tuyến. Mô hình thứ hai của ứng dụng trong miền mở, nơi người dùng có thể thực hiện các cuộc trò chuyện với chatbots ở bất kỳ đâu, không cần mục tiêu hoặc ý định rõ ràng và không giới hạn chủ đề [6]. Nghiên cứu về hệ thống hỏi đáp tự động hiện đang thu hút sự quan tâm của các nhà nghiên cứu, có ý nghĩa khoa học và thực tiễn [7].

Trường Đại học Công nghệ 1 Cần Thơ hiện đang đào tạo 4000 sinh viên với 15 chuyên ngành đào tạo trình độ đại học. Công việc tư vấn tuyển sinh của trường đại học được thực hiện thủ công. Các khoa cử đại diện bán thời gian tham gia công Facebook của trường đại học để trả lời các câu hỏi về việc nhập học của sinh viên. Phương pháp này có nhiều hạn chế: (i) không trả lời câu hỏi kịp thời, (ii) phụ thuộc vào thời gian rảnh của người trả lời, (iii) câu trả lời không giống nhau, và (iv) ảnh hưởng đến chất lượng dịch vụ tuyển sinh. Việc tự động hóa công thông tin tuyển sinh là một vấn đề cấp bách cần được giải quyết để tăng chất lượng tư vấn và dịch vụ cho học sinh và phụ huynh. Hệ thống tìm hiểu tất cả các câu hỏi và câu trả lời từ việc tư vấn tuyển sinh. Khi nhận được câu hỏi, hệ thống sẽ phân loại chính xác câu hỏi, tự động dò tìm câu trả lời trong cơ sở dữ liệu và kết hợp thông tin để trả lời. Bên cạnh đó, hệ thống cần hành động thân thiện, tạo sự thoải mái trong

giao tiếp.

Các tác nhân hội thoại hiện là một phần thiết yếu của nhiều dịch vụ trực tuyến, nơi giao tiếp thông thường giữa con người với con người cuối cùng được thay thế bằng tương tác giữa con người và trợ lý ảo. Theo báo cáo, có hơn 300.000 Facebook Messenger Chatbots đang hoạt động trên thị trường hiện nay [8]. Với hơn 2,32 tỷ người dùng hoạt động hàng tháng trên toàn thế giới, người dùng Facebook Messenger đại diện cho một phần đáng kể của ngành Thương mại điện tử. Tính đến tháng 1 năm 2020, Việt Nam có tỷ lệ sử dụng mạng xã hội tích cực là 67%. Và số lượng người dùng Facebook đạt 47,1 triệu [9], đặc biệt là những người trẻ tuổi, những người tham gia rất cao vào các nền tảng và dịch vụ trực tuyến. Do đó, điều quan trọng đối với các văn phòng của trường đại học là phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến trải nghiệm người dùng và tối đa hóa sự tham vấn của họ.

2. Các nghiên cứu liên quan

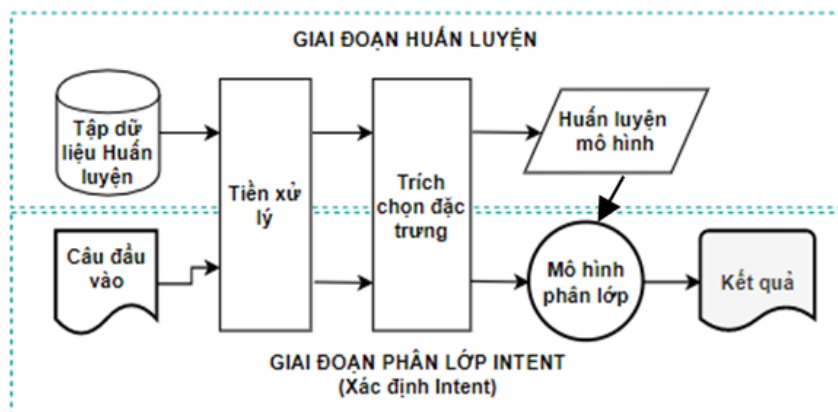
Ranoliya và cộng sự. [10] đã phát triển một chatbot để đưa ra câu trả lời hiệu quả và chính xác cho các câu hỏi thường gặp ở trường đại học bằng cách sử dụng Ngôn ngữ đánh dấu trí tuệ nhân tạo và ngữ nghĩa tiềm ẩn. Sau đó, chatbot được tích hợp vào một trang web cụ thể. Công việc gần đây được thực hiện trong [11] đã điều tra chatbots giáo dục trên Facebook Messenger để đề xuất nội dung học tập được cá nhân hóa. Các tác giả tại [12] đã hiểu rõ tình trạng người dùng Việt Nam sử dụng ứng dụng chatbot của Facebook trong lĩnh vực này. Đại học Dian Nuswantoro, Indonesia, đã phát triển một chatbot có tên là Dinus Intelligent Assistance (DINA). Nó giúp các ứng viên sinh viên tìm thấy thông tin họ cần mà không cần đợi câu trả lời của nhân viên tuyển sinh [13]. Ý tưởng tương tự nhất với công việc của chúng tôi được thực hiện trong [14]. Các tác giả đã đề xuất một hệ thống hỗ trợ tư vấn tuyển sinh bán tự động sử dụng kết hợp các kỹ thuật xử lý văn bản, học máy SVM và xử lý SMS. Hệ thống tư vấn này có thể nhận các câu hỏi của ứng viên từ trang web, email, hoặc qua SMS; sau đó, các câu hỏi sẽ được SVM machine learning tự động phân loại để gửi đến chuyên gia phù hợp trong từng lĩnh vực. Sau khi có câu trả lời từ chuyên gia, hệ thống sẽ phản hồi lại cho ứng viên. Một số nhược điểm có thể được nêu ra: (i) cần có chuyên gia vì hệ thống bán tự động, và (ii) thông tin liên lạc được truyền tải kém qua SMS. Với thông tin chi tiết về sự cân nhắc, chúng tôi đề xuất một mô hình chatbot mới hoạt động như sau. Đầu tiên, chúng tôi thu thập một tập dữ liệu gồm 386 ý định từ các cuộc trò chuyện thực tế. Thứ hai, chúng tôi xây dựng một mô hình học máy dựa trên các mạng LSTM cho nhiệm vụ phân loại ý định. Cuối cùng, chúng tôi triển khai chatbot đã phát triển của mình cho Facebook Messenger để tự động hóa hoàn toàn luồng hội thoại. Theo hiểu biết tốt nhất của chúng tôi, tìm kiếm trên cơ sở dữ liệu Google Scholar, đây là công trình đầu tiên phát triển một chatbot hoàn toàn tự động cho các dịch vụ tuyển sinh đại học trên nền tảng Facebook Messenger.

3. Phương Pháp đề xuất

3.1. Phân loại ý định

Đối với miền ứng dụng đóng, chúng tôi có thể giới hạn rằng số lượng ý định nằm trong một tập hữu hạn những ý định đã được xác định trước. Với giới hạn này, bài toán xác định ý định người dùng có thể quy về bài toán phân loại văn bản. Các kỹ thuật học máy sẽ thay thế các kiến thức chuyên môn trên một tập hợp các câu hỏi được gán nhãn (tập dữ liệu đào tạo). Một số thuật toán thường được sử dụng: Mạng nơ-ron, Naïve Bayes, cây quyết định và nhiều thuật toán khác. Phân loại câu hỏi theo kỹ thuật học có giám sát bao gồm 2 giai đoạn chính là giai đoạn đào tạo và giai đoạn dự đoán, xem hình 1. Bài toán phân loại câu hỏi cho hệ thống chatbots mà chúng tôi đang nghiên cứu được xây dựng

trong một miền dữ liệu đóng. Đầu vào là một tập hợp các cặp (Câu hỏi, Câu trả lời) độc lập. Ý định ở đây là mục tiêu của người hỏi được gắn liền với câu trả lời cụ thể.



Hình 1: Cơ chế cơ bản của phân loại ý định [4]

3.2. Tiền xử lý dữ liệu

Dữ liệu được xử lý trước là một bước quan trọng đầu tiên trong bất kỳ quá trình khai thác dữ liệu. quá trình này làm cho dữ liệu ở dạng ban đầu dễ quan sát và khám phá hơn. Đối với vấn đề phân loại ý định, do đặc thù nên mỗi ngôn ngữ đều có những tính năng riêng và đặc điểm khác nhau. Quá trình tiền xử lý sẽ giúp cải thiện hiệu quả sắp xếp và giảm độ phức tạp của thuật toán huấn luyện. Tùy thuộc vào mục đích của phân loại, chúng ta sẽ có các phương pháp xử lý trước khác nhau, chẳng hạn như:

- Chuyển văn bản thành chữ thường và sửa lỗi chính tả.
- Bỏ dấu chấm câu (nếu thực hiện tách câu).
- Xóa các ký tự đặc biệt ([], [.), [,], [:], [”], [”], [;], [/], [[]], [~], [’], [!], [@], [#], [\$], [%], [^], [&], [*], [(, [)].
- Ngăn cách các từ bằng từ ghép.
- Xóa các từ dừng, ví dụ: những từ xuất hiện nhiều nhất trong văn bản không có nghĩa khi tham gia vào phân loại ý định.
- Chuyển đổi văn bản thành vectơ làm đầu vào cho máy học phân loại.

Tiếp theo, các nguồn ý định được chuyển đổi thành một dạng các vectơ. Mô hình không gian vectơ là một trong những mô hình đơn giản và được sử dụng phổ biến nhất. TFIDF là từ viết tắt của thuật ngữ tần số nghịch đảo tần số của tài liệu, và điểm số này thường được sử dụng trong xử lý văn bản và truy xuất thông tin. Ý tưởng của trọng số TFIDF là để đánh giá tầm quan trọng tương đối của các từ trong tài liệu. Điểm số được đo lường thống kê bằng cách đánh giá tầm quan trọng của việc thu được mã thông báo trong tài liệu và bộ sưu tập [15].

Trọng số TFIDF được tính bằng $TFIDF = TF * IDF$, trong đó TF là số lần một từ xuất hiện trong tài liệu và IDF là điểm logarit của số tài liệu trong toàn bộ tài liệu chia cho số tài liệu mà từ cụ thể xuất hiện. Chính xác hơn, TF được tính như sau:

$$TF(w, d) = \frac{n^d(w)}{|d|} \quad (1)$$

Trong đó số lần một từ w xuất hiện trong tài liệu d và tổng số từ trong d là $n^d(w)$ và $|d|$ tương ứng. Trong khi TF được tính trên cơ sở từng tài liệu, IDF được tính trên cơ sở của toàn bộ tài liệu. Do đó, IDF được tính như sau:

$$IDF(w) = \log \frac{|C|}{n^c(w)} \quad (2)$$

Trong đó $|C|$ đại diện cho số tài liệu trong kho tài liệu và $n^c(t)$ đại diện cho số tài liệu có chứa từ w .

3.3. Long Short Term Memory Networks

Mạng nơ-ron tuần hoàn (RNN) là một loại mạng nơ-ron đặc biệt chuyên về các chuỗi dữ liệu. RNN thường được sử dụng trong các tác vụ Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) vì tính hiệu quả của chúng trong việc xử lý các nguồn văn bản [16]. Hai dạng hữu ích chính của RNN là dịch máy và phân tích ngữ nghĩa, ví dụ : phân loại văn bản, Mạng LSTM (Long Short Term Memory Networks) là một loại RNN đặc biệt, có khả năng học các phụ thuộc dài hạn [17], [18]. Các mô hình này lần đầu tiên được giới thiệu vào cuối năm 1990 và đã trở nên phổ biến rộng rãi trong việc phát triển chatbot trong vài năm trở lại đây nhờ vào sự cải thiện đáng kể về khả năng tính toán của học sâu tăng tốc phần cứng [19], [20]. Với LSTM, thông tin truyền qua một cơ chế được gọi là trạng thái tế bào, cơ chế này chúng có thể nhớ hoặc quên một cách có chọn lọc. Hình 2 trình bày các lớp LSTM chưa được cuộn. Các thành phần chính của một đơn vị LSTM là cổng quên, cổng đầu vào, trạng thái ô và cổng đầu ra [22]. Chúng tôi ký hiệu C_t là trạng thái C tại thời điểm t, $x = (x_0, x_1, \dots, x_j)$ là chuỗi đầu vào, w là trọng số đã học, b là số hạng lệch và $h = (h_0, h_1, \dots, h_j)$ là đầu ra trạng thái ẩn. Điều này được thực hiện bởi một lớp sigmoid được gọi là lớp cổng quên. Nhìn vào h_{t-1} và x_t . Kết quả đầu ra là 0, hãy quên nó đi và 1, đừng quên nó. Vì thế quan hệ giữa h và x như sau:

$$f_t = \sigma(W_f.[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

Tiếp theo, chúng ta cần quyết định thông tin nào được lưu trữ trong trạng thái ô. Một lớp sigmoid, được gọi là cổng đầu vào, xác định các giá trị cập nhật. Lớp tanh tạo ra một giá trị ứng cử viên mới cho trạng thái ô \tilde{C}_t .

$$i_t = \sigma(W_i.[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (4)$$

$$C_t = \tanh(W_C.[h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (5)$$

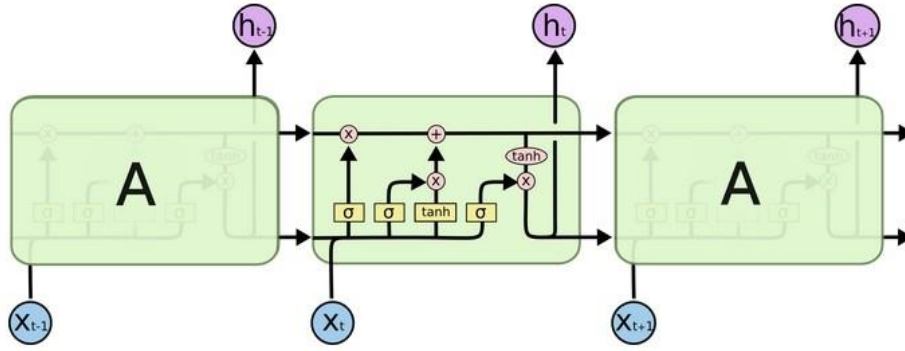
Sau đó, chúng tôi cập nhật trạng thái ô cũ C_{t-1} thành trạng thái ô mới C_t

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (6)$$

Khi trạng thái ô được cập nhật, kích hoạt cổng ra bằng cách tính toán các phương trình sau.

$$o_t = \sigma(W_o.[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (7)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (8)$$



Hình 2: Môđun lặp lại trong một LSTM chứa 3 đơn vị [21].

4. Đánh giá

Chúng tôi định nghĩa TP, FP và FN là số điểm dự đoán đúng thực sự, số điểm dự đoán sai lệch và số điểm dự đoán sai lệch một cách gián tiếp. Với vấn đề phân loại trong đó các tập dữ liệu của các lớp rất khác nhau, một phép toán logic thường được sử dụng là Precision-Recall. Với cách xác định một lớp là tích cực, Độ chính xác được định nghĩa là tỷ lệ giữa số điểm tích cực thực sự với những điểm được phân loại là tích cực (TP + FP). Việc thu hồi được định nghĩa là tỷ lệ giữa số điểm tích cực thực sự với số điểm tích cực (TP + FN). Về mặt toán học, Precision và Recall là hai phân số có tử số bằng nhau nhưng mẫu số khác nhau:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

Chúng tôi kết hợp Công thức 9 và 10 để tính điểm F1- như sau:

$$F1 - score = 2 \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (11)$$

5. Thu thập dữ liệu

Để xây dựng một mô hình phân loại ý định, chúng ta cần một tập dữ liệu huấn luyện bao gồm các yêu cầu khác nhau cho từng ý định. Các thí sinh sinh viên có thể bày tỏ thắc mắc của mình theo nhiều cách khác nhau cho cùng một mục đích, chẳng hạn như điều kiện nhập học, hồ sơ yêu cầu, bảo hiểm bắt buộc, chỉ tiêu tuyển sinh 2020 cho mỗi môn học, và tiêu chí tuyển sinh cho từng khu vực. Chúng tôi đã thu thập một bộ dữ liệu gồm 386 câu hỏi và câu trả lời có ký hiệu tiếng Việt từ văn phòng tuyển sinh, những câu hỏi này thường được hỏi trong quá trình hỗ trợ tư vấn tuyển sinh của trường đại học. Các cặp câu hỏi-câu trả lời trong tập dữ liệu này được phân loại thành bảy lĩnh vực, xem Bảng 1. Hệ thống có thể dễ dàng mở rộng bằng cách thêm nhiều ý định sau.

Bảng 1: Các lớp ý định

Class	Intent Type
1	Greetings (greet)
2	Registration and documents (ask register)
3	Tuition and fee (ask fee)
4	Admission timeline (ask time)
5	High school profile and scoring (ask score)
6	Candidates' information and update (ask info name)
7	Miscellaneous queries (ask differ)

8	Goodbye
9	Thanks

6. Kiến trúc mạng LSTM

Trong thử nghiệm này, chúng tôi đã cài đặt và đào tạo mô hình phân loại mục đích bằng cách sử dụng mạng LSTM. Mô hình tóm tắt của mạng như trong Bảng 2. Mạng được huấn luyện trên máy thông thường được trang bị CPU Intel® Core™ i5- 7200U CPU@ 2,50GHz, 8GB RAM và Windows 10. Thư viện và phần mềm hỗ trợ học sâu được sử dụng thử nghiệm là Tensorflow và Rasa. Giao diện người dùng được phát triển bằng nền tảng Facebook Webchat.

Bảng 2: Tóm tắt về kiến trúc LSTM thử nghiệm

Layer	Output shape	Param #
Masking	(None, 3, 56)	0
LSTM	(None, 32)	11392
Dense	(None, 47)	1551
Activation	(None, 47)	0
Total params: 12943		
Trainable params: 12943		
Non-trainable params: 0		

7. Kết quả thử nghiệm

Các tác giả xáo trộn ngẫu nhiên nguồn văn bản thu thập được thành % tập huấn luyện và % tập kiểm tra. Quy trình thử nghiệm của chúng tôi như sau. Đầu tiên, chúng tôi đào tạo mô hình LSTM được đề xuất trên mỗi lớp và toàn bộ lược đồ phân tách. Bảng 3 hiển thị các thước đo đánh giá trên tập dữ liệu huấn luyện, trong khi Bảng 4 và Hình 3 minh họa điểm số và ma trận nhầm lẫn trên bộ thử nghiệm.

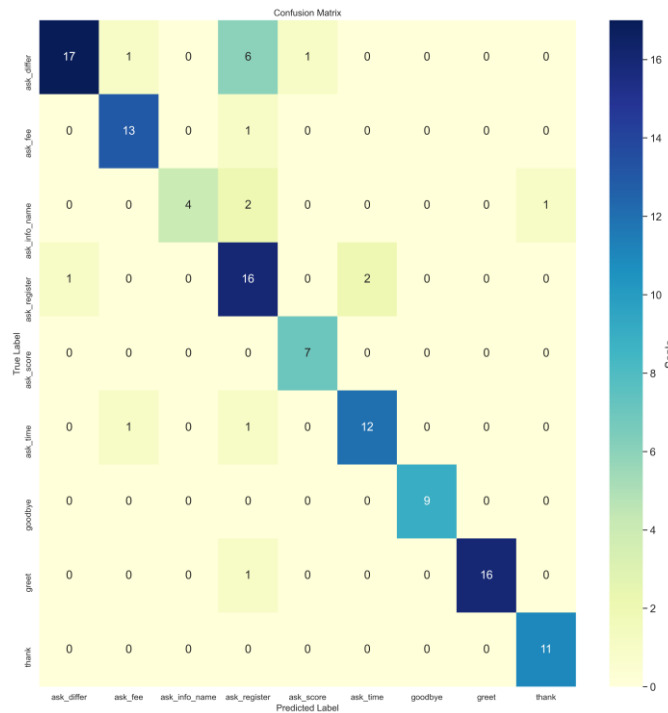
Bảng 3: Điểm số trên tập dữ liệu huấn luyện

Class	Intent Type	Precisi	Recall	F1-score
1	ask differ	1.00	0.96	0.98
2	ask fee	1.00	1.00	1.00
3	ask info name	1.00	1.00	1.00
4	ask register	0.95	1.00	0.97
5	ask score	1.00	0.96	0.98
6	ask time	1.00	0.96	0.98
7	goodbye	1.00	0.96	0.98
8	greet	1.00	0.96	0.98
9	thank	1.00	0.96	0.98
All intents		0.994	0.995	0.994

Bảng 4: Điểm số trên tập dữ liệu thử nghiệm

Class	Intent Type	Precisi	Recall	F1-score
1	ask differ	0.94	0.68	0.79
2	ask fee	0.87	0.93	0.90
3	ask info name	1.00	0.57	0.73
4	ask register	0.60	0.84	0.70
5	ask score	0.88	1.00	0.93
6	ask time	0.86	0.86	0.86
7	goodbye	1.00	1.00	1.00

8	greet	1.00	0.94	0.97
9	thank	0.92	1.00	0.96
All Intents		0.950	0.868	0.907



Hình 3: Ma trận nhầm lẫn trên tập kiểm tra.

8. Triển khai Chatbot

Việc tích hợp Chatbot vào Facebook Messenger rất đơn giản và chỉ mất vài phút để hiển thị một chatbot cho kênh Facebook. Đầu tiên, chúng ta cần có một chatbot được phát triển và một tài khoản Facebook đã đăng ký. Sau đó, chúng tôi tạo một ứng dụng Facebook Messenger và nhận mã thông báo trang và bí mật của ứng dụng. Tiếp theo, chúng tôi kết nối chatbot với ứng dụng, thử nghiệm và xuất bản chatbot trực tuyến. Một số ảnh chụp màn hình của chatbot của chúng tôi được trình bày trong Hình 4.



Hình 4: Một số ảnh chụp màn hình của buổi tư vấn giữa ứng viên sinh viên (hộp màu xanh) và chatbot của chúng tôi (hộp màu xám). Luồng chuyển đổi từ trái sang phải.

9. Kết Luận

Nghiên cứu này đã kiểm tra một chatbot cho các dịch vụ quảng cáo của trường đại học dựa trên mô hình mạng long-short-term memory. Chúng tôi đã giải quyết một kịch bản tư vấn thực tế tại trường đại học của chúng tôi và giải quyết sự tiến bộ của trí tuệ nhân tạo trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Các tác giả đã thu thập bộ dữ liệu hội thoại chuyên sâu và xây dựng một mô hình học máy cho nhiệm vụ phân loại ý định. Đánh giá cho thấy điểm F1- cao lần lượt là 0,994 và 0,907 và các bộ đào tạo và kiểm tra. Chúng tôi cũng đã triển khai chatbot được phát triển của mình cho ứng dụng nhắn tin tức thời Facebook messenger để tự động hóa hoàn toàn quy trình trò chuyện trên quy mô lớn. Theo hiểu biết của chúng tôi, đây là công trình được báo cáo đầu tiên phát triển loại chatbot này cho tuyển sinh đại học ở Việt Nam.

Tham khảo

- [1] M. F. McTear, “The rise of the conversational interface: A new kid on the block?” in *International Workshop on Future and Emerging Trends in Language Technology*. Springer, 2016, pp. 38–49.
- [2] D. Griol and Z. Callejas, “An architecture to develop multimodal educative applications with chatbots,” *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 10, no. 3, p. 175, 2013.
- [3] P. A. Angga, W. E. Fachri, A. Eleanita, R. D. Agushinta *et al.*, “Design of chatbot with 3d avatar, voice interface, and facial expression,” in *2015 International Conference on Science in Information Technology (ICSITech)*. IEEE, 2015, pp. 326–330.
- [4] Thúy, Nguyen Thành, “Ứng dụng thuật toán học có giám sát multi-class svm trong xây dựng hệ thống chatbot hỏi đáp tiếng việt,” pp. 177–184, 2018.
- [5] K. Ono, R. Takeda, E. Nichols, M. Nakano, and K. Komatani, “Toward lexical acquisition during dialogues through implicit confirmation for closed-domain chatbots,” in *Proc. of Second Workshop on Chatbots and Conversational Agent Technologies (WOCHAT)*, 2016.
- [6] A. Kamphaug, O.-C. Granmo, M. Goodwin, and V. I. Zadorozhny, “Towards open domain chatbots—a gru architecture for data driven conversations,” in *International Conference on Internet Science*. Springer, 2017, pp. 213–222.
- [7] J. Pereira and Ó. Díaz, “Chatbot dimensions that matter: Lessons from the trenches,” in *International Conference on Web Engineering*. Springer, 2018, pp. 129–135.
- [8] G. Nealon, “Council post: Using facebook messenger and chatbots to grow your audience,” Jun 2018. [Online]. Available: <https://www.forbes.com/sites/forbesagencycouncil/2018/06/04/using-facebook-messenger-and-chatbots/>
- [9] P. b. E. Z. Doan and J. 5, “Vietnam: number of facebook users 2023,” Jun 2020. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/490478/number-of-vietnam-facebook-users/>
- [10] B. R. Ranoliya, N. Raghuvanshi, and S. Singh, “Chatbot for university related faqs,” in *2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*. IEEE, 2017, pp. 1525–1530.
- [11] P. Smutny and P. Schreiberova, “Chatbots for learning: A review of educational chatbots for the facebook messenger,” *Computers & Education*, p. 103862, 2020.
- [12] X. Nguyen, H. Tran, H. Phan, and T. Phan, “Factors influencing customer satisfaction: The case of facebook chatbot vietnam,” *International Journal of Data and Network Science*, vol. 4, no. 2, pp. 167–178, 2020.
- [13] H. A. Santoso, N. A. S. Winarsih, E. Mulyanto, S. E. Sukmana, S. Rustad, M. S. Rohman, A. Nugraha, F. Firdausillah *et al.*, “Dinus intelligent assistance (dina) chatbot for university admission services,” in *2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication*. IEEE, 2018, pp. 417–423.
- [14] Nghe, Nguyen Thái and Định, Trương Quốc, “Hệ thống hỗ trợ tư vấn tuyển sinh đại học,” *Tap chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ*, pp. 152–159, 2015.
- [15] N. Duong-Trung, *Social Media Learning: Novel Text Analytics for Geolocation and Topic Modeling*. Cuvillier Verlag, 2017.
- [16] D. Yogatama, C. Dyer, W. Ling, and P. Blunsom, “Generative and discriminative text classification with recurrent neural networks,” *arXiv preprint arXiv:1703.01898*, 2017.
- [17] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [18] J. Cheng, L. Dong, and M. Lapata, “Long short-term memory-networks for machine reading,” *arXiv preprint arXiv:1601.06733*, 2016.
- [19] J. Brownlee, *Long Short-term Memory Networks with Python: Develop Sequence Prediction Models with Deep Learning*. Machine Learning Mastery, 2017.
- [20] M. Gupta, P. Bhilare, S. Katkade, U. Kerkar, and P. Thakur, “Implementation of artificial intelligence based chatbot system with long term memory,” Available at SSRN

3574575, 2020.

- [21] “Understanding lstm networks.” [On- line]. Available: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
- [22] A. Graves, “Long short-term memory,” in *Supervised sequence labelling with recurrent neural networks*. Springer, 2012, pp. 37–45.