

KHUNG ỨNG DỤNG KẾT HỢP CHATBOT VÀ NHÂN VIÊN CHĂM SÓC KHÁCH HÀNG TRONG LĨNH VỰC KHÁCH SẠN

Võ Viết Minh Nhật¹, Ngô Văn Sơn^{2*}, Nguyễn Hữu Liêm³

¹Đại học Huế

²Trường Du lịch, Đại học Huế

³Trường ĐH Khoa học, Đại học Huế

*Email: ngovanson@hueuni.edu.vn

Ngày nhận bài: 21/11/2022; ngày hoàn thành phần biện: 6/12/2022; ngày duyệt đăng: 20/12/2022

TÓM TẮT

Trợ lý ảo (chatbot) đang thu hút nhiều sự quan tâm của giới nghiên cứu và kinh doanh. Nhưng hầu hết các khung ứng dụng chatbot tập trung vào hỗ trợ tương tác chatbot - người dùng mà chưa chú trọng đến việc kết hợp chatbot và nhân viên chăm sóc khách hàng. Thực tế, các cuộc hội thoại giữa chatbot và người dùng không phải lúc nào cũng kết thúc tốt đẹp do có sự nhầm lẫn của chatbot hoặc chính chatbot không thể trả lời câu hỏi của khách hàng. Trong những trường hợp đó, chatbot cần nhận biết tạm dừng hoạt động trả lời và kích hoạt sự can thiệp của nhân viên chăm sóc khách hàng. Bài báo này đề xuất một khung ứng dụng kết hợp chatbot và nhân viên chăm sóc khách hàng trong lĩnh vực khách sạn, trong đó RASA được sử dụng để xây dựng chatbot, trình quản lý tin nhắn và dịch vụ web hỗ trợ tương tác. Kết quả thực nghiệm cho thấy khung ứng dụng đề xuất đạt được độ chính xác hiểu ngôn ngữ tự nhiên như sau: Accuracy = 96,6%; F1-score = 97%; và Precision = 97,2%.

Từ khóa: Chatbot, học máy, khung ứng dụng, khách sạn, RASA.

1. MỞ ĐẦU

Chatbot là một chương trình máy tính, có thể phản hồi giống như một thực thể thông minh khi được trò chuyện với con người thông qua hình thức văn bản hoặc giọng nói; nó có thể hiểu một hoặc nhiều ngôn ngữ của con người bằng xử lý ngôn ngữ tự nhiên [1]. Với sự bùng nổ của ứng dụng công nghệ thông tin vào hoạt động kinh doanh du lịch, việc khách hàng tiếp cận thông tin du lịch qua chatbot trở nên phổ biến. Người dùng có thể giao tiếp với chatbot thông qua tương tác bằng giọng nói hoặc văn bản. Chatbot có thể giúp người dùng thực hiện nhiều yêu cầu khác nhau từ gọi điện,

tìm kiếm thông tin đến đặt vé, đặt phòng khách sạn. Với tính năng tương tác và phản hồi khách hàng nhanh chóng 24/7, khách hàng có thể được giải quyết mọi vấn đề bất kể ngày đêm, bất kể đang ở quốc gia với múi giờ khác nhau. Khách du lịch không cần tìm kiếm số điện thoại hỗ trợ, chờ đợi, hoặc gọi lại trong giờ làm việc. Chatbot có thể giúp khách hàng thực hiện lệnh đặt vé máy bay, thay đổi phòng khách sạn chỉ cần vài bước đơn giản trong Messenger hoặc Website.

Để cải thiện khả năng hiểu ngôn ngữ tự nhiên, chatbot ngày nay sử dụng các kỹ thuật tiên tiến về xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural Language Processing - NLP), các kỹ thuật học sâu như Deep Reinforcement Learning (DRL) hay Deep Neural Network (DNN) [10]. Gần đây, cộng đồng xử lý ngôn ngữ tự nhiên đã đạt được nhiều đột phá trong việc tích hợp ngữ cảnh và các mô hình ngôn ngữ hai chiều như ELMo [9], OpenAI GPT-2 [12], BERT [5], RoBERTa [6], DistilBERT [13], XLM [2], XLNet [18]. Đặc biệt, mô hình BERT là một tiếp cận xử lý ngôn ngữ tự nhiên tiêu biểu với các khả năng dịch ngôn ngữ, phân loại câu, v.v.

Trong ngành du lịch đã có nhiều nghiên cứu xây dựng chatbot, trong đó đa số xem xét đối với từng trường hợp dữ liệu cụ thể bằng ngôn ngữ tiếng Anh áp dụng cho ngành hàng không [8], đại lý du lịch [11], lập kế hoạch chuyến đi [14], hỗ trợ thông tin du lịch tại điểm đến [7][16], đặt phòng khách sạn [3], v.v. Cũng không có khẳng định nào về mô hình học máy tốt nhất cho mọi trường hợp. Trên miền dữ liệu Tiếng Việt, vấn đề bóc tách từ ghép hiện nay đã có những nghiên cứu giải quyết nó như thư viện UnderTheSea của Vu Anh [17], VnCoreNLP [15]. Bên cạnh đó, các vấn đề về chuẩn hoá các lỗi sai chính tả, viết tắt, v.v đã ảnh hưởng rất lớn đến độ chính xác của mô hình.

Thực tế, chatbot thay doanh nghiệp tương tác hàng trăm khách hàng đồng thời thay cho một nhân viên du lịch. Điều này rất có ý nghĩa khi nhiều doanh nghiệp bị quá tải mùa du lịch, bỏ lỡ những khách hàng tiềm năng. Hệ thống thực hiện kịch bản đã cài đặt sẵn, đưa ra gợi ý phù hợp từng cá nhân và sở thích người dùng. Chatbot thay nhân viên trả lời câu hỏi thường gặp, tự động đặt lịch, đặt chỗ. Nếu chatbot gặp phải một vấn đề mà chưa được trang bị để giải quyết, chatbot có thể chuyển ngay cho một nhân viên để kịp thời xử lý. Vì vậy, trong bài báo này, chúng tôi xây dựng một khung ứng dụng Chatbot dựa trên học máy (Machine Learning-Chatbot - ML-Chatbot) và áp dụng vào lĩnh vực khách sạn.

Đóng góp chính của bài báo gồm:

- Mô hình hoá bài toán chatbot đa kênh, có khả năng phối hợp chuyển đổi giữa chatbot và nhân viên chăm sóc khách hàng trong khách sạn dựa trên học máy (ML-Chatbot), từ đó có thể áp dụng vào nhiều miền ứng dụng khác nhau như quán café, nhà hàng, đặt vé trực tuyến, đại lý du lịch, v.v.; và

- Tinh chỉnh mô hình ngôn ngữ tiền huấn luyện như BERT, PhoBERT và

FastText.

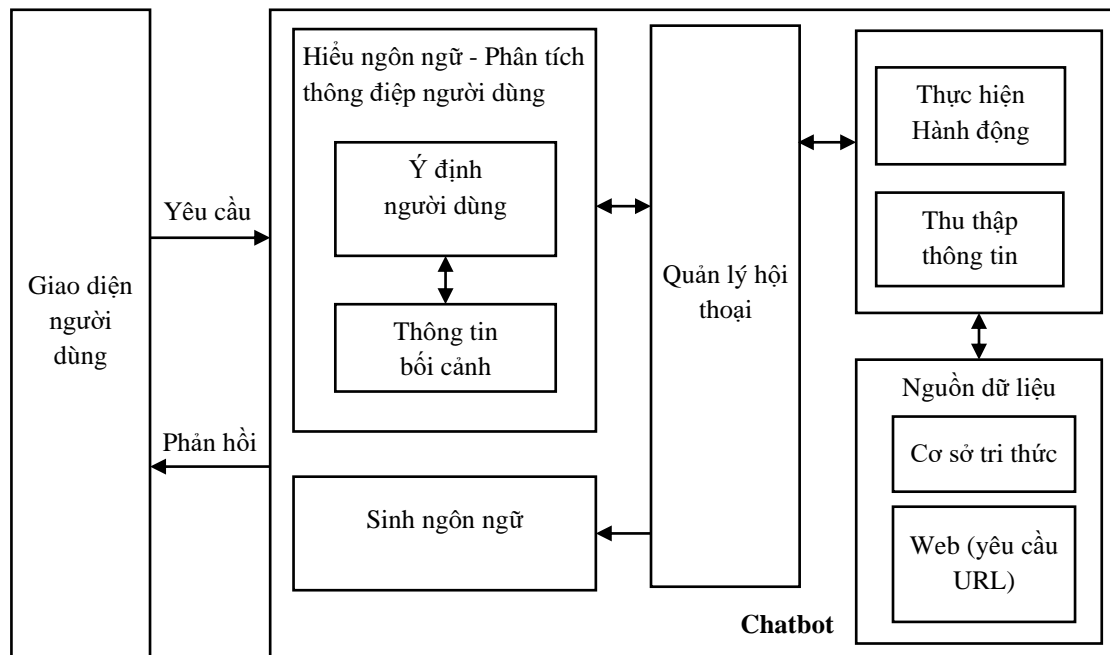
– Thiết lập cấu hình hoạt động chatbot và thực hiện đánh giá hiệu quả của mô hình ngôn ngữ sau tinh chỉnh nhằm làm tăng năng lực hiểu tiếng Việt của ML-Chatbot.

Các phần tiếp theo của bài báo được tổ chức như sau: **Phần 2.** Cách tiếp cận xây dựng khung ứng dụng ML-chatbot. **Phần 3.** Cài đặt thử nghiệm ML-chatbot trong lĩnh vực khách sạn. **Phần 4.** Trình bày kết luận và hướng phát triển.

2. CÁCH TIẾP CẬN XÂY DỰNG KHUNG ỨNG DỤNG ML-CHATBOT

2.1. Mô hình chung của chatbot

Hiện nay, có nhiều loại chatbot khác nhau và được phân loại dựa trên một số tiêu chí như: cách thức tương tác (interaction mode), miền tri thức (knowledge domain), loại ứng dụng (chatbot application) và cách tiếp cận để xây dựng (design approach). Tuy nhiên, nhìn chung, cấu trúc của một hệ trợ lý ảo gồm 3 thành phần chính: (1) Hiểu ngôn ngữ tự nhiên; (2) Quản lý hội thoại; (3) Tạo ra câu trả lời tương ứng với thông điệp đầu vào (Hình 1).



Hình 1. Cấu trúc chung của một trợ lý ảo [1]

(1) **Hiểu ngôn ngữ tự nhiên:** Giúp hệ thống hiểu rõ những gì mà người sử dụng đang yêu cầu, gồm hai chức năng sau:

- Xác định ý định của người dùng: Mục đích của chức năng này là xác định ý định của người dùng thông qua thông điệp mà họ đưa vào. Một số cách tiếp cận chính

cho việc xác định chủ đề như đối sánh mẫu, dựa trên luật và học máy. Đối với cách tiếp cận học máy, bài toán xác định chủ đề của câu văn bản cho trước được xem như là bài toán phân loại văn bản, trong đó mỗi văn bản được phân vào lớp chủ đề tương ứng. Một số phương pháp học máy được sử dụng như SVM, Naive Bayes, logistic regression và các phương pháp học sâu .

- Trích xuất thực thể: Chức năng này có nhiệm vụ trích xuất các thông tin ngữ cảnh thông qua thông điệp của người dùng. Chẳng hạn như địa điểm, thời gian, thông tin người dùng, v.v.. Những thông tin này sẽ giúp hệ thống đưa ra câu trả lời phù hợp với tình huống của người dùng.

(2) **Quản lý hội thoại:** Thành phần quản lý hội thoại giữ và cập nhật ngữ cảnh của cuộc hội thoại là ý định hiện tại, các thực thể được xác định hoặc các thực thể bị thiếu cần thiết để thực hiện các yêu cầu của người dùng. Hơn nữa, nó yêu cầu thông tin thiếu, xử lý làm rõ bởi người dùng và đặt câu hỏi tiếp theo. Quản lý hội thoại cũng có nhiệm vụ xác định được hành động tiếp theo dựa vào trạng thái hành động trước đó hay ngữ cảnh hội thoại. Các ngữ cảnh này phải được đối chiếu trong các kịch bản dựng sẵn đã đào tạo cho bot. Thành phần này cũng đảm nhiệm việc lấy dữ liệu từ hệ thống khác qua các API/Data sources gọi trong action.

(2) **Tạo ra câu trả lời:** Thành phần này sẽ tạo ra câu trả lời phù hợp dựa vào chủ đề và ngữ cảnh thông điệp của người dùng. Có 3 cách tiếp cận chính:

- Tiếp cận dựa trên mẫu (Pattern-based approach): Phương pháp này sẽ so khớp thông điệp đầu vào với mẫu câu hỏi-đáp để đưa ra câu trả lời tương ứng

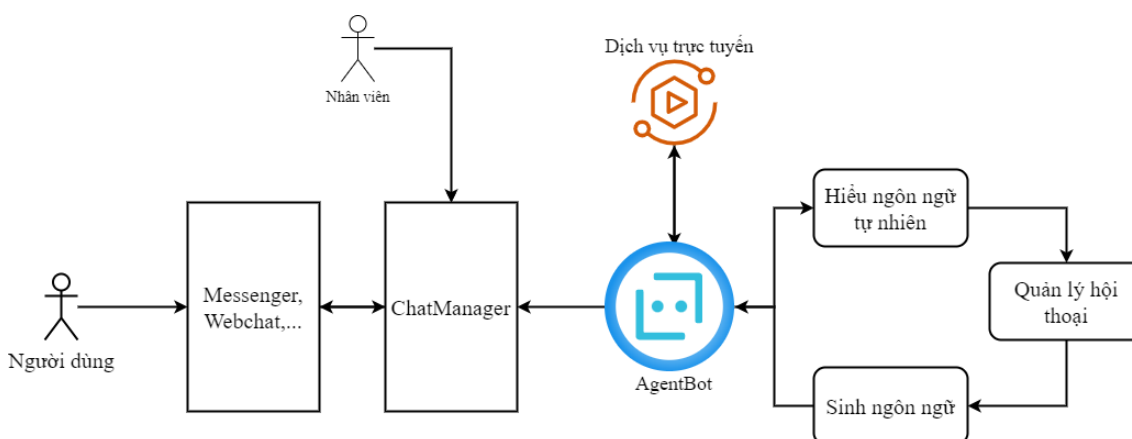
- Tiếp cận dựa trên truy xuất (Retrieval-based approach): Dựa vào chủ đề và ngữ cảnh của thông điệp đầu vào, hệ thống sẽ đưa ra câu trả lời thích hợp bằng cách truy vấn vào cơ sở dữ liệu/ cơ sở tri thức.

- Tiếp cận dựa trên sáng tạo (Generative-based approach): Đưa ra câu trả lời gần giống cách của con người nhất. Cụ thể, hệ thống sẽ đưa ra câu trả lời dựa vào các thông điệp đầu vào hiện tại và trước đó. Tuy nhiên, trên thực tế, cách tiếp cận này gặp khó khăn trong việc xây dựng và huấn luyện mô hình vì dữ liệu huấn luyện cần phải rất lớn để có thể đưa ra câu trả lời chính xác.

2.2. Cách tiếp cận xây dựng ML-chatbot

Trong nghiên cứu này chúng tôi xây dựng ML-chatbot, một mô hình chatbot dựa trên học máy nhưng vẫn cho phép nhân viên thật tương tác với khách hàng ngay trong cùng hội thoại có chatbot (Hình 2). Do có sự tham gia của nhân viên thật nên mô hình cần thiết kế để ghi nhận trạng thái hội thoại giữa chatbot với khách hàng và trạng thái giữa nhân viên thật với khách hàng. Thành phần hiểu ngôn ngữ tự nhiên của ML-chatbot được chúng tôi sử dụng là RASA [13]. RASA là mã nguồn mở được thiết kế để

người dùng có thể phát triển dễ dàng với nhiều khả năng tùy chỉnh được cung cấp, như thêm thành phần tùy chỉnh linh động theo trường hợp cụ thể, thêm nhiệm vụ hoặc thêm nhiều webhook¹ cho một dự án. RASA có hai thành phần chính là RASA Core và RASA NLU (Natural Language Understanding). RASA NLU có chức năng phân loại ý định và trích xuất thực thể (entities). RASA Core được sử dụng để quản lý luồng hội thoại, phát biểu (utterance) và hành động (action). Trên cơ sở nền tảng RASA, chúng tôi đã mô hình hóa chatbot dựa trên học máy kết hợp nhân viên chăm sóc khách hàng trực tuyến áp dụng cho trường hợp hỗ trợ thông tin khách sạn như sau:



Hình 2. Mô hình ML-Chatbot

Để chèn được hội thoại giữa nhân viên và khách hàng lúc cần thiết, chúng tôi xây dựng thêm hai thành phần: *AgentBot* và *ChatManager*. *ChatManager* là thành phần quản lý hội thoại chung, tạo môi trường tương tác hội thoại giữa *Người dùng* với *Nhân viên*; giữa *Người dùng* với *AgentBot*. *AgentBot* giúp ghi nhận trạng thái hoạt động của hội thoại; chuyển đổi trạng thái khi *Nhân viên* can thiệp vào hội thoại và tạm dừng hoạt động kết nối đến thành phần hiểu ngôn ngữ tự nhiên. Ngoài ra, *AgentBot* sẽ hỗ trợ kết nối và thực hiện các dịch vụ trực tuyến như đặt phòng, đặt mua vé,...

Trong trường hợp hoạt động bình thường, *AgentBot* chuyển thông điệp của người dùng đến thành phần *Hiểu ngôn ngữ tự nhiên* để xác định chủ đề; trích xuất các thông tin cần thiết. Các thông tin được trích xuất từ thông điệp đầu vào sẽ được thành phần quản lý hội thoại và chuyển sang phần *Sinh ngôn ngữ* để đưa ra câu trả lời phù hợp với thông điệp đầu vào và đưa ra hành động tiếp theo tùy vào cấu hình chính sách lựa chọn.

¹ Webhook (cũng có thể gọi là web callback hay HTTP push API) cho phép ứng dụng cung cấp dữ liệu cho một ứng dụng khác trong thời gian thực. Không như các API truyền thống cần phải thăm dò máy chủ thường xuyên để biết xem có sự kiện mới hay không, với webhook bất cứ khi nào có sự kiện mới máy chủ sẽ tự động thông báo cho máy khách được biết.

3. CÀI ĐẶT THỬ NGHIỆM KHUNG AI-CHATBOT

Phần dưới đây trình bày mô tả cài đặt khung ML-chatbot áp dụng cho lĩnh vực khách sạn.

3.1. Thiết kế chương trình

- *Giao tiếp với người dùng ChatManager, AgentBot*: Phần giao tiếp với người dùng và *AgentBot* được viết bằng ngôn ngữ PHP, máy chủ ảo cài đặt hệ điều hành Ubuntu 20.04, máy chủ web Nginx 1.18.0 có IP tĩnh nhằm hỗ trợ tốt cho quá trình kết nối Facebook Messenger, WebChat.

- *Xây dựng tập dữ liệu huấn luyện (training data)*: Tập dữ liệu được sử dụng cho quá trình học mô hình xác định chủ đề và thực thể của thông điệp đầu vào. Việc thu thập dữ liệu huấn luyện được tiến hành như sau:

Dữ liệu sử dụng trong việc nâng cao năng lực hiểu ngôn ngữ tiếng Việt của ML-chatbot được thu thập từ dữ liệu hỏi đáp về thông tin du lịch. Sau đó, chúng tôi biên tập thành bộ dữ liệu câu hỏi - trả lời theo từng chủ đề liên quan đến nhu cầu cần thiết của khách đi du lịch như ăn, ở, đi lại, thông tin về các địa danh v.v. Ngoài ra, dữ liệu cũng được thu thập từ các nhân viên chăm sóc khách hàng trực tuyến tại khách sạn Thanh Lịch Huế. Bên cạnh đó, chúng tôi còn thu thập dữ liệu từ những phần hỏi đáp, đánh giá và phản hồi của một số website khách sạn khác. Dựa trên dữ liệu đã thu thập, chúng tôi tiến hành phân tích, trích lọc và xây dựng tập huấn luyện, kịch bản hội thoại. Đây là phần khá tốn thời gian vì cần xác định các nhóm câu hỏi giống nhau để phân loại và câu trả lời cần được thống kê lại theo nhóm nhằm xây dựng cơ sở dữ liệu hỗ trợ chatbot truy vấn tìm thông tin. Việc xây dựng cơ sở dữ liệu cũng giúp cho quá trình cập nhật dữ liệu mới và chatbot sẽ phân biệt được dữ liệu mới nhất với dữ liệu trước đây. Sau khi qua bước tiền xử lý thủ công, dữ liệu huấn luyện có dạng như hình sau:

Dữ liệu về ý định và các ví dụ liên quan đến ý định:

- *intent: book_room_with_num_people*

examples: |

- Tôi muốn đặt phòng cho [2]{*"entity": "num_people", "value": "2"*} người
- Tôi muốn đặt phòng cho [3]{*"entity": "num_people", "value": "3"*} người
- Tôi muốn đặt phòng cho [5]{*"entity": "num_people", "value": "5"*} người
- Tôi muốn đặt phòng cho [6]{*"entity": "num_people", "value": "6"*} người
- Tôi muốn đặt phòng cho [10]{*"entity": "num_people", "value": "10"*} người
- Tôi muốn đặt phòng cho [20]{*"entity": "num_people", "value": "20"*} người

- intent: book_room_with_number

examples: |

- Tôi muốn đặt [hai>{"entity": "num_rooms", "value": "2"} phòng
- Tôi muốn đặt [ba>{"entity": "num_rooms", "value": "3"} phòng
- Tôi muốn đặt [hai>{"entity": "num_rooms", "value": "2"} phòng cho gia đình mình
- Tôi muốn đặt [2>{"entity": "num_rooms", "value": "2"} phòng để ở
- Tôi muốn [3>{"entity": "num_rooms", "value": "3"} phòng
- Tôi muốn đặt [34>{"entity": "num_rooms", "value": "34"} phòng.
- Tôi muốn đặt [8>{"entity": "num_rooms", "value": "8"} phòng.

Dữ liệu về câu chuyện hội thoại, kịch bản tương tác giữa khách và chatbot:

stories:

- *story: book room*

steps:

- *intent: greet*
- *action: utter_greet*
- *intent: book_room*
- *action: booking_form*
- *active_loop: booking_form*
- *slot_was_set:*
 - *num_rooms: 2*
 - *room_type: "Simple"*

Kết quả dữ liệu sau thu thập bao gồm hơn 700 mẫu câu phân loại ý định, 59 ý định và 8 thực thể liên quan đến thông tin cơ bản về khách sạn.

- **Thiết lập cấu hình:** Thiết lập cấu hình là bước cần thiết để các thành phần phối tự động để tạo ra một mô hình học máy. Đối với các hệ thống chatbot sử dụng mô hình học máy thì cấu hình này là phần đóng gói toàn bộ các phương pháp xử lý dữ liệu để tạo ra một mô hình học máy phù hợp nhất cho một bộ dữ liệu cụ thể. Trong bước cấu hình hoạt động ML-chatbot, chúng tôi sử dụng ba mô hình ngôn ngữ BERT, FastText và PhoBert với các thay đổi cấu hình nhằm so sánh và đánh giá cấu hình hoạt động tốt.

Với mô hình Bert, chúng tôi chọn bert-base-multilingual-cased² được lưu trữ trên thư viện tiền huấn luyện Huggingface để sử dụng với 12 lớp ẩn được huấn luyện trên 104 ngôn ngữ (bao gồm tiếng Việt) và phân biệt chữ Hoa thường. Mô hình FastText được phát triển bởi Facebook theo phương pháp n-gram (tần suất xuất hiện của n kí tự liên tiếp xuất hiện trong dữ liệu), huấn luyện trên 157 ngôn ngữ. Chúng tôi tải xuống thư viện cc.vi.300.bin³ (hơn 7GB) tiền huấn luyện mô hình FastText dành cho ngôn ngữ tiếng Việt để sử dụng trong cấu hình hoạt động của ML-chatbot. Cuối cùng, mô hình PhoBert được sử dụng là phiên bản PhoBertBase có 12 lớp ẩn.

Bảng 1. Cấu hình tinh chỉnh mô hình

Cấu hình	Mô hình	Tokenizer	Featurizer	Phân loại	Trích xuất thực thể
Bert-C1E1	bert-base-multilingual-cased	WordPiece [5]	Theo mô hình ngôn ngữ	Sklearn	CRF
Bert-C1E2	bert-base-multilingual-cased	WordPiece	Theo mô hình ngôn ngữ	Sklearn	DIET
Bert-C2E1	bert-base-multilingual-cased	WordPiece	Theo mô hình ngôn ngữ	DIET	CRF
Bert-C2E2	bert-base-multilingual-cased	WordPiece	Theo mô hình ngôn ngữ	DIET	DIET
FastText-C1E1	FastText (cc.vi.300.bin)	UETsegmenter	n-gram	Sklearn	CRF
FastText-C1E2	FastText (cc.vi.300.bin)	UETsegmenter	n-gram	Sklearn	DIET
FastText-C2E1	FastText (cc.vi.300.bin)	UETsegmenter	n-gram	DIET	CRF
FastText-C2E2	FastText (cc.vi.300.bin)	UETsegmenter	n-gram	DIET	DIET
PhoBertBase-FT-C1E1	phoBERT-base tinh chỉnh	VnCoreNLP [4]	Theo mô hình ngôn ngữ	Sklearn	CRF
PhoBertBase-FT-C1E2	phoBERT-base tinh chỉnh	VnCoreNLP	Theo mô hình ngôn ngữ	Sklearn	DIET
PhoBertBase-FT-C2E1	phoBERT-base tinh chỉnh	VnCoreNLP	Theo mô hình ngôn ngữ	DIET	CRF
PhoBertBase-FT-C2E2	phoBERT-base tinh chỉnh	VnCoreNLP	Theo mô hình ngôn ngữ	DIET	DIET

² <https://huggingface.co/bert-base-multilingual-cased>

³ <https://fasttext.cc/docs/en/crawl-vectors.html>

Đối với mô hình FastText, bộ tách từ UETsegmenter được sử dụng mặc định để tách từ trong ngôn ngữ tiếng Việt. Trong khi đó bert-base-multilingual-cased sử dụng phương pháp tách từ WordPiece và trong PhoBert việc tách từ được sử dụng theo thư viện VnCoreNLP. Ngoài ra, việc huấn luyện mô hình chatbot được thực hiện trên RASA phiên bản 2.8.21, chạy trên máy tính PC (hệ điều hành Windows 10) với cấu hình 2.7 GHz Intel Core 4 CPU, 8G RAM trước khi đưa lên máy chủ VPS.

3.2. Kết quả thực nghiệm

3.2.1. Đánh giá mô hình học máy

Với tập dữ liệu nhỏ hơn 700 mẫu, để tránh hiện tượng overfitting và underfitting khi xây dựng mô hình, chúng tôi đã sử dụng kỹ thuật Leave-One-Out (một trường hợp của k-Fold cross validation) để tổ chức tập huấn luyện và tập kiểm tra trong quá trình huấn luyện, đánh giá mô hình.

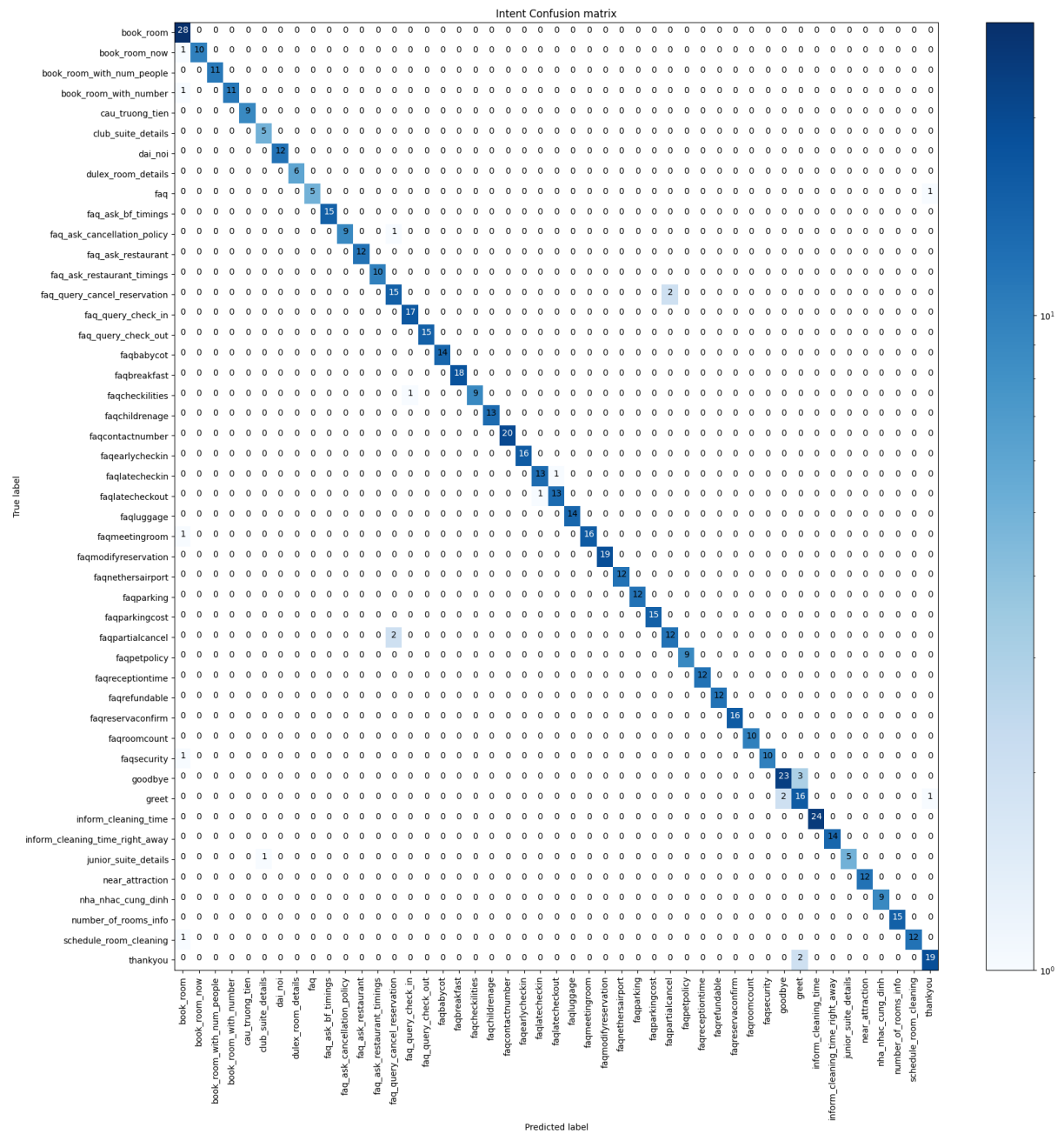
Bảng 2 so sánh chỉ số đánh giá với bài toán phân loại ý định trong chatbot giữa mô hình PhoBERT hơn so với FastText. Phân tích kết quả, chúng ta có thể kết luận rằng PhoBERT hoạt động vượt trội hơn so với BERT và FastText bộ tiền huấn luyện mô hình ngôn ngữ tiếng Việt. Ngoài ra, kết quả cũng cho thấy mô hình PhoBERT và BERT (với cấu hình bert-base-multilingual-cased) hiệu quả hơn nhiều so với mô hình FastText.

Bảng 2. So sánh chỉ số đánh giá phân loại ý định

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
PhoBertBase-FT-C2E2	0.966	0.972	0.967	0.97
PhoBertBase-FT-C1E1	0.964	0.974	0.964	0.969
PhoBertBase-FT-C1E2	0.964	0.974	0.963	0.969
FastText-C2E2	0.915	0.922	0.916	0.919
PhoBertBase-FT-C2E1	0.915	0.923	0.898	0.91
Bert-C2E1	0.893	0.899	0.894	0.897
Bert-C2E2	0.862	0.875	0.864	0.87
Bert-C1E2	0.794	0.846	0.784	0.814
Bert-C1E1	0.791	0.845	0.779	0.811
FastText-C2E1	0.726	0.738	0.718	0.728
FastText-C1E1	0.624	0.754	0.595	0.665
FastText-C1E2	0.617	0.76	0.59	0.665

Ma trận nhầm lẫn Hình 3 cung cấp thông tin chi tiết cho ta biết được rằng mô hình PhoBERT làm tốt ở đâu, sai nhiều ở đâu, hay giữa những ý định nào hay gây nhầm lẫn. Trong ma trận nhầm lẫn PhoBERT, ở ý định "book_room_now" mô hình dự

đoán đúng 10/11, có 1 trường hợp dự đoán sai bị nhầm sang ý định "book_room".



Hình 3. Ma trận nhầm lẫn phân loại ý định theo mô hình PhoBERT

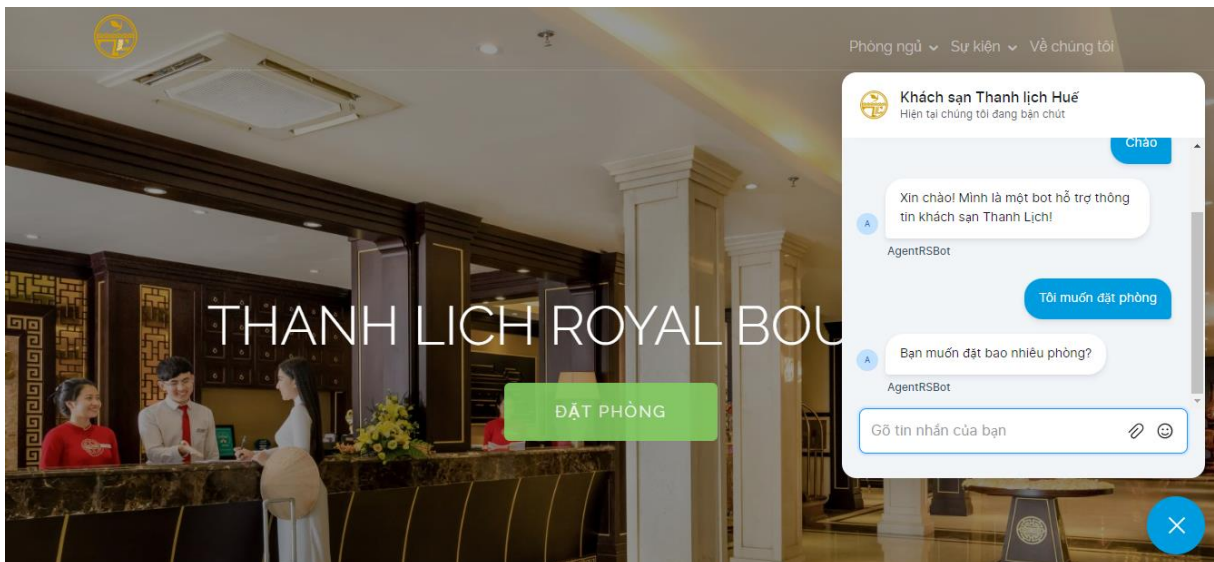
Tương tự, khi xem xét ở ma trận nhầm lẫn của mô hình FastText ở Hình 4, ý định "book_room_now" mô hình dự đoán đúng 4/11, có đến 7 trường hợp dự đoán sai gồm 2 trường hợp dự đoán nhầm sang ý định "book_room" và 5 trường hợp nhầm sang ý định "goodbye". Khi so sánh ma trận nhầm lẫn của PhoBERT trong Hình 3 với FastText trong Hình 4, chúng ta có thể thấy rằng tổng đường chéo trong ma trận nhầm lẫn của FastText thấp hơn tổng đường chéo của PhoBERT. Điều này cho thấy, FastText

hơn và cộng tác giữa các nhân viên mà không cần chuyển đổi ứng dụng tin nhắn riêng cho từng kênh.



Hình 5. Giao diện ChatManager

Chúng tôi đã thử nghiệm tạo website khách sạn và chèn thêm mã lệnh javascript đã xây dựng sẵn ở ChatManager nhằm tạo khung webchat nhanh chóng.



Hình 6. Giao diện webchat

Việc tinh chỉnh giao diện cơ bản của khung chatbot có thể thực hiện trên Manager.

4. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Bài báo trình bày khung ML-chatbot có sự phối hợp giữa nhân viên chăm sóc khách hàng và chatbot dựa trên RASA. Tiếp đó, bài báo đã trình bày minh họa cài đặt cho một lĩnh vực hỗ trợ thông tin trong khách sạn. Bản cài đặt cùng các thông số được thiết lập cho ra kết quả khá tốt. Mô hình hiểu ngôn ngữ tự nhiên có độ chính xác khung ứng dụng được đề xuất là Accuracy = 96,6%; F1-score = 97%; và Precision = 97,2%

Trên thực tế, chương trình thử nghiệm cho ra kết quả tốt khi câu văn bản đầu vào là một câu khá đầy đủ về cú pháp, không có ký tự viết tắt nhưng chatbot vẫn trả về một số kết quả không được như mong đợi. Chúng tôi cũng đã thử nghiệm thành công trong trường hợp Nhân viên chăm sóc khách hàng muốn ngắt chatbot để thực hiện tương tác với khách hàng. Hướng phát triển của chương trình cần là phải lưu trữ hội thoại giữa người dùng và nhân viên để thực hiện việc tinh chỉnh dữ liệu huấn luyện, giúp chatbot hoạt động hiệu quả hơn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Adamopoulou E., Moussiades L. (2020). An Overview of Chatbot Technology. In: Maglogiannis I., Iliadis L., Pimenidis E. (eds) Artificial Intelligence Applications and Innovations. AIAI 2020. IFIP Advances in Information and Communication Technology, vol 584. Springer
- [2] Alexis Conneau and Guillaume Lample. 2019. Cross-lingual language model pretraining. Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, Article 634, 7059–7069.
- [3] B. Li, N. Jiang, J. Sham, H. Shi and H. Fazal (2019), Real-World Conversational AI for Hotel Bookings, 2019 Second International Conference on Artificial Intelligence for Industries (AI4I), pp. 58-62, doi: 10.1109/AI4I46381.2019.00022.
- [4] Dat Quoc Nguyen and Anh Tuan Nguyen (2020), PhoBERT: Pre-trained language models for Vietnamese, In Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020, pages 1037–1042, Online. Association for Computational Linguistics.
- [5] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [6] Liu Y, Ott M, Goyal N, Du J, Joshi M, Chen D, Levy O, Lewis M, Zettlemoyer L, Stoyanov V (2019) Roberta: a robustly optimized bert pretraining approach. arXiv: Computation and language
- [7] Nguyễn Ngọc Minh, Nguyễn Quang Huy (2020), Ứng dụng công nghệ chatbot vào du lịch thông minh tại An Giang, Tạp chí công thương, Số 12, Tr 356-361
- [8] Nguyễn Thanh Thủy (2018), Ứng dụng thuật toán học có giám sát multi-class svm trong xây dựng hệ thống chatbot hỏi đáp tiếng Việt, Kỷ yếu hội thảo khoa học quốc gia 2018 CNTT và ứng dụng trong các lĩnh vực, Tr 177-184

- [9] Peters, M., Neumann, M., Iyyer, M., Gardner, M., Clark, C., Lee, K., & Zettlemoyer, L. (2018). Deep contextualized word representations. Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long Papers) (pp. 2227–2237).
- [10] P. Gambhir (2019), In: Proceeding of artificial intelligence and speech technology, Indira Gandhi Delhi Technical University for Women, Delhi
- [11] P. Suanpang and P. Jamjuntr (2021), A chatbot prototype by deep learning supporting tourism, *Psychology and Education*, 58(4), 1902-1911
- [12] Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., & Sutskever, I. (2019). Language models are unsupervised multitask learners. OpenAI Blog, <https://openai.com/blog/better-language-models/>
- [13] Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., & Wolf, T. (2019). DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter. arXiv preprint arXiv:1910.01108.
- [14] S. Saradha, M. Sathish, Robin Rathaya, B. Mariyappan and B. S. Akash (2019), Travel Assistant Chatbot System, *International Journal of Research in Engineering, Science and Management*, Volume-2, Issue-2, February-2019
- [15] Thanh Vu, Dat Quoc Nguyen, Dai Quoc Nguyen, Mark Dras, and Mark Johnson (2018), VnCoreNLP: A Vietnamese Natural Language Processing Toolkit, In Proceedings of NAACL: Demonstrations, pages 56–60
- [16] Trisha K R, Ebina S, Sahana Akshadha J, Mrs. T. Subashini (2022), Chatbot Application for Tourism Using Deep Learning, In *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology* (Vol. 10, Issue 6, pp. 2661–2663)
- [17] Vu Anh (2019), UnderTheSea, PyPI. [Online]. Available: <https://pypi.org/project/underthesea/>. [Accessed: 25-Sep-2021]
- [18] Zhilin Yang, Zihang Dai, Yiming Yang, Jaime Carbonell, Ruslan Salakhutdinov, and Quoc V. Le. 2019. XLNet: generalized autoregressive pretraining for language understanding. Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, Article 517, 5753–5763.

A FRAMEWORK OF A COMBINATION OF CHATBOT AND CUSTOMER SERVICE STAFF IN THE HOSPITALITY INDUSTRY

Vo Viet Minh Nhat¹, Ngo Van Son^{2*}, Nguyen Huu Liem³

¹Hue University

²School of Hospitality & Tourism, Hue University

³University of Sciences, Hue University

*Email: ngovanson@hueuni.edu.vn

ABSTRACT

Virtual assistants (chatbots) are attracting much attention from researchers and businesses. However, most chatbot frameworks focus on supporting chatbot-user interaction, rather than integrating chatbots with customer service staff. In fact, conversations between chatbots and users are not always successful due to misunderstanding about the chatbot or the chatbot's inability to adequately respond the customer's inquiries. In those cases, the chatbot needs to recognize the pause in response and activate the customer service staff's intervention. The paper proposes a framework that combines intelligent chatbots and customer service staff in the hotel industry, in which RASA is used to build chatbots, message managers, and web applications that facilitate interaction. Experimental results show that the proposed framework achieves the levels of natural language comprehension accuracy as follows: Accuracy = 96.6%; F1-score = 97%; and Precision = 97.2%.

Keywords: Chatbot, machine learning, framework, hotel, RASA.



Võ Viết Minh Nhật nhận bằng Tiến sĩ về Công nghệ thông tin tại Đại học Québec ở Montreal (UQAM), Canada, năm 2007. Hiện ông là phó giáo sư về Công nghệ thông tin, công tác tại Đại học Huế.

Lĩnh vực nghiên cứu: mạng chuyển mạch gói/chùm quang, hệ thống /RFID di động, phương pháp tính toán tiến hóa, mạng nơ ron nhân tạo và thông minh bầy đàn.



Ngô Văn Sơn nhận bằng Thạc sĩ về Khoa học máy tính tại trường Đại học Khoa học Huế, năm 2010. Hiện ông công tác tại trường Du lịch - Đại học Huế.

Lĩnh vực nghiên cứu: tiếp thị số, phát triển web, ứng dụng di động, xử lý ngôn ngữ tự nhiên, chatbot và hệ thống tư vấn.



Nguyễn Hữu Liêm nhận Bằng Đại học chuyên ngành Công nghệ Thông tin tại trường Đại học Đông Á, Việt Nam vào năm 2018. Hiện ông công tác tại Viễn thông Gia Lai – chi nhánh Tập đoàn Bưu chính Viễn thông Việt Nam(VNPT), và là học viên chương trình Thạc sĩ Khoa học máy tính tại Đại học Khoa học, đại học Huế từ năm 2020.

