XÂY DỰNG GIẢI PHÁP CHATBOT HỖ TRỢ CHĂM SÓC SỨC KHỎE TRÊN MIỀN TIẾNG VIỆT

Vi Mạnh Tuyên[1], Đỗ Viết Mạnh[1], Trần Đức Nghĩa[1*], Nguyễn Tuấn Anh[2], Chu Thị Thành[2], Nguyễn Văn Thắng[3], Nguyễn Cảnh Minh[4]

Tóm tắt: *Ngày nay, Chatbot đã và đang được áp dụng nhiều vào lĩnh vực thương mại điện tử. Với các ngành như y tế, Chatbot vẫn còn chưa được ứng dụng rộng rãi vì tính chuyên môn cao, cần sự hỗ trợ của chuyên gia. Các Chatbot hỗ trợ tiếng Việt hiện nay thường áp dụng hai mô hình truyền thống, theo kịch bản Menu/Button và nhận dạng từ khoá, vốn tồn tại nhiều hạn chế về tính hiệu quả và khả năng tương tác với người sử dụng. Bài báo này xây dựng giải pháp Chatbot hỗ trợ chăm sóc sức khỏe dựa trên mô hình DIET để phân loại ý định và trích chọn thông tin nhằm phân tích câu nói của người dùng trên miền Tiếng Việt. Các ý định chính được phân loại trong thực nghiệm bao gồm: hỏi triệu chứng, hỏi nguyên nhân, hỏi cách phòng ngừa, hỏi cách điều trị. Các thông tin trích chọn gồm: tên, giới tính, bệnh. Hiệu quả của mô hình khi tiến hành thực nghiệm đạt độ chính xác hơn 95% trên tập dữ liệu kiểm tra.*

Từ khóa: Chatbot; Chăm sóc sức khỏe; Phân loại ý định; Trích chọn thông tin; Học máy.

1. MỞ ĐẦU

Chatbot là chương trình trí tuệ nhân tạo được thiết kế để mô phỏng cuộc trò chuyện của con người thông qua văn bản hoặc giọng nói. Công nghệ chatbot cho phép thực hiện các hoạt động như khảo sát sức khỏe cụ thể, thiết lập lời nhắc liên quan đến sức khỏe cá nhân, giao tiếp với các nhóm y tế, đặt lịch hẹn, truy xuất và phân tích dữ liệu sức khỏe [1].

Các mô hình Chatbot hiện nay chủ yếu áp dụng hai mô hình truyền thống, theo kịch bản Menu/Button và nhận dạng từ khoá [2]. Ưu điểm của hai mô hình trên là dễ dàng xây dựng, độ chính xác cao vì người dùng đưa ra yêu cầu dựa trên những tùy chọn đã được xây dựng trước. Tuy nhiên, người dùng sẽ bị giới hạn trước những mong muốn của bản thân. Mô hình nhận dạng từ khóa có ưu điểm hơn là người dùng không bị giới hạn về các yêu cầu, nhưng nó vẫn tồn tại những hạn chế như không nhận biết được các từ đồng nghĩa, không nắm bắt được ngữ cảnh cuộc trò truyện.

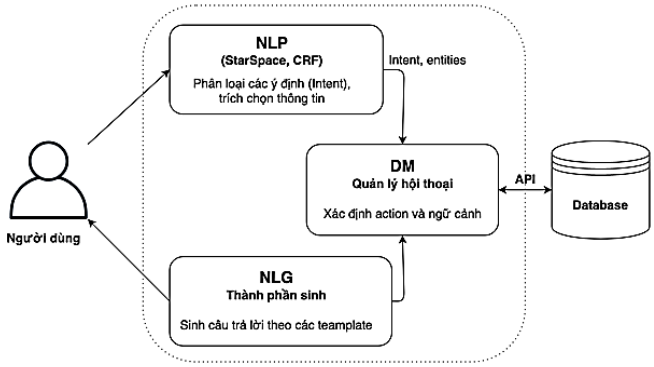
Chatbot ngày nay đang sử dụng các kỹ thuật xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) tiên tiến, các kỹ thuật học sâu như Deep Reinforcement Learning (DRL) và Deep Neural Network (DNN) [3]. Cộng đồng xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) đã đạt được nhiều bước tiến trong việc nhúng phụ thuộc vào ngữ cảnh và các mô hình ngôn ngữ hai chiều như BERT, RoBERTa, DistilBERT [4-8]. Đặc biệt, mô hình BERT (Devlin và cộng sự, 2019) đã trở thành cơ sở mới của xử lý ngôn ngữ tự nhiên bao gồm phân loại câu, câu hỏi an-swering,…

Mục đích chính của nghiên cứu này là xây dựng giải pháp Chatbot cho nghiệp vụ hỗ trợ chăm sóc sức khỏe dựa trên mô hình *DIET* [9] để phân loại ý định và trích chọn thông tin nhằm phân tích câu nói của người dùng trong miền Tiếng Việt. Kết quả được đánh giá và so sánh với nghiên cứu liên quan.

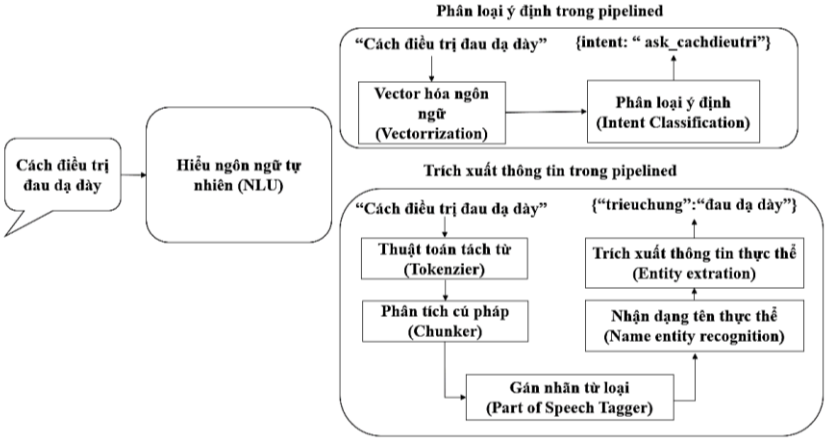
2. GIẢI PHÁP XÂY DỰNG

2.1. Tổng quan các thành phần xử lý trong Chatbot

Chatbot hỗ trợ chăm sóc sức khỏe có ba thành phần chính (hình 1). Mỗi thành phần trong Chatbot đều có vai trò riêng biệt. **NLU**: bao gồm việc xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) có nhiệm vụ xác định được ý định câu hỏi của người dùng và trích chọn thông tin, chi tiết các bước xử lý như hình 2. **DM**: Quản lý hội thoại có nhiệm vụ xác định được hành động (action) tiếp theo dựa vào trạng thái hành động trước đó hoặc ngữ cảnh của cuộc hội thoại. **NLG** là thành phần sinh ngôn ngữ dựa vào hành động được xác định trong DM.



Hình 1. *Kiến trúc mô hình tổng quan các thành phần xử lý trong Chatbot.*



Hình 2. *Các bước xử lý trong NLU.*

2.2. Mô hình *DIET Classifier*

Mô hình DIET (Dual Intent and Entity Transformer) do RASA phát triển và công bố năm 2020. Là một mô hình đa tác vụ mới để phân loại ý định và nhận dạng thực thể, DIET đạt độ chính xác tương đương hoặc tốt hơn so với các mô hình nổi tiếng khác như BERT [11]. Mô hình DIET có khả năng nhúng từ ngữ đã được huấn luyện theo các mô hình ngôn ngữ và kết hợp chúng với N-gram và sparse word. Dữ liệu đầu vào dưới dạng câu được coi như một chuỗi các mã thông báo, DIET bổ sung thêm mã phân loại đặc biệt __CLS__ vào cuối mỗi câu và loại bỏ các đối tượng dư thừa trong N-gram để trích chọn ra những đặc trưng.

Một chuỗi các thực thể có nhãn y_{entity} được dự đoán thông qua CRF [2], đầu ra biến đổi a tương ứng với một chuỗi mã thông báo đầu vào, $L_{CRF}(.)$ thể hiện log-likelihood cho CRF [11].

$$L_E = L_{CRF}(a, y_{entity}) \tag{1}$$

L_E là hàm tính độ sai lệch giữa đầu ra a và nhãn ban đầu y_{entity}.

Đầu ra biến đổi cho mã thông báo __CLS__ a_{CLS} và nhãn ý định y_{intent} được nhúng vào một không gian vectơ ngữ nghĩa $h_{CLS} = E(a_{CLS})$, $h_{\text{intent}} = E(y_{\text{intent}})$, $h \in \mathbb{R}^{20}$. Sự tương đồng $S_I^+ = h_{CLS}^T h_{\text{intent}}^+$ với nhãn mục tiêu y_{intent}^+ được tối đa hóa và giảm thiểu những điểm tương đồng $S_I^- = h_{CLS}^T h_{\text{intent}}^-$ với các nhãn y_{intent}^-, tổng được lấy trên tập hợp mẫu negative Ω_I^- và mức trung bình $\langle . \rangle$ được lấy trên tất cả các mẫu.

$$L_I = -\left\langle S_I^+ - \log(e^{S_I^+} + \sum_{\Omega_I^-} e^{S_I^-}) \right\rangle \quad (2)$$

L_I là hàm tính độ sai lệch giữa đầu ra S_I và nhãn y_{intent}.

Đối với chuỗi mã thông báo đầu vào, chọn ra ngẫu nhiên và thay thế bằng vector tương ứng với mã thông báo đặc biệt __MASK__, đầu ra biến đổi a_{MASK} cho mỗi mã thông báo đã chọn y_{token}. $S_M^+ = h_{MASK}^T h_{\text{tokent}}^+$ là sự tương đồng với nhãn mục tiêu y_{tokent}^+ và $S_M^- = h_{MASK}^T h_{\text{tokent}}^-$ tương đồng với các nhãn y_{tokent}^-; $h_{MASK} = E(a_{MASK})$ và $h_{token} = E(y_{token})$ là các vector nhúng tương ứng $h \in \mathbb{R}^{20}$; tổng được lấy trên tập hợp các mẫu negative Ω_M^- và giá trị trung bình $\langle . \rangle$ được lấy trên tất cả các mẫu.

$$L_M = -\left\langle S_M^+ - \log(e^{S_M^+} + \sum_{\Omega_M^-} e^{S_M^-}) \right\rangle \quad (3)$$

L_M là hàm tính độ sai lệch giữa đầu ra S_M và nhãn y_{token}.

2.3. Lấy mẫu dữ liệu và tiền xử lý

Trong nghiên cứu này chúng tôi thử nghiệm để phân loại các ý định và trích chọn các thông tin được mô tả trong bảng sau đây:

Bảng 1. *Mô tả các ý định cần phân loại.*

Ý định	Mô tả
Ask_phongngua	Ý định người dùng muốn hỏi về cách phòng ngừa bệnh
Ask_cachdieutri	Ý định của người dùng hỏi về cách điều trị 1 bệnh nào đó
Ask_nguyennhan	Ý định của người dùng hỏi về nguyên nhân của bệnh
Ask_trieuchung	Ý định của người dùng hỏi về những triệu chứng, biểu hiện của bệnh

Bảng 2. *Mô tả các thông tin cần trích chọn.*

Entities	Mô tả
Name	Thông tin về tên của người dùng
Sex	Giới tính của người dùng
tb	Tên bệnh mà người dùng muốn hỏi

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng thư viện Underthesea [12] để tách các từ Tiếng Việt một cách chuẩn xác bao gồm cả việc tách các từ ghép. Trong tập dữ liệu chúng tôi xây dựng có các từ viết tắt, sai chính tả để phù hợp với các tình huống thực tế, chính vì vậy, cần phải chuẩn hoá được dữ liệu trên bằng việc xây dựng các bộ từ điển để xử lý vấn đề này. Nhiệm vụ sau chuẩn hóa dữ liệu tiến hành gán nhãn các ý định. Sau khi qua bước tiền xử lý và gán nhãn thủ công, dữ liệu huấn luyện có dạng như hình sau:

```
## intent: ask_trieuchung

   - Triệu chứng [bệnh thấp khớp](tb)
   - Triệu chứng [bệnh gout](tb)
   - Triệu chứng [bệnh thoát vị đĩa đệm](tb)
   - Triệu chứng [bệnh loãng xương](tb)
   - Triệu chứng [bệnh viêm khớp](tb)
   - Triệu chứng [bệnh thoái hóa cột sống](tb)
   - Triệu chứng [bệnh loãng xương](tb)
   - [bệnh thấp khớp](tb) triệu chứng là gì?
```

Hình 3. *Dữ liệu huấn luyện.*

Trong hình 3 nhãn ý định về triệu chứng được gán với các câu nói của người dùng hỏi về bệnh mà họ đang quan tâm với ý định: ask_trieuchung.

2.4. Phép đánh giá

Ma trận nhầm lẫn được sử dụng cho nhiều nghiên cứu khác nhau cho bài toán phân loại. Trong đó: TP - Số lượng ý định được gắn nhãn đúng so với quan sát; FN - Số lượng ý định bị gắn nhãn sai thành các ý định khác; FP - Số lượng ý định khác bị gắn nhãn sai thành ý định đang xem xét; TN - Số lượng ý định khác được gắn nhãn đúng so với quan sát. Các độ đo được tính như sau:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \tag{4}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Với phương pháp đã trình bày ở trên, chúng tôi tiến hành lập trình thử nghiệm dựa trên nền tảng framework Rasa [11] để phân loại ý định và trích chọn thông tin.

Bảng 3. *Hiệu quả phân loại của các ý định.*

Ý định	Accuracy	Precision	Recall
Ask_phongngua	0.992	0.96	0.95
Ask_cachdieutri	0.987	0.95	0.97
Ask_nguyennhan	0.993	1.0	0.99
Ask_trieuchung	1.0	1.0	1.0

Tỷ lệ phân loại ý định khi thực hiện thao tác phân loại trên tập dữ liệu thử nghiệm được liệt kê ở bảng 3, độ chính xác trung bình đạt mức 99.3%. Độ chính xác tốt nhất đạt được với ý định triệu chứng (100%), nguyên nhân (99.3%), cách phòng ngừa (99.2%), cách điều trị (98.7%).

So sánh kết quả đối với nghiên cứu của Nathania Elvina cùng các cộng sự khi phân loại ý định trong Chatbot dựa trên thuật toán Naive Bayes với độ chính xác 90.1% và nghiên cứu của Amber Nigam cùng cộng sự khi phân loại ý định Chatbot trên miền đóng đã đạt được với độ chính xác là 75.07%. Từ kết quả thu được, chúng tôi nhận thấy việc áp dụng mô hình DIET cho trích chọn thông tin đạt được độ chính xác tốt hơn.

Bộ dữ liệu thực nghiệm hiện tại chỉ nhằm thử nghiệm tính khả thi của giải pháp. Áp dụng thực tế bộ dữ lệu sẽ phức tạp hơn, dự kiến sẽ cho hiệu quả phân loại thấp hơn. Tương tự với những nghiên cứu khác sử dụng học máy [13-16], chất lượng dữ liệu đóng vai trò quan trọng ảnh hưởng đến khả năng phân loại.

4. KẾT LUẬN

Bài báo đã cho thấy sự thành công trong việc xây dựng giải pháp Chatbot hỗ trợ chăm sóc sức khỏe trên miền tiếng việt. Kết quả thử nghiệm cho thấy tính khả thi của việc sử dụng Chatbot trong lĩnh vực y tế khi tính hiệu quả và khả năng tương tác với người sử dụng tốt hơn các cách tiếp cận truyền thống. Tuy nhiên, chúng tôi cần xây dựng bộ dữ liệu sát với thực tế hơn với sự tư vấn, hỗ trợ của các chuyên gia trong ngành. Trong trường hợp đó, sẽ cần lưu ý xử lý các vấn đề về lỗi chính tả, viết tắt, những câu hỏi nhập nhằng về ngữ nghĩa hay vấn đề có nhiều ý định trong một câu nói. Một trong những giải pháp khả thi là dựa trên việc cải tiến các thuật toán học máy liên quan.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Nadarzynski, Tom et al. "*Acceptability of artificial intelligence (AI)-led chatbot services in healthcare: A mixed-methods study*." Digital health, **Vol. 5** (2019).

[2]. V. M. Do, D. N. Tran, V. A. Nguyen, T. H. V. Ha, "*Xây dựng giải pháp Chatbot bán hàng tự động iBotsale trên miền Tiếng Việt dựa trên trích trọn thông tin và phân loại ý định*", Hội thảo: Một số vấn đề chọn lọc của Công nghệ thông tin và truyền thông (2020).
[3]. Delhi, "*Review of chatbot design and trends*", Artificial Intelligence and Speech Technology (2019).
[4]. J. Devlin, M. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "*BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*", In Proceedings of the 2019 Conference of the NACL, Vol 1 (2019), pp. 4171–4186.
[5]. M. E. Peters *et al, "Deep contextualized wordrepresentations",* arXiv:1802.05365 [cs.CL] (2018).
[6]. G. Lample and A. Conneau, "*Cross-lingual language modelpretraining*", CoRR, (2019).
[7]. M. E. Peters *et al*, "*Dissecting contextual word embeddings: Architectureand representation*", CoRR, abs/1808.08949, (2018).
[8]. Z. Yang *et al, "Xlnet: Generalized autore-gressive pretraining for language understanding",* CoRR, abs/1906.08237 (2019).
[9]. T. Bunk, D. Varshneya, V. Vlasov, A. Nichol, "*DIET: Lightweight Language Understanding for Dialogue Systems*", arXiv: 2004.09936 [cs.CL] (2020).
[10]. N. Elvina, A. Rusli, S. Hansun, "*Line Bot Chat Filtering using Naïve Bayes Algorithm*", IJITEE, **Vol. 8** (2019), pp. 2278-3075.
[11]. A. Nigam, P. Sahare, K. Pandya, "*Intent Detection and Slots Prompt in a Closed-Domain Chatbot*", arXiv:1812.10628 [cs.CL] (2019).
[12]. Vu Anh, "*Underthesea - Vietnamese NLP Toolkit*" (2019).
[13]. Q. T. Hoang, C. P. K. Phung, N. T. Bui, T. P. D. Chu, & D. T. Tran, "*Cow behavior monitoring using a multidimensional acceleration sensor and multiclass SVM*", International Journal of Machine Learning and Networked Collaborative Engineering (2018), pp. 110-118.
[14]. D. T. Tran, & V. T. Nguyen, "*Reliable fall detection system using a 3-DOF accelerometer and cascade posture recognitions*", In Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA) (2014), pp. 1-6.
[15]. C. P. K. Phung, T. L. Ton, D. C. Nguyen, & D. T. Tran, "*Performance evaluation of a multi-stage classification for cow behavior*", In 2018 2nd International Conference on Recent Advances in Signal Processing, Telecommunications & Computing (2018), pp. 121-125.
[16]. D. N. Tran, T. N. Nguyen, C. P. K. Phung, & D. T. Tran, "*An iot-based design using accelerometers in animal behavior recognition systems*", IEEE Sensors Journal (2021).

ABSTRACT

CHATBOT SOLUTIONS FOR HEALTH CARE SUPPORT IN VIETNAMESE REGION

Nowadays, Chatbot has been being applied a lot in the e-commerce field. For industries such as healthcare, Chatbot has not yet been widely applied because of its high expertise and need of expert support. Chatbots supporting Vietnamese nowadays often apply two traditional models, according to Menu/Button scenario and keyword identification, which exist many limitations on efficiency and ability to interact with users. This article builds a Chatbot solution to support health care based on the DIET model to classify intent and select information to analyze users' words in Vietnamese. The main intentions classified in the experiment include: asking about symptoms, asking about the cause, asking how to prevent, and asking for treatment. The selected information includes: name, sex, disease. The efficiency of the model when conducting experiments reached more than 95% accuracy on the test data set.

Keywords: Chatbot NLP; Healthcare; Intent categorization; Information extraction; Machine learning.

Nhận bài ngày 09 tháng 4 năm 2021
Hoàn thiện ngày 05 tháng 8 năm 2021
Chấp nhận đăng ngày 05 tháng 9 năm 2021

Địa chỉ: [1]Viện Công nghệ Thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam;
[2]Trường Đại học Kinh Bắc, Bắc Ninh, Việt Nam;
[3]Khoa Điện - Điện tử, Trường Đại học Thuỷ Lợi, Hà Nội, Việt Nam;
[4]Khoa Điện - Điện tử, Trường Đại học Giao thông vận tải, Hà Nội, Việt Nam.
*Email: nghiatd@ioit.ac.vn.