

## MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP XÁC ĐỊNH CHỦ ĐỀ CỦA CÂU VĂN BẢN TRONG HỆ TƯ VẤN

**Đoàn Thị Hồng Phước, Nguyễn Văn Trung, Lê Văn Tường Lân**

Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế

Email: dthphuoc@husc.edu.vn; nvtrung@husc.edu.vn; lvtlan@husc.edu.vn

*Ngày nhận bài: 4/01/2021; ngày hoàn thành phản biện: 15/01/2021; ngày duyệt đăng: 02/6/2021*

### TÓM TẮT

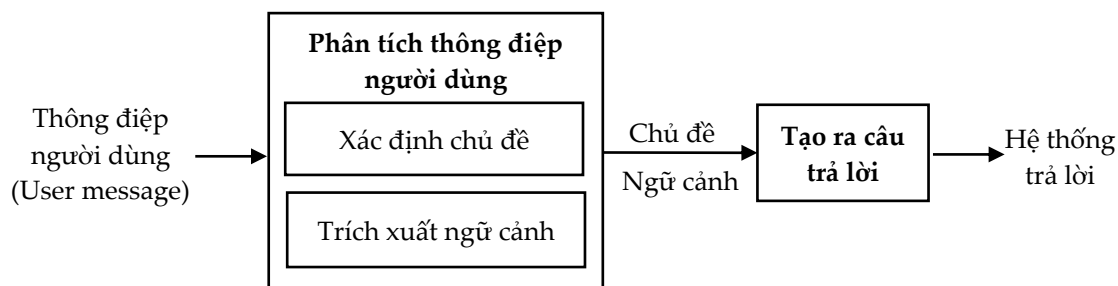
Các hệ thống tư vấn hay hệ trợ lý ảo (chatbots) đã và đang được nghiên cứu và phát triển trong vài thập niên gần đây bởi những sự thuận lợi của chúng trong việc tương tác giữa người và máy. Ngày nay, các hệ trợ lý ảo này đã được áp dụng trong nhiều lĩnh vực trên thực tế như thương mại điện tử, chăm sóc sức khỏe, y tế, du lịch và giáo dục. Một trong những giai đoạn đầu tiên, quan trọng nhất mà ảnh hưởng đến chất lượng kết quả đầu ra của các hệ thống này là làm sao hiểu được chủ đề từ thông điệp/câu văn bản mà người sử dụng đưa vào. Do đó, trong bài báo này, chúng tôi tìm hiểu một số phương pháp xác định chủ đề từ một câu văn bản cho trước và đưa ra đánh giá về tính hiệu quả của các phương pháp này.

**Từ khóa:** Xác định chủ đề, trợ lý ảo, thông điệp văn bản.

### 1. MỞ ĐẦU

Trợ lý ảo là một chương trình máy tính mô phỏng và xử lý cuộc hội thoại con người (giọng nói hoặc văn bản). Nó cho phép con người tương tác với các thiết bị kỹ thuật số như thể họ đang giao tiếp với một người thực. Các trợ lý ảo hỗ trợ các công ty, doanh nghiệp bằng cách thay thế các nhân viên trả lời câu hỏi người dùng mọi lúc mọi nơi, giúp giảm chi phí cho công ty trong công tác nhân sự. Ngoài ra, các thông tin chi tiết về người dùng như hoạt động, sở thích, vấn đề người dùng quan tâm, ... sẽ được thu thập thông qua tương tác với người dùng một cách thường xuyên. Dựa vào các thông tin này, công ty có thể cải thiện tình hình thực tế cũng như đưa ra các quảng bá, khuyến nghị phù hợp với người dùng. Vì vậy, trong những năm gần đây, các hệ trợ lý ảo đang được nghiên cứu và ứng dụng vào nhiều lĩnh vực trên thực tế như chăm sóc sức khỏe, y tế [1, 2], du lịch [3, 4], giáo dục [5–7] và đặc biệt trong thương mại điện tử [8, 9], trợ lý ảo giúp việc giao tiếp với khách hàng tốt hơn chẳng hạn như trong việc đặt hàng cũng như đưa ra khuyến nghị về sản phẩm.

Hiện nay, có nhiều trợ lý ảo phục vụ cho các mục đích khác nhau từ những trợ lý ảo với sự hỗ trợ đơn giản như trả lời các câu hỏi người sử dụng theo một kịch bản có sẵn cho đến các hệ trợ lý ảo thông minh có thể đưa ra các khuyến nghị (tư vấn) cho người sử dụng. Nhìn chung, cấu trúc của một hệ trợ lý ảo gồm 2 thành phần chính: (1) Phân tích thông điệp người dùng; (2) Tạo ra câu trả lời tương ứng với thông điệp đầu vào.



Hình 1. Cấu trúc chung của một trợ lý ảo [6]

(1) *Phân tích thông điệp người dùng (User message analysis)*: Giúp hệ thống hiểu rõ những gì mà người dùng (user) đang yêu cầu. Thành phần này có hai chức năng chính sau:

- Xác định chủ đề của người dùng (Identifying user intent): Mục đích của chức năng này là xác định (nhận ra) chủ đề (intent) của người dùng thông qua thông điệp (message) mà họ đưa vào.

- Trích xuất ngữ cảnh người dùng (Extracting user context): 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, .... Những thông tin này sẽ giúp hệ thống đưa ra câu trả lời phù hợp với tình huống của người dùng.

Ví dụ: “Môn học tiên quyết của học phần Trí tuệ nhân tạo là gì?”. Dựa vào thông điệp trên, hệ thống xác định được chủ đề người dùng muốn hỏi liên quan đến thông tin học phần. Để có thể đưa ra phản hồi phù hợp, hệ thống cần hiểu hơn về thông điệp này. Hệ thống đòi hỏi thêm về thông tin ngữ cảnh như: “Trí tuệ nhân tạo”, “môn học tiên quyết”. Trong trường hợp không trích xuất được thêm thông tin ngữ cảnh, hệ thống yêu cầu người dùng nhập thêm vào.

(2) *Tạo ra câu trả lời (Response generation)*: Thành phần này sẽ tạo ra câu trả lời phù hợp dựa vào chủ đề và ngữ cảnh từ thông điệp của người dùng đưa vào.

Tóm lại, một trong các bước quan trọng đầu tiên cần giải quyết trong hệ trợ lý ảo để có thể đưa ra kết quả tốt (đưa ra câu trả lời phù hợp mà người dùng mong muốn) đó là xác định được chủ đề người dùng muốn nói gì từ thông điệp dưới dạng câu văn bản mà họ đưa vào. Trong bài báo này, chúng tôi trình bày một số cách tiếp cận từ trước đến nay trong việc giải quyết bài toán xác định chủ đề người dùng ở Mục 2 và đưa ra so sánh

và đánh giá giữa các cách tiếp cận trong Mục 3. Phần kết luận cũng sẽ được trình bày trong Mục 4.

## 2. MỘT SỐ CÁCH TIẾP CẬN ĐỐI VỚI BÀI TOÁN XÁC ĐỊNH CHỦ ĐỀ TỪ THÔNG ĐIỆP NGƯỜI DÙNG

Trong phần này, chúng tôi sẽ trình bày một số cách tiếp cận đã và đang được sử dụng để giải quyết bài toán xác định chủ đề từ thông điệp của người dùng.

### 2.1. Đối sánh chuỗi (String matching)

Đây là phương pháp đơn giản và trực quan nhất được sử dụng để xác định chủ đề. Kỹ thuật này thường được sử dụng trong các hệ trợ lý ảo dựa vào luật (rule-based chatbot). Cụ thể, đầu tiên một tập các mẫu câu văn bản tương ứng cho mỗi chủ đề được thu thập. Sau đó, ứng với mỗi thông điệp dưới dạng câu văn bản đưa vào, hệ thống sẽ so sánh với mỗi chuỗi trong tập mẫu văn bản và gán vào vào chủ đề tương ứng nếu có sự trùng khớp. Chẳng hạn, chúng ta có tập các mẫu câu: {"Chào bạn", "Xin chào", "Hi"} tương ứng với chủ đề "Chào hỏi". Khi người sử dụng đưa vào câu "Xin chào", hệ thống sẽ gán chủ đề của thông điệp đó là "Chào hỏi".

### 2.2. Dựa trên luật (Rule-based approach)

Các phương pháp trong cách tiếp cận này định nghĩa tập các luật bao gồm các mẫu (patterns) và câu trả lời (response) tương ứng với các chủ đề. Cụ thể:

ELIZA [10] là một trong những trợ lý ảo đầu tiên sử dụng đối sánh mẫu đơn giản. ELIZA định ra các từ khóa từ các thông điệp người dùng, sau đó chuyển đổi thông điệp người dùng thành một luật thích hợp và đưa ra câu trả lời.

Những năm 1995-2000, ngôn ngữ đánh dấu trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence Markup Language -AIML) được phát triển bởi cộng đồng Alicebot [11]. Tập tin AIML bao gồm các thẻ phân loại (category tags) biểu diễn các luật, mỗi category tag chứa một cặp thẻ pattern tag và template tag. Hệ thống tìm kiếm các mẫu (pattern) tương ứng thông điệp người dùng đưa vào và đưa ra câu trả lời thích hợp trong template. ALICE[12] là trợ lý ảo đầu tiên sử dụng ngôn ngữ và bộ thông dịch AIML. Trong đó, cơ sở tri thức (Knowledge Base-KB) của ALICE bao gồm các tập mẫu và câu trả lời tương ứng.

```
<category>
  <pattern> Hi </pattern>
  <template>
    <random>
      <li> Hi! Nice to meet You</li>
      <li> Hello, how are you? </li>
      <li> Hello! </li>
    </random>
  </template>
</category>
```

Hình 2. Một ví dụ về pattern trong AIML [11]

Với ví dụ trên, giả sử thông điệp người dùng đưa vào “Hi”. Hệ thống sẽ chọn ngẫu nhiên một trong các mẫu câu trong chủ đề này (chẳng hạn: “Hi! Nice to meet You”) để đưa ra câu trả lời.

K. O’Shea và cộng sự [13] đưa ra khung ngữ nghĩa (semantic-based framework) và được tổ chức thành các ngữ cảnh (chủ đề) gồm các luật liên quan. Hệ thống tính toán độ tương tự giữa các mẫu trong kịch bản với thông điệp người dùng và đưa ra câu trả lời tương ứng với mẫu có độ tương tự cao nhất. Các nghiên cứu khác như [14, 15] sử dụng LSA (Latent Semantic Analysis) để tính độ tương tự trong quá trình đối sánh mẫu kịch bản và thông điệp người dùng.

Các tác giả trong nghiên cứu [5] đã sử dụng ngôn ngữ khung kịch bản FrameScript [16] để xác định ngữ cảnh ứng với thông điệp người dùng dưới dạng văn bản tiếng Việt mà trong đó các ngữ cảnh (chủ đề) được xây dựng bởi các kịch bản phân cấp chứa các luật được biểu diễn trong ngôn ngữ FrameScript. Thật vậy, ngôn ngữ FrameScript cung cấp giao diện tạo mẫu nhanh và đơn giản hóa việc viết kịch bản. Mỗi ngữ cảnh được biểu diễn như là một kịch bản (script). Mỗi kịch bản trong FrameScript gồm danh sách các luật được dùng để đối sánh với thông điệp đầu vào và đưa ra chủ đề tương ứng. Các luật được nhóm thành các ngữ cảnh cụ thể và có dạng *context\_name::rule\_set*. Các luật kịch bản (scripting rules) trong ngôn ngữ FrameScript bao gồm các mẫu (patterns) và các câu trả lời (responses) có dạng: *pattern ==> response*. Mỗi kịch bản có một trigger để xác định liệu có hay không thông điệp đầu vào kích hoạt chủ đề tương ứng. Nếu trigger không tồn tại thì bất kỳ thông điệp đầu vào nào cũng sẽ kích hoạt chủ đề. Nếu thông điệp đầu vào khớp với trigger của một chủ đề thì chủ đề đó sẽ trở thành chủ đề hiện hành.

```

mon_hoc_tien_quyet ::
trigger{* môn học tiên quyếtprerequisite subject *}
* môn học tiên quyếtprerequisite subject * ==>
[ Môn học tiên quyết của một môn học là môn học bắt buộc sinh viên phải
hoàn thành trước khi học môn học đó. Bạn có muốn biết thêm thông tin về
môn học điều kiện?
The prerequisite subject of a subject is a imperative subject that students must have
completed before learning that subject. Do you want to know about the conditional subject? ]
{* Cóes * | * cóyes * } ==>
[ #goto(mon_hoc_dieu_kien, <<* môn học điều kiệnconditional subject *>>) ]
{* KhôngNo * | * khôngno * } ==>
[ Bạn có muốn biết thêm thông tin về khóa luận? #goto(khoa_luan)
Do you want to know about the thesis? ]
;;

```

Hình 3. Script về “môn học tiên quyết” [5]

Ví dụ ở Hình 3 mô tả chủ đề “*mon\_hoc\_tien\_quyet*” gồm có 3 luật tương ứng. Giả sử thông điệp đầu vào của người sử dụng là: “*Môn học tiên quyết là gì?*”, trigger của script “*mon\_hoc\_tien\_quyet*” sẽ xử lý thông tin đầu vào này và chủ đề “*môn học tiên quyết*” sẽ là chủ đề hiện hành và đưa ra câu trả lời tương ứng. Nếu người sử dụng trả lời “*Có*” với câu hỏi “*Bạn có muốn biết thêm thông tin về môn học điều kiện?*” thì câu trả lời trong luật chuyển đổi sẽ thực hiện thay đổi chủ đề hiện hành sang chủ đề “*môn học có điều kiện*”.

### 2.3. Xử lý ngôn ngữ tự nhiên kết hợp học máy

Với cách tiếp cận này, 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.

Các phương pháp học truyền thống thường được sử dụng cho bài toán xác định chủ đề từ thông điệp người dùng dưới dạng câu văn bản như Naïve Bayes[17], Support Vector Machine (SVM)[18], logistic regression[19], max entropy (MaxEnt) [20]. Trong đó, một mô hình được huấn luyện từ tập ngữ liệu (corpus) chứa các câu văn bản đã được gán vào các lớp chủ đề. Chẳng hạn, một tập ngữ liệu về lĩnh vực đào tạo chứa một số câu văn bản như: “*Môn học tiên quyết của học phần Trí tuệ nhân tạo là gì?*” thuộc lớp chủ đề “*học phần*”; “*Điểm tích lũy hiện tại bao nhiêu?*” thuộc lớp chủ đề “*Điểm số*”; “*Chào bạn*” thuộc lớp chủ đề “*Chào hỏi*”. Dựa vào mô hình đã học, thông điệp người dùng dưới dạng câu văn bản sẽ được xác định chủ đề. Thông thường, quá trình học được thực hiện như sau: Trước tiên, một số phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên như tách từ, loại bỏ stopwords, gán nhãn từ (POS- tagging), stemming, lemmatization,... được sử dụng để biểu diễn các câu văn bản trong tập ngữ liệu huấn luyện dưới dạng các véc tơ đặc trưng (véc tơ đặc trưng bag-of-word, tf-idf,...). Sau đó, xây dựng các mô hình học từ tập ngữ liệu huấn luyện thông qua các đặc trưng này.

Hiện nay, các phương pháp học sâu (deep learning) dùng mạng nơ ron nhiều lớp được sử dụng để giải quyết bài toán này. Cụ thể, Hashem và cộng sự [21] đã sử dụng mô hình CNN (Convolutional Neural Network) để đưa ra véc tơ đặc trưng của câu truy vấn và véc tơ đặc trưng này được sử dụng trong xác định chủ đề của câu truy vấn tốt hơn nhiều so với đặc trưng bag-of-word. Mô hình học RNN (Recurrent Neural Network) thường được dùng để học thông tin ngữ nghĩa thứ tự các từ theo ngữ cảnh. Ravuri và cộng sự [22] đã sử dụng RNN và LSTM (Long Short Term Memory) giải quyết bài toán phân loại chủ đề. Các thí nghiệm chỉ ra rằng RNN cho kết quả tốt với câu văn bản ngắn và LSTM cho kết quả tốt với câu văn bản dài. Hiện tại, một số công ty như Google, Microsoft,... đã xây dựng các API sử dụng phương pháp học truyền thống và học sâu để hỗ trợ người sử dụng trong bài toán xử lý ngôn ngữ nói chung và xác định chủ đề của câu văn bản nói riêng như Dialogflow, Rasa, Luis,... Nghiên cứu [6] sử dụng công cụ Dialogflow để xác định chủ đề của thông điệp người dùng đưa vào dưới dạng câu văn bản tiếng việt trong hệ trợ lý ảo hỗ trợ học và quản lý sinh viên của một trường Đại học.

Xét thấy, mỗi mô hình học sâu đều có ưu điểm và nhược điểm riêng, các nhà nghiên cứu thường đưa ra phương pháp kết hợp giữa các mô hình. Chẳng hạn, Tran OT và cộng sự [23] đã đưa ra một phương pháp học sâu sử dụng hai kiến trúc mạng LSTMs và CNNs để trích chọn các đặc trưng ngữ nghĩa một cách tự động. Các đặc trưng này được sử dụng để phân loại chủ đề văn bản. Các tác giả trong bài báo [24] đã đưa ra framework TOP-ID (Towards OPEN Intent Discovery) với cách tiếp cận 2 giai đoạn, sử dụng mô hình gồm LSTM hai chiều và CRF. Hệ thống tự động xác định các chủ đề không cần tri thức của lớp chủ đề được định nghĩa trong tập ngữ liệu huấn luyện. Điều này có nghĩa TOP-ID không bị giới hạn bởi tập các chủ đề được định nghĩa trước, hệ thống có thể nhận ra các chủ đề chưa từng gặp trước đó.

### **3. SO SÁNH VÀ ĐÁNH GIÁ CÁC CÁCH TIẾP CẬN**

Phương pháp đối sánh chuỗi khá đơn giản và dễ cài đặt, chúng ta có thể thấy ngay nhược điểm của phương pháp này là việc đối sánh chuỗi dễ dàng dẫn đến việc nhận dạng sai nếu trong hai chuỗi đang so sánh có ký tự hay từ không giống nhau dẫn đến hai chuỗi đó khác nhau. Với ví dụ tập mẫu của chủ đề “Chào hỏi” như trên, nếu thông điệp đầu vào của người dùng là “Chào”, thì hệ thống không nhận diện được chủ đề. Ngoài ra, đối với phương pháp này, chương trình cần phải lưu nhiều câu văn bản mẫu tương ứng với mỗi chủ đề để hệ thống có thể đưa ra câu trả lời đúng.

Trong khi đó, các phương pháp dựa trên luật đòi hỏi bộ cơ sở tri thức được xây dựng sẵn, bao gồm các mẫu câu và câu trả lời (chủ đề) tương ứng. Cơ chế làm việc của các phương pháp này là tìm mẫu câu phù hợp nhất ứng với thông điệp đầu vào để đưa ra chủ đề tương ứng đã được xác định trước. Các phương pháp này cho ra kết quả chính

xác nếu thông điệp đầu vào có mẫu trùng khớp với mẫu trong cơ sở tri thức. Các hệ thống dựa trên luật không có khả năng học mà chỉ thực hiện theo ngữ cảnh hay kịch bản được thiết kế sẵn, do đó hệ thống sẽ không đưa ra được câu trả lời trong trường hợp thông điệp đầu vào không có dạng mẫu trong cơ sở tri thức. Thật vậy, giả sử chúng ta có cơ sở tri thức chỉ chứa luật với mẫu "Hi" như trong Hình 2. Như vậy, nếu người sử dụng nhập vào thông điệp "Hello" thì chương trình sẽ không đưa ra được câu trả lời tương ứng bởi vì mẫu của thông điệp này không có trong cơ sở tri thức. Do đó, các hệ thống này sẽ cho kết quả tốt nếu cơ sở tri thức chứa nhiều luật. Hiện nay, công nghệ AIML vẫn được sử dụng phổ biến trong các hệ trợ lý ảo. Cụ thể, hệ trợ lý ảo Mitsuku[25] được xây dựng bằng công nghệ AIML đã 5 lần giành giải Loebner Prize vào những năm 2013, 2016, 2017, 2018 và 2019. Ngoài ra, công nghệ AIML được phát triển thành các gói mã nguồn mở[26] thuận tiện cho người sử dụng. Với đặc điểm này, các phương pháp dựa trên luật được sử dụng để xây dựng các trợ lý ảo dạng kịch bản mà trong đó các câu hỏi và câu trả lời được thiết kế sẵn một cách có trình tự, người sử dụng có thể lựa chọn câu hỏi có sẵn hoặc trả lời các câu hỏi mà chương trình đưa ra. Các mô hình trợ lý ảo này thường được sử dụng trong lĩnh vực thương mại điện tử như đặt hàng, giao tiếp với khách hàng hay đưa ra các khuyến nghị khi mua hàng.

Hai phương pháp vừa trình bày ở trên chỉ thực hiện việc đối sánh chuỗi và mẫu của thông điệp đầu vào sao cho trùng khớp với cơ sở tri thức đã xây dựng sẵn và hoàn toàn không hiểu được ngôn ngữ tự nhiên của câu văn bản. Trong khi đó, các phương pháp học máy kết hợp sử dụng ngôn ngữ tự nhiên cho phép xây dựng các trợ lý ảo thông minh, có khả năng hiểu được thông điệp đầu vào bất kỳ thông qua việc trích xuất thông tin bằng các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên và huấn luyện (training). Tuy nhiên, những phương pháp học máy này đòi hỏi tập dữ liệu huấn luyện (training data) đầu vào là tập ngữ liệu gồm các mẫu câu được gán lớp chủ đề tương ứng. Các phương pháp học máy truyền thống cho ra kết quả tốt khi có đủ tập dữ liệu huấn luyện và tập đặc trưng dữ liệu được lựa chọn tốt. Thông thường tập các đặc trưng được trích chọn bằng tay, phụ thuộc vào các chuyên gia nên đòi hỏi chi phí cao. Ngoài ra, đối với các thông điệp đầu vào không chuẩn và nhập nhằng, phương pháp học truyền thống không đưa ra được kết quả chính xác vì không hiểu sâu ngữ nghĩa bên trong của câu văn bản. Trong khi đó, các phương pháp học sâu cho ra kết quả tốt hơn hẳn khi tập dữ liệu đủ lớn. Bên cạnh đó, các phương pháp học sâu tự trích chọn đặc trưng trong quá trình học (học biểu diễn đặc trưng) trước khi tham gia vào quá trình phân lớp. Tuy nhiên, các thực nghiệm chỉ ra rằng, trong trường hợp dữ liệu không đủ lớn thì phương pháp học truyền thống cho ra kết quả tốt hơn.

Tóm lại, phương pháp dựa vào luật có nhược điểm ít linh hoạt nghĩa là nếu mẫu câu đầu vào không tồn tại trong cơ sở tri thức thì hệ thống sẽ không đưa ra kết quả. Tuy nhiên ưu điểm của phương pháp này cho ra kết quả khá chính xác khi mẫu câu thông điệp đầu vào khớp với mẫu câu trong cơ sở tri thức. Ưu điểm của các phương pháp học

máy là khả năng hiểu ngữ nghĩa thông điệp người sử dụng đưa vào, có khả năng học từ dữ liệu mới. Tuy nhiên các phương pháp học máy đòi hỏi dữ liệu huấn luyện phải đủ lớn, cần thời gian huấn luyện. Trong trường hợp tập huấn luyện không đầy đủ, hệ thống có thể cho ra kết quả sai.

#### 4. KẾT LUẬN

Bài báo trình bày một số cách tiếp cận được sử dụng cho bài toán xác định chủ đề của thông điệp người dùng dưới dạng câu văn bản. Trong bài báo này, chúng tôi cũng đã đưa ra so sánh, đánh giá ưu và nhược điểm của mỗi phương pháp. Tùy theo dữ liệu đầu vào, yêu cầu trợ lý ảo được thiết kế kiểu gì mà chúng ta chọn phương pháp cho phù hợp.

Bài toán xác định chủ đề của một câu văn bản được áp dụng trong nhiều lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên nói chung và trợ lý ảo nói riêng. Các trợ lý ảo thông thường hướng đến việc xác định chủ đề người dùng trên một lĩnh vực cụ thể chẳng hạn như thương mại điện tử, y tế, giáo dục,... Việc xây dựng trợ lý ảo linh hoạt, có thể hiểu được hầu hết các thông điệp người dùng dưới dạng câu văn bản thậm chí câu văn bản không đầy đủ (ngôn ngữ chat) để đưa ra chủ đề hay ý định người dùng muốn nói gì (đặc biệt là câu văn bản có nhiều chủ đề trong đó) là một bài toán vẫn đang còn nhiều thách thức. Dựa vào các phân tích đánh giá một số cách tiếp cận đã trình bày ở đây, chúng tôi hướng đến xây dựng hệ trợ lý ảo tư vấn thông tin đào tạo Đại học cho các sinh viên trong trường vào thời gian đến.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Laranjo L, Dunn AG, Tong HL, et al (2018). Conversational agents in healthcare: a systematic review, *J Am Med Inform Assoc.*, Vol 25, pp. 1248–1258
- [2]. Kim J, Park SY, Lionel P R (2013). Conversational Agents for Health and Wellbeing: Review and Future Agendas, *Proc. Identifying Challenges and Opportunities in Human–AI Collaboration in Healthcare*. Austin, Texas USA
- [3]. Schaffer S, Gustke O, Oldemeier J, Reithinger N (2018). Towards Chatbots in the museum, *Proc. CEUR Workshop.*, pp. 1–7
- [4]. Varitimiadis S, Kotis K, Tzortzakakis A, et al (2020). Towards implementing an AI chatbot platform for museums, *Pro. 2nd International Conference on Cultural Informatics, Communication & Media Studies.*, Vol 1, p. 1-15
- [5]. [Quoc Nguyen D, Quoc Nguyen D, Bao Pham S (2012). A Vietnamese Text-Based Conversational Agent, (eds) *Advanced Research in Applied Artificial Intelligence*. Springer, Berlin, Heidelberg. pp 699–708
- [6]. Hien H, Pham-Nguyen C, Nam L, et al (2018). Intelligent Assistants in Higher-Education Environments: The FIT-EBot, a Chatbot for Administrative and Learning Support, *Proc. of*



- the Ninth International Symposium on Information and Communication Technology*. Danang City, Vietnam, pp. 69–76
- [7]. Boundris D, Atwell E (2005). "Using FAQs and Chatbots for e-learning at the University of Leeds", Master Thesis, Information Systems, University of Leeds, West Yorkshire, England
- [8]. Anusha Vegesna, Pranjal Jain, Dhruv Porwal (2018). Ontology based Chatbot (For E-commerce Website)., *Int J Comput Appl.*, Vol. 179, pp. 51–55
- [9]. Chai J, Horvath V, Nicolov N, et al (2001). Natural Language Sales Assistant -- A Web-Based Dialog System for Online Sales, *Proc. the Thirteenth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference*, Seattle, Washington, USA, pp. 19–26
- [10]. Weizenbaum J (1966). ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine, *Commun ACM.*, Vol 9, pp. 36–45.
- [11]. Bruno Marietto M das G, Aguiar RV, Barbosa G de O, et al (2013). Artificial Intelligence Markup Language: A Brief Tutorial, *Int J Comput Sci Eng Surv.*, Vol 4, pp. 1–20
- [12]. Shah H (2006). A.L.I.C.E.: an ACE in Digitaland, *tripleC.*, Vol 4, pp. 284–292
- [13]. O’Shea K, Bandar Z, Crockett K (2010). A Conversational Agent Framework using Semantic Analysis, *Int J Intell Comput Res.*, Vol 1, pp. 10–19
- [14]. Graesser A, Lu S, Jackson G, et al (2004). AutoTutor: a Tutor with Dialogue in Natural Language, *Behav Res Methods.* Vol 36, pp. 180–192.
- [15]. Traum D (2008). Talking to Virtual Humans: Dialogue Models and Methodologies for Embodied Conversational Agents, *Proc. Modeling Communication with Robots and Virtual Humans. Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 296–309
- [16]. [McGill M, Sammut C, Westendorp J, Kadous M. FrameScript: A Multi-modal Scripting Language, *Sch Comput Sci Eng UNSW Copyr © 2003-2008*
- [17]. McCallum A, Nigam K (1998). A Comparison of Event Models for Naive Bayes Text Classification, *Proc. AAAI Workshop.*, pp. 41–48
- [18]. Mendoza M, Zamora J (2009). Identifying the Intent of a User Query Using Support Vector Machines, *Proc. Karlgren J, Tarhio J, Hyrrö H (eds) String Processing and Information Retrieval*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 131–142
- [19]. Genkin A, Lewis D, Madigan D (2007). Large-Scale Bayesian Logistic Regression for Text Categorization, *Technometrics.*, Vol. 49, pp. 291–304
- [20]. [Ngo L (2016). Identifying User Intents in Vietnamese Spoken Language Commands and Its Application in Smart Mobile Voice Interaction, *Intelligent Information and Database Systems. ACIIDS 2016. Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg.
- [21]. Hashemi HB, Asiaee A, Kraft R (2016). Query Intent Detection using Convolutional Neural Networks. *Proc. International Conference on Web Search and Data Mining, Workshop on Query Understanding*. ACM.
- [22]. Ravuri S, Stolcke A (2015). Recurrent Neural Network and LSTM Models for Lexical Utterance Classification, *Proc. Interspeech*. International Speech Communication Association, Dresden., pp 135–139

- [23]. Tran OT, Luong TC (2020). Understanding what the users say in chatbots: A case study for the Vietnamese language, *Eng Appl Artif Intell.*, Vol. 87, pp. 1–10
- [24]. [Vedula N, Lipka N, Maneriker P, Parthasarathy S (2019) Towards Open Intent Discovery for Conversational Text. ArXiv190408524 Cs
- [25]. <https://www.pandorabots.com/mitsuku/>
- [26]. [<https://www.devdungeon.com/content/ai-chat-bot-python-aiml#enter-python>

## **A REVIEW OF METHODS FOR DETECTING INTENT OF A TEXT MESSAGE IN CHATBOTS**

**Doan Thi Hong Phuoc, Nguyen Van Trung, Le Van Tuong Lan**

Faculty of Information Technology, University of Sciences, Hue University

Email: [dthphuoc@husc.edu.vn](mailto:dthphuoc@husc.edu.vn); [nvtrung@husc.edu.vn](mailto:nvtrung@husc.edu.vn); [lvatlan@husc.edu.vn](mailto:lvatlan@husc.edu.vn)

### **ABSTRACT**

Chatbots, are known as virtual assistants, have been investigated and developed in recent decades because of their benefits in the interaction between human and machine. Nowadays, these virtual assistants have been applied in many fields such as e-commerce, health care, tourism or education. One of the first and most important phases that affects to the outcome's quality of these systems is how to understand the intent of user's text message. Therefore, in this paper, we studied methods for detecting intent of a given text message and proposed an evaluation of the effect between these methods.

**Keywords:** chatbot, intent detection, , text message.



**Đoàn Thị Hồng Phước** sinh ngày 12/07/1977 tại Thừa Thiên Huế. Năm 1999, bà tốt nghiệp cử nhân chuyên ngành Tin học tại trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Năm 2004, bà nhận bằng thạc sĩ chuyên ngành Công nghệ thông tin tại trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Năm 2019, bà nhận học vị tiến sĩ chuyên ngành Khoa học máy tính tại Đại học KhonKaen, Thái Lan. Hiện nay, bà là giảng viên của khoa Công nghệ thông tin, trường Đại học Khoa học, Đại học Huế.

*Lĩnh vực nghiên cứu:* Học máy, Xử lý ngôn ngữ tự nhiên và Khai phá dữ liệu văn bản.



**Nguyễn Văn Trung** sinh ngày 25/10/1981 tại Thừa Thiên Huế. Năm 2003 ông tốt nghiệp cử nhân chuyên ngành Tin học tại trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Năm 2006 ông nhận bằng thạc sĩ chuyên ngành Công nghệ Thông tin tại trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Năm 2018 ông nhận học vị Tiến sĩ chuyên ngành Khoa học Máy tính tại trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Hiện nay ông công tác tại Khoa Công nghệ Thông tin, trường Đại học Khoa học, Đại học Huế.

*Lĩnh vực nghiên cứu:* Các hệ thống thông tin, Quản lý và biểu diễn tri thức, Web ngữ nghĩa, Linked Data, Công nghệ phần mềm.



**Lê Văn Tường Lâm** sinh ngày 10/11/1974 tại Thừa Thiên Huế. Năm 1996, ông tốt nghiệp Đại học ngành Toán - Tin tại Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Ông nhận bằng thạc sĩ Công nghệ thông tin tại Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội năm 2002 và nhận học vị Tiến sĩ ngành Khoa học máy tính tại Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế năm 2018. Hiện ông công tác tại Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế.

*Lĩnh vực nghiên cứu:* Lập trình ứng dụng, Cơ sở dữ liệu, Công nghệ phần mềm, Khai phá dữ liệu.

