

## Bài báo nghiên cứu

# ALGEBOT – MỘT HỆ THỐNG CHATBOT HỖ TRỢ GIẢI ĐÁP CÁC KIẾN THỨC CƠ BẢN VỀ CẤU TRÚC DỮ LIỆU VÀ GIẢI THUẬT

Nguyễn Đỗ Thái Nguyên<sup>1\*</sup>, Vương Lê Minh Nguyên<sup>1</sup>, Lương Công Tâm<sup>1</sup>, Trần Quang Huy<sup>1</sup>,  
Trần Thanh Nhã<sup>1</sup>, Lương Trần Hy Hiến<sup>1</sup>, Phan Thị Trinh<sup>2</sup>, Nguyễn Việt Hưng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

<sup>2</sup>Trường Cao đẳng Công nghệ Thủ Đức, Việt Nam

\*Tác giả liên hệ: Nguyễn Đỗ Thái Nguyên – Email: [nguyenndt@hcmue.edu.vn](mailto:nguyenndt@hcmue.edu.vn)

Ngày nhận bài: 11-10-2022; ngày nhận bài sửa: 17-10-2022; ngày duyệt đăng: 21-02-2023

## TÓM TẮT

Trong kỷ nguyên thông tin, bên cạnh việc học ở trường lớp, việc tự học lập trình của học sinh, sinh viên đã trở nên dễ dàng hơn rất nhiều với những tài liệu cơ bản về lập trình, mà cụ thể hơn là về cấu trúc dữ liệu và giải thuật trong lập trình. Tuy nhiên, những tài liệu này thường không được trình bày bằng tiếng Việt, khiến cho người học không có nền tảng tiếng Anh tốt khó lòng tiếp cận và khai thác nguồn tri thức quý giá này. Xuất phát từ cơ sở đó, bài báo này tiến hành thử nghiệm và phát triển hệ thống Algebot, một Non-task-oriented Retrieval-based Chatbot sử dụng tiếng Việt để hỗ trợ cho người học nâng cao hiệu quả tự học lập trình trong việc giải đáp các kiến thức cơ bản về cấu trúc dữ liệu và giải thuật. Kết quả đánh giá cho thấy hướng tiếp cận để xuất việc phát triển Algebot như một Non-task-oriented Retrieval-based Chatbot là hoàn toàn khả thi và cho kết quả khả quan.

**Từ khóa:** dạy học lập trình; cấu trúc dữ liệu và giải thuật; chatbot tiếng Việt trong giáo dục; xử lý ngôn ngữ tự nhiên tiếng Việt; hệ thống trả lời câu hỏi tiếng Việt

## 1. Giới thiệu

Với sự gia tăng tương tác giữa người và máy, các hệ thống trả lời tự động đã thu hút được sự quan tâm và sử dụng nhiều trong các lĩnh vực khác nhau như marketing, tư vấn, chăm sóc khách hàng, tư vấn tâm lý hay trong việc hỗ trợ học tập. Những thiết bị hay phần mềm có giao diện người dùng hỗ trợ giao tiếp qua ngôn ngữ tự nhiên như vậy được gọi chung là chatbot (Dale, 2016; Følstad & Brandtzaeg, 2017). Các ứng dụng chatbot đã xuất hiện từ rất lâu, một số ứng dụng cổ điển có thể kể đến như ELIZA, ALICE, Claude, và HeX. Trong đó, ELIZA là ứng dụng chatbot đầu tiên trên thế giới, được xây dựng bởi J. Weizenbaum và được thiết kế để trở thành một nhà trị liệu tâm lý (Weizenbaum, 1966). Ngày nay, chatbot đã có sự phát triển vượt bậc, nhiều hệ thống chatbot được thiết kế với vai trò

---

**Cite this article as:** Nguyen Do Thai Nguyen, Vuong Le Minh Nguyen, Luong Cong Tam, & Tran Quang Huy, Tran Thanh Nha, Luong Tran Hy Hien, Phan Thi Trinh, & Nguyen Viet Hung (2023). Algebot – A Vietnamese Chatbot system for answering fundamental questions in data structure and algorithms. *Ho Chi Minh City University of Education Journal of Science*, 20(2), 205-217.

trở thành một trợ lý ảo cá nhân. Một số cái tên đại diện cho chatbot hiện đại như Google Assistant, Amazon Alexa, Apple Siri, Windows Cortana và IBM Watson.

Các công trình nghiên cứu của Chen và cộng sự (2017), Almansor và Hussain (2020) đã đề xuất sự phân loại các hướng tiếp cận phát triển Chatbot thành hai nhóm lớn: task-oriented và non-task-oriented. Trong khi Task-oriented Chatbot hướng đến việc hỗ trợ người dùng hoàn thành một công việc cụ thể nào đó như đặt vé máy bay, mua hàng, đặt thức ăn... Hướng tiếp cận này tập trung vào việc áp dụng các phương pháp hiểu ngôn ngữ tự nhiên để rời rạc hóa các câu nói trong ngôn ngữ tự nhiên về những ý định cụ thể. Theo Almansor và Hussain (2020), Task-oriented Chatbot được chia thành hai hướng tiếp cận nhỏ hơn là supervised và unsupervised (Almansor & Hussain, 2020). Supervised Chatbot được huấn luyện trên dữ liệu có dán nhãn, và do đó dễ thiết kế và kiểm soát các luồng đối thoại. Unsupervised Chatbot tiết kiệm công sức dán nhãn dữ liệu nhưng ngược lại khả năng kiểm soát luồng đối thoại trở nên khó khăn hơn. Chen và cộng sự lại có một góc nhìn khác về Task-oriented Chatbot khi chia hướng tiếp cận thành pipeline-based và end-to-end (Chen et al., 2017). Pipeline-based Chatbot vận hành dựa trên việc xây dựng sẵn một pipeline với các thành phần: NLU, Dialogue State Tracker, Dialogue Policy Learning, và NLG. Ngược với Pipeline-based Chatbot, End-to-end Chatbot hướng tới việc xây dựng một mô hình đối thoại duy nhất theo kiến trúc Neural Network có thể huấn luyện từ đầu đến cuối. Khác với Task-oriented Chatbot, Non-task-oriented Chatbot sử dụng yếu tố ngữ cảnh để cố gắng lựa chọn câu trả lời phù hợp nhất trong rất nhiều những câu trả lời được đề xuất, hướng tiếp cận này không nhằm mục đích hỗ trợ người dùng hoàn thành một công việc cụ thể nào mà thay vào đó phục vụ nhu cầu hỏi đáp có thể thấy ở Siri, Cortana, Google Assistant... và tán gẫu như Blenderbot của Facebook hoặc Meena của Google... Non-task-oriented Chatbot thường có hai dạng chính là retrieval-based và generation-based. Retrieval-based Chatbot thường là những Chatbot chuyên dùng cho việc hỏi đáp, hoạt động theo cơ chế tìm kiếm những câu trả lời trong một danh sách có sẵn qua quá trình ranking. Generation-based Chatbot, tương tự End-to-end Chatbot, sử dụng các Language Model để sinh ra câu trả lời, do đó cũng có nhược điểm tương tự là cần lượng lớn dữ liệu huấn luyện để trở nên hiệu quả cũng như kém ổn định và kém khả năng diễn giải.

Trong bài báo này, chúng tôi tiến hành thử nghiệm và phát triển hệ thống Algotbot dựa trên sự kế thừa một số lớp module của Rasa - một Non-task-oriented Retrieval-based Chatbot nhằm nâng cao hiệu quả hệ thống chatbot trên ngôn ngữ tiếng Việt để hỗ trợ cho người học tự học lập trình trong việc giải đáp các kiến thức cơ bản về cấu trúc dữ liệu và giải thuật.

## **2. Nội dung**

### **2.1. Công trình nghiên cứu liên quan**

Chatbot tiếng Việt bắt đầu từ khá muộn và số lượng các công trình nghiên cứu chưa nhiều. Tuy nhiên, các nghiên cứu gần đây cũng đã tận dụng sức mạnh của các thuật toán Học sâu trong hệ thống chatbot của họ. Trang Nguyen và Shcherbakov (2018) đã đề xuất

một hệ thống Generative Chatbot tiếng Việt đã được xây dựng sử dụng một mô hình Recurrent Neural Network để đưa ra câu trả lời dựa trên đoạn đối thoại mà người dùng nhập vào (Trang Nguyen & Shcherbakov, 2018). Trong một số nghiên cứu khác, các mạng neural nhân tạo thường được sử dụng để xác định ý định của người dùng và ngữ cảnh thông qua đoạn đối thoại tiếng Việt của người dùng (Quan et al., 2019; Oanh Tran & Tho Luong, 2020), từ đó giúp chatbot hiểu và xử lý các yêu cầu của người dùng một cách chính xác hơn. Đây cũng là hướng tiếp cận phổ biến trên các hệ thống chatbot hiện đại.

Tính tới hiện tại, số lượng các công trình chatbot trong giáo dục vẫn còn hạn chế. Thời gian đầu, các nghiên cứu chỉ tập trung xây dựng một hệ thống học tập dựa trên hệ thống gia sư thông minh (Intelligence Tutoring System) và các trợ lý giáo dục (Pedagogical Agents) (Nkambou et al., 2010; Baker, 2016). Hệ thống gia sư thông minh là một hệ thống được xây dựng nhằm mục đích cung cấp các chỉ dẫn hay các thông tin phản hồi đến người học trong một lĩnh vực tri thức cụ thể mà không cần tới sự can thiệp của giảng viên. Chatbot trong giáo dục hứa hẹn sẽ mang đến sự tác động tích cực đến việc học cũng như đáp ứng thỏa mãn các nhu cầu học tập của học viên (Winkler & Söllner, 2018). Một số ứng dụng chatbot hỗ trợ học ngoại ngữ được xây dựng trên nền tảng Web và ứng dụng di động đã mang lại trải nghiệm mới lạ cho người học, giúp người học có thể thoải mái hơn khi phải giao tiếp với các thiết bị máy tính thay vì một người lạ (Jia, 2003; Pham et al., 2018). Một nghiên cứu khác đã thử nghiệm và đánh giá sự kết hợp giữa công nghệ chatbot với một Open Learner Model, sự kết hợp cho phép hệ thống có thể theo dõi quá trình học của từng học viên, giúp cho việc cung cấp các tài liệu, bài tập rèn luyện hay các chỉ dẫn phù hợp hơn với trình độ của người học (Kerly, Hall, & Bull, 2007).

## **2.2. Phương pháp đề xuất xây dựng Algobot**

Như đã đề cập ở phần trên, bài báo này đề xuất và thử nghiệm hướng tiếp cận để xây dựng Algobot, một hệ thống Chatbot hỗ trợ giải đáp thắc mắc trong kiến thức cơ bản về cấu trúc dữ liệu và giải thuật cho sinh viên. Để làm được điều đó, Algobot cần phải có khả năng dẫn dắt hội thoại thông qua các tin nhắn giao tiếp cơ bản với người dùng, đồng thời có khả năng trả lời những câu hỏi cơ bản về cấu trúc dữ liệu và giải thuật thông qua một hệ cơ sở tri thức hỏi đáp. Nhận thấy nhiệm vụ mà Algobot phải hoàn thành có đầy đủ tính chất của một Non-task-oriented Chatbot chúng tôi quyết định phát triển Algobot theo hướng một Non-task-oriented Chatbot dựa trên Rasa Framework. Hướng tiếp cận này được xây dựng dựa trên sự thực thi nối tiếp của các module chính dưới đây.

### **2.2.1. Natural language Understanding (NLU)**

Việc hiểu, phân tích và xử lý câu hội thoại được thực hiện thông qua một chuỗi tác vụ (pipeline) xử lý ngôn ngữ tự nhiên cơ bản để đưa câu văn bản đầu vào về một cấu trúc nhất định cụ thể như sau:

- **Bộ tách từ (Tokenizer)**  
**Bộ tách từ dựa vào khoảng trắng (Whitespace Tokenizer)**

Chúng tôi sử dụng Whitespace Tokenizer của Rasa NLU như một phương pháp mặc định để phân tách từ cho hệ thống Algotot. Whitespace Tokenizer về cơ bản sử dụng các biểu thức chính quy để loại bỏ những kí tự đặc biệt ra khỏi tin nhắn đầu vào, sau đó dùng khoảng trắng để ngắt câu thành các từ.

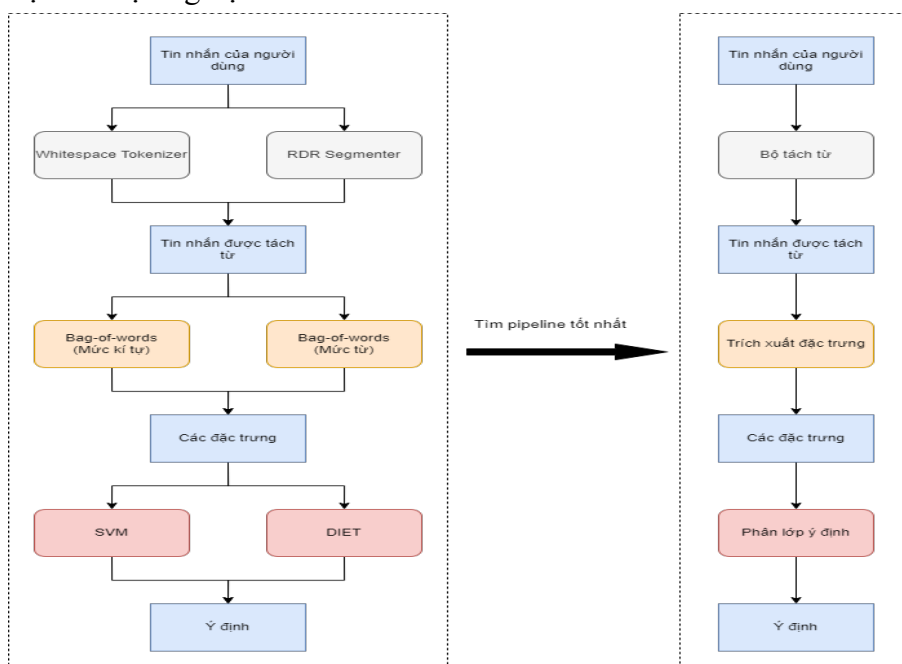
**RDR Segmenter**

Rasa không cài đặt sẵn bất kì Tokenizer nào dành cho tiếng Việt nên chúng tôi đã tích hợp mô hình SCRDR trong thư viện VnCoreNLP bằng cách cài đặt lớp RDR Segmenter kế thừa từ lớp Whitespace Tokenizer của Rasa NLU.

• **Trích xuất đặc trưng (Featurizer)**

**Dựa trên túi từ (Bag-of-words)**

Bộ trích xuất đặc trưng đóng vai trò rút trích đặc trưng từ chuỗi các từ do bộ tách từ trả về. Đầu ra của bộ trích xuất đặc trưng là một vector số thực có thể được đưa vào các mô hình phân lớp. Chúng tôi sử dụng bộ trích xuất đặc trưng Bag-of-words của Rasa NLU như một phương pháp mặc định để rút trích đặc trưng từ chuỗi các từ. Ngoài ra, bộ trích xuất đặc trưng Bag-of-words cho phép rút trích đặc trưng ở mức kí tự của từ, qua đó cho chúng tôi thêm lựa chọn để thực nghiệm.



**Hình 1.** Sơ đồ thử nghiệm các NLU pipeline

Sau quá trình thực nghiệm từng công cụ cho mỗi tác vụ xử lí ngôn ngữ tự nhiên, chúng tôi lựa chọn một pipeline tốt nhất để tiến hành huấn luyện mô hình phân lớp ý định người hỏi (Intent classifier) và lựa chọn câu trả lời (Response Selector) (Hình 1).

Với Tokenizer, chúng tôi có 2 lựa chọn để thử nghiệm:

- T1 - Whitespace Tokenizer
- T2 - RDR Segmenter

Với Featurizer, chúng tôi có 2 lựa chọn để thử nghiệm:

- F1 - Bag-of-words Featurizer (mức kí tự)
- F2 - Bag-of-words Featurizer (mức từ)

Với Intent Classifier, chúng tôi có 2 lựa chọn để thử nghiệm:

- C1 - SVM Classifier
- C2 - DIET Classifier

Từ các lựa chọn đã nêu, theo quy tắc nhân tổ hợp, chúng tôi có tổng cộng 8 NLU pipeline khác nhau để thực hiện thử nghiệm chọn ra pipeline tốt nhất. Tuy nhiên, trong thực tế, có 2 pipeline mà các thành phần của nó không nên được kết hợp với nhau: Trường hợp (T2, F1, C1) và (T2, F1, C2) kết hợp RDR Segmenter với Bag-of-words ở mức kí tự sẽ làm mất đi hiệu quả của RDR Segmenter. Số NLU pipeline còn lại cho quá trình thử nghiệm là 6 sau khi loại bỏ các trường hợp nêu trên. Sau khi tìm được NLU pipeline tốt nhất, chúng tôi thêm Response Selector vào pipeline để được một NLU pipeline hoàn chỉnh cho Algotobot.

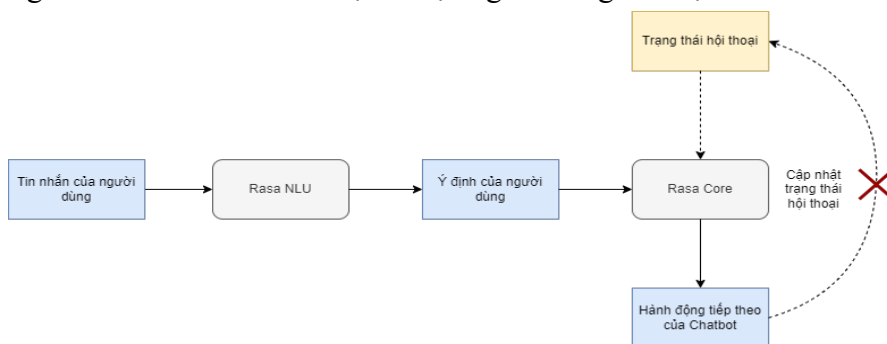
• **Phân lớp ý định người hỏi (Intent classifier) và lựa chọn câu trả lời (Response Selector)**

**SVM Classifier**

Classifier đóng vai trò xác định ý định của người dùng từ tin nhắn của họ thông qua các đặc trưng do Featurizer cung cấp. Chúng tôi sử dụng SVM Classifier của Rasa NLU như một phương pháp mặc định để xác định ý định người dùng vì những lí do đã nêu ở phần phân loại văn bản.

**DIET Classifier**

Với nhiệm vụ trả lời câu hỏi từ hệ cơ sở tri thức, Algotobot được phát triển theo hướng một Single-turn Retrieval-based Chatbot tương tự như phương pháp trả lời câu hỏi bằng truy xuất thông tin dựa trên Representation Learning của Knowledge Base. Rasa hỗ trợ việc phát triển Single-turn Chatbot thông qua việc huấn luyện mô hình DIET để thực hiện ranking câu hỏi tiềm năng trong hệ cơ sở tri thức gồm cặp chủ đề và câu trả lời. Một số lượng nhỏ câu hỏi ví dụ cần được chuẩn bị cho mỗi chủ đề để DIET có thể học được Embedding của chủ đề trả lời. Lưu ý là trong lúc đối thoại với người dùng, mặc định Algotobot sẽ là một Multi-turn Chatbot. Nó chỉ trở thành Single-turn Chatbot khi xác định được người dùng vừa đặt câu hỏi.

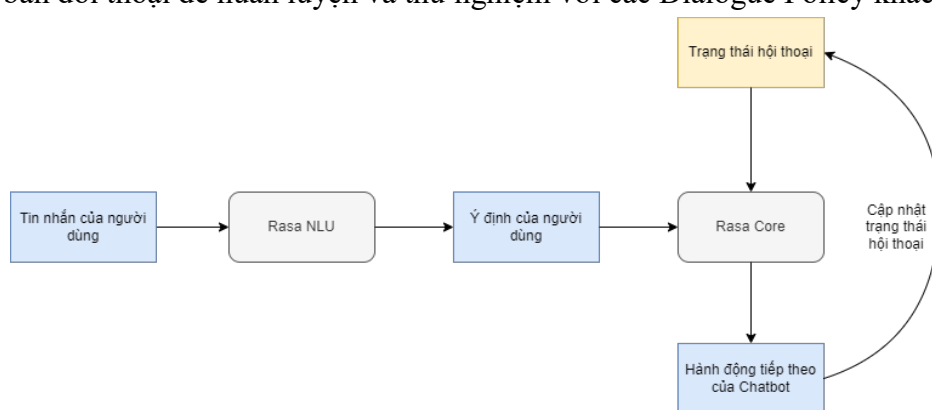


**Hình 2.** Luồng đối thoại Single-turn của Algotobot phục vụ trả lời câu hỏi từ hệ cơ sở tri thức

Sau khi có SVM làm phương pháp cơ sở, chúng tôi thử nghiệm với DIET Classifier của Rasa NLU để kiểm chứng hiệu quả của mô hình DIET đối với bài toán của chúng tôi.

### 2.2.2. Điều hướng cuộc hội thoại (Dialogue Policy)

Với nhiệm vụ dẫn dắt đối thoại, Algobot sẽ được phát triển theo hướng một Multi-turn Retrieval-based Chatbot. Rasa hỗ trợ việc phát triển Multi-turn Chatbot thông qua việc phân loại ý định và rút trích thực thể có tên từ tin nhắn của người dùng nhờ Rasa NLU, sau đó dự đoán phản hồi tiếp theo cho Chatbot thông qua Dialogue Policy của Rasa Core. Do vậy, chúng tôi tiến hành xây dựng một bộ dữ liệu có dán nhãn cho việc huấn luyện phân loại ý định người dùng và thử nghiệm với các NLU pipeline khác nhau, đồng thời cũng chuẩn bị các kịch bản đối thoại để huấn luyện và thử nghiệm với các Dialogue Policy khác nhau.



Hình 3. Luồng đối thoại Multi-turn của Algobot phục vụ dẫn dắt đối thoại

- **Memoization Policy**

Mô hình Memoization Policy sẽ ghi nhớ tất cả các Story trong tập dữ liệu huấn luyện và trong một cuộc trò chuyện mới, nó sẽ kiểm tra trạng thái hiện tại và một vài trạng thái trước đó trong cuộc trò chuyện này có giống với Story trong tập dữ liệu huấn luyện hay không. Nếu giống, nó sẽ tiếp tục đưa ra hành động tiếp theo dựa trên tập Story dùng để huấn luyện với *confidence* = 1.0, ngược lại nếu không tìm thấy bất kì Story nào phù hợp thì nó sẽ trả về **None** với *confidence* = 0.0.

- **TED Policy**

Chúng tôi chọn TED để thử nghiệm mức độ hiệu quả của TED so với Memoization Policy.

- **Rule-based Dialogue Policy**

Rule-based Dialogue Policy, hay Rule Policy trong Rasa, sẽ ghi nhớ các tập luật trong tập dữ liệu huấn luyện. Các tập luật này sẽ ràng buộc Chatbot phải đưa ra hành động tiếp theo tương ứng với hành vi của người dùng với *confidence* = 1.0. Thông thường, Rule Policy được dùng để xử lí các đoạn trò chuyện với các hành vi cố định, ví dụ như khi người dùng muốn tra cứu số dư trong tài khoản thì Chatbot sẽ tra cứu trên hệ thống và trả về số dư hiện tại trong tài khoản của người dùng.

Rule-based Dialogue Policy là một thành phần không thể thiếu trong việc xây dựng

Chatbot. Tuy nhiên, nếu chỉ sử dụng Rule-based Dialogue Policy thì Chatbot sẽ không thể giao tiếp một cách linh hoạt, và yêu cầu phải xây dựng một tập luật rất lớn và bao quát được hết mọi trường hợp trong giao tiếp.

Trong trường hợp sử dụng nhiều mô hình Policy cho Dialogue Policy của Chatbot, và có hai hoặc nhiều hơn các mô hình Policy dự đoán hành động tiếp theo khác nhau nhưng với *confidence* bằng nhau thì Dialogue Policy sẽ quyết định hành động tiếp theo dựa trên mức độ ưu tiên của từng loại, nếu các mô hình có mức độ ưu tiên bằng nhau thì hành động tiếp theo sẽ được chọn ngẫu nhiên giữa các hành động được dự đoán. Mức độ ưu tiên của các mô hình được xác định bằng chỉ số ưu tiên, mô hình có chỉ số ưu tiên cao hơn thì sẽ được ưu tiên hơn. Mức độ ưu tiên của các mô hình có thể thay đổi được. Dưới đây là chỉ số ưu tiên mặc định của các mô hình Policy trong Rasa Framework:

- 6 - Rule Policy
- 3 - Memoization Policy hoặc Augmented Memoization Policy
- 1 - TED Policy

Có thể thấy mô hình Rule Policy là mô hình có chỉ số ưu tiên cao nhất, các hành động được quy định trong tập luật sẽ được Chatbot tuân thủ một cách tuyệt đối.

Chúng tôi kết hợp lần lượt mô hình Memoization Policy với Rule Policy và mô hình TED Policy với Rule Policy để thử nghiệm và chọn ra cấu hình Dialogue Policy tốt nhất cho Algobot.

### **2.3. Thực nghiệm và đánh giá**

#### **2.3.1. Dữ liệu**

Trong Rasa có 2 phần cần được xây dựng là các mô hình NLU và Dialogue Policy, với mỗi mô hình sẽ cần một loại dữ liệu huấn luyện khác nhau. Chúng tôi chia các tập dữ liệu huấn luyện thành 2 nhóm:

- **Dữ liệu huấn luyện NLU**

Nhóm dữ liệu này gồm 2 tập dữ liệu, một tập bao gồm các mẫu đối thoại thuộc các hành vi giao tiếp cơ bản (Bảng 1), và một tập bao gồm các mẫu câu hỏi FAQ và câu trả lời (Bảng 2) về chủ đề cấu trúc dữ liệu và giải thuật. Dữ liệu của nhóm này được dùng để huấn luyện các mô hình NLU như Intent Classifier và Response Selector.

**Bảng 1.** Ý nghĩa của các loại ý định người dùng cơ bản

Nhãn Algobot	Ý nghĩa
greeting	Người dùng thể hiện ý định chào hỏi với Algobot, đồng thời bắt đầu cuộc trò chuyện
ask_for_help	Người dùng mong muốn sự giúp đỡ từ Algobot
affirm	Người dùng thể hiện ý kiến đồng ý với điều Algobot vừa nói
deny	Người dùng thể hiện ý kiến từ chối với điều Algobot vừa nói

end_conversation	Người dùng muốn kết thúc cuộc trò chuyện
ask_wh_question	Người dùng đang hỏi Algobot một câu hỏi liên quan đến cấu trúc dữ liệu và lập trình. Khi mô hình phân loại ý định người dùng phát hiện đoạn đối thoại của người dùng thuộc nhãn này, đoạn đối thoại sẽ tiếp tục được đưa đến mô hình Response Selector để chọn câu trả lời tương ứng
thanking	Người dùng cảm ơn Algobot
skip_turn	Ý định bỏ lượt trong một cuộc hội thoại
other	Những điều không liên quan đến Algobot và không nằm trong

**Bảng 2.** Ý nghĩa của các loại phân hồi ý định cơ bản của người dùng

Nhãn Algobot	Ý nghĩa
utter_greeting	Chào người dùng khi người dùng bắt đầu cuộc trò chuyện
utter_offer_help	Hỏi người dùng cần giúp việc gì
utter_isthathelp	Algobot hỏi xin đánh giá của người dùng
utter_apology	Algobot xin lỗi vì không giúp được người dùng
utter_thanking	Algobot cảm ơn người dùng
utter_goodbye	Lời tạm biệt của Algobot đến người dùng
utter_dont_know	Khi người dùng hỏi ngoài phạm vi chức năng của Algobot

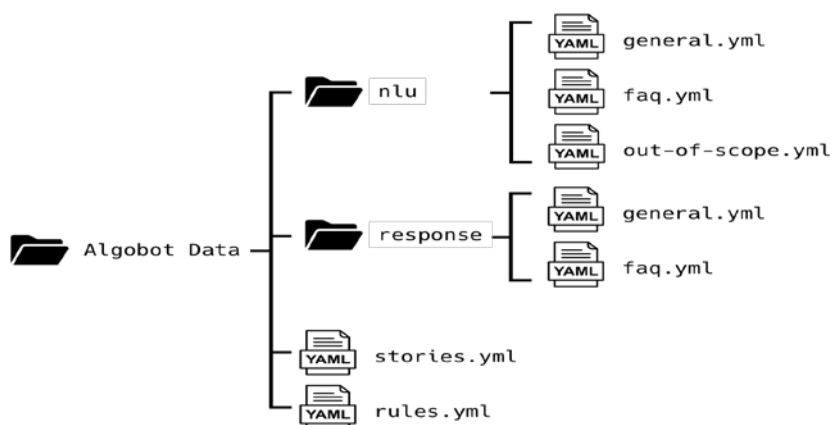
• **Dữ liệu huấn luyện Dialogue Policy**

Nhóm dữ liệu này gồm hai loại. Loại đầu tiên là các Story, là kịch bản các cuộc trò chuyện dùng để huấn luyện các mô hình TED Policy và Memoization Policy. Loại thứ 2 là Rule, gồm các tập luật cho mô hình Rule Policy. Ngoài việc chuẩn bị dữ liệu để huấn luyện Dialogue Policy, chúng tôi còn phải xây dựng các một tập dữ liệu kiểm thử để phục vụ cho việc đánh giá Dialogue Policy. Ngoài các dữ liệu dùng để huấn luyện, chúng tôi cũng cần phải xây dựng một tập các Action cho Algobot. Trong Rasa, các Action này có thể là các lệnh logic yêu cầu Chatbot làm một việc gì đó, hoặc đơn giản chỉ là các lời thoại mà Algobot sẽ trả lời người dùng theo kịch bản.

• **Cách tổ chức dữ liệu trong Algobot**

Dữ liệu huấn luyện cho các mô hình được tổ chức dưới định dạng YAML, có thể được tổng hợp trong một file hoặc được chia thành nhiều files. Trong bài báo này, chúng tôi chia các loại dữ liệu thành nhiều files riêng và được tổ chức thư mục theo cấu trúc sau:





Hình 4. Cấu trúc thư mục dữ liệu của Algobot

### 2.3.2. Kết quả

- **Phương pháp đánh giá**

Để đánh giá hiệu quả của hệ thống chúng tôi sử dụng độ đo Precision, Recall, F1-Score cho từng lớp ý định người dùng trong bài toán phân lớp ý định người dùng, hoặc cho từng câu trả lời trong một bộ câu trả lời được lựa chọn, và điều hướng cuộc hội thoại, cụ thể như sau:

$$F_1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \tag{1}$$

với:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

trong đó:

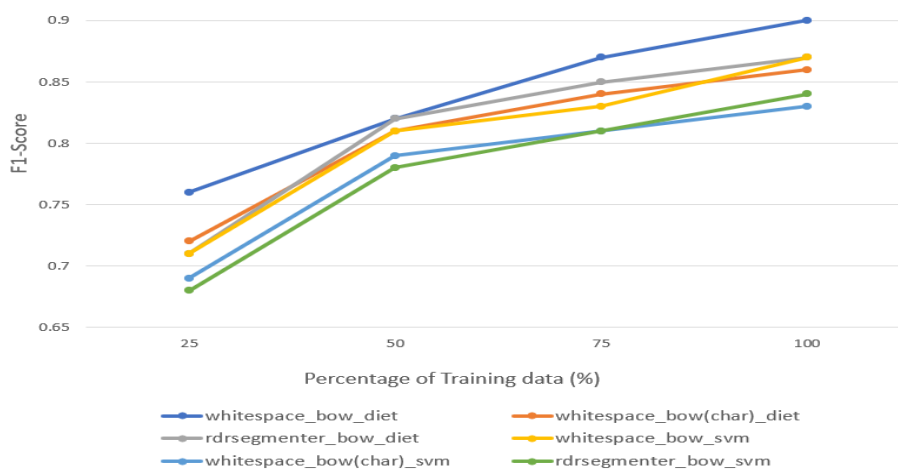
TP: Hệ thống dự đoán chính xác ý định (intent) đang xét hay đưa ra câu trả lời chính xác mong muốn của người dùng.

FP: Hệ thống dự đoán sai ý định (intent) đang xét hay đưa ra câu trả lời không đúng như mong muốn của người dùng.

FN: Hệ thống dự đoán đúng ý định (intent) khác các ý định đang xét hay đưa ra câu trả lời đúng ngoài câu trả lời đang xem xét.

- **Kết quả đạt được**

Chúng tôi thực hiện đánh giá 4 lần cho mỗi NLU pipeline, sau đó lấy kết quả trung bình của chúng theo tỉ lệ dữ liệu trong tập huấn luyện sẽ sử dụng. Biểu đồ sau thể hiện kết quả trung bình của mỗi NLU pipeline qua 4 lần theo từng mức dữ liệu huấn luyện.



**Hình 5.** Biểu đồ so sánh của 6 NLU pipeline

Trong đó, NLU pipeline tốt nhất là `whitespace_bow_diet`, sử dụng Whitespace Tokenizer, Bag-of-words (mức từ) và DIET Classifier, với điểm F1-Score lần lượt là:

- Sử dụng 25% tập huấn luyện: 0.76
- Sử dụng 50% tập huấn luyện: 0.82
- Sử dụng 75% tập huấn luyện: 0.87
- Sử dụng 100% tập huấn luyện: 0.90

Với tác vụ phân lớp ý định người dùng và lựa chọn câu trả lời phù hợp: sau khi thực hiện đánh giá mô hình, chúng tôi lấy kết quả trung bình của các mô hình đã được huấn luyện.

**Bảng 3.** Kết quả đánh giá của mô hình Intent Classifier và Response Selector

Mô hình NLU	F1-Score	Precision	Recall
Intent Classifier	0.89	0.91	0.88
Response Selector	0.83	0.85	0.83

Đối với các phương pháp điều hướng cuộc hội thoại:

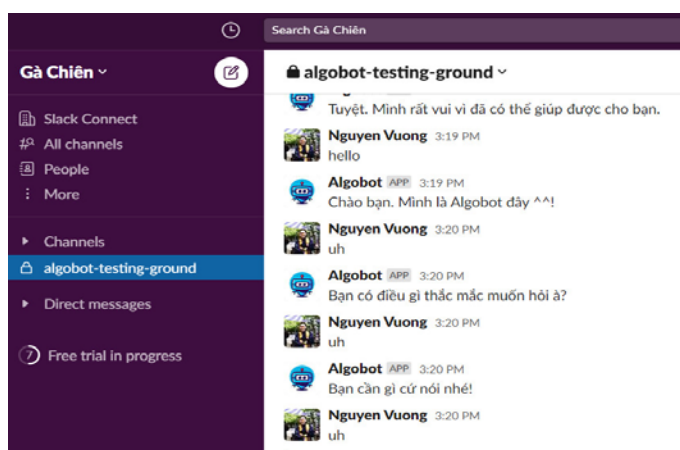
- TED Policy: được huấn luyện qua 200 epoch với lịch sử đối thoại chỉ tính tới tối đa 5 hành động gần nhất. Random seed được gán là 0 để giữ cho kết quả ổn định qua nhiều lần chạy.
- Memoization Policy: chỉ tính lịch sử đối thoại tới tối đa 5 hành động gần nhất. Chúng tôi lần lượt huấn luyện cho từng Dialogue Policy với tập Story và Rule huấn luyện, sau đó cho chúng thực hiện dự đoán trên một tập Story đánh giá. Kết quả đánh giá được thể hiện ở bảng sau:

**Bảng 4.** Kết quả đánh giá của các Dialogue Policy.

Dialogue Policy	F1-Score	Precision	Recall
Memoization + Rule	0.98	1.0	0.95
TED + Rule	0.97	0.98	0.96

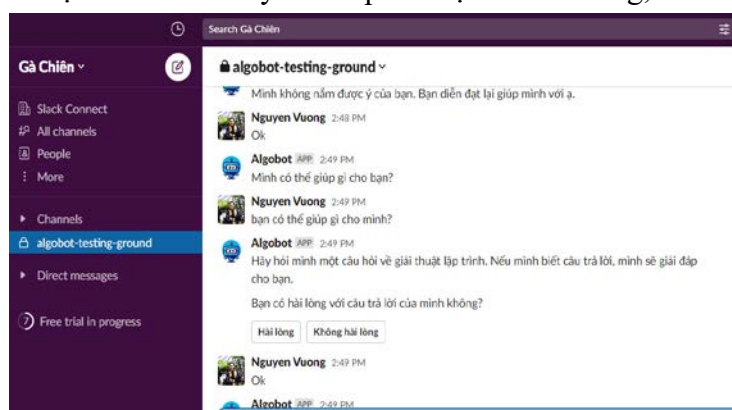
● **Tích hợp Algobot vào Slack**

Chúng tôi đã tiến hành thử nghiệm tích hợp Algobot vào ứng dụng Slack để trực quan hóa vai trò vấn đáp của Algobot như thực hiện một cuộc hội thoại thông thường (Hình 6).

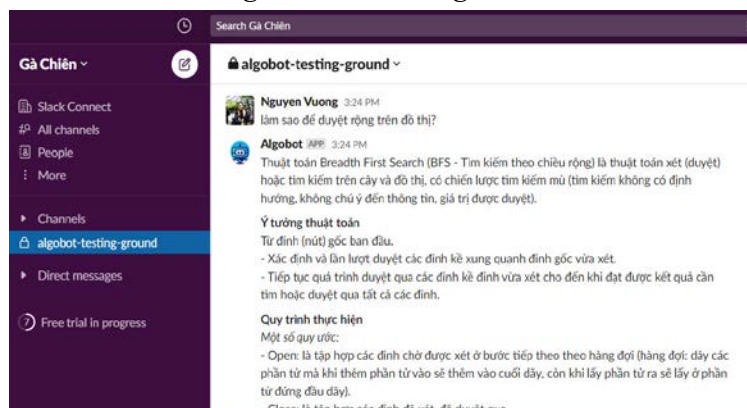


**Hình 6.** Algobot thực hiện đoạn trò chuyện

Để tránh cuộc trò chuyện đi quá xa nội dung chính, Algobot điều hướng cuộc trò chuyện, nhằm dẫn dắt người dùng đến những câu hỏi liên quan tới cấu trúc dữ liệu và giải thuật (Hình 7). Sau đó, Algobot đưa ra câu trả lời phù hợp với câu hỏi của người dùng (Hình 8). Ngoài ra, chúng tôi còn điều chỉnh tập đáp án FAQ để sử dụng các định dạng chat đặc biệt của Slack, với mục đích trình bày các đáp án một cách rõ ràng, dễ nhìn hơn.



**Hình 7.** Algobot điều hướng cuộc hội thoại



**Hình 8.** Algobot thực hiện trả lời câu hỏi

### 3. Kết luận

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một hướng tiếp cận theo hướng Non-task-oriented Retrieval-based để xây dựng một Chatbot sử dụng tiếng Việt hỗ trợ giải đáp các kiến thức cơ bản về cấu trúc dữ liệu và giải thuật. Cụ thể ở bước hiểu, phân tích và xử lý câu hội thoại (NLU) chúng tôi thử nghiệm việc kết hợp các công cụ như Whitespace Tokenizer, RDR Segmenter để tách từ, kỹ thuật túi từ (Bag-of-word) ở mức kí tự và mức từ để rút trích đặc trưng văn bản. Ở bước phân lớp ý định người dùng và lựa chọn câu trả lời phù hợp chúng tôi thử nghiệm trên với 2 mô hình SVM và DIET. Ở giai đoạn điều hướng cuộc hội thoại chúng tôi xây dựng trên 3 phương pháp rule-based, Memorization và TED Policy. Kết quả đánh giá cho thấy mô hình kết hợp Whitespace Tokenizer, Bag-of-word ở mức từ, và DIET đạt được kết quả tốt nhất cho bài toán xây dựng một Chatbot sử dụng tiếng Việt phục vụ hỏi đáp trong một hệ cơ sở tri thức cho cấu trúc dữ liệu và giải thuật, được huấn luyện trên một tập dữ liệu khoảng 1000 ví dụ có dán nhãn. Nhìn chung, hướng tiếp cận đề xuất việc phát triển Algotbot như một Non-task-oriented Retrieval-based Chatbot với sự kết hợp các phương pháp xử lý ngôn ngữ tự nhiên và các công cụ hỗ trợ của Rasa là hoàn toàn khả thi và cho kết quả khả quan.

❖ **Tuyên bố về quyền lợi:** Các tác giả xác nhận hoàn toàn không có xung đột về quyền lợi.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Almansor, E. H., & Hussain, F. K. (2020). Survey on Intelligent Chatbots: State-of-the-Art and Future Research Directions. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 993, 534-543.
- Baker, R. (2016). Stupid Tutoring Systems, Intelligent Humans. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 600-614.
- Chen, H., Liu, X., Yin, D., & Tang, J. (2017). A Survey on Dialogue Systems. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 19(2), 25-35.
- Dale, R. (2017). *The return of the chatbots*. *Natural Language Engineering*, 22(5), 811-817.
- Følstad, A., & Brandtzaeg, P. (2017). *Chatbots – the new world of HCI*. *ACM Interactions*, 24, 38-42.
- Jia, J. (2003). CSIEC (Computer Simulator in Educational Communication): An Intelligent Web-Based Teaching System for Foreign Language Learning. *ED-MEDIA 2004 (World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia & Telecommunications)*.
- Kerly, A., Hall, P., & Bull, S. (2007). Bringing chatbots into education: Towards natural language negotiation of open learner models. *Knowledge-Based Systems*, 20(2), 177-185.
- Nguyen, T., & Shcherbakov, M. (2018). A neural network-based Vietnamese chatbot. *Proceedings of the 2018 International Conference on System Modeling and Advancement in Research Trends*, SMART 2018, 147-149.

- Nkambou, R., Bourdeau, J., & Mizoguchi, R. (2010). *Introduction: What Are Intelligent Tutoring Systems, and Why This Book?*. Studies in Computational Intelligence, 308.
- Pham, X. L., Pham, T. J., Nguyen, Q. A. M., Nguyen, T. H., & Cao, T. T. H. (2018). Chatbot as an Intelligent Personal Assistant for Mobile Language Learning. *ICEEL 2018*, 16-21.
- Quan, T., Trinh, T., Ngo, D., Pham, H., Hoang, L., Hoang, H., Thai, T., Vo, P., Pham, D., & Mai, T. (2019). *Lead Engagement by Automated Real Estate Chatbot*. NICS 2018 - Proceedings of 2018 5th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science, 357-359.
- Tran, O., & Luong, T. (2020). Understanding what the users say in chatbots: A case study for the Vietnamese language. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 87.
- Weizenbaum, J. (1966). ELIZA — a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 9(1), 36-45.
- Winkler, R., & Söllner, M. (2018). *Unleashing the Potential of Chatbots in Education: A State-Of-The-Art Analysis*. 78th annual meeting of the academy of management, Chicago, Illinois.

---

**ALGOBOT – A VIETNAMESE CHATBOT SYSTEM FOR ANSWERING  
FUNDAMENTAL QUESTIONS IN DATA STRUCTURE AND ALGORITHMS**

**Nguyen Do Thai Nguyen<sup>1\*</sup>, Vuong Le Minh Nguyen<sup>1</sup>, Luong Cong Tam<sup>1</sup>, Tran Quang Huy<sup>1</sup>,  
Tran Thanh Nha<sup>1</sup>, Luong Tran Hy Hien<sup>1</sup>, Phan Thi Trinh<sup>2</sup>, Nguyen Viet Hung<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> Ho Chi Minh City University of Education, Vietnam

<sup>2</sup> Thu Duc College of Technology, Vietnam

\*Corresponding author: Nguyen Do Thai Nguyen – Email: nguyennndt@hcmue.edu.vn

Received: October 11, 2022; Revised: October 17, 2022; Accepted: February 21, 2023

**ABSTRACT**

*In the information age, self-teaching programming has become much more feasible and affordable for students of all ages with high-quality programming materials spreading all over the Internet, especially the ones that teach data structures and algorithms. Despite those significant advantages that nowadays students have, the high-quality learning materials that could be found on the Internet are rarely presented in Vietnamese, forming an impassable language barrier for those without a strong English background to access and exploit these resources. Hence, in this work, we introduce Algotobot, a Vietnamese Non-task-oriented Retrieval-based Chatbot to help those without a strong English background answer their questions regarding the foundational knowledge in data structures and algorithms. Our experimental results show that our proposed approach to implementing Algotobot as a Non-task-oriented Retrieval-based Chatbot has been proven feasible and yielded initial optimistic results for the coming related works.*

**Keywords:** programming teaching; Vietnamese educational chatbot; Vietnamese natural language processing; Vietnamese question answering system