**ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH**

Icon

Description automatically generated**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**BÁO CÁO**

**Seminar các vấn đề hiện đại của CNPM**

**ĐỀ TÀI: CHATBOT CHĂM SÓC KHÁCH HÀNG**

Giảng viên hướng dẫn: Đinh Nguyễn Anh Dũng

Lớp: SE400.P11.PMCL

Sinh viên thực hiện:

Huỳnh Mai Cao Nhân - 21522401

Ngô Phương Nam - 21522361

**TP. Hồ Chí Minh, Ngày 26 Tháng 12 Năm 2024**

**Mục lục**

[1 Giới thiệu đề tài 3](#_Toc185534275)

[1.1 Tên đề tài 3](#_Toc185534276)

[1.2 Lý do chọn đề tài 3](#_Toc185534277)

[1.3 Mục tiêu của đề tài 3](#_Toc185534278)

[1.4 Phương pháp nghiên cứu 3](#_Toc185534279)

[1.5 Công cụ sử dụng 3](#_Toc185534280)

[2 Cơ sở lý thuyết 4](#_Toc185534281)

[2.1 Hệ thống gợi ý 4](#_Toc185534282)

[2.1.1 Tổng quan về hệ thống gợi ý 4](#_Toc185534283)

[2.1.2 Kỹ thuật xây dựng hệ thống gợi ý được sử dụng 5](#_Toc185534284)

[2.1.3 Content-based Filtering 6](#_Toc185534285)

[2.1.4 Collaborative Filtering 8](#_Toc185534286)

[2.2 Chatbot 10](#_Toc185534287)

[2.2.1 Tổng quan về Chatbot 10](#_Toc185534288)

[2.2.2 Phương pháp sử dụng 10](#_Toc185534289)

[2.2.3 BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) 11](#_Toc185534290)

[2.2.4 CNN (Convolutional Neural Network) 11](#_Toc185534291)

[2.2.5 LSTM (Long Short-Term Memory) 11](#_Toc185534292)

[2.2.6 KMP (Knuth-Morris-Pratt) 12](#_Toc185534293)

[2.2.7 Tìm kiếm nhị phân 12](#_Toc185534294)

[3 Tổng kết 12](#_Toc185534295)

[3.1 Kết quả đạt được 12](#_Toc185534296)

[3.2 Hạn chế 13](#_Toc185534297)

[4 Tài liệu tham khảo 13](#_Toc185534298)

# Giới thiệu đề tài

## Tên đề tài

CHATBOT CHĂM SÓC KHÁCH HÀNG

## Lý do chọn đề tài

Trong bối cảnh ngành F&B, đặc biệt là các quán cà phê, đang có sự phát triển mạnh mẽ, sự cạnh tranh ngày càng khốc liệt đòi hỏi các doanh nghiệp phải không ngừng cải tiến và đổi mới để duy trì hoạt động và tăng trưởng. Cùng với sự phát triển của công nghệ thông tin, việc ứng dụng các giải pháp số hóa trong quản lý và vận hành quán cà phê đã trở thành một xu hướng tất yếu nhằm đáp ứng các yêu cầu ngày càng cao của thị trường nên chức năng chatbot chăm sóc khách hàng là cần thiết.

## Mục tiêu của đề tài

Xây dựng một hệ thống chatbot thông minh giúp cải thiện trải nghiệm khách hàng bằng cách phản hồi nhanh chóng, chính xác và hỗ trợ 24/7. Chatbot tự động hóa việc trả lời các câu hỏi thường gặp, giảm tải công việc cho nhân viên và nâng cao hiệu quả hỗ trợ. Đề tài tập trung vào ứng dụng AI và xử lý ngôn ngữ tự nhiên để tương tác thân thiện, cá nhân hóa phản hồi và gợi ý sản phẩm phù hợp. Ngoài ra, chatbot được thiết kế linh hoạt để tích hợp trên nhiều nền tảng, dễ mở rộng, đồng thời hỗ trợ thu thập và phân tích dữ liệu khách hàng nhằm cải thiện chất lượng dịch vụ.

## Phương pháp nghiên cứu

Tìm hiểu lý thuyết về xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) và các mô hình học máy như BERT, PhoBERT. Đồng thời, phân tích yêu cầu thực tế của khách hàng để xác định các tính năng cần thiết. Dữ liệu liên quan sẽ được thu thập và xử lý để xây dựng hệ thống dữ liệu. Sau đó, mô hình chatbot được thiết kế, huấn luyện và kiểm thử để đảm bảo độ chính xác và hiệu quả. Cuối cùng, chatbot được triển khai trên các nền tảng phù hợp và tối ưu hóa dựa trên phản hồi từ người dùng.

## Công cụ sử dụng

* Khảo sát: Google form.
* Quản lý cơ sở dữ liệu: Firebase.
* IDE: Visual studio code.
* Quản lý mã nguồn: Github.
* Vẽ sơ đồ phân tích thiết kế: Draw.io.

# Cơ sở lý thuyết

## Hệ thống gợi ý

### Tổng quan về hệ thống gợi ý

Hệ thống gợi ý bao gồm phần mềm và công nghệ được thiết kế để sử dụng dữ liệu hiện có để đưa ra các đề xuất hữu ích cho người dùng. Nhiều lĩnh vực sử dụng các hệ thống này, bao gồm mạng xã hội, dịch vụ phát trực tuyến, thương mại điện tử và nhiều lĩnh vực khác. Bằng cách cung cấp hàng hóa, dịch vụ hoặc nội dung phù hợp với sở thích cá nhân của người dùng, chúng giúp nâng cao trải nghiệm người dùng và tăng doanh thu cho doanh nghiệp. Tổng thể, các hệ thống gợi ý được chia thành bốn nhóm chính:

* Simple Recommenders: Đưa ra các đề xuất chung cho tất cả người dùng, thường dựa trên loại sản phẩm hoặc mức độ phổ biến của nó. Hệ thống này dựa trên các sản phẩm nổi tiếng và được đánh giá cao sẽ thu hút người dùng.
* Content-based Recommenders: Người tiêu dùng quan tâm đến một sản phẩm cụ thể, nên đề xuất các sản phẩm tương tự. Hệ thống này sử dụng siêu dữ liệu như tên, loại và thành phần của sản phẩm, giống như trong cà phê. Theo mô hình này, nếu người tiêu dùng thích một sản phẩm, họ sẽ thích các sản phẩm có các đặc điểm giống nhau. Ví dụ, bằng cách sử dụng lịch sử xem của người dùng, YouTube có thể đưa ra các video mới.
* Collaborative Filtering Recommenders: Hệ thống này sử dụng đánh giá và sở thích của người dùng về một sản phẩm để dự đoán "đánh giá" hoặc "sở thích" của họ. Bộ lọc cộng tác không cần dữ liệu nội dung như hệ thống dựa trên nội dung. Thay vào đó, nó tập trung vào hành vi của các nhóm người dùng hơn là dữ liệu nội dung.
* Hybrid Recommenders: Kết hợp giữa Content-based Filtering và Collaborative Filtering. Hệ thống Hybrid linh hoạt sử dụng Content-based Filtering khi thiếu dữ liệu hành vi người dùng (ratings) cho Collaborative Filtering, và ngược lại, khi thiếu thông tin nội dung để đánh giá, hệ thống sẽ sử dụng Collaborative Filtering để bù đắp.

### Kỹ thuật xây dựng hệ thống gợi ý được sử dụng

Để nâng cao độ chính xác, hiệu quả và khả năng mở rộng của hệ thống gợi ý, Hybrid Recommender Systems (hệ thống gợi ý lai) đã được áp dụng, kết hợp nhiều kỹ thuật gợi ý nhằm tận dụng ưu điểm của từng phương pháp và khắc phục các hạn chế riêng lẻ. Mục tiêu của việc sử dụng Hybrid Recommenders là không chỉ đảm bảo hệ thống luôn đưa ra đủ số lượng sản phẩm gợi ý cần thiết mà còn cải thiện đáng kể khả năng cá nhân hóa trải nghiệm người dùng, đồng thời giảm thiểu các sai sót có thể xảy ra khi sử dụng các phương pháp gợi ý độc lập. Hybrid Recommenders mang lại sự kết hợp tối ưu giữa các phương pháp lọc dựa trên nội dung (Content-based Filtering) và lọc cộng tác (Collaborative Filtering), nhằm đảm bảo hệ thống không chỉ gợi ý chính xác dựa trên dữ liệu tương tác mà còn mở rộng phạm vi gợi ý bằng cách khai thác các thuộc tính nội tại của sản phẩm. Một trong những lợi thế chính của Hybrid Recommenders là khả năng phân tích sâu cả đặc điểm của sản phẩm và hành vi của người dùng. Điều này cho phép hệ thống tạo ra các gợi ý sản phẩm không chỉ dựa vào sở thích rõ ràng mà còn từ các xu hướng tiềm ẩn, từ đó cung cấp những sản phẩm có liên quan cao, phù hợp với nhu cầu cụ thể của từng khách hàng. Khi một phương pháp gợi ý không đủ số lượng sản phẩm cần thiết, các phương pháp bổ trợ sẽ được kích hoạt để cung cấp thêm lượng sản phẩm gợi ý. Ví dụ, nếu lọc cộng tác không có đủ thông tin do thiếu dữ liệu tương tác giữa người dùng và sản phẩm, thì lọc dựa trên nội dung sẽ bổ sung bằng cách phân tích các thuộc tính của sản phẩm mà người dùng đã tương tác hoặc tìm kiếm.

Một trong những thách thức lớn của hệ thống gợi ý truyền thống là yêu cầu dữ liệu đánh giá từ người dùng. Điều này tạo ra "cold start problem" (vấn đề khởi động lạnh) đối với người dùng mới chưa có lịch sử tương tác hoặc đánh giá sản phẩm. Hybrid Recommenders giúp giải quyết vấn đề này một cách hiệu quả nhờ vào sự kết hợp giữa các phương pháp. Content-based Filtering có thể gợi ý dựa trên các thuộc tính sản phẩm và thông tin mà người dùng đã cung cấp, như sở thích, thói quen hoặc các sản phẩm đã tìm kiếm, ngay cả khi chưa có dữ liệu đánh giá. Khi người dùng bắt đầu tương tác với các sản phẩm, Collaborative Filtering sẽ phát hiện các mối liên hệ tiềm ẩn giữa người dùng và các nhóm người dùng có hành vi tương tự, từ đó cải thiện chất lượng gợi ý. Điều này đảm bảo rằng hệ thống gợi ý không chỉ hoạt động tốt cho những người dùng đã có lịch sử sử dụng mà còn hiệu quả cho cả những khách hàng mới, từ đó tránh được các sai sót do thiếu dữ liệu đánh giá ban đầu.

Hybrid Recommenders cũng vượt trội nhờ khả năng tích hợp nhiều phương pháp gợi ý khác nhau để đưa ra những sản phẩm đa dạng và phù hợp với nhu cầu cá nhân của từng khách hàng. Bằng cách áp dụng các kỹ thuật như factorization-based collaborative filtering (lọc cộng tác dựa trên phân rã ma trận), content-based embeddings, và các mô hình dựa trên hành vi người dùng, hệ thống có thể gợi ý các sản phẩm từ nhiều góc độ khác nhau. Điều này không chỉ giúp đa dạng hóa các sản phẩm gợi ý mà còn làm cho quá trình gợi ý trở nên cá nhân hóa hơn, cung cấp trải nghiệm mua sắm trực tuyến độc đáo và khác biệt. Bên cạnh đó, Hybrid Recommenders cũng dễ dàng mở rộng và cải thiện. Bằng cách kết hợp nhiều kỹ thuật gợi ý, hệ thống có thể dễ dàng tích hợp thêm các mô hình tiên tiến hoặc điều chỉnh các trọng số của từng phương pháp để tối ưu hóa kết quả gợi ý. Hệ thống này có thể được cải tiến liên tục thông qua các chiến lược như fine-tuning (tinh chỉnh) các mô hình hoặc cập nhật dữ liệu phản hồi từ người dùng. Ngoài ra, Hybrid Recommenders có khả năng mở rộng theo chiều dọc và chiều ngang, từ đó phù hợp với các tập dữ liệu lớn và phức tạp trong các hệ thống thương mại điện tử quy mô lớn.

### Content-based Filtering

Phương pháp Content-based Filtering tận dụng các thuộc tính đặc trưng của sản phẩm để phát triển hệ thống gợi ý cá nhân hóa, bằng cách phân tích chi tiết những yếu tố nổi bật. Trong cách tiếp cận này, chúng tôi sử dụng các kỹ thuật xử lý văn bản như TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) và mã hóa One-hot để biểu diễn thông tin sản phẩm dưới dạng vector số.

Hệ thống tập trung vào hai yếu tố chính của sản phẩm:

* Loại sản phẩm: Được mã hóa bằng One-hot encoding để đại diện cho phân loại sản phẩm và được gán trọng số 0.4, giúp cung cấp thông tin phân loại chung. OneHotEncoder là một phương pháp mã hóa các categorical features (biến phân loại) thành dạng one-hot encoding (ma trận nhị phân). Khi sử dụng OneHotEncoder, mỗi giá trị duy nhất trong một cột phân loại được biểu diễn bằng một vector nhị phân, trong đó mỗi cột tương ứng với một giá trị phân loại và giá trị "1" đánh dấu sự xuất hiện của giá trị đó và nhận được một sparse matrix (ma trận thưa) theo mặc định, để tiết kiệm bộ nhớ khi xử lý dữ liệu có nhiều danh mục. Vì muốn đơn giản hóa việc xử lý dữ liệu đầu ra và cần dữ liệu dạng mảng đầy đủ nên sử dụng sparse\_output=False đầu ra sẽ chuyển thành dense array (một mảng dày).
* Công thức sản phẩm: Sử dụng TF-IDF để mã hóa các thành phần cụ thể của sản phẩm, yếu tố này bổ trợ trong việc phân biệt sản phẩm và được gán trọng số 0.6. Phương pháp này chuyển đổi một tập hợp tài liệu văn bản thô thành một ma trận đặc trưng sử dụng trọng số TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency).
  + Giai đoạn "fit": Phương pháp này học từ vựng từ tập tài liệu đầu vào và tính toán giá trị IDF (Inverse Document Frequency) cho mỗi từ. Với, N là tổng số tài liệu và DF(t) là số tài liệu chứa từ t. IDF giúp giảm trọng số của các từ xuất hiện thường xuyên trong nhiều tài liệu, đồng thời tăng trọng số cho các từ hiếm nhưng có ý nghĩa đặc trưng hơn.
  + Giai đoạn "transform": Dựa trên từ vựng và giá trị IDF đã học, mỗi tài liệu được chuyển thành một vector đặc trưng. Với, TF(t,d) là tần suất của từ t trong tài liệu d, được chuẩn hóa bằng tổng số từ trong tài liệu.

Để xây dựng mô hình gợi ý, các vector biểu diễn của các yếu tố này được kết hợp và chuẩn hóa nhằm tạo ra ma trận đặc trưng hoàn chỉnh với np.hstack và normalize chuẩn hóa lên mỗi hàng của ma trận (đảm bảo tổng các giá trị trong mỗi hàng bằng 1 đối với chuẩn L2 hoặc chuẩn L1 ). Điều này giúp cho các đặc trưng không bị lệch và đảm bảo rằng mỗi sản phẩm có tầm quan trọng ngang nhau trong quá trình tính toán độ tương đồng. Hệ thống sử dụng phương pháp cosine similarity ( với u, v là hai vector) để đo lường độ tương đồng giữa các sản phẩm, từ đó xác định những sản phẩm phù hợp nhất để gợi ý cho người dùng. Giá trị cosine similarity dao động từ 0 (không tương đồng) đến 1 (tương đồng hoàn toàn), giúp hệ thống đánh giá và xếp hạng các sản phẩm theo mức độ liên quan. Và để cải thiện khả năng khám phá sản phẩm và tránh gợi ý quá tập trung vào các sản phẩm tương đồng, hệ thống bổ sung một thành phần gọi là dynamic bias. Thành phần này được thực hiện bằng cách thêm một giá trị ngẫu nhiên vào ma trận tương đồng, được điều chỉnh bởi hệ số trọng số bias\_factor. Phần bias không chỉ giúp mở rộng gợi ý sang các sản phẩm ít phổ biến hơn mà còn tạo ra sự đa dạng trong kết quả gợi ý, phù hợp với các trường hợp người dùng mong muốn thử nghiệm các sản phẩm mới. Sau khi tính toán ma trận tương đồng với thành phần bias, hệ thống thực hiện sắp xếp các sản phẩm theo mức độ tương đồng giảm dần dựa trên sản phẩm đầu vào. Các sản phẩm có điểm tương đồng cao nhất sẽ được chọn làm gợi ý, với số lượng tối đa là k, tùy thuộc vào tham số cấu hình.

Nhờ vào phương pháp này, hệ thống có thể nắm bắt được những đặc điểm quan trọng và tương quan ngữ nghĩa giữa các sản phẩm, giúp tăng độ chính xác của các gợi ý mà những phương pháp đơn giản dựa trên tần suất không thể đạt được.

### Collaborative Filtering

Collaborative Filtering là một phương pháp chủ đạo trong lĩnh vực gợi ý sản phẩm, dựa vào sự phân tích các mô hình tương tác giữa người dùng và sản phẩm. Không giống như Content-Based Filtering, Collaborative Filtering không cần dựa vào đặc điểm cụ thể của sản phẩm mà thay vào đó tận dụng dữ liệu đánh giá hoặc hành vi của người dùng trước đây để đưa ra các dự đoán và gợi ý.

Phương pháp này hoạt động trên nguyên lý cơ bản: nếu hai người dùng có xu hướng thích các sản phẩm giống nhau trong quá khứ, thì họ có khả năng tiếp tục chia sẻ sở thích tương tự trong tương lai. Tương tự, nếu một sản phẩm được đánh giá cao bởi những người dùng có thị hiếu giống nhau, sản phẩm đó có thể được gợi ý cho những người dùng khác trong cùng nhóm sở thích. Collaborative Filtering thường được chia thành hai loại chính:

* User-based Collaborative Filtering: Phương pháp này dự đoán điểm số cho sản phẩm dựa vào đánh giá của những người dùng có sở thích tương tự. Ví dụ, nếu người dùng A và người dùng B đều thích các sản phẩm X và Y, khi người dùng A thích sản phẩm Z, thì có khả năng cao người dùng B cũng sẽ thích sản phẩm Z.
* Item-based Collaborative Filtering: Phương pháp này dựa trên mối quan hệ giữa các sản phẩm. Nếu một người dùng đã thích sản phẩm X và sản phẩm X thường được yêu thích cùng với sản phẩm Y bởi nhiều người dùng khác, thì sản phẩm Y sẽ được gợi ý cho người dùng.

Trong hệ thống của chúng tôi, Collaborative Filtering được mở rộng và cải tiến bằng cách kết hợp các phương pháp matrix factorization, như SVD (Singular Value Decomposition). Phép phân rã ma trận giúp trích xuất các yếu tố tiềm ẩn, đại diện cho các đặc điểm ngầm của người dùng và sản phẩm. Các yếu tố này được sử dụng để tìm ra mối quan hệ ẩn trong dữ liệu, tăng độ chính xác và hiệu quả của hệ thống gợi ý.

Ngoài ra, để vượt qua các hạn chế của Collaborative Filtering truyền thống và khai thác tốt hơn các mối quan hệ phi tuyến phức tạp, chúng tôi đã kết hợp CF với các kỹ thuật học sâu (deep learning). Việc xây dựng một mạng nơ-ron đa tầng giúp tối ưu hóa khả năng dự đoán, tận dụng được những đặc trưng tiềm ẩn mà Collaborative Filtering truyền thống có thể bỏ sót. Mô hình này còn được bổ sung các kỹ thuật regularization như Dropout và l2 để cải thiện khả năng tổng quát hóa và giảm thiểu nguy cơ overfitting khi làm việc với dữ liệu thưa.

## Chatbot

### Tổng quan về Chatbot

Chatbot, hay hệ thống Trả lời Câu hỏi (Question and Answering System), hoạt động như một trợ lý ảo giúp người dùng tương tác qua ngôn ngữ tự nhiên. Các bước chính trong hệ thống bao gồm:

* Phân loại câu hỏi: Phân loại câu hỏi là bước đầu tiên và rất quan trọng. Câu hỏi được gán nhãn và phân loại theo loại nội dung để tìm câu trả lời phù hợp.
* Liên kết câu trả lời (Mapping Answer): Tìm kiếm và trích xuất các tài liệu có liên quan để trả lời câu hỏi.
* Trích xuất câu trả lời: Đưa ra câu trả lời cuối cùng dựa trên ngữ cảnh và nội dung câu hỏi.

### Phương pháp sử dụng

Hệ thống chatbot này được thiết kế dựa trên các kỹ thuật hiện đại trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên, sử dụng mô hình phân loại kết hợp giữa mạng nơ-ron tích chập (CNN) và mạng nơ-ron truy hồi (LSTM).

CNN được áp dụng để trích xuất đặc trưng ngữ nghĩa ngắn hạn từ câu hỏi, trong khi LSTM giúp hệ thống ghi nhớ ngữ cảnh dài hạn, nắm bắt các mối liên hệ chuỗi trong câu hỏi một cách hiệu quả. Để tăng cường khả năng hiểu ngữ nghĩa, hệ thống tích hợp mô hình embedding PhoBERT, một biến thể của BERT được tối ưu hóa cho tiếng Việt. PhoBERT chuyển đổi câu hỏi thành các vector ngữ nghĩa giàu thông tin, cung cấp ngữ cảnh chính xác cho quá trình phân tích và phản hồi.

Nhờ sự kết hợp của CNN, LSTM, và PhoBERT, chatbot có thể phân loại câu hỏi chính xác và tạo ra các phản hồi phù hợp, cải thiện trải nghiệm người dùng thông qua sự thông minh và tự động hóa. Và nhờ sự kết hợp của các thuật toán như KMP, tìm kiếm nhị phân chatbot đã truy xuất thông tin và tạo câu trả lời chính xác nhất.

### BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

BERT là một mô hình ngôn ngữ tiên tiến do Google phát triển, nổi bật nhờ khả năng hiểu ngữ cảnh bằng cách xử lý thông tin theo cả hai chiều (trước và sau). Khác với các mô hình truyền thống chỉ xem xét ngữ cảnh ở chiều từ trái sang phải hoặc ngược lại, BERT sử dụng phương pháp self-attention để nắm bắt ngữ cảnh của mỗi từ trong câu, từ đó có thể hiểu được cả ngữ nghĩa trực tiếp và nghĩa sâu xa. BERT được huấn luyện trước (pre-trained) trên các tập dữ liệu lớn, nhờ đó học được các biểu diễn (embeddings) phong phú cho từ và cụm từ. Khi áp dụng vào bài toán cụ thể, BERT có thể được điều chỉnh lại (fine-tuned) để tăng cường hiệu quả cho các tác vụ như phân loại câu hỏi hoặc trích xuất thông tin. BERT đóng vai trò nền tảng trong mô hình này bằng cách chuyển đổi các câu thành các vector embedding.

### CNN (Convolutional Neural Network)

CNN chủ yếu được sử dụng để xử lý hình ảnh nhưng cũng có ứng dụng rộng rãi trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Trong xử lý văn bản, CNN giúp phát hiện các đặc trưng cục bộ, tức là các mẫu từ hoặc cụm từ có ý nghĩa đặc biệt. Các filter trong CNN tìm kiếm các cụm từ quan trọng hoặc các mẫu đặc trưng ngữ nghĩa. Ví dụ, trong một câu hỏi có chứa từ khóa chính, CNN có thể nhận diện được các từ hoặc cụm từ cốt lõi đó thông qua việc trích xuất các đặc trưng cục bộ. Điều này giúp mô hình nắm bắt được các yếu tố quan trọng của câu mà không cần hiểu toàn bộ ngữ cảnh như LSTM.

### LSTM (Long Short-Term Memory)

LSTM là một loại mạng truy hồi (RNN) đặc biệt có khả năng lưu giữ ngữ cảnh dài hạn, phù hợp với việc xử lý dữ liệu tuần tự như văn bản. Nhờ các cổng nhớ (gates), LSTM có thể kiểm soát được thông tin nào nên lưu trữ hoặc bỏ qua, giúp khắc phục tình trạng “quên” thông tin quan trọng trong các câu dài. Trong mô hình này, LSTM giúp phân tích các mối liên hệ tuần tự giữa các từ trong câu, duy trì ngữ cảnh dài hạn để nắm bắt toàn bộ ý nghĩa của câu hỏi. LSTM có khả năng “nhớ” các từ hoặc cụm từ quan trọng trong một khoảng cách dài, cho phép nó hiểu được các quan hệ phức tạp giữa từ ngữ, đặc biệt là khi câu hỏi chứa nhiều thành phần phụ thuộc vào nhau.

### KMP (Knuth-Morris-Pratt)

Thuật toán KMP hoạt động bằng cách sử dụng một bảng thất bại (failure function) để ghi nhận số ký tự cần bỏ qua khi xảy ra sự không khớp trong quá trình tìm kiếm mẫu. Khi tìm kiếm trong văn bản, thay vì quay lại đầu mẫu khi không khớp, KMP sẽ sử dụng bảng thất bại để nhảy đến vị trí phù hợp trong mẫu, giúp tối ưu hóa quá trình tìm kiếm. Điều này cho phép thuật toán KMP tìm kiếm nhanh hơn so với các phương pháp tìm kiếm chuỗi truyền thống, như tìm kiếm theo cách duyệt từng ký tự một.

### Tìm kiếm nhị phân

Thuật toán tìm kiếm nhị phân hoạt động trên các mảng đã được sắp xếp. Quá trình tìm kiếm bắt đầu bằng việc chia mảng thành hai phần và so sánh phần tử cần tìm với phần tử ở giữa mảng. Nếu phần tử cần tìm bằng phần tử giữa, thuật toán trả về chỉ số của phần tử đó. Nếu phần tử cần tìm nhỏ hơn phần tử giữa, tìm kiếm tiếp tục trong nửa mảng bên trái, và ngược lại, tìm kiếm trong nửa mảng bên phải nếu phần tử cần tìm lớn hơn phần tử giữa. Quá trình này tiếp tục chia đôi mảng cho đến khi tìm thấy phần tử hoặc mảng trở nên rỗng. Tìm kiếm nhị phân có hiệu quả cao với mảng đã được sắp xếp, giúp giảm độ phức tạp thời gian xuống còn O(log n).

# Tổng kết

## Kết quả đạt được

Xây dựng được một hệ thống chatbot chăm sóc khách hàng với khả năng tự động trả lời các câu hỏi thường gặp, hỗ trợ 24/7 và tích hợp trên các nền tảng phổ biến như website, ứng dụng di động. Chatbot sử dụng công nghệ xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) để hiểu và phản hồi câu hỏi của người dùng, giúp cải thiện trải nghiệm khách hàng. Hệ thống có khả năng gợi ý sản phẩm và cung cấp thông tin nhanh chóng, góp phần giảm tải cho nhân viên hỗ trợ. Ngoài ra, chatbot cũng thu thập dữ liệu từ các cuộc trò chuyện để phân tích và đưa ra các báo cáo hữu ích cho doanh nghiệp.

## Hạn chế

Với lượng dữ liệu câu hỏi hiện tại chưa thực sự đa dạng, mô hình phân loại câu hỏi vẫn chưa đạt được độ chính xác tối ưu. Điều này khiến chatbot khó phân biệt các dạng câu hỏi tinh vi và phức tạp, từ đó có thể ảnh hưởng đến trải nghiệm của người dùng.

Về mặt phản hồi câu hỏi, các câu trả lời của chatbot hiện chưa đạt mức đa dạng mong muốn, vì đang được trả lời theo các mẫu định nghĩa sẵn. Điều này khiến cho chatbot thiếu tính linh hoạt và không đáp ứng được nhu cầu về các câu trả lời phong phú trong nhiều ngữ cảnh khác nhau.

# Tài liệu tham khảo

[1] “Tổng quan về Recommender System” (Recommender System cơ bản, cả 3 phần), Hoàng Đinh, viblo, 2021. [Online]. [Truy cập lần cuối: 20-12-2024].

[2] “Áp dụng Machine learning, xây dựng ứng dụng chatbot của riêng bạn.”, Lavender viblo, 2018. [Online]. [Truy cập lần cuối: 20-12-2024].

[3] “Linear Regression in Machine learning”, geeksforgeeks, 2014. [Online]. [Truy cập lần cuối: 20-12-2024].