

ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN LỌC NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP LẶP LẠI GIÁN ĐOẠN TRONG HỆ THỐNG GỢI Ý CÂU HỎI TRẮC NGHIỆM¹

APPLICATION OF CONTENT BASED FILTERING AND SPACED REPETITION IN MULTIPLE-CHOICE QUESTION RECOMMENDATION SYSTEM

Trần Thị Mỹ Diệp, Nguyễn Diệp Anh, Mai Vĩnh Khang,
Trần Duy Việt, Bùi Quang Huy, Phạm Xuân Lâm

Đại học Kinh tế quốc dân

Received: 21/12/2025; Accepted: 20/01/2026; Published: 14/02/2026

Tóm tắt: Hệ thống gợi ý học tập đóng vai trò quan trọng trong việc hỗ trợ sinh viên nâng cao hiệu quả ôn tập, đặc biệt đối với các môn thi trắc nghiệm. Nghiên cứu này đề xuất một mô hình gợi ý câu hỏi trắc nghiệm dựa trên thuật toán lọc nội dung kết hợp với phương pháp lặp lại gián đoạn. Hệ thống được triển khai trên nền tảng ScoreUp, giúp cá nhân hóa quá trình ôn tập của sinh viên, tối ưu hóa việc tiếp thu kiến thức và nâng cao kết quả học tập. Kết quả thử nghiệm trên sinh viên học môn Nhập môn Công nghệ thông tin tại Đại học Kinh tế Quốc dân nhằm cải thiện khả năng ghi nhớ và mức độ hoàn thành bài tập so với phương pháp ôn tập truyền thống.

Từ khóa: hệ thống gợi ý, lọc nội dung, lặp lại gián đoạn, học tập cá nhân hóa

Abstract: Learning recommendation systems play a crucial role in supporting students to enhance their review efficiency, particularly for multiple-choice exam subjects. This study proposes a question recommendation model based on the Content-Based Filtering (CBF) algorithm, combined with the Spaced Repetition (SR) method. The system is deployed on the ScoreUp platform to personalize students' learning processes, optimize knowledge retention, and improve academic performance. Experimental results, conducted with students taking the "Introduction to Information Technology" course at the National Economics University, demonstrate improved memory retention and task completion rates compared to traditional review methods.

Keywords: recommendation system, content-based filtering, spaced Repetition, personalized learning

1. Đặt vấn đề

Trong những năm gần đây, sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ số đã mở ra nhiều hướng tiếp cận mới trong giáo dục, đặc biệt là trong việc cá nhân hóa trải nghiệm học tập của sinh viên. Các hệ thống học tập trực tuyến không chỉ đơn thuần cung cấp nội dung mà còn hỗ trợ người học thông qua các công cụ gợi ý, giúp họ tiếp cận kiến thức một cách hiệu quả hơn. Trong bối cảnh đó, các hệ thống gợi ý học tập (Learning Recommendation Systems - LRS) ngày càng đóng vai trò quan trọng trong việc tối ưu hóa quá trình học tập, đặc biệt là đối với các môn học có hình thức kiểm tra trắc nghiệm. Các nghiên cứu trước đây đã chỉ ra rằng việc ôn tập có hệ thống giúp sinh viên cải thiện đáng kể khả năng ghi nhớ và vận dụng kiến thức.

Mục tiêu của nghiên cứu này là phát triển và đánh giá hiệu quả của một hệ thống gợi ý câu hỏi trắc nghiệm dựa trên thuật toán lọc nội dung và phương pháp lặp lại gián đoạn nhằm hỗ trợ sinh viên trong quá trình ôn tập. Cụ thể, nghiên cứu tập trung vào các vấn đề sau:

- Xây dựng mô hình gợi ý câu hỏi trắc nghiệm kết hợp giữa lọc nội dung và lặp lại gián đoạn, giúp sinh viên tiếp cận các câu hỏi phù hợp với trình độ.

- Phân tích và đánh giá hiệu quả của hệ thống trong việc nâng cao tỷ lệ hoàn thành bài tập, cải thiện khả năng ghi nhớ và kết quả học tập của sinh viên.

- Hệ thống ScoreUp được phát triển như giải pháp giải quyết những vấn đề này bằng cách kết hợp hai phương pháp gợi ý mạnh mẽ:

- Lọc nội dung (Content-Based Filtering - CBF): Hệ thống phân tích đặc điểm của từng câu hỏi và mức độ hiểu biết của sinh viên để đề xuất các câu hỏi phù hợp với khả năng của họ (Ghauth and Abdullah 2009).

- Lặp lại gián đoạn (Spaced Repetition - SR): Điều chỉnh tần suất xuất hiện của câu hỏi dựa trên mức độ thành thạo của sinh viên, giúp tối ưu hóa quá trình ghi nhớ dài hạn (Settles and Meeder 2016).

Hệ thống này được thử nghiệm trên sinh viên học học phần Nhập môn Công nghệ thông tin cho các sinh viên học ngành "Công nghệ thông tin" "Khoa học máy tính", "Kỹ thuật phần mềm", "An toàn thông tin", "Hệ thống thông tin quản lý" và "Marketing số" tại Đại học Kinh tế Quốc dân, với mục tiêu đánh giá hiệu quả của mô hình gợi ý trong việc hỗ trợ ôn tập

¹Lời cảm ơn: Đây là nghiên cứu được tài trợ thuộc về đề tài mã số NEU2-2024.22 của Đại học Kinh tế quốc dân.

và nâng cao kết quả học tập.

2. Nội dung nghiên cứu

2.1. Cơ sở lý thuyết

2.1.1. Hệ thống gợi ý trong giáo dục

Hệ thống gợi ý là một công nghệ quan trọng được ứng dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như thương mại điện tử, dịch vụ phát trực tuyến và mạng xã hội. Trong giáo dục, các hệ thống này đóng vai trò quan trọng trong việc cá nhân hóa nội dung học tập, giúp sinh viên tiếp cận thông tin phù hợp với trình độ và nhu cầu học tập của họ. Các nghiên cứu trước đây đã cho thấy rằng hệ thống gợi ý có thể hỗ trợ sinh viên lựa chọn khóa học, tài liệu tham khảo và thậm chí là bài tập phù hợp, từ đó giúp nâng cao hiệu quả học tập và tối ưu hóa quá trình tiếp thu kiến thức.

Hệ thống gợi ý trong giáo dục có thể chia thành nhiều loại khác nhau, trong đó phổ biến nhất là gợi ý khóa học, gợi ý tài liệu học tập và gợi ý câu hỏi trắc nghiệm. Việc áp dụng các hệ thống này giúp cải thiện trải nghiệm học tập của sinh viên, giúp họ dễ dàng tiếp cận với các tài liệu hoặc bài tập phù hợp thay vì phải tìm kiếm thủ công.

2.1.2. Lọc nội dung (Content-Based Filtering - CBF)

Lọc nội dung (Content-Based Filtering - CBF) là một phương pháp gợi ý phổ biến, hoạt động dựa trên đặc điểm của đối tượng cần gợi ý thay vì dựa vào dữ liệu của những người dùng khác (Adam, Zulkafli et al. 2017). Trong lĩnh vực giáo dục, phương pháp này thường được sử dụng để cá nhân hóa nội dung học tập, đảm bảo rằng sinh viên được tiếp cận với những câu hỏi hoặc tài liệu có liên quan mật thiết đến nội dung họ đã học trước đó. Nguyên tắc chính của CBF là phân tích đặc điểm của từng câu hỏi, sau đó so sánh chúng với lịch sử học tập của sinh viên để tìm ra các nội dung tương đồng (Ghauth and Abdullah 2009).

Các hệ thống lọc dựa trên nội dung sẽ sử dụng thông tin hoặc đánh giá mà người dùng đã cung cấp để phân tích và đề xuất những nội dung có mức độ tương đồng cao nhất với đánh giá trước đó (Adam, Zulkafli et al. 2017). Chúng thường có ba thành phần chính, bao gồm bộ phân tích nội dung (Content Analyzer), bộ tạo hồ sơ người học (Profile Learner – Generator và bộ lọc (Filtering Component). Trong đó, bộ phân tích nội dung thu thập dữ liệu từ nhiều nguồn và trích xuất đặc trưng để biểu diễn các mục. Bộ học hồ sơ sử dụng kỹ thuật học máy để phân tích và tổng quát hóa dữ liệu người dùng, tạo hồ sơ dựa trên sở thích và lịch sử tương tác. Cuối cùng, thành phần lọc sử dụng hồ sơ này để xác định và đề xuất các mục phù hợp nhất với người dùng.

2.1.3. Lặp lại gián đoạn (Spaced Repetition - SR)

Theo Baird (1907) và lý thuyết đường cong lãng quên (Forgetting Curve), việc xem lại ghi chép sau khi học là tối ưu cho việc ôn tập và giúp giảm lượng kiến thức bị quên. Hầu hết thông tin mới sẽ bị lãng quên sau lần đầu tiếp xúc, vì vậy chúng cần được ôn tập thường xuyên để có thể ghi nhớ lâu dài. Phương pháp học gián cách (học trong nhiều lần, mỗi lần diễn ra trong một khoảng thời gian ngắn) giúp con người ghi nhớ hiệu quả hơn phương pháp học dồn trong một lần. Việc ôn luyện lặp đi lặp lại sau một thời gian nghỉ nhất định đã được Ebbinghaus (2013) ghi nhận lần đầu tiên qua các thí nghiệm ghi nhớ từ vựng mới với hiệu quả rõ rệt.

Một số mô hình sử dụng phương pháp Spaced Repetition bao gồm mô hình của Pimsleur (1967) và của Leitner (1991) đã trở nên phổ biến. Mô hình của Pimsleur sử dụng một phương pháp được gọi là “ôn tập với khoảng nghỉ tăng dần”, trong đó kiến thức mới được giới thiệu và ôn luyện theo một lịch trình cố định; tuy nhiên, chính điều này khiến hệ thống không thể được cá nhân hóa, cụ thể là tùy chỉnh theo năng lực thực tế của người dùng. Mô hình của Leitner đã có cải tiến đáng kể so với mô hình của Pimsleur, cụ thể là việc khoảng cách ôn tập của các phần kiến thức được điều chỉnh tăng/giảm phù hợp với kết quả của người học với nguyên tắc: phần kiến thức được ghi nhớ một cách chắc chắn sẽ có khoảng nghỉ dài hơn, trong khi các phần kiến thức bị quên sẽ xuất hiện thường xuyên hơn.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu thực hiện kết hợp hai kỹ thuật CBF và SR để xây dựng mô hình gợi ý các câu hỏi trắc nghiệm và tích hợp vào hệ thống ScoreUp. Dựa trên dữ liệu của người dùng tương tác với hệ thống ScoreUp để đánh giá hiệu quả của mô hình kết hợp.

2.2.1. Mô hình gợi ý câu hỏi trắc nghiệm

2.2.1.1. Thuật toán Content-Based Filtering

Hệ thống sử dụng thuật toán Regression để xây dựng mô hình θ_i cho mỗi học sinh. Mô hình này dựa trên cặp dữ liệu gồm vector đặc trưng của câu hỏi và đánh giá của học sinh với câu hỏi đó. Mức độ phù hợp của một bài tập mới đối với một học sinh có thể được biểu diễn dưới dạng một mô hình tuyến tính:

$$y_{m,n} = X_m w_n + b_n$$

Trong đó:

- X_m là vector đặc trưng của bài tập m .
- w_n là vector hệ số đặc trưng cho sở thích và khả năng của học sinh n .
- b_n là bias cá nhân hóa cho học sinh n .

Xét một người học thứ n bất kỳ, nếu ta coi training set là tập hợp các thành phần đã được điền của y_n , ta sẽ xây dựng hàm mất mát tương tự như Ridge Regression như sau:

$$\mathcal{L}_n = \frac{1}{2s_n} \sum_{m:r_{mn}=1} (x_m w_n + b_n - y_{mn})^2 + \frac{\lambda}{2s_n} \|w_n\|_2^2$$

Trong đó, là số lượng các bài tập mà người học thứ n đã đánh giá hoặc hệ thống đã tính toán.

2.2.1.2. Thuật toán Spaced-Repetition

Trong hệ thống ScoreUp, thuật toán này được áp dụng theo mô hình Leitner System, giúp học sinh ôn tập bài tập phù hợp với tiến độ học tập của họ. Để xác định mức độ cần ôn tập của một câu hỏi, hệ thống sử dụng hàm $F(\text{missed})$ nhằm đo lường tần suất học sinh trả lời sai (Pham, Chen et al. 2016):

$$F_{\text{missed}} = 4 * M_n + 2 * M_{n-1} + M_{n-2} + M_{\text{before}}$$

Trong đó:

$M_i = 1$ nếu người học trả lời sai ở lần thử thứ i , ngược lại $M_i = 0$.

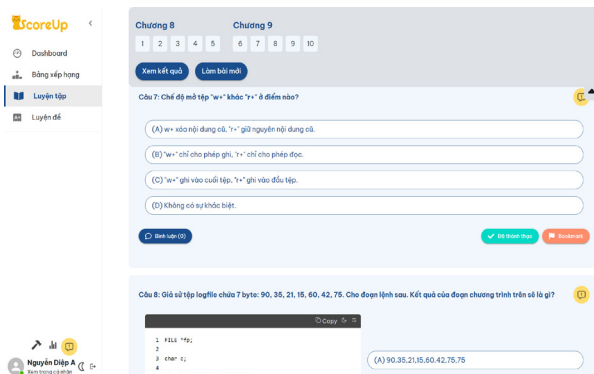
$M_{\text{before}} = 1$ nếu trong ba lần làm gần nhất có ít nhất một lần trả lời sai, ngược lại bằng 0.

Nếu số lần làm bài $n < 3$, thì $M_{\text{before}} = M_0$

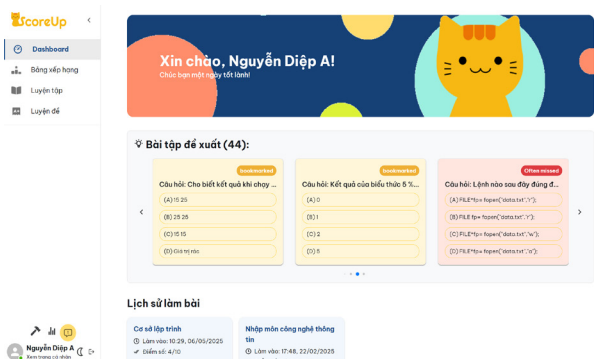
Giá trị F_{missed} nằm trong khoảng từ -1 đến 8, trong đó -1 là giá trị mặc định cho các câu hỏi chưa được làm. Giá trị càng cao, câu hỏi càng cần được xuất hiện thường xuyên hơn trong quá trình ôn tập.

2.2.2. Thiết kế và xây dựng hệ thống gợi ý

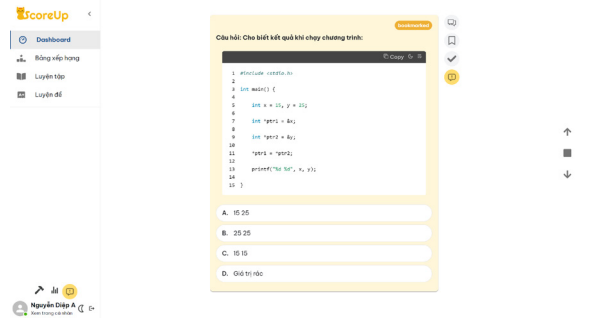
Hệ thống gợi ý câu hỏi trắc nghiệm được phát triển dưới dạng Website học tập ScoreUp. Website gồm ba giao diện chính: Luyện tập, Gợi ý và Dashboard.



Hình 1. Giao diện luyện tập ngẫu nhiên

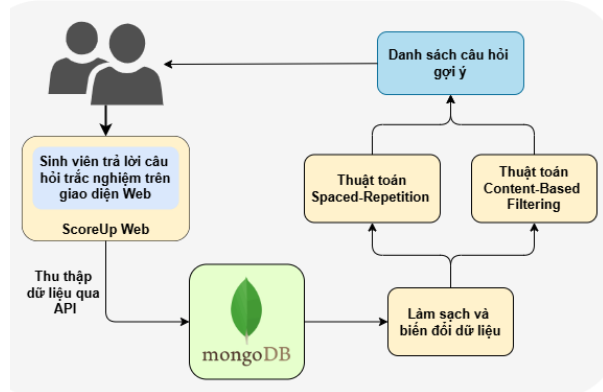


Hình 2. Giao diện dashboard với các câu hỏi gợi ý



Hình 3. Giao diện luyện tập với câu hỏi gợi ý

Khi sinh viên bắt đầu một bài kiểm tra, hệ thống khởi tạo phiên làm bài và lưu trữ thông tin như thời gian bắt đầu, tổng số câu hỏi, độ khó trung bình. Trong quá trình làm bài, mỗi lần sinh viên chọn đáp án, hệ thống thu thập dữ liệu chi tiết, bao gồm mã câu hỏi, câu trả lời của sinh viên, đáp án đúng, thời gian trả lời, độ khó của câu hỏi, và chủ đề kiến thức.



Hình 4. Sơ đồ luồng hoạt động của hệ thống gợi ý

2.2.3. Thu thập và xử lý dữ liệu

Các thông tin thu thập bao gồm kết quả trả lời đúng hay sai, thời gian phản hồi cho từng câu hỏi, cũng như việc đánh dấu câu hỏi yêu thích hoặc bỏ qua. Những dữ liệu này không chỉ phản ánh mức độ hiểu biết của sinh viên mà còn cung cấp các tín hiệu ẩn về sở thích và phong cách học tập của họ. Khi sinh viên trả lời từng câu hỏi, hệ thống lưu lại dữ liệu với những thuộc tính sau:

Bảng 1. Thuộc tính dữ liệu được lưu trữ sau mỗi lần sinh viên trả lời câu hỏi

Thuộc tính	Mô tả	Ví dụ
user_id	mã người học	669d16e11d
course_id	mã khóa học	c3a788eb31f1471f973
knowledge_concept	phạm trù kiến thức	may-tinh-dien-tu
exercise_id	mã bài tập	4c72bb94-7b5a-475a
score	điểm	1
time_cost	thời gian học làm bài	2500 (ms)
answered	người có trả lời hay không	True
bookmarked	người học có đánh dấu câu hỏi không	True

2.2.3.1. Chuẩn bị ma trận đánh giá

Để cung cấp các đề xuất bài tập phù hợp với từng

người học, hệ thống gợi ý cần xây dựng một cơ sở dữ liệu về mức độ tương thích giữa học viên và các bài tập. Cơ sở dữ liệu này được tổ chức dưới dạng ma trận đánh giá (utility matrix), trong đó mỗi phần tử phản ánh mức độ phù hợp giữa một học viên và một bài tập cụ thể (Ho, Le et al. 2023).

Ma trận đánh giá là một bảng có hàng là các học viên và cột là các bài tập. Mỗi ô trong bảng thể hiện mức độ phù hợp giữa học viên và bài tập, được xác định dựa trên phản hồi của học viên. Một số ô có thể trống do chưa có dữ liệu đánh giá.

Hệ thống gợi ý bài tập hoạt động bằng cách dự đoán giá trị tại các ô chưa có dữ liệu, tức là điền vào những dấu “?” bằng cách phân tích xu hướng đánh giá của những người học khác có đặc điểm tương tự. Điều này tương tự với cách các hệ thống đề xuất phim hoặc bài hát hoạt động, nhưng ở đây, thay vì phim hoặc bài hát, chúng ta đang làm việc với bài tập và mức độ phù hợp của chúng với người học.

Để xây dựng ma trận đánh giá, nghiên cứu này thu thập và xử lý dữ liệu đánh giá mức độ phù hợp của các bài học hoặc bài tập với người học. Tuy nhiên, thay vì chỉ dựa vào các đánh giá chủ động (explicit ratings) như số sao mà người học cho, nghiên cứu này còn tính toán đánh giá ngầm (implicit ratings) dựa trên hành vi của họ (Jawaheer, Weller et al. 2014).

Công thức tính điểm đánh giá ngầm:

$$rate = r_1 + r_2 + r_3$$

Trong đó:

- $r_1 \in [0,1]$: Thời gian làm bài càng dài chứng tỏ họ thực sự suy nghĩ và cố gắng giải quyết bài toán.
- $r_2 \in \{0,1\}$: Điểm giảm nếu học sinh bỏ qua bài tập.
- $r_3 \in [0,1]$: Điểm tăng nếu học sinh chủ động đánh dấu bài tập.

Hệ thống cập nhật đánh giá vào cơ sở dữ liệu, giúp tối ưu hóa chất lượng gợi ý và phản ánh chính xác mức độ phù hợp của bài tập với người học.

2.2.3.2. Xây dựng vector đặc trưng của câu hỏi

Mô-đun câu hỏi đóng vai trò quan trọng trong hệ thống gợi ý bài tập, biểu diễn thông tin câu hỏi qua vector đặc trưng để hỗ trợ ra quyết định. Vector này gồm các thành phần chính:

- Phạm trù kiến thức: Mỗi bài tập được mã hóa bằng phương pháp One-Hot Encoding để biểu diễn phạm trù kiến thức.
- Độ khó: Tính toán dựa trên độ chính xác của học sinh, chia thành hai nhóm: nhóm điểm cao (top 27%) và nhóm điểm thấp (dưới 27%) (Tzeng, Huang et al. 2023). Độ khó được xác định bằng trung bình cộng giữa độ chính xác của hai nhóm, theo phân bố chuẩn Kelley.

Công thức tính độ chính xác của bài tập:

$$R_{correct} = \frac{\sum C_i}{\sum A_i}$$

Trong đó:

- $R_{correct}$ là độ chính xác của bài tập.
- C_i là số câu trả lời đúng của học sinh i trong bài tập.
- A_i là tổng số câu trả lời của học sinh i trong bài tập.

2.2.4. Đánh giá hiệu quả mô hình

2.2.4.1. Đánh giá hiệu quả mô hình Content-Based Filtering

Để đánh giá độ chính xác của hệ thống gợi ý câu hỏi trắc nghiệm dựa trên thuật toán Content-Based Filtering (CBF), chúng tôi sử dụng hai chỉ số phổ biến trong lĩnh vực đánh giá hệ thống gợi ý: Root Mean Square Error (RMSE) và Mean Absolute Error (MAE). Ngoài ra, hệ thống cũng sử dụng các chỉ số như Precision@K, Recall@K, F1-Score@K để đo lường mức độ phù hợp của các câu hỏi được gợi ý.

2.2.4.2. Đánh giá hiệu quả mô hình kết hợp Content-Based Filtering và Spaced-Repetition

Tỉ lệ hoàn thành các câu hỏi trắc nghiệm được gợi ý là tỉ lệ giữa tổng số câu hỏi sinh viên đã trả lời và tổng số câu hỏi mà sinh viên được gợi ý (Tzeng, Huang et al. 2023)

$$\text{Tỉ lệ hoàn thành các câu hỏi} = \frac{\text{Tổng số câu hỏi được trả lời}}{\text{Tổng số câu hỏi được gợi ý}}$$

Dữ liệu được thu thập thông qua bảng khảo sát với thang đo Likert 5 điểm, trong đó sinh viên đánh giá mức độ đồng ý của họ đối với các phát biểu liên quan đến từng biến số của TAM. Sau khi thu thập dữ liệu, kết quả được phân tích bằng các phương pháp thống kê để kiểm tra mối quan hệ giữa các biến.

2.3. Kết quả và thảo luận

Học phần triển khai thí điểm Nhập môn CNTT được giảng dạy trong 15 tuần có ngân hàng câu hỏi là 507 câu hỏi trắc nghiệm thuộc 31 chủ đề khác nhau. Đến cuối kỳ học, hệ thống đã thu thập được dữ liệu của 362 sinh viên với 122887 lượt làm bài. Dựa vào dữ liệu thu được, nhóm nghiên cứu thực hiện đánh giá mô hình Content-based Filtering nói riêng, mô hình kết hợp CBF và SR nói chung, đồng thời khảo sát ý kiến của người dùng.

2.3.1. Đánh giá hiệu quả mô hình Content-based Filtering

Hệ thống gợi ý câu hỏi trắc nghiệm sử dụng thuật toán Content-Based Filtering (CBF) để cá nhân hóa đề xuất dựa trên nội dung câu hỏi (chủ đề, độ khó, kiến thức) và hồ sơ học tập của người dùng. Kết quả đánh giá cho thấy RMSE = 0.7731 và MAE = 0.1195, phản ánh độ sai số thấp và sự phù hợp cao giữa câu hỏi đề xuất và nhu cầu thực tế. Tuy nhiên, chênh lệch giữa RMSE và MAE cho thấy hệ thống chưa hoàn toàn tối ưu do hai hạn chế: (1) CBF không

khai thác hành vi người dùng khác, nên thiếu tính đa dạng, và (2) khó phân biệt các câu hỏi tương tự khi người học cần nội dung thử thách hơn.

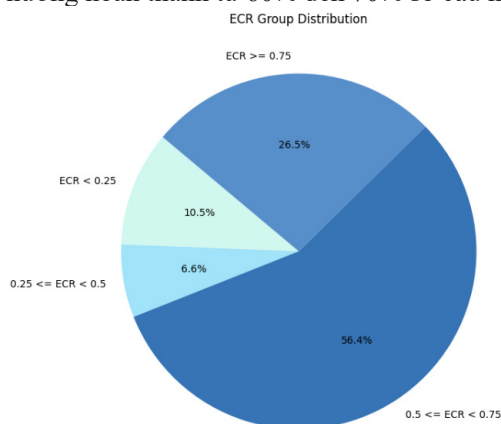
Bảng 2. Kết quả các thang đo đánh giá hiệu suất của mô hình

Precision@10	Recall@10	F1-Score@10
0.920	0.745	0.764

Hệ thống đạt Precision 0.921, tức 92.1% các câu hỏi được đề xuất phù hợp với người học, cho thấy độ chính xác cao. Tuy nhiên, Recall chỉ ở mức 0.745, nghĩa là hệ thống bỏ sót khoảng 25.5% câu hỏi có liên quan, có thể do ưu tiên các câu hỏi có mức độ liên quan cao hơn. F1-Score đạt 0.764, phản ánh sự cân bằng nhưng vẫn nghiêng về độ chính xác hơn là mức độ bao phủ. Do đó, hệ thống cần cải thiện Recall để tăng khả năng khám phá nội dung và cung cấp các đề xuất đa dạng hơn, tối ưu giữa độ chính xác và mức độ bao phủ nhằm hỗ trợ học tập toàn diện hơn.

2.3.2. Đánh giá tỉ lệ hoàn thành câu hỏi được gợi ý của mô hình kết hợp

Có một số sinh viên có ECR thấp (dưới 0.3), thể hiện rằng họ không thực hiện nhiều câu hỏi mặc dù đã được hệ thống gợi ý. Ngược lại, cũng có một nhóm sinh viên có ECR rất cao (gần 1.0), chứng tỏ họ đã hoàn thành hầu hết hoặc toàn bộ số câu hỏi được đề xuất. Điểm tập trung cao nhất của phân phối nằm trong khoảng 0.6 - 0.7, nghĩa là đa phần sinh viên có xu hướng hoàn thành từ 60% đến 70% số câu hỏi.



Hình 5. Biểu đồ phân bố tỉ lệ hoàn thành câu hỏi được gợi ý (ECR)

2.3.3. Kết quả khảo sát ý kiến của người dùng về hệ thống

Kết quả khảo sát cho thấy 85% người dùng đánh giá mức độ phù hợp của câu hỏi là 4 hoặc 5 trên thang điểm 5, cho thấy thuật toán đề xuất đã hoạt động hiệu quả trong việc cá nhân hóa nội dung. Ngoài ra, 80% người dùng khẳng định hệ thống giúp họ ghi nhớ kiến thức lâu hơn, điều này chứng minh rằng kĩ thuật gợi ý đã có tác động tích cực đến quá trình học tập. Tuy nhiên, chỉ 75% người dùng đánh giá hệ thống dễ sử dụng, nghĩa là vẫn có 25% gặp khó khăn trong việc tương tác với hệ thống, đặc biệt là nhóm người mới sử dụng.

3. Kết luận

Nghiên cứu này đã xây dựng và đánh giá hệ thống gợi ý câu hỏi trắc nghiệm dựa trên mô hình gợi ý kết hợp giữa thuật toán lọc nội dung (CBF) và lặp lại gián đoạn (SR) nhằm tối ưu hóa quá trình ôn tập và cá nhân hóa học tập. Sự kết hợp giữa CBF và SR giúp hệ thống gợi ý câu hỏi vừa cá nhân hóa nội dung học tập, vừa tối ưu hóa quá trình ghi nhớ dài hạn, từ đó nâng cao hiệu suất học tập của sinh viên một cách toàn diện. Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống cải thiện khả năng ghi nhớ dài hạn, tăng tỷ lệ hoàn thành câu hỏi và nâng cao hiệu suất học tập. Tuy nhiên, để nâng cao trải nghiệm người dùng, cần cải tiến khả năng khám phá nội dung và tăng cường tính thân thiện trong giao diện hệ thống.

Tài liệu tham khảo

- [1]. Adam, N. L., et al. (2017). Preliminary study on educational recommender system. 2017 IEEE Conference on e-Learning, e-Management and e-Services (IC3e), IEEE.
- [2]. Baird, J. (1907). "Review of Untersuchungen über das periphere Sehen: Ein Beitrag zur Psychologie der Aufmerksamkeit."
- [3]. Ebbinghaus, H. (2013). "[image] Memory: A Contribution to Experimental Psychology." Annals of neurosciences **20**(4): 155.
- [4]. Ghauth, K. I. B. and N. A. Abdullah (2009). Building an e-learning recommender system using vector space model and good learners average rating. 2009 Ninth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, IEEE.
- [5]. Jawaheer, G., et al. (2014). "Modeling user preferences in recommender systems: A classification framework for explicit and implicit user feedback." ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiIS) **4**(2): 1-26.
- [6]. Leitner, S. (1991). So lernt man lernen:[angewandte Lernpsychologie-ein Weg zum Erfolg], Herder.
- [7]. Pham, X.-L., et al. (2016). "Card-based design combined with spaced repetition: A new interface for displaying learning elements and improving active recall." Computers & Education **98**: 142-156.
- [8]. Pimsleur, P. (1967). "A memory schedule." The Modern Language Journal **51**(2): 73-75.
- [9]. Settles, B. and B. Meeder (2016). A trainable spaced repetition model for language learning. Proceedings of the 54th annual meeting of the association for computational linguistics (volume 1: long papers).
- [10]. Tzeng, J.-W., et al. (2023). "Massive open online course recommendation system based on a reinforcement learning algorithm." Neural Computing and Applications: 1-12.