



DOI:10.22144/ctujos.2024.433

## MỘT GIẢI PHÁP ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG GỢI Ý MÓN ĂN CHO CÁC NHÀ HÀNG

Nguyễn Thái Nghe<sup>1</sup>, Đoàn Hồ Hạnh Nguyên<sup>2</sup>, Trần Quốc Toanh<sup>3</sup> và Nguyễn Hữu Hòa<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Cần Thơ

<sup>2</sup>Học viên cao học, Trường Công nghệ Thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Cần Thơ

<sup>3</sup>Phân hiệu Học viện Hành chính Quốc gia tại Thành phố Hồ Chí Minh

\*Tác giả liên hệ (Corresponding author): nhhoa@ctu.edu.vn

### Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 25/03/2024

Sửa bài (Revised): 05/06/2024

Duyệt đăng (Accepted): 17/08/2024

**Title:** An approach in applying artificial intelligence for food recommendation in restaurants

**Author(s):** Nguyen Thai Nghe<sup>1</sup>, Doan Ho Hanh Nguyen<sup>2</sup>, Tran Quoc Toanh<sup>3</sup> and Nguyen Huu Hoa<sup>1\*</sup>

**Affiliation(s):** <sup>1</sup>College of ICT, Can Tho University; <sup>2</sup>Master student, College of ICT, Can Tho University; <sup>3</sup>National Academy of Public Administration - Ho Chi Minh City Campus

### TÓM TẮT

Trí tuệ nhân tạo (AI) đang được ứng dụng rất nhiều trong đời sống. Một nhánh của AI là máy học, trong đó có Hệ thống gợi ý (Recommender Systems – RS). RS hiện đang được sử dụng trong nhiều lĩnh vực như thương mại điện tử, giáo dục, giải trí,... để dự đoán “sở thích” (thói quen/nhu cầu/...) của người dùng, từ đó gợi ý cho họ những mục sản phẩm (item) phù hợp nhất. Phương pháp ứng dụng trí tuệ nhân tạo và máy học cho lĩnh vực kinh doanh nhà hàng được đề xuất, cụ thể là kết hợp phương pháp lọc cộng tác và luật kết hợp cho vấn đề gợi ý món ăn. Hệ thống đưa ra các gợi ý dựa vào các mối liên hệ giữa người dùng, các mối liên hệ giữa món ăn và kết hợp cả hai. Thử nghiệm trên tập dữ liệu thu thập từ một quán ăn thực tế đã cho thấy các gợi ý được đưa ra bởi hệ thống khá phù hợp. Chúng vừa mang tính quy luật chung trên toàn hệ thống, vừa mang tính cá nhân hóa cho từng người dùng.

**Từ khóa:** Hệ thống gợi ý, lọc cộng tác, luật kết hợp, gợi ý món ăn

### ABSTRACT

Artificial intelligence is popularly applied in life. One of its application areas is e-commerce, especially for Recommender Systems (RS). RS can be used in many fields such as e-commerce, education, entertainment, etc., to predict users' "preferences" (habits/needs/...) and then provide suitable suggestions to them. In this article, we propose a method for applying artificial intelligence to the restaurant, specifically combining collaborative filtering methods and association rules for food recommendation. The system makes suggestions based on connections between users, foods, and a combination of both. Experiments on a data set collected from a real restaurant have shown that the suggestions given by the system are quite suitable. They are both general rules throughout the system and personalized for each user.

**Keywords:** Recommendation systems, collaborative filtering, association rules, food recommendation

## 1. GIỚI THIỆU

Hệ thống gợi ý (RS) dựa vào dữ liệu trong quá khứ để dự đoán những gợi ý phù hợp nhằm hỗ trợ người dùng ra quyết định. RS đã trở thành một ứng dụng quan trọng và thu hút được sự quan tâm lớn của các nhà nghiên cứu cũng như các doanh nghiệp kinh doanh trực tuyến lớn. RS được ứng dụng trong rất nhiều lĩnh vực như thương mại, giải trí, giáo dục, y tế... (Alhijawi & Kilani, 2020; Thai-Nghe et al., 2022).

Bài viết này đề xuất một giải pháp ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực thương mại, cụ thể là ứng dụng trong xây dựng hệ thống gợi ý món ăn nhằm hỗ trợ khách hàng, nhân viên phục vụ lựa chọn món ăn dễ dàng và phù hợp hơn, đồng thời rút ngắn thời gian phục vụ. Hệ thống này kết hợp kỹ thuật lọc cộng tác và phương pháp luật kết hợp nhằm đưa ra các gợi ý không chỉ mang tính quy luật chung trên toàn hệ thống mà còn mang tính cá nhân hóa cho từng người dùng, xây dựng nên gợi ý chuỗi món ăn phù hợp từ món khai vị đến tráng miệng. Giai đoạn đầu tiên là thu thập tập dữ liệu các giao dịch là các hóa đơn phục vụ tại quán ăn, thực hiện tiền xử lý dữ liệu. Tiếp theo là đề xuất phương pháp kết hợp kỹ thuật lọc cộng tác và luật kết hợp và sau cùng thực nghiệm, đánh giá kết quả.

## 2. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Hiện có rất nhiều nghiên cứu về RS, nhiều thuật toán và kỹ thuật gợi ý đã được đề xuất bởi cả các nhà khoa học. Trong đó hệ thống gợi ý dựa trên phương pháp lọc cộng tác là một trong những hướng tiếp cận phổ biến nhất hiện nay. Kỹ thuật lọc cộng tác được dùng để đánh giá độ quan tâm của người dùng trên sản phẩm. Rất nhiều nghiên cứu về RS từ giới thiệu về các giải thuật cơ bản, cấu trúc hệ thống gợi ý đến phương pháp gợi ý như sử dụng kỹ thuật lọc cộng tác (Low et al., 2019; LeBlanc et al., 2024). Những phương pháp này liên quan đến việc cá nhân hóa các gợi ý dựa trên thông tin của mỗi người dùng (user) hay sản phẩm (item). Bên cạnh đó, phương pháp khai thác dữ liệu bằng luật kết hợp trong hệ thống gợi ý (không cá nhân hóa) cũng nhận được nhiều sự quan tâm. Luật kết hợp được dùng để phát hiện ra các luật quan trọng giữa các thành phần dữ liệu trong cơ sở dữ liệu (Jooa et al., 2016; Kannout et al., 2022).

Bondevik et al. (2024) đã trình bày một tài liệu lược khảo tổng quan về các phương pháp trong gợi ý món ăn. Nhóm tác giả đã trình bày những ưu điểm và nhược điểm của các hệ thống gợi ý món ăn hiện tại. Tổng cộng 67 nghiên cứu chất lượng cao đã

được chọn từ nhóm 2,738 nghiên cứu. Đánh giá này cho thấy rằng lĩnh vực gợi ý món ăn rất đa dạng và hầu hết các hệ thống được xây dựng bằng cách sử dụng phương pháp lọc cộng tác và học máy dựa trên nội dung để đề xuất các món ăn, tuy nhiên không được cá nhân hóa.

Một hệ thống gợi ý thức ăn khác được phát triển bởi Singh and Dwivedi (2023) bằng cách sử dụng phương pháp K-láng giềng. Hệ thống này gợi ý thức ăn dựa trên tên, ID, loại món ăn, loại chế độ ăn kiêng như ăn chay hoặc không ăn chay trong trường hợp sử dụng phương pháp lọc dựa trên nội dung.

Gupta et al. (2021) đã xây dựng hệ thống gợi ý thức ăn cá nhân hóa cho người dùng, hệ thống này đề xuất các món ăn và nhà hàng có sẵn dựa trên tâm trạng hiện tại của người dùng. Tập dữ liệu từ Zomato được lấy để xác định vị trí của nhà hàng dựa trên vị trí của người dùng. Một trang web được thiết kế để người dùng nhập thông tin cá nhân cơ bản của họ để phát triển hệ thống được cá nhân hóa, sau đó chọn tâm trạng hiện tại của họ trong số các tùy chọn được cung cấp. Tổng cộng có 9 nhà hàng được đề xuất cho khách hàng, trong đó top 3 là đề xuất tốt nhất và 6 nhà hàng là đề xuất khác. Các nhà hàng được nhóm theo vị trí bằng thuật toán KNN. Các nghiên cứu khác có thể tìm thấy trong Rostami et al. (2023) và Al-Chalabi et al. (2023).

Trong nghiên cứu này, cả mô hình lọc cộng tác và luật được kết hợp để gợi ý món ăn nhằm cá nhân hóa cho từng người dùng.

## 3. HỆ THỐNG GỢI Ý

Hệ thống gợi ý sử dụng những dữ liệu về sở thích của người dùng để đề xuất các mục dữ liệu phù hợp. Cấu trúc một hệ thống gợi ý gồm ba thành phần chính: người dùng (user), mục dữ liệu (item) và lịch sử tương tác của người dùng trên mục dữ liệu (rating). Thông thường người ta gọi  $U$  là tập tất cả người dùng (users) và  $u$  là một người dùng cụ thể nào đó ( $u \in U$ ).  $I$  là tập tất cả các mục dữ liệu (hay mục sản phẩm - items) sẽ được gợi ý và  $i$  là một sản phẩm cụ thể nào đó ( $i \in I$ ).  $R$  là tập hợp các giá trị xếp hạng, dùng để ước lượng “sở thích” (preference) của người dùng và  $r_{ui} \in R$  là xếp hạng của người dùng  $u$  trên sản phẩm  $i$ . Mục tiêu hệ thống là dự đoán giá trị xếp hạng  $r$  của các item  $i$  mà người dùng  $u$  chưa biết đến. Giá trị xếp hạng lớn nhất là sản phẩm có khả năng được người dùng ưa thích nhất, từ đó gợi ý cho người dùng. Để đưa ra được danh sách gợi ý hay dự đoán các giá trị đánh giá này, hệ thống có thể sử dụng các kỹ thuật như gợi ý dựa trên nội dung, dựa trên lọc cộng tác và kết hợp cả 2

phương pháp này. Nghiên cứu này sử dụng phương pháp lọc cộng tác do tính phổ biến và dễ dàng thu thập dữ liệu của nó.

**3.1. Phương pháp gợi ý dựa trên kỹ thuật lọc cộng tác**

Trong phương pháp này, các mục sản phẩm chưa được đánh giá của người dùng  $u$  được dự đoán dựa vào giá trị đánh giá mục sản phẩm đó bởi những người dùng  $u'$  cùng sở thích. Giá trị dự đoán này được tính bởi công thức sau:

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{u' \in K_u} sim(u, u') \cdot (r_{u'i} - \bar{r}_{u'})}{\sum_{u' \in K_u} |sim(u, u')|} \tag{1}$$

Với  $\bar{r}_u, \bar{r}_{u'}$  lần lượt là trung bình đánh giá của người dùng  $u, u'$ .  $K_u$  là tập người dùng tương đồng người dùng  $u$  ( $k$ -láng giềng), và  $sim(u, u')$  là độ tương đồng giữa người dùng  $u$  và  $u'$  được xác định bằng hệ số tương quan Pearson hoặc Cosine.

$$sim_{pearson}(u, u') = \frac{\sum_{i \in I_{u,u'}} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{u'i} - \bar{r}_{u'})}{\sqrt{\sum_{i \in I_{u,u'}} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{u,u'}} (r_{u'i} - \bar{r}_{u'})^2}} \tag{2}$$

Trong đó  $I_{u,u'}$  là tập mục tin được đánh giá bởi cả hai người dùng  $u$  và  $u'$ .

**3.2. Phương pháp gợi ý dựa trên luật kết hợp**

Luật kết hợp được dùng để phát hiện ra các luật từ dữ liệu đã có. Luật kết hợp là luật có dạng  $X \rightarrow Y$ , trong đó  $X, Y$  là các mục dữ liệu và được dùng để gợi ý mục  $Y$ . Tuy nhiên đây là phương pháp không cá nhân hóa do tất cả các người dùng đều nhận được kết quả gợi ý như nhau, ví dụ bất kỳ người dùng nào “Nếu chọn  $X$  thì sẽ chọn  $Y$ ”. Không phải bất cứ luật kết hợp nào có trong tập các luật được sinh ra cũng đều có ý nghĩa trên thực tế. Mà các luật đều phải thỏa mãn một ngưỡng hỗ trợ và tin cậy cụ thể. Đây cũng chính là hai giá trị độ đo thường được dùng để đánh giá luật kết hợp.

Độ hỗ trợ (support) của luật  $X \rightarrow Y$  là tỉ lệ các giao dịch bao gồm cả  $X$  và  $Y$  trên tổng số giao dịch hay tỉ lệ các giao dịch có  $X$  và  $Y$  xuất hiện cùng nhau, được tính theo công thức sau:

$$sup(X \rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{|T|} \tag{3}$$

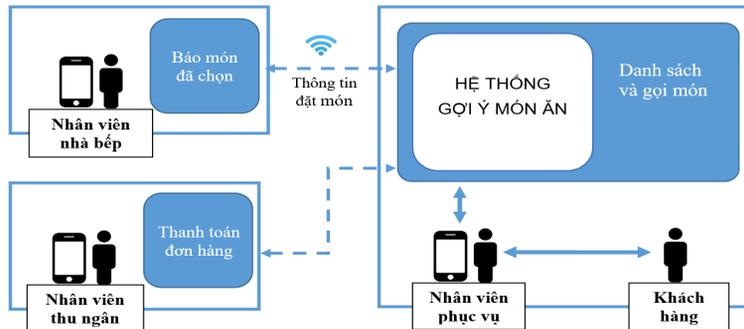
Độ tin cậy (confidence) của luật  $X \rightarrow Y$  là khả năng mà một giao dịch chứa  $X$  thì cũng chứa  $Y$ , được xác định bởi:

$$conf(X \rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{\sigma(X)} = \frac{sup(X \rightarrow Y)}{sup(X)} = P(Y|X) \tag{4}$$

Độ hỗ trợ tối thiểu  $min\_sup$  là một giá trị cho trước bởi người dùng. Nếu tập mục  $X$  có  $sup(X) \geq min\_sup$  thì ta nói  $X$  là một tập chứa các mục phổ biến đáng được quan tâm. Bài toán phát hiện luật kết hợp là sinh ra tất cả các luật kết hợp mà có độ tin cậy  $conf$  lớn hơn độ tin cậy tối thiểu  $min\_conf$  và độ hỗ trợ  $sup$  lớn hơn độ hỗ trợ tối thiểu  $min\_sup$  tương ứng cho người dùng xác định.

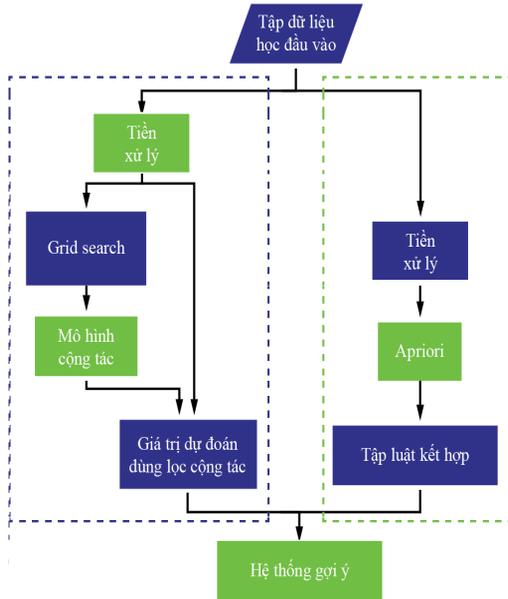
**4. MÔ HÌNH ĐỀ XUẤT**

Kiến trúc tổng quát của hệ thống được trình bày trong Hình 1. Trong hệ thống này, dựa trên giải thuật gợi ý, Nhân viên phục vụ (hoặc khách hàng) sẽ đặt món ăn cho từng bàn thông qua smart phone/tablet. Món ăn này sẽ được thông báo và hiển thị tại màn hình Tivi trong khu vực nhà bếp. Theo đó người đầu bếp sẽ chế biến và thông báo cho người phục vụ sau khi đã chế biến xong. Khi khách gọi tính tiền, nhân viên phục vụ sẽ thông báo cho nhân viên kế toán/quản lý in hóa đơn. Tất cả thao tác được thực hiện thông qua giao diện của ứng dụng mà không cần phải đi vào/ đi ra thủ công, vì vậy thời gian chờ đợi của khách hàng sẽ giảm đáng kể. Bài viết này tập trung vào việc phát triển giải thuật gợi ý món ăn, các module khác được thực hiện bởi các nhóm phát triển ứng dụng.



Hình 1. Kiến trúc hệ thống gợi ý đặt món ăn

Với bài toán hệ thống gợi ý này thì đầu vào là tập các giao dịch gồm người dùng, mục sản phẩm (món ăn), số lượng chọn của người dùng cho các mục sản phẩm (rating). Phương pháp được sử dụng trong hệ thống gợi ý này là kết hợp kỹ thuật lọc cộng tác và luật kết hợp với mong muốn đưa ra những gợi ý không chỉ mang tính quy luật chung trên toàn hệ thống (các món ăn hay được gọi cùng nhau, thông qua luật kết hợp) mà còn mang tính cá nhân hóa cho từng người dùng (lọc cộng tác) (Hình 2).



Hình 2. Kết hợp lọc cộng tác và luật kết hợp

#### 4.1. Tiền xử lý dữ liệu đầu vào

Từ tập dữ liệu đầu vào là tập các giao dịch bao gồm người dùng (nhân viên phục vụ), mục sản phẩm (món ăn), số lượng được gọi, tập dữ liệu học được xây dựng và chuẩn hóa số lượng (giá trị này dùng làm điểm dự đoán cho phương pháp lọc cộng tác) như công thức bên dưới. Ở đây, trên mỗi đơn hàng chỉ quan tâm món ăn nào được chọn chứ không quan tâm số lượng món đó được gọi. Nghĩa là mỗi đơn hàng của người dùng  $i$  xuất hiện món ăn  $j$ , giá trị đánh giá  $r_{ij}$  được tăng thêm 1. Ma trận người dùng và mục dữ liệu được xây dựng với giá trị đánh giá  $r_{ij}$  là tổng số đơn hàng của người dùng  $i$  có món ăn  $j$  xuất hiện.

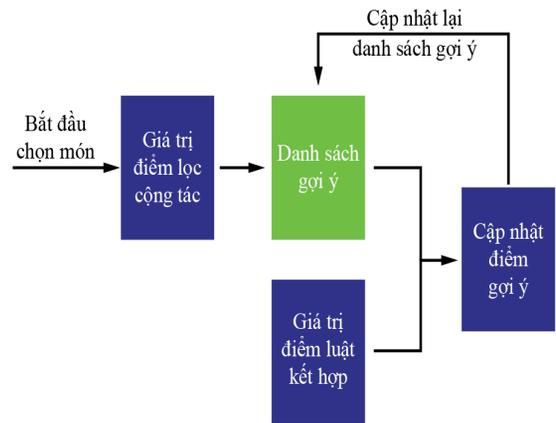
$$r_{ij\_normalize} = \frac{r_{ij} - r_{min}}{r_{max} - r_{min}} \times 10 \quad (5)$$

Trong đó  $r_{ij}$  là giá trị đánh giá của người dùng  $i$  cho món ăn  $j$ ,  $r_{max}/r_{min}$  lần lượt là số lượng (giá trị đánh giá) cao nhất hoặc thấp nhất bởi người dùng  $i$ .

Sau khi được chuẩn hóa, các giá trị đánh giá được chấm điểm từ 0 đến 10.

#### 4.2. Mô hình gợi ý dựa trên Lọc cộng tác và Luật kết hợp

Nhằm gợi ý cá nhân hóa cho từng người dùng, nghiên cứu này sử dụng mô hình lọc cộng tác dựa trên người dùng (user kNN collaborative filtering). Kỹ thuật tìm kiếm lưới (Grid search) với các giá trị tham số khác nhau được thực hiện nhằm tìm được bộ tham số tốt nhất (đánh giá theo lỗi RMSE – Root Mean Squared Error) cho mô hình. Bên cạnh đó, để xác định các món ăn nào hay được gọi cùng nhau (ví dụ, vịt quay sẽ ăn cùng bánh bao chiên), tập luật sinh được xây dựng từ tập dữ liệu các giao dịch đầu vào và áp dụng giải thuật Apriori.



Hình 3. Kết hợp lọc cộng tác và luật kết hợp

Đối với người dùng mới, hệ thống sẽ gợi ý các món nằm trong danh sách 5 luật đầu tiên trả về từ Luật kết hợp. Đối với người dùng đã có, hệ thống sẽ dự đoán các món mà họ chưa ăn trước đây và gợi ý 5 món (cho vừa với giao diện mobile) theo thứ tự điểm dự đoán từ cao đến thấp. Sau khi người dùng chọn món đầu tiên, hệ thống tiếp tục cập nhật lại điểm dự đoán dựa trên lọc cộng tác, sắp xếp danh sách các món theo thứ tự điểm giảm dần. Bên cạnh đó, dựa vào tập luật sinh của luật kết hợp để cập nhật điểm gợi ý cho các món tương ứng trong theo heuristic sau:

$$p_{update} = \alpha \cdot p_{RS} + (1 - \alpha) \cdot p_{AR} \quad (6)$$

Trong đó,  $p_{rs}$  là giá trị điểm gợi ý trả về từ lọc cộng tác,  $p_{AR}$  là giá trị độ đo LIFT trả về từ luật kết hợp,  $\alpha$  là hệ số kết hợp để điều khiển trọng số (weight) của  $p_{rs}$  hoặc  $p_{AR}$  có thể điều chỉnh tùy theo từng bài toán. Nếu cả hai được xem là quan trọng như nhau thì  $\alpha = 0.5$ . Đối với quán ăn có dữ liệu ban đầu quá ít, chúng tôi đặt  $\alpha < 0.5$  nhằm tăng điểm gợi

ý dựa trên Luật kết hợp, và ngược lại. Sau khi điểm gợi ý được cập nhật, hệ thống thực hiện sắp xếp lại danh sách gợi ý mới, minh họa trong Hình 3.

**5. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM**

Sau khi thu thập và tiền xử lý dữ liệu, tiến hành thực nghiệm kỹ thuật lọc cộng tác, luật kết hợp và mô hình gợi ý kết hợp.

**5.1. Thu thập và tiền xử lý dữ liệu**

Trong thực nghiệm này, tập dữ liệu thu thập từ quán ăn gia đình Pallet tại Cần Thơ trong khoảng thời gian từ tháng 4 đến tháng 6 năm 2017, gồm 14,319 giao dịch và 236 món ăn (tuy nhiên giải pháp này có thể áp dụng cho các nhà hàng khác tương tự). Do hệ thống hiện tại chưa quản lý từng khách hàng, phần người dùng trong thực nghiệm này là các Nhân viên phục vụ, gồm 20 nhân viên phục vụ ứng với 20 khu vực của quán ăn. Từ tập dữ liệu thô đã thu thập được, thực hiện tiền xử lý, chuẩn hóa giá trị đánh giá (rating) như trình bày ở mục 3.1, còn lại 13,197 giao dịch.

**5.2. Kết quả thực nghiệm**

Kỹ thuật tìm kiếm siêu tham số (hyper-parameter/grid search) đã được áp dụng để tìm bộ tham số phù hợp cho các phương pháp lọc cộng tác trên người dùng (user-KNN) và trên sản phẩm (item-KNN). Giá trị k láng giềng từ 1 đến 10, chọn 6. Hệ số  $\alpha$  được thử nghiệm lần lượt từ 0,1 đến 0,9, với kết quả chính xác tương ứng là 0,9514; 0,9569; 0,9595; 0,9282; 0,9491; 0,9617; 0,9777; 0,9729; 0,9609; Do đó  $\alpha = 0,7$  đã được chọn.

Ngoài ra, thực nghiệm cũng so sánh kết quả với 2 phương pháp baseline khác là dự đoán dựa trên giá trị trung bình của từng user và từng item. Kết quả độ lỗi RMSE được trình bày trong Bảng 1. Trên tập dữ liệu này, phương pháp lọc cộng tác dựa vào người dùng (User-KNN Collaborative Filtering) cho kết quả tốt hơn các phương pháp khác, vì vậy đã được chọn cho giải thuật gợi ý kết hợp tiếp theo.

**Bảng 1. So sánh RMSE giữa các phương pháp**

Phương pháp	RMSE
Trung bình trên món ăn (Item Average)	0,94176
Trung bình trên người dùng (User Average)	0,86978
Lọc cộng tác trên món ăn (ItemKNN)	0,95744
Lọc cộng tác trên người dùng (UserKNN)	<b>0,84040</b>

Tiếp theo, luật kết hợp được thực nghiệm, từ tập dữ liệu thô ban đầu, thực hiện tiền xử lý để xây dựng

tập các giao dịch, mỗi giao dịch bao gồm các mục sản phẩm xuất hiện trong cùng một đơn hàng. Áp dụng giải thuật Apriori cho tập các giao dịch vừa được xây dựng, tiến hành tính toán và so sánh với các giá trị độ hỗ trợ, độ tin cậy cuối cùng xây dựng được tập luật sinh của luật kết hợp. Dựa vào giá trị độ hỗ trợ, giá trị độ tin cậy thực hiện tính chỉ số *lift* cho các luật này, chỉ số *lift* được tính theo công thức sau:

$$lift(X \rightarrow Y) = \frac{conf(X \rightarrow Y)}{sup(Y)} \tag{7}$$

Trong đó X và Y là các món ăn, chỉ số lift là chỉ số trung hòa giữa giá trị độ hỗ trợ và độ tin cậy. Các luật sinh ra được sắp xếp theo thứ tự *lift* giảm dần như minh họa trong Bảng 2. Các món ăn sinh ra từ các luật này được dùng để kết hợp với kết quả dự đoán từ lọc cộng tác.

**Bảng 2. Ví dụ LIFT của các luật kết hợp X→Y**

	X	Y	lift (X→Y)
1	Mực Pattaya	Tiger Nâu	1,129008
2	Tiger Nâu	Mực Pattaya	1,129005
3	Mực Pattaya	Bia Beck's	1,071122
4	Ốc Bru Quay Lu	Nước Ngọt.Suối	1,036982
5	Nước Ngọt, Suối	Bia Beck's	0,753540

Từ các thực nghiệm trên cho thấy, các gợi ý từ các phương pháp khác nhau cho ý nghĩa khác nhau, vì vậy nghiên cứu này xây dựng mô hình gợi ý sử dụng kết hợp kỹ thuật lọc cộng tác và phương pháp luật kết hợp, với mong muốn đưa ra những gợi ý không chỉ mang tính quy luật chung trên toàn hệ thống mà còn mang tính cá nhân hóa cho từng người dùng. Quá trình đưa ra gợi ý sẽ được thực hiện lần lượt như sau:

- Bước 1: Xác định người dùng.
- Bước 2: Đưa ra danh sách gợi ý đầu tiên. Sau khi xác định được người dùng cụ thể, thực hiện sắp xếp điểm lọc cộng tác của riêng người dùng này theo thứ tự giảm dần, xây dựng danh sách gợi ý đầu tiên với các món có giá trị gợi ý cao được đưa lên cao và các món có giá trị gợi ý thấp hơn nằm bên dưới.
- Bước 3: Danh sách gợi ý được cập nhật có sử dụng luật kết hợp. Khi món đầu tiên được chọn, dựa vào điểm số tập luật sinh của luật kết hợp để xây dựng danh sách gợi ý mới. Thực hiện cập nhật điểm gợi ý cho các món tương ứng trong cùng một luật.

Sau khi điểm gọi ý được cập nhật, sắp xếp lại theo thứ tự giảm dần của điểm gọi ý.

Ví dụ minh họa cho *Người dùng 1* với món đầu tiên được chọn là "*Mực Pattaya*" và giá trị  $\alpha = 0,7$ , giá trị gọi ý được cập nhật lại cho các món có luật kết hợp theo công thức sau:

$$p_{update} = \alpha \cdot p_{RS} + (1 - \alpha) \cdot p_{AR} \quad (8)$$

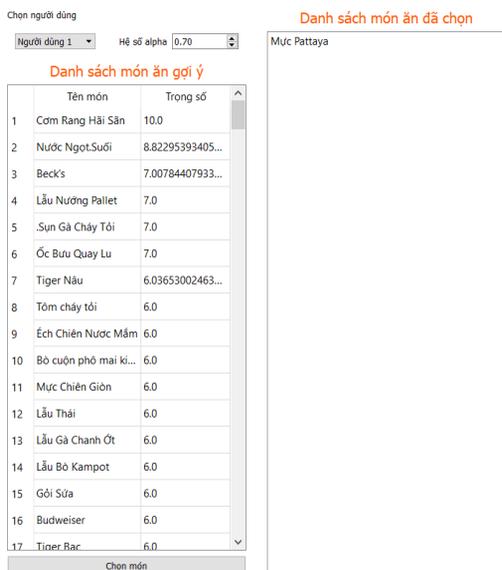
Dựa vào tập luật sinh đã xây dựng, hệ thống sinh ra các luật như trong Bảng 3. Áp dụng công thức

**Bảng 4. Ví dụ tính điểm gọi ý cập nhật**

	Điểm gọi ý $p_{RS}$	Hệ số $\alpha$	Điểm luật kết hợp $p_{AR}$	Điểm gọi ý cập nhật $p_{update}$
Nước Ngọt, Suối	10,0	0,7	6,077	<b>8,823</b>
Beck's	7,0	0,7	7,026	<b>7,0</b>
Tiger Nâu	5,0	0,7	8,455	<b>6,0365</b>

**Bảng 5. Minh họa các món ăn thay đổi khi gọi ý**

STT	Trước khi chọn món	STT	Sau khi chọn món
1	Cơm Rang Hải Sản <b>10,0</b>	1	Cơm Rang Hải Sản <b>10,0</b>
2	Mực Pattaya <b>10,0</b>	2	Nước Ngọt.Suối <b>8,82</b>
3	Nước Ngọt.Suối <b>10,0</b>	3	Beck's <b>7,0</b>
4	Beck's <b>7,0</b>	4	Lẩu Nướng Pallet <b>7,0</b>
5	Lẩu Nướng Pallet <b>7,0</b>	5	Sụn Gà Cháy Tỏi <b>7,0</b>
6	Sụn Gà Cháy Tỏi <b>7,0</b>	6	Ốc Buru Quay Lu <b>7,0</b>
7	Ốc Buru Quay Lu <b>7,0</b>	7	Tiger Nâu <b>6,04</b>
8	Ốc Hấp Tiêu <b>6,0</b>	8	Tôm cháy tỏi <b>6,0</b>
9	Tiger Bạc <b>6,0</b>	9	Ếch Chiên Nước Mắm <b>6,0</b>
10	Budweiser <b>6,0</b>	10	Bò cuộn phô mai kim châm <b>6,0</b>



**Hình 4. Minh họa giao diện gợi ý món ăn**

trên, thực hiện cập nhật điểm gọi ý như trong Bảng 4.

**Bảng 3. Ví dụ luật sinh ra của món được chọn**

X	Y	Điểm luật kết hợp
Mực Pattaya	Tiger Nâu	8,455
Mực Pattaya	Beck's	7,026
Mực Pattaya	Nước Ngọt.Suối	6,077

Các giá trị gọi ý được thay đổi trước và sau khi *Người dùng 1* chọn món được minh họa trong Bảng 5. Giao diện ứng dụng như trong Hình 4.

### 5.3. Đánh giá hệ thống gợi ý

Tập dữ liệu ban đầu được chia làm 2 phần, phần dữ liệu huấn luyện và phần dữ liệu kiểm thử. Về phương pháp đánh giá: Với mỗi đơn hàng trong tập dữ liệu này, thông tin người dùng và 1 món bất kỳ của đơn hàng được sử dụng để sinh danh sách gợi ý, tính tỉ lệ số lượng gợi ý phù hợp trong top các món có điểm gọi ý lớn hơn 5 của danh sách gợi ý so với số lượng món ăn thực tế được gọi trong đơn hàng. Thực hiện đánh giá lần lượt trên tất cả các đơn hàng của tập dữ liệu kiểm thử, sau đó lấy trung bình các kết quả thu được để đánh giá hệ thống.

Đầu tiên để đánh giá hệ thống cần xác định được giá trị hệ số cập nhật  $\alpha$  tối ưu. Sử dụng nghi thức kiểm chứng k-fold để đánh giá hệ số  $\alpha$  (ở Mục 3.2).

Áp dụng các kết quả thực nghiệm ở trên để xây dựng hệ thống gợi ý:

– Lọc cộng tác: mô hình k láng giềng dựa vào người dùng (User-KNNCF) với giá trị k láng giềng là 6.

– Luật kết hợp: sử dụng tập luật 12 luật được chuẩn hóa giá trị điểm đã thực nghiệm ở trên.

– Thực hiện đánh giá hệ số  $\alpha$  lần lượt từ 0,1 đến 0,9. Qua kết quả thực nghiệm, nhận thấy hệ số cập nhật  $\alpha$  cho kết quả đánh giá tối ưu nhất (~0,97) khi  $\alpha$  nhận giá trị 0,7 và 0,8. Chọn giá trị hệ số cập nhật  $\alpha = 0,7$  giúp các gợi ý sinh ra được cân bằng hơn giữa kỹ thuật lọc cộng tác và phương pháp luật kết hợp. Sử dụng các giá trị thực nghiệm này với hệ số cập nhật  $\alpha = 0,7$ , xây dựng mô hình hệ thống gợi ý kết hợp phương pháp lọc cộng tác và kỹ thuật luật kết hợp, đánh giá mức độ hiệu quả của gợi ý trên tập dữ liệu kiểm thử. Sau khi thực nghiệm nghi thức kiểm chứng 10-fold thu được kết quả trung bình 0,9712, tương đương mức độ hiệu quả của gợi ý 97,12%.

Thực hiện 10 vòng lặp, trong mỗi vòng lặp 1 tập con được sử dụng làm tập dữ liệu kiểm thử (1319

đơn hàng), và 9 tập con còn lại được dùng làm tập dữ liệu học (11878 đơn hàng). Mỗi tập học lần lượt được huấn luyện, nhằm khai thác được bộ tham số tối ưu nhất cũng như có được tập luật sinh phù hợp nhất với tập dữ liệu học. Sử dụng các giá trị thực nghiệm này với hệ số cập nhật  $\alpha = 0,7$ , xây dựng mô hình hệ thống gợi ý, đánh giá mức độ hiệu quả của gợi ý trên tập dữ liệu kiểm thử. Sau khi thực nghiệm nghi thức kiểm chứng chéo K-fold với  $k = 10$  thu được kết quả trung bình 0,9708, tương đương mức độ hiệu quả của gợi ý 97,08%.

## 6. KẾT LUẬN

Bài viết này đề xuất phương pháp kết hợp kỹ thuật lọc cộng tác và luật kết hợp cho bài toán gợi ý món ăn. Kết quả thực nghiệm đưa ra những gợi ý không chỉ mang tính quy luật chung trên toàn hệ thống mà còn mang tính cá nhân hóa cho từng người dùng. Tuy nhiên việc áp dụng để gợi ý trực tiếp cho từng khách hàng vẫn cần được phát triển và cần thu thập thêm dữ liệu. Hiện vẫn chưa tìm thấy tập dữ liệu công khai trong lĩnh vực này, do đó chúng tôi tiếp tục thu thập thêm dữ liệu, huấn luyện và điều chỉnh các mô hình sao cho việc gợi ý chính xác hơn nữa nhằm tích hợp hoàn thiện hệ thống.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Al-Chalabi, H. H., Jasim, & M. N. (2023). Food Recommendation System Based on Data Clustering Techniques and User Nutrition Records. In: Al-Bakry, A. M., et al. *New Trends in Information and Communications Technology Applications*. NTICT 2022. *Communications in Computer and Information Science*, vol 1764. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-35442-7\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-031-35442-7_8)
- Alhijawi, B., & Kilani, Y. (2020). The recommender system: A survey. *International Journal of Advanced Intelligence Paradigms*, 15(3), 229-251. <https://doi.org/10.1504/IJAIP.2020.105815>
- Bondevik, J. N., Bennin, K. E., Babur, Ö. & Ersch, C. (2023). A systematic review on food recommender systems. *Expert Systems with Applications*, 238(E), 122166. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122166>
- Dũng, N. H., & Nghe, N. T. (2014). Hệ thống gợi ý sản phẩm trong bán hàng trực tuyến sử dụng kỹ thuật lọc cộng tác. *Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ*, 31, 36-51.
- Gupta, M., Mourila, S., Kotte, S., & Bhuvana C. K. (2021). Mood Based Food Recommendation System. *2021 Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON)* (pp. 1-6). IEEE. doi: 10.1109/ASIANCON51346.2021.9545065
- LeBlanc, P. M., Banks, D., Fu, L., Li, M., Tang, Z., & Wu, Q. (2024) Recommender Systems: A Review. *Journal of the American Statistical Association*, 119(545), 773-785. DOI: 10.1080/01621459.2023.2279695
- Jooa, J., Bangb, S. W., & Parka, G. (2016). Implementation of a Recommendation System Using Association Rules and Collaborative Filtering. *Procedia Computer Science*, 91, 944-952. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.115>
- Kannout, E., Nguyen, H. S., & Grzegorowski, M. (2022). Speeding Up Recommender Systems Using Association Rules. In *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems* (pp. 167-179). Cham: Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-21967-2\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-031-21967-2_14)
- Low, J. M., Tan, I. K., & Ting, C. Y. (2019). Recent developments in recommender systems. In *Multi-disciplinary Trends in Artificial Intelligence: 13th International Conference, MIWAI 2019, Kuala Lumpur, Malaysia, November 17–19, 2019, Proceedings 13* (pp. 38-51). Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-030-33709-4\_4. 2019
- Rostami, M., Farrahi, V., Ahmadian, S., Jalali, S. M. J., & Oussalah, M. (2023). A novel healthy and time-aware food recommender system using attributed community detection. *Expert Systems*

*with Applications*, 221, 119719.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119719>

Singh, R., & Dwivedi, P. (2023, July). Food recommendation systems based on content-based and collaborative filtering techniques. In *2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1-5). IEEE. doi: 10.1109/ICCCNT56998.2023.10307080.

Thai-Nghe, N., Thanh-Hai, N., & Dien, T. T. (2022, November). Recommendations in e-commerce systems based on deep matrix factorization. In *International Conference on Future Data and Security Engineering* (pp. 419-431). Singapore: Springer Nature Singapore.  
[https://doi.org/10.1007/978-981-19-8069-5\\_28](https://doi.org/10.1007/978-981-19-8069-5_28)