

## MỘT SỐ HƯỚNG PHÁT TRIỂN MỚI VỀ HỆ TƯ VẤN MỜ

Nguyễn Văn Minh<sup>1,2</sup>, Nguyễn Long Giang<sup>2</sup>, Nguyễn Như Sơn<sup>2</sup>  
Cù Nguyên Giáp<sup>3</sup>, Nguyễn Thọ Thông<sup>4</sup>, Phạm Minh Chuẩn<sup>5</sup>, Lê Hoàng Sơn<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Đại học Tài nguyên và Môi trường Hà Nội

<sup>2</sup>Viện Công nghệ thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

<sup>3</sup>Đại học Thương mại

<sup>4</sup>Viện Công nghệ thông tin, Đại học Quốc gia Hà Nội

<sup>5</sup>Đại học Sư phạm kỹ thuật Hưng Yên

*nvminh@hunre.edu.vn, nlgang@ioit.ac.vn, nnsou@ioit.ac.vn, cunguyengiap@gmail.com, ntthong@vnu.edu.vn, chuanpm@gmail.com, sonlh@vnu.edu.vn*

**TÓM TẮT:** Hệ tư vấn (khuyến nghị) cho người dùng những sản phẩm phù hợp với sở thích và nhu cầu. Ngày càng có nhiều nghiên cứu về các công cụ sử dụng trong hệ tư vấn nhằm cải thiện độ chính xác cho quá trình khuyến nghị. Một trong những công cụ quan trọng được nghiên cứu đó là tập mờ. Một lý do đó là lý thuyết tập mờ được ứng dụng để xử lý các thông tin không chắc chắn, thông tin không rõ ràng sẽ khắc phục được nhược điểm của dữ liệu đầu vào đối với hệ tư vấn, tạo nên độ chính xác cao hơn đối với hệ tư vấn thường. Trên cơ sở đó, bài báo giới thiệu về một số loại tập mờ có thể sử dụng trong hệ tư vấn cùng một số phương pháp của hệ tư vấn đó là các phương pháp lọc cộng tác, lọc nội dung, lọc kết hợp, lọc dựa trên mô hình đồ thị theo ngữ cảnh. Bên cạnh đó, bài báo đưa ra nhận định về điểm yếu, điểm mạnh của mỗi phương pháp nhằm gợi mở các chỗ trống trong các hướng nghiên cứu. Ngoài ra, một số độ đo tương tự quan trọng trên một số tập mờ như tập mờ trực cảm, mờ viễn cảnh, Neutrosophic được sử dụng trong các hệ tư vấn mờ nâng cao cũng được trình bày. Ý nghĩa của nghiên cứu này nhằm định hình được bức tranh về hệ tư vấn mờ và các công cụ cũng như gợi mở các hướng để phát triển các lý thuyết nâng cao về hệ tư vấn mờ trong tương lai.

**Từ khóa:** Hệ tư vấn mờ, tập mờ trực cảm, độ đo tương tự, độ chính xác.

### I. GIỚI THIỆU

Hệ tư vấn được thiết kế để định hướng cho người dùng đến những đối tượng, sản phẩm quan tâm, ưa thích. Hệ tư vấn dựa trên nền tảng dữ liệu lịch sử như đánh giá của người dùng về các sản phẩm, hồ sơ người dùng, đặc trưng của người dùng và đặc điểm của sản phẩm,... nhằm đưa ra hai khuyến nghị: Thứ nhất là dự đoán đánh giá của người dùng về một sản phẩm và thứ hai là tư vấn cho người dùng một số sản phẩm phù hợp với họ. Hiện nay hệ tư vấn được ứng dụng phổ biến trên nhiều lĩnh vực khác nhau như: Ứng dụng hệ tư vấn trong thương mại điện tử: hệ thống tư vấn của Amazon- amazon.com, Ebay - ebay.com, Alibaba - alibaba.com, ứng dụng hệ tư vấn trong lĩnh vực giáo dục: gợi ý nguồn tài nguyên học tập như sách, báo, khóa học, địa chỉ Web,... cho người học, ứng dụng hệ tư vấn trong lĩnh vực ăn uống: Gợi ý nhà hàng, địa điểm ăn uống. Ví dụ hệ thống của Adaptive Place Advisor, Polylens, Pocket restaurant finder. Bên cạnh đó hệ tư vấn tiếp tục được nghiên cứu ứng dụng cho đa dạng các lớp bài toán ở các lĩnh vực khác nhau trong cuộc sống.

Đã có nhiều các công bố về hệ tư vấn xoay quanh các phương pháp xử lý của học máy, thống kê, lý thuyết xấp xỉ, như hệ thống tư vấn nhận thức rủi ro, hệ thống tư vấn nhận biết ngữ cảnh, hệ tư vấn nhóm, hệ tư vấn trên cơ sở chuyên gia, hệ tư vấn dựa trên đồ thị, hệ tư vấn dựa trên cơ sở tri thức, hệ tư vấn dựa trên cơ sở ràng buộc, hệ tư vấn với phương pháp phân rã ma trận,... Tuy nhiên, trong thực tế này sinh một số vấn đề như một người dùng đứng trước một sản phẩm đều có thể chọn, phân vân và từ chối hoặc thông tin về một sản phẩm có thể không chắc chắn như một bài hát nào đó có thể thuộc nhiều thể loại nhạc khác nhau, hoặc một ca sĩ có thể hát nhiều thể loại khác nhau, hoặc một bài hát được nhiều ca sĩ hát. Hệ tư vấn thông thường chưa thể xử lý tốt các vấn đề nhập nhằng và không chắc chắn đó. Để xử lý được vấn đề không chắc chắn, phân vân đó đã có một số công bố nghiên cứu sử dụng tập mờ trong hệ tư vấn. Người đi tiên phong đầu tiên là Yager [21] và các cộng sự. Trong đó các tác giả tiếp cận hệ tư vấn sử dụng đến đối tượng đại diện, mô tả người dùng, cũng như ưu tiên giới thiệu mở rộng và sử dụng các nguyên mẫu chuyên gia [2], [20], [22].

Hệ tư vấn mờ dựa trên các tập mờ nâng cao như tập mờ trực cảm, tập mờ loại 2, tập mờ viễn cảnh và tập mờ Neutrosophic được xây dựng và áp dụng cho các bài toán cụ thể [1], [12], [18] nhằm bổ sung và khắc phục được các nhược điểm còn thiếu của các tập mờ trước. Các loại tập mờ ra đời nhằm xử lý các thông tin không chắc chắn dựa trên cơ sở logic mờ với các phép toán logic hội, tuyển và hệ thống tiên đề, tính chất, định lý của logic mờ.

Trong bài báo này chúng tôi **giới thiệu về một số hướng phát triển mới trong hệ tư vấn mờ** cùng một số phương pháp của hệ tư vấn đó là các phương pháp lọc cộng tác, lọc nội dung, lọc kết hợp, lọc dựa trên mô hình đồ thị theo ngữ cảnh. Bên cạnh đó, bài báo đưa ra nhận định về điểm yếu, điểm mạnh của mỗi phương pháp nhằm gợi mở các chỗ trống trong các hướng nghiên cứu. Ngoài ra, một số độ đo tương tự quan trọng trên một số tập mờ như tập mờ trực cảm, mờ viễn cảnh, Neutrosophic được sử dụng trong các hệ tư vấn mờ nâng cao cũng được trình bày cùng các phương pháp đánh giá hệ tư vấn mờ và độ đo đánh giá độ chính xác của dự đoán.

## II. HỆ TƯ VẤN MỜ

Logic mờ đưa ra nhiều phương pháp phân tích độ không chắc chắn của dữ liệu và hữu ích trong việc xử lý dữ liệu với thông tin không chắc chắn và không đảm bảo về sở thích của người dùng [10]. Trong những năm qua, việc sử dụng logic mờ trong các lĩnh vực khác nhau đã có nhiều nghiên cứu. Trong phần này sẽ trình bày về hệ tư vấn dựa trên logic mờ và các hướng phát triển của chúng. Hệ tư vấn mờ đầu tiên được khởi xướng bởi Yager và cộng sự [21] cho đến 2008 hệ tư vấn mờ đã được sử dụng và phát triển rộng rãi. Logic mờ tập trung vào các mô hình của một số bài toán thực tế không thể mô tả một cách chính xác. Định nghĩa tập mờ trên một tập vũ trụ được mở rộng từ khái niệm tập rõ, giới thiệu về độ thuộc của một phần tử. Nó thiết lập một độ thuộc của một phần tử vào tập vũ trụ X trên tập [0;1], được cho bởi hàm thuộc:  $\mu_A : X \rightarrow [0;1]$ . Trên cơ sở hàm này thì một tập mờ A được định nghĩa trên tập X.

**Định nghĩa 1 [24]:** Tập A được biểu diễn như sau:

$$A = \{(x; \mu_A(x)) | x \in X; \mu_A(x) \in [0;1]\}$$

Cho A là tập mờ trên X, khi đó mỗi lát cắt  $A_\alpha$  được định nghĩa:

$$A_\alpha = \{x \in X | \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad \alpha \text{ là số dương } < 1 \text{ bất kỳ}$$

Giao và hợp trên tập mờ được định nghĩa như sau:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x); \mu_B(x)\}; \quad \mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x); \mu_B(x)\}$$

**Định nghĩa 2: Hệ tư vấn mờ [12]:** Cho R là một ánh xạ xác định trên tập người dùng U và tập sản phẩm I. Hệ tư vấn mờ R được định nghĩa như sau:

$$R : U \times I \rightarrow P$$

$$\left\langle \begin{matrix} (x; \mu_{1U}(x)) \\ (x; \mu_{2U}(x)) \\ \dots \\ (x; \mu_{sU}(x)) \end{matrix} \right\rangle \times \left\langle \begin{matrix} (x; \mu_{1I}(x)) \\ (x; \mu_{2I}(x)) \\ \dots \\ (x; \mu_{sI}(x)) \end{matrix} \right\rangle \rightarrow \left\langle \begin{matrix} (x; \mu_{1P}(x)) \\ (x; \mu_{2P}(x)) \\ \dots \\ (x; \mu_{sP}(x)) \end{matrix} \right\rangle$$

Trong đó  $\mu_{iU}(x)$  là giá trị thuộc của người dùng tại nhãn ngôn ngữ thứ i,  $\mu_{iI}(x)$  là giá trị thuộc của sản phẩm tại nhãn ngôn ngữ thứ i.  $\mu_{iP}(x)$  là giá trị thuộc của đánh giá người dùng với sản phẩm tại nhãn ngôn ngữ thứ i, với  $i = 1, \dots, s$ . Hệ tư vấn mờ có 2 chức năng:

- i) Dự báo: xác định các giá trị:  $\mu_{iP}(x)$
- ii) Tư vấn:  $i^* \in \{1, \dots, s\}$  thỏa mãn:  $i^* = \arg \max_{i=1,s} \{\mu_{iP}(x) + \mu_{iP}(x)(1 - \mu_{iP}(x))\}$

**Định nghĩa 3 [18]:** Hệ tư vấn Neutrosophic đơn tiêu chí (SC – NRS) là hệ bao gồm một hàm được định nghĩa như sau:

$$\mathfrak{R} : U \times I \rightarrow P$$

$$\left\langle \begin{matrix} (T_{1U}(u), I_{1U}(u), F_{1U}(u)), \\ (T_{2U}(u), I_{2U}(u), F_{2U}(u)), \\ \dots \\ (T_{sU}(u), I_{sU}(u), F_{sU}(u)) \end{matrix} \right\rangle \times \left\langle \begin{matrix} (T_{1I}(y), I_{1I}(y), F_{1I}(y)), \\ (T_{2I}(y), I_{2I}(y), F_{2I}(y)), \\ \dots \\ (T_{sI}(y), I_{sI}(y), F_{sI}(y)) \end{matrix} \right\rangle \rightarrow \left\langle \begin{matrix} (T_{1P}(p), I_{1P}(p), F_{1P}(p)), \\ (T_{2P}(p), I_{2P}(p), F_{2P}(p)), \\ \dots \\ (T_{sP}(p), I_{sP}(p), F_{sP}(p)) \end{matrix} \right\rangle$$

Trong đó  $T_{iU}(u), I_{iU}(u), F_{iU}(u)$  là các hàm thuộc, trung lập, từ chối của người dùng với nhãn ngôn ngữ  $i^{th}$  của đặc điểm U với  $s = 1, 2, \dots, s$  và  $T_{iU}(u), I_{iU}(u), F_{iU}(u) \in [0,1]$ . Tương tự  $T_{jI}(y), I_{jI}(y), F_{jI}(y)$  là hàm thuộc, trung lập, từ chối của sản phẩm với nhãn ngôn ngữ  $j^{th}$  của tính chất I ở đó  $j = 1, 2, \dots, s$  và  $T_{jI}(y), I_{jI}(y), F_{jI}(y) \in [0,1]$ . Thêm vào đó là:  $T_{lP}(p), I_{lP}(p), F_{lP}(p)$  là hàm thuộc, trung lập, từ chối của người dùng và sản phẩm với nhãn ngôn ngữ  $l^{th}$  với  $l = 1, 2, \dots, s$  và  $T_{lP}(p), I_{lP}(p), F_{lP}(p) \in [0,1]$ . SC – NRS mô tả các khẳng định sau:

- i. Dự đoán: Tính toán các giá trị  $(T_{lp}(p), I_{lp}(p), F_{lp}(p))$  với mọi  $l = 1, 2, \dots, s$
- ii. Tư vấn 1: lựa chọn  $i \in \{1, \dots, s\}$  sao cho  $i = \arg \max_{i=1}^s \{T_{lp}(p) + T_{lp}(p)(3 - T_{lp}(p) - I_{lp}(p) - F_{lp}(p))\}$

Sau đây là các phương pháp tiếp cận hệ tư vấn qua các phương pháp lọc nội dung, lọc cộng tác, với công cụ logic mờ.

#### a) Phương pháp lọc cộng tác mờ dựa vào bộ nhớ

Hệ tư vấn lọc cộng tác mờ được phát triển và nghiên cứu như hệ tư vấn lọc cộng tác mờ dựa theo bộ nhớ người dùng [6], lọc cộng tác mờ theo bộ nhớ sản phẩm, lọc cộng tác mờ dựa vào mô hình như phân cụm, ... Sau đây là các bước được xây dựng cho lọc cộng tác mờ dựa vào bộ nhớ:

- *Bước 1:* Mờ hóa dữ liệu, sử dụng các hàm thuộc mờ có thể là hàm thuộc tam giác, hàm thuộc hình thang, hàm thuộc Gauss để biến mỗi dữ liệu rõ thành dữ liệu mờ

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{nếu } x < 0 \\ \frac{a-x}{a} & \text{nếu } 0 \leq x \leq a \\ 0 & \text{nếu } x > a \end{cases}; \mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{nếu } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{nếu } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{nếu } b \leq x \leq a \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{nếu } c \leq x \leq d \\ 0, & \text{nếu } x \geq d \end{cases}; \mu(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m}{\sigma}\right)^2}$$

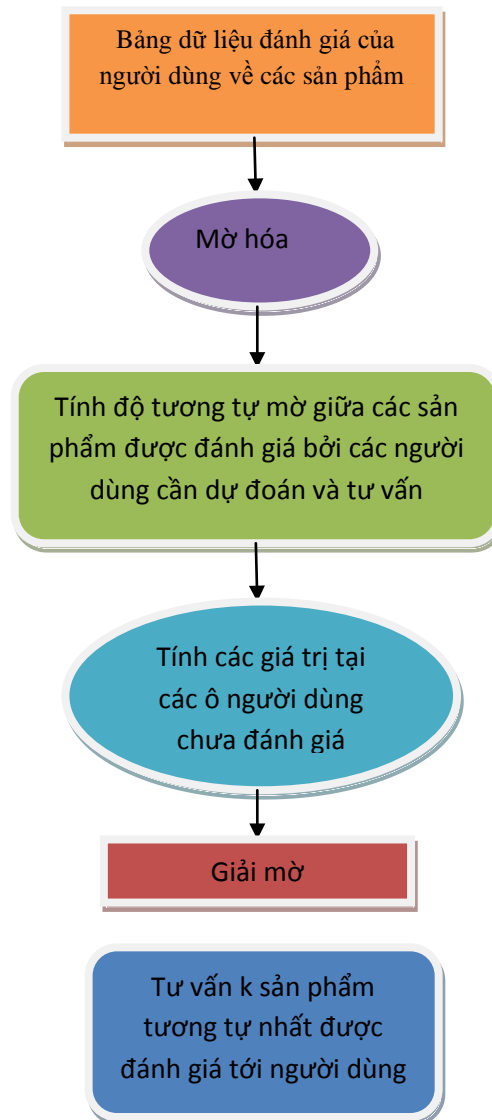
- *Bước 2:* Sử dụng độ đo tương tự  $sim(u_a; u_i)$  trên tập mờ như độ đo tương tự Cosin, Pearson để tính mức độ tương tự giữa người dùng cần dự đoán  $u_a$  với các người dùng còn lại  $u_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ).
- *Bước 3:* Sinh dự đoán đánh giá (giá trị mờ) của người dùng  $u_a$  với các sản phẩm chưa được đánh giá  $p_i$  dựa trên tập người dùng trong tập láng giềng  $U$  gồm  $k$  người dùng đã đánh giá  $p_i$  có độ tương tự cao nhất đối với  $u_a$  khi đó giá trị mờ của người dùng  $u_a$  với sản phẩm  $p_i$  được tính theo các công thức:

$$r_{ai} = \frac{1}{k} \sum_{u \in U} r_{u'i} \text{ hoặc } r_{ai} = k \sum_{u \in U} sim(u_a, u') \cdot r_{u'i}$$

- *Bước 4:* Giải mờ.
- *Bước 5:* Tư vấn cho người dùng  $K$  sản phẩm có độ tương tự cao nhất so với sản phẩm người dùng đã đánh giá cao.

Hệ tư vấn mờ lọc theo cộng tác có nhiều ưu điểm như dễ cài đặt và có thể thực hiện tốt trên tất cả các loại thông tin, tuy nhiên cũng còn gặp một số vấn đề: Người dùng mới khi chưa có thông tin đánh giá với một sản phẩm nào thì lọc cộng tác không đưa ra tư vấn chính xác cho người dùng đó. Sản phẩm mới được cập nhật trong hệ thống: Khi không có một đánh giá nào của người dùng đối với sản phẩm mới này thì lọc cộng tác không thể tư vấn sản phẩm mới cho người dùng. Dữ liệu thừa: khi trong thực tế số người dùng và sản phẩm thì rất nhiều nhưng đánh giá của người dùng với sản phẩm lại rất ít. Sở thích người dùng thay đổi theo thời gian nên sẽ làm giảm độ chính xác của lọc cộng tác. Tuy vậy, hệ tư vấn mờ lọc cộng tác vẫn còn nhiều điểm có thể cải thiện như phát triển các mở rộng mờ trên các độ đo tương tự truyền thống Pearson, Cosin hay phát triển các phương pháp lọc cộng tác dựa theo hướng mô hình như phân cụm mờ, phương pháp suy luận mờ, quy tắc kết hợp mờ.

Sơ đồ cho hệ tư vấn lọc cộng tác mờ có thể được biểu diễn như hình sau:



Hình 1. Sơ đồ hệ tư vấn lọc cộng tác mờ theo sản phẩm

### b) Phương pháp lọc nội dung mờ

Đóng góp liên quan đến áp dụng công cụ mờ với hệ tư vấn lọc nội dung (CBRS) là hồ sơ (người dùng và sản phẩm) và quá trình gợi ý sản phẩm phù hợp đến người dùng. Công cụ mờ được áp dụng cả hai. Tiên phong sử dụng logic mờ trong hệ tư vấn cơ sở nội dung được phát triển bởi Yager [21] tiếp cận cho hệ tư vấn cấu trúc trên cơ sở phương pháp ít người quan tâm, kết nối đồng với tư vấn cơ sở nội dung. Các cách tiếp cận như vậy liên quan đến đại diện đối tượng, mô tả người dùng, ưu tiên giới thiệu mở rộng và sử dụng các nguyên mẫu chuyên gia miền. Gần đây, Zenebe và Norcio [2] đưa ra phương pháp mô tả cho đặc trưng của sản phẩm và phản hồi của người dùng sử dụng tập mờ và thuật toán tư vấn cơ sở nội dung dựa vào độ đo tương tự lý thuyết tập mờ (cosin, độ tương quan) và phương pháp đại số cho phương pháp tổng hợp lý thuyết tập mờ tổng có trọng số hoặc lớn nhất nhỏ nhất).

Phương pháp lọc nội dung mờ nhìn chung là tư vấn cho người dùng những sản phẩm mới có nội dung tương tự với một số sản phẩm họ đã từng mua hoặc từng truy cập trong quá khứ. Các phương pháp tiếp cận nội dung mờ thường thực hiện theo các bước:

- *Bước 1:* Biểu diễn nội dung của đối tượng tư vấn  $p \in P$  kí hiệu là Content (P). Tập các đặc trưng của sản phẩm  $p$  được xây dựng bằng các kĩ thuật truy vấn thông tin.
- *Bước 2:* Lập hồ sơ người dùng  $u \in U$  là lịch sử truy cập hoặc đánh giá của người đó với đặc trưng của sản phẩm. Bằng cách phân tích các đặc trưng sản phẩm mà người dùng  $u$  lựa chọn hoặc truy cập. Mỗi  $u$  được biểu diễn dưới dạng 1 véctơ có đủ các đặc trưng như đối với đặc trưng của các sản phẩm  $p \in P$  cần tư vấn.
- *Bước 3:* Mờ hóa dữ liệu, sử dụng các hàm thuộc tam giác, hình thang hoặc Gauss để biến mỗi dữ liệu rõ thành mờ.

- *Bước 4:* Tính độ tương tự giữa đặc trưng nội dung cần tư vấn p với đặc trưng hồ sơ người dùng u.
- *Bước 5:* Chọn ra K sản phẩm có đặc trưng mà độ tương tự cao nhất đối với các đặc trưng trong hồ sơ người dùng u.
- *Bước 6:* Giải mờ.
- *Bước 7:* Tư vấn các sản phẩm có đặc trưng tương tự cao nhất với các đặc trưng của hồ sơ người dùng.

Hệ tư vấn lọc nội dung mờ đã có một số công trình nhằm xử lý dữ liệu thừa [20] sử dụng cách tiếp cận ngôn ngữ mờ và quan hệ sở thích không hoàn chỉnh để xây dựng một hệ thống tư vấn, nơi người dùng ban đầu có thể chọn một bộ nhỏ các mặt hàng yêu thích và các sản phẩm được sử dụng để hoàn thành quan hệ sở thích. Wu và Hwang [5] cũng sử dụng tùy chọn của người dùng qua các thể loại để xây dựng ma trận phim người dùng biến đổi thông qua các phép toán max-min mờ để giảm bớt sự thừa của chúng. Một số công bố đã tập trung vào việc quản lý các thuộc tính của sản phẩm bằng các kỹ thuật mờ, tăng cường sự phát triển của các hệ tư vấn dựa trên nội dung không chắc chắn. Việc sử dụng các phương pháp tiếp cận chủ đạo cho mô hình ngôn ngữ, chẳng hạn mô hình 2-tuple [1], cho phép khai thác thuận lợi của chúng trong các kịch bản hệ tư vấn. Bên cạnh khắc phục được dữ liệu thừa thì hệ tư vấn lọc nội dung mờ gặp phải một số vấn đề: Trích trọn đặc trưng: Có một số sản phẩm rất khó để trích trọn đặc trưng. Và vấn đề người dùng mới: Khi người dùng mới chưa có đánh giá gì về các sản phẩm thì sẽ không thể phân tích được đặc trưng hồ sơ của người dùng nên không thể tư vấn sản phẩm cho họ. Tuy nhiên, đó cũng là cơ hội cho các nghiên cứu tiếp theo.

### c) Một số độ đo tương tự trên hệ tư vấn mờ

Từ khi hệ tư vấn ra đời đã có nhiều nghiên cứu về độ đo tương tự với mục đích tăng độ chính xác của hệ tư vấn, và để xử lý được dữ liệu không chắc chắn các công trình dựa trên tập nền mờ, mờ nâng cao đã có nhiều nghiên cứu về các độ đo tương tự như trong [24]  $\mu_{x_i}(I_k)$  là độ thuộc của phim  $I_k$  ( $k=1, \dots, M$ ) vào loại  $x_i$  ( $i=1, \dots, N$ ) với độ đo tương tự giữa các phim  $I_k$  ( $k=1, \dots, M$ ):

$$S_1(I_k, I_j) = \frac{\sum_i \min(\mu_{x_i}(I_k), \mu_{x_i}(I_j))}{\sum_i \max(\mu_{x_i}(I_k), \mu_{x_i}(I_j))}$$

$$S_1(I_k, I_j) = \frac{\sum_i \mu_{x_i}(I_k) * \mu_{x_i}(I_j)}{\sqrt{\sum_i (\mu_{x_i}(I_k))^2} \sqrt{\sum_i (\mu_{x_i}(I_j))^2}}$$

Các độ đo tương tự được xây dựng trên các tập mờ trực cảm [7]; [12] góp phần làm phong phú thêm các công cụ nghiên cứu hệ tư vấn. Một tập mờ tổng quát của các tập mờ trên đó là tập Neutrosophic được Florentin Smarandache công bố năm 1998 khắc phục được một số điểm yếu của các loại tập mờ trước. Trong hệ tư vấn Neutrosophic, các tác giả đã đề xuất một số độ đo tương tự [18] kết hợp giữa người dùng với người dùng, đặc trưng của sản phẩm với sản phẩm:

$$S_{NRS_{ij}} = \bigcup_{i,j=1}^n \left\{ (\cap(S_{U_{ij}}, S_{I_{ij}})) \cup (\cap(S_{I_{ij}}, S_{P_{ij}})) \right\},$$

$$S_{U_{ij}} = \frac{1}{r} \sum_{i,j=1}^n \left[ \frac{|T_{U_i}(u) - T_{U_j}(u)| \vee |I_{U_i}(u) - I_{U_j}(u)| \vee |F_{U_i}(u) - F_{U_j}(u)|}{2} \right] \quad (1)$$

$$S_{I_{ij}} = \frac{1}{r} \sum_{i,j=1}^n \left[ \frac{|T_{I_i}(y) - T_{I_j}(y)| \vee |I_{I_i}(y) - I_{I_j}(y)| \vee |F_{I_i}(y) - F_{I_j}(y)|}{2} \right] \quad (2)$$

$$S_{P_{ij}} = \frac{1}{r} \sum_{i,j=1}^n \left[ \frac{|T_{P_i}(p) - T_{P_j}(p)| \vee |I_{P_i}(p) - I_{P_j}(p)| \vee |F_{P_i}(p) - F_{P_j}(p)|}{2} \right] \quad (3)$$

Trong đó  $S_{U_{ij}}$  là độ tương tự giữa hai đánh giá của hai người dùng;  $S_{I_{ij}}$  là độ tương tự giữa hai sản phẩm được đánh giá,  $S_{P_{ij}}$  là độ tương tự giữa hai đặc trưng của hai sản phẩm. Cũng trong [7] các tác giả đề xuất một số độ đo tương tự khác trên cơ sở phép toán đại số giao và hợp:

$$S_{w(NRS_{ij})} = \bigcup_{i,j=1}^n \left\{ \left( w_1 \times \left( \bigcap (S_{U_{ij}}, S_{I_{ij}}) \right) \right) \cup \left( w_2 \times \left( \bigcap (S_{I_{ij}}, S_{P_{ij}}) \right) \right) \right\},$$

$$w_1 + w_2 = 1; \quad i, j = 1, 2, \dots, n.$$

Độ đo tương tự trên cơ sở hợp, giao và tổng xác suất được định nghĩa

$$S_{NRS_{ij}} = \sum_{i,j=1}^n \left\{ \left( \left( S_{U_{ij}} + S_{I_{ij}} - S_{U_{ij}} \cdot S_{I_{ij}} \right) \right) \cap \left( \left( S_{I_{ij}} + S_{P_{ij}} - S_{I_{ij}} \cdot S_{P_{ij}} \right) \right) \right\}. \tag{4}$$

Và biến thể của (4) có thêm trọng số:

$$S_{w(NRS_{ij})} = \sum_{i,j=1}^n \left\{ \left( w_1 \times \left( S_{U_{ij}} + S_{I_{ij}} - S_{U_{ij}} \cdot S_{I_{ij}} \right) \right) \cap \left( w_2 \times \left( S_{I_{ij}} + S_{P_{ij}} - S_{I_{ij}} \cdot S_{P_{ij}} \right) \right) \right\}.$$

Độ đo tương tự dựa trên giao và bold sum của  $NRS_i$  và  $NRS_j$ :

$$S_{NRS_{ij}} = \prod_{i,j=1}^n \left\{ \left( \min(1, S_{U_{ij}} + S_{I_{ij}}) \right) \cap \left( \min(1, S_{I_{ij}} + S_{P_{ij}}) \right) \right\}. \tag{5}$$

Độ đo tương tự trọng số của công thức (5) như sau:

$$S_{w(NRS_{ij})} = \prod_{i,j=1}^n \left\{ \left( w_1 \times \left( \min(1, S_{U_{ij}} + S_{I_{ij}}) \right) \right) \cap \left( w_2 \times \left( \min(1, S_{I_{ij}} + S_{P_{ij}}) \right) \right) \right\}.$$

Độ đo tương tự trên cơ sở sai khác đối xứng của  $NRS_i$  và  $NRS_j$  là:

$$S_{NRS_{ij}} = \sum_{i,j=1}^n \left\{ \left( S_{U_{ij}} - S_{I_{ij}} \right) + \left( S_{I_{ij}} - S_{P_{ij}} \right) \right\}. \tag{6}$$

Độ đo tương tự trọng số của công thức (6) là:

$$S_{w(NRS_{ij})} = \sum_{i,j=1}^n \left\{ w_1 \times \left( S_{U_{ij}} - S_{I_{ij}} \right) + w_2 \times \left( S_{I_{ij}} - S_{P_{ij}} \right) \right\}.$$

$S_{NRS_{ij}}$  là độ đo tương tự giữa  $NRS_i$ ,  $NRS_j$  và  $S_{U_{ij}}, S_{I_{ij}}, S_{P_{ij}}$  được tính từ công thức (1)-(3)

Một số phương pháp kết hợp giữa lọc nội dung và lọc cộng tác để giảm bớt nhược điểm của mỗi phương pháp đã được công bố, các độ đo tương tự trên một số tập mờ nâng cao đã và đang được nghiên cứu. Sau đây sẽ trình bày một số vấn đề mở về hệ tư vấn mờ cần được quan tâm.

**d) Các vấn đề mở về hệ tư vấn mờ**

Hiện nay đã có nhiều nghiên cứu được công bố về hệ tư vấn dựa trên tiếp cận tính toán mờ. Các nghiên cứu trên tập trung xây dựng các mô hình lọc cộng tác trên các tập mờ và tập mờ nâng cao. Các nghiên cứu về phương pháp lọc nội dung chỉ dừng lại với tập mờ loại 1 [21] và tập mờ loại 2 [1]. Tuy nhiên, các phép toán cần thiết cho việc mở rộng phương pháp lọc cộng tác trên các tập mờ nâng cao là các độ đo tương tự và các phép toán gộp đã được giới thiệu trong các nghiên cứu khác nhau. Về mặt toán học, điều này cho phép mở rộng nghiên cứu theo hướng này, nhưng trên thực tế các nghiên cứu áp dụng theo tiếp cận này chưa được công bố, nguyên nhân có thể là dữ liệu mô tả về các sản phẩm hiện tại không phù hợp.

Đối với hệ tư vấn mờ vẫn còn nhiều vấn đề cần giải quyết như vấn đề về dữ liệu thừa, người dùng mới, sản phẩm mới. Phần lớn các công bố tập trung khai thác đặc điểm của sản phẩm mà chưa khai thác nhiều đến sở thích của người dùng nên hướng nghiên cứu tập trung khai thác đến sở thích người dùng cũng là một hướng triển vọng. Bên cạnh đó một số nhánh nghiên cứu về quản lý sự không chắc chắn bằng cách sử dụng các toán tử trọng số OWA vẫn cần được quan tâm và nghiên cứu tiếp. Ngày nay với sự phát triển mạnh của mạng xã hội với nhiều thông tin không chắc chắn thì một hướng nghiên cứu về hệ tư vấn như tư vấn nhóm, tư vấn nhận biết ngữ cảnh và quản lý tiếng ồn cần được quan tâm. Về độ đo tương tự trong hệ tư vấn đã có một số công bố cải tiến về độ đo tương tự trong hệ tư vấn [22]. Tuy nhiên, với mỗi bộ dữ liệu khác nhau ta cần sử dụng các độ đo tương tự khác nhau [8] cho phù hợp. Chính vì vậy việc nghiên cứu về độ đo tương tự cho hệ tư vấn rất cần được quan tâm. Hệ tư vấn mờ nâng cao cần được nghiên cứu và phát triển dựa trên nền là các tập mờ nâng cao như tập mờ trực cảm, mờ viễn cảnh, Neutrosophic với các quy tắc suy diễn logic mờ cần được nghiên cứu và áp dụng cho các thuật toán lọc cộng tác mờ mà cụ thể là thuật toán lọc cộng tác mờ theo mô hình như phương pháp phân cụm, phương pháp suy luận mờ, quy tắc kết hợp mờ để cải thiện độ chính xác của hệ tư vấn. Phương pháp suy diễn xác suất, phương pháp Bayes mờ [14] được kết hợp trong hệ tư vấn chứa nhiều công bố cần được quan tâm.

Những năm gần đây, hệ tư vấn mờ đã được ứng dụng vào các lĩnh vực như thị trường chứng khoán [16]; ứng dụng quản lý thuế [17]; ứng dụng trong bài toán hỗ trợ chẩn đoán y tế [12]; [18], [19] với các tập mờ trực cảm, Neutrosophic đã đạt được kết quả tốt bằng các kỹ thuật lai ghép các phương pháp phân cụm mờ với độ đo tương tự theo phương pháp Heuristic [25] đã đạt được kết quả tốt. Tuy vậy khi dữ liệu ngày càng tăng và các quy tắc logic mờ ngày càng tăng sẽ làm tăng số chiều dữ liệu, để xử lý được vấn đề này đã có công bố [23] bằng cách sử dụng hệ thống phân lớp mờ để làm giảm số chiều nhưng các công bố này còn rất ít nên cũng là hướng nghiên cứu triển vọng.

Hệ tư vấn mờ không chỉ ứng dụng trong y tế, thương mại điện tử, kinh tế mà còn ứng dụng rất phổ biến trong giáo dục, văn hóa [15], [16], với sự phát triển mạnh của các mạng xã hội nên việc khai thác dữ liệu mạng xã hội và dựa trên môi trường điện toán đám mây các tác giả đã xây dựng hệ tư vấn mờ để tư vấn các di sản văn hóa, các địa điểm văn hóa tới người tiêu dùng dựa trên sở thích người tiêu dùng. Khai thác mô hình điện toán đám mây để nghiên cứu về hệ tư vấn mờ là hướng cần quan tâm.

### III. KẾT LUẬN

Bài báo trình bày tổng quan về hệ tư vấn trên các tập mờ nâng cao, các phương pháp cơ bản của hệ tư vấn khi áp dụng đối với tập mờ, các độ đo đánh giá hệ tư vấn và các độ đo tương tự trên các tập mờ, tập Neutrosophic sử dụng các phép toán logic mờ, cũng các điểm yếu mạnh của mỗi phương pháp. Đồng thời bài báo chỉ ra một số hướng phát triển của hệ tư vấn dựa trên công cụ mờ. Tập Neutrosophic được xây dựng và phát triển bởi Florentin Smarandache được tổng quát hóa từ các tập mờ, mờ loại 2, mờ trực cảm, mờ viễn cảnh. Hệ tư vấn Neutrosophic đã được xây dựng [11], tuy nhiên còn nhiều hướng để phát triển trên tập này như phân cụm, lai ghép với các phương pháp học máy khác. Hứa hẹn nhiều nghiên cứu có thể phát triển tiếp. Ngoài việc sử dụng các độ đo tương tự trong hệ tư vấn mờ để dự đoán và tư vấn thì một bài toán cần được nghiên cứu tiếp theo đó là sử dụng các công cụ của thống kê như phân tích hồi quy để dự báo. Bài báo trình bày tổng thể về hệ tư vấn trên các tập mờ, tập mờ nâng cao và có giá trị cho các nghiên cứu tiếp theo về hệ tư vấn dựa trên logic mờ.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Almohammadi, Khalid, Hagra, Hani, Yao, Bo, Alzahrani, Abdulkareem, Alghazzawi, Daniyal, Aldabbagh, Ghadah. "A Type-2 Fuzzy Logic Recommendation System for Adaptive Teaching", *Soft Computing*, 21, pp.965-979, 2017.
- [2] A. Zenebe and A. F. Norcio. "Representation, similarity measures and aggregation methods using fuzzy sets for content-based recommender systems". *Fuzzy Sets and Systems*, 160(1), pp. 76-94, 2009.
- [3] Barzanti, Luca, Giove, Silvio, Pezzi, Alessandro. "An Effective Fuzzy Recommender System for Fund-raising Management", chapter 1, pp. 73-82, 2020.
- [4] Haifeng Liu, Zheng Hu, Ahmad Mian, Hui Tian, Xuzhen Zhu. "A new user similarity model to improve the accuracy of collaborative filtering", *Knowledge-Based Systems*, 56, pp. 156-166, 2014.
- [5] I. C. Wu and W.-H. Hwang. "A genre-based fuzzy inference approach for effective filtering of movies". *Intelligent Data Analysis*, 17(6), pp. 1093-1113, 2013.
- [6] Ignacio Huitzil, Fernando Alegre, Fernando Bobillo, "GimmeHop: A recommender system for mobile devices using ontology reasoners and fuzzy logic", *Fuzzy Sets and Systems*, pp. 114-165, 2019.
- [7] Junpeng Guo, Jiangzhou Deng, Yong Wang. "An intuitionistic fuzzy set based hybrid similarity model for recommender system", *Expert Systems with Applications*, Volume 135, pp. 153-163, 2019.
- [8] Kant, S., Mahara, T., Jain, V.K. et al. "Fuzzy logic based similarity measure for multimedia contents recommendation". *Multimed Tools Appl*, 78, pp. 4107-4130, 2019.
- [9] L. A. Zadeh. "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility". *Fuzzy Sets Syst*. 1(1), pp. 3-28, 1978.
- [10] L. A. Zadeh. "Fuzzy sets". *Inf. Control* 8, pp. 338-353, 1965.
- [11] L. H. Son. "HU-FCF: A hybrid user-based fuzzy collaborative filtering method in Recommender Systems". *Expert Systems with Applications*, 41(15), pp. 6861-6870, 2014.
- [12] L. H. Son and N. T. Thong. "Intuitionistic fuzzy recommender systems: An effective tool for medical diagnosis". *Knowledge-Based Systems*, 74, pp. 133-150, 2015.
- [13] L. H. Son, N. T. H. Minh, K. M. Cuong, and N. V. Canh. "An application of fuzzy geographically cluster," *International Journal of Computational Intelligence Systems*, Vol. 10 (2017) 776-803 ing for solving the cold-start problem in recommender systems. In *SoCPaR*, pp. 44-49. IEEE, 2013.
- [14] L. M. de Campos, J. M. Fernandez-Luna, and J. F. Huete. "A collaborative recommender system based on probabilistic inference from fuzzy observations". *Fuzzy Sets and Systems*, 159(12), pp. 1554-1576, 2008.
- [15] Logesh Ravi, Malathi Devarajan, Gwanggil Jeon; Oguz bayat. "An intelligent fuzzy-induced recommender system for cloud- based cultural communities", *International Journal of Web Based Communities (IJWBC)*, Vol. 15, No. 3, 2019.

- [16] Mancera J., Nguyen MT, Portmann E. “Fuzzy-based recommendation system: The case of Börsenspiel for Swiss Universities”. In: Meier A., Portmann E., Terán L. (eds) *Applying Fuzzy Logic to Digital Economy and Society. Fuzzy management method*. Springer, Cham, pp. 185-207, 2019.
- [17] Meza J., Terán L., Tomalá M., “A Fuzzy-Based Discounts Recommender System for Public Tax Payment”. In: Meier A., Portmann E., Terán L. (eds) *Applying Fuzzy Logic for the Digital Economy and Society. Fuzzy Management Methods*. Springer, Cham, pp. 47-72, 2019.
- [18] Mumtaz Ali, Le Hoang Son, Nguyen Dang Thanh, Nguyen Van Minh. “A neutrosophic recommender system for medical diagnosis based on algebraic neutrosophic measures”, *Applied Soft Computing*, 71, pp. 1054-1071, 2018.
- [19] P. Cordero, M. Enciso, D. López, A. Mora. “A conversational recommender system for diagnosis using fuzzy rules”, *Expert Systems with Applications*, Volume 154, 2020.
- [20] T. Horváth. “A model of user preference learning for content-based recommender systems”. *Computing and informatics*, 28(4), pp. 453-481, 2009.
- [21] R. Yager. “Fuzzy logic methods in recommender systems”. *Fuzzy Sets and Systems*, 136(2), pp. 133-149, 2003.
- [22] R. M. Rodríguez, M. Espinilla, P. J. Sanchez, and L. Martínez-Lopez. “Using linguistic incomplete preference relations to cold start recommendations”. *Internet Research*, 20(3), pp. 296-315, 2010.
- [23] Tajul Rosli Razak, Iman Hazwam Abd Halim, Muhammad Nabil Fikri Jamaludin, Mohammad Hafiz Ismail, Shukor Sanim Mohd Fauzi. “An Exploratory Study of Hierarchical Fuzzy Systems Approach”, in *Recommendation System*, arXiv: 2005.14026, 2020.
- [24] Yera Toledo, Raciél, Martínez, Luis. “Fuzzy Tools in Recommender Systems: A Survey”, *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 10, pp. 776-803, 2017.
- [25] Mostafa Khalaji, Chitra Dadkhah. “FNHSM\_HRS: Hybrid recommender system using fuzzy clustering and heuristic similarity measure”, pp. 562-568, arXiv: 1909.13765.