

## APPLYING MINING FUZZY ASSOCIATION RULES TO SUPPORT STUDENTS IN STUDY PLANNING

Nguyen Tuan Anh\*, Trinh Thuy Ha

TNU - University of Information and Communication Technology

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<p><b>Received:</b> 01/6/2020</p> <p><b>Revised:</b> 04/12/2020</p> <p><b>Published:</b> 04/02/2021</p>	<p>Fuzzy association rules have been investigated by many authors under several different approaches with worth results. The approaches of the published papers mostly used a single-granularity fuzzy set structure for fuzzy association rule. In this paper, we present the application of fuzzy association rule mining method using Hedge algebras in assisting students to plan their learning, fuzzy set structures of attributes are built on Hedge algebras. using multi-granularity representation. Using Hedge algebras to build fuzzy sets using a multi-granularity representation is much simpler than using fuzzy set theory. The advantage of using multi-granularity set structure helps us to explore fuzzy association rules that are both general and detailed. The test results were performed on a data set of 157 students in 10 core subjects. The experimental results showed that the key courses extracted by our proposed approach provide useful information to educational managers to improve the training efficiency. This results would help students to choose suitable subjects for the purpose of achieving high scores in study.</p>
<p><b>KEYWORDS</b></p> <p>Hedge algebras</p> <p>Association rules</p> <p>Data Mining</p> <p>Fuzzy set</p> <p>Course registration</p>	

## ỨNG DỤNG KHAI PHÁ LUẬT KẾT HỢP MỜ HỖ TRỢ SINH VIÊN LẬP KẾ HOẠCH HỌC TẬP

Nguyễn Tuấn Anh\*, Trịnh Thúy Hà

Trường Đại học Công nghệ thông tin và Truyền thông – ĐH Thái Nguyên

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
<p><b>Ngày nhận bài:</b> 01/6/2020</p> <p><b>Ngày hoàn thiện:</b> 04/12/2020</p> <p><b>Ngày đăng:</b> 04/02/2021</p>	<p>Luật kết hợp mờ đã được nhiều tác giả quan tâm nghiên cứu theo nhiều cách tiếp cận khác nhau và đã có nhiều kết quả công bố. Các cách tiếp cận của các tác giả đã công bố đa phần là sử dụng cấu trúc tập mờ dạng đơn thể hạt cho bài toán khai phá luật kết hợp mờ. Trong bài báo này chúng tôi trình bày ứng dụng phương pháp khai phá luật kết hợp mờ sử dụng Đại số gia tử (ĐSGT) trong việc hỗ trợ sinh viên lập kế hoạch học tập, các cấu trúc tập mờ của các thuộc tính được xây dựng dựa trên các cấu trúc ĐSGT và có dạng đa thể hạt. Sử dụng các cấu ĐSGT để xây dựng các tập mờ dạng đa thể hạt đơn giản hơn rất nhiều so với sử dụng lý thuyết tập mờ. Ưu điểm của sử dụng cấu trúc tập dạng đa thể hạt giúp chúng ta khai phá được các luật kết hợp mờ vừa khái quát vừa chi tiết. Các kết quả thử nghiệm được thực hiện trên bộ dữ liệu điểm của 157 sinh viên của 10 môn học cốt lõi. Kết quả thu được sau khi rút trích có thể cung cấp thông tin hữu ích cho các nhà quản lý giáo dục trong việc tổ chức giảng dạy để nâng cao hiệu quả đào tạo. Việc nghiên cứu này giúp sinh viên lựa chọn các môn học phù hợp nhằm mục đích đạt kết quả cao trong học tập.</p>
<p><b>TỪ KHÓA</b></p> <p>Đại số gia tử</p> <p>Luật kết hợp</p> <p>Khai phá dữ liệu</p> <p>Tập mờ</p> <p>Đăng ký môn học</p>	

\* Corresponding author. Email: anhnt@ictu.edu.vn

## 1. Giới thiệu

Việc dự đoán kết quả học tập của sinh viên một cách chính xác là rất hữu ích trong việc giảng dạy và học tập của sinh viên. Dựa vào kết quả học tập của các sinh viên đã có, làm thế nào để rút trích ra được các thông tin hữu ích để tư vấn cho sinh viên lựa chọn các môn học phù hợp nhằm hỗ trợ học tập tốt hơn, phù hợp với sinh viên hơn.

Phần lớn các trường đại học tại Việt Nam triển khai theo học chế tín chỉ, nên các sinh viên thường bị lúng túng khi lựa chọn các môn học, lựa chọn các định hướng chuyên môn trong mỗi học kỳ. Trong một chương trình đào tạo sẽ có nhiều môn học sinh viên có thể tự lựa chọn trong một học kỳ. Để lựa chọn các môn học phù hợp, các sinh viên trước khi đăng ký môn học thường liên hệ với giảng viên là các cố vấn học tập để xin tư vấn. Khi đó các giảng viên dựa vào kinh nghiệm cá nhân và kết quả học tập của sinh viên để tư vấn tùy thuộc vào năng lực của mỗi sinh viên. Vì vậy, đội ngũ tư vấn sẽ mất rất nhiều thời gian tra cứu kết quả học tập để tư vấn, nhiều khi tư vấn còn mang tính chủ quan của giảng viên.

Bài toán đặt ra là làm sao để sử dụng kết quả học tập của sinh viên đã có để khai thác, rút trích ra các thông tin để gợi ý sinh viên lựa chọn môn học một cách hiệu quả và tự động.

Các kết quả nghiên cứu trước đây về khai phá dữ liệu kết quả học tập của sinh viên được thực hiện bằng nhiều phương pháp khác nhau. Trong [1], các tác giả sử dụng phương pháp hai thuật toán khai phá dữ liệu Logistic Regression, Naive Bayes đã được áp dụng để tìm ra mô hình tốt nhất cho việc dự báo tình trạng học tập. Trong [2], các tác giả sử dụng giải thuật rừng ngẫu nhiên học từ dữ liệu để rút trích các môn học quan trọng trong chương trình đào tạo ngành CNTT. Trong [3] các tác giả sử dụng công cụ BIDS của Microsoft SQL Server 2008 để khai phá dữ liệu điểm của sinh viên. Các kết quả nghiên cứu này đều nhằm mục đích hỗ trợ tư vấn cho sinh viên trong quá trình học tập. Các kết quả nghiên cứu cho thấy sự cần thiết của khai phá kết quả học tập nhằm mục đích tăng cường hỗ trợ, dự báo kết quả học tập của sinh viên, giúp sinh viên đạt quả cao trong quá trình học tập.

Bài báo này ứng dụng phương pháp khai phá luật kết hợp mờ dạng ngôn ngữ với các cấu trúc tập mờ sử dụng biểu diễn đa thể hạt để rút trích các luật kết hợp từ CSDL điểm của sinh viên. Các luật kết hợp mờ dạng ngôn ngữ sử dụng các cấu trúc tập mờ đa thể hạt, vì vậy các luật vừa ở dạng khái quát, vừa chi tiết [4]-[6]. CSDL điểm được lựa chọn gồm kết quả của các môn học quan trọng trong chương trình học của sinh viên ngành Công nghệ thông tin (CNTT). Kết quả thực nghiệm cho thấy cách tiếp cận khai phá luật kết hợp trong việc gợi ý lựa chọn môn học của sinh viên là rất khả thi.

## 2. Luật kết hợp

Cho  $D$  là một cơ sở dữ liệu,  $I = I_1, I_2, \dots, I_m$  là tập  $m$  thuộc tính riêng biệt, đôi lúc gọi là mục (*itemsets*), trong đó mỗi bản ghi  $T$  là một giao dịch và chứa các tập mục,  $T \subseteq I$ .

**Định nghĩa 2.1:** [7] Một luật kết hợp là một quan hệ có dạng  $X \Rightarrow Y$ , trong đó  $X, Y \subset I$  là các tập mục, và  $X \cap Y = \emptyset$ . Ở đây,  $X$  được gọi là tiền đề,  $Y$  là mệnh đề kết quả.

Hai thông số quan trọng của luật kết hợp là *độ hỗ trợ* ( $s$ ) và *độ tin cậy* ( $c$ ).

**Định nghĩa 2.2:** [8] *Độ hỗ trợ* (support) của luật kết hợp  $X \Rightarrow Y$  là tỷ lệ phần trăm các bản ghi  $X \cup Y$  với tổng số các giao dịch có trong cơ sở dữ liệu.

**Định nghĩa 2.3:** [8] Đối với một số giao dịch được đưa ra, *độ tin cậy* (confidence) là tỷ lệ của số giao dịch có chứa  $X \cup Y$  với số giao dịch có chứa  $X$ . Đơn vị tính %.

Việc khai thác các luật kết hợp từ cơ sở dữ liệu chính là việc tìm tất cả các luật có độ hỗ trợ và độ tin cậy lớn hơn hoặc bằng ngưỡng của *độ hỗ trợ* và *độ tin cậy* do người sử dụng xác định trước.

Với luật kết hợp mờ với mỗi mục có thể phân hoạch thành các miền mờ (như "Thấp", "Trung bình", "Cao", "Ít Cao", "Rất Cao", "Ít Thấp", "Rất Thấp"...), thực chất là ta phân hoạch một mục ban đầu thành các mục con và giá trị của mỗi hàng tại mục đó sẽ nằm trong đoạn  $[0, 1]$  chứ không chỉ là 0 hoặc 1. Khi đó, độ hỗ trợ của một miền mờ  $s_i$  thuộc mục  $x_i$  được định nghĩa là:

$$FS(A_{s_i}^{x_i}) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{s_i}^{x_i}(d_j^{x_i}) \tag{1}$$

còn độ hỗ trợ của các miền mờ  $s_1, s_2, \dots, s_k$  của các mục  $x_1, x_2, \dots, x_k$  tương ứng sẽ là:

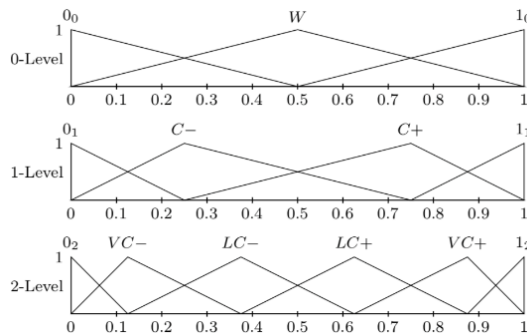
$$FS(A_{s_1}^{x_1}, A_{s_2}^{x_2}, \dots, A_{s_k}^{x_k}) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \prod_{i=1}^k \mu_{s_i}^{x_i}(d_j^{x_i}) \tag{2}$$

ở đó,  $x_i$  là mục thứ  $i$ ,  $s_i$  là miền mờ thuộc mục thứ  $i$ ,  $n$  là số hàng trong CSDL,  $\mu_{s_i}^{x_i}(d_j^{x_i})$  là độ thuộc của giá trị tại cột thứ  $i$ , hàng  $j$  vào tập mờ  $s_i$ .

### 3. Xây dựng cấu trúc tập mờ biểu đa thể hạt sử dụng đại số gia tử

Biểu diễn dữ liệu theo cấu trúc đa thể hạt xuất phát từ khái niệm tính toán hạt (GrC - Granular Computing) một hướng nghiên cứu phát triển mạnh trong thập kỷ qua [4], [5]. Ý tưởng của GrC phân chia thông tin thành các hạt để xử lý. Việc phân chia này giúp ta không chỉ dễ xử lý hơn, mà còn giúp nhận thức thế giới thông tin tốt hơn vì các gói thông tin được phân chia đã mang tính khái quát nhất định. Thông tin tiếp nhận có thể phân chia theo nhiều cách khác nhau, cho các cách nhìn khác nhau về thế giới thực.

Để xây dựng các phân hoạch mờ cho các thuộc tính định lượng sử dụng đại số gia tử (ĐSGT) [9], [10], ta dựa vào giá trị định lượng ngữ nghĩa của các phân tử của ĐSGT. Tương ứng với mỗi miền mờ dựng các tam giác là biểu diễn các hàm thuộc của tập mờ với 1 đỉnh có tọa độ  $(v(x_i), 1)$ , hai đỉnh còn lại nằm trên miền xác định, có tọa độ tương ứng là  $(v(x_{i-1}), 0)$ ,  $(v(x_{i+1}), 0)$ , trong đó  $v(x_{i-1}), v(x_i), v(x_{i+1})$  là các giá trị ngữ nghĩa định lượng của 3 giá trị ngôn ngữ tương ứng. Với mỗi thuộc tính, chúng ta cần chuẩn hóa giá trị của mục đó từ miền giá trị thực về đoạn  $[0, 1]$ , từ đó chúng ta có thể tính độ thuộc của các giá trị thuộc tính vào các miền mờ tương ứng [4], [6], [8], [11]-[13].



**Hình 1.** Cấu trúc tập mờ đa thể hạt

Với ĐSGT, việc thiết kế cấu trúc tập mờ trên miền giá trị của thuộc tính các mức khác nhau của biểu diễn đa thể hạt là dễ dàng, do đã bao hàm trong cách xây dựng ĐSGT. Trong lý thuyết ĐSGT, với mỗi miền giá trị của thuộc tính chỉ cần xác định bộ tham số mờ của ĐSGT thì khoảng tính mờ của tất cả các hạng từ được xác lập thông qua các công thức tính toán xác định, dù cho hạng từ này có độ dài bao nhiêu. Tính phân cấp một thuộc tính được GrC sử dụng, nằm trong cách xây dựng ĐSGT. Theo lý thuyết ĐSGT, mỗi hạng từ  $x$  có độ dài  $k$  có thể phân hoạch thành các hạng từ  $h_i x$  (với  $h_i$  là mọi gia tử của ĐSGT đang xét) có độ dài  $k+1$ . Tuy theo từng bài toán và ứng dụng mà chúng ta xác định mức phân hoạch cụ thể. Trong các bài toán sử dụng cấu trúc tập mờ dạng đa thể hạt, thường phân hoạch thành 3 mức.

Hình 1 là một cấu trúc tập mờ gồm 3 thể hạt được xây dựng dựa trên giá trị định lượng ngữ nghĩa của ĐSGT  $AX = (X, G, H, \Leftarrow)$ ,  $G = \{0, C^-, W, C^+, 1\}$ ,  $H = H^- \cup H^+$ ,  $H^- = \{ít\}$ ,  $H^+ = \{rất\}$ ,  $C^- = \{Thấp\}$ ,  $W = \{Trung bình\}$ ,  $C^+ = \{Cao\}$ . Các tham số như sau:  $fm(C^-) = fm(C^+) = 0.5$ ;  $\mu(rất) = \mu(ít) = 0.5$ . Thể hạt mức 0 gồm 3 hàm thuộc, thể hạt mức 1 gồm 4 hàm thuộc và thể hạt mức 2 gồm 6 hàm thuộc như trong Hình 1.

Với cách sử dụng biểu diễn tập mờ dạng đa thể hạt, giúp tạo ra các luật kết hợp vừa khái quát, vừa chi tiết. Các mức thể hạt: mức 0, mức 1, mức 2 có sự ràng buộc lẫn nhau do cùng được sinh ra từ một cấu trúc ĐSGT.

Sử dụng cấu trúc tập mờ dạng đa thể hạt như Hình 1 chúng ta có thể thu được các luật kết hợp có dạng như sau:

- Nếu A là "Trung bình" thì B là "Trung bình", với độ hỗ trợ là 60% và độ tin cậy là 80%.
- Nếu A là "Cao" thì B là "Cao", với độ hỗ trợ là 60% và độ tin cậy là 80%.
- Nếu A là "Ít Thấp" và C là "Rất Thấp" thì D là "Ít Thấp", với độ hỗ trợ là 40% và độ tin cậy là 80%.

Các luật kết hợp a), b), c) có sử dụng các giá trị ngôn ngữ "Trung bình", "Cao", "Ít Thấp", "Rất Thấp" để đánh giá (ví dụ đánh giá điểm số của sinh viên). Các giá trị ngôn ngữ "Thấp", "Trung bình" có mức khái quát hơn các giá trị ngôn ngữ "Ít Thấp", "Rất Thấp". Vì vậy, các luật a), b) có mức độ khái quát, luật c) có mức độ chi tiết hơn so với luật a) và b). Với luật a) sử dụng giá trị ngôn ngữ ở mức 0, luật b) sử dụng các giá trị ngôn ngữ ở mức 1, luật c) thu được từ các tập mờ mức 2.

#### 4. Thuật toán khai phá luật kết hợp mờ dạng ngôn ngữ

Trong phần này chúng tôi trình bày thuật toán để khai phá luật kết hợp mờ dạng ngôn ngữ [6], [14], [15]. Các cấu trúc tập mờ được xây dựng biểu diễn dạng đa thể hạt như trình bày trong mục 0.

##### **Input:**

- CSDL định lượng D gồm n bản ghi, mỗi bản ghi gồm điểm của m môn.
- Độ hỗ trợ tối thiểu  $MinSupp$  và độ tin cậy tối thiểu  $MinConf$ .
- Các cấu trúc ĐSGT AX cho các môn học.

**Output:** Tập các luật kết hợp mờ dạng ngôn ngữ.

##### **Ký hiệu sử dụng trong thuật toán**

D CSDL (dạng quan hệ hoặc giao dịch)

I Tập các mục (thuộc tính) trong D

$D^f$  CSDL mờ

$I^f$  Tập các mục trong  $D^f$ , mỗi mục đều được gắn với một tập mờ

$T^f$  Tập các bản ghi  $D^f$

$C_k$  Tập các tập mục có kích thước k

$F_k$  Tập các tập mục phổ biến có kích thước k

F Tập tất cả các tập mục phổ biến

$MinSupp$  Độ hỗ trợ tối thiểu

$MinConf$  Độ tin cậy tối thiểu

##### **Các bước thực hiện:**

$D^f = \text{Transform}(D, I, T, \text{các cấu trúc ĐSGT});$

$F_1 = \text{Counting}(D^f, I^f, T^f, MinSupp);$

k = 2

while ( $F_{k-1} \neq \emptyset$ )

{

$C_k = \text{Join}(F_{k-1});$

$C_k = \text{Prune}(C_k);$

$F_k = \text{Checking}(C_k, D_k, MinSupp);$

$F = F \cup F_k;$

$k = k + 1;$

}

GenerateRules( $D^f, F, MinConf$ )

- Hàm Transform mờ hóa CSDL D sử dụng cấu trúc tập mờ đa thể hạt được xây dựng từ các cấu trúc ĐSGT.
- Hàm Counting tìm các tập phổ biến 1-Itemset và đưa vào  $F_1$ .
- Hàm Join từ tập phổ biến  $F_{k-1}$  sinh ra các tập ứng cử viên  $C_k$ .
- Hàm Prune loại bỏ những tập mục nào trong  $C_k$  có tập con lực lượng k-1 không thuộc tập các tập thuộc tính phổ biến  $F_{k-1}$ .
- Hàm Checking tính độ hỗ trợ cho các tập mục trong  $C_k$ . Các tập mục có độ hỗ trợ lớn hơn hoặc bằng MinSupp sẽ được đưa vào  $F_k$ .
- Hàm GenerateRules sinh luật kết hợp mờ tin cậy từ tập các tập phổ biến F.

### 5. Kết quả thực nghiệm và đánh giá

Dữ liệu được sử dụng trong thực nghiệm là kết quả học tập của 157 sinh viên. Ở đây chúng tôi chọn 10 môn học cốt lõi để thử nghiệm như trong Bảng 1. Các môn học này được đánh giá theo thang điểm 10.

Để mờ hóa điểm các môn học, chúng ta sử dụng cùng với một cấu trúc ĐSGT như sau:

- $AX = (X, G, H, \leq)$
- $G = \{0, C^-, W, C^+, 1\}$
- $H = H^- \cup H^+, H^- = \{ít\}, H^+ = \{rất\}$
- $C^- = \{Thấp\}, W = \{Trung bình\}, C^+ = \{Cao\}$

Các tham số như sau:

- $fm(C^-) = fm(C^+) = 0.5;$
- $\mu(rất) = \mu(ít) = 0.5.$

Thể hạt mức 0 gồm 3 hàm thuộc, thể hạt mức 1 gồm 4 hàm thuộc và thể hạt mức 2 gồm 6 hàm thuộc như trong Hình 1.

Trong Bảng 2 thống kê số luật thu được với độ tin cậy tối thiểu là 80%. Với “Số luật mức 0”, “Số luật mức 1” và “Số luật mức 2” là số lượng luật kết hợp thu được khi sử dụng các tập mờ ở thể hạt mức 0, 1, 2.

Một số luật thu được ở ba mức thể hạt:

- 1) Nếu điểm A2 là "Trung bình" thì điểm A10 là "Trung bình", với độ hỗ trợ: 52%, độ tin cậy: 90%.
- 2) Nếu điểm A3 là "Trung bình" thì điểm A10 là "Trung bình", với độ hỗ trợ: 48%, độ tin cậy: 90%.
- 3) Nếu điểm A8 là "Trung bình" thì điểm A10 là "Trung bình", với độ hỗ trợ: 53%, độ tin cậy: 88%.
- 4) Nếu điểm A2 là "rất Cao" thì điểm A10 là "ít Cao", với độ hỗ trợ: 28%, độ tin cậy: 84%.
- 5) Nếu điểm A3 là "ít Cao" thì điểm A6 là "ít Cao", với độ hỗ trợ: 38%, độ tin cậy: 83%.
- 6) Nếu điểm A8 là "rất Cao" thì điểm A10 là "ít Cao", với độ hỗ trợ: 25%, độ tin cậy: 80%.

Trong 6 luật kết hợp trên ta thấy, các luật kết hợp vừa ở dạng khái quát vừa ở dạng chi tiết. Với luật kết hợp 3) ở dạng khái quát, nếu cần luật dạng chi tiết hơn thì chúng ta có thể xem xét đến luật kết hợp 6).

Căn cứ vào các luật kết hợp trên, ta có thể đưa ra lời khuyên hay dự đoán cho sinh viên như sau: Nếu sinh viên học môn A3 đạt kết quả “Trung bình” thì môn A10 sẽ đạt kết quả “Trung bình”. Để học môn A10 đạt kết quả “ít Cao” thì kết quả môn A2 phải là “rất Cao” hoặc kết quả môn A8 phải là “rất Cao”.

Với các luật kết hợp này chúng ta thấy có thể trợ giúp cho sinh viên và đội ngũ tư vấn lựa chọn các môn học phù hợp với năng lực để đạt kết quả cao trong học tập.

**Bảng 1.** Các môn học sử dụng trong thử nghiệm

TT	Tên môn	Ký hiệu
1	Nhập môn lập trình	A1
2	Lập trình java nâng cao	A2
3	Lập trình hướng đối tượng	A3
4	Cấu trúc dữ liệu và thuật toán	A4
5	Trí tuệ nhân tạo	A5
6	Toán học rời rạc	A6
7	Công nghệ DOT Net	A7
8	Xử lý ảnh	A8
9	Cơ sở dữ liệu	A9
10	Hệ quản trị cơ sở dữ liệu	A10

**Bảng 2.** Luật kết hợp thu được với độ tin cậy 80%

Độ hỗ trợ tối thiểu	Số luật mức 0	Số luật mức 1	Số luật mức 2
25%	17757	6627	649
30%	5508	5088	216
35%	4554	4952	58
40%	2918	2918	13
45%	558	988	1
50%	125	253	0
55%	38	60	0
60%	10	10	0

## 6. Kết luận

Bài báo này đã ứng dụng khai phá luật kết hợp mờ sử dụng cấu trúc tập mờ dạng đa thể hạt nhằm khai phá dữ liệu điểm của sinh viên. Các cấu trúc tập mờ đa thể hạt của mỗi thuộc tính (môn học) được xây dựng dựa vào các cấu trúc ĐSGT với các tham số cho trước. Kết quả được thử nghiệm trên cơ sở dữ liệu là một số môn học cốt lõi của 157 sinh viên ngành CNTT. Các kết quả thử nghiệm cho thấy, bước đầu đưa ra được các luật kết hợp vừa ở dạng khái quát và chi tiết giúp sinh viên và đội ngũ cố vấn học tập sử dụng để đưa ra gợi ý lựa chọn môn học cho mỗi sinh viên. Các nghiên cứu tiếp theo cần phải thử nghiệm trên bộ cơ sở dữ liệu của nhiều sinh viên và môn học hơn để nâng cao chất lượng của các luật kết hợp thu được.

## Lời cảm ơn

Bài báo là sản phẩm của đề tài khoa học và công nghệ cấp cơ sở năm 2020, mã số T2020-07-16; được tài trợ bởi kinh phí của Trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] T. U. Nguyen, and M. T. Nguyen, "Predicting student's academic performance by applying data mining technique," *Journal of Science, Vinh University*, vol. 48, no. 3A, pp. 68-73, 2019.
- [2] T. N. Do, N. K. Pham, M. T. Nguyen, "Detection of the key courses affecting the learning outcomes of information technology students," *Science Journal of Can Tho University*, vol. 33, pp. 49-57, 2014.
- [3] C. D. Dinh, "Researching and applying data mining techniques on university student data for academic advisors," Master's thesis, University of Engineering and Technology - VNU, 2018.
- [4] G. Castellano, A. M. Fanelli, and C. Mencar, *Fuzzy information granulation with multiple levels of granularity, Granular Computing and Intelligent Systems*, Springer, 2011, pp. 185-202.
- [5] Y. Yao, "A triarchic theory of granular computing," *Granular Computing*, vol. 1, no. 2, pp. 145-157, 2016.

- 
- [6] T. S. Tran, and T. A. Nguyen, "Partition fuzzy domain with multi-gnanularity representation of data basing on hedge algebra approach," *Journal of Computer Science and Cybernetics*, vol. 34, no. 1 pp. 63-76, 2018.
- [7] R. Agrawal, T. Imieliński, and A. Swami, "Mining association rules between sets of items in large databases," *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, 1993, pp. 207-216.
- [8] C.-K. Ting, T.-C. Wang, and R.-T. Liaw, "Genetic algorithm with a structure-based representation for genetic-fuzzy data mining," *Soft Computing*, vol. 21, no. 11 pp. 2871-2882, 2017.
- [9] C. H. Nguyen, and W. Wechler, "Extended hedge algebras and their application to fuzzy logic," *Fuzzy sets and systems*, vol. 52, no. 3, pp. 259-281, 1992.
- [10] C. H. Nguyen, and W. Wechler, "Hedge algebras: an algebraic approach to structure of sets of linguistic truth values," *Fuzzy sets and systems*, vol. 35, no. 3, pp. 281-293, 1990.
- [11] C.-H. Chen, T.-P. Hong, and Y.-C. Lee, "Finding Active Membership Functions for Genetic-Fuzzy Data Mining," *International Journal of Information Technology & Decision Making*, vol. 14, no. 06, pp. 1215-1242, 2015.
- [12] H. B. Yadav, and D. K. Yadav, "Construction of membership function for software metrics," *Procedia Computer Science*, vol. 46, pp. 933-940, 2015.
- [13] J. Alcalá-Fdez, R. Alcalá, and M. José Gacto, "Learning the membership function contexts for mining fuzzy association rules by using genetic algorithms," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 160, no. 7, pp. 905-921, 2009.
- [14] T. A. Nguyen, and T. S. Tran, "Hedges Algebras and problem fuzzy partition for qualitative attributes," *Journal of Computer Science and Cybernetics*, vol. 32, no. 4, pp. 335-350, 2016.
- [15] T. S. Tran, and T. A. Nguyen, "Improve efficiency of fuzzy association rule using hedge algebra approach," *Journal of Computer Science and Cybernetics*, vol. 30, no. 4, p. 397, 2014.