

ỨNG DỤNG HỆ LUẬT MỜ TRONG DỰ BÁO BIỂU ĐIỂM THI

Lê Duy Đông¹, Vũ Thanh Nguyên², Lê Kim Nga³

¹ Trường Cao đẳng Kinh tế - Tài chính Vĩnh Long

² Trường Đại học Công nghệ thông tin, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

³ Trường Trung học phổ thông Vĩnh Long

caphementay@gmail.com, nguyenvt@uit.edu.vn, lekimgabcvl@gmail.com

TÓM TẮT— Bài báo này trình bày phương pháp ứng dụng hệ luật mờ Standard Addictive Model (SAM) vào việc dự báo biểu điểm thi tại các cơ sở giáo dục. Chúng tôi đã xây dựng SAM qua các bước học máy như sau: Học cấu trúc hệ luật, học điều chỉnh thông số và học tối ưu hệ luật. Thực nghiệm trên độ khó của đề thi và học lực của người học được lấy từ số liệu thực tế tại Trường Cao đẳng Kinh tế - Tài chính Vĩnh Long. Quá trình thực nghiệm cho kết quả dự báo sát với thực tế. Qua đó góp phần nâng cao tính khoa học trong hoạt động đánh giá người học, một trong những nhiệm vụ quan trọng trong lĩnh vực khảo thí và đảm bảo chất lượng giáo dục.

Từ khóa— Hệ luật mờ, dự báo biểu điểm, máy học, khảo thí và đảm bảo chất lượng.

I. GIỚI THIỆU

Ngày nay, các cơ sở đào tạo có khuynh hướng sử dụng ngân hàng đề thi để nâng cao tính khách quan trong hoạt động đánh giá người học. Tuy nhiên, việc đánh giá đề thi thường được thực hiện dựa trên phương pháp chuyên gia, mang nặng tính chất chủ quan. Qua tham khảo một số giảng viên có kinh nghiệm giảng dạy tại các cơ sở giáo dục thì việc ra đề thi phù hợp với học lực người học mang ý nghĩa rất quan trọng. Làm tốt việc này sẽ góp phần nâng cao tính khoa học trong công tác khảo thí và đảm bảo chất lượng giáo dục (KT&ĐBCLGD). Một đề thi tốt sẽ giúp đánh giá đúng năng lực của người dạy và người học, giúp xác định ngưỡng tuyển hợp lý ở các kỳ thi tuyển đầu vào, đồng thời nâng cao chất lượng ngân hàng đề thi.

Trong kỳ thi tuyển sinh Cao đẳng, Đại học năm 2011, môn Sư có rất nhiều bài thi bị điểm 0 và trở thành đề tài nóng bỏng của dư luận xã hội [4]. Theo phỏng vấn của Dân trí với GS.TS. Đỗ Thanh Bình, Chủ nhiệm khoa Lịch sử Trường Đại học Sư phạm Hà Nội thì “việc này có nhiều nguyên nhân nhưng chủ yếu là do đề thi và đáp án có vấn đề”.

Ngoài ra, khi các trường cao đẳng đại học nước ta giảng dạy theo học chế tín chỉ, nhiều sinh viên không thể theo kịp và bị buộc thôi học hoặc cảnh báo học vụ [6]. Nguyên nhân của việc này một phần cũng do những đề thi chưa được đánh giá, lựa chọn thích hợp, thiếu dự báo trên năng lực người học, sự phù hợp với chương trình và đối tượng đào tạo.

Từ những thực tiễn trên, chúng tôi luôn trăn trở tìm phương pháp giúp giảng viên chọn đề thi phù hợp chương trình đào tạo, nội dung bao quát đảm bảo mục tiêu dạy học, bám sát chuẩn kiến thức, kỹ năng được qui định trong chương trình môn học, đảm bảo tính khoa học, góp phần đánh giá khách quan trình độ người học. Qua quá trình nghiên cứu, chúng tôi đã ứng dụng thành công SAM vào dự báo biểu điểm thi dựa trên cấu trúc độ khó của đề thi và học lực của người học. Qua quá trình thực nghiệm, ứng dụng cho kết quả sát với thực tế. Từ đó góp phần cho việc đánh giá kết quả học tập của người học đạt hiệu quả hơn, giúp giảng viên có thêm công cụ để đánh giá đề thi một cách khoa học.

II. NHỮNG NGHIÊN CỨU TRƯỚC ĐÂY VỀ SAM

SAM được nghiên cứu vào cuối thập niên 1980 và đầu thập niên 1990 bởi Bart Kosko [1]. Ông đã ứng dụng SAM để mô phỏng hoạt động sáp xỉ của các hàm phi tuyến. Ở Việt Nam, SAM đã có những công trình nghiên cứu ứng dụng SAM như sau:

- Đề tài “Giải quyết một số vấn đề phân tích dự báo kinh tế ứng dụng trong ngành công nghiệp tại Thành phố Hồ Chí Minh” năm 2003 [8]. Tác giả Vũ Thanh Nguyên và cộng sự đã sử dụng SAM để dự báo giá lúa, gạo và cà phê trên thị trường.

- Đề tài “Xây dựng thư viện mã nguồn mở cho bài toán dự báo” năm 2007 [2]. Tác giả Dương Ngọc Hiếu đã viết SAM cùng với các giải thuật máy học khác thành một thư viện nguồn mở cho phép người dùng ứng dụng đề dự báo trong nhiều lĩnh vực.

Tuy nhiên, việc ứng dụng SAM hay các giải thuật máy học nói chung trong ngành KT&ĐBCLGD chưa được đầu tư nghiên cứu đúng mục.

III. MÔ TẢ SAM [5]

Hệ luật mờ là hệ thống m luật mờ R_j có dạng IF $x = A_j$ THEN $y = B_j$ hoạt động theo cơ chế song song (xem Hình 1). Ứng với mỗi giá trị vào $x=x_0$, luật R_j được kích hoạt và cho kết quả là tập mờ B_j' xác định theo B_j và mức độ thỏa mãn về trái $a_j(x_0)$ dựa trên quy tắc PRODUCT.

$$B_j' = a_j(x_0).B_j \quad (1)$$

Với $a_j(x_0)$ là mức kích hoạt luật R_j . Và $a_j(x)$ được cho bởi công thức

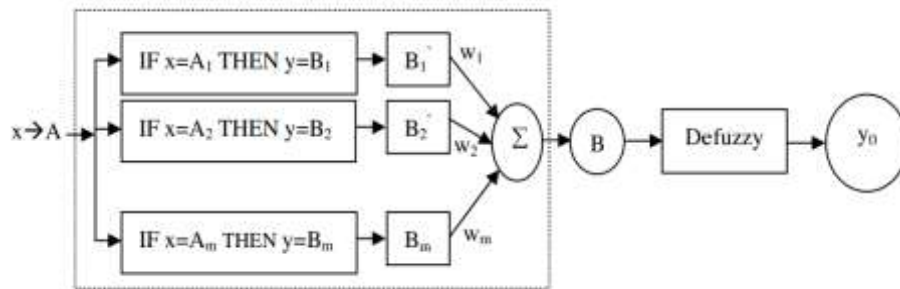
$$a_j(x) = \prod_{i=1}^n a_j^i(x_i)$$

m kết quả ra B_j' của các luật trong hệ luật được kết hợp theo quy tắc SUM để cho kết quả chung của toàn hệ thống là tập mờ B.

$$B = \sum_{j=1}^m w_j \cdot B_j' = \sum_{j=1}^m w_j \cdot a_j(x_0) \cdot B_j \quad (2)$$

Giá trị B sẽ được khử mờ để nhận được một giá trị rõ duy nhất. Gọi y là kết quả sau khi khử mờ tập mờ kết quả B của hệ SAM, ta có:

$$y = F(x_0) = \text{Centroid}(B(x_0)) = \frac{\sum_{j=1}^m w_j \cdot a_j(x_0) \cdot V_j \cdot c_j}{\sum_{j=1}^m w_j \cdot a_j(x_0) \cdot V_j} \quad (3)$$



Hình 1. Mô tả các thành phần của SAM

Trong đó:

x: Giá trị vào, $x \in R_n$.

y: Giá trị ra của hệ thống = $F(x)$

A_j : Giá trị mờ hóa của x thứ j.

B_j' : Tập mờ kết quả cho bởi luật R_j .

w_j : Trọng số của luật R_j trong hệ luật.

Σ : Quy tắc cộng trong mô hình luật kết hợp cộng tích (SUM - PRODUCT).

B: Tập mờ kết quả của toàn hệ luật.

IV. CƠ CHẾ HỌC CỦA SAM [5]

Quá trình học của SAM (hay của hệ mờ nói chung) thông thường bao gồm hai bước chính là học cấu trúc và học tham số. Tuy nhiên, để cho hiệu quả học của hệ được tốt hơn, chúng tôi phối hợp thêm cơ chế học tối ưu hệ luật. Do đó, quá trình học của SAM ở đây bao gồm các giai đoạn sau:

A. Học cấu trúc hệ luật

Học cấu trúc hệ luật là quá trình tạo ra các luật R_j . Gom cụm mờ dữ liệu là bước quan trọng trong quá trình xây dựng các luật mờ của một hệ mờ tự học. Nhiệm vụ đặt ra đối với quá trình gom cụm mờ dữ liệu (hay gom cụm dữ liệu nói chung) là từ một tập hữu hạn các bộ số liệu học cho trước, tìm cách tách chúng ra thành từng nhóm với các đặc trưng riêng sao cho các bộ số liệu trong cùng một nhóm càng giống nhau và các bộ số liệu giữa các nhóm càng khác nhau càng tốt. Đối với quá trình gom cụm dữ liệu mờ thì bên cạnh việc phân tách dữ liệu, phải tiến hành đồng thời việc xác định mức độ phụ thuộc của từng bộ số liệu đối với nhóm mà nó thuộc về, để từ đó có thể xác định hàm thành viên của tập mờ tương ứng với nhóm sẽ được tạo ra sau này.

1. Mô tả bài toán gom cụm mờ

Gọi R_n là không gian các vector có n thành phần thực. Đặt $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{ntd}\}$, $x_j \in R_n$, là tập hữu hạn bộ số liệu học, trong đó ntd (number of training data) là số bộ dữ liệu học (x_j là một dòng trong Bảng 2). Gọi V_{cn} là không gian vector các ma trận $c \times n$, $c \in Z^+$ cho trước, $1 < c < n$. Xác định một gom cụm mờ trên X biểu diễn bởi một bộ vector trọng tâm:

$V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, $v_i \in R_n$ cho tương ứng với 1 ma trận

$U = \{u_{ij}\} \in V_{cn}$, với u_{ij} là giá trị thực trong đoạn $[0,1]$ diễn tả mức độ phụ thuộc của bộ số liệu học x_j ứng với vector trọng tâm v_i và thỏa công thức (4.1), (4.2):

2. Các công thức

$$\forall x \in X, u_{ij} \in [0,1], \quad \sum_{k=1}^c u_{ik} = 1 \tag{4.1}$$

$$\forall i, j = \overline{1, c} : \quad 0 < \sum_{j=1}^{ntd} u_{ij} < n \tag{4.2}$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^{ntd} u_{ij}^m \cdot x_j}{\sum_{j=1}^{ntd} u_{ij}^m} \tag{5}$$

$$u_{ij} = \frac{\left(\frac{1}{\|x_j - v_i\|^2} \right)^{\frac{1}{1-m}}}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{1}{\|x_j - v_k\|^2} \right)^{\frac{1}{1-m}}} \tag{6}$$

$$\text{Error} = \max_{ij} \left(\|u_{ij}(t+1) - u_{ij}(t)\| \right) < \varepsilon \tag{7}$$

với $\varepsilon > 0$ cho trước, $t > t_0$.

3. Mô tả thuật toán

Vào: Bộ số liệu học X.

Ra: Bộ vector trọng tâm V và ma trận phụ thuộc U.

Bước 1. $t=0$, Khởi tạo ngẫu nhiên giá trị $U(t)$ thỏa (4.1) và (4.2).

Bước 2. Xác định $V(t)$ theo công thức (5).

Bước 3. Tính $U(t+1)$ theo công thức (6).

Xác định error theo công thức (7).

Bước 4. Nếu $\text{error} > \varepsilon$ thì $t=t+1$, quay lại bước b2.

Bước 5. Kết thúc.

4. Xây dựng các luật mờ

Sau khi thực hiện quá trình gom cụm mờ, công việc tiếp theo là xây dựng các luật mờ từ các phân cụm đó.

Trọng tâm của các tập mờ có thể dễ dàng xác định thông qua tọa độ các cụm. Nhưng để xác định dạng hàm thành viên đòi hỏi phải xác định được độ rộng của các tập mờ. Độ rộng của một tập mờ thứ i có thể xác định thông qua tập mờ lân cận của nó theo công thức sau:

Trong đó:
$$\sigma_i = \frac{|m_i - m_{\text{closest}}|}{r}$$

- m_i : Trọng tâm của tập mờ thứ i
- m_{closest} : Trọng tâm của tập mờ gần tập mờ thứ i nhất.
- r : Hệ số chồng lấn giữa các tập mờ do người dùng quyết định.

Mỗi khối mờ cho phép hình thành một luật mờ trong hệ. Dạng hàm biểu diễn tập mờ phải được xác định trước. Hiện nay có rất nhiều dạng hàm được dùng để biểu diễn các tập mờ. Ta dùng hàm hình thang vì lý do dễ cài đặt của nó.



Hình 2. Tập mờ hình thang

Đồ thị biểu diễn của hàm có dạng hình thang. Hàm hình thang tương ứng với tập mờ thứ j được định nghĩa bằng bộ 4 giá trị (l_j, ml_j, mr_j, r_j) .

Với $l_j, r_j > 0, ml_j \leq mr_j$. Giá trị hàm thành viên của tập mờ thứ j được xác định như sau:

$$a_j(x) = \begin{cases} 1 - \frac{ml_j - x}{l_j} & \text{nếu } ml_j - l_j < x < ml_j. \\ 1 & \text{nếu } ml_j \leq x \leq mr_j \\ 1 - \frac{x - mr_j}{r_j} & \text{nếu } mr_j < x < mr_j + r_j. \\ 0 & \text{các trường hợp còn lại.} \end{cases}$$

Thực hiện công đoạn sinh ra các luật mờ. Trong trường hợp này, mỗi cụm mờ trong Bảng 1

Bảng 1. Bảng các cụm mờ

Id	DoKho (Kho)	DoKho (Vua)	HocLuc (KGX)	HocLuc (TB)	BieuDiem (KGX)	BieuDiem (TB)
j	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	B ₁	B ₂

Cho ta 8 luật như sau:

R1: If DoKho(Kho)=A₁ Then BieuDiem(KGX)=B₁

R2: If DoKho(Vua)=A₂ Then BieuDiem(KGX)=B₁

R3: If HocLuc(KGX)=A₃ Then BieuDiem(KGX)=B₁

R4: If HocLuc(TB)=A₄ Then BieuDiem(KGX)=B₁

R5: If DoKho(Kho)=A₁ Then BieuDiem(TB)=B₂

R6: If DoKho(Vua)=A₂ Then BieuDiem(TB)=B₂

R7: If HocLuc(KGX)=A₃ Then BieuDiem(TB)=B₂

R8: If HocLuc(TB)=A₄ Then BieuDiem(TB)=B₂

Trong đó:

- A, B là các tập mờ về trái và về phải được biểu diễn bằng bộ 4 giá trị (l_j, ml_j, mr_j, r_j) và hàm thành viên a_j .

- Tiêu đề các cột: xem diễn giải ở Bảng 2.

B. Học điều chỉnh thông số

Khi các luật mờ đã được xác định, học điều chỉnh thông số giúp giảm sai số giữa kết quả của hệ và kết quả mong muốn.

1. Mô tả bài toán học thông số

Cho trước bộ dữ liệu học vào $\{x_j\}$ và bộ kết quả mong muốn $\{y_j\}, j = \overline{1, ntd}$; với ntd: số bộ dữ liệu học (xem Bảng 2). Cho hệ luật mờ SAM với các luật mờ và trọng số, các trọng số ban đầu đều bằng 1 để các luật đều tham gia vào quá trình học. Hãy điều chỉnh thông số của các tập mờ về trái, về phải và trọng số các luật mờ sao cho sai số giữa kết quả cho bởi hệ luật mờ và kết quả mong muốn là ổn định và nhỏ nhất.

2. Các công thức

$$c_j(t+1) = c_j(t) + \mu_t \cdot \varepsilon(x) \cdot p_j(x) \quad (8)$$

$$V_j(t+1) = V_j(t) + \mu_t \cdot \varepsilon(x) \cdot [c_j - F(x)] \cdot \frac{p_j(x)}{V_j} \quad (9)$$

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \mu_t \cdot \varepsilon(x) \cdot [c_j - F(x)] \cdot \frac{p_j(x)}{w_j} \quad (10)$$

$$a_{ji}(t+1) = a_{ji}(t) + \mu_t \cdot \varepsilon(x) \cdot [c_j - F(x)] \cdot \frac{p_j(x)}{a_j} \cdot \frac{\partial a_j}{\partial a_{ji}} \quad (11)$$

Trong đó:

c_j : Trọng tâm tập mờ thứ j

V_j : Độ rộng của tập mờ thứ j

w_j : Trọng số luật mờ thứ j

a_{ji} : Ngưỡng kích hoạt của luật mờ thứ j

$p_j = \sum_j w_j \cdot a_j \cdot V_j$

3. Mô tả thuật toán học thông số (HTS)

Vào: Bộ số liệu học; Hệ luật mờ SAM chưa điều chỉnh; Sai số cho phép ϵ .

Ra: Hệ luật mờ SAM đã được điều chỉnh theo sai số ϵ .

Bước 1. Bắt đầu, $j=0$.

Bước 2. Xét giá trị vào kế tiếp x_j . Tính $y_j = F(x_j)$, $e = y_d - y_j$.

Bước 3. Điều chỉnh các trọng số w_j của các luật theo công thức (10).

Bước 4. Lặp lại các bước 3, 4, 5.

Bước 5. Thực hiện các bước 2 ... 5 cho các B_j theo công thức (8), (9).

Bước 6. Thực hiện các bước 2 ... 5 cho các A_{ji} theo công thức (11).

Bước 7. Tính sai số error = $E(t) - E(t-1)$.

Trong đó $E(t)$ và $E(t-1)$ được xác định theo công thức sau:

$$E(t) = \frac{1}{2} [y(t) - y^d(t)]^2$$

Bước 8. Nếu error > ϵ thì quay lại bước 1. Ngược lại dừng thuật toán.

C. Học tối ưu hệ luật

Về mặt lý thuyết, một hệ SAM càng có nhiều luật thì độ chính xác trong hoạt động xấp xỉ của nó càng lớn. Tuy nhiên, nếu hệ có quá nhiều luật thì thời gian cho quá trình xử lý trong hệ luật sẽ là yếu tố đáng quan tâm. Một vấn đề đặt ra là làm sao có thể giải quyết hợp lý mối quan hệ giữa kích thước (số luật) của hệ SAM và độ chính xác trong xấp xỉ của nó. Một hệ luật tối ưu sẽ chỉ giữ lại một số (hoặc tất cả) các luật ban đầu trong hệ SAM. Như vậy, trong số các luật của SAM, sẽ có một số luật bị loại và một số luật được giữ lại.

1. Mô tả bài toán tối ưu hệ luật

Cho trước bộ dữ liệu học vào $\{x_j\}$ và bộ kết quả mong muốn $\{y_j\}$, $j = \overline{1, ntd}$; với ntd: số bộ dữ liệu học. Cho hệ luật mờ SAM với các luật mờ và trọng số. Hãy tìm tập hợp các luật ít nhất sao cho sai số giữa kết quả cho bởi hệ SAM và kết quả mong muốn là ổn định và nhỏ nhất.

Một trong số các giải pháp cho bài toán trên là phương pháp sử dụng thuật toán di truyền [3]. Phương pháp này xem mỗi bộ kết hợp các luật là một nhiễm sắc thể (NST), tính độ thích nghi và chọn lọc ra các NST thích hợp. Từ đó chọn một NST tốt nhất làm kết quả của thuật toán.

Biểu diễn các NST: Mỗi NST là một chuỗi các giá trị nhị phân diễn tả trạng thái hoạt động của luật tương ứng trong hệ SAM. Mỗi thể hệ sẽ chỉ sử dụng 10 NST. Thể hệ đầu tiên bao giờ cũng chứa đầy đủ các luật (tất cả giá trị bằng 1).

Hàm thích nghi: Mối quan hệ giữa kích thước SAM và độ chính xác trong xấp xỉ của SAM được giải quyết bằng hàm thích nghi (12):

Chọn lọc: Có nhiều phương pháp chọn lọc trong thuật toán di truyền như: Chọn lọc xén, chọn lọc bàn Roulette, chọn lọc cục bộ, chọn lọc nhiều lần... Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng phương pháp chọn lọc xén. Ta chọn ra một ngưỡng xén thường là giá trị phần trăm số lượng cá thể được chọn lọc. Những cá thể còn lại bị loại bỏ. Ngưỡng xén không nên đặt cố định mà nên phụ thuộc vào độ thích nghi chung của thể hệ đang xét.

Lai ghép: Có nhiều phương pháp lai ghép như: lai ghép đơn điểm, đa điểm, lai ghép mặt nạ. Trong bài báo này, chúng tôi trình bày phương pháp lai ghép nửa mặt nạ. Với 2 cá thể bố mẹ A và B, ta chọn 2 chuỗi bit có cùng độ dài với A và B để làm mặt nạ mA và mB. mA, mB có 50% bit được khởi tạo ngẫu nhiên.

2. Các công thức

$$Fit(m) = \ln \left(\frac{1}{\sigma_\epsilon^2} \right) + \frac{\log_n(m)}{n} \quad (12)$$

m: Số luật (trạng thái 1) được sử dụng trong hệ SAM.

n: Số bộ số liệu học.

$$\sigma_\epsilon^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j^d - F(x_j))^2 \quad (13)$$

3. Mô tả thuật toán học tối ưu (HTU)

Bước 1. Khởi tạo 10 NST, có 1 NST biểu diễn đầy đủ các luật (K).

Bước 2. Tính độ thích nghi Fit cho mỗi NST theo công thức (12). Nếu gặp điều kiện dừng và không phải NST K thì đến Bước 5, ngược lại thì đến Bước 3.

Bước 3. Chọn lại 5 NST có độ thích nghi cao nhất theo các phương pháp chọn lọc.

Bước 4. Nhân đôi quần thể để được 10 NST. Lai ghép nửa mặt nạ 10 NST chọn được với mặt nạ mới khởi tạo ngẫu nhiên. Lập lại Bước 2,3,4.

Bước 5. Dừng thuật toán. Chọn một NST có độ thích nghi thỏa điều kiện dừng làm kết quả trả về.

Chuỗi nhị phân tìm được sẽ được dùng làm cơ sở cho việc hủy bỏ các luật không cần thiết trong hệ SAM.

V. XÂY DỰNG ỨNG DỤNG

A. Bộ số liệu học

Xây dựng bộ số liệu học là quá trình mang ý nghĩa quyết định trong SAM. Chúng tôi xây dựng bảng số liệu học như Bảng 2.

Bảng 2. Bảng số liệu học

STT	Độ khó của đề thi (%)		Học lực của người học (%)		Biểu điểm (%)	
	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	Khó	Vừa	KGX	TB	KGX	TB
1	16.29	17.11	54.22	17.99	44.44	45.12
2	43.03	31.61	51.12	47.63	41.68	10.13
...
Ntd	16.87	77.92	14.24	31.28	16.26	52.43

Trong đó:

Ntd: Number of Training Data (Số lượng mẫu học); Khó: Rất khó + Khó; KGX: Khá + Giỏi + Xuất sắc; TB: Trung bình.

Với những đề thi trắc nghiệm, ta xác định độ khó dựa trên lý thuyết khảo thí hiện đại.

Lý thuyết hồi đáp [7] (Items Response Theory - còn gọi là Lý thuyết khảo thí hiện đại). Lý thuyết này bao gồm nhiều công cụ để đánh giá câu hỏi và đề thi trắc nghiệm. Trong bài báo này chúng tôi chỉ nghiên cứu công cụ đánh giá độ khó của câu hỏi trắc nghiệm.

Độ khó (P) của 1 câu hỏi trắc nghiệm là tổng số thí sinh trả lời đúng trên tổng số thí sinh dự thi. Có nhiều cách phân loại P, trong bài báo này P được phân loại như sau:

- $P < 30\%$: Câu hỏi rất khó
- $30\% \leq P < 40\%$: Câu hỏi khó
- $40\% \leq P < 60\%$: Câu hỏi khó vừa
- $60\% \leq P < 70\%$: Câu hỏi dễ
- $P \geq 70\%$: Câu hỏi rất dễ

Việc chọn ngưỡng để phân loại như trên là dựa theo phương pháp chuyên gia, được áp dụng trong [7]. Có thể áp dụng các ngưỡng khác thích hợp cho từng cơ sở giáo dục.

Từ đó, ta tính phần trăm số câu rất khó, khó, khó vừa của một đề thi. Cộng các phần trăm rất khó và khó để có cột (2) trong bảng 2, cột (3) trong bảng 2 là phần trăm số câu hỏi vừa.

Kết hợp với việc phân loại học lực của người học. Học lực ở đây được hiểu là kết quả học tập gần nhất của lớp X trước lúc thi đề thi Y nào đó. Ví dụ: Nếu đề thi Y là đề thi kết thúc học phần học kỳ 2 thì ta sử dụng bảng phân loại học lực học kỳ 1 của lớp X. Cộng phần trăm số sinh viên có học lực khá, giỏi và xuất sắc để có cột (4) trong Bảng 2. Cột (5) trong bảng 2 là phần trăm số sinh viên có học lực trung bình.

Lấy biểu điểm kết quả thi của lớp X sau khi thi xong với đề thi Y. Tính phần trăm số sinh viên có điểm xuất sắc, giỏi, khá và trung bình. Cộng phần trăm số sinh viên có điểm khá, giỏi, xuất sắc để có cột (6) trong Bảng 2. Cột (7) trong bảng 2 là phần trăm số sinh viên có điểm thi trung bình.

Việc cộng các phần trăm như trên giúp giảm số chiều dữ liệu khi xử lý các ma trận U, V trong thuật toán gom cụm mờ dữ liệu.

Đối với các đề thi tự luận, ta chia nhỏ các ý trong mỗi câu hỏi đến khi người dự thi chỉ nhận được kết quả có điểm hoặc không có điểm và áp dụng phương pháp như đề trắc nghiệm. Hoặc có thể áp dụng phương pháp chuyên gia để khảo sát độ khó.

B. Thực nghiệm, kết quả và nhận xét

1. Quy trình thực nghiệm

Bước 1. Trong hơn 1000 mẫu học đã chọn lọc theo bảng 2. Chọn ra 100 mẫu làm tập thử nghiệm (Test), các mẫu còn lại đưa vào tập huấn luyện (Train).

Bước 2. Huấn luyện SAM với tập Train ở Bước 1.

Bước 3. Dự báo với tập Test ở Bước 1.

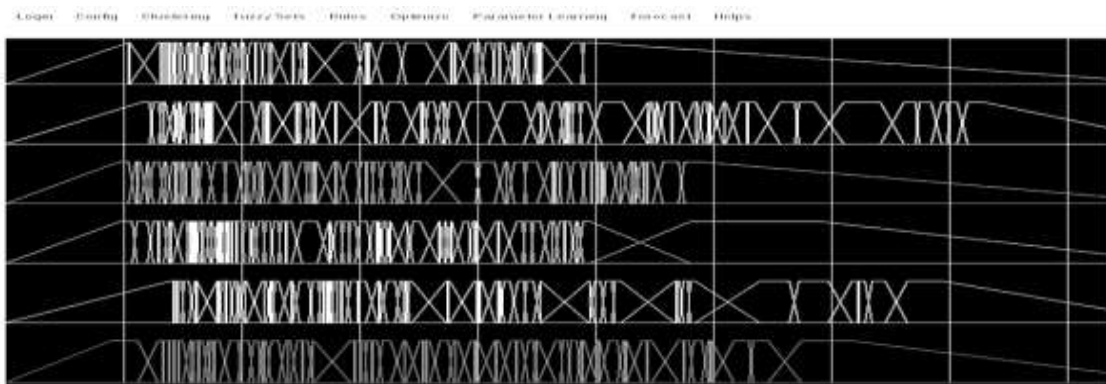
Bước 4. Tính sai số của lần thử nghiệm hiện tại.

Bước 5. Lặp lại các bước từ Bước 1 đến Bước 4 với 100 mẫu Test không trùng lặp với bước trước đó. Nếu các mẫu học đã được thử nghiệm hết thì đến Bước 6.

Bước 6. Tính trung bình cộng sai số của các lần thử nghiệm để được sai số cuối cùng.

2. Kết quả

Khi chạy ứng dụng này trên máy ASUS K40IJ có cấu hình CPU Intel Core 2 Duo T6670 tốc độ 2.2 GHz, RAM 4GB, Hệ điều hành Ubuntu 14.04 phiên bản 64 bit cho tổng thời gian từ lúc upload dữ liệu cho đến khi SAM sẵn sàng cho dự báo là 35 phút 42 giây. Số lượt mờ khi chưa tối ưu là 608 lượt. Dưới đây là một số hình ảnh từ ứng dụng.



Hình 3. Biểu diễn các tập mờ các ngõ vào và ngõ ra

Biểu diễn các tập mờ với dạng hàm thuộc hình thang cho 4 ngõ vào và 2 ngõ ra. Trong Hình 3 lần lượt từ trên xuống là các tập mờ của các ngõ: ngõ vào 1, ngõ vào 2, ngõ vào 3, ngõ vào 4, ngõ ra 1, ngõ ra 2. Tương ứng với: Độ khó (Khó), Độ khó (Vừa), Học lực (KGX), Học lực (TB), Biểu điểm (KGX), Biểu điểm (TB).

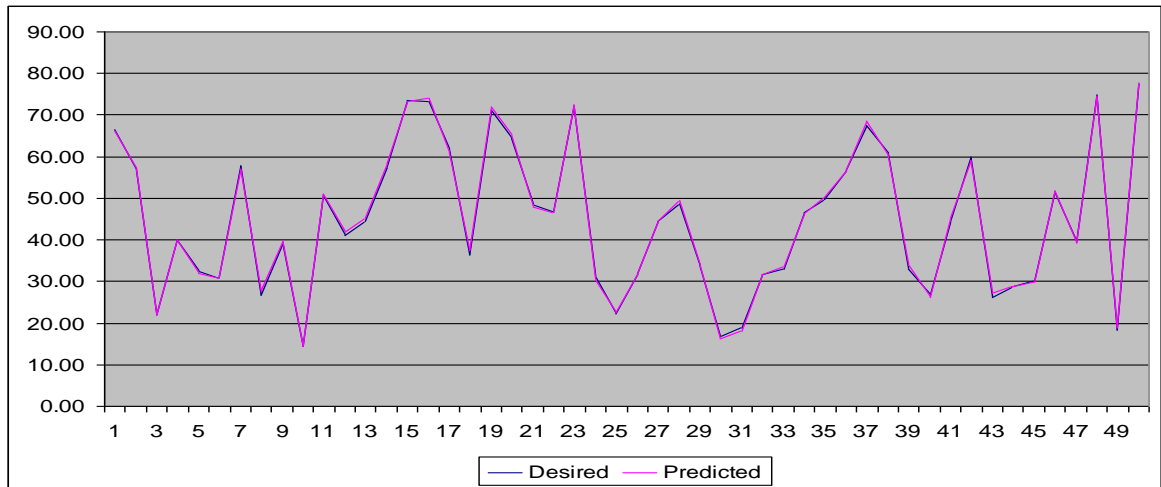
Trong hình 3, dòng đầu tiên cho thấy các khối mờ hình thang tập trung về phía trái của trục tọa độ [0...100], nghĩa là số liệu học được tập hợp từ những đề thi có cấu trúc các câu Rất khó và Khó chỉ dao động trong [0...50]. Trong khi đó ở dòng thứ 2, các khối mờ trải đều trên toàn trục tọa độ, tức là số liệu học được tập hợp từ những đề thi có cấu trúc các câu Khó vừa dao động đều trong [0...100]. Đây cũng là điều dễ hiểu của các đề thi.

Input 1,2: 16.29	17.11	Input 3,4: 54.22	17.99	Forecast		
Fuzzy sets of Input1: 16.29						
id	l	ml	mr	r	aj	
1	16.19	16.25	16.33	16.84	1	
Fuzzy sets of Input2: 17.11						
id	l	ml	mr	r	aj	
1	16.98	17.06	17.16	17.2	1	
Fuzzy sets of Input3: 54.22						
id	l	ml	mr	r	aj	
1	54.07	54.13	54.31	54.48	1	
Fuzzy sets of Input4: 17.99						
id	l	ml	mr	r	aj	
1	17.58	17.98	18	18	1	
Fuzzy sets of Output1						
id	l	ml	mr	r	wj.aj.Vj.cj	wj.aj.Vj
1	43.98	44.15	44.72	45.34	101.31	2.28
Defuzzy: 44.44						
Fuzzy sets of Output2						
id	l	ml	mr	r	wj.aj.Vj.cj	wj.aj.Vj
1	45.04	45.07	45.16	46.65	16.6	0.37
Defuzzy: 45.12						

Hình 4. Giao diện dự báo

Trong hình 4, mỗi ngõ vào chỉ kích hoạt một luật mờ và các luật này có id trùng khớp nhau nên ở ngõ ra cũng chỉ có 1 tập mờ. Ở các mẫu thử khác có thể có nhiều luật mờ được kích hoạt cùng lúc.

Kết quả của quá trình thực nghiệm biểu diễn trong biểu đồ 1 chỉ đối sánh một đầu ra của SAM với cột (6) của tập Test (kết quả mong muốn).



Biểu đồ 1. Kết quả thực nghiệm

Trong đó:

- Trục ngang: Số thứ tự mẫu dữ liệu trong tập Test.
- Trục dọc: Cột (6) của mỗi mẫu dữ liệu trong tập Test.
- Đường màu xanh (Desired - kết quả mong muốn): Lấy số liệu gốc từ cột (6) tập Test.
- Đường màu hồng (Predicted - kết quả dự báo): Lấy số liệu từ SAM tương ứng với tập Test.
- Sai số trung bình của hệ là ± 0.19 .

Trong biểu đồ 1 và hình 4, mẫu thử số 1 chính là mẫu thử có số thứ tự 1 trong bảng 2. Nghĩa là, nếu đề thi có cấu trúc độ khó 16.29% rất khó + khó, 17.11% khó vừa, đem cho một lớp sinh viên có học lực 54.22% em khá + giỏi + xuất sắc, 17.99% em trung bình thi, thì sẽ được biểu điểm 44.44% sinh viên đạt điểm khá + giỏi + xuất sắc và 45.12% sinh viên đạt điểm trung bình. Ở mẫu thử này, kết quả mong muốn và kết quả của SAM là trùng khớp với nhau nên đường màu hồng và màu xanh chồng lên nhau. Tại một số mẫu thử 8, 12, 13..., đường màu xanh và màu hồng hơi chênh nhau một chút là do sai số của hệ tạo ra.

VI. KẾT LUẬN

Quá trình nghiên cứu và thực nghiệm chỉ ra rằng, có thể ứng dụng SAM vào việc dự báo biểu điểm thi dựa vào hai yếu tố: độ khó của đề thi và học lực của người học cho các đề thi dạng tự luận cũng như trắc nghiệm. Từ đó phần nào giúp giảng viên có thêm công cụ dự báo biểu điểm, đánh giá đề thi đúng khả năng của người học. Tránh tình trạng ra đề thi quá khó hoặc quá dễ làm ảnh hưởng tới việc đánh giá kết quả học tập của người học hoặc làm lệch các ngưỡng tuyển mong muốn ở các kỳ thi đầu vào.

Kết quả dự báo là khá chính xác đối với hai thông số: độ khó của đề thi và học lực của người học. Tuy nhiên, biểu điểm của một kỳ thi không chỉ do hai yếu tố này tạo nên mà còn phụ thuộc vào rất nhiều yếu tố khác như: mục đích của kỳ thi, cơ sở vật chất, nhân lực phục vụ kỳ thi,....

VII. ĐỀ XUẤT

Qua quá trình thực nghiệm, chúng tôi đề xuất quy trình bổ sung đề thi vào ngân hàng đề gồm 6 bước như sau:

Bước 1: Giảng viên ra đề thi.

Bước 2: Lấy ý kiến chuyên gia (đảm bảo tính đúng, độ bao phủ kiến thức, đáp ứng mục tiêu môn học của đề thi).

Bước 3: Dự báo qua SAM với 3 lớp có phân loại học lực khác biệt (giỏi xuất sắc nhiều, khá nhiều, trung bình nhiều).

Bước 4: Khảo sát tính hợp lý của biểu điểm dự báo ở Bước 3.

Nếu biểu điểm là hợp lý, tiến hành đến Bước 5. Ngược lại trở về Bước 1.

(Biểu điểm được gọi là hợp lý khi nó tương ứng với bảng phân loại học lực)

Bước 5: Cho thi thử với các lớp có học lực tương đồng với các lớp đã dự báo ở Bước 3.

Bước 6: Đối sánh kết quả dự báo ở Bước 3 với kết quả biểu điểm thi thử ở Bước 5.

Nếu sai số là chấp nhận được thì bổ sung đề thi vào ngân hàng. Ngược lại trở về bước 1.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Bart Kosko, “Neural network and Fuzzy systems a dynamical systems approach to machine intelligence”, University of Southern California 1991.
- [2] Dương Ngọc Hiếu, “Xây dựng thư viện mã nguồn mở cho bài toán dự báo” Đề tài khoa học cấp trường. Trường Đại học Bách khoa Tp. Hồ Chí Minh, 2007.
- [3] Hoàng Kiếm, “Giải một bài toán trên máy tính như thế nào”, NXB Giáo dục, tập 2, 2005.
- [4] Kim Ngân, “Điểm thi môn Sử thấp do lỗi hệ thống hay do phương pháp giảng dạy”, Dân trí, 2011.
- [5] Lê Duy Đồng, “Nghiên cứu dự báo biểu điểm cho đề thi trắc nghiệm khác quan bằng hệ luật mờ”, Luận văn Thạc sĩ Khoa học máy tính, Trường Đại học Công nghệ thông tin, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh, 2013.
- [6] Nguyễn Duy, “Trường buộc thôi học hơn 360 sinh viên”, VnExpress, 2015.
- [7] Nguyễn Thị Hạnh, “Nghiên cứu thực trạng việc đánh giá kết quả học tập của sinh viên Trường Cao đẳng Sư phạm trung ương”, Luận văn Thạc sĩ Quản lý giáo dục, Đại học Quốc gia Hà Nội, 2008.
- [8] Vũ Thanh Nguyên, “Giải quyết một số vấn đề phân tích dự báo kinh tế ứng dụng trong ngành công nghiệp tại Tp. HCM, 2003.

APPLY ADDICTIVE STANDARD MODEL TO PREDICT THE POINT SPECTRUM OF TEST

Le Duy Dong, Vu Thanh Nguyen, Le Kim Nga

ABSTRACT— *This paper presents a method to predict the point spectrum of test by Addictive Standard Model (SAM). We have built SAM through the following steps of machine learning: Structure learning, parameters learning and optimal learning. Experiment on the datasets of the difficulty degree of the test and the outcomes of student from the actual data in Vinh Long College of Economics and Finance. Experimental results were close to reality. Thereby contributing to improving the science in student assessment activities, one of the important tasks in the field of testing and evaluation.*