AN APPLICATION OF MUTIL-IMPACT FUZZY NEURAL NETWORK IN RECOMMENDING HIGH SCHOOL STUDENTS BASED ON STUDYING RESULTS

Tran Thi Ngan[1*], Nguyen Thanh Huong[2], Nguyen Thi Dung[3], Tran Manh Tuan[1]
[1]Thuyloi University, [2]Co Loa High School - Hanoi
[3]TNU - University of Information and Communication Technology

ARTICLE INFO

Received: 19/3/2022
Revised: 12/5/2022
Published: 19/5/2022

KEYWORDS

Fuzzy Neural Network
Mutil-impact fuzzy neural network
Recommending
Performance
Rating measure

ABSTRACT

Counseling on the selection of exam boards when taking the high school graduation exam and choosing the subjects to apply to the university are very important to high school students. The decision on this period affects directly to the results of exams. This counseling supports students in defining the exam subjects early in order to focus to the carefully preparation and get high results. Moreover, the recommendation of selecting the subjects in graduation exam based on studying results will help students determine the most suitable exam block and major to apply to a university. Variuos soft computing methods have been used in this problem. In this paper, the application of... fuzzy neural network in recommending high school students the suitable subjects in graduation exam based on studying results is introduced. The proposed method is implemented on data set collected from Co Loa high school, Dong Anh, Hanoi.

ỨNG DỤNG MẠNG NƠRON MỜ ĐA TÁC ĐỘNG TRONG TƯ VẤN HỌC SINH TRUNG HỌC PHỔ THÔNG DỰA TRÊN QUÁ TRÌNH HỌC TẬP

Trần Thị Ngân[1*], Nguyễn Thanh Hương[2], Nguyễn Thị Dung[3], Trần Mạnh Tuấn[1]
[1]Trường Đại học Thủy lợi, [2]Trường Trung học phổ thông Cổ Loa – Hà Nội
[3]Trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông - ĐH Thái Nguyên

THÔNG TIN BÀI BÁO

Ngày nhận bài: 19/3/2022
Ngày hoàn thiện: 12/5/2022
Ngày đăng: 19/5/2022

TỪ KHÓA

Mạng nơron mờ
Mạng nơron mờ đa tác động
Tư vấn
Hiệu năng
Độ đo đánh giá

TÓM TẮT

Việc tư vấn việc chọn ban thi khi thi tốt nghiệp trung học phổ thông và chọn khối trong xét tuyển đại học có ý nghĩa rất quan trọng với học sinh trung học. Định hướng này có ảnh hưởng trực tiếp đến kết quả thi của các em học sinh. Việc tư vấn này giúp học sinh sớm xác định được các môn thi để tập trung vào ôn thi và đạt kết quả tốt nhất. Đồng thời, khi tư vấn khối xét tuyển dựa trên kết quả học tập sẽ giúp cho học sinh lựa chọn khối thi và ngành thi phù hợp để xét tuyển vào đại học. Một số phương pháp tính toán mềm đã được các nhà nghiên cứu áp dụng cho tư vấn hiệu quả nhất. Trong bài báo này, chúng tôi tập trung vào ứng dụng mạng nơron mờ đa tác động trong việc tư vấn học sinh trung học phổ thông khi lựa chọn ban thi và khối xét tuyển dựa trên quá trình học tập của mình. Chúng tôi thử nghiệm dựa trên số liệu thu thập tại trường trung học phổ thông Cổ Loa, Đông Anh, Hà Nội.

DOI: https://doi.org/10.34238/tnu-jst.5723

[*] Corresponding author. *Email: ngantt@tlu.edu.vn*

1. Giới thiệu

Lý thuyết tập mờ được giáo sư Lotfi Zadeh của trường Đại học California, Mỹ xây dựng vào năm 1965 [1], đã và đang được nghiên cứu, phát triển, ứng dụng trong rất nhiều lĩnh vực như điều khiển hệ thống, xử lý ảnh, nhận dạng mẫu, phân cụm, hỗ trợ quyết định, dự báo,… Hệ suy diễn mờ là một thành tố quan trọng nhất của tập mờ. Hệ suy diễn mờ có 3 loại chính là: hệ suy diễn mờ Mamdani, hệ suy diễn mờ Takagi - Sugeno, hệ suy diễn mờ Tsukamoto [2]. Hệ suy diễn mờ đánh giá, định lượng các suy diễn giống như suy diễn của con người và có cách xử lý biến ngôn ngữ như ở con người. Tuy nhiên, trong hệ suy diễn mờ, các tham số là cố định nên quá trình suy diễn không mềm dẻo và chính xác, bởi hệ suy diễn mờ không có hoặc ít tập trung vào quá trình học.

Một trong những phương pháp để khắc phục nhược điểm trên là kết hợp mạng Nơron và hệ suy diễn mờ trong mạng Nơron mờ. Mạng Nơron mờ được đề xuất bởi Jang vào năm 1993 [3]. Trong đó, mạng Nơron làm nhiệm vụ hỗ trợ tính toán các tham số cho hệ suy diễn mờ, ví dụ như hàm thuộc, hệ luật, độ mạnh các luật… Bằng cách đó, ta có thể khai thác được khả năng suy luận của hệ suy diễn mờ và công cụ tính toán, khả năng học của mạng Nơron. Cấu trúc của mạng Nơron mờ bao gồm những lớp chính sau: lớp đầu vào, lớp mờ hóa, lớp giải mờ, lớp đầu ra. Hiện nay, có một số mạng Nơron mờ tiêu biểu như: ANFIS, CANFIS, HANFIS, MANFIS, NEFCON, FUN…

Nhóm tác giả Rusli và cộng sự trong [4] đã so sánh hiệu suất của ba mô hình dự báo là Hồi quy logistic, mạng Nơron nhân tạo và mạng Nơron mờ và đã chỉ ra rằng mạng Nơron mờ cho hiệu năng tốt hơn các phương pháp khác đối với bài toán dự báo kết quả học tập của sinh viên. Nhóm của Do và Chen [5] tiếp tục so sánh mạng Nơron mờ và các phương pháp phân loại khác như máy vector hỗ trợ, mạng Bayes ngây thơ và mạng Nơron cổ điển và cũng chỉ ra kết quả tương tự. Trong nhóm các mạng Nơron mờ, mạng ANFIS là mạng kinh điển và được sử dụng rộng rãi cho bài toán dự báo kết quả học tập [6], [7]. Một số cải tiến của ANFIS như HANFIS (ANFIS phân cấp) và MANFIS (ANFIS đa tác động) cũng được quan tâm nghiên cứu trong [5], [8]. Một số nghiên cứu liên quan có thể xem trong [5], [7], [9]-[11].

Một trong những ứng dụng quan trọng nhất của mạng Nơron mờ là dự báo. Dự báo có thể hiểu là việc tiên đoán những sự việc sẽ xảy ra trong tương lai, trên cơ sở phân tích khoa học về dữ liệu quan sát đã thu thập được. Đây là một khâu rất quan trọng trong nhiều ngành, nhiều lĩnh vực, trong đó có công tác quản lý học tập của sinh viên tại các trường cao đẳng, đại học. Người quản lý căn cứ vào đó để có những tư vấn hoặc hỗ trợ để sinh viên đạt kết quả tốt hơn. Bên cạnh đó, dự báo kết quả học tập của học sinh trung học phổ thông nhằm đánh giá được năng lực học sinh thông qua kết quả thi đầu vào, quá trình học tập, kết quả cuối kỳ, cuối năm, cuối cấp,… Ngoài ra, căn cứ vào kết quả dự báo, nhà trường sẽ có biện pháp phù hợp trong giảng dạy, bổ trợ nâng cao kiến thức, dạy tăng thời lượng cho học sinh đảm bảo đạt kết quả cao trong các kỳ thi đại học và định hướng nghề nghiệp cho các em trong tương lai. Mạng Nơron mờ là công cụ hiệu quả trong các bài toán dự báo với các tham số như hàm thuộc, hệ luật, độ mạnh các luật… Bằng cách đó, ta có thể khai thác được khả năng suy luận của hệ suy diễn mờ và công cụ tính toán, khả năng học của mạng nơron trong nâng cao hiệu năng dự báo.

Cấu trúc của bài báo bao gồm: phần 2 trình bày các lý thuyết liên quan đến nghiên cứu. Phần 3 là các nội dung liên quan đến bài toán đặt ra và chi tiết mô hình sử dụng để giải bài toán. Phần 4 là các kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu cụ thể được thu thập tại trường trung học phổ thông (THPT) Cổ Loa, Đông Anh, Hà Nội. Phần cuối cùng trong bài báo là một số kết luận và định hướng nghiên cứu trong thời gian tới.

2. Nghiên cứu liên quan

2.1. Mạng nơron mờ

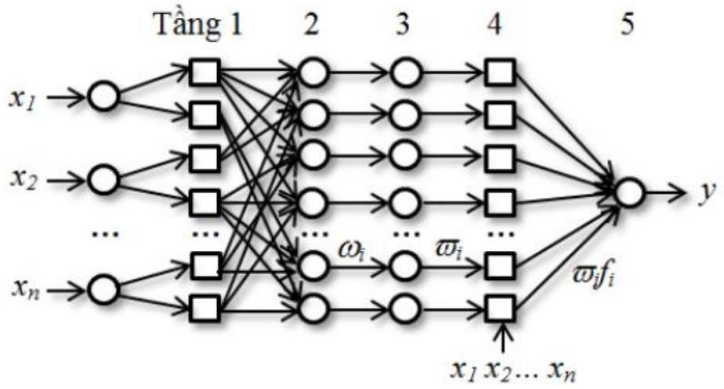
Mạng nơron mờ (Fuzzy Neural Network- FNN) hay hệ thần kinh mờ (Neural Fuzzy Systems-NFS) là sự kết hợp của mạng nơron nhân tạo (Artificial Neural network- ANN) và logic mờ

(Fuzzy Logic- FL). Mạng nơron nhân tạo và logic mờ đều có những ưu và nhược điểm của riêng nó nhưng có thể thấy việc tích hợp mạng nơron và logic mờ ta sẽ kế thừa các ưu điểm của cả hai và loại bỏ các nhược điểm của nhau.

Các đặc trưng của mạng nơron mờ [8]

- Một mạng nơron mờ dựa trên một hệ mờ được đào tạo bởi một thuật toán học tập dựa trên dữ liệu có nguồn gốc từ lý thuyết mạng nơron. Quy trình học tập (heuristical) hoạt động dựa trên thông tin cục bộ và chỉ gây ra những thay đổi cục bộ trong hệ thống mờ cơ bản.
- Cấu trúc của mạng nơron mờ bao gồm những lớp chính sau: lớp đầu vào, lớp mờ hóa, lớp giải mờ, lớp đầu ra.
- Một mạng nơron mờ có thể được biểu diễn dưới dạng một tập hợp các quy tắc mờ tại bất kỳ thời điểm nào của quá trình học. Cũng có thể tạo ra hệ thống từ dữ liệu huấn luyện ban đầu, vì hệ thống có thể được khởi tạo dựa trên kiến thức đã có hoặc ngay cả khi không có kiến thức trước đó về các quy tắc mờ.
- Quá trình huấn luyện của một mạng nơron mờ bị hạn chế để đảm bảo các tính chất ngữ nghĩa của hệ mờ cơ bản.
- Một mạng nơron mờ xấp xỉ một hàm chưa biết n chiều được biểu diễn một phần bằng các dữ liệu huấn luyện. Các quy tắc mờ được mã hóa trong mạng này đại diện cho các mẫu mơ hồ và có thể được xem như là nguyên mẫu của dữ liệu huấn luyện.
- Mạng nơron mờ được biểu diễn dưới dạng mạng nơron truyền thẳng ba lớp đặc biệt. Lớp đầu tiên tương ứng với các biến đầu vào, lớp thứ hai tượng trưng cho các quy tắc mờ, lớp thứ ba đại diện cho các biến đầu ra, các tập mờ được chuyển đổi thành trọng số kết nối (mờ).

Nhiều thuật toán học từ lĩnh vực mô hình cục bộ và những kỹ thuật đặc biệt hơn được phát triển cho một số mạng nơron được mở rộng để tinh chỉnh tự động những luật mờ dựa trên dữ liệu hợp lý. Những kỹ thuật này đã xem hệ mờ như là một kiến trúc đặt lớp, tương tự như mạng nơron thông minh. Bằng cách như thế, hệ mờ trở thành hệ nơron mờ, một kiến trúc mạng nơron đặc biệt. Mạng nơron mờ đã lần đầu tiên đề xuất việc thực thi những mô hình mờ Mamdani dùng kiến trúc truyền thẳng [3]. Vì thế, ví dụ nổi tiếng nhất của mạng nơron mờ là hệ suy luận mờ dựa trên mạng thích nghi (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS)) [8]. Nhóm của Do và Chen [5] tiếp tục so sánh mạng nơron mờ và các phương pháp phân loại khác như máy vector hỗ trợ, mạng Naive Bayes, mạng nơron cổ điển và chỉ ra kết quả tương tự. Trong nhóm các mạng nơron mờ, mạng ANFIS là mạng kinh điển và được sử dụng rộng rãi cho bài toán dự báo kết quả học tập. Một số cải tiến của ANFIS như HANFIS (ANFIS phân cấp) và MANFIS (ANFIS đa tác động) cũng được quan tâm nghiên cứu.



Hình 1. *Mạng Nơron mờ*

ANFIS là hệ suy diễn mờ dựa trên mạng thích nghi. Nó sử dụng tập dữ liệu đầu vào và đầu ra nhất định. Mạng ANFIS xây dựng nên hệ thống suy luận mờ (FIS), các thông số hàm liên thuộc của nó được tinh chỉnh (điều chỉnh) bằng cách sử dụng các thuật toán huấn luyện của mạng nơron như thuật toán lan truyền ngược hoặc là kết hợp lan truyền với phương pháp bình phương

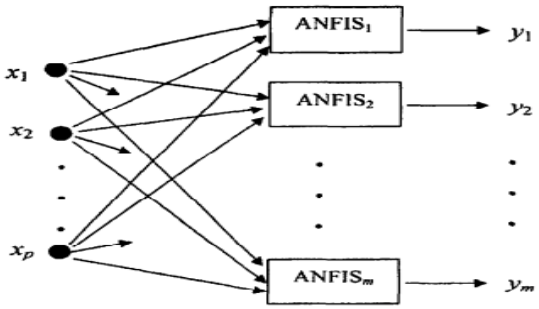
cực tiểu. Điều này cho phép các hệ mờ học hỏi từ tập dữ liệu cho trước xây dựng được mô hình (Hình 1).

2.2. Mạng nơron mờ đa tác động

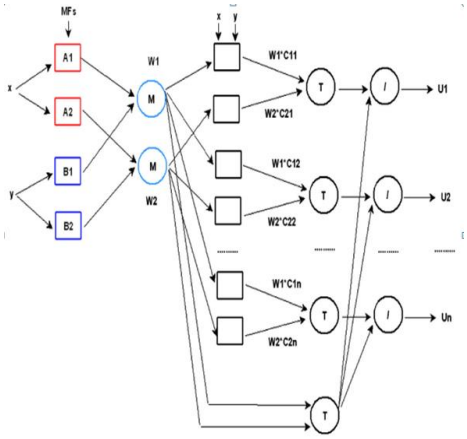
MANFIS - mạng nơron mờ thích nghi đa tác động [8] là một mạng với nhiều mạng ANFIS được kết nối với nhau và cho nhiều đầu ra. MANFIS đã được thiết kế, huấn luyện để giải quyết các vấn đề phi tuyến tính và phức tạp không được mô hình hóa một cách chính xác về mặt toán học. MANFIS loại bỏ các hạn chế của các phương pháp tiếp cận cổ điển dựa trên trích xuất thông tin mong muốn bằng cách sử dụng dữ liệu đầu vào. Việc áp dụng MANFIS cho một hệ thống cần có đủ dữ liệu đầu vào và đầu ra thay vì một phương trình toán học. MANFIS có thể được huấn luyện bằng cách sử dụng dữ liệu đầu vào và đầu ra để thích ứng với hệ thống. Ngoài ra, MANFIS có thể được sử dụng để giải quyết các vấn đề với dữ liệu đầu vào không đầy đủ và không chính xác.

Mạng nơron mờ đa tác động MANFIS là một mở rộng của ANFIS. MANFIS hoạt động giống như nhiều ANFIS được kết nối với nhau và sắp xếp một cách song song để tạo ra mô hình cấu trúc cung cấp nhiều đầu ra thay vì chỉ một đầu ra.

Cấu trúc của một mạng MANFIS tổng quát được trình bày trong hình 2. Chi tiết các thành phần của mạng Manfis được thể hiện trong hình 3.



Hình 2. *Mạng Manfis tổng thể*



Hình 3. *Mạng Manfis chi tiết*

MANFIS có cấu trúc tương tự như hệ thống ANFIS cổ điển, ngoại trừ sự khác biệt ở lớp thứ tư. Sự khác biệt là sự gia tăng số lượng trọng số của hệ MANFIS cho phép cải thiện độ chính xác của sự gần đúng. Cấu trúc của hệ MANFIS cho nhiều đầu ra của các nút trong mỗi lớp tương ứng được biểu diễn bằng Ui, trong đó i là nút thứ i của lớp tương ứng.

Chi tiết thuật toán MANFIS:

Input: Tập dữ liệu đầu vào, ngưỡng ε

Output: Các biến đầu ra u_j , $j = \overline{1,n}$

Begin

Bước 1: Khởi tạo ngẫu nhiên vector, v = (C_{11}, C_{21}, C_{12}, C_{22}, …., C_{1n}, C_{2n}), trong đó C_{ij} ($\forall j=\overline{1,n}, \forall i = \overline{1,2}$) và $C_{ij} \in [0,1]$;

Bước 2: t=t+1. Tính độ phụ thuộc của các biến đầu vào theo công thức (1):

$$O_i^1 = g_i(x) = \mu_i(x) \quad (1)$$

Trong đó, g(x) là hàm gauss:

$$\mu_{gauss(A)}(x,c,s) = exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{s}\right)^2\right] \quad (2)$$

Bước 3: Tính tích tất cả các tín hiệu đầu vào, là giá trị đại diện cho cường độ kích hoạt của một quy tắc:

$$o_i^2 = w_i = \prod_{j=1}^{m} g_i(x_j) \quad (3)$$

Bước 4: Chuẩn hóa cường độ kích hoạt của một quy tắc theo công thức sau:

$$o_i^3 = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1+w_2+..+w_n} \quad (4)$$

Bước 5: Mỗi nút tại lớp này là một nút thích ứng xác định với các tham số được xác định bởi đầu ra của lớp 3.

$o_{ij}^4 = \overline{w_i} f_{ij} = \overline{w_i}(p_{ij}x + q_{ij}x + r_{ij})$ Với j=$\overline{1,m}$, m là số nút ở lớp 3.

Bước 6: Đầu ra được tính theo công thức sau:

$$o_i^5 = y_i = \sum_i \overline{w_i} f_{ij} \quad (5)$$

3. Mô hình mạng nơron mờ đa tác động trong tư vấn học sinh THPT

Với bài toán dự báo kết quả học tập của học sinh trung học phổ thông, dữ liệu sử dụng là kết quả học tập các môn học lớp 11 và học kỳ một lớp 12 để giải quyết hai bài toán nhỏ sau:

Bài toán thứ 1. Sử dụng kết quả học tập các môn học lớp 11 và học kỳ một lớp 12 để dự đoán ban thi tốt nghiệp của học sinh THPT (tự nhiên hoặc xã hội). Ở bài toán này ta có:

Đầu vào: Điểm trung bình các môn học Toán, Lý, Hóa, Sinh, Văn, Sử, Địa, Anh của lớp 11 và học kỳ 1 lớp 12.

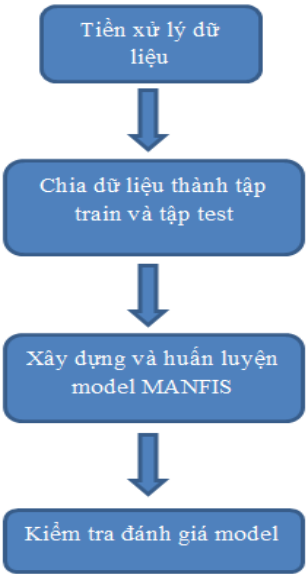
Đầu ra: Ban thi tốt nghiệp (tự nhiên hoặc xã hội).

Bài toán thứ hai. Dự báo khối thi (có môn chuyên) cho học sinh dựa vào kết quả học tập các môn học lớp 11 và học kỳ một lớp 12. Kết quả dự báo là khối thi THPT quốc gia, là một trong các khối A00, A01, B00, B08, C00, D00. Ở bài toán 2 ta có:

Đầu vào: Điểm trung bình các môn học Toán, Lý, Hóa, Sinh, Văn, Sử, Địa, Anh của lớp 11 và học kỳ 1 lớp 12.

Đầu ra: Khối xét tuyển đại học từ kết quả THPT quốc gia (A00, A01, B00, B08, C00, D00).

Việc giải bài toán dự báo kết quả học tập của học sinh trung học phổ thông sẽ bao gồm việc giải quyết một chuỗi các bài toán nhỏ hơn. Chuỗi các bài toán nhỏ hơn này được gọi là pipeline của mô hình học máy.



Hình 4. *Các bước thực hiện của mô hình dự báo*

Trong mô hình này (Hình 4), từ dữ liệu thu thập chúng tôi đã tiền xử lý dữ liệu và chia dữ liệu thành 2 phần, 1 phần Train để huấn luyện mô hình dựa trên mạng MANFIS, một phần Test để kiểm chứng mô hình vừa xây dựng.

Khi đó, đầu vào của mạng của mô hình MANFIS là Điểm trung bình các môn học Toán, Lý, Hóa, Sinh, Văn, Sử, Địa, Anh của lớp 11 và học kỳ 1 lớp 12, sử dụng kiến trúc mạng MANFIS đã được trình bày trong mục 2.2 thông qua các lớp ẩn của mô hình ta thu được các kết quả đầu ra tương ứng với bài toán 1 là ban thi tốt nghiệp, với bài toán 2 là khối xét tuyển đại học từ kết quả thi THPT quốc gia.

4. Kết quả thực nghiệm

Dựa vào dữ liệu đầu vào là kết quả học tập của các môn Toán, Lý, Hóa, Sinh, Văn, Sử, Địa, Tiếng Anh của 283 học sinh trường THPT Cổ Loa, Đông Anh, Hà nội trong năm lớp 11 và học kỳ 1 lớp 12. Từ tập dữ liệu với 283 mẫu, chúng tôi chia tập dữ liệu training là 198 mẫu (70%); tập dữ liệu testing là 85 mẫu (30%). Bài toán dự báo kết quả học tập của học sinh sẽ được chia thành 2 bài toán nhỏ.

- ***Bài toán 1 là dự báo ban thi THPT quốc gia***

Đầu vào: Là kết quả học tập của các môn Toán, Lý, Hóa, Sinh, Văn, Sử, Địa, Anh của học sinh năm lớp 11 và học kỳ 1 lớp 12. Mỗi mẫu dữ liệu đầu vào là một vecto 16 chiều:

$X_i = (x_1^i, x_2^i, x_3^i, x_4^i, x_5^i, x_6^i, x_7^i, x_8^i, x_9^i, x_{10}^i, x_{11}^i, x_{12}^i, x_{13}^i, x_{14}^i, x_{15}^i, x_{16}^i)$ (i = 1, …, 283)

Đầu ra: Ban thi tốt nghiệp tự nhiên (TN) hay xã hội (XH):

Y=’XH’ hoặc’TN’

Mạng MANFIS với 16 đầu vào và 2 đầu ra được sử dụng.

Đánh giá mô hình cho bài toán một phân lớp với hai đầu ra của MANFIS thông qua các chỉ số (hàm thuộc tiêu đề 23, số lớp ẩn là 6). Đánh giá với độ chính xác (Accuracy) và Recall. Kết quả thực nghiệm khi áp dụng 3 mô hình là FIS, ANFIS, MANFIS được tính toán và tổng hợp trong bảng 1.

Bảng 1. *Giá trị các chỉ số đánh giá cho bài toán 1*

	Accuracy	Recall
FIS	80,16	81,27
ANFIS	83,62	84,37
MANFIS	**85,88**	**85,18**

Trong bài toán dự báo ban thi tốt nghiệp (với 2 nhãn đầu ra) cho học sinh trung học phổ thông, kết quả từ bảng 1 cho thấy mô hình MANFIS có độ chính xác cao hơn so với các mô hình ANFIS, FIS.

- ***Bài toán 2. Dự đoán khối thi cho học sinh THPT***

Đầu vào: Tương tự như bài toán 1 là kết quả học tập của các môn Toán, Lý, Hóa, Sinh, Văn, Sử, Địa, Anh của 283 học sinh năm lớp 11 và học kỳ 1 lớp 12. Mỗi mẫu dữ liệu đầu vào là một vecto 16 chiều:

$X_i = (x_1^i, x_2^i, x_3^i, x_4^i, x_5^i, x_6^i, x_7^i, x_8^i, x_9^i, x_{10}^i, x_{11}^i, x_{12}^i, x_{13}^i, x_{14}^i, x_{15}^i, x_{16}^i)$ (i = 1, …, 283)

Đầu ra: Khối xét tuyển đại học từ kết quả thi THPT quốc gia trong các khối sau: Y= A00, A01, B00, B08, C00, D00. Sử dụng các tiêu chí đánh giá như trong bài toán 1, các mô hình được cài đặt và cho kết quả như bảng 2 dưới đây:

Bảng 2. *Giá trị các chỉ số đánh giá cho bài toán 2*

	Accuracy	Recall
FIS	62,73	50,27
ANFIS	64,63	51,02
MANFIS	**68,24**	**51,13**

Từ bảng 2 ta thấy mô hình MANFIS dự báo một khối thi cho học sinh THPT với 6 nhãn A00, A01, B00, B08, C00, D00 cho kết quả chưa được tốt. Tính ứng dụng thực tế chưa cao.

5. Kết luận

Bài báo này giới thiệu mô hình mạng nơron mờ đa tác động MANFIS trong việc giải bài toán dự báo. Một mô hình được xây dựng và cài đặt trên bộ đã liệu thu thập được từ trường THPT Cổ Loa, Đông Anh, Hà Nội. Nhóm tác giả thực hiện thu thập dữ liệu, tiền xử lý dữ liệu về kết quả học tập của 283 học sinh với điểm các môn trong năm lớp 11 và học kỳ 1 lớp 12. Mô hình được cài đặt bằng ngôn ngữ Python và được đánh giá, so sánh với 2 mô hình mờ khác (FIS và ANFIS) qua độ chính xác và độ đo Recal. Kết quả trong bảng 1, 2 chỉ ra rằng mô hình MANFIS có hiệu quả hơn các mô hình được so sánh khi áp dụng cho bài toán 1.

Trong nghiên cứu tiếp theo, nhóm tác giả sẽ xây dựng mô hình cải tiến để tăng độ chính xác cho lời giải của bài toán 2. Đồng thời, khai thác nhiều hơn các thông tin liên quan đến ý thức học tập trên lớp cũng như hạnh kiểm của học sinh để có kết quả dự báo tốt nhất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

[1] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and control*, vol. 8, pp. 338-353, 1965.

[2] N. Siddique and H. Adeli, *Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing*. Wiley, 2013.

[3] S. Kar, S. Das, and P. K. Ghosh, "Applications of neuro fuzzy systems: A brief review and future outline," *Applied Soft Computing*, vol. 15, pp. 243-259, 2014.

[4] N. M. Rusli, Z. Ibrahim, and R. M. Janor, "Predicting students' academic achievement: Comparison between logistic regression, artificial neural network, and Neuro-fuzzy," *Proceedings of IEEE International Symposium on Information Technology*, 2008, pp. 1-6.

[5] J. F. Chen and Q. H. Do, "A cooperative Cuckoo Search–hierarchical adaptive neuro-fuzzy inference system approach for predicting student academic performance," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology*, vol. 27, no. 5, pp. 2551-2561, 2014.

[6] B. Abidin and R. M. Dom, "Prediction of Preclinical Academic Performance using ANFIS Model," *International Proceedings of Economics Development & Research*, 2012, p. 41.

[7] I. Hidayah, A. E. Permanasari, and N. Ratwastuti, "Student classification for academic performance prediction using neuro fuzzy in a conventional classroom," *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Information Technology and Electrical Engineering*, 2013, pp. 221-225.

[8] H. S. Le, D. L. Nguyen, and V. L. Hoang, "A lossless DEM compression for fast retrieval method using fuzzy clustering and MANFIS neural network," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 29, pp. 33-42, 2014.

[9] S. G. Milan, A. Roozbahani, N. A. Azar, and S. Javadi, "Development of adaptive neuro fuzzy inference system–Evolutionary algorithms hybrid models (ANFIS-EA) for prediction of optimal groundwater exploitation," *Journal of Hydrology*, vol. 598, p. 126258, 2021.

[10] K. Siminski, "An outlier–robust neuro–fuzzy system for classification and regression," *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, vol. 31, no. 2, pp. 303-319, 2021.

[11] M. M. Savrun and M. İnci, "Adaptive neuro-fuzzy inference system combined with genetic algorithm to improve power extraction capability in fuel cell applications," *Journal of Cleaner Production*, vol. 299, p. 126944, 2021.