

THUẬT TOÁN MẠNG NƠN NHÂN TẠO ĐỂ NHẬN DẠNG VÀ PHÂN LOẠI TRẠNG THÁI KỸ THUẬT ĐỘNG CƠ DIESEL TÀU THUY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK ALGORITHMS FOR RECOGNITION AND CLASSIFICATION OF TECHNICAL STATES OF MARINE DIESELS

TS. LÊ VĂN ĐIỂM
Khoa Máy tàu biển, Trường ĐHHH

Tóm tắt:

Bài báo giới thiệu việc sử dụng mạng nơron nhân tạo để giải bài toán nhận dạng và phân loại trạng thái kỹ thuật động cơ diesel tàu thủy. Việc nhận dạng trạng thái được thực hiện bởi thuật toán mạng nơron tự tổ chức. Tiếp theo, dữ liệu đã phân nhóm được dùng trong mạng nơron phân loại. Kết quả nhận dạng và phân loại sử dụng hai thuật toán khác nhau được so sánh.

Abstract:

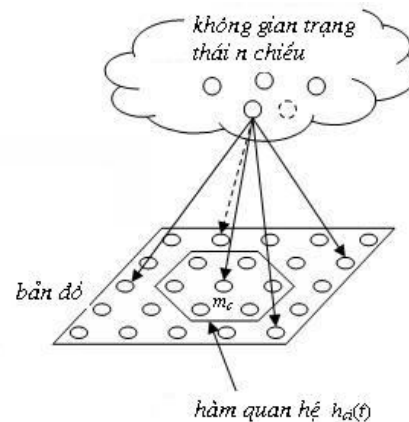
The paper introduces the use of artificial neural networks to solve problems of recognition and classification of technical states of marine diesels. Recognition and clusterization of technical states are carried out by using the self-organizing map algorithms (SOM). After that the clusterised data is introduced and classified with the help of multi-layer perceptron (MLP). Results of using the two methods then are compared.

1. Đặt vấn đề

Nhận dạng và phân loại trạng thái kỹ thuật (TTKT) động cơ diesel tàu thủy là bài toán cơ bản cần giải quyết khi xây dựng hệ thống chẩn đoán kỹ thuật. TTKT của động cơ diesel tàu thủy được đặc trưng bởi vectơ trạng thái trong không gian thông số chẩn đoán đa chiều. Việc nhận dạng TTKT thực chất là xác định vị trí của vectơ trạng thái này trong không gian tại thời điểm nhất định. Trước đây để giải quyết bài toán nhận dạng và phân loại người ta thường sử dụng các phương pháp toán học thông kê như lý thuyết nhận dạng mẫu (pattern recognition), trong đó có lý thuyết phân nhóm (cluster analysis). Tuy nhiên việc sử dụng các phương pháp truyền thống để xử lý dữ liệu trong không gian đa chiều không đơn giản và kết quả mang lại thường thiếu tính trực quan, gây khó khăn cho việc nhận thức. Ngày nay cùng với sự phát triển mạnh mẽ của các công nghệ tính toán mềm (soft computing) như lý thuyết tập mờ (fuzzy sets), lý thuyết mạng nơron nhân tạo (artificial neural networks), việc giải các bài toán trên trở lên dễ dàng và hiệu quả hơn nhờ tính thích nghi và khả năng giải các bài toán có tính phi tuyến cao của các công nghệ tính toán trên. Bài báo này đề cập đến việc giải bài toán nhận dạng và phân loại TTKT động cơ diesel tàu thủy dựa trên việc sử dụng hai loại mạng nơron nhân tạo khác nhau.

2. Nhận dạng trạng thái kỹ thuật dựa trên mạng nơron tự tổ chức

Bản đồ tự tổ chức (Self-organizing Maps – SOM) là một dạng mạng nơron sử dụng thuật toán huấn luyện không điều khiển (unsupervised training) gồm có một lớp vào và một lớp ra. Thuật toán SOM được dùng để ánh xạ không gian dữ liệu đa chiều xuống môi trường một, hai hoặc ba chiều (thường áp dụng hai chiều). Nhờ vậy việc đánh giá và xử lý mối quan hệ giữa các biến trong không gian hai chiều trở lên dễ dàng hơn. Giả sử TTKT của động cơ diesel tàu thủy được đặc trưng bởi tổ hợp n thông số chẩn đoán $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, nghĩa là vectơ trạng thái trong không gian n chiều. Khi áp dụng SOM các vectơ trạng thái sẽ tự sắp xếp lên mặt phẳng theo một tiêu chuẩn tương tự nào đó, thường được sử dụng là khoảng cách Euclidean, có nghĩa là mỗi vectơ trạng thái sẽ



Hình 1. Thuật toán SOM nhận dạng TTKT

tương ứng với một điểm tọa độ $m_i = [m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{in}]$ trên bản đồ trạng thái (Hình 1), m_i được gọi là *véc tơ mô hình* hay *neuron*.

Việc huấn luyện SOM được thực hiện bằng cách truyền các véc tơ trạng thái tới lớp vào của mạng. Thuật toán SOM sẽ hiệu chỉnh vị trí của các neuron sao cho khoảng cách từ chúng đến các véc tơ trạng thái là nhỏ nhất. SOM sử dụng thuật toán huấn luyện lặp như sau [[3]]:

1. Hình thành ngẫu nhiên các véc tơ mô hình m_i (tọa độ của các neuron trên bản đồ);
2. Xác định neuron m_c có khoảng cách nhỏ nhất đến véc tơ trạng thái (gọi là *neuron chiến thắng* - *neuron-winner*), mà chỉ số của nó thỏa mãn điều kiện:

$$\|x(t) - m_c(t)\| = \min \{\|x(t) - m_i(t)\|\}, \quad (1)$$

thường áp dụng khoảng cách Euclidean $\|x - m\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x - m_k)^2}$;

3. Hiệu chỉnh vị trí của neuron chiến thắng và các neuron lân cận trong giới hạn của hàm quan hệ $h_{ci}(t)$ sao cho chúng càng gần với véc tơ trạng thái hơn:

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha(t)h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)], \quad (2)$$

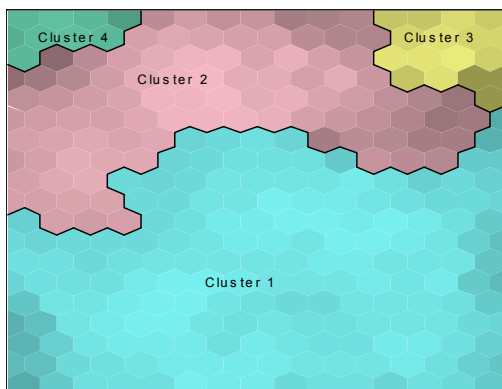
trong đó $\alpha(t)$ – tốc độ huấn luyện ($0 < \alpha(t) < 1$), giảm dần theo sự tăng của số lần lặp t ; $h_{ci}(t)$ – hàm quan hệ, cũng giảm dần khi t tăng;

4. Kiểm tra điều kiện dừng, nếu chưa thỏa mãn thì quay về bước 2.

Điều kiện dừng được coi là thỏa mãn nếu lượng hiệu chỉnh (thành phần thứ hai trong công thức (2)) cho các neuron nhỏ đến mức quy định. Khi này các véc tơ trạng thái sẽ rơi vào cùng một vị trí trên bản đồ khi chuyển từ vòng lặp này sang vòng lặp tiếp theo.

Kết thúc quá trình huấn luyện, bản đồ đã huấn luyện là hình ảnh của các véc tơ trạng thái n chiều trên mặt phẳng. Tiếp theo, các neuron có thể được nhóm lại thành từng nhóm, sử dụng một trong số các phương pháp phân nhóm. Như vậy theo đặc tính giống nhau của các véc tơ trạng thái, chúng được chia ra thành các phân vùng trên bản đồ, tương ứng với từng nhóm trạng thái kỹ thuật của động cơ. Kết quả áp dụng thuật toán SOM để nhận dạng và phân nhóm TTKT được chỉ ở Hình 2¹ [[4]].

Clusters - SOM clusterization



Bảng 1. Giá trị trung bình các nhóm TTKT

	Cl. 1	Cl. 2	Cl. 3	Cl. 4
h	6.24	6.46	6.98	6.78
p_i	9.12	9.38	9.44	10.08
n	119.9	120.6	108.3	124.7
p_z	69.88	70.66	67.13	76.27
p_c	48.37	46.82	44.93	54.88
p_s	0.829	0.886	0.714	1.063
t_{kx}	338.2	347.3	381.8	340.2
t_{xl}	115.3	127.2	135.4	126.9
Số mẫu	223	78	25	18

Hình 2. Bản đồ TTKT sử dụng SOM

Để thấy rằng thuật toán SOM đã nhận dạng và phân TTKT của diesel ra bốn nhóm, tương ứng với các đặc trưng công tác khác nhau của động cơ. Nhóm 1 và 2 có đặc trưng gần tương tự nhau, tương ứng với chế độ làm việc bình thường của động cơ. Nhóm 3 và 4 tương ứng với các

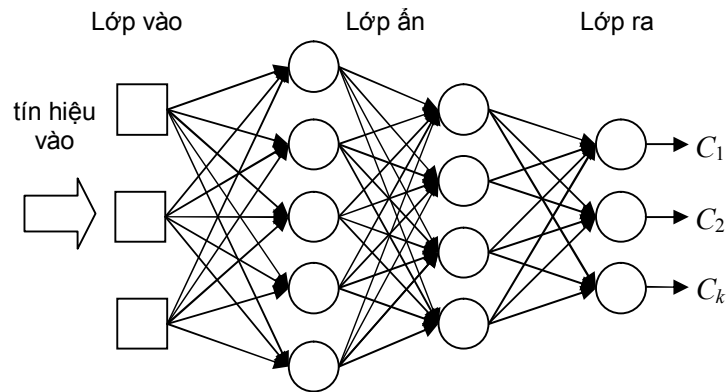
¹ Thử nghiệm được thực hiện trên dữ liệu chẩn đoán kỹ thuật tàu Hovogrudok từ 7.1979–2.1981 (344 mẫu với 8 thông số chẩn đoán). Các thông số chẩn đoán gồm: chỉ thị tải h ; áp suất chỉ thị bình quân p_i ; vòng quay động cơ n ; áp suất nén p_c ; áp suất cháy lớn nhất p_z ; áp suất khí tăng áp p_s ; nhiệt độ khí xả t_z ; nhiệt độ xilanh t_{xl}

chế độ làm việc nặng nề. Đặc biệt SOM nhận ra các trạng thái thuộc nhóm 3, tương ứng với chế độ đặc biệt nặng nề của động cơ. Trong tài liệu kỹ thuật ghi chú là động cơ làm việc với chế độ ngắt xilanh số 1.

3. Phân loại TTKT sử dụng mạng nơron nhiều lớp, nối thẳng (MLP)

MLP là dạng mạng nơron nhiều lớp, nối thẳng (multilayer feedforward), áp dụng phương pháp huấn luyện có điều khiển (supervised training). Khả năng xấp xỉ các quan hệ phi tuyến phức tạp và nhận dạng dữ liệu mới của MLP khiến chúng trở thành dạng mạng được sử dụng rộng rãi nhất. MLP có thể sử dụng để giải các bài toán xấp xỉ hàm, nhận dạng hệ thống, dự báo, phân loại, v.v... MLP, cũng như các dạng mạng có điều khiển khác, đòi hỏi trong dữ liệu huấn luyện cần có dữ liệu vào (inputs) và dữ liệu đích (targets) tương ứng. Để áp dụng cho bài toán phân loại (classification), dữ liệu đích chính là tên các lớp (class) trong tập các trạng lớp thái. Việc sử dụng MLP để phân loại TTKT diesel tàu thủy được thực hiện như sau.

Giả sử TTKT được chia ra làm k lớp $C = [C_1, C_2, \dots, C_k]$ tương ứng với các đặc trưng công tác nào đó của động cơ. Bài toán đặt ra là xây dựng MLP sao cho, khi đưa tới đầu vào một vectơ trạng thái, mạng sẽ gán vectơ này vào một trong số k lớp trạng thái có sẵn. Cấu trúc MLP để giải bài toán phân loại có dạng như trên Hình 3. Khi này số nơron ở lớp vào bằng số thông số chẩn đoán, còn số nơron ở lớp ra bằng số lớp TTKT cần phân loại (k).



Hình 3. Cấu trúc MLP để giải bài toán phân loại

Để xây dựng MLP cho bài toán phân loại TTKT diesel tàu thủy cần thực hiện các công việc sau:

- thu thập dữ liệu đặc trưng cho từng lớp TTKT;
- xử lý sơ bộ dữ liệu và sắp xếp chúng theo dạng bảng (Bảng 2);
- huấn luyện MLP bằng dữ liệu đã nhận được;
- sử dụng mạng đã nhận được để phân loại dữ liệu mới.

Bảng 2. Bảng dữ liệu để huấn luyện MLP cho bài toán phân loại

Mẫu	Thông số CĐ 1	Thông số CĐ 2	...	Thông số CĐ n	Lớp
1					C1
...					C2
N					Ck

Cột cuối cùng của Bảng 1 chứa thông tin về tên của các lớp TTKT tương ứng với từng mẫu dữ liệu (dữ liệu dạng ký tự). Khi sử dụng cho bài toán phân loại, dữ liệu này được mã hoá như trong bảng 3.

Bảng 3. Mã hoá dữ liệu tên lớp trạng thái

	C_1	C_2	...	C_k
Mẫu C_1	1	0	0	0
Mẫu C_2	0	1	0	0
...	0	0	1	0
Mẫu C_k	0	0	0	1

MLP được huấn luyện theo thuật toán lan truyền ngược lỗi (back propagation), sao cho sai lệch giữa tín hiệu ra của mạng và giá trị đích (target) là nhỏ nhất [[1]]:

$$\min E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2, \quad (3)$$

trong đó y_i – tín hiệu ra của mạng;

t_i – tín hiệu đích tương ứng;

n – kích thước không gian dữ liệu (số thông số cần đoán).

Sau khi huấn luyện, mạng có thể nhận dạng dữ liệu mới và phân chúng vào một trong các lớp TTKT. Thử nghiệm xây dựng MLP để phân loại TTKT được thực hiện trên tập dữ liệu đã được phân nhóm bằng thuật toán SOM. Như vậy dữ liệu bao gồm 344 mẫu, được phân ra thành bốn lớp ($k=4$) với số lượng các mẫu tương ứng của các lớp như ở bảng 1. Trong số 344 mẫu, 80% sử dụng để huấn luyện (training data), 20% còn lại dùng để kiểm tra (cross validation data). Kết quả huấn luyện MLP được đưa ra dưới dạng ma trận phân loại (confusion matrix) (bảng 4).

Bảng 4. Ma trận kết quả huấn luyện mạng phân loại

Lớp	Dữ liệu huấn luyện (training confusion matrix)				Dữ liệu kiểm tra (cross val. confusion matrix)			
	C1	C2	C3	C4	C1	C2	C3	C4
C1	97.8	2.2	0	0	91.4	8.6	0	0
C2	3.2	96.8	0	0	3.2	96.8	0	0
C3	0	0	100	0	0	0	100	0
C4	0	0	0	100	0	0	0	100

Để thấy rằng MLP nhận dạng tương đối chính xác các lớp trạng thái. Ví dụ đối với tập dữ liệu huấn luyện, MLP nhận dạng lớp C1 đúng 97.8%, tỷ nhầm lớp C1 thành C2 là 2.2%. Còn các lớp C3, C4 được nhận dạng đúng 100%. Kết quả này là hợp lý vì các lớp C1, C2 có đặc trưng gần tương tự, còn các lớp C3, C4 thì khác nhau (xem Bảng 1), và mạng đã phân loại chúng chính xác.

Sau khi xây dựng xong mạng có thể dùng để phân loại dữ liệu mới.

4. Kết luận

Việc áp dụng hai thuật toán mạng nơron khác nhau để nhận dạng và phân loại TTKT diesel tàu thủy cho ra những kết quả tương thích. Ưu điểm của thuật toán SOM là không cần biết trước số nhóm (clusters), mà dựa trên việc phân tích các đặc điểm của tập dữ liệu, thuật toán sẽ tự phân nhóm chúng (unsupervised training). Khi áp dụng SOM để nhận dạng TTKT diesel tàu thủy, cần thiết thu thập đủ dữ liệu đặc trưng cho các trạng thái công tác khác nhau của động cơ. Để áp dụng MLP cho bài toán phân loại, cần phải xác định trước số lớp trạng thái k , sau đó thu thập số liệu tương ứng với các trạng thái đó. Công việc này là khó khăn và tốn kém do cần thiết thử nghiệm động cơ với các trạng thái kỹ thuật khác nhau. Trong trường hợp cần thiết có thể nhận được dữ liệu bằng cách xây dựng mô hình toán, mô phỏng quá trình công tác của động cơ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- [1]. Lê Văn Diễm. *Các mô hình và thuật toán chẩn đoán kỹ thuật động cơ diesel tàu thủy trong điều kiện khai thác*. Luận văn tiến sỹ kỹ thuật, Trường Đại học Giao thông đường thủy Xanh-Petecbua, Liên bang Nga, 2006 – 153 trang.
- [2]. Principe J.C., Euliano N.R., Lefebvre W.C. *Neural and adaptive systems: Fundamentals through simulations*. John Wiley & Sons, 2000. – 656 p.
- [3]. Treuvo Kohonen. *The Self-Organizing Maps*. Springer, 2001. – 501 p.
- [4]. *Số liệu chẩn đoán kỹ thuật M/V Hovogradok*, 7.1979–2.1981.

Người phản biện: TS. Quán Trọng Hùng