

DỰ BÁO TỐC ĐỘ ĂN MÒN KẼM TRONG KHÍ QUYỂN TRÊN CƠ SỞ ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO

NGUYỄN MẠNH THẢO ⁽¹⁾, PHẠM VĂN NGUYỄN ⁽²⁾

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Ăn mòn là một hiện tượng rất phổ biến của kim loại, vấn đề ăn mòn xuất hiện trong tất cả khía cạnh của công nghệ, gây ra những hậu quả rất nghiêm trọng. Chính vì thế, dự báo tốc độ ăn mòn kim loại trong khí quyển là vấn đề đang được nhiều quốc gia quan tâm. Bởi vì:

- Nó dự tính trước được chi phí bù đắp cho những tổn thất do ăn mòn.
- Góp phần xác định tuổi thọ cho trang bị kỹ thuật, máy móc, công trình...
- Giúp cho các nhà sản xuất có thể thay đổi kết cấu hoặc thay đổi các chi tiết cho các thiết bị, máy móc, công trình,... cho phù hợp với môi trường sử dụng để giảm giá thành nhưng vẫn đảm bảo được chất lượng.
- Giảm rất nhiều chi phí cho việc tạo mẫu, phơi mẫu, xử lý mẫu. Đặc biệt là trong điều kiện biến đổi thời tiết như hiện nay, môi trường tác động đến quá trình ăn mòn kim loại thay đổi một cách nhanh chóng và khó lường, đòi hỏi cần phải liên tục sử dụng các mẫu phơi để đánh giá tốc độ ăn mòn kim loại.

Ăn mòn kim loại trong môi trường khí quyển là sự suy giảm các tính năng hoặc sự phá hủy vật liệu kim loại dưới tác động của các yếu tố môi trường khí quyển. Hiện tượng ăn mòn kim loại trong môi trường khí quyển ẩm là ăn mòn điện hoá. Các yếu tố ảnh hưởng đến ăn mòn kim loại trong khí quyển là: nhiệt độ, độ ẩm, hàm lượng khí SO₂, hàm lượng ion Cl⁻, thời gian lưu ẩm trên bề mặt kim loại, chế độ mưa,...

Quá trình ăn mòn kim loại rất phức tạp, sự ảnh hưởng của từng yếu tố thời tiết riêng rẽ đến tốc độ ăn mòn kim loại là quá trình phi tuyến, sự tương tác giữa các yếu tố thời tiết với nhau cũng như kết quả tác động của từng yếu tố khi đã bị tương tác bởi yếu tố thời tiết khác đến tốc độ ăn mòn kim loại cũng là một quá trình phi tuyến.

Chính vì thế, khó có thể sử dụng phương trình toán học để mô tả một cách chính xác mối quan hệ giữa các yếu tố thời tiết và tốc độ ăn mòn kim loại. Tại Việt Nam, việc dự báo tốc độ ăn mòn kim loại trong khí quyển hoàn toàn dựa trên mô hình hồi quy tuyến tính [1, 2, 3], hoặc xây dựng các đặc tuyến mô tả tốc độ ăn mòn [4].

Trên thế giới cũng có nhiều công trình nghiên cứu dự báo tốc độ ăn mòn của các kim loại khác nhau trong các môi trường khác nhau [5-11] như: không khí, nước biển, dầu hỏa,... Các mô hình được sử dụng để dự báo là phương trình hồi quy tuyến tính [11], mạng nơ-ron nhân tạo [5-10]. Hiện nay trên thế giới đã có công trình nghiên cứu ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo để dự báo tốc độ ăn mòn kim loại kẽm ngoài tự nhiên [8], tuy nhiên cấu trúc của mô hình mạng nơ-ron mà nhóm tác giả xây dựng đem lại độ chính xác trong dự báo tốc độ ăn mòn kim loại kẽm chưa cao. Bài báo này giới thiệu kết quả ứng dụng phần mềm MATLAB 7.0 để xây dựng một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo khác nhằm dự báo tốc độ ăn mòn kẽm trong khí quyển.

Từ những vấn đề trên, cho thấy: kim loại rất dễ bị ăn mòn trong môi trường khí quyển, đặc biệt là trong điều kiện thời tiết nhiệt đới nóng, ẩm, mưa nhiều vì có rất nhiều tác nhân ảnh hưởng đến ăn mòn kim loại. Sự tương quan giữa từng yếu tố đến tốc độ ăn mòn kim loại là rất phức tạp. Không những thế, các yếu tố riêng rẽ cũng tương tác với nhau tác động đến tốc độ ăn mòn kim loại làm cho việc xây dựng một mô hình toán học cụ thể để mô tả sự tương quan giữa các tác nhân gây ăn mòn và tốc độ ăn mòn kim loại là điều rất khó khăn.

Việc xây dựng bài toán dự báo tốc độ ăn mòn kim loại trong khí quyển chính là xây dựng mối quan hệ giữa các yếu tố thời tiết và tốc độ ăn mòn kim loại như ở mô hình sau:

$$K = f(T, TOW, SO_2, Cl^-, t, \dots) \quad (1)$$

Trong đó:

- K là tốc độ ăn mòn kim loại trong khí quyển ($\mu\text{m}/\text{năm}$);
- T là nhiệt độ trung bình năm ($^{\circ}\text{C}$);
- TOW là thời gian lưu ẩm trong năm (giờ);
- SO_2 là hàm lượng SO_2 trong khí quyển ($\mu\text{g}/\text{m}^3$);
- Cl^- là hàm lượng clorua trong khí quyển ($\text{mg}/\text{m}^2/\text{ngày}$);
- t là thời gian phơi mẫu ngoài tự nhiên (năm).

Để xây dựng mối quan hệ như ở mô hình (1), cần thu thập các bộ dữ liệu về điều kiện thời tiết của từng khu vực và tốc độ ăn mòn K tương ứng. Mô hình sau khi được xây dựng sẽ được sử dụng để dự báo tốc độ ăn mòn kim loại của bất kể một khu vực thời tiết nào đó, chỉ cần thu thập các dữ liệu về điều kiện thời tiết ở khu vực đó rồi đưa vào mô hình (1). Cho đến nay, việc đánh giá hiệu quả của các phương pháp dự báo tốc độ ăn mòn kim loại được dựa trên giá trị của hệ số tương quan R , giá trị R càng lớn thì độ tin cậy của phương pháp dự báo càng cao.

Có nhiều phương pháp được sử dụng trong giải các bài toán dự báo như: Phương pháp hồi quy, phương pháp chuỗi thời gian, mạng nơ-ron nhân tạo, hệ thống chuyên gia, máy véc-tơ hỗ trợ, logic mờ,...

2. ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO DỰ BÁO TỐC ĐỘ ĂN MÒN KẼM TRONG KHÍ QUYỂN

Mạng nơ-ron nhân tạo sẽ được dùng trong các bài toán dự báo khi:

- Không có mô hình toán học cụ thể của đối tượng cần dự báo.
- Đối tượng cần dự báo là một hàm phụ thuộc vào nhiều yếu tố khác nhau.
- Hàm dự báo phức tạp, chưa biết trước, có quan hệ phi tuyến với các yếu tố phụ thuộc.
- Các phương pháp cổ điển thông thường như hồi quy, nội suy không cho độ chính xác đủ lớn, hội tụ chậm và có thể phân kỳ trong một số trường hợp nhất định.

Do tính chất của quá trình ăn mòn kim loại trong khí quyển, do đặc trưng của các mối quan hệ giữa điều kiện thời tiết và tốc độ ăn mòn kim loại nên việc sử dụng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo để dự báo tốc độ ăn mòn kim loại trong khí quyển là phù hợp.

Mạng nơ-ron nhân tạo ANN (Artificial neural network) xử lý thông tin phỏng theo cách thức xử lý thông tin của các hệ nơ-ron sinh học trong não người, nó được tạo nên từ một số lượng lớn các nơ-ron kết nối với nhau thông qua các mối liên kết để tạo thành một thể thống nhất [13]. Cấu trúc của một mạng nơ-ron nhân tạo được xây dựng cho một ứng dụng cụ thể thông qua một quá trình huấn luyện (training) từ tập các dữ liệu mẫu. Trong quá trình huấn luyện, mạng nơ-ron sẽ điều chỉnh mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra thông qua lớp ẩn trung gian và các trọng số tương quan giữa các nơ-ron. Tập dữ liệu mẫu đầu vào (input) sẽ chạy qua toàn bộ mạng nơ-ron, các dữ liệu sẽ được xử lý để tìm ra các mối liên kết giữa các nơ-ron để tạo thành kết quả đầu ra (output) mong muốn. Sau khi mạng nơ-ron đã được học nhiều lần thông qua số lượng lớn các tập dữ liệu huấn luyện mẫu, các mối liên kết tối ưu giữa các nơ-ron sẽ được hình thành. Mạng sau khi học sẽ được sử dụng để tự tìm kết quả đầu ra khi có tập dữ liệu đưa đến đầu vào.

Kẽm là vật liệu thường được dùng để mạ cho kim loại thép nhằm bảo vệ cho thép không bị tác động bởi các tác nhân gây ăn mòn. Việc dự báo tốc độ ăn mòn kẽm sẽ cho phép tính toán độ dày lớp phủ kẽm cần phải mạ để có thể bảo vệ tốt nhất cho kim loại cần được bảo vệ mà vẫn đảm bảo chi phí thấp nhất cho việc mạ kẽm.

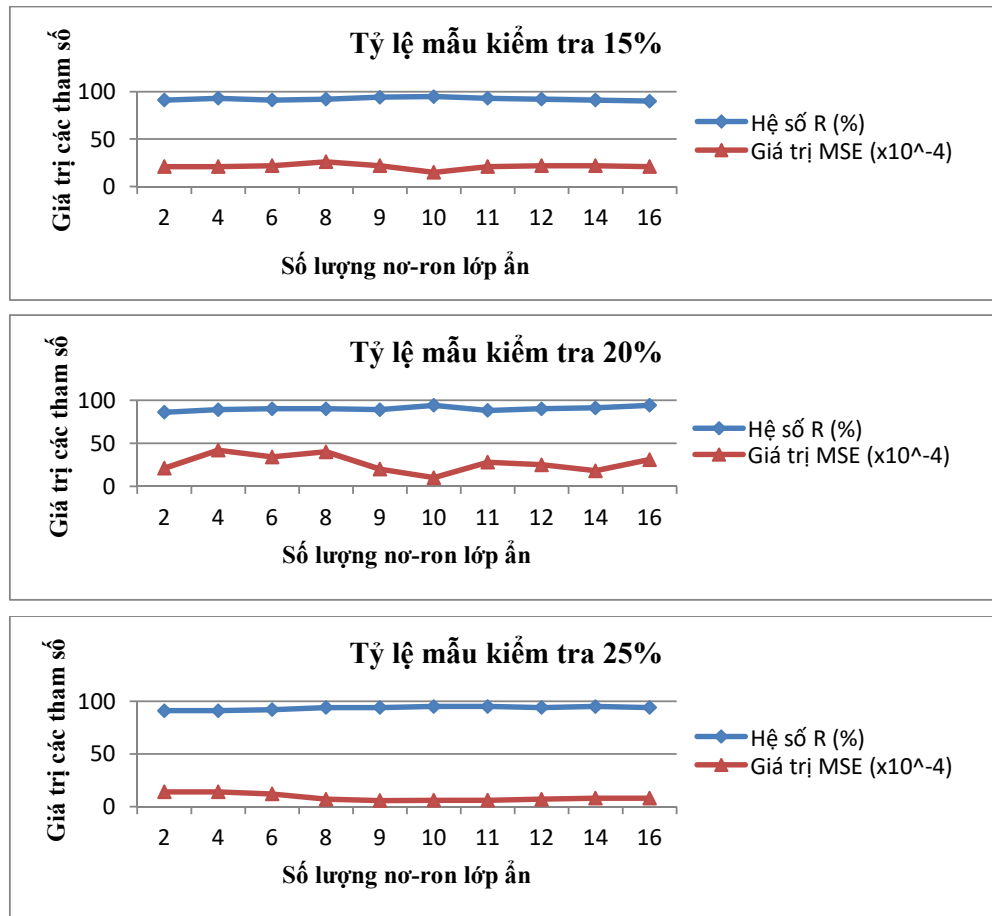
2.1. Thu thập và xử lý số liệu

Số liệu sử dụng để huấn luyện và kiểm tra mạng nơ-ron trong bài báo này được trích xuất từ tài liệu [8]. Trong tài liệu [8] có các dữ liệu về thời tiết và tốc độ ăn mòn của 4 kim loại cơ bản: thép, đồng, kẽm, nhôm đã thu thập được từ 33 quốc gia và vùng lãnh thổ trên toàn thế giới, thuộc dự án xây dựng bản đồ ăn mòn kim loại. Trong khuôn khổ bài báo này, tác giả chỉ sử dụng dữ liệu ăn mòn kim loại kẽm, phơi mẫu trong các khoảng thời gian khác nhau. Có tất cả 315 bộ dữ liệu ăn mòn kẽm, được chia thành 2 phần: phần thứ nhất được sử dụng để huấn luyện cho mạng nơ-ron, phần thứ 2 được sử dụng để kiểm tra khả năng hoạt động của mạng. Để đảm bảo tính tin cậy, 315 bộ dữ liệu ban đầu sẽ được trộn ngẫu nhiên, mỗi lần trộn sẽ lấy số lượng các dữ liệu huấn luyện và kiểm tra có tỷ lệ là: (85%, 15%), (80%, 20%) và (75%, 25%). Như vậy, sẽ có 3 kết quả huấn luyện và kiểm tra khác nhau.

2.2. Xây dựng cấu trúc mạng

Trong khuôn khổ bài báo này, tác giả đã sử dụng một số cấu trúc mạng khác nhau, sau khi kiểm tra sai số dự báo của các cấu trúc này thì thấy rằng, mạng nơ-ron truyền thẳng 3 lớp có thể làm xấp xỉ một hàm bất kỳ, phù hợp với yêu cầu bài toán đặt ra là tạo mối quan hệ chính xác nhất giữa các yếu tố thời tiết với tốc độ ăn mòn kẽm. Cấu trúc của mạng đã lựa chọn bao gồm 3 lớp: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Số nơ-ron trong lớp đầu vào tương ứng với số biến đầu vào của mạng (dữ liệu thời tiết). Lớp đầu ra gồm một nơ-ron, tương ứng với số biến đầu ra (tốc độ ăn mòn kim loại kẽm). Số nơ-ron trong lớp ẩn được xác định thông qua quá trình chạy thử mô hình với số lượng ít nơ-ron và tăng dần cho đến khi nhận được kết quả dự báo và sai số dự báo đạt đến trị số tối ưu nhất.

- Số lượng nơ-ron lớp vào: 05, là số lượng các yếu tố khí hậu tác động đến quá trình ăn mòn..
- Số lượng nơ-ron đầu ra: 01, là tốc độ ăn mòn kẽm trong tự nhiên.
- Số lượng nơ-ron lớp ẩn: Được xác định bằng quá trình thực nghiệm để đạt kết quả tốt nhất dựa trên các tiêu chí sau:
 - + Hệ số tương quan R (Regression) lớn nhất. Nó cho thấy mạng nơ-ron đã tạo ra mối quan hệ tuyến tính chặt chẽ nhất giữa các yếu tố đầu vào và đầu ra của mạng, chính là mối quan hệ giữa các yếu tố thời tiết và tốc độ ăn mòn kẽm.
 - + Sai số bình phương trung bình MSE (Mean-square Error) nhỏ nhất. Nó cho thấy mạng nơ-ron có thể xác định được giá trị đầu ra gần đúng với giá trị thực tế nhất.



Hình 1. Các kết quả thử nghiệm để lựa chọn số nơ-ron lớp ẩn

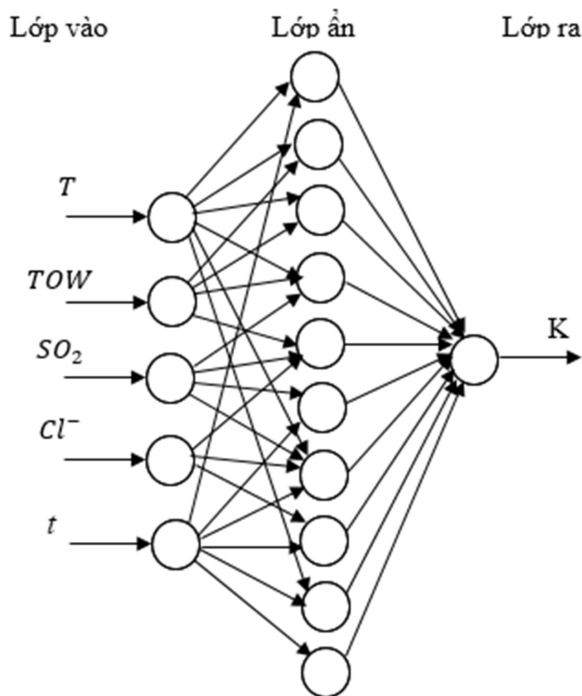
Kết quả thực nghiệm để lựa chọn số lượng nơ-ron lớp ẩn phù hợp nhất được thể hiện ở hình 1 ở trên.

Từ kết quả ở Hình 1, trong cả 3 trường hợp tỷ lệ mẫu kiểm tra khác nhau thì với số lượng nơ-ron lớp ẩn là 10 sẽ cho kết quả tốt nhất đối với cả hai tham số đánh giá là R và MSE.

Sử dụng phần mềm MATLAB 7.0 để xây dựng cấu trúc mạng, tham số huấn luyện cho mạng. Cấu trúc của mạng có dạng truyền thẳng như Hình 2.

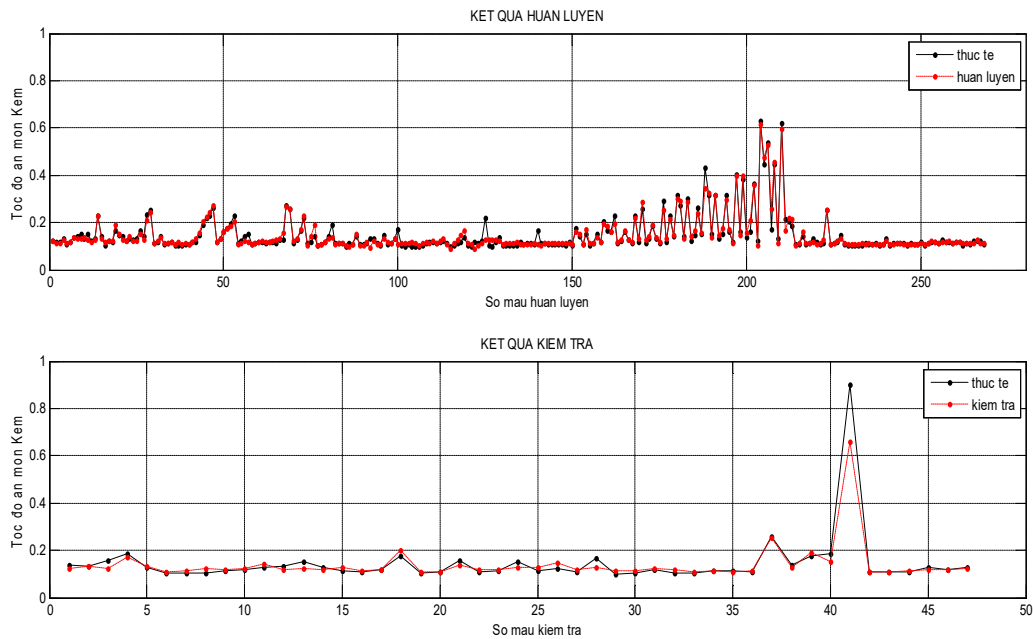
Mạng gồm 3 lớp: Lớp vào, lớp ẩn và lớp ra.

- Số lượng nơ-ron lớp vào: 05 (bao gồm: nhiệt độ T , thời gian lưu ẩm TOW , nồng độ SO_2 , nồng độ ion Cl^- , thời gian phơi mẫu t).
- Số lượng nơ-ron trong lớp ẩn: 10.
- Số lượng nơ-ron trong lớp ra: 01 (tốc độ ăn mòn kẽm K).
- Hàm huấn luyện: logsig.
- Sai số đánh giá: MSE.

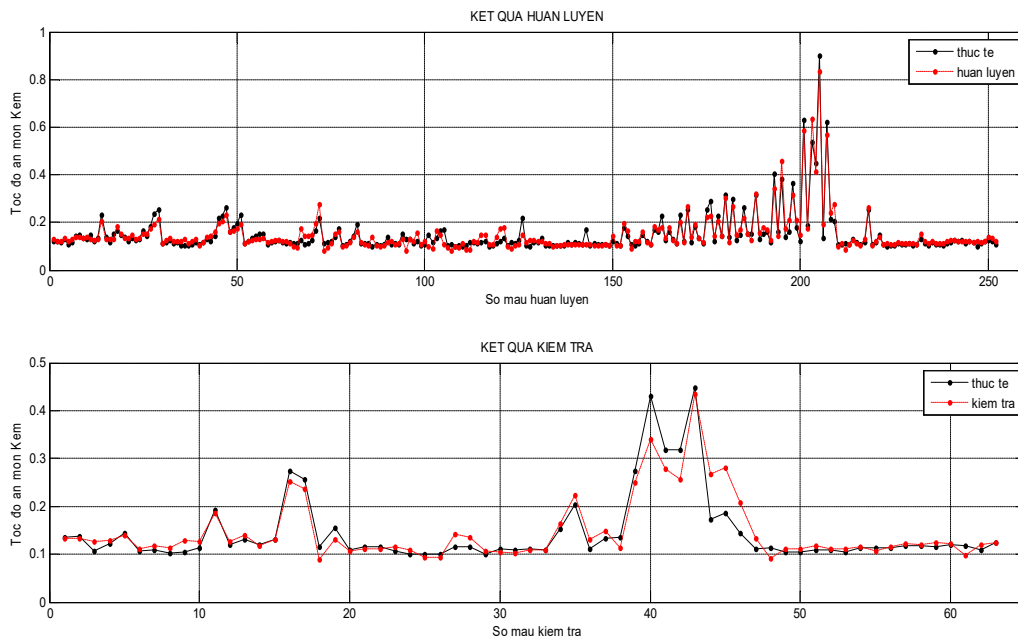


Hình 2. Cấu trúc mạng nơ-ron dự báo tốc độ ăn mòn kẽm.

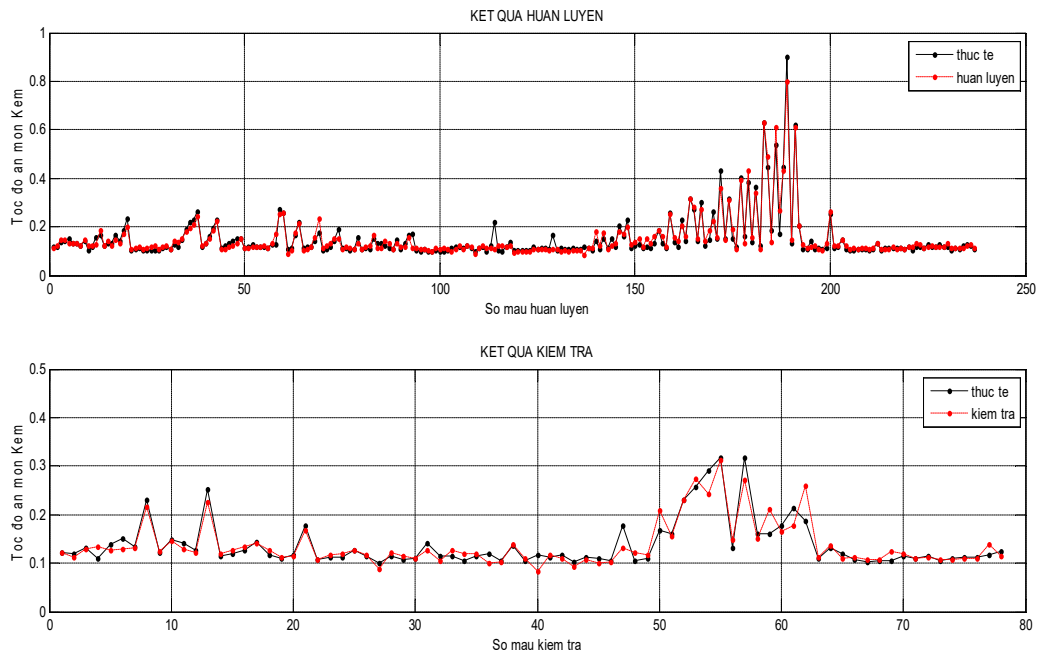
Bộ số liệu ở [8] sẽ được chia làm 2 bộ dữ liệu khác nhau, một bộ dùng để huấn luyện cho mạng nơ-ron, bộ còn lại được dùng để kiểm tra khả năng hoạt động của mạng. Kết quả huấn luyện và kiểm tra được thể hiện ở hình 3a,b,c sau đây, trong đó: trục tung là tốc độ ăn mòn kẽm, trục hoành là số lượng bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra:



a. Tỷ lệ số lượng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra 85% và 15%



b. Tỷ lệ số lượng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra 80% và 20%



c. Tỷ lệ số lượng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra 75% và 25%

Hình 3. Kết quả huấn luyện và kiểm tra mạng nơ-ron

Hình 3 cho thấy: Các đường đồ thị thể hiện kết quả do mạng dự báo bám sát với các đường đồ thị thực tế, kết quả huấn luyện và kiểm tra ở cả 3 trường hợp đều tốt. Điều đó cho thấy không có hiện tượng quá học (overfitting) trong quá trình huấn luyện mạng. Mạng nơ-ron trên, sau khi được huấn luyện sẽ được sử dụng để dự báo tốc độ ăn mòn kẽm bằng cách thu thập dữ liệu của 5 yếu tố môi trường thời tiết như trên, sau đó nhập vào đầu vào của mạng nơ-ron, ở đầu ra của mạng sẽ là tốc độ ăn mòn kẽm.

Song song với phương pháp sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo, phương pháp sử dụng mô hình hồi quy tuyến tính (vẫn đang dùng để dự báo ăn mòn kim loại tại Việt Nam [1-3]) cũng được sử dụng để có kết quả đối chứng. Trong bài báo này, phần mềm STATGRAPHICS được sử dụng để xây dựng các phương trình hồi quy tuyến tính, phần mềm này hiện đang được sử dụng nhiều trong thống kê, dự báo [14-16]. Sử dụng lại bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra mạng nơ-ron theo các tỷ lệ (85%, 15%), (80%, 20%) và (75%, 25%) tổng số bộ dữ liệu ở trên để xây dựng và kiểm tra phương trình hồi quy tuyến tính.

Các phương trình hồi quy tuyến tính như sau:

- Với số lượng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra chiếm tỷ lệ 85% và 15%:

$$K = -0,01627 + 0,025419 * T + 0,083985 * TOW + 0,129751 * SO_2 + 0,147046 * Cl + 0,219693 * \tau \quad (2)$$

- Với số lượng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra chiếm tỷ lệ 80% và 20%:

$$K = -0,03883 + 0,022216 * T + 0,122292 * TOW + 0,146779 * SO_2 + 0,110976 * Cl + 0,241359 * \tau \quad (3)$$

- Với số lượng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra chiếm tỷ lệ 75% và 25%:

$$K = -0,04625 + 0,031211 * T + 0,104889 * TOW + 0,14594 * SO_2 + 0,158181 * Cl + 0,26787 * \tau \quad (4)$$

Sau khi xây dựng được 2 mô hình dự báo là mạng nơ-ron nhân tạo và hồi quy tuyến tính, tiến hành so sánh kết quả dự báo giữa 2 mô hình trên.

Các chỉ tiêu so sánh là:

- Hệ số tương quan R;
- Sai số tương đối lớn nhất δ_{max} ;
- Sai số tương đối trung bình δ_{tb} .

Bảng 1. So sánh kết quả kiểm tra khả năng dự báo bằng cả 2 mô hình

Tỷ lệ tập dữ liệu kiểm tra	R		$\delta_{max}(\%)$		$\delta_{tb}(\%)$	
	Mạng nơ-ron	Hồi quy tuyến tính	Mạng nơ-ron	Hồi quy tuyến tính	Mạng nơ-ron	Hồi quy tuyến tính
15%	0,97	0,79	26,88	74,02	8,46	18,02
20%	0,98	0,77	16,80	75,40	5,83	17,66
25%	0,97	0,78	48,70	66,12	9,19	19,37

Từ bảng 1 ta thấy:

- Kết quả dự báo bằng mạng nơ-ron nhân tạo có hệ số tương quan R lớn hơn nhiều so với dự báo bằng phương pháp hồi quy tuyến tính. Điều này cho thấy mạng nơ-ron tạo ra mối quan hệ chặt chẽ hơn giữa các yếu tố thời tiết và tốc độ ăn mòn kẽm.

- Sai số tương đối lớn nhất và sai số tương đối trung bình khi dự báo bằng mạng nơ-ron nhân tạo thấp hơn so với dự báo bằng phương pháp hồi quy tuyến tính. Điều này cho thấy độ tin cậy và độ chính xác khi dự báo bằng mạng nơ-ron nhân tạo cao hơn.

- Với mô hình mạng nơ-ron truyền thẳng MLP có 10 nơ-ron trong lớp ẩn như được xây dựng ở trên sẽ có được hệ số tương quan R cao hơn so với mạng nơ-ron có 8 nơ-ron trong lớp ẩn đã công bố trong tài liệu [8].

Mạng nơ-ron sau khi được kiểm tra chất lượng, đảm bảo độ chính xác và tin cậy trong việc dự báo sẽ được lưu lại cấu trúc và ma trận trọng số của mạng để sử dụng cho việc dự báo ăn mòn kẽm ở các khu vực khác hoặc ở thời điểm khác. Khi đó, chúng ta chỉ cần đưa đến lớp vào của mạng các dữ liệu về điều kiện thời tiết, mạng sẽ tự xác định tốc độ ăn mòn kẽm ở đầu ra. Trong quá trình hoạt động thực tế, nếu có thêm các bộ dữ liệu ăn mòn thì chúng ta sẽ tiếp tục cập nhật vào dữ liệu huấn luyện để tiếp tục huấn luyện mạng nhằm đạt được chất lượng dự báo cao hơn.

3. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

- Bài báo đã xây dựng mạng nơ-ron nhân tạo truyền thẳng, 3 lớp để dự báo tốc độ ăn mòn kẽm trong khí quyển. Các chỉ số đánh giá chất lượng dự báo khá cao.

- Từ kết quả của bài báo sẽ đưa ra hướng sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo để dự báo cho nhiều đối tượng khác nhau, trước mắt là các kim loại khác như: thép, đồng, nhôm...

- Độ chính xác trong dự báo của mạng nơ-ron nhân tạo phụ thuộc nhiều vào số lượng tập dữ liệu huấn luyện mạng. Vì vậy, để kết quả dự báo có độ chính xác cao hơn thì cần phải bổ sung thêm nhiều bộ dữ liệu huấn luyện mạng. Ngoài ra, đầu vào của mạng cần phải thu thập thêm các dữ liệu khác tác động đến quá trình ăn mòn như: lượng mưa, độ ẩm...

- Có thể gộp các tập dữ liệu thu thập được ở Việt Nam với các tập dữ liệu [8] hoặc các tập dữ liệu thu thập được ở các khu vực khác với điều kiện phải đồng bộ các tham số thời tiết ở đầu vào (bao gồm: nhiệt độ T , thời gian lưu ẩm TOW , nồng độ SO_2 , nồng độ ion Cl^- , thời gian phơi mẫu t), các đơn vị đo của chúng cũng phải tương ứng. Trước mắt, có thể sử dụng mô hình mạng nơ-ron đã được xây dựng như kết quả của bài báo này để dự báo tốc độ ăn mòn kẽm ngoài tự nhiên tại Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Lê Thị Hồng Liên, Phạm Thy San và Hoàng Lâm Hồng, *Corrosion mapping of carbon steel in non-coastal areas of Viet Nam*, International Corrosion Engineering Conference 2010, HaNoi.
2. Lê Thị Hồng Liên, *Ăn mòn và phá hủy vật liệu kim loại trong môi trường khí quyển nhiệt đới Việt Nam*, Tạp chí Khoa học và Công nghệ, số 50, 2012.
3. Le Thi Hong Lien, Pham Thy San, Hoang Lam Hong. *Results of studying atmospheric corrosion in Vietnam 1995-2005*, Science and technology of Advanced Materials, 2007.
4. Ivan Cole, Nguyễn Việt Huệ, *Steel corrosion map of Viet Nam*. International Corrosion Engineering Conference 2010, HaNoi.
5. Giulia De Masi, Roberta Vichi, Manuela Gentile, Giovanna Gabetta. *A neural network predictive model of pipeline internal corrosion profile*, First international conference on systems informatics, Modelling and Simulations, 2014.
6. G. Owen and R. A. Cottis, *Prediction of the corrosion rate of steel in seawater using neural networks methods*, Corrosion, 2000, p. 489.
7. Hernandez S., Nesic S., Weckman G., Ghai V., *Use of artificial neuron networks for predicting crude oil effect on CO_2 corrosion of carbon steels*, Corrosion, 2005, p.5554.
8. Jianping Cai, R. A. Cottis, S. B. Lyon, *Phenomenological modelling of atmospheric corrosion using an artificial neural network*, Corrosion Science, 1999, **41**:2001-2030
9. N. S. Reddy, *Neural networks model for predicting corrosion depth in steels*, Indian Journal of Advances in Chemical Science, 2014, **2**(3):204-207.

10. Rosa Vera, Sebastian Ossandon, *On the prediction of atmospheric corrosion of metals and alloy in Chile using artificial neural networks*, Int. J. Electrochem. Sci., 2014, **9**:7131-7151.
11. S. Feliu, M. Morcillo and S. Feliu, J. R., *The prediction of atmospheric corrosion from meteorological and pollution parameters - I. Annual corrosion*, Corrosion Science, 1993, **34**(3):403-414.
12. Bùi Bá Xuân, IU. L. Côvantrúc, Philitrev N. L., Nguyễn Nhị Trự, *Ăn mòn đối với một số kim loại màu và hợp kim trong vùng thời tiết nhiệt đới ẩm Việt Nam*, Tạp chí Phát triển Khoa học và công nghệ, 2007, tập 10.
13. Bùi Công Cường, Nguyễn Doãn Phước, *Hệ mờ, mạng nơ-ron và ứng dụng*, Nhà xuất bản Khoa học và kỹ thuật, 2006.
14. Bảo Huy, *Tin học thống kê trong lâm nghiệp*, Nhà xuất bản Khoa học và kỹ thuật, 2017.
15. José Luis Aleixandre-Tudó, Inmaculada Alvarez, Maria José García, Victoria Lizma and José Luis Aleixandre, *Application of multivariate regression methods to predict sensory quality of red wines*, Czech J. Food Sci., 2015, **33**(3):217-227.
16. J. Ziemele, I. Pakere, N. Talcis, G. Cimđina, G. Vigants, I. Veidenbergs and D. Bluberga, *Analysis of wood fuel use development in Riga*, Agronomy Research, 2014, **12**(2):645-654.

SUMMARY

FORECAST OF ZINC CORROSION RATE IN THE ATMOSPHERE APPLYING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

The article presents the prediction of zinc corrosion rate in the atmosphere by applying an artificial neural network (ANN). The results indicate that the forecast has high accuracy with the correlation coefficients of 97-98%. This is a good orientation of applying an artificial neural network to predict the metal corrosion rate in Vietnam.

Keywords: *Artificial neural networks (ANN), forecasting model, zinc corrosion rate.*

Nhận bài ngày 15 tháng 7 năm 2022

Phản biện xong ngày 09 tháng 8 năm 2022

Hoàn thiện ngày 18 tháng 10 năm 2022

⁽¹⁾ *Viện Độ bền Nhiệt đới, Trung tâm nhiệt đới Việt - Nga*

⁽²⁾ *Khoa Kỹ thuật điều khiển, Học viện Kỹ thuật Quân sự*

Liên hệ: Nguyễn Mạnh Thảo

Viện Độ bền Nhiệt đới, Trung tâm Nhiệt đới Việt - Nga
Số 63 Nguyễn Văn Huyền, Nghĩa Đô, Cầu Giấy, Hà Nội
Điện thoại: 0989787918; email: thaohuy0nt@gmail.com