

Ước lượng dòng điện phụ tải trạm điện kéo đường sắt đô thị

Trần Văn Khôi*

Trường Đại học Giao thông Vận tải, 3 Cầu Giấy, phường Láng Thượng, quận Đống Đa, Hà Nội, Việt Nam

Ngày nhận bài 15/8/2022; ngày chuyển phản biện 18/8/2022; ngày nhận phản biện 8/9/2022; ngày chấp nhận đăng 12/9/2022

Tóm tắt:

Dự báo dòng tải điện kéo có ý nghĩa quan trọng trong vận hành và quản lý năng lượng của các tuyến đường sắt đô thị. Đó là căn cứ để xây dựng các chiến lược phân phối và điều khiển dòng năng lượng cung cấp cho phụ tải đoàn tàu một cách hiệu quả, giúp tiết kiệm năng lượng, giảm sự dao động và biên độ dao động điện áp. Bài báo đề xuất một phương pháp dự báo dòng điện DC tại thanh cái trạm điện kéo sử dụng thuật toán học máy có giám sát. Số liệu đầu vào kết hợp giá trị lịch sử của dòng điện thanh cái và dòng điện của các feeder. Bên cạnh đó, cấu hình mạng nơ-ron và số chu kỳ huấn luyện được xác định để đạt được độ chính xác mong muốn. Phương pháp đề xuất được tiến hành kiểm nghiệm dựa trên số liệu vận hành thực tại trạm điện kéo ga Láng ngày 24/6/2022. Kết quả dự báo so sánh với số liệu đo lường từ hệ thống giám sát đã minh chứng rằng, sai số tuyệt đối lớn nhất không quá 5 A, sai số tương đối lớn nhất không quá 0,005; sai số bình phương trung bình không quá 0,01 trong toàn thời gian vận hành một ngày, từ 4h45' tới 22h45'.

Từ khóa: dự báo phụ tải trạm điện kéo, mạng nơ-ron thần kinh, quản lý năng lượng, tàu điện đô thị.

Chỉ số phân loại: 2.2

1. Đặt vấn đề

Tàu điện đô thị là phương tiện vận tải có sức chở hành khách lớn, vận hành liên tục trên tuyến đường riêng, do vậy chúng mang lại hiệu quả cao. Tuy nhiên, mức tiêu thụ năng lượng của hệ thống tàu điện ở mức lớn cũng gây ảnh hưởng đáng kể tới các khía cạnh kinh tế và môi trường. Do vậy, vấn đề tiết kiệm năng lượng trên các tuyến đường sắt chạy điện là chủ đề thu hút nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu cũng như các đơn vị quản lý vận hành các tuyến đường sắt chạy điện. Do đó, các nghiên cứu gần đây về việc giảm công suất đỉnh bằng cách lắp đặt các thiết bị tích trữ năng lượng trên các đoàn tàu hoặc trong trạm điện kéo đang được triển khai ở các tuyến đường sắt đô thị [1-3]. Để có được chiến lược điều khiển giảm công suất đỉnh phù hợp và hiệu quả, việc dự báo dòng điện phụ tải cần được thực hiện chính xác.

Trí tuệ nhân tạo (AI: Artificial intelligence) phân tích hệ thống và đưa ra dự đoán dựa trên dữ liệu lịch sử có sẵn trước đó đang trở thành một công cụ hữu ích và không thể thiếu trong lĩnh vực ứng dụng hệ thống điện [4]. Nhiều nhà khoa học đã và đang nghiên cứu về dự báo phụ tải điện hoạt động với các phương pháp và mô hình dự báo khác nhau. Các phương pháp dự báo phụ tải có thể được phân thành hai loại: đoán thông thường như phân tích hồi quy, phương pháp chuỗi thời gian và phương pháp dự đoán màu xám; dự đoán dựa trên AI như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và hệ thống chuyên gia. Một số tác giả đã sử dụng mô hình mạng nơ-ron và hệ thống mờ. Tuy nhiên do dựa trên mô hình tuyến tính, nên chúng gây ra sai số đáng kể ở phần tải thay đổi phi tuyến tính, vì vậy rất khó để áp dụng trong thời gian thực [5, 6]. Một phương pháp dự báo phụ tải hệ thống điện sử dụng mức độ tương tự phụ tải, độ tương tự được xác định chỉ bằng cách sử dụng mẫu quá khứ cho toàn

bộ phụ tải [7, 8]. K. Shaloudegi và cs (2012) [9] đã phát triển cấu trúc liên kết ANN để ước tính tải điện tại một giờ cụ thể trong ngày bằng cách sử dụng dữ liệu phụ tải của 4 giờ trước. Phương pháp dựa trên kỹ thuật hồi quy tuyến tính dự báo công suất yêu cầu của phụ tải phương tiện giao thông điện đã được thực hiện [10]. Phương pháp này đưa ra khuyến cáo lựa chọn bậc mô hình bằng 3, tương ứng với 3 dữ liệu công suất lịch sử cần thiết để thực hiện quy trình dự báo giá trị công suất yêu cầu tại từng thời điểm. V. Veeramsetty và cs (2020) [4] đã xây dựng mô hình dự báo công suất phụ tải của trạm trung áp 33/11 kV, sử dụng dữ liệu lịch sử của 3 giờ trước, đồng thời sử dụng dữ liệu lịch sử cùng giờ của 4 ngày trước đó để ước lượng công suất tải trong giờ hiện tại. Kết quả của nghiên cứu cho thấy, trung bình bình phương sai số của tất cả các mẫu có thể đạt 0,2.

Trên hệ thống đường sắt đô thị chạy điện, phụ tải tàu điện có độ dao động công suất tức thời lớn do đặc điểm của nó là phụ tải chuyển động. Quá trình cấp điện được thực hiện song song từ các trạm điện kéo liên kế cho đồng thời cả tuyến lên và xuống. Từ đó tạo ra kết nối vật lý, gây nên những tương tác qua lại về mặt năng lượng giữa tuyến lên và tuyến xuống trong cùng một phân đoạn, cũng như giữa chúng trong hai phân đoạn liên kế. Do những đặc điểm này, việc dự đoán dòng điện phụ tải điện kéo chỉ bằng cách sử dụng mẫu quá khứ cho toàn bộ phụ tải, mà không xem xét mối tương quan ảnh hưởng của phụ tải giữa các tuyến trong cùng phân đoạn và trong các phân đoạn liên kế sẽ khó đạt được độ chính xác mong muốn.

Bài báo này đề xuất một phương pháp mới để dự đoán dòng điện thanh cái phía một chiều tại các trạm điện kéo. Phương pháp sử dụng mô hình mạng nơ-ron, trong đó cơ sở dữ liệu được phân tích cho dự báo bao gồm giá trị dòng điện hiện tại của các feeder có liên quan và dữ liệu lịch sử của dòng điện thanh cái. Trong phương pháp đề xuất, cấu hình mạng nơ-ron

*Email: tvkhoi.ktd@utc.edu.vn

Load-current demand forecasting in substations of urban railway lines

Van Khoi Tran*

University of Transport and Communications, 3 Cau Giay Street, Lang Thuong Ward, Dong Da District, Hanoi, Vietnam

Received 15 August 2022; revised 8 September 2022; accepted 12 September 2022

Abstract:

Load-current forecasting is important in the operation and energy management of urban railway lines. It helps control strategies to manage and distribute energy optimally, thereby saving energy and reducing voltage fluctuations. This paper presents a method to predict the traction current at the busbar of a substation using the supervised machine learning algorithm. Because the traction power load is supplied from both adjacent traction power stations, and the energy exchange process between trains also takes place during work, the input data are selected to combine the value history of busbar currents and feeder currents. Besides, the neural network configuration and the number of training cycles in the estimated model can be adjusted to achieve the desired accuracy. The proposed method was tested and adjusted based on the actual operation data at the Lang traction station on 24 June, 2022. The estimated results compared with measurement data from the supervisory control and data acquisition (SCADA) have proven that the largest absolute error is no more than 5 (A). The maximum relative error is not more than 0.005, and the mean squared error does not exceed 0.01 over the whole operating time of a day from 4h45 to 22h45.

Keywords: energy management, neural network, substation load forecasting, urban railway.

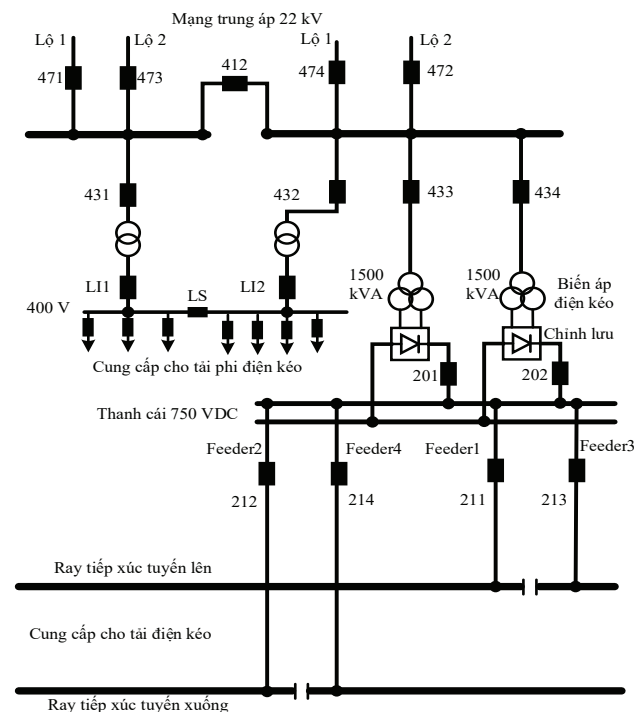
Classification number: 2.2

gồm 2 lớp ẩn, số lượng phần tử lớp ẩn được chọn dựa theo nguyên tắc ngón tay và bằng 3/2 số lượng dữ liệu lớp đầu vào. Ở lớp đầu vào, 4 đầu vào dữ liệu tại thời điểm t-1 của các feeder được giữ cố định, số dữ liệu lịch sử của dòng điện thanh cái được điều chỉnh tăng dần theo thứ tự thời điểm t-1, t-2, t-3, dữ liệu tại cùng thời điểm của ngày hôm trước cho đến khi đạt được độ chính xác yêu cầu. Để xác định tính hữu dụng của phương pháp đề xuất, một mô hình mô phỏng trên nền tảng ứng dụng Matlab 2020b được thực hiện dựa trên dữ liệu đo được tại trạm ga Láng của tuyến tàu điện số 2 Cát Linh - Hà Đông trong ngày 24/6/2022. Sai số của kết quả dòng điện dự đoán được so sánh với kết quả đo lường để minh họa hiệu quả của phương pháp đề xuất.

2. Nội dung nghiên cứu

2.1. Đặc điểm phụ tải đường sắt đô thị

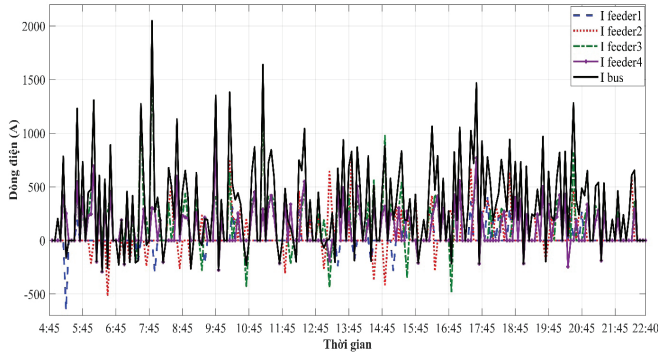
Trong hệ thống đường sắt đô thị, phụ tải lớn nhất là tàu điện có độ dao động công suất tức thời lớn do đặc điểm của nó là phụ tải chuyển động, đồng thời nhận điện song song từ 2 trạm điện kéo. Cứ khoảng 2-3 km sẽ được lắp đặt các trạm biến áp điện kéo có công suất 1,5-3 MVA để đảm bảo độ sụt áp trong phạm vi cho phép và mỗi trạm cung cấp điện cho 5-6 ga. Hình 1 cho thấy sơ đồ một sợi của trạm điện kéo ga Láng, tuyến đường sắt đô thị Cát Linh - Hà Đông. Hai đường vào là mạch vòng trung áp 22 kV được cung cấp từ trạm biến áp 220 kV Thành Công và trạm biến áp 110 kV Văn Quán. Trong trạm trang bị 4 máy biến áp. 2 máy biến áp 3 cuộn dây T3 và T4 cung cấp điện cho phụ tải điện kéo với phụ tải là các đoàn tàu. 2 máy biến áp còn lại là T1 và T2 tương ứng cung cấp điện cho các tải phi điện kéo, bao gồm phụ tải điện của các dịch vụ tiện ích và công trình của nhà ga.



Hình 1. Sơ đồ một sợi của trạm điện kéo ga Láng.

Hình 2 cho thấy, dòng phụ tải điện kéo ngày 24/6/2022 của trạm ga Láng, tuyến đường sắt Cát Linh - Hà Đông được trích xuất trong hệ thống SCADA. Do phụ tải đoàn tàu là chuyển động, phụ thuộc rất lớn vào làm việc (khởi động - tăng tốc, tốc độ không đổi, chạy đà, hãm, dừng) của đoàn tàu cũng như vị trí của đoàn tàu so với vị trí của trạm điện kéo. Từ đó làm cho phụ tải điện kéo biến động nhanh và trong dải phạm vi lớn. Trong trạng thái vận hành hiện tại, tuyến đường sắt số 2 mới vận hành 6 đoàn tàu trên toàn tuyến tương ứng 2/3 mức công suất của cả tuyến. Quan sát đồ thị dòng điện tại các feeder cũng như tại thanh cái trạm điện kéo ga Láng, dòng điện biến thiên trong khoảng 700-2200 A. Thời gian dòng điện biến đổi khá

nhANH, khoảng 15-60 giây. Sự biến đổi nhanh của dòng điện trong phạm vi rất rộng, ngoài việc phụ thuộc vào tải trọng đoàn tàu, sự di chuyển của đoàn tàu, còn do sự trao đổi năng lượng giữa các phân vùng cấp điện từ các feeder của trạm điện kéo. Từ đó tạo nên tính chất rất phức tạp của phụ tải trạm điện kéo.

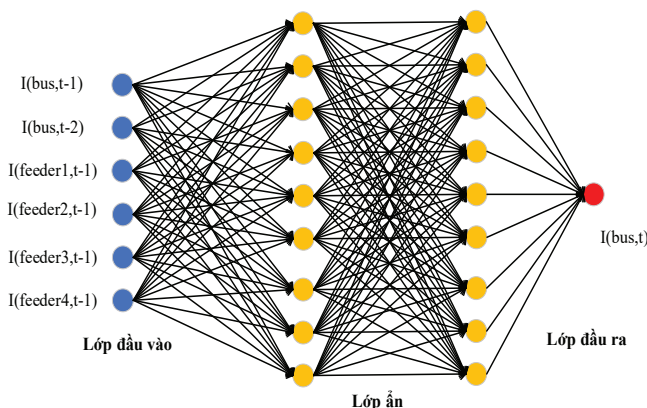


Hình 2. Dòng điện kéo tại các feeder và bus của trạm ga Láng ngày 24/6/2022.

2.2. Mô hình ước lượng dòng điện phụ tải trạm điện kéo

2.2.1. Thiết kế mạng nơ-ron

Với mục tiêu dự báo dòng điện thanh cái cung cấp cho phụ tải điện kéo ở thời điểm hiện tại, dữ liệu cần thiết để thực hiện bao gồm dữ liệu lịch sử của dòng điện thanh cái và dữ liệu dòng điện tại các feeder, từ đó hình thành cấu trúc liên kết ANN của mô hình (hình 3). Mô hình ANN được đề xuất có tối thiểu 5 nơ-ron trong lớp đầu vào, lớp đầu ra chỉ bao gồm 1 nơ-ron. Để đạt được độ chính xác mong muốn, số lượng nơ-ron lớp đầu vào có thể được bổ sung trong quá trình huấn luyện, từ đó số lượng nơ-ron trong lớp ẩn cũng sẽ tăng theo. Ở cấu trúc liên kết, mô hình đề xuất sử dụng hai lớp ẩn để đảm bảo mô tả chính xác tính chất phi tuyến của dòng điện, đồng thời giảm thiểu độ phức tạp trong cấu trúc và rút ngắn thời gian thực thi. Số lượng nơ-ron trong lớp ẩn chọn bằng 3/2 số lượng nơ-ron trong lớp đầu vào. Thuật toán Quasi-Newton được áp dụng để tối ưu hóa hàm mất mát bình quân phương với các trọng số được thiết lập tự động theo tối ưu hóa độ dốc gradient.



Hình 3. Sơ đồ cấu trúc liên kết của mô hình.

2.2.2. Đánh giá hiệu suất của mô hình

Để đo lường hiệu suất và đưa ra lựa chọn cấu trúc mô hình tốt nhất của các mô hình dự báo, thông thường các kỹ thuật thống kê được sử dụng để đánh giá kết quả dự báo như sai số bình phương trung bình (MSE) [11]. Trong nghiên cứu này, hiệu suất của mạng nơ-ron trong quá trình đào tạo và thử nghiệm cũng được đánh giá dựa trên sai số MSE. Bên cạnh đó, giá trị bình quân sai số (MAPE) là giá trị bình quân sai số tương đối của mỗi mẫu ước lượng cũng được sử dụng để đảm bảo độ chính xác tương đối trên toàn dải giá trị. Ngoài ra, giá trị sai số tuyệt đối cũng được quan tâm đảm bảo giá trị sai lệch lớn nhất cho phép chấp nhận được của từng mẫu ước lượng được kiểm soát. Các đại lượng sai số như minh họa trên các biểu thức (1), (2) và (3).

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (I_i^{\text{measured}} - I_i^{\text{predicted}})^2 \quad (1)$$

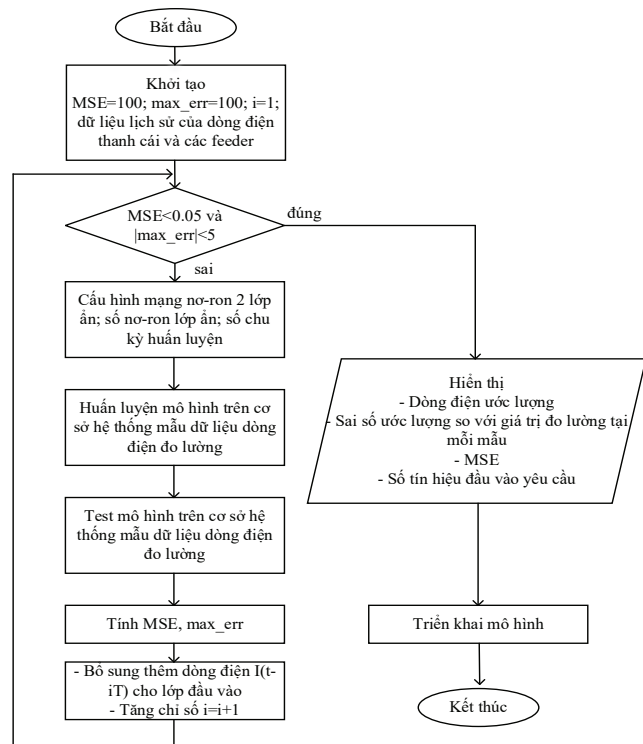
$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|I_i^{\text{measured}} - I_i^{\text{predicted}}|}{I_i^{\text{measured}}} \quad (2)$$

$$Err_i = |I_i^{\text{measured}} - I_i^{\text{predicted}}| \quad (3)$$

trong đó: m là tổng số mẫu ước lượng; I_i^{measured} là giá trị dòng điện đo lường; $I_i^{\text{predicted}}$ là giá trị dòng điện dự báo.

2.3. Huấn luyện, thử nghiệm và triển khai mô hình

Mỗi mô hình máy học sử dụng ANN đều cần được phát triển với một chuỗi các bước như thu thập dữ liệu, xử lý dữ liệu, phát triển kiến trúc ANN, đào tạo và thử nghiệm mô hình để triển khai. Các bước quy trình để phát triển mô hình ANN

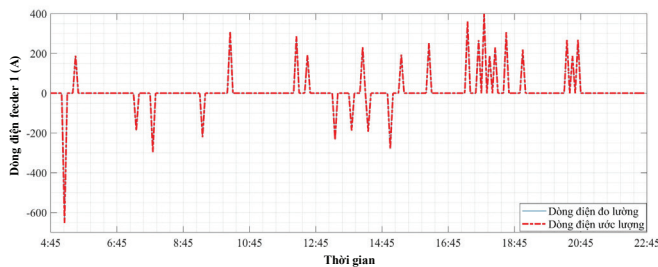


Hình 4. Sơ đồ thuật toán quy trình huấn luyện và triển khai mô hình.

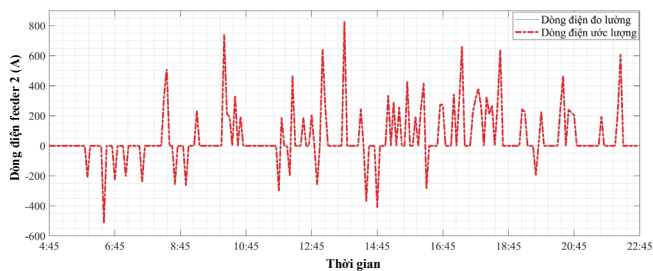
tối ưu trong nghiên cứu này được thực hiện như mô tả ở hình 4. Cơ sở sử dụng là phương pháp thử nghiệm và tìm kiếm, quá trình thử nghiệm cấu hình cho đến khi đạt độ chính xác theo yêu cầu thì dừng lại. Khởi tạo quá trình thử nghiệm từ số lượng nơ-ron lớp đầu vào tối thiểu (5 nơ-ron), sau đó tăng dần theo thời điểm quá khứ $t-2$, $t-3$, dữ liệu cùng thời điểm ngày hôm trước, tuần trước. Nếu số nơ-ron lớp đầu vào đủ lớn mà vẫn không đạt được độ chính xác yêu cầu trong huấn luyện thì sẽ thực hiện tăng cấu hình số lớp. Quá trình thực hiện như vậy cho đến khi đạt được độ chính xác yêu cầu.

3. Kết quả và bàn luận

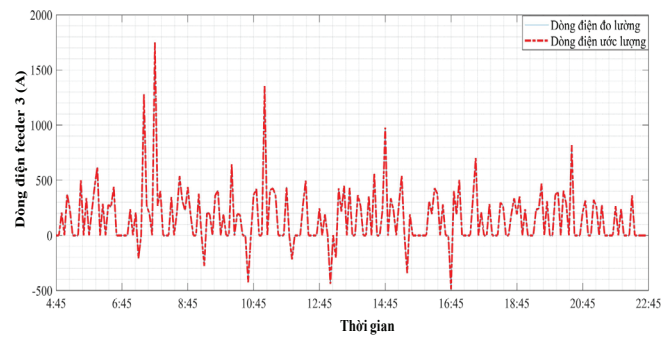
Trên cơ sở phương pháp đề xuất, một mô hình thử nghiệm được xây dựng trong Matlab 2020b. Dữ liệu sử dụng trong mô hình để thử nghiệm và so sánh dựa trên cơ sở dữ liệu của trạm ga Láng trích xuất từ hệ thống SCADA ngày 24/6/2022 như minh họa ở hình 2. Để đảm bảo tính ổn định của hiệu suất mô hình, số mẫu lựa chọn trong quá trình huấn luyện cần đủ lớn. Trong nghiên cứu này, lựa chọn số mẫu trong quá trình huấn luyện tối thiểu bằng 1/4 tổng số mẫu ước lượng, tương ứng sẽ chọn các mẫu trong thời gian từ 4h45 đến 8h45. Các mẫu còn lại từ 8h45' đến 22h45' được sử dụng trong quá trình kiểm tra (test). Kết quả dòng điện ước lượng theo phương pháp đề xuất so sánh với dòng điện đo lường trích xuất từ hệ thống SCADA trên các feeder và thanh cái minh họa tương ứng ở các hình 5-9. Quan sát kết quả có thể nhận thấy, dòng điện phụ tải điện kéo xuất hiện với các xu hướng diễn biến rất khác nhau và không có tính quy luật. Tuy nhiên, kết quả ước lượng theo phương pháp đề xuất luôn bám theo các kết quả đo lường thực tế trong toàn phạm vi mẫu thử nghiệm cả trong giai đoạn huấn luyện và trong giai đoạn test. Mỗi tương quan giữa giá trị ước lượng và giá trị đo lường lên đến 99,997%.



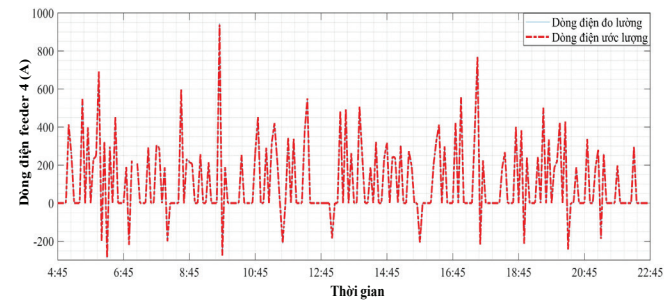
Hình 5. Kết quả ước lượng dòng điện tại feeder 1.



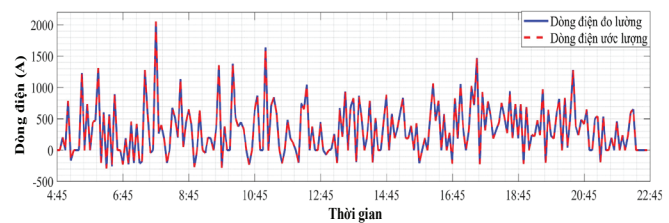
Hình 6. Kết quả ước lượng dòng điện tại feeder 2.



Hình 7. Kết quả ước lượng dòng điện tại feeder 3.

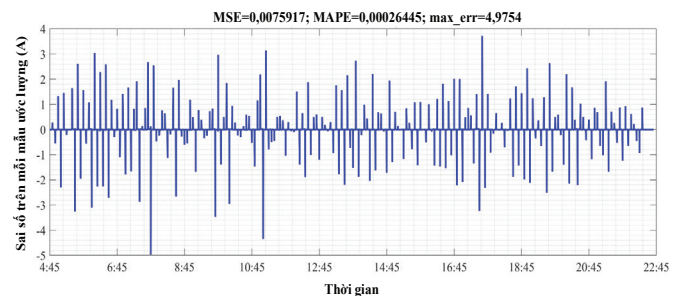


Hình 8. Kết quả ước lượng dòng điện tại feeder 4.



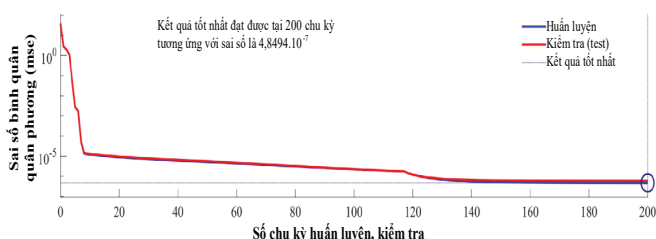
Hình 9. Kết quả ước lượng dòng điện tại thanh cái.

Hình 10 mô tả sai số giữa kết quả ước lượng và kết quả đo lường của dòng điện trên thanh cái tương ứng với từng mẫu dự báo. Quan sát trên hình có thể nhận thấy số mẫu có sai số ước lượng lớn là không nhiều, ước chừng 150/64800 mẫu. Giá trị sai số lớn nhất $\max_err=4,9754$ A. Bình quân của bình phương sai số (MSE) bằng 0,0075917, còn bình quân sai số tương đối MAPE bằng 0,00026445.



Hình 10. Sai số kết quả ước lượng tại mỗi mẫu.

Hiệu suất của mô hình đạt được như mong muốn cũng cần được huấn luyện với số chu kỳ đủ lớn. Hình 11 mô tả hiệu suất huấn luyện của mô hình đề xuất trong trường hợp cấu hình gồm 7 nơ-ron lớp đầu vào tương ứng là $I(\text{feeder1}, t-1)$, $I(\text{feeder2}, t-1)$, $I(\text{feeder3}, t-1)$, $I(\text{feeder4}, t-1)$, $I(\text{bus}, t-1)$, $I(\text{bus}, t-2)$, $I(\text{bus}, t-3)$, 2 lớp ẩn tương ứng với số nơ-ron bằng 11. Hiệu suất đạt ngưỡng tốt với $\text{MSE} < 10^{-5}$ cả trên mẫu huấn luyện và mẫu thử với tối thiểu 11 chu kỳ. Đến khoảng 40 chu kỳ, hiệu suất hầu như được cải thiện rất ít, gần như duy trì ở ngưỡng $\text{MSE} = 0,5 \times 10^{-6}$. Dựa trên căn cứ này để lựa chọn chu kỳ huấn luyện tối ưu trong giai đoạn triển khai mô hình.



Hình 11. Hiệu suất mô hình theo số chu kỳ huấn luyện.

Kết quả thử nghiệm trên mô hình mô phỏng đã minh chứng rằng, phương pháp đề xuất có khả năng dự báo dòng điện phụ tải điện kéo trên các trạm điện kéo với độ chính xác cao, hoàn toàn có khả năng triển khai trên thực tiễn phục vụ công tác quản lý, điều phối và dự báo năng lượng trên các tuyến đường sắt đô thị.

4. Kết luận

Bài báo đã trình bày một phương pháp dự báo dòng điện phụ tải điện kéo sử dụng ANN. Kết quả cho thấy, ANN phù hợp để nội suy giữa dữ liệu mẫu dòng điện thanh cái và dòng điện các feeder của các tập huấn luyện để cung cấp mẫu dòng điện thanh cái trong tương lai. Để cung cấp kết quả chính xác cao, dữ liệu huấn luyện đã được trải rộng trong không gian đặc trưng. Thời gian đào tạo cần thiết được xác định cho đến khi đạt được sai số và hiệu suất yêu cầu. Với kết quả mỗi tương quan giữa giá trị đo được và giá trị dự đoán lên đến 99,997% thì phương pháp đề xuất trong nghiên cứu này đủ tốt để áp dụng cho hệ thống quản lý năng lượng trên các tuyến đường sắt đô thị.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Giao thông Vận tải thông qua đề tài mã số T2023-DT-006. Tác giả xin trân trọng cảm ơn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] H. Yang, W.D. Shen, Q. Yu, et al. (2020), "Coordinated demand response of rail transit load and energy storage system considering driving comfort", *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, **6**(4), pp.749-759, DOI: 10.17775/CSEEJPES.2020.02590.
- [2] R. Lamedica, A. Ruvio, L. Palagi, et al. (2020), "Optimal siting and sizing of wayside energy storage systems in a D.C. railway line", *Energies*, **13**(23), pp.1-22, DOI: 10.3390/en13236271.
- [3] X. Liu, K. Li (2020), "Energy storage devices in electrified railway systems - A review", *Transportation Safety and Environment*, **2**(3), pp.183-201, DOI: 10.3390/en13236271.
- [4] V. Veeramsetty, R. Deshmukh (2020), "Electric power load forecasting on a 33/11 kV substation using artificial neural networks", *SN Applied Sciences*, **2**, DOI: 10.1007/s42452-020-2601-y.
- [5] D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks, et al. (1991), "Electric load forecasting using an artificial neural network", *IEEE Transactions on Power Systems*, **6**(2), pp.442-449, DOI: 10.1109/59.76685.
- [6] D. Srinivasan, S.S. Tan, C.S. Chang, et al. (1999), "Parallel neural network-fuzzy expert system strategy for short-term load forecasting", *IEEE Transactions on Power Systems*, **14**(3), pp.1100-1106, DOI: 10.1109/59.780934.
- [7] Y. Chen, P.B. Luh, C. Guan, et al. (2010), "Short-term load forecasting: Similar day-based wavelet neural networks", *IEEE Transactions on Power Systems*, **25**(1), pp.322-330, DOI: 10.1109/TPWRS.2009.2030426.
- [8] T. Senjyu, H. Takara, K. Uezato, et al. (2002), "One-hour-ahead load forecasting using neural network", *IEEE Transactions on Power Systems*, **17**(1), pp.113-118, DOI: 10.1109/59.982201.
- [9] K. Shaloudegi, N. Madinehi, S.H. Hosseini, et al. (2012), "A novel policy for locational marginal price calculation in distribution systems based on loss reduction allocation using game theory", *IEEE Transactions on Power Systems*, **27**(2), pp.811-820, DOI: 10.1109/TPWRS.2011.2175254.
- [10] M.M. Sangdehi, K.L.V. Iyer, K. Mukherjee, et al. (2012), "Short term power demand forecasting in light- and heavy-duty electric vehicles through linear prediction method", *2012 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, DOI: 10.1109/ITEC.2012.6243480.
- [11] S.A. Ali, A. Ahmad (2019), "Forecasting MSW generation using artificial neural network time series model: A study from metropolitan city", *SN Applied Sciences*, **1**(11), DOI: 10.1007/s42452-019-1382-7.