

Nghiên cứu Ứng dụng lý thuyết dự báo để thiết lập Phương án chuyển tải công tác tối ưu tại trạm biến áp 110kV

Huỳnh Tiến Đạt^{1,2}, Nguyễn Thị Bích Tuyền^{1,2,*}, Nguyễn Ngọc Phúc Diễm¹, Lê Thị Tịnh Minh¹, Lê Quang Bình², Lâm Bửu Qui^{1,2}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

TÓM TẮT

Đối với hệ thống điện, dự báo phụ tải ngắn hạn luôn được coi là một trong những bài toán cực kỳ quan trọng và mang lại nhiều lợi ích thiết thực trong công tác vận hành lưới điện. Trong những năm gần đây, cùng với sự phát triển mạnh mẽ của hệ thống máy tính điện tử, các mô hình dự báo phức tạp ngày càng được ứng dụng hiệu quả và phổ biến hơn trên thế giới. Tuy nhiên hiện nay ở Việt Nam, việc ứng dụng các mô hình này vào các vấn đề thực tế còn rất hạn chế và công tác dự báo phụ tải ngắn hạn vẫn còn mang đậm tính chất kinh nghiệm thuần túy. Dự báo theo kinh nghiệm dễ dẫn đến sai lệch và gây ra các hậu quả nghiêm trọng, thực tế đã có nhiều sự cố xảy ra và cũng được đề cập trong bài báo này. Trước tình hình trên, bài báo sẽ trình bày về lợi ích và sự cần thiết của việc ứng dụng các mô hình dự báo phụ tải ngắn hạn vào công tác điều hành lưới điện tại Việt Nam. Bên cạnh đó, bài báo cũng đề xuất thiết lập phương án chuyển tải tối ưu cho trạm biến áp 110kV khi có công tác sửa chữa lớn từ các mô hình dự báo, điều này nhằm tránh hiện tượng quá tải máy biến thế hay quá tải các phát tuyến lân cận, giảm gánh nặng cho người điều hành lưới điện. Thông qua các ví dụ và số liệu cụ thể, bài báo cũng đã chứng minh được tính hiệu quả của phương pháp đề xuất.

Từ khoá: Dự báo phụ tải ngắn hạn, Mô hình SVM, LSTM – RNN và ANN, Ứng dụng dự báo phụ tải ngắn hạn, Phương án chuyển tải tối ưu khi công tác trạm biến áp

¹Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM, Việt Nam

²Tổng Công ty Điện lực Thành phố Hồ Chí Minh, TP.Hồ Chí Minh, Việt Nam

Liên hệ

Nguyễn Thị Bích Tuyền, Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM, Việt Nam

Tổng Công ty Điện lực Thành phố Hồ Chí Minh, TP.Hồ Chí Minh, Việt Nam

Email: ntbtyuyen.sdh19@hcmut.edu.vn

Lịch sử

- Ngày nhận: 07/4/2021
- Ngày chấp nhận: 06/9/2021
- Ngày đăng: 30/9/2021

DOI: 10.32508/stdjet.v4i3.826



Bản quyền

© ĐHQG Tp.HCM. Đây là bài báo công bố mở được phát hành theo các điều khoản của the Creative Commons Attribution 4.0 International license.



GIỚI THIỆU

Điện năng là ngành “xương sống” của nền kinh tế xã hội quốc gia. Không có điện thì mọi hoạt động sản xuất, kinh doanh, sinh hoạt đều bị đình trệ. Ngoài tính quan trọng thì điện năng còn là một sản phẩm vô cùng đặc biệt vì yêu cầu phải đáp ứng nhanh chóng những biến đổi của phụ tải tại mọi thời điểm và hầu như không thể dự trữ được. Do đó dự báo phụ tải một cách chính xác luôn là nhiệm vụ quan trọng trong công tác vận hành ổn định lưới điện nhằm đảm bảo tính linh hoạt và độ tin cậy cung cấp điện theo nhu cầu phụ tải¹.

Hiện nay, sự thâm nhập mạnh mẽ của các nguồn năng lượng tái tạo (Renewable Energy Source – RES)², sự đa dạng hóa các mô hình phụ tải và sự phát triển nhanh chóng cả về chiều rộng lẫn chiều sâu của lưới điện đã khiến công tác dự báo, quy hoạch và vận hành trở nên ngày càng phức tạp hơn. Chính vì vậy, việc cải thiện chất lượng dự báo, đặc biệt là công tác dự báo phụ tải ngắn hạn, cũng như việc ứng dụng hiệu quả các kết quả là vấn đề nghiên cứu cấp thiết đối với lưới điện nước ta¹.

Với sự phát triển của máy tính, dự báo phụ tải ngắn hạn (Short-time Load Forecasting) trong lưới phân

phối ngày nay thường được thực hiện bằng các mô hình học máy thông thường hoặc các mô hình học sâu (Deep-learning)^{3,4}. Trong tài liệu⁵, mô hình ARIMA đã được kết hợp với phương pháp “ngày tương tự” để dự báo phụ tải trong ngày. Các mô hình học máy thông thường, cụ thể là mạng Nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network), Máy học nhiều tầng (Ensembled Extreme Learning Machine), cũng cho kết quả tốt khi thực hiện dự báo phụ tải ngắn hạn⁶. Trong giai đoạn gần đây, các mô hình học sâu cũng đã được áp dụng rộng rãi. Điển hình như mạng Nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network) và mô hình Bộ nhớ dài – ngắn hạn (Long-Short Term Memory) đã được triển khai thành công và thu được kết quả tốt^{7,8}. Bên cạnh đó, các bộ lọc tiền xử lý dữ liệu cũng đã được nghiên cứu có những bước phát triển vượt bậc như bộ lọc Kalman⁹, bộ lọc DBSCAN^{10,11}, bộ lọc rời rạc dựa trên biến đổi Wavelet (Discrete Wavelet - transform)¹² và gần đây là bộ lọc dựa trên độ tin cậy dữ liệu đầu vào (Best Input Data Confidence Interval)⁴. Ở Việt Nam hiện nay, công tác dự báo phụ tải ngắn hạn chủ yếu theo mô hình chuyên gia phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm cá nhân thuần túy. Nghiên cứu mô hình dự báo phụ tải ngắn hạn và áp dụng vào thực tế là điều hết sức cần thiết lúc này. Bài báo đưa ra một

Trích dẫn bài báo này: Đạt H T, Tuyền N T B, Diễm N N P, Minh L T T, Bình L Q, Qui L B. **Nghiên cứu Ứng dụng lý thuyết dự báo để thiết lập Phương án chuyển tải công tác tối ưu tại trạm biến áp 110kV.** *Sci. Tech. Dev. J. - Eng. Tech.*; 4(3):1119-1133.

hướng ứng dụng mới của các mô hình dự báo phụ tải ngắn hạn nhằm thiết lập phương án chuyển tải tối ưu khi có công tác lớn tại một trạm biến áp 110kV (có cô lập máy biến thế). Cụ thể, dựa vào dữ liệu phụ tải 1 năm trước ngày công tác (24 mẫu/1 ngày), phương pháp sẽ từng bước đi tìm đồ thị phụ tải dự báo trong ngày công tác ấy và đưa ra phương án chuyển tải tối ưu giúp:

- Tránh tình trạng đẩy tải hay quá tải MBT và các tuyến dây, giúp tăng cường tuổi thọ các phần tử lưới điện và phòng tránh các sự cố lớn.

- Đơn giản hóa thao tác cô lập và tái lập máy biến thế, giảm áp lực điều hành lưới điện cho điều độ viên trong thời gian công tác.

Bài báo cũng xét đến một số tình huống thực tế nhằm đưa ra phân tích và đánh giá hiệu quả của phương pháp.

Tiếp theo đây, phần 2 sẽ khái quát lý thuyết về dự báo và các mô hình được áp dụng trong nghiên cứu. Trong phần 3, chúng tôi sẽ giới thiệu về lưới điện, tình hình vận hành hiện tại và các tình huống đã xảy ra trong thực tế. Kết quả mô phỏng và các đánh giá sẽ được thảo luận trong phần 4. Cuối cùng, phần 5 sẽ đưa ra các kết luận và phương hướng phát triển của nghiên cứu này.

TỔNG QUAN LÝ THUYẾT

Lý thuyết dự báo phụ tải

Dự báo phụ tải là công tác dùng dữ liệu phụ tải trong quá khứ để dự đoán xu hướng thay đổi, phát triển của phụ tải nhằm đưa ra những phương án, hoạch định phù hợp. Cụ thể trong Thông tư số 19/2017/TT-BCT¹³ quy định rõ về *Dự báo nhu cầu phụ tải điện* là hoạt động tính toán, ước lượng và đánh giá xu hướng tăng trưởng, tốc độ tăng trưởng và nhu cầu của phụ tải điện được cung cấp điện từ hệ thống điện trong ngắn hạn, trung hạn và dài hạn.

a. Phân loại dự báo phụ tải¹⁴

- *Dự báo phụ tải dài hạn*: Thời gian dự báo thường được tính từ vài tuần, vài tháng đến vài năm.

- *Dự báo trung hạn*: Thời gian dự báo thường được tính từ vài ngày đến một tuần.

- *Dự báo phụ tải ngắn hạn*: Thời gian dự báo được tính từ vài phút, vài giờ đến một ngày.

Loại dự báo dài hạn và trung hạn có thời gian tương đối xa so với hiện tại, do đó được dùng trong công tác quy hoạch và đầu tư phát triển hệ thống điện (HTĐ), mang nhiều ý nghĩa về mặt chiến lược.

Dự báo ngắn hạn giữ vai trò quan trọng trong việc lập phương thức vận hành thường xuyên; lên kế hoạch bảo dưỡng, sửa chữa;..., nhằm đảm bảo vận hành hệ thống điện một cách an toàn và hiệu quả.

b. Các yếu tố chính ảnh hưởng đến dự báo phụ tải ngắn hạn

Đồ thị phụ tải là đường biểu diễn phụ tải theo thời gian t, phụ thuộc vào các thông số chế độ (P, Q, U, I), tần số (f) và module điện áp () của hệ thống. Phụ tải có hai đặc tính cơ bản:

- *Tính ngẫu nhiên*: Tại mỗi thời điểm trong ngày, tùy vào mức độ sử dụng mà phụ tải sẽ khác nhau. Phụ tải có tính ngẫu nhiên và phản ánh tính chất của tải.

- *Tính chu kỳ*: Do nhu cầu sử dụng của con người có tính chu kỳ, thường lặp đi lặp lại trong một khoảng thời gian (ngày, tuần, tháng,...) đã tạo nên tính chu kỳ trong sự biến đổi của phụ tải, điều này mà có thể dự báo được với mức độ chính xác tương đối cao. Tính chu kỳ là một trong những yếu tố ảnh hưởng đến dự báo ngắn hạn

Tính chu kỳ có thể phân loại như sau:

+ *Theo thiên văn*: Chu kỳ quay của Trái Đất, các mùa trong năm

+ *Theo thời tiết*: Nhiệt độ, không khí, nắng, mưa,...

+ *Yếu tố xã hội, hoạt động của con người*: 1 tuần có 7 ngày, trong đó có ngày làm việc, ngày nghỉ Lễ hoặc cuối tuần; 1 ngày có 24 giờ trong đó có giờ sinh hoạt, giờ làm việc, giờ nghỉ ngơi,....

Trong thực tế vận hành HTĐ ở Việt Nam, do thành phần phụ tải sinh hoạt và dịch vụ còn chiếm tỷ lệ khá cao nên sự chênh lệch phụ tải cao điểm (Pmax) và phụ tải thấp điểm (Pmin) trong một ngày là rất lớn (khoảng 2,5 đến 3 lần). Đây chính là hai giá trị phụ tải đặc biệt trong đồ thị phụ tải ngày và được người làm công tác điều độ quan tâm nhiều nhất trong quá trình vận hành¹⁵.

Cụ thể, một số nhận xét về ảnh hưởng đến phụ tải HTĐ Việt Nam như sau:

- Phụ tải trong các ngày làm việc thường cao hơn phụ tải trong ngày Lễ hoặc cuối tuần do tải công nghiệp lớn hơn tải sinh hoạt rất nhiều. Đặc biệt trong ngày Lễ, phụ tải giảm đáng kể.

- Có thể xem phụ tải là một hàm số phụ thuộc nhiệt độ vì phụ tải tăng khi nhiệt độ tăng (do sử dụng nhiều thiết bị làm mát), tuy nhiên ở miền Bắc là trường hợp đặc biệt khi nhiệt độ giảm thì phụ tải lại tăng do việc tăng cường sử dụng các thiết bị sưởi ấm.

- Trong thời điểm có công tác sửa chữa lớn cắt điện diện rộng làm điện năng tiêu thụ giảm đáng kể. Ví dụ cải tạo trạm biến áp 220kV, cắt điện đường dây để thêm đường dây mới,...

Các yếu tố ảnh hưởng đến phụ tải cần được xem xét kỹ lưỡng trong dự báo phụ tải ngắn hạn, đặc biệt là dự báo theo giờ, theo ngày để đạt độ sai số là nhỏ nhất, đảm bảo an toàn công tác vận hành và hiệu quả kinh tế.

c. Ảnh hưởng của dự báo phụ tải ngắn hạn đến công tác vận hành

So với dự báo dài hạn và trung hạn thì dự báo phụ tải ngắn hạn có vai trò quan trọng hơn đối với công tác vận hành. Những phương thức vận hành cơ bản trong ngày như huy động nguồn, phối hợp thủy điện và nhiệt điện, truyền tải công suất giữa các miền, giải quyết các công tác sửa chữa trên lưới điện và đánh giá mức độ an toàn hệ thống điện (HTĐ) ... đều đòi hỏi phải có dự báo phụ tải ngắn hạn chính xác¹⁵.

Đối với phương thức vận hành trên diện rộng như huy động nguồn, phối hợp các nhà máy điện, truyền tải công suất giữa các miền,...việc dự báo sai gây ra những ảnh hưởng rất lớn, nhất là đối với kinh tế vận hành. Nếu dự báo cao hơn thực tế sẽ làm chi phí tăng do huy động dư thừa các nguồn dự phòng đắt tiền. Ngược lại, nếu dự báo thấp hơn sẽ dẫn đến nguồn dự phòng thấp, giảm an toàn cung cấp điện, có thể phải cắt điện khách hàng, gây thiệt hại cả về kinh tế lẫn đời sống sinh hoạt của người dân, giảm uy tín phục vụ của ngành đối với khách hàng.

Ngoài ra, dự báo phụ tải ngắn hạn còn đóng vai trò quan trọng trong việc thiết lập kế hoạch công tác sửa chữa, bảo dưỡng lưới điện. Dự báo chính xác giúp cho phương án lập ra được tối ưu, vừa giúp thực hiện công tác hiệu quả, vừa đảm bảo vận hành lưới điện ổn định trong thời gian công tác.

d. Ứng dụng dự báo phụ tải ngắn hạn để hạn chế quá tải máy biến thế

Máy biến thế (MBT) là phần tử đóng vai trò vô cùng quan trọng trong lưới điện, MBT giúp biến đổi điện năng xuống cấp điện áp thấp hơn cung cấp cho toàn bộ lượng khách hàng sử dụng điện. Vì vậy, việc bảo vệ và đảm bảo vận hành an toàn MBT sẽ góp phần đảm bảo độ tin cậy cung cấp điện.

Ngày nay, nhu cầu sử dụng điện ngày càng tăng dẫn đến hệ thống điện có thể quá tải, điều đó gây sức ép lên MBT, làm giảm hiệu suất cũng như tuổi thọ của chúng. Việc quá tải MBT còn có thể gây nên quá nhiệt làm cháy các cuộn dây dẫn đến các hỏng hóc lớn trong MBT, hậu quả là gây mất điện cho một lượng lớn khách hàng¹⁶. Để hạn chế các sự cố, MBT thường có các đợt bảo trì định kỳ để kiểm tra và khắc phục các khiếm khuyết. Tuy nhiên, các đợt bảo trì lớn cần cô lập MBT đẩy TBA vào chế độ vận hành N-1 lại làm tăng nguy cơ quá tải các MBT còn lại. Vì vậy, chúng ta cần có quyết định và phương án chuyển tải phù hợp khi có công tác bảo trì lớn.

Ứng dụng các mô hình dự báo để tính toán chuyển tải tối ưu nhằm hạn chế tình trạng đầy hoặc quá tải máy biến và các tuyến dây khi công tác là một hướng nghiên cứu mới được thể hiện trong bài báo này.

Một số mô hình dự báo phụ tải phổ biến

Dưới đây, một số mô hình dự báo phụ tải phổ biến được trình bày ngắn gọn như sau:

a. Mô hình SVM

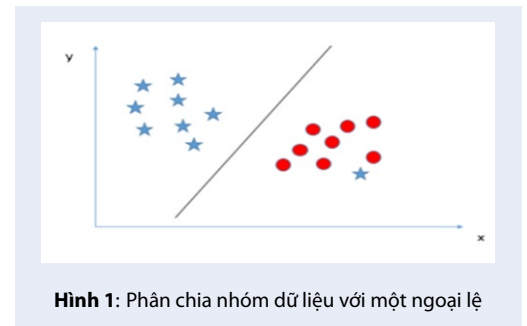
- Giới thiệu SVM:

SVM (Support Vector Machine) là một trong các mô hình mạnh mẽ cho các bài toán phân loại và phân tích hồi quy. Bài toán tối ưu trong SVM chính là bài toán đi tìm đường phân chia giữa hai lớp dữ liệu sao cho “Margin” (khoảng cách từ đường phân chia đến các điểm dữ liệu trên lề - điểm gần nhất) là lớn nhất. Vì nói chung, lề càng lớn thì sai số tổng quát hóa của thuật toán phân loại càng bé.

- Mô hình và thuật toán SVM:

Đường phân chia giữa hai lớp dữ liệu được chọn dựa trên các nguyên tắc sau¹⁷:

Nguyên tắc 1: Chia bộ dữ liệu thành hai nhóm riêng biệt (SVM cũng có khả năng chấp nhận ngoại lệ - ví dụ như Hình 1)¹⁸

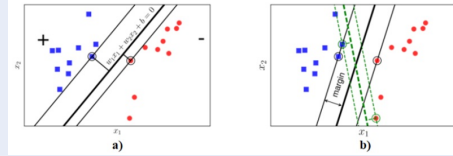


Hình 1: Phân chia nhóm dữ liệu với một ngoại lệ

Nguyên tắc 2: Xác định khoảng cách lớn nhất từ điểm gần nhất của hai lớp đến đường phân chia (margin), margin của hai nhóm này phải bằng nhau và là lớn nhất¹⁹. Nhận thấy trong Hình 2a, margin của hai nhóm không bằng nhau, trong Hình 2b, cả hai đường đen đậm nét liền và đường xanh lá đậm nét đứt đều có margin bằng nhau giữa hai nhóm, tuy nhiên margin của đường đen đậm nét liền lớn hơn, do đó đường phân chia đen đậm nét liền là tối ưu nhất.

Nguyên tắc 3: Có thể biến đổi linh hoạt bằng kỹ thuật biến đổi đối với bộ dữ liệu phức tạp khó phân chia như Hình 3a. Kỹ thuật này gọi là Kernel¹⁹ (kỹ thuật hạt nhân) sẽ thực hiện một số biến đổi dữ liệu phức tạp, sau đó tìm ra quá trình tách dữ liệu dựa trên các nhân hoặc đầu ra đã xác định trước. Một ví dụ trong Hình 3 là dữ liệu đã được biến đổi qua hàm $z = x^2 + y^2 > 0 \forall x, y$.

Tóm lại, có vô số mặt phân cách tạo ra bởi vô số đường phân chia giữa hai nhóm dữ liệu (Hình 4), tuy nhiên,

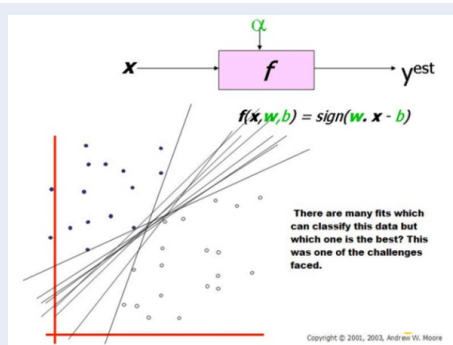


Hình 2: Mô tả đường margin a) Đường màu đen đậm nét liền; b) Đường màu đen đậm nét liền và đường màu xanh lá đậm nét đứt



Hình 3: Dữ liệu a) Trước khi biến đổi; b) Sau khi biến đổi

bài toán SVM là bài toán đi tìm mặt phân cách sao cho margin tìm được là lớn nhất, đồng nghĩa với việc các điểm dữ liệu an toàn nhất so với mặt phân cách, nghiệm của bài toán này là duy nhất.



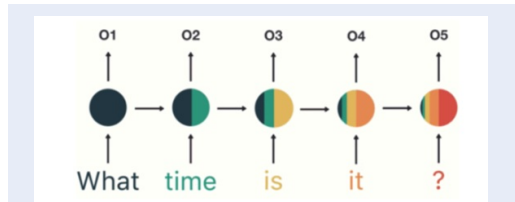
Hình 4: Vô số siêu phẳng được tạo ra để phân hai lớp dữ liệu²⁰

b. Mô hình LSTM - RNN

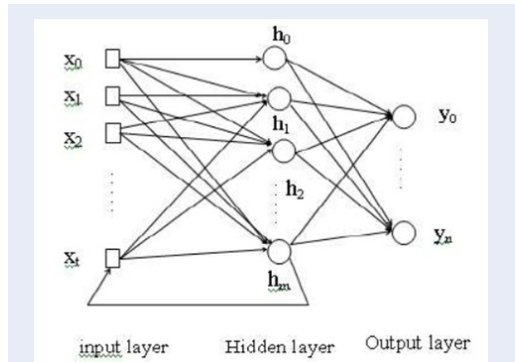
- Mô hình RNN:

Mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent Neural Networks – RNN) là các mô hình dựa trên trình tự để hình thành mối tương quan thời gian giữa lớp trước với lớp hiện tại (Hình 5), cho phép sử dụng yếu tố đầu ra để làm một trong các đầu vào của thuật toán. Trên Hình 6 thể hiện một mạng hồi quy tổng quát⁴.

Huấn luyện mạng RNN cũng tương tự như các mạng nơ-ron truyền thống. Tuy nhiên, đạo hàm tại mỗi



Hình 5: Trình tự dữ liệu đầu vào trong RNN

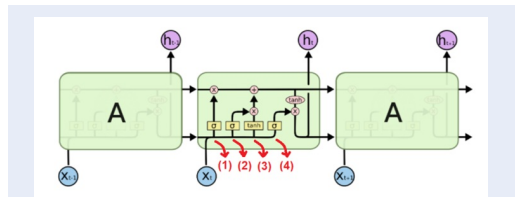


Hình 6: Mạng hồi quy tổng quát¹⁵

đầu ra không chỉ phụ thuộc vào các tính toán tại nút đó mà còn phụ thuộc vào các nút trước đó nữa. Các bước phụ thuộc càng xa thì việc học sẽ càng khó khăn hơn vì sẽ xuất hiện vấn đề hao hụt của đạo hàm. Và một phương pháp điển hình được đề xuất để giải quyết vấn đề này, đó là LSTM.

- Mô hình LSTM:

LSTM (Long Short-Term Memory networks) là một dạng đặc biệt của RNN, nó có khả năng học được các phụ thuộc xa. LSTM xuất hiện năm 1997, sau đó đã được cải tiến và phổ biến rộng rãi như hiện nay²¹. Hình 7 thể hiện cấu trúc của LSTM gồm 4 lớp tương tác.



Hình 7: Cấu trúc module lặp lại trong LSTM gồm 4 lớp tương tác

Yếu tố cốt lõi của LSTM là trạng thái tế bào, đó là một dạng băng truyền, chạy xuyên suốt tất cả các mắt xích

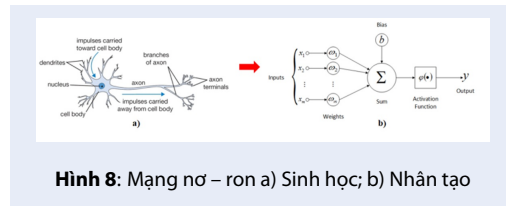
(nút mạng). LSTM có khả năng bỏ đi hoặc thêm vào các thông tin cần thiết cho trạng thái tế bào và chúng được điều chỉnh bởi các cổng (gate). Cổng là nơi sàng lọc các thông tin đi qua nó bởi một tầng mạng sigmoid σ – tầng cổng quên và một phép nhân (1) cho giá trị đầu ra 0 (loại bỏ) hoặc 1 (giữ lại). Tiếp theo là quyết định lưu thông tin mới nào vào trạng thái tế bào, gồm một tầng sigmoid σ – tầng cổng vào (2) để quyết định thông tin mới sẽ thêm vào và tiến hành bởi một phép nhân với tầng *tanh* (3). Cuối cùng là quyết định đầu ra qua một tầng sigmoid σ – tầng cổng ra (4), đưa trạng thái tế bào qua một hàm *tanh* để đưa giá trị về khoảng [-1;1], nhân với tín hiệu của tầng cổng ra để được giá trị đầu ra mong muốn.

Mô tả trên là mô hình LSTM chuẩn, những năm sau đó ngày càng có nhiều biến thể của LSTM bằng việc kết hợp các tầng cổng với nhau tạo nên sự khác biệt.

c. Mô hình ANN

- Mô hình ANN:

Mạng nơ – ron nhân tạo (Artificial Neural Network-ANN) là một mô hình lấy ý tưởng từ mạng nơ – ron thần kinh của sinh vật²²(Hình 8). ANN cũng giống như bộ não con người, được học bởi các kinh nghiệm thông qua huấn luyện, có khả năng lưu giữ những tri thức và sử dụng tri thức đó trong việc dự đoán các dữ liệu chưa biết.



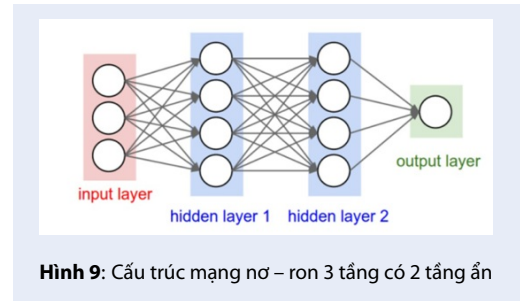
Hình 8: Mạng nơ – ron a) Sinh học; b) Nhân tạo

Cấu trúc của một mô hình ANN gồm 3 tầng (Hình 9):

- Tầng vào (Input layer): Là tầng bên trái cùng của mạng thể hiện cho các đầu vào của mạng;
- Tầng ra (Output layer): Là tầng bên phải cùng của mạng thể hiện cho các đầu ra của mạng;
- Tầng ẩn (Hidden layer): Là tầng nằm giữa tầng vào và tầng ra thể hiện cho việc suy luận logic của mạng, có thể có một hoặc nhiều tầng ẩn.

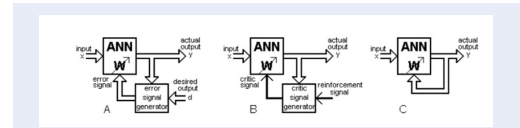
Mỗi tầng đều có số lượng nút mạng khác nhau tùy thuộc vào bài toán, dữ liệu đầu vào của bài toán và cách giải quyết, thường các lớp ẩn sẽ có số nút bằng nhau. Bên cạnh đó, các nút mạng tại các tầng khác nhau phải được liên kết với nhau để tạo thành mạng kết nối đầy đủ.

- Huấn luyện ANN:



Hình 9: Cấu trúc mạng nơ – ron 3 tầng có 2 tầng ẩn

Bất kỳ một mạng nơ – ron nào được tạo ra cũng phải được huấn luyện. Mục đích của huấn luyện mạng là xác định các bộ trọng số của các nơ – ron trong mạng từ các dữ liệu. Nếu quá trình huấn luyện có sử dụng tín hiệu ra mong muốn *d*, ta nói các nơ – ron học có giám sát. Nếu quá trình huấn luyện không sử dụng tín hiệu ra mong muốn, ta nói các nơ – ron học không có giám sát. Nếu quá trình huấn luyện không sử dụng tín hiệu ra mong muốn nhưng có sử dụng 1 tín hiệu đánh giá chất lượng của mạng, ta nói quá trình học của mạng là quá trình học tăng cường (Hình 10)²³.



Hình 10: Các phương pháp học A) Có giám sát; B) Tăng cường; C) Không có giám sát

Trong tất cả các quá trình học, kết quả vẫn là giảm thiểu tối đa sai số giữa đầu ra thực tế và đầu ra dự đoán, được tính bằng giá trị sai số tuyệt đối trung bình MAPE (Mean Absolute Percentage Error)²⁴:

$$MAPE(A_t, F_t) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (1)$$

Trong đó: A_t là giá trị thực tế tại thời điểm *t*; F_t là giá trị dự báo tại thời điểm *t* bằng cách sử dụng mô hình ANN; *N* là tổng số mẫu.

Chỉ số MAPE là thước đo thống kê mức độ chính xác của một hệ thống dự báo, phản ánh giá trị dự báo sai khác bao nhiêu phần trăm so với giá trị trung bình, chỉ số này càng nhỏ thì kết quả dự báo càng tốt.

TÌNH HÌNH HIỆN TẠI VÀ PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

Giới thiệu về lưới điện TP. Hồ Chí Minh

a. Tổng quan

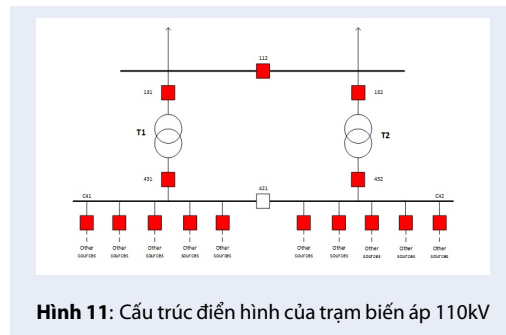
Lưới điện TP.HCM nhận nguồn từ các trạm truyền tải 500/220/110kV, 220/110kV dọc hành lang thành phố (hiện không có nhà máy điện nội thành)

Hiện nay, Tổng công ty Điện lực Thành phố Hồ Chí Minh quản lý hơn 55 TBA 110kV cung cấp điện cho toàn bộ thành phố. Vì khối lượng quản lý trạm biến áp lớn nên việc bảo trì, bảo dưỡng diễn ra thường xuyên và liên tục xuyên suốt cả năm. Đồng thời, vì tốc độ phát triển của thành phố Hồ Chí Minh là rất nhanh nên việc đầu tư xây dựng thêm nhiều TBA 110kV để đáp ứng nhu cầu tăng trưởng của phụ tải trong tương lai là điều tất yếu.

b. Phương thức vận hành lưới điện

Đối với thành phố Hồ Chí Minh:

- Mạng lưới 220kV vận hành kín để đảm bảo độ tin cậy cung cấp điện. Các MBT 220kV cũng thường được vận hành song song.
- Mạng lưới 110kV và thường được vận hành hở để hạn chế dòng ngắn mạch ở mạng lưới này.
- Mạng lưới 22kV được xây dựng theo dạng vòng nhưng vận hành theo dạng tia. Dạng vòng cung cấp khả năng chuyển tải linh hoạt, trong khi vận hành theo hình tia giúp đơn giản trong công tác điều hành, bảo trì, sửa chữa, phối hợp bảo vệ rơ le...
- Trạm biến áp 110/22kV thường có cấu hình tiêu biểu như Hình 11:



Hình 11: Cấu trúc điển hình của trạm biến áp 110kV

MC 112 kết dàn 110kV có thể thường mở (Normally Open) hoặc thường đóng (Normally Close) tùy phương thức vận hành của lưới điện. Tuy nhiên, MC 421 kết dàn 22kV luôn thường mở. Vì vậy các MBT 110kV trên địa bàn thành phố Hồ Chí Minh luôn được vận hành độc lập. Đồng thời hiện tại 100% tuyến dây trên địa bàn thành phố đã được kết vòng thông qua các thiết bị giao liên cung cấp các nguồn dự phòng khi cần thiết.

- Theo công văn số 4260/EVNHCMC-KT²⁵, MBT có mức tải từ 90-100% định mức được gọi là đầy tải (chế độ cảnh báo); từ 100-110% được gọi là quá tải (chế độ khẩn cấp) và trên 110% được gọi là quá tải nặng (chế độ cực kỳ khẩn cấp). Tuy được phép vận hành trong

chế độ quá tải theo thông tư 28/2014/TT-BCT²⁶, một số MBT trên địa bàn thành phố được đề xuất chỉ khai thác ≤ 90% Iđm theo khuyến cáo giảm tải dựa trên kết luận trong biên bản thí nghiệm của đơn vị thí nghiệm điện (theo công văn 747/LĐCT-KTVH²⁷). Vì vậy, đối với các MBT thuộc phụ lục 2 của công văn²⁷ trên, mức 90% tải còn được gọi là “Định mức vận hành tạm thời” (ĐMVHTT).

Do có các phương thức vận hành nêu trên nên khi có công tác lớn trên 1 MBT 110kV (có cô lập MBT), điều độ viên thường thực hiện thao tác đóng MC kết giàn 22kV để MBT còn lại cấp điện cho toàn bộ trạm biến áp (TBA). Trạng thái này còn được gọi là trạng thái trạng thái vận hành N-1. Khi đó sẽ có 2 kịch bản có thể xảy ra:

- *Kịch bản 1:* Nếu MBT còn lại có thể cung cấp đủ cho toàn bộ TBA thì điều độ viên chỉ cần thao tác kết giàn và cô lập MBT cơ bản
- *Kịch bản 2:* Nếu MBT còn lại không thể cung cấp đủ cho cả TBA do phụ tải tổng của trạm cao hơn định mức vận hành, điều độ viên sẽ thực hiện thêm thao tác chuyển một lượng tải nhất định ra ngoài trạm (thông qua các thiết bị giao liên và thiết bị phân đoạn trên các phát tuyến) trước khi thực hiện thao tác kết dàn và cô lập.

Việc xác định lượng tải cần chuyển ra khỏi TBA ở mỗi nơi dựa vào phương pháp chuyên gia riêng phụ thuộc vào kinh nghiệm vận hành. Xét phương pháp chuyên gia hiện hữu như sau.

- Một TBA có 2 MBT giống nhau, khi có công tác cần cô lập 1 MBT vào ngày thứ x (x=2, 3, 4, 5, 6, 7, CN), kỹ sư phương thức sẽ dựa vào đồ thị phụ tải TBA của ngày thứ x ở 3 tuần trước đó để xác lập phương thức chuyển tải. Nếu ngày nào trong số các ngày được lấy có phụ tải cao hoặc thấp bất thường (theo nhận định chuyên gia) thì loại ra và tiếp tục lấy thêm dữ liệu trước đó. Tiếp theo, các giá trị đỉnh tải cao nhất trong tất cả các ngày (P) được so sánh với định mức vận hành của MBT còn lại (M). Nếu P<M thì công tác không cần chuyển tải; ngược lại nếu P>M thì công tác cần phải chuyển tải. Đồng thời, bước chuyển tải đi thường được thực hiện trước thời điểm bắt đầu và bước chuyển tải về sẽ được thực hiện ngay sau thời gian công tác chính. Vì vậy, lượng tải cần chuyển T sẽ được ước lượng bằng độ chênh lệch D với hệ số kinh nghiệm K (K thể hiện sự khác biệt giữa thời điểm chuyển tải và thời điểm đỉnh tải):

$$T = D * K = (P - M) * K, K < 1 \tag{2}$$

Ví dụ cụ thể: Khi có công tác cô lập MBT T2 để thay ti sứ và bảo trì định kỳ từ 00:00 đến 24:00 vào ngày thứ 7 tại TBA có 2 MBT 63MVA (thuộc²⁷ nên có

$\Delta MVHTT M = 1581 * 90\% = 1443A$). Kỹ sư phương thức dựa vào biểu đồ phụ tải của TBA vào các ngày thứ 7 trong 3 tuần trước đó để đưa ra quyết định chuyển tải. Đỉnh tải của MBT T1 và T2 trong các ngày trên được ghi nhận trong Bảng 1.

Từ đó, người này tìm được đỉnh tải cao nhất $P=1638A$. Vì $P>M$ nên để MBT T1 không bị đẩy hoặc quá tải, họ quyết định chuyển một phần tải ra khỏi TBA. Lượng tải cần chuyển được ước lượng theo công thức (2) như sau:

$$T = (P - M) * K = (1638 - 1443) * 0.5 = 97.5A$$

Vậy, kỹ sư phương thức này đã quyết định sẽ chuyển 100A ra khỏi TBA ngay trước thời gian bắt đầu công tác

Nhìn vào phương pháp trên ta có thể thấy rõ những nhược điểm:

- *Thứ nhất:* Lượng dữ liệu đầu vào là hạn chế để có kết quả dự báo chính xác.
- *Thứ hai:* Hệ số K mang đậm tính chất kinh nghiệm do chủ quan người lập phương thức công tác đưa ra. Điều này có thể gây sai lệch lớn so với thực tế.
- *Thứ ba:* Việc thực hiện chuyển tải ngay trước và sau thời điểm công tác làm cho thao tác cô lập và tái lập MBT trở nên công kềnh, gây khó khăn và tạo áp lực về thời gian cho điều độ viên.

Việc quyết định lượng tải cần chuyển khi công tác là khá quan trọng. Nếu chuyển tải thiếu có thể gây ra tình trạng quá tải cho MBT còn lại; ngược lại, chuyển tải thừa có thể gây khó khăn cho người vận hành và gây áp lực đến các tuyến dây cũng như các MBT nhận tải.

c. Các tình huống chuyển tải không phù hợp

Xét 2 tình huống đã xảy ra trong thực tế cho thấy hậu quả của việc chuyển tải không phù hợp như sau:

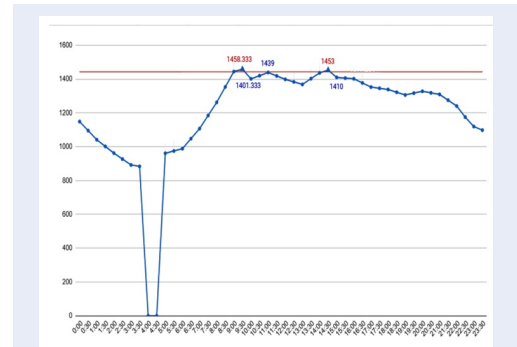
Ghi chú: Các số liệu, tình huống được lấy từ TBA thực tế trên địa bàn thành phố Hồ Chí Minh.

- Dự báo thiếu (Deficiency forecast):

Dự báo thiếu là trường hợp lượng tải chuyển ra trạm ngoài nhỏ hơn lượng cần chuyển khiến cho các MBT còn lại trong trạm đang có công tác đẩy tải hoặc quá tải.

Xét đồ thị phụ tải của MBT như Hình 12 là đồ thị phụ tải của MBT T1 vào ngày công tác sau khi thực hiện phương thức chuyển tải đã đưa ra.

Thực tế đồ thị phụ tải Hình 12 cho thấy rằng đến 9:30 phụ tải MBT T1 đã lên đến 1458A vượt qua $\Delta MVHTT$. Với tình hình tải tăng cao như thế sẽ gây ra tình trạng đẩy hoặc quá tải MBT nên điều độ viên đã cân nhắc chuyển thêm khoảng 60A. Sau đó, vào lúc 10:00, lượng phụ tải lúc 10:00 đã giảm xuống còn



Hình 12: Đồ thị phụ tải thực tế của MBT T1 của TBA vào ngày công tác (Các thời điểm tải bằng 0A là do mất tín hiệu SCADA về trung tâm điều khiển)

1401A và tăng nhẹ lên 1439A vào lúc 11:00. Tiếp đến, vào lúc 14:30 cùng ngày (thời điểm sắp lên đỉnh tải thứ 2), lượng phụ tải được ghi nhận là 1453A và có dấu hiệu lên cao. Điều độ viên lại phải thực hiện việc chuyển khoảng 40A ra khỏi trạm. Thao tác này đã phát huy tác dụng và tải giảm còn 1410A vào 15:00. Ở tình huống này việc dự báo chuyển tải thiếu chưa gây ra hậu quả do có sự can thiệp kịp thời của các điều độ viên. Tuy vậy, ta thấy được sự khó khăn của người điều hành lưới điện, đặc biệt là trong tương lai khi lưới điện càng mở rộng.

- Dự báo dư (Redundant forecast):

Dự báo dư là trường hợp lượng tải được chuyển ra các trạm ngoài lớn hơn lượng cần chuyển gây ra áp lực cho các tuyến dây hoặc các TBA nhận tải.

Tại một TBA khác cũng có dạng như trên Hình 11 có công tác cô lập MBT T1 để thay bộ đổi nấc OLTC kết hợp thử nghiệm SCADA định kỳ với thời gian công tác là từ 00:00 đến 17:00. Kỹ sư thiết lập phương thức vận hành N-1 dựa vào phương pháp đã đề cập ở **Phần 3.1b** và ước lượng phụ tải cần chuyển ra ngoài trạm là 180A.

Việc chuyển này đã đảm bảo MBT T2 của TBA không bị đẩy tải hay quá tải trong suốt thời gian công tác. Tuy nhiên, tồn tại một tuyến dây C thuộc các tuyến gánh tải bị quá tải và bật MC đầu nguồn. Tuyến dây này có dạng như sau:

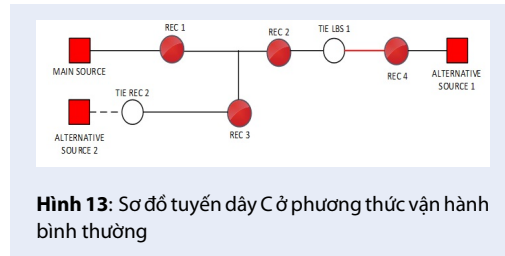
- Hình 13 thể hiện phương thức vận hành bình thường.

- Phương thức khi bắt đầu công tác (trước sự cố) thể hiện trong Hình 14: Đóng Tie LBS 1, mở REC 1 để toàn tuyến nhận điện từ Alternative source 1

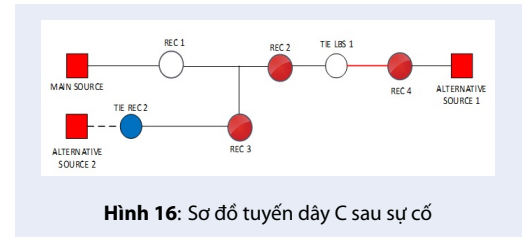
Sự cố được ghi nhận vào lúc 10:48. Điều độ viên đã ngay lập tức chuyển tải để vận hành tạm thời như Hình 15 và tiến hành điều tra sự cố. Sau khi toán công

Bảng 1: Định tải của MBT T1 và MBT T2 vào các ngày 7, 14 và 21 tháng 2

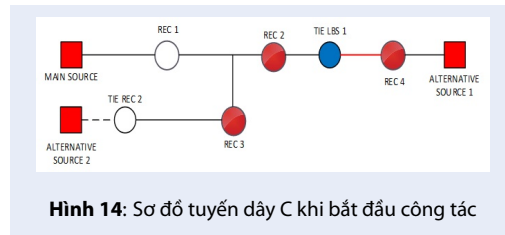
	1 tuần trước	2 tuần trước	3 tuần trước
T1	1089A	1113A	1076A
T2	489A	525A	533A
Tổng	1578A	1638A	1609A



Hình 13: Sơ đồ tuyến dây C ở phương thức vận hành bình thường



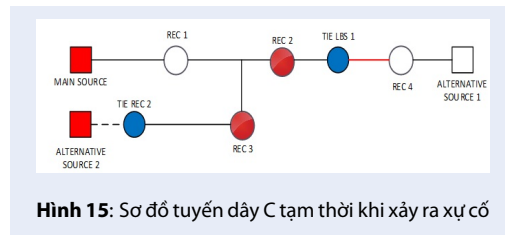
Hình 16: Sơ đồ tuyến dây C sau sự cố



Hình 14: Sơ đồ tuyến dây C khi bắt đầu công tác

tác hiện trường kiểm tra và xác nhận nguyên nhân là do quá tải chứ không phải do ngắn mạch, điều độ viên đã tái lập MC Alternative source 1 và chuyển sang phương thức vận hành như Hình 16 vào lúc 13:34 đến hết thời gian công tác.

- Phương thức vận hành tạm thời sau khi xảy ra sự cố: Mở REC 4, đóng Tie REC 2 để chuyển tải sang Alternative source 2 (Hình 15).



Hình 15: Sơ đồ tuyến dây C tạm thời khi xảy ra sự cố

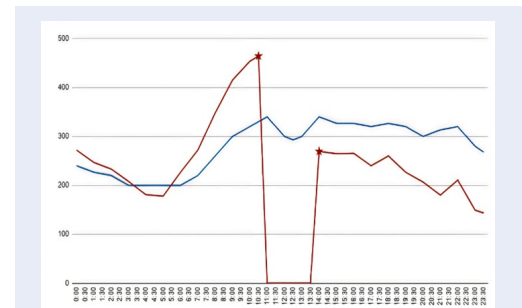
- Phương thức vận hành sau sự cố đến hết thời gian công tác: Đóng MC Alternative source 1, đóng REC 4, mở Tie LBS 1 (Hình 16).

Sự cố này xảy ra do 2 nguyên nhân:

- *Thứ nhất:* phát tuyến từ MC Alternative source 1 nhận tải từ TBA công tác có một đoạn dây thế hệ cũ (đoạn màu đỏ) vì chỉ dùng loại dây có tiết diện 150mm² có dòng định mức là 400A (định mức dây

qui định thông thường là 600A) nhưng không được thống kê trong thư mục điểm yếu của lưới. Vì thế, kỹ sư phương thức không biết được và đã đề xuất chuyển phần tải lớn vào tuyến này.

- *Thứ hai:* hôm diễn ra sự cố, trên tuyến dây này có một hội chợ triển lãm vì thế tải hôm đó cũng tăng cao bất thường (hơn 20% so với cùng thứ 7 tuần trước). Hình 17 là đồ thị phụ tải tuyến dây vào ngày công tác và ngày thứ 7 tuần trước (được đo ở MC đầu nguồn). Các thời điểm tải 0A là trong thời gian sự cố. Như vậy, ở tình huống này, việc chuyển tải dư đã gián tiếp gây ra sự cố mất điện toàn tuyến dây.



Hình 17: Đồ thị phụ tải tuyến dây C vào ngày công tác và ngày thứ 7 tuần trước (đồ thị thực tế) (Đỏ: Đồ thị phụ tải ngày công tác; Xanh: Đồ thị phụ tải ngày thứ 7 tuần trước)

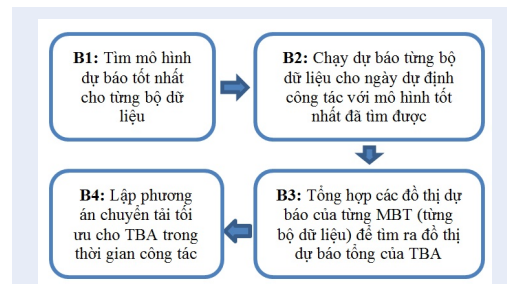
• Kết luận:

Qua 2 sự kiện trên ta thấy rằng, việc đưa ra phương thức chuyển tải không phù hợp khi có công tác có lập MBT (chuyển tải thiếu hoặc chuyển tải dư) đều có nguy cơ gây ra các sự cố và gây khó khăn cho các điều độ viên. Vì vậy, việc loại bỏ những phương pháp

dự báo theo kinh nghiệm truyền thống và thay bằng những phương pháp hiện đại có dựa vào lý thuyết khoa học đúng đắn là rất cần thiết.

Phương pháp đề xuất

Bài báo đề xuất áp dụng các mô hình dự báo phụ tải để tìm ra lượng phụ tải và thời điểm chuyển tải thích hợp. Quy trình thực hiện được mô tả trong lưu đồ Hình 18.



Hình 18: Lưu đồ phương pháp đề xuất

- Ghi chú:

Ở bước 1:

- Đầu vào của các mô hình dự báo là dữ liệu quá khứ. Bài báo đề xuất sử dụng bộ dữ liệu của 1 năm trước ngày dự định công tác với số lượng là 24 mẫu/ngày để cân bằng giữa độ chính xác và sự đơn giản trong việc lấy mẫu, chạy dự báo.

- Các MBT 110kV thường vận hành độc lập nên có các bộ dữ liệu tách biệt. Vì thế, các bộ dữ liệu này cần được đánh giá riêng biệt.

- Mỗi bộ dữ liệu phụ tải khác nhau sẽ phù hợp với các mô hình dự báo khác nhau, chúng tôi sẽ chạy dự báo mỗi bộ dữ liệu MBT trên 3 mô hình dự báo phổ biến là SVM, LSTM - RNN và ANN để tìm ra mô hình tối ưu nhất cho từng bộ dữ liệu trong nghiên cứu này.

- Bước này được thực hiện theo lưu đồ “Figure 7. A general framework of the novel and unified statistical data-filtering method” trong tài liệu⁴. Trong đó, bộ dữ liệu được chia thành 2 phần: phần 1 (70-80% tổng số mẫu) dùng cho các mô hình dự báo, kết quả dự báo được so sánh với phần dữ liệu còn lại.

Ở bước 2:

Ở bước này, ta sẽ dùng toàn bộ dữ liệu lấy được (100% số mẫu) để dự báo cho ngày công tác.

CÁC KẾT QUẢ

Ta sẽ thực hiện từng bước của lưu đồ Hình 18. Chúng tôi sẽ phân tích cho trường hợp dự báo thiếu ở **Phần 3.1a** để so sánh và chứng minh hiệu quả của phương

pháp. Hình 19 là phần mềm được sử dụng trong bài báo này có tên là Focastool được phát triển trên nền tảng Python theo lý thuyết của các mô hình dự báo đã được giới thiệu:



Hình 19: Phần mềm phân tích dữ liệu và dự báo phụ tải của nhóm phát triển

Tìm mô hình dự báo tốt nhất

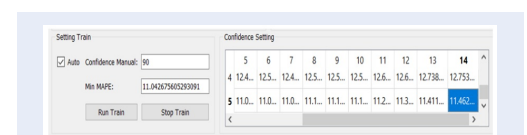
Như đã đề cập, ở bước này từng bộ dữ liệu (của từng MBT) được thực hiện riêng biệt.

Theo đó, dữ liệu được lọc theo nhiều mức độ tin cậy và nhập vào cùng một mô hình dự báo (LSTM, SVM hay ANN) để được huấn luyện và đánh giá bằng chỉ số MAPE (chênh lệch giữa giá trị thực tế và những giá trị dự báo).

Mục tiêu của bước này là tìm ra mô hình dự báo ứng với mức độ tin cậy tốt nhất của nó.

a. Bộ dữ liệu của MBT T1:

Kết quả sai số MAPE tính toán của từng mô hình được thể hiện trong các hình Hình 20, 21 và 22.



Hình 20: Chỉ số MAPE của mô hình SVM ứng với các độ tin cậy của bộ dữ liệu MBT T1

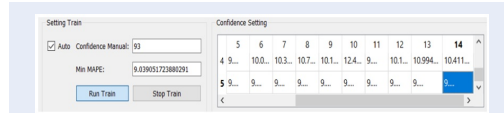
- Ghi chú:

- Confidence Manual: độ tin cậy bộ dữ liệu cho ra chỉ số MAPE thấp nhất

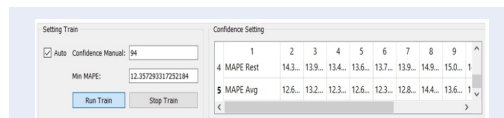
- Min MAPE: Chỉ số MAPE thấp nhất

- Hàng thứ nhất của bảng: Các số tương ứng mức độ tin cậy bộ dữ liệu xem xét, gồm 13 mức (2 (90%), 3 (91%), 4 (92%), 5 (93%), 6 (94%), 7 (95%), 8 (96%), 9 (97%), 10 (98%), 11 (99%), 12 (99,73%), 13 (99,9936%), 14 (99,99932%))

- Hàng thứ ba của bảng: Chỉ số MAPE trung bình, ở các hàng trên còn có các chỉ số MAPE cụ thể của ngày trong tuần, ngày thứ 7, ngày chủ nhật riêng biệt. Tuy nhiên, phần mềm đánh giá và lựa chọn độ tin cậy tốt nhất theo chỉ số MAPE trung bình (MAPE Avg).



Hình 21: Chỉ số MAPE của mô hình LSTM-RNN ứng với các độ tin cậy của bộ dữ liệu MBT T1 - Mô hình ANN



Hình 22: Chỉ số MAPE của mô hình ANN ứng với các độ tin cậy của bộ dữ liệu MBT T1

Các kết quả được tổng hợp thành Bảng 2.

- Nhận xét:

- Các phương pháp có các chỉ số MAPE khá tốt
 - Với bộ dữ liệu của MBT T1 thì mô hình LSTM-RNN ở độ tin cậy 93% sẽ cho giá trị MAPE thấp nhất.
 - Hình 23 và 24 là bộ dữ liệu MBT T1 trước và sau khi lọc với độ tin cậy 93%, ta thấy nhiều dữ liệu xấu đã được loại bỏ.

b. Bộ dữ liệu của MBT T2:

Kết quả sai số MAPE tính toán của từng mô hình được thể hiện trong các hình Hình 25, 26 và 27.

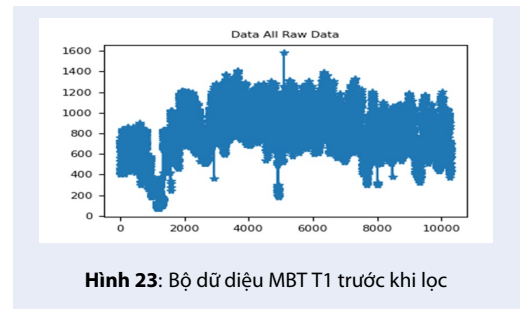
Các kết quả được tổng hợp thành Bảng 3.

- Nhận xét:

- Phương pháp LSTM-RNN có chỉ số MAPE. Phương pháp SVM và ANN có chỉ số MAPE cao.
 - Với bộ dữ liệu của MBT T2 thì mô hình LSTM-RNN ở độ tin cậy 99% sẽ cho giá trị MAPE thấp nhất
 - Hình 28 và 29 Sau đây là bộ dữ liệu MBT T2 trước và sau khi lọc với độ tin cậy 99%, hầu như không thay đổi nhiều.

Chạy dự báo chính thức cho ngày công tác

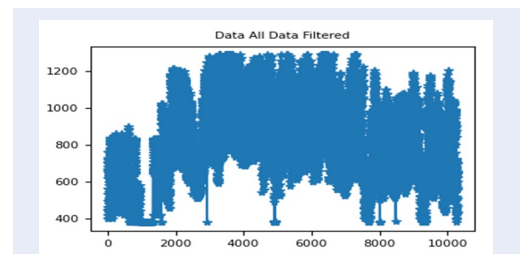
Sau khi tìm ra mô hình dự báo cùng với độ tin cậy tối ưu cho từng MBT, ta sẽ áp dụng để dự báo chính thức đồ thị phụ tải của cả 2 MBT:



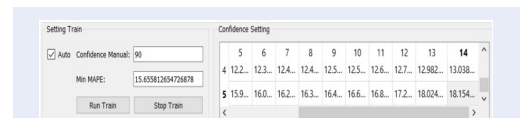
Hình 23: Bộ dữ liệu MBT T1 trước khi lọc

- Đồ thị phụ tải dự báo chính thức của MBT T1 trong ngày công tác từ phần mềm được thể hiện trong Hình 30.

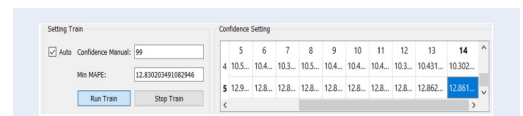
- Đồ thị phụ tải dự báo chính thức của MBT T2 trong ngày công tác từ phần mềm được thể hiện trong



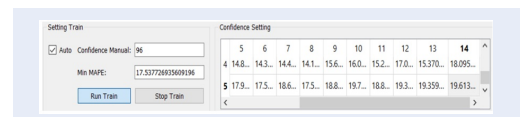
Hình 24: Bộ dữ liệu MBT T1 sau khi lọc với độ tin cậy 93%



Hình 25: Chỉ số MAPE của mô hình SVM ứng với các độ tin cậy của bộ dữ liệu MBT T2



Hình 26: Chỉ số MAPE của mô hình LSTM-RNN ứng với các độ tin cậy của bộ dữ liệu MBT T2



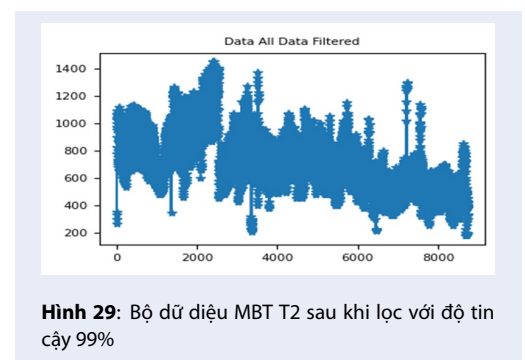
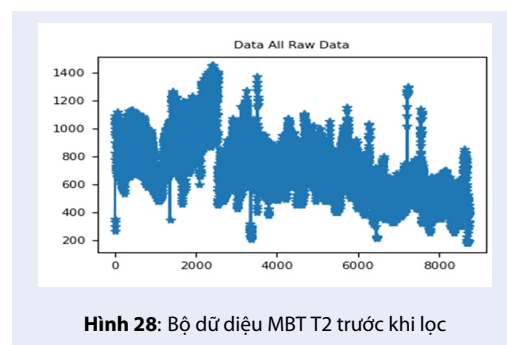
Hình 27: Chỉ số MAPE của mô hình ANN ứng với các độ tin cậy của bộ dữ liệu MBT T2

Bảng 2: Tổng hợp sai số MAPE với bộ dữ liệu MBT T1

Mức độ tin cậy từ 90% ~ 96%							
Độ tin cậy/ Mô hình dự báo	90%	91%	92%	93%	94%	95%	96%
SVM	11.042	11.056	11.060	11.069	11.082	11.098	11.127
LSTM-RNN	9.531	9.286	9.086	9.039	9.134	9.194	9.416
ANN	12.693	13.240	12.370	12.698	12.357	12.814	14.464
Mức độ tin cậy từ 97% ~ 99,99932%							
Độ tin cậy/ Mô hình dự báo	97%	98%	99%	99,73%	99,99366%	99,99932%	
SVM	11.143	11.161	11.265	11.314	11.411	11.462	
LSTM-RNN	9.122	9.863	9.097	9.105	9.484	9.233	
ANN	13.697	13.598	13.135	13.676	14.708	15.250	

Bảng 3: Tổng hợp sai số MAPE với bộ dữ liệu MBT T2

Mức độ tin cậy từ 90% ~ 96%							
Độ tin cậy/ Mô hình dự báo	90%	91%	92%	93%	94%	95%	96%
SVM	15.656	15.791	15.820	15.903	16.028	16.217	16.365
LSTM-RNN	12.841	12.925	12.945	12.910	12.896	12.846	12.894
ANN	18.249	18.704	18.010	17.981	17.551	18.645	17.538
Mức độ tin cậy từ 97% ~ 99,99932%							
Độ tin cậy/ Mô hình dự báo	97%	98%	99%	99,73%	99,99366%	99,99932%	
SVM	16.491	16.668	16.891	17.246	18.025	18.155	
LSTM-RNN	12.838	12.891	12.830	12.886	12.862	12.862	
ANN	18.862	19.795	18.836	19.351	19.359	19.614	



Hình 31.

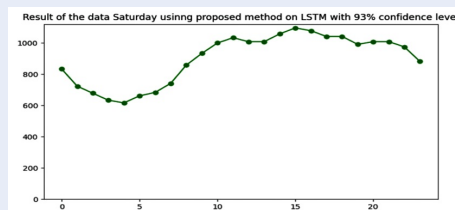
Đồ thị dự báo tổng hợp

Tiếp theo, Hình 32 là đồ thị dự báo tổng phụ tải của TBA vào ngày công tác từ 2 đồ thị Hình 30 và 31.

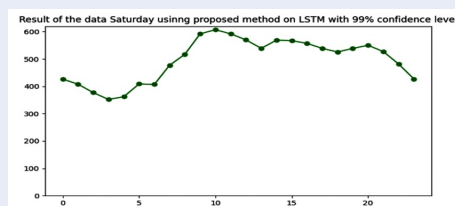
Bảng 4: Tổng hợp các giá trị dự báo phụ tải từng giờ ngày công tác

0:00	1:00	2:00	3:00	4:00	5:00
1260A	1131A	1055A	985A	979A	1070A
6:00	7:00	8:00	9:00	10:00	11:00
1089A	1219A	1375A	1525A	1607A	1625A
12:00	13:00	14:00	15:00	16:00	17:00
1578A	1547A	1627A	1664A	1635A	1580A
18:00	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00
1567A	1531A	1558A	1535A	1457A	1309A

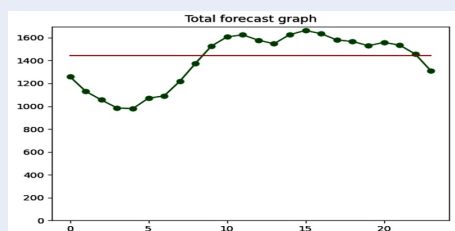
Bảng 4 là bảng tải dự báo tổng hợp từ đồ thị Hình 32.



Hình 30: Đồ thị dự báo phụ tải MBT T1 vào ngày công tác



Hình 31: Đồ thị dự báo phụ tải MBT T2 vào ngày công tác



Hình 32: Đồ thị dự báo phụ tải tổng của TBA vào ngày công tác (Đường màu đỏ là đường ĐMVTHT)

Lập phương án chuyển tải tối ưu

Phân tích ta thấy rằng đỉnh tải dự báo cao nhất là 1664A vào 15:00 trong ngày công tác, cao hơn 218A so với ĐMVTHT. Vậy, để đảm bảo T1 không bị đẩy tải hoặc quá tải (đồ thị phụ tải nằm dưới đường đỏ), chúng tôi đề xuất chuyển một lượng tải tương đương lúc 8:00 (trước thời điểm bắt đầu đẩy tải) dựa vào công thức đơn giản như sau:

$$T_{8h} = L_{8h} \left(1 - \frac{M}{P_s} \right) = 1375 \left(1 - \frac{1443}{1664} \right) \approx 180A$$

Trong đó: T_{8h} là phụ tải cần chuyển đi lúc 8:00

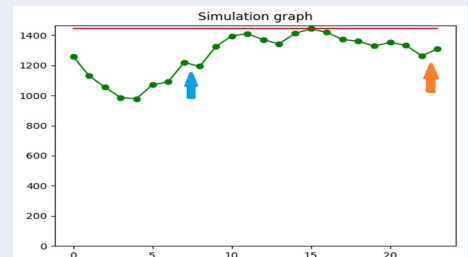
L_{8h} là phụ tải dự báo lúc 8:00

M là định mức vận hành (trong ví dụ này là định mức vận hành tạm thời)

P_s là phụ tải đỉnh dự báo

Đồng thời, cũng theo đồ thị Hình 32 ta đã có thể chuyển trả lại phần tải này vào TBA này sau 22:00

Đồ thị phụ tải mô phỏng của ngày công tác nếu thực hiện việc chuyển tải trên được thể hiện trong Hình 33.



Hình 33: Đồ thị phụ tải mô phỏng vào ngày công tác nếu thực hiện phương pháp đề xuất (Mũi tên xanh: Thời điểm chuyển tải đi; Mũi tên cam: Thời điểm chuyển tải về)

- Nhận xét:

Ta thấy rằng, đồ thị phụ tải nằm hoàn toàn dưới đường ĐMVHTT nên sẽ không gây ra tình trạng quá tải hay đẩy tải cho MBT T1 trong suốt thời gian công tác. Đồng thời, thời gian thao tác chuyển tải đi là vào 8:00 và chuyển tải về là 22:00 (theo phương pháp cũ là ngay vào 00:00 và 24:00), điều này sẽ giảm áp lực khi thao tác cô lập và tái lập MBT cho các điều độ viên.

THẢO LUẬN VÀ KẾT LUẬN

Thảo luận

Nghiên cứu này đã phân tích và cho thấy tác hại của việc đưa ra phương thức chuyển tải không phù hợp khi công tác và sự cần thiết của việc áp dụng các mô hình dự báo phụ tải hiện đại.

Theo đó, các tác giả cũng đã đề xuất một phương pháp thành lập phương án chuyển tải công tác mới và chứng minh được sự hiệu quả của phương pháp ấy.

Kết luận

Chúng ta cần ứng dụng các mô hình dự báo phụ tải ngắn hạn hiện đại vào công tác điều hành lưới điện. Nghiên cứu kết luận một số hiệu quả của phương pháp được đề xuất:

- Phương pháp này giúp ta đưa ra phương án chuyển tải phù hợp hơn, tránh tình trạng chuyển tải thiếu gây quá tải MBT hoặc tình trạng chuyển tải thừa gây áp lực gánh tải lớn cho các tuyến dây, các TBA lân cận. Từ đó phương pháp sẽ giúp cải thiện tuổi thọ của các phần tử hệ thống điện cũng như ngăn ngừa các sự cố xảy ra.

- Phương pháp cũng giúp dịch chuyển thời gian chuyển tải, từ đó giảm thời gian thao tác tái lập và cô lập MBT. Đồng thời, phương pháp còn giúp giảm áp lực giám sát các lưới điện trong thời gian công tác cho điều độ viên.

Bên cạnh đó, nghiên cứu này còn giúp khẳng định lại một số kết luận trong các tài liệu²⁸ và²⁹ về ưu điểm của phương pháp LSTM-RNN trong các bài toán về dự báo phụ tải hệ thống điện.

LỜI CẢM ƠN

Nguyễn Thị Bích Tuyền được tài trợ bởi Tập đoàn Vingroup – Công ty CP và hỗ trợ bởi chương trình học bổng đào tạo thạc sĩ, tiến sĩ trong nước của Quỹ Đổi mới sáng tạo Vingroup (VINIF), Viện Nghiên cứu Dữ liệu lớn (VinBigdata), mã số VINIF.2020.TS.103.

Huỳnh Tiến Đạt cảm ơn Tập đoàn Vingroup, Quỹ Đổi mới sáng tạo Vingroup (VINIF), Viện Nghiên cứu Dữ liệu lớn (VinBigdata) đã tài trợ nghiên cứu này.

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

ARIMA: Autoregressive Integrated Moving Average
ANN: Artificial Neural Network
CN: Chủ nhật
DBSCAN: Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise
ĐMVHTT: Định mức vận hành tạm thời
HTĐ: Hệ thống điện
LBS: Load Break Switch
LSTM – RNN: Long Short-Term Memory networks - Recurrent Neural Networks
MBT: Máy biến thế
MC: Máy cắt
MAPE: Mean Absolute Percentage Error
OLTC: On-load tap changer
REC: Recloser
RES: Renewable Energy Source
SCADA: Supervisory Control And Data Acquisition
SVM: Support Vector Machine
TBA: Trạm biến áp
TP.HCM: Thành phố Hồ Chí Minh
T1, T2: Transformer – Máy biến thế 1, 2

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Nhóm tác giả xin cam đoan rằng không có bất kỳ xung đột lợi ích nào trong công bố bài báo.

ĐÓNG GÓP CỦA CÁC TÁC GIẢ

Tác giả Huỳnh Tiến Đạt đưa ra ý tưởng viết bài, đề xuất phương pháp, thực hiện mô phỏng và phân tích kết quả mô phỏng.

Tác giả Nguyễn Thị Bích Tuyền nghiên cứu lý thuyết các phương pháp dự báo, thu thập số liệu cho mô phỏng.

Tác giả Nguyễn Ngọc Phúc Diễm kiểm tra kết quả, đóng góp ý kiến và kiểm tra bài viết.

Tác giả Lê Thị Tịnh Minh kiểm tra kết quả, đóng góp ý kiến và kiểm tra bài viết.

Tác giả Lê Quang Bình hỗ trợ thu thập số liệu, tìm tài liệu tham khảo.

Tác giả Lâm Bửu Quý hỗ trợ thu thập số liệu, tìm tài liệu tham khảo.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Kuster C, Mourshed M. Electrical load forecasting models: A critical systematic review. Sustainable Cities and Society. 2017; Available from: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.08.009>.
2. Wojszczyk B, Brandao M. High Penetration of Distributed Generation and its Impact on Electric Grid Performance - Utility Perspective. 2011 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies; Available from: <https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2011.6167146>.
3. Wang R, Zhao J. Deep Learning-Based Short-Term Load Forecasting for Transformers in Distribution Grid. International Journal of Computational Intelligence Systems. 2020; Available from: <https://doi.org/10.2991/ijcis.d.201027.001>.

4. Minh DB, Phuc PL, Tien MC, Trang TP, Anh D. Accuracy improvement of various short-term load forecasting models by a novel and unified statistical data-filtering method. *International Journal of Green Energy*. 2020;
5. Yun Z, et al. RBF Neural Network and ANFIS-Based Short-Term Load Forecasting Approach in Real-Time Price Environment. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2008;
6. Qingle P, Min Z. Very Short-Term Load Forecasting Based on Neural Network and Rough Set. in *Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, 2010; Available from: <https://doi.org/10.1109/ICICTA.2010.38>.
7. Tian C, Ma J, Zhang C, Zhan P. A Deep Neural Network Model for Short-Term Load Forecast Based on Long Short-Term Memory Network and Convolutional Neural Network. *Energies*, 2018; Available from: <https://doi.org/10.3390/en1123493>.
8. Ryu S, Noh J, Kim H. Deep neural network based demand side short term load forecasting. in *IEEE International Conference on Smart Grid Communications (Smart Grid Comm)*, 2016; Available from: <https://doi.org/10.3390/en10010003>.
9. Gastaldi L, et al. Short-term forecasting of municipal load through a Kalman filtering based approach. in *IEEE PES Power Systems Conference and Exposition*, 2004;
10. Kong W, et al. Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2017;
11. Ester M, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Kdd*, 1996;
12. Chao-Ming, Yann-Chang. Combined wavelet-based networks and game-theoretical decision approach for real-time power dis- patch. *IEEE Trans Power Syst*, 2002; Available from: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2002.800907>.
13. Bộ Công Thương. Bộ Công Thương - Cục Điều tiết Điện lực; 2017. [Online]; Available from: <http://www.erav.vn>.
14. Dương LD. Mô hình dự báo phụ tải ngắn hạn dựa trên phương pháp xử lý dữ liệu nhóm. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Đại học Đà Nẵng*, 2019;
15. Tùng DT. Xây dựng hệ thống dự báo phụ tải điện sử dụng mạng Nơron nhân tạo. v;
16. Mishra G, et al. Optimal load transfer and transformer parameter monitoring using fuzzy logic. *Journal of Information and Optimization Sciences*, 2020; Available from: <https://doi.org/10.1080/02522667.2020.1723223>.
17. Long TN. Viblo; 2017. [Online]; Available from: <https://viblo.asia>.
18. Somvanshi M, Tambade S, et al. A Review of Machine Learning Techniques using Decision Tree and Support Vector Machine. in *2016 International Conference on Computing Communication Control and automation (ICCUBEA)*, India, 2016; Available from: <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2016.7860040>.
19. Pradhan A. Support Vector Machine - A Survey. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 2012;
20. Moore A. Andrew W. Moore. 2003. [Online]; Available from: <http://www.cs.cmu.edu/~awm>.
21. Colah. Colah's blog; 2015. [Online]; Available from: <http://colah.github.io>.
22. Kozlov A, Ekeberg Ö. A Comparative Analysis of RNN and SVM, 2019;
23. Nghĩa DH. Công nghệ Tính toán mềm - Soft Computing;
24. Khair U, et al. Forecasting Error Calculation with Mean Absolute Deviation and Mean Absolute Percentage Error. in *International Conference on Information and Communication Technology (IconICT)*, 2017; Available from: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/930/1/012002>.
25. EVNHCMC. Cập nhật và ban hành khả năng tải các đường dây và máy biến áp 110kV, 220kV. Công văn số 4260/EVNHCМК-KT, 2015;
26. Bộ Công Thương. Quy định quy trình xử lý sự cố trong hệ thống điện quốc gia. Thông tư số 28/2014/TT-BCT, 2014;
27. EVNHCMC. Để suất khả năng mang tải các đường dây 110kV, 220kV. Công văn số 747/LĐCT-KTVH, 2018;
28. Bouktif S, et al. Single and Multi-Sequence Deep Learning Models for Short and Medium Term Electric Load Forecasting. *Energies*, 2019; Available from: <https://doi.org/10.3390/en12010149>.
29. Wang X, et al. LSTM-based Short-term Load Forecasting for Building Electricity Consumption. in *2019 IEEE 28th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, Canada, 2019; Available from: <https://doi.org/10.1109/ISIE.2019.8781349>.

Research of Applying forecasting theory to establish the optimal load transfer strategy for maintenance at 110kV substation

Huynh Tien Dat^{1,2}, Nguyen Thi Bich Tuyen^{1,2,*}, Nguyen Ngoc Phuc Diem¹, Le Thi Tinh Minh¹, Le Quang Binh², Lam Buu Qui^{1,2}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

ABSTRACT

Regarding electric power systems, Short-Term load forecasting plays a pivotal role in the planning and synchronous operation of an electric grid. In recent years, because of the computer industry developing at an ever-accelerating rate, plenty of sophisticated load forecasting models have been better utilized, thereby becoming more and more widely used. However, in VietNam, there is no practical use of these models, and load forecasting is still mainly based on engineers' personal experiences. Due to the fact that experiences are not absolutely precise, applying conventional load forecasting techniques easily results in many severe consequences. Therefore, in this article, the necessity, as well as benefits of using load forecasting models for the VietNam power grid, will be clearly and thoroughly demonstrated. This paper, additionally, provides a suggested optimal load transfer strategies for 110 kV substations when these substations are under maintenance, avoiding overload for transformers and nearby feeders. Through specific examples and statistics data, the efficiency of methods suggested in this article has been proved.

Key words: Short-Term load forecasting, SVM, LSTM – RNN, ANN model, Short-Term load forecasting application, Optimal load transfer strategies for 110 kV substations under maintenance

¹Faculty of Electrical & Electronics Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology, VNU-HCM, Viet Nam

²Ho Chi Minh city Power Corporation, Ho Chi Minh City, Vietnam

Correspondence

Nguyen Thi Bich Tuyen, Faculty of Electrical & Electronics Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology, VNU-HCM, Viet Nam

Ho Chi Minh city Power Corporation, Ho Chi Minh City, Vietnam

Email: ntbtuyen.sdh19@hcmut.edu.vn

History

- Received: 07/4/2021
- Accepted: 06/9/2021
- Published: 30/9/2021

DOI : 10.32508/stdjet.v4i3.826



Copyright

© VNU-HCM Press. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International license.



Cite this article : Dat H T, Tuyen N T B, Diem N N P, Minh L T T, Binh L Q, Qui L B. **Research of Applying forecasting theory to establish the optimal load transfer strategy for maintenance at 110kV substation.** *Sci. Tech. Dev. J. – Engineering and Technology*; 4(3):1119-1133.