

DỰ BÁO PHỤ TẢI ĐIỆN NGẮN HẠN BẰNG MÔ HÌNH MÁY HỌC: ÁP DỤNG CHO ITALIA

Nguyễn Hữu Đức^{1*}, Lê Hải Hà²

Tóm tắt: Những yếu tố ảnh hưởng đến tải điện của một ngày được thu thập và xử lý thông qua việc quan sát và phân tích dữ liệu tải điện từ bộ dữ liệu lịch sử. Từ những yếu tố này, bài báo đề xuất sử dụng mô hình thuật toán “K-nearest neighbor – Regression” để dự báo tải điện cho 24h của ngày tiếp theo bằng cách tìm trong bộ dữ liệu lịch sử những ngày mà có các yếu tố giống với ngày tiếp theo nhất và sử dụng tải điện của những ngày đó để tính toán, dự báo tải điện cho ngày tiếp theo. Sau cùng, bài báo tính toán sai số giữa tải điện dự báo và tải điện thực tế, và so sánh kết quả với dự báo của Terna. Ngoài ra, bài báo cũng kiểm chứng phương pháp đề xuất bằng việc áp dụng thuật toán này cho phụ tải điện ở Italia và dữ liệu của GME (dữ liệu thị trường điện ở Italia).

Keywords: Dự báo tải điện ngắn hạn; Thuật toán tương đồng “similar shape algorithms”; Máy học; Thị trường điện toán dự báo tải điện.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Dự báo phụ tải điện có một vai trò quan trọng trong việc giúp người vận hành hệ thống điện lên kế hoạch sản xuất, truyền tải và phân phối năng lượng điện một cách hiệu quả. Dự báo phụ tải điện chính xác cho phép cải thiện tính an toàn của hệ thống, tối ưu hóa chi phí của hệ thống sản xuất, giảm sự cố của hệ thống truyền tải và phân phối năng lượng. Đối với thị trường điện, dự báo phụ tải điện giúp bên bán và bên mua xác định được giá năng lượng tối ưu cho các giao dịch. Mô hình (PCGS: Previsione del Carico di elettrico per il Giorno Successivo) được phát triển sau khi phân tích phụ tải điện hàng năm ở Italia và quan sát thấy rằng phụ tải điện giữa các năm gần như tương đương nhau (thay đổi nhỏ) [1]. Vì vậy, một phương pháp dự báo phụ tải điện ngày tới là tìm những ngày trong dữ liệu lịch sử mà có những đặc điểm giống nhất với ngày cần dự báo (ngày tiếp theo), rồi lấy phụ tải điện 24 h của những ngày đó để dự báo tải điện cho ngày tiếp theo. Có rất nhiều bài báo nghiên cứu các mô hình dự báo phụ tải điện trong những năm trở lại đây và một vài kỹ thuật được sử dụng trong việc xây dựng mô hình dự báo phụ tải điện. Một kỹ thuật được sử dụng rộng rãi hiện nay cho dự báo tải phụ tải điện ngắn hạn là phương pháp Hồi quy vector (Support Vector Regression -SVR) [2, 3]. Đây là phương pháp phát triển từ thuật toán máy vector (Support Vector Machine -SVM). Các nhà nghiên cứu tạo một mô hình SVR cho từng giờ trong ngày, nghĩa là 24 mô hình SVR cho một ngày, các biến đầu vào bao gồm: 1) Tải điện trong quá khứ; 2) Nhiệt độ; 3) Độ ẩm; 4) Ngày trong tuần; 5) Tháng. Ưu điểm của mô hình này là có sai số khá nhỏ.

Với sự phát triển của khoa học máy tính, một kỹ thuật khác được sử dụng rất phổ biến là mạng nơ ron nhân tạo [4-6]. Mạng nơ ron nhân tạo được xây dựng với nhiều lớp (layer) gồm lớp đầu vào, lớp đầu ra, và nằm giữa 2 lớp này là các lớp ẩn (hidden layer), trong mỗi lớp ẩn người dùng quyết định số lượng nơ ron (các nút). Các tài liệu [4, 7-9] trình bày một sự cải tiến ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo và Wavelet Neural Networks (WNN) trong dự báo phụ tải điện. Trong các tài liệu này, tác giả phân tách phụ tải điện của một ngày thành các thành phần sóng bậc thấp và bậc cao, mỗi thành phần này được kết hợp với dữ liệu thời tiết như nhiệt độ, tốc độ gió, độ ẩm để tạo thành vector đầu vào cho 2 mạng nơ ron tương ứng cho mỗi thành phần sóng bậc thấp và bậc cao. Sau đó lấy tổng đầu ra của 2 mạng nơ ron này để dự báo phụ tải điện cho ngày cần dự báo.

Các phương pháp trên có một vài tồn tại như một số dữ liệu như dữ liệu nhiệt độ không sẵn có. Các mô hình này có nhược điểm là phức tạp do cần phải xây dựng mô hình cho mỗi giờ riêng

lê, mỗi ngày trong tuần hay mỗi tháng trong năm. Một vài mô hình chỉ áp dụng cho một tập dữ liệu cụ thể, không có khả năng áp dụng cho bộ dữ liệu khác. Sự đánh giá kết quả đôi khi chỉ dựa trên một tập dữ liệu nhỏ, không phản ánh được độ chính xác tổng thể. Từ các phân tích như trên, bài báo đề xuất một phương pháp mới dự báo phụ tải điện ngắn hạn dựa trên mô hình máy học giúp khắc phục được một số tồn tại trên:

- Bài báo không sử dụng dữ liệu nhiệt độ.
- Mô hình áp dụng cho tất cả các ngày trong tuần, tháng trong năm.
- Mô hình có thể sử dụng cho các bộ dữ liệu phụ tải điện khác nhau.
- Sai số của mô hình được đánh giá với lượng dữ liệu của cả 1 năm.

Bài báo được bố cục như sau: Mục 2 trình bày thuật toán dự báo phụ tải điện ngắn hạn bằng mô hình máy học; Mục 3 phân tích và xử lý dữ liệu, áp dụng cho hệ thống điện nước Italia; Kết quả mô phỏng kiểm chứng mô hình được trình bày tại mục 4; Một số kết luận được đưa ra tại mục 5.

2. THUẬT TOÁN DỰ BÁO PHỤ TẢI VỚI MÔ HÌNH MÁY HỌC

Giả sử rằng có một tập hợp N vector đầu vào, mỗi vector có d phần tử, ta gọi tập các vector đầu vào là $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, $x_i \in \mathbb{R}^d$, $i = 1, 2, \dots, N$. Tương ứng với mỗi vector đầu vào x_i , ta có một giá trị đầu ra, gọi là $f(x)$. Vậy tương ứng với tập đầu vào X , ta sẽ có một tập N giá trị đầu ra, ta gọi tập giá trị đầu ra là $Y = [f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_N)]$, $f(x_i) \in \mathbb{R}$, $i = 1, 2, \dots, N$.

Bây giờ ta có một tập M vector đầu vào mới, ta gọi là $X_{\text{NEW}} = [x_{\text{new}1}, x_{\text{new}2}, \dots, x_{\text{new}M}]$, $x_{\text{new}-i} \in \mathbb{R}^d$, $i = 1, 2, \dots, M$. Bài toán đặt ra là ta muốn dự đoán đầu ra cho những vector đầu vào này. Áp dụng thuật toán K nearest neighbor- Regression. Ví dụ trong trường hợp ta muốn dự đoán đầu ra cho vector $x_{\text{new}1}$. Đầu tiên, ta cần tính khoảng cách Euclidean của vector đầu vào $x_{\text{new}1}$ với tất cả các vector đầu vào trong bộ dữ liệu lịch sử $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$.

Giả sử rằng, vector x có 2 phần tử $x = [a, b]$, vector $y = [c, d]$. Khoảng cách Euclidean giữa 2 vector này là:

$$d_{\text{Euclidean}}(x, y) = \text{norm}(x, y) = \sqrt{(a - c)^2 + (b - d)^2} \quad (1)$$

Ta sẽ được một vector D gồm N phần tử là khoảng cách Euclidean của vector $x_{\text{new}1}$ với từng vector của bộ dữ liệu lịch sử X .

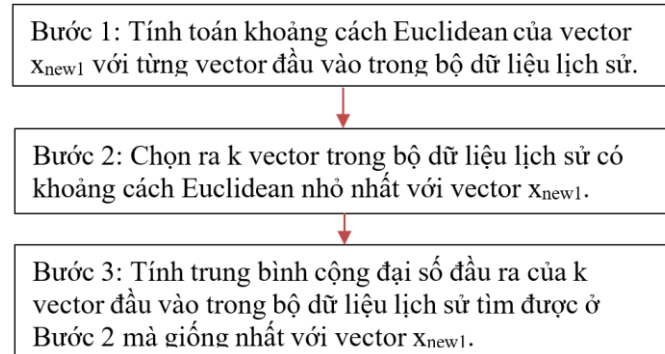
$$D = [d(x_{\text{new}1}, x_1), d(x_{\text{new}1}, x_2), \dots, d(x_{\text{new}1}, x_N)] \quad (2)$$

Từ vector D chọn ra k phần tử có giá trị nhỏ nhất, có nghĩa là chọn k vector đầu vào trong bộ dữ liệu lịch sử giống nhất với vector đầu vào $x_{\text{new}1}$. Để dự đoán đầu ra cho vector $x_{\text{new}1}$, ta sẽ lấy trung bình cộng đầu ra của k vector giống với $x_{\text{new}1}$ nhất trong bộ dữ liệu lịch sử. Ta sẽ sử dụng công thức:

$$f(x_{\text{new}-1}) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k f(x_j) \quad (3)$$

Trong đó: k là số lượng vector $x \in X$ có khoảng cách euclid gần nhất với $x_{\text{new}-1}$.

Các bước thực hiện tính toán đầu ra cho vector $x_{\text{new}1}$ được thể hiện trên lưu đồ (hình 1). Như vậy để xây dựng mô hình từ thuật toán trên, việc quan trọng nhất là xác định những phần tử của vector đầu vào x_j . Những phần tử này mang các yếu tố (đặc trưng) ảnh hưởng đến tải điện của ngày thứ j . Việc tìm được những yếu tố chính xác, sẽ giúp mô hình cho kết quả dự báo chính xác. Tương ứng với các vector đầu vào của ngày thứ j x_j , đầu ra của vector này sẽ là tải điện 24h của ngày thứ j : $f(x_j) = [\text{Load}_{j-1h}, \text{Load}_{j-2h}, \dots, \text{Load}_{j-24h}]$.



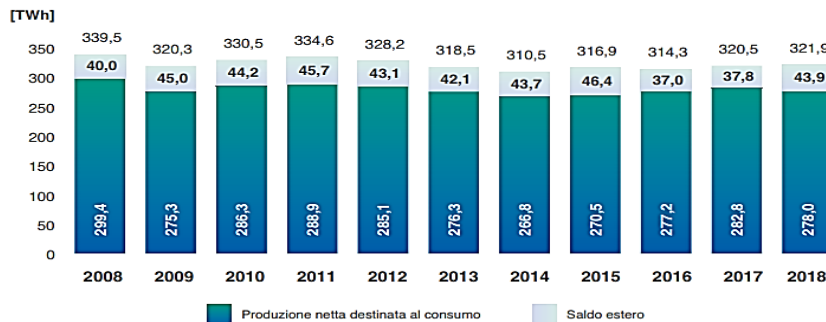
Hình 1. Lưu đồ thuật toán tính vector x_{new1} .

Như vậy, để xây dựng mô hình từ thuật toán trên, việc quan trọng nhất là xác định những phần tử của vector đầu vào x_j . Những phần tử này mang các yếu tố (đặc trưng) ảnh hưởng đến tải điện của ngày thứ j. Việc tìm được những yếu tố chính xác, sẽ giúp mô hình cho kết quả dự báo chính xác. Tương ứng với các vector đầu vào của ngày thứ j x_j , đầu ra của vector này sẽ là tải điện 24h của ngày thứ j: $f(x_j)=[Load_{j-1h}, Load_{j-2h}, \dots, Load_{j-24h}]$.

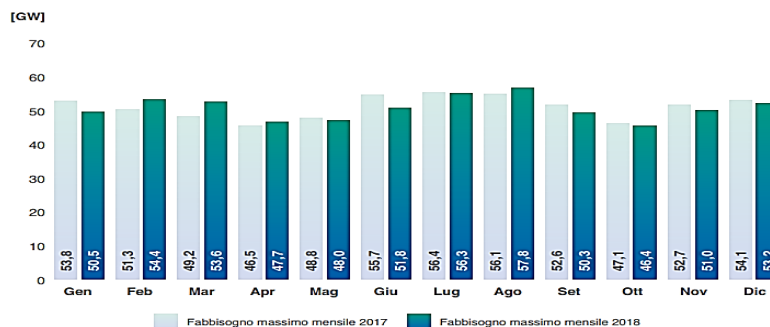
3. PHÂN TÍCH VÀ XỬ LÝ DỮ LIỆU PHỤ TẢI ĐIỆN Ở ITALIA

3.1. Phân tích tải điện ở Italia

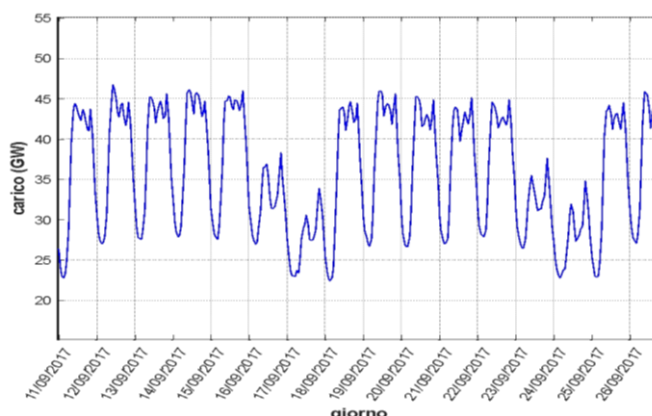
Để kiểm chứng phương pháp bài báo đề xuất, dữ liệu phụ tải tiêu thụ điện ở Italia được nghiên cứu, phân tích để chạy mô hình. Dữ liệu tiêu thụ điện tại Italia trong giai đoạn từ năm 2008 đến năm 2018 được thu thập và thể hiện trên hình 2 [10]. Trên hình 2, ta thấy trong giai đoạn này, nhu cầu phụ tải các năm gần như nhau, ví dụ nhu cầu năm 2018 là 321,9 TWh, bằng 100,4% so với năm 2017. Do vậy, kỳ vọng rằng tải điện của các năm tiếp theo sẽ không thay đổi đáng kể so với những năm trước. Do đó, bài báo lựa chọn thuật toán K-nearest neighbor - Regression cho bài toán dự báo phụ tải điện.



Hình 2. Biểu đồ tiêu thụ năng lượng điện của Italia giai đoạn 2008-2018.



Hình 3. So sánh lượng tiêu thụ năng lượng điện theo từng tháng của 2017 và 2018.



Hình 4. Biểu đồ lượng công suất tiêu thụ điện ở Ý trong 1 tuần bình thường.

Hình 3 thể hiện mức tiêu thụ điện theo từng tháng trong 2 năm 2017 và 2018. Ta thấy rằng, các tháng trong 2 năm có lượng tiêu thụ điện gần như nhau, chỉ tháng 1, tháng 2, tháng 3, tháng 6 là có sự sai khác đáng kể tương ứng với mức thay đổi lần lượt là 6,1%, 6%, 8,9%, 7%. Tóm lại, tiêu thụ điện theo các tháng giữa 2 năm sai khác dưới 10%. Hình 4 cho thấy rằng, phụ tải điện có sự khác nhau giữa các ngày trong tuần. Từ thứ 2 đến thứ 6 tải điện xấp xỉ nhau, thứ 7 và chủ nhật thì tải thấp hơn. Lý do là thứ 7 và chủ nhật là ngày nghỉ, hoặc lịch làm việc ít hơn so với những ngày từ thứ 2 đến thứ 6. Các phân tích chi tiết về tải điện ở Italia được các tác giả mô tả trong [11] và dữ liệu thô về phụ tải điện của Italia tham khảo tại [10].

3.2. Xử lý dữ liệu

Bộ dữ liệu phụ tải điện ở Italia được cung cấp bởi Terna (điều độ hệ thống điện ở Italia) được tóm tắt minh họa trên hình 5. Dữ liệu gồm ngày, giờ, công suất tiêu thụ, công suất dự báo của Terna. Các dữ liệu được thu thập sau mỗi 15 phút.

DATA_15 phút	Tổng nhu cầu_GW	Tổng dự báo_GW
10/07/2018 0:00	37,8	36,6
10/07/2018 0:15	36,2	36,6
10/07/2018 0:30	35,4	36,0
...	...	...

Hình 5. Dữ liệu tải điện được cung cấp bởi Terna (dữ liệu thô).

Từ dữ liệu đầu vào này, bài báo sẽ xây dựng một bộ dữ liệu mới để áp dụng cho mô hình của mình. Dựa vào những gì các tác giả đã phân tích [1-2], tải điện phụ thuộc vào loại ngày của ngày muốn dự báo (được gọi là ngày N) và phụ thuộc vào phụ tải điện của những ngày trước đó (ngày N-1, N-2,...). Vì vậy, bài báo cần xây dựng một bộ dữ liệu gồm:

- Dữ liệu đầu vào: Loại ngày của ngày N, loại ngày của các ngày N-1, N-2,... Phụ tải điện 24h của các ngày N-1, N-2,...
- Dữ liệu đầu ra: Phụ tải điện 24h của ngày N.

Câu hỏi đặt ra là cần dữ liệu của bao nhiêu ngày trước ngày N (giả sử số ngày trước ngày N là N_{cal}) rồi từ đó xây dựng lên dữ liệu đầu vào. Bài báo sử dụng thuật toán K nearest neighbor-Regression cho ra sai số dự báo cho ngày N là nhỏ nhất. Kết quả được cho trong bảng 1 như sau:

Bảng 1. Sai số của dự báo qua việc lấy thông tin của N_{cal} ngày trong quá khứ.

	$N_{cal} = 1$	$N_{cal} = 2$	$N_{cal} = 3$	$N_{cal} = 4$	$N_{cal} = 5$	$N_{cal} = 6$
MAPE %	2,63	2,83	2,99	3,20	3,39	4,24
VAPE %	5,18	7,25	7,41	10,46	10,19	51,55

Kết quả là chỉ cần thông tin của 1 ngày trước ngày N để xây dựng dữ liệu đầu vào thì sẽ cho sai số dự báo nhỏ nhất. Như đã phân tích ở phần 1, để áp dụng thuật toán K nearest neighbor Regression, mô hình cần lấy trung bình cộng tải điện của K ngày trong lịch sử mà giống nhất với ngày N để dự báo tải điện cho ngày N. Kết quả được thể hiện trong bảng 2.

Bảng 2. Sai số của dự báo qua việc lấy trung bình cộng tải điện của K ngày trong lịch sử giống nhất với ngày N.

$N_{cal} = 1$	K = 1	K = 2	K = 3	K = 4	K = 5	K = 6	K = 7	K = 8	K = 9
MAPE %	2,63	2,36	2,28	2,25	2,21	2,21	2,20	2,19	2,18
VAPE %	5,18	4,41	4,11	4,01	3,92	3,90	3,85	3,84	3,83

Kết quả là nếu lấy trung bình tải điện của 9 ngày trong lịch sử giống nhất với ngày N thì sẽ cho ra kết quả sai số dự báo nhỏ nhất (nghĩa là K = 9).

4. ÁP DỤNG MÔ HÌNH

Để kiểm chứng mô hình, các kết quả mô phỏng và phân tích sẽ được trình bày để đánh giá mô hình bài báo đề xuất. Dữ liệu phụ tải điện của Italia được sử dụng để dự báo nhu cầu phụ tải điện cho Italia năm 2019. Kết quả chạy mô hình được tóm tắt trên bảng 3. Ta thấy, sai số dự báo của mô hình là 2,099% thấp hơn sai số dự báo của cơ quan quản lý hệ thống điện Terna của Italia là 2,574%. Bảng 4 đưa ra kết quả dự báo của mô hình theo từng tháng. Bảng 3 cho thấy rằng, kết quả dự báo của mô hình đều tốt hơn kết quả dự báo của Terna.

Bảng 3. Sai số dự báo trung bình trong năm 2019.

	Sai số dự báo (%)
Mô hình	2,099
Dự báo của Terna	2,574

Bảng 4. Sai số dự báo của mô hình đề xuất cho từng tháng trong năm 2019 và so sánh với dự báo của Terna.

Tháng		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Sai số dự báo (%)	Mô hình	1,98	1,72	1,78	3,13	1,76	2,20	2,22	2,42	1,55	1,70	1,79	2,00
	Terna	2,41	2,83	2,97	3,23	2,54	2,49	2,74	2,45	2,50	2,41	2,23	2,23

Bảng 5. Sai số của mô hình áp dụng cho mỗi vùng ở Italia trong năm 2019.

Vùng		North	Centre North	Centre South	South	Sicily	Sardinia	Italy
Sai số dự báo (%)	Mô hình	2,68	4,01	2,99	3,98	3,77	8,43	2,10
	EMP	5,44	5,69	4,11	5,02	4,50	9,96	4,16
	Terna	2,57	2,57	2,57	2,57	2,58	2,57	2,57

Bảng 5 tóm tắt kết quả chạy mô hình dự báo cho từng vùng phụ tải điện lớn của Italia và so sánh với dự báo của Terna (điều độ quốc gia Italia), và phương pháp kinh nghiệm (EMP). Có thể thấy, mô hình cho từng vùng có sai số lớn hơn so với sai số của Terna. Nguyên nhân là do đặc tính tải của mỗi vùng có thể khác nhau. Mô hình của bài báo xây dựng là cho bộ dữ liệu của cả Italia.

Bảng 6. Sai số của mô hình áp dụng cho bộ dữ liệu của GME cho việc dự báo tải điện trong năm 2013.

Vùng		North	Centre North	Centre South	South	Sicily	Sardinia	Italy
Sai số dự báo (%)	Mô hình	2,45	5,78	4,62	3,28	3,59	4,80	2,19
	EMP	5,44	5,69	3,01	3,69	3,30	4,73	3,20
	GME	4,23	13,44	6,70	8,35	6,65	20,26	3,12

Bảng 6 so sánh mô hình của bài báo với bộ dữ liệu của GME (quản lý thị trường điện ở Ý). Có thể thấy với dữ liệu của cả Italia, mô hình của bài báo xây dựng vẫn có sai số nhỏ nhất. Mặc dù dữ liệu của GME và Terna có khác biệt.

5. KẾT LUẬN

Bài báo đề xuất mô hình dự báo phụ tải điện trong ngắn hạn dùng thuật toán máy học. Sự khác biệt của mô hình là đơn giản không yêu cầu các dữ liệu như nhiệt độ, độ ẩm,... Mô hình có thể áp dụng chỉ cần dữ liệu lịch sử về tiêu thụ điện của phụ tải. Như vậy mô hình có thể ứng dụng trong trường hợp dự báo phụ tải điện mà các dữ liệu về nhiệt độ, độ ẩm không sẵn có. Đặc tính tải điện của một ngày được trích xuất từ dữ liệu tải điện trong lịch sử và các quan sát trực quan bằng biểu đồ để từ đó xây dựng lên mô hình dự báo. Thuật toán của mô hình dễ hiểu, đơn giản, áp dụng cho nhiều bộ dữ liệu phụ tải điện khác nhau. Khi có càng nhiều dữ liệu về phụ tải điện thì mô hình càng giảm sai số trong quá trình dự báo. Mô hình được áp dụng đơn giản do không cần thêm các dữ liệu về nhiệt độ, độ ẩm, do vậy dễ áp dụng vào điều kiện thực tế. Mô hình cũng có thể áp dụng cho việc dự báo phụ tải điện trung và dài hạn (nhiều ngày liên tiếp), bằng cách từ dữ liệu dự báo của ngày N , để tạo ra dữ liệu đầu vào $N+1$, cứ như vậy cho đến ngày thứ $N+n$. Một số ứng dụng có thể áp dụng mô hình như tích hợp mô hình vào phần mềm quản lý điện năng của nhà máy, tòa nhà (PMS) để đưa ra các dự báo tiêu thụ điện cho các ngày tới, tháng tới,...

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. M.Tucci, M.Raugi, G.Giunta, E.Crisostomi, "A Multi-Objective Method for Short-Term Load Forecasting in European Countries", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 31, Issue: 5, pp. 3537-3574, Sept 2016.
- [2]. Ervin Ceperic, Vladimir Ceperic, Adrijan Baric, "A Strategy for Short-Term Load Forecasting by Support Vector Regression Machines", IEEE Transactions on Power Systems (Volume: 28, Issue: 4, Nov. 2013).
- [3]. Yanying Li, Jinxing Che, Youlong Yang, "Subsampled support vector regression ensemble for short term electric load forecasting", Energy Volume 164, 1 December 2018, Pages 160-170.
- [4]. A. Navot, L. Shpigelman, N. Tishby, E. Vaadia, "Nearest Neighbor Based Feature Selection for Regression and its Application to Neural Activity", Advances in Neural Information Processing Systems 18, NIPS 2005, December 5-8, 2005.
- [5]. H. S. Hippert, C. E. Pedreira and R. C. Souza, "Neural Networks for ShortTerm Load Forecasting: a Review and Evaluation", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 16, no. 1, pp. 44-55, 2001.
- [6]. Kunjin Chen, Kunlong Chen, Qin Wang, Ziyu He, Jun Hu, Jinliang He, "Short-Term Load Forecasting with Deep Residual Networks", IEEE Transactions on Smart Grid, Volume: 10, Issue: 4, July 2019.
- [7]. P. Mandal, T. Senjyu, N. Urasaki and T. Funabashi, "A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach", Elec. Power and Energy Systems, vol. 28, pp. 367-373, 2006.
- [8]. Ying Chen, Peter B. Luh, Che Guan, Yige Zhao, Laurent D. Michel, Matthew A. Coolbeth, Peter B. Friedland, "Short-Term Load Forecasting: Similar Day-Based Wavelet Neural Networks", IEEE

- Transactions on Power Systems, Volume: 25, Issue: 1, Feb. 2010.
- [9]. Gabriel Trierweiler Ribeiro, Viviana Cocco Mariani, Leandro dos Santos Coelho, “Enhanced ensemble structures using wavelet neural networks applied to short-term load forecasting”, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Volume 82, June 2019, Pages 272-281.
- [10]. <https://www.terna.it/en/electric-system/transparency-report/total-load>
- [11]. L. Semeraro, E. Crisostomo, A. Franco, A. Landi, M. Raugi, M. Tucci, “Electrical load clustering: The Italian case”, IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, Europe, 2014.

ABSTRACT

SHORT-TERM FORECAST OF LOAD BY MACHINE LEARNING MODEL: APPLICATION TO ITALIA

This paper presents a method based on machine learning model to forecast daily electrical loads. The model requires only historical datasets of load data. Hence, it is simple and more available to implement. The algorithm model “K-nearest neighbor - Regression” is used to predict the power load for 24 hours of the next day by looking in historical data set of days with weak factors most similar to the next day and using the load of those days to calculate and forecast the load in day ahead. Finally, data of Italia is used to verify the proposed model. The resulting error performed by this model is calculated and compared with Terna's forecast. In addition, the introduced method is realized by applying to Italy and data of GME (electricity market data in Italy).

Keywords: Short-term forecast of load; Similar shape algorithms; Machine learning model; Electricity market.

Nhận bài ngày 28 tháng 02 năm 2021

Hoàn thiện ngày 25 tháng 5 năm 2021

Chấp nhận đăng ngày 29 tháng 7 năm 2021

Địa chỉ: ¹Khoa Công nghệ Năng lượng – Trường Đại học Điện lực;

²Công ty TNHH Giải pháp lưới điện thông minh Việt Nam SES.

*Email: ducnh@epu.edu.vn.