

# PHƯƠNG PHÁP TỔ HỢP CÓ HIỆU CHỈNH CÁC MÔ HÌNH DỰ BÁO PHỤ TẢI ĐIỆN NGẮN HẠN CHO ĐIỆN LỰC MIỀN NAM

Ca Chí Thuần<sup>1</sup>, Lâm Xuân Tuấn<sup>1</sup>, Hoàng Tuấn Long<sup>2</sup>,  
Hoàng Xuân Bách<sup>3</sup>, Ngô Thanh Hùng<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>Tổng Công ty Điện lực miền Nam

<sup>2</sup>Trường Đại học Cảnh sát Nhân dân

<sup>3</sup>Trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm TP.HCM

\*Email: hungnhtanh@hufi.edu.vn

Ngày nhận bài: 10/6/2022; Ngày chấp nhận đăng: 13/7/2022

## TÓM TẮT

Trong bài báo này, nhóm tác giả đã đề xuất thuật toán dự báo nhu cầu phụ tải điện tiêu thụ gồm hai bước. Bước một, sẽ chọn thuật toán cho kết quả học tốt nhất trong số các thuật toán dự báo thuộc loại học có giám sát được lựa chọn. Ở bước hai, nhóm tác giả đề xuất phương pháp tính một lượng bù để thêm vào giá trị dự báo với mong muốn làm giảm độ lệch âm và cải thiện độ chính xác của phương pháp. Quá trình thử nghiệm với dữ liệu thật đã chứng minh được hiệu quả của các đề xuất cải tiến.

*Từ khóa:* Dự báo phụ tải, chuỗi thời gian mờ, mô hình arima, mạng nơ - ron, công thức tính lượng bù phụ tải điện.

## 1. MỞ ĐẦU

Trong những năm qua, với sự tiến bộ của khoa học và công nghệ, đặc biệt sự phát triển công nghệ thông tin, đã tác động mạnh mẽ góp phần tạo ra nhiều thay đổi tích cực, những ứng dụng công nghệ thông tin trong việc dự báo được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực: thời tiết, việc làm, thị trường, chứng khoán,... Nhiều ứng dụng dự báo không chỉ cung cấp một dự đoán phát hiện sớm mà còn gắn liền thực tiễn và có ảnh hưởng trực tiếp cuộc sống hằng ngày chúng ta. Các ứng dụng dự báo có ý nghĩa khoa học và thực tiễn cao hỗ trợ rất lớn trong việc quy hoạch, lập chính sách, v.v... một cách hiệu quả. Hiện nay dự báo phụ tải Điện được Nhà nước quan tâm và chỉ đạo sâu sắc cụ thể là một số văn bản quản lý Nhà nước cũng đã có hướng dẫn [1, 2]. Tuy nhiên, thực tế các thuật toán khi áp dụng dự báo phụ tải điện còn tồn tại giá trị dự đoán thấp so thực nhu cầu sử dụng điện thực tế (lệch âm) và kết quả dự đoán sai số lớn (chưa chính xác) dẫn đến khó khăn lựa chọn quyết định phù hợp nhất.

Một số nghiên cứu trong nước về lĩnh vực dự báo phụ tải điện như sau: nghiên cứu của Phan Thị Thanh Bình và Lương Văn Mạnh [3] đăng trên tạp chí Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ 2014, đã nghiên cứu cách tiếp cận sử dụng thuật toán của Chiu tìm kiếm luật mờ cho bài toán dự báo phụ tải điện theo mô hình tương quan.

Ở ngoài nước, Hoverstad và cộng sự cho thấy sử dụng thuật toán ARIMA đạt được kết quả tốt hơn so với mạng nơ - ron [4]. Trong khi đó, Veit và cộng sự lại cho rằng mạng nơ - ron cho kết quả tốt hơn so với thuật toán ARIMA [5]. Alberg và cộng sự sử dụng mô hình ARIMA (mùa vụ và không mùa vụ), để dự báo phụ tải điện ngắn hạn điện giờ, làm sáng tỏ các giải thuật sử dụng dự báo. Các tác giả này cũng giải thích một cách chi tiết và trình bày đề xuất mới gọi là "Incremental ARIMA" qua các thử nghiệm với bốn thuật toán (SWH2A,

SWHSA, SWDP2A, SWDPSA). Họ phát hiện rằng có yếu tố mùa vụ thì thuật toán SWDP2A vượt trội so với các thuật toán khác [6]. Feilat và nhóm của mình đã huấn luyện mạng nơ-ron lan truyền ngược (BPNN) để dự báo phụ tải điện dài hạn cho hệ thống điện Jordan [7]. Gerwig chỉ ra rằng việc so sánh kết quả của các phương pháp của các bài báo khác nhau là khó khăn vì các đánh giá không chỉ khác nhau ở các tập dữ liệu quá khứ mà còn về độ dài của chuỗi thời gian dự báo [8].

Như vậy độ chính xác của các phương pháp dự báo khác nhau có thể cao hoặc thấp tùy thuộc vào bộ dữ liệu cũng như độ dài chuỗi dự báo. Nói cách khác, không có phương pháp nào là tốt nhất trong mọi lĩnh vực hoặc mọi khoảng thời gian bất kỳ. Vì vậy, trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đề xuất mô hình cho phép sử dụng thuật toán có kết quả kiểm định tốt nhất từ số một số thuật toán dự báo, mà được chọn lọc thử nghiệm cho cùng một chuỗi thời gian quá khứ. Thuật toán tốt nhất sẽ được xác định lại sau một số lần dự báo. Bên cạnh đó, nghiên cứu cũng đề xuất một cải tiến nhỏ bằng cách xác định một lượng bổ sung cho từng giá trị phụ tải dự đoán được. Nhờ đó đã cải thiện được rõ rệt hiệu quả của giải pháp đề xuất.

Cấu trúc của bài báo sẽ gồm: phần 2 trình bày về một số thuật toán được sử dụng, phần 3 mô tả bài toán dự báo phụ tải điện và giải pháp đề xuất, phần 4 mô tả kết quả thử nghiệm và cuối cùng là kết luận.

## 2. CÁC THUẬT TOÁN ĐƯỢC SỬ DỤNG

### 2.1. Thuật toán dự báo chuỗi thời gian ARIMA

Mô hình tự tương quan tích hợp trung bình trượt ARIMA (Autoregressive Intergrated Moving Average) là một trong các mô hình dự báo chuỗi thời gian trong kinh tế lượng dựa trên giả thiết chuỗi dừng và phương sai sai số không đổi [9]. Mô hình sử dụng tham số đầu vào chính là các đặc trưng của chuỗi thời gian cần dự báo. Các đặc trưng đó bao gồm: mô hình hồi quy AR bậc  $p$  (công thức 1), mô hình bình quân di động MA bậc  $q$  (công thức 2) và mô hình sai phân với mức độ sai phân  $d$ . Như vậy mô hình ARIMA có 3 tham số là ARIMA( $p,d,q$ ). Cách xác định các tham số này sẽ không trình bày ở đây.

$$y(t) = a_0 + a_1y(t-1) + a_2y(t-2) + \dots + a_p y(t-p) + e(t) \quad (1)$$

$$y(t) = b_0 + e(t) + b_1e(t-1) + b_2e(t-2) + \dots + b_q e(t-q) \quad (2)$$

Mô hình ARIMA có dạng như sau (công thức 3):

$$y(t) = a_0 + a_1y(t-1) + a_2y(t-2) + \dots + a_p y(t-p) + e(t) + b_1e(t-1) + b_2e(t-2) + \dots + b_q e(t-q) \quad (3)$$

Trong đó:

$y(t)$  – các giá trị quan sát tại thời điểm  $t$ ;

$e(t)$  – giá trị sai số dự báo ngẫu nhiên tại thời điểm  $t$ ;

$a_i$  – các tham số phân tích hồi quy;

$b_0, b_1, b_2, \dots$  - giá trị trung bình của  $y(t)$  và các hệ số bình quân di động.

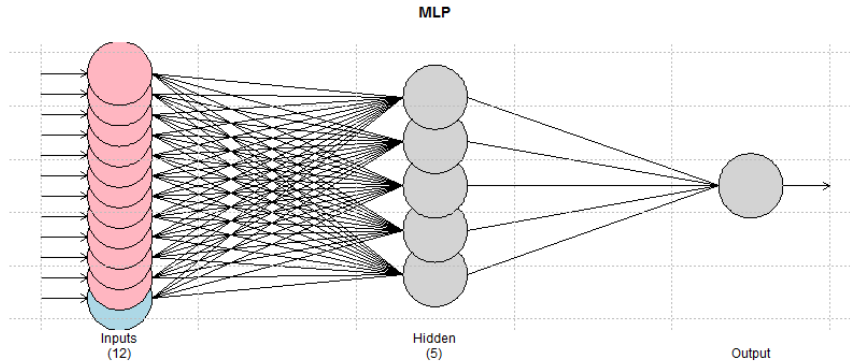
Các bước dự báo sử dụng mô hình ARIMA gồm:

- Xác định mô hình: là bước xác định giá trị cho các đặc trưng của mô hình ARIMA là  $p, q$  và  $d$ . Phương pháp xác định thường dùng là nghiên cứu chiều hướng biến đổi của hàm tự tương quan ACF hay hàm tự tương quan từng phần PACF và chuyển đổi thành chuỗi dừng.
- Ước lượng tham số: là quá trình ước lượng giá trị khởi đầu và điều chỉnh giá trị các tham số  $a_0, a_1, a_2, \dots, a_p, b_1, b_2, \dots, b_q$  của mô hình.

- Kiểm định mô hình: kiểm tra mức độ chính xác và phù hợp của mô hình với dữ liệu. Nếu có sự không thỏa mãn thì sẽ tiến hành xác định lại mô hình.
- Dự báo: khi mô hình đã được kiểm định, ta có thể dùng mô hình để thực hiện dự báo.

## 2.2. Mô hình mạng nơ-ron

Mạng nơ – ron được xây dựng dựa trên mạng nơ – ron sinh học [10]. Nó gồm các nơ – ron (hay còn gọi là các nút) kết nối với nhau và chia thành nhiều lớp, mỗi lớp có thể có một hoặc nhiều nơ -ron (Hình 1).



Hình 1. Ví dụ mô hình mạng nơ – ron với 1 lớp vào (12 nút), 1 lớp ẩn (5 nút) và 1 lớp ra (1 nút).

Mỗi mạng nơ – ron có một lớp vào, một hoặc một số lớp ẩn và lớp ra. Thông tin sẽ lan truyền trong mạng nơ – ron theo chiều từ lớp vào, đi qua các lớp ẩn rồi đến lớp ra. Thông tin dưới dạng giá trị số ở lớp trước sẽ lan truyền theo các kết nối để đến các nút của lớp tiếp theo. Tại các nút thông tin sẽ được tính toán (tổng hợp) theo một hàm kích hoạt được chọn (4).

$$a_i^{k+1} = f(\sum_{j=1..n} (w_{ij}a_j^k) + b_i^{k+1}) \quad (4)$$

Trong đó:

$a_t^h$  – là giá trị của nút thứ  $t$  thuộc lớp mạng thứ  $h$ ;

$w_{ij}$  – là trọng số của liên kết từ nút  $a_j^k$  đến nút  $a_i^{k+1}$ ;

$b_i^{k+1}$  – là độ lệch của nút  $a_i^k$ ;

$f$  – là hàm kích hoạt;

$w_{ij}$  và  $b_i^k$  – là các tham số của mô hình mạng nơ – ron.

Quá trình học của mạng nơ – ron. Để huấn luyện mạng nơ – ron người ta cung cấp cho nó bộ dữ liệu huấn luyện, mỗi phần tử của bộ dữ liệu này gồm một vector các giá trị nút mạng lớp vào và vector các giá trị nút mạng lớp ra (gọi là nhãn) . Quá trình học của mạng là quá trình cập nhật bộ tham số  $w_{ij}$  và  $b_i^{k+}$  sao cho lỗi của mô hình là nhỏ nhất, nghĩa là tổng hợp độ lệch giữa các giá trị tại các nút ở lớp ra với nhãn tương ứng là thấp nhất.

## 2.3. Mô hình Abbasov - Mamedova

Mô hình Abbasov – Mamedova [11] là một mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ gồm 6 bước:

B1. Tính toán độ biến thiên của chuỗi thời gian (lập thành bảng) và định nghĩa tập phổ quát  $U$  chứa khoảng biến thiên giữa biến thiên nhỏ nhất và lớn nhất của chuỗi.

B2. Chia tập phổ quát U thành n khoảng có độ biến thiên bằng nhau.

B3. Mô tả định tính các giá trị của dữ liệu bằng một biến ngôn ngữ, nghĩa là xác định các giá trị tương ứng của biến ngôn ngữ hoặc tập của các tập mờ (5).

$$\mu_{A_i}(u_i) = \frac{1}{1 + [c.(u - u_m^i)]^2} \quad (5)$$

Trong đó:

U - là giá trị biến thiên của dữ liệu theo bảng ở bước 1;

$u_m^i$  - là giá trị trung bình của khoảng thứ i (bước 2);

C - là hằng số được chọn sao cho đảm bảo được việc chuyển các giá trị định lượng thành giá trị mờ;

B4. Làm mờ dữ liệu đầu vào hay chuyển đổi các giá trị số thành các giá trị mờ theo công thức (5).

B5. Tính toán giá trị mờ tại thời điểm cần dự báo (6, 7).

$$R(t) = O^W(t) \oplus K(t) = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \dots & R_{1j} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_{i1} & R_{i2} & \dots & R_{ij} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Với:

$O^W(t)$  - là ma trận lưu trữ giá trị mờ hóa của dữ liệu tại các thời điểm trước thời điểm t;

$K(t)$  - là ma trận tập mờ ở thời điểm t;

$$F(t) = [\text{Max}(R_{11}, R_{21}, \dots, R_{i1}) \text{Max}(R_{12}, R_{22}, \dots, R_{i2}) \dots \text{Max}(R_{1j}, R_{2j}, \dots, R_{ij})] \quad (7)$$

B6. Khử mờ các kết quả thu được (8).

$$V(t) = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_t(u_i) \cdot u_m^i}{\sum_{i=1}^n \mu_t(u_i)} \quad (8)$$

### 3. BÀI TOÁN DỰ BÁO PHỤ TẢI ĐIỆN VÀ GIẢI PHÁP ĐỀ XUẤT

#### 3.1. Phát biểu bài toán bài toán dự báo phụ tải điện ngắn hạn

**Input:** File dữ liệu quá khứ - chuỗi số liệu tổng sản lượng tiêu thụ điện theo tháng tại khu vực trong những tháng trước đó

**Output:** Dự báo số liệu tổng sản lượng điện tiêu thụ trên khu vực trong 6 tháng tới.

#### 3.2. Mô tả giải pháp đề xuất

Giải pháp được đề xuất trong nghiên cứu này chính là xây dựng mô hình dự báo trên dữ liệu quá khứ cho một số thuật toán khác nhau một cách riêng rẽ, rồi chọn thuật toán có độ chính xác cao nhất cho quá trình dự báo ngắn hạn (6 tháng) tiếp theo.

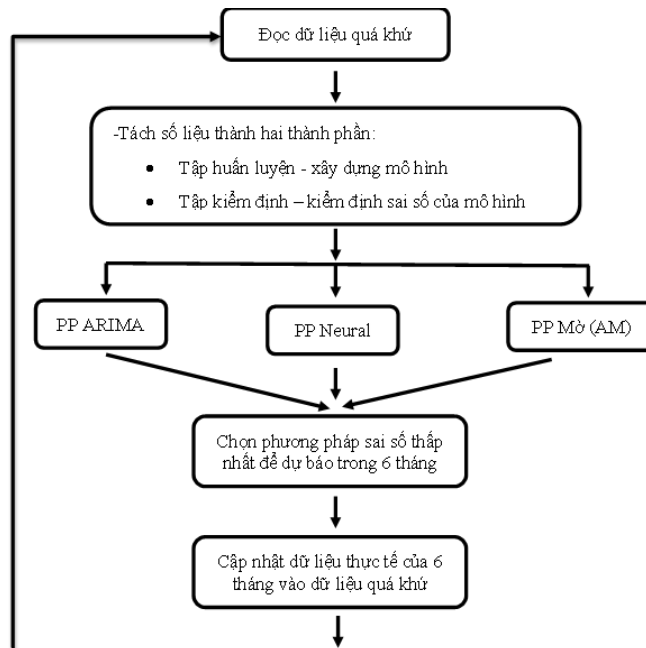
Khi đã có dữ liệu thực tế của 6 tháng dự báo, chúng ta sẽ chuyển dữ liệu này thành dữ liệu quá khứ và quay lại bước xây dựng mô hình để chọn thuật toán tốt nhất trên dữ liệu lịch sử đã được cập nhật. Quá trình này diễn ra như ở Hình 2.

Trong quá trình thử nghiệm, các thuật toán được chọn gồm: ARIMA, Nơ - ron, Abbasov-Mamedova (AM) vì sự phổ biến của các thuật toán này cũng như nhằm tạo tính đa dạng cho tổ hợp các thuật toán ứng viên. Tuy nhiên, tổ hợp các thuật toán này hoàn toàn có thể được bổ sung các thuật toán khác một cách dễ dàng bởi vì sự độc lập của chúng trong mô hình đề xuất.

### 3.3. Đề xuất cách tính lượng bổ sung cho giá trị dự báo

Theo kết quả thực nghiệm ở Bảng 1, ta thấy giá trị dự báo hầu hết đều thấp hơn so với giá trị thực tế. Điều này có thể giải thích bởi tốc độ tăng của nhu cầu sử dụng điện ngày càng nhanh hơn. Nếu không khắc phục được tình trạng dự báo luôn thấp hơn so với nhu cầu thực thì công ty buộc phải cắt điện ở một số khách hàng một cách đột xuất (không báo trước). Việc này thường có ảnh hưởng tiêu cực hơn so với việc dự báo bị dôi dư so với nhu cầu thực tế.

Vì lẽ đó, nhóm tác giả đề xuất thuật toán xác định một giá trị bổ sung để làm tăng giá trị dự báo với mong muốn giá trị dự báo sẽ thật gần hoặc vượt không đáng kể so với nhu cầu thực tế.



Hình 2. Mô hình dự báo đề xuất.

**Ý tưởng:** Xác định và bổ sung một giá trị dương vào giá trị dự báo bởi mô hình (thuật toán) tốt nhất được chọn.

#### Cách tính

Bước 1: Tính trung bình cộng các sai số (sai số được tính bằng hiệu của giá trị dự báo với giá trị thực tế) có giá trị âm và sai số tương đối (sai số tương đối bằng trị tuyệt đối của sai số chia cho giá trị dự báo) không vượt quá 7% - gọi là  $D_{neg}$ ; Tính trung bình cộng các sai số có giá trị dương và sai số tương đối không vượt quá 7% - gọi là  $D_{pos}$ .

Bước 2: Với mỗi giá trị dự báo  $\bar{y}_i$  thu được, ta hiệu chỉnh  $\bar{y}_i$  bằng công thức sau:

$$\bar{y}_{i \text{ mod}} = \bar{y}_i + \min(D_{neg}, 7\% * \bar{y}_i - D_{pos})$$

Trong cách tính trên, 7% là sai số tương đối tối đa cho phép trong dự báo nhu cầu sản lượng điện [2]. Giả sử giá trị  $\bar{y}_i$  cho sai số là dương thì trung bình  $\bar{y}_i$  sai so với  $y_i$  một lượng là  $D_{pos}$ , do đó ta có thể cộng thêm  $\bar{y}_i$  một lượng tối đa là  $7\% * \bar{y}_i - D_{pos}$ . Nếu  $\bar{y}_i$  cho sai số là âm thì ta bù ngay cho  $\bar{y}_i$  lượng sai số trung bình  $D_{neg}$  để có thể “triệt tiêu” được sai số này. Nhưng vì ta không biết chính xác  $\bar{y}_i$  cho sai số là dương hay âm nên chỉ có thể chọn một lượng nhỏ nhất từ hai giá trị  $D_{neg}$  và  $(7\% * \bar{y}_i - D_{pos})$  để bổ sung cho  $\bar{y}_i$ . Trong công thức trên ta đã giả sử  $7\% * \bar{y}_i \geq D_{pos}$  và  $7\% * \bar{y}_i \geq D_{neg}$ .

## 4. THỰC NGHIỆM

### 4.1. Mô tả dữ liệu thực nghiệm

Số liệu tổng sản lượng điện tiêu thụ quá khứ trên toàn khu vực được thu thập qua số liệu đo đếm tại công ty phân phối điện (số liệu được cung cấp bởi Tổng công ty điện lực miền Nam), được chia thành hai tập gồm: tập huấn luyện và tập kiểm định. Tập huấn luyện gồm các dữ liệu sản lượng điện tiêu thụ theo tháng (từ tháng 1/2010 đến tháng 12/2018) và tập kiểm thử bao gồm 12 tháng (từ tháng 1/2019 đến tháng 12/2019).

### 4.2. Mô tả cài đặt thực nghiệm

Hệ thống đã được hiện thực trên ngôn ngữ R với các thư viện và cấu hình như sau:

- Mô hình ARIMA:  
Thư viện forecast và tseries;  
Mô hình ARIMA(0, 1, 1);
- Mô hình mạng nơ – ron:  
Thư viện nnfor;  
Cấu hình mạng nơ – ron gồm: 1 lớp vào với 12 nơ – ron, 1 lớp ra với 1 nơ – ron, và 1 lớp ẩn với 5 nơ - ron;  
Cấu hình quá trình học: tốc độ học 0.1; số lần lặp tối đa 50;
- Mô hình Abbaso-Mamedova:  
Thư viện AnalyzeTS;  
Cấu hình: số lượng tập mờ  $n = 6$ ;  $w = 6$ ; hằng số C được xác định thông qua hàm hỗ trợ as.numeric.

### 4.3. Phân tích kết quả thực nghiệm

Các kết quả kiểm thử trong 12 tháng của năm 2019 được mô tả trong Bảng 1 và 2.

Bảng 1. Kết quả thử nghiệm

Stt	Tháng	Giá trị thực tế (tr.kwh)	Giá trị dự báo của các phương pháp (tr.kwh)				Sai số của các phương pháp (tr.kwh)			
			Arima	Nơ-ron	AM	Đề xuất	Arima	Nơ-ron	AM	Đề xuất
1	Một	1116	1007	1023	971	1136	-109	-93	-145	20
2	Hai	793	808	805	942	918	15	12	149	125
3	Ba	1052	949	939	914	1052	-103	-113	-138	0
4	Tư	1197	1094	1097	886	1210	-103	-100	-311	13
5	Năm	1150	1048	1058	857	1171	-102	-92	-293	21
6	Sáu	1197	1109	1123	829	1236	-88	-74	-368	39
7	Bảy	1173	1084	1075	801	1188	-89	-98	-372	15
8	Tám	1197	1110	1109	772	1222	-87	-88	-425	25
9	Chín	1159	1076	1100	744	1213	-83	-59	-415	54
10	Mười	1181	1101	1113	716	1226	-80	-68	-465	45
11	Mười một	1218	1132	1125	687	1238	-86	-93	-531	20
12	Mười hai	1194	1103	1131	659	1244	-91	-63	-535	50

Kết quả thử nghiệm ở Bảng 1 cho thấy sai số của phương pháp đề xuất đều dương (nghĩa là giá trị dự báo lớn hơn giá trị thực), trong khi ở các phương pháp khác thì hầu hết các sai số đều âm (giá trị dự báo nhỏ hơn giá trị thực). Cần mô tả thêm là trong quá trình dự báo trên, phương pháp đề xuất đều chọn mô hình nơ - ron làm thuật toán để dự báo. Bảng 2 cho thấy các thuật toán khác đều có số lần dự đoán sai vượt giới hạn cho phép (7%) là trên phân nửa số lần dự báo, trong khi thuật toán đề xuất chỉ vượt giới hạn duy nhất 1 lần. Giá trị sai số trung bình của thuật toán đề xuất cũng là tốt nhất trong số các thuật toán được thử nghiệm. Qua đó cho thấy mô hình cùng với phương pháp xác định lượng bù được đề xuất trong nghiên cứu đã đạt được các mục tiêu đề ra và cải thiện được hiệu quả dự báo một cách rõ rệt.

*Bảng 2. Bảng sai số tương đối*

STT	Tháng	Sai số tương đối của các phương pháp (%)			
		Arima	Nơ - ron	AM	Đề xuất
1	Một	9,76	8,33	12,99	1,79
2	Hai	1,89	1,51	18,78	15,76
3	Ba	9,79	10,74	13,11	0
4	Tư	8,6	8,35	25,98	1,08
5	Năm	8,86	8	25,47	1,82
6	Sáu	7,35	6,18	30,74	3,25
7	Bảy	7,58	8,35	31,71	1,27
8	Tám	7,26	7,35	35,5	2,08
9	Chín	7,16	5,09	35,8	4,65
10	Mười	6,77	5,75	39,37	3,81
11	Mười một	7,06	7,63	43,59	1,64
12	Mười hai	7,62	5,27	44,8	4,18
Trung bình:		7,47	6,87	29,82	3,44

## 5. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã đề xuất mô hình lựa chọn thuật toán trong một tổ hợp các thuật toán dự báo phổ biến có kết quả kiểm định với dữ liệu quá khứ tốt nhất. Dữ liệu quá khứ được cập nhật thường xuyên nhằm cập nhật xu hướng mới và loại bỏ những đặc điểm không còn phù hợp nữa. Bên cạnh đó, nghiên cứu cũng đề xuất công thức tính lượng bù vào giá trị dự báo. Kết quả cho thấy các đề xuất không chỉ giảm được các dự báo không đáp ứng được nhu cầu thực mà giúp cho sai số tương đối nằm trong phạm vi cho phép cũng như giảm sai số.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Bộ Công thương - Thông tư số 19/2017/TT-BCT quy định nội dung, phương pháp và trình tự nghiên cứu phụ tải điện, ban hành ngày 29/09/2017.
2. Cục Điều tiết Điện lực – Bộ Công Thương - Quy trình dự báo nhu cầu phụ tải điện hệ thống điện quốc gia, 2013.
3. Phan Thị Thanh Bình, Lương Văn Mạnh - Dự báo phụ tải điện theo mô hình tương quan dựa trên luật mờ, Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ **17** (1K) (2014) 30-36.

4. Hoverstad B.A., Tidemann A., Langseth H. - Effects of data cleansing on load prediction algorithms, In 2013 IEEE Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG), IEEE (2013) 93-100.
5. Veit A., Goebel C., Tidke R., Doblender C., Jacobsen H. A. - Household electricity demand forecasting: benchmarking state-of-the-art methods, In Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems (2014) 233-234.
6. Alberg D., Last M. - Short-term load forecasting in smart meters with sliding window-based ARIMA algorithms, Vietnam Journal of Computer Science **5** (3-4) (2018) 241-249.
7. Feilat E. A., Talal Al-Sha'abi D, Mo-mani M. A. - Long-term load forecasting using neural network approach for Jordan's power system, Eng. Press **1** (2017) 43-50.
8. Gerwig C. - Short term load forecasting for residential buildings - an extensive literature review, In International Conference on Intelligent Decision Technologies, Springer, Cham (2017) 181-193.
9. Box, G. E. P., G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel. - Time Series Analysis: Forecasting and Control, 3rd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1994.
10. Aggarwal Charu C. - Neural networks and deep learning, Springer, 2018.
11. Abbasov A. M., Mamedova M. H. - Application of fuzzy time series to population forecasting, Vienna University of Technology **12** (2003) 545-552.

## **ABSTRACT**

### **IMPROVEMENT OF SHORT-TERM ELECTRIC LOAD FORECAST**

Ca Chi Thuan<sup>1</sup>, Lam Xuan Tuan<sup>1</sup>, Hoang Tuan Long<sup>2</sup>,  
Hoang Xuan Bach<sup>3</sup>, Ngo Thanh Hung<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>*EVN Southern Power Corporation*

<sup>2</sup>*People's Police University*

<sup>3</sup>*Ho Chi Minh City University of Food Industry*

\*Email: [hungnhan@hufi.edu.vn](mailto:hungnhan@hufi.edu.vn)

In this paper, the author has proposed a two-step power demand forecasting algorithm. In the first step, the algorithm with the best accuracy among the selected supervised learning prediction algorithms is selected. In the second step, the authors propose a method to calculate an offset to add to the forecast value with the desire to reduce the negative deviation and improve the accuracy of the method. The testing has showed the effectiveness of the improvement proposals.

*Keywords:* Electric load forecasting, fuzzy time series, arima model, neural network, formula for calculating compensation value.