

Điều khiển tối ưu phụ tải điện khi có sự tham gia của nguồn năng lượng mặt trời, năng lượng gió kết nối lưới

Optimal load control with the connection of solar energy and wind energy sources to the grid

Đặng Thành Trung^{1*}, Trần Kỳ Phúc², Thái Quang Vinh³

¹Đại học Điện lực

²Viện Năng lượng- Bộ công thương

³Viện Công nghệ thông tin- Viện khoa học công nghệ Việt Nam

*Corresponding author E-mail: thanhtrungepu@gmail.com

Abstract

This paper uses an artificial neural network to predict the generating capacity of a solar panel, wind turbine, the consumption capacity of the electrical load and the electricity grid price. Then use genetic algorithm and particle swarm optimization to turn on/off of the electrical load to ensure that the nodes voltage and branches current of the low voltage grid are within the allowable range. And ensure that the total cost of selling electricity to the grid from the solar panel and wind turbine minus the total cost of buying electricity from the grid to supply the load is the maximum. This paper also proposes a solution to use smart electric vehicle charging to supply power to the load in case of grid power failure and using monte carlo simulation to calculate the reliability of the grid.

Keywords: Artificial Neural network, Genetic algorithm, Wind power, Solar power, Control Low Voltage Grid, Particle swarm optimization, monte carlo simulation

Ký hiệu	Đơn vị	Ý nghĩa	\underline{S}	kVA	Công suất phức toàn phần và tổn thất công suất phức toàn phần trên đường dây.
Ký hiệu IW, LW, W O, D		Véc tơ trọng số. Véc tơ đầu ra theo tính toán của mạng nơ ron và véc tơ đầu ra thực tế.	$\underline{S}_{LUC}; \underline{S}_{LC}$	kVA	Công suất phức của tải (không điều khiển được-LUC và điều khiển được LC).
X		Véc tơ đầu vào mạng nơ ron.	\underline{S}_{PV}	kVA	Công suất phức phát của giàn pin mặt trời.
$d_{j,m}$		Giá trị đầu ra thứ j tương ứng của mạng ứng với cặp mẫu thứ m trong tập số liệu mẫu.	\underline{S}_{WT}	kVA	Công suất phức phát của tua bin gió.
$O_{j,m}$		Giá trị đầu ra thứ j của mạng khi tính toán với các giá trị đầu vào ứng với cặp mẫu thứ m trong tập số liệu mẫu và trọng số của mạng.	Z, R, X	Ω	Tổng trở, Điện trở, Điện kháng của đường dây.
w_{k+1}, w_k		Giá trị trọng số trước và sau khi cập nhật.	U, U_{max} , U_{min}	V	Điện áp, Điện áp lớn nhất, Điện áp nhỏ nhất của nút
J		Ma trận Jacobian là đạo hàm của hàm mục tiêu E theo các giá trị trọng số của mạng.	I, I _{max}	A	Cường độ dòng điện, Cường độ dòng điện lớn nhất trên đường dây.
I		Ma trận đơn vị.	P, Q	kW, kVAR	Công suất tác dụng, Công suất phản kháng.
μ		Hệ số kết hợp, luôn dương.	PRGR(t)	đồng/kW	Giá mua điện từ lưới tại điểm t trong nửa giờ.
			PRPV(t)	đồng/kW	Giá bán điện từ giàn pin mặt trời lên lưới tại điểm t trong nửa giờ.

PRWT(t)	đồng/kW	Giá bán điện từ tua bin gió lên lưới tại điểm t trong nửa giờ.
PiLUC(t), PiLC(t)	kW	Công suất của phụ tải điện tại nút thứ i không điều khiển được và điều khiển được tại điểm t (số liệu được dự báo 30 phút/1 lần). Với phụ tải điện điều khiển được thì thời điểm nào phụ tải đó đóng thì $PLCi(t) = PLC_{max}$; còn thời điểm phụ tải điện đó không được đóng thì $PLCi(t)=0$.
PiPV(t)	kW	Công suất phát của giàn pin tại nút thứ i tại điểm t (số liệu được dự báo 30 phút/1 lần)
PiWT(t)	kW	Công suất phát của tua bin gió tại nút thứ i tại điểm t (số liệu được dự báo 30 phút/1 lần)
$t_i, t_{iend}, t_{istart}$	h	Thời điểm đóng tải, thời điểm được phép bắt đầu và kết thúc đóng tải.
Δt	h	Thời gian mất điện.
P_{chimax}	kW	Công suất sạc lớn nhất
t_{echi}	h	Thời điểm người sử dụng dự kiến lấy xe đã sạc xong
A	kWh	Điện năng của pin xe điện

Chữ viết tắt

NST	Nhiệm sắc thể
ANN	Artificial Neural network
GA	Genetic algorithm
UC	Phụ tải không điều khiển được.
C	Phụ tải điều khiển được.
PV	Nguồn điện là giàn pin mặt trời nối với lưới điện.
WT	Nguồn điện là tua bin gió nối với lưới điện
dayfo	Ngày dự báo

Tóm tắt

Bài báo nghiên cứu sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời, của tua bin gió, công suất tiêu thụ của phụ tải điện, giá điện trong thị trường phát điện cạnh tranh. Từ đó sử dụng thuật toán di truyền, thuật toán bầy đàn để điều khiển đóng cắt các phụ tải điều khiển được sao cho điện áp nút và dòng điện nhánh nằm trong giá trị cho phép đồng thời tối đa chi phí bán điện lên lưới từ giàn pin mặt trời, tua bin gió trừ đi chi phí mua điện từ lưới cung cấp cho phụ tải. Bài báo cũng đề xuất giải pháp sử dụng sạc xe điện thông minh để cung cấp điện cho phụ tải trong trường hợp mất điện lưới và sử dụng thuật toán Monte Carlo để so sánh độ tin cậy cung cấp điện.

1. Đặt vấn đề

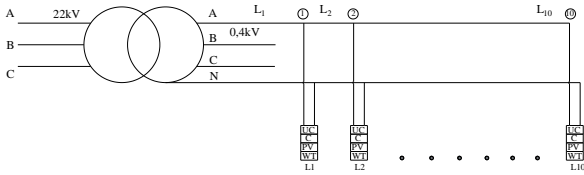
Hiện nay, giá đầu tư các giàn pin mặt trời và tua bin gió đã giảm đi khá nhiều. Đồng thời các công ty Điện lực cũng đã cho phép các hộ tiêu thụ có thể đầu tư giàn pin mặt trời, tua bin gió để phát điện sử dụng và bán điện lên lưới. Do đó các phụ tải có lắp đặt thêm giàn pin mặt trời hoặc tuabin gió ngày càng nhiều. Tuy nhiên khi lưới điện hạ áp có thêm các nguồn năng lượng gió, năng lượng mặt trời phát điện trực tiếp lên lưới thì sẽ xảy ra hiện tượng là khi công suất phụ tải giảm thấp mà công suất phát của các nguồn năng lượng tái tạo (năng lượng gió, năng lượng mặt trời) tăng cao sẽ dẫn tới điện áp tại một số nút tăng cao hơn giá trị cho phép làm cho các giàn pin, tua bin gió tự động tách ra và không phát được điện lên lưới. Ngoài ra trong một số trường hợp, dòng điện chạy trên các đường dây truyền tải có thể cao hơn giá trị dòng điện cho phép gây quá tải đường dây.

Đồng thời ta cũng nhận thấy rằng các phụ tải hiện nay ngoài những phụ tải không điều khiển được thì ta còn có những phụ tải điều khiển được và không bắt buộc dùng điện ngay lúc đó mà có thể dời khoảng thời gian sử dụng. Do đó ta sẽ điều khiển đóng/cắt các phụ tải đó một cách phù hợp để có thể ổn định điện áp giúp cho giàn pin, tuabin gió không bị ngắt ra khỏi lưới tránh quá tải dòng điện truyền tải trên đường dây và tối ưu hóa tiền điện bán lên lưới từ các giàn pin mặt trời, tuabin gió và tiền điện mua từ lưới cung cấp cho phụ tải.

Trong các phụ tải có thể điều khiển được, sạc xe điện là một trong những phụ tải rất lớn và ngày càng phổ biến. Ngoài ra, xe điện còn có bộ pin lưu trữ năng lượng lớn và có thể tận dụng để phát điện qua bộ sạc cấp nguồn cho phụ tải trong trường hợp mất điện lưới.

Có nhiều nghiên cứu về việc dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời, tua bin gió, công suất tiêu thụ của phụ tải điện và giá điện như nghiên cứu [7,11-14] sử dụng mạng nơ ron nhân tạo ANN để dự báo mật độ bức xạ năng lượng mặt trời, công suất phát của giàn pin mặt trời. Hay như nghiên cứu [9, 17,18] sử dụng mạng nơ ron nhân tạo và mô hình ARIMA để dự báo công suất phát của tua bin gió. Nghiên cứu [8,11,12,15,16] sử dụng logic mờ và mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất tiêu thụ của phụ tải điện, giá mua bán điện trong thị trường phát điện cạnh tranh. Ngoài những nghiên cứu dự báo công suất và giá điện cũng có nhiều nghiên cứu sử dụng thuật toán di truyền, thuật toán bầy đàn để điều khiển sạc/xả cho bộ lưu trữ điện, điều khiển các phụ tải điều khiển được như bơm nước, bình nóng lạnh... để tối ưu hóa lưới điện hạ áp, cao áp, lưới điện tần số cao [1,2,10,19]. Nghiên cứu [20] sử dụng thuật toán Monte Carlo để đánh giá độ tin cậy cung cấp điện. Sau khi tìm hiểu về những nghiên cứu trên thế giới cũng như yêu cầu thực tế về lưới điện hạ áp ở Việt Nam, nghiên cứu sẽ sử dụng mạng nơ ron để dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời, của tua bin gió, công suất tiêu thụ của phụ tải điện và giá mua bán điện trong thị trường phát điện cạnh tranh trong tương lai. Từ những số liệu dự báo được sẽ sử dụng thuật toán di truyền, thuật toán bầy đàn để điều khiển đóng/cắt các phụ tải điều khiển được như bơm nước, sạc xe điện... để điều khiển đóng cắt tải tối ưu, giảm chi phí mua điện từ lưới. Đồng thời nghiên cứu cũng đề xuất bộ sạc xe điện thông minh có thể tận dụng pin của xe điện để cấp điện cho phụ tải khi mất nguồn điện lưới và sử dụng thuật toán Monte Carlo để so sánh thời gian mất điện trung bình trong năm.

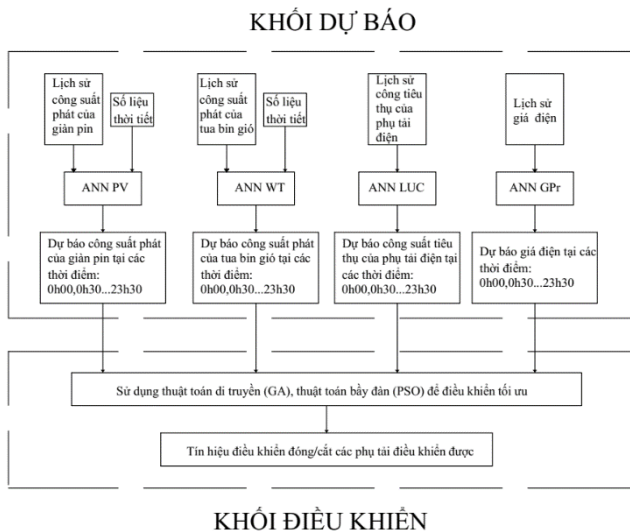
Trong nghiên cứu này, mô hình ta sử dụng là pha A của lưới điện hạ áp 0,4kV lấy từ trạm biến áp 22/0,4 kV công suất 560kVA bao gồm 10 phụ tải. Trong các phụ tải đều có các tải điều khiển được, không điều khiển được, giàn pin mặt trời và tuabin gió như sau:



Hình 1: Sơ đồ mô hình lưới điện hạ áp

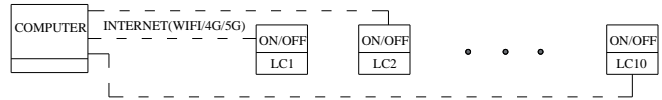
Để giải quyết bài toán điều khiển phụ tải nhằm tối ưu hóa chi phí gồm chi phí bán điện từ các giàn pin, tua bin gió và chi phí mua điện từ lưới ta đề xuất mô hình như hình vẽ 2 trong đó gồm 2 khối là khối dự báo và khối điều khiển:

- Khối dự báo: bao gồm các mạng nơ ron nhân tạo (ANN) sử dụng các số liệu thu thập được từ quá khứ để đào tạo và dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời, tua bin gió, công suất tiêu thụ của phụ tải, giá điện mua từ lưới. Mỗi mạng nơ ron nhân tạo (ANN) gồm 48 đầu ra tương ứng với công suất phát của giàn pin, tua bin gió/công suất tiêu thụ của phụ tải, giá điện lưới tại các thời điểm: 0h00, 0h30...23h30 của ngày tiếp theo.
- Khối điều khiển: Từ những kết quả dự báo công suất phát của giàn pin, công suất phát của tua bin gió, công suất tiêu thụ của phụ tải điện, giá điện trong ngày tiếp theo khối điều khiển sẽ sử dụng thuật toán di truyền (GA), thuật toán bầy đàn (PSO) để điều khiển đóng/cắt các phụ tải điều khiển được với các mục tiêu:
 - + Đảm bảo điện áp tại các nút, dòng điện trên đường dây nằm trong giá trị cho phép.
 - + Tối đa hóa lợi nhuận: tổng tiền bán điện lên lưới từ giàn pin mặt trời và tuabin gió – tổng tiền điện tiêu thụ của phụ tải.



Hình 2: Sơ đồ dự báo và điều khiển lưới điện

Sơ đồ điều khiển lưới điện hạ áp và hệ thống truyền thông điều khiển các phụ tải điện của lưới như sơ đồ sau:



Hình 3: Sơ đồ truyền thông điều khiển đóng/cắt phụ tải điện

Trong đó các bộ điều khiển ON/OFF tại các phụ tải điều khiển được LCi có các chức năng sau:

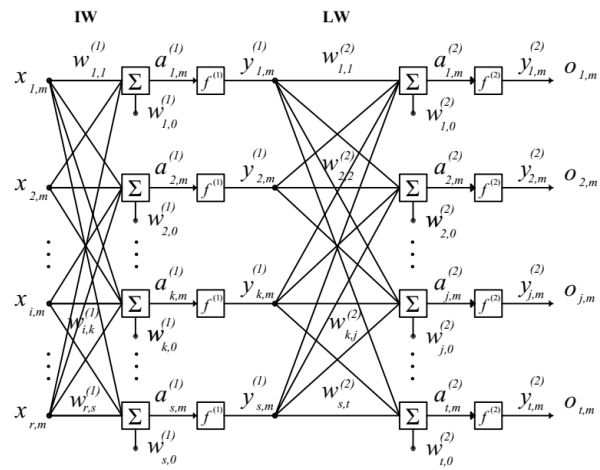
- + Kết nối với máy tính trung tâm qua mạng Internet để nhận tín hiệu điều khiển đóng cắt phụ tải
- + Tự động điều khiển đóng/cắt phụ tải trong khoảng thời gian cho phép khi điện áp tại nút đó nằm ngoài giá trị cho phép.

2. Ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo, thuật toán di truyền (GA) và thuật toán bầy đàn (PSO) để điều khiển tối ưu phụ tải

2.1. Ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo trong dự báo

2.1.1. Tìm hiểu về mạng nơ ron truyền thẳng nhiều lớp và thuật toán Levenberg-Marquardt để đào tạo mạng nơ ron truyền thẳng

Mạng nơ ron nhân tạo (Artificial Neural Networks) được xây dựng dựa trên cấu trúc của bộ não con người, giúp ta đưa ra một phương pháp mới trong lĩnh vực tiếp cận hệ thống thông tin. Mạng nơ ron nhân tạo có thể thực hiện các bài toán nhận biết, phân loại mẫu, tối ưu, nhận dạng, điều khiển và dự báo. Trong bài toán dự báo công suất phát của các nguồn điện gió, điện mặt trời, công suất tiêu thụ của phụ tải điện và giá điện ta sử dụng mô hình mạng nơ ron truyền thẳng 2 lớp gồm r đầu vào $[x_1, x_2, \dots, x_r]$, t đầu ra $[o_1, o_2, \dots, o_t]$ và có s nơ ron lớp ẩn như sau:



Hình 4: Mô hình mạng nơ ron lan truyền thẳng 2 lớp

Các hàm truyền trong lớp ẩn và lớp đầu ra lần lượt là $f^{(1)} = \text{log-sig}(a^{(1)})$ và $f^{(2)} = \text{purelin}(a^{(2)})$.

Ma trận trọng số của lớp đầu vào là IW, của lớp ẩn là LW gồm các trọng số w_{ij} như hình vẽ. Ma trận O đầu ra của mạng được tính như sau:

$$O = f^{(2)} LW \cdot f^{(1)} IW^{(1,1)} \cdot X + W_0^{(1)} + W_0^{(2)} \quad (1)$$

Việc đào tạo mạng là tính giá trị các trọng số w_{ij} của mạng sao cho hàm mục tiêu bình phương sai số giữa các giá trị đầu ra theo tính toán của mạng (O) và các giá trị đầu ra của bộ số liệu mẫu (D) đạt giá trị nhỏ nhất như sau:

$$E(X, W) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^p \sum_{j=1}^l e_{j,m}^2 \quad (2)$$

Lỗi của quá trình đào tạo giữa đầu ra j và các giá trị ứng với đầu vào cặp mẫu thứ m được xác định như sau:

$$e_{j,m} = d_{j,m} - o_{j,m} \quad (3)$$

Có nhiều thuật toán để đào tạo mạng nơ ron, ở đây ta sử dụng thuật toán Levenberg-Marquardt với luật cập nhật trọng số như sau:

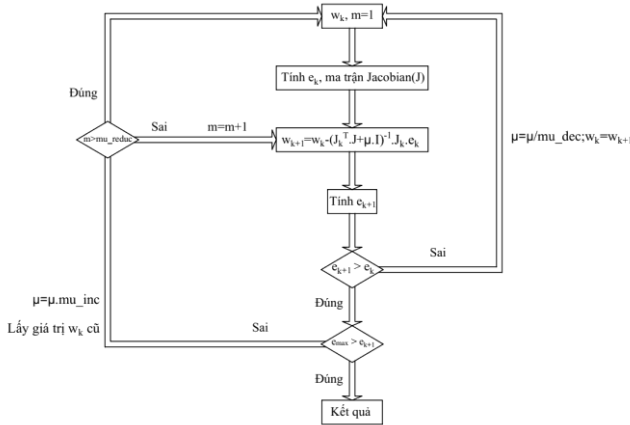
$$w_{k+1} = w_k - J_k^T \cdot J_k + \mu \cdot I^{-1} \cdot J_k \cdot e_k \quad (4)$$

Để cập nhật được trọng số ta phải tính được ma trận Jacobian (J) là đạo hàm của hàm lỗi theo trọng số. Quá trình tính toán ma trận Jacobian (J) sẽ gồm 2 quá trình

+ Quá trình tính toán theo chiều thuận: Từ số liệu đầu vào X ta tính được giá trị đầu ra O của mạng

+ Quá trình lan truyền ngược: So sánh giá trị đầu ra O và giá trị đầu ra của bộ số liệu mẫu D ta tính ngược lại về phía đầu vào. Từ đó ta tìm được giá trị cập nhật cho trọng số.

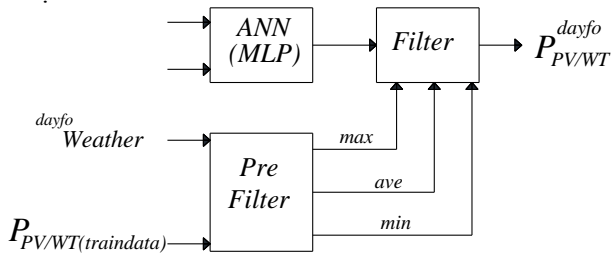
Sơ đồ thuật toán đào tạo mạng như hình dưới:



Hình 5: Đào tạo mạng nơ ron truyền thẳng sử dụng thuật toán Levenberg-Marquardt

2.1.2. Xây dựng bộ lọc tích hợp cho mạng nơ ron để tăng độ chính xác của bài toán dự báo

Công suất phát của giàn pin mặt trời, tua bin gió phụ thuộc rất lớn vào trạng thái thời tiết. Do đó, nghiên cứu đề xuất mô hình kết hợp mạng nơ ron nhân tạo và bộ lọc để tăng độ chính xác của dự báo.



Hình 6: Mô hình mạng nơ ron kết hợp bộ lọc

Trong mô hình này, ngoài việc sử dụng mạng nơ ron truyền thẳng 2 lớp để dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời hoặc tua bin gió. Mô hình còn tích hợp thêm bộ lọc (filter) phía sau đầu ra của mạng nơ ron nhằm hiệu chỉnh lại kết quả dự báo. Bộ lọc gồm 2 khối chính sau:

+ Khối chuẩn bị dữ liệu (pre filter): Đầu vào của khối gồm dự báo trạng thái thời tiết của thời điểm dự báo, công suất phát của giàn pin mặt trời, tua bin gió và trạng thái thời tiết của bộ

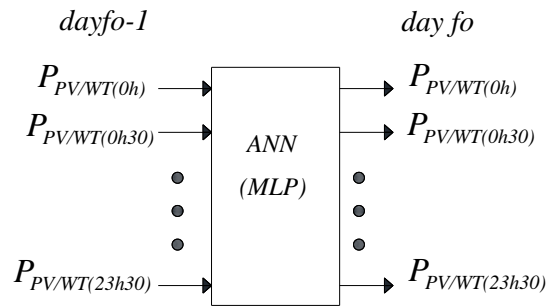
số liệu sử dụng cho đào tạo mạng nơ ron. Đầu ra của khối là công suất phát lớn nhất, công suất phát nhỏ nhất, công suất phát trung bình của cùng thời điểm và cùng trạng thái thời tiết với thời điểm và trạng thái thời tiết của công suất cần dự báo. + Khối lọc dữ liệu (filters): Đầu vào của khối gồm công suất lớn nhất, công suất nhỏ nhất, công suất trung bình từ khối chuẩn bị dữ liệu và công suất dự báo từ mạng nơ ron nhân tạo. Khối sẽ so sánh công suất dự báo với công suất lớn nhất, nhỏ nhất để không lệch quá khỏi giới hạn đó. Đồng thời kết hợp với công suất trung bình để hiệu chỉnh kết quả dự báo.

2.1.3. Áp dụng mạng nơ ron truyền thẳng 2 lớp cho bài toán dự báo

1. Dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời và tua bin gió

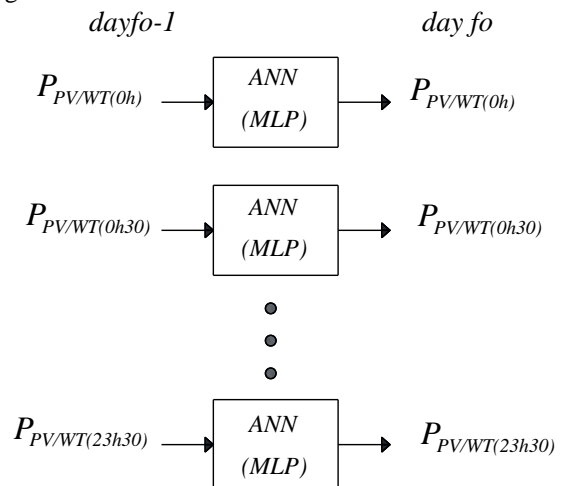
Công suất phát của giàn pin mặt trời và tuabin gió phụ thuộc nhiều vào các yếu tố thời tiết, công suất phát của quá khứ do đó, dựa vào số liệu thu thập được ta đề xuất các mô hình sử dụng cho dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời và tuabin gió như sau:

+ Mô hình 1: Sử dụng 1 mạng nơ ron có 48 đầu vào tương ứng với công suất phát của giàn pin/tua bin gió trước ngày dự báo và 48 đầu ra tương ứng với công suất phát vào ngày dự báo



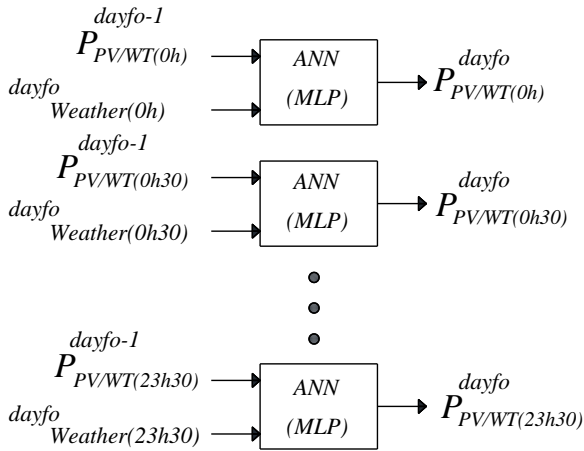
Hình 7: Mô hình 1 sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời hoặc tua bin gió

+ Mô hình 2: Sử dụng 48 mạng nơ ron có 1 đầu vào tương ứng với công suất phát của giàn pin/tua bin gió trước ngày dự báo và 1 đầu ra tương ứng với công suất phát vào ngày dự báo tại cùng 1 thời điểm



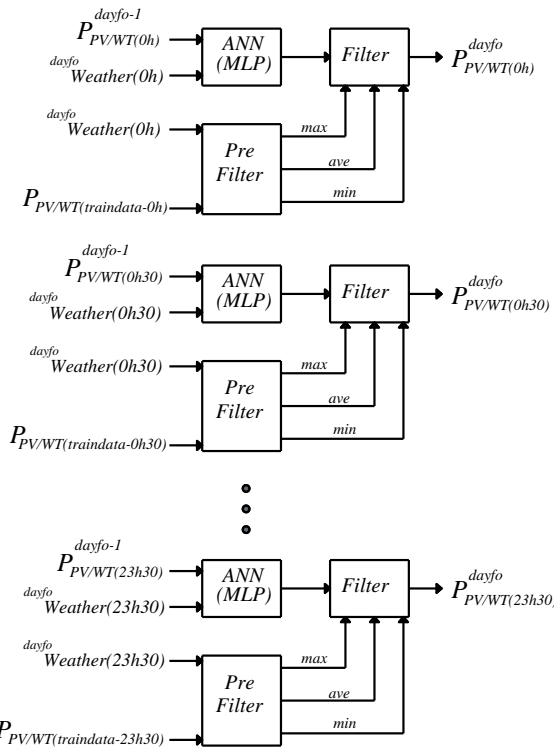
Hình 8: Mô hình 2 sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời hoặc tua bin gió

+ Mô hình 3: Sử dụng 48 mạng nơ ron có 2 đầu vào tương ứng với công suất phát của giàn pin/tua bin gió trước ngày dự báo và số liệu về đặc điểm dự báo thời tiết của ngày dự báo. 1 đầu ra tương ứng với công suất phát vào ngày dự báo tại cùng 1 thời điểm



Hình 9: Mô hình 3 sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời hoặc tuabin gió

+ Mô hình 4: Sử dụng 48 mạng nơ ron có tích hợp bộ lọc (trình bày ở mục 2.1.2) với đầu vào của mạng nơ ron tương ứng với công suất phát của giàn pin/tua bin gió trước ngày dự báo và số liệu về đặc điểm dự báo thời tiết của ngày dự báo. 1 đầu ra tương ứng với công suất phát vào ngày dự báo tại cùng 1 thời điểm.

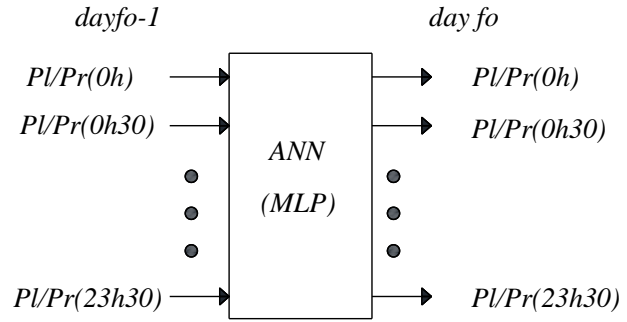


Hình 10: Mô hình 4 sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời hoặc tuabin gió

2. Dự báo công suất tiêu thụ của phụ tải điện và giá bán điện từ lưới

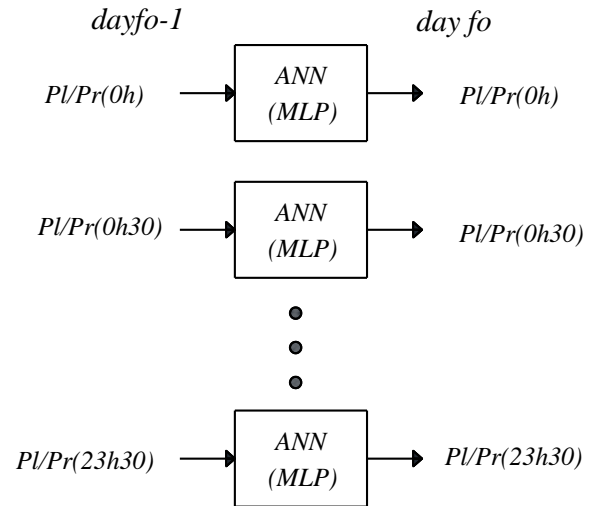
Công suất tiêu thụ và giá điện thường liên quan đến công suất sử dụng, giá điện ngày trước đó và ngày tương ứng với tuần trước đó. Từ đó ta đề xuất một số mô hình sau:

+ Mô hình 1: Sử dụng 1 mạng nơ ron có 48 đầu vào tương ứng với công suất tiêu thụ của phụ tải/giá điện trước ngày dự báo và 48 đầu ra tương ứng với công suất tiêu thụ của phụ tải/giá điện vào ngày dự báo.



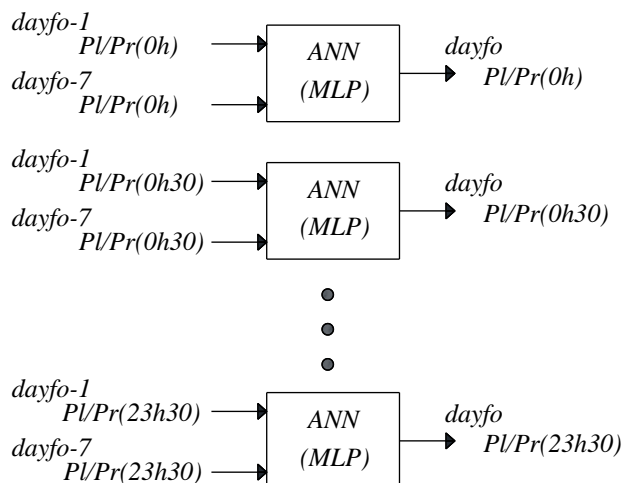
Hình 11: Mô hình 1 sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất tiêu thụ của phụ tải điện hoặc giá mua từ lưới điện

+ Mô hình 2: Sử dụng 48 mạng nơ ron có 1 đầu vào tương ứng với công suất tiêu thụ của phụ tải/giá điện trước ngày dự báo và 1 đầu ra tương ứng với công suất tiêu thụ/ giá điện tương ứng vào ngày dự báo tại cùng 1 thời điểm



Hình 12: Mô hình 2 sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất tiêu thụ của phụ tải điện hoặc giá mua từ lưới điện

+ Mô hình 3: Sử dụng 48 mạng nơ ron có 2 đầu vào tương ứng với công suất tiêu thụ của phụ tải/giá điện trước ngày dự báo và công suất tiêu thụ của phụ tải/giá điện trước ngày dự báo 7 ngày (ngày tương ứng của tuần trước) tại cùng 1 thời điểm.



Hình 13: Mô hình 3 sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự báo công suất tiêu thụ của phụ tải điện hoặc giá mua từ lưới điện

2.2. Thuật toán điều khiển tối ưu phụ tải điện

2.2.1. Xây dựng thuật toán điều khiển tải

1. Tính toán điện áp nút và dòng điện nhánh trong lưới điện 1 pha

Để giảm khối lượng tính toán khi tính điện áp, dòng điện và công suất truyền tải của lưới điện hạ áp 1 pha ta sử dụng sơ đồ thay thế sau:



Hình 14: Sơ đồ thay thế khi tính lưới điện hạ áp 1 pha

Công suất tại nút có phụ tải điện điều khiển được, phụ tải điện không điều khiển được, giàn pin mặt trời, tua bin gió được tính như sau:

$$S = S_{LUC} + S_{LC} - S_{PV} - S_{WT} \tag{5}$$

Nút 0 là nút cơ sở, điện áp thường được đặt cố định là 220V. Từ công suất phụ tải tại các nút, điện trở và điện kháng đường dây ta tính được điện áp tại các nút còn lại và công suất truyền tải trên đường dây.

2. Xây dựng bài toán điều khiển đóng/cắt tải

Bài toán đặt ra là điều khiển thời điểm đóng/cắt tải điều khiển được để hàm mục tiêu của bài toán là tổng chi bán điện lên lưới từ giàn pin mặt trời và tua bin gió trừ đi tổng chi phí mua điện mua điện từ lưới trong 1 ngày phải lớn nhất.

$$f = \max \left(\sum_{t=1}^{48} \sum_{i=1}^{10} \left(PR_{PV}(t) \cdot P_{iPV}(t) + PR_{WT}(t) \cdot P_{iWT}(t) \right) \right) \tag{6}$$

Các ràng buộc:

+ Điện áp tại các nút 1-10 ở tất cả các thời điểm trong ngày:

$$U_{\min} \leq U_i \leq U_{\max} \tag{7}$$

+ Cường độ dòng điện chạy trên đường dây 0-10 ở tất cả các thời điểm trong ngày:

$$I_{i-1 \rightarrow i} \leq I_{\max i-1 \rightarrow i} \tag{8}$$

+ Thời điểm đóng phụ tải điều khiển được phải nằm trong giới hạn thời điểm đóng/cắt của phụ tải điện:

$$t_{istart} \leq t_i \leq t_{iend} \tag{9}$$

2.2.2. Áp dụng thuật toán di truyền (GA) để điều khiển tối ưu tải

Thuật toán di truyền (Genetic Algorithm, viết tắt là GA) là giải thuật tìm kiếm, chọn lựa các giải pháp tối ưu để giải quyết các bài toán khác nhau dựa trên cơ chế chọn lọc tự nhiên của ngành di truyền học. Thuật toán di truyền thực hiện việc tìm kiếm song song trên một tập được gọi là quần thể các lời giải cụ thể.

Thuật toán di truyền được thực hiện theo các bước sau:

- + Mã hóa lời giải thành cá thể dạng chuỗi và tạo quần thể các lời giải.
- + Xây dựng hàm xác định giá trị độ phù hợp dựa trên hàm mục tiêu.
- + Toán tử chọn lọc các cá thể bố mẹ.

- + Toán tử lai ghép.
- + Toán tử đột biến.
- + Chiến lược thay thế các toán tử con thay cho toán tử bố mẹ.

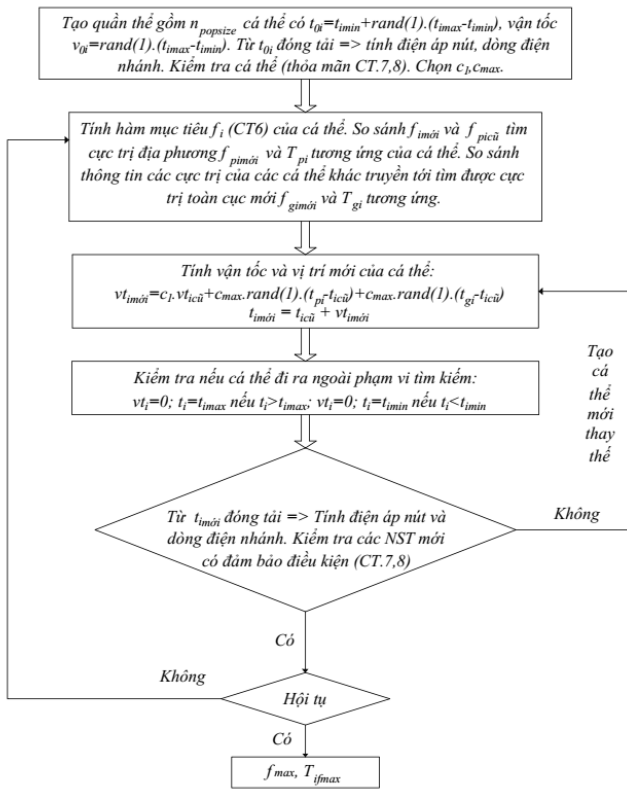
Sơ đồ thuật toán di truyền cho bài toán điều khiển tải tối ưu của như sau:



Hình 15: Thuật toán di truyền cho bài toán tối ưu điều khiển tải

2.2.3. Áp dụng thuật toán bầy đàn (PSO) để điều khiển tối ưu tải

Thuật toán bầy đàn (PSO) là một thuật toán tối ưu hóa phi tuyến ngẫu nhiên được đề xuất bởi Kennedy và Eberhart vào năm 1995. Thuật toán dựa trên mô hình hóa việc đàn chim đi tìm kiếm thức ăn nhằm đạt được giá trị tối ưu nhất trong miền tìm kiếm. Sơ đồ thuật toán bầy đàn cho bài toán điều khiển tải tối ưu như sau:



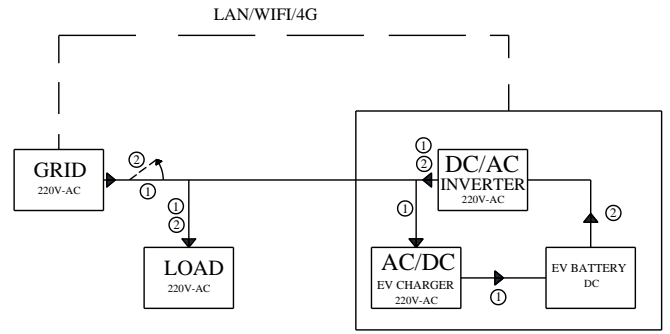
Hình 16: Thuật toán bầy đàn cho bài toán tối ưu điều khiển tải

2.3. Sử dụng sạc xe điện thông minh để cấp điện cho phụ tải khi mất nguồn điện lưới

2.3.1. Đề xuất giải pháp bộ sạc xe điện thông minh hỗ trợ điều khiển hệ thống điện

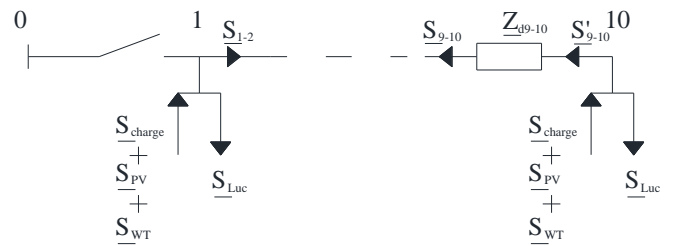
Trong các phụ tải điện hiện nay, việc sạc xe điện là một trong những phụ tải điện được phát triển rất mạnh đặc biệt là sạc cho xe ô tô điện. Tuy nhiên việc điều khiển sạc hỗ trợ việc ổn định lưới điện chưa được tính tới. Do đó, xét về mặt hỗ trợ lưới điện, nghiên cứu chia ra các mức độ hỗ trợ như sau:

- + Mức độ 0: Chỉ có chức năng sạc xe và không có kết nối điều khiển từ lưới điện.
- + Mức độ 1: Ngoài chức năng sạc xe còn có chức năng điều khiển đóng/cắt sạc từ lưới điện qua internet.
- + Mức độ 2: Ngoài chức năng điều khiển đóng/cắt còn có khả năng điều khiển công suất sạc.
- + Mức độ 3: Thêm chức năng sử dụng pin của xe điện biến đổi thành nguồn điện xoay chiều cung cấp cho lưới điện khi nguồn điện lưới bị mất. Trong sơ đồ nguyên lý ở hình 17, thông thường, bộ sạc sẽ lấy điện từ lưới điện cung cấp cho pin xe điện (1). Quá trình này có thể điều khiển đóng/cắt và thay đổi công suất sạc qua internet. Khi lưới mất điện, bộ sạc sẽ lấy nguồn từ pin xe điện và cấp điện cho phụ tải (2).



Hình 17: Sơ đồ bộ sạc xe điện thông minh cấp độ 3.

Nghiên cứu tính toán trường hợp khi mất nguồn điện lưới, sử dụng các sạc xe điện mức độ 3 để cung cấp điện cho lưới trong thời gian sửa chữa. Sơ đồ thay thế của lưới điện khi mất nguồn điện lưới và sạc xe điện sử dụng năng lượng tích trữ trong pin của xe để cấp điện cho phụ tải như sau:



Hình 18: Sơ đồ thay thế lưới điện khi mất nguồn điện lưới và sử dụng bộ sạc xe điện thông minh cung cấp điện cho phụ tải.

Tại các nút có kết nối bộ sạc mức độ 3, các bộ sạc sử dụng pin xe điện và phát công suất lên lưới, công suất tại các nút sẽ được tính như sau:

$$S = S_{LUC} - S_{charge} - S_{PV} - S_{WT} \quad (10)$$

Thuật toán để điều khiển các bộ sạc cung cấp điện cho phụ tải khi mất điện lưới đảm bảo khi lấy xe tại thời điểm đặt trước, dung lượng pin xe sẽ đạt 100% như sau:

+ Giả sử thời gian mất điện lưới là Δt từ thời điểm t_i đến thời điểm $t_i + \Delta t$. Tổng công suất phụ tải điện lúc đó là $P_L(t_i)$; $P_L(t_i + \Delta t)$. Điện năng cần thiết để cung cấp cho phụ tải điện là:

$$A_L = \frac{P_L(t_i) + P_L(t_i + \Delta t)}{2} \cdot \Delta t \quad (\text{kWh}) \quad (11)$$

Công suất cần thiết cung cấp cho phụ tải từ bộ sạc tích hợp là:

$$P_L = \max(P_L(t_i); P_L(t_i + \Delta t)) \quad (\text{kW}) \quad (12)$$

Giả thiết tại thời điểm t_i , tổng điện năng của các pin xe điện là A_{bi} , tổng điện năng lớn nhất của pin khi sạc đầy là A_{bmax} , tổng điện năng nhỏ nhất của pin là A_{bmin} . Tổng công suất sạc của xe điện là P_{chmax} , tổng công suất phát điện cho phụ tải từ pin xe điện là $P_{dischmax}$. Hiệu suất sạc của xe điện là η_{ch} , hiệu suất xả từ pin xe điện là η_{disch} . Thời điểm dự kiến kết thúc sạc là t_{end} và thời điểm chủ xe dự kiến sẽ lấy xe khỏi trạm sạc là t_{endset} . Điện năng cung cấp cho phụ tải từ pin xe điện sẽ được tính như sau:

$$A_{fba} = \min \left((A_{bi} - A_{bmin}); \left(\frac{P_{dischmax} \Delta t}{\eta_{disch}} \right); (P_{chmax} \cdot (t_{endset} - t_{end} - \Delta t)) \right) \quad (\text{kWh}) \quad (13)$$

Công suất cung cấp từ pin xe điện qua bộ sạc trong khoảng thời gian mất điện là:

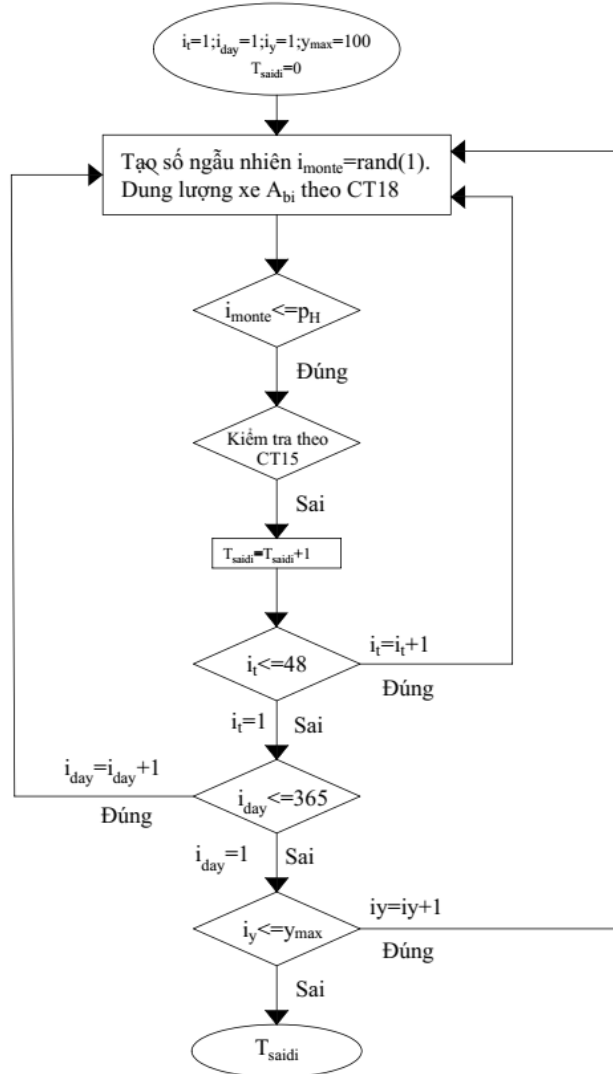
$$P_{frba} = \frac{A_{fba}}{\eta_{disch} \cdot \Delta t} \quad (kW) \quad (14)$$

Giả thiết tổn thất điện áp, tổn thất điện năng là 5%. Hệ thống đảm bảo điều kiện cung cấp điện cho phụ tải khi:

$$\begin{cases} A_{fba} \geq 1,05 \cdot A_L \\ P_{fba} \geq 1,05 \cdot P_L \end{cases} \quad (15)$$

Sau khi đảm bảo điều kiện hệ thống sạc đủ cung cấp cho lưới, ta sẽ điều chỉnh công suất sạc của nút 1 để nút 1 là nút cân bằng công suất, còn các nút còn lại sẽ phát công suất sạc theo phương trình (15).

2.3.2. Sử dụng thuật toán Monte Carlo đánh giá hiệu quả của lắp đặt sạc xe điện thông minh



Hình 19: Thuật toán monte carlo tính thời gian mất điện trung bình hàng năm của phụ tải khi sử dụng sạc xe điện thông minh mức độ 3

Một trong những chỉ số đánh giá độ tin cậy hệ thống điện chính là thời gian mất điện trung bình (SAIDI)

$$SAIDI_y = \frac{\sum_{i=1}^n T_i \cdot K_i}{K_y} \quad (16)$$

Trong đó: T_i : Thời gian mất điện lần thứ i trong năm (chỉ tính những lần mất điện có thời gian kéo dài trên 5 phút); K_i : Tổng số khách hàng bị ảnh hưởng trong lần mất điện thứ i ; K_y : Tổng số khách hàng sử dụng điện.

Thuật toán Monte Carlo là thuật toán lấy mẫu ngẫu nhiên để tính toán nhằm đảm bảo cho xác suất xảy ra theo đúng giá trị cho phép. Việc lấy mẫu của thuật toán Monte Carlo được chia thành lấy mẫu phân bố đều và lấy mẫu theo phân bố không đều. Trong bài toán này, ta giả thiết thời điểm mất điện, điện năng của pin tại thời điểm mất điện là mẫu tuân theo phân bố đều. Giả thiết thời gian mất điện lưới trong năm là τ (h). Thời gian cung cấp điện của lưới điện cho phụ tải là T_{LV} . Xác suất mất điện trong năm sẽ là:

$$p_H = \frac{\tau}{\tau + T_{LV}} = \frac{\tau}{8760} \quad (17)$$

Tại thời điểm mất điện, dung lượng của pin xe điện cũng được coi là một thông số ngẫu nhiên. Khi đó, dung lượng pin xe điện tại thời điểm mất điện được xác định như sau:

$$A_{bi} = A_{bmin} + rand(0; A_{bmax} - A_{bmin}) kWh \quad (18)$$

Sơ đồ thuật toán sử dụng mô phỏng Monte Carlo để tính độ tin cậy cung cấp điện khi tích hợp sạc xe điện thông minh cấp điện cho phụ tải như hình 19.

3. Tính toán cho lưới điện thực tế

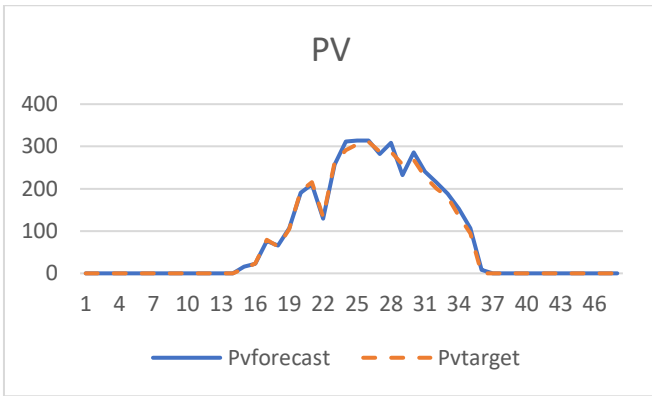
3.1. Tính toán cho bài toán dự báo

+ Dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời
Số liệu thu thập được từ giàn pin mặt trời công suất 500 kWp đặt tại thành phố Sóc Trăng, Việt Nam từ ngày 01/07/2021 đến ngày 15/03/2022. Số liệu gồm 258 ngày trong đó mỗi ngày sẽ gồm công suất phát của giàn pin cách nhau khoảng thời gian là 30 phút. Trong bộ số liệu đó, ta chia 243 số liệu phục vụ cho đào tạo, 15 số liệu phục vụ cho việc kiểm tra đánh giá sai số. Sau khi tiến hành đào tạo và dự báo, sai số trung bình của các mô hình trong tập số liệu kiểm tra đánh giá sai số như sau:

Bảng 1: Sai số trung bình kết quả dự báo công suất phát giàn pin mặt trời của các mô hình đề xuất

TT	Mô hình	Sai số %
1	Mô hình 1	43,75
2	Mô hình 2	29,84
3	Mô hình 3 (với 4 số liệu thời tiết)	15,31
4	Mô hình 4 (với 4 số liệu thời tiết)	13,86
5	Mô hình 3 (với 9 số liệu thời tiết)	8,74
6	Mô hình 4 (với 9 số liệu thời tiết)	7,32

Trong đó: 4 trạng thái thời tiết bao gồm: quang mây, ít mây, nhiều mây, mây âm u. 9 trạng thái thời tiết bao gồm: trời nắng nóng và không mây, quang mây, ít mây, mây thay đổi, nhiều mây, đầy mây, nhiều mây và mưa phùn, nhiều mây và mưa rào, giông bão. Các trạng thái thời tiết này được đánh số tương ứng từ 1 đến 4 hoặc từ 1 đến 9 vào làm đầu vào của mạng nơ ron cùng với công suất phát của giàn pin vào ngày trước đó. Ngoài ra, từ số liệu trạng thái thời tiết của 243 ngày của tập đào tạo, tương ứng với trạng thái thời tiết dự báo của ngày dự báo ta tìm được công suất lớn nhất, nhỏ nhất và công suất trung bình tương ứng. Từ đó ta sử dụng số liệu để hiệu chỉnh cho mô hình 4. Hình vẽ là đồ thị công suất phát của giàn pin khi sử dụng mô hình 4 để dự báo và công suất phát thực tế của ngày 01/03/2022 như hình vẽ dưới.



Hình 20: Công suất phát của giàn pin mặt trời trong ngày dự báo (dự báo – nét đứt; thực tế- nét liền)

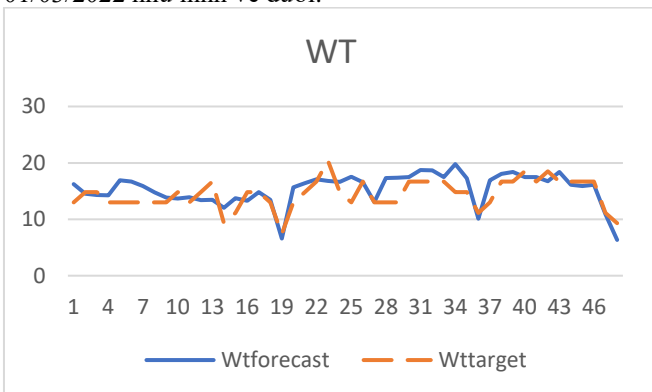
+ Dự báo công suất phát của tuabin gió

Số liệu thu thập được từ tua bin gió công suất 35 kW đặt tại thành phố Ninh Thuận, Việt Nam từ ngày 01/03/2021 đến ngày 10/03/2022. Số liệu gồm 350 ngày trong đó mỗi ngày sẽ gồm công suất phát của tuabin gió cách nhau khoảng thời gian là 30 phút. Trong bộ số liệu đó, ta chia 335 số liệu phục vụ cho đào tạo, 15 số liệu phục vụ cho việc kiểm tra đánh giá sai số. Sau khi tiến hành đào tạo và dự báo, sai số trung bình của các mô hình trong tập số liệu kiểm tra đánh giá sai số như sau:

Bảng 2: Sai số trung bình kết quả dự báo công suất phát tua bin gió của các mô hình đề xuất

TT	Mô hình	Sai số %
1	Mô hình 1	41,92
2	Mô hình 2	36,8
3	Mô hình 3 (với 4 trạng thái thời tiết)	17,09
4	Mô hình 4 (với 4 trạng thái thời tiết)	16,35

Trong đó: 4 trạng thái thời tiết bao gồm: gió mạnh, gió trung bình, gió nhẹ, ít gió. Các trạng thái thời tiết này được đánh số tương ứng từ 1 đến 4 làm đầu vào của mạng nơ ron cùng với công suất phát của tua bin gió ngày trước đó. Ngoài ra, từ số liệu trạng thái thời tiết của 335 ngày của tập đào tạo, tương ứng với trạng thái thời tiết dự báo của ngày dự báo ta tìm được công suất lớn nhất, nhỏ nhất và công suất trung bình tương ứng. Từ đó ta sử dụng số liệu để hiệu chỉnh cho mô hình 4. Hình vẽ là đồ thị công suất phát của tua bin gió khi sử dụng mô hình 4 để dự báo và công suất phát thực tế trong ngày 01/03/2022 như hình vẽ dưới.



Hình 21: Công suất phát của tuabin gió trong ngày dự báo (dự báo – nét đứt; thực tế- nét liền)

Với dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời và tua bin gió: Từ kết quả ở bảng 1, bảng 2 ta thấy rằng khi sử dụng 48 mạng nơ ron riêng lẻ (Mô hình 2) để dự báo công suất phát của từng

thời điểm sẽ cho sai số nhỏ hơn sử dụng 1 mạng nơ ron gồm 48 đầu vào và 48 đầu ra (Mô hình 1). Nếu sử dụng thêm số liệu loại thời tiết làm đầu vào (Mô hình 3) thì kết quả dự báo sẽ chính xác hơn. Và mô hình cho sai số tốt nhất là mô hình sử dụng riêng từng mạng nơ ron cho mỗi thời điểm và số liệu đầu vào là số liệu công suất phát của ngày trước đó và số liệu loại thời tiết kết hợp với bộ lọc sử dụng công suất phát trung bình, lớn nhất, nhỏ nhất của cùng một thời điểm và có cùng trạng thái thời tiết (Mô hình 4). Và số liệu trạng thái thời tiết thu thập được và dự báo càng đa dạng thì dự báo và hiệu chỉnh càng chính xác.

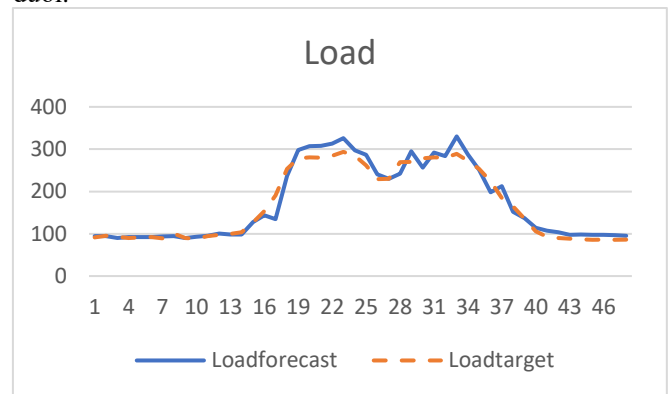
+ Dự báo công suất tiêu thụ của phụ tải điện

Phụ tải điện thu thập được gồm 243 ngày được chia thành 228 ngày phục vụ cho đào tạo và 15 ngày sử dụng cho dự báo. Trong đó mỗi ngày số liệu sẽ được thu thập 30 phút 1 lần từ 0h00 đến 23h30. Áp dụng cho các mô hình ta được bảng kết quả sai số trung bình của tập dự báo như sau:

Bảng 3: Sai số trung bình kết quả dự báo công suất phụ tải tiêu thụ của các mô hình đề xuất

TT	Mô hình	Sai số %
1	Mô hình 1	22,66
2	Mô hình 2	17,93
3	Mô hình 3	9,11

Ta thấy rằng khi sử dụng 48 mạng nơ ron riêng lẻ để dự báo cho 1 thời điểm (mô hình 2) sẽ cho sai số tốt hơn khi sử dụng 1 mạng nơ ron để dự báo cho cả 48 thời điểm trong ngày (mô hình 1). Đồng thời khi sử dụng thêm số liệu công suất tiêu thụ của 7 ngày trước đó (mô hình 3) thì kết quả dự báo cũng cho sai số tốt hơn là chỉ sử dụng phụ tải của ngày trước đó (mô hình 2). Do đó ta sử dụng mô hình 3 là mô hình để dự báo cho công suất tiêu thụ của phụ tải điện. Hình vẽ là đồ thị công suất tiêu thụ của phụ tải điện khi sử dụng mô hình 3 để dự báo và công suất tiêu thụ thực tế của ngày 01/03/2022 như hình vẽ dưới.



Hình 22: Công suất tiêu thụ của phụ tải trong ngày dự báo (dự báo – nét đứt; thực tế- nét liền)

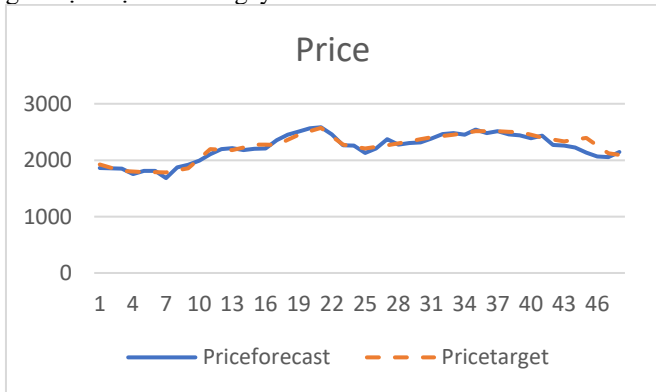
+ Dự báo giá bán điện từ lưới.

Trong thị trường mua bán điện cạnh tranh thì giá bán điện từ lưới luôn thay đổi theo thời điểm. Khi phụ tải lên cao, nhu cầu tiêu thụ điện nhiều thì giá điện sẽ tăng cao còn khi phụ tải xuống thấp thì giá điện sẽ giảm. Số liệu giá điện được thu thập trong 305 ngày, trong đó 290 ngày sẽ được sử dụng để đào tạo mạng và 15 ngày được sử dụng để kiểm tra dự báo. Trong đó mỗi ngày số liệu sẽ được thu thập 30 phút 1 lần từ 0h00 đến 23h30. Áp dụng cho các mô hình ta được bảng kết quả sai số trung bình của tập dự báo như sau:

Bảng 4: Sai số trung bình kết quả dự báo giá bán điện từ lưới của các mô hình đề xuất

TT	Mô hình	Sai số %
1	Mô hình 1	7,89
2	Mô hình 2	6,84
3	Mô hình 3	5,22

Ta thấy rằng khi sử dụng 48 mạng nơ ron riêng lẻ để dự báo cho 1 thời điểm (mô hình 2) sẽ cho sai số tốt hơn khi sử dụng 1 mạng nơ ron để dự báo cho cả 48 thời điểm trong ngày (mô hình 1). Đồng thời khi sử dụng thêm số liệu giá điện của 7 ngày trước đó (mô hình 3) thì kết quả dự báo cũng cho sai số tốt hơn là chỉ sử dụng giá điện của ngày trước đó (mô hình 2). Do đó ta sử dụng mô hình 3 là mô hình để dự báo cho giá điện. Hình vẽ là đồ thị giá điện khi sử dụng mô hình 3 để dự báo và giá điện thực tế của ngày 01/03/2022 như hình vẽ dưới.



Hình 23: Giá mua điện từ lưới trong ngày dự báo (dự báo – nét đứt; thực tế – nét liền)

3.2. Điều khiển tối ưu phụ tải điện

a. Các thông số của lưới điện

Công suất phát và công suất tiêu thụ lớn nhất, hệ số công suất tại các phụ tải. Công suất phát của các giàn pin mặt trời, tua bin gió thông dụng có bán trên thị trường được lắp đặt tại các hộ gia đình:

Bảng 5: Bảng thông số công suất tại các nút

Phụ tải	Tải không điều khiển được		Tải điều khiển được		Giàn pin mặt trời		Tua bin gió	
	P_{max}	$\cos\phi$	P_{max}	$\cos\phi$	P_{max}	$\cos\phi$	P_{max}	$\cos\phi$
1	8	0,95	5	1	12	0,95	0	0,95
2	12	0,95	7	0,9	9	0,95	0	0,95
3	6	0,95	0	1	0	0,95	0	0,95
4	10	0,95	5	0,9	0	0,95	0	0,95
5	10	0,95	0	1	27	0,95	0	0,95
6	6	0,95	0	0,9	0	0,95	10	0,95
7	8	0,95	7	1	18	0,95	0	0,95
8	6	0,95	10	0,9	12	0,95	0	0,95
9	10	0,95	4	1	9	0,95	5	0,95
10	8	0,95	6	0,9	9	0,95	0	0,95

Điện trở, điện kháng và dòng điện cho phép lớn nhất của các nhánh:

Bảng 6: Bảng thông số điện trở, điện kháng, dòng điện cho phép các nhánh

Nút đi	Nút đến	Điện trở R	Điện kháng X	Dòng điện cho phép I_{cp}
0	1	0,008	0,011	440
1	2	0,008	0,011	440
2	3	0,008	0,011	440
3	4	0,008	0,011	440
4	5	0,008	0,011	440
5	6	0,008	0,011	440
6	7	0,008	0,011	440
7	8	0,008	0,011	440
8	9	0,008	0,011	440
9	10	0,008	0,011	440

Thời gian sử dụng cho phép của các phụ tải điện điều khiển được:

Bảng 7: Bảng thông số thời gian đóng/mở cho phép của phụ tải

Phụ tải	Thời điểm bắt đầu t_{start}	Thời điểm kết thúc t_{end}	Khoảng thời gian hoạt động Δt
1	1	24	2
2	18	22	1
4	6	18	2
7	1	24	2
8	18	22	2
9	8	18	6
10	0	7	3

Với các thông số của lưới điện trên, nếu không tiến hành điều khiển đóng cắt các phụ tải, ta thấy tại một số thời điểm, điện áp tại các nút sẽ lớn hơn giá trị cho phép (vượt quá 5% của điện áp định mức – 231V) hoặc nếu đóng phụ tải vào giờ cao điểm sẽ làm điện áp nút nhỏ hơn giá trị cho phép (giảm quá 5% của điện áp định mức – 209V) như trong bảng sau:

Bảng 8: Bảng điện áp tại các nút vào một số thời điểm khi không điều khiển tải và có điều khiển tải.

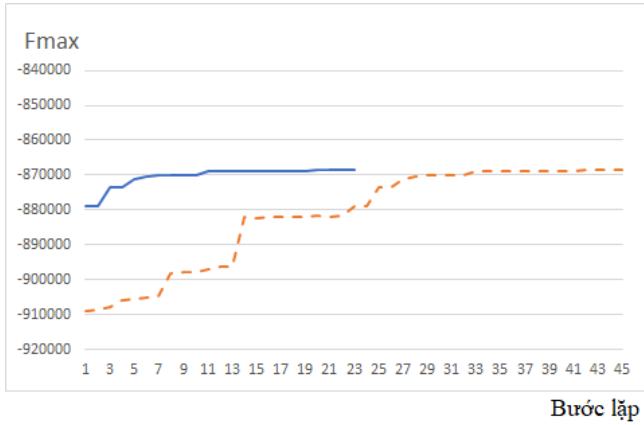
Điện áp nút	13h30	17h30	13h30	17h30
1	222,03	217,97	221,35	217,35
2	223,78	216,17	222,42	214,93
3	225,55	214,72	223,49	212,87
4	227,53	213,45	224,77	210,99
5	229,87	212,48	226,41	209,42
6	231,33	211,78	227,15	208,12
7	232,61	211,01	227,68	206,74
8	233,34	210,44	227,92	205,59
9	233,74	210,05	228,33	205,19
10	233,88	209,82	228,47	204,95

Trong bảng số liệu 8, cột 2 và cột 3 là điện áp tại các nút khi không đóng phụ tải điều khiển được vào các thời điểm lúc 13h30 và 17h30. Ta thấy rằng tại thời điểm 13h30 điện áp các nút 7,8,9,10 sẽ lớn hơn giá trị cho phép. Nếu lúc đó ta điều khiển đóng tải ở nút 7 và 8 thì điện áp sẽ giảm xuống và nằm trong giá trị cho phép như ở cột 4. Tại thời điểm 17h30 điện áp các nút nằm trong giá trị cho phép như ở cột 2, nếu ta đóng phụ tải 8 thì sẽ làm điện áp các nút 6,7,8,9,10 xuống dưới giá trị cho phép như ở cột 5.

b. Sử dụng thuật toán di truyền và thuật toán bầy đàn để điều khiển đóng/cắt phụ tải điện.

Từ các số liệu dự báo, ta tiến hành sử dụng thuật toán di truyền và thuật toán bầy đàn để tính toán điều khiển đóng/cắt phụ tải sao cho điện áp nút và dòng điện nhánh nằm trong khoảng cho phép và tổng chi phí bán điện lên lưới từ giàn pin mặt trời, tua bin gió trừ đi chi phí mua điện từ lưới cấp cho các phụ tải là lớn nhất. Hàm mục tiêu sau các bước lặp khi sử dụng thuật

toán di truyền và thuật toán bầy đàn được biểu diễn trong hình vẽ sau:



Hình 24: Hàm mục tiêu sau các bước lặp khi sử dụng thuật toán di truyền (nét đứt) và thuật toán bầy đàn (nét liền)

Cả 2 phương pháp đều cho điểm đóng tải tối ưu để hàm mục tiêu đạt giá trị lớn nhất như sau:

Bảng 9: Bảng thời điểm đóng tải tối ưu và giá trị hàm mục tiêu tối ưu

fmax	Công suất phụ tải điều khiển được và thời điểm đóng tải							
	Phụ tải	1	2	4	7	8	9	10
-868577	P	5	7	5	7	10	4	6
	t	2	21,5	6,5	2	20,5	11,5	1

Từ bảng số liệu trên ta thấy rằng tại vòng lặp 43 tổng chi phí bán điện từ giàn pin mặt trời, tua bin gió trừ đi tổng chi phí mua điện từ lưới điện cung cấp cho phụ tải là -868.577 đồng/ngày. Như vậy với lưới điện đã cho sau khi điều khiển đóng/cắt các phụ tải để điện áp nút và dòng điện nhánh nằm trong giá trị cho phép thì chi phí thấp nhất mà các phụ tải phải trả cho lưới điện trong ngày đó là 868.577 đồng.

3.3. Sử dụng sạc xe điện thông minh để cấp nguồn cho lưới điện

a. Tính phân bố công suất khi sử dụng sạc xe điện thông minh cấp nguồn cho phụ tải

Giả thiết với lưới điện có công suất phụ tải và công suất của giàn pin mặt trời như bảng 5. Giả thiết tính cho trường hợp khi mất điện lưới, phụ tải đang sử dụng 100% công suất, các nguồn điện mặt trời, điện gió phát 50% công suất. Các phụ tải điều khiển được đều là các bộ sạc thông minh có thể lấy điện từ pin xe điện và phát công suất tương ứng. Giả thiết tại các nút có bộ sạc điều khiển được pin đang sạc ở 50% dung lượng và thời gian dự trữ là 2 tiếng thì với dung lượng pin của các xe điện nói trên ta thấy rằng hệ thống đảm bảo cung cấp điện đầy đủ cho lưới khi mất điện trong vòng 1 tiếng. Ta sẽ sử dụng nút 1 là nút cân bằng công suất bằng cách điều chỉnh công suất phát lên từ pin xe điện còn lại các nút khác phát 100% công suất. Ta được bảng công suất phát lên lưới của các bộ sạc tại các nút và điện áp các nút như sau:

Bảng 10: Công suất phát lên lưới của các bộ sạc xe điện

Nút	Công suất phát lên lưới của các bộ sạc						
	1	2	4	7	8	9	10
P (kW)	1,99	7	5	7	10	4	6

b. Tính độ tin cậy của lưới điện khi sử dụng bộ sạc thông minh cấp điện cho phụ tải.

Giả thiết thời gian mất điện trung bình trong năm của lưới điện là 336 giờ. Dung lượng của pin và công suất bộ sạc là số nguyên của xe ô tô điện phổ biến ở Việt Nam tương ứng là 42kWh và 11 kW. Thay đổi công suất bộ xả lấy điện từ pin đưa lên lưới từ 25% đến 200% tổng công suất phụ tải. Tính thời gian mất điện và so sánh với thời gian mất điện khi không sử dụng bộ sạc. Kết quả tổng hợp cho ở bảng sau:

Bảng 11: Thời gian mất điện trung bình trong năm

Pdismax (%P _L)	SAIDI (giờ/năm)	
	Abmax = 42 kWh; Pchmax = 11 kW	Abmax = 420 kWh; Pchmax = 110 kW
25	338,145	336,03
50	259,085	158,745
75	259,87	146,375
100	260,955	56,06
125	262,465	34,905
150	259,15	34,225
175	258,775	34,155
200	258,755	34,205

Từ bảng kết quả ta thấy rằng khi sử dụng bộ sạc cung cấp điện cho phụ tải thì thời gian mất điện giảm đi và trong trường hợp khi số lượng bộ xe nối vào lưới có dung lượng là 420 kWh, công suất bộ xả khoảng 125% công suất tải thì số giờ mất điện có thể giảm đi gần 10 lần.

4. Kết luận

Từ những nghiên cứu và tính toán trên ta đưa ra một số kết luận sau:

+ Sử dụng mạng nơ ron truyền thẳng 2 lớp kết hợp với thuật toán Levenberg-Marquadt ta có thể tiến hành đào tạo và dự báo công suất phát của giàn pin mặt trời, tua bin gió, công suất tiêu thụ của phụ tải điện và giá bán điện. Trong đó việc dự báo công suất phát của tuabin gió, giàn pin mặt trời khi sử dụng mô hình mạng nơ ron cùng với bộ lọc hiệu chỉnh đầu ra bằng số liệu công suất phát lớn nhất, nhỏ nhất và trung bình của cùng 1 thời điểm và cùng 1 điều kiện thời tiết sẽ cho sai số tốt nhất. Còn trong dự báo công suất phụ tải và giá điện thì sử dụng mô hình 3 (mô hình 1 mạng nơ ron cho 1 thời điểm và số liệu đầu vào của 1 ngày trước đó và ngày tương tự của tuần trước đó) sẽ cho sai số nhỏ nhất.

+ Sử dụng thuật toán di truyền hoặc thuật toán bầy đàn có thể tìm được thời điểm đóng/cắt phụ tải tối ưu để đảm bảo điện áp nút, dòng điện trong các nhánh nằm trong khoảng cho phép. Đồng thời tìm được thời điểm đóng phụ tải điều khiển được phù hợp nhất để tổng chi phí bán điện từ giàn pin mặt trời, tua bin gió trừ đi chi phí mua điện của lưới là lớn nhất (hoặc chi phí mua điện của lưới trừ đi chi phí bán điện là nhỏ nhất). Trong đó thuật toán bầy đàn cho khả năng hội tụ nhanh hơn so với thuật toán di truyền đối với bài toán điều khiển phụ tải.

+ Bằng cách tận dụng pin của xe điện và điều khiển sạc thông minh phát điện lên lưới, hệ thống có thể tự cấp nguồn cung cấp đầy đủ điện cho phụ tải trong trường hợp mất điện lưới. Sử dụng thuật toán Monte Carlo tính thời gian mất điện trung bình hàng năm thấy rằng khi công suất xả phù hợp và dung lượng pin sạc lớn thì thời gian mất điện có thể giảm đi 10 lần.

Lời cảm ơn

Xin cảm ơn công ty điện lực Sóc Trăng, trung tâm khí tượng thủy văn đã cung cấp số liệu để thực hiện nghiên cứu này.

Tài liệu tham khảo

- [1] Sudipta Chakraborty, Godoy Simoes (2007) *Distributed Intelligent Energy Management System for a Single-Phase High-Frequency AC Microgrid*. IEEE transactions on industrial electronics vol 54. No 1 February.
- [2] Rodrigo Palma Behnke, Carlos Benavides, Fernando Lanas, Bernardo Severino, Lorenzo Reyes, Jacqueline Llanos (2013) *A Microgrid Energy Management System Based on The Rolling Horizon Strategy*. IEEE transactions on smart grid, Vol 4 No 2 June.
- [3] Maurice Clerc (2006) *Particle Swarm Optimization*. ISTE Ltd.
- [4] Mitchell Melanie (1999) *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press.
- [5] Martin T. Hagan (2002) *Neural Network Design*. Campus Pub. Service.
- [6] Hadi Saadat (2011) *Power System Analysis*. Psa Publishing LLC.
- [7] Zahari Zarkov, Ludmil Stoyanov, Iva Draganovska (2019) *Application of ANN for solar radiation forecasting - case study of Oryahovo*. 2019 11th Electrical Engineering Faculty Conference (BulEF).
- [8] Wang xiao-wen, Fu xuan, Sun xiao-yu, Wu zhi-hong (2013) *The Short-term Load Forecasting by Applying the Fuzzy Neural Net*. 2013 6th International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems.
- [9] Zhe Ren, Chengshuai Huang, Meng Li (2019) *Research on Wind Power Prediction*. IEEE conference on Energy Internet and Energy System Integration November 8-10, 201.
- [10] Prakasit Prabpal, Yuttana Kongjeen, Krischonme Bhumkittipich (2021) *Optimal Battery Energy Storage System Based on VAR Control Strategies Using Particle Swarm Optimization for Power Distribution System*. Symmetry 2021, 13, 1692.
- [11] Muhammad Usman, Zahoor Ali Khan, Inam Ullah Khan, Sakeena Javaid, Nadeem Javaid *Research on Short-term Module Temperature Prediction Model Based on BP Neural Network for Photovoltaic Power Forecasting*. 2019 Sixth HCT Information Technology Trends (ITT).
- [12] Yujing Sun, Fei Wang *Data Analytics for Short Term Price and Load Forecasting in Smart Grids using Enhanced Recurrent Neural Network*. 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting.
- [13] Mashud Rana, Irena Koprinska, Vassilios G Agelidis *Forecasting Solar Power Generated by Grid Connected PV Systems Using Ensembles of Neural Networks*. 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)
- [14] Rubita Sudirman, Dr. Kaveh Ashenayi, Mostafa Golbaba *Comparison of Methods Used for Forecasting Solar Radiation*. 2012 IEEE Green Technologies Conference
- [15] Paras Mandal, Anurag K. Srivastava, Jung-Wook Park *An Effort to Optimize Similar Days Parameters for ANN-Based Electricity Price Forecasting*. IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 45, No. 5, September/October 2009
- [16] Hao Quan, Dipti Srinivasan, Abbas Khosravi, Saeid Nahavandi, Doug Creighton *Construction of Neural Network-Based Prediction Intervals for Short-Term Electrical Load Forecasting*. IEEE Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG) 2013
- [17] Jinxuan LI, Jiandong MAO *Ultra-Short-Term Wind Power Prediction Using BP Neural Network*. 9th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications 2014
- [18] M. Lydia, S. Suresh Kumar *A Comprehensive Overview on Wind Power Forecasting*. 2010 Conference Proceedings IPEC
- [19] Luis J. Ricalde, Eduardo Ordoñez, Manuel Gamez, Edgar N. Sanchez *Design of a Smart Grid Management System with Renewable Energy Generation*. IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications In Smart Grid (CIASG) 2011
- [20] Tran Ky Phuc, Vu Toan Thang, Pham Hai Binh *A computing tool for composite power system reliability evaluation based on Monte Carlo simulation and parallel processing*. International Conference on Mechatronics and Automatic Control Systems (ICMS 2014)