MỘT PHƯƠNG PHÁP DỰ BÁO PHỤ TẢI TRONG HỆ THỐNG NĂNG LƯỢNG SỬ DỤNG MẠNG NEURON THÍCH NGHI

Trần Hoàng Lĩnh
Trường Đại Học Kỹ Thuật
(Bài nhận ngày 24/11/1998)

TÓM TẮT : Bài báo này đưa ra một phương pháp mới giải bài toán dự báo phụ tải ngắn hạn trong hệ thống năng lương sử dụng mạng neuron thích nghi bền vững với các nhiễu có dạng phân bố khác nhau.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Dự báo phụ tải tiêu thụ ngày hoặc tuần là một nhiệm vụ quan trọng của các nhà cung cấp và phân phối năng lượng , nhằm tiên đoán lượng năng lượng tiêu thụ trong tương lai để có kế hoạch sản xuất và phân phối hợp lý .

Các số liệu dự báo được tìm ra từ các mô hình mô phỏng trên máy tính thông qua việc xử lý các dữ liệu đã có trong quá khứ ngày càng được áp dụng rộng rãi .Nếu các mô phỏng được mô tả càng giống với thực tế thì kết quả nhận được càng chính xác.

Mạng neuron là một công cụ rất thích hợp cho việc hoàn thiện mô hình mô phỏng, nó đã được nhiều nhà khoa học trên thế giới sử dụng, riêng trong lĩnh vực dự báo phụ tải ngắn hạn đã có nhiều bài báo được đăng trên các tạp chí lớn của Mỹ trong thập kỷ qua.Trong bài báo này đưa ra một cách giải quyết bài toán có chú ý đến các tác động của nhiễu.

Đồng ý với các tài liệu [1-3] để dự báo phụ tải, trong các hệ thống năng lượng ta phải xét đến bốn thành phần sau đây:

$$L(t) = L_d(t) + L_l(t) + L_w(t) + L_r(t) \qquad (1)$$

- Trong đó thành phần xu thế:

$$L_d(t) = \alpha_1 t + \alpha_2 t^2 + \alpha_3 t^3 \qquad (2)$$

- Thành phần không phụ thuộc vào thời tiết nhưng mang tính thời vụ chu kỳ (sóng mùa):

$$L_l(t) = a_0 + \sum_{i=1}^{m}[a_i \cos(kw_i t) + b_i \sin(kw_i t)] \qquad (3)$$

$$\text{Với } w_i = \frac{2\pi}{T}$$

- Thành phần phụ thuộc vào thời tiết:

$$L_w(t) = \beta_1 T_a(t) + \beta_2 T_a^2(t) + \beta_3 T_a^3(t) \qquad (4)$$

- Thành phần thứ tư là nhiễu:

$$L_r(t) = n(t)$$

Trong bài này trước tiên để đơn giản ,ta xét dạng nhiễu có phân bố chuẩn (Gausse), giả thiết:

$$E[n(t)] = 0; \quad E[n'(t)\, n(t)] = \sigma_n^2 < \infty$$

Ở đây E[.] là kỳ vọng toán học.

Phương trình (1) được viết lại dưới dạng vectơ của hàm quan sát như sau:

$$L(t) = y$$

$$\begin{aligned} W_0^T &= [\alpha_1 \alpha_2 \alpha_3 : a_0 a_i (i = 1 \div m); b_i (i = 1 \div m) : \beta_1 \beta_2 \beta_3] \\ &= [w_{01} \quad w_{02} \quad \Lambda \quad w_{0H}] \end{aligned} \qquad (6)$$

$$X = [X_o \; X_1 \; X_2]^T = [x_1 \, x_2 \ldots x_H]^T \qquad (7)$$

$$y = W_o^T X + n(t) \qquad (8)$$

$$H = 3 + 1 + 2m + 3$$

$$X_0 = \begin{bmatrix} t \\ t^2 \\ t^3 \end{bmatrix}; \quad X_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ \cos wt \\ \sin wt \\ \vdots \\ \cos mwt \\ \sin mwt \end{bmatrix}; \quad X_2 = \begin{bmatrix} t_a(t) \\ t_a^2(t) \\ t_a^3(t) \end{bmatrix} \qquad (9)$$

Với $\hat{y}$ là đánh giá của y, ta có:

$$\hat{y} = \hat{W}^T X$$

Ở đây

$$\begin{aligned} \hat{W}^T &= [\hat{\alpha}_1 \; \hat{\alpha}_2 \; \hat{\alpha}_3 \;\; \hat{a}_o \; \hat{a}_i \; (i = 1 \div m) \; \hat{b}_i \; (i = 1 \div m) \;\; \hat{\beta}_1 \hat{\beta}_2 \hat{\beta}_3] \qquad (10) \\ &= [\hat{w}_1 \; \hat{w}_2 \ldots \hat{w}_H] \end{aligned}$$

2. CÁC THUẬT TOÁN THÍCH NGHI BỀN VỮNG

Xét tiêu chuẩn đánh giá tối ưu:

$$J(W) = \sum_{k=1}^{N} e(k)e^{T}(k) \to \min_{W} \quad (11)$$

$N \geq n$

Ở đây $t = kT$,
k là bước gián đoạn,
$K = 1, 2,\ldots, m < \infty$

$e(k) = y(k)^{\wedge} - y(k)$ là sai số đánh giá ở bước k.

Dựa theo phương pháp Widrow – Hoff [1 –3] ta có lời giải đánh giá tối ưu sau đây:

$$W_{opt}(N) = [R_{xx}(N)]^{-1} r_{xy}(N) \quad (12)$$

Với ký hiệu:

$$R_{xx}(N) = \sum_{k=1}^{N} X(k)X^{T}(k) = R_{xx}(N-1) + X(N)X^{T}(N) \quad (13)$$

$$r_{xy}(N) = \sum_{k=1}^{N} X(k)y(k) = r_{xy}(N-1) + X(N)y(N) \quad (14)$$

$r_{xy}(0) = 0$

Tương tự như ở [1 –3] ta có thuật toán gián đoạn dựa theo phương pháp Widrow – Hoff.

$$W(N+1) = \beta W(N) + \frac{\alpha e(N)X(N)}{\lambda + X^{T}(N)X(N)} \quad (15)$$

với $0 \leq \beta \leq 1$

Trên thực tế $\beta_{opt} = 0{,}94 \div 0{,}98$; $\lambda = 0{,}00001$
và được chọn sao cho $\lambda + X^{T}(N)X(N) \neq 0$
α là hệ số lặp được chọn trong khoảng 0 đến 2 : $0 < \alpha < 2$

Dựa theo phương pháp xấp xỉ ngẫu nhiên ta có thuật toán thích nghi sau đây để đánh giá vectơ trọng số cần tìm (hình 1)

$$W(N+1) = \beta W(N) + \gamma(N) \nabla_{W} J(W)\big|_{W=W(N)} \quad (16)$$

$0 \leq \beta \leq 1$

Ở đây $\nabla_{W} J(W)$ là gradient

$\gamma(N)$ là hệ số lặp được chọn sao cho thỏa mãn 3 điều kiện hội tụ do Robbins – Munro đưa ra:

$$0<\gamma(N) \underset{N\to\infty}{\longrightarrow} 0;\ \sum_{N=1}^{\infty}\gamma(N)=\infty;\ \sum_{N=1}^{\infty}\gamma^2(N)<\infty \qquad (17)$$

Tương tự như ở [1] ta xác định được vectơ đầu vào x có dạng:

X^T = [t t^2 t^3 1 cosωt ... cosmωt sinmωt T_a (t) $T^2_a(t)$ $T^3_a(t)$ tanh($a_{11}T_a(t)$ +$a_{12}T^2_a(t)$ + $a_{13}T^3(t)$ +b_1) ... tanh($a_{n1}T(t)$ + $a_{n2}T^2_a(t)$ + $a_{n3}T^3_a(t)$ +b_n)] . (18)

Vectơ trọng số W có thể tìm được nhờ sử dụng thuật toán Dash – Satpathy – Liew – Rahman [1] như sau:

$$W(k+1)=\beta W(k)+\frac{\alpha e(k)\theta(k)}{\lambda+X^T\theta(k)} \qquad (19)$$

$0 \le \beta \le 1$;
$0< \alpha < 2$;
λ= 0,0001 .

Ở đây ta ký hiệu:
θ = [SGN(X) 111 tanh($a_{11}T_a(t)$ +$a_{12}T^2_a(t)$ + $a_{13}T^3(t)$ +b_1) ... tanh($a_{n1}T(t)$ + $a_{n2}T^2_a(t)$ + $a_{n3}T^3_a(t)$ +b_n)] (20)

Hàm SGN có dạng [1]

$$SNG(e) = \begin{cases} 1, \text{ nếu } e \ge 0 \\ -1, \text{ nếu } e < 0 \end{cases}$$

Để đảm bảo hội tụ nhanh với các dạng nhiễu có dạng hàm phân bố khác với dạng chuẩn Gausse (thành phần L_r (t) trong phương trình (1)) nhưng vẫn giữ tính đối xứng ,ví dụ nhiễu $L_r(t)$ có phân bố Laplace , ta sử dụng thuật toán thích nghi bền vững sau đây để đánh giá vectơ trọng số W :

$$W(k+1)=\beta W(k)+\frac{\alpha SGN(e(k))\theta(k)}{1+X^T\theta(k)} \qquad (21)$$

$\beta = 0{,}94 \div 0{,}98$

Dựa theo quan điểm xấp xỉ ngẫu nhiên ta cũng có thể sử dụng thuật toán thích nghi bền vững sau đây để tìm đánh giá vectơ W.

$$W(k+1) = \beta W(k) + \alpha(k)\ SGN\ (e(k))\theta(k) \qquad (22)$$

$\beta = 0{,}94 \div 0{,}98$
$0 < \alpha(k) \le 1$

$\lim\limits_{k\to\infty} W(k) = W_{opt}$ - Tối ưu cần tìm

Các hệ số α (k) được chọn sao cho thỏa mãn các điều kiện hội tụ do Robbins – Munro [4] đưa ra.

Trên thực tế để đơn giản có thể chọn thuật toán thích nghi bền vững sau đây để dự báo phụ tải trong các hệ thống năng lượng , trong điều kiện thiếu thông tin :

$$W(k+1) = \beta W(k) + \frac{C_0}{C_1 + C_2 k} SGN(e(k))\theta(k) \qquad (23)$$

$0< \beta \leq 1;$

$0< C_0 \leq C_1 < \infty ;$

$0 < C_2 .$

chọn $C_0 = C_1 = C_2 = 1; \beta = 1$

Ta có:

$$W(k+1) = W(k) + \frac{1}{1+k} SGN(e(k))\theta(k) \qquad (24)$$

với xác xuất bằng 1 khi bước lập $k \to \infty$ các đánh giá W(k) sẽ tiến tới giá trị tối ưu W_{opt} :

$$P\left\{ \lim_{k\to\infty} W(k) - W_{opt} \right\} = 1$$

có nghĩa là đảm bảo hội tụ hầu như chắc chắn.

Ta ký hiệu sai số đánh giá vectơ W như sau:

$V(k) = W(k) - W_{opt}$

Dựa trên cơ sở lý thuyết xấp xỉ ngẫu nhiên và những điều kiện hạn chế của vectơ đầu vào X(k) :

$$d_1 I \leq \sum_{k=t+1}^{t+N} X(k)X^T(k) \leq d_2 I \qquad \forall k > 0 \qquad (25)$$

$0 < d_1 < d_2 < \infty ; N < \infty$

Trong đó I là ma trận đơn vị

Có nghĩa là vectơ đầu vào không những bị hạn chế dưới mà còn bị hạn chế trên

$$\|X(k)\|^2 < g ; \ \forall k \text{ với } g > 0$$

Thỏa mãn các điều kiện hạn chế trên, các thuật toán thích nghi bền vững dựa trên cơ sở phương pháp xấp xỉ ngẫu nhiên dùng để dự báo phụ tải năng lượng điện sẽ hội tụ.

$$\lim_{k\to\infty} V(k) = 0$$

Áp dụng phương pháp Rafael Caneti và Martin Espani để chọn tín hiệu đầu vào thích hợp cho bài toán dự báo năng lượng , ta có được các định thức sau:

$$d_1 I \leq \sum_{k=t+1}^{t+N} X^T(k)X(k) \leq d_2 I; 0 < d_1 < d_2 < \infty$$

$$g_1 I \leq \sum_{k=t+1}^{t+N} X^T(k)\theta(k) \leq g_2 I; 0 < g_1 < g_2 < \infty \quad (26)$$

$$h_1 I \leq \sum_{k=t+1}^{t+N} \theta^T(k)\theta(k) \leq h_2 I; 0 < h_1 < h_2 < \infty$$

Nếu chọn các vectơ tín hiệu đầu vào thỏa mãn đồng thời 3 định thức trên thì các thuật toán thích nghi bền vững mà ta xét đến trong công trình sẽ đảm bảo hội tụ với xác xuất bằng 1 khi bước lặp k tiến tới ∞ và giá trị V(k) tiến tới 0

$$W(k) - W_{opt} = V(k) \underset{k \to \infty}{\to} 0$$

Trường hợp nhiễu n(t) trên, nếu quan sát y(t) có dạng phân bố khác chuẩn là vấn đề vô cùng phức tạp nhất là khi sử dụng mạng neuron để mô hình hóa hệ thống năng lượng, vấn đề này sẽ được xét tỉ mỉ trong các công trình tiếp theo.

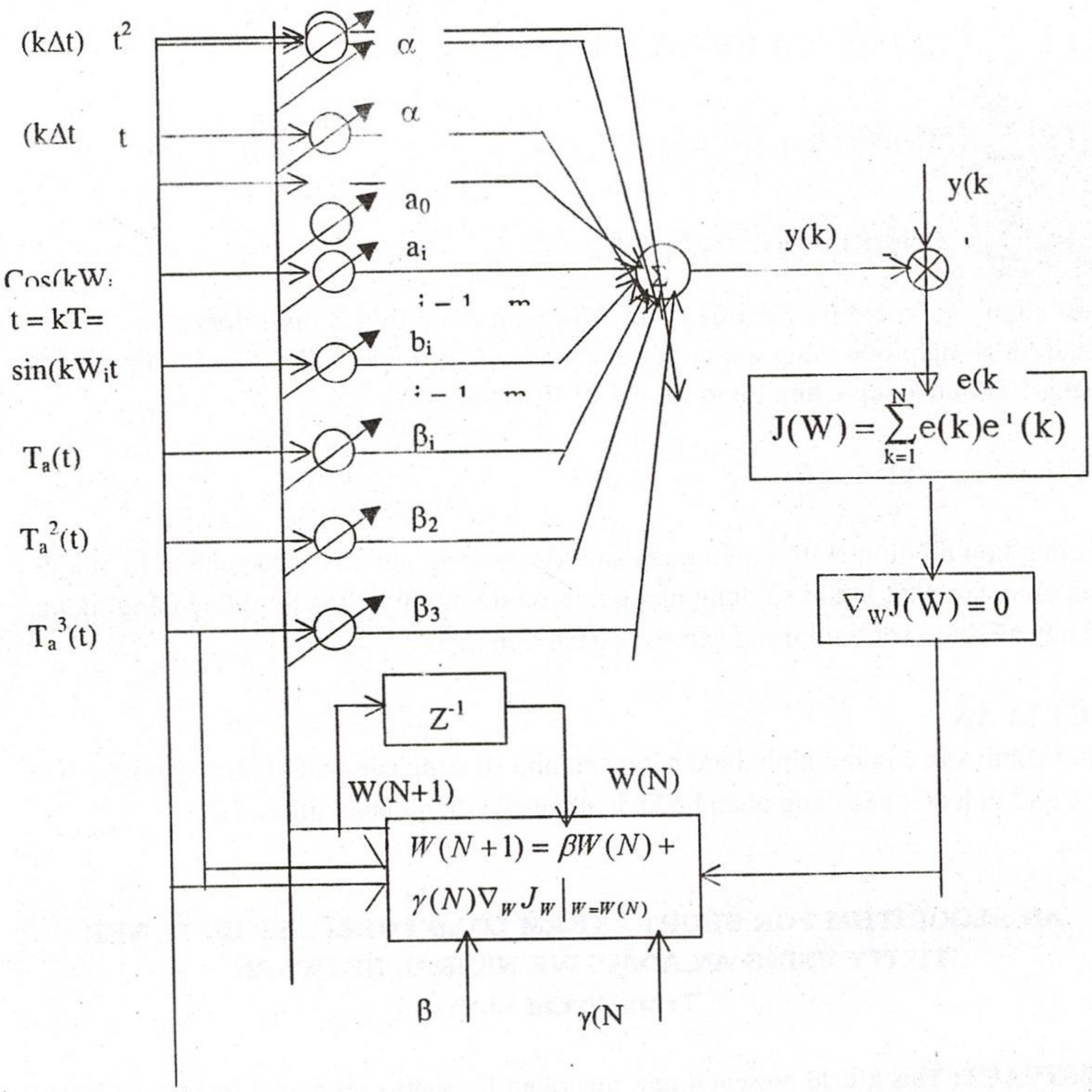
KẾT LUẬN

Tính chính xác của mô hình được nâng cao nhờ sử dụng các thuật toán thích nghi bền vững và nhờ tính đến các dạng phân bố khác nhau của thành phần nhiễu $L_r(t)$.

AN ALGORITHM FOR SHORT - TERM LOAD FORECAST IN POWER UTILITY USING AN ADAPTIVE NEURAL NETWORK

Tran Hoang Linh

ABSTRACT: This article present a new algorithm for short - term load forecast in power utility using a robust adaptive neural network with difference distribution formula of noises.



Hình 1: Sơ đồ khối để đánh giá các thông số của mô hình dự báo phụ tải trong hệ thống năng lượng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. P.K. Dash; H.P. Satpathy; A.C. Liew & S.Rahman A Real – time short – term load forecasting system using functional link network.IEEE transaction on Power System Vol. 12 No 2 May 1997.

2. P.K. Dash; S.K. Panda; Buburam Mishra & D.P. Swain Fast estimation of voltage and current phasors in power networks using an adaptive neural network. IEEE transaction on Power System – Vol. 12 No 4. November 1997.

3. B. Widrow and M.A.Lehr 30 years of Adaptive Neural Networks : Perceptron, Madaline and Back propagation. Proc IEEE, vol.78, No 9, 1990, PP 1415 – 1492.

4. I sermann, R. Digital control systems. Springer – Verlag, Berlin (1981)