

HUẤN LUYỆN MẠNG NƠN TRONG BÀI TOÁN DỰ BÁO PHỤ TẢI

Trần Hoàng Lĩnh – Phan Toàn – Trần Như Hồng – Nguyễn Vỹ

Trường Đại học Kỹ thuật
(*Bài nhận ngày 07/09/2000*)

***TÓM TẮT:** Khái niệm về mạng nơron mới được đưa ra vào đầu thế kỷ 20, nhưng hiện nay những nghiên cứu ứng dụng mạng nơron trong việc giải các bài toán trong nhiều lĩnh vực khác nhau được nhiều nhà khoa học quan tâm vì những ưu điểm và hiệu quả của nó. Bài báo đưa ra những nghiên cứu chung về mạng nơron và các phương pháp huấn luyện mạng, trong đó có bài toán dự báo phụ tải ngắn hạn trong hệ thống điện sử dụng mạng nơron Adaline đồng thời bài báo cũng giới thiệu những nghiên cứu về một phương pháp huấn luyện mạng Adaline mới cho phép thực hiện việc huấn luyện mạng nhanh hơn những phương pháp huấn luyện khác.*

1. LỜI NÓI ĐẦU

Dự báo phụ tải ngắn hạn là bài toán cần thiết cho việc lên kế hoạch vận hành hệ thống điện, các kết quả nhận được từ bài toán dự báo phụ tải có thể được dùng cho việc lập các kế hoạch như lịch huy động các tổ máy làm việc trong hệ thống điện, vận hành các đường dây và các thiết bị phân phối điện,... Các kết quả đó cũng có thể dùng để giải bài toán phân bố công suất tối ưu giữa các nhà máy điện, hoặc dùng để lập các kế hoạch dài hạn như lập kế hoạch cho việc dự trữ, sử dụng nhiên liệu trong các nhà máy nhiệt điện, lập kế hoạch sửa chữa các thiết bị trong hệ thống ...

Độ chính xác của các kết quả nhận được từ bài toán dự báo phụ tải rất quan trọng, nó là yếu tố chính quyết định tính khả thi của bài toán, nếu các kết quả nhận được không chính xác thì bài toán không còn ý nghĩa. Các vấn đề nghiên cứu xung quanh bài toán này đều cùng có mục tiêu là tìm một thuật toán tối ưu làm tăng độ chính xác của bài toán, tăng khả năng xử lý số liệu, đồng thời làm giảm thời gian tính toán.

Các số liệu của bài toán dự báo là các số liệu được thu thập trong quá khứ và hầu như không lặp lại trong tương lai, đồ thị phụ tải của các phụ tải khác nhau không bao giờ trùng nhau, ngoài ra vấn đề khí hậu, thời tiết cũng ảnh hưởng không nhỏ đến đồ thị phụ tải, yếu tố địa lý và vấn đề phát triển kinh tế khu vực cũng góp phần làm cho bài toán dự báo phụ tải thêm phức tạp. Nói chung kết quả dự báo cho phụ tải này không thể áp dụng cho phụ tải khác.

Nhiều thuật toán dự báo khác nhau được áp dụng vào bài toán dự báo phụ tải và đã có các kết quả rất khả quan như phương pháp chuyên gia, phương pháp hồi quy tuyến tính, phương pháp biến trạng thái, phương pháp san bằng hàm mũ.v.v... Hiện nay các thuật toán về logic mờ và mạng nơron cũng được áp dụng vào bài toán này.

2. SƠ LƯỢC VỀ MẠNG NƠN

Mô hình mạng nơron được Mcculloch và Pitts đưa ra lần đầu tiên vào năm 1943 [1], từ đó đến nay các thuật toán mạng nơron đã được nghiên cứu, phát triển và được ứng dụng vào nhiều lĩnh vực khác nhau. Hơn một thập kỷ qua, những nghiên cứu về mạng nơron trong bài toán dự báo phụ tải cũng đã chứng minh được tính ưu việt của phương pháp này. [2-4]

Ưu điểm của mạng nơron chính là sự đơn giản trong cấu trúc liên hệ giữa các biến đầu vào và kết quả đầu ra, Mỗi quan hệ giữa ma trận đầu vào và ma trận kết quả đầu ra không phải là các hằng số và các hệ phương trình cố định mà là những mối liên hệ có cấu trúc và phi tuyến. Đối với mạng nơron các mối liên hệ vào ra được xác định và điều chỉnh liên tục qua quá trình học của mạng.

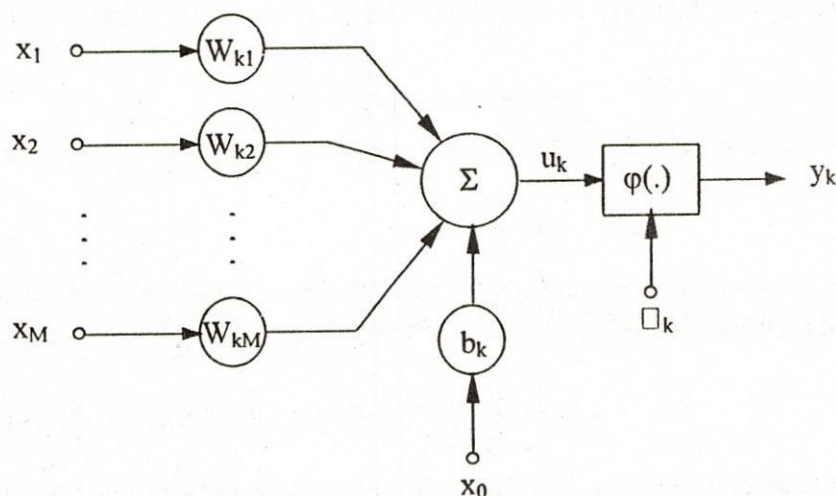
Mạng nơron có nhiều đặc tính rất thích hợp để giải các bài toán giống như bài toán dự báo:

-Đặc tính phi tuyến, tính chất này được tạo thành do sự liên kết giữa các nơron phi tuyến với nhau và được tạo ra bằng chính các thông số véc tơ đầu vào và đầu ra;

-Đặc tính thích nghi: mạng nơron mang tính chất này trong bản thân cấu trúc của mạng, các mối liên hệ bên trong mạng được biểu diễn bằng các trọng số, các trọng số này dễ dàng thay đổi trong quá trình huấn luyện nâng cấp và mạng nơron đáp ứng phù hợp theo sự biến đổi của môi trường mà nó mô phỏng;

-Đặc tính đơn giản trong mô hình nhưng đồng thời có tính cấu trúc cao.

Qua hơn nửa thế kỷ nghiên cứu và phát triển, các nhà khoa học trên thế giới đã đưa ra nhiều loại mạng nơron khác nhau nhưng chúng đều có chung một cấu trúc cơ bản, cấu trúc đó được mô tả như hình 1:



Hình 1: Cấu trúc của một nơron

Trong đó x_1, x_2, \dots, x_M là các tín hiệu đầu vào.

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kM}$ là các trọng số liên kết của nơron thứ k.

b_k là trọng số thiên lệch của nơron thứ k.

x_0 là tín hiệu thiên lệch đầu vào của nơron thứ k..

θ_0 là mức ngưỡng đầu vào của nơon thứ k.

$\varphi(.)$ là hàm kích hoạt.

u_k là thông số tổng hợp tuyến tính đầu ra và y_k là thông số đầu ra của, các thông số này được tính theo công thức :

$$u_k = x_0 b_0 + \sum_{i=1}^M w_{ki} x_i \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(u_k - \theta_0)$$

Mạng nơon có thể có nhiều lớp, tín hiệu đầu ra của lớp này sẽ là tín hiệu đầu vào của lớp kia. Hàm kích hoạt φ cũng có nhiều dạng khác nhau, tuyến tính hoặc phi tuyến.

Một đặc điểm lý thú của mạng nơon đó là quá trình học, mạng nơon thích nghi với môi trường mà nó mô phỏng thông qua quá trình học. Trong quá trình học mạng nơon sẽ hiệu chỉnh các trọng số liên kết và sau một số bước học nhất định mạng nơon sẽ "hiểu" sự kiện mà nó được học. Quá trình học là quá trình lặp với số bước lặp hữu hạn.

Trọng số liên kết được hiệu chỉnh theo công thức :

$$w_{kj}(N+1) = w_{kj}(N) + \Delta w_{kj}(N) \quad (2)$$

$w_{kj}(N+1)$ là trọng số liên kết giữa nơon lớp j và nơon lớp k đã được hiệu chỉnh ở thời điểm N+1.

$w_{kj}(N)$ và $\Delta w_{kj}(N)$ là trọng số liên kết và gia số hiệu chỉnh ở thời điểm N. Việc tính toán các trọng số $\Delta w_{kj}(N)$ rất quan trọng trong quá trình huấn luyện mạng nơon, nó liên qua đến thời gian cần thiết dành cho việc học của mạng nơon.

Với véc tơ đầu vào qua mạng nơon ta nhận được véc tơ đầu ra $\hat{y}_k(N)$ ứng với nơon thứ k, Cũng với véc tơ đầu vào $x(N)$ đó kết quả nhận được trên đối tượng thực là $y_k(N)$, như vậy ta tính được sai số tín hiệu của nơon thứ k giữa số liệu thực tế và mô phỏng:

$$e_k(N) = v_k(N) - \hat{y}_k(N, w) \quad (3)$$

Mục tiêu của quá trình học đối với mạng nơon là làm cực tiểu sai số của mạng

$$e_k(N) \rightarrow \min_w$$

Một phương pháp thường được sử dụng đó là cực tiểu hàm tiêu chuẩn bình phương sai số được tính bằng tổng các bình phương sai số :

$$J = E[1/2 \sum_k e_k^2(N)] = E[1/2 \sum_k e_k^T(N) e_k(N)] \rightarrow \min$$

Trong đó E là kỳ vọng toán, tuy nhiên việc tính hàm J theo kỳ vọng toán E phức tạp và khó vì vậy để đơn giản hơn một số tác giả sử dụng hàm bình phương sai số như sau:

$$\varepsilon = 1/2 \sum_k e_k^2(N) = 1/2 \sum_k e_k^T(N) e_k(N) \quad (4)$$

Dựa trên lý thuyết ổn định Lyapunow :

$$\frac{dJ}{dt} = \frac{\partial J}{\partial e(N)} \frac{\partial e_k(N)}{\partial w} \frac{dw}{dt} \quad (5)$$

$$\frac{dw}{dt} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w} = -\eta \frac{\partial e_k^T(N)}{\partial w} e_k(N)$$

Trong đó ta ký hiệu hàm nhạy cảm: $z(N) = -\frac{\partial e_k^T(N)}{\partial w}$. (6)

Năm 1960, Widrow và Hoff đã đưa ra thuật toán tính các giá trị hiệu chỉnh mạng:

$$\Delta w_{kj}(N) = \eta e_k(N) x_j(N) \quad (7)$$

Trong đó η là hệ số học được lấy bằng hằng số.

Đối với mạng Adaline có thể xem $z(N) = x(N)$.

Ở dạng tổng quát ta có:

$$W(N+1) = W(N) - \eta \nabla_w J|_{w=W(N)} \quad (8)$$

Với $W(N) = (w_1(N), w_2(N), \dots, w_m(N))^T$ (9)

Một thuật toán học thông dụng là thuật toán bình phương cực tiểu cũng do hai tác giả trên đưa ra và được áp dụng trong mạng Adaline (mạng tuyến tính thích nghi). Hình 2 là cấu trúc mạng Adaline.

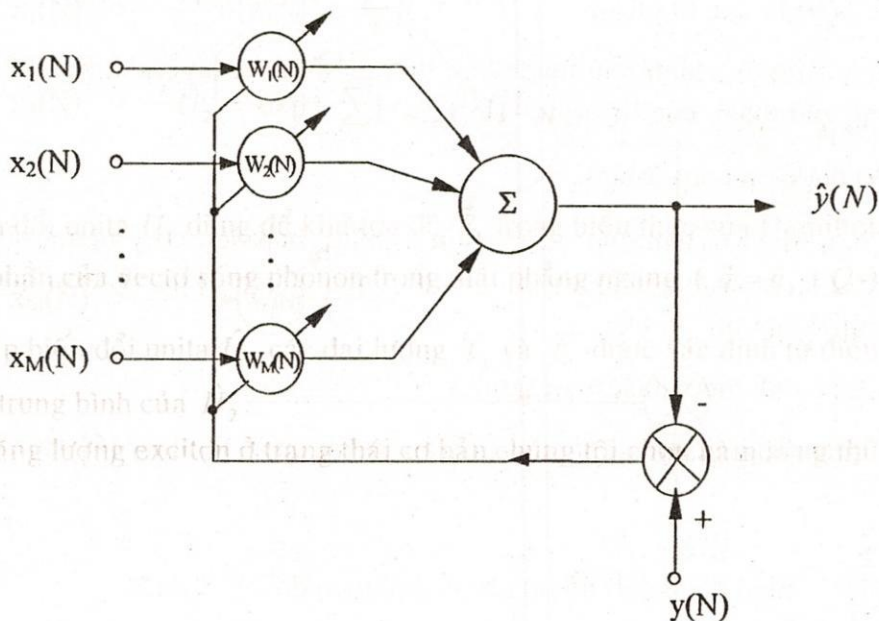
$$\hat{y}(N, w) = \sum_{i=1}^M w_i(N) x_i(N) \quad \text{với } N=1,2,\dots \quad (10)$$

$$e(N) = y(N) - \hat{y}(N, w) \quad (11)$$

$$w_i(N+1) = w_i(N) - \eta \nabla_{w_i} J|_{w_i=w_i(N)} \quad (12)$$

Hay $w_i(N+1) = w_i(N) + \eta e(N) x_i(N)$ với $i=1,2,\dots,M$ (13)

Mạng Adaline và thuật toán bình phương sai số cực tiểu rất thích hợp khi áp dụng vào bài toán dự báo phụ tải.



Hình 2. Mô hình mạng nơ-ron tuyến tính thích nghi

3. TÓM LƯỢC VỀ HƯỚNG NGHIÊN CỨU:

1- Tìm một thuật toán thích hợp tính toán gia số $\Delta w(N)$ trong thuật toán bình phương sai số cực tiểu để giảm thời gian huấn luyện: Những công trình nghiên cứu trước đây đã áp dụng mạng Adaline vào bài toán dự báo phụ tải và cho các kết quả rất có ý nghĩa. Tuy nhiên một vấn đề vẫn đang được các nhà khoa học trên thế giới quan tâm nghiên cứu đó là tìm ra thuật toán huấn luyện để đạt được cực tiểu hàm bình phương sai số với thời gian huấn luyện nhanh nhất. Đã có nhiều thuật toán được đề xuất theo nhiều hướng nghiên cứu khác nhau và thời gian huấn luyện mạng rút ngắn rất nhanh mỗi khi có một thuật toán mới được đề xuất.

2- Chọn hằng số học η ban đầu cho mạng : Trong thuật toán bình phương sai số cực tiểu , việc huấn luyện mạng nhanh hay chậm một phần phụ thuộc vào việc chọn giá trị η ban đầu , mỗi mạng có cấu trúc khác nhau sẽ có giá trị η ban đầu khác nhau và nó phụ thuộc vào thông số của các vec tơ vào, ra và số lượng nơron trong mạng.

4. GIẢI QUYẾT VẤN ĐỀ

Xét bài toán dự báo phụ tải dùng mạng Adaline , tập vec tơ đầu vào mạng là

$X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ trong đó x_i với $i = 1, 2, \dots, M$ là công suất tiêu thụ của phụ tải ở thời điểm thứ i .

$\hat{Y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_p]$ là vec tơ thông số dự báo trong các thời điểm $j = 1, 2, \dots, p$.

$j > N$

$Y = [y_1, y_2, \dots, y_p]$ là công suất tiêu thụ thực tế của phụ tải đang khảo sát .

Vec tơ gia số hiệu chỉnh ở thời điểm N được tính như sau :

$$\Delta w(N) = \eta(N)E(N)X^T(N) \quad (14)$$

Trong đó $E(N) = Y(N) - \hat{Y}(N)$, tham số N chỉ ra rằng các thông số được tính ở thời điểm thứ N ; $E(N)$ là vec tơ sai số.

$\eta(N)$ là tham số hiệu chỉnh phụ thuộc vào thời điểm huấn luyện N , nó không là hằng số như trong giải thuật của Widrow - Hoff.

Ở đây $\eta(N)$ được tính qua 2 bước :

Bước 1: Chọn trị số η_0 ban đầu. Việc chọn trị số η_0 ban đầu có ý nghĩa rất quan trọng trong thuật toán huấn luyện Widrow - Hoff. Chọn giá trị đúng sẽ đảm bảo việc huấn luyện nhanh và hội tụ.

Giá trị η_0 được tính theo thuật toán sau:

- Xác định tổng giá trị riêng của ma trận tương quan R_x theo [6] và chọn η_0 ban đầu bằng:

$$\eta_0 = \frac{2}{\sum_{i=1}^M \lambda_i} \quad (15)$$

vì $\sum_{i=1}^M \lambda_i \geq \lambda_{\max}$ do đó η_0 thỏa điều kiện $0 < \eta_0 < 2/\lambda_{\max}$

Trong đó $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, M$ là các giá trị riêng của ma trận tương quan R_x và λ_{\max} là giá trị riêng cực đại của ma trận đó.

Sau các bước tính chọn η_0 ban đầu như trên mạng nơron được huấn luyện tiếp theo thuật toán:

Bước 2: tính η cho quá trình huấn luyện mạng.

Thuật toán trong quá trình huấn luyện mạng có dạng như sau:

$$\eta(N+1) = \eta(N) + \delta(N) \eta(N) \quad (16)$$

$$\delta(N+1) = \begin{cases} 1 & \text{Với } \alpha > \frac{\log(N)}{6} \\ \alpha & \text{Với } 0 < \alpha \leq \frac{\log(N)}{6} \\ -0.5 & \text{Với } \alpha \leq 0 \end{cases} \quad (17)$$

Trong đó $\alpha = \frac{\mathcal{E}(N)}{\beta}$

Với $\beta = \{\epsilon, |N \log(N+1) \Delta \mathcal{E}(N)|\}$; ϵ là hằng số lấy bằng 0.00001

Giá trị của vec tơ trọng số ở thời điểm $N+1$:

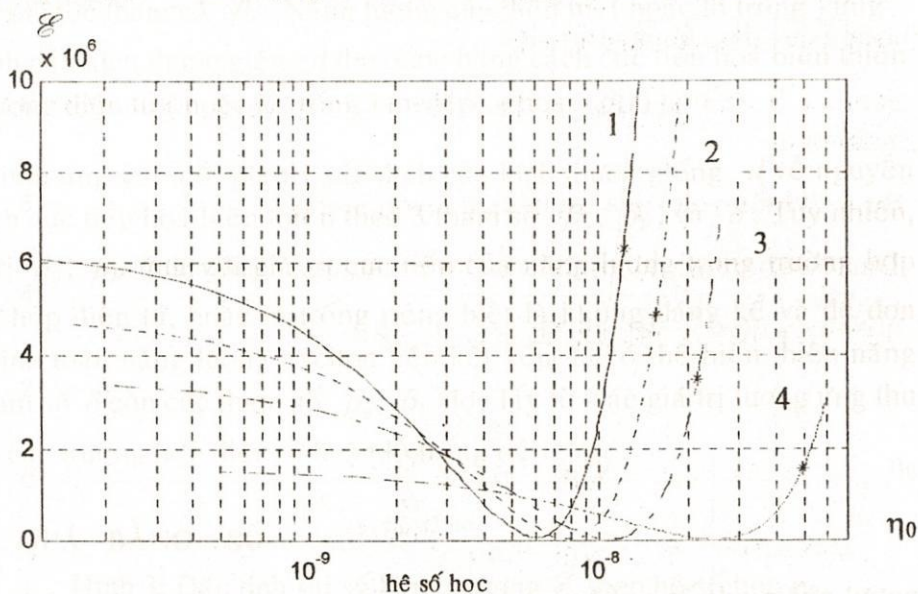
$$w(N+1) = w(N) + \eta(N+1)E(N)X^T(N). \quad (18)$$

4. CÁC KẾT QUẢ

Chương trình kiểm nghiệm hiệu quả của giải thuật trên và các giải thuật khác dùng để so sánh kiểm chứng được thực hiện trên ngôn ngữ lập trình MATLAB .

Các ví dụ minh họa dưới đây sử dụng mạng nơron Adaline chúng là một phần của các kết quả nghiên cứu trong nhiều trường hợp mạng nơron có vec tơ đầu vào và đầu ra khác nhau về kích thước cũng như trị số . Mạng nơron được xây dựng có vectơ trọng số liên kết ban đầu $W(1) = 0$.

1- Đánh giá kết quả của việc chọn η_0 , các đặc tính E được xây dựng theo các công thức (4),(10-13),Việc đánh giá kết quả này được thực hiện trên mạng Adaline với giải thuật học Widrow, mỗi đường đặc tính $E = f(\eta_0)$ ứng với một mạng nơron, khảo sát này thực hiện với các mạng nơron có số lượng nơron khác nhau.



Hình 3: Đặc tính sai số bình phương \mathcal{E} theo hệ số học η_0

Trên hình 3 : đặc tính (1) : Mạng nơron với 336 đầu vào và 24 đầu ra

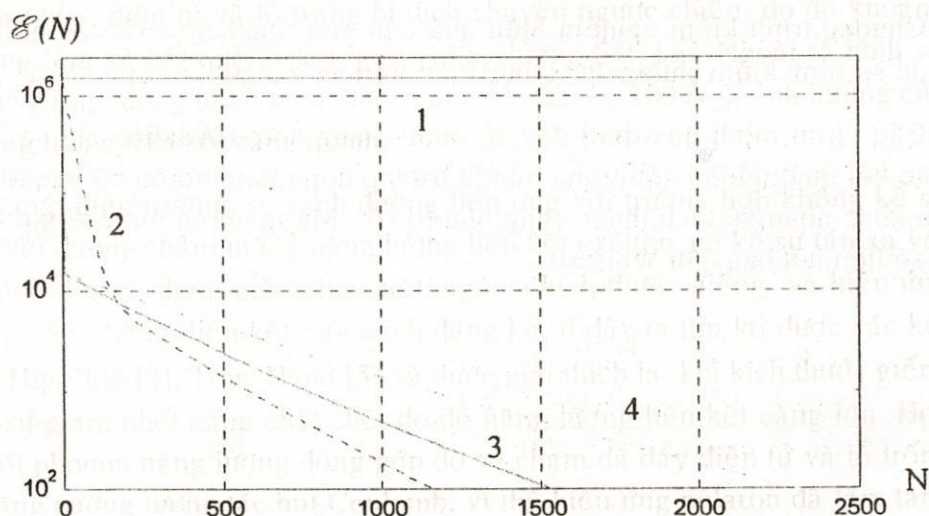
đặc tính (2) : Mạng nơron với 252 đầu vào và 18 đầu ra

đặc tính (3) : Mạng nơron với 168 đầu vào và 12 đầu ra

đặc tính (4) : Mạng nơron với 84 đầu vào và 6 đầu ra

Các dấu (*) trên đường đặc tính tương ứng với các giá trị $2/\lambda_{max}$.

Điểm cực tiểu của bình phương các sai số với các mạng nơron có kích thước khác nhau đều nằm trong khoảng $(0, 2/\lambda_{max})$ và có giá trị gần với $1/\lambda_{max}$.



Hình 4: Đặc tính $\mathcal{E}(N)$ cực tiểu với các giá trị η_0 cố định khác nhau khi sử dụng thuật toán Widrow-Hoff cổ điển

2- Khảo sát các giá trị η_0 khác nhau trên mạng Widrow :

Theo [5] , đối với giải thuật huấn luyện Widrow , hệ số học được chọn là hằng số và thỏa điều kiện $0 < \eta_0 < 2/\lambda_{\max}$, ứng với mỗi giá trị η_0 khác nhau thời gian huấn luyện mạng sẽ khác nhau . Trong khảo sát này đưa ra các tính toán điển hình trên cùng một cấu trúc mạng nơron có 84 đầu vào và 6 đầu ra.. Các kết quả được trình bày trên hình 4 :

đặc tính (1) : với $\eta_0 = 2/\lambda_{\max}$, với giá trị này quá trình học không hội tụ.

đặc tính (2) : với η_0 được tính theo công thức (15)

đặc tính (3) : với η_0 được tính bằng 0.75 giá trị tính theo công thức (15)

đặc tính (4) : với η_0 được tính bằng 0.5 giá trị tính theo công thức (15)

- Khi η_0 có giá trị $\geq 2/\lambda_{\max}$, quá trình học không đạt kết quả do không hội tụ.

- Quá trình học đạt kết quả tốt nhất với những giá trị η_0 nhỏ hơn và gần bằng $2/\lambda_{\max}$, Ở đây giá trị này chọn theo công thức (15). Khi η_0 càng nhỏ hơn $2/\lambda_{\max}$ thì thời gian học càng kéo dài .

3- Khảo sát các giá trị η_0 khác nhau trên mạng có thuật toán học cải tiến :Thuật toán áp dụng công thức (17) trên mạng nơron có 336 đầu vào và 24 đầu ra với các giá trị η_0 ban đầu khác nhau , các kết quả trình bày trên hình 5:

Trong đó: đặc tính (1) : với $\eta_0 = 2/\lambda_{\max}$, với giá trị này quá trình học không hội tụ.

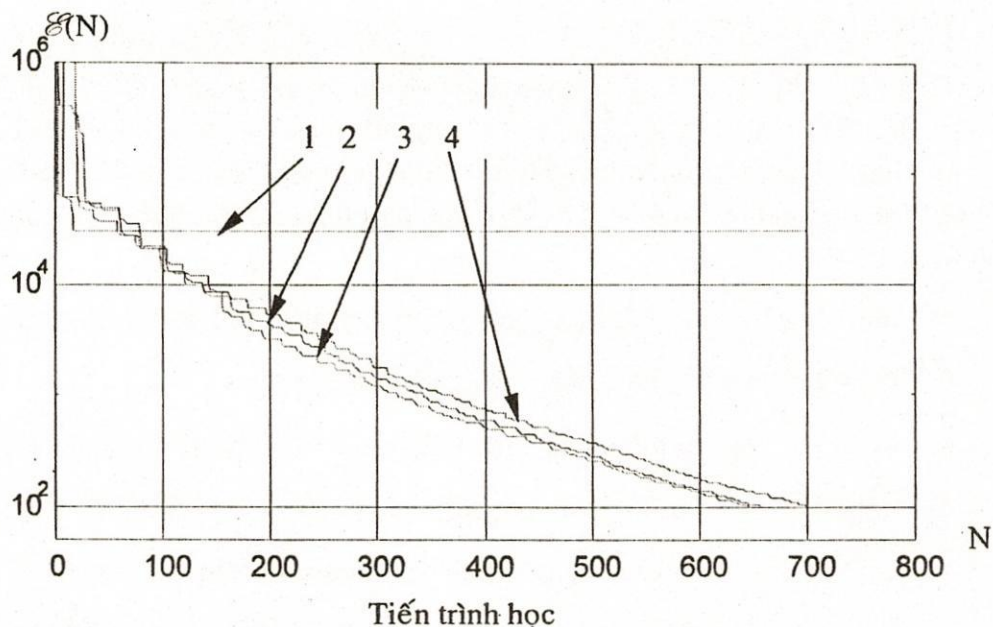
đặc tính (2) : với η_0 được tính theo công thức (15)

đặc tính (3) : với η_0 được tính bằng 0.5 giá trị tính theo công thức (15)

đặc tính (4) : với η_0 được tính bằng 0.75 giá trị tính theo công thức (15)

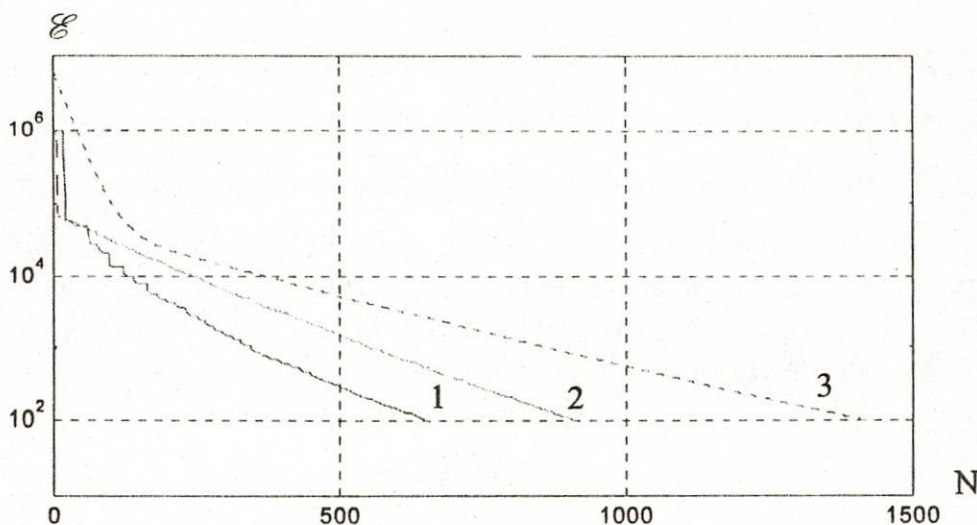
Đối với cách huấn luyện này , dựa trên tính chất của thuật toán và qua các kết quả kiểm tra thực nghiệm tác giả nhận thấy chỉ với các giá trị η_0 chọn ban đầu bằng $2^k/\lambda_{\max}$, $k = \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n$, bài toán không hội tụ, còn với các giá trị $\eta_0 \neq 2^k/\lambda_{\max}$ bất kỳ bài toán đều hội tụ và có thời gian huấn luyện gần như nhau.





Hình 5: Đặc tính $\mathcal{E}(N)$ cực tiểu với các giá m_0 cố định khác nhau khi sử dụng thuật toán (12)

4- So sánh quá trình học theo các thuật toán khác nhau: các so sánh này thực hiện trên mạng nơron có cùng kích thước và có cùng tập vec tơ huấn luyện. Ở ví dụ minh họa này trình bày so sánh giữa 3 thuật toán học: 1) Thuật toán cải tiến do tác giả đưa ra, 2) Thuật toán của Joel Grouffaud và Pascale Costa, 3) Thuật toán Widrow cổ điển.



Hình 6: Đặc tính $\mathcal{E}(N)$ cực tiểu với các thuật toán huấn luyện khác nhau.

Trên hình 6: là các đặc tính $\mathcal{E}(N)$ cực tiểu với các thuật toán huấn luyện khác nhau áp dụng vào mạng nơron với 336 nơron đầu vào và 24 nơron đầu ra.

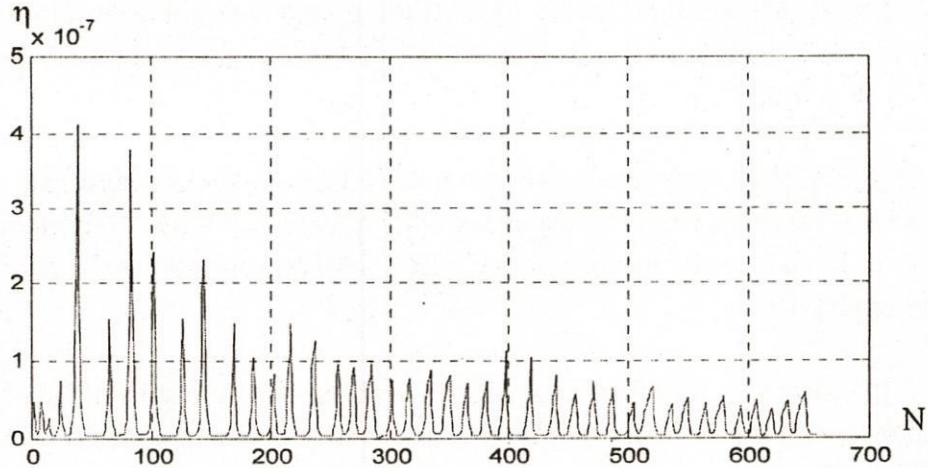
Đặc tính (1): Thuật toán huấn luyện (15) – (17)

Đặc tính (2): Thuật toán huấn luyện theo Joel Grouffaud và Pascale Costa

Đặc tính (3): Thuật toán huấn luyện Widrow-Hoff.

Trong ba thuật toán trên thuật toán huấn luyện cải tiến do tác giả đưa ra cho kết quả tốt nhất và tính ổn định của nó đã được khảo sát như ở phần 3 bên trên.

4- Đặc tính của hệ số học η : Theo giải thuật học mới, các hệ số học không phải là hằng số mà thay đổi theo từng thời điểm học. Chính sự thay đổi này làm rút ngắn quá trình học của mạng nơ-ron.



Hình 7: Đặc tính $\eta(N)$

Hình 7: là đường đặc tính hệ số học (N) của mạng nơ-ron đã lấy làm ví dụ cho các minh họa ở trên.

5.KẾT LUẬN:

Trị số $2/\lambda_{\max}$ rất quan trọng trong thuật toán huấn luyện mạng nơ-ron Adaline, đó là ngưỡng ổn định đối với các giải thuật học khác nhau.

Trong giải thuật Widrow việc chọn trị số η quyết định nhiều đến thời gian huấn luyện, còn trong giải thuật mới của tác giả việc chọn ban đầu chỉ để quá trình học hội tụ, Thời gian huấn luyện trong giải thuật mới rút ngắn hơn trong giải thuật Widrow và không phụ thuộc vào η_0 .

Mạng nơ-ron Adaline và phương pháp huấn luyện mạng nêu trên có thể ứng dụng vào các bài toán khác nhau và rất thích hợp cho bài toán có các số liệu dạng tuần tự như bài toán dự báo phụ tải.

TRAINING PROCESS FOR THE NEURAL NETWORK APPROACH TO THE LOAD FORECAST

Tran Hoang Linh – Phan Toan – Tran Nhu Hong – Nguyen Vy

ABSTRACT: Ideas of a neural network are introduced at beginning of 20's century, but today many scientists are studying and applying the neural networks, those approach to different subjects by their strengths and effects. This papers present the results of a general study for the neuron networks and their training processes. That have load forecast subject using the Adaline neural network. In addition this papers present a new learning rule for the Adaline neural network. This rule is better than another rules.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Simon Haykin – Neural networks a comprehensive foundation – Prentice Hall – 1994.

[2]. C.L.Lu; H.T.Wu; S.Vemuri – Neural network based short-term load forecasting- IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 8. No. 1. February 1993.

[3]. T.M.Peng; N.F.Hubele; G.G. Karady - An Adaptive Neural network approach to one-week ahead load forecasting - IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 8. No. 3. August 1993.

[4]. Alireza Khotanzad; Reza Afkhami-Rohani; Tsun-Liang Lu; Alireza Abaye; Malcolm Davis; Dominic J.Maratukulam-ANNSTLF – A Neural Network Based Electric Load Forecasting System.- IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 8. No. 4. February 1997.

[5]. Zbigniew Zembaty; Avigdor Rutenberg – On the sensitivity of bridge seismic response with locate soil amplification – Earthquake Engng. Struct. Dyn. 27.1095-1099 (1998).

[6]. Trần Hoàng Lĩnh; Phan Toàn; Trương Sa Sanh; Lê Khánh Hưng; Võ Thành Năng – Sử dụng mạng nơron để đánh giá các thông số của mô hình điện áp – Tạp chí Phát triển Khoa học & Công nghệ tập 2 . số 9 .1999 .

[7]. Nguyễn Bê; Trần Như Hồng; Nguyễn Văn Mai; Nguyễn Vũ – Về một phương pháp mô phỏng cấu trúc hệ thống động sử dụng mô hình nhạy cảm – Tạp chí Phát triển Khoa học & Công nghệ tập 3 . số 2 .2000.

Tổng giải thuật Widrow việc chọn ra số n quyết định nhiều đến thời gian huấn luyện, còn trong giải thuật mới của tác giả việc chọn ban đầu chỉ là dự đoán học hỏi, từ thời gian huấn luyện trong giải thuật mới từ ngân hàng thông giải thuật Widrow và không phụ thuộc vào n.

Mạng nơron Adaline và phương pháp huấn luyện mạng nơron có thể ứng dụng vào các bài toán khác nhau và rất thích hợp cho bài toán có các số tự biến liên tục như bài toán dự báo phụ tải.

TRAINING PROCESS FOR THE NEURAL NETWORK APPROACH TO THE

LOAD FORECAST

Trần Hoàng Lĩnh - Phan Toàn - Trần Như Hồng - Nguyễn Vũ

ABSTRACT: Ideas of a neural network are introduced at beginning of 20's century, but today many scientists are studying and applying the neural networks, their approach to different subjects by their strengths and effects. This paper present the results of a general study for the neuron networks and their training processes. They have load forecast subject using the Adaline neural network. In addition this papers present a new learning rule for the Adaline neural network. This rule is better than another rules.