

ỨNG DỤNG MẠNG NƠN SONG TUYẾN TRONG BÀI TOÁN DỰ BÁO PHỤ TẢI ĐIỆN

Trần Thị Hoàng Oanh⁽¹⁾, Đồng Sĩ Thiên Châu⁽¹⁾, Trần Hoàng Linh⁽²⁾, Nguyễn Kỳ Tài⁽²⁾

(1) Viện Nghiên cứu Phát triển Năng lượng

(2) Trường Đại học Bách Khoa, ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 11 tháng 10 năm 2006, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 26 tháng 02 năm 2007)

TÓM TẮT: Bài báo đề xuất một phương pháp mới, đó là phương pháp ứng dụng mạng nơron song tuyến có hiệu chỉnh để giải bài toán dự báo phụ tải. Bằng cách áp dụng số liệu phụ tải thực sự của hệ thống điện Tp. Hồ Chí Minh để minh họa tính đúng đắn của phương pháp đã đề xuất cho thấy sai số giảm đáng kể so với các phương pháp khác.

1. GIỚI THIỆU

Mạng nơron nhân tạo ANN(Artificial Neural Network) từ lâu đã được ứng dụng thành công trong việc nhận dạng và điều khiển nhiều loại hệ thống động phi tuyến khác nhau như các hệ thống trong ngành hoá học, kinh tế, địa lý, kỹ thuật công nghệ. Thành quả đạt được là một số lớn các công trình nghiên cứu về lý thuyết và thực tiễn cho việc xây dựng và huấn luyện các mạng giám sát truyền thẳng như mạng MLP (Multilayer Perceptrons) và mạng RBF (Radial- Basic Function). Ngoài ra mạng nơron được ứng dụng trong bài toán dự báo phụ tải cho thấy có nhiều ưu điểm so với các phương pháp khác.

Bài báo trình bày mô hình mạng nơron song tuyến có hiệu chỉnh trong bài toán dự báo phụ tải. Kết quả mô phỏng cho thấy mô hình này tốt hơn so với các mô hình khác, chứng minh cho phương pháp đã đề xuất.

2. MÔ HÌNH SONG TUYẾN MÔ TẢ HỆ THỐNG

Các hàm f là các hàm phi tuyến. Chúng ta có thể chọn hàm \hat{f} dưới dạng toàn phương song tuyến:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{k+1} = & C_0 + C_1 \sum_{i=0}^{N_a} a_i (u_{k-i})^\alpha + C_2 \sum_{i=0}^{N_b} b_i (\hat{y}_{k-i})^\beta + C_3 \sum_{i=0}^{N_d} \sum_{j=0}^{N_d} d_{ij} (u_{k-i} u_{k-j})^\psi \\ & + C_4 \sum_{i=0}^{N_c} \sum_{j=0}^{N_c} c_{ij} (\hat{y}_{k-i} \hat{y}_{k-j})^\delta + C_5 \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} g_{ij} (u_{k-i} \hat{y}_{k-j})^\varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

Trong đó: \hat{y}_k là tín hiệu ngõ ra ước lượng, u_k là tín hiệu ngõ vào, $\{a_i\}_{i=1}^{N_a}$, $\{b_i\}_{i=1}^{N_b}$, $\{c_{ij}\}_{i=1}^{N_c}$, $\{d_{ij}\}_{i=1, j=1}^{N_d}$, $\{g_{ij}\}_{i=1, j=1}^{N_g}$ là các thông số của hệ thống; $C_0 \div C_5$, α , β , χ , δ , ε là các hằng số.

Khi cho α , β , χ , δ , ε bằng 1, $C_0 = 0$, $C_1 \div C_5$ bằng 1, phương trình (1) có dạng:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{k+1} = & \sum_{i=0}^{N_a} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_b} b_i \hat{y}_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_d} \sum_{j=0}^{N_d} d_{ij} u_{k-i} u_{k-j} \\ & + \sum_{i=0}^{N_c} \sum_{j=0}^{N_c} c_{ij} \hat{y}_{k-i} \hat{y}_{k-j} + \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} g_{ij} u_{k-i} \hat{y}_{k-j} \end{aligned} \quad (2)$$

Trong phương trình (2), nếu các hệ số $g_{ij} = 0$, khi đó phương trình mô tả hệ thống tương tự

$$\text{nư [2]: } \hat{y}_{k+1} = \sum_{i=0}^{N_a} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_d} \sum_{j=0}^{N_d} d_{ij} u_{k-i} u_{k-j} + \sum_{i=0}^{N_b} b_i \hat{y}_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_c} \sum_{j=0}^{N_c} c_{ij} \hat{y}_{k-i} \hat{y}_{k-j} \quad (3)$$

Tương tự, nếu các hệ số $c_{ij} = 0, d_{ij} = 0, g_{ij} = 0$, thì (4) là phương trình riêng mô tả hệ thống

$$\text{nư trong [1]: } \hat{y}_{k+1} = \sum_{i=0}^{N_a} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_b} b_i \hat{y}_{k-i} \quad (4)$$

Giả sử các tín hiệu đầu vào và đầu ra của hệ thống bị sai lệch bởi nhiễu Gauss được cho bởi:

$$\hat{z}_k = \hat{y}_k + \omega_k \quad (5)$$

$$x_k = u_k + r_k \quad (6)$$

Thay (5), (6) vào (2), ta có

$$\begin{aligned} \hat{z}_{k+1} = & \sum_{i=0}^{N_a} a_i x_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_d} \sum_{j=0}^{N_d} d_{ij} x_{k-i} x_{k-j} + \sum_{i=0}^{N_b} b_i \hat{z}_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_c} \sum_{j=0}^{N_c} c_{ij} \hat{z}_{k-i} \hat{z}_{k-j} \\ & + \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} g_{ij} x_{k-i} \hat{z}_{k-j} + n_k \end{aligned} \quad (7)$$

trong đó:

$$\begin{aligned} n_k = & \omega_k - \sum_{i=0}^{N_a} a_i r_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_d} \sum_{j=0}^{N_d} d_{ij} r_{n-i} r_{n-j} - 2 \sum_{i=0}^{N_d} \sum_{j=0}^{N_d} d_{ij} x_{n-i} r_{n-j} - \sum_{i=0}^{N_b} b_i \omega_{n-i} + \sum_{i=0}^{N_c} \sum_{j=0}^{N_c} c_{ij} \omega_{n-i} \omega_{n-j} \\ & - 2 \sum_{i=0}^{N_c} \sum_{j=0}^{N_c} c_{ij} \hat{z}_{k-i} \omega_{k-j} - \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} g_{ij} r_{n-i} \hat{z}_{n-j} - \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} g_{ij} x_{n-i} \omega_{n-j} + \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} g_{ij} r_{n-i} \omega_{n-j} \end{aligned} \quad (8)$$

là tổng hợp sai số do xấp xỉ và nhiễu gây ra:

Đặt:

$$\theta_k^T = [a_1, a_2, \dots, a_{N_a}, b_1, b_2, \dots, b_{N_b}, c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1N_c}, \dots, c_{N_c,1}, c_{N_c,2}, \dots, c_{N_c,N_c}, d_{11}, d_{12}, \dots, d_{1N_d}, d_{N_d,1}, d_{N_d,2}, \dots, d_{N_d,N_d}, g_{11}, g_{12}, \dots, g_{1N_g}, \dots, g_{N_g,1}, g_{N_g,2}, \dots, g_{N_g,N_g}] \quad (9)$$

là vectơ thông số của hệ thống và

$$\Phi_k^T = [x_{k-1}, \dots, x_{k-N_a}, x_{k-1} x_{k-1}, \dots, x_{k-1} x_{k-N_d}, \dots, x_{k-N_d} x_{k-1}, x_{k-N_d} x_{k-N_d}, z_{k-1} z_{k-1}, \dots, z_{k-1} z_{k-N_c}, z_{k-N_c} z_{k-1}, \dots, z_{k-N_c} z_{k-N_c}, x_{k-1} z_{k-1}, \dots, x_{k-1} z_{k-N_g}, \dots, x_{k-N_g} z_{k-1}, \dots, x_{k-N_g} z_{k-N_g}]^T \quad (10)$$

là vectơ hồi qui.

$$\text{Khi đó hệ thống (7) được viết lại thành: } \hat{z}_{k+1} = \Phi_k^T \theta_k + n_k \quad (11)$$

3. NHẬN DẠNG HỆ THỐNG DÙNG MẠNG NƠN

Ta có thể sử dụng mạng nơon để nhận dạng các thông số trong (11). Vectơ thông số của (11) được ước lượng từ các tập dữ liệu vào ra thu thập được. Ngõ ra từ mạng nơon là:

$$\hat{z}_{k+1} = \Phi_k^T \theta_k \quad (12)$$

Các thông số được ước lượng sao cho thỏa phương trình đánh giá như sau:

$$J_\delta = \min_{\theta} \left\{ \delta \|\hat{\theta} - \hat{\theta}(0)\|^2 + \frac{1}{2} \|z_{k+1} - \Phi_k^T \hat{\theta}_k\|_2^2 \right\} \rightarrow \hat{\theta}_\delta \quad (13)$$

trong đó $\delta > 0$ là thông số bé Tixonop đảm bảo cho tính bền vững của quá trình huấn luyện. Thông số bé Tixonop được chọn thay đổi theo từng bước lặp thỏa mãn:

$$\delta_k \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0^+ \text{ và } \delta_k / \delta_{k+1} > 1$$

Từ đó suy ra luật cập nhật trọng số như sau:

$$e_{k+1} = z_{k+1} - \Phi_k^T \hat{\theta}_k = z_{k+1} - \hat{z}_{k+1} \quad (14)$$

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + \alpha_k \frac{\Phi_k}{\delta_k + \Phi_k^T \Phi_k} e_{k+1} \quad (15)$$

Trong đó α_k được chọn theo phương pháp xấp xỉ ngẫu nhiên: $\sum_{n=0}^{+\infty} \alpha_k = \infty, \sum_{n=0}^{+\infty} \alpha_k^2 < \infty$

Thông số bé Tixonop có thể được chọn $\delta = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_z^2}$. Hoặc chọn thông số này theo cách khác

bằng cách đặt $\sigma_{nz} = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_n^2 + \sigma_z^2}$ và $\delta = \min\{1, \sigma_n^2, \sigma_{nz}^2\}$; trong đó σ_n^2, σ_z^2 là hiệp phương sai của nhiễu $n(k)$ và tín hiệu ngõ ra $z(k)$. Khi đó, luật cập nhật thông số như sau:

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + \alpha_k \frac{\Phi_k}{\frac{\sigma_n^2}{\sigma_z^2} + \Phi_k^T \Phi_k} e_{k+1} \quad (16)$$

4. ỨNG DỤNG MẠNG NORON SONG TUYẾN TRONG BÀI TOÁN DỰ BÁO PHỤ TẢI

Đặc điểm của dữ liệu trong bài toán dự báo phụ tải:

- Số liệu được thu thập trong thực tế theo từng giờ.
- Dữ liệu dạng chuỗi tuần tự theo thời gian: chuỗi dữ liệu nối tiếp, thu thập tuần tự theo thời gian.

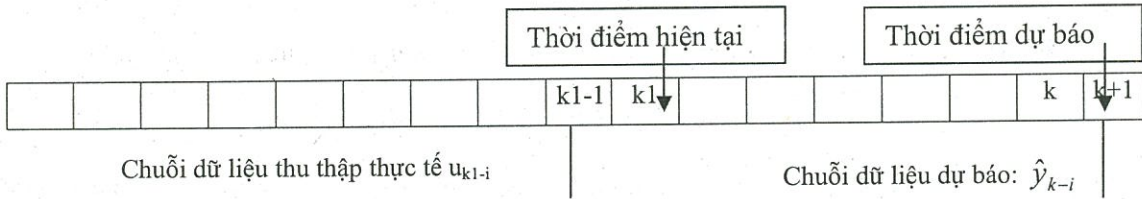
Vậy bài toán dự báo phụ tải là bài toán sử dụng các số liệu thu thập trong quá khứ để dự báo phụ tải trong tương lai.

Các thông số công suất phụ tải có tính chất là chuỗi dữ liệu tuần tự theo thời gian nên khi áp dụng dữ liệu này vào dự báo phụ tải sử dụng thuật toán noron toàn phương thì phương trình (1) được mô tả cụ thể là:

$$\hat{y}_{k+1} = C_0 + \sum_{i=0}^{N_n} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_b} b_i \hat{y}_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} g_{ij} \text{sign}(u_{k-i})(u_{k-i} \hat{y}_{k-j})^{1/2} \quad (17)$$

Trong đó $\text{sign}(u_{k-i})$ là hàm dấu của u_{k-i}

Với các thời điểm được mô tả như hình 1



Hình 1. Mô tả chuỗi dữ liệu tuần tự theo thời gian

Trong đó: k_1 là thời điểm hiện tại, $k+1$ là thời điểm cần dự báo phụ tải, chuỗi dữ liệu sau thời điểm hiện tại k_1 là các dữ liệu dự báo, các dữ liệu từ thời điểm k_1 trở về trước là dữ liệu được thu thập từ thực tế.

Trong phương trình (17) các thông số u_{k_1-i} là các số liệu lấy từ thời điểm k_1 trở về trước, còn các số liệu \hat{y}_{k-i} là các số liệu lấy từ thời điểm k_1 đến thời điểm thứ k .

Khác với [3] trong nghiên cứu này, các tác giả thực hiện một số phương pháp dự báo khác nhau trên cơ sở mạng nơ-ron toàn phương:

Phương pháp 1: Dạng đơn tuyến:

$$\hat{y}_{k+1} = C_0 + \sum_{i=0}^{N_u} a_i u_{k_1-i} + \sum_{i=0}^{N_h} b_i \hat{y}_{k-i} \quad (18)$$

Phương pháp 2: Hàm tổng quát (1) được đơn giản dưới dạng song tuyến:

$$\hat{y}_{k+1} = C_0 + \sum_{i=0}^{N_u} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_h} b_i \hat{y}_{k-i} + \left(\sum_{i=0}^{N_g} g_i u_{k-i} \right) \hat{y}_k \quad (19)$$

Phương pháp 3: Dạng toàn phương rút gọn:

$$\hat{y}_{k+1} = C_0 + \sum_{i=0}^{N_u} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_d} d_i u_{k-i}^2 + \left(\sum_{i=0}^{N_g} g_i u_{k-i} \right) \hat{y}_k \quad (20)$$

Phương pháp 4: Dạng hàm bình phương:

$$\hat{y}_{k+1} = C_0 + \sum_{i=0}^{N_u} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_d} d_i u_{k-i}^2 \quad (21)$$

Phương pháp 5: Dạng hàm có căn:

$$\hat{y}_{k+1} = C_0 + \sum_{i=0}^{N_u} a_i u_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_h} b_i \hat{y}_{k-i} + \sum_{i=0}^{N_g} g_i \text{sign}(u_{k-i}) (u_{k-i} \hat{y}_k)^{\frac{1}{2}} \quad (22)$$

4.1. Dữ liệu đưa vào mạng nơ-ron huấn luyện được lấy cụ thể như sau:

Có nhiều cách xây dựng mạng nơ-ron theo cấu trúc dữ liệu đầu vào. Có thể xây dựng mạng gồm 2 khối nơ-ron đầu vào như hình 2: khối 1 gồm các nơ-ron là các dữ liệu của 12 giờ trước giờ dự báo, khối 2 gồm các nơ-ron là các dữ liệu tương ứng với giờ dự báo nhưng của các ngày trước ngày dự báo, cụ thể ở đây lấy 10 ngày.

Trong dự báo phụ tải, để tăng mức độ chính xác của các kết quả dự báo, việc dự báo được phân ra các bài toán dự báo riêng cho các ngày khác nhau:

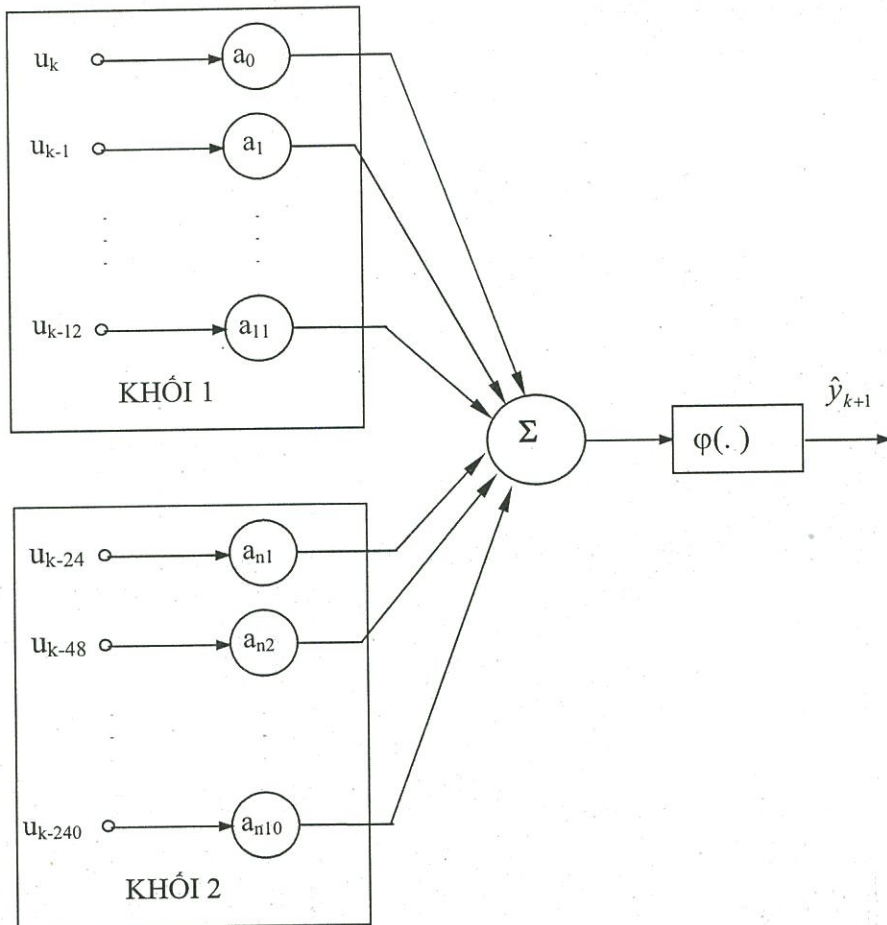
- Dự báo cho các ngày làm việc bình thường từ thứ 2 đến thứ 6.

- Dự báo cho các ngày nghỉ cuối tuần: ngày thứ 7 và chủ nhật.
- Dự báo cho các ngày đặc biệt, ngày lễ.

Khi dự báo cho các ngày làm việc, lấy dữ liệu 10 ngày là tương ứng với số ngày làm việc trong hai tuần - mỗi tuần có 5 ngày làm việc.

Mạng nơron cũng có thể xây dựng lớn hơn với khối 1 có 24 nơron đầu vào là dữ liệu của 24 giờ trước giờ dự báo. Khối 2 gồm 20 nơron tương ứng với dữ liệu của 4 tuần lễ làm việc. Khi đó mạng nơron có kích thước với số đầu vào là 44 phần tử.

Hoặc có thể xây dựng với khối 1 có 24 nơron đầu vào là dữ liệu 24 giờ trước giờ dự báo và khối 2 có các dữ liệu trùng với giờ dự báo của 10 ngày trước đó. Như vậy mạng nơron có 34 nơron đầu vào và 1 đầu ra cho ra kết quả của giờ dự báo.



Hình 2. Sơ đồ cấu trúc một mạng nơron đơn tuyến dự báo phụ tải

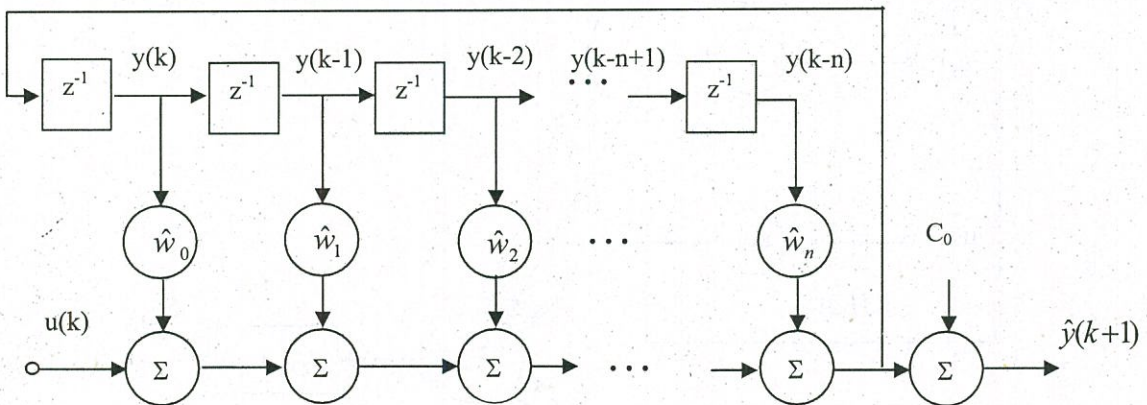
Mỗi mạng nơron xây dựng như trên dùng để dự báo cho 1 giờ nhất định trong tương lai như vậy để dự báo phụ tải cho 24 giờ trong một ngày sẽ phải xây dựng 24 mạng nơron tương tự.

Mạng song tuyến hay tổng quát hơn là mạng toàn phương khác với mạng nơron đơn tuyến là mạng đơn tuyến có quan hệ tuyến tính giữa đầu ra và các biến đầu vào. Trong khi đó mạng nơron song tuyến hay mạng nơron toàn phương có tham gia các thành phần là tích của các đầu vào. Cách mô tả này làm tăng tính chính xác trong quan hệ đầu ra và đầu vào.

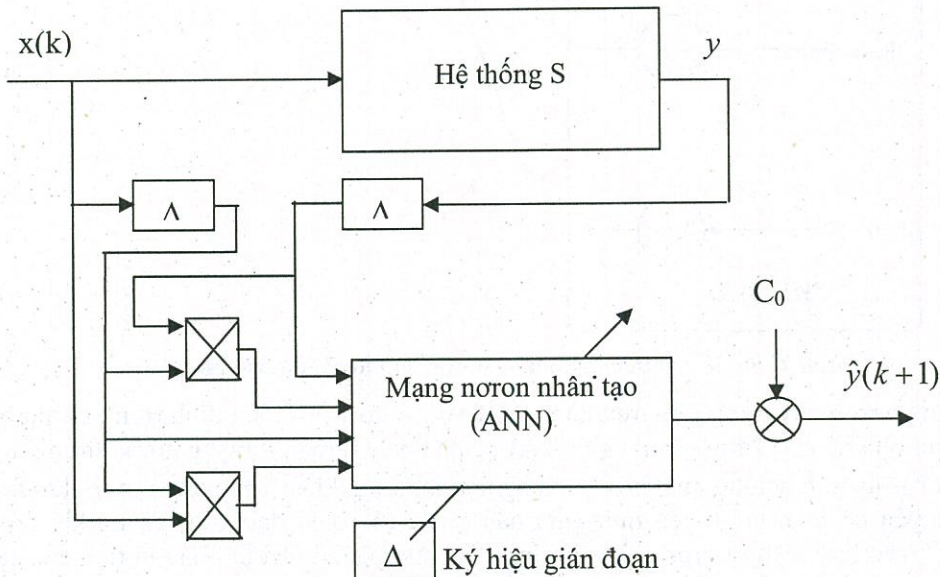
4.2.Đặc điểm của bài toán dùng phương pháp mạng nơron:

Để bài toán huấn luyện mạng nơron hội tụ và cho kết quả chính xác thì số lượng mẫu huấn luyện phải luôn lớn hơn hoặc bằng số nơron đầu vào của mạng. Như vậy nếu tăng số nơron đầu vào mạng thì số lượng mẫu huấn luyện cũng phải tăng lên. Cụ thể, kích thước của mạng nơron song tuyến theo phương trình (20) sẽ lớn gấp đôi so với mạng nơron đơn tuyến theo phương trình (18) khi chúng có cùng số phần tử đầu vào tương ứng.

Khi kích thước mạng tăng lên, số lượng mẫu huấn luyện tăng làm thời gian huấn luyện mạng phải lâu hơn. Trên lý thuyết, khi tập huấn luyện tăng lên sẽ làm cho kết quả huấn luyện chính xác hơn. Tuy nhiên, trong bài toán dự báo phụ tải, các số liệu thu thập thực tế dùng để huấn luyện luôn có sai số. Vì vậy, khi tăng kích thước tập huấn luyện mà chưa phải là tối ưu, thì trong kết quả nhận được có thành phần sai số tích lũy. Sai số này làm giảm độ chính xác của kết quả nhận được. Mạng nơron đơn tuyến hồi quy theo phương pháp 1 được mô tả trên hình 3 và mạng nơron song tuyến được mô tả trên hình 4.

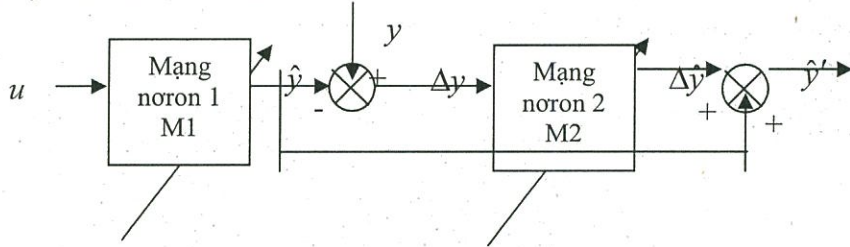


Hình 3. Mô hình mạng nơron đơn tuyến hồi quy



Hình 4. Mô hình mạng nơron song tuyến

Thông thường dự báo không bao giờ chính xác hoàn toàn mà thường có sai số so với các dữ liệu thực tế. Những sai số này được giảm thấp qua việc sử dụng mạng nơron trong tính toán. Để tăng thêm mức độ chính xác cho kết quả dự báo, các tác giả đề xuất thêm một mô hình dự báo mới, mô hình này được mô tả như hình 5:



Hình 5. Mô hình dự báo có hiệu chỉnh dựa trên sai số

Trong mô hình này có hai khối nơron, khối nơron 1 với đầu vào là u và đầu ra là kết quả dự báo \hat{y} . Từ giá trị dự báo \hat{y} và giá trị thực tế y tính được sai số Δy , tiếp tục sử dụng sai số này để dự báo sai số nhằm hiệu chỉnh lại giá trị dự báo. Sai số Δy dùng làm đầu vào mạng nơron 2 để có kết quả dự báo về sai số $\Delta \hat{y}$. Cuối cùng giá trị dự báo tổng hợp là:

$$\hat{y}' = \Delta \hat{y} + \hat{y} \quad (23)$$

Trong bài toán dự báo cho hệ thống điện khu vực Thành phố Hồ Chí Minh, mạng nơron 2 được xây dựng với 2 nơron đầu vào và 1 nơron đầu ra. Cụ thể là mạng nơron 2 sẽ lấy các dữ liệu đầu vào là Δy_{k-1} và Δy_k để dự báo giá trị $\Delta \hat{y}_{k+1}$. Tập huấn luyện mạng nơron 2 được lấy gồm 120 giá trị tương ứng với 5 ngày.

4.3. Kiểm tra đánh giá tính chính xác của kết quả qua bài toán dự báo.

Do đặc tính của bài toán dự báo là dựa vào các thông số thu thập được trong quá khứ để dự báo cho tương lai, vì vậy để đánh giá độ chính xác của thuật toán hoàn toàn có thể dựa vào các dữ liệu thực tế đã thu thập được trong quá khứ để dự báo ra kết quả của những thời điểm cũng trong quá khứ. Sau đó, sử dụng các kết quả nhận được này so sánh với những số liệu thực tế đã được thu thập từ trước để đưa ra những đánh giá về mức độ chính xác của thuật toán.

Tính chính xác của kết quả dự báo được đánh giá dựa vào sai số e như sau:

$$e_i = \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} 100\% \quad (24)$$

Trong đó: e_i là sai số,
 y_i là số liệu thực tế tại thời điểm thứ i ,
 \hat{y}_i là số liệu dự báo tại thời điểm thứ i .

Sai số dự báo trong một ngày đêm được đánh giá theo sai số tuyệt đối trung bình MAE (Mean

Absolute Error):

$$MAE = \frac{\sum_{n=1}^{24} |e_i|}{24}$$

(25)

Hoặc sai số bình phương trung bình MSE (Mean - Squared Error)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{24} e_i^2}{24} \quad (26)$$

4.4. Kết quả dự báo theo các thuật toán khác nhau

4.4.1 Dự báo trong 45 ngày

Kết quả sai số tuyệt đối trung bình theo phương pháp hồi quy là: 3. 92% và tính qua mạng nơron 1 được xây dựng với cấu trúc đơn tuyến là: 3.59%; song tuyến là: 3. 20%

Trên hai cấu trúc của mạng nơron 1 nói trên, dự báo hiệu chỉnh qua mạng nơron 2 cũng với hai cấu trúc: Mạng nơron 1 đơn tuyến, mạng nơron 2 đơn tuyến 2. 44%; Mạng nơron 1 đơn tuyến, mạng nơron 2 song tuyến 2. 30%; Mạng nơron 1 song tuyến, mạng nơron 2 đơn tuyến 2. 17% ; Mạng nơron 1 song tuyến, mạng nơron 2 song tuyến 2. 06%

4.4.2. Dự báo trong 35 ngày tiếp theo

Kết quả sai số tuyệt đối trung bình theo phương pháp hồi quy là: 3. 87%; mạng nơron 1: đơn tuyến 3. 60% song tuyến 3. 28%

Kết quả dự báo sau khi hiệu chỉnh qua mạng 2:

Mạng nơron 1 đơn tuyến, mạng nơron 2 đơn tuyến 2. 20%

Mạng nơron 1 đơn tuyến, mạng nơron 2 song tuyến 1. 83%

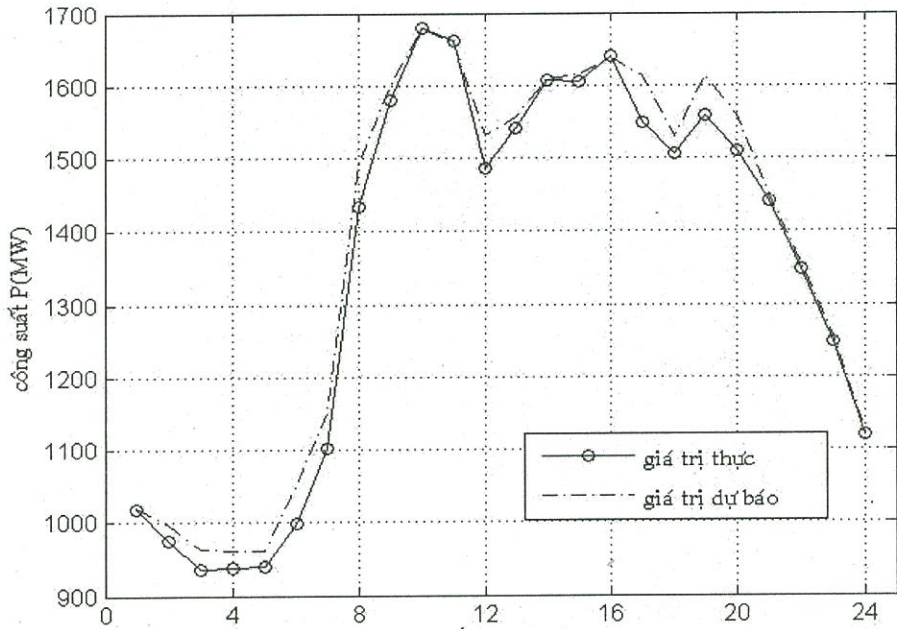
Mạng nơron 1 song tuyến, mạng nơron 2 đơn tuyến 1. 70%

Mạng nơron 1 song tuyến, mạng nơron 2 song tuyến 1. 64%

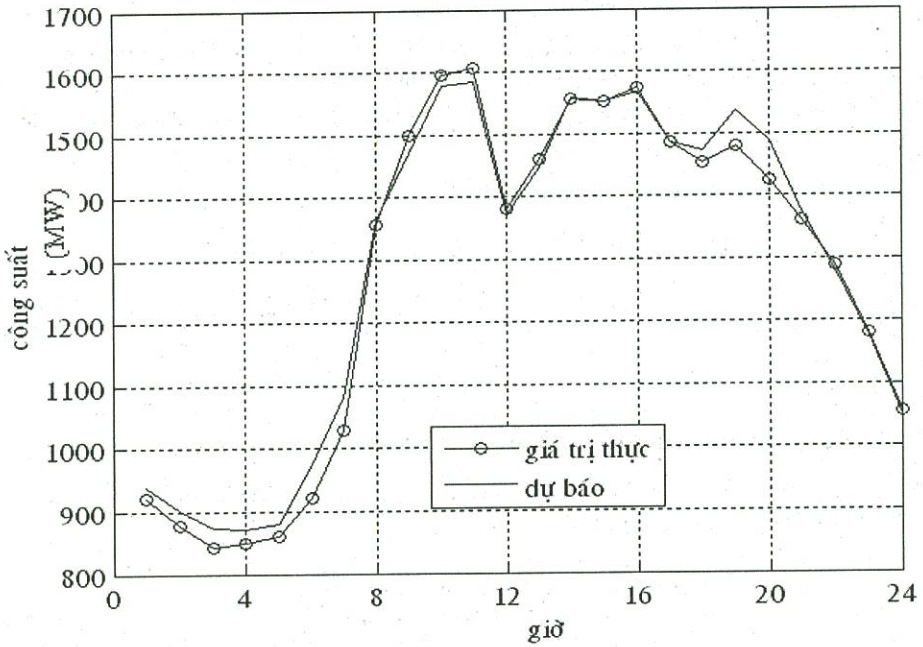
Kết quả sai số tuyệt đối trung bình MAE% từng ngày khảo sát trong vòng 45 ngày:

Bảng 1. Kết quả sai số dự báo theo các phương pháp khác nhau

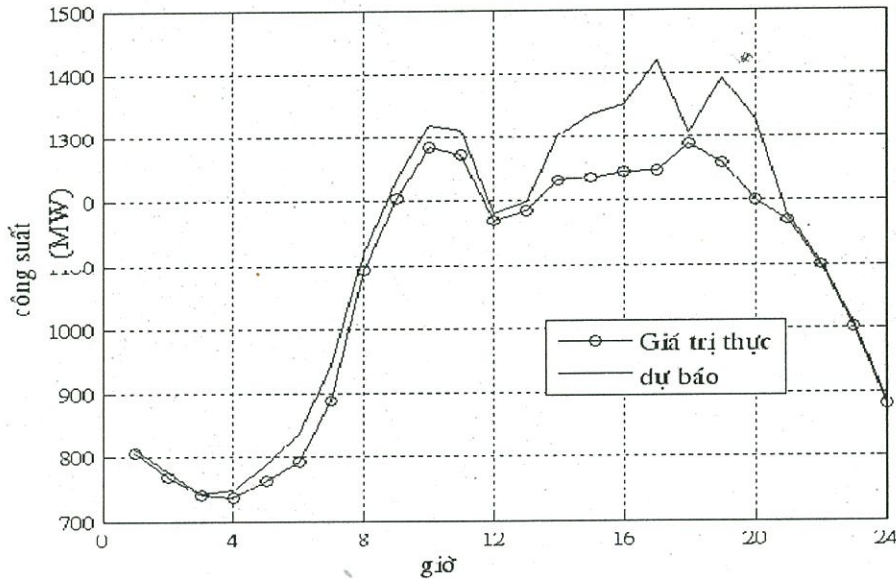
Ngày	Phương pháp Hồi quy	MAE Mạng 1	Hiệu chỉnh qua mạng 2	Ngày	Phương pháp Hồi quy	MAE Mạng 1	Hiệu chỉnh qua mạng 2	Ngày	Phương pháp Hồi quy	MAE Mạng 1	Hiệu chỉnh qua mạng 2
1	2. 01	3. 73	2. 27	16	3. 81	3. 60	2. 59	31	3. 76	4. 44	2. 05
2	4. 64	7. 38	3. 11	17	2. 85	2. 93	2. 30	32	1. 86	3. 32	1. 90
3	10. 25	9. 29	4. 35	18	4. 40	3. 26	2. 15	33	2. 58	3. 85	2. 43
4	15. 20	12. 76	4. 64	19	4. 76	3. 48	2. 24	34	3. 91	3. 89	2. 57
5	9. 56	7. 99	1. 80	20	2. 35	3. 61	2. 13	35	3. 10	3. 99	2. 76
6	2. 50	2. 94	1. 38	21	2. 83	3. 70	2. 79	36	4. 68	2. 82	2. 18
7	5. 85	3. 32	1. 40	22	1. 66	4. 14	2. 35	37	4. 73	3. 18	2. 60
8	4. 48	3. 01	2. 09	23	1. 28	2. 61	2. 03	38	4. 67	2. 99	2. 20
9	1. 87	3. 03	1. 54	24	1. 14	3. 86	2. 15	39	4. 13	3. 24	2. 17
10	4. 94	5. 70	4. 20	25	2. 59	4. 47	2. 62	40	3. 01	3. 72	2. 78
11	3. 10	4. 34	3. 31	26	1. 12	2. 77	1. 80	41	4. 06	5. 25	3. 52
12	3. 20	3. 63	2. 91	27	1. 86	3. 63	2. 48	42	4. 96	3. 58	2. 33
13	3. 20	3. 47	3. 20	28	3. 66	2. 94	2. 21	43	5. 17	3. 25	2. 40
14	4. 69	4. 20	3. 05	29	3. 27	2. 94	2. 20	44	3. 96	3. 21	2. 22
15	3. 18	3. 67	2. 79	30	2. 83	3. 27	2. 27	45	5. 29	7. 19	2. 99



Hình 6. Kết quả dự báo



Hình 7. Ngày dự báo có sai số cực tiểu



Hình 8. Ngày dự báo có sai số cực đại

Các kết quả dự báo trên dựa vào các thông số vận hành thực tế của hệ thống điện Tp.HCM do Trung tâm Điều độ Thông tin thuộc Công ty Điện lực Tp.HCM cung cấp. Các số liệu được thu thập trong vòng 13 tháng từ 1/5/2005 đến 31/5/2006.

Với những tập hợp thông số đầu vào khác nhau, kết quả dự báo theo phương pháp mạng nơron sẽ khác nhau. Tập thông số 1 được xây dựng để dự báo phụ tải điện trong khoảng thời gian từ ngày 13/1/2006 đến ngày 31/5/2006, tập thông số 2 được xây dựng để dự báo trong khoảng thời gian từ 4/4/2006 đến ngày 31/5/2006.

Sai số dự báo bằng mạng nơron 1 tính theo phần trăm:

Bảng 2. Sai số dự báo tính theo phần trăm

	Mạng nơron đơn tuyến	Mạng nơron song tuyến
Tập thông số 1	4.43%	3.75%
Tập thông số 2	3.59%	3.20%

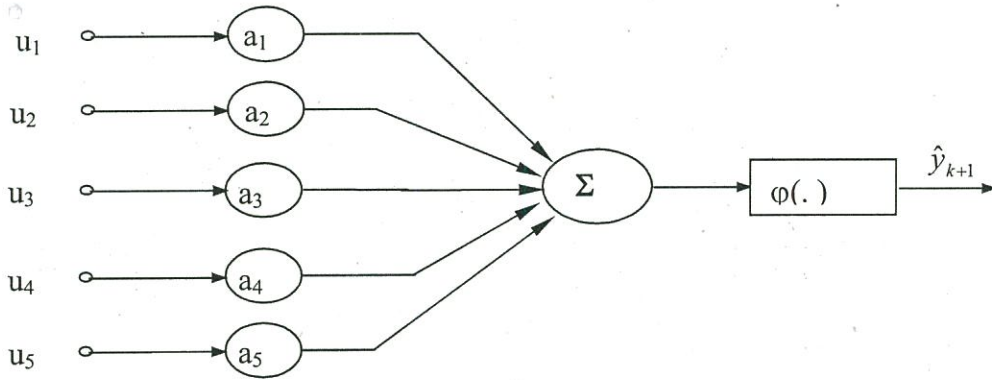
4.5. Cấu trúc mạng nơron ảnh hưởng đến kết quả dự báo:

Khảo sát mạng nơron M2 có 5 nơron đầu vào, khi mạng nơron đơn tuyến theo mô hình trên hình 9 được xây dựng với hai cấu trúc khác nhau:

Bảng 3. Cấu trúc mạng nơron đơn tuyến

	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5
Cấu trúc 1	Δy_{k-1}	Δy_k	0	0	0
Cấu trúc 2	Δy_{k-1}	Δy_k	0	$-\Delta y_{k-1}$	$-\Delta y_k$

Ở đây $\Delta y_{k-1} = \hat{y}_{k-1} - y_{k-1}$, $\Delta y_k = \hat{y}_k - y_k$



Hình 9. Mô hình mạng nơron hiệu chỉnh dựa trên sai số

Kết quả sai số dự báo theo hai cấu trúc trên như sau:

Bảng 4. Kết quả sai số dự báo

ngày	cấu trúc 1	cấu trúc 2	ngày	cấu trúc 1	cấu trúc 2	ngày	cấu trúc 1	cấu trúc 2
1	1.90	2.10	16	1.27	1.30	31	1.74	1.63
2	2.74	2.64	17	1.50	1.43	32	1.14	1.37
3	3.38	3.36	18	1.72	1.48	33	1.23	1.44
4	4.04	3.85	19	1.76	1.50	34	1.41	1.81
5	2.40	2.24	20	1.74	1.86	35	1.65	1.93
6	1.85	1.40	21	1.97	2.08	36	1.19	1.48
7	2.05	1.56	22	1.89	1.97	37	1.84	1.90
8	1.85	1.50	23	1.52	1.48	38	1.53	1.51
9	1.78	1.19	24	1.73	1.53	39	1.45	1.45
10	3.53	3.58	25	1.76	1.81	40	1.61	1.60
11	1.56	1.93	26	1.63	1.16	41	2.69	2.71
12	1.73	1.67	27	2.41	2.03	42	2.35	2.35
13	1.87	1.87	28	2.65	2.42	43	1.72	1.72
14	2.22	2.28	29	1.99	2.14	44	1.74	1.75
15	1.81	1.76	30	2.32	2.43	45	2.63	2.57
Sai số dự báo tuyệt đối trung bình của 45 ngày							1.77	1.74

Từ dữ liệu đầu ra của mạng nơron song tuyến M1, thực hiện dự báo sai số theo 4 cấu trúc khác nhau dưới dạng mạng nơron song tuyến có 5 nơron đầu vào như hình 6, các cấu trúc được đánh số từ 3 đến 6, thông số từng đầu vào và sai số tuyệt đối trung bình của từng cấu trúc được cho theo bảng 5.

Bảng 5. Các cấu trúc mạng nơron song tuyến trong tính toán hiệu chỉnh sai số và các kết quả sai số tuyệt đối trung bình

	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	MAE%
Cấu trúc 3	Δy_{k-1}	Δy_k	$\sqrt{ \Delta y_k \Delta y_{k-1} }$	0	0	1.71
Cấu trúc 4	Δy_{k-1}	Δy_k	$\text{Sign}(\Delta y_k) \sqrt{ \Delta y_k \Delta y_{k-1} }$	0	0	1.67

Cấu trúc 5	Δy_{k-1}	Δy_k	$\text{Sign}(\Delta y_k) \sqrt{ \Delta y_k \Delta y_{k-1} }$	Δy_{k-1}	Δy_k	1. 62
Cấu trúc 6	Δy_{k-1}	Δy_k	$\text{Sign}(\Delta y_k) \sqrt{ \Delta y_k \Delta y_{k-1} }$	$-\Delta y_{k-1}$	$-\Delta y_k$	1. 61

4.6. Thời gian huấn luyện

Các tác giả đã chạy chương trình trên phần mềm MATLAB 2006 máy tính Pentium D 3.0 G 1GB RAM, chương trình huấn luyện và kiểm tra 1200 mạng nơron, mỗi mạng tương ứng với 1 giờ trong ngày và trong 50 ngày tổng thời gian chạy chương trình là 91 phút. Như vậy thời gian để huấn luyện 1 mạng chưa tới 5 giây và để chạy chương trình dự báo phụ tải cho 1 ngày 24 giờ gồm 24 mạng chưa tới 2 phút.

5. NHẬN XÉT VÀ ĐÁNH GIÁ

Dự báo phụ tải theo phương pháp mạng nơron M1 cho kết quả tốt hơn so với phương pháp hồi quy trong cả hai khảo sát liên tục 45 ngày và 35 ngày. Dự báo theo mạng nơron song tuyến cho kết quả chính xác hơn so với dự báo theo mạng nơron đơn tuyến. Kết quả khảo sát đúng cho cả hai mạng M1 và M2. Tuy nhiên, ngoài việc chọn đúng cấu trúc mô hình dự báo phụ tải để có độ chính xác cao, độ chính xác còn phụ thuộc bởi những yếu tố khác như thời tiết, mùa, khu vực...

Trong các bài báo tiếp theo các tác giả sẽ trình bày các phương pháp dự báo cải tiến để khắc phục những vấn đề trên.

SHORT TERM LOAD FORECASTING USING CORRECTION BILINEAR NEURAL NETWORK

Tran Thi Hoang Oanh⁽¹⁾, Dong Si Thien Chau⁽¹⁾, Tran Hoang Linh⁽²⁾, Nguyen Ky Tai⁽²⁾

(1) Institute for research and developing energy

(2) University of Technology, VNU-HCM

ABSTRACT: This paper is concerned with a new approach of applying a correction bilinear neural network. The practicability of the proposed approach has been confirmed through a comprehensive study based on the data provided by HCMC Electricity Company.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Da-Zheng Feng, Wei Xing Zheng, *Fast RLS-Type Algorithm for Unbiased Equation-Error Adaptive IIR Filtering Based on Approximate Inverse – Power Iteration*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 53, No. 11), pp. 4169-4184, (2005).
- [2]. Enzo Mumolo, Alberto Carini, *A Stability Condition for Adaptive Recursive Second-Order Polynomial Filters*, Signal Processing 54, pp. 85-90, (1996).
- [3]. Gianluigi Rech, *Forecasting with artificial neural network models*, No.49, January (2002).