

# PHƯƠNG PHÁP XỬ LÝ BẤT ĐỊNH TRONG DỰ BÁO NHU CẦU PHỤ TẢI ĐIỆN

## METHOD OF HANDLING INDEFINITE FACTORS IN FORECASTING ELECTRICITY LOAD

**Trịnh Trọng Chương**  
DH Công Nghiệp Hà Nội

### TÓM TẮT

Mối tương quan giữa tăng trưởng kinh tế và mức tiêu thụ điện vẫn được xem là khá chặt chẽ. Tuy nhiên hiện nay dưới tác động mạnh mẽ về giá năng lượng và cấu trúc của nền kinh tế, mối quan hệ trên đã có nhiều thay đổi, các yếu tố bất định ảnh hưởng đến quá trình tiêu thụ điện năng: giá điện, số nhân khẩu, diện tích nhà ở... Nội dung bài viết dưới đây trình bày một trong những phương pháp toán học để điều khiển, hiệu chỉnh các hệ số hồi quy trong hàm hồi quy tuyến tính để xác định và dự báo phụ tải điện: Phương pháp hàm giảm Gradient nhanh nhất.

### ABSTRACT

The correlation between economic growth and electricity consumption still seems quite tight. But today, under the impact of energy prices and economical structure, these relationships have undergone many changes due to indefinite factors affecting the energy consumption: electricity price, population, housing area, etc... This article shows one of the mathematical methods of controlling and adjusting the regression coefficients in linear regression to determine and forecast electricity load demand: Gradient reduction methodology fastest.

### I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Việc xác định và dự báo nhu cầu phụ tải điện là bài toán quan trọng trong quá trình quy hoạch và phát triển điện lực. Độ chính xác của bài toán trên cho phép nâng cao hiệu quả sử dụng mạng điện. Tuy nhiên độ chính xác đó phụ thuộc rất nhiều vào lượng thông tin ban đầu - nơi thường có độ bất định lớn. Vấn đề đặt ra là làm thế nào để xử lý các thông tin bất định đó nhằm đạt được độ chính xác của bài toán xác định nhu cầu phụ tải điện như mong muốn.

Hiện có nhiều phương pháp để xử lý các yếu tố ảnh hưởng: phương pháp xấp xỉ vi phân, phương pháp tìm kiếm trực tiếp, phương pháp tựa tuyến tính...[4, 5, 6, 7]. Nội dung bài viết dưới đây trình bày một trong những phương pháp toán học để điều khiển, hiệu chỉnh các hệ số hồi quy trong hàm hồi quy tuyến tính xác định nhu cầu và dự báo phụ tải điện: phương pháp hàm giảm gradient nhanh nhất.

### II. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Trên cơ sở hàm hồi quy tuyến tính sẽ xây dựng hàm hồi quy thích nghi, áp dụng phương pháp hàm giảm gradient nhanh nhất để hiệu chỉnh trọng số trong hàm hồi quy thích nghi.

### III. NỘI DUNG PHƯƠNG PHÁP

Trong [4] đã trình bày khái niệm cơ bản về mạng lan truyền (MLT) trong mạng nơron nhân tạo, trong đó MLT chính là một hàm phi tuyến xấp xỉ gần đúng nhất một hàm đích được cho qua một số mẫu trong tập mẫu. Để học mỗi mẫu, MLT thi hành 2 bước: lan truyền tiến - thực hiện phép ánh xạ các biến nhập thành các giá trị xuất, và lan truyền ngược - tính toán sai số ở bước trước (do các kết xuất thường chưa chính xác), mạng sẽ cập nhật lại các trọng số.

Kỹ thuật cơ bản nhất là cập nhật trọng số theo hướng giảm gradient nhanh nhất. Phương pháp này nhằm giảm thiểu sai số của mô hình.

Trong trường hợp mô hình có nhiều yếu tố ảnh hưởng, nếu coi  $e_t$  - sai số giữa giá trị thực với giá trị ước lượng là một hàm lồi, thì phương pháp gradient giảm nhanh nhất gồm các bước sau:

1. Chọn ngẫu nhiên một điểm  $x_0$  trong không gian trọng số;
2. Tính độ dốc của hàm lồi tại  $x_0$ ;
3. Cập nhật các trọng số theo hướng dốc nhất của hàm lồi;
4. Xem điểm này như điểm  $x_0$  mới;

Lặp đi lặp lại quá trình từ bước (2) đến bước (4) thì đến một lúc nào đó các giá trị của bộ trọng số sẽ tiếp cận được điểm thấp nhất trong mặt lồi.

Với mỗi mẫu, đạo hàm hàm lồi được biểu diễn là một vector có hướng, độ lớn mỗi vector ứng với sai số của mẫu đó (hình 1). Như vậy đạo hàm hàm lồi trên toàn bộ tập mẫu chính là tổng vector của từng vector đạo hàm của từng mẫu trong tập mẫu. nếu mạng chỉ có 2 trọng số thì tổng lồi là tổng vector của 2 đạo hàm riêng hàm lồi này. Độ lớn vector tổng chính là đường chéo hình chữ nhật tạo từ 2 vector đạo hàm riêng và hướng theo góc đối nghịch của hình chữ nhật. theo quy tắc cộng vector thì độ lớn vector tổng tương ứng với độ dốc nhất của mặt lồi tại điểm đó, và vector theo hướng ngược lại là vector tổng biểu diễn hướng giảm nhanh nhất.

Trong [3] cũng đã trình bày phương pháp xác định định mức phụ tải điện nông thôn bằng mô hình hồi quy tuyến tính đa biến, trong đó các hệ số hồi quy của phương trình cho phép đánh giá mức độ ảnh hưởng của các biến ngẫu nhiên  $x_i$  với biến ngẫu nhiên  $y$  mà trong đó sự thay đổi của đại lượng  $y$  phụ thuộc vào sự thay đổi của đại lượng  $x_i$ . Tuy nhiên trong thực tế sự tác động lẫn nhau giữa

các yếu tố không phải là cố định, vì vậy phép hồi quy thông thường với các hệ số không đổi sẽ bị hạn chế trong ứng dụng. Việc hiệu chỉnh và đổi mới các hệ số của nó cho phép phản ánh khuynh hướng và tính chất phát triển của các mối quan hệ lẫn nhau giữa các biến. Nếu coi  $y$  là một đại lượng phản ánh mức tiêu thụ điện năng của một hộ gia đình và  $x_{it}$  là các tham số ảnh hưởng đến quá trình tiêu thụ điện năng thì có thể biểu diễn bằng mô hình hàm hồi quy như sau:

$$Y_t = a_0 + \sum_{i=1}^n a_{it} \cdot X_{it} \quad (1)$$

với  $n$ : số quan trắc;  $a_0, a_i$ : các hệ số hồi quy

So sánh ước lượng  $\hat{Y}$  với giá trị thực của chuỗi  $Y_t$  có thể tính được sai số  $e_t$ :

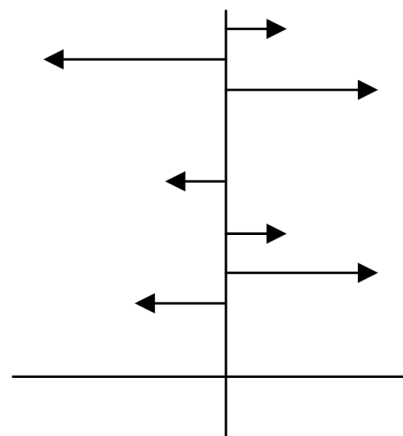
$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (2)$$

trong đó:

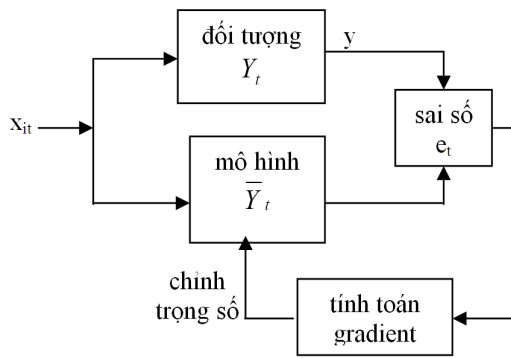
$$\hat{Y}_t = \sum_{j=1}^n a_{jt} \cdot X_{jt} \quad (3)$$

Dựa vào kết quả nhận được để tiến hành hiệu chỉnh các hệ số  $a_{jt}$ .

Cấu trúc hệ điều chỉnh trọng số theo phương pháp gradient được mô tả trên hình 1 và 2.



Hình 1: Đạo hàm hàm lồi theo từng trọng số



**Hình 2: Mô hình điều chỉnh trọng số theo phương pháp gradient**

Hướng của phương pháp hạ nhanh nhất ngược với hướng gradient và ở thời điểm ban đầu trùng với hướng trong đó tiêu chuẩn sai số giảm nhanh nhất. Có nghĩa là hướng của phương pháp hạ nhanh nhất được mô tả như sau:

$$W_m = W_c - k \text{grad}(e_t^2) \quad (4)$$

trong đó:

$W_m$ : vectơ hệ số mới;

$W_c$ : vectơ hệ số cũ;

$\text{grad}(e_t^2)$ : vectơ gradient của  $e_t$ .

Theo tính chất của hàm gradient [4], từ phương trình (2) ta có:

$$\text{grad}(e_t^2) = -2 \cdot e_t \cdot x|_t \quad (5)$$

trong đó:  $x|_t = (x_{0,t}, x_{1,t}, \dots, x_{n,t})$

Như vậy việc hiệu chỉnh hệ số được xác định như sau:

$$W_m = W_c + 2k \cdot e_t \cdot x|_t \quad (6)$$

do đó:

$$W_m = W_c + 2 \cdot k \cdot e_t \cdot x|_t \quad (7)$$

trong đó:  $k = \frac{\alpha}{2 \sum_{j=0}^n X_{jt}^2} \quad (8)$

với  $\alpha$ : xác định sự phản ứng của mô hình đối với sai số vừa nhận được.

Nếu chọn  $\alpha$  quá lớn thì tiêu chuẩn sai số nhận dạng thực tế có thể cũng rất lớn. Ngược

lại nếu chọn  $\alpha$  quá nhỏ thì tốc độ hội tụ lại quá chậm, vì vậy cần chọn  $\alpha = \alpha^*$  tối ưu theo nghĩa cực tiểu  $e_t$  theo hướng ngược với gradient. thông thường  $\alpha$  nằm trong giới hạn  $[0; 2]$ .

\* Ý nghĩa của phương pháp dự báo nhu cầu tiêu thụ điện năng từ (1) đến (8) được trình bày như sau:

+ Ký hiệu  $e_t^{(c)} \equiv e_t$  là sai số cũ, ứng với

$W_c$ ;  $e_t^{(m)}$  là sai số mới, ứng với  $W_m$ , khi đó hệ số hồi quy mới (sau khi hiệu chỉnh) của hàm hồi quy tuyến tính sẽ là:

$$(a_m)_{jt} = [(a_c)_{jt} + 2 \cdot k \cdot (e_t^{(c)}) \cdot X_{jt}]$$

và sai số của mô hình được viết lại như sau:

$$\begin{aligned} e_t^{(m)} &= Y_t - \sum_{j=1}^n [(a_c)_{jt} + 2k \cdot (e_t^{(c)}) \cdot X_{jt}] \cdot X_{jt} = \\ &= [Y_t - \sum_{j=1}^n (a_c)_{jt} \cdot X_{jt}] - \sum_{j=1}^n 2k \cdot (e_t^{(c)}) \cdot X_{jt}^2 \quad (9) \\ &= e_t^{(c)} - 2k \cdot e_t^{(c)} \cdot \sum_{j=1}^n X_{jt}^2 = e_t^{(c)} (1 - 2k \sum_{j=1}^n X_{jt}^2) \end{aligned}$$

hay:

$$e_t^{(m)} = e_t^{(c)} (1 - \alpha) \quad (10)$$

+ Khi  $\alpha$  thỏa mãn điều kiện  $\alpha = \alpha^*$  tối ưu, ta sẽ có:

$$|e_t^{(m)}| < |e_t^{(c)}| \quad (11)$$

Như vậy, trước khi tính toán dự báo định mức phụ tải điện bằng mô hình hồi quy thích nghi thì ta nên tính toán bằng phương trình hồi quy bội thông thường, các kết quả nhận được từ phương trình hồi quy bội thông thường sẽ là các giá trị xuất phát để lập mô hình thích nghi.

Tuy nhiên trong thực tế, việc giả thiết trước dạng hàm  $y = f(x)$  không phải lúc nào cũng thực hiện được, chẳng hạn như chưa biết đặc tính thống kê của số liệu hoặc đặc tính thay đổi theo thời gian..., lúc đó cần áp dụng định lý Stone – Weierstrass để một hàm đa thức có thể xấp xỉ các hàm liên tục [1]. Nhờ tính chất này mà các hàm đa thức đã cho khả năng thích ứng về mặt cấu trúc của hàm dự báo đối với

tính bất định của phụ tải. do đó có thể áp dụng các hàm đa thức để dự báo định mức phụ tải điện khi gặp phải những yếu tố bất định.

#### IV. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

Chuỗi số liệu thống kê để xác định mức sử dụng điện năng sinh hoạt hộ gia đình ở Kỳ Sơn – Hoà Bình như sau [3]:

TT	Năm	Điện năng tiêu thụ, A (kWh/năm)	Mức thu nhập, L (10 <sup>6</sup> đ/hộ/năm)	Giá trị tiện nghi, P (W/hộ)	Giá bán điện, G (đ/kWh)	Số nhân khẩu, N (người/hộ)
1	1995	1350	16.0	392	490	5.30
2	1996	1456	17.8	446	490	5.20
3	1997	1600	19.2	485	490	4.80
4	1998	1712	20.0	495	490	4.83
5	1999	1824	20.5	502	490	4.98
6	2000	1892	22.3	554	500	5.12
7	2001	1920	24.0	564	500	5.45
8	2002	2002	26.1	576	600	5.45
9	2003	2032	27.5	711	650	5.50
10	2004	2070	30.0	789	650	5.55

Bằng phương pháp bình phương cực tiểu xác định được:

$$A = -929,8 + 90.L + 174.N - 1,0.G + 0,61.P$$

Từ đây có thể dự báo được cho điểm quan sát tiếp theo (điểm thứ 11). Ký hiệu  $a_i^{hqt}$  là điện năng cực đại dự báo theo phương trình hồi quy tuyến tính bội thông thường tại thời điểm năm thứ t.

với  $l = 35$  (10<sup>6</sup> đ/hộ/năm),  $p = 1000$  (W/hộ),  $g = 750$  (đ/kWh),  $n = 5,6$  (người/hộ)

$$A_t^{hqt} = 3054,6kWh$$

Bây giờ ta chuyển sang dự báo định mức bằng mô hình hồi quy thích nghi, giả sử vector hệ số ban đầu trùng với các hệ số của phương trình hồi quy bội ở trên:

$$W_c = \begin{Bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} -929,8 \\ 90 \\ 174 \\ -1,0 \\ 0,61 \end{Bmatrix}$$

Điện năng cực đại được đánh giá ở điểm quan sát tiếp theo của chuỗi quan sát, với vector  $W_c$  có giá trị:

$$\hat{A}_{10} = -929,8 + 90 \cdot 30 + 174 \cdot 5,55 - 1,0 \cdot 650 + 0,61 \cdot 789 = 2567,19kWh$$

Giá trị thực của chuỗi quan sát [3]:

$$A_{10} = 2549,2kWh$$

Tính sai số theo (2):

$$e_{10} = A_{10} - \hat{A}_{10} = 2549,2 - 2567,19 = -17,99kWh$$

Lấy  $\alpha = 1,8$ , tính k theo (7) nhận được:

$$k = 2,34 \cdot 10^{-8}$$

Tính  $W_m$  theo (6) được:

$$W_m = \begin{Bmatrix} -927,9 \\ 89,9 \\ 173,9 \\ -1 \\ 0,60 \end{Bmatrix}$$

Trị số điện năng của điểm quan sát thứ 11 theo mô hình hồi quy bội thích nghi:

$$\hat{A}_{11} = -929,8 + 89,9 \cdot 35 + 173,9 \cdot 5,6 - 1,0 \cdot 750 + 0,6 \cdot 1000 = 3040 kWh$$

Đợi cho đến khi quan sát được giá trị thực của chuỗi  $\hat{A}_{11}$ , sai số  $e_{11}$  được xác định, việc hiệu chỉnh và đổi mới vector hệ số lại được tiến hành tương tự để xác định  $\hat{A}_{12} \dots$

#### Nhận xét:

- Bằng cách hiệu chỉnh và đổi mới các hệ số hồi quy đã khắc phục được phần nào các yếu tố bất định ảnh hưởng đến kết quả dự báo.

- Các giá trị tính được ở kết quả sau dựa trên kết quả đã được xử lý ở bước trước nên đã góp phần nâng cao độ chính xác của bài toán.

#### 5. KẾT LUẬN

Ứng dụng hàm gradient giảm nhanh nhất trong

xử lý những bất định của hàm dự báo phụ tải điện. Bằng phương pháp này có thể loại bỏ được các “yếu tố nhiễu” ảnh hưởng đến kết quả dự báo phụ tải điện, góp phần nâng cao độ chính xác của bài toán.

Đại lượng đầu của véctor hệ số mới trong phương trình (6) là đại lượng tỷ lệ thuận với đại lượng hiệu chỉnh thu được từ phương pháp bình phương cực tiểu áp dụng cho phương trình hồi quy tuyến tính. Đại lượng thứ 2 tỷ lệ với tốc độ thay đổi của của đại lượng hiệu chỉnh đó. Đại lượng thứ 3 tỷ lệ với tổng các đại lượng hiệu chỉnh trước.

Phương pháp này cho phép hội tụ nhanh và chính xác hơn phép hồi quy thông thường và còn được ứng dụng trong nhận dạng và điều khiển nhiều hệ thống năng lượng khác.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Bùi Công Cường, Nguyễn Doãn Phước (2001). *Hệ mờ mạng nơron và ứng dụng*. Nhà xuất bản Khoa học và kỹ thuật.
- [2] Donnelly, W.A (1987). *The econometecs of energy demand*. New York: Praeger Publishers.

- [3] Trịnh Trọng Chương (2006). “Đánh giá các yếu tố ảnh hưởng đến định mức tiêu thụ điện sinh hoạt gia đình các vùng nông thôn.” *Tạp chí Khoa học và Công nghệ*, số 56/2006.
- [4] Nguyễn Đình Thúc (2000). *Mạng nơron, phương pháp và ứng dụng*. Nhà xuất bản Giáo dục.
- [5] Muller, H., Petrisch, G., (1998). “Energy and load forecasting by fuzzy-neural networks.” In: Jurgen, H., Zimmermann, H.J., eds., *Proceedings, European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*, Aachen, Germany, September 1998. Aachen: Elite foundation, 1925-1929.
- [6] Mohamed Tarek Khadir1 (2000); “Forecasting Electricity Load and Prices in an Algerian Deregulated Market,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 11, 549-565.
- [7] Francisco J. Nogales, Javier Contreras, Antonio J. Conejo and Rosario Espnola (2002). “Forecasting Next-Day Electricity Prices by Time Series Models,” *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 17, No. 2, pages 342-348.