

# Mô hình đáp ứng giá điện cho phân tích biểu giá TOU (Time of Use)

- Phan Thị Thanh Bình
- Huỳnh Thị Thu Thảo

Khoa Điện-Điện tử, Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM

(Bản nhận ngày 06 tháng 5 năm 2016, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 10 tháng 11 năm 2016)

## TÓM TẮT

Chương trình đáp ứng của nhu cầu dùng điện (Demand response) chủ yếu thay đổi cách sử dụng điện của khách hàng (hộ tiêu thụ) như là sự đáp ứng với sự thay đổi giá điện theo thời gian. Chương trình này được sự quan tâm lớn của các công ty điện thời gian gần đây. Để đánh giá hiệu quả của sự thay đổi biểu giá điện theo vùng trong ngày (TOU), các công trình nghiên cứu đều cố gắng đi tìm mô hình giải tích thể hiện mối quan hệ giữa thay đổi giá điện và điện năng tiêu thụ. Các mô hình này dựa trên giả thiết các đáp ứng dùng điện là tối ưu. Tuy nhiên

khí sự đáp ứng của khách hàng không chắc là tối ưu thì mô hình nêu trên không áp dụng được. Bài báo đề xuất ba cách tiếp cận để khảo sát đáp ứng của khách hàng. Cách thứ nhất dựa trên hàm cost-share truyền thống khi biết đáp ứng khách hàng là tối ưu. Cách thứ hai dựa trên cách đánh giá xấp xỉ hệ số đàn hồi. Cách thứ ba dựa trên mạng Neural. Hai cách tiếp cận đầu nhằm tìm một mô hình giải tích, còn cách tiếp cận sau nhằm tìm kiếm điện năng tiêu thụ các vùng trong ngày theo biểu giá điện.

**Từ khóa:** TOU, hệ số đàn hồi, mô hình cost-share, đáp ứng của nhu cầu dùng điện (DR)

## 1. GIỚI THIỆU

Tại Mỹ và các quốc gia khác, trong những năm gần đây đề xuất một khái niệm “đáp ứng của nhu cầu dùng điện” (Demand response-DR). Đây là chương trình biểu giá điện nhằm thay đổi sử dụng điện của khách hàng khi thay đổi giá điện. Nó bao gồm biểu giá thời thực, biểu giá cắt điện tải đỉnh và biểu giá theo vùng trong ngày (TOU). Chương trình này cũng nhắm tới việc giảm sử dụng điện ở thời gian cao điểm (là thời điểm mà hệ thống nguồn- phát gần tới biên của nó hoặc do sự cố mất nguồn, lưới) bằng cách tăng giá vào thời điểm này.

Việc tìm kiếm mô hình đáp ứng tiêu thụ điện theo giá điện của khách hàng rất có ý nghĩa cho việc phân tích đáp ứng nhu cầu dùng điện theo giá điện tại từng giờ và theo các giờ khác trong ngày. Việc xác định mối quan hệ này là rất phức tạp. Lý do là một sự nâng cao giá điện tại giờ này, ngoài sự thay đổi dùng điện tại giờ này lại còn làm thay đổi sự dùng điện ở các giờ khác trong ngày.

Việc tìm kiếm một mô hình nhằm xác định chính xác các yếu tố ảnh hưởng tới sự dùng điện (nhất là sự thay đổi giá điện, sự chênh lệch giá điện giữa các giờ trong ngày), từ đó cho phép

công ty điện có sự điều chỉnh giá để điều khiển sự dùng điện theo hướng hiệu quả hơn. Cụ thể như ngành điện mong muốn rằng luôn có sự đáp ứng của khách hàng mỗi khi có sự thay đổi giá điện, sao cho đồ thị phụ tải tổng có lợi nhất cho ngành điện và cho toàn xã hội. Với hàng loạt các quốc gia thì biểu giá điện là một công cụ quan trọng để điều chỉnh sự tiêu thụ điện. Phản ứng lên biểu giá điện được thể hiện rõ nhất qua các hệ số đàn hồi.

Biểu giá điện theo vùng trong ngày (TOU) được sử dụng khá rộng rãi trên thế giới. Các nghiên cứu trên thế giới tập trung vào xây dựng mô hình giải tích, nghĩa là tìm hàm toán thể hiện các mối quan hệ thay đổi giá điện-thay đổi phụ tải điện theo các vùng trong ngày. Tồn tại hai mô hình sau là chủ yếu:

- Mô hình tuyến tính theo hệ số đàn hồi [1][2][5]:

$$X_i^T = \left( \sum_j \eta_{ij} \frac{P_j^T - P_j^R}{P_j^R} + 1 \right) * X_i^R \quad (1)$$

- Mô hình theo hàm mũ của hệ số đàn hồi [3][4]:

$$X_i^T = X_i^R \prod_{j=1}^n \exp\left(\eta_{ij} \frac{P_j^T - P_j^R}{P_j^R}\right) \quad (2)$$

Với  $i, j = p, m, o$  tương ứng với ba thời điểm của biểu giá TOU là cao điểm, bình thường và thấp điểm trong ngày.

$X_i^R$  là lượng điện năng tiêu thụ hiện tại tại thời điểm  $i$  của khách hàng (kWh);  $X_i^T$  lượng điện năng tiêu thụ khách hàng tại thời điểm  $i$  sau khi có giá mới (kWh).

$P_j^R$  là vecto giá hiện tại (giá cũ) tại thời điểm  $j$ .

$P_j^T$  giá TOU mới tại thời điểm  $j$ .

Và  $\eta_{ii}$ ,  $\eta_{ij}$  là hệ số đàn hồi được định nghĩa như sau:

$$\eta_{ii} = \frac{\partial X_i / X_i}{\partial P_i / P_i} = \frac{\partial X_i}{\partial P_i} * \frac{P_i}{X_i} \quad (3)$$

$$\eta_{ij} = \frac{\partial X_i / X_i}{\partial P_j / P_j} = \frac{\partial X_i}{\partial P_j} * \frac{P_j}{X_i}$$

Các hệ số đàn hồi thể hiện độ thay đổi của điện năng theo vùng trong ngày với sự thay đổi giá điện của từng vùng. Chúng cho một sự mô tả rất tốt về đáp ứng dùng điện theo sự thay đổi biểu giá điện. Nếu  $\eta_{pp} < 0$ - sự tăng giá điện giờ cao điểm làm giảm tiêu thụ tại các giờ cao điểm. Nghĩa là việc tăng giá điện giờ cao điểm có hiệu quả. Nếu  $\eta_{op} > 0$ - sự tăng giá điện giờ cao điểm làm tăng lượng tiêu thụ giờ thấp điểm. Điều này nói lên trong chừng mực nào đó, sự tăng giá điện giờ cao điểm đã làm dịch chuyển sự dùng điện từ cao điểm sang giờ thấp điểm. Một sự thay đổi giá như vậy là thành công trên quan điểm điều chỉnh sự dùng điện của các khách hàng.

Mấu chốt của các mô hình giải tích là phải xác định được hệ số đàn hồi. Các hệ số đàn hồi hoặc được xây dựng theo kinh nghiệm như trong [6], hoặc được xác định chủ yếu qua công trình của Hisberg-Aigner [2] (còn gọi là mô hình cost-share). Trong mô hình này coi đáp ứng khách hàng là tối ưu, nghĩa là các hệ số  $\eta_{ii}$  là số âm và  $\eta_{ij}$  là số dương. Vấn đề là nếu các đáp ứng khách hàng không là tối ưu, thì việc tìm kiếm các hệ số đàn hồi này như thế nào hay có thể tìm một cách tiếp cận khác nhằm xác định sự thay đổi dùng điện khi có sự thay đổi giá điện. Tại Việt nam, biểu giá TOU được áp dụng cách đây trên mười năm và việc đánh giá đáp ứng của khách hàng còn chưa rõ ràng nên cũng không thể áp dụng mô hình cost share. Bài báo này sẽ nhằm giải quyết vấn đề nêu trên.

## 2. MÔ HÌNH GIẢI TÍCH

Các mô hình giải tích như (1) hay (2) cho phép đánh giá tường minh về hiệu quả của việc thay đổi biểu giá từng vùng trong ngày lên sự thay đổi điện năng của vùng đó và các vùng khác. Trong đó mô hình cost-share dùng để xác định các hệ số đàn hồi khi biết trước là khách hàng đáp ứng tối ưu.

**2.1. Mô hình Cost-Share[2][9]**

Mô hình này coi chi phí tiền điện là một hàm số của lượng điện tiêu thụ, giá điện và coi phản ứng của khách hàng là tối ưu:

$$\text{Min}C = \min \varphi(E, P, R) \tag{4}$$

Trong đó:

C: Chi phí tiền điện tổng cộng; P: Vector giá P<sub>i</sub>

R: Vecto hệ số phản ứng khách hàng.

E: Điện năng tiêu thụ.

Hàm (4) được biểu diễn dưới dạng hàm siêu việt:

$$\text{Ln}(C) = a + \sum_i \alpha_i \text{Ln}(P_i) + \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \beta_{ij} \text{Ln}(P_i) \text{Ln}(P_j) + \sum_i \gamma_i \text{Ln}(P_i) \text{Ln}(E) + \varnothing \text{Ln}(E) \rightarrow \min \tag{5}$$

Trong đó: a là hằng số; α<sub>i</sub> β<sub>ij</sub> γ<sub>i</sub> và ∅ là các thông số của mô hình. Tồn tại các ràng buộc sau [9]:

$$\begin{aligned} \sum_i \alpha_i &= 1 \\ \sum_i \gamma_i &= 0 \\ \sum_i \beta_{ij} &= 0 \end{aligned} \tag{6}$$

Theo bổ đề Shephard khi khách hàng muốn min hóa (4), phản ứng của nhu cầu khách hàng sử dụng điện là:

$$X_i = \frac{\partial C}{\partial P_i} \tag{7}$$

Định nghĩa hàm tham gia chi phí thành phần (cost share) tại các thời điểm như sau:

$$S_i = \frac{P_i X_i}{C} = \frac{P_i}{C} \frac{\partial C}{\partial P_i} = \frac{\partial \ln(C)}{\partial \ln(P_i)}$$

$$S_i = \alpha_i + \sum_j \beta_{ij} \ln(P_j) + \gamma_i \ln(E) \quad i, j = p, m, o \tag{8}$$

Với các điều kiện ràng buộc về tham số α, β, γ như trong (6), đánh giá các tham số α, β, γ được dựa trên hệ (6) và (8) từ việc quan sát đồ thị phụ tải sau các lần thay đổi giá điện. Lưu ý là có 3 phương trình (8) cho mỗi biểu giá điện, nên nếu số lần thay đổi biểu giá nhiều thì sẽ có một số lượng rất lớn các phương trình này.

Thay thế X<sub>i</sub> =  $\frac{S_i * C}{P_i}$  vào (3) và sau vài lần biến đổi:

$$\eta_{ii} = \frac{\beta_{ii}}{S_i} + S_i - 1 \quad i, j = p, m, o. \tag{9}$$

$$\eta_{ij} = \frac{\beta_{ij}}{S_i} + S_j \quad i \neq j \quad i, j = p, m, o. \tag{10}$$

Như vậy mấu chốt là đánh giá các thông số của hệ (8) và (6) sau đó dựa vào (9), (10) xác định các hệ số đàn hồi. Do các thông số này có mối quan hệ chéo nên sẽ có một sự tương quan mạnh giữa các phần tử sai số (do cùng một điều kiện quan sát). Việc đánh giá tham số mô hình dựa trên giải thuật SUR (*seemingly unreated regression*) sẽ hiệu quả hơn OLS [8]. Giải thuật này do Zellner đề xuất và được hoàn thiện tiếp bởi Fiebig (2001) như sau:

$$\text{Xét hàm tương quan: } Y = XA \tag{11}$$

với A=-tham số cần đánh giá. Ví dụ cho hệ (6), (8) thì A=[ α β γ]<sup>T</sup>; X được gọi là các regressor (biến độc lập). Y-là biến phụ thuộc, ví dụ cho hệ (6)(8) thì Y là các S<sub>i</sub> và vế phải của (6).

Việc ước lượng A trải qua 2 bước:

Bước 1: Ước lượng bằng phương pháp bình phương cực tiểu thông thường:

$$\hat{A}_{OLS} = \left( \sum_{t=1}^T \hat{X}_t' \hat{X}_t \right)^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{X}_t' Y_t \tag{12}$$

Với T-số lần quan sát

Ở bước thứ hai, đánh giá lại A theo công thức:

$$\hat{A}_{FGLS} = \left( \sum_{t=1}^T \hat{X}_t \hat{\Sigma}^{-1} \hat{X}_t' \right)^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{X}_t \hat{\Sigma}^{-1} Y_t \quad (13)$$

Trong đó :

$$\hat{\Sigma} = (\hat{\sigma}_{ij})$$

$$(\hat{\sigma}_{ij}) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{e}_{it} \hat{e}_{jt} \quad (14)$$

Và  $\hat{e}_{kt}$  là một sai số của phương trình thứ k sau bước ước lượng đầu tiên, nghĩa là:

$$\hat{e}_{kt} = y_{kt} - \hat{A}_{k,OLS} x_{kt}, \quad k = i, j. \quad (15)$$

## 2.2. Mô hình xấp xỉ

Khi thay đổi biểu giá điện theo chương trình DR, khách hàng có thể có đáp ứng nào đó tuy không phải là tối ưu. Mô hình cost share có thể không áp dụng được. Nếu không biết chắc phản ứng khách hàng qua những lần thay đổi biểu giá TOU có là tối ưu hay không, bài báo đề xuất mô hình xấp xỉ đánh giá hệ số đàn hồi theo (1) hoặc (2) dựa trên những lần thay đổi giá điện. Khi đó hàm tương quan (1) hay (2) sẽ được biểu diễn như (11) với A là  $[\eta_{11} \ \eta_{12} \ \eta_{13} \ \eta_{21} \ \eta_{22} \ \eta_{23} \ \eta_{31} \ \eta_{32} \ \eta_{33}]^T$ . Việc đánh giá hệ số đàn hồi không thể áp dụng giải thuật SUR với lý do là giải thuật này chỉ áp dụng khi các regressor trong các phương trình là khác nhau.

Trong khi đó các  $(P_j^T - P_j^R) / P_j^R$  (regressors) đều đi vào tất cả các phương trình. Đánh giá thông số đàn hồi sẽ được dựa trên phương pháp OLS (Ordinary Least Square) hoặc giải thuật AW do Astrom và Wittenmark đề xuất [7]. Khi số lượng quan sát nhỏ (ít phương trình) thì hai giải thuật này cho kết quả xấp xỉ nhau. Khi khối lượng tính toán tăng lên cùng với số chiều tăng (tương ứng với số lần thay đổi biểu giá điện nhiều) dẫn đến nghiệm dễ bị suy biến khi giải bằng OLS. Bài báo sử dụng giải thuật

AW để khắc phục điều này. Theo AW thì A được tính theo phép lặp:

$$A_{i+1} = A_i + M_{i+1} x_{i+1}^T (y_{i+1} - x_{i+1} A_i) \quad (16)$$

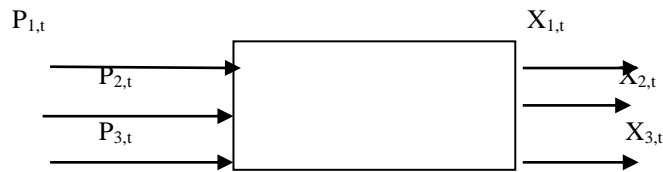
$$M_{i+1} = M_i - \frac{M_i x_{i+1}^T x_{i+1} M_i}{1 + x_{i+1} M_i x_{i+1}^T}, \quad i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (17)$$

Trong đó: n-số lần quan sát tương ứng với thay đổi biểu giá điện;  $A_i$  là giá trị ước lượng của A tại vòng lặp thứ  $i$ ,  $M_i$  là ma trận có số chiều là  $(N \times N)$  (N-số tham số cần đánh giá).  $x_i$  là ma trận vector ứng với quan sát thứ  $i$  của ma trận X và  $y_i$  là vector cột ứng với quan sát thứ  $i$  của ma trận Y. Điều kiện đầu của phép lặp trên là  $A_0 = 0$  và  $M_0 = \gamma I$ , trong đó I là ma trận đơn vị và  $\gamma$  là một hằng số dương đủ lớn.

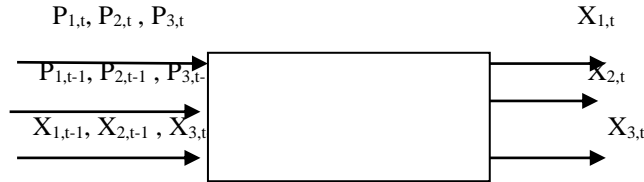
Số lần thay đổi giá theo TOU của Việt nam còn ít (dưới 10 lần) và sự phản ứng của khách hàng chưa thể coi là đáp ứng tối ưu sau một số lần thay đổi biểu giá TOU. Điều này có thể do thực chất sự thay đổi giá điện TOU của ta mới chỉ nhắm tới bù lỗ chứ không có mục đích chính là thay đổi sự dùng điện của khách hàng. Tuy nhiên việc tìm kiếm sự đáp ứng của khách hàng vẫn là cần thiết và ta cũng không thể chắc chắn là liệu có một sự đáp ứng giá tối ưu hay không của khách hàng. Như vậy mô hình xấp xỉ này có thể dùng để tìm hệ số đàn hồi.

## 3. MÔ HÌNH ĐẦU VÀO-RA

Khi không quan tâm tới các hệ số đàn hồi hoặc khi mô hình đáp ứng không có dạng (1) hay (2), khi chi đơn thuần muốn tìm sự đáp ứng dùng điện khi thay đổi giá mới, mô hình mạng Neural được đề xuất. Mạng này gồm lớp vào, lớp ẩn và lớp ra, hàm tác động ngõ vào là tansig và ngõ ra là purelin, sử dụng mạng Neural trong Matlab.



Hình 1: Mô hình Neural-Dạng 1



Hình 2. Mô hình Neural-Dạng 2

Huấn luyện mẫu dữ liệu với số vòng lặp 300 lần, và mục tiêu sai số là  $10^{-5}$ . Khi quá trình đạt tới số vòng lặp cho trước hoặc đạt giá trị sai số trên thì quá trình huấn luyện đã hoàn tất. Sử dụng giải thuật gradient descent với hai hàm traigd và traigdm sẽ được sử dụng.

Hai dạng mạng Neural được đề xuất. Ở dạng 1, sự thay đổi nhu cầu dùng điện chỉ theo sự thay đổi giá điện ở thời điểm tương lai (Hình 1). Ngược lại ở dạng hai, khảo sát sự thay đổi dùng điện không những phụ thuộc vào giá điện tương lai mà còn phụ thuộc vào giá điện và sự dùng điện ở thời điểm hiện tại (Hình 2). Với một số các nước có áp dụng biểu giá TOU, ví dụ như nước ta đã có một số lần nhất định thay đổi biểu giá TOU, với điều kiện khi không biết đáp ứng của khách hàng, các mô hình của bài báo sẽ cho phép khảo sát sự đáp ứng dùng điện khi đưa ra một biểu giá điện mới.

#### 4. ÁP DỤNG

Bài báo sử dụng số liệu được thu thập qua <http://www.pge.com/nots/rates/tariffs/rateinfo.shtml> từ công ty Pacific Gas and Electric (PG&E). Số liệu phụ tải của một khách hàng Công Nghiệp và một khách hàng Nông Nghiệp sử dụng biểu giá TOU được Công ty PG&E cập

nhật qua nhiều năm: từ năm 1/2003 – 5/2014. Có tất cả 22 lần thay đổi biểu giá TOU.

Dữ liệu phụ tải cập nhật theo kiểu 24 lần/ngày hoặc 48 lần/ngày. Và trong năm được chia làm hai mùa : mùa hè (1/5 – 31/10) , mùa đông (1/11 – 30/4). Mùa hè áp dụng biểu giá TOU với giá cao điểm, bình thường, và thấp điểm. Mùa đông cũng giá TOU nhưng chỉ có 2 giá tức là giá cao điểm (bằng với giá bình thường) và giá thấp điểm. Các số liệu này được đưa vào chạy trên ba giải thuật do bài báo xây dựng.

#### 4.1. Khách hàng công nghiệp

Đưa số liệu điện năng theo ngày của 18 lần thay đổi biểu giá vào để tìm hệ số đàn hồi và số liệu của 4 lần thay đổi cuối để kiểm nghiệm mô hình

##### 4.1.1 Tính toán hệ số đàn hồi theo mô hình cost Share

Tiến hành đánh giá các tham số của (6) và (8) theo giải thuật SUR và sau đó áp dụng (9)(10) để tính toán hệ số đàn hồi (bảng 1), sau đó sử dụng (1) hoặc (2) để tính điện năng tiêu thụ. Tuy các hệ số đàn hồi  $\eta_{ii}$  âm, song các hệ số  $\eta_{ij}$  lại cũng có giá trị âm. Điều này có nghĩa là khách hàng này không hoàn toàn có đáp ứng tối ưu. Mô hình này không hoàn toàn thuyết phục

với khách hàng này. Điều đó lý giải vì sao điện năng tính toán theo mô hình này khi so sánh với điện năng thực tế ở 4 lần thay đổi giá cuối cùng cho ra sai số trung bình (%) của 3 vùng biểu giá (cao điểm, bình thường, thấp điểm) lần lượt là: 4.38, 9.01 và 6.2 cho mô hình tuyến tính: 4.37, 9.01 và 6.21 cho mô hình hàm mũ, nghĩa là có một sai số lớn cho vùng thấp điểm và giờ bình thường.

**Bảng 1.** Ma trận hệ số đàn hồi (mô hình Cost-share)

$\eta$	Cao điểm	Bình thường	Thấp điểm
Cao điểm	<b>-0.2284</b>	<b>-0.0406</b>	<b>0.2690</b>
Bình thường	<b>-0.0743</b>	<b>-0.0544</b>	<b>0.1287</b>
Thấp điểm	<b>0.3881</b>	<b>0.1014</b>	<b>-0.4896</b>

4.1.2 Tính toán hệ số đàn hồi theo mô hình xấp xỉ

Tiến hành tính toán hệ số đàn hồi qua đánh giá hệ (1) theo OLS và theo AW (bảng 2) cho kết quả gần như nhau do số lần quan sát ít (18 lần). Sau đó tính toán điện năng theo (1) cho 4 lần thay đổi cuối của giá với kết quả trong bảng 3.

**Bảng 2.** Ma trận hệ số đàn hồi theo mô hình xấp xỉ

$\eta$	Cao điểm	Bình thường	Thấp điểm
Cao điểm	<b>-0.1912</b>	<b>0.1240</b>	<b>0.0918</b>
Bình thường	<b>0.3253</b>	<b>-0.1507</b>	<b>-0.4646</b>
Thấp điểm	<b>1.1031</b>	<b>-0.1768</b>	<b>-1.6609</b>

**Bảng 3.** Sai số điện năng các vùng theo mô hình xấp xỉ

Lần	Điện năng thực tế (kWh)			Điện năng tính toán (kWh)		
19	6580.19	5362.83	8259.05	6451.60	5109.70	8626.80
	<b>Sai số (%)</b>			<b>1.95</b>	<b>4.72</b>	<b>4.45</b>
20	6974.65	5888.30	8458.61	6580.80	5371.40	8287.80
	<b>Sai số (%)</b>			<b>5.65</b>	<b>8.78</b>	<b>2.02</b>

21	6906.75	5344.19	8412.01	6919.50	5965.30	8954.00
	<b>Sai số (%)</b>			<b>0.18</b>	<b>11.62</b>	<b>6.44</b>
22	6318.16	4876.14	7400.86	6909.10	5208.00	7928.50
	<b>Sai số (%)</b>			<b>9.35</b>	<b>6.81</b>	<b>7.13</b>
<i>sai số trung bình (%) ước lượng cho 4 lần thay đổi cuối</i>				<b>4.28</b>	<b>7.98</b>	<b>5.01</b>

**Bảng 4.** Sai số điện năng các vùng theo mô hình mạng Neural – dạng 1

Lần	Điện năng thực tế (kWh)			Điện năng tính toán (kWh)		
	Vùng 1	Vùng 2	Vùng 3	Vùng 1	Vùng 2	Vùng 3
19	6580.19	5362.83	8259.05	6.9850	5.4041	8.4959
	<b>Sai số (%)</b>			<b>5.7959</b>	<b>0.7629</b>	<b>2.7879</b>
20	6974.65	5888.30	8458.61	6.9781	5.4267	8.5307
	<b>Sai số (%)</b>			<b>0.0489</b>	<b>8.5063</b>	<b>0.8453</b>
21	6906.75	5344.19	8412.01	7.1331	5.2451	8.4845
	<b>Sai số (%)</b>			<b>3.1733</b>	<b>1.8885</b>	<b>0.8542</b>
22	6318.16	4876.14	7400.86	6.4573	5.1863	7.2662
	<b>Sai số (%)</b>			<b>2.1546</b>	<b>5.9795</b>	<b>1.9095</b>
<i>sai số trung bình (%) ước lượng cho 4 lần thay đổi cuối</i>				<b>2.79</b>	<b>4.29</b>	<b>1.6</b>

**Bảng 5.** Sai số điện năng các vùng theo mô hình mạng Neural – dạng 2

Lần	Điện năng thực tế (kWh)			Điện năng tính toán (kWh)		
	Vùng 1	Vùng 2	Vùng 3	Vùng 1	Vùng 2	Vùng 3
19	6580.19	5362.83	8259.05	6469.1	5808.3	8518.0
	<b>Sai số (%)</b>			<b>1.7173</b>	<b>7.6695</b>	<b>3.0397</b>
20	6974.65	5888.30	8458.61	6963.6	6042.0	8897.7
	<b>Sai số (%)</b>			<b>0.1583</b>	<b>2.5438</b>	<b>4.9343</b>
21	6906.75	5344.19	8412.01	6965.8	5757.6	8438.3
	<b>Sai số (%)</b>			<b>0.8484</b>	<b>7.1800</b>	<b>0.3120</b>
22	6318.16	4876.14	7400.86	6706.7	4820.7	7814.5
	<b>Sai số (%)</b>			<b>5.7928</b>	<b>1.1507</b>	<b>5.2931</b>
<i>sai số trung bình (%) ước lượng cho 4 lần cuối</i>				<b>2.13</b>	<b>4.64</b>	<b>3.52</b>

Sự sai biệt giữa giá trị điện năng tính toán và giá trị thực tế nhỏ hơn so với mô hình cost-share. Tuy nhiên vẫn có một sai số tương đối thô cho vùng giờ bình thường nghĩa là có thể dạng mô hình giải tích chưa thật sự hoàn toàn thuyết phục.

Từ các kết quả tính toán hệ số đàn hồi nhận thấy hai mô hình trên đều có chung hai điểm là: một sự tăng giá điện vùng nào đều dẫn tới sự giảm tiêu thụ điện vùng đó; tăng giá điện giờ cao điểm dẫn đến tăng sử dụng điện giờ thấp điểm (nghĩa là có sự dịch chuyển dùng điện từ giờ cao điểm sang thấp điểm). Khách hàng này có phản ứng khá tích cực lên giá điện.

#### 4.1.3 Mô hình mạng Neural

Tiến hành tính toán theo hai dạng mạng Neural đề xuất ở mục III, các kết quả được trình bày trong các bảng 4 và 5. Sai số theo mô hình này chấp nhận được và tốt hơn so với hai mô hình nêu trên (kết quả sai số của mạng Neural nhỏ hơn 5%).

### 4.2. Áp dụng cho khách hàng nông nghiệp

#### 4.2.1 Mô hình cost share:

Ma trận hệ số đàn hồi có các phần tử đường chéo chính có giá trị dương, do đó việc khảo sát theo mô hình này là không chấp nhận.

#### 4.2.2 Dùng đánh giá xấp xỉ tuyến tính

Sai số trung bình cho 4 lần thay đổi cuối là (%): 1.48; 0.29 và 1.17.

#### 4.2.3 Mô hình mạng Neural

Kết quả khảo sát theo dạng 1 cho sai số trung bình cho 4 lần thay đổi cuối (%) là: 1.04, 1.23 và 1.16%. Với dạng 2, sai số trung bình (%) lần lượt là: 3.72, 1.15 và 2.63. Các khảo sát theo mạng Neural cho kết quả ổn định hơn cả với các sai số nhỏ hơn 5%. Sai số của dạng một nhỏ hơn nói lên đáp ứng của hai loại khách hàng này lên biểu giá điện mới phụ thuộc vào chính biểu giá điện đó, ít hoặc không phụ thuộc vào điện năng tiêu thụ và biểu giá điện hiện có.

### 5. KẾT LUẬN

Tìm kiếm sự đáp ứng dùng điện khi thay đổi biểu giá điện giúp cho công ty điện điều khiển được sự dùng điện của khách hàng. Một mô hình giải tích sẽ tìm được mối quan hệ tường minh và phân tích sự thay đổi giá điện của một vùng nào đó lên sự thay đổi dùng điện ở các vùng trong ngày. Bài báo đề xuất đánh giá hiệu quả của một sự thay đổi giá điện có thể được thực hiện theo ba cách. Mô hình cost-share chỉ áp dụng khi có sự đáp ứng tối ưu nghĩa là khi các hệ số đàn hồi tuân thủ đúng qui luật, điều này có được khi biểu giá TOU thực sự hướng tới điều chỉnh sự dùng điện và đã được áp dụng thời gian rất dài. Khi có một đáp ứng nào đó thì có thể áp dụng đánh giá xấp xỉ để tìm mô hình giải tích. Các mô hình mạng Neural đề xuất cho phép xác định sự thay đổi dùng điện khi thay đổi biểu giá điện cho các vùng trong ngày. Khảo sát trên hai khách hàng dùng điện cho thấy mô hình mạng Neural cho kết quả với sai số nhỏ và ổn định hơn.

# Demand response model for TOU (Time of Use) analysis

- **Phan Thi Thanh Binh**
- **Huynh Thi Thu Thao**

Department of Electrical and Electronics Engineering,  
Ho Chi Minh City University of Technology-VNU-HCM

## ABSTRACT

*The demand response program is focused on changing the electrical consumption as the response to the time of use tariff changing. This program is considered by utilities currently. To estimate the effectiveness of TOU changing, the works try to find the analytical models expressing the changing of electrical consumption and electrical prices. All models are based on the assumption about the optimal*

*response. This paper proposed three ways to find the models. The first way is based on the cost-share function knowing that the response is optimal. The second way is an approximately estimation of demand elasticity coefficients. The third is based on the neural network. The two first ways tried to find the analytical model, the third focused on the consumption response by prices of day.*

**Từ khóa:** TOU, elasticity coefficients, cost-share model, demand response.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. H.A. Aalami, M. Parsa Moghaddam \*, G.R. Yousefi , “Demand response modeling considering Interruptible/Curtailable loads and capacity market programs”, Applied Energy, 87 (2010) 243–250.
- [2]. Dennis J. Aigner and Joseph G. Hirschberg, 1985, “Commercial/industrial customer response to time of – use electricity prices : some experimental results”, the RAND Journal of Economics, Vol.16, No.3 (1985).
- [3]. Negin Zarei, “Effects of Time-Of-Use Demand Response Programs Based On Logarithmic Modeling for Electricity Customers and Utilities in Smart Grids”, International Journal of Academic Research in Applied Science, IJARAS 1(4): 47 -58, (2012).
- [4]. Shoorangiz Shams Shamsabad Farahani, Mohammad Bigdeli Tabar, Hossain Tourang, Mehdi Ghasemi Naraghi, Ali, “Using Exponential Modeling for EDPR Demand Response Programs in Electricity Market”, Journal of Basics and Applied Scientific Research, 1(10), pp1774-1779 (2011).
- [5]. Pouyan Khajavi, Hassan Monsef and Hassan Abniki, “Load Profile Reformation through Demand Response Programs Using



- Smart Grid”, Modern Electric Power Systems, 2010, Wroclaw, Poland.
- [6]. Benefit of Demand response in Electricity Market and recommendations for achieving them, A report to the US Congress Pursuant to section 1252 of the Energy Policy Act of 2005, US Department of Energy, Feb. (2006).
- [7]. Astrom K, Wittenmark B, Computer controlled system: Theory and Design, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, (1984).
- [8]. Hyungsik Roger Moon, Benoit Perron, *Seemingly Unrelated Regressions*, The New Palgrave Dictionary of Economics, 2nd Edition, Palgrave and Macmillan, Editors Larry Blume and Steven Durlauf (2006).
- [9]. J,N.Sheen, C.S.Chen, “Response of large industrial customer on electricity pricing by voluntary time-of-use in Taiwan”, IEE.Proc.-Gener.Transm.Distrib., Vol.142, No.2, (1995).