

Research of Fuzzy Neural Network Load Modeling of Synthesis Ability

Peiqiang Li, Xinran Li, Jun Qian, Zhiyong Liu

College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, Hunan, China

Abstract: According to the difficult of electrical electron equipment load modeling, this paper put forward a kind of fuzzy neural network load modeling based on ANFIS (adaptive-network-based fuzzy interference system). The model has superiority of fuzzy inference and nerve network, which can simulate dynamic load model output accurately. Training actual data, the paper analyzed before condition parameter of neural network load model. The conclusion parameter of model has recognized by optimal strategy. The paper elaborated the forming of fuzzy subordination and rule to different constitution four groups of actual transformer substations modeling data, load model is established, fuzzy structure and parameter were obtained by any one groups of data. The model can fit other groups of data in premise of simulation permission errors. The synthesis ability of fuzzy nerve network model is confirmed in the paper, which is the key of load modeling practicality. The example indicated that the model has excellent self-description ability and convergence. Moreover it has formidable synthesis ability.

Keywords: fuzzy interference, neural network, load modeling, synthesis ability

1 引言

負荷建模是電力系統重要的基礎課題，引起了電力工程與學術界的廣泛關注^[1-5]。綜合負荷描述的是眾多單個負荷的群體行為，其具有隨機性、離散性和高維性的特點。因此難以用準確的物理模型描述，即使建立了機理模型也已經失去了其本來的物理意義。近年來，隨著大功率電力電子用電設備的增加，動態負荷的非機理模型越來越受到重視。綜合負荷動態非機理模型也稱輸入輸出模型，它是基於系統辨識理論，從大量的具體的動態系統建模中概括出來的數學模型，對動態系統具有很強的描述能力，其本質是將系統綜合負荷看成黑箱，只需建立輸入輸出運算式。神經網路理論在負荷建模研究中已經得到相關的應用。文獻[6]提出了基於混沌神經網路負荷模型的理論，但並沒有做實例分析和模型驗證。文獻[7]利用改進的BP神經網路辨識負荷模型的動靜態比例，其重點是辨識方法的研究。文獻[8]基於 KOHONEN神經網路對電力系統負荷的動態特性進行了聚類和綜合研究，其重點是模型分類與綜合。文獻[9]利用人工神經網路對電力負荷預測資料進行了調整和修正，目的是剔除不良資料。文獻[10]提出了基於減法聚類的模糊神經網路負荷模型，但沒有對模型的綜合能力進行研究。

模糊神經網路模型結合模糊推理和神經網路的優

點，理論能無限逼近任意非線性模型^[11-12]。本文用實測負荷建模資料訓練出的一階模糊神經網路綜合負荷模型，根據建模資料的特徵，辨識出模型前件和後件參數值。建模實踐表明，用一組建模資料訓練得出的模糊神經模型能較好的描述同類負荷，而且能較好擬合不同負荷構成的實測綜合建模資料，即模型具有很好的綜合能力，它是檢驗模型實用性的重要指標。建模實踐表明模糊神經網路負荷模型具有很好的推廣價值。

2 構造ANFIS的綜合負荷模型

綜合負荷的非機理建模本質是將綜合負荷建模物件看成“黑箱”，用非物理模型來描述負荷的輸入輸出資料特性。ANFIS (adaptive-network-based fuzzy interference system)是一種基於自適應網路結構的模糊推理系統，採用神經網路的結構來組織模糊推理系統，利用神經網路的演算法從建模資料中獲取模糊規則和確定隸屬函數，並利用神經網路結構來實現模糊推理，將模糊推理的可解釋性和神經網路的自適應性和自學習能力有機地結合起來，充分利用了二者的優勢。本文採用的模糊推理規則為

If $U(k)$ is A_i , $P(m)$ is B_j , and $Q(n)$ is C_i ; then $d = P_i$ or Q_i (1)

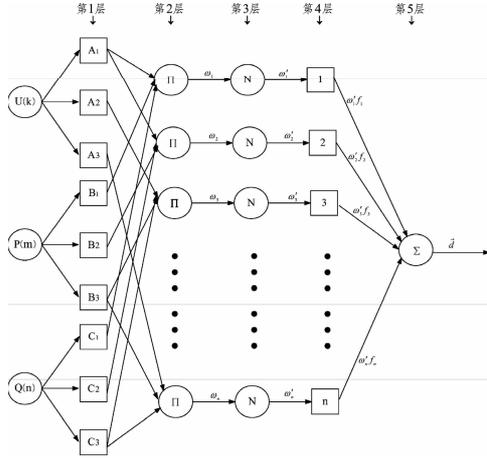


圖 1. 綜合負荷模糊神經網路模型結構圖
Figure 1. Load model structure of ANFIS

其中，前件輸入量分別為負荷模型的電壓、有功和無功量； A_i 、 B_i 、 C_i 為定義在對應前件各輸入量論域的模糊集合，它們對應輸入空間的模糊劃分。綜合負荷模型的ANFIS結構如圖1所示。

第1層前件輸入參數的選擇和計算對應的模糊集合的隸屬度。其中 $U(k)$ 、 $P(m)$ 、 $Q(n)$ 為輸入變量； o_{1i} 、 o_{2i} 、 o_{3i} 分別為模糊集 A_i 、 B_i 、 C_i 的隸屬函數，本文隸屬函數取為高斯函數，其中

$$\left. \begin{aligned} o_{1i} &= \mu_{A_i}(U(k)) \\ o_{2i} &= \mu_{B_i}(P(m)) \\ o_{3i} &= \mu_{C_i}(Q(n)) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

第2層對輸入分量進行模糊運算，計算每條模糊規則的激勵強度，本文選取模糊乘積運算，其輸出為

$$w_i = \mu_{A_i}(U(k))\mu_{B_i}(P(m))\mu_{C_i}(Q(n)) \quad (3)$$

第3層對前層激勵強度進行歸一化計算，圖中用N表示，其輸出為

$$\hat{w}_i = w_i / (w_1 + w_2 + w_3) \quad (4)$$

第4層計算出歸一化的激勵強度下對應每一規則的後件輸出，式中 p_i 、 q_i 、 s_i 、 r_i 為模糊推理規則的後件參數

$$O_{A_i} = \hat{w}_i f_i = \hat{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + s_i x_3 + r_i) \quad (5)$$

第5層對第4層的輸出求和，得到最終的輸出。將各模糊規則的輸出組合起來，最終得到的決策向量為

$$\vec{d} = \sum_{i=1}^n \hat{w}_i f_i = \sum_{i=1}^n \hat{w}_i f_i / \sum_{i=1}^n \hat{w}_i \quad (6)$$

其中， d 為最終的決策向量； i 為模糊規則的序號；

n 為模糊規則的總數。

3 基於ANFIS負荷模型的參數辨識

基於ANFIS負荷模型辨識包括前件參數的結構辨識和後件參數的參數辨識。結構辨識就是決定輸入空間的分割和模糊規則。當模糊系統的模型結構確定後，參數估計就是根據某種準則辨識模型中的所有參數。本文模型對應的模糊集合和隸屬度參數的初值如表1所示。其中隸屬函數採用高斯函數的形式：

$$\mu_j = \exp\left[-\left(\|\varphi - c_j\|/\sigma_j\right)^2\right] \quad (7)$$

其中， j 為模糊集合的標號； c_j 和 σ_j 為構成ANFIS負荷模型的前件參數。前件參數的初始設定根據輸入量 $U(k)$ 、 $P(m)$ 、 $Q(n)$ 的範圍確定，並保證各輸入對應的模糊集合的隸屬函數的交點處隸屬度大於0.5，使得對應每一輸入的各個語言值能夠充分重疊，從而使模糊推理系統能在它們之間平滑的過渡。

表 1. 負荷模型的模糊集合及隸屬度參數的初值
Table 1. Load model initial parameter of fuzzy subsection function and fuzzy gather

輸入量	模糊集合	模糊語言值	參數 σ_j	參數 c_j
$U(k)$	$A1$	Small	0.01548	0.978
$U(k)$	$A2$	Medium	0.01548	1.014
$U(k)$	$A3$	Large	0.01548	1.051
$P(m)$	$B1$	Small	0.04635	0.8377
$P(m)$	$B2$	Medium	0.04635	0.9469
$P(m)$	$B3$	Large	0.04635	1.056
$Q(n-1)$	$C1$	Small	0.04064	-0.1695
$Q(n-1)$	$C2$	Medium	0.04064	-0.07379
$Q(n-1)$	$C3$	Large	0.04064	0.0219

表2. 負荷模型的後件參數
Table 2. Initial parameter of output

參數	r_i	p_i	q_i	s_i
規則 1	0.894 7	-0.936 6	-1.447	0.747 7
規則 9	-0.285 9	-0.287 2	0.006 734	-0.287 2
規則 18	0.257 5	0.213 8	-0.06221	0.237 4
規則 27	-0.659 7	0.978 4	-0.085 85	0.686 8

ANFIS 的訓練過程採用混和學習演算法，即每一步訓練包括前向和反向過程。在前向過程中，前件參數固定，後件參數採用遞推最小二乘法進行調節，並重新歸一化以保證其特性；在反向過程中，後件參數固定，前件參數採用BP (Back Propagation)演算法更新^[12-14]。通過實測建模資料可獲得建模的樣本，對ANFIS進行訓練，調節好前後件參數，再將訓練好的ANFIS用於負荷建模。其實質是利用ANFIS的模型結構從建

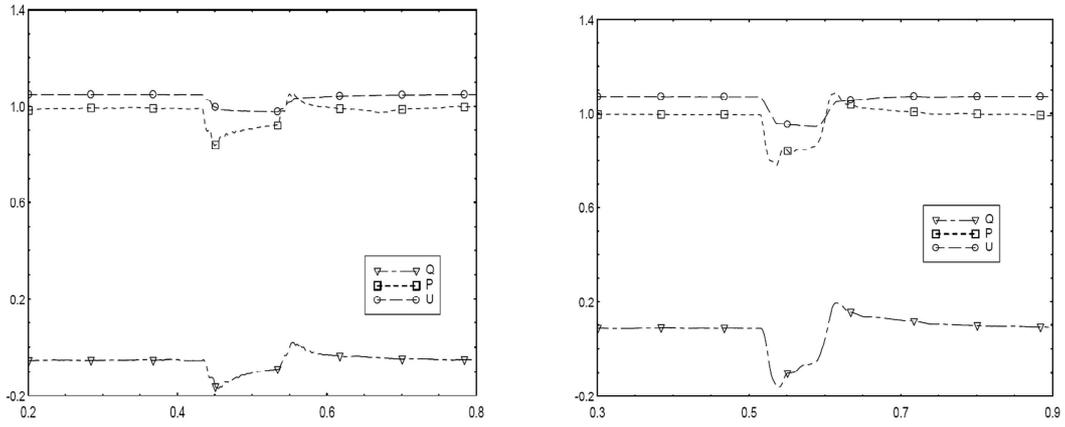


圖 2. 資料1、2的U、P、Q實測曲線
Figure 2. The measured and U, P and Q of data 1 and 2

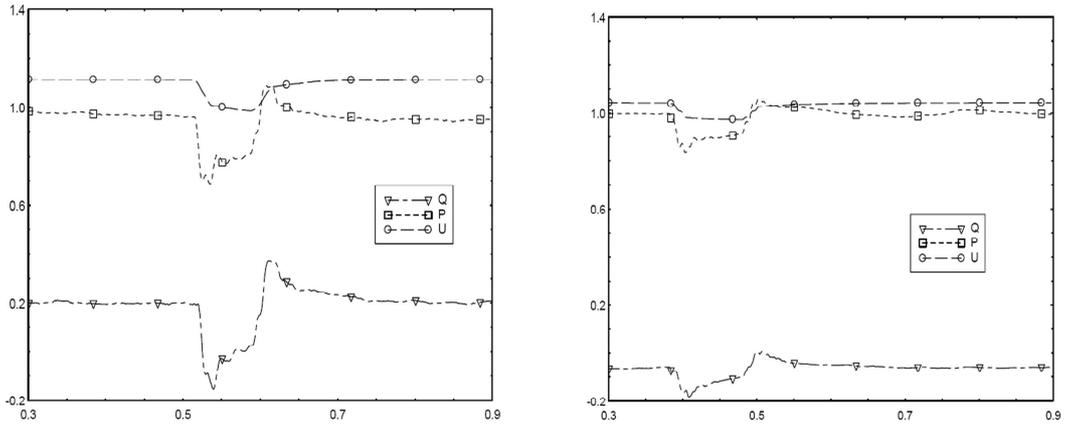


圖 3. 資料3和4的U、P、Q擬合曲線
Figure 3. The measured and U, P and Q of data 3 and 4

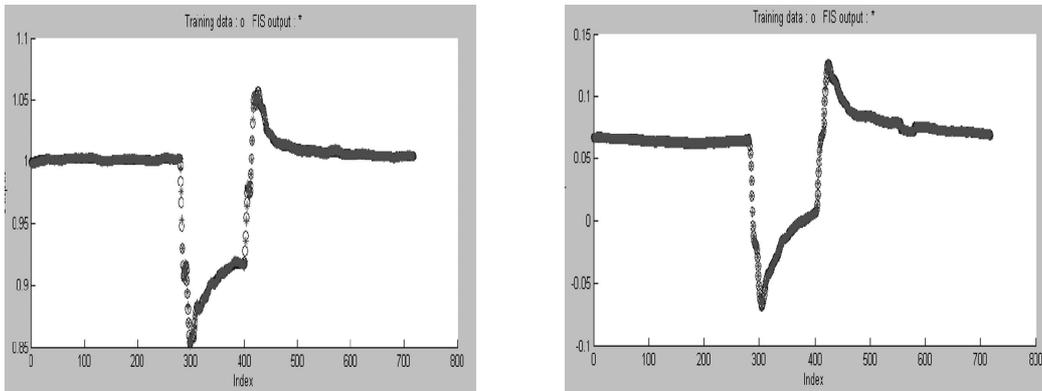


圖 4. 資料1的有功、無功擬合曲線
Figure 4. The measured and model P and Q of data 1

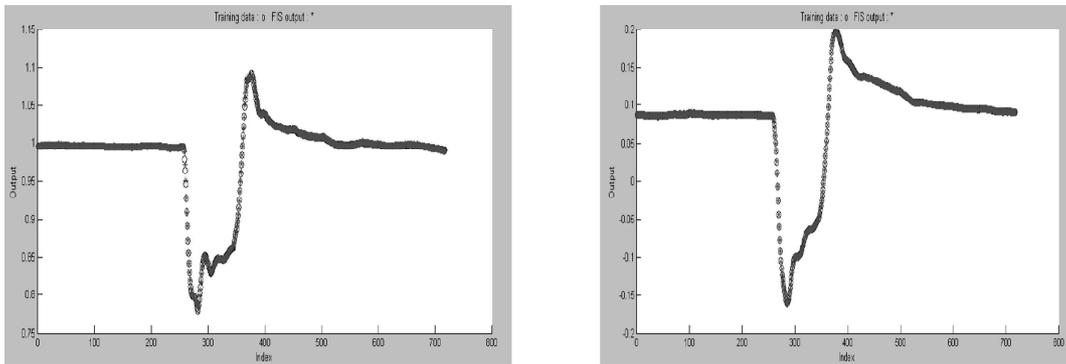


圖 5. 模型對資料2的有功和無功擬合曲線
 Figure 5. The measured and model P and Q of data 2

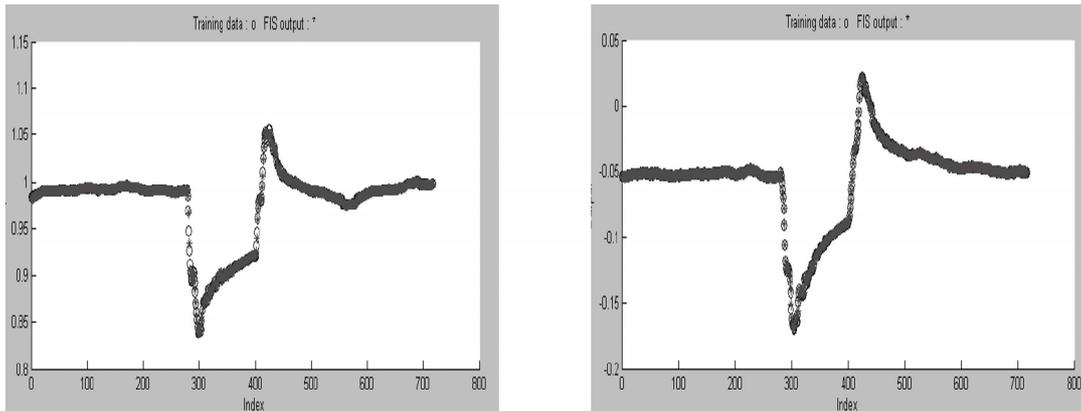


圖 6. 模型對資料3的有功和無功擬合曲線
 Figure 6. The measured and model P and Q of data 3

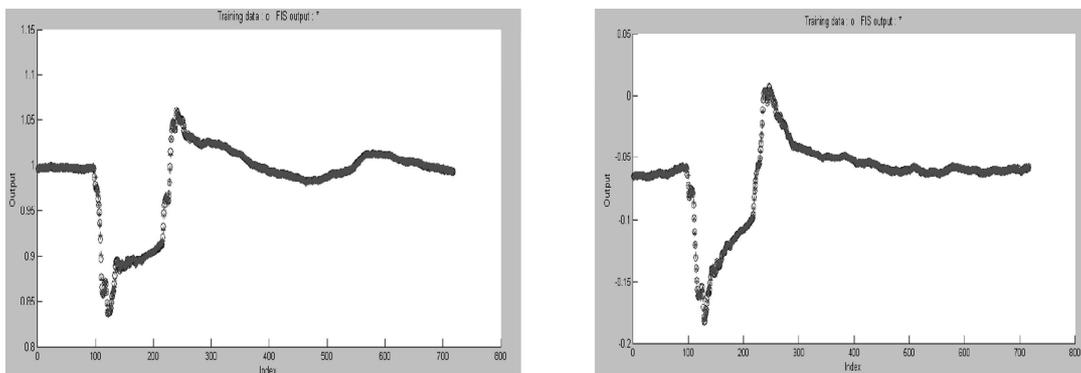


圖 7. 模型對資料4的有功和無功擬合曲線
 Figure 7. The measured and model P and Q of data 4

模樣本資料中歸納出經驗，調節模糊規則及相應隸屬函數的參數，訓練得到綜合負荷模型結構。本文模型的模糊規則為27條，限於篇幅，只列其中4條的負荷模型的後件參數見表2。

4 綜合負荷模型的綜合描述能力

4.1 負荷模型內插外推的意義

模型的綜合能力本質上描述模型的適用推廣能力，即要求模型不僅對一組負荷建模資料能很好地描述，而且對於其他負荷資料都具有很好的描述能力，即負荷模型的綜合能力^[15]。在負荷建模研究中，模型對變負荷成分的資料的範化能力是建模關注的核心問題之一，而單純追求對單個訓練樣本高精度的擬合是沒有很大意義的。模糊神經網路模型的辨識過程對最終的負荷模型的泛化能力有重要影響，因此必須圍繞模型辨識過程，研究提高模型泛化能力的方法。

模糊神經網路負荷建模過程是在給定負荷輸入輸出資料的基礎上建立模型的初始結構，再用相應的負荷資料進行模型驗證，驗證合理後，即作為模型的初始結構，如果不合理則需要修正模型的參數，直到驗證合理為止。模型參數辨識應用模糊神經網路演算法，具有很強的學習能力，故模型本身具有很強的內插外推能力，正由於此使得模型不僅具有很強的擬合能力，而且有很好的泛化能力。為驗證所提模型的綜合推能力，本文對不同類負荷成分的4組資料，用其中第1組資料建模後擬合其他3組資料，並比較了有功和無功擬合誤差。

4.2 模型內插外推能力的驗證

應用本文提出的建模方法，對220kV樹木嶺變電站的綜合負荷實測資料進行建模，其模型結構為

$$P(k) = f(U(k_p), P(m_p), Q(n_p)) \quad (8)$$

$$Q(k) = f(U(k_q), P(m_q), Q(n_q)) \quad (9)$$

其中 $f(\cdot)$ 為未知的非線性函數。本文對有功和無功進行解耦建模，模糊神經網路負荷模型有3個廣義輸入變數，分別 $U(k_p)$, $P(m_p)$, $Q(n_p)$ 和 $U(k_q)$, $P(m_q)$, $Q(n_q)$ 。其中： $k_p=m_p=n_p+1=k$ ； $k_q=m_q+1=n_q=k$ 。

為驗證負荷模型的綜合能力，本文採用不同於訓練樣本的負荷建模新資料登錄到訓練好的模型系統。圖2、圖3為4組建模資料實測電壓、有功和無功曲線。圖4為模型對自身有功和無功的擬合曲線。圖5、圖6和圖7為該模型對建模資料2、3和4的有功和無功擬合

曲線。表3為4組建模資料有功和無功的擬合誤差。

表 3. 建模資料有功和無功的擬合誤差
Table 3. The error of Fuzzy network model and Measured

數據	擬合對象	有功誤差	無功誤差
1	自身擬合	0.001 061 9	0.000 351 7
2	異構擬合	0.002 457 7	0.001 163 9
3		0.001 557 2	0.000 884 2
4		0.001 717 7	0.001 047 0

5 分析與討論

(1)對模糊神經網路負荷模型辨識的實踐表明，把廣義輸入向量分為3子集是比較理想的，即故障前、故障中和故障後三個狀態，這是模糊神經網路負荷建模的關鍵，這不僅體現建模輸入資料的特徵，也有利於隸屬度函數的平滑過渡，同時提高了辨識精度。

(2)模型擬合精度與初始模型隸屬度函數的類型有關。根據建模資料的特點本文採用高斯函數，如採用廣義鐘形函數類型收斂速度和擬合的精度會差一些。因此在建模過程需要根據建模資料特徵進行調試來選取不同的隸屬度函數。

(3)對於模糊神經網路負荷模型，本文進行了模型訓練和有效性驗證，保證了辨識結果的高精度和快收斂。在辨識過程中，作者嘗試如果不進行模型有效性驗證則使辨識結果產生很大的誤差，也正是有效性驗證保證了模型具有很好的泛化能力。

(4)利用同一變電站綜合負荷資料的任意一組建模，模型結構確定後，用該模型去擬合其他 3組建模資料，實例表明擬合效果很好。證明所提方法具有很好的綜合能力，模型對於成分複雜的綜合負荷具有通用性。

(5)模糊神經網路負荷模型屬於非機理模型，故參數物理意義不十分清晰。本模型參數為隸屬度函數的最優參數。在仿真計算中該模型參數和電力系統的穩定性的關係需要做進一步的研究。

6 結論

本文提出一種基於自適應的模糊神經網路綜合負荷建模方法，根據建模資料的特徵，辨識了模型前件和後件參數值，證明瞭模型的有效性。通過對不同的建模資料的辨識擬合，驗證了模糊神經網路負荷模型的具有很好的綜合描述能力。

REFERENCES

- [1] He Renmu, Wang Weiguang, Jiang Dengbin, et al. Measurement based dynamic load modeling and model validation on guandong grid. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(3): 78-82.
- [2] He Ren mu, Wei xiaoming, Han Mingxiao. Power system dynamic load modeling basic on the measurements in the field. Proceedings of the CSEE, 1996, 16(3): 151-154.
- [3] Zhang Ling li, Zhou wen. The synthesis of dynamic load characteristics. Proceedings of the CSEE, 1999, 19(9): 36-45.
- [4] Shi Jinghai, He Renmu. Measurement-based load modeling—sorting algorithm. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(2): 78-82.
- [5] Shi Jinghai, He Renmu. Load time-variation study in dynamic load modeling. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 86-90.
- [6] Yao Jiangang, Chen Liang, Da Xijun, et al. Academic research of load modeling with chaotic neural network. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(3): 99-102.
- [7] Shi Zhen hui, Zhu Shou zhen, et al. Application of improved back propagation neural network for identification of the percentage of dynamic component in composite load. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7): 25-30.
- [8] Zhang Hongbin, He Renmu. The characteristics clustering and synthesis of electric dynamic loads based on KOHONEN neural network. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(5): 1-5.
- [9] Zhang guojiang, Qiu jiaju, Li ji-hong, Outlier identification and justification based on neural network. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(8): 104-113.
- [10] Li Peiqiang, Li Xinran. Fuzzy Neural Network Load Modeling Based on Subtractive Clustering. Transaction of china Electro technical Society .2006, 21(9): 1-6.
- [11] LI Yi-guo, SHEN Jiong. T-S Fuzzy Modeling Based on v-support Vector Regression Machine. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(18): 148-154.
- [12] JIANG Hao-yu, FU Li, FAN Yao-zu. Simulation Study on Application of ANFIS for Information Fusion of Vehicle Navigation System. Journal of System Simulation 2006 18(4): 1051-1054.
- [13] Zhu wei-biao, Sun zeng qi, Chen wei ji. Fuzzy modeling method based on the change relationship between process input and output data. Control and Decision. 2001, (16)3: 273-276
- [14] LEI Shao-lan, SUN Cai-xin, ZHOU Quan, Short-term load forecasting method based on REF neural network and ANFIS system. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(22): 78-83.
- [15] Ma jing, He renmu. Research on generalization ability of load model. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(21): 29-35