

## 电力市场清除价的 TS 多模型预测

刘皓明, 王得志, 袁晓玲, 陈星莺

(河海大学电气工程学院, 江苏 南京 210098)

**摘要:** 建立基于 TS 多模型的电价预测模型, 通过对于电价的突变特性有很强处理能力的 FCM 模糊聚类算法对数据加以分类, 并在每一类中建立对应的局部模型, 详细讨论了局部模型数据点的选取、隶属度函数的确定等问题, 从模糊的角度将局部模型的结果归一化作为最后的输出。采用实际电力市场数据进行仿真分析, 预测结果说明提出的 TS 多模型用于电价预测的有效性。

**关键词:** 电价预测; TS 多模型; FCM 聚类; 电力市场

### The forecasting of market cleaning price based on TS multi-model

LIU Hao-ming, WANG De-zhi, YUAN Xiao-ling, CHEN Xing-ying

(School of Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** The price forecasting model is built based on TS multi-model theory, and fuzzy C-means (FCM) clustering is introduced to pre-process the data due to the paroxysmal characteristic of MCP. After the sub-model is built in every interval, the problems about selection of data in each sub-model and determination of membership function are addressed. At last, the final output is normalized from all sub-models. The practical price data from California electricity market is simulated and analyzed, and the results show the feasibility of proposed method.

**Key words:** price forecasting; TS multi-model; fuzzy C-means clustering; electricity market

中图分类号: TM73; F123.9 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)23-0032-07

## 0 引言

电价是电力市场的核心, 受发电成本、市场竞争、电力需求、网络限制等多种因素影响, 电价的变化能同时反映这些因素在电力市场不同时期的变化规律, 因此可以说电价是电力市场的晴雨表<sup>[1]</sup>。准确的电价预测, 不仅可以为电力市场运行提供依据, 也可以使发电方准确把握市场走向、用电方合理控制其动态成本。随着电力市场化的不断深入, 如何更准确地预测电价成为电力行业各参与方日益关心的问题。

电价作为一种特殊的商品价格, 其变化规律有异于其他产品价格。以日、月和季节为周期, 电价在同一时段出现相似的变化规律, 但这种一定时间上的重复往往会有很大的差异, 比如峰谷出现的时间和峰谷的幅度不同, 有时出现的急剧的上升和下降使电价有着明显的随机性和突变性。因此不论从电价本身的形成原理, 还是从电价所表现出来的规律来看, 电价预测是一个复杂的问题。

目前, 已有许多学者通过多种方法对电价进行

预测, 取得了一定的成果。文献[1-2]考虑到电价为一时间序列, 从建立模型的易实现性和简单性入手, 应用 ARMA 模型进行短期电价预测, 根据预测值同实际值之间的差值所形成的误差序列, 建立误差预测模型, 对电价的预测值进行修正。文献[3]引入小波分析对数据进行处理, 人工神经网络也被广泛应用于电价预测之中<sup>[4-10]</sup>, 文献[6]使用神经网络进行预测, 加入了贝叶斯算法, 给出了预测结果和置信区间, 文献[7-8]分别使用卡尔曼滤波和 FCM 算法对数据进行了预处理; 文献[9]则应用了粗糙集理论; 文献[10]采用了 FCMAC 神经网络, 该算法特点是样本需求低且输出稳定。考虑到电价本身的复杂特性, 文献[11-13]以混沌理论的利用相空间重构的混沌预测技术对电价进行预测, 其中文献[13]在混沌理论的基础上使用了相空间的分解。文献[14]提出基于证据理论的组合电价预测方法, 但所提的多模型概念实际上是多个模型的加权。

TS 多模型理论有很强的非线性拟合能力, 可用于多输入单输出的系统建模, 理论上非常适用于周期性和随机性都很突出的电价预测问题, 但还未见

相关文献报道。本文在电价预测中引入 TS 多模型理论。首先阐述了 TS 多模型理论, 建立了基于 TS 多模型的电价预测模型, 然后应用 FCM 聚类算法处理电价数据, 并在各子类中建立对应的局部模型, 接着分析了几个重要问题, 如局部模型数据点的选取、隶属度函数的确定等, 最后通过实际电力市场的数据来验证本文所提出的算法, 并对结果进行分析。

## 1 TS 多模型和 FCM 模糊聚类

### 1.1 TS 多模型算法原理

TS 多模型是 1985 年日本学者 Takagi 和 Sugeno 提出的, 可用于多输入单输出系统的建模<sup>[15]</sup>。主要思想是: 将系统变量的连续作用域进行模糊分解, 得到多个互相重叠的模糊区间, 在每个模糊区间上建立简单的局部模型来描述输入输出关系, 对于新的输入则是根据其对于模糊区间的隶属度, 加权平均其在局部模型下的结果作为系统的输出。使用模糊区间划分可以保证输出之间的平滑切换, 有很强的非线性拟合能力。

$m$  多输入单输出系统的 TS 多模型描述如下:

$$R_i: \text{If } x_1(k) \text{ is } A_{i1}, \dots, x_m(k) \text{ is } A_{im},$$

$$\text{Then } y_i(k) = \varphi_{i1}x_1(k) + \dots + \varphi_{im}x_m(k) + d_i \quad (1)$$

式中:  $R_i$  代表第  $i$  条规则,  $i = 1, 2, \dots, n$ , 即将系统连续作用域划分为  $n$  个模糊子集,  $R_i$  为某一数据点属于第  $i$  个模糊区间的条件;  $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T$  为  $m$  个输入,  $k$  为数据点序号, 若按时间排序, 可以用  $t$  替换  $k$ ;  $A_{i1}, \dots, A_{im}$  为第  $i$  条规则的输入模糊子集, 即不同的输入量分别对应的区间;  $y_i(k)$  为局部模型  $i$  的输出, 也就是第  $i$  个规则下计算出来的模型结果;  $\varphi_{i1}, \dots, \varphi_{im}$  和  $d_i$  为结论参数, 即为确定局部模型的参数; 若  $d_i = 0$ , 称为齐次 T-S 模型, 否则称为放射 T-S 模型, 放射 T-S 模型非线性逼近能力更强。将输出  $y(k)$  通过局部模型输出归一化可得

$$y(k) = \frac{\sum_{i=1}^n v_i(\mathbf{x}(k))y_i(k)}{\sum_{i=1}^n v_i(\mathbf{x}(k))} \quad (2)$$

$$v_i(\mathbf{x}(k)) = \mu_{i1}\Lambda\mu_{i2}\Lambda\cdots\Lambda\mu_{im} \quad (3)$$

式中:  $\mu_{ij}$  表示  $x_j(k)$  对模糊集合  $A_{ij}$  的隶属度。 $v_i(\mathbf{x}(k))$  的选择方法有多种, 可以取  $\mu_{ij}$  中最大值、最小值或均值, 只要能在对局部模型结果进行归一化处理时给出相对大小即可。

TS 多模型主要特点有二: 一是对作用域的划

分不是绝对的, 而是一种模糊划分, 对于固定的数据点, 只有对一个区域的隶属度高于另一个区域, 很少有只属于某个模糊区域的情况, 点对不同模糊区域的隶属表征此点包含对应局部模型的成分的大小; 二是最终结果为根据隶属度的归一化处理, 最符合的所占比重最大。

TS 多模型的辨识一般分为三步。

1) 结构辨识。包括选取输入变量  $\mathbf{x}(k)$  和确定对应模糊空间的划分。

2) 参数辨识。确立局部模型的表达式和参数, 针对每个局部模型的定义范围选取数据点, 然后根据给定的指标寻求最优解。

3) 模型输出。根据新的运行点确认其对每一个局部模型的隶属度, 然后根据其隶属度加权各个局部模型在此输入状态下的输出。

选择合适的输入变量是 TS 多模型辨识的难点, 一般根据实际情况而定。输入空间的模糊划分早期多采用模糊网格法, 但该划分是确定的, 且不具有学习能力。本文引入 FCM 聚类算法, 以解决原有模糊划分的问题。

### 1.2 FCM 聚类算法

将模糊的思想和方法应用于聚类分析, 便形成了模糊聚类, 它是相对于硬聚类而言的。硬聚类是一种简单的二元判断, 即将待辨识的对象严格归于某个类别, 因而具有非此即彼的特点。在模糊聚类中, 某个对象可以以不同程度 (亦即模糊的隶属度) 归于不同的类。本文引入模糊 C-均值聚类 (FCM) 算法进行输入空间的模糊划分。

考虑一个含有  $M$  个样本的待分样本集  $\bar{X} = \{X_1, \dots, X_M\}$ , 希望找到  $c$  个聚类的中心  $V = \{V_1, \dots, V_c\}$  和隶属度矩阵  $U = [\mu_{ij}]_{c \times M}$ , 使得聚类性能指标函数最小。

$$\min J(U, V, X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^M (\mu_{ij})^w d^2(X_j, V_i) \quad (4)$$

式中:  $w \in [1, \infty)$  为模糊化程度权重, 越大模糊越严重, 这里取  $w=2$ ;  $\mu_{ij} \in [0, 1]$  表示样本  $X_j$  对以  $V_i$  为中心模糊域的隶属度, 且需要满足

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, M \\ 0 < \sum_{j=1}^M \mu_{ij} < M, i = 1, 2, \dots, c \end{cases} \quad (5)$$

测度函数  $d^2(X_j, V_i)$  表示  $X_j$  与聚类中心  $V_i$  的距离, 决定聚类的形状, 这里选用的是马氏距离范数平方。

$$d^2(\mathbf{X}_j, \mathbf{V}_i) = (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i)^T \mathbf{A} (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i) \quad (6)$$

若矩阵  $\mathbf{A}$  采用单位矩阵, 则为标准的欧几里得范数:

$$d^2(\mathbf{X}_j, \mathbf{V}_i) = (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i)^T (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i) \quad (7)$$

FCM 算法的具体步骤如下:

(1) 指定聚类个数  $c$ , 模糊指数  $w$ , 隶属度矩阵初始值  $U^{(0)}$ , 最大循环次数  $L$ , 循环次数初始化为  $l=1$ , 允许误差  $\varepsilon$ ;

(2) 计算聚类中心向量

$$V_i^{(l)} = \frac{\sum_{j=1}^M (\mu_{ij}^{l-1})^w \mathbf{X}_j}{\sum_{j=1}^M (\mu_{ij}^{l-1})^w}, i=1, 2, \dots, c \quad (8)$$

(3) 计算平方距离

$$d^{2(l)}(\mathbf{X}_j, \mathbf{V}_i^{(l)}) = (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i^{(l)})^T \mathbf{A} (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i^{(l)}), \quad i=1, 2, \dots, c, j=1, 2, \dots, M \quad (9)$$

(4) 更新隶属度矩阵  $U^{(l)}$

考虑到数据点有可能和向量中心重合, 对于  $1 \leq j \leq M$ , 令

$$I_j^{(l)} = \{i | 1 \leq i \leq c, d^{(l)}(\mathbf{X}_j, \mathbf{V}_i^{(l)}) = 0\} \quad (10)$$

则  $i \in \bar{I}_j^{(l)} = \{1, 2, \dots, c\} - I_j^{(l)}$ 。计算时分成两种情况:

当  $I_j^{(l)} = \emptyset$  时,

$$\mu_{ij}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{h=1}^c \left( \frac{d^{(l)}(\mathbf{X}_j, \mathbf{V}_i^{(l)})}{d^{(l)}(\mathbf{X}_j, \mathbf{V}_h^{(l)})} \right)^{\frac{2}{w-1}}} \quad (11)$$

当  $I_j^{(l)} \neq \emptyset$  时,

$$\mu_{ij}^{(l)} = 0, \forall i \in \bar{I}_j^{(l)} \quad (12)$$

(5) 判断  $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \varepsilon$  或超出迭代最大次数时迭代终止, 否则回到步骤 (2)。

## 2 系统边际电价预测建模

### 2.1 系统边际电价的 TS 模型

在电力系统中, 电价通常是每隔 1 h 或 30 min 记录一次的时间序列。若将电价视为时间序列进行数据挖掘, 可认为实时电价是此前时刻电价的函数, 这样的电价预测问题实际上是单输入单输出问题, 在应用多模型理论时, 式 (1) 中的输入变量数目  $m=1$ , 则预测时刻  $t$  的电价为

$$y(t) = F(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)) \quad (13)$$

式中:  $y(t)$  表示需要预测的电价;  $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)$  分别表示已知的历史电价;  $p$  为模型的阶次。

如果将历史电价视为输入变量, 则基于 T-S 多模型的电价预测模型可以表示为:

$$R_1: y_1(t) = F_1(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p))$$

$$R_2: y_2(t) = F_2(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p))$$

⋮

$$R_n: y_n(t) = F_n(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p))$$

式中:  $R_1, R_2, \dots, R_n$  为  $n$  个规则, 即局部模型, 在使用 FCM 聚类方法时, 规则数等于聚类中心数, 即  $n=c$ 。若  $\mu_i(t)$  为对应局部模型  $R_i$  的隶属度, 则最终的预测电价为:

$$y(t) = \frac{\sum_{i=1}^n v_i(x(t)) y_i(t)}{\sum_{i=1}^n v_i(x(t))} \quad (14)$$

其中:  $x(t) = [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)]^T$  表示电价输入;  $v_i(x(t))$  是对应局部模型的隶属度, 由  $\mu_{A_{i1}}, \mu_{A_{i2}}, \dots, \mu_{A_{ip}}$  决定;  $\mu_{A_{ij}} (j=1, \dots, p)$  表示  $x(t)$  的第  $j$  个元素对模糊集合  $A_i$  的第  $j$  个元素的隶属度。

### 2.2 局部模型的选取

电价作为时间序列数据, 已有的预测模型包括自回归 (AR) 模型、滑动平均 (MA) 模型、自回归滑动模型 (ARMA) 模型、累积式自回归滑动平均 (ARIMA) 模型等<sup>[2]</sup>。TS 多模型的优点在于可以用多个简单的局部模型来逼近复杂的非线性函数, 局部模型的选取并没有明确的要求, 可以任意选取, 通常选取简单的线性模型。主要原因有两点: 一是局部模型的复杂化, 会导致计算负担明显增长; 二是在模糊区间内的数据往往有很强的相似性, 符合同一个简单的函数关系。可以用简单的局部模型来逼近复杂的非线性函数, 正是 TS 多模型的优点。本文统一采用简单的自回归时间序列预测模型, 认为实时电价  $y(t)$  是先前的电价序列值  $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)$  的简单线性组合, 则第  $i$  个模糊区间局部模型数学表达式为:

$$y_i(t) = \phi_{i1} y_i(t-1) + \dots + \phi_{ip} y_i(t-p) + d_i \quad (15)$$

式中:  $\phi_{i1}, \dots, \phi_{ip}$  为自回归系数;  $p$  为模型的阶次;  $d_i$  为常数。

### 2.3 局部模型数据点的选取

在以 FCM 聚类之后, 需要确定隶属度矩阵  $U = [\mu_{ij}]_{c \times M}$  和  $c$  个聚类的中心  $V = \{V_1, \dots, V_c\}$ 。

如何确定对应于聚类中心  $V_i$  的数据点集, 是建立对应  $V_i$  的局部模型的关键。以 FCM 聚类算法得到的隶属度矩阵  $U$ , 每一个数据点都有与  $c$  个聚类中心  $V = \{V_1, \dots, V_c\}$  对应的隶属度值, 且满足式 (5) 的要求。这样, 如何确定每个局部模型的数据样本集就成为关键。

本文设定一个阈值  $\xi$ , 取  $\mu_{ij} > \xi (j=1, \dots, M)$  的点作为对应  $V_i$  的局部模型的数据点集。因此, 同一个数据点可以作为几个模型的共同数据点, 同时也有可能一个数据点不被任何一个局部模型所包括, 例如那些同时符合所有局部模型的点会因为隶属度过低而不被任何局部模型引用。这样处理数据不仅起到了数据分组的作用, 也一定程度上实现了数据的过滤。

## 2.4 隶属度函数的确定

$y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)$  既是系统输入, 同时决定了聚类空间, 所以对于要预测的电价对局部模型的隶属度不应当仅仅由  $y(t-1)$  来决定, 而应由  $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)$  共同决定。因此, 根据式 (3), 取  $v_i(x(t)) = \mu_{A_{i1}} \Lambda \dots \Lambda \mu_{A_{ip}}$ ,  $\Lambda$  为取小算子。这里采用高斯函数表示隶属度  $\mu_{A_{ij}}$ ,

$$\mu_{A_{ij}} = \exp \left\{ - \left( \frac{y(t-j) - c_j}{r} \right)^2 \right\} \quad (16)$$

$$c_j = V_{ij} \quad (17)$$

$$r = (y_{\max} - y_{\min}) / n \quad (18)$$

其中:  $c_j$  和  $r$  分别是高斯函数的中心和宽度;  $y_{\max}$ ,  $y_{\min}$  分别为输入的最大值和最小值。

## 2.5 TS 多模型流程

因为 FCM 算法受隶属度矩阵初始值  $U^{(0)}$  的影响很大, 所以随机取  $S$  次初始值  $U^{(0)}$ , 进行多次优化, 防止陷入局部最优点。图 1 为 TS 多模型算法流程图, 其中:  $S$  为设定的局部寻优的次数,  $s$  为迭代变量; 局部模型参数  $\phi_{i1}, \dots, \phi_{ip}$ ;  $d_i$  按照最小二乘法确定。

## 3 算例分析

选取加州电力市场从 1999 年 1 月 1 日到 8 月 31 日的数据<sup>[16]</sup>作为 TS 多模型输入数据, 按照动态聚类的方式, 建立 TS 电价预测模型, 预测 9 月 1 日至 20 日的电价。

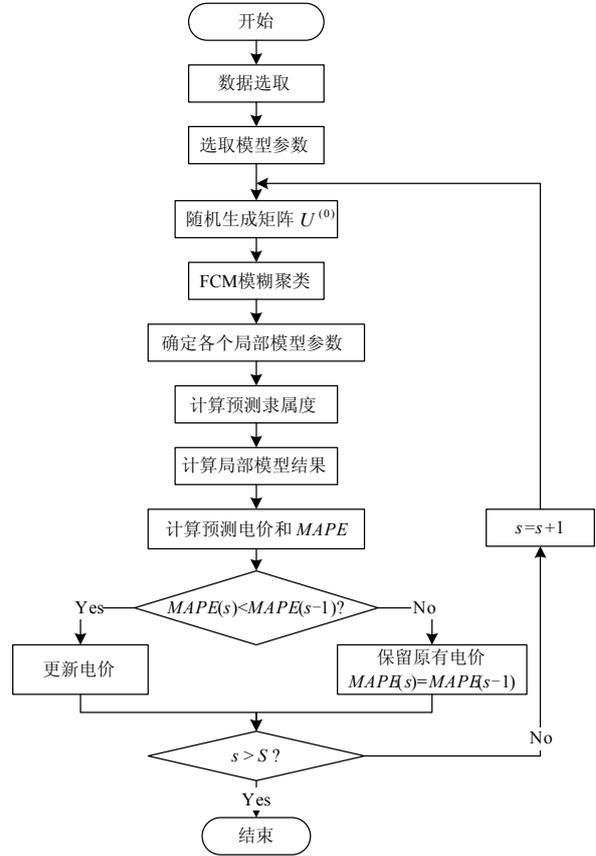


图 1 算法流程图

Fig.1 Flow block of TS multi-model

因为使用的电价数据中存在零电价。为了避免运算过程中除数为零的情况, 这里重新定义了平均值  $\bar{y}$ 、百分比误差 (Percentage Error, PE)、绝对百分比误差 (Absolute Percentage Error, APE) 以及平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)。

$$\bar{y} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_{ai} \quad (19)$$

$$PE = \frac{(y_f - y_a)}{\bar{y}} \times 100\% \quad (20)$$

$$APE = |PE| \quad (21)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N APE_i \quad (22)$$

其中:  $y_f$  和  $y_a$  分别表示预测电价和实际电价;  $M$  为样本点数;  $N$  为预测点的数目。

算例中取局部模型阶次为 3, 聚类数目  $n=7$ , 阈值  $\xi=0.3$ , 最大迭代步数  $L=100$ , 局部寻优次数  $S=100$ 。经过计算得到的聚类中心以矩阵表示为

$$V = \begin{bmatrix} 40.5261 & 40.7104 & 40.5165 \\ 76.6101 & 79.2181 & 78.4185 \\ 18.4184 & 18.1424 & 18.1916 \\ 23.0984 & 23.1560 & 23.0019 \\ 29.2518 & 29.4979 & 29.3502 \\ 11.7241 & 11.1157 & 11.4667 \\ 142.6506 & 155.2999 & 145.2797 \end{bmatrix}$$

对应的局部模型系数矩阵为

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1.8976 & -0.8181 & -0.0643 & -0.5900 \\ 1.4611 & -0.8228 & -0.0085 & 27.2154 \\ 1.2256 & -0.1894 & -0.2145 & 3.6107 \\ 1.2573 & -0.1823 & -0.1413 & 1.2575 \\ 1.3405 & -0.1739 & -0.1001 & -2.4675 \\ 1.2641 & -0.1185 & -0.2916 & 3.1474 \\ 0.8725 & 0.5198 & -0.6528 & 0.1894 \end{bmatrix}$$

图 2 是基于 TS 多模型的电价预测结果，其中点表示实际电价，曲线表示预测结果相连生成。图 3 为对应的相对误差曲线。可以看出，使用 FCM

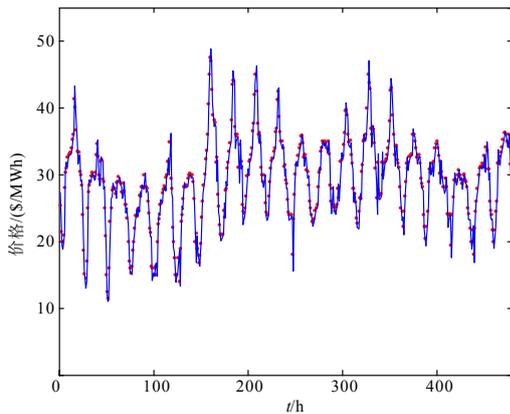


图 2 预测电价与实际电价比较

Fig.2 Comparison of forecasting and practical price

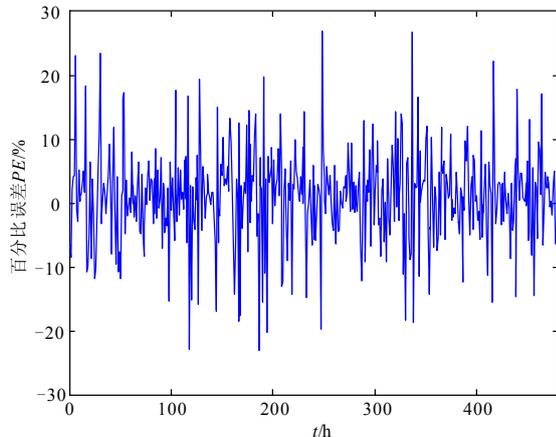


图 3 预测电价百分比误差

Fig.3 PE of forecasted price

进行聚类后的预测电价中只有个别点误差超过 20%，大部分数据的误差都在 10%以内，计算 MAPE 为 5.42%，说明整体预测误差稳定，预测的效果好。

采用文献[17]中考虑了负荷输入的加权回归预测模型进行预测，并与本文所提方法对比，结果见表 1。

表 1 两种电价预测方法日平均绝对百分比误差比较

Tab.1 Comparison of mean percentage error		
日期	文献[17]方法/%	本文方法/%
9.1	6.51	5.72
9.2	4.05	6.22
9.3	7.82	4.79
9.4	9.01	3.65
9.5	10.33	6.39
9.6	5.30	4.94
9.7	8.05	7.24
9.8	8.79	7.48
9.9	7.81	6.18
9.10	4.38	4.92
9.11	8.19	5.01
9.12	8.58	3.28
9.13	8.72	5.55
9.14	4.18	6.37
9.15	6.80	7.18
9.16	3.53	4.25
9.17	2.98	4.52
9.18	7.41	4.80
9.19	11.39	5.85
9.20	5.77	4.14
平均	6.98	5.42

可以看出，考虑了负荷输入的加权回归预测模型虽然考虑了负荷变化，但由于该方法对电价本身规律挖掘的不够，使得结果误差较大。TS 多模型通过对数据的多个局部模型的划分，能够使不同类型的数据进行归类，属于不同聚类的数据实际隐含计及了不同的时段以及各种影响的因素，因此，从另一个层面上来说，TS 多模型的电价预测结果可以作为研究电价影响因素的依据。

在 TS 多模型的电价预测中，有三个重要的参数需要预先确定：局部模型的阶次、聚类网络的数目和局部模型的隶属度阈值。它们的选择对结果会产生一定的影响。

a. 局部模型阶数

理论上在差分方程中，阶数越高对模型的描述越有利，越容易得到较好的模拟效果。依次从 3 到 30 取局部模型阶次，经过仿真计算，得到不同阶次

下 MAPE 值基本上相同, 约为 5.42%。

可见, 模型阶次的提高对预测精度的影响是不明显的。这是因为: ① FCM 聚类算法受初值的影响较大, 可能会陷入局部最优点; ② 过高的模型阶数, 使得需要聚类的样本点更加复杂, 但理论上无法保证会得到更优结果; ③ 高阶的模型在参数辨识时会带来累积误差。

从另一个角度来看, 在低阶模型条件下可以得到与高阶模型相似的精度, 说明多模型算法可通过多个简单线性模型来描述复杂非线性过程的优越性。

#### b. 局部模型个数 $c$ 的选取

在 FCM 算法中, 分类的数目越大, 计算量会大量增加。图 4 给出了  $c$  不同取值下的 MAPE。可以看出, 6 和 12 的预测误差最小。这是因为 6 是较合适的聚类数目, 即符合所有的历史数据所表现的特征, 而 12 可以认为是在 6 的基础上对每一类进行分解的结果。理论上, 规则数目越多, 越容易得到更好的预测精度。类的数目是局部模型的数目, 类的划分是对电价状态的划分, 是一种相对的结果。如果分得过细, 一方面使得寻求最优解的过程更加复杂; 另一方面精度的提高会变得越来越不明显, 这是因为聚类数目多使得对样本数据点的个性的反映越来越强, 对原有数据的拟合度会有一定提高, 但降低了数据之间的共性, 对预测点反而不利。

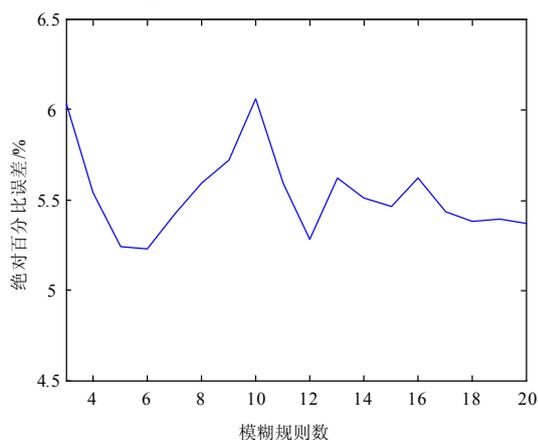


图 4 不同模糊规则数及对应的平均绝对百分比误差

Fig.4 The MAPE with different number of rules

#### c. 局部模型的隶属度阈值 $\zeta$

隶属度的阈值是寻找建立局部模型样本集的依据。在模糊数学中, 0.5 是一个特殊的量, 表示模棱两可的情况。比 0.5 大, 说明该数据样本点对此局部模型的隶属度较高, 远小于 0.5 的数据点说明基本与此局部模型没有相似处。不同的局部模型隶属度阈值  $\zeta$  对结果的影响见图 5 所示。

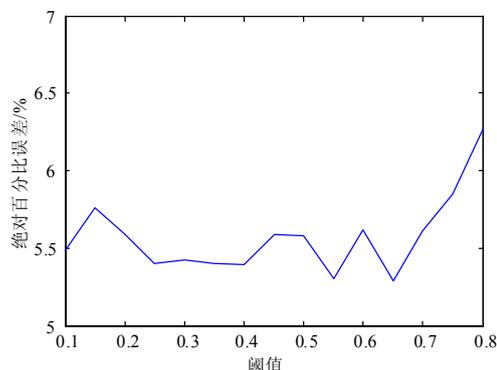


图 5 不同隶属度阈值  $\zeta$  对平均绝对百分比误差的影响

Fig.5 The MAPE with different membership degree thresholds

图 5 表明, 这里不宜取较高的阈值, 这样会造成数据点的利用率较低, 包含不了足够的信息, 甚至大量的数据点会被过滤掉。而以 0.5 为界的取法, 一般可以得到较好的结果, 也是因为 0.5 本身在模糊数学中的特殊意义, 代表模棱两可的情况。在实际考虑中, 考虑到有些点有可能游离于各个局部模型之外, 为了包容足够的信息可将隶属度阈值定得较低。

## 4 结论

本文在市场清除价中引入 TS 多模型方法, 采用 FCM 方法对原始电价数据进行聚类分析。介绍了 TS 多模型的原理和 FCM 聚类方法, 讨论了局部模型的选择和隶属度函数的确定, 给出电价预测的流程图。在算例仿真中通过调整多模型参数检测所提预测方案, 结果表明, TS 多模型可以有效地进行电价预测, 且相对于其他算法具有更高的精度。

### 参考文献

- [1] 周明, 严正, 倪以信, 等. 含误差预测校正的 ARIMA 电价预测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24 (12): 63-68.  
ZHOU Ming, YAN Zheng, NI Yi-xin, et al. A novel ARIMA approach on electricity price forecasting with the improvement of predicted error[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (12): 63-68.
- [2] CONTRERSA J, ESPINOLA R, NOGALES F J. ARIMA models to predict next-day electricity prices[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18 (3): 1014-1020.
- [3] CONEJO A J, PLAZSA M A, ESPINOLA R. Day-ahead electricity price forecasting using the wavelet transform and ARIMA models[J]. IEEE Trans on Power Systems,

- 2005, 20 (2) : 1035-1042.
- [4] Byounghee Kim, Velas J P, Jeongkyu Lee, et al. Short-term system marginal price forecasting using system-type neural network architecture[C]. //Power Systems Conference and Exposition. 2006.
- [5] GUO J J, LUH P B. Selecting input factors for clusters of gaussian radial basis function networks to improve market clearing price prediction[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18 (2) : 665-2672.
- [6] ZHANG L, LUH P, KASIVISWANATHAN K. Energy clearing price prediction and confidence interval estimation with cascaded neural networks[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18 (1) : 99-105.
- [7] ZHANG L, LUH P B. Neural network-based market clearing price prediction and confidence interval estimation with an improved extended Kalman filter method [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(1): 59-66.
- [8] HONG Y, HSIAO C. Locational marginal price forecasting in deregulated electricity markets using artificial intelligence[J]. IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution, 2002, 149(5): 621-626.
- [9] Lee Jeong-Kyu, Park Jong-Bae, Shin Joong-Rin, et al. A system marginal price forecasting based on an artificial neural network adapted with rough set theory[C]. //Power Engineering Society General Meeting. 2005: 528-533.
- [10] DING Qiao-lin, TANG Jing, LIU Jian-xin. Application of new FCMAC neural network in power system marginal price forecasting[C]. //The 7th International Power Engineering Conference. 2005: 1-5.
- [11] 刘广建, 胡三高, 戴俊良. 电力系统边际电价的混沌特性及预测[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23 (5) : 6-8.
- LIU Guang-jian, HU San-gao, DAI Jun-liang. The chaotic property of system marginal price and its forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23 (5) : 6-8.
- [12] WANG Bao-yi, ZHANG Shao-min, XUE Qiao-li, et al. Prediction of power system marginal price based on chaos characteristics[J]. IEEE Industrial Technology, 2008, 21 (24) : 1-5.
- [13] 彭春华. 电力市场短期边际电价的分时重构混沌相空间预测[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (23) : 80-85.
- PENG Chun-hua. Electricity market short-term marginal price forecasting based on period clustering restructuring chaotic phase space[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (23) : 80-85.
- [14] 曾鸣, 冯义, 刘达, 等. 基于证据理论的多模型组合电价预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (16) : 84-89.
- ZENG Ming, FENG Yi, LIU Da, et al. Electricity price forecasting based on multi-models combined by evidential theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28 (16) : 84-89.
- [15] 林金星. 火电厂热工过程多模型建模与研究控制[D]. 南京: 东南大学, 2007.
- [16] 加州电力市场数据[EB/OL]. <http://www.ucci.berkeley.edu/datamine/datamine.htm>.
- [17] 袁贵川. 基于数据挖掘技术和加权回归技术的电价预测[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.

收稿日期: 2009-12-01

作者简介:

刘皓明 (1977-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能电网、电力系统稳定分析与电力市场; E-mail: liuhaom@hhu.edu.cn

王得志 (1983-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场;

袁晓玲 (1971-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为电力需求侧管理、新型交直流电力传动、智能控制。