

# 基于函数型非参数回归模型的中长期日负荷曲线预测

许 梁<sup>1</sup>, 孙 涛<sup>1</sup>, 徐 箭<sup>1</sup>, 孙元章<sup>1</sup>, 李子寿<sup>2</sup>, 林常青<sup>2</sup>

(1. 武汉大学 电气工程学院, 湖北 武汉 430072; 2. 国网湖北省电力公司, 湖北 武汉 430077)

**摘要:** 提出一种中长期日负荷曲线预测的新方法。该方法首先基于函数型数据分析理论, 将日负荷曲线视为函数型数据, 通过对历史负荷曲线样本自身规律的挖掘, 建立基于历史负荷曲线样本的函数型非参数回归预测模型。在此基础上, 通过构建二次规划模型对函数型非参数回归预测模型的预测曲线进行修正, 使其满足待预测日负荷特性指标要求。利用某省级电网夏季典型日负荷数据和美国 PJM 电力公司冬季典型日负荷数据对所提方法进行测试, 结果表明该方法具有较高的预测精度。

**关键词:** 中长期负荷预测; 日负荷曲线预测; 函数型数据分析; 非参数统计; 二次规划; 模型

**中图分类号:** TM 715

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.07.014

## 0 引言

中长期负荷预测是指 1~10 a 的月、季、年的负荷预测, 它是电力系统进行电力规划、设计和投资的基础<sup>[1-3]</sup>。中长期负荷预测主要包括用电量、最大负荷、负荷特性指标以及典型日时序、持续负荷曲线预测等。国内外大量文献对用电量、最大负荷和负荷特性指标的预测方法进行了详尽的研究<sup>[4-8]</sup>, 并取得了较好的预测效果, 而针对典型日负荷曲线的预测方法研究较少。事实上, 典型日负荷曲线的预测对于电源、电网优化具有重要意义, 它是系统分配电量、审核调峰能力以及评估互联系统错峰调节效益的基础。

与短期日负荷曲线预测相比, 中长期日负荷曲线的预测有以下特点: 不同年份相同月份的典型日负荷曲线形状相似, 变化规律相近; 典型日负荷特性指标, 如日负荷率  $\gamma$  和最小负荷率  $\beta$  能反映负荷曲线变化的形状和特点; 用于预测的历史负荷曲线样本较少。目前, 中长期日负荷曲线除了采用人工按比例进行编制或历史数据简单加权累加的方法<sup>[9-10]</sup>进行预测外, 较为准确的方法是先预测典型日的最大负荷和负荷特性指标, 如日负荷率  $\gamma$  和最小负荷率  $\beta$ , 然后选取一条已知负荷曲线作为参考曲线, 认为待预测曲线与参考曲线形状接近, 各时段具有相同的变化趋势, 从而建立使待预测曲线满足负荷特性指标要求, 并且形状与参考曲线形状最近的数学规划模型。文献<sup>[11]</sup>取待预测年前一年的典型日负荷曲线作为参考曲线, 建立了使待预测曲线与参考曲线误差平方和最小的二次规划模型

进行预测。文献<sup>[12]</sup>用参考曲线从 2 个方向“夹逼”待预测曲线, 将预测模型转化为线性规划模型。用上述方法进行预测的关键是选取一条合适的参考曲线。文献中基于相似性“近大远小”的原则, 一般选择待预测年前一年的典型日负荷曲线作为参考曲线。文献<sup>[13]</sup>将历史典型日负荷曲线样本中不同年份、同一时刻的负荷数据构成时间序列, 用支持向量机回归的方法分别对每个时刻点进行预测, 得到预测曲线。该方法预测结果受模型参数设置影响比较大。

函数型数据分析是加拿大统计学家 J. O. Ramsay 等在 20 世纪 70 年代提出的结合泛函分析、拓扑学与统计学的数据统计及处理方法<sup>[14]</sup>。传统数据分析的观点是将历史数据视为变量在不同时刻点上的观测值按时间顺序排列构成的时间序列。然而, 处理的很多数据实际上是变量在某个观测区间上的重复观测值, 例如日负荷数据。基于函数型数据分析的观点, 如果将观测区间内的一次观测数据视为整体, 这些数据能构成一条曲线, 即具有函数特征, 就称之为函数型数据。利用函数型数据分析方法可以对无限维空间的曲线数据进行统计分析, 更好地刻画数据变化的规律, 挖掘出更多的数据信息, 对一些建模问题的分析将更加全面、深刻<sup>[15-16]</sup>。目前该方法已成功应用于气象学、生物力学、经济学以及短期电力负荷预测<sup>[17-18]</sup>。

本文基于函数型数据分析理论, 提出了一种用于中长期日负荷曲线预测的新方法。该方法首先将历史典型日负荷曲线视为函数型数据, 基于非参数核密度估计方法, 建立了函数型非参数回归预测模型。然后在已知待预测典型日负荷特性指标的情况下, 以函数型非参数回归预测方法所得预测曲线作为参考曲线, 建立二次规划模型对该预测曲线进行修正, 使修正后的预测曲线满足典型日负荷特性

收稿日期: 2014-09-04; 修回日期: 2015-05-08

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973 计划)资助项目(2012CB215201); 国家自然科学基金资助项目(51477122)

Project supported by the National Basic Research Program of China(973 Program)(2012CB215201) and the National Natural Science Foundation of China(51477122)

指标的要求。最后利用某省级电网和美国 PJM 电力公司的负荷数据对所提的预测方法进行测试。

## 1 函数型非参数回归预测模型

### 1.1 函数型变量和数据

文献[16,19]中给出了函数型变量和函数型数据的定义:如果随机变量  $S$  在无限维空间(或函数空间) $F$ 上取值,则称该随机变量为函数型变量,函数型变量的观测值称为函数型数据。

电力系统的日负荷变化是一个连续的变化过程,对应连续变化的曲线,其本质具有函数特征,记录日负荷变化的日负荷曲线则为函数型数据。从传统数据分析的角度来看,负荷变化是在实数空间  $\mathbf{R}$  上取值的随机变量  $Z$ ,它在时间  $t=0$  到  $t=nT$  上的观测值是连续时间序列  $\{Z(t), t \in [0, nT]\}$ 。根据负荷变化的规律,通常选择 1 d,即  $T=24$  h 作为观测周期,那么  $\{Z(t), t \in [0, nT]\}$  就是在观测区间  $[0, T]$  上的重复观测值,它可以按观测周期  $T$  划分为  $n$  个等长的观测段  $S_i = \{S_i(t), t \in [0, T]\}$ ,有:

$$S_i(t) = Z(t + (i-1)T) \quad t \in [0, T]; i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

基于函数型数据分析理论,观测段  $S_i$  为函数型数据,由式(1)可将连续时间序列  $\{Z(t), t \in [0, nT]\}$  转化为离散的函数型时间序列  $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 。

通常情况下,电力系统的日负荷数据是在时间间隔相等的离散时刻点  $t_1, t_2, \dots, t_P$  ( $P$  为时刻数)记录的观测值,常取的时间间隔有 1 h ( $P=24$ )、15 min ( $P=96$ )等,所以实际获得的日负荷变化的函数型数据为  $S_i = \{S_i(t_1), S_i(t_2), \dots, S_i(t_P)\}$ 。

### 1.2 函数型非参数回归模型

设  $\{(X_i, Y_i), i=1, 2, \dots, n\}$  是空间  $F \times \mathbf{R}$  上的数据对,对  $X_i, Y_i$  可以建立如下函数型回归模型<sup>[20]</sup>:

$$Y_i = r(X_i) + \varepsilon_i \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中,解释变量  $X_i$  为函数型变量;响应变量  $Y_i$  为实数变量;未知函数  $r$  为回归函数(或条件均值函数);误差项  $\varepsilon_i$  为实数随机变量,满足  $E(\varepsilon_i | X_i) = 0$  ( $\forall i$ ),  $E(\cdot)$  表示期望。

建立回归模型的关键是通过已知数据估计回归函数  $r$ 。本文基于非参数核密度估计技术,采用 Nadaraya-Watson (N-W) 核估计方法<sup>[16]</sup>对函数型回归函数  $r$  进行估计,可得如下回归函数的估计式:

$$\hat{r}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K(h^{-1}D(x, X_i))Y_i}{\sum_{i=1}^n K(h^{-1}D(x, X_i))} \quad (3)$$

其中,  $K(\cdot)$  为核函数,核函数的选择有多种,比如三角、高斯、均匀核函数等,通常选择高斯核函数;  $h$  为带宽,表示核函数在样本点附近的作用范围;  $D(\cdot)$  为半度量,是衡量 2 个函数型样本间的近似程度。

### 1.3 基于函数型非参数回归的预测模型

假设已知函数型时间序列  $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ , 预测  $S_{n+1}$ 。由 1.2 节可知,首先需要根据历史负荷数据  $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  构建数据对  $(X_i, Y_i)$  估计回归函数  $r$ 。利用式(1)给出的函数型数据  $S_i$  与时间序列  $\{Z(t), t \in [0, nT]\}$  的关系,设  $a$  为确定的非负实数,令  $X_i = S_i, Y_i = Z(iT+a)$  ( $i=1, 2, \dots, n-1$ ),代入式(3)可得回归函数估计式:

$$\hat{r}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} K(h^{-1}D(x, S_i))Z(iT+a)}{\sum_{i=1}^{n-1} K(h^{-1}D(x, S_i))} \quad (4)$$

当  $x = X_n = S_n$  时,根据回归函数的估计式可以预测  $\hat{Y}_n = \hat{r}(S_n) = \hat{Z}(nT+a)$ 。若令  $a$  在  $[0, T]$  上取值,则  $\{Z(iT+a), a \in [0, T]\} = S_{i+1}, \{\hat{Z}(nT+a), a \in [0, T]\} = \hat{S}_{n+1}$ ,由式(4)可推得  $S_{n+1}$  的预测模型:

$$\hat{S}_{n+1}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} K(h^{-1}D(S_n, S_i))S_{i+1}(t)}{\sum_{i=1}^{n-1} K(h^{-1}D(S_n, S_i))} \quad (5)$$

由于实际获得的函数型数据样本是时间间隔相等的离散观测值  $S_i = \{S_i(t_1), S_i(t_2), \dots, S_i(t_P)\}$ ,所以日负荷曲线  $S_{n+1}(t_m)$  的预测模型如式(6)所示:

$$\hat{S}_{n+1}(t_m) = \sum_{i=1}^{n-1} \omega_i S_{i+1}(t_m) \quad m=1, 2, \dots, P \quad (6)$$

$$\omega_i = \frac{K(h^{-1}D(S_n, S_i))}{\sum_{i=1}^{n-1} K(h^{-1}D(S_n, S_i))}$$

由式(6)可知基于函数型非参数回归方法的日负荷曲线预测结果是历史日负荷曲线的加权平均,其权重是通过非参数核密度估计方法进行计算,权重大小取决于历史日负荷曲线与待预测日前一日负荷曲线的近似程度。

## 2 预测模型在中长期日负荷曲线预测中的应用

### 2.1 负荷数据的预处理

对历史典型日负荷曲线数据按式(7)做归一化处理:

$$S^*(t_m) = S(t_m) / S_{\max} \quad m=1, 2, \dots, P \quad (7)$$

其中,  $S(t_m)$  为典型日负荷曲线各时刻的负荷值;  $S_{\max}$  为典型日负荷曲线的最大负荷值;  $S^*(t_m)$  为典型日负荷曲线经归一化处理后各时刻的数值,有  $S^*(t_m) \in [0, 1]$ 。

### 2.2 日负荷曲线的预测

将经过负荷数据预处理后的各历史典型日负荷曲线样本按时间的先后顺序构成函数型时间序列  $\{S_i^*, i=1, 2, \dots, n\}$ , 其中  $S_i^* = \{S_i^*(t_1), S_i^*(t_2), \dots, S_i^*(t_P)\}$ 。通过式(6)的函数型非参数回归预测模型

可以得到  $\mathbf{S}_{n+1}^*$  的预测曲线  $\hat{\mathbf{S}}_{n+1}^*$ 。

下文将重点介绍函数型非参数回归预测模型中半度量  $D$  和带宽  $h$  的计算。

### 2.2.1 半度量 $D$ 的计算

在函数空间中需要引入半度量  $D$  来刻画空间中 2 个函数型数据之间的距离,判断它们的接近程度,本文是采用基于函数型主成分分析的半度量计算方法<sup>[16]</sup>。

对于函数型变量  $S$  的 2 个观测样本  $S_i^*(t)$  和  $S_j^*(t)$ ,基于函数型主成分分析的半度量计算表达式如式(8)所示:

$$d_s(\mathbf{S}_i^*, \mathbf{S}_j^*) = \sqrt{\sum_{k=1}^q \left[ \int (S_i^*(t) - S_j^*(t)) v_k(t) dt \right]^2} \quad (8)$$

其中,  $v_1, v_2, \dots, v_q$  为协方差算子  $\Gamma_s(r, t) = E([S(r) - E(S)][S(t) - E(S)])$  的特征值  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_q$  对应的单位正交特征函数。

由于变量  $S$  的协方差矩阵  $\mathbf{\Gamma}$  和特征函数  $v_k$  未知,而且电力系统的日负荷数据是时间间隔相等的离散观测值,所以用  $n$  个函数型数据样本估计协方差矩阵  $\mathbf{\Gamma}$ ,令  $w = T/P$ ,样本估计的协方差矩阵为:

$$\hat{\mathbf{\Gamma}}^n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w [\mathbf{S}_i^* - E(\mathbf{S}_i^*)]^T [\mathbf{S}_i^* - E(\mathbf{S}_i^*)] \quad (9)$$

将式(8)中积分形式用  $\sum_{m=1}^P w (S_i^*(t_m) - S_j^*(t_m)) v_k(t_m)$  近似表示,可得用于计算日负荷曲线之间近似程度的半度量表达式:

$$D(\mathbf{S}_i^*, \mathbf{S}_j^*) = \sqrt{\sum_{k=1}^q \left[ \sum_{m=1}^P w (S_i^*(t_m) - S_j^*(t_m)) v_k(t_m) \right]^2} \quad (10)$$

其中,  $[v_1(t_m)]^T, [v_2(t_m)]^T, \dots, [v_q(t_m)]^T$  分别为样本估计的协方差矩阵  $\hat{\mathbf{\Gamma}}^n$  的特征值  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_q$  对应的单位正交特征向量。

### 2.2.2 带宽 $h$ 的计算

带宽  $h$  在回归函数中起平滑作用,对回归函数的影响很大。 $h$  越小,回归函数  $\hat{r}(\mathbf{x})$  对于响应变量  $Y_i$  的微小变动就越敏感;相反,  $h$  越大,回归函数  $\hat{r}(\mathbf{x})$  对响应变量  $Y_i$  的微小变动就越不敏感。为了使预测模型具有更好的效果,本文根据式(4)函数型非参数回归模型,采用交叉验证法<sup>[21]</sup>计算预测模型中的最优带宽  $h_{\text{opt}}$ 。计算步骤如下。

**a.** 在  $n$  个函数型数据样本中去除第  $j$  个样本,用剩下的  $n-1$  个样本对回归函数进行估计,可得:

$$\hat{r}^{(-j)}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1, i \neq j}^{n-1} S_{i+1}^*(t_m) K(h^{-1}D(\mathbf{x}, \mathbf{S}_i^*))}{\sum_{i=1, i \neq j}^{n-1} K(h^{-1}D(\mathbf{x}, \mathbf{S}_i^*))} \quad (11)$$

**b.** 计算交叉验证指标  $\delta_{\text{CV}}(h)$ :

$$\delta_{\text{CV}}(h) = \frac{1}{(n-1)P} \sum_{m=1}^P \sum_{j=2}^n [S_j^*(t_m) - \hat{r}^{(-j)} S_{j-1}^*(t_m)]^2 \quad (12)$$

**c.** 求解使  $\delta_{\text{CV}}(h)$  最小的带宽即为最优带宽  $h_{\text{opt}}$ :

$$h_{\text{opt}} = \arg \min_h \{\delta_{\text{CV}}(h)\} \quad (13)$$

其中,  $\arg \min_h \{\delta_{\text{CV}}(h)\}$  表示使泛函  $\delta_{\text{CV}}(h)$  的值最小时的  $h$  的取值。

### 2.3 日负荷预测曲线的修正

日负荷率  $\gamma$  和最小负荷率  $\beta$  是反映典型日负荷曲线变化形状和特点的负荷特性指标,它们可以通过中长期负荷特性的预测得到。在已知待预测曲线的日负荷率  $\gamma$  和最小负荷率  $\beta$  的情况下,为了使预测曲线满足典型日负荷特性指标的要求,以 2.2 节函数型非参数回归预测方法得到的预测曲线  $\hat{\mathbf{S}}_{n+1}^*$  作为参考曲线  $\mathbf{S}_r^*$ ,建立使修正曲线  $\mathbf{S}_f^*$  与参考曲线误差平方和最小为目标函数,日负荷率  $\gamma$  和最小负荷率  $\beta$  为约束条件的二次规划模型对预测曲线进行修正。

为了使曲线的修正更准确,本文参考文献[11]中二次规划的建模方法,引入灰色理论的基本思想,首先对参考曲线数据  $\hat{S}_{n+1}^*(t_m)$  进行如下的数据预处理,弱化原始数据的随机性。

**a.** 排序。将  $\hat{S}_{n+1}^*(t_m)$  由大到小排列成序列  $l_r(k)$ ,修正后的曲线  $\mathbf{S}_f^*$  也相应排成序列  $l_f(k)$ ,记两序列对应的原始下标为  $h_k$ ,有:

$$\begin{aligned} l_r(1) &\geq l_r(2) \geq \dots \geq l_r(P) > 0 \\ 1 &= l_f(1) \geq l_f(2) \geq \dots \geq l_f(P) = \beta \\ l_r(k) &= \hat{S}_{n+1}^*(t_{h_k}) \\ l_f(k) &= \mathbf{S}_f^*(t_{h_k}) \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $k=1, 2, \dots, P$ 。

**b.** 作差。分别将  $l_r(k)$ 、 $l_f(k)$  序列相邻 2 项求差值,得到序列  $y_r(i)$ 、 $y_f(i)$ ,有:

$$\begin{aligned} y_r(i) &= l_r(i) - l_r(i+1) \geq 0 \\ y_f(i) &= l_f(i) - l_f(i+1) \geq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

其中,  $i=1, 2, \dots, P-1$ 。

根据式(15),典型日负荷特性指标与  $y_f(i)$  有如下关系:

$$\begin{aligned} \gamma &= \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P l_r(k) = \frac{1}{P} \left[ P - \sum_{i=1}^{P-1} (P-i) y_f(i) \right] \\ \beta &= l_f(P) = 1 - \sum_{i=1}^{P-1} y_f(i) \end{aligned} \quad (16)$$

经过数据处理后,预测曲线的修正模型可以转化为求使排序后的一阶差分序列误差最小的二次规划模型,如式(17)所示:

$$\min f = \sum_{i=1}^{P-1} [y_f(i) - y_r(i)]^2$$



s.t. 
$$\sum_{i=1}^{P-1} (P-i)y_i(i) = T(1-\gamma) \tag{17}$$
$$\sum_{i=1}^{P-1} y_i(i) = 1-\beta$$

通过求解上述模型,得到最优解即  $y_i(i)$ 。根据式(15)以及  $l_i(1)=1$ 、 $l_i(P)=\beta$  可求出经过排序后的序列  $l_i(k)$ 。利用所记录的原始下标  $h_k$  和式(14)还原得到修正后的曲线  $S_f^*$ 。

已知待预测典型日的最大负荷  $S_{fmax}$ ,可计算出经修正的实际典型日负荷预测曲线为  $S_f(t_m)=S_f^*(t_m)S_{fmax}$ 。

基于函数型非参数回归模型的中长期日负荷曲线预测步骤如图 1 所示。

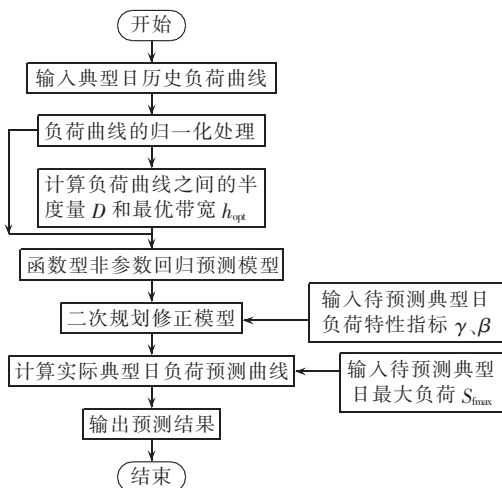


图 1 基于函数型非参数回归模型的典型日负荷曲线预测流程图

Fig.1 Flowchart of typical daily load curve forecasting based on functional nonparametric regression model

### 3 算例分析

本文采用中国某省级电网 2000 至 2009 年夏季典型日和美国 PJM 电力公司 2002 至 2011 年冬季典型日 24 点 ( $P=24$ ) 负荷数据<sup>[22]</sup>对本文所提预测方法进行研究分析。这里假设 2009 年夏季典型日和 2011 年冬季典型日的日负荷率  $\gamma$ 、最小负荷率  $\beta$  和最大负荷已知,如表 1 所示。

表 1 待预测的典型日负荷特性指标

Table 1 Load characteristic indexes of typical days to be forecasted

| 典型日         | 最大负荷/MW   | $\gamma$ | $\beta$ |
|-------------|-----------|----------|---------|
| 2009 年夏季典型日 | 19 120.00 | 0.886    | 0.755   |
| 2011 年夏季典型日 | 6 575.60  | 0.882    | 0.726   |

同时,将本文预测方法与经典的中长期日负荷曲线预测方法,即文献[11]的二次规划预测方法和文献[12]的“双向夹逼”线性规划预测方法进行对比。

使用下述指标分析和对比不同预测方法的准确性。

a. 平均绝对百分比误差 MAPE(Mean Absolute

Percent Error):

$$MAPE = \frac{1}{P} \sum_{m=1}^P \left| \frac{S_t(t_m) - S_f(t_m)}{S_t(t_m)} \right| \times 100 \% \tag{18}$$

b. 均方根差 RMSE(Root Mean Square Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{m=1}^P [S_t(t_m) - S_f(t_m)]^2} \tag{19}$$

其中,  $S_t(t_m)$  和  $S_f(t_m)$  分别为实际负荷曲线和负荷预测曲线。

#### 3.1 某省级电网夏季典型日负荷曲线预测

按照 2 节的步骤以某省级电网 2000 至 2008 年夏季典型日负荷曲线作为历史样本,对 2009 年夏季典型日负荷曲线进行预测。通过对历史样本曲线进行交叉验证计算,可得函数型非参数回归模型中的最优带宽  $h_{opt}=0.197$ 。选择某省级电网 2008 年夏季典型日负荷曲线作为文献[11]方法和文献[12]方法的参考曲线。所得预测曲线和各点预测结果相对误差对比如图 2 和表 2 所示。

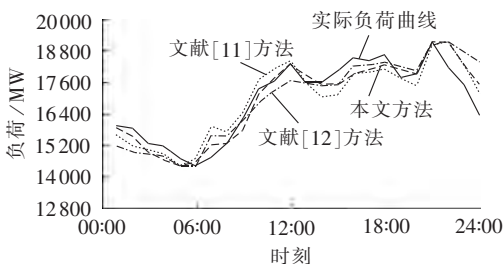


图 2 2009 年夏季典型日负荷曲线

Fig.2 2009' typical summer daily load curve

3 种预测方法的预测效果比较如表 3 所示。由表 3 可知,本文提出的基于函数型非参数回归模型的预测方法对某省级电网 2009 年夏季典型日负荷曲线的预测结果在 MAPE、RMSE 和最大相对误差上均优于文献[11]和文献[12]的预测方法。

#### 3.2 美国 PJM 电力公司冬季典型日负荷曲线预测

以美国 PJM 电力公司 2002 至 2010 年冬季典型日负荷曲线作为历史样本对 2011 年冬季典型日负荷曲线进行预测。通过对历史样本曲线进行交叉验证计算,可得函数型非参数回归模型中的最优带宽  $h_{opt}=0.0165$ 。选择 PJM 电力公司 2010 年冬季典型日负荷曲线作为文献[11]方法和文献[12]方法的参考曲线。所得预测曲线和各点预测结果的相对误差对比如图 3 和表 4 所示。

3 种预测方法的预测效果比较如表 5 所示。由表 5 可知,本文提出的基于函数型非参数回归模型的预测方法对美国 PJM 电力公司 2011 年冬季典型日负荷曲线的预测结果在 MAPE、RMSE 和最大相对误差上均优于文献[11]和文献[12]的预测方法。

#### 3.3 算例结果分析

从表 3 和表 5 的预测结果对比可知,本文预测

表 2 2009 年夏季典型日负荷曲线各点预测误差对比  
Table 2 Comparison of 2009' typical summer daily load curve forecasting error for different points

| 时刻    | 实际值/<br>MW | 相对误差 / %   |                |                |
|-------|------------|------------|----------------|----------------|
|       |            | 本文<br>预测模型 | 文献[11]<br>预测模型 | 文献[12]<br>预测模型 |
| 01:00 | 15965.27   | 0.68       | 2.18           | 4.74           |
| 02:00 | 15869.60   | 2.01       | 4.20           | 5.69           |
| 03:00 | 15296.00   | 2.17       | 1.45           | 2.55           |
| 04:00 | 15200.47   | 3.51       | 1.96           | 2.55           |
| 05:00 | 14722.40   | 1.95       | 1.95           | 1.95           |
| 06:00 | 14435.67   | -1.05      | -1.89          | 0              |
| 07:00 | 14779.80   | -3.02      | -7.95          | -5.53          |
| 08:00 | 15296.00   | 0.14       | -2.65          | -1.72          |
| 09:00 | 16252.00   | 2.65       | -1.24          | 0.61           |
| 10:00 | 17360.93   | 1.13       | -2.03          | 3.16           |
| 11:00 | 17647.80   | -0.67      | -2.60          | 2.03           |
| 12:00 | 18316.93   | 0.36       | -0.50          | 3.63           |
| 13:00 | 17590.40   | -1.61      | 0.17           | 0.30           |
| 14:00 | 17590.40   | 0.43       | 3.10           | 0.68           |
| 15:00 | 18030.20   | 2.62       | 5.07           | 2.91           |
| 16:00 | 18508.13   | 3.21       | 3.30           | 1.61           |
| 17:00 | 18412.60   | 1.78       | 2.33           | 0.79           |
| 18:00 | 18642.07   | 2.09       | 2.88           | 1.58           |
| 19:00 | 17781.60   | -1.70      | 0.18           | -2.27          |
| 20:00 | 17934.53   | 0.24       | 2.65           | -0.56          |
| 21:00 | 19120.00   | 0          | 0.65           | 0              |
| 22:00 | 18164.00   | -5.26      | -5.26          | -5.26          |
| 23:00 | 17494.87   | -4.33      | -4.48          | -7.19          |
| 24:00 | 16347.67   | -7.23      | -5.00          | -12.42         |

表 3 2009 年夏季典型日负荷曲线预测效果对比  
Table 3 Comparison of 2009' typical summer daily load curve forecasting effect

| 预测方法     | MAPE / % | RMSE   | 最大相对误差 / % |
|----------|----------|--------|------------|
| 本文方法     | 2.08     | 454.54 | -7.23      |
| 文献[11]方法 | 2.74     | 547.92 | -7.95      |
| 文献[12]方法 | 2.91     | 666.93 | -12.42     |

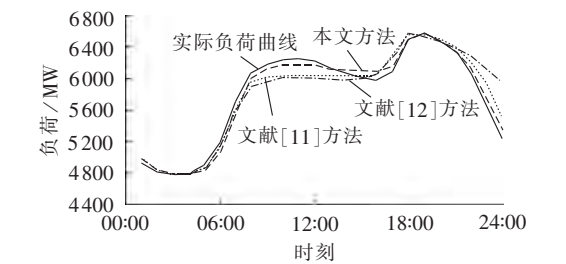


图 3 2011 年冬季典型日负荷曲线  
Fig.3 2011' typical winter daily load curve

方法在总体预测误差指标上均优于文献[11]和文献[12]的预测方法。在各点预测误差上,从表 2 和表 4 可知,在超过 75% 的点上本文预测方法的预测精度均高于文献[11]和文献[12]的预测方法。总体而言,本文预测方法的预测误差较小,相比文献[11]和文献[12]中的方法有一定程度的提高。

本文的预测方法是从函数型数据的角度来分析具有相似性特征的典型日负荷曲线样本并建立

表 4 2011 年冬季典型日负荷曲线各点预测误差对比  
Table 4 Comparison of 2011' typical winter daily load curve forecasting error for different points

| 时刻    | 实际值/<br>MW | 相对误差 / %   |                |                |
|-------|------------|------------|----------------|----------------|
|       |            | 本文<br>预测模型 | 文献[11]<br>预测模型 | 文献[12]<br>预测模型 |
| 01:00 | 4933.46    | -0.78      | -0.93          | 0.28           |
| 02:00 | 4808.36    | -0.58      | -0.67          | -0.08          |
| 03:00 | 4773.94    | -0.33      | -0.23          | 0              |
| 04:00 | 4784.94    | 0.23       | 0.23           | 0.05           |
| 05:00 | 4903.96    | 1.63       | 1.29           | 1.02           |
| 06:00 | 5167.48    | 2.30       | 1.03           | 1.03           |
| 07:00 | 5704.53    | 2.39       | 1.56           | 1.87           |
| 08:00 | 6076.84    | 1.34       | 1.99           | 3.11           |
| 09:00 | 6178.23    | 0.80       | 2.44           | 3.64           |
| 10:00 | 6236.08    | 1.02       | 3.21           | 3.54           |
| 11:00 | 6254.19    | 1.29       | 3.49           | 3.86           |
| 12:00 | 6228.76    | 0.90       | 3.09           | 3.60           |
| 13:00 | 6141.33    | 0.30       | 1.76           | 2.36           |
| 14:00 | 6076.33    | -0.68      | 0.66           | 1.51           |
| 15:00 | 6013.15    | -1.53      | -0.38          | 0.25           |
| 16:00 | 5984.33    | -1.83      | -1.15          | -1.04          |
| 17:00 | 6091.32    | -1.17      | -3.36          | -2.74          |
| 18:00 | 6502.04    | 0.15       | -1.13          | -1.13          |
| 19:00 | 6575.60    | 0          | 0.28           | 0.59           |
| 20:00 | 6482.51    | -0.16      | -0.32          | 0.10           |
| 21:00 | 6350.87    | 0.04       | -0.82          | -0.79          |
| 22:00 | 6057.66    | -1.25      | -2.61          | -3.85          |
| 23:00 | 5645.39    | -1.76      | -5.23          | -8.50          |
| 24:00 | 5228.95    | -2.41      | -5.35          | -13.60         |

表 5 2011 年冬季典型日负荷曲线预测效果对比  
Table 5 Comparison of 2011' typical winter daily load curve forecasting effect

| 预测方法     | MAPE / % | RMSE   | 最大相对误差 / % |
|----------|----------|--------|------------|
| 本文方法     | 1.04     | 71.78  | -2.41      |
| 文献[11]方法 | 1.80     | 135.35 | -5.35      |
| 文献[12]方法 | 2.44     | 216.21 | -13.60     |

预测模型,可以更好地挖掘和考虑典型日负荷曲线的变化规律。本文采用不事先对变量之间关系作任何假定的非参数回归方法,模型基于样本数据,具有一定自适应性。通常情况下,典型日的历史负荷曲线有形状相似、变化规律相近的特点,但是当历史数据中出现某些典型日负荷曲线的变化趋势与其他曲线的变化趋势有较大差别时,本文预测方法的预测精度会受到影响,预测误差将会增大。相关的理论分析和处理方法将是下一步的研究重点。

4 结论

本文提出了一种用于预测中长期日负荷曲线的新方法。该方法引入函数型数据分析理论,将典型日负荷变化视为函数型变量,从函数型数据的角度来分析具有相似性特征的典型日负荷曲线样本并建立预测模型,可以更好地挖掘和考虑典型日负荷曲线的变化规律。在建立预测模型时,本文采用

非参数回归的方法,不事先对变量之间的关系作任何假定,是基于样本数据进行建模,模型具有一定的自适应性。相比于经典中长期日负荷曲线预测方法中仅以待预测年前一年的典型日负荷曲线作为参考曲线进行修正,本文是以函数型非参数回归预测模型的预测曲线作为参考曲线,参考曲线的获取上考虑了更多的历史负荷曲线样本以及样本之间的变化规律。经过实际电网数据的仿真验证表明,本文提出的预测方法预测精度较高,适用于时间跨度较长的中长期日负荷曲线的预测。

## 参考文献:

- [1] 康重庆,夏清,张伯明. 电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨[J]. 电力系统自动化,2004,28(17):1-11.  
KANG Chongqing,XIA Qing,ZHANG Boming. Review of power system load forecasting and its development[J]. Automation of Electric Power Systems,2004,28(17):1-11.
- [2] NEGEVITSKY M,MANDAL P,SRIVASTAVA A K. An overview of forecasting problems and techniques in power systems[C]// IEEE Power & Energy Society General Meeting 2009. Calgary, AB,Canada:IEEE,2009:1-4.
- [3] KANDIL M S,EL-DEBEIKY S M,HASANIEN N E. Overview and comparison of long-term forecasting techniques for a fast developing utility:part I[J]. Electric Power Systems Research,2001,58(1):11-17.
- [4] 陈毛昌,穆钢,孙羽,等. 基于DFT灰色预测理论在日电量负荷预测中的应用[J]. 电力自动化设备,2005,25(9):29-32.  
CHEN Maochang,MU Gang,SUN Yu,et al. Application of DFT-based grey model in daily load forecast[J]. Electric Power Automation Equipment,2005,25(9):29-32.
- [5] 李伟,董伟栋,袁亚南. 基于组合函数和遗传算法最优离散灰色模型的电力负荷预测[J]. 电力自动化设备,2012,32(4):76-79.  
LI Wei,DONG Weidong,YUAN Yanan. Load forecasting based on discrete grey model optimized by composite function and genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(4):76-79.
- [6] 黄元生,方伟. 基于灰色傅里叶变换残差修正的电力负荷预测模型[J]. 电力自动化设备,2013,33(9):105-107.  
HUANG Yuansheng,FANG Wei. Power load forecasting model with residual error correction based on gray Fourier transform[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(9):105-107.
- [7] KANDIL M S,EL-DEBEIKY S M,HASANIEN N E. Long-term load forecasting for fast developing utility using a knowledge-based expert system[J]. IEEE Trans on Power Systems,2002,17(2):491-496.
- [8] XIE Da,YU Jiangyan,YU Jilai. The physical series algorithm of mid-long term load forecasting of power systems[J]. Electric Power Systems Research,2000,53(1):31-37.
- [9] 萧国泉,徐绳均. 电力规划[M]. 北京:水利电力出版社,1993:33-65.
- [10] 牛东晓,曹树华,赵磊,等. 电力系统负荷预测技术及其应用[M]. 北京:中国电力出版社,1999:55-70.
- [11] 康重庆,夏清,相年德,等. 中长期日负荷曲线预测的研究[J]. 电力系统自动化,1996,20(6):16-20.  
KANG Chongqing,XIA Qing,XIANG Niande,et al. The study on long-term daily load curve forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems,1996,20(6):16-20.
- [12] 何光宇,郭家春,鲍毅,等. 一种中长期日负荷曲线预测的新方法—双向夹逼法[J]. 电网技术,2004,28(7):27-29.  
HE Guangyu,GUO Jiachun,BAO Yi,et al. A novel method of middle and long term forecasting for daily load curve—approaching algorithm in two directions[J]. Power System Technology,2004,28(7):27-29.
- [13] 蔡国伟,杜毅,李春山,等. 基于支持向量机的中长期日负荷曲线预测[J]. 电网技术,2006,30(23):56-60.  
CAI Guowei,DU Yi,LI Chunshan,et al. Middle and long-term daily load curve forecasting based on support vector machine[J]. Power System Technology,2006,30(23):56-60.
- [14] 米子川,赵丽琴. 函数型数据分析的研究进展和技术框架[J]. 统计与信息论坛,2012,27(6):13-20.  
MI Zichuan,ZHAO Liqin. The research development and technical framework of functional data analysis[J]. Statistics & Information Forum,2012,27(6):13-20.
- [15] RAMSAY J O,DALZELL C J. Some tools for functional data analysis[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological),1991,53(3):539-572.
- [16] FERRATY F,VIEU P. Nonparametric functional data analysis: theory and practice[M]. New York,USA:Springer,2006:5-6.
- [17] PAPARODITIS E,SAPATINAS T. Short-term load forecasting: the similar shape functional time-series predictor[J]. IEEE Trans on Power Systems,2013,28(4):3818-3825.
- [18] CHAOUCH M. Clustering-based improvement of nonparametric functional time series forecasting:application to intra-day household-level load curves[J]. IEEE Trans on Smart Grid,2014,5(1):411-419.
- [19] BOSQ D. Linear processes in function spaces:theory and applications[M]. New York,USA:Springer,2000:12-13.
- [20] FERRATY F,VIEU P. The functional nonparametric model and application to spectrometric data[J]. Computational Statistics,2002,17(4):545-564.
- [21] ANTONIADIS A,PAPARODITIS E,SAPATINAS T. Bandwidth selection for functional time series prediction[J]. Statistics & Probability Letters,2009,79(6):733-740.
- [22] PJM. Metered load data[EB/OL]. (2012-01-15). <http://www.pjm.com/markets-and-operations/ops-analysis/historical-load-data.aspx>.

## 作者简介:



许梁

许梁(1989—),男,湖南长沙人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统负荷预测和优化理论(E-mail:xl1989@whu.edu.cn);

孙涛(1977—),男,山东鄒城人,博士研究生,主要研究方向为电力市场、电力建设和运营;

徐箭(1980—),男,湖北咸宁人,副教授,博士,主要研究方向为电力系统电压稳定分析与控制、电力系统规划与优化运行;

孙元章(1953—),男,湖北岳阳人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统分析与控制。

(下转第100页 continued on page 100)

线预决策系统[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(7): 1-5.

XU Taishan, XU Jianbing, BAO Yanhong, et al. On-line pre-decision based preventive and emergency control system for interconnected power grids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(7): 1-5.

[16] 周挺辉, 严正, 唐聪, 等. 基于多核处理器技术的暂态稳定并行算法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(8): 70-75.

ZHOU Tinghui, YAN Zheng, TANG Cong, et al. A parallel algorithm for transient stability computing based on multi-core processor technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(8): 70-75.

#### 作者简介:



段 慧

段 慧(1984—), 女, 山西长治人, 工程师, 硕士, 主要研究方向为电力系统安全稳定分析与控制(E-mail: duanhui@sgepri.sgcc.com.cn);

鲍颜红(1971—), 男, 安徽巢湖人, 高级工程师, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统安全稳定分析与控制。

## Auxiliary decision-making based on parallel mode multi-contingency for static voltage stability

DUAN Hui<sup>1</sup>, BAO Yanhong<sup>1</sup>, WANG Chao<sup>2</sup>, SUN Weizhen<sup>2</sup>, PENG Huimin<sup>1</sup>, RUAN Jingjing<sup>1</sup>

(1. NARI Group Corporation/State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 211106, China;

2. State Grid Zhejiang Electric Power Company, Hangzhou 310007, China)

**Abstract:** A method of auxiliary decision-making based on the multi-contingency in parallel mode is proposed to improve the system static voltage stability. The performance-cost ratio is calculated according to the sensitivity and economic cost of control measures for group control. The reactive power is first adjusted according to the results of voltage mode analysis. If the control target is not achieved, the active power adjustment is then supplemented according to the calculated active power comprehensive sensitivity. If the comprehensive control measures may cause bus overvoltage in normal operating mode, the reactive power is then readjusted according to the calculated reactive power comprehensive sensitivity. Based on the parallel computation platforms, different control schemes containing the contingency, control object, total adjustment and allocation mode are formed and the search spaces are quickly reduced by iteration. The efficiency of the proposed method is tested by the simulation for a real-time section of Zhejiang Power Grid.

**Key words:** static voltage stability; voltage control; stability; auxiliary decision-making; multi-contingency; parallel mode; sensitivity analysis; active power comprehensive sensitivity; reactive power comprehensive sensitivity

(上接第 94 页 continued from page 94)

## Mid- and long-term daily load curve forecasting based on functional nonparametric regression model

XU Liang<sup>1</sup>, SUN Tao<sup>1</sup>, XU Jian<sup>1</sup>, SUN Yuanzhang<sup>1</sup>, LI Zishou<sup>2</sup>, LIN Changqing<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. State Grid Hubei Electrical Power Corporation, Wuhan 430077, China)

**Abstract:** A mid- and long-term load curve forecasting method is proposed, which, based on the functional data analysis theory, takes the daily load curve as the functional data. A functional nonparametric regression forecasting model is built based on the data mining of historic load curve samples and a quadratic programming model is built to amend the daily load curve forecasted by the functional nonparametric regression forecasting model to meet the requirements of daily load characteristic indexes for the forecasted day. The typical summer daily load data of a provincial power grid and the typical winter daily load data of the PJM power company of USA are taken to test the proposed method, and the results show that it has higher forecasting accuracy.

**Key words:** mid- and long-term load forecasting; daily load curve forecasting; functional data analysis; nonparametric statistics; quadratic programming; models