

# 地区电网日负荷特性分析及预测方法研究

张 莉, 蒲晓瑛, 卢政尧

(成都电业局, 四川 成都 610021)

**摘要:** 夏季负荷波动大, 预测难度较大。如何提高日负荷预测精度, 成为调度部门迫切需要解决的一项重要任务。为有效提高夏季日负荷预测精度, 对成都电网日负荷特性进行了深入研究。借鉴电力系统分析中的标么制理论, 将日负荷曲线解析为标么负荷曲线与最大负荷。针对两者不同的变化特征和影响因素, 分别引入与之匹配的自适应指数平滑法和基于模糊聚类的径向基函数(RBF)神经网络法, 为负荷预测精度的提高提供了有效的解决途径。实例计算证明, 该方法可获得理想的预测效果, 能为调度部门提供负荷预测的决策依据。

**关键词:** 负荷预测; 标么曲线; 自适应指数平滑; 径向基函数(RBF)神经网络; 模糊聚类

**Abstract:** It's difficult to forecast the load because of the considerable load fluctuation of Chengdu Power Grid in summer. How to enhance the accuracy of daily load forecasting becomes a vital task which is urgent to be solved for dispatching departments. In order to effectively enhance the accuracy of daily load forecasting, the daily load characteristics of Chengdu Power Grid are studied. Drawing lessons from per unit theory of power system analysis, the daily load curve is resolved into per unit load curve and peak load. Aiming at their variation characteristics and influence factors, the methods of self-adaptive exponential smoothing and radial basis function (RBF) neural network are introduced respectively to match with them, which provides the effective solution to enhance the accuracy of load forecasting. The practical example shows that the proposed method can obtain an ideal predictive result and can provide the decision-making basis of load forecasting for dispatching departments.

**Key words:** load forecasting; per unit curve; self-adaptive exponential smoothing; radial basis function (RBF) neural network; fuzzy clustering

中图分类号: TM714 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2012)05-0021-07

## 0 引言

如何深入把握地区负荷特性, 在此基础上研究适用于本地负荷特性的预测方法, 提高日负荷预测精度, 成为调度部门迫切需要解决的一项重要任务。特别是针对隶属于亚热带湿润季风气候地区, 具有春早、夏热、秋凉、冬暖的气候特点。由于空气潮湿, 夏季虽然最高气温一般不超过 35℃, 却显得闷热; 冬天气温平均在 5℃以上, 但由于阴天多, 空气潮, 显得很阴冷。这种气候特征导致用电负荷在冬、夏两季明显增长, 尤其是夏季, 每年最高负荷一般都发生在夏季, 并且夏季负荷波动较大, 导致预测难度较大, 对电网安全稳定经济运行造成了一定影响。

通过对成都电网夏季日负荷特性展开深入研究, 借鉴电力系统分析中的标么制理论, 将日负荷解析为标么负荷曲线与最大负荷, 并分别探寻两者不

同的发展变化规律和相关影响因素, 研究与之发展特性相匹配的预测方法, 引入自适应指数平滑法和基于模糊聚类的 RBF 神经网络法, 从根本上抓住了影响负荷变化的内在因素, 最后通过实例验证了该方法对 2011 年成都电网夏季负荷预测的有效性。

## 1 成都电网夏季日负荷特性

### 1.1 年负荷曲线分布

从年负荷曲线可以看出, 成都电网负荷呈现出“W”形状, 冬季负荷水平较高, 到春节时负荷快速回落, 3 月份逐渐恢复, 但随着气候的转暖, 负荷呈平稳下降趋势, 直到 6 月份, 负荷开始出现攀升, 到 7 或 8 月份达到高峰后下降, 一直到 11 月份, 随着气候的变冷, 负荷再次出现攀升。全年存在两个高峰, 即夏季和冬季高峰, 从近 4 年来看, 成都电网夏季高峰负荷与冬季高峰负荷相差不大, 但一般高于

冬季高峰负荷,成为全年最高负荷。

依据历年负荷发展变化情况,考虑到夏季高峰负荷一般出现在7或8月份,将7、8月份负荷作为研究对象,展开后续相关特性分析和预测。

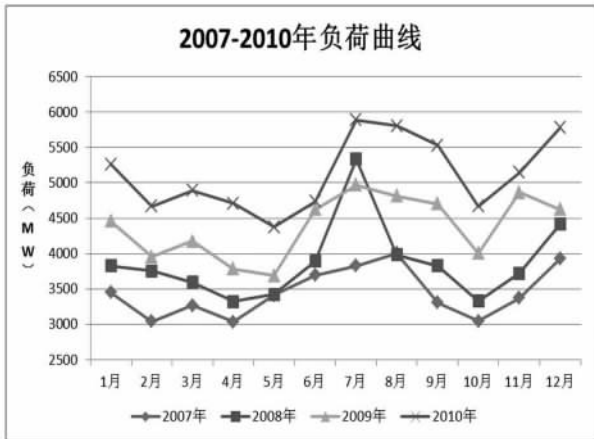


图1 2007—2010年负荷曲线

### 1.2 夏季典型日负荷曲线

以2011年7月份为例,选取与当月的平均日负荷率最接近的一天作为典型日,典型日负荷曲线如图2所示。

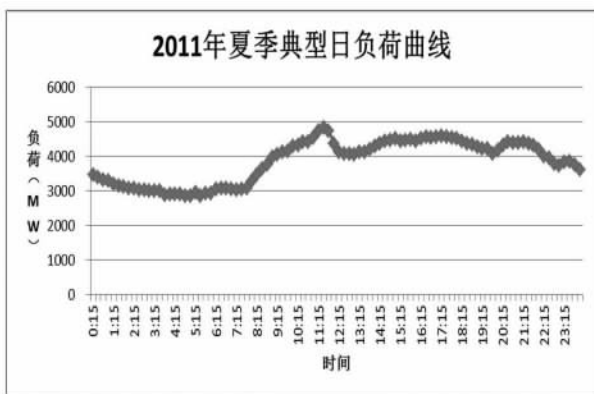


图2 2011年夏季典型日负荷曲线

从夏季典型日负荷曲线的形状来看,成都负荷变化与人们生产生活习惯密切相关,每日0:00到7:00,负荷处于全天低谷,但负荷曲线相对平稳;7:00后随着人们开始一天的生产与生活,负荷逐渐攀升,在中午11:30左右达到全天最大值;其后负荷有小幅下降,在14:30后呈现平稳的趋势,并且一直维持在较高水平;在17:30后,随着人们工作的结束,负荷有小幅下降,直到晚上7:30左右达到一个小低谷后再次攀升;在20:30左右达到最后一个晚高峰后,负荷呈现快速下降趋势。

用相关系数<sup>[4]</sup>描述夏季其他日与典型日的相关程度。相关系数无量纲,其值在[-1,1]范围内,

并且绝对值越接近1,相关性越强。当 $r_{xy} = 0$ ,两者不存在相关关系;当 $r_{xy} > 0$ ,称两者正相关;当 $r_{xy} < 0$ ,称两者负相关。

从相关系数来看,夏季其他日与典型日负荷曲线相关度非常高,除个别天较低外,大部分天相关系数大于0.95,这也在一定程度上体现了人们生产生活的规律性。

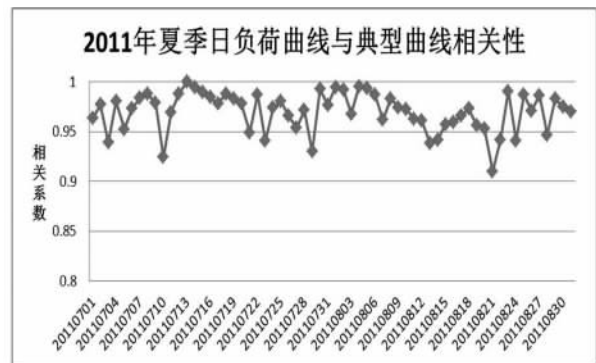


图3 2011年夏季日负荷曲线与典型曲线相关性

### 1.3 夏季最大负荷

从2011年夏季最大负荷发展变化情况以及发生时间来看,成都夏季日最大负荷波动较大,7至8月份日最大负荷最大值为6743 MW,最小值为2586 MW,最大值为最小值的2.6倍,并且从图3上来看,时间序列上的直接规律性并不强,这也是成都夏季负荷预测精度不高的重要原因;另一方面,从最大负荷发生时间上来看,相对稳定,大部分都发生在中午11:30左右,只有极少部分日发生在其他时间,这又从另一个角度说明了日最大负荷的特点,日最大负荷主要发生在中午时段,表明了其与气候的密切相关性。



图4 2011年夏季日最大负荷

## 2 成都电网夏季负荷影响因素

### 2.1 负荷标么化

在电力系统计算中,广泛采用标幺制<sup>[5]</sup>,标幺制是相对单位制的一种,在标幺制中各物理量都用标幺值表示,标幺值的定义如下。

$$\text{标幺值} = \frac{\text{实际值}}{\text{基准值}} \quad (1)$$

借鉴电力系统分析中的标幺制理论,将日负荷进行解析,解析为标幺负荷曲线与最大负荷,如式(2)。

$$\text{日负荷标幺曲线} = \frac{\text{日负荷曲线实际值}}{\text{日最大负荷}} \quad (2)$$

其中日负荷标幺曲线表征了负荷曲线形状,而日最大负荷表征了负荷水平。由上节的分析可知,成都夏季日负荷曲线形状表现出了相对的稳定性,而日最大负荷波动较大,两者表现出了不同的特性。针对其不同特性下面展开了影响其发展变化的相关因素分析,为预测方法的建立提供依据。

## 2.2 日负荷标幺曲线影响因素

### 2.2.1 日类型

日负荷标幺曲线的发展变化在很大程度上受到人们生产生活习惯的影响,而影响人们生产生活习惯的主要因素就是日类型。由于预测对象为夏季负荷(7、8月份负荷),因此,日类型中仅包括星期类型,即周一到周日,而不包括节假日。取2011年夏季每一种星期类型日负荷曲线作为参照日,将其他

同星期类型日标幺曲线与之展开相关性分析,计算结果如表1所示。

可以看出,每个星期类型与其同属于同一星期类型的典型日标幺曲线相关系数都比较高,最低也超过了0.97。具体来看,工作日(周一到周五)与工作日之间相关系数较高;而工作日与休息日(周六与周日)之间相关系数较低;休息日与休息日之间相关系数较高。

### 2.2.2 日期距离

在短期负荷预测中,距离某日时间越长,对该日负荷影响就越小,为比较星期类型与日期距离哪一项对负荷曲线形状影响更大,表2列出了分别考虑工作日与休息日后,2011年夏季不同星期类型与其上星期同星期类型日及前1~6日(工作日与休息日分别独立排序)的相关关系。

可以看出,同一星期类型日以及前4日的负荷标幺曲线都与待预测日保持了较高的相关性。对于工作日而言,独立排序后,前5日正好是其同一星期类型日,从第6日开始相关性明显降低;对于休息日而言,则直接从第5日开始相关性就大幅降低。此外,还可以看出,同一星期类型日与独立排序后距离较近的几日相比,与待预测日的相关性并没有体现出明显的优势。

表1 2011年不同星期类型日负荷标幺曲线相关系数

指标	平均相关系数						
	周一	周二	周三	周四	周五	周六	周日
周一	0.984	0.986	0.988	0.986	0.980	0.972	0.960
周二	0.987	0.989	0.989	0.988	0.985	0.980	0.964
周三	0.984	0.986	0.985	0.984	0.983	0.980	0.964
周四	0.965	0.967	0.968	0.971	0.963	0.964	0.954
周五	0.969	0.975	0.981	0.976	0.972	0.960	0.951
周六	0.958	0.960	0.963	0.962	0.958	0.977	0.975
周日	0.960	0.954	0.950	0.956	0.967	0.980	0.975

表2 2011年夏季不同日期距离日负荷标幺曲线相关系数

指标	平均相关系数						
	周一	周二	周三	周四	周五	周六	周日
同一星期类型	0.987	0.986	0.982	0.962	0.972	0.979	0.980
前1日	0.982	0.992	0.992	0.988	0.979	0.969	0.983
前2日	0.988	0.987	0.992	0.985	0.980	0.979	0.980
前3日	0.985	0.984	0.989	0.985	0.977	0.962	0.975
前4日	0.986	0.986	0.987	0.965	0.980	0.970	0.973
前5日	0.987	0.986	0.982	0.962	0.972	0.953	0.961
前6日	0.965	0.975	0.976	0.959	0.957	0.952	0.963

## 2.3 日最大负荷影响因素

### 2.3.1 日类型

日最大负荷的发展变化也与日类型息息相关,如图5所示,工作日与休息日最大负荷有明显差别,工作日负荷水平普遍偏高,周六负荷开始下降,周日负荷降到全星期最低水平,这也是受企业生产周期的影响,因此,历年夏季最大负荷普遍发生在工作日。



图5 2011年夏季不同星期类型日最大负荷

### 2.3.2 气象因素

除日类型外,影响成都夏季日最大负荷的关键因素就是气象因素,包括温度、湿度、降雨量等气象指标。气象因素对最大负荷的影响比较复杂,主要是受气象累积效应的影响。气象的累积效应体现在两个方面:一方面是指日累积效应,即多日高温与突然一日高温将带来不同的负荷增长;另一方面是指多气象指标的累积效应,例如相同温度下,不同湿度、不同降雨量情况下负荷水平并不完全相同。表3列出了2011年夏季日最大负荷与其相关气象因素的相关关系。

表3 2011年夏季日最大负荷与相关气象因素相关系数

指标	平均相关系数				
	最高温度	平均温度	最低温度	湿度	降雨量
日最大负荷	0.790	0.634	0.634	-0.418	-0.143

可以看出,温度与日最大负荷呈现正相关性,即随着温度的升高,日最大负荷增加;而湿度与降雨量则与日最大负荷呈现反相关性,即随着降雨量的增加、湿度的增大,日最大负荷下降。其中,正相关指标中最高温度与夏季日最大负荷平均相关系数最高,达到0.790;而反相关指标中湿度与夏季日最大负荷平均相关系数最高,达到-0.418,因此,预测时

宜同时考虑最高温度与湿度。

为进一步考虑气象的日累积效应,取连续3天日平均最高温度与日平均湿度,与日最大负荷展开相关性分析,发现相关系数分别为0.819和-0.445,较当日相关系数分别提高0.029和0.027个百分点,因此,在预测过程中考虑的气象因素选取为连续3天的日平均最高温度与日平均湿度。

## 3 成都电网夏季日负荷预测

针对日负荷标么曲线和日最大负荷的影响因素不同,发展变化规律不同,采用不同的预测方式分别展开预测,可分别提高两者的预测精度,最终将两者的预测结果合成后,形成准确率较高的日负荷预测结果。

### 3.1 基于自适应指数平滑法的标么曲线预测

从2.2节的分析可以看出对于相同日类型(工作日与休息日),距离待预测日较近的若干天与待预测日的标么曲线表现出了明显的相似性。对于这种情况的预测一般可采用指数平滑法这类时间序列预测方法。但指数平滑法中的一个重点就是平滑系数的确定,其选择的优劣直接关系到最终预测效果。引入了虚拟预测策略,形成了自适应的指数平滑预测方法,打破传统的平滑参数需人工设定的模式,利用历史预测精度对平滑指数进行动态调整,以提高标么曲线预测的准确度。

#### 3.1.1 指数平滑法

指数平滑法是时间序列分析的重要分支之一,是产生平滑时间序列的一种流行方法,在生活、生产及统计等领域的预测研究之中被广泛地应用,使用频次仅低于回归分析法。对于时间序列  $y_1, y_2, \dots, y_n$ , 要求预测  $y_{n+1}$ , 则有公式<sup>[6]</sup>如下。

$$\begin{aligned}
 S_0 &= y_1 \\
 S_t &= \alpha y_t + (1 - \alpha) S_{t-1} \\
 \hat{y}_{t+1} &= S_t
 \end{aligned} \tag{3}$$

指数平滑法计算过程中  $\alpha$  是给定的,其取值依赖于用户的经验,预测结果受主观经验影响;此外,静态的平滑参数无法适应时间序列自身的变化。

#### 3.1.2 自适应指数平滑法

引入虚拟预测概念,建立自适应指数平滑法,通过平滑参数的自适应动态调整,提高预测精度。所

谓虚拟预测<sup>[7]</sup>,即对过去时间展开预测,对于过去时间,其日负荷已经具有实际值,为避免与实际预测混淆,故称为虚拟预测。由于待预测对象为日标么曲线,一般为96点(每15分钟1点),为保持曲线的平滑性,每日96点取相同的平滑系数,选取优化目标为与待预测日同类型,且相邻 $n$ 日的日负荷平均预测精度。即优化模型如下。

$$\begin{aligned} \min & \left( \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n E_n \right) \\ & = \min \left( \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \sqrt{\frac{1}{96} \sum_{j=1}^{96} \left[ \frac{\hat{x}_{nj} - x_{nj}}{x_{nj}} \right]^2} \right) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $E_n$ 为第 $n$ 个虚拟预测日负荷标么曲线预测精度; $\hat{x}_{nj}$ 为第 $n$ 个虚拟预测日第 $j$ 点负荷标么曲线预测值; $x_{nj}$ 为第 $n$ 个虚拟预测日第 $j$ 点负荷标么曲线实际值。

在该模型中,依据2.2节分析结论,选参加指数平滑的同类型日个数为4,选取虚拟预测的天数也为4。首先给指数平滑法 $\alpha$ 中设置任意一个0到1范围内的初值,通过不断调整步长,使得待预测日相邻 $n$ 日的日负荷平均虚拟预测精度最小化,实现平滑系数的自适应与最优化。

### 3.2 基于模糊聚类与RBF神经网络的最大负荷预测

#### 3.2.1 RBF神经网络

人工神经网络模拟人类部分形象思维的能力,具有高度自适应性、自学习性以及容错性等突出特征,其应用已经渗透到多个领域,包括计算机视觉、模式识别、期货预测、负荷预测等。目前应用较多的是BP神经网络,但由于其自身的算法缺陷,计算速度低下,且宜陷入局部最小。RBF神经网络可以根据问题确定相应的网络拓扑结构,学习速度快,不存在局部最小问题,正在越来越多的领域内成为替代BP网络的一种新型网络。

RBF神经网络属于多层前向网络,一般为3层,第1层为输入层,由输入节点组成;第2层为隐含层,其神经元个数受所预测的问题需要而定;第3层为输出层,由输出节点组成。由输入层到隐含层的变换函数通常选择高斯函数<sup>[8]</sup>,即为

$$h_j(z) = \Phi(\|z - c_j\|, \sigma_j) = \exp\left(-\frac{\|z - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (5)$$

式中, $\|\cdot\|$ 表示范数,通常为2范数; $z$ 为 $m$ 维输

入向量; $c_j$ 为第 $j$ 个隐含层单元的中心; $\sigma_j$ 为第 $j$ 个隐含层单元非线性变换函数的宽度。

由隐含层到输出层的输出为

$$f(z) = \sum_{j=1}^q h_j(z) \omega_j \quad (6)$$

式中, $\omega_j$ 为第 $j$ 个隐含层单元与输出之间的连接权; $q$ 为隐含层单元数。

取误差指标如下。

$$E = \sum_{i=1}^k (\hat{o}_i - f(z_i))^2 \quad (7)$$

式中, $\hat{o}_i$ 为训练样本的输出。

采用LMS算法即最小均方误差算法进行网络训练,这是基于最陡下降的一种算法,即使权矢量沿着误差函数负梯度的方向逼近其最佳值,其迭代公式<sup>[9]</sup>如下。

$$w_i^{n+1} = w_i^n - \eta_1 \frac{\partial E}{\partial w_i}(n) \quad (8)$$

$$c_i^{n+1} = c_i^n - \eta_2 \frac{\partial E}{\partial c_i}(n) \quad (9)$$

式中, $\eta_1$ 、 $\eta_2$ 为学习效率因子,且均在0~1范围内。如满足收敛条件,则停止;否则,令 $n = n + 1$ ,利用迭代公式重新修正权重和中心。算法收敛条件如下。

$$|E^{n+1} - E^n| < \varepsilon \quad (10)$$

式中, $\varepsilon$ 为给定的足够小的允许误差。

#### 3.2.2 模糊聚类在RBF神经网络中的应用

在人工神经网络运算过程中,选择合适的训练样本对于提高运算效率、提高预测精度具有重要意义。这里应用模糊聚类对训练样本进行智能筛选。

聚类分析是数理统计中的一种多元分析方法,它是用数学方法定量地确定样本的亲疏关系,从而客观地划分类型。由于事物之间的界限往往有些是确切的,有些是模糊的,由此衍生出模糊聚类。这里应用模糊聚类中的模糊等价矩阵动态聚类分析法,结合2.3节分析得到的日最大负荷影响因素,以及考虑到负荷变化的相对连续性,取日类型、连续3天平均最高温度与湿度、前1天最大负荷作为日特征值,展开模糊聚类。

为使数据具有可比较性,首先需要对原始数据进行预处理,采用映射的方式,依据各日特征值对应的最大负荷分布情况,将日特征值映射[0,1]区间内,例如日类型映射表如表4。

而对于温度和湿度类指标,对于不具有连续性的中间值采用线性插值法进行补充。

表4 日类型映射表

日类型	平均最高温度	映射值
周一	5 947	0.921 5
周二	5 964	0.938 3
周三	6 027	1.000 0
周四	5 763	0.740 2
周五	5 699	0.677 2
周六	5 497	0.478 7
周日	5 214	0.200 0

在此基础上,采用1.2节中介绍的相关系数来确定相似程度,并建立模糊相似关系矩阵 $R$ ,进而利用平方自合成法建立模糊等价矩阵,并设置合适的阈值,阈值大小直接影响聚类结果。经过实验测试选择阈值为0.55,将样本分为4类,每类包含10~15个样本。

在对样本进行分类后,则需依据各类的聚类中心 $z_{kj}$ 找到与待预测日相符的分类作为最终输入RBF神经网络中的训练样本。

$$\bar{z}_{kj} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z'_{ij} \quad (11)$$

式中, $\bar{z}_{kj}$ 为包含 $N$ 个样本的第 $k$ 类聚类中心中的第 $j$ 个分量。

按照式(11)计算待预测日与各类中心的欧式距离。

$$d_{ik} = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{k=1}^l (z'_{ij} - \bar{z}_{kj})^2} \quad (12)$$

式中, $l$ 为分类的数目; $z'_{ij}$ 为待预测日的特征值向量。

以欧式距离最短的类别作为送入待预测日中进行训练的样本类别。

## 4 实例验证

选用成都电网2011年7~8月日负荷作为预测对象,利用自适应指数平滑法对标么曲线展开预测,参加指数平滑的同类型相邻日个数选为4天,虚拟预测的天数也为4天;利用RBF神经网络进行日最大负荷预测,输入量为日类型、连续3天平均最高温度、连续3天平均湿度、前1天日最大负荷,输出量为待预测日最大负荷;利用模糊聚类进行神经网络训练样本的选择,阈值选取为0.55。2011年7~8月平均预测精度分别达到97.6%和97.1%,满足考核指标要求。

以8月20日为例,预测得到的最大负荷为6 214 MW,实际最大负荷为6 028 MW,相对误差

3.1%;实际最大负荷为标么曲线预测值与实际值对比如图6。

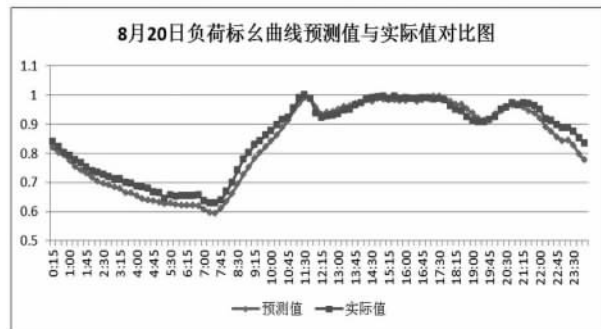


图6 8月20日负荷标么曲线预测值与实际值对比图

合成后,8月20日负荷预测精度达到97.2%,预测效果理想。

## 5 结语

借鉴电力系统分析中的标么制理论,将成都电网日负荷曲线分解为标么负荷曲线与最大负荷,分别研究其发展变化规律和影响因素。对于标么负荷曲线,利用其同类型日、相近日标么负荷曲线的相似性,引入自适应指数平滑法进行预测;对于最大负荷,综合考虑日类型、连续3日平均最高温度与湿度等日特征值,引入基于模糊聚类的RBF神经网络预测方法,最终形成合成的日负荷曲线预测。实例验证,该预测方法通过对负荷解析,针对不同组成部分研究与之相匹配的预测方法,可获得令人满意的预测效果。

### 参考文献

- [1] 朱振伟,方鸽飞,王国福,等. 电网夏季气象敏感负荷特性分析[J]. 华东电力,2008,36(9):53-58.
- [2] 钱卫华,姚建刚,龙立波,等. 基于负荷特性分析的短期负荷预测相似日选择方法[J]. 华中电力,2007,20(1):17-21.
- [3] 李民,朱慰慈. 2005年夏季镇江地区空调负荷特点分析[J]. 2006,25(2):39-41.
- [4] 贾俊平,何晓群,金勇进. 统计学[M]. 北京:中国人民大学出版社,2009.
- [5] 何仰赞,温增银. 电力系统分析[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2002.
- [6] 高百宁. 经济预测与决策[M]. 上海:上海财经大学出版社,2009.
- [7] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中

国电力出版社, 2007.

- [8] 彭显刚, 胡松峰, 吕大勇. 基于 RBF 神经网络的短期负荷预测方法综述 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(17): 144 - 148.
- [9] 陈刚, 周杰, 张雪君, 等. 基于 BP 与 RBF 级联神经网络的日负荷预测 [J]. 电网技术, 2009, 33(12): 118 - 123.
- [10] 周虎, 江岳春, 陈旭, 等. 模糊聚类分析和代数算法结合的短期负荷预测 [J]. 电力系统及其自动化学报,

2011, 23(3): 101 - 105.

作者简介:

张莉 (1962), 女, 工程师, 从事电网运行管理及负荷预测;

蒲晓瑛 (1978), 女, 工程师, 从事电网调度运行方式管理;

卢政尧 (1957), 男, 高级工程师, 从事电网调度运行管理。

(收稿日期: 2012-06-18)

(上接第 10 页)

系统在电力系统突然短路或负荷突然增、减时, 对发电机进行强行励磁或者强行减磁, 以此来提高电力

## 6 结 语

通过仿真得出了重合闸冲击电流在鼠笼式风机下与风机容量以及负荷容量的关系, 即随着风机容量以及负荷容量的增加, 重合闸冲击电流增加。然后比较了鼠笼式风机类型和双馈直驱通用风机类型对重合闸冲击电流的影响, 即鼠笼式风力发电机系统的重合闸冲击电流比双馈直驱通用风力发电机系统的重合闸冲击电流大。仿真的结果与理论分析相一致, 为研究继电保护重合闸提供了更为可靠的理论依据。

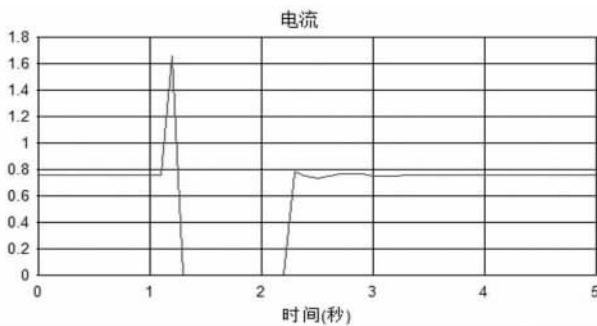


图 7 鼠笼式风力发电机的电流仿真图

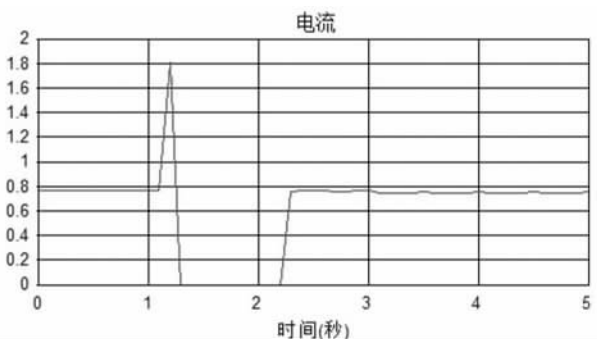


图 8 双馈直驱通用风力发电机的电流仿真图

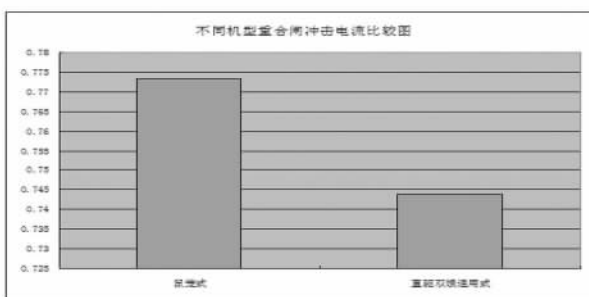


图 9 不同机型重合闸冲击电流比较图

系统的稳定性<sup>[5]</sup>, 因此在重合时比异步发电机产生的波动相对小, 产生的冲击也相对较小。故鼠笼式风力发电机系统的重合闸冲击电流比双馈直驱通用风力发电机系统的重合闸冲击电流大。

## 参考文献

- [1] 张保会, 尹项根. 继电保护(第2版) [M]. 北京: 中国电力出版社, 2010.
- [2] 辜承林, 陈乔夫. 电机学(第2版) [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005.
- [3] 何仰赞, 温增银. 电力系统分析(第3版) [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [4] 崔家佩, 孟庆岩, 等. 电力系统继电保护与安全自动装置整定计算(第一版) [M]. 北京: 中国电力出版社, 1993.
- [5] 国家电力调度通信中心. 电力系统继电保护实用技术问答(第一版) [M]. 北京: 中国电力出版社, 1997.
- [6] 宋少群, 付超, 张兰英, 等. 风电场并网线路重合闸的合理配合方式 [J]. 电力系统自动化, 2010, 34(20): 77 - 79.

作者简介:

王银萍 (1987), 女, 硕士研究生, 研究方向为风机控制与继电保护;

王维庆 (1959), 男, 博士生导师, 研究方向为风机继电保护及并网技术;

常喜强 (1976), 男, 高级工程师, 研究方向为电力系统稳定与控制及风力发电技术。

(收稿日期: 2012-05-30)