

## 两种新型综合模型在短期负荷预测中的应用

徐建, 邱晓燕, 张子健, 周曲

(四川大学电气信息学院智能电网四川省重点实验室, 四川 成都 610065)

**摘要:** 在四种广泛应用的预测模型(SVM模型、BP网络模型、小波回归模型、基于同类日模型)的基础上,提出了两种新型综合模型I和综合模型II。在模型的建立及参数的确定过程中,采用虚拟预测理念,并对历史数据、温度因素、节假日因素、经济水平增长因素的处理做了一系列创新改进。最后以EUNITE Network 2001年8月1日举行的一次全球性的预测竞赛为算例,验证了两种综合模型比单一模型有更高的预测精度,说明了这两种综合模型的优越性。

**关键词:** 支持向量机; 神经网络; 小波回归; 新型综合模型

### Application of two new integrated models in short-term load forecasting

XU Jian, QIU Xiao-yan, ZHANG Zi-jian, ZHOU Qu

(Provincial-Level Key Lab of Smart Grid, School of Electrical Engineering and Information,  
Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Based on four general forecasting models (SVM model, BP neural network model, wavelet regression model and similar date model), two new models (integrated model I and integrated model II) are proposed. In the process of establishing models and determining parameters, the virtual forecast conception is adopted and a series of improvements on the aspects of historical data, temperature factor and holiday factor, and economic growth are made. Finally a global forecast competition which was held by EUNITE Network on August 1st, 2001 is taken as an example, showing the average daily error and maximum daily error in the forecasting of this two integrated models have been improved obviously compared with the four simple models. So the two integrated models are proved to have an important practical value.

**Key words:** support vector machine; neural networks; wavelet regression; new integrated model

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)17-0101-06

## 0 引言

短期负荷预测是电力系统调度管理部门制订停机计划及在线安全分析的基础,是保障电网安全和经济运行的重要手段。准确的负荷预测不仅可以经济地安排发电机组的起停,合理制订机组检修计划,减少不必要的旋转储备容量,同时也是建设电力市场,促进电网和供电企业参与市场竞争,提高电力行业经济效益和社会效益的基本工作内容之一。

负荷预测的核心是预测方法,即如何分析电网的实际负荷特性,结合实时运行情况,建立合理和准确的预测数学模型,设计高效的计算方法,得出精确的预测结果。为此,国内外学者做了大量的研究,现在应用最广泛、研究最多的是神经网络<sup>[1-3]</sup>。除此以外,卡尔曼滤波<sup>[4]</sup>、聚类分析<sup>[5]</sup>、小波分析<sup>[6]</sup>均有成功应用。在新方法的探索中,一些文献采用

混沌理论<sup>[7-8]</sup>、模糊集理论<sup>[9]</sup>、数据挖掘<sup>[10]</sup>等进行预测的尝试,取得了一定的成果。

影响负荷预测的因素众多,既受负荷本身的历史表现影响,还要受其他非负荷因素的影响。既然影响负荷的因素这么多,而数学模型又是理想抽象的,负荷发展的规律自然很难用单一的数学模型完满地描述,任何单一模型的预测精度必然有限。由于采用不同的预测模型一般会得到精度不同的预测结果,如果简单地将预测误差较大的一些模型舍弃,将会丢弃一些有价值的信息。无论是从方便预测人员选择模型的角度,还是从提高预测精度的角度,都需要研究如何将不同种类的模型进行组合,得到综合预测模型。最终利用各种预测方法所提供的有价值的信息,形成对负荷发展规律更贴切更完备的描述,从而提高预测精度。

本文采用四种基本预测模型,即支持向量机模型、神经网络模型、小波回归模型、基于同类日模

型,在此基础上提出了两种新型的综合模型。在预测过程中,采用虚拟预测理念,并在历史数据、温度因素、节假日因素、经济增长因素等方面的处理上做了一系列改进,最后以 EUNITE Network 举行的一次全球性的预测竞赛为例,验证了这两种综合模型相对于单一模型来说,能显著提高预测精度。

## 1 四种基本预测模型

### 1.1 支持向量机模型 (SVM)

SVM 可以理解为,根据输入、输出数据集  $(x_i, y_i)(i=1, \Lambda, M)$ , 求取输入和输出之间的关系。其中:  $x_i$  是第  $i$  个  $m$  维输入向量;  $y_i$  是第  $i$  个输出向量;  $M$  是训练样本数。

首先将输入向量映射到  $l$  维特征空间,然后在特征空间中构造优化超平面

$$f(x) = W^T g(x) + b \quad (1)$$

式中:  $W$  是  $l$  维权重向量;  $g(x)$  是将  $x$  映射到特征空间的映射函数;  $b$  为偏置项。经过一系列推导,最后预测问题归结为求解

$$\min Q(W, b, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^M (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

约束条件为:

$$y_i - W^T g(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \quad i=1, \Lambda, M \quad (3)$$

$$W^T g(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \quad i=1, \Lambda, M \quad (4)$$

$$\xi_i \geq 0 \quad \xi_i^* \geq 0 \quad i=1, \Lambda, M \quad (5)$$

式中:  $C$  为平衡最大间隔和回归误差的边际系数;  $\xi_i, \xi_i^*$  为非松弛变量;  $\varepsilon$  为不敏感损失函数。式(2)中第一项使函数更为平坦,提高预测泛化能力,第二项可以减小拟合误差。

从数学模型上来看, SVM 属于是一种复杂的非线性映射,这点和神经网络比较类似,但它的出发点是数理统计和向量空间,有较严格的数学论证。

### 1.2 BP 网络模型

BP 网络图 1 中,输入向量为  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ , 隐层输出向量为  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ , 输出层输出向量为  $O = (o_1, o_2, \dots, o_l)^T$ , 期望输出向量为  $d = (d_1, d_2, \dots, d_n)^T$ 。输入层到隐层之间的权值矩阵用  $V$  表示,  $V = (V_1, V_2, \dots, V_m)$ , 其中列向量  $V_j$  为隐层第  $j$  个神经元对应的权向量。隐层到输出层之间的权值矩阵用  $W$  表示,  $W = (W_1, W_2, \dots, W_l)^T$ , 其中列向量  $W_k$  为隐层第  $k$  个神经元对应的权向量。

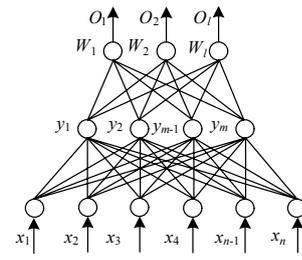


图 1 BP 网络模型

Fig.1 Back propagation neural model

当网络输出与期望输出不等时,存在输出误差  $E$ , 定义如下

$$E = \frac{1}{2} (d - O)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2 \quad (6)$$

将以上误差定义展开至输入层,有

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \{d_k - f[\sum_{j=0}^m \omega_{jk} f(\text{net}_j)]\}^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \{d_k - f[\sum_{j=0}^m \omega_{jk} f(\sum_{i=0}^n v_{ij} x_i)]\}^2 \quad (7)$$

网络输入误差是各层权值  $\omega_{jk}, v_{ij}$  的函数,调整各个权向量可改变拟合误差。

由数学模型可以看出, BP 网络能学习和存储大量输入-输出模式映射关系,而无需事先了解描述这种映射关系的数学方程。只要能提供足够多的样本模式对供 BP 网络进行学习训练,它便能完成由  $n$  维输入空间到  $m$  维输出空间的非线性映射。

### 1.3 小波回归模型

用小波回归来进行负荷预测可以这样理解,先把信号用小波分解成一系列有着明显规律的子信号,然后分别用回归等方法对各个子信号进行拟合及预测,最后小波重构得到预测结果。

小波变换的定义为,

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad a, \tau \in R; a > 0 \quad (8)$$

式中:  $a$  为伸缩因子;  $\tau$  为平移因子;  $\psi_{a,\tau}(t)$  为依赖于参数  $a, \tau$  的小波基函数。

小波分解过程为

$$C_n^k = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{j \in Z} C_j^{k-1} \bar{h}_{j-2n} \quad (9)$$

$$d_n^k = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{j \in Z} C_j^{k-1} \bar{g}_{j-2n} \quad (10)$$

重构过程为:

$$C_n^{k-1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{j \in Z} (h_{n-2j} C_j^k + g_{n-2j} d_j^k) \quad (11)$$

式中:  $C_n^k$ 、 $d_n^k$  为小波分解系数;  $h_j$ 、 $g_j$  为相应的小波离散滤波器。

这样负荷序列中的线性低频分量和高频随机分量经小波变换后, 其频谱被分离开来, 由于尺度函数和小波函数所在的空间是正交的, 所以没有冗余信息。

### 1.4 基于同类日的预测模型

倍比平滑法将预测过程分为标么曲线和基值预测两个部分, 其预测思路是, 待预测日的标么负荷曲线可由相关负荷集合的标么曲线的逐点平滑结果得到, 而相应的基值由其前一周期的倍比关系预测。如果同类日其他相关因素与待预测日十分相似, 则可考虑以此日作为预测结果。

基于同类日的预测模型简单, 直观, 计算方便, 有些时候还有着不错的预测效果。这是其他预测方法不能比拟的地方, 可见计算复杂程度并不一定与预测效果成正比。

## 2 虚拟预测

在确定模型参数时, 一般原则是追求历史时段的整体拟合误差最小。虚拟预测则是以历史时段中比较近的若干时段为假定的预测对象, 追求这段已知数据的虚拟预测误差最小。也就是说, 虚拟预测选取对最近一段历史数据进行假定预测时效果最好的模型及参数, 应用于对未来时段的预测。

## 3 两种新型综合模型

### 3.1 综合模型 I

由于不同预测方法的预测结果一般都存在一定差异, 综合模型 I 在此基础上, 给每个预测结果赋予不同的权重, 然后加权平均。文献[11]对此进行了研究, 并得出结论, 综合模型的预测误差平方和不大于参与组合的各个单一模型的预测误差平方和的最小者。

本文综合模型 I 为:

$$F_{WA} = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + \lambda_3 f_3 + \lambda_4 f_4 \quad (12)$$

式中:  $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$ 、 $f_4$  分别为 SVM 模型、BP 网络模型、小波回归模型、基于同类日模型的预测结果;  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ 、 $\lambda_4$  为每个预测方法的权重。

权重选取的具体方法为: 设  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ 、 $k_4$  分别为四种方法的虚拟预测误差, 则

$$\lambda_i = \frac{(1/k_i)^j}{\sum_{m=1}^4 (1/k_m)^j} \quad i=1,2,3,4, \quad j \geq 1 \quad (13)$$

如果某种方法虚拟预测结果较特殊, 则可考虑

尝试取负值。

综合模型 I 也可以称为结果综合模型, 即组合模型。

### 3.2 综合模型 II

综合模型 II 见图 2, 对于原始序列  $f(t) = (x_i, y_i) (i=1, \Lambda, M)$ , 先按照一定规则选取小波参数中  $a$ 、 $b$  的离散值, 得到一系列离散小波, 然后将  $f(t)$  进行小波级数展开:

$$f(t) \approx f_j + \sum_{i=1}^{k-1} W_i \quad (14)$$

这样, 我们把负荷分解到不同频率的各个尺度上。对于每个子序列, 构建一个支持向量机神经网络, 其中隐层节点对应于输入样本与一个支持向量的内积核函数。通过支持向量机神经网络得到子序列的预测结果, 最后小波重构, 得到整个预测结果。

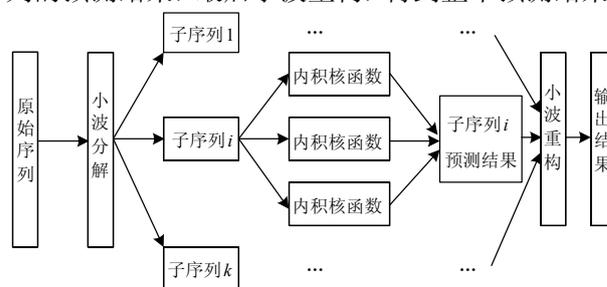


图2 综合模型II

Fig.2 Integrated model II

在这个模型中, 内层为支持向量机神经网络模型, 外层为小波模型。综合模型 II 也可以称为结构综合模型。

## 4 预测过程的改进措施

### 4.1 历史负荷数据预处理

如果某一天的数据出现异常, 掺入到正常的负荷序列中, 会使负荷序列的整体噪声增大, 增加其不可预测性。本文先用小波模极大值检验出信号的奇异点, 并挑选出明显存在异常的点进行人工修正, 修正数据时采用相似日的数据, 并采取近大远小的权值进行加权平均。

$$x(d, t) = \omega_1 x(d_1, t) + \omega_2 x(d_2, t) \quad (15)$$

式中:  $x(d, t)$  是第  $d$  天  $t$  时刻的负荷值;  $x(d_j, t)$  为第  $d$  天具有相同日期类型且距离该天最近的两个  $t$  时刻的负荷值;  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  为权值, 有  $\omega_1 > \omega_2$ ,  $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

### 4.2 历史负荷数据归一化处理

为了避免数据数量级差别大影响算法性能, 数据有必要进行归一化处理。设  $x_{\max}$  和  $x_{\min}$  分别代表训

练样本集合中历史负荷的最大值和最小值,  $x_i$  为实际负荷数据,  $x_i^*$  为归一化的负荷值, 则

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min} + X}{x_{\max} - x_{\min} + Y} \quad Y > X > 0 \quad (16)$$

$$x_i = (x_{\max} - x_{\min} + Y)x_i^* + x_{\min} - X \quad (17)$$

这样数据在区间  $[\xi_1, \xi_2]$  内均匀分布, 其中  $0 < \xi_1 < \xi_2 < 1$ 。最后可用公式 (17) 换算得到真实负荷值。这样处理可避免计算端点 0、1 而引起人为误差。

### 4.3 天气因素的处理

在温度的处理上, 有些文献采用模糊隶属度法<sup>[12]</sup>, 将温度按照人体舒适度分为几个等级, 然后赋予每个等级一个系数, 这样处理未免过于粗糙。本文在处理温度因素时, 将每一摄氏度分为一个区间, 然后每天温度落入相应的区间, 这样可以尽量保持温度数据原貌, 又避免预测时出现未曾训练或学习过的温度。如果出现几天持续高温或低温情况, 则考虑积温效应<sup>[13]</sup>, 即温度的滞后影响。

### 4.4 节假日的处理

节假日负荷曲线有三个特点, 一是上午 8 点和下午 14 点负荷不会有明显升高; 二是当日负荷最大值大致出现在 23 点至 24 点之间; 三是当日最小负荷值比最近几日小得多。考虑到节假日负荷曲线的特殊性, 节假日另行处理。即从历史数据中剔除出节假日数据, 并用相近日修正历史节假日的数据, 尽量消除节假日对历史数据带来的影响, 使其呈现“本来面目”。在预测节假日时, 采用倍比平滑法。

### 4.5 经济增长的处理

针对时间跨度较长的数据, 其短期负荷预测需要考虑当地经济水平增长对负荷的影响因素。即把历史负荷数据分解成两部分, 一部分为常规负荷, 另一部分为因经济水平提高而增加的负荷, 分别对两部分进行预测。其中因经济水平提高而增加的负荷, 应根据当地的历年 GDP、弹性系数、最大负荷利用小时数得到, 本文的经济和负荷增长模式为指数增长模型。

### 4.6 远小近大的改进

本文采取远小近大和相似日取大相结合的策略, 即如果我们预测 1 月份的每日负荷, 则远小近大地增大对前几年 1 月份的拟合程度。

## 5 算例分析

### 5.1 已知数据

EUNITE Network 于 2001 年 8 月 1 日宣布举行一次全球性的网上预测竞赛<sup>[14]</sup>, 竞赛内容是, 组织

者提供了斯洛伐克东部电力公司 1997~1998 年每日 48 点的负荷数据及每日平均温度、节假日情况, 以及 1999 年 1 月各日的平均温度, 要求参赛者根据这些数据, 预测出 1999 年 1 月的日最大负荷。具体数据可见表 1, 图 3~图 5。参加此次预测竞赛的有来自 21 个国家的 56 个竞赛者, 其中, 预测结果最好的是台湾大学计算机科学与信息工程系的林智仁教授所领导的团队, 所采用的方法是支持向量机。

以下算例中, MSE 表示均方误差, MPE 表示平均百分比误差, MMD 表示最大绝对偏差。

表 1 三年节假日情况

Tab.1 Holidays of three years

1997-1-1	1998-1-1	1999-1-1
1997-1-6	1998-1-6	1999-1-6
1997-3-28	1998-4-10	1999-4-2
1997-3-30	1998-4-12	1999-4-4
1997-3-31	1998-4-13	1999-4-5
1997-5-1	1998-5-1	1999-5-1
1997-5-8	1998-5-8	1999-5-8
1997-7-5	1998-7-5	1999-7-5
1997-8-29	1998-8-29	1999-8-29
1997-9-1	1998-9-1	1999-9-1
1997-9-15	1998-9-15	1999-9-15
1997-11-1	1998-11-1	1999-11-1
1997-12-24	1997-12-24	1999-12-24
1997-12-25	1997-12-25	1999-12-25
1997-12-26	1997-12-26	1999-12-26

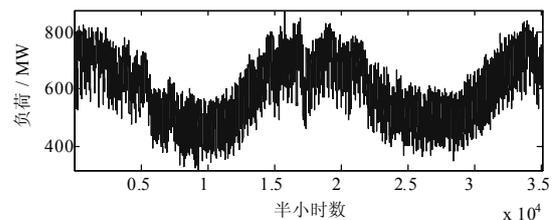


图 3 1997~1998 年负荷数据

Fig.3 Load data of 1997 and 1998

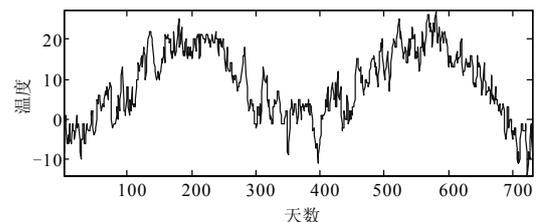


图 4 1997~1998 年温度数据

Fig.4 The temperature of 1997 and 1998

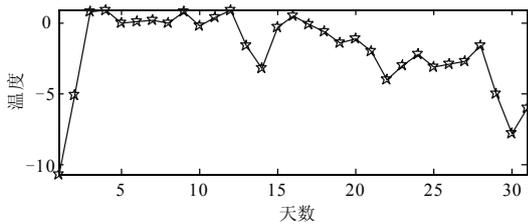


图 5 1999 年 1 月温度

Fig.5 The temperature in January, 1999

分析以上数据, 数据的完备性较好, 没有数据缺省现象。通过小波模极大值检测, 逐个排查后发现 1997 年 11 月 25 日这天的数据不太正常, 当天为星期二, 温度为  $3.2^{\circ}\text{C}$ , 非节假日, 却出现了两年来的最大负荷值, 本文暂按照相似日和最近几日数据进行修正。进一步分析可发现整体数据有如下规律,

(1) 负荷与温度的相关性极大; (2) 周期明显, 且大周期中嵌套小周期; (3) 典型日负荷曲线大致可分为三类, 即工作日、周末、节假日, 但不同节假日差别较大。

## 5.2 四种经典模型预测结果

SVM 预测结果见图 6, MPE 为 2.25%, MMD 为 4.24%。由图可见, SVM 模型预测结果较平稳, 前半月预测值偏高, 后半月预测值偏低, 这可能是 1 月份温度对其造成了一定影响。

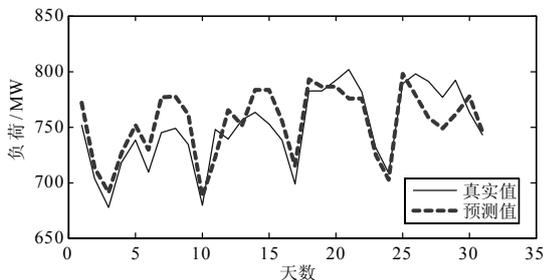


图 6 SVM 模型预测结果

Fig.6 Forecasting results of SVM

BP 网络预测结果见图 7, MPE 为 3.21%, MMD 为 5.97%。由图可见, BP 模型有几天出现较大误差, 这可能是由于有部分待预测日类型历史上较少出现, BP 网络训练不完全或者网络过训练引起的。

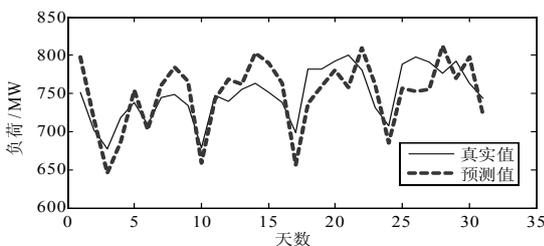


图 7 BP 网络模型预测结果

Fig.7 Forecasting results of BP neural network

小波回归预测结果见图 8, MPE 为 3.65%, MMD 为 6.22%。由图可见, 小波回归模型整体预测曲线外观很尖锐, 突变较大, 这可能是小波分解后, 高频分量随机性较大, 回归难以准确预测。

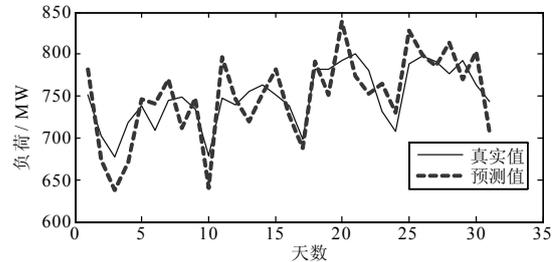


图 8 小波回归模型预测结果

Fig.8 Forecasting results of wavelet regression

基于同类日预测结果见图 9, MPE 为 3.75%, MMD 为 6.99%, 预测结果总体偏高, 这是由于 1997 年和 1998 年 1 月份的负荷普遍比 1999 年 1 月的负荷大, 按照同类日来选取必然带来一定的误差。

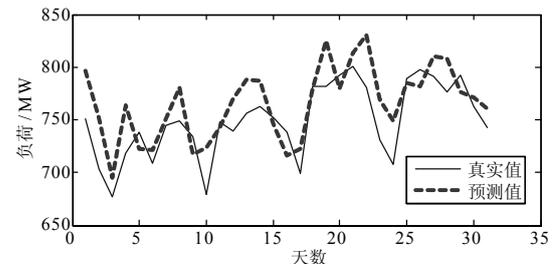


图 9 同类日模型预测结果

Fig.9 Forecasting results of similar date

从四种预测结果上来看, SVM 模型的确在负荷预测方面有着明显的优势。

## 5.3 综合模型 I

综合模型 I 预测结果见图 10, MPE 为 2.23%, MMD 为 3.67%。相对单一模型来说, 最大误差明显得到减小, 且平均误差比 SVM 方法减小了 0.03%, 可见综合模型 I 是很有实用价值的, 由于综合了几个方法的结果, 整体预测结果显得较平滑, 如果能找到一个更合理的确定权值的方法, 可能效果会更好。

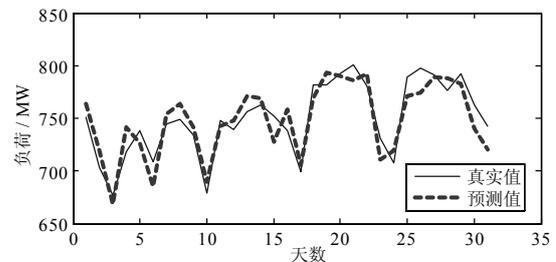


图 10 综合模型 I 预测结果

Fig.10 Forecasting results of integrated model I

### 5.4 综合模型 II

综合模型 II 在小波分解时采用 db5 小波, 分解层数为 9 层, 内层中采用神经网络核函数  $H$ ,  $H(x, x') = [1 + \exp(vxx' - a)]^{-1}$ 。预测结果见图 11, MPE 为 2.14%, MMD 为 3.98%。平均误差比综合模型 I 要小, 但最大误差比综合模型 I 有所增加。由于综合模型 II 外层构架为小波分解模型, 输入向量中的白噪声经小波分解后产生高频分量, 使得预测曲线有几天显得较尖锐。如果能提高输入向量的规律性, 完整性, 综合模型 II 的效果会更好。

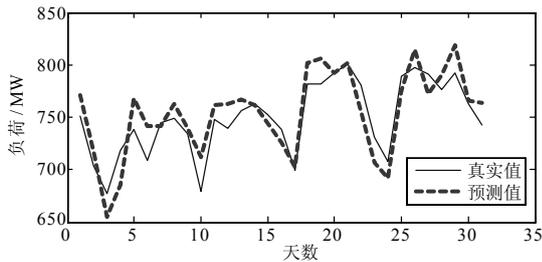


图 11 综合模型 II 预测结果

Fig.11 Forecasting results of integrated model II

## 6 结论

从预测结果来看, 两种综合模型比起单一模型预测精度有明显提高, 并且综合模型 I 和综合模型 II 各有优缺点。综合模型 I 的预测结果较平滑, 最大误差较小, 综合模型 II 的平均误差较小。当然, 这两个模型还是有很多地方可以尝试改进的。如综合模型 I 中权值的选取中, 是否虚拟预测误差能够准确反映实际预测误差, 是否可以尝试剔除虚拟预测效果不好的模型; 综合模型 II 中外层的小波模型如何选取更合适的小波函数和分解层数, 内层核函数的选取, BP 网络隐层的个数, 这些笔者在以后还将继续深入探讨下去。

### 参考文献

[1] 张亚军, 张大波, 许诚昕. 神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用综述[J]. 浙江电力, 2007, 26 (2): 5-9.  
ZHANG Ya-jun, ZHANG Da-bo, XU Cheng-xin. Application of short-term load forecasting based on ANN: a survey[J]. Zhejiang Electric Power, 2007, 26 (2): 5-9.

[2] 王捷, 吴国忠, 李艳昌. 蚁群灰色神经网络组合模型在电力负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (2): 48-52.  
WANG Jie, WU Guo-zhong, LI Yan-chang. Application of ant colony gray neural network combined forecasting model in load forecasting[J]. Power System Protection

and Control, 2009, 37 (2): 48-52.

[3] 李晓波, 罗枚, 冯凯. 短期负荷预测神经网络方法比较[J]. 继电器, 2007, 35 (6): 49-53.  
LI Xiao-bo, LUO Mei, FENG Kai. Comparison of neural network methods for short-term load forecasting[J]. Relay, 2007, 35 (6): 49-53.

[4] 孟思齐, 杨洪耕. 基于灰色生成的卡尔曼滤波短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20 (6): 78-82.  
MENG Si-qi, YANG Hong-geng. Short-term load forecasting using Kalman filter based on grey generation[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2008, 20 (6): 78-82.

[5] 杨争林, 唐国庆, 宋燕敏, 等. 改进的基于聚类分析的超短期负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2005, 29 (24): 83-86.  
YANG Zheng-lin, TANG Guo-qing, SONG Yan-min, et al. Improved cluster analysis based ultra-short term load forecasting method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29 (24): 83-86.

[6] 邵能灵, 侯志俭, 李涛, 等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23 (1): 45-50.  
TAI Neng-ling, HOU Zhi-jian, LI Tao. New principle based on wavelet transform for power system short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23 (1): 45-50.

[7] 杨正瓴, 王渭巍, 曹东波, 等. 短期负荷预测的 Ensemble混沌预测方法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31 (23): 34-37.  
YANG Zheng-ling, WANG Wei-wei, CAO Dong-bo, et al. Ensemble chaotic forecasting method in short term load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31 (23): 34-37.

[8] 杨红英, 叶昊, 王桂增. 混沌理论在电力系统负荷预测中的应用[J]. 继电器, 2005, 33 (16): 26-30.  
YANG Hong-ying, YE Hao, WANG Gui-zeng. Applications of chaos theory to load forecasting in power system[J]. Relay, 2005, 33 (16): 26-30.

[9] 熊浩, 李卫国, 黄彦浩, 等. 基于模糊粗糙集理论的综合数据挖掘方法在空间负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2007, 31 (14): 36-40.  
XIONG Hao, LI Wei-guo, HUANG Yan-hao, et al. Application of comprehensive data mining method based on fuzzy rough set in spatial load forecasting[J]. Power System Technology, 2007, 31 (14): 36-40.

[10] 朱六璋, 袁林, 黄太贵. 短期负荷预测的实用数据挖掘模型[J]. 电力系统自动化, 2004, 28 (3): 49-52.  
ZHU Liu-zhang, YUAN Lin, HUANG Tai-gui. Applied data mining models for short-term load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28 (3): 49-52.

(下转第 111 页 continued on page 111)

- improved genetic-interior point algorithm[J]. Power System Technology, 2009, 33 (13): 27-31.
- [4] Feijoo A E, Cidras J. Modeling of wind farms in the load flow analysis[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2002, 15 (1): 110-115.
- [5] 王海超, 周双喜, 鲁宗相, 等. 含风电场的电力系统潮流计算的联合迭代方法及应用[J]. 电网技术, 2005, 29 (18): 59-62.  
WANG Hai-chao, ZHOU Shuang-xi, LU Zong-xiang, et al. A joint iteration method for load flow calculation of power system containing unified wind farm and its application[J]. Power System Technology, 2005, 29 (18): 59-62.
- [6] 张子健, 邱晓燕. 基于多目标决策的电力系统无功优化[J]. 贵州工业大学学报, 2008, 37 (5): 80-82.  
ZHANG Zi-jian, QIU Xiao-yan. Multi-objective decision on reactive power optimization[J]. Journal of Guizhou University of Technology, 2008, 37 (5): 80-82.
- [7] 王云, 张伏生, 陈建斌, 等. 电力系统多目标无功优化研究[J]. 西安交通大学学报, 2008, 42(2): 213-217.  
WANG Yun, ZHANG Fu-sheng, CHEN Jian-bin, et al. Multi-objective reactive power optimization in power system[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2008, 42 (2): 213-217.
- [8] 张硕, 李庚银, 周明, 等. 风电场可靠性建模[J]. 电网技术, 2009, 33 (13): 37-41.  
ZHANG Shuo, LI Geng-yin, ZHOU Ming, et al. Reliability modeling of large-scale wind farms[J]. Power System Technology, 2009, 33 (13): 37-41.
- [9] 陈海焱, 陈金富, 段献忠. 含风电机组的配网无功优化[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (7): 40-45.  
CHEN Hai-yan, CHEN Jin-fu, DUAN Xian-zhong. Reactive power optimization in distribution system with wind power generators[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28 (7): 40-45.
- [10] 王守相, 江兴月, 王成山. 含风力发电机组的配电网潮流计算[J]. 电网技术, 2006, 30 (21): 42-45.  
WANG Shou-xiang, JIANG Xing-yue, WANG Cheng-shan. Power flow analysis of distribution network containing wind power generators[J]. Power System Technology, 2006, 30 (21): 42-45.
- [11] 刘天琪, 邱晓燕, 李华强. 现代电力系统分析理论与方法[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007: 253-255.
- [12] Bakirtzis A G, Biskas P N, Zoumas C E, et al. Optimal power flow by enhanced genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17 (2): 229-236.
- [13] 玄光南, 程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 于歆杰, 周根贵, 译. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [14] 蒲红军, 张明军. 基于混合编码改进遗传算法的无功优化[J]. 继电器, 2006, 34 (23): 20-28.  
PU Hong-jun, ZHANG Ming-jun. Reactive power optimization using an improved genetic algorithm based on hybrid-code[J]. Relay, 2006, 34 (23): 20-28.

收稿日期: 2009-09-22; 修回日期: 2009-11-05

作者简介:

魏希文 (1987-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析计算及稳定控制、智能电网; E-mail: wxwxw000@yahoo.cn

邱晓燕 (1964-), 女, 教授, 研究方向为电力系统分析计算与稳定控制。

(上接第 106 页 continued from page 106)

- [11] 唐小我, 马永开, 曾勇, 等. 现代组合预测和组合投资决策方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [12] 王平, 张亮, 陈星莺. 基于模糊聚类与RBF网络的短期负荷预测[J]. 继电器, 2006, 34 (10): 64-67.  
WANG Ping, ZHANG Liang, CHEN Xing-ying. Short-term load forecasting based on fuzzy cluster and RBF network[J]. Relay, 2006, 34 (10): 64-67.
- [13] 陈根永, 史敬天, 毛晓波. 考虑温度积累效应的短期电力负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (16): 24-28.  
CHEN Gen-yong, SHI Jing-tian, MAO Xiao-bo. Study on the method of short-term load forecasting considering the accumulation effect of temperature[J]. Power System

Protection and Control, 2009, 37 (16): 24-28.

[14] <http://neuron.tuke.sk/competition/index.php>

[15] 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.

收稿日期, 2009-09-17; 修回日期, 2009-11-05

作者简介:

徐建 (1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统电压稳定及无功优化计算; E-mail: xujiantop@163.com

邱晓燕 (1964-), 女, 教授, 主要研究方向为电力系统稳定与控制;

张子健 (1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无功优化及负荷预测。