

基于元学习的时变非线性负荷预测组合算法

罗滇生, 肖伟, 何洪英

(湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 单一的预测算法或多或少存在着归纳偏置, 由此导致了系统偏差的普遍性。提出了一种基于元学习的时变非线性组合预测算法, 该算法在进行组合预测时将序列的特征属性和基预测器预测的结果形成元知识, 作为元预测器的输入, 从而发现并且纠正基预测器的系统偏差。在元预测器中, 通过门控网络确定各基预测器的权重, 保证了权重的时变性和非负性。将该算法应用于电力负荷超短期预测, 预测结果表明, 该算法的预测精度高于单一预测算法和常用的线性和非线性组合算法。

关键词: 组合预测; 元学习; 门控网络; 负荷预测

Time-varying nonlinear power load combined forecasting algorithm based on meta-learning

LUO Dian-sheng, XIAO Wei, HE Hong-ying

(Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Inductive bias exists in single prediction algorithm more or less, which results in system bias usually. A new time-varying nonlinear combined forecasting algorithm is presented. Meta knowledge formed by the results of base predictors and feature attributes of series is used as inputs of meta predictor when combined forecasting is applied. System bias can be founded and rectified. The weights of base predictors are calculated using gating network in metal predictor. Weights of base predictors are time-varying and non negative. The new algorithm is applied in very short-term load forecasting. Results show that the proposed method improves forecasting precision comparing with single prediction algorithm and normal combined forecasting algorithm.

Key words: combined forecasting; meta learning; gating network; load forecasting

中图分类号: TM715; TM744

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2007)17-0012-05

0 引言

在许多预测活动中, 由于不同的预测方法其特点不同以及现实世界的复杂性, 每一种预测方法往往反映出“时好时坏性”, 为了提高预测的准确性, 减少预测的风险, 预测者往往对同一问题采用多种预测方法进行组合预测, 而不只采用一种方法进行预测。组合预测就是综合利用各种预测方法的预测结果, 用适当的权系数进行加权平均。组合预测中关键问题是如何筛选模型和求出各种预测模型的权系数。

电力负荷预测的方法很多, 由于组合预测模型比单个预测模型具有更高的预测精度, 能增强预测的稳定性, 具有较高的适应未来预测环境变化的能力, 因而引起了众多学者浓厚的研究兴趣。文献[1]将组合预测算法应用于天气突变期的电力负荷预

测。文献[2]将BP网络加权组合算法应用于短期负荷预测中数据挖掘算法的组合。文献[3]将基于神经网络的组合预测模型应用于年、月、小时等时段的负荷预测, 将各种预测方法的结果直接作为神经网络的输入, 进行组合预测。文献[4]提出了季节型负荷预测的组合优化灰色神经网络模型, 将灰色预测模型和神经网络预测模型进行线性组合。文献[5]利用自回归移动平均模型(ARMA)处理历史负荷数据中的线性部分, 而利用人工神经网络(ANN)模型处理历史负荷数据的非线性部分。文献[6]利用最大信息熵原理综合各种单一预测模型所提供的信息得到一个组合预测结果。文献[7]提出了一种基于灰色理论的变权组合预测算法, 从每个阶段的起点到整条曲线的终点分别建立改进的灰色预测模型, 将结果进行线性组合。文献[8]提出了多元指数加权电力负荷灰色优化组合预测模型, 其中灰色优化组合预测模型用于进行非线性增长趋势的电力负荷预测, 指数加

基金项目: 电子信息产业发展基金(信部运[2004]479号)

权法解决历史负荷的波动性问题。以上这些方法为推进组合预测在电力负荷预测中的应用做出了有益的贡献。同时也注意到, 以上这些方法在进行组合预测时都是将各模型的预测结果直接进行线性或非线性组合, 得到最终的组合预测结果。

考虑到不同的预测模型适合具有不同特征属性的负荷序列预测, 本文提出了一种基于元学习的时变非线性组合预测算法。该算法将目前已用于分类算法组合的元学习^[9]思想引入到预测算法的信息融合过程中。在进行组合预测时将负荷序列的特征属性和基预测器预测的结果共同组成元知识, 作为元预测器的输入。在元预测器中, 使用门控网络确定各基预测器的权重。将该算法应用于超短期负荷预测中趋势外推模型的组合, 结果表明该算法的预测精度高于单一预测算法和目前常用的线性和非线性组合算法。

1 基于元学习的组合预测原理

元学习是关于学习的学习, 在学习结果的基础上再进行学习或多次学习而得到最终结果。它是利用前一层模型的输出结果和预测序列的特征属性作为下一层的学习输入信息, 使得前一次的学习能够充分用于后面的归纳过程, 从而发现并且纠正所使用的学习算法中的系统偏差, 提高学习的精度。

元学习改进了组合预测性能的原因在于由于不同的预测模型适合具有不同特征属性的负荷序列预测, 因此单一的预测算法或多或少存在着归纳偏置, 由此导致了系统偏差的普遍性, 元学习通过引入特征属性可在一定程度上减小系统偏差, 提高组合预测精度。

设 f_1, f_2, \dots, f_n 为一组预测算法, 共 n 个; $X_p = (x_p(1), \dots, x_p(M))$ 是第 P 个原始输入数据, 长度为 M 。元预测器 PM 以 f_1, f_2, \dots, f_n 在 X_p 上的预测结果 $f_1(X_p), f_2(X_p), \dots, f_n(X_p)$ 和 X_p 的特征属性 a_p 形成元知识作为输入, 输出为组合预测的结果:

$$F(X_p) = PM(f_1(X_p), f_2(X_p), \dots, f_n(X_p), a_p) \quad (1)$$

其中: $a_p = \{a_p(1), a_p(2), \dots, a_p(m)\}$, m 为特征属性的个数。

当元预测器 PM 输入不考虑特征属性 a_p 时, 采用不同组合预测策略, 式 (1) 退化为各种常用的组合预测方法。

2 基于元学习的组合预测器结构

基于元学习的组合预测器结构如图 1 所示。

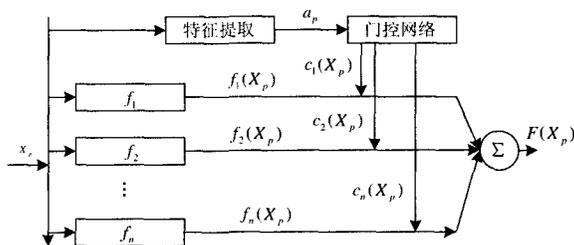


图1 基于元学习的组合预测器结构

Fig.1 Structure of combined forecasting based on meta learning

它由两部分组成: 由各种单一预测算法 f_1, f_2, \dots, f_n 组成的基级预测器和以门控网络^[10]为核心的元预测器。原始输入数据 X_p 输入到多个基级预测器, 得到基级预测结果 $f_1(X_p), f_2(X_p), \dots, f_n(X_p)$ 。将原始输入数据特征向量 a_p 作为门控网络输入, 得到各基级预测器的权重 $c_1(X_p), c_2(X_p), \dots, c_n(X_p)$ 。组合预测器最终预测结果为:

$$F(X_p) = \sum_{i=1}^n f_i(X_p) \cdot c_i(X_p) \quad (2)$$

门控网络的结构如图 2。

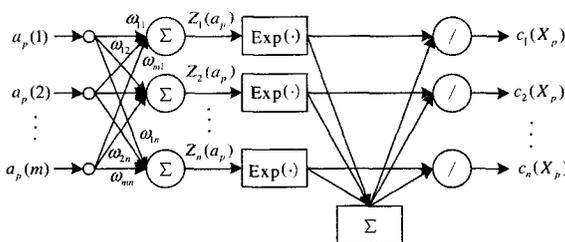


图2 门控网络的结构

Fig.2 Structure of gating network

在门控网络中使用 softmax 激活函数, 第 i 个基级预测器的权重 $c_i(X_p)$ 为:

$$c_i(X_p) = \frac{e^{Z_i(a_p)}}{\sum_{i=1}^n e^{Z_i(a_p)}} \quad (3)$$

其中: $Z_i(a_p) = \sum_{k=1}^m \omega_{ki} \cdot a_p(k)$, $i = 1, 2, \dots, n$

注意到由于 $Z_i(a_p)$ 对 a_p 的线性依赖, 使得门控网络的输出是 a_p 的一个非线性函数。同时, 将 softmax 激励函数用作门控网络的激活函数能确保满足以下要求, 从而保证了组合预测权值的非负性。

$$\begin{cases} 0 \leq c_i(X_p) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^n c_i(X_p) = 1 \end{cases} \quad (4)$$

3 元预测器的学习算法

元预测器的学习目的是确定门控网络的网络参数, 使得组合预测结果 $F(X_p)$ 与相应的期望输出 y_p 两序列拟合最优, 可以通过保证训练样本的整体均方误差能量函数 E_F 最小得到

$$E_F = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \frac{1}{2} (y_p - F(X_p))^2 \quad (5)$$

其中: P 为训练样本的个数。

具体的学习算法可采用常用的各种神经网络学习算法或其改进算法^[11]。

4 基于元学习的电力负荷组合预测方法

在电力市场中, 超短期负荷预报的结果直接影响电网和各电厂的经济利益, 因此对超短期负荷预测的精度提出了更高的要求。超短期负荷预测有各种不同的预测算法^[12-16], 如趋势外推法、时间序列法、卡尔曼滤波法、人工神经网络法、基于相似日的预测方法等。

为了提高预测精度, 关键是如何充分利用已有的信息来进行预测。趋势外推法是采用预测时刻前若干点的信息进行预测, 而基于相似日的预测方法多是利用预测时刻前一点和相似日中预测时刻及其后若干点的信息进行预测。本文基于元学习的思路, 提出了一种新的电力负荷超短期预测的新方法。该方法以常用的多项式曲线趋势预测模型、指数曲线趋势预测模型等作为基预测器, 由相似日形成的日典型曲线中预测时刻前后若干点形成的序列提取特征属性, 再采用前述的基于元学习的组合预测器进行预测。该方法的优点在于可充分利用已有的信息, 实现了电力负荷的时变非线性组合预测。

4.1 基预测器的选取

考虑到电力负荷序列在局部可以用多项式曲线、指数曲线来近似, 本研究中选取了一次型多项式曲线型、二次型多项式曲线型、三次型多项式曲

线型、简单指数曲线模型作为基预测器。

4.2 特征属性的选取

在元预测器训练阶段, 特征属性可直接获得。在预测阶段, 由于预测曲线在预测时刻的特征属性是未知的, 因此采用日典型曲线在对应时刻的特征属性代替。当选取了预测日的多条相似日曲线后, 可形成日典型曲线 X_S 。由于日典型曲线 X_S 在总体形态上是与预测日曲线 X_p 相似的, 因此可以采用 X_S 的特征属性来近似表征预测日负荷曲线 X_p 的特征属性。

对于已知的序列 X_S 是否具有多项式曲线趋势以及具备几阶多项式曲线趋势, 可由序列 X_S 的差分特征来表征, 如一次型多项式曲线型的一阶差分相同, 二次曲线模型的二阶差分为常数。三次曲线模型的三阶差分为常数。对于给定的序列 X_S 是否具有指数曲线趋势可用序列的环比特征表征, 如简单指数曲线模型的环比发展速度为常数。

因此, 选择以下四个特征属性:

- 1) 预测时刻及其前后共 T 点一阶差分均方差 $a_p(1)$;
- 2) 预测时刻及其前后共 T 点的二阶差分均方差 $a_p(2)$;
- 3) 预测时刻及其前后共 T 点的三阶差分均方差 $a_p(3)$;
- 4) 预测时刻及其前后共 T 点的环比系数均方差 $a_p(4)$ 。

5 结果分析

分别采用一次曲线模型、二次曲线模型、三次曲线模型、简单指数曲线模型、简单平均组合预测模型、神经网络组合预测模型和本文提出的基于元学习的组合预测模型对某区域电网 2004 年 3 月 1 日到 3 月 10 日, 共 2880 点的负荷进行预测。神经网络组合预测模型和本基于元学习的组合预测模型训练过程中采用的训练样本是 2004 年 7 月 1 日到 7 月 31 日的 8928 个训练样本。

元预测器的学习算法过程具体如下:

1) 网络参数的初始化: 将 ω_{ki} 赋以随机的初始值。

其中: $k=1, \dots, m$, m 为特征属性的个数, $i=1, \dots, n$, n 为基级预测器个数。

2) 输入学习样本 $X_p = (x_p(1), \dots, x_p(M))$ 及

相应的期望输出 $g(X_p)$

其中: $p=1, \dots, P, P$ 为训练样本数

3) 网络的自学习: 利用当前网络参数计算出网络的输出

$$F(X_p) = \sum_{i=1}^n f_i(X_p) \cdot c_i(X_p)$$

4) 计算瞬时梯度向量

$$\frac{\partial E_F}{\partial \omega_{ki}} = \frac{\partial E_F}{\partial Z_i} \cdot \frac{\partial Z_i}{\partial \omega_{ki}} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (c_i(X_p) \cdot (F(X_p) - y_p) \cdot (f_i(X_p) - F(X_p)) \cdot a_p(k)) \quad (6)$$

5) 修改网络参数

$$\omega_{ki}^{new} = \omega_{ki}^{old} - \frac{\partial E_F}{\partial \omega_{ki}} \quad (7)$$

神经网络组合预测模型中通过比较, 采用了函数逼近能力较好的 RBF 网络作为组合器。预测结果如表 1。

表 1 预测结果比较

Tab.1 Load forecasting results comparison

预测模型	一次曲线模型	二次曲线模型	三次曲线模型	简单指数曲线模型	简单平均组合预测模型	神经网络组合预测模型	基于元学习的组合预测模型
预测平均误差/%	0.58308	0.59256	0.83445	2.263	0.66475	0.52844	0.43265

由表中结果可见, 基于元学习的组合预测模型的预测结果优于各种单一预测模型的预测结果和其他常用组合预测模型的预测结果。

取 2004 年 3 月 6 日的预测结果, 如图 3。由图中可见, 基于元学习的组合预测模型的预测结果优于神经网络组合预测模型的预测结果。这主要是因为基于元学习的组合预测模型在进行组合预测时将负荷序列的特征属性和基预测器预测的结果形成元知识, 可在一定程度上减小了系统偏差, 提高组合预测精度。因此基于元学习的组合预测模型保证了组合预测的准确性。同时, 本文提出的方法, 模型结构易于确定, 物理概念清晰, 在学习过程中

容易收敛。

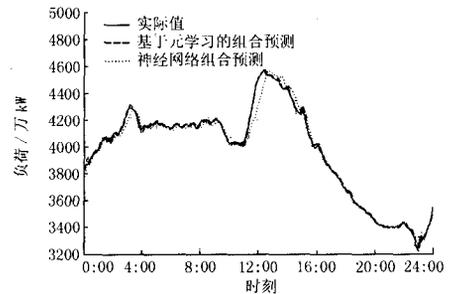


图3 基于元学习的组合预测模型与神经网络组合预测模型预测结果比较

Fig.3 Load forecasting results comparison of combined forecasting based on meta learning and ANN

表 2 为图 3 中三个预测时刻, 采用基于元学习的组合预测模型进行预测时, 不同基预测模型的权重。12: 30 为波峰时刻、23: 00 为波谷时刻, 17: 55 为波峰与波谷间的一个时刻。由表中可见, 对 12: 30 时刻负荷进行预测时, 一次曲线模型权重和二次曲线模型权重都较高, 这是因为在该时刻虽为拐点, 但局部上变化比较缓慢, 因此同时用一次曲线模型进行预测效果要好; 对 23: 00 时刻负荷进行预测时, 二次曲线模型权重较高, 是因为在该时刻为拐点, 且局部变化比较快, 因此用二次曲线模型进行预测效果要好; 对 17: 55 时刻负荷进行预测时, 一次曲线模型权重较高, 这是因为该时刻为非拐点, 因此用一次曲线模型进行预测效果要好。因此基于元学习的组合预测模型保证了组合预测的时变性。

从表中可见各权重都为非负数, 因此基于元学习的组合预测模型保证了组合预测的非负性。

由该表还可以看出简单指数曲线模型预测结果不良, 因此在各时刻预测时所占的权重都不大。由此, 可见采用基于元学习的组合预测模型可有效剔除不良模型, 实现模型的合理选择。

表 2 不同时刻基预测器的权重

Tab.2 Weights of base predictor and different times

时刻	一次曲线模型权重	二次曲线模型权重	三次曲线模型权重	简单指数曲线模型权重
12: 30	0.48316	0.34066	0.12927	0.04691
17: 55	0.53366	0.25806	0.1118	0.096483
23: 00	0.22263	0.48105	0.26127	0.035052

6 结论

考虑到目前在进行组合预测时, 大多数方法都是将各模型的预测结果直接进行线性或非线性组合, 得到最终的组合预测结果。由于不同的预测模

型适合具有不同特征属性的序列预测, 本文提出了一种基于元学习的时变非线性组合预测算法, 并将该算法应用于电力负荷超短期预测。该算法在进行组合预测时将负荷序列的特征属性和基预测器预测的结果形成元知识, 作为元预测器的输入, 通过门控网络确定各基预测器的权重。该预测模型结构易于确定, 学习过程易于收敛, 物理概念清晰。预测结果表明, 该算法的预测精度高于单一预测算法和现有的各种线性和非线性组合算法, 同时保证了组合预测的权重非负性和时变性。本文提出的方法也可应用于电力负荷的短期预测和中长期预测中。

参考文献

- [1] 李明, 王智灵. 突变期电力负荷预测方法及其应用[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(11):93-96.
LI Ming, WANG Zhi-ling. Short-term Load Forecasting for Abnormal Changes and Its Application[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(11):93-96.
- [2] 朱六璋. 短期负荷预测的组合数据挖掘算法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(14):82-86.
ZHU Liuzhang. Short-term Electric Load Forecasting with Combined Data Mining Algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(14):82-86.
- [3] 谢开贵, 李春燕, 周家启. 基于神经网络的负荷组合预测模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 85-89.
XIE Kai-gui, LI Chun-yan, ZHOU Jia-qi. Research of Esearch of the Combination Forecasting Model for Load Based on Artificial Neural Network[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 85-89.
- [4] 牛东晓, 陈志业, 邢棉, 等. 具有二重趋势性的季节型电力负荷预测组合优化灰色神经网络模型[J]. 中国电机工程学报, 2002, 21(1): 29-22.
NIU Dong-xiao, CHEN Zhi-ye, XING Mian, et al. Combined Optimum Gray Neural Network Mode of the Seasonal Power Load Forecasting with the Doubletrends[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 21(1): 29-22.
- [5] 卢建昌, 王柳. 基于时序分析的神经网络短期负荷预测模型研究[J]. 中国电力, 2005, 38(7):11-14.
LU Jian-chang, WANG Liu. Study of Short-term Load Forecasting Based on ANN and Time Series[J]. Electric Power, 2005, 29(24):83-86.
- [6] 朱成骥, 孙宏斌, 张伯明. 基于最大信息熵原理的短期负荷预测综合模型[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(19): 1-6.
ZHU Cheng-qi, SUN Hong-bin, ZHANG Bo-ming. Integrated Model for Short-term Load Forecasting Based on Maximum Entropy Principle[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(19): 1-6.
- [7] 余健明, 燕飞, 杨文宇. 中长期电力负荷的变权灰色组合预测模型[J]. 电网技术, 2005, 29(17): 26-29.
YU Jian-ming, YAN Fei, YANG Wen-yu. Grey Variable Weight Combination Model for Middle and Long Term Load Forecasting[J]. Power System Technology, 2005, 29(17): 26-29.
- [8] 邢棉, 杨实俊, 牛东晓, 等. 多元指数加权电力负荷灰色优化组合预测[J]. 电网技术, 2005, 29(4): 8-11.
XING Mian, YANG Shi-jun, NIU Dong-xiao, et al. Research on Grey Optimization Combination Power Load Forecasting Based on Multivariate Exponential Weighting[J]. Power System Technology, 2005, 29(4): 8-11.
- [9] Chan, P. and Stolfo, S. Experiments on Multistrategy Learning by Meta-learning[A]. In: Proc Second Intl Conf Info Know Manag[C]. 1993. 314-323.
- [10] Vogdrup H J. Combining Predictors: Some Old Methods and a New Method[J]. JCIS '98 Proceedings Georgiou, G. (Ed.). Association for Intelligent Machinery, 1998.
- [11] 丁军威, 孙雅明. 基于混沌学习算法的神经网络短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(2): 32-35.
DING Jun-wei, SUN Ya-ming. Short-term Load Forecasting Using Chaotic Learning Algorithm for Neural Network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(2): 32-35.
- [12] 杨争林, 宋燕敏, 曹荣章, 等. 超短期负荷预测在发电市场中的应用[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(11): 14-17.
YANG Zheng-lin, SONG Yan-min, CAO Rong-zhang, et al. Application of Ultra-Short Term Load Forecasting in Power Market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(11): 14-17.
- [13] 丁恰, 卢建刚, 钱玉妹, 等. 一种实用的超短期负荷预测曲线外推方法[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(16): 83-85.
DING Qia, LU Jian-gang, QIAV Yu-mei et al. A Practical Method for Ultra-Short Term Load Forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(16): 83-85.
- [14] 闫冬, 赵建国. 一种实用化的配电网超短期负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(22): 45-48.
YAN Dong, ZHAO Jian-guo. Practicable Method for Load Forecasting of Distribution Network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(22): 45-48.
- [15] 路轶, 王民昆. 基于短期负荷预测的超短期负荷预测曲线外推法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(16): 102-104.
- [16] 刘健, 勾新鹏, 徐精求, 等. 基于区域负荷的配电网超短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(19): 34-37.

(下转第 21 页 continued on page 21)

健康发展乃至整个国民经济的发展具有十分重要的意义。由于电力系统负荷的复杂性,存在着多种不确定性和难以解析描述的非线性,因此预测时不仅要求较高的精确性,还要求较强的鲁棒性、实时性和容错性。基于以上考虑,本文运用改进粒子群算法和 BP 算法相结合形成的混合算法(改进 PSO-BP 算法)来训练神经网络,并对某地区短期电力负荷进行预测。实例结果表明,运用该方法能有效提高电力负荷预测的准确性和有效性,具有较好的工程应用价值和实际指导意义。

参考文献

- [1] Vila J P,Wagner V,Neveu P.Bayesian Nonlinear Model Selection and Neural Network:a Conjugate Prior Approach[J].IEEE Trans on Neural Networks,2000,11(2): 265-278.
- [2] Senjyu T,Takara H,Funabashi T.One-hour-ahead Load Forecasting Using Neural Network[J].IEEE Trans on Power Systems,2002,17(1):113-118.
- [3] Kim K H,Youn H S,Kang Y C.Short-term Load Forecasting for Special Days in Anomalous Load Conditions Using Neural Networks and Fuzzy Inference Method[J].IEEE Trans on Power Systems,2000,15(2): 559-565.
- [4] 鲍正江,胡海兵.一种基于神经网络的电力负荷预测方法[J].浙江电力,2004,23(4):10-12.
BAO Zheng-jiang,HU Hai-bing.An Electric Load Forecast Method Based on the Neural Network[J]. Zhejiang Electric Power,2004,23(4):10-13.
- [5] 姚李孝,姚金雄,李宝庆,等.基于竞争分类的神经网络短期电力负荷预测[J].电网技术,2004,28(10):45-48.

- YAO Li-xiao,YAO Jin-xiong,LI Bao-qing,et al.Short-time Load Forecasting Using Neural Network Based on Competitive Learning Classification[J].Power System Technology,2004, 28(10):45-48.
- [6] 卫志农,王丹,孙国强,等.基于级联神经网络的短期负荷概率预测新方法[J].电工技术学报,2005,20(1):95-98.
WEI Zhi-nong,WANG Dan,SUN Guo-qiang,et al.A Novel Method of Short Time Load Probability Forecasting Based on Cascaded Neural Network[J]. Transactions of China Electro Technical Society,2005,20(1):95-98.
 - [7] 张红梅,卫志农,等.基于粒子群支持向量机的短期电力负荷预测[J].继电器, 2006,34(3):28-31.
ZHANG Hong-mei,WEI Zhi-nong,et al. A Short-term Load Forecasting Approach Based on PSO Support Vector Machine[J]. Relay, 2006,34(3):28-31.
 - [8] 康重庆,夏清,张伯明.电力系统负荷预测研究现状与发展方向的探讨[J].电力系统自动化,2004,28(17):1-11.
KANG Chong-qing,XIA Qing,ZHANG Bo-ming.Power System Load Forecasting:Current Status and Future Prospects[J].Automation of Electric Power Systems,2004, 28(17):1-11.
 - [9] 姜勇.电力系统短期负荷预测的模糊神经网络方法[J].继电器,2002,30(7):11-13.
JIANG Yong.Fuzzy Neural Network for Short-term Load Forecasting[J].Relay,2002,30(7):11-13.

收稿日期:2007-02-27; 修回日期:2007-04-02

作者简介:

乔维德(1967-),男,副教授,研究方向为智能控制等。

E-mail:qwd@cztvu.com

(上接第4页 continued from page 4)

- [6] 沈全荣,严伟,梁乾兵,等.异步法电流互感器饱和判别新原理及其应用[J].电力系统自动化,2005, 29(16): 84-86.
SHEN Quan-rong, YAN Wei, LIANG Qian-bing, et al. Asynchronous Method for the Recognition of Current Transformer Saturation and Its Application[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(16): 84-86.

(上接第16页 continued from page 16)

LIU Jian, GOU Xin-peng, XU Jing-qiu, et al. Short-term Load Forecasting of Distribution Networks Based on Partition Loads[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003,27(19):34-37.

收稿日期:2007-02-01; 修回日期:2007-06-22

作者简介:

刘玉东(1978-),男,硕士研究生,工程师,主要研究方向为电力系统继电保护及相关领域; E-mail: vip.yudongliu@163.com

王增平(1964-),男,教授,博士生导师,主要从事电力系统自动化微机保护方向的研究与教学工作;

张志梅(1980-),女,硕士,主要从事电力系统继电保护和电网调度工作。

罗滇生(1971-),男,博士,副教授,主要研究领域为电力市场理论研究及应用、电力系统在线监测;E-mail: hhylds@sohu.com

肖伟(1983-),男,硕士研究生,主要研究领域为电力市场理论研究及应用;

何洪英(1976-),女,博士,主要从事智能信号处理技术在电力系统中的应用等方面的研究。

收稿日期:2007-03-03; 修回日期:2007-05-09

作者简介: