

基于 QPSO_RBF 的电力系统短期负荷预测

田书¹, 刘团结¹, 胡艳丽¹, 程传平²

(1. 河南理工大学电气工程及自动化学院, 河南 焦作 454000; 2. 新乡起重设备厂有限责任公司, 河南 新乡 453000)

摘要: 针对径向基函数(RBF)网络在电力系统短期负荷预测中存在的问题, 提出一种量子粒子群优化(QPSO)算法训练RBF网络的方法, 在确定网络隐含层节点个数后, 将RBF网络各个参数编码成学习算法中的粒子个体进行优化, 由此可在全局空间中搜索最优适应值的参数。用优化后的网络进行负荷预测, 结果表明, 该方法与传统的负荷预测方法相比, 减少了训练时间并提高了预测精度, 具有较好的应用前景。

关键词: 电力系统; 负荷预测; 径向基函数; 量子粒子群算法

Short-term electric power load forecasting based on QPSO_RBF

TIAN Shu¹, LIU Tuan-jie¹, HU Yan-li¹, CHENG Chuan-ping²

(1. School of Electrical Engineering & Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

2. Xinxiang Hoisting Equipment Factory Co. Ltd, Xinxiang 453000, China)

Abstract: According to the problems of radial basis function (RBF) network in electric system short term load forecasting, this paper puts forward a method that quantum-behaved swarm optimization (QPSO) algorithm train RBF neural network. After confirmed the number of nodes in hidden layer, all network parameters are coded to individual particles to optimize learning algorithm. Then, the parameter can search optimal-adaptive value in global space. Using the optimized network to load forecast result proves that this method not only reduces the training time but also improves the precision of prediction than traditional network algorithm. So it possesses best potential application in the field of short-term load forecasting.

This project is supported by the National Natural Science Foundation of the Education Department of Henan Province (No. 20047002).

Key words: electric power system; load forecast; radial base function; quantum-behaved particle swarm optimization algorithm

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2008)18-0006-04

0 引言

电力工业是国民经济的基础工业。随着我国经济的发展和人民生活水平的提高, 对电能的需求逐年加大, 同时对电力质量的要求也越来越高。在电力系统中, 负荷指电力需求量或用电量, 负荷预测的结果用来决定发电设备的容量, 以及相应的输电和配电的容量, 负荷预测精度的高低直接影响到电力系统运行的可靠性^[1]。因此, 建立高精度的短期负荷预测模型, 无论从工程需要还是从现代电力系统学科来看, 都具有十分重要的实践意义和理论意义。

由于电力系统负荷的变化受到多种复杂因素的影响(如天气、温度、季节、假日等), 其变化具有

不确定性、随机性和模糊性的特点, 对其进行精确的预测也增加了一定的难度。

本文使用径向基函数神经网络结合量子粒子群优化算法建立短期电力负荷预测模型, 有效解决了RBF网络在求解网络结构参数(中心、阈值和宽度等)的最佳值的问题。结合河南省某地区电力负荷的实际情况, 对该预测方法进行探讨和研究。

1 RBF 网络

RBF网络是20世纪80年代由J. Moody和C. Darken提出的一种神经网络, 一种性能很好的前向神经网络模型。它不仅具有良好的推广能力、全局最佳逼近能力, 而且计算量少, 已广泛应用于模式识别、函数逼近、自适应滤波、非线性时间序列预测等方面^[2]。本文构建的径向基函数网络包括3

基金项目: 河南省教育厅项目资助(2000470002)

层, 其网络拓扑结构见图1。

第一层是输入层, 由信号源节点组成, 输入向量 $X_k = (x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{mk})^T$, m 表示输入数据的维数, $k=1, 2, \dots, n$, n 表示输入数据个数。

第二层为隐含层, 由 I 个隐层节点组成, 神经元接收输入层数据。隐层输出由输入矢量与径向基函数中心之间的距离确定, 如果基函数选用高斯函数(Gaussian), 当网络输入为 X_k 时, 则隐层输出为

$$\Phi(x_i) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_i^2} \|X_k - c_i\|^2\right] \quad (1)$$

其中: $c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im})^T$ 是高斯函数的中心, σ_i 为第 i 个高斯函数的均方差或宽度。

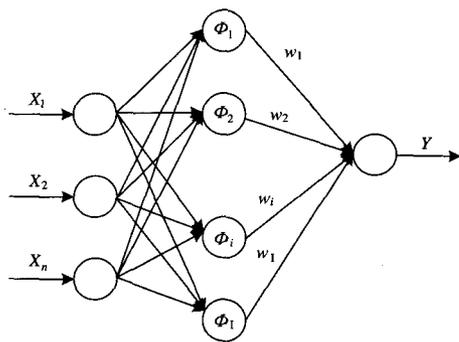


图1 RBF神经网络结构
Fig.1 RBF neural network architecture

第三层是输出层, 它对输入模式的作用做出响应, 从隐含层的 $\Phi(x_i)$ 到输出层 Y 是线性映射, 其输出

$$Y = \sum_{i=1}^I w_i \Phi(x_i) \quad (2)$$

2 粒子群算法

2.1 经典粒子群算法 (PSO)

粒子群优化算法^[3] PSO (Particle Swarm Optimization) 是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出基于群体的演化算法。它的基本概念源于对鸟群捕食行为的研究, 一群鸟随机搜寻食物最简单有效的策略就是搜寻目前离食物最近的鸟的周围区域。PSO 算法就是从这种模型中得到启示而产生的, 并用于解决优化问题。PSO 求解优化问题时, 问题的解对应于搜索空间中一只鸟的位置, 称这些鸟为“粒子”。每个粒子都有自己的位置和速度(决定飞行的方向和距离), 还有一个被优化函数决定的适应值。

令 PSO 初始化为一群随机粒子(随机解)。然后

通过叠代找到最优解。在每一次叠代中, 粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个就是粒子本身所找到的最优解。这个解叫作个体极值 $pBest$ 。另一个极值是整个种群目前找到的最优解。这个极值是全局极值 $gBest$ 。在找到这两个最优值时, 粒子根据公式(3)和(4)来更新自己的速度和位置。

$$V_{ij}(t+1) = \omega \times v_{ij}(t) + c_1 \times r_{1j} \times (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 \times r_{2j} \times (p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (3)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (4)$$

式(3)中的 c_1 和 c_2 为学习因子, 分别用来调节向个体最优粒子和全局最优粒子方向飞行的最大步长, 通常取 $c_1 = c_2 = 2$, r_{1j} 和 r_{2j} 为 $[0, 1]$ 间的任意值。为了防止粒子远离搜索空间, 粒子的每一维速度 v_j 都应该位于 $[-v_{i\max}, +v_{i\max}]$, ω 是惯性权重因子, 研究发现 ω 较大时可以加强 PSO 的全局搜索能力, 而 ω 较小的时候则能加强 PSO 的局部搜索能力。为此, 大多数文献将带惯性权重的 PSO 算法称之为标准 PSO 算法^[3]。

2.2 量子粒子群算法 (QPSO)

通过分析可知, 经典 PSO 算法中粒子是通过向 P_i 和 P_g 靠近来寻找最优值, 对于一些最优点远离 P_i 和 P_g 的问题, 用这种算法就比较难以找到最优解, 即该算法不能保证全局收敛。针对这一问题, Sun 等人从量子力学角度出发, 提出了一种以 DELTA 势阱^[4]为基础的量子粒子群算法 QPSO (Quantum-behaved Particle Swarm Optimization)。

该算法是对整个 PSO 算法进化搜索策略的改变, 它可以在整个可行解空间中进行搜索, 并且进化方程中不需要速度向量, 而且进化方程的形式更简单, 参数更少且更容易控制。因此 QPSO 算法在搜索能力上优于所有已开发的 PSO 算法。

为了保证算法的收敛性, 每一个粒子必须收敛于各自的 P 点, $P = (p_1, p_1, \dots, p_n)$, 这是由粒子的追随性和粒子群的聚集性决定。第 i 个粒子 P 点的第 j 维坐标为

$$P_j = \frac{(c_1 \times r_{1j} \times p_{ij}(t) + c_2 \times r_{2j} \times p_{gj}(t))}{c_1 \times r_{1j} + c_2 \times r_{2j}} \quad (5)$$

在粒子群中引入了一个全局点来计算粒子的下一迭代步的变量, 它定义为所有粒子的局部最优位置的平均值 $mbest$

$$mbest = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{i1}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{in} \right) \quad (6)$$

则粒子的迭代方程变为:

$$X(t+1) = P \pm \beta \times |mbest - X(t)| \times \ln \frac{1}{u} \quad (7)$$

其中: M 为粒子的数目, n 为粒子的维数, P_i 为第 i 个粒子的最佳位置, u 为(0,1)之间的任意数值, β 称为收缩扩张系数, 能控制算法的收敛速度。一般取 $\beta = 0.5 + 0.5 \times (t_{\max} - t) / t_{\max}$ (其中 t_{\max} 是最大的迭代次数)。方程(5)~(7)被称为量子粒子群算法, 简称 QPSO。

其算法步骤如下:

- (1) 随机初始化粒子群的位置值 $X(t)$, 确定粒子数目 s 及最大允许迭代步数 t_{\max} 。
- (2) 根据优化函数 $f(\cdot)$ 求出每个粒子的适应值 $f(X(t))$ 并和个体历史最优值 $f(P_i)$ 比较, 如果当前值适应值优于个体历史最优值, 则把当前值替换为个体最优值, 否则不替换。
- (3) 评价全部粒子的适应值, 得到 $gBest$ 。
- (4) 运用方程(5)~(6) 求出 $mbest$ 。
- (5) 根据方程(5)~(7)更新粒子的信息。
- (6) 判断是否达到精度或最佳适应值, 若没有返回(2)继续运行, 否则, 迭代结束。

3 负荷预测实例分析

3.1 负荷预测问题描述

负荷预测, 就是要依靠负荷的历史记录, 对未来的负荷做出预测。由于电力系统的负荷变化受很多因素的影响。因此在对 RBF 网络进行学习训练时, 考虑到温度、天气等数据具有不同的量纲, 将其进行量化, 形成输入样本。

本文选取的网络模型有 14 个输入节点, 节点 1~4 代表预测日的最高气温、最低气温、降雨情况、日期类型; 5~9 代表预测日前一天的日期类型、最高气温、最低气温、降雨情况和 t 时刻的负荷值。10~14 代表预测日前两天的最高气温、最低气温、降雨情况, 日期类型和 t 时刻的负荷值, 输出节点一个, 即预测日 t 时刻的负荷值。

为了避免神经元的过饱和现象及网络训练的复杂化, 必须对历史负荷数据进行预处理, 即按式(8)进行变换, 使负荷值都处在 $[0, 1]$ 区间之间

$$\bar{L} = \frac{L - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}} \quad (8)$$

式中: \bar{L} 为作为网络输入的负荷, L 为实际负荷; L_{\max} 为最大负荷 1.25 倍峰值负荷; L_{\min} 为最小负荷 0.75 倍谷值负荷。

另外, 历史负荷数据的记录中, 由某种原因造

成的偏离合理值的不良负荷数据, 即伪数据。预测时应将伪数据剔除。常用的方法是比较法, 将某一时刻的负荷值与其前后几天 t 时刻负荷平均值比较, 并通过增加或减小阈值修改不良数据。若某一天没有数据或伪数据太多, 则视为该天的数据缺损, 这一天的数据可以用前后几天的正常数据进行修补, 以保证数据进一步完整规范化。

3.2 基于QPSO的RBF网络学习算法设计

1) 径向基层单元数确定, 在网络训练中确定隐单元的个数就是确定聚类的最佳数目, 本文采用对手受罚的竞争学习 RPCL (Rival Penalized Competitive Learning) 算法确定径向基层的单元数, 该算法不仅可以修正获胜项以适应输入值, 还可以通过惩罚次胜项(即较小的学习率)的方法强迫多余的节点偏离聚类数据就能自动确定聚类数目, 根据文献[6], 采用 RPCL 算法确定径向基层单元数。

2) 用 QPSO 对 RBF 网络权值、阈值进行训练的关键在于建立 QPSO 粒子的维度空间与神经网络连接权值、阈值之间的映射关系。根据图 1 所示的 RBF 网络, 每个粒子位置向量为

$X = (w_1, \dots, w_I, c_1, \dots, c_I, \sigma_1, \dots, \sigma_I)$, 其中 I 为隐含层神经元个数。然后将 RBF 网络中的所有参数编码成实数码串表示的个体, 根据粒子群规模, 按照个体结构随机产生一定数目的个体(粒子)组成种群, 其中不同的个体代表神经网络的一组不同参数, 同时初始化 $pbest$, $gbest$ 。

3) 对每一个体对应的神经网络输入训练样本进行训练。计算每一个网络在训练集上产生的均方误差(即粒子的适应度), 定义为第 t 次叠代后网络实际输出 Y' 和理想输出 Y 之间的误差平方, 如式(9)。

$$f(t) = \sum_{i=1}^n (Y'_i - Y_i)^2 \quad (9)$$

式中: n 为样本数, 将 $f(t)$ 作为目标函数, 评价粒子群中的所有个体, 从中找到最佳个体(即粒子群中均方误差最小的个体)用来判断是否需要更新粒子的 $pbest$ 与 $gbest$ 。

4) 按照 QPSO 模型更新每一个体的位置向量, 以此产生新的个体粒子。将新产生的粒子继续映射为网络的参数, 输入训练样本训练网络, 如此反复进行直到满足算法终止条件, 输出一组具有最优适应值的参数作为最后结果, RBF 网络训练算法结束。

3.3 预测模型仿真实例

为验证本文基于 QPSO_RBF 学习算法进行负荷预测的实效性, 选取河南省某市 2002 年 6 月-2003 年 6 月(除节假日)的历史负荷数据和相应的天气数据作

为训练数据, 预测该地区2003年7月1日24小时的电力负荷。设网络初始隐节点数为22个, 初始化粒子数46个, 惯性权重 ω 在0.4~0.8 之间线性取值, 迭代次数240次, β 随着迭代次数增加从1.0 线性减小到0.5。该网络经过学习样本234次的学习后, 得到网络的有效隐节点数为17个。预测结果见表1。

表 1 电力系统负荷预测结果

Tab.1 Result of power system load forecasting

时刻	实际值/MW	预测值/MW	相对误差 /(%)
1	884	873	1.23
2	890	867	2.58
3	866	869	-0.35
4	856	874	-2.10
5	864	876	-1.39
6	872	861	1.26
7	940	927	1.38
8	932	945	-1.39
9	967	981	-1.45
10	1052	1037	1.43
11	1089	1096	-0.64
12	1134	1119	1.32
13	1052	1037	1.43
14	1049	1046	0.29
15	1044	1035	0.86
16	1054	1067	-1.23
17	1103	1126	-2.09
18	1150	1129	1.83
19	1204	1196	0.66
20	1193	1179	1.17
21	1109	1086	2.07
22	1054	1046	0.76
23	983	972	1.12
24	924	913	1.19

从表 1 中可知, 该日的负荷预测曲线与实际负荷曲线形状大致相同。所有点的相对误差都小于 3%, 且主要集中在 $\pm 1.2\%$, 最大相对误差为 2.58%, 最小相对误差 0.29%, 预测取得较为满意的结果。

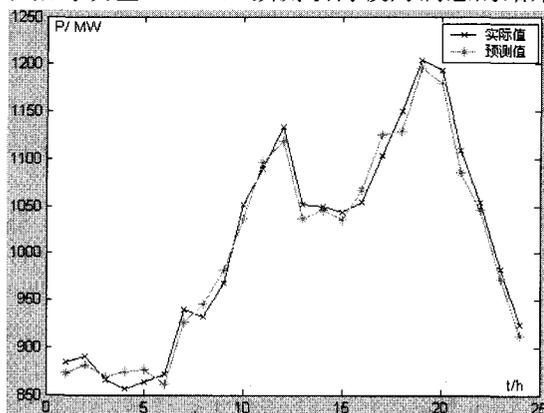


图 2 负荷预测值与实际值比较

Fig.2 Comparison of the load actual value and forecast value

4 结论

精确的电力系统短期负荷预测关键在于预测模型的建立, 本文提出了一种新的以量子粒子群算法为基础的 RBF 神经网络用于负荷预测, 将 RBF 网络的各个参数组成一个多维向量, 作为粒子进行优化, 从而由可在解空间范围内搜索最优解。这种算法与基本粒子群算法相比, 计算更简便, 更易于编程实现, 具有更快的收敛速度, 并且全局搜索能力更强, 参数估计更准确。将本文提出的方法所训练的 RBF 神经网络应用于电力系统负荷预测, 仿真实例证明该方法具有良好的预测精度, 在工程上具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] 牛东晓, 曹树华, 赵磊. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 1998.
NIU Dong-xiao, CAO Shu-hua, ZHAO Lei. Power Load Forecasting Technology and Application[M]. Beijing: China Electric Power Press, 1998.
- [2] 朱大奇, 史慧, 等. 人工神经网络原理及其应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2002.
ZHU Da-qi, SHI Hui, et al. Artificial Neural Network Theory and Application[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2002.
- [3] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒子群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
ZENG Jian-chao, JIE Qian, CUI Zhi-hua. Particle Swarm Optimization[M]. Beijing: Science Press, 2004.
- [4] SUN Jun, FENG Bin, XU Wen-bo. Particle Swarm Optimization with Particles Having Quantum Behavior[A]. In: Proceedings of 2004 Congress on Evolutionary Computation[C]. 2004.325-331.
- [5] Franchini M. Use of a Genetic Algorithm Combined with a Local Search Method for the Automatic Calibration of Conceptual Rainfall Run off Models[J]. Hydrological Science Journal, 1996, 41(1):21 - 39.
- [6] XU Lie, Krzyzak A, Oja E. Rival Penalized Competitive Learning for Clustering Analysis, RBF net, and Curve Detection[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1993, 4 (4): 636-649.
- [7] Manirzzo V. Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1994, 5(1):39-53.
- [8] 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.
- [9] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.

(下转第 46 页 continued on page 46)

特点,分析了一种新的利用电流量的永久性故障判别方法。该方法以瞬时性故障模型为计算模型,据单端已知电气量求取故障相并联电抗器电流,利用该求取电流与实际测量电流的差电流同中性点小电抗的电流幅值比来实现永久性故障的判别。通过在不同条件下大量的 ATP 仿真和 Matlab 计算验证,不但仿真结果理想,而且应用于超高压线路故障实例数据时故障判定正确,证明了该算法的实际应用性好。

参考文献

- [1] 宋国兵,索南加乐,孙丹丹. 输电线路永久性故障判别方法综述[J]. 电网技术, 2006, 30(18): 75-80.
SONG Guo-bing, SUONAN Jia-le, SUN Dan-dan. A Survey on Methods to Distinguish Permanent Faults from Instantaneous Faults in Transmission Lines[J]. Power System Technology, 2006, 30(18): 75-80.
- [2] 葛耀中. 在单相自动重合闸过程中判别瞬时性故障和永久性故障的方法[J]. 西安交通大学学报, 1984, 18(2): 23-32.
GE Yao-zhong. Identification of Temporary Fault and Permanent Fault for Single-phase Reclosure[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1984, 18(2): 23-32.
- [3] GE Yao-zhong, SUI Feng-hai, XIAO Yuan. Prediction Methods for Preventing Single-phase Re-closing on Permanent Fault[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1989, 4(1): 114-121.
- [4] 牛小明,王小彤,施围,等. 超高压串联补偿输电线路的潜供电流和恢复电压[J]. 电网技术, 1998, 22(9): 9-16.

- NIU Xiao-ming, WANG Xiao-tong, SHU Wei, et al. Secondary Arc Current and Recovery Voltage of Series Compensated EHV Transmission Line[J]. Power System Technology, 1998, 22(9): 9-16.
- [5] 索南加乐,张怪宁,齐军,等. II模型时域电容电流补偿的电流差动保护研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(5): 12-18.
SUONAN Jia-le, ZHANG Yi-ning, QI Jun, et al. Study of Differential Protection Using Time-domain Capacitive Current Compensating Algorithm on II-model[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(5): 12-18.
- [6] 索南加乐,宋国兵,许庆强,等. 任意长度数据窗幅频特性一致的正交相量滤波器设计[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 45-49.
SUONAN Jia-le, SONG Guo-bing, XU Qing-qiang, et al. The Design of Orthogonal Phasor Filter with Identical Magnitude-Frequency Characteristics and Optional Data-Window[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 45-49.
- [7] 伍叶凯,邹东霞. 电容电流对差动保护的影响及补偿方案[J]. 继电器, 1997, 25(4): 4-8.
WU Ye-kai, ZOU Dong-xia. The Influence of Capacitance Current to Differential Protection and Its Compensation Scheme[J]. Relay, 1997, 25(4): 4-8.

收稿日期: 2007-12-17; 修回日期: 2008-01-10

作者简介:

陆肖钰(1975-),女,讲师,从事供用电管理,故障判别的研 究、教学; E-mail: sxy_20032003@126.com
赵宏(1972-),男,工程师,从事电力工程设计。

(上接第9页 continued from page 9)

- GAO Juan. Artificial Neural Network Theory and Emulation Example[M]. Beijing: China Machine Press, 2003.
- [10] 陈伟,冯斌,基于 QPSO 算法的 RBF 神经网络参数优化仿真研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(8): 1928-1930.
CHEN Wei, FENG Bin. Simulation Study on the Parameters Optimization of Radial Basis Function Neural Network Based on QPSO Algorithm[J]. Computer Application, 2006, 26(8): 1928-1930.
- [11] 程其云,王有元,陈伟根. 基于改进主成分分析的短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2005, 29(3): 64-67.
CHENG Qi-yun, WANG You-yuan, CHEN Wei-gen. Modified Principal Component Analysis Based Short-term Load Forecasting[J]. Power System Technology, 2005, 29(3): 64-67.
- [12] 姚李孝,宋玲芳,李庆宇. 基于模糊聚类分析与 BP 网络的电力系统短期负荷预测[J]. 电网技术, 2005, 29(1): 20-23.
YAO Li-xiao, SONG Ling-fang, LI Qing-yu. Power System Short-term Load Forecasting Based on Fuzzy Clustering Analysis and BP Neuralnet Work[J]. Power System Technology, 2005, 29(1): 20-23.

- [13] 张涛,赵登福,周琳,等. 基于 RBF 神经网络和专家系统的短期负荷预测方法[J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(4): 3-6.
ZHANG Tao, ZHAO Deng-fu, ZHOU Lin, et al. Short Term Load Forecasting Using Radial Basis Function Networks and Expert System[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2001, 35(4): 3-6.
- [14] 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 Using Radial Basis Function Networks and Fuzzy Clustering[J]. Relay, 2006, 34(10): 64-67.

收稿日期: 2007-12-05; 修回日期: 2008-01-09

作者简介:

田书(1963-),女,副教授,从事电力系统综合自动化、微机继电保护的应用和研究;
刘团结(1983-),男,硕士研究生,研究方向为智能控制与信息处理技术; E-mail: liutuanjie0107@163.com
胡艳丽(1983-),女,硕士研究生,研究方向为控制理论与控制工程。