

# 基于粗糙集的遗传神经网络短期负荷预测方法

徐剑, 陆俊, 孙毅, 唐良瑞

(华北电力大学电气与工程学院, 北京 102206)

**摘要:** 结合粗糙集理论、遗传算法和神经网络的优点, 提出了一种新的短期负荷预测方法—基于粗糙集的遗传神经网络负荷预测模型。由于影响短期负荷预测的因素众多, 通过粗糙集理论中的属性约简对神经网络的输入进行了筛选, 找到与预测量相关性大的影响因素作为输入量, 减少了神经网络的工作量。为了解决神经网络自身收敛速度慢和容易陷入局部极小的缺陷, 利用具有全局搜索能力强等优点的遗传算法与之相结合。实验证明了该算法在速度和精度上都能得到了提高, 此方法在短期负荷预测中是可行性、有效性。

**关键词:** 短期负荷预测; 粗糙集; 神经网络; 遗传算法

## Short-term load forecasting method of genetic algorithm neural network based on rough set

XU Jian, LU Jun, SUN Yi, TANG Liang-ru

(College of Electric and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** With advantages of rough set, genetic algorithm and neural network, the paper proposes a new short-term load forecasting method—genetic algorithm neural network based on rough set. Due to a mass of influencing short-term load forecasting factors, by using attribute algorithm of rough set theory is introduced to choose neural network's input parameters. Parameters with a high correlation are used for input, which reduce the work and calculation time. In order to solve the shortcoming in the BP algorithm, such as slowness in training speed and convergence to the local minimum, genetic algorithm with the ability of strong global search is integrated. Forecasting results of calculation examples show that the new load forecasting method improve the speed and the accuracy of prediction, which is feasible and effective in the short-term load forecasting.

**Key words:** short-term load forecasting; rough set; neural network; genetic algorithm

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2008)06-0037-05

## 0 引言

短期负荷预测是电量管理系统的一项重要内容, 它主要用来安排电力生产计划, 短期负荷预测的精确性很大程度上影响了电力系统运行的经济性和可信性。众多学者在这一领域做了大量的研究工作, 提出了很多的预测模型和方法, 例如灰色方法、回归分析法、人工神经网络方法等<sup>[1,2]</sup>。由于科学技术的发展和社会的进步, 影响负荷预测的因素也越来越多, 这对负荷预测精确度也提出了更高的要求。因此, 近些年来国内外学者为了提高预测精确度, 提出了一些新的预测方法。其中, 利用粗糙集理论来进行负荷预测成为一个新的研究方向<sup>[3,4]</sup>, 而与具有较强学习能力的 BP 神经网络相结合的组合预测方法在该领域受到了广泛的关注。利用粗糙集理论属性约简的特性, 来对输入量进行选取, 最后经约

简得到的负荷影响因素作为 BP 神经网络的最终输入量。通过这种方法, 减少了神经网络的工作量, 提高了效率, 从预测精确度来分析优于大多数方法。

但是, BP 算法同时存在收敛速度慢, 有可能陷入局部最小, 以及网络参数(如中间层神经元的个数)和训练参数(如网络权值、误差阈值等)难以确定等缺点, 应寻找更有效、具有全局最优搜索能力的权值学习算法, 而遗传算法是一种基于自然选择和自然遗传的全局优化算法, 具有本质的并行计算特点, 采用从自然选择机理中抽象出来的几种算子对参数进行操作。这种操作针对多个可行解构成的群体进行, 故在其世代更替中可以并行地对参数空间的不同区域进行搜索, 并使得搜索朝着更有可能找到全局最优的方向进行且不至于陷入局部极小。针对神经网络原有固定结构学习方法的缺陷, 利用遗传算法的全局收敛性, 将神经网络和遗传算法有机地结

合起来就是遗传神经网络的核心内容<sup>[5]</sup>。利用遗传算法对不同隐层节点个数的神经网络个体进行学习,从中得到神经网络的优化初始权值,最后再根据已有的网络结构和初始权值运用 BP 算法进行训练和预测。这样,既克服了神经网络结构选取的盲目性,给出了优秀的初始权值,又克服了遗传算法耗时的缺点,最终达到了改善网络收敛性能和收敛速度的目的。

因此,针对电力系统多因素负荷预测问题,融合粗糙集和遗传神经网络技术各自的优势,本文提出了一种基于粗糙集的遗传神经网络短期负荷预测方法,经实验结果分析表明,基于该方法的短期负荷预测模型具有较高的预测精度,同时预测效率也有了很大的改进。

## 1 粗糙集理论

粗糙集 RS (Rough Set) 理论<sup>[6]</sup>是一种刻划不完整性和不确定性的数学工具,能有效地分析和处理不精确、不一致、不完整等各种不完备信息,并从中发现隐含的知识,揭示潜在的规律<sup>[7]</sup>。 $U=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为有限非空对象集合,通常称为论域。设  $X$  为  $U$  的一个子集,  $a$  为  $U$  的一个对象,  $[a]_R$  表示所有与  $a$  不可分辨的对象所组成的集合,即由  $a$  决定的等效类。当集合  $X$  表示成基本等效类组成的并集时,则称集合  $X$  是可以精确定义的;否则,集合  $X$  只能通过逼近的方式来刻划。集合  $X$  关于  $R$  的下逼近定义为:

$$R_*(X) = \{a \in U : [a]_R \subseteq X\} \quad (1)$$

$R_*(X)$  实际上是由那些根据已有知识判断肯定属于  $X$  的对象所组成的最大的集合,也称为  $X$  的正区 (positive region), 记作  $POS(X)$ 。根据已有知识判断肯定不属于  $X$  的对象组成的集合称为  $X$  的负区 (negative region)。记作  $NEG(X)$ 。集合  $X$  关于  $R$  的上逼近定义为:

$$R^*(X) = \{a \in U : [a]_R \cap X \neq \emptyset\} \quad (2)$$

$R^*(X)$  是由所有与  $X$  相交非空的等效类  $[a]_R$  的并集,是那些可能属于  $X$  的对象组成的最小集合。

$Q$  是有限非空属性集合即  $Q=CD$ ,  $C$ 、 $D$  分别为条件属性集和决策属性集,这种信息系统也可称为决策系统(或决策表)。属性的依赖性:集合的上下近似紧密地与属性的依赖性相联系。如果属性集合  $D$  中的所有属性值都唯一地由属性集合  $C$  中的属性值确定,则说  $D$  完全依赖于  $C$ , 表示为  $C \Rightarrow D$ 。如果  $D$  中的部分属性值由  $C$  中的属性值决定的话,则说

$D$  局部依赖于  $C$ 。

依赖度定义如下: 给定  $U$  的子集  $C, D$ 。如果:

$$K = \gamma(C, D) = \frac{\text{card}(POS_C(D))}{\text{card}(U)} \quad (3)$$

( $\text{card}(\cdot)$  表示集合的基数,  $POS_C(D)$  是  $C$  的  $D$  正域) 则说  $D$  在  $k$  程度上依赖于  $C$ , 当  $k=1$  时,  $D$  完全依赖于  $C$ ; 当  $k < 1$  时, 则  $D$  局部(在  $k$  程度上)依赖于  $C$ 。

对于任意条件属性  $c \in C$  关于  $D$  的重要性  $Sig_{c-c}(c)$  定义为:

$$Sig_{c-c}(c) = r_c(c) = \frac{\text{card}(POS_c(D)) - \text{card}(POS_{C-\{c\}}(D))}{\text{card}(U)} \quad (4)$$

其中:  $\text{card}(X)$  表示集合  $X$  中的元素个数。  $r_c(c)$  的值越大, 在决策中起到的作用就越大。

## 2 基于粗糙集的遗传神经网络短期负荷预测方法

设电力负荷  $y$  的影响因素为  $x_1, x_2, \dots, x_n$ ,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  与  $y$  都是不确定性变量。  $t$  时期各个变量的历史数据是  $u_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tm}; y_t) (t=1, 2, \dots, m)$ 。现在需要根据影响因素在预测期  $T$  的值  $x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn}$  预测负荷的值  $y_T$ , 对此问题可通过拟合影响因素与负荷的相关关系来实现。根据 Kolmogoro 定理<sup>[8]</sup>, 任何一种非线性映射都可以用一个三层前向网络很好地逼近, 由于 BP 神经网络的强非线性拟合能力, 尤其是对预测中天气、温度等因素的处理方便, 而且学习规则简单, 便于计算机实现, 所以目前多利用 BP 学习算法来进行神经网络的训练。然而, BP 神经网络是一种全局逼近网络, 用梯度下降法调整权值, 存在局部极小和收敛速度慢等缺点。为了克服传统 BP 神经网络中存在的一些缺陷, 本文将具有全局搜索、收敛速度快特点的遗传算法与神经网络结合起来, 实现准确、快速预测电力系统负荷的目的, 不仅能发挥神经网络的泛化映射能力, 而且使神经网络克服收敛速度慢和容易陷入局部误差极小点等缺点。

### 2.1 预测模型输入量的选取

影响负荷预测精度的外在因素有很多, 如果都作为遗传神经网络的输入, 会加大网络的工作量, 迭代时间也会变得更长, 预测效率会大大降低。由于它们在电力负荷预测信息系统中并非同等重要, 甚至一些因素是冗余的, 利用上一章介绍的粗糙集理论, 通过知识约简可在保持系统分类能力不变的条件下, 删除不相关或不重要的影响因素, 提取出

最能反映系统特征和变化规律的属性与规则,使系统达到最简化<sup>[3]</sup>。本文将影响负荷预测的各种因素作为条件属性,待预测负荷值作为决策属性,先进行属性离散化,建立知识系统,然后进行初始决策表约简,计算各条件属性关于决策属性重要性的高低,将重要性较低或为零的属性去掉,保留重要性高的属性作为最后遗传神经网络的输入量。

## 2.2 网络权值的优化

由于神经网络的性能优劣与它初始权值的选取有很大的关系,另外针对 BP 神经网络易陷于局部极小值等缺点,本文利用具有全局最优搜索能力的遗传算法来进行网络初始权值的优化,学习目标为使神经网络误差函数最小<sup>[9]</sup>。

具体实现步骤:

### 1) 编码方案

采用遗传算法对神经网络的参数进行训练,首先必须对参数进行相应的编码,本文对网络中连接权值和阈值进行二进制编码。假定网络的连接权和阈值限定了变化范围,则网络各连接权和阈值的字符串表示的值和实际值之间有如下关系:

$$w = w_{\min} + \frac{\text{bin}}{2^N - 1} [w_{\max} - w_{\min}] \quad (5)$$

式中:  $\text{bin}$  是由  $N$  位字符串所表示的二进制整数;  $[w_{\max}, w_{\min}]$  为各连接权值和阈值变化范围。

### 2) 适应度函数

同样在求每个个体的适应值时,必须将每个个体转化成相应的网络参数,然后,计算出网络的输出,并通过性能指标对其进行评估,取得相应的适应值。衡量 BP 网络性能的主要指标是网络的输出值与期望的输出值之间的误差平方和。该误差平方和小则表示该网络性能好。定义适应度函数:

$$f = \frac{1}{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l e(i)^2 + 1} \quad (6)$$

其中:  $e(i) = y(i) - y_m(i)$  为两者之间的误差,  $l$  为学习样本数,  $y(i)$  为网络输出值,  $y_m(i)$  为期望输出值。

### 3) 选择

$$\text{选择概率 } P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (7)$$

计算种群中个体的适应度,选择其适应度值大的个体直接遗传给下一代。

### 4) 交叉

在选出的下一代种群中,随机地选择两个个体,按交叉概率  $P_c$  在选中的位置进行相同位置的交换。这个过程反映了随机信息交换,目的在于产生新的基因组合,即产生新的个体。

### 5) 变异

在交叉后的种群中,以变异概率  $P_m$  对随机选取的一些个体按照生物遗传中基因变异的原理,对选中的个体的某些位执行变异(所谓变异,就是对预执行变异的个体的某个串的对应位求反)。在遗传算法中,初始种群的交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  的选择对遗传算法的性能有很大影响,一般按经验选取  $P_c$  为  $0.5 \sim 1.0$ ,  $P_m$  为  $0.005 \sim 0.1$ ,其具体数值需经过反复实验确定。

6) 重复步骤 2), 3), 4), 5), 使权值和阈值的分布不断进化,直到满足训练目标为止(当优化个体的适应度和种群的适应值的平均值不再有意义的增加时)。

在此基础上,再用人工神经网络的 BP 算法对上面得到的网络参数进一步精确优化,直至搜索到最优网络参数为止,此时即可得到精确的最优参数组合。

## 2.3 利用优化后的 BP 网络进行预测

BP 神经网络的学习过程由正向传播和反向传播组成,正向传播过程输入样本从输入层经隐含层处理后传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望输出,则转入反向传播,将误差信号沿原来的连接通道返回,通过修改各层神经元的权值,使得误差信号最小<sup>[10]</sup>。

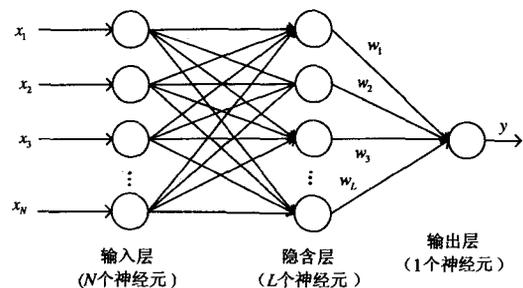


图 1 BP 神经网络结构

Fig.1 BP neural network structure

本文中 BP 网络采用 3 层结构,如图 1 所示。第 1 层为输入层,输入变量为与待预测负荷相关的变量;第 2 层为隐层,隐层的激励函数采用 Sigmoid

函数:  $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$  (式中  $x$  是神经元输入;  $f(x)$

为输出); 第 3 层为输出层, 采用线性变换函数,

$v = \sum_{i=1}^n w_i y_i$  (式中:  $w_i$  为隐层神经元与输出层神

经元的连接权值,  $y_i$  为隐层神经元的输出,  $n$  为隐层神经元的个数)。输入层的神经元个数为粗糙集约简后得到的条件属性个数, 参考文献[11]中隐含层节点数目计算公式及某些经验, 确定选取隐含层神经元个数为 24, 输出层为一个神经元, 为了提高速度并增加算法的可靠度, 本文采用了动量法对 BP 算法进行了改进<sup>[12]</sup>, 动量因子  $\eta$  为 0.9 和学习速率  $\alpha$  为 0.25。

利用遗传算法和 BP 算法对网络参数进行了优化, 得到了最优的网络权值, 最后再用 BP 神经网络进行最终的短期负荷预测。由于遗传算法代替了神经网络的初始寻优, 网络在已接近最优解的基础上进行参数寻优, 从而有效地提高了网络的寻优速度和精度。

### 3 实例分析

为了验证该算法的有效性, 以某市供电局 2006 年 6 月 1 日至 2006 年 7 月 1 日的负荷数据和气象数据作为学习样本, 利用本文提出的算法来预测 2006 年 7 月 2 日~4 日的日负荷值。根据日类型将负荷分为工作日和休息日两大类, 每类负荷分别建立 24 个神经网络模型来预测在预测日 24 小时的负荷值。样本数据包括每日的各时刻负荷值、最高温度、最低温度、平均温度、降雨量、平均湿度、气压。根据电力负荷的日变化特性, 在建立初始决策表时, 条件属性取为预测日和前三天及前两个星期同一天的最高温度、最低温度、平均温度、降雨量、平均湿度、气压, 预测日前三天的同一时刻及前 3 个小时、前 2 个星期的同一天同一时刻及前 3 个小时的历史负荷值, 这样得到共 56 个条件属性, 决策属性为预测时刻的负荷值。在此通过粗糙集离散化算法将属性进行离散化, 确定其重要度, 根据其重要性删除条件属性与决策属性无关的属性, 从而得到遗传神经网络的输入变量。最后经过约简后得出的属性集为  $L(d-1, t), L(d-1, t-1), L(d-2, t), L(d-2, t-1), L(d-7, t), T_{\max,d}, T_{\text{avg},d}, T_{\min,d}, T_{\text{avg},d-1}, H_d$ , 其中:  $L(d,t)$  表示预测日  $t$  时刻的负荷值;  $T_{\max,d}$  为预测日最高温度;  $T_{\text{avg},d}$  为预测日平均温度;  $T_{\min,d}$  为预测日最低温度;  $H_d$  为预测日平均湿度, 其重要性如表 1 所示。

表 1 约简后的条件属性重要度

Tab.1 Importance of condition attribute reduced

输入变量	属性重要度
$L(d-1, t)$	0.2504
$L(d-1, t-1)$	0.1236
$L(d-2, t)$	0.2128
$L(d-2, t-1)$	0.0526
$L(d-7, t)$	0.0727
$T_{\max,d}$	0.0618
$T_{\text{avg},d}$	0.1046
$T_{\min,d}$	0.0372
$T_{\text{avg},d-1}$	0.0623
$H_d$	0.0220

表 2 某市电网负荷预测日报表

Tab.2 Day load forecasting result of a city

时间/h	实际值/MW	BP神经网络预测值/MW	相对误差(修正前)/%	本文算法预测值/MW	相对误差(修正后)/%
01: 00	18384	18796.4	2.24	18632.2	1.35
02: 00	17271.2	17865.8	3.44	17656.3	2.23
03: 00	17215	17536.8	1.87	17452.3	1.38
04: 00	16936.5	17132.5	1.16	17023.6	0.51
05: 00	17164.5	16365.4	-4.65	16696.3	-2.73
06: 00	17374.8	17632.4	1.48	17568.4	1.11
07: 00	19175.2	19773.6	3.12	19568.2	2.05
08: 00	19460.5	20364.7	4.64	19901.3	2.27
09: 00	19635.2	20633.9	5.08	19921.3	1.46
10: 00	20010.4	21068.5	5.29	20562.3	2.76
11: 00	20172.9	21521.3	4.01	20652.3	2.38
12: 00	20266.9	21003.2	3.63	20625.3	1.77
13: 00	20015.7	21032.6	5.08	20542.2	2.63
14: 00	20049.5	20985.3	4.67	20654.8	3.02
15: 00	20452.7	21254.2	3.92	21003.5	2.69
16: 00	19910.2	20752.3	4.23	20452.8	2.73
17: 00	20077.3	20956.3	4.38	20568.4	2.45
18: 00	20122.5	20987.6	4.3	20458.1	1.68
19: 00	20450.8	21584.2	5.5	20956.2	2.47
20: 00	20944.7	21636.3	3.3	21236.3	1.39
21: 00	20939	21841.6	4.28	21365.9	2.04
22: 00	20321.5	21002.3	3.35	20897.9	2.84
23: 00	19241.8	19742.9	2.6	19758.1	2.68
24: 00	17931.3	17780.4	-0.84	17896.3	-0.2

由于此时每个属性的重要性都不为零, 所以每个属性都不是多余的。将这些约简后得到的属性作为遗传神经网络输入层的输入量, 用原始历史数据对网络训练和学习, 首先利用遗传算法进行对初始

权值的优化,遗传初始种群数为 20,经过反复的试验,交叉概率  $P_c$  取为 0.6 和变异概率  $P_m$  取为 0.03。经过遗传算法优化后的 BP 神经网络在此基础上再进行优化和确定参数,之后再利用得到最优参数的网络进行日负荷预测。为了更好地比较本文的算法和普通 BP 神经网络的优劣性,本文也运用普通 BP 神经网络对 2006 年 7 月 2 日的 24 h 负荷进行了预测,通过预测结果来比较两种预测方法的差异。用同类机型 BP 神经网络训练时间需要 90 min,而本算法训练时间仅为 25 min,预测精度也有一定的差距,本文提出的预测方法精确度在 97% 以上,其预测结果见表 2。

本文方法及普通 BP 神经网络预测方法的结果与实际负荷值的对比曲线如图 2 所示。

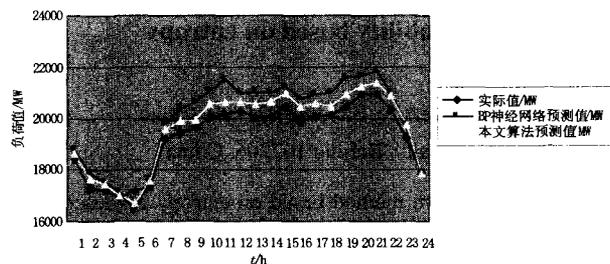


图 2 某市电网日负荷预测结果

Fig.2 Comparison of the forecasting results

从以上结果可以看出,虽然最初选择的输入变量有 56 个之多,但通过粗糙集理论分析进行约简之后保留了可以覆盖原数据集的 10 个变量作为神经网络的输入,减少了神经网络输入层的输入变量,而且通过遗传算法先来进行网络参数值的优化,使得后续神经网络训练的盲目性大大减少,有效地回避了网络权参数优化时陷入局部极小时带来的死机和无法满足精度要求,全局搜索能力得到较大提高,从而更加提高了神经网络运行的速度和精度。通过实践证明该算法的有效性,而且完全能满足实际的需要。

由于每个季节的自然条件不同,影响负荷预测的外在因素也有较大的差异,因此粗糙集约简算法得到的约简结果将有所不同,换季月份的属性约简变动更大。针对这个问题,为了得到新的属性约简集,保证预测精度的准确,对样本数据应该每隔一定的周期进行一次更新,更新周期一般选择为 20 天左右。

#### 4 结论

本文提出了一种基于粗糙集的遗传神经网络的

短期负荷预测方法,此方法的出发点是由于影响短期日负荷预测精度的因素很多,在建立神经网络时输入量的选择尤为重要,通过粗糙集理论可以约简其与负荷预测相关的条件属性,获得可以覆盖原数据的最小属性集,这样得到属性集作为神经网络的输入就可以大大地减少网络运行的时间,也避免了盲目性。由于神经网络自身有容易陷入局部极小的缺点,利用遗传算法先对其进行优化,这样能更好地解决神经网络在预测时的问题,从而在预测精度和预测速度上都能得到改进。计算实例表明,该文提出的算法是有效可行的。

#### 参考文献

- [1] da Silva A P A, Moulin L S. Confidence Intervals for Neural Network Based Short-term Load Forecasting[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000,15 (4):1191-1196.
- [2] 曹国剑,黄纯,隆辉,等. 基于 GM(1,1)改进模型的电网负荷预测方法[J]. 电网技术, 2004,28(13):50-53. CAO Guo-jian, HUANG Chun, LONG Hui, et al. Load Forecasting Based on Improved GM(1,1) Model[J]. Power System Technology, 2003,22(2):50-53.
- [3] 王志勇,郭创新,曹一家. 基于模糊粗糙集和神经网络的短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2005,25(19):7-11. WANG Zhi-yong, GUO Chuang-xin, CAO Yi-jia. A Method for Short Load Forecasting Integrating Fuzzy-Rough Set with Artificial Neural Network[J]. Proceedings of the CSEE, 2005,25(19):7-11.
- [4] 张庆宝,程浩忠,刘青山,等. 基于粗糙集属性约简算法和支持向量机的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2006,30(8):56-59,70. ZHANG Qing-bao, CHENG Hao-zhong, LIU Qing-shan, et al. Short-Term Load Forecasting Based on Attribute Reduction Algorithm of Rough Sets and Support Vector Machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006,30(8):56-59,70.
- [5] 梁海峰,涂光瑜,唐红卫. 遗传神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2001,25(1):49-53. LIANG Hai-feng, TU Guang-yu, TANG Hong-wei. Application of Genetic Algorithm Neural Network Short-term Load Forecasting of Power System[J]. Power System Technology, 2001,25(1):49-53.
- [6] Pawlak Z. Rough Sets[J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, (11):341-356.
- [7] 张文修,吴伟志,梁吉业,等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科技出版社, 2001.
- [8] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 1990.
- [9] 程其云,孙才新,张晓星,等. 以神经网络与模糊逻辑互补的电力系统短期负荷预测模型及方法[J]. 电工技术学报,2004,19(10):53-58.

- CAO Guo-qing, XING Jin-cheng, TU Guang-bei. Grey Method with Use of an Analytic Hierarchy Process for Performance Evaluation of Flue Gas Desulfurization Technology[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(4):51-55.
- [10] 廖瑞金,杨丽君,孙才新,等. 基于局部放电主成分因子向量的油纸绝缘老化状态统计分析[J].中国电机工程学报,2006,26(4): 114-119.  
LIAO Rui-jin, YANG Li-jun, SUN Cai-xin, et al. Aging Condition Assessment of Oil-paper Based on Principal Component and Factor Analysis of Partial Discharge[J]. Proceedings of the CSEE, 2006,26(4):114-119.
- [11] 雍红月,李松林. 运用主成分分析方法评价上市公司经营管理业绩[J].科学管理研究,2004,24(2): 66-69.  
YONG Hong-yue, LI Song-lin. Principle Components Analysis on Financial Situation of Public Company[J]. Scientific Management Research, 2004, 24(2): 66-69.
- [12] 张雪平,殷国富. 基于层次灰色关联的产品绿色度评价研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(17): 76-80.  
ZHANG Xue-ping, YIN Guo-fu. Research on Evaluation Method of Product Green Degree Based on Layered Grey Relation[J]. Proceedings of the CSEE, 2005,25(17): 76-80.
- [13] 孙晓东,焦玥,胡劲松.基于灰色关联度和理想解法的决策方法研究[J] 中国管理科学,2005,13(4): 63-68.  
SUN Xiao-dong, JIAO Yue, HU Jin-song. Research on Decision-Making Method Based on Gray Correlation Degree and TOPSIS[J]. Chinese Journal of Management Science, 2005,13(4):63-68.
- [14] 刘志,端木京顺,王强,等.基于熵权多目标决策的方案评估方法研究[J].数学的实践与认识,2005,35(10):114-119  
LIU Zhi, DUANMU Jing-shun, WANG Qiang, et al. An Evaluation Method of Scheme Based on Entropy Weight Multi-objection Decision-making[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2005,35(10):114-119.
- [15] 雷战波,朱正威,王雷.基于熵权夹角和TOPSIS的企业经济效益诊断模型[J].运筹与管理,2005,14(2): 142-148.  
LEI Zhan-bo, ZHU Zheng-wei, WANG Lei. Diagnosis Model for Enterprise Economic Performance Based on the Weighing Entropy Inclination-TOPSIS[J]. Operations Research and Management Science, 2005, 14(2): 142-148.

收稿日期:2007-09-04; 修回日期:2007-11-29

作者简介:

李金颖(1974-),女,副教授,从事电力市场开发与规划研究; E-mail:jgxljy@126.com

李金超(1978-),男,博士研究生,从事电力市场开发与规划研究;

牛东晓(1962-),男,博士生导师,教授,从事电力市场开发与规划研究。

(上接第41页 continued from page 41)

- CHENG Qi-yun, SUN Cai-xin, ZHANG Xiao-xing, et al. Short-Term Load Forecasting Model and Method for Power System Based on Complementation of Neural Network and Fuzzy Logic[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2004,19(10):53-58.
- [10] 牛东晓,王会青,谷志红.基于RS和GA的动态模糊神经网络在短期电力负荷预测中的应用[J].电力自动化设备,2005,25(12):10-14,18.  
NIU Dong-xiao, WANG Hui-qing, GU Zhi-hong. Application of Dynamic Fuzzy Neural Network Based On Rough Set Theory and GA in Power System Short-term Load Forecast[J]. Electric Power Automation Equipment, 2005, 25(12):10-14, 18.
- [11] 金先级.人工神经网络导论讲义[M].武汉:华中理工大学出版社,1996.
- [12] 陆琼瑜,童学锋.BP算法改进的研究[J].计算机工程与设计,2007,28(3):648-650.  
LU Qiong-yu, TONG Xue-feng. Analysis of Improvement Algorithms of BP Neural Network[J]. Computer Engineering and Design, 2007, 28(3): 648-650.

收稿日期:2007-08-13; 修回日期:2007-10-27

作者简介:

徐剑(1982-),男,硕士研究生,研究方向为电力系统通信、无线通信、电力负荷预测等; E-mail:baoshijie1982@163.com

陆俊(1976-),男,博士,讲师,研究方向为电力系统通信、网络通信、图像处理等;

唐良瑞(1966-),男,博士,教授,研究方向为电力系统通信、无线通信、图像处理等。