

# 基于粗糙集理论的关联聚类中长期负荷预测法

黎平, 宋坤, 肖白, 张柳

(东北电力大学微通电力系统研究室, 吉林 长春 132012)

**摘要:** 中长期电力负荷预测是电网规划的一项重要基础工作。由于中长期尺度上的电力负荷受各种相关因素的影响较大, 提高负荷预测的准确性难度很大。采用粗糙集理论对影响电力负荷的诸多相关因素的影响程度进行分析, 找出影响负荷变化的主要的因素; 并以这些影响因素对历史数据进行了聚类, 找到与预测目标年最接近的类别来进行负荷预测。文中的算例结果说明了方法的有效性。

**关键词:** 中长期负荷预测; 粗糙集理论; 聚类; 相关因素

## Medium and long-term load forecasting using associated clustering based on rough sets

LI Ping, SONG Kun, XIAO Bai, ZHANG Liu

(Magique Power System Research Group, Northeast Dianli University, Changchun 132012, China)

**Abstract:** Medium and long term load forecast is an important base of transmission and distribution network planning. Due to the effect of some relative factors on the load, raising the precision of load forecast will be a challenging task. Based on the theory of rough sets, the relationships within the load data and relative factors are revealed, and the most sensitive factor can be found. By clustering, the model of load and most sensitive factor can be built and used to load forecast. The validity and effectiveness of the method is tested in a real power system example.

**Key words:** medium and long term load forecasting; rough sets; clustering; relative factor

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2008)01-0043-05

## 0 引言

在中长期尺度上的电力负荷变化受到各种相关因素(经济发展、人口、产业结构等)的影响。因此, 在作中长期负荷预测时, 不能像短期负荷预测那样只考虑负荷与时间的关系。正确处理相关因素的影响是提高中长期负荷预测精度的关键。

已有的中长期负荷预测方法主要有统计分析法, 时间序列法, 人工智能法、模糊预测法、灰色理论预测法<sup>[1,2]</sup>等等。由于未来负荷的变化受很多因素的影响, 且关系复杂, 一些经典的方法如指数平滑、回归方法等都不能有效刻画这种关系。随着人工智能技术的发展, 神经网络作为一种新兴的方法以其强大的处理非线性问题的能力而得到广泛的应用, 但有时也难以得到令人满意的预测结果; 模糊预测、灰色理论等方法在处理相关影响因素时往往需要做特定假设及外部参数的配合。

随着人工智能理论的兴起和应用, 提高了人们处理知识的能力, 在中长期负荷预测中也得到应

用<sup>[3,4]</sup>。粗糙集理论作为一种新的处理模糊知识的数学工具, 已经被成功地应用于机器学习、决策分析、过程控制、模式识别与数据挖掘等领域<sup>[5,6]</sup>。

本文利用粗糙集理论, 对影响中长期负荷的各种可能的因素进行约简分析, 得到影响负荷的主要因素, 然后, 根据这些主要因素构建聚类方法, 进而进行负荷预测。

## 1 粗糙集理论简介

粗糙集理论是波兰学者 Z. Pawlak 于 1982 年提出的<sup>[5]</sup>一种新的处理模糊和不确定性知识的数学工具。能有效地处理不精确、不一致、不完整等各种不完备的信息, 发现和揭示数据之间内在的规律性。

粗糙集理论研究的对象是一个二维数据表, 通常称为信息系统。它能在保持原数据集合分类能力或决策能力不变的前提下, 消除冗余的信息, 从而获得知识的简洁表达。其最突出的优点是“让数据自己说话”, 即不需要数据集合之外的任何信息。

### 1.1 粗糙集理论的基本概念

设一个信息系统表示为： $S = (U, A, V, f)$ ，其中， $U$  是非空对象集合，称为论域； $A = C \cup D$  称为属性的非空有限集，其中， $C$  为条件属性集， $D$  为决策属性集； $V_a$  是属性  $a \in A$  的值域， $V = \bigcup V_a$  为所有属性的值域的并集； $f: U \times A \rightarrow \mathcal{A}$  是一个信息函数，它为每个对象的每个属性赋予一个信息值。

#### (1) 等价关系及等价类

$\forall a \in A$ ，对于  $(x, y) \in U \times U$  存在  $\{xRy \mid f(x, a) = f(y, a)\}$ ，则称  $x, y$  为关于  $R$  的等价关系或不可分辨关系<sup>[5]</sup>，记为： $ind(R)$ 。等价关系  $R$  把集合  $U$  划分为多个互不相交的子集，每一个子集称为一个等价类，用  $U/R$  来表示。

#### (2) 上近似集、下近似集

对于知识表示系统  $S = (U, R)$ ， $X \subseteq U$ ， $R$  为一定义在  $U$  上的等价关系，则上近似集定义为：

$$\bar{R}X = \bigcup \{Y \in U/R \mid Y \cap X \neq \emptyset\} \quad (1)$$

下近似集为：

$$RX = \bigcup \{Y \in U/R \mid Y \subseteq X\} \quad (2)$$

$bn_R(X) = \bar{R}(X) - R(X)$  称为集合  $X$  的边界域，也就是论域的不确定域，如果边界区  $bn_R$  为空，则称  $X$  关于  $R$  是清晰的；反之，则称集合  $X$  关于  $R$  是粗糙的。 $pos_R(X) = R(X)$  称为  $X$  的  $R$  正域， $neg_R(X) = U - \bar{R}(X)$  称为  $X$  的  $R$  负域。从形式上看，上近似集就是正域和边界域的并集，集合的不确定性是由于边界域的存在而引起的，边界域越大，其精确性越低。

### 1.2 属性约简和核

属性约简<sup>[5]</sup>是粗糙集理论的核心内容之一。知识库中知识（属性）并不是同等重要的，甚至其中某些知识是冗余的，所谓知识约简，就是在保持知识库分类能力不变的条件下，根据其等价关系删除其中不相关或不重要的属性，从而简化决策表。

令  $R$  为一族等价关系， $r \in R$ ，如果

$$ind(R) = ind(R - \{r\}) \quad (3)$$

则称  $r$  为  $R$  中不必要的；否则称  $r$  为  $R$  中必要的。如果每一个  $r$  都为  $R$  中必要的，则称  $R$  为独立的。设  $Q \in P$ ，如果  $Q$  是独立的，且  $ind(Q) = ind(P)$ ，则称  $Q$  为  $P$  的一个约简。 $P$  中所有必要关系的集合

称为  $P$  的核，记为： $core(P)$ 。

## 2 基于粗糙集理论的关联聚类负荷预测法

### 2.1 方法的基本原理

该方法首先应用粗糙集理论的等价关系对影响负荷的可能的因素进行约简分析，去除冗余属性，得到影响负荷的决定性因素。最后利用与预测年的这些核心因素距离最近的那一类进行负荷预测。该方法的流程图如图 1 所示。

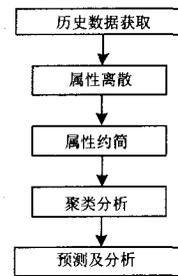


图 1 预测方法流程图

Fig.1 Flow chart of the forecasting method

### 2.2 决策表数据的离散化处理

运用粗糙集理论时，要求决策表中的属性值为离散值。因此，必须对决策表中的连续属性值进行离散化，即把连续属性的取值范围或取值区间划分为若干个数目不太多的小区间，其中每个小区间对应着一个离散的符号。

本文采用粗糙集理论中的等距离离散化方法<sup>[6]</sup>进行数据离散化处理。它把连续属性取值区间等分为  $N$  个小区间 ( $N$  是用户给定的离散值个数)。该算法的基本原理如下：

对于每一个属性，首先根据决策表中的属性值确定其取值范围，假设其取值范围为  $[a, b]$ ，则  $N$  个等分区间为：

$$[a, a + (b - a) / N), \dots, [b - (b - a) / N, b] \quad (4)$$

### 2.3 决策表的属性约简

本文根据约简的定义<sup>[5]</sup>来对离散化后的决策表的属性进行约简，具体步骤如下：

第一步：设决策表共有  $n$  个属性。分别去掉属性集中的任意一个属性  $R_i$ ，计算并分析  $ind(R)$  与  $ind(R - R_i)$ ， $i = 1, \dots, n$  是否相等。若相等，则说明  $R_i$  可约简，否则不可约简。

第二步：对执行完第一步余下的所有结果，对于每一个约简集合分别再按照第一步继续对属性集

进行约简。

第三步: 反复执行第一步及第二步, 直到属性集中没有可约简属性为止。

这样就能得到决策表的所有约简结果。

## 2.4 关联聚类

所谓聚类<sup>[7]</sup>是指把一组个体按照相似性归为若干个类别, 也就是按照相似程度的度量把大量的  $m$  维数据样本( $n$  个样本)聚集成  $k$  类( $k < n$ ), 使得同一类内样本的相似性最大, 而不同类样本之间的相似性最小。

假设聚类的数据集包含  $n$  个数据对象, 多个对象的矢量构成一个模式矩阵, 矩阵中的每一行描述一个对象, 每一列描述一个特征。在经过标准化处理后, 对象之间的相似度是根据描述对象的属性来计算的, 即基于距离来计算的<sup>[6]</sup>。

本文采用如下的欧氏距离作为距离的度量<sup>[8]</sup>,

$$d_{ij} = \left( \sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2 \right)^{(1/2)} \quad (5)$$

其中  $i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$  和  $j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jp})$  是

两个  $p$  维对象。聚类方法采用了系统距离聚类法。其基本思想是: 先将  $n$  个信息样本各自看成一类, 计算各类两两之间的距离, 选择其中距离最小且小于阈值的两类合并成一个新类, 于是  $n$  类样品就聚成  $n-1$  类, 计算这一新类与其它各类之间的距离, 再合并其中距离最小且小于阈值的两类, 如此反复进行, 直到所有类之间的距离最小距离不再小于相似阈值。

系统距离聚类算法的基本步骤:

第一步: 根据原始信息表生成信息对象距离矩阵  $D$ , 开始时每个信息对象自成一类, 设历史数据

个数为  $n$ , 则得到  $n \times n$  阶对称矩阵。

第二步: 找到  $D$  中的最小元素  $\min(d_{ij})$ , ( $i, j \in U$ ), 若  $\min(d_{ij}) < \Delta$  ( $\Delta$  为相似阈值), 则将  $i, j$  合并成一个新类  $r$ 。

第三步: 以  $i, j$  两个信息对应的属性值的均值作为新类  $r$  的聚类中心, 根据距离公式生成新的距离矩阵  $D^1$  ( $n-1$  阶)。

第四步: 反复计算第二步和第三步, 直到距离矩阵中的值没有小于阈值  $\Delta$  为止, 结束本算法, 得到最终的聚类结果。

## 3 算例分析

本算例采用某地区 1995~2003 年的负荷数据及相关经济数据作为数据样本, 对该地区 2004 年的负荷功率及负荷电量进行预测。

### (1) 负荷 (功率) 预测

原始数据包括每年的用电量、分产业用电量、最大负荷以及地区人口和经济发展数据, 如表 1 所示。为了减少数据尺度对分析结果的影响, 从表 1 中生成 1996~2003 年各参数的增量, 作为分析负荷与相关量之间关系的基础数据, 如表 2 所示。

采用等距离离散化方法对以上数据进行离散化得到的结果如表 3 所示。

以下所示的表中, R1 至 R10 是条件属性, 分别表示地区人口, 国内生产总值, 一产 GDP, 二产 GDP, 三产 GDP, 全社会用电量, 一产用电量, 二产用电量, 三产用电量, 城乡生活用电量。R11 是决策属性, 表示年最大负荷。

采用前面介绍的约简算法对决策表进行约简得到的约简结果如表 4 所示。

表 1 某地区 1995~2003 年负荷数据及相关经济数据

Tab.1 Load and relative economical data from 1995 to 2003

年份 /(年)	地区人口 /万人	国内生产总值 /亿元	第一产业 /亿元	第二产业 /亿元	第三产业 /亿元	全社会用电量 /万 kWh	第一产业 /万 kWh	第二产业 /万 kWh	第三产业 /万 kWh	城乡生活 /万 kWh	最大 负荷 /万 kW
1995	425.4	228.8	33.64	119.4	75.8	832 385	6567	747 920	30556	47342	1042
1996	426	269.6	45.5	125.1	98.9	861 806	8279	764 128	33088	56311	1087
1997	427.6	285.8	51.8	113.9	120.1	879 225	8068	771 016	38291	61850	1121
1998	427.6	330.8	63.2	122.6	145	834 181	7563	728 583	35521	62514	1218
1999	430	352.1	62.5	132.3	157.2	866 735	4518	733 355	60061	68801	1030
2000	431.7	401.3	64.3	159.7	177.5	826 162	6897	669 655	66459	83151	1047
2001	431.4	446.4	70.5	175.1	200.9	842 086	8754	683 996	58044	91292	1018
2002	431	515.1	77	211.8	226	840 141	6999	681 364	56414	95364	1157
2003	431.6	600.1	84.6	260.9	254.6	979 256	5700	813 180	58581	101 795	1283

表 2 用年增长率表示的某地区负荷及相关经济数据 (1996-2003)

Tab.2 Increment load and economical data

年份 / (年)	地区口 / (%)	GDP / (%)	第一产业 / (%)	第二产业 / (%)	第三产业 / (%)	全社会用电量 / (%)	第一产业 / (%)	第二产业 / (%)	第三产业 / (%)	城乡生活用电量 / (%)	最大负荷 / (%)
1996	0.141	17.832	35.256	4.774	30.745	3.535	26.07	2.167	8.286	18.945	4.319
1997	0.376	6.009	13.846	-8.953	21.436	2.021	-2.554	0.901	15.725	9.836	3.128
1998	0	15.745	22.008	7.638	20.733	-5.123	-6.259	-5.504	-7.234	1.074	8.653
1999	0.561	6.439	-1.108	7.912	8.141	3.903	-40.262	0.655	69.086	10.057	-15.435
2000	0.395	13.973	2.88	20.711	12.913	-4.681	52.656	-8.686	10.653	20.857	1.65
2001	-0.07	11.238	9.642	9.643	13.183	1.917	26.925	2.142	-12.622	9.791	-2.77
2002	-0.09	15.39	9.22	20.959	12.494	-0.231	-20.048	-0.385	-2.808	4.46	13.654
2003	0.139	16.502	9.87	23.182	12.655	16.559	-18.56	19.346	3.841	6.744	10.89

表 3 离散化的决策表

Tab.3 Discretized decision list

object	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	d
1	1	2	2	1	2	1	2	1	0	2	2
2	2	0	1	0	1	0	1	1	1	1	2
3	0	2	1	1	1	0	1	0	0	0	3
4	2	0	0	1	0	1	0	0	2	1	0
5	2	2	0	2	0	0	2	0	0	2	2
6	0	1	0	1	0	0	2	1	0	1	1
7	0	2	0	2	0	0	0	0	0	0	4
8	1	2	0	2	0	2	0	2	0	0	4

表 4 约简结果

Tab.4 Reduced results

区间编号	1	2	3	4
约简集合	R2 R6	R2 R4	R2 R8	R5 R8

这里一共得到了四组约简属性集, GDP 和全社会用电量是负荷预测所需的最重要的属性, 与最终的预测值关系最密切。通过约简, 它们从众多的属性中脱颖而出; 经过对该地区经济发展的分析, 该地区近年来的经济发展主要是第二、第三产业的发展及人民生活水平的提高。因此, 二产 GDP, 三产 GDP 和城乡生活用电量这三个属性也被优选出来。从整体上看, 约简结果是符合逻辑的。

根据以上分析, 这里选取第一组约简结果进行下一步的预测工作。对第一组约简结果进行系统聚类, 得到的聚类结果如表 5 所示。

利用表 5 得到的聚类结果并计算各类的聚类中心, 结合 2004 年和 2005 年该地区的经济数据, 来

预测该地区 2004 年和 2005 年的负荷值。得到的负荷预测值及对预测结果的误差分析如表 7 所示。

表 5 聚类结果

Tab.5 Clustering results

编号	年份	GDP	全社会用电量	最大负荷	类别
1	1996	17.832	3.535	4.139	第一类
2	1997	6.009	2.021	3.128	第一类
3	1998	15.745	-5.123	8.653	第一类
5	2000	13.973	-4.681	1.65	第一类
6	2001	11.238	1.927	-2.77	第一类
7	2002	15.39	-0.231	13.654	第一类
4	1999	6.439	3.903	-15.435	第一类
8	2003	16.502	16.559	10.89	第二类

表 6 2004 年和 2005 年的经济及负荷数据

Tab.6 Load and economical data of 2004 and 2005

经济数据及所属类别	2004 年	2005 年
GDP 增长率/(%)	17.26	14.4
全社会用电量增长率/(%)	8.16	0.01

表 7 预测结果及误差分析

Tab.7 Forecasting results and error analysis

方法	2004 年			2005 年		
	实际值/万 kW	预测值/万 kW	相对误差/(%)	实际值/万 kW	预测值/万 kW	相对误差/(%)
本方法	1339	1306.863	-2.4	1287	1331.14	3.43
灰色理论法	1339	1300.594	-2.87	1287	1388.257	7.87
指数平滑法	1339	1279.992	-4.407	1287	1343.811	4.41
线性回归法	1339	1291.8	-3.53	1287	1353.4	5.16

由表 7 可见, 本文提出的方法取得了预测误差最小的预测结果。

(2) 电量预测

对电量数据及相关经济数据进行归一化处理, 可得到采用年增长率表示的电量和经济数据关系的决策表如表 8 所示。

表 8 归一化后的电量及经济数据

Tab.8 Increment data

年份	地区人口	GDP	一产 GDP	二产 GDP	三产 GDP	人均产值	全社会用电量
1996	0.141	17.832	35.256	4.774	30.745	5.612	3.535
1997	0.376	6.009	13.846	-8.953	21.436	15.745	2.021
1998	0	15.745	22.008	7.638	20.733	5.845	-5.123
1999	0.561	6.439	-1.108	7.912	8.414	13.525	3.903
2000	0.395	13.973	2.88	20.711	12.913	11.308	-4.681
2001	-0.069	11.238	9.642	9.643	13.183	15.504	1.927
2002	-0.093	15.39	9.22	20.959	12.494	16.34	-0.231
2003	0.139	16.502	9.87	23.182	12.655	17.944	16.559

采用等距离离散化方法对表 8 进行离散化后得到决策表 9, 对表 9 进行约简可得表 10。

表 9 离散化后的决策表

Tab.9 Discretized decision list

object	R1	R2	R3	R4	R5	R6	d
1	1	2	2	1	2	2	2
2	2	0	1	0	1	0	2
3	0	2	1	1	1	2	0
4	2	0	0	1	0	0	2
5	2	2	0	2	0	1	1
6	0	1	0	1	0	1	2
7	0	2	0	2	0	2	1
8	1	2	0	2	0	2	5

表 10 约简结果

Tab.10 Reduced results

区间编号	1	2	3	4
约简集合	R1 R2 R4	R1 R3 R4	R1 R3 R6	R1 R4 R6

表 10 说明, 当以电量为决策变量时, R1、R2、R4 (地区人口、总 GDP、二产 GDP) 关系密切, R2、R3、R4 (地区人口、一产 GDP、二产 GDP) 关系较密切。

表 13 预测结果及误差分析

Tab.13 Forecasting results and error analysis

方法	2004 年			2005 年		
	实际值/万 kWh	预测值/万 kWh	相对误差/(%)	实际值/万 kWh	预测值/万 kWh	相对误差/(%)
本方法	1 059 130	1 017 251	-3.95	1 059 262	1 055 906	0.3
综合产值单耗法	1 059 130	991 287	-6.4	1 059 262	994 227	-6.1
分产业产值单耗法	1 059 130	1 114 417	5.22	1 059 262	1 141 836	8.13
电力弹性系数法	1 059 130	990 280	-6.5	1 059 262	1 001 428	-5.5

由表 13 可见, 在电量预测方面, 本文方法仍取得了最好的预测结果。

4 结论

1) 粗糙集完全从历史数据中发掘信息, 不需要

表 11 聚类结果

Tab.11 Clustering result

年份	人口	GDP	二产 GDP	全社会用电量	类别
2000	0.4	13.97	20.71	-4.681	第一类
2002	-0.09	15.39	20.96	-0.231	第一类
2003	0.14	16.5	23.18	16.56	第一类
2001	-0.07	11.24	9.64	1.927	第二类
1996	0.14	17.83	4.77	3.535	第二类
1998	0	15.75	7.64	-5.123	第二类
1999	0.56	6.44	7.91	3.903	第二类
1997	0.38	6.01	-8.95	2.021	第三类

这里选取第一组约简结果对历史数据进行聚类分析, 得到的聚类结果如表 11。表 12 为 2004 年和 2005 年的经济数据, 利用 2004 年和 2005 年的经济数据对 2004 年和 2005 年的电量进行预测, 得到的预测结果如表 13 所示。

表 12 2004 年和 2005 年该地区经济数据

Tab.12 Economical data of 2004 and 2005

年份	人口增长率	GDP 增长率	二产 GDP 增长率
2004 年	-0.58	17.26	22
2005 年	0.37	14.4	17.85

除数据之外的任何先验知识, 可以有效地从影响负荷的众多相关因素中优选出相关度最高的因素, 适用于中长期负荷预测。

(下转第 66 页 continued on page 66)

强;测试精度高,节省成本,便于设备更新和功能转换与扩充,因此虚拟测试仪在测控领域内有着很好的发展前景。

### 参考文献

- [1] 程浩忠.电能质量[M].北京:清华大学出版社,2006.  
CHENG Hao-zhong.Power Quality[M].Beijing:Tsinghua University Press,2006.
- [2] 雷振山. LabVIEW 7 Express实用技术教程[M]. 北京:中国铁道出版社, 2004.  
LEI Zhen-shan. LabVIEW 7 Express Technique Tutorial[M]. Beijing: China Railway Press, 2004.
- [3] 胡广书. 数字信号处理[M]. 北京:清华大学出版社, 1997.  
HU Guang-shu.Digital Signal Processing[M].Beijing: Tsinghua University Press,1997.
- [4] 周志宇,李裕能,郭松梅. 基于虚拟仪器技术的谐波在线监测系统的设计与实现[J]. 自动化仪表, 2005, 26(12): 34-36.  
ZHOU Zhi-yu, LI Yu-neng, GUO Song-mei.Design and Implementation of On-line Harmonics Monitoring

System Based on Technology of Virtual Instrument[J]. Process Automation Instrumentation, 2005, 26(12): 34-36.

- [5] 胡倩,唐震洲. 基于虚拟仪器技术的电力谐波检测系统[J]. 电子测量技术, 2007, 30(2): 90-92.  
HU Qian, TANG Zhen-zhou.Electric Harmonic Test System Based on Virtual Instrument[J].Electronic Measurement Technology,2007, 30(2): 90-92.
- [6] 赵成勇,高本锋,贾秀芳. 基于 LabVIEW 的电能质量综合检测系统[J]. 华北电力大学学报, 2006, 33(2): 63-67.  
ZHAO Cheng-yong,GAO Ben-feng,JIA Xiu-fang. Comprehensive Power Quality Detecting System Based on LabVIEW[J].Journal of North China Electric Power University, 2006, 33(2): 63-67.

收稿日期: 2007-04-08; 修回日期: 2007-09-04

### 作者简介:

许童羽(1967-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事电力企业信息化、电能质量分析等领域的科研工作。  
E-mail: yatongmu@163.com

(上接第 47 页 continued from page 47)

2) 利用聚类分析,按照相似程度将历史数据样本归类,使同一类内样本的相似性最大,而不同类内样本的相似性最小。这样充分考虑并利用了负荷的时间及空间的相似性,有助于改进负荷预测的精度。

3) 本文将粗糙集理论与聚类分析结合起来,利用粗糙集得出的约简结果进行聚类分析,提出了一种基于粗糙集理论的关联聚类负荷预测方法,实际算例验证,该方法具有较好的精度。

### 参考文献

- [1] Fu C W, Nguyan T T. Models for Long-term Energy Forecastingp[A]. In:IEEE PES General Meeting[C]. 2003.235-239.
- [2] 牛东晓,曹树华,赵磊,等. 电力系统负荷预测技术及其应用[M]. 北京:中国电力出版社, 1998.
- [3] Kandil M S, El-Debeiky S M, Hasanien N E. Long-term Load Forecasting for Fast Developing Utility Using Knowledge-based Expert System[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2002, 17(2),491-496.

[4] Kandil M S, El-Debeiky S M, Hasanien N E. The Implementation of Long-term Forecasting Strategies Using a Knowledge-based Expert System II[J]. Electric Power Systems Reaserch, 2001, 58(1):19-25.

- [5] 张文修,吴伟志. 粗糙集理论与方法[M]. 北京:科学出版社, 2005.
- [6] 马玉良. 知识获取中的 Rough Sets 理论及其应用研究[D]. 浙江:浙江大学, 2005.
- [7] 吴军勇. 聚类算法的分析与研究[D]. 南京:海军工程大学, 2005.
- [8] 许天周. 应用泛函分析[M]. 北京:科学出版社, 2003.

收稿日期: 2007-05-22; 修回日期: 2007-08-08

### 作者简介:

黎平(1961-),女,硕士,教授,主要研究方向为电力系统分析与控制;

宋坤(1982-),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统规划;E-mail: sk9754569@sohu.com

肖白(1973-),男,博士研究生,讲师,主要研究方向为电力系统稳定性及继电保护研究。