

基于蚁群算法的配电网空间负荷预测方法研究

周 涪¹, 邓景云¹, 任海军¹, 张 昀¹, 李 健², 孙才新¹

(1. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室(重庆大学), 重庆 400030;
2. 四川省电力公司眉山公司, 四川 眉山 620010)

摘要: 在进行空间负荷预测的过程中, 用地类型转换规则的获取对预测的结果产生着深远的影响。提出了一种改进的配电网空间负荷预测方法, 采用用地仿真法模拟城市土地动态发展过程, 预测规划区域各小区土地的未来使用类型。根据城市发展的实际情况, 利用蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACA)的自适应性及其在分类规则挖掘方面的优势, 自动获取小区用地类型的转换规则, 克服了传统方法在规划年内一直采用静态的土地使用决策规则的缺陷。用实例说明了该方法的有效性。
关键词: 空间负荷预测; 用地仿真法; 蚁群算法; 转换规则; 分类规则挖掘

Research on spatial load forecast of distribution networks based on ant colony algorithm

ZHOU Quan¹, DENG Jing-yun¹, REN Hai-jun¹, ZHANG Yun¹, LI Jian², SUN Cai-xin¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology (Chongqing University), Chongqing 400030, China; 2. Meishan Company, Sichuan Electric Power Company, Meishan 620010, China)

Abstract: During the process of spatial load forecasting, the acquisition of transition rules of land-use types is of great significance for prediction result. This paper proposes a new prediction method for improving the spatial load forecasting of distribution networks, which uses land usage method to simulate the developing process of city land and predict the future type of each little quarter in planning region. This method uses the adaptiveness of ant colony algorithm (ACA) and its advantages in classification rule mining to get the transition rules of land-use types automatically, according to the fact of city development. And it can overcome the defect of traditional methods which always use the static transition rules of land-use types. At the end, this paper exemplifies the validity of this method.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No.50607023) and Natural Science Foundation of Chongqing(No. 2006BB2189).

Key words: spatial load forecasting; land-usage simulation method; ant colony algorithm; transition rules; classification rule mining

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)24-0099-06

0 引言

空间负荷预测于 20 世纪 80 年代由美国的 H.L.Willis 提出^[1]。其目的在于不仅要求能够预测未来负荷的量, 而且还能预测负荷增长的地理分布情况。国内外研究空间负荷预测的方法主要有趋势法、多变量法和用地仿真法^[2-5]。趋势法和多变量法预测精度较差, 已逐渐淘汰。用地仿真法以划分的小区为基础, 通过预测规划年城市土地利用的情况来进

行相应的空间负荷预测, 预测精度较高, 是目前空间负荷预测使用的主要方法。用地仿真法的核心是土地使用决策^[6], 通常使用模糊推理法^[6-10], 然而实际预测中影响小区负荷的因素很多, 模糊推理规则的总数随着输入个数的增加呈几何级数“爆炸”, 同时对隶属函数的选取带有明显的主观性。文献[11]提出基于空区推论的空间负荷预测方法, 避免了同类新老小区基于统一的分类负荷平均密度来确定, 但具体预测过程仍采用传统的方法。文献[12]提出电力负荷元胞的概念, 制定了考虑多种相关因素的负荷元胞转换规则和相关系数, 但是相关参数的选取以及各个小区的历史负荷数据的收集比较困难。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50607023); 重庆市自然科学基金资助项目(2006BB2189)

文献[13]提出采用粗糙集属性约简动态获取用地转换规则，在一定程度上克服了采用静态的规则预测小区未来的土地使用类型这一缺陷，但其在转换规则迭代过程中仍存在人为因素。

蚁群算法是意大利学者 M Dorigo^[14]等人提出的一种基于种群的自适应模拟进化算法，其原型是一个寻找最短路径的模型，因此它在路径优化方面有着更好的优势，基于蚁群算法的分类规则挖掘正是一个寻求最优路径的过程。针对配电网的特点，本文提出了基于蚁群算法的配电网空间负荷预测方法，即采用用地仿真法对小区的未来土地使用类型进行模拟，模拟的过程中采用蚁群算法动态地获取用地类型的转换规则。最终结合分类负荷总量预测将小区的用地类型转换为电力负荷，有效地预测未来规划年的负荷空间分布。

1 蚁群算法

1.1 蚁群算法原型

蚂蚁在觅食的过程中，能在其走过的路径上释放一种特有的信息素，该物质随着时间的延续不断挥发。蚂蚁在运动过程中能够根据信息素浓度的大小来指导自己朝着信息素浓度高的方向移动。因此，由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈现象。蚂蚁个体之间就是通过这种间接的通信机制达到协同搜索蚁巢到食物源的最短路径的目的^[15]。图 1 是蚁群觅食的过程图，能够形象具体地说明蚁群算法的群体智能原理。

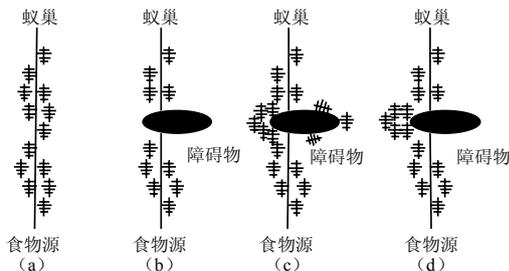


图 1 蚂蚁觅食示意图

Fig.1 Schematic diagram of ant foraging

1.2 基于蚁群算法的分类规则挖掘简介

数据分类是数据挖掘的一个重要领域，其过程一般可分为两个步骤：第一步是建立分类模型，描述预定的数据类集或者概念集，采用分类规则集的形式来表示。第二步是使用分类规则对新的数据集进行划分。基于蚁群算法的分类规则挖掘最初由巴西学者 Parpinelli 等^[16]于 2002 年提出，主要是利用蚁群觅食原理在数据库中搜索最优规则，从一条空规则开始重复选择节点加到当前路径上，直到把所

有属性搜索完成得到一条路径为止。定义搜索路径为属性节点和类节点的连线，如图 2 所示。每条路径对应一条分类规则，产生的规则形式为：

$$IF <term_1 AND term_2 AND \dots> THEN <class> \quad (1)$$

其中：条件项 $term_i$ 用<特征属性，操作符，特征值>表示；结论 ($class$) 定义了样本的预测类别。在此过程中，若属性值为连续值，需要预先对其进行离散化处理。

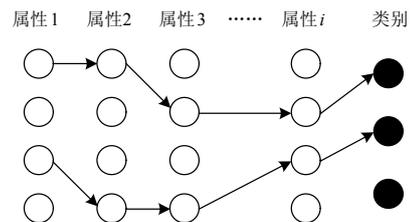


图 2 蚂蚁构造规则示意图

Fig.2 Schematic diagram of ants' constructing rules

搜索的过程中，经历规则构造、规则修剪、信息素浓度更新三个步骤，最终确定分类规则。同时结合启发式函数、概率论等方法引导搜索，加快收敛速度。由于蚁群算法特有的正反馈特性和自适应性，其在数据挖掘中得到了充分的利用和发展，并被应用于其他众多领域。

2 空间负荷预测模型及流程

空间负荷预测方法通常是先将负荷进行分类，再将规划区域细分成若干小区然后以划分的小区为对象，预测各小区的负荷值。预测过程可以用式 (2) 来表示：

$$F(x, y) \xrightarrow{f_1} L(x, y) \xrightarrow{f_2} S(x, y) \xrightarrow{f_3} S \quad (2)$$

其中： f_1 表示将小区 (x, y) 映射成未来的土地利用情况 $L(x, y)$ ； f_2 将土地利用情况 $L(x, y)$ 映射成基于土地利用的负荷信息 $S(x, y)$ ； f_3 将所有 (x, y) 的负荷 $S(x, y)$ 映射成总的负荷 S 。 f_1 就是土地使用决策过程，也是空间负荷预测的核心。

综上所述，本文提出的基于蚁群算法的配电网空间负荷预测方法的总体流程如图 3 所示。

3 空间负荷预测的详细步骤

3.1 分类负荷总量预测

在空间负荷预测中，需要根据不同的用电特性和用地特性将电力用户分成若干类型，通常简单地分为：工业、商业、居民和市政四类。近年来，国家加强了用户需求侧管理，可以收集到比较齐备的各类用户的负荷数据。根据这些数据，采用线性回

归法、指数平滑法、组合预测法等常规的负荷预测方法预测出各类负荷的增长总量。

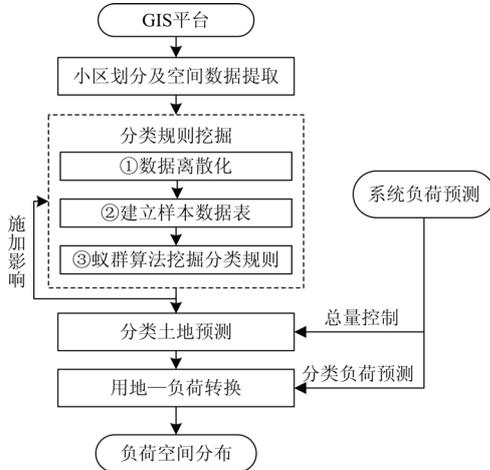


图3 空间负荷预测总体流程

Fig.3 Overall flow of spatial load forecasting

3.2 小区划分

小区划分是空间负荷预测的必要条件, 小区划分得越细, 负荷预测的空间分辨率越高, 配电网规划就越细致。首先将规划区域数字化后的地图在 GIS 平台中分成若干图层, 同时应用 GIS 功能在规划区域上产生一个网格划分, 将规划区域按照一定的标准划分为多个规则的小区。本文将规划区域划分成大小一致的方格, 这种划分规则有利于方法的通用性和标准化。

3.3 空间信息提取

利用 GIS 平台的空间分析功能, 从数字化图层中自动获取小区的相关空间信息。用地类型转换的概率往往取决于一系列的空间距离变量、邻近现有用地的数量和小区的自身属性等, 本文中需要从 GIS 平台上提取的空间信息有:

- C1: 与最近主干道或高速公路的距离;
- C2: 与市中心的距离;
- C3: 与最近的商业中心的距离;
- C4: 与最近的工业区的距离;
- C5: 与最近的居民区的距离;
- C6: 与最近的学校的距离;
- C7: Moore 型邻居中相同用地类型的小区数;
- D: 小区的用地类型。

3.4 数据预处理及建立样本数据表

通过 GIS 平台获取各小区的空间分布和相关属性数据, 即可生成一个预测样本的数据表。由于基于蚁群算法的分类规则挖掘适用于处理离散属性值, 因此还需要把空间信息 C1~C6 连续的属性值进行离散化。文中根据从 GIS 平台上收集到的规划

区域实际距离样本, 采用文献[17]中的分级聚类法对条件属性进行离散化, 把样本值模糊离散化为 3 个定性的属性值(分别用 1、2、3 代表“很近”、“近”和“远”), 土地分类属性 D 用 1、2、3、4 分别表示用地类型为工业、商业、居民和市政。

3.5 用地类型动态转换规则的获取

通过蚁群算法对预测样本数据表进行分类规则挖掘, 获取小区土地使用的转换规则。在运用蚁群算法挖掘用地类型转换规则时, 各空间变量及邻居状态作为蚂蚁路径的属性节点, 用地类型作为蚂蚁路径的类节点。通过挖掘所获得的每条路径对应于一条分类规则, 从而自动获取城市用地演变的转换规则。

基于蚁群算法挖掘小区用地类型转换规则的过程如下。

3.5.1 规则构造

规则构造过程依次从属性 C1~C7 和类 D 的所有节点中随机选择一个节点加入当前的路径。但是完全随机地选择节点需要大量的计算时间作为代价, 算法效率太低。故通常将信息素正反馈机制和一个启发式函数相结合, 引导蚁群的搜索, 缩短收敛时间。

属性节点的选择依照概率进行, 对于属性 i , 其所属节点 $term_{ij}$ 被选择到当前路径的概率为:

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}(t) \cdot \eta_{ij}(t)}{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \tau_{ij}(t) \cdot \eta_{ij}(t)} \quad (3)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 为节点 $term_{ij}$ 的信息素浓度; $\eta_{ij}(t)$ 为节点 $term_{ij}$ 的启发式函数值; b_i 为条件项 $term_i$ 中属性值的个数; a 为属性个数。

Parpinelli 等人提出基于信息熵的方法来构造启发式函数, 用以引导蚂蚁搜索^[16]。为了减少计算的复杂度, 本文采用一种基于密度的启发式函数。定义属性节点 $term_{ij}$ 的启发式函数值 η_{ij} 为^[18]:

$$\eta_{ij} = \frac{majority_class T_{ij}}{|T_{ij}|} \quad (4)$$

式中: $|T_{ij}|$ 为满足节点 $term_{ij}$ 的实例数; $majority_class T_{ij}$ 为满足节点 $term_{ij}$ 的实例数中, 占有最多类型的实例数。

构造路径之前, 所有路径节点的信息素浓度需进行初始化:

$$\tau_{ij}(0) = \frac{1}{\sum_{i=1}^a b_i} \quad (5)$$

3.5.2 规则修剪

为了避免路径节点的重复选择导致分类规则对

样本的过度拟合,同时剔除那些对分类结果作用不大的属性,在规则构造之后必须进行规则修剪。依次移去使规则有效性得到最大提高的属性节点,直到任何一个属性节点的移除都会降低规则的有效性为止。规则的有效性计算如式(6):

$$Q = \left(\frac{TP}{TP+FN} \right) \cdot \left(\frac{TN}{FP+TN} \right) \quad (6)$$

式中: TP 表示满足规则条件,并且和规则预测类型相同的样例数; FP 表示满足规则条件,并且和规则预测类型不同的样例数; FN 表示不满足规则条件,并且和规则预测类型相同的样例数; TN 表示不满足规则条件,并且和规则预测类型不同的样例数。

3.5.3 信息素浓度更新

在每一条规则经过修剪之后,所有路径节点的信息素浓度必须重新进行更新。被包含的路径节点的信息素浓度将增加,而没有被包含的路径节点的信息素浓度将减小。为了克服基本蚁群算法收敛过快的缺陷,在此采用一种属性节点的信息素浓度更新方式如式(7):

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \tau_{ij}(t) * Q_k^2 \quad (7)$$

其中: ρ 为信息素的挥发系数; Q_k 为本次迭代过程中第 k 只人工蚂蚁找到的分类规则的有效性,而其他不在此规则中出现的条件项信息素仅进行规范化处理(即除以所有条件项总和)。

当连续若干蚂蚁搜索到同一路径,或者当迭代的次数达到指定的次数时就认为搜索收敛,对该规则进行修剪后成为一条最终规则。通过对样本数据表的挖掘,最终获得小区用地类型的转换规则。

3.6 小区负荷预测

将获得的小区用地类型转换规则应用于规划区域进行用地类型预测,即可得到规划区未来规划年各类用地面积总量的预测值 S_i ,然后将预测区域分类负荷总量的预测值 w_i ($i=1, 2, 3, 4$ 为用地类型)除以对应的用地面积总量预测值 S_i ,就得到了用地类型 i 的负荷密度 ρ_i 预测值,即:

$$\rho_i = \frac{w_i}{S_i} \quad (8)$$

最后,根据各用地类型的负荷密度,在 GIS 平台中生成相应的负荷密度专题图,直观地展示未来负荷的分布情况。

4 实例分析

本文所选样本集为 2007 年重庆市某供电区数

据,然后运用上述空间负荷预测方法对该区进行预测分析。该区规划图及小区划分如图 4 所示,在 GIS 软件 SuperMap 平台中编辑研究区域规划图,该区域两面临江,实际占地面积约为 11 km^2 。小区的划分采用规则的正方形网格,共划分为 375 个 $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$ 的小区,剔除东、南两面的江面区域,实际划分 275 个小区。

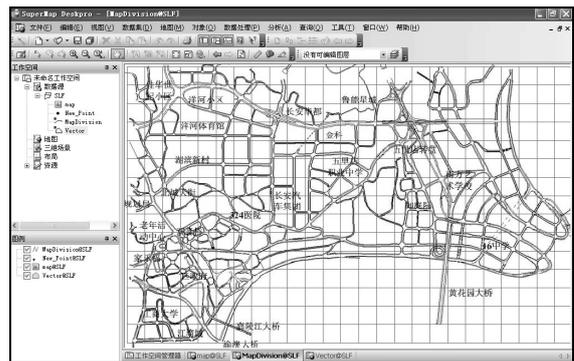


图 4 规则小区的划分

Fig.4 Partition of regular small areas

通过 SuperMap 平台获取小区空间信息,再进行条件属性的离散化,建立预测样本数据表。本文在实际算例中随机选择了 100 个样本组成样本数据表。如表 1 所示。

表 1 部分离散化后的数据表

Tab. 1 Part of discrete decision table

ID	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	D
1	1	3	3	2	1	2	1	1
2	2	1	1	1	2	1	5	1
3	1	2	2	2	1	2	1	1
4	2	3	3	3	1	2	1	1
5	2	1	1	1	1	2	5	3
6	1	1	1	2	1	1	4	3
7	2	1	1	1	1	2	5	2
8	1	1	1	2	1	2	8	2
9	1	1	1	1	1	2	7	2
10	1	3	3	2	1	1	3	4
...

采用蚁群算法对样本数据表进行分类规则挖掘,自动获取小区用地类型的转换规则。表 2 列出了所获得的部分转换规则。

按照上述预测方法,利用获取的用地类型转换规则对新增负荷小区进行用地类型预测,同时利用传统负荷预测方法进行负荷总量预测,得到各类用电负荷和用地面积的情况如表 3、表 4 所示。

表 2 部分转换规则

Tab.2 Part of the transformation rules

规则 1:
IF C1=1 and C2=3 Then D=1
规则 2:
IF C1=1 and C2=1 and C5=2 and C7≥2 Then D=2
规则 3:
IF C1=2 and C2=2 and C4=3 and C6=2 and C7≥2 Then D=3
规则 4:
IF C2=1 and C3=1 and C5=1 Then D=4
.....

表 3 分类用地负荷预测结果

Tab.3 The load forecasting result of the land of every sort

年份	MW				总量
	工业	商业	居民	市政	
2007	19.0	73.0	53.4	18.8	164.2
2012	25.0	89.8	77.4	25.9	218.1

表 4 分类用地面积预测结果

Tab.4 The forecasting result of the load of every sort

年份	km ²				总和
	工业	商业	居民	市政	
2007	0.8	1.96	2.92	1.84	7.52
2012	0.96	2.32	4.0	2.52	9.8

根据上述数据, 将分类负荷总量除以各类用地面积, 得到各类用地的负荷密度如表 5。

表 5 分类负荷密度预测结果

Tab.5 The load density forecasting result of every sort

年份	MW / km ²				总体
	工业	商业	居民	市政	
2007	23.8	37.2	18.3	10.2	21.8
2012	26.0	38.7	19.4	10.3	22.3

图 5 为 2007 年小区实际负荷分布, 图 6 为 2012 年小区负荷分布预测结果。图中小区的灰度代表该地块的负荷密度大小, 灰度值越大表明该小区负荷

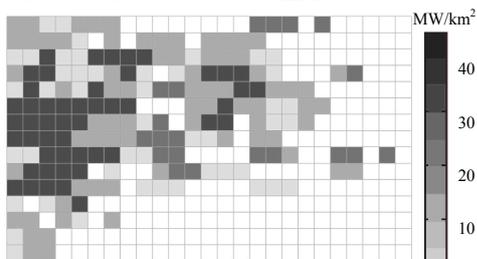


图 5 2007 年小区实际负荷分布

Fig.5 Spatial distribution of small-area actual load in 2007

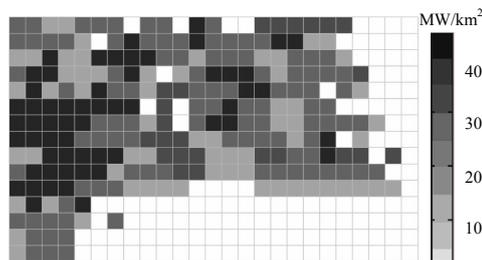


图 6 2012 年小区预测负荷空间分布

Fig.6 Spatial distribution of small-area load forecasting in 2012

密度越大, 反之负荷密度越小。这样规划区域负荷分布的量和位置可以直观地显示在 GIS 平台上, 规划人员可以很容易掌握负荷增长的地理分布, 这为配电网的规划提供了依据。

5 结论

本文提出了基于蚁群算法的配电网空间负荷预测方法, 采用用地仿真法来模拟规划区域各小区未来土地类型的演变。针对以往预测过程中静态转换规则不能适应城市的发展的局限性, 采用蚁群算法获得适应城市发展的动态转换规则。根据城市发展的实际情况, 确定合适的蚁群属性, 能更全面、合理地考虑小区土地使用规则的影响因素, 从而进一步提高空间负荷预测精度。最后通过一个实例验证了该方法的有效性, 为配电网空间负荷预测提供了一种有效、实用的方法。

参考文献

- [1] Willis H L, Northcote-green E D. Spatial electric load forecasting: a tutorial review[J]. Proceedings of the IEEE, 1983, 71 (2) : 232-253.
- [2] 孙才新, 周濂, 刘理峰, 等. 电力地理信息系统及其在配电网中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 141-145.
- [3] 伊桂玲, 张焰. 基于用地仿真法的配电系统空间负荷预测[J]. 电力自动化设备, 2004, 24 (2) : 20-22. YI Gui-ling, ZHANG Yan. Land usage-based spatial load forecasting in distribution system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2004, 24 (2) : 20-22.
- [4] ZHOU Quan, SUN Cai-xin, CHEN Guo-qing, et al. GIS based distribution system spatial load forecasting and the optimal planning of substation location and capacity[C].// Proceedings of the Power Con. Kunming(China): 2002: 885-889.
- [5] 杨薛明, 苑津莎, 王剑锋, 等. 基于云理论的配电网空间负荷预测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (6) : 30-36.

- YANG Xue-ming, YUAN Jin-sha, WANG Jian-feng, et al. A new spatial forecasting method for distribution network based on cloud theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26 (6): 30-36.
- [6] 王天华, 王平洋, 范明天. 遗传算法、模糊逻辑和运输模型在配电网空间负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 1999, 23 (1): 24-28.
- WANG Tian-hua, WANG Ping-yang, FAN Ming-tian. Application of genetic algorithm, fuzzy logic and transshipment model to spatial load forecasting for distribution planning[J]. Power System Technology, 1999, 23 (1): 24-28.
- [7] Chow Mo-yuen, Tram Hahn. Application of fuzzy logic technology for spatial load forecasting[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1997, 12 (3): 1360-1365.
- [8] Miranda V, Monteiro C. Fuzzy inference applied to spatial load forecasting[C]. //IEEE Conference on Electric Power Engineering. Budapest(Hungary): 1999.
- [9] 余贻鑫, 张崇见, 张弘鹏. 空间电力负荷预测小区用地分析(一)—模糊推理新方法和小区用地分析原理[J]. 电力系统自动化, 2001, 25 (6): 23-26.
- YU Yi-xin, ZHANG Chong-jian, ZHANG Hong-peng. Small area land-use analysis in fuzzy spatial load forecasting-part one principle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25 (6): 23-26.
- [10] 雷绍兰, 孙才新, 周淦, 等. 模糊粗糙集理论在空间电力负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2005, 29 (9): 26-30.
- LEI Shao-lan, SUN Cai-xin, ZHOU Quan, et al. Application of fuzzy rough set theory in spatial load forecasting[J]. Power System Technology, 2005, 29(9): 26-30.
- [11] 乐欢, 王主丁, 肖栋柱, 等. 基于空区推论的空间负荷预测分类分区实用法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33 (7): 81-85.
- YUE Huan, WANG Zhu-ding, XIAO Dong-zhu, et al. Vacant area inference based classification and subarea practical method for spatial load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33 (7): 81-85.
- [12] 杨丽徙, 王金凤, 陈根永, 等. 基于元胞自动机理论的电力负荷空间分布预测[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27 (4): 15-20.
- YANG Li-xi, WANG Jin-feng, CHEN Gen-yong, et al. Load spatial distribution forecasting model on cellular automata theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27 (4): 15-20.
- [13] 周淦, 李健, 孙才新, 等. 基于粗糙集和元胞自动机的配电网空间负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (25): 68-73.
- ZHOU Quan, LI Jian, SUN Cai-xin, et al. Spatial load forecasting for distribution networks based on rough sets and cellular automata[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28 (25): 68-73.
- [14] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Distributed optimization by ant colonies[C]. // Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life. Paris(France): 1991: 134-142.
- [15] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1996, 26 (1): 28-41.
- [16] Parpinelli RS, Lopes H S, Freitas A. A data mining with an ant colony optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(4): 321-332.
- [17] 程其云, 张晓星, 周淦, 等. 基于粗糙集数据挖掘的配电网小区空间负荷预测方法研究[J]. 电工技术学报, 2005, 20 (5): 98-102.
- CHENG Qi-yun, ZHANG Xiao-xing, ZHOU Quan, et al. Spatial load forecasting method for distribution net based on rough set data mining approach[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20 (5): 98-102.
- [18] 辛雅斐. 蚁群算法中基于信息增益的信息素值的分析与改进[D]. 广州: 暨南大学, 2008.

收稿日期: 2010-01-06; 修回日期: 2010-02-10

作者简介:

周淦(1973-), 男, 博士, 副研究员, 硕士生导师, 研究方向为电力地理信息系统、配电网规划、电气设备在线监测与故障诊断;

邓景云(1982-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力地理信息系统及其在配电网中的应用、配电网空间负荷预测。E-mail: dengjingyun@yahoo.com.cn