

基于云计算和量子粒子群算法的电力负荷曲线聚类算法研究

张少敏, 赵 硕, 王保义

(华北电力大学控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 针对电力数据海量化、多维化的趋势, 为了提高聚类算法的聚类质量, 并解决传统聚类算法聚类海量高维数据时单机计算资源不足的瓶颈, 提出了一种基于云计算的电力负荷曲线聚类的并行量子粒子群优化模糊 C 均值聚类算法。将量子粒子群体智能算法引入到传统模糊 C 均值聚类算法中, 利用 QPSO 较强的全局搜索能力, 克服 FCM 算法易陷入局部最优以及其对初始聚类中心过于敏感的缺陷。最后, 采用云计算的 MapReduce 编程框架以及 HBase 分布式数据库对算法进行并行化改进。经实验验证与 FCM 算法和 AFCM 算法相比聚类正确率提高了 10% 左右, 且并行性能较好。

关键词: 云计算; Mapreduce 框架; 电力负荷分类; 模糊 C 均值聚类算法; 量子粒子群算法

Research of power load curve clustering algorithm based on cloud computing and quantum particle swarm optimization

ZHANG Shao-min, ZHAO Shuo, WANG Bao-yi

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Encountering the trend of massive and multidimensional data, in order to improve the quality of clustering algorithm and solve the computing resources bottleneck of traditional clustering algorithm when clustering massive amounts of high dimensional data, this paper proposes a Parallel Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization Fuzzy C-Means clustering algorithm based on cloud computing for power load curve clustering. Quantum particle swarm intelligence algorithm (QPSO) is introduced into the traditional Fuzzy C-Means (FCM) clustering algorithm, QPSO's stronger global search ability is used to overcome FCM algorithm's weakness of falling into local optimum easily and being sensitive to initial clustering center. Cloud computing is adopted in the MapReduce programming framework and HBase distributed database to parallelization algorithm is improved. Many experiments verify that compared with traditional FCM algorithm and AFCM algorithm the clustering accuracy is increased by about 10% with better parallel performance.

Key words: cloud computing; Mapreduce framework; power load forecasting; Fuzzy C-Means; QPSO

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)21-0093-06

0 引言

电力系统负荷分类就是利用各种聚类算法对选取的负荷数据样本进行分类, 从而挖掘不同类型负荷的特性, 辅助电力系统决策。随着电网智能化程度的加深, 一线城市在用电高峰期, 面临数百万条记录的电力数据采集规模, 一年的数据存储规模将从目前的 GB 级增长到 TB 级, 甚至 PB 级^[1]。同时, 为了保证精细化、准确化控制, 数据维度也从几十上百过渡。近年来, 许多的学者将数据挖掘算法^[2-3]、群体智能算法^[4]和机器学习算法^[5]引入到

电力负荷预测中, 这些改进算法几乎都是通过大量迭代方式达到算法优化的目的, 算法复杂度相当高。但在海量多维的智能电网数据上运行串行算法时将遭遇单机计算资源不足的瓶颈。

云计算技术在 2003 年由 Google 推出后, 就作为一种新兴的商业计算模型得到了人们的广泛关注, 智能电网的云存储模型也在不断发展。但针对智能电网云存储中的海量电力数据的聚类分析算法研究却很少。Prahastono 等人^[6]利用模糊 C 均值聚类算法, 采用印度尼西亚的真实电力数据进行负荷特性分类研究。何晓峰等人^[7]将 PSO 粒子群算法引入到模糊 C 均值聚类算法中, 在一定程度上弥补了模糊 C 均值聚类算法的不足, 但 PSO 算法的微粒飞行

速度难以控制,容易飞跃最优解,导致无法收敛于全局最优。

本文围绕上述问题,将量子粒子群群体智能算法引入到传统模糊 C 均值聚类算法中,提出了一种基于云计算的电力负荷曲线聚类的并行量子粒子群优化模糊 C 均值聚类算法,充分利用 QPSO 较强的全局搜索能力,克服了模糊 C 均值聚类算法的缺陷;并利用云计算 MapReduce 框架对聚类算法进行并行化改进,解决聚类海量高维电力负荷数据时单机运算资源不足的瓶颈,最后,在实验室搭建云集群上测试改进算法的并行性和聚类质量,并验证改进算法在实际应用中的性能。

1 模糊 C 均值聚类算法

1.1 算法描述

模糊 C 均值聚类算法(Fuzzy C-Means, FCM)^[8],按数据对象间的相似度,将整个数据集 $m_1^{(1)}, \dots, m_k^{(k)}$,分为 C 个模糊聚簇中,使得类内加权误差平方和达到最小值。FCM 聚类算法采用模糊划分,对每个数据对象采用 $[0,1]$ 之间的隶属度表示其属于各个聚簇的程度。根据标准化规定,一个数据对象对于 C 个聚簇中心的隶属度之和等于 1,即

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

FCM 聚类算法的目标函数为

$$J_m(U, P) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (2)$$

其中: $\mu_{ik} \in [0,1]$ 为第 k 个数据对象属于第 i 个聚类中心的程度; P_i 为聚类 i 的聚类中心; $m \in [0,2]$ 为加权指数; d_{ik} 为第 i 个聚簇中心与第 k 个数据对象的欧氏距离(Euclidean Distance),公式为

$$d_{ik} = \sqrt{\|x_k - p_i\|} = \sqrt{\sum_{i=1}^d |x_i - p_i|^2} \quad (3)$$

根据 FCM 聚类准则构造如下 Lagrangian 函数

$$F = \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 + \lambda \left(\sum_{i=1}^c \mu_{ik} - 1 \right) \quad (4)$$

根据 Kuhn - Tucker 定理对输入变量求导,求得

$J_m(U, P)$ 取最小值时的必要条件为

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (d_{ik} / d_{jk})^{2/(m-1)}} \quad (5)$$

$$p_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (6)$$

1.2 FCM 算法的不足

从 FCM 算法描述中可以发现,式(5)和式(6)的计算量相当大,而针对海量、高维的数据,单机运行 FCM 算法进行电力负荷聚类分析需要很高的内存空间,运算效率较低,不能满足电力控制实时性要求。运用云计算的 MapReduce 对算法进行并行化改进,以解决单机运算资源不足的问题。

此外,FCM 算法是一种局部搜索算法,其迭代序列必收敛到目标函数的某个极小值或鞍点,易陷入局部最小值,影响最终聚类质量。为此,本文提出一种并行量子粒子群模糊 C 均值聚类算法(Parallel Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization Fuzzy C-Means, P-QPSO-FCM)。

2 基于云计算的 P-QPSO-FCM 算法设计

2.1 量子粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, 简称 PSO)是基于种群的进化搜索技术,但其不能保证算法的全局收敛,从基本粒子群算法模型可以得出,粒子的飞行速度相当于搜索步长,全局收敛性受其速度大小直接影响^[5]。针对 PSO 算法的收敛性问题, Sun 等人从量子学的角度提出了具有量子行为的粒子群算法(Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)。其将每个粒子的飞行速度由粒子的飞行最优值和群体的飞行最优值动态调整。QPSO 算法不仅参数少,并且搜索能力上优于 PSO 算法,并且收敛性有了很大的改进。QPSO 算法中的粒子群将按照以下三个公式进行动态调整位置。

$$mbest = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i(t) = \quad (7)$$

$$\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_{i1}(t), \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_{i2}(t), \dots, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_{id}(t) \right)$$

$$p_{id} = \phi \times p_{id}(t) + (1 - \phi) p_{gd}(t), \phi \sim rand(0,1) \quad (8)$$

$$x_{id} = p_{id}(t) \pm \alpha \left| p_{gbest}(t) - mbest \right| \times \ln\left(\frac{1}{u}\right), \quad (9)$$

$$u \sim rand(0,1)$$

其中: $mbest$ 为粒子群各个粒子最优位置的中间位置; p_{gbest} 为粒子群全局最优位置; p_{id} 为 p_{id} 和 p_{gbest} 的随机加权点。 α 是 QPSO 的收缩扩张系数,随着式(10)线性变化。

$$\alpha = (\alpha_1 - \alpha_2) \times \frac{MAXITER - t}{MAXITER} + \alpha_2 \quad (10)$$

其中: α_1 和 α_2 为 α 的初始值和最终值; t 是当前的迭代次数; MAXITER 是初始设定的最大迭代次数。通过线性改变 α 值, 本文将范围设置为 1.2 到 0.7, 此时 QPSO 可以实现比较好的性能。

2.2 FCM 算法改进思想

FCM 算法是一种基于梯度下降的局部搜索算法, 易陷入局部最小, 且随机选取初始聚类中心, 不同的初始聚类中心导致不同的聚类结果。QPSO 具有全局搜索能力, 不易陷入局部最小。因此本文 QPSO 算法代替 FCM 的迭代过程, 防止 FCM 陷入局部最优, 以获得比较好的整体聚类质量, 而且可减少算法迭代次数, 节省计算资源, 提高聚类质量。

2.3 P-QPSO-FCM 算法设计

2.3.1 数据预处理

首先对各维数据进行规范化, 映射到 [0,1] 内。

2.3.2 粒子编码和适应度函数设计

在 QPSO 中, 每个粒子都是由 C 个聚簇中心组成, 数据对象的维度为 D , 因此每个粒子表示为 $C \times D$ 维向量, 粒子位置 X_p 构造如下。

$$X_p = (c_{p1}, c_{p2}, \dots, c_{pi}, \dots, c_{pc}) \quad (11)$$

其中, c_{pi} 为第 p 个粒子的第 i 个聚簇中心。

定义粒子群适应度函数为目标函数 $J_m(U, P)$, 如式 (2) 所示。

2.3.3 P-QPSO-FCM 算法执行步骤

P-QPSO-FCM 算法具体步骤如下。

(1) 初始化聚簇数目 C 、数据对象维度 D 、量子粒子群规模 N 和最大迭代次数 $runtimes$ 。

(2) 在样本数据集上运行一次 FCM 算法, 将获取的聚类中心按粒子编码规则构造粒子个体 X_1 , 即为第一个粒子位置; 然后, 利用获取的聚类中心按欧氏距离完成一次粗聚类, 得到 C 个粗聚簇: $cluster_1^1, cluster_1^2, \dots, cluster_1^C$ 。其中 $cluster_1^i \cap cluster_1^j \neq \emptyset, 0 < i < j < C$ 。

(3) 从每个粗聚簇中随机取出一个数据对象, 获取 C 个数据对象, 按粒子编码规则构造粒子个体 X_2 ; 迭代上述步骤, 直到获取 N 个粒子个体。

(4) 初始化粒子群的各个粒子局部最优位置 p_{best} 和全局最优位置 p_{gbest} 。

(5) 对每个粒子按照适应度函数 $J_m(U, P)$ 计算适应度, 并由每个粒子的适应度值按式 (12)、式 (13)

更新粒子群的 p_{best} 、 p_{gbest} , 根据式 (7) 获取各个粒子最优位置的中间位置 $mbest$ 。

$$p_{best}^{(t)} = \begin{cases} x_{id}, f(x_{id}^{(t)}) \geq f(p_{best}^{(t-1)}) \\ p_{best}^{(t-1)}, f(x_{id}^{(t)}) < f(p_{best}^{(t-1)}) \end{cases} \quad (12)$$

$$p_{gbest} = \min_{i=1, \dots, N} p_{best}^{(i)} \quad (13)$$

(6) 根据式 (8) ~ 式 (10) 得到新一代粒子个体 x_{id} 。

(7) 如果满足 $\|J_m^{(k+1)} - J_m^{(k)}\| < \varepsilon$ 或者达到最大迭代次数, 则算法结束; 否则转向步骤 (4)。

(8) 全局最优位置对应的聚类中心作为 FCM 算法的初始聚类中心, 执行 FCM 算法。

这里, 在确定 QPSO 的初始 N 个粒子个体位置时进行了一定的算法优化, 传统粒子群算法的初始粒子个体位置是随机生成的, 本文提出的改进算法则是通过一次 FCM 聚类后, 分别从生成的 C 个粗聚簇中随机选取数据集构造粒子个体, 在不增加算法复杂度的前提下, 所选取的 N 个粒子个体位置在一定程度上代表了该样本数据集的真实分布, 从而降低 P-QPSO-FCM 算法的迭代次数。

2.4 基于 MapReduce 的 P-QPSO-FCM 算法设计

在 Hadoop 平台上实现 P-QPSO-FCM 算法需要四个阶段, 分别用四个 MapReduce 任务实现。算法分布式流程图如图 1 所示, 其中, Job2 和 Job3 为简化的分布式流程, 实际分布式流程与图中 Job1 和 Job2 相似。

3 实验与算例分析

3.1 实验准备

实验室搭建的 Hadoop 平台由 9 个节点组成, 每个节点机器配置为 Intel(R)Core(TM) i5-2400 4-core CPU@2.60 GHz, 4 GB RAM, 网络带宽为 100 Mbit/s Hadoop 版本为 0.20.2, HBase 版本为 0.90.6。

在进行 map 函数操作之前, 底层框架需要对输入进行分片, 以便多个 map 同时工作, 而分片默认是 64 M。由于真实负荷数据有限, 实验将首先测试 QPSO-FCM 算法性能, 然后通过人工扩展真实数据集, 测试 P-QPSO-FCM 并行算法的并行性能。

3.2 测试数据集描述

所用数据为国际通用测试数据库 UCI^[9] 上的 Wine、Iris 和 Breast-Cancer 测试数据集。其次, 进行电力系统算例分析。选用 2001 年欧洲智能技术

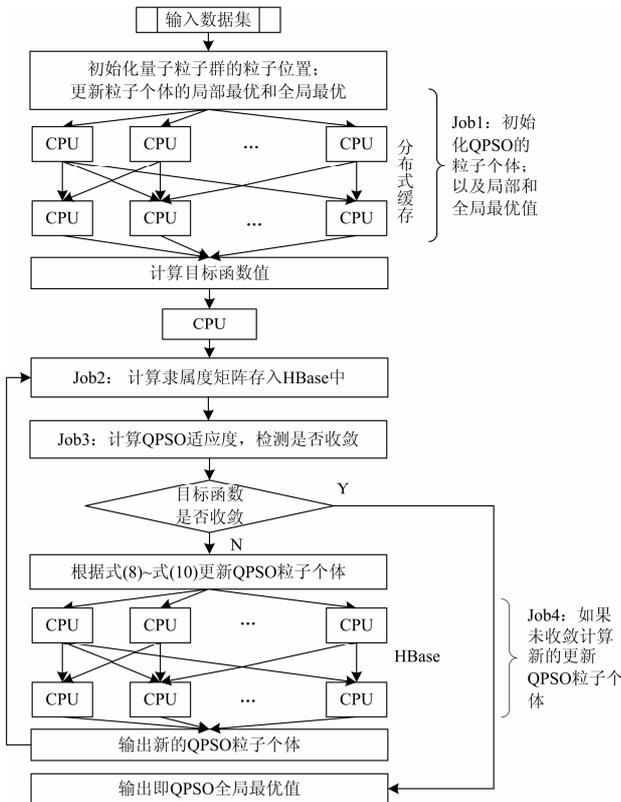


图 1 P-QPSO-FCM 分布式运行流程图
Fig. 1 Flow chart of P-QPSO-FCM algorithm

网络(EUNITE)组织的中期电力负荷预测竞赛提供的某地区 97、98 年真实负荷数据作为算例分析数据集,在此数据集上运行 P-QPSO-FCM 算法以获取相似日曲线,并验证该算法与 FCM 算法相比具有性能优越性。

3.3 聚类质量对比实验

比较 FCM 算法、自适应模糊聚类 (Adaptive FCM, AFCM)^[10]与提出的 QPSO-FCM 算法的聚类质量。AFCM 中引入了自适应度向量 W 和自适应指数 p , 文献[10]经过大量实验表明 AFCM 可以得到更好的聚类质量。FCM 算法随机选取 C 个数据对象作为初始聚类中心,所以聚类质量波动较大。

采用适应度函数值和聚类正确率来测试聚类质量,适应性函数值越小、聚类正确率越高则聚类质量越高,适应度函数如式(2)所示。为了保证实验结果的客观性,三种算法各运行 30 次,并进行归一化处理,实验结果如表 1 所示。

从实验结果看出, QPSO-FCM 算法与另外两种算法相比,不仅正确率高于后者 5%到 15%,且适应性函数值更小,聚类质量更好,陷入局部最优的可能性更小。因此该算法具有一定的优越性。

表 1 FCM 算法、AFCM 算法与 P-QPSO-FCM 算法聚类质量对比

Table 1 Comparison of the clustering quality of the algorithm FCM, AFCM and P-QPSO-FCM

UCI 数据集	算法	正确率	适应性函数值
Wine	FCM	61.27%	2.4×10^{-3}
	AFCM	61.80%	2.2×10^{-3}
	QPSO-FCM	71.98%	2.1×10^{-3}
Iris	FCM	89%	39.8×10^{-3}
	AFCM	91.67%	30.25×10^{-3}
	QPSO-FCM	93%	28×10^{-3}
Breast-Cancer	FCM	75.13%	6.2×10^{-3}
	AFCM	80.60%	5.9×10^{-3}
	QPSO-FCM	88%	4.7×10^{-3}

3.4 算例分析

3.4.1 目标函数值变化情况

在电力负荷样本数据分别运行 FCM 算法和 QPSO-FCM 算法获取每次迭代的目标函数值, 30 次实验取其平均值作为最终实验结果。目标函数值与迭代次数变化关系如图 2 所示。

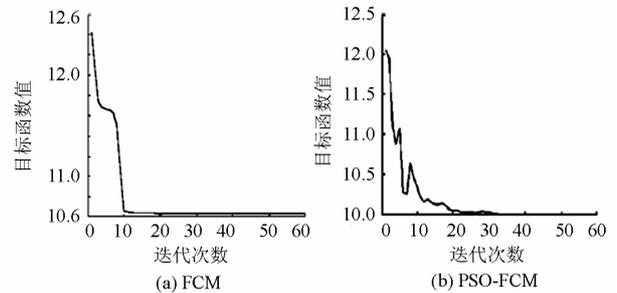


图 2 目标函数值与迭代次数变化关系

Fig. 2 Objective function value and the number of iterations

从实验结果看出, FCM 算法运行时随着迭代数的增加,目标函数值逐渐平滑减小,没有出现反复情形,这说明 FCM 算法在样本数据集上执行聚类操作有可能陷入局部最优,影响最终聚类效果,而 QPSO-FCM 算法在聚类过程中的目标函数值虽然总体趋势是减小,但随着聚类迭代次数的增加,其目标函数值也在不断变化,不是梯度下降的,说明该算法不易陷入局部最优,保证了最终的聚类质量。

本文提出的改进算法正是利用了量子粒子群算法的全局搜索能力,结合 FCM 的较强的局部搜索能力,且人工设定参数较少,来提高算法聚类质量。

3.4.2 P-QPSO-FCM 并行性能

采用加速比 (speedup) 来测试 P-QPSO-FCM 算法的并行化性能。加速比是衡量并行系统或程序并行化的性能和效果的指标,如式(14)所示。

$$speedup = \frac{\text{单机的算法执行时间}}{\text{在云集群上的算法执行时间}} \quad (14)$$

因 EUNITE 组织提供的两年 730 条 48 维电力负荷数据量过小, 无法表现出 P-QPSO-FCM 算法并行性能。故本实验首先将 EUNITE 组织所提供的真实电力负荷数据集人工扩充为 0.5 G、1 G、2 G 等 3 个不同大小的数据集, 分别在集群节点个数为 1、3、5、9 的云集群上运行算法, 分别记录算法执行时间, 以计算加速比, 实验结果如图 3 所示。

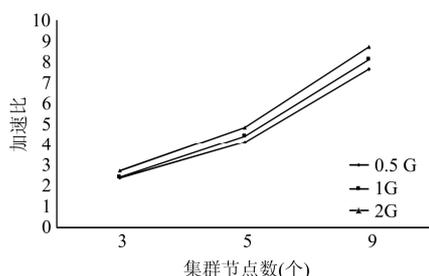


图 3 加速比与集群节点数关系图

Fig. 3 Speedup in different sizes of datasets

云集群的节点数为 9, 当云集群节点数量达到一定数量时, 因算法执行时间相当多的消耗在了节点间的网络传输等额外消耗上, 所以加速比将随着云集群节点的增加而变差。但是从有限的节点上可以看出, 随着数据量的增加, P-QPSO-FCM 聚类算法的加速比依然几乎线性增加, 且与较小数据集的加速比折线相差不大, 说明算法的并行性能较好, 且 HBase 的读写性能没有成为算法的性能瓶颈。

3.4.3 提取日负荷特征曲线

目前, 许多文献[11]采用相似日法作为辅助策略来改善负荷预测精度。为了验证提出的算法的有效性, 本文将其应用于负荷预测样本数据的预处理。

利用文献[12]中的分离系数、分离熵以及有效性评价系数来评价 FCM 算法与本文提出的聚类算法在真实电力负荷的聚类效果, 并确定样本的聚类个数取值为 10。实验结果表 2 所示。

表 2 评价指标

Table 2 Evaluation result

算法	分离系数	分离熵	有效性函数值
FCM	0.653	11.401	42.367
P-QPSO-FCM	0.566	10.555	25.384

从表 4 可以看出, 本文的算法在三项指标均优于 FCM 算法。在云平台上执行 P-QPSO-FCM 算法, 即按照平均负荷变化规律相似进行聚类, 形成 K 条负荷水平趋势相似日曲线, 实验结果如图 4 所示。

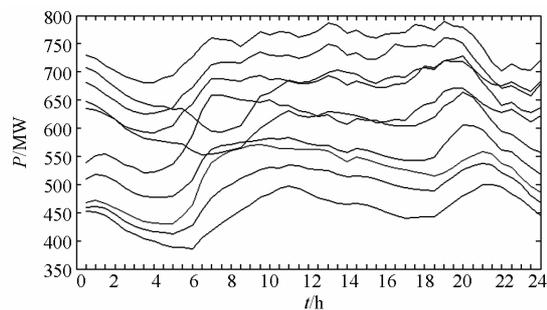


图 4 日负荷特征曲线

Fig. 4 Load characteristic curve

本文集群节点数为 9 个, 并行性能测试采用的数据量最高是 2 G。在实际应用中, 针对实际的存储运算数据量, 云计算集群节点数可达到数以千计、万计, 完全可以应对海量、高维数据运算时对资源的要求。基于云计算的 P-QPSO-FCM 聚类算法, 不仅能满足当电力负荷数据量达到 TB、PB 级别时数据的存储、运算要求; 而且经过上述实验以及多种评价指标对比表明: 相对基于 FCM 聚类算法的选取相似日的预测方式, 本文提出的聚类算法在一定程度上提高了聚类准确度, 进而提高了负荷预测精度。

4 结语

本文提出了基于云计算的电力负荷曲线聚类的并行量子粒子群优化模糊 C 均值聚类算法, 通过电力负荷样本数据的算例分析和相关测试, 表明该算法显著提高了聚类质量和效率, 且并行化性能好。

参考文献

- [1] 袁铁江, 袁建党, 晁勤, 等. 电力系统中长期负荷预测综合模型研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(14): 143-146, 151.
YUAN Tie-jiang, YUAN Jian-dang, CHAO Qin, et al. Study on the comprehensive model of mid-long term load forecasting[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(14):143-146, 151.
- [2] BUYYA R, YEO C S, VENUGOPAL S. Market-oriented cloud computing: vision, hype, and reality for delivering IT services as computing utilities[J]. High Performance Computing and Communications, 2009: 25-27.
- [3] 王振树, 李林川, 牛丽. 基于贝叶斯证据框架的支持向量机负荷建模[J]. 电工技术学报, 2009, 24(8): 127-134, 140.
WANG Zhen-shu, LI Lin-chuan, NIU Li. Load modeling based on support vector machine based on Bayesian

- evidence framework[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(8): 127-134, 140.
- [4] 陈小平, 顾雪平. 基于遗传模拟退火算法的负荷恢复计划制定[J]. 电工技术学报, 2009, 24(1): 171-175, 182. CHEN Xiao-ping, GU Xue-ping. Determination of the load restoration plans based on genetic simulated annealing algorithms[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(1): 171-175, 182.
- [5] 张志明, 金敏. 基于灰关联分段优选组合模型的短期电力负荷预测研究[J]. 电工技术学报, 2009, 24(6): 115-120. ZHANG Zhi-ming, JIN Min. Research on short-term electrical load forecasting based on optimized combination model of grey correlation segmentation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(6): 115-120.
- [6] PRAHASTONO I, KING D J, OZVEREN C S, et al. Electricity load profile classification using fuzzy C-means method[C] // 43rd International Universities Power Engineering Conference, 2008, 9: 1-5.
- [7] 何晓峰, 王钢, 李海锋. 电力系统粒子群优化模糊聚类算法及其应用[J]. 继电器, 2007, 35(22): 40-44. HE Xiao-feng, WANG Gang, LI Hai-feng. Power system clustering algorithm combining particle swarm optimization with fuzzy C means and its application[J]. Relay, 2007, 35(22): 40-44.
- [8] 李培强, 李欣然, 陈辉华, 等. 基于模糊聚类的电力负荷特性的分类与综合[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(24): 73-78. LI Pei-qiang, LI Xin-ran, CHEN Hui-hua, et al. The characteristics classification and synthesis of power load based on fuzzy clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(24): 73-78.
- [9] <http://archive.ics.uci.edu/ml/index.html>
- [10] 唐成龙, 王石刚. 基于数据间内在关联性的自适应模糊聚类模型[J]. 自动化学报, 2010, 36(11): 1544-1556. TANG Cheng-long, WANG Shi-gang. Adaptive fuzzy clustering model based on internal connectivity of all data points[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(11): 1544-1556.
- [11] 莫维仁, 张伯明, 孙宏斌, 等. 短期负荷预测中选择相似日的探讨[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(1): 106-109. MO Wei-ren, ZHANG Bo-ming, SUN Hong-bin, et al. Method to select similar days for short-term load forecasting[J]. Journal of Tsinghua University: Sci & Tech, 2004, 44(1): 106-109.
- [12] 刘莉, 王刚, 翟登辉. k-means 聚类算法在负荷曲线分类中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(23): 65-68, 73. LIU Li, WANG Gang, ZHAI Deng-hui. Application of k-means clustering algorithm in load curve classification[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(23): 65-68, 73.

收稿日期: 2013-12-10; 修回日期: 2014-03-09

作者简介:

张少敏(1965-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为电力信息化及信息安全; E-mail: zhangshaomin@126.com

赵 硕(1988-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力信息化及信息安全;

王保义(1964-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力信息化与信息安全。