

基于粒子群优化模糊核聚类的电梯群交通模式识别

于德亮, 唐海燕, 丁宝, 张永明, 齐维贵

(哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 150001 哈尔滨)

摘要: 为了改善电梯群控系统的性能,使电梯群节能并高效运行,针对不同的交通模式采用合理的调度算法对电梯群进行优化调度,提出一种基于粒子群(PSO)的模糊核聚类算法(KFCM)的电梯交通流模式识别方法.利用基于梯度下降的粒子群优化算法代替KFCM算法的迭代过程,可使算法具有较强的全局搜索能力和局部搜索能力,并降低了KFCM算法对初始值的敏感度.利用核方法将低维特征空间的样本映射到高维特征空间,增加对样本特征的优化,并使样本特征在高维特征空间线性可分,更加容易聚类.采用在某办公楼采集的电梯交通流数据作为测试样本,仿真结果表明,与FCM聚类算法相比,该算法具有良好的性能指标,对电梯交通流的聚类效果更准确.

关键词: 节能控制;交通模式;电梯群;粒子群;模糊核;聚类

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2012)10-0084-05

Elevator traffic mode identification with kernel fuzzy clustering based on particle swarm optimization

YU De-liang, TANG Hai-yan, DING Bao, ZHANG Yong-ming, QI Wei-gui

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China)

Abstract: The elevator group is scheduled by suitable algorithm according to different traffic mode, and the performance of the elevator group control system will be improved. The kernel fuzzy clustering(KFCM) algorithm based on particle swarm optimization(PSO) is proposed to identify the elevator traffic mode. The iterative process based on gradient descent in KFCM algorithm is replaced by PSO algorithm, which has stronger global search capability and local search capability. Meanwhile the sensitivity to initial value of the FCM algorithm is decreased. By using kernel method, the sample in the low-dimensional feature space is mapped into high-dimensional feature space. And the sample feature is optimized and can be linearly divided in high-dimensional feature space so that clustering could be performed efficiently. The elevator traffic flow data collected from some office building is regard as the test sample. The simulation results show that the algorithm proposed has better performance indices compared with FCM algorithm, and the clustering effect of elevator traffic flow is more exact.

Key words: energy-saving control; traffic mode; elevator group; particle swarm optimization; fuzzy kernel; clustering

现代建筑往往安装多台电梯构成电梯群由电梯群控系统进行统一调度,从而提高电梯的运行效率和输送性能.电梯群控系统服务的对象为乘客,构成电梯交通流,采用智能算法对电梯交通流特性进行研究^[1],将为电梯群的优化调度提供前

提.电梯的交通模式识别是电梯交通流特性研究的一个关键问题,模糊控制^[2]、模糊神经网络^[3]、支持向量机^[4]等方法已被应用到电梯交通识别.聚类分析作为一种非监督学习方法,主要目的是通过对数据集的合理划分来发现数据集的结构特征^[5-7].聚类分析已被应用于电梯交通模式识别中.文献[8]应用免疫聚类算法识别交通模式,利用1d的交通数据构成免疫数据集进行聚类分析,体现了交通流的实际特性;文献[9]在文献

收稿日期: 2011-11-18.

基金项目: “十一五”国家科技支撑计划重大项目(2006BAJ03A05-04).

作者简介: 于德亮(1982—),男,博士研究生;

齐维贵(1944—),男,教授,博士生导师.

通信作者: 齐维贵, Qwg1944@sina.com.

[8]的基础上,提出了免疫规划 K -均值聚类方法识别交通模式,文献[10]则基于免疫算法对层际高峰交通的群控制进行了动态优化.文献[11]利用粒子群算法需要调整的参数少、计算速度快、稳定性好的优势,应用粒子群 K 均值聚类算法对交通模式进行了有效识别.

模糊核聚类算法^[12-13](KFCM)是模糊 C 均值聚类算法(FCM)的核化版本,将数据通过核函数映射到高维特征空间,在一定程度上克服了FCM算法对数据内在形状的依赖,并且通过非线性映射能够很好地分辨、提取和放大样本有用的特征.FCM算法、KFCM算法在每步迭代时都沿着很好的方向进行,但是这种基于梯度下降的算法是一种局部搜索算法,容易陷入局部极小,并且对初始值的依赖性很大,而基于种群操作的PSO算法具有很强的全局搜索能力,不易陷入局部极值,收敛速度也较快.基于PSO的聚类算法已经提出,若能将两者结合可以成为一个更好的聚类算法.本文将利用基于PSO的KFCM算法识别电梯的交通模式.

1 粒子群优化模糊核聚类方法

1.1 模糊核聚类

模糊 C 均值聚类(FCM)方法是 Jim Bezdek 于 1981 年提出的,这一聚类技术是对传统聚类技术的改进.FCM聚类方法是一种调整划分方法,通过目标函数极小化的必要条件之间的 Pickard 迭代来实现,其具体描述如下.

模糊聚类是将数据集 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^s$ 分为 c 类,其中 \mathbf{X} 为由 n 个待分类样本构成的一组有限观测样本集, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{is})^T$ 为观测样本 x_i 的特征矢量.FCM聚类是通过最小化关于隶属矩阵 \mathbf{U} 和聚类中心 $\mathbf{Z} = \{z_1, z_2, \dots, z_c\}$ 的目标函数来实现的,其中 $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{is})^T \in \mathbf{R}^s$, 定义目标函数为

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{Z}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ij})^m \|x_j - z_i\|^2. \quad (1)$$

式中: m 为模糊指数;模糊矩阵 $\mathbf{U} = [\mu_{ij}]_{c \times n}$, 其中 μ_{ij} 为 \mathbf{X} 中的第 j 个样本 x_j 属于第 i 类的隶属度.

在模糊 C 均值聚类中引入核思想,利用非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 把数据从原空间 \mathbf{R}^s 映射到高维特征空间 \mathbf{F} , 即 $\varphi: \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{F}$, 得到 $\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_n)$. 核函数表示输入样本从低维特征空间映射到高维特征空间 \mathbf{F} 的非线性映射 φ 的点积形式为

$$K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \rangle. \quad (2)$$

并且由所有的样本组成核函数矩阵为 $K_{i,j} = K(x_i, x_j)$. 核函数在应用中根据具体要求选取. 在本文电梯交通模式识别中,采用高斯核函数, $K(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$, σ 为高斯核参数.

则模糊核聚类的目标函数为

$$J_{km}(\mathbf{U}, \mathbf{Z}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ij})^m d_F^2(x, y). \quad (3)$$

$$d_F(x, y) = \|\varphi(x_j) - \varphi(z_i)\| = \sqrt{K(x_j, x_j) - 2K(x_j, z_i) + K(z_i, z_i)}. \quad (4)$$

式中: $d_F(x, y)$ 为高维特征空间的欧式距离,核代入使之在原输入空间中诱导出了一类核依赖的新的距离度量,由此将 FCM 在欧式距离下的执行推广到同一空间中不同距离度量的新的聚类.

采用高斯核函数时,聚类目标函数简化为

$$J_K(\mathbf{U}, \mathbf{Z}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ij})^m (2 - 2K(x_j, z_i)). \quad (5)$$

模糊矩阵简化为

$$\mu_{Kij} = \begin{cases} \frac{(1/(1 - K(x_j, z_i)))^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c (1/(1 - K(x_j, z_k)))^{1/(m-1)}}, & K(x_j, z_k) \neq 1; \\ 1, & K(x_j, z_k) = 1 (k = j); \\ 0, & K(x_j, z_k) = 1 (k \neq j). \end{cases} \quad (6)$$

相应的模糊核聚类中心为

$$z_{ki} = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{Kij})^m K(x_j, c_i) x_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{Kij})^m K(x_j, c_i)}, \quad i = 1, 2, \dots, c. \quad (7)$$

由于核函数的引入,当采用模糊核聚类方法识别电梯的交通模式时时,并不需要了解具体的非线性映射形式,而只需要了解映射后向量的内积核函数的形式,这也是核方法的优势.

1.2 粒子群算法

粒子群优化算法(PSO)是 Kenney 与 Eberhart 于 1995 年提出来的一种模拟鸟群捕食行为的群智能算法.在 PSO 中,每个优化问题的解看作搜索空间的 1 只鸟,称之为粒子.所有的粒子都有一个由优化函数决定的适应值,每个粒子还有一个由速度决定的飞行方向和距离,然后粒子们就追随当前最优的粒子在解空间中搜索.群体中每个粒子在迭代过程中所经历的最好位置,就是该粒子本身所能找到的最好解,整个群体所经历的最好位置,就是整个群体目前找到的最好解,前者称为个体极值,后者称为全局极值.在找到这两个最优值时,每个粒子根据如下公式不断更新自己的

速度和位置,从而产生新一代群体,整个群体对解空间进行全面搜索.

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k). \tag{8}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \tag{9}$$

式中: $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_D\}$ 为聚类样本空间, $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 分别为粒子 i 的当前位置和速度, $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 为粒子 i 的当前的最优位置 pbest, $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 为整个粒子群体当前的最优位置 gbest, k 为迭代次数, ω 为惯性因子, c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数.

在 PSO 算法中, ω 的选择至关重要. ω 用来控制粒子以前的速度对粒子当前速度的影响,较大的 ω 有利于全局搜索,较小的 ω 有利于局部搜索. 实际计算中要选择合适的 ω 来平衡粒子的全局和局部搜索能力,定义

$$\omega = \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{k_{\max}} (k_{\max} - k) + \omega_{\min}. \tag{10}$$

式中: $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为最大和最小惯性因子, k_{\max} 为总的迭代数, k 为当前迭代数,通常取 $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$. 学习因子是用来控制粒子自身的记忆和同伴的记忆之间的相对影响,学习因子太小则粒子可能远离目标区域;若太大则会导致突然向目标区域飞去或飞过目标区域^[14],通常取 $c_1 = c_2 = 2$.

1.3 基于粒子群的模糊核聚类方法

模糊聚类算法的核心是聚类中心的确定,因此基于 PSO 的模糊核聚类算法对聚类中心进行编码. 采用实数编码,1 个编码对应 1 个可行解. 每个粒子的位置由 c 个聚类中心组成,粒子除了位置之外,还有速度和适应度值. 由于样本向量维数为 s ,因此粒子的位置和速度都是 $c \times s$ 维变量. 对于每个个体的评价,结合模糊聚类算法的目标函数 $J(\mathbf{U}, \mathbf{Z})$,定义如下的适应度函数为

$$f(x) = \frac{1}{1 + J(\mathbf{U}, \mathbf{Z})}. \tag{11}$$

用向量 $\mathbf{Z} = (z_1, z_2, \dots, z_c)$ 表示聚类中心,则粒子的编码结构为

$z_{11} \cdots z_{1s} \cdots z_{c1} \cdots z_{cs}$	$v_{11} \cdots v_{1s} \cdots v_{c1} \cdots v_{cs}$	$f(x)$
--	--	--------

由于每个个体代表的是一组聚类中心的选取,所以每个个体的适应度的高低表明了聚类中心选取下聚类效果的优劣.

交通模式识别实际上是一个分类问题,归结为将一个未知模式制定为已知类别中的一种. 为

获得电梯交通模式,采集一定时间间隔内(5 min)的交通流数据,作为当前交通模式识别的待分类样本. 基于 PSO 的模糊聚类算法所得到的聚类结果,作为已分类样本. 通过计算待分类样本与数据中心之间的欧式距离,将待分类样本划分到最短距离的类属中,该类对应的模式即为采样样本所对应的交通模式. 即当 x_i 和 z_j 满足 $\|x_i - z_j\| = \min_{j=1,2,\dots,c} \|x_i - z_j\|$ 时,采样数据属于交通模式 j . 此时的厅层呼叫的调度方案选择交通模式 j 状态下的调度策略.

电梯交通模式识别的算法流程如下:1) 给定电梯交通模式的类别数 c ,高斯核参数 σ ,群体规模 l ,模糊指数 m ,惯性权重 ω ,加速常数 c_1 和 c_2 ,迭代的最大次数 k_{\max} ,令 $k \leftarrow 1$. 2) 初始化 l 个聚类中心 $Z_i(k), i = 1, 2, \dots, l, Z_i(k)$ 为一个任意产生的交通模式中心的集合,对其进行编码,形成 l 个第一代粒子,每个粒子的 pbest 为其当前最优位置,gbest 为当前种群中所有粒子的最优位置. 3) 对每个聚类中心,按照式(6)计算隶属度 $\mu_{kij}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, c$. 4) 按式(5)计算 $J(\mathbf{U}, \mathbf{Z})$;按式(11)计算粒子的适应度函数 f . 5) 根据适应度值修改 $p_{id}(k)$ 和 $p_{gd}(k)$,即若优于粒子当前最好位置的适应度,则更新该粒子个体最优位置. 若所有粒子的最好位置的适应度优于当前全局最好位置的适应度,则更新全局最优位置. 6) 按式(8)修改粒子的速度,按式(9)修改粒子的速度,产生下一代的粒子群. 7) 令 $k = k + 1$,如果 $k < k_{\max}$,则重复步骤 3 ~ 6,否则在最后一代中找到最佳解 $Z_i(k)$.

2 仿真研究

在哈尔滨某典型办公楼现场采集 1 周内 5 个工作日的交通流数据,将其作为测试样本. 由于办公楼内各个楼层分属不同的公司,公司之间的交流较少,所以层间乘客的流动较小. 电梯的交通流主要是由进门厅的乘客数和出门厅的乘客数来反映的,采集的数据样本分别为 5 min 内进入门厅和离开门厅的乘客数,采集的时间为 7:00 时至 19:00 时. 这样就获得了二维数据平面内的交通模式聚类样本,图 1 给出了 1 周内的该办公楼客流的变化趋势.

从图 1 中可以看出,电梯的交通流表现出明显的规律. 在上班前和下班后这段时间里,往来的乘客较少;在上午上班时,乘客以上行为主;午餐前下行乘客明显增多,午餐后上行乘客明显增多;下午下班时,乘客以下行为主,其他时刻的上行乘

客和下行乘客没有太明显的差别。

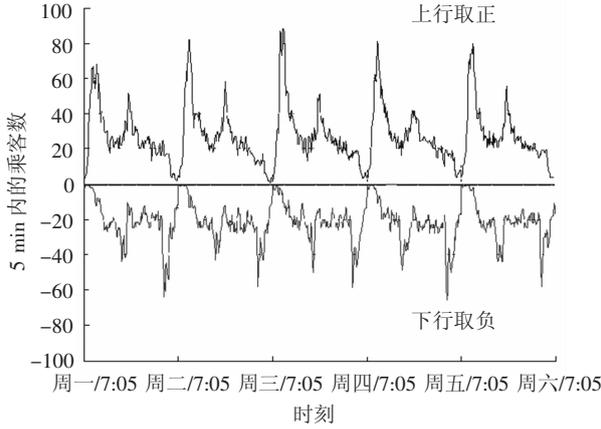


图 1 1 周内办公楼交通流变化曲线

利用上述方法对交通模式进行识别, 将获得聚类中心, 对不同的交通模式进行分类. 在算法中, 交通模式的类别数 $c = 6$, 群体规模 $l = 20$, 模糊指数 $m = 2$, PSO 的惯性因子由式(11) 给出, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, 最大进化代数 $k_{\max} = 500$, 高斯核参数 $\sigma^{[15]}$ 由样本确定.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\|x_j - \bar{x}\|^2 / 2n)}. \quad (12)$$

其中: $\bar{x} = \sum_{j=1}^n (x_j / n)$ 为样本的平均值.

对 4 种算法分别做 20 次的仿真实验, 图 2 中给出了某次 FCM 算法和 PSOFKM 算法、某次 KFCM 算法和 PSOKFCM 算法目标函数的变化曲线.

在电梯交通模式识别中, 初值从样本中随机抽样. 对于模糊聚类算法, 当给定不同的初值时收敛于不同的目标函数值. 而基于 PSO 的模糊聚类算法, 其迭代次数和目标函数的变化过程虽然不同, 但最终将收敛于相同的目标函数值. 图 3 给出了 KFCM 聚类和基于 PSO 的 KFCM 聚类的 20 次仿真实验中目标函数的变化情况.

本文给出如下 3 个评价准则衡量算法的聚类效果.

分离系数为

$$F(U, K) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ij}^2. \quad (13)$$

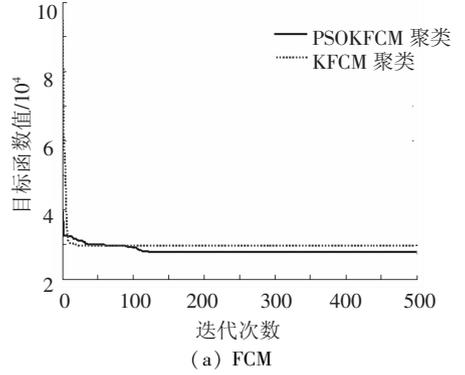
分离系数表征所有输入样本相对于聚类中心的接近程度. 如果每个样本仅属于一类, 此聚类效果最佳, 此时 $F(U, K) = 1$; 否则 $F(U, K) < 1$. 分离系数越大, 聚类效果越好.

分离熵为

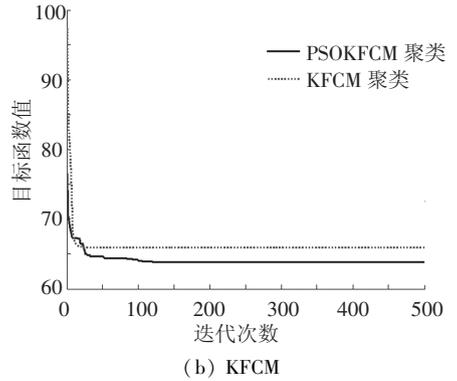
$$H(U, K) = -\frac{1}{N} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ij} \log(\mu_{ij}). \quad (14)$$

若所有的 μ_{ij} 接近于 0 或 1 时, 则熵就小, 聚类

效果越好; 若 μ_{ij} 接近于 $1/n$, 则聚类的模糊化程度高, 熵就大, 聚类效果就差.



(a) FCM



(b) KFCM

图 2 目标函数值随迭代次数变化情况

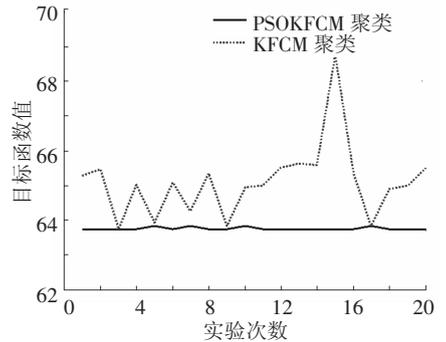


图 3 目标函数变化曲线

聚类有效性函数为

$$S(U, K) = \frac{1}{N} \frac{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ij}^2 \|x_j - c_i\|^2}{\min_{i,j} \|c_j - c_i\|^2}. \quad (15)$$

聚类有效性函数表示输入样本与相应的聚类中心间距的平均值与聚类中心最小间距的比值. $S(U, K)$ 越小, 聚类效果最好. 在上述评价准则中, $S(U, K)$ 效果最好.

从表 1 中的 3 个评价指标可以看出, PSOFKM 算法的聚类效果优于 FCM 算法, PSOKFCM 算法的聚类效果优于 KFCM 算法, 而 PSOFKM 算法在分离系数和分离熵两项指标较 PSOKFCM 算法好, 但在聚类有效性函数指标上, PSOKFCM 算法具有较优的结果. 综合上述 3 个指标, PSOKFCM 算法具有较好的聚类效果.

表1 评价结果

算法	$F(U, K)$	$H(U, K)$	$S(U, K)$
FCM	0.537 8	0.438 5	0.217 5
KFCM	0.523 9	0.451 3	0.180 3
PSOFCM	0.550 2	0.428 7	0.184 9
PSOKFCM	0.540 9	0.435 9	0.171 7

PSOKFCM 方法的交通流聚类结果如图4所示,其中聚类中心为(8.490 0, 7.859 3)、(6.249 1, 66.046 6)、(21.522 3, 23.213 9)、(46.253 6, 13.783 6)、(12.919 7, 41.860 8)、(64.197 0, 10.167 6)。

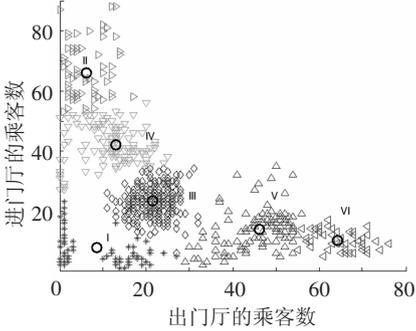


图4 交通模式聚类结果

从图4可以看出,基于 PSO 的 KFCM 算法可以较好地识别电梯交通流的模式,并将其分为6种交通类型.类型 I 为空闲交通模式,类型 II 为上行高峰模式,类型 III 为上行和下行的均衡模式,类型 IV 为午餐前的下行高峰模式,类型 V 为午餐后的上行高峰模式,类型 VI 为下行高峰模式.可见,基于 PSO 的 KFCM 算法可以对电梯交通模式进行有效识别,其聚类效果比 FCM 算法具有更高的正确率.

3 结 论

1) 利用粒子群优化模糊核聚类算法对电梯交通模式进行识别,对电梯交通流进行聚类分析,最终获得了符合电梯交通特征的6种交通模式.

2) 模糊核聚类算法将数据通过高斯核函数映射到高维特征空间后再进行聚类,在一定程度上克服了 FCM 算法对数据内在形状的依赖.

3) 利用粒子群算法的全局寻优、收敛速度快的特征,结合 KFCM 算法对电梯交通模式的聚类中心进行优化,降低了 KFCM 算法对初值的敏感度,提高了聚类的效果.

4) 针对不同的交通模式选择合适的调度算法,将提高电梯群控系统的性能,为电梯群控系统的优化调度提供依据,为乘客提供良好的服务.

参考文献:

[1] TANG Haiyan, QI Weigui, DING Bao. Prediction of

elevator traffic flow based on SVM and phase space reconstruction[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2011, 18(3): 111-114.

[2] KIM C B, SEONG K A, LEE-KWANG H, et al. Design and implementation of a fuzzy elevator group control system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1998, 28(3): 277-287.

[3] 宗群, 尚晓光, 严明, 等. 基于模糊神经网络的电梯系统交通模式识别[J]. 系统工程学报, 2001, 16(6): 418-424.

[4] 许玉格, 罗飞. 新型电梯群控系统交通模式识别方法[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(6): 900-904.

[5] 卢旭, 王慧强, 吕晓, 等. 非线性相关的失效数据联合聚类分析与预测[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2011, 43(3): 80-84.

[6] 刘洪波, 张宏伟, 闫静静. 基于模糊聚类理论的水量短期预测方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009, 41(12): 162-165.

[7] 赵玲玲, 马培军, 苏小红. 空间域减法聚类粒子滤波算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(3): 427-481.

[8] 李中华, 朱燕飞, 李春华, 等. 基于人工免疫聚类算法的电梯交通流分析[J]. 华南理工大学学报, 2003, 31(12): 26-29.

[9] TANG Guizhong, ZHANG Guangming, ZHU Wei. EGCS traffic pattern identification[J]. Elevator World, 2005, 53(12): 116-120.

[10] 李中华, 谭洪舟, 张雨浓, 等. 基于免疫算法的午饭时期层际高峰交通电梯群控制的动态优化[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(2): 177-182.

[11] 杨广全, 朱昌明, 王向红, 等. 基于粒子群 K 均值聚类算法的电梯交通模式识别[J]. 控制与决策, 2007, 22(10): 1139-1142.

[12] SATO-ILIC M, ITO S, TAKAHASHI S. Generalized kernel fuzzy clustering model[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Jeju Island: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2009: 421-426.

[13] 张道强, 陈松灿. 在核诱导的鲁棒度量下的模糊 C-均值与可能性 C-均值算法[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(4): 390-395.

[14] EBERHART R C, SHI Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[C]//Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Seoul: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2001: 81-86.

[15] KUO-LUNG W, MIIN-SHEN Y. Alternative c-means clustering algorithms[J]. Pattern Recognition, 2002(35): 2267-2278.

(编辑 魏希柱)