

文章编号: 1001-0920(2007)10-1139-04

## 基于粒子群 K 均值聚类算法的电梯交通模式识别

杨广全, 朱昌明, 王向红, 涂治国  
(上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200030)

**摘要:** 针对传统方法存在的缺点, 提出一种基于粒子群 K 均值聚类算法的电梯交通模式识别方法. 该方法通过对此前一周的原始客流数据进行聚类分析, 得到相应交通模式的聚类中心坐标. 针对实时变化的交通流数据, 采集 5 min 时段客流数据, 根据最近邻原则划分其归属的聚类中心, 从而识别出当前的交通模式. 仿真实验表明, 该方法能对电梯交通模式进行有效识别, 实时性较好.

**关键词:** 电梯交通模式; 粒子群 K 均值聚类算法; 电梯群控系统

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

### Elevator traffic pattern recognition based on particle swarm optimization K-means clustering algorithm

YANG Guang-quan, ZHU Chang-ming, WANG Xiang-hong, TU Zhi-guo

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China. Correspondent: ZHU Chang-ming, E-mail: zhuchangming@sjtu.edu.cn)

**Abstract:** To overcome the drawbacks of traditional methods, a method of elevator traffic pattern recognition based on particle swarm optimization K-means clustering algorithm is proposed. The traffic flow data during latest 7 days as a sample is applied to clustering analysis, and the clustering centers of the corresponding traffic patterns are obtained by using this method. Five minutes traffic flow data are real-time collected and its corresponding clustering center is partitioned according to the closest neighbor principle, and then the current traffic pattern is recognized. Simulation shows that the proposed method can identify elevator traffic patterns effectively with good real-time performance.

**Key words:** Elevator traffic pattern; Particle swarm optimization K-means clustering algorithm; Elevator group control system

## 1 引言

电梯群控系统成为现代高层建筑中必不可少的垂直运输工具. 设计良好的电梯群控系统, 不仅能为乘客提供优质的服务, 而且增加了建筑物的使用价值. 电梯群控系统的核心是电梯群控调度算法, 交通流是影响电梯群控调度算法性能的一个重要因素. 对建筑物内的交通流状况进行准确分类, 在不同的交通流状况下选用合适的电梯群控调度算法, 可有效提高电梯系统的服务质量和各项性能指标.

为了准确地识别交通流模式, 模糊推理方法<sup>[1,2]</sup>、模糊神经网络<sup>[3,4]</sup>以及支持向量机<sup>[5]</sup>已被用于电梯交通模式识别, 并取得了一定的效果. 但这些方法存在以下缺点: 1) 模糊推理方法需要完备的专

家知识确定推理规则, 且缺乏学习能力, 对交通流变化适应能力差; 2) 神经网络算法本身训练耗时较大, 网络结构具有不可确定性, 易陷入局部极小化, 且对训练数据的依赖性较大; 3) 支持向量机泛化能力强, 克服了对训练数据的依赖性, 但存在计算时间长的缺点, 影响了交通流的在线分类.

李中华等<sup>[6]</sup>提出一种基于人工免疫算法的电梯交通流分析方法, 对一天的交通流进行离线分析. Tang 等<sup>[7]</sup>对该方法进行扩展, 提出了免疫规划 K 均值聚类算法对交通流模式进行识别, 其优点在于不需要任何先验知识就能达到良好的分类目的.

本文提出一种基于粒子群聚类算法的交通流模式识别方法. 粒子群聚类算法基于群体智能, 采用简

收稿日期: 2006-05-25; 修回日期: 2006-09-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(69975013).

作者简介: 杨广全(1977—), 男, 陕西渭南人, 博士生, 从事电梯交通分析、电梯智能控制的研究; 朱昌明(1952—), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 从事机电系统测控技术等研究.

单的位置-速度模型,具有全局搜索能力.与免疫规划  $K$ -均值聚类算法相比,粒子群聚类算法需要调整的参数少,易于实现,计算速度快,且具有稳定的收敛特征,能满足群控系统实时性的要求.

## 2 电梯交通流特征数据

电梯交通模式识别是以电梯系统交通流特征数据为基础.交通流是指由乘客数、乘客出现的周期及乘客分布情况描述的状态量,反映了电梯群控系统所处的交通状况.

交通流的变化规律主要与建筑物的用途有关,在不同类型的大楼呈现出不同的特点.对于典型的办公大楼,主要的交通模式有:上行高峰模式、下行高峰模式、午间交通模式、层间交通模式以及空闲模式等.

在交通模式识别中,通常采用的交通流特征数据包括:单位时间内进入门厅的人数、离开门厅的人数以及层间移动的人数等.为了进一步识别 2 路和 4 路交通模式,可增加最大层和次大层客流数据.通常选取 5 min 作为客流特征数据收集和交通模式识别的时间间隔.

## 3 粒子群优化算法简述<sup>[8-10]</sup>

粒子群优化算法(PSO)是基于群体的演化算法,它源于对鸟群捕食行为的模拟.与遗传算法类似,它也是基于群体迭代的方法,但没有交叉和变异算子,粒子群在解空间中追随最优粒子进行搜索.

在 PSO 求解优化问题时,问题的解对应于搜索空间中一个粒子的位置,每个粒子都有自己的位置和速度(决定飞行的方向和距离)以及由优化函数决定的适应值.在每一次迭代中,粒子通过记忆跟踪两个极值来更新自己:一个是粒子本身搜索到的最好解,称为个体极值点(用  $P_{id}$  表示其位置);另一个是整个粒子群体找到的最好解,称为全局极值点(用  $P_{gd}$  表示其位置).在找到这两个最好解后,粒子根据下式来更新自己的速度和位置:

$$V_{id}^{l+1} = V_{id}^l + \omega_1 \text{rand}() (P_{id}^l - X_{id}^l) + \omega_2 \text{rand}() (P_{gd}^l - X_{id}^l), \quad (1)$$

$$X_{id}^{l+1} = V_{id}^l + X_{id}^l. \quad (2)$$

其中: $V_{id}$  表示第  $i$  个粒子在第  $d$  维上的速度,  $\omega_1$  为惯性权值,  $\omega_2$  为学习参数,  $\text{rand}()$  定义为  $(0, 1)$  之间的随机数.

粒子群初始位置和速度随机产生,重复应用式(1)和(2)进行迭代,直到找到满意的解.

## 4 应用粒子群聚类算法的交通模式识别

### 4.1 聚类算法的数学描述

设模式样本集为  $X = \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中

$x_i$  为  $D$  维模式向量.聚类问题就是要找到一个划分  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ , 满足

$$X = \bigcup_{i=1}^K C_i, \quad C_i \cap C_j = \emptyset, \quad i, j = 1, 2, \dots, K;$$

$$C_i \cap C_j = \emptyset, \quad i, j = 1, 2, \dots, K, \quad i \neq j.$$

并使总的类间离散度之和

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in C_i} d^2(x_j, c_i) \quad (3)$$

达到最小.其中: $c_i$  为第  $i$  个聚类的中心坐标,  $d(x_j, c_i)$  为样本  $x_j$  到对应聚类中心  $c_i$  的距离.聚类判别准则函数  $J$  即为各类样本到对应聚类中心距离的总和.

### 4.2 粒子群聚类算法编码

在粒子群聚类算法中,一个粒子表示待求解的聚类中心集合,粒子  $z_i$  构造如下:

$$z_i = (c_{i1}, \dots, c_{ij}, \dots, c_{iK}).$$

其中: $K$  表示聚类的中心个数,  $c_{ij}$  表示第  $i$  个粒子的第  $j$  个聚类中心.

### 4.3 适应度函数设计

适应度函数设计是聚类算法的核心.为了增强聚类算法的鲁棒性,本文采用代替欧氏距离的基于高斯函数的一种距离度量<sup>[11,12]</sup>,可表示为

$$d(u, v) = \sqrt{1 - e^{-(u-v)^2}}, \quad (4)$$

其中  $u$  和  $v$  为同一欧氏空间中的两点.

设粒子群中每个粒子对应  $K$  个聚类中心.当聚类中心确定时,数据点  $x_j$  的所属聚类由下列最近邻法则决定:若  $x_j$  和  $i$  满足

$$1 - e^{-(x_j - c_i)^2} = \min_{k=1,2,\dots,K} (1 - e^{-(x_j - c_k)^2}), \quad (5)$$

则  $x_j$  属于第  $i$  类,其中

$$= \left( \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{X})^2}{n} \right)^{-1}, \quad \bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}.$$

根据式(3)和(4),聚类问题的目标函数可表示为

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in C_i} \{1 - e^{-(x_j - c_i)^2}\}.$$

适应度函数设计为

$$F = \frac{n}{\text{eps} + J}. \quad (6)$$

其中: $n$  是正的常数,  $\text{eps}$  是微小的正数.

### 4.4 交通模式识别

电梯交通流数据的采样间隔为 5 min,即每 5 min 产生一个数据点,作为当前交通流模式识别的数据,而当前的交通流模式决定电梯群控调度算

法. 交通流的模式识别是以当前采样的交通流数据  $x$  作为待分类的数据, 粒子群聚类算法的聚类结果作为分类样本, 通过判断采样数据与聚类中心的距离, 将其划分到最短距离的类中. 该类对应的模式即为采样数据  $x$  所对应的模式.

基于粒子群  $K$  均值算法的交通模式识别流程如下:

Step1: 设定交通流样本数据点的聚类中心数为  $K$ , 采用  $K$  均值算法进行一次聚类, 将  $K$  均值算法的聚类结果作为一个粒子的位置, 其余粒子的位置  $X_i$  和速度  $V_i$  随机产生, 其中位置  $X_i = (c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,K})$  代表聚类中心集合.

Step2: 根据式 (5) 判断每个数据点归属的聚类中心.

Step3: 根据式 (6) 计算每个粒子的适应度值.

Step4: 由下式更新每个粒子的最好位置  $P_i^{t+1}$ :

$$P_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^{t+1}, & F(X_i^{t+1}) < F(P_i); \\ P_i, & F(X_i^{t+1}) \geq F(P_i). \end{cases} \quad (7)$$

将每个粒子求得的适应函数值与其所记忆的适应函数值进行比较, 若当前的适应函数值较之前最优结果为佳, 则以当前位置取代粒子记忆的最好所在位置, 以当前适应函数值取代粒子记忆的最优值.

Step5: 由下式更新粒子群全局最好位置  $P_g^{t+1}$ :

$$P_g^{t+1} = \begin{cases} P_i^{t+1}, & F(P_i^{t+1}) < F(P_g); \\ P_g, & F(P_i^{t+1}) \geq F(P_g). \end{cases} \quad (8)$$

比较由粒子最优解所求得的适应函数值是否优于粒子群所记忆的最优值, 若判断条件成立, 则将群体所记忆的最好位置与最优值重设为当前的结果.

Step6: 根据式 (1) 和 (2) 调整所有粒子的移动速度和位置.

Step7: 重复执行 Step2 ~ Step7, 直到满足终止条件. 若终止条件成立, 则输出出每一类别的聚类中心坐标.

Step8: 根据最近邻原则判断待分类数据  $x$  的交通模式. 若  $x$  和  $j$  满足

$$1 - e^{-\|x - c_j\|^2} = \min_{k=1,2,\dots,K} (1 - e^{-\|x - c_k\|^2}),$$

则  $x$  属于  $j$  模式.

### 5 仿真实验及结果

仿真所用样本数据采用笔者所调查的上海某多租户办公大厦 7 天内的交通流数据. 图 1 中的 3 条曲线描述了一个典型工作日 7:00 ~ 19:00 的 12 h 内办公大厦交通流统计数据. 其中: ① 为进门厅人数, ② 为出门厅人数, ③ 为层间人数. 从图 1 可以看出, 该大厦层间人数少, 层间交通需求率很低. 这是因为各楼层由不同的公司所占用, 各楼层之间人员

交流少. 取采样周期 5 min, 每天得到 144 个交通流数据, 用于模式聚类的数据点共有 1 008 个. 采集的数据点表示为  $(x_1, x_2, x_3)$ ,  $x_1, x_2$  和  $x_3$  分别表示在 5 min 采样周期内进门厅人数、出门厅人数和层间人数.

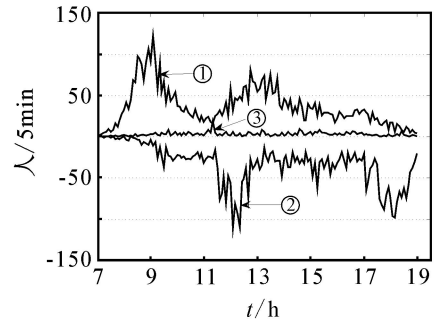


图 1 某大厦电梯交通流特征数据曲线

采用粒子群  $K$  均值聚类算法对样本数据进行模式分类. 算法的参数设置为: 粒子群数  $N = 10$ , 聚类中心  $K = 5$ , 惯性权值  $\omega = 0.75$ , 学习参数  $\alpha = \beta = 1.5$ , 适应度函数中的参数  $n_0 = 10$ ,  $\text{eps} = 10^{-10}$ .

该办公大厦交通流特征数据的聚类结果如图 2 所示. 由于层间交通需求率低, 层间交通模式不明显, 对聚类结果影响甚微. 为使聚类结果的显示更加清晰, 图 2 中忽略了层间模式显示. 聚类结果的聚类中心点分别为:  $(93.6721, 7.8605, 1.6665)$ ,  $(15.2833, 73.8039, 1.7849)$ ,  $(48.8503, 71.8320, 2.6994)$ ,  $(58.6314, 25.6759, 2.9875)$ ,  $(27.7, 30.5025, 3.4592)$ . 第 1 类为上行高峰交通模式, 第 2 类为下行高峰交通模式, 第 3 类为午间交通前半段以下行交通为主的混合交通模式, 第 4 类为午间交通后半段以上行交通为主的混合交通模式, 第 5 类为上行交通和下行交通的混合交通模式, 主要发生在非高峰交通时段.

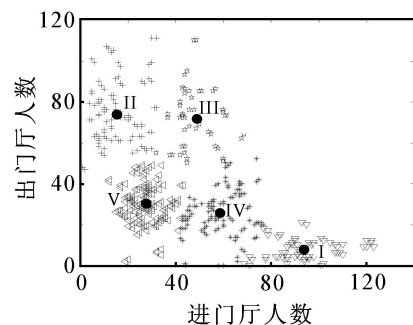


图 2 某大厦交通流特征数据聚类结果

采用粒子群  $K$  均值聚类算法 (PSOKCA), 粒子群聚类算法 (PSOCA) 和免疫规划  $K$  均值聚类算法 (IEKCA), 分别识别电梯交通流模式的适应度变化曲线如图 3 所示. PSOCA 算法和 PSOKCA 算法采用相同的参数设置, 其参数值是经反复试验得到的

最优值. IEKCA 算法主要参数设置为<sup>[7]</sup>: 初始种群规模  $N = 40$ , 交叉概率  $P_c = 0.8$ , 变异概率  $P_m = 0.1$ , 接种疫苗概率  $P_i = 0.3$ , 疫苗更新概率  $P_v = 0.9$ . 仿真结果表明, 3 种聚类算法均能产生较好的聚类结果. 从图 3 可以看出, PSO KCA 算法速度最快, 而 IEKCA 算法需要更多的迭代次数, 收敛速度最慢. 由此可见, PSO KCA 算法能更好地满足电梯群控系统交通模式识别的实时性要求.

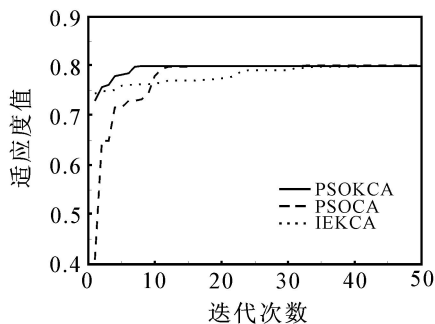


图 3 3 种聚类算法比较

## 6 结 论

本文提出一种基于粒子群  $K$  均值聚类算法的电梯交通模式识别方法, 仿真实验表明, 该方法不需要任何先验知识就能达到准确分类的目的. 与免疫规划  $K$  均值聚类算法相比, 粒子群聚类算法需要调整的参数少, 易于实现, 计算速度快, 且具有稳定的收敛特征, 能满足群控系统实时性的要求. 该方法可作为电梯群控系统的一个模块, 辅助电梯群控系统作出决策, 以提高电梯群控系统在各种交通状况下的服务性能.

## 参考文献 (References)

- [1] Chang-bum Kim, Kyoung A Seong, Hyung Lee-kwang. Design and implementation of a fuzzy elevator group control system[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics — Part A: Systems and Humans, 1998, 28(3): 277-287.
- [2] Siikonen M L. Elevator group control with artificial intelligence [R]. Helsinki: Helsinki University of Technology, 1997.
- [3] Albert T P, Beebe J R, Chan W L, et al. Elevator traffic pattern recognition by artificial neural network [C]. Proc of 1995 Elevcon Elevator Engineers Conf. Hong Kong: Int Association of Elevator Engineers, 1995: 122-131.
- [4] 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.  
(Zong Qun, Shang Xiao-guan, Yan Ming, et al. Traffic pattern recognition of elevator systems based on fuzzy neural networks[J]. J of Systems Engineering, 2001, 16(6): 418-424.)
- [5] 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(12): 900-904.  
(Xu Yu-ge, Luo Fei. Traffic pattern recognition method for novel elevator system [J]. Control Theory and Applications, 2005, 22(12): 900-904.)
- [6] 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.  
(Li Zhong-hua, Zhu Yan-fei, Li Chun-hua, et al. Elevator traffic flow analysis based on artificial immune clustering algorithm[J]. J of South China University of Technology, 2003, 31(12): 26-29.)
- [7] Tang G Z, Zhang G M, Zhu W. EGCS traffic-pattern identification[J]. Elevator World, 2005, 53(12): 116-120.
- [8] 刘靖明, 韩丽川, 侯立文. 基于粒子群的  $K$  均值聚类算法[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(6): 54-58.  
(Liu Jing-ming, Han Li-chuan, Hou Li-wen. Cluster analysis based on particle swarm optimization algorithm [J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2005, 25(6): 54-58.)
- [9] Van der Merwe D W, Engelbrecht A P. Data clustering using particle swarm optimization [C]. The 2003 Congress on Evolutionary Computation. Canberra, 2003: 215-220.
- [10] 杨维, 李岐强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87-94.  
(Yang Wei, Li Qi-qiang. Survey on particle swarm optimization algorithm[J]. Engineering Science, 2004, 6(5): 87-94.)
- [11] Wu K L, Yang M S. Alternative  $G$ -means clustering algorithms[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(10): 2267-2278.
- [12] Zhang D Q, Chen S C. A comment on "Alternative  $G$ -means clustering algorithms"[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(2): 173-174.