

适于双子电梯群控系统的交通模式预测方法

丁 宝, 李庆超, 张永明, 张 进, 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: 为了避免传统电梯交通模式识别存在模式滞后的缺陷,适应新型的双子电梯群控系统性能要求,提出了基于预测交通流的电梯交通模式预测方法.采用支持向量机(Support vector machine, SVM)进行电梯交通流预测;采用BP神经网络进行电梯交通流模式识别,并用遗传算法(Genetic algorithm, GA)对BP神经网络进行优化;将电梯交通流预测与交通模式识别相结合,再次利用神经网络对所预测的交通流进行模式识别,实现交通模式预测.研究结果表明,预测交通流的交通模式与实际交通流的交通模式一致,验证了交通模式预测的准确性.交通模式预测方法可避免模式滞后的缺陷,为双子电梯群控系统工程应用提供理论依据.

关键词: 双子电梯;交通模式识别;交通流预测;模式预测

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2013)08-0079-05

Traffic mode prediction method for twin elevator group control system

DING Bao, LI Qingchao, ZHANG Yongming, ZHANG Jin, QI Weigui

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

Abstract: As the traditional elevator traffic pattern recognition exists mode lag and it is difficult to adapt the performance requirements of group control system for the new type of twin elevator, this paper presents an elevator traffic mode prediction method which is based on traffic flow prediction. The support vector machine (SVM) is used for elevator traffic flow prediction, the BP neural network for elevator traffic flow pattern recognition and the genetic algorithms (GA) is adopted to optimize the BP neural network. Meanwhile, by fusing elevator traffic flow prediction and traffic pattern recognition together, the neural network is utilized to recognize the pattern of the predicted traffic flow again, thereby the pattern prediction is realized. Research results show that the traffic pattern of predicted traffic flow is consistent with the traffic pattern of actual traffic flow, which verifies the accuracy of traffic pattern prediction, avoids the defect of mode lag and provides a theoretical basis for engineering application of twin elevator group control system.

Key words: twin elevator; elevator traffic pattern recognition; traffic flow prediction; pattern prediction

高层建筑的发展,促进了电梯技术的发展.美国 Otis 公司于 1889 年研制出世界上第一台真正的电梯^[1],高层建筑的不断涌现,使得电梯从传统的单轿厢逐步发展到双子电梯(Double car

elevator, DCE)^[2],即同一个井道中安装两个独立电梯.双子电梯以其特殊的结构,极大地减小了电梯井道占用核心筒的面积,提高了客运能力,使高层建筑更具经济价值.但由于其既存在同一井道上下两个电梯调度问题,又存在多个在个井道之间电梯调度问题,使得双子电梯群运行和调度的管理比传统电梯群控系统更加复杂^[3].由于人们不断追求舒适、快捷的生活质量,这就对新型电梯,即双子电梯提出了更高的要求,也使其群控系统变得十分重要.

电梯交通流分析是电梯群控系统的重要组成部分,尤其是对双子电梯群控系统.对电梯交通流

收稿日期: 2012-11-14.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51207035);黑龙江省自然科学基金资助项目(E201116, F201207);中国博士后科学基金资助项目(2012M510953);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(HIT. NSRIF. 2012012).

作者简介: 丁 宝(1960—),男,副教授;
齐维贵(1944—),男,教授,博士生导师.

通信作者: 张永明, zhangyongming@hit.edu.cn.

进行分析,可使群控系统更好地跟踪交通流变化以提高群控系统性能,因此,研究电梯交通流是十分必要的^[4]. 目前,已经有许多种智能算法应用到电梯交通流分析中. 文献[5]利用 BP 神经网络构造了电梯交通流时间序列模型,预测中考虑了历史交通信息和当前交通信息,预测精度较高. 文献[6]应用人工免疫算法对电梯交通流进行分析,反映了大厦客流特征. 文献[7]采用支持向量机方法对电梯交通流进行预测,并采用相空间重构理论确立模型结构,通过仿真验证了该方法的有效性,可获得较理想的预测结果. 文献[8]利用人工免疫聚类算法对某大楼 1 周内的电梯交通流进行了分析. 以最小支撑树为工具,采用最短距离法对记忆数据集进行分类,将交通流划分为 5 种模式,其结果体现了交通流的实际特性. 文献[9]运用支持向量机方法对电梯交通模式进行识别,能够较准确地辨别出各种交通模式. 文献[10]采用模糊神经网络分两步对电梯交通模式进行识别,能够准确地识别各种交通模式所占比例.

在电梯群控系统中,每当一个时间间隔结束,下一个时间间隔开始时,就要对交通流这一时间序列进行一次采集与统计,通过这种方法得到的交通流,描述的仅仅是刚刚过去时间间隔的特征,是一组历史数据. 用这些数据直接识别交通模式,势必会带来模式的滞后,即识别出来的交通模式为刚刚过去时间间隔的模式. 当电梯交通模式发生变化时,模式滞后会使群控系统按照过去时间间隔的交通模式进行派梯,无法对交通流变化及时作出派梯策略的调整. 模式的滞后更会使双子电梯难以有效发挥其自身优势,降低其群控系统性能.

为了克服这种滞后,本文将电梯交通流预测和交通模式识别融合在一起,利用一组测量到的历史交通流数据,预测将来时段的交通流,再对预测的交通流进行交通模式识别,研究基于预测交通流的电梯交通模式预测,为双子电梯群控系统工程应用提供理论依据.

1 电梯交通模式预测方法的构成原理

基于预测交通流的电梯交通模式预测方法主要由以下 3 部分构成:1) 交通流预测. 根据历史交通流数据,建立电梯交通流时间序列预测模型,对电梯交通流进行预测. 2) 交通模式识别. 根据历史交通流数据,建立电梯交通流模式识别模型,对各种交通模式进行识别. 3) 交通模式预测. 再次运用电梯交通流模式识别模型对所得到的预测

交通流进行交通模式识别. 该方法,先进行电梯交通流预测和电梯交通流模式识别,然后将电梯交通流预测与交通模式识别相结合,实现交通模式预测. 电梯交通模式预测方法的构成原理如图 1 所示.

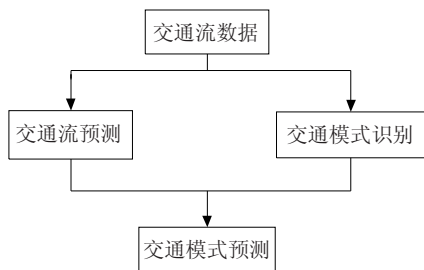


图 1 电梯交通模式预测方法的构成原理框图

支持向量机(SVM)^[11]以结构风险最小化为优化目标,有更好的泛化能力,能够适应电梯交通流时间序列小样本的特点,具有较强的预测能力. 本文采用 SVM 方法建立电梯交通流时间序列预测模型,预测模型采用四输入单输出的结构,对未来电梯交通流进行预测. 神经网络的模式识别是一个非线性的动态系统,能适应电梯交通流的非线性和包含复杂信息的特点,本文采用 BP 神经网络建立电梯交通模式识别模型,并运用 GA 算法对网络的权值和阈值进行优化,模型采用四输入四输出的结构. 最后运用 GA-BP 神经网络对 SVM 预测模型所预测的交通流进行模式识别,实现交通模式预测.

2 基于预测交通流的电梯交通模式预测

本文将交通流预测和交通模式识别合理融合,即将 SVM 预测模型得到的预测交通流作为 GA-BP 神经网络的测试样本,进行预测交通流的模式识别,从而实现交通模式预测,避免模式识别滞后的缺陷. 根据提出的电梯交通模式预测方法的构成原理,下面将给出该方法的具体实现过程.

2.1 电梯交通流时间序列 SVM 预测模型

SVM 建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化准则的基础上,兼顾了有限样本的学习精度和学习能力,回归是 SVM 的一个重要应用. 非线性支持向量回归^[12]的基本思想是将训练数据通过一个非线性函数 φ 映射到高维特征空间,通过核函数实现这个空间的线性回归.

运用 SVM 方法建立电梯交通流时间序列预测模型,输入为当天前 4 个时刻的交通流,即 $x(k-3)$ 、 $x(k-2)$ 、 $x(k-1)$ 、 $x(k)$,模型输出为 y ,则

$$y = f(x(k-3), x(k-2), x(k-1), x(k)).$$

在核函数的选择方面, 本文选择比较常用的径向基核函数作为核函数, 径向基核函数公式为

$$K(x, x^i) = \exp\{-\gamma \|x - x^i\|^2\}.$$

支持向量机的回归算法依赖于模型参数的选择, 包括惩罚系数 C 、核函数参数 γ 和不敏感系数 ε . 本文在 $\varepsilon = 0.000\ 1$ 条件下, 对进门厅交通流、出门厅交通流和层间交通流预测模型的核函数参数 γ 和惩罚系数 C 进行了反复寻优, 得到进门厅交通流预测模型参数为 $C_1 = 0.707\ 2, \gamma_1 = 2.828\ 4$; 出门厅交通流预测模型参数为 $C_2 = 1.414\ 2, \gamma_2 = 1$; 层间交通流预测模型参数为 $C_3 = 1.103\ 1, \gamma_3 = 1.678\ 4$.

为了在理论上评价预测优劣, 选用平均绝对误差 E_{MA} 和均方绝对误差 E_{MS} 来评价预测的精度.

平均绝对误差为

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_d(i) - y_i(i)|.$$

均方绝对误差为

$$E_{MS} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_d(i) - y_i(i)]^2.$$

其中: $y_i(i)$ 和 $y_d(i)$ 分别为第 i 时刻的电梯交通流实际值和预测值.

2.2 电梯交通模式识别 GA-BP 神经网络模型

2.2.1 交通模式特征值的提取及网络结构确定

为了利用 BP 神经网络来识别交通模式, 网络输入量应反映交通模式的特征值并且是能够实时测量的数据. 根据专家知识和交通模式的定义确定以下 4 个特征值: 本时间段内的入门厅人数 x_1 , 出门厅人数 x_2 , 层间流通人数 x_3 , 总交通流人数 x_4 . 将这 4 个特征值作为神经网络第 1 层输入节点, 一般选取 5 min 作为进行交通统计和模式识别的时间间隔. 根据采集的数据可知单位时间段内最大交通流为 $x_{max} = 100$, 对特征值进行归一化处理作为神经网络输入, 具体输入为

$$\begin{aligned} x_{11} &= x_1/x_{max}, \\ x_{21} &= x_2/x_{max}, \\ x_{31} &= x_3/x_{max}, \\ x_{41} &= x_4/x_{max}. \end{aligned}$$

其中: $x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}$ 均在 $[0, 1]$ 内, 且满足 $x_{41} = x_{11} + x_{21} + x_{31}$.

网络输出为

$$y = [y_1 \quad y_2 \quad y_3 \quad y_4]^T.$$

其中: y_1 为上行交通模式, y_2 为下行交通模式, y_3 为层间交通模式, y_4 为空闲交通模式.

神经网络的输入和输出确定后, 对神经网络

的隐含层个数进行确定, 隐含层神经网络个数 n_2 和输入层神经元个数 n_1 之间有近似关系为

$$n_2 = 2n_1 + 1.$$

则隐含层个数为 9, 即输入层有 4 个节点, 隐含层有 9 个节点, 输出层有 4 个节点, 共 72 个权值, 13 个阈值. 神经网络利用 L-M 算法进行训练, 输出误差评价函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [o_i(t) - y_i(t)].$$

其中: $o_i(t)$ 为期望输出, $y_i(t)$ 为实际输出, n 为样本数.

2.2.2 遗传算法优化神经网络

运用遗传算法优化权值和阈值, 优化参数共为 85 个. 个体编码使用二进制编码, 每个个体均为一个二进制字符串, 由输入层与隐含层连接权值、隐含层阈值、隐含层与输出层连接权值、输出层阈值 4 部分组成. 权值和阈值的编码均为 10 个二进制数, 个体的二进制编码长度为 850. 运用 BP 神经网络时, 希望误差尽可能小, 因此, 定义目标函数为

$$f = E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [o_i(t) - y_i(t)]^2.$$

则适应度函数为 $F(x) = 1/f(x)$. 在确定编码方式和适应度函数后, 遗传算法对种群中的个体进行各种遗传操作, 选择算子采用随机遍历抽样, 交叉算子采用单点交叉, 交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.01, 种群大小为 40, 最大遗传代数为 50.

3 仿真分析

鉴于双子电梯在国内应用较少其交通流数据难以采集, 为了验证本文提出的算法, 以哈尔滨市某典型办公楼 4 台传统电梯的交通流为例, 对本文算法进行仿真研究.

3.1 基于 SVM 的电梯交通流时间序列预测

对哈尔滨市某典型办公楼的交通流进行了 5 个工作日的数据采集, 获得 5 个典型工作日中的 7:00—19:00 时电梯交通流的变化趋势. 在办公楼中, 租户往往占用一层或不足一个楼层, 租户之间没有太多的联系, 层与层间的交通流较少. 结合办公楼的工作特点, 统计 1 楼大厅中单位时间内进入电梯厅的人数、离开电梯厅的人数和楼层间的人数, 构成典型的时间序列. 时间间隔取 5 min, 每天采集 144 个数据. 分别利用前 4 个工作日的数据作为训练样本, 对支持向量机模型进行训练, 确定支持向量机模型后, 对第 5 个工作日

的进门厅、出门厅和层间电梯交通流进行预测,其结果如图2~4所示.

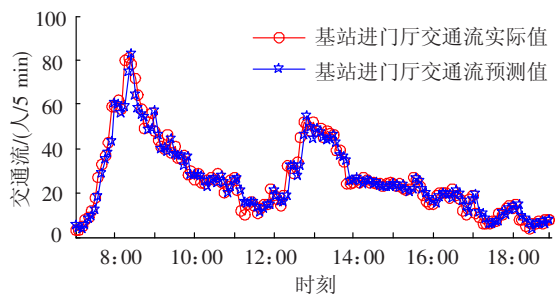


图2 基站进门厅交通流预测结果

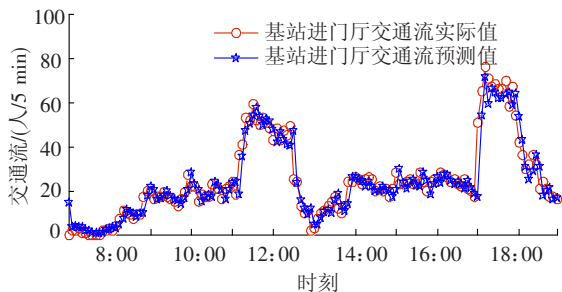


图3 基站出门厅交通流预测结果

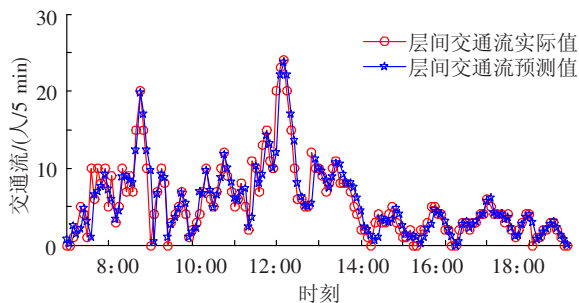


图4 层间交通流预测结果

由图可见,电梯交通流的预测值和实际值变化趋势一致,证明SVM预测模型具有良好的预测性能,对电梯交通流的跟踪效果较好.从仿真结果可以明显看出,该办公楼内层间交通的交通流较少,与办公楼实际情况相符;8:00—9:00时是上班时刻,呈现明显的上行高峰;11:30—12:30、12:30—13:30时是午间前后,呈现明显的下行高峰和上行高峰;17:00—18:00时是下班时刻,呈现明显的下行高峰.计算得到进门厅、出门厅和层间电梯交通流预测误差分别为 $E_{MA1} = 3.1185$ 、 $E_{MS1} = 4.4274$ 、 $E_{MA2} = 3.7562$ 、 $E_{MS2} = 5.6854$ 、 $E_{MA3} = 2.7864$ 、 $E_{MS3} = 3.6523$.

3.2 基于预测交通流的电梯交通模式预测

将采集的5个工作日的交通流数据的前4d作为神经网络的训练样本,并分别将第5天采集的实际交通流数据和SVM预测模型得到的预测交通流数据作为测试样本.对采集的样本进行分析后,确定交通模式:当上行或下行交通人数占单位时间段内总交通流人数一半以上时,认为当前

模式为上行或下行交通模式,输出为(1,0,0,0)或(0,1,0,0);当总交通流人数小于单位时间段内最大交通流的30%时,认为当前模式为空闲交通模式,输出为(0,0,0,1);当上行或下行交通流较均衡或层间交通流较大时,认为当前模式为层间交通模式,输出为(0,0,1,0).将测试样本理论分析的实际交通模式和GA-BP神经网络模型识别的交通模式进行比较,具体仿真结果如图5~8所示.

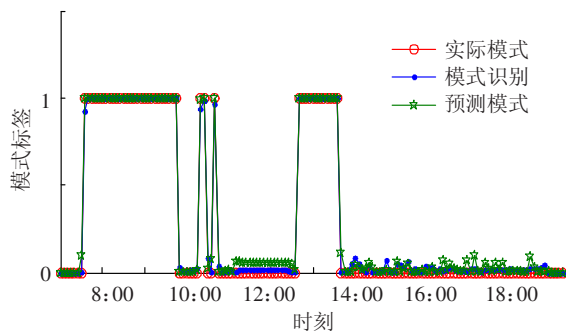


图5 上行交通模式识别结果

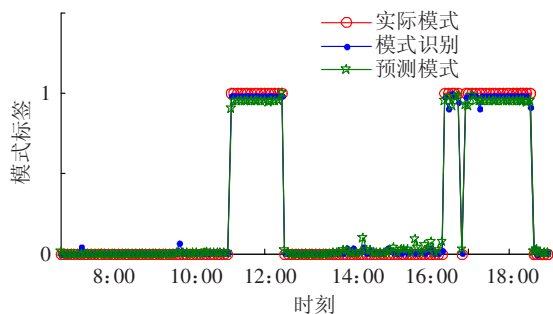


图6 下行交通模式识别结果

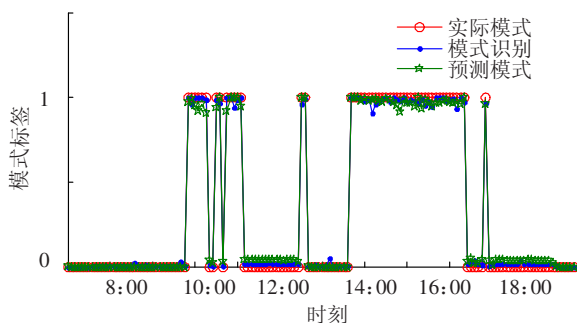


图7 层间交通模式识别结果

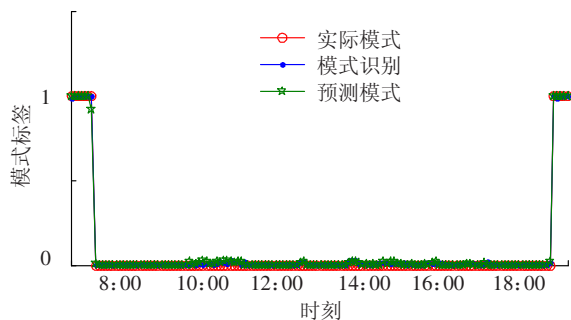


图8 空闲交通模式识别结果

从图中可以看出该办公楼7:30—9:30时是上行交通模式,楼内办公租户较多上班时间不一;

11:20—12:30 时是午间下行交通模式;12:30—13:30 时是午间上行交通模式;16:30—18:30 时是下行交通模式,为楼内办公人员下班时间;7:00—7:30、18:30—19:00 时是空闲交通模式,交通流较少,电梯大部分处于空闲状态;其他时间段为层间交通模式,上下行交通流较均衡或层间交通流较大,各模式识别结果与办公楼实际基本相符,仿真结果证明 GA-BP 神经网络能够准确辨别交通流的各种模式,对交通流具有较强的识别能力. 预测交通流模式识别结果与实际交通流模式识别结果、实际交通流理论分析结果一致,验证了交通模式预测的准确性. 传统交通模式识别方法运用历史交通流数据进行识别,识别结果是刚刚过去时间间隔的交通模式,当交通模式发生变化时,会造成群控系统派梯错误;交通模式预测方法将交通流预测与交通模式识别相结合,运用预测交通流数据进行识别,识别结果为下一个时间间隔的交通模式,更好地跟踪了交通流变化,克服以往交通模式识别存在模式滞后的缺陷. 仿真中运用 BP 神经网络随机权值和阈值测试,实际交通流数据测试样本的仿真误差为 0.789 523,预测交通流数据测试样本仿真误差为 0.867 342;使用 GA 对 BP 神经网络优化后,相应的仿真误差分别为 0.036 815 和 0.047 923,识别精度较高.

4 结 论

1)建立了电梯交通模式预测结构框架,其具有一般性,该结构主要由交通流预测、交通模式识别、交通模式预测 3 部分组成.

2)建立了电梯交通流时间序列 SVM 预测模型,运用采集数据对模型进行训练和测试,仿真结果表明 SVM 预测模型能够较好地跟踪交通流变化.

3)建立了电梯交通模式识别的 GA-BP 神经网络模型,运用采集数据对模型进行训练和测试,并与实际数据理论分析的交通模式进行比较,仿真结果表明,GA-BP 神经网络模型对电梯交通流具有较强的辨识能力,识别精度较高.

4)将交通流预测和交通流模式识别合理地融合在一起,运用 GA-BP 神经网络对 SVM 预测模型所预测交通流进行模式识别,并与实际交通流的交通模式理论分析结果、模式识别结果进行

比较,仿真结果表明三者基本一致,验证了交通模式预测的准确性,为双子电梯群控系统运行和调度提供了理论依据.

参考文献

- [1] 杨祯山,邵诚. 电梯群控技术的现状与发展方向[J]. 控制与决策,2005,20(12): 1321 - 1331.
- [2] SHIRAIISHI K, HAMAGAMI T, HIRATA H. Multi-car elevator control by using learning automaton[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2005, 125(1): 91 - 98.
- [3] KOKOLO I, HIROMICHI S, SANDOR M, *et al.* Traffic-sensitive controllers for multi-car elevators; design; multi-objective optimization and analysis[C]// Proceedings of SICE Annual Conference. Takamatsu, Japan: Kagawa University, 2007: 2655 - 2662.
- [4] SANYA A K, FOSBURY A, CHATURVEDI N. Inertia-free spacecraft attitude tracking with disturbance rejection and almost global stabilization[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2009, 32(4): 1167 - 1178.
- [5] 宗群,岳有军. 电梯群控系统交通流的预测方法[J]. 系统工程与电子技术,2001,23(7): 103 - 105.
- [6] JIN E D, SUN Z W. Robust attitude tracking control of flexible spacecraft for achieving globally asymptotic stability [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2009, 19(11): 1201 - 1223.
- [7] 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: New Series, 2011, 18(3): 111 - 114.
- [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] 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.
- [10] 宗群,尚晓光,岳有军,等. 电梯群控系统的交通模式识别[J]. 控制与决策,2001,16(2): 163 - 166.
- [11] VAPNIK V. The nature of statistics learning theory [M]. New York: Springer Verlag, 1995: 20 - 60.
- [12] WU C H, JHO W J, LEE D T. Travel-time prediction with support vector regression[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(4): 276 - 281.

(编辑 魏希柱)