

电梯客流量预测算法的仿真研究

袁力田¹, 张 婕²

(1. 南昌教育学院, 江西 南昌 330006;

2. 江西师范大学, 江西 南昌 330029)

摘要:研究电梯客流量准确预测问题, 电梯客流量受到节假日、上下班等影响, 具有非线性、随性等复杂特点, 单一预测方法不能准确描述复杂变化规律, 导致电梯客流量预测精度低。为了提高电梯客流量预测精度, 提出一种灰色预测型和最小二乘支持向量机相结合的电梯客流量预测模型。首先分别采用灰色模型和最小二乘支持向量机对客流量线性和线性变化规律进行预测, 然后采用线性回归确定两种预测结果的权重, 最后根据权重得到电梯客流量预测结果。仿真结果表明, 相对单一预测模型, 模型克服了传统模型缺陷, 提高了电梯客流量预测精度。

关键词:电梯客流量; 灰色预测模型; 最小二乘支持向量; 组合预测

中图分类号:P258 **文献标识码:**B

Simulation Research on Forecast Method of Elevator Traffic Flow

YUAN Li-tian¹, ZHANG Jie²

(1. Nanchang Education College, Nanchang Jiangxi 330006, China;

2. Jiangxi Normal University, Nanchang Jiangxi 330029, China)

ABSTRACT: Research on elevator traffic prediction problem. In order to improve the prediction precision of elevator traffic, we put forward a grey forecasting model and least square support vector machine combined with the elevator passenger flow prediction model. Firstly, the grey model and least square support vector machine were used on the linear passenger flow and linear variation prediction. Then linear regression was adopted to determine the two prediction results of weight, according to the weight of elevator traffic prediction results obtained. The simulation results show that, relative to a single prediction model, the model overcomes the defects of traditional prediction model, and improves the forecast accuracy of elevator passenger flow.

KEYWORDS: Elevator traffic flow; Grey prediction model; LSSVM; Combination forecasting

1 引言

随着我国经济的快速发展, 现代高层建筑日益增多, 电梯成为高楼中不可缺少的垂直代步工具, 已与平面交通中的汽车重要性相同^[1]。由于乘客到达的随机性、目的楼层的不确定性, 使电梯客流量具有高度的复杂性、随机性和非线性, 导致电梯客流量预测成为电梯群控调度系统中的难点问题^[2]。

当前, 电梯客流量预测方法主要有传统预测方法和机器学习方法。传统预测方法主要有多元线性回归预测、时间序列分析方法^[3-5]。由于电梯客流量受多因素相互影响, 其具有非线性、动态性等特点, 传统预测只考虑电梯客流量的线

性变化特点, 预测精度低, 不适合电梯群客流量预测。机器学习方法是一种智能非线性预测方法, 主要有神经网络和支持向量机两种预测算法, 它们均具有很好的非线性预测能力, 适合于复杂、非线性的电梯客流量预测, 提高了电梯客流量预测精度^[6]。同时电梯客流量受到多种因素的影响, 如周末、节假日、上下班时间等, 采用单一预测模型只能预测其部分变化特点, 各单一模型均存在自身的局限性, 对电梯客流量进行准确预测比较困难。近些年, 一些学者利用各单一模型的优点, 将它们组合在一起, 进行优势互补, 使各模型的缺点最小化而优点最大化, 为复杂电梯客流量预测提供新的研究思路。

为了提高电梯客流量预测精度, 利用灰色预测模型(GM(1,1))和最小二乘支持向量机(LSSVM)的优点, 建立一种基于灰色支持向量机的电梯客流量预测模型(GM-LSSVM), 并采用电梯客流量数据验证该模型的有效性, 为电梯

收稿日期: 2012-05-12

群智能优化提供参考。

2 电梯客流量预测原理

电梯客流量受到假期、周末、上下班、楼层等因素影响,这些因素部分是确定的,部分是不确定的,导致电梯客流量数据具有复杂的非线性及随机性特点^[7]。电梯客流量数学为:

$$X(t) = s(t) + v(t) \quad (1)$$

式中, $s(t)$ 和 $v(t)$ 分别为线性和非线性部分。

根据式(1)可知,采用单一预测方法很难挖掘出电梯客流量数据包含的全部信息。基于组合预测思想,将GM(1,1)和LSSVM相结合,首先通过GM(1,1)模型对电梯客流量原始数列随机性进行弱化,挖掘数列中蕴含的规律,然后利用LSSVM求解速度快、非线性映射能力强的特点进行预测,克服单一灰色预测模型和LSSVM局限性,提高电梯客流量的预测精度。

3 电梯客流量预测模型的建立

3.1 灰色预测模型

给定原始电梯客流量数据列:

$$X_{(0)} = \{x_{(0)}^{(1)}, x_{(0)}^{(2)}, \dots, x_{(0)}^{(N)}\} \quad (2)$$

对原始电梯客流量数据进行累加得到

$$X_{(1)} = \{x_{(1)}^{(1)}, x_{(1)}^{(2)}, \dots, x_{(1)}^{(N)}\} \quad (3)$$

对于 $X_{(1)}$,建立电梯客流量的GM(1,1)的一阶微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (4)$$

式中, t 为时间, x 一次累加后的新数列, a 为系统发展灰数, b 为系统内生控制灰数。

系数向量为 $\hat{a} = [a, b]^T$,数项向量为:

$$Y_N = (x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(N))^T \quad (5)$$

根据最小二乘法求 \hat{a} :

$$\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N \quad (6)$$

代入微分方程,可得电梯客流量的灰色预测模型为:

$$\hat{x}^{(1)}(t+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (7)$$

式中, $\hat{x}^{(1)}$ 表示累加数列的预测值。

对式(7)求导,得到电梯客流量的预测模型:

$$\hat{x}^{(0)}(t+1) = -a\left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-at} \quad (8)$$

从式(8)可以得到电梯客流量预测模型的第 $k+1$ 步预测值,然而由于灰色模型是一种线性预测模型,不能反映电梯客流量的非线性变化规律,因此必须采用LSSVM对电梯客流量的非线性变化规律进行预测。

3.2 LSSVM 预测模型

LSSVM是标准支持向量机(SVM)的变体,将SVM把不等式约束改成等式约束,加快了求解速度,可以提高模型适应性和精度^[8]。对于电梯客流量,线性回归函数为

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (9)$$

式中, w 为权值向量, b 为偏置量。

引入结构风险函数,式(12)转化为下面的二次优化问题:

$$\min \|w\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (10)$$

约束条件为:

$$y_i = w^T \varphi(x) + b + \xi_i \quad (11)$$

式中, γ 为正规化参数; ξ_i 为松弛变量。

定义拉格朗日乘子(Lagrange multiplier)为:

$$L(w, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n \xi_i^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i (w^T \varphi(x_i) - b + \xi_i - y_i) \quad (12)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘子,

根据KKT(Karush kuhn Tucker)条件得到:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0, \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \quad (13)$$

因此,可以得到最后的解为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1^T \\ 1 & x^T x + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (14)$$

对于非线性电梯客流量的预测,使用一个非线性映射函数把数据映射到一个高维特征空间,非线性电梯客流量的LSSVM预测模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x_j) + b \quad (15)$$

采用高斯函数性作为LSSVM核函数,得到非线性电梯客流量预测模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) + b \quad (16)$$

式中, σ 为径向基核函数宽度。采用粒子群算法优化LSSVM参数 (γ, σ^2) 。

2.3 电梯客流量预测模型的工作流程

1)首先收集电梯客流量历史数据,并对数据进行相应的预处理,去掉一些错误的的数据。

2)采用GM(1,1)模型对电梯客流量进行预测,预测其线性变化规律。

3)采用LSSVM对电梯客流量非线性变化规律。

4)将LSSVM预测结果和GM(1,1)预测结果采用线性回归模型确定其权重,并根据权重组成得到电梯客流量的预测结果。

5)对电梯客流量的预测结果进行分析,并采用建立的模型对将来电梯客流量进行预测,预测结果作为电梯优化的基础和依据。

4 仿真研究

4.1 电梯客流量数据

为了对本文电梯客流量预测模型的预测性能进行验证,

在 Matlab 7.0 平台下进行仿真,实验数据来源于某公楼电梯客流量数据,采集时间为每天早上 7:00-晚上 7:00,共 24 天,每隔 1 小时统计一次,共获得 288 个数据,具体如图 1 所示。采用前 140 个数据作为训练样本,后 48 个数据作为测试样本。从图 1 可知,电梯客流量具有明显的非线性、随机性和动态变化特点。

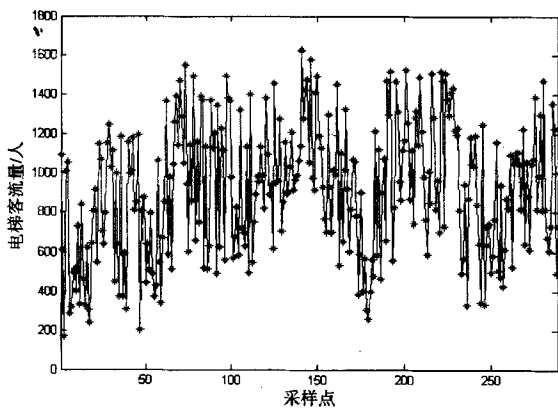


图1 电梯客流量原始数据

4.2 对比模型及模型性能评价指标

对比模型采用单一 GM(1,1)、LSSVM 和 GM(1,1) 与神经网络的组合模型(GM-BPNN)。

为了分析电梯客流量预测结果,选择以下 5 个指标对模型性能进行评价。

1)绝对百分比误差均值 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE),即

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right| \times 100\% \quad (17)$$

2)绝对误差均值 (Mean Absolute Error, MAE),即

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| \quad (18)$$

式中, n 为样本数, x_i 和 \hat{x}_i 分别表示电梯客流量实际观察值和预测值,MAPE 和 MAE 越小,表示模型的预测精度越高。

3)模型泛化能力:当模型的拟合误差减小时,预测误差减小,则表示电梯客流量预测模型的泛化能力强;当模型的拟合误差减小时,而预测误差增大,则表示电梯客流量预测模型的泛化能力弱。

4.3 电梯客流量归一化处理

由于电梯客流量具有随机性,因此在进行预测之间需要对其进行归一化处理,加快模型的学习速度,归一化后的电梯客量数据如图 3 所示,从图 2 可知,归一化后,数据处理于 [0,1] 之间。

4.4 GM(1,1) 电梯客流量预测

采用 GM(1,1) 对用前 140 个数据进行训练,建立电梯客流量预测模型,然后对最后 48 个数据进行预测,得到的预测结果图 3 所示。从图 3 可知,单一的 GM(1,1) 预测精度低,

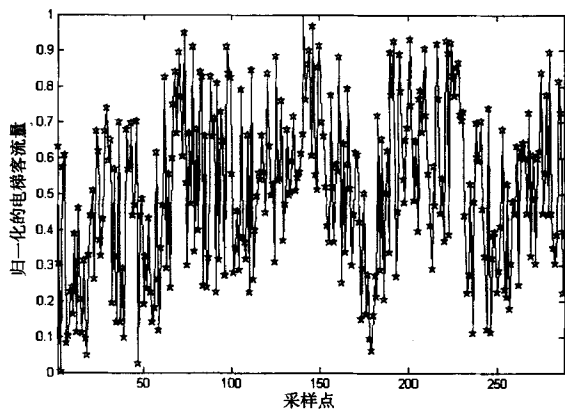


图2 归一化后的电梯客流量

误差较大,不能对复杂电梯客流量进行准确预测。

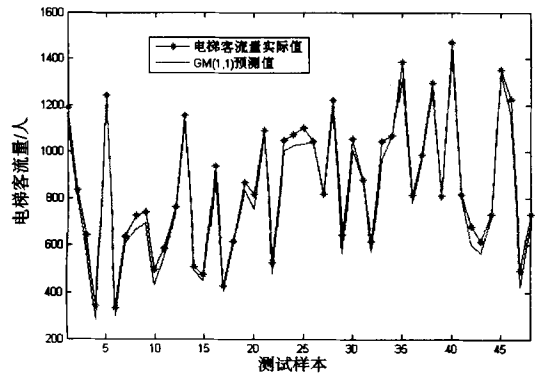


图3 GM(1,1) 的电梯客流量预测结果

4.5 LSSVM 电梯客流量预测

采用 LSSVM 建立电梯客流量预测模型,模型的预测结果如图 4 所示。从图 4 可知,单一 LSSVM 的预测精度与实际需求有一定的差距。

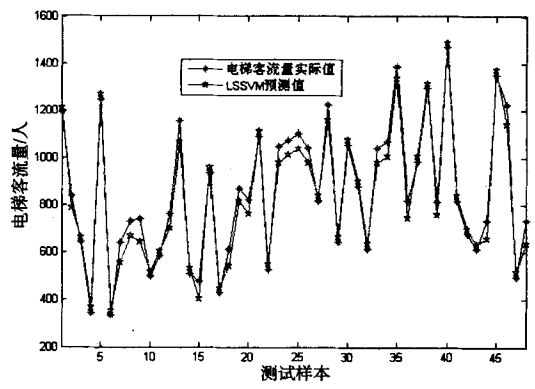


图4 LSSVM 的电梯客流量预测结果

4.6 GM(1,1) 和 LSSVM 的预测结果融合

采用多元线性回归模型对 GM(1,1) 和 LSSVM 的预测结

果融合,得到电梯客流量最终预测结果如图5所示,从图5可知,相对于单一的GM(1,1)和LSSVM,本文的模型预测精度得到了较大幅度的提高,说明本文预测模型更能反映电梯客流量复杂的变化规律。

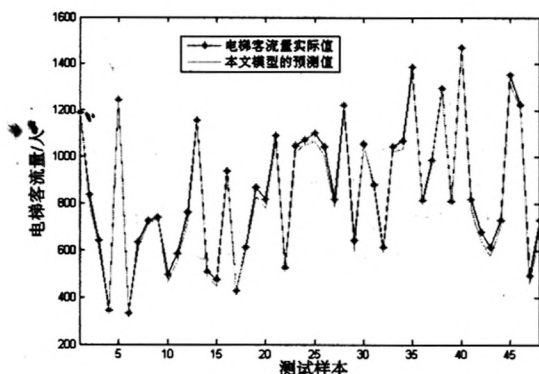


图5 本文模型的电梯客流量预测结果

4.7 模型的综合性能对比

将各模型的综合预测性列于表1,从表1对比可知,相对于对比模型,本文模型的优势主要体现在以下几个方面:

1) 电梯客流量预测精度。从表1中的MAPE和MAE值对比可以看出,本文提出的电梯客流量预测精度最高,适合于实际应用。同时可知,LSSVM的预测精度明显优于BP神经网络的预测精度。

2) 模型泛化能力。本文模型在拟合误差较大时,其预测误差会相对稳定。而单一预测模型和BP神经网络易出过拟合,在训练过程中虽然拟合误差减小,但预测误差变大。

表1 模型的整体预测性能对比

模型	MAE	MAPE
GM(1,10)	43.33	5.49%
LSSVM	39.25	5.25%
GM-BPNN	30.61	3.88%
本文模型	23.75	3.18%

5 结束语

针对电梯客流量复杂的变化特点,单一预测模型存在的不足,首先利用GM(1,N)模型和LSSVM模型对电梯客流量进行预测,然后采用线性回归确定预测结果的权重,最后根据权重获得电梯客流量的最终预测结果。仿真结果表明,本文模型提高了电梯客流预测精度,从预测结果看出该方法预测的正确性和有效性,可以将该方法应用于群控电梯客流量预测。

参考文献:

- [1] 商安娜. 电梯交通流预测方法综述[J]. 湖南农机, 2010, 37(3): 18-20.
- [2] 宗群, 童玲, 薛丽华. 电梯群控系统智能优化调度方法的研究[J]. 控制与决策, 2004, 19(8): 939-942.
- [3] 程义菊. 电梯交通流预测方法的研究[D]. 天津大学电气与自动化工程学院, 2004.
- [4] 宗群, 岳有军. 电梯群控系统交通流预测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(7): 1032-105.
- [5] 章银娥, 周书民. 基于模糊BP神经网络的电梯群控系统的仿真[J]. 计算机仿真, 2010, 27(6): 208-211.
- [6] 黄敏, 崔宝同, 顾树生. 基于小波神经网络的电梯交通流预测[J]. 控制与决策, 2006, 21(5): 589-592.
- [7] 张亦辉. 组合模型在电梯客流量预测中的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(11): 192-195.
- [8] 计丽霞, 付晓刚. LS-SVM在电梯交通流预测中的应用[J]. 上海机电学院学报, 2006, 3: 62-64.

[作者简介]



袁力田(1978-),男(汉族),江西南昌人,硕士,讲师,主要研究方向:计算机软工工程。

张婕(1981-),女(汉族),江西南昌人,硕士,讲师,主要研究方向:计算机软工工程。

(上接第54页)

- [3] 陈靖. 视频增强现实系统及其核心技术的研[D]. 北京理工大学, 2002.
- [4] 丁剑飞, 刘永进. 三维立体显示中的视觉机理综述[J]. 中国计算机辅助设计与图形学, 2008, 64-68.
- [5] 吴夕, 刘玉华, 颜少明. 正常人双眼视觉的Panum融合区[J]. 眼科新进展, 1999-9, 19(5): 375-376.
- [6] 王鹏. 立体图像质量客观评价方法的研究[D]. 天津大学, 2009.
- [7] 王琼华, 王爱红, 李大海. 立体拍摄与自由立体显示[C]. 2010中国平板显示学术会议, 2010-3.
- [8] 王爱红, 王琼华, 李大海, 陶宇虹, 李小方. 立体显示中立体深

度与视差图获取的关系[J]. 光学精密工程, 2009, 17(2).



[作者简介]

李壮恒(1985-),男(汉族),辽宁营口市人,硕士生,研究方向为虚拟现实与增强现实。

王涌天(1957-),男(汉族),北京市人,教授,博士生导师,长江学者,研究方向为光学设计、虚拟现实与增强现实。

翁冬冬(1979-),男(汉族),北京市人,副研究员,研究方向为虚拟现实与增强现实。