

# 组合模型在电梯客流量预测中的仿真研究

张亦辉

(山东职业学院, 山东 济南 250104)

**摘要:**研究电梯客流量准确预测问题,以保证电梯运行安全。电梯客流量受到周末、上下班及假期影响,流量具有周期性、随机性和非线性变化特点。传统预测模型难以准确描述动态特点,导致电梯客流量的预测准确率低。为了提高电梯客流量的预测准确率,提出一种 ARMA 和 RBF 神经网络相结合的电梯客流量组合预测模型。组合模型首先利用 ARIMA 对电梯客流量线性变化部分进行预测,然后采用 RBF 神经网络对非线性部分进行预测,最后将两者结果相加,利用组合模型进行电梯客流量预测。仿真结果表明,组合模型用 ARMA 和 RBF 神经网络的优点,提高了电梯客流量的预测准确率,为电梯调度及优化控制提供了一种新的分析方法。

**关键词:**组合模型;神经网络;预测;电梯客流量

**中图分类号:**TP309      **文献标识码:**B

## Simulation Research on Elevator Traffic Flow Prediction Based on Hybrid Model

ZHANG Yi-hui

(Shandong Polytechnic, Jinan 250104, China)

**ABSTRACT:** Research elevator traffic flow prediction problems. The elevator flow has the characteristics of cyclical change, randomness and nonlinear, traditional prediction method is based on linear data predictive model and cannot accurately describe the nonlinear elevator traffic, and the prediction accuracy is low. In order to improve the prediction precision, this paper proposed a combination prediction model based on ARMA and RBF neural network. Firstly, the linear part of elevator traffic flow was predicted by ARIMA, then the non-linear part was predicted by RBF neural network, finally combination model prediction results were obtained. Simulation results indicate that the combined model has the advantages of ARMA and RBF neural network, and improves the prediction accuracy. It provides a new analytical tools for elevator traffic flow prediction.

**KEYWORDS:** Hybrid model; Neural network; Prediction; Elevator traffic flow

### 1 引言

随着经济发展,许多高楼大厦拔地而起,电梯数量日益剧增,高效且节能电梯调度策略越来越重要。要实现对电梯进行有效调度,就首先必须对电梯客流量进行准确预测,因此电梯客流量预测成为电梯控制系统的重要组成部分。由于电梯客流量受到一些随机因素的影响,具有高度非线性和随机性,很难采用特定的函数形式表达电梯交通流预测模型<sup>[1]</sup>。

当前,电梯客流量预测方法主要借助交通流量预测方法,传统电梯客流量预测方是把流量看成一种时间序列,提出自回归模型(AR)、滑动平均模型(MA)和自回归滑动平均模型(ARMA),该类方法简单、容易实现,拥有较高的,能够很好的描述由于节假日的影响的周期性、自相似性特点的客

流量变化规律<sup>[2]</sup>。但是该类模型的参数确定后,就不能改变,而且是一类线性模型,因此对于复杂的非线性电梯客流量来说,在实际应用中,经常由于流量的随机性和非线性导致模型精度减低<sup>[3]</sup>。1990年以后,非线性理论引起了许多学者的广泛关注,基于人工智能的神经网络方法是主要的非线性预测方法。神经网络具有自适应和自学习的优势,一些学者提出了基于神经网络的电梯客流量预测模型,摆脱了建立精确数学模型的困扰,能够准确描述电梯客流量的非线性和随机性,为电梯客流量研究提供了新的思路<sup>[4-6]</sup>。但是神经网络方法同样存在收敛速度慢,易陷入局部极值等缺点,不能很好的描述电梯客流量的周期性和自相似性特性进行全面刻画,因此模型预测结果有时不理想<sup>[7]</sup>。

要获得高精度的电梯客流量,那么预测模型就要能够全面描述电梯客流量变化规律,而单一的预测模型无法对电梯

客流量变化规律进行准确描述,因此本文基于组合模型的思想,提出将 ARMA 模型和 RBF 神经网络组合在一起的电梯客流量预测模型,并通过实验实例对模型的性能进行检验。

2 电梯客流量预测的基本原理

电梯客流量主要包括进入门厅的人数、离开门厅的人数和建筑物内总的客流量。电梯客流量预测就是根据当前时刻之前若干时刻的电梯客流量数据对下一时刻的电梯客流量进行估计<sup>[8]</sup>。一般情况下,按照一定的时间间隔统计电梯客流量 $\{x(t)\}$ ,通常选取 5 分钟作为电梯交通流时间序列的时间间隔,因此电梯客流量一种典型一维时间序列。

电梯客流量受到上下班、周末、节假日等多种因素的影响,具有明显的周期性和自相似性特点,同时具有随机性和时变等特点,因此电梯客流量 $\{x(t)\}$ 包括线性部分(周期性和自相似性)和非线性部分(随机性和时变性)部分,即:

$$x(t) = liner(t) + unliner(t) \tag{1}$$

其中, $liner(t)$  表示电梯客流量的线性部分, $unliner(t)$  表示电梯客流量的非线性部分。

如果单独采用线性模型(ARMA) 或非线性模型(RBF 神经网络)对电梯客流量进行预测,预测结果都不理想,因此本文首先采用 ARMA 对电梯客流量线性部分预测,然后采用 RBF 神经网络电梯客流量非线性部分预测,最后得到组合模型的电梯客流量预测结果。

$$\hat{x}(t) = ARIMA(liner(t)) + RBF(unliner(t)) \tag{2}$$

3 组合模型的电梯客流量预测

3.1 ARMA 模型

1) 电梯客流量数据平稳性判断。设电梯客流量原始数据: $\{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ ,首先对其变化趋势进行观察,如果为平稳性时间序列,就进入下一步,否则对其进行平稳性处理,取对数,得到平稳性时间序列: $\{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ 。

2) ARMA 模型阶数的确定。利用电梯客流量样本数据包含的特征寻求拟和效果最好的模型阶数,本文采用根据自相关函数值和偏相关函数值的截尾估计预测模型的阶数。

3) ARMA 模型的参数估计。ARMA 各参数值通过最小二乘法来确定,从而获得了电梯客流量的 ARMA 预测模型。

3.2 RBF 神经网络模型

Moody 和 Darken 等人提出了径向基函数(Radial Basis Function, RBF) 神经网络模型,是一种前馈式神经网络,一般分为输入层、隐层和输出层<sup>[9]</sup>。RBF 神经网络结构如图 1 所示。

RBF 网络的学习过程实质上就是网络参数的选择过程,具体的求解步骤包括:确定径向基函数的隐含层节点中心值。用最小二乘法确定学习网络权值。进行单步预测。

3.3 组合模型的电梯客流量预测步骤

基于组合模型的电梯客流量预测基本思想就是首先采用 ARMA 模型对电梯客流量进行预测,获取电梯客流量线性变化变化规律,然后采用 RBF 神经网络对非线性变化部分,

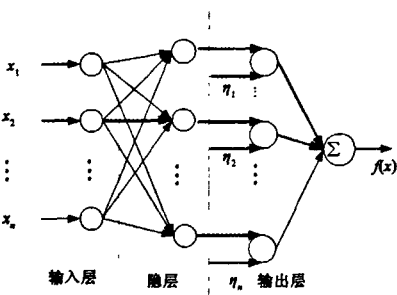


图 1 RBF 神经网络结构图

即 ARMA 预测残差进行预测,最后两者结果相加得到电梯客流量的最终预测结果,具体预测步骤如下:

- 1) 收集电梯客流量数据。
  - 2) 对电梯客流数据是否是平稳时间序列进行判断,如果是非平稳时间序列,就采用取对数的形式进行平稳化处理。
  - 3) 采用自相关函数值和偏相关函数值的变化趋势确定 ARMA 模型的阶数  $p$  和  $q$ ,这样得到  $ARMA(p,q)$  模型。
  - 4) 采用最小二乘确定 ARMA 模型的参数,并建立电梯客流量预测模型。
  - 5) 采用 ARIMA 模型对电梯客流量进行预测,得到线性部分的预测值,非线性部分存在于 ARIMA 模型的残差中。
  - 6) 采用 ARMA 模型的阶数重构 RBF 神经网络数据样本。
  - 7) 将非线性样本输入 RBF 神经网络进行训练,确定 RBF 神经网络的最优参数,建立最优电梯客流量的非线性预测模型。
  - 8) 采用非线性预测模型对 ARMA 的残差进行预测,得到非线性部分的预测值。
  - 9) 将 ARMA 的结果和 RBF 神经网络的预测结果相加,得到电梯客流量的最终预测结果。
- 具体流程如图 2 所示。

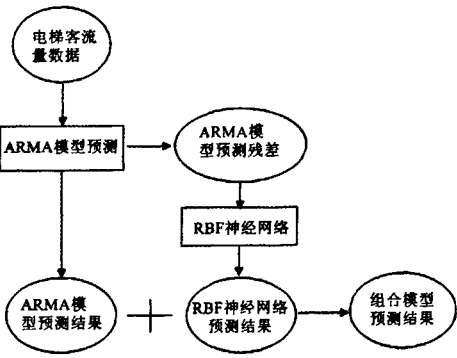


图 2 ARMA 和 RBF 神经网络组合预测流程图

4 仿真研究

4.1 仿真环境与评价指标

为了检验组合的预测性能,在 P4 3.0G, RAM 2G 操作系

统为 Windows xp 的计算机上采用采用 Matlab7.1 实现了电梯客流量预测仿真。采用单一模型 ARIMA 和 RBF 神经网络作为参比模型,为了让各模型具有可比性,采用均方误差 (MSE)、绝对误差均值 (MAE) 和绝对百分比误差均值 (MAPE) 作为评价指标。3 个评价指标定义如下:

MSE = \frac{1}{n} \sum\_{i=1}^n (x\_i - \hat{x}\_i)^2 (3)

MAE = \frac{1}{n} \sum\_{i=1}^n |x\_i - \hat{x}\_i| (4)

MAPE = \frac{1}{n} \sum\_{i=1}^n \frac{|x\_i - \hat{x}\_i|}{x\_i} \times 100\% (5)

4.2 电梯客流量数据

对长沙市福远大厦的电梯客流量进行采集,每一天采一次,连续采集 50 天,因此共获得 50 个样本,将 50 个样本分成两部分,前 30 个样本作为组合模型的训练样本,后 20 个样本作为测试样本,对对训练好的模型进行测试。具体数据如表 1 所示。

表 1 福远大厦连续 50 天的电梯客流量数据

时间	客流量	时间	客流量	时间	客流量
1	290	18	309	35	280
2	286	19	303	36	283
3	290	20	300	37	281
4	287	21	297	38	272
5	289	22	304	39	269
6	288	23	298	40	273
7	289	24	304	41	274
8	293	25	299	42	283
9	292	26	287	43	279
10	292	27	288	44	282
11	293	28	289	45	279
12	297	29	292	46	275
13	298	30	287	47	279
14	302	31	285	48	280
15	305	32	280	49	282
16	305	33	285	50	288
17	304	34	280		

4.3 ARMA 模型参数的确定

由于 ARMA 是组合模型的重要组成部分,因此要建立最优组合预测模型之前,必须确定 ARMA 预测模型的阶数及参数。在软件 DPS6.5 下确定自相关函数和偏相关函数,数据的 1,2 差分自我相关函数如图 3,4 所示,自我相关函数值变化发现 2 阶差分后数据已经基本平稳化,所以设定 ARMA 模型阶数为 2。

ARMA 预测模型的阶数确定后,采用最小二乘方法确定未知参数 \alpha\_i 和 \beta\_i,得到了 \alpha\_1 = 0.5, \alpha\_2 = -0.05, \beta\_1 = 0.1, \beta\_2 = 0.15。确定 ARMA 模型的阶数和参数后,从而获得 ARMA 模型的预报模型,其预测结果图 5 所示。从图 5 可知,ARMA 基本上可以对电梯客流量进行预测,但是有时太低,如第 9 个样本点,因此需要采用 RBF 神经网络对 ARMA 的预测结果进行修正。

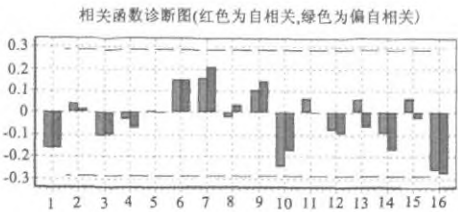


图 3 1 阶差分后自我相关函数值

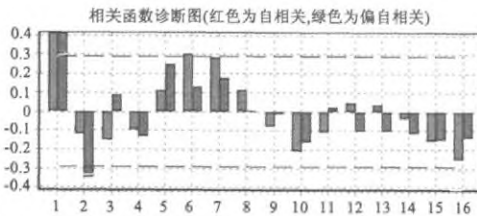


图 4 2 阶差分后自我相关函数值

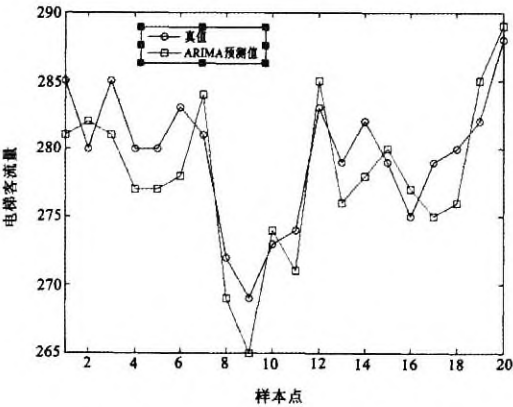


图 5 实际客流量与 ARMA 预测值的比较

4.4 RBF 神经网络的电梯客流量非线性预测

由于根据 ARMA 建模过程可知,模型阶数为 2,那当天的电梯客流量与前两有关,同时由于 ARMA 对电梯客流量的预测结果可知,其线性部分就存在于 ARMA 的残差中,这要可以得到 RBF 神经网络的训练和预测样本,其如表 2 所示。

表 2 RBF 神经网络的残差样本

x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	y
290	286	1
286	290	2
290	287	4
287	289	1
289	288	2
288	289	3
289	293	4
293	292	1
...	...	...
280	282	1

将训练样本输入到 RBF 神经网络学习,采用梯度下降算法确定其参数,得到非线性部分的预测结果。同时采用 RBF 神经网络对电梯客流量进行预测,其预测结果如图 6 所示。

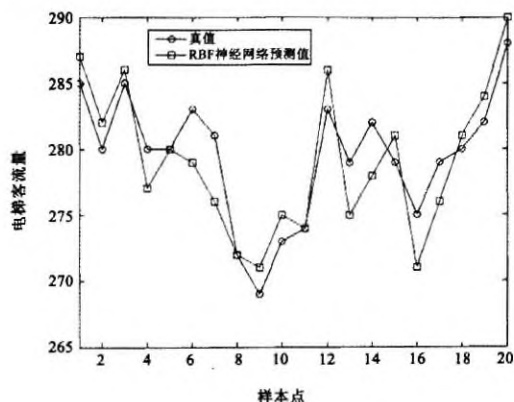


图6 实际客流量与 RBF 神经网络预测值的比较

图6可知,单一的 RBF 神经网络的预测结果比 ARMA 要高,预测误差要小,说明 RBF 是一种非线性预测能力强的模型。但是与实际要求有一定的差距,同时个别点上出现过拟合现象,预测误差比较大。

#### 4.5 组合模型对电梯客流量预测结果

将 ARMA 的预测结果与 RBF 神经网络的预测结果相加,得到最终组合模型的预测结果。其预测结果如图 7 所示。

从图 7 的组合模型预测结果可知,真实值与预测值吻合得相当好,十分高,说明组合模型是一种有效的电梯客流量预测模型。

为了使结果更具说服力,计算出 ARMA、RBF 神经网络和组合模型的 MSE、MAE 和 MAPE,它们如表 3 所示。

表3 各模型预测误差比较

模型	MSE	MAE	MAPE	训练时间
ARMA	129.154	15.015	33.477	10.1 秒
RBF 神经网络	90.178	7.850	22.175	45.5 秒
组合模型	20.872	3.055	9.422	15.6 秒

从表 3 可知,在所有的预测模型中,组合模型的最高,同时训练时间也较少,主要由于组合模型利用了 ARMA 模型的优异线性预测能力和 RBF 神经网络的非线性预测能力,可以全面、准确的描述电梯客流量变化规律,克服了 RBF 过拟合的缺陷,两种模型达到了互补,适合于实际工程应用。

## 5 结论

电梯客流量预测是电梯交通模式识别的基础,提高其,有利用提高电梯群控系统的服务性能。电梯客流量由于受

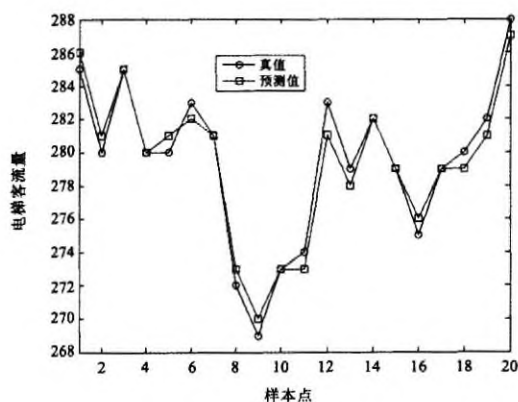


图7 组合模型对电梯客流量的预测结果

到节假日、上下班时间的影响,具有十分复杂的随机性和非线性,本文组合模型的优点,提出一种 ARMA 和 RBF 神经网络相结合的电梯客流量预测模型,最后通过仿真对其性能进行验证,结果表明,组合模型取得较满意的预测结果,比传统预测模型有更高的,能够很好的刻画电梯客流量的变化趋势,是一种智能的电梯客流量预测方法,组合预测模型在电梯客流量预测中应用前景广阔。

#### 参考文献:

- [1] Barney, Dos Santos. Elevator Traffic Analysis, Design and Control. IEE, Peter Peregrinus, London, 1985.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 李中华,毛宗源,邬依林. 一种新的基于模糊控制的电梯群控策略[J]. 控制与决策, 2004, 19(8): 857-861.
- [5] 李中华. 垂直交通客流分析与电梯群控制优化研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2005: 37-43.
- [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] 商安娜. 基于异常值检测的电梯交通流预测方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(12): 172-175.
- [8] 商安娜. 电梯交通流预测方法综述[J]. 湖南农机, 2010, 37(3): 18-20.
- [9] 刘安,刘春生. 基于 RBF 神经网络的非线性系统故障诊断[J]. 计算机仿真, 2007, 21(2): 39-40.

#### 【作者简介】



张亦辉(1967),男(汉族),山东省济南人,硕士,副教授,主要研究方向:计算机软件与理论、数据库、数据挖掘。