

基于随机灰色蚁群神经网络的近期公交客流预测^{*}

王庆荣^{1,2}, 张秋余²

(1. 兰州交通大学 电子与信息工程学院, 兰州 730070; 2. 兰州理工大学 电气与信息工程学院, 兰州 730030)

摘要: 为了科学准确地预测近期公交客流量,根据近期公交客流量预测受到多因素影响以及非线性特点,利用随机灰色变量描述预测系统的不确定性,建立了随机灰色预测模型以及基于蚁群算法的递归神经网络模型,在此基础上,提出了一种基于随机灰色蚁群神经网络的近期公交客流量预测方法。最后以铜陵市为例,对模型的预测精度和有效性进行了分析。结果表明,基于蚁群算法的递归神经网络模型的预测精度不但高于其他单一预测模型,而且明显优于其他传统组合预测模型,能很好地反映事物发展的规律,能够指导公交经营管理者近期的决策行为,有效地改善了预测精度。

关键词: 城市交通; 灰色模型; 神经网络; 蚁群优化算法; 公交客流; 预测

中图分类号: U121

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)06-2078-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.019

Forecasting of short-term urban public transit volume based on random gray ant colony neural network

WANG Qing-rong^{1,2}, ZHANG Qiu-yu²

(1. School of Electronic & Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. School of Electrical & Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730030, China)

Abstract: In order to forecast the short-term public transit volume accurately, according to characteristic of multiple factor and nonlinear on volume forecasting of the short-term public transit volume, and uncertainty of forecasting system by representing of stochastic gray variable, it projected models of random gray and recurrent neural network based ant colony optimization algorithm, on that basis, this paper applied a model to forecast volume of the short-term public transit volume based on random gray ant colony neural network. Finally it carried out a case study to forecast for Tongling, and analysed forecasting accuracy and validity of this model. From the test results, it shows that random gray and recurrent neural network based ant colony optimization algorithm not only greater than other single forecasting model, but also superior to other combined forecasting model, and can reflect commendably the law of object development, and can help operators and managers to make decisions and can improve forecast accuracy effectively.

Key words: urban traffic; gray model; neural network; ant colony optimization algorithm; public transit volume; forecast

公交客流变化规律是公交线路规划及车辆配置规划的前提。传统的公交客流预测方法主要是通过研究公交客流分布与城市人口、就业岗位、就学地点等基础数据间的关系进行预测^[1]。但由于公交客流影响因素的随机性、高度复杂性和不确定性,使得直接预测对城市不同区域的交通可达性及不同公交规划方案对公交客流分布的影响等方面缺乏研究,预测结果与实际客流量间存在较大的偏差^[2]。基于贫信息的灰色预测成功地解决了许多信息不完全的预测问题,但一般的灰色预测模型 GM(1,1) 仅适用于原始数据列增长率较为稳定的情况。如果原始数据列表现为加速发展或减速发展明显的非线性特征时,该模型具有很大的局限性^[1]。近年来,许多文献对该模型进行了相应的改进^[3~7]。其中,残差 GM(1,1) 模型在实际应用中最为广泛,但该模型引入背景值 $x^{(1)}(k)$ 致使其预测精度仍不够理想。文献[3]通过引入向量 θ , 建立了 GM(1,1, θ) 模型,在一定程度上提高了预测精度,但其只考虑了预测系统

某方面的影响因素,当预测系统为受多因素影响的复杂非线性系统时,该模型也具有一定的局限性。为此,有关学者采用组合预测试图解决该问题^[4~6]。考虑到有些灰色系统的预测要受到多种随机性、不确定性因素的影响,针对公交客流变化的随机性、影响因素的多样性及短期内影响因素的相对稳定性,本文拟加入偏差变量扰动项的随机过程,并兼顾到多层前馈神经网络的广泛映射能力和蚁群算法的快速全局收敛以及启发式学习等特点,提出一种新的公交客流量近期预测模型。该预测模型通过科学、合理地利用公交客流量的历史数据,不但避免了大规模的调查,也克服了传统预测模型的缺陷,具有一定的实用价值。

1 随机灰色系统预测模型的建立

1.1 GM(n, h) 建模基本思路

设 $x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$ 为非负原始数列,对其

收稿日期: 2011-11-01; 修回日期: 2011-12-27 基金项目: 国家教育部人文社科规划项目(11YJAZH132, 11YJCH170); 甘肃省自然科学基金资助项目(1107RJZA166)

作者简介: 王庆荣(1977-),女,宁夏固原人,副教授,博士研究生,主要研究方向为城市交通控制及智能交通系统等(wangqr@mail.lzjtu.cn); 张秋余(1966-),男,河北辛集人,研究员,主要研究方向为城市交通控制及智能交通系统。

进行一次累加生成的数据为 $x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$, 其中 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) (k=1, 2, \dots, n)$ 。利用 $x^{(1)}$ 构成下述白化微分方程^[2]:

$$\begin{cases} \frac{dx^{(1)}(k)}{dk} + \alpha(x^{(1)}(k))^\beta = b \\ x^{(1)}(0) = x^{(0)}(1) \end{cases} \quad (1)$$

则时间响应函数为^[3]

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (2)$$

原始数据的变化率为

$$\lambda = \frac{dx^{(0)}/x^{(0)}}{dk} = \frac{d^2x^{(1)}}{dk^2} = -\alpha\beta \left[x^{(1)} \right]^{\beta-1} \quad (3)$$

则 $x^{(0)}$ 的预测值为

$$\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = \hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k) \quad k=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

其中: α, b 可根据 $[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_N$ 计算得到。

一般情况下, $\alpha < 0$ 。从式(3)可看出:当 $\beta > 1$ 时, λ 随 $x^{(1)}$ 的增大而增大, 能反映原始数据的增长率不断上升的趋势;当 $\beta < 1$ 时, λ 随 $x^{(1)}$ 的增大而减小, 能反映原始数据的增长率不断下降的趋势;当 $\beta = 1$ 时, $\lambda = -\alpha$, 蜕变为 GM(1, 1) 模型。

若 GM(n, h) 还原模型检验不合格, 则可建立残差 GM(n, h) 模型对原模型进行修正。定义残差 $q^{(0)}(i) = x^{(0)}(i) - \hat{x}^{(0)}(i)$, 可得残差序列 $Q^{(0)}(t) = (q^{(0)}(1), q^{(0)}(2), \dots, q^{(0)}(n))$, 其中, $i=1, 2, \dots, n$, 则可建立 $q^{(0)}(i)$ 的时间响应函数

$$\hat{q}^{(0)}(t+1) = (1 - e^{a'}) \left[q^{(0)}(1) - \frac{\mu'}{a'} \right] e^{-a't} \quad (5)$$

将式(5)代入式(4), 即可得残差 GM(n, h) 模型。

1.2 随机灰色系统预测模型建立

1.2.1 随机灰色模拟

假设某随机变量 $\xi \sim N(\otimes, \delta^2)$, $\delta \in \mathbb{R}$, $\otimes = [3, 8]$ 是灰色变量, 则 ξ 称为包含随机和灰色双重不确定因素的随机灰色变量。如果 $\xi(\otimes)$ 是从灰色概率空间 (Ω, A, Pr) 到随机变量集合的函数, $\xi(\otimes)$ 称为随机灰色变量。 Ω 是非空集合, A 是 Ω 中的 σ 代数子集, Pr 是定义在 A 上的概率测度, 则随机灰色事件 $f(\xi(\otimes)) \leq 0$ 的机会测度可定义为从 $(0, 1]$ 到 $[0, 1]$ 的函数^[5]

$$Ch\{f(\xi(\otimes)) \leq 0\}(\alpha) = \sup\{\beta | Pr\{\otimes \in \Omega | Pr\{f(\xi(\otimes)) \leq 0\} \geq \beta\} \geq \alpha\} \quad (6)$$

在空间 Ω 中用随机灰色模拟技术产生 $\otimes_1, \otimes_2, \dots, \otimes_N$, 其中 N 是足够大的正整数, 利用随机灰色模拟技术计算 $\bar{f}_k = \sup\{f_k | Pr\{f(\xi(\otimes_k)) \geq f_k\} \geq \beta\} (k=1, 2, \dots, N)$ ^[6]。设定 N' 是 αN 的整数部分, 从序列 $\{\bar{f}_1, \bar{f}_2, \dots, \bar{f}_N\}$ 返回的第 N' 个最大元素就是所求的 $\bar{f}$ 。

1.2.2 随机灰色系统预测模型

可用随机灰色变量描述预测系统中的不确定性, 可建立相应的随机灰色预测模型。设残差 GM(n, h) 模型预测值为 $X^{(0)}(t) = \{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)\}$, 根据灰色预测原理, $X^{(0)}(t)$ 也为随机变量, 定义其残差数列 $q^{(0)}(t)$, 并作相对误差序列^[5]

$$E(t) = \{\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(n)\} = \left[\frac{q^{(0)}(1)}{x^{(0)}(1)}, \frac{q^{(0)}(2)}{x^{(0)}(2)}, \dots, \frac{q^{(0)}(n)}{x^{(0)}(n)} \right]$$

$$\text{则} \quad x^{(0)}(i) = \hat{x}^{(0)}(i) \frac{1}{1 - \varepsilon(i)} \quad (7)$$

将式(7)与残差 GM(n, h) 模型结合, 即得到带随机扰动项的最终预测模型, 即

$$\hat{x}'(t+1) = \left[(1 + e^a) (x^{(0)}(1) - \frac{u}{a}) e^{-at} + \delta(t-i) (-e^{a'}) \times \left[q^{(0)}(1) - \frac{u'}{a'} \right] e^{-a't} \right] \times \frac{1}{1 - \varepsilon(t)} \quad (8)$$

由于 $x^{(0)}(t)$ 和 $\hat{x}'^{(0)}(i)$ 都是随机变量, 故 $\varepsilon(t)$ 也是随机变量。可根据 $\varepsilon(t)$ 的概率分布及变动范围, 通过随机灰色模拟技术模拟若干组 $\varepsilon(t)$ 的值, 最终得到拟预测的期望值 $x'(t+1)$ 。

2 基于蚁群优化算法的递归神经网络模型

设网络有 M 层, 第 l 层的状态矢量和输出矢量分别为 $X_l(k) = [x_l^1, x_l^2, \dots, x_l^{N_l}]$, $Z_l(k) = [z_l^1, z_l^2, \dots, z_l^{N_l}]$ ($l=1, 2, \dots, M$)。则该层神经元的数学描述为^[7]

$$Z_l(k) = W_{l,l-1} X_{l-1}(k) + W_{l,l} X_l(k-1) + b_l, X_l(k) = h[Z_l(k)]$$

其中: $W_{l,l-1}$ 为神经网络 $l-1$ 层到 l 层的连接权向量; $W_{l,l}$ 为 l 层自回归连接权向量; b_l 为层的神经元阈值向量; $h(\cdot)$ 为神经元的输出函数。

递归神经网络预测模型结构如图1所示。

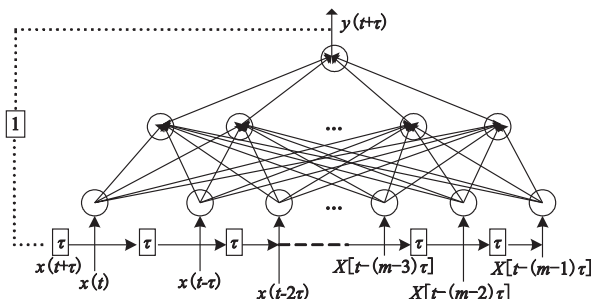


图1 递归神经网络预测模型结构

蚁群优化算法是一种具有较强全局搜索能力的群智能算法, 具有优越的分布式求解模式、隐含的并行计算特性和基于正反馈的增强型学习能力, 已成为解决具有 NP-hard 特性的组合优化问题的手段^[8]。

假定网络中有 m 个参数, 蚂蚁数目为 h , 则对于神经网络参数 $p_i (1 \leq i \leq m)$, 取其 N 个可能的随机非零值, 组成集合 I_{p_i} 。设 $\tau_j(I_{p_i})(t)$ 为 t 时刻集合 $I_{p_i} (1 \leq i \leq m)$ 中第 j 个元素 $p_j(I_{p_i})$ 的信息素 IE, 当蚁群中的蚂蚁在所有集合中完成选择元素后即到达食物源。此后, 按一定的规则调节 IE, 当进化趋势不明显或达到指定迭代次数时搜索结束^[9]。具体步骤如下:

- 令时间 t 和循环次数 NC 为零, 设 $NC_{\max}$ 为最大循环次数, 初始化 I_{p_i} , 使 $\tau_j(I_{p_i})(t) = C$ 且 $\tau_j(I_{p_i}) = 0$ 。
- 启动所有蚂蚁, 根据式(9)的路径选择规则, 计算的概率用轮盘转法选择集合 I_{p_i} 的元素:

$$P(\tau_j^k(I_{p_i})) = (\tau_j(I_{p_i})) / \sum_{g=1}^N \tau_g(I_{p_i}) \quad (9)$$

- 重复步骤 b), 直到蚁群全部到达食物源。

d) 设 $t = t + m, NC = NC + 1$, 依据各蚂蚁选择的权值计算输出值和误差, 记录当前最优解。根据下述的 IE 调节规则更新集合 I_{p_i} 中的每个元素的 IE, 即随着时间的推移, 先前留下的 IE 逐渐消逝, 用参数 $\rho (0 < \rho < 1)$ 表示 IE 的持久性, 经过 m 个时间单位, 根据 $\tau_j(I_{p_i})(t+m) = \rho \tau_j(I_{p_i})(t) + \Delta \tau_j(I_{p_i})$ 以及 $\Delta \tau_j(I_{p_i}) = \sum_{k=1}^h \Delta \tau_j^k(I_{p_i})$ 调整各路径上的 IE。其中, $\Delta \tau_j^k(I_{p_i})$ 为第 k 只蚂蚁本次循环中在集合 I_{p_i} 的第 j 个元素 $p_j(I_{p_i})$ 上留下

的 IE,可用下式计算^[9]:

$$\Delta\tau_j^k(I_{P_i}) = \begin{cases} \frac{Q}{e^k} & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中选择元素 } P_j(I_{P_i}) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中: Q 是常数,用做调节 IE 的调整速度; e^k 是将第 k 只蚂蚁选择的一组元素作为权值时,训练样本集后的最大输出误差,即

$$e^k = \max_{P=1}^S |o - o_{EX}| \quad (11)$$

e) 当进化趋势不明显或迭代次数 $NC \geq NC_{\max}$, 则迭代结束, 输出最优解; 否则转步骤 b)。

3 随机灰色蚁群神经网络组合预测模型基本算法

a) 根据饱和关联维数法求时序数据的嵌入维的方法, 确定递归网络输入层的节点数 m , 以及该递归网络的参数 q 、隐含层数及其节点数。其中, 隐层神经元节点数 $s = \sqrt{0.43m^2 + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.86}$, n 为输出层的节点数。

b) 以连续 m 年的时序数据以及第 $m+1$ 年的数据为递归网络的输入、输出, 构成匹配对, 即 (x^k, x_k) , 其中 $x^k = (x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-m})^T, k=1, 2, \dots, n-m-1$ 。

c) 对 (x^k, x_k) 进行归一化处理, 并分成两部分: 一部分 $s = \{(x^k, x_k)\}, k=l, l+1, \dots, l+s$ 共 $s+1$ 个样本, 用于递归网络的训练, 其中 l 为预测的移动指针; 另一部分用于验证网络的预测是否正确, 共 $n-m-s$ 个样本。

d) 利用蚁群优化算法进行递归网络训练, 得到初步预测值 $G_1(k)$, 当得到实际值后, 将样本集调整为 $S \leftarrow S \cup \{(x^{l+s+1}, x_{l+s+1})\} \setminus \{(x^k, x_k)\}, l \leftarrow l+1$, 对新的样本集 S 作新一轮的学习和预测。

e) 以历史数据建立随机 GM(n, h) 模型, 其随机灰色预测值为 $G_2(k)$, 将 $G_1(k)$ 和 $G_2(k)$ 作为组合预测网络的输入, 其对应的实际值 $G_1(k)$ 作为该网络的输出, 构成匹配对 $\{(G_1(k), G_2(k)), G(k)\}$, 并将这些匹配对分为 A, B 两部分, A 用于网络的训练, B 用于测试该网络的性能。

f) 用蚁群优化算法对 A 部分样本进行组合预测网络的学习, 然后作一步预测, 从而得到的最终预测值 $G(k)$ 。

4 实验仿真及实例分析

为了验证该预测模型的精度, 本文以安徽省铜陵市 1986—2003 年公交客流量为例, 对其历史数据进行建模、训练。其原始数据序列如表 1^[1] 所示。

表 1 铜陵市 1986 年—2003 年历年公交客流量

年份	公交客流量 /万人次	年份	公交客流量 /万人次	年份	公交客流量 /万人次
1986	2 050	1992	2 030	1998	1 874
1987	2 211	1993	1 918	1999	11 838
1988	2 261	1994	1 893	2000	1 910
1989	2 177	1995	1 891	2001	1 990
1990	2 194	1996	1 826	2002	2 011
1991	2 194	1997	1 818	2003	2 017

注: 数据来源于铜陵市公共交通规划报告

由于网络训练前的数据处理将影响网络的学习速度、网络结构的复杂性和网络的精度, 因此, 本文利用 MATLAB 软件中

的 premnmx 函数对公交客流量的历史数据进行归一化处理。首先, 以 1986—2003 年的历史数据建立网络结构为 8-11-14-1、 q 为 5 的递归网络模型, 并以 1986—1991 年的历史数据建立随机灰色预测模型, 利用这两个模型对该市 1992—2003 年的公交客流量分别进行递归网络模型一步预测和随机灰色预测。其次以 1987—1992 年随机灰色预测模型和递归网络模型的公交客流量预测值作为输入, 其对应的实际值作为网络的输出, 构成网络的训练样本, 然后利用训练后的网络对 1995—2003 年的公交客流量进行预测。随机灰色预测模型、递归网络模型、随机灰色蚁群神经网络组合预测结果以及相对误差如表 2 所示。

表 2 铜陵市公交客流量预测结果

年份	实际运量 /万人次	灰色预测		随机灰色预测		递归网络模型预测		随机灰色蚁群神经网络组合预测	
		预测值 /万人次	相对误差/%	预测值 /万人次	相对误差/%	预测值 /万人次	相对误差/%	预测值 /万人次	相对误差/%
1995	1 891	1 963	3.8	1 962	3.6	1 976	4.1	1 906	2.3
1996	1 826	1 946	6.6	1 948	6.7	1 838	2.7	1 816	1.5
1997	1 818	1 929	6.1	1 916	5.8	1 906	4.7	1 826	1.4
1998	1 874	1 913	2.1	1 908	2.0	1 898	1.9	1 854	1.3
1999	1 838	1 896	3.2	1 887	2.9	1 891	3.1	1 841	1.5
2000	1 910	1 880	1.6	1 875	1.9	1 905	1.6	1 908	1.4
2001	1 990	1 847	6.4	1 881	4.7	1 901	3.2	1 961	2.2
2002	2 011	1 831	8.1	1 892	5.3	1 902	4.1	1 952	2.1
2003	2 017	1 831	9.2	1 836	9.1	1 938	7.1	1 998	2.3

设 $y(x_i)$ 为第 i 年样本数据的实测值, $\hat{y}(x_i)$ 为第 i 年各预测模型的预测值, 则可进一步计算出各种预测模型的预测精度, 即

$$p = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |y(x_i) - \hat{y}(x_i)|}{\sum_{i=1}^n y(x_i)} \quad (12)$$

由表 2 可见, 灰色预测、随机灰色预测、递归网络、随机灰色蚁群神经网络组合预测模型的最大相对误差分别为 9.2%、9.1%、7.1%、2.3%, 而且随机灰色蚁群神经网络组合预测的相对误差大部分小于 10%。同时, 根据式 (12) 可得灰色预测、随机灰色预测、递归网络、随机灰色蚁群神经网络组合预测模型的预测精度分别为 80.6%、86.3%、87.1%、92.1%。由此可知, 随机灰色预测的精度明显高于灰色预测, 而随机灰色蚁群神经网络组合预测的精度均大于其他单一预测模型, 随机灰色蚁群神经网络组合预测具有较高的预测效果。

另外, 为了进一步说明随机灰色蚁群神经网络组合预测模型的预测精度, 分别采用目前运用较为广泛的 GMPLS 模型、GM(1, 1) 与 ANN 优化组合以及变权组合模型, 对安徽省铜陵市 2004 年—2009 年的公交客流量进行了预测。其预测结果的相对误差如表 3 所示。

表 3 各种预测方法的相对误差

模型	年份						
	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
GMPLS 组合模型	4.62	5.94	3.22	5.01	6.01	4.02	4.93
GM(1, 1) 与 ANN 组合模型	3.01	6.48	3.89	5.75	4.51	3.89	4.45
变权组合模型	4.01	7.28	3.54	5.67	4.8	4.88	3.66
随机灰色蚁群神经网络组合模型	2.03	2.32	2.93	2.27	1.97	3.03	3.15

由此可见, 随机灰色蚁群神经网络组合预测模型的预测精度明显优于其他传统组合预测模型, 其预测结果更加接近实际, 在实际工程项目应用中具有一定的实际应用价值。

(下转第 2084 页)

5 结束语

本文在有关文献的基础上,提出了随机灰色蚁群神经网络组合预测模型,并给出了该模型的学习训练算法,充分利用了灰色预测建模所需信息少、方法简单的特点和神经网络具有较强的非线性映射能力的特性。通过对安徽省铜陵市公交客流量的预测结果表明,随机灰色蚁群神经网络组合预测的精度不但大于其他单一预测模型,而且明显优于其他传统组合预测模型,能很好地反映事物发展的规律,有效地改善了模型的预测精度,具有实际应用和推广意义。

参考文献:

[1] 沈家军,王炜,陈峻. 基于灰色马尔可夫模型的近期公交客流量预测[J]. 公路交通科技,2007,24(9):120-123.

- [2] 杨新苗,王炜. 公交线路客流模糊神经网络预测模型[J]. 公路交通科技,2000,17(4):43-46.
- [3] 方丽君,吴中. GM(1,3) 模型在交通系统公路客运量预测中的应用[J]. 公路交通科技,2006,23(3):163-166.
- [4] 张晓东,阳亮. 交通能源需求量组合预测模型研究[J]. 南京工程学院学报,2008,6(2):62-66.
- [5] 朱昌锋. 铁路集装箱运量组合预测方法研究[J]. 兰州交通大学学报,2010,29(6):141-144.
- [6] 张飞涟,史峰. 铁路客货运量预测的随机灰色系统模型[J]. 中南大学学报,2007,33(4):529-535.
- [7] 刘东波,陈玉娟. 随机灰色提前期条件下制造/再制造混合系统库存优化[J]. 华东理工大学学报,2007,33(4):529-535.
- [8] 张燕,王繁珍,陈增强. 基于递归神经网络的多变量系统预测控制[J]. 南开大学学报,2006,39(1):49-53.
- [9] 洪炳熔,金飞虎. 基于蚁群算法的多层前馈神经网络[J]. 哈尔滨工业大学学报,2005,35(7):823-825.