

灰色误差神经网络模型在预测中的应用研究

林耀进^{1,2}, 吴顺祥¹LIN Yao-jin^{1,2}, WU Shun-xiang¹

1. 厦门大学 自动化系 福建 厦门 361005

2. 漳州师范学院 计算机科学与工程系 福建 漳州 363000

1. Department of Automation, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China

2. Department of Computer Science & Engineering, Zhangzhou Normal College, Zhangzhou, Fujian 363000, China

E-mail: zlzinyaojin@163.com

LIN Yao-jin, WU Shun-xiang. Application research of grey error term and neural network model on prediction. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(18): 234-235.

Abstract: According to the building mechanism of GM(1,1) the existent weakness is pointed out to of traditional method build grey model that is the first point of original data is different with 1st point of predictive value that both exist an error term μ . Furthermore by the error term μ this paper formulates other error term of training data. The optimum model is given to error term on the basis of BP neural network. The results of experiment show that the model is valid feasible and high precision.

Key words: grey system; BP neural network; GM(1,1) model; error term

摘要: 在分析 GM(1,1) 模型的建模机理的基础上, 指出了传统建模方法的不足, 即发现了预测数据序列中的第一点的值并不能用原始数据序列中第一点的值来代替, 因为存在误差, 同时给出了误差项的一般表达式, 然后基于 BP 神经网络对误差项进行优化模型。结果表明, 该模型拟合误差小, 预测精度高。

关键词: 灰色系统; BP 神经网络; GM(1,1) 模型; 误差项

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.18.070 **文章编号:** 1002-8331(2009)18-0234-02 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

灰色系统能有效处理不确定性特征显著并且数据样本稀少的系统, 从杂乱无章的、有限的、离散的数据中找出数据的规律, 然后建立相应的灰色预测模型, 其基本原理就是通过系统的原始序列累加生成的点群来确定一条最佳拟合曲线^[1-2]。灰色预测的这些特点使得它对有些现象的预测优于传统方法, 但基本的灰色预测算法却存在缺陷, 如对于光滑离散函数建模, 在数据序列随机性较大时, 其预测结果有一定的误差。为此人们给出一些改进的算法^[3-6]。

在 GM(1,1) 建模机理的基础上, 提出用 BP 神经网络对预测数据序列与原始数据序列的误差项进行修正, 实验数据选用福建省 2001 年~2007 年的国民生产总值 (<http://database.ce.cn/district/tjgb/ss>) 利用提出的改进算法进行了仿真验证和分析, 实验结果表明改进算法适用于处理的预测对象, 能明显提高模型的预测精度。

2 灰色动态 GM(1,1) 预测模型及问题提出

2.1 GM(1,1) 预测模型

设有原始数据序列

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

满足 $x^{(0)}(k) > 0$, 其一次累加生成序列 $x^{(1)}(k) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$ 其中

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

若 $x^{(1)}$ 数列变化过程为指数曲线, 则可建立微分方程

$$x^{(0)}(k) + aZ^{(1)}(k) = b \quad k > 1 \quad (3)$$

其中

$$Z^{(1)}(k) = \alpha x^{(1)}(k) + (1-\alpha)x^{(1)}(k-1) \quad k < 1 \quad (4)$$

根据 $Y_N = B\hat{a}$ (5)

等式(4)可以被表达成矩阵, 其中

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, Y_N = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

等式(5)的参数 a, b 的解可采用最小二乘估计参数方法

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60704042); 国家“十一五”科技支撑计划项目(the National Project of Scientific and Technical Supporting Programs Funded by Ministry of Science & Technology of China During the 11th Five-year Plan.No.2007BAK34B04) 厦门大学 985 二期信息创新平台项目。

作者简介: 林耀进(1980-), 硕士研究生, 研究方向: 灰色理论、系统工程; 吴顺祥, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 系统工程。

收稿日期: 2008-04-10 修回日期: 2008-07-09

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

根据灰色预测模型, 其灰色微分方程的白化方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (7)$$

其中初始条件为:

$$x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1) \quad (8)$$

由等式(7)的解:

$$x^{(1)}(k+1) = [x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad k=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

其中 \hat{x} 是灰色预测值。通过累减生成算子公式:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (10)$$

可以获得所需预测数据。将等式(9)减去等式(10)得:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-a})[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} \quad (11)$$

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = [x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (12)$$

2.2 问题的提出及误差项的一般表达式

在文献[1-2]中由于假定等式(8)的不完善之处, 导致 GM(1, 1)模型在预测应用中的不完善。由等式(9)容易证明模拟序列是一个等比数列, 模拟数据的增长率是一个定值, 即

$$\sigma(k) = \frac{\hat{x}^{(0)}(k+1) - \hat{x}^{(0)}(k)}{\hat{x}^{(0)}(k)} = \frac{\hat{x}^{(0)}(k+1)}{\hat{x}^{(0)}(k)} - 1 = e^{-a} - 1$$

根据文献[1], 样本数据初值的改变不影响模型的发展系数和模拟值, 从某种程度上反映出初值信息的损失。

根据等式(11), 其假设条件是原始数据序列的第一点值等于预测数据序列的第一点值, 即 $\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1)$, 然而, 发现原始数据序列的第一点值与预测数据序列的第一点值并不相等, 而是存在一定的误差。根据等式(11), 可得:

$$\hat{x}^{(0)}(1) = (1 - e^{-a})[x^{(0)}(1) + \frac{b}{a}] = x^{(0)}(1) - x^{(0)}(1)e^{-a} + \frac{b}{a} - \frac{b}{a}e^{-a}$$

即 $\hat{x}^{(0)}(1) - x^{(0)}(1) = \frac{b}{a} - [x^{(0)}(1) + \frac{b}{a}]e^{-a}$, 因此原始数据序列的第一点值与预测数据序列的第一点值存在误差, 将其表示为误差项 μ 。即 $\mu = \frac{b}{a} - [x^{(0)}(1) + \frac{b}{a}]e^{-a}$ 。

根据等式(11), 可得:

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

$$e^{a(k-1)} \{x^{(0)}(1) + \frac{b}{a} - [x^{(0)}(1) + \frac{b}{a}]e^{-a} + \frac{b}{a} - \frac{b}{a}e^{-a}\} - x^{(0)}(k) =$$

$$e^{a(k-1)} [x^{(0)}(1) + \mu] - x^{(0)}(k)$$

同时, 可以证明, 当 $k=1$ 时 $\mu(1) = \mu$ 。

3 优化的 BP 神经网络

人工神经网络由大量的神经元组成。多层节点模型与误差反向传播算法是目前比较成熟而应用广泛的人工神经网络模型和算法, 它把一组样本的输入输出问题转化为一个非线性优化问题, 是从大量数据中总结规律的有力手段[7-8]。

在实际训练时, 首先要提供一组训练样本, 其中的每个训练样本由输入样本和理想输出对组成, 当网络的所有实际输出

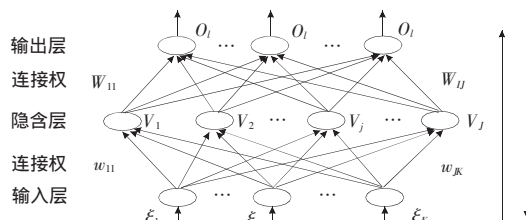


图1 BP神经网络结构

与其理想输出一致时, 训练结束。否则, 通过误差逆传播的方法来修正权值使网络的理想输出与实际输出一致。反复学习直至样本集总误差达到某个精度要求, 即 $E < \varepsilon$ (预先给定的精度) 为止, 并记录此时调整后的权值, 用于计算。上述样本集总误差为 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y^k - c^k)^2$, 其中 y^k 为网络的期望输出, c^k 为网络的实际输出, m 为学习样本个数。利用 BP 神经网络进行误差项的修正, 可以取得较好的效果[9-10]。

4 组合算法描述

对于一个给定的原始数据序列 $x^{(0)}(k)$, 通过某一个固定长度的等维动态灰色建模, 对数列中的数据进行预测。预测中的结果 $\hat{x}^{(0)}(k)$ 和原始数据 $x^{(0)}(k)$ 进行比较, 得到误差序列 $\mu(k)$, 依据 $\mu(k)$ 时间序列建立神经网络逼近模型, 网络初始值为 $[0, 1]$ 之间的随机数, 网络拓扑结构为 5-15-1, 按照这一神经网络拓扑结构进行计算可得到时间相应模型。在神经网络训练过程中, 权值的不断修正相当于对灰色参数白化的不断求精, 而数据的预测能力在这个过程中不断加强。这样, 经过反复训练的神经网络就是误差和所选的灰色模型数据间的映射关系。

5 应用

用 MATLAB 编写灰色误差神经网络模型的程序, 现有福建省 2001 年~2007 年的国民生产总值数据资料, 首先根据 2001 年~2004 年数据, 利用此组合模型进行拟合, 然后在根据拟合的结果预测 2005 年~2007 年福建省国民生产总值, 与已有数据进行比较, 并验证组合模型的短期预测精度。

表 1 是福建省 2001 年~2007 年的国民生产总值数据资料, 单独利用 GM(1, 1)模型进行仿真得到的数据、利用改进的灰色误差神经网络组合模型(Error Item Grey Neural Network Model, EGN)进行仿真得到数据。图 2 是分别用 2 种方法进行数据拟合的比较图。

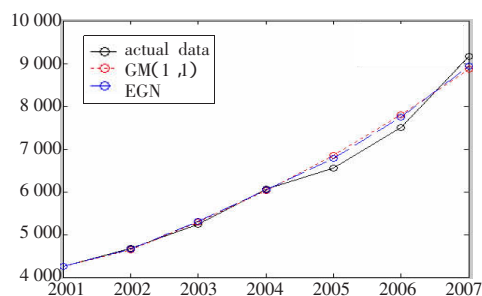


图2 2001年~2007年福建省国民生产总值及两种模型的模拟预测结果对比

从表 1 及图 2 可以看出, 与传统 GM(1, 1)模型相比较, 该组合模型较大提高了预测精度。

(下转 238 页)

$l_1=l_2=0.5\text{ m}$ $m_1=m_2=8\text{ kg}$ $J_1=1\text{ kgm}^2$ $J_2=0.8\text{ kgm}^2$

机械手的标称物理参数为:

$l_{10}=l_{20}=0.4\text{ m}$ $m_{10}=m_{20}=4\text{ kg}$ $J_{10}=0.5\text{ kgm}^2$ $J_{20}=0.6\text{ kgm}^2$

外部干扰量取为:

$d(t)=[2\sin(2\pi t), 1.5\cos(2\pi t)]^T$

机械手的期望轨迹为:

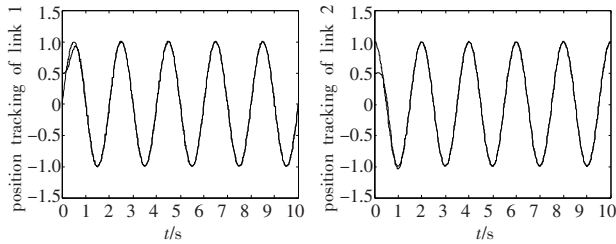
$q_{1d}=\cos(\pi t)$

$q_{2d}=\sin(\pi t)$

采用的滤波器为:

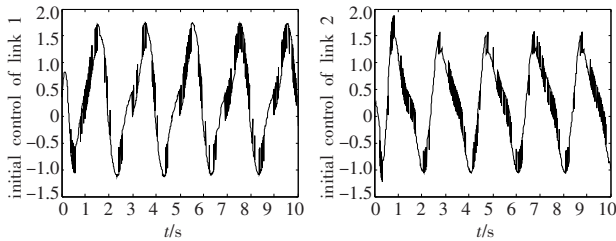
$Q(s)=\frac{25}{s+25}$

仿真结果如图 2~图 4。从仿真结果可以看出,所提出的算法可以有效地滤除控制信号的抖振,并实现快速的轨迹跟踪性能。



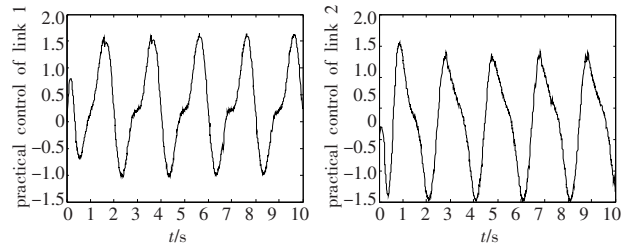
(a) 关节 1 的位置跟踪 (b) 关节 2 的位置跟踪

图 2 关节的位置跟踪曲线



(a) 滤波前关节 1 的控制输入 (b) 滤波前关节 2 的控制输入

图 3 滤波前关节的控制输入



(a) 关节 1 的实际控制输入 (b) 关节 2 的实际控制输入

图 4 关节的实际控制输入

5 结论

在一般滑模控制基础上引入了低通滤波器,并将此方法用于二自由度机械手控制。仿真研究表明,通过采用低通滤波器可以大大地消除抖振现象。此外,控制器结构简单易于实现,适合在工程中应用,这一点体现了本文的实际价值。

参考文献:

- [1] Bekit B W,Whidborne J F,Seneviratne L D.Fuzzy sliding mode control for a robot manipulator[C]//IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation July 10-11 1997 320-325.
- [2] Huang S J,Huang K S,Chiu K C.Development and application of a novel radial basis function sliding mode controller[J].Mechatronics 2003,13(4) 313-329.
- [3] 陈卫东,王洪瑞.基于 Backstepping 的机器人鲁棒跟踪控制[J].系统仿真学报,2004,16(4) 837-841.
- [4] Man Zhi-hong,Palaniswami M.Robust tracking control for rigid robotic manipulators[J].IEEE Transactions on Automatic Control, 1994,39(1) :154-159.
- [5] 张昌凡,何静.滑模变结构的智能控制理论与应用研究[M].北京:科学出版社,2005.

(上接 235 页)

表 1 两种模型预测结果比较

年份	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	平均相对
实际值/亿	4 258.37	4 681.97	5 241.73	6 053.14	6 560.07	7 501.63	9 160.14	模拟误差
GM(1,1)	4 258.37	4 644.13	5 286.61	6 017.97	6 850.52	7 798.23	8 877.06	0.007 4
EGN	4 258.37	4 663.47	5 311.30	6 049.12	6 789.44	7 746.49	8 936.48	0.003 9

6 总结

提出用优化 BP 神经网络训练原始误差项 $\mu(k)$ 来预测 $\mu(k+1)$,提高了预测精度,进一步的工作是,考虑用遗传算法建立灰色 GM(1,1)模型,然后在利用优化 BP 神经网络对误差项 $\mu(k)$ 进行训练来提高预测精度,对于一些变化更加复杂的情况需要进一步的分析和提炼,还需要把它应用与其他领域,进行响应预测问题的研究。

参考文献:

- [1] 邓聚龙.灰理论基础[M].武汉:华中科技大学出版社,2002.
- [2] 刘思峰,郭天榜,党耀国.灰色系统理论及其应用[M].3版.北京:科学出版社,2004.
- [3] 张彤,王子才.GM(1,1)模型参数的改进计算方法[J].系统工程与电子技术,1998,20(8) 58-60.

- [4] 谢开贵,何斌.一种灰色预测模型的新方法[J].系统工程理论与实践,1998,18(7) 69-75.
- [5] 王俭,胡筱敏.基于 BP 模型的大气污染预报方法的研究[J].环境科学研究,2002,15(5) 62-64.
- [6] Luo Dang,Liu Si-feng,Dang Yao-guo.The optimization of grey model GM(1,1)[J].Chinese Engineering Science 2003,5(8) 50-53.
- [7] Hagan M T,Demuth H B.神经网络设计[M].北京:机械工业出版社,2005.
- [8] 王文剑.BP 神经网络模型的优化[J].计算机工程与设计,2000,21(6): 8-10.
- [9] 刘彩红.一种优化 BP 神经网络训练样本的方法[J].重庆师范大学学报,2007,24(3) 51-53.
- [10] Trentin E.Networks with trainable amplitude of activation functions[J].Neural Networks 2001,14(4/5) 471-493.