

灰色理论用于遥测数据中长期预测

任国恒,王 健,朱 海

周口师范学院计算机科学与技术学院,河南 周口 466001

摘 要:针对卫星在轨测控过程中,遥测数据变化趋势不易判断这一问题,提出了对遥测数据进行中长期预测的思想.基于灰色系统理论,结合遥测数据特点和中长期预测要求,对灰色预测 GM(1,1)模型的建模过程和预测精度进行研究.依据所构建的模型进行预测验证分析,根据后验差比值、小误差概率、预测精度对预测结果的评价分析显示,该方法可以对遥测数据中长期趋势起到提前预报的作用,符合卫星遥测数据中长期预测要求.预测结果能够为测控人员对卫星遥测数据未来趋势的分析和潜在故障的预警判断提供理论支持.

关键词:灰色理论;GM(1,1)模型;中长期预测;遥测数据

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1674-2869.2015.05.016

0 引 言

随着在轨卫星数量的增加和战略意义的增强,维持卫星安全稳定运行变得越来越重要,在轨管理的难度也相应加大^[1].在卫星运行期间,受各种空间环境因素的影响,反映其功能与性能的遥测参数会发生变化^[2],而这种变化是某点或短时间内的遥测数据无法反映的.如果卫星运行期间发生异常,相应的遥测数据的变化趋势也会随之改变^[3],因此开展卫星遥测数据中长期预测研究,对卫星遥测数据的变化趋势进行建模,预测未来时段的遥测数据变化趋势,可以提前预测卫星潜在的故障,增强诊断系统的故障早期发现能力,为指挥人员与控制中心进行实时决策提供有力的参考,对保障在轨卫星的安全稳定运行、开展卫星性能研究等方面具有非常重要的意义.

常用的中长期预测方法有支持向量机法^[4-5]、反向传播(Back Propagation,以下简称:BP)神经网络法^[6]、灰色预测法^[7-9]等,其中灰色预测法是一种基于灰色系统理论的方法.灰色系统理论的主要研究对象是部分信息已知,部分信息未知的灰色系统^[10].由于影响遥测数据变化的因素具有不确定性,表现似乎无规律,具有一定的模糊性和灰色不确定性,遥测数据系统恰好可以看作是一个灰色系统,因此利用灰色预测模型对遥测数据进行中长期预测是一种非常有效的方法.

1 灰色系统理论

灰色系统理论是由华中科技大学邓聚龙教授于1982年提出的,以样本小、信息少的不确定系统为主要研究对象,基于少量已知数据,对原始信息概念量化,通过构建的模型来预测未知数据.该理论由于需要的样本数据少,建模原理简单,预测精度高,计算方便,不需要考虑分布规律等优点而被广泛应用^[11-12].对信息不完全的卫星遥测数据采用灰色预测模型可实现对遥测数据变化趋势、变化规律的正确描述和有效监测.

1.1 灰色系统理论的基本方法

1.1.1 累加生成 GM(1,1)模型是使用最多的灰色模型,其实质是对原始数据序列做一次累加生成.累加生成作为灰色建模的基础,灰色预测过程中可使数据由灰变白,是灰色系统中占有极为重要地位的理论.累加生成使灰量累积过程的发展趋势变得明显,它把任意波动的、非负的数据序列通过累加算法转化为递增的数据序列,累加生成后的数据序列其规律性更强.

累加过程如下:

有原始时间数列 $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$, $\forall x^{(0)}(i) \in R^+, n \in N$, 对其做一次累加生成计算,即令:

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

从而可得新的生成数列 $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2),$

收稿日期:2014-03-14

基金项目:国家自然科学基金项目(61103143);河南省教育厅科学技术研究重点项目(14B520014);周口师范学院青年基金项目(zknuc0214)

作者简介:任国恒(1982-),男,河南周口人,讲师,硕士.研究方向:云计算与数据挖掘.

$\cdots, x^{(1)}(n)\}$, 新的生成数列 $X^{(1)}$ 一般近似的服从指数规律, 则称 $X^{(1)}$ 为 $X^{(0)}$ 的一次累加生成, 即如果有原始数据序列 $X^{(0)} = \{3, 5, 6, 2, 8\}$, 其一次累加生成序列为 $X^{(1)} = \{3, 8, 14, 16, 24\}$.

1.1.2 累减还原 累减还原对累加生成起还原作用, 主要作用是把通过累加生成进行建模预测后的数据进行还原.

设 $X^{(0)}$ 为原始序列, $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \cdots, x^{(0)}(n)\}$, $\forall x^{(0)}(i) \in R^+, n \in N, a^{(1)} X^{(0)} = \{a^{(1)} X^{(0)}(1), a^{(1)} X^{(0)}(2), \cdots, a^{(1)} X^{(0)}(n)\}$, 其中:

$$a^{(1)} X^{(0)} = X^{(0)}(k) - X^{(0)}(k-1), \quad k = 1, 2, \cdots, n, \quad (2)$$

则称 $a^{(1)} X^{(0)}$ 为 $X^{(0)}$ 的一次累减还原.

1.2 灰色 GM(1,1) 预测模型的构建

灰色系统理论通过关联空间、光滑离散函数等概念定义了灰导数和灰微分方程, 用离散的数据序列来建立微分方程的动态模型. GM(1,1) 模型是灰色问题建模使用最多的灰色模型.

灰色 GM(1,1) 预测模型建立步骤如下:

(1) 建立累加生成序列. 令 $x^{(0)}$ 为 GM(1,1) 建模序列, $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \cdots, x^{(0)}(n)\}$, 令 $x^{(1)}$ 为 $x^{(0)}$ 的一次累加生成序列, 有 $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \cdots, x^{(1)}(n)\}$, 其中 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \cdots, n$.

(2) 根据均值序列建立灰色微分方程模型. 令 $z^{(1)}$ 为 $x^{(1)}$ 的均值序列, $z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \cdots, z^{(1)}(n))$, $z^{(1)}$ 的计算方式为 $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1), k = 2, 3, \cdots, n$, 建立白化方程:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = u. \quad (3)$$

将白化方程离散化, 微分变差分, 则 GM(1,1) 的灰色微分方程为:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b. \quad (4)$$

灰色微分方程中的待定系数 a, b 分别为发展系数和灰作用量.

(3) 参数 a, b 的求解. 把 $k = 2, 3, \cdots, n$ 代入 GM(1,1) 的基本形式 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k)$ 中, 有

$$\begin{aligned} x^{(0)}(2) + az^{(1)}(2) &= b \\ x^{(0)}(3) + az^{(1)}(3) &= b \\ &\vdots \\ x^{(0)}(n) + az^{(1)}(n) &= b \end{aligned}$$

上述方程组可转化为下述矩阵方程:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_N &= \mathbf{B}\mathbf{P} \\ \mathbf{y}_N &= [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \cdots, x^{(0)}(n)]^T \end{aligned} \quad (5)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

称矩阵 \mathbf{B} 为数据矩阵, 向量 \mathbf{y}_N 为数据向量, 向量 \mathbf{P} 为参数向量.

根据最小二乘法 $\mathbf{y}_N = \mathbf{B}\mathbf{P}$ 的解为:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{y}_N, \quad (6)$$

式(6)称为 GM(1,1) 参数 a, b 的矩阵辨识算式, 矩阵 $(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T$ 是数据矩阵 \mathbf{B} 的广义逆矩阵.

(4) GM(1,1) 的白化方程. 称 $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b$

为 GM(1,1) 预测模型 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的白化方程, 由白化方程解得:

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

GM(1,1) 预测模型 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 相应的时间序列为:

$$\begin{aligned} \hat{x}^{(1)}(k+1) &= \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a}, \\ k &= 1, 2, \cdots, n. \end{aligned} \quad (8)$$

(5) 累减还原. 还原后的预测值为:

$$\begin{aligned} \hat{x}^{(0)}(k+1) &= a^{(1)} \hat{x}^{(1)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) = \\ &= (1 - e^a) \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak}, \\ k &= 1, 2, \cdots, n. \end{aligned} \quad (9)$$

(6) 误差检验. GM(1,1) 模型的误差检验一般有残差的检验、关联度的检验和后验差的检验这 3 种检验误差方法.

残差的检验是检验每个点误差的大小, 关联度的检验是检验模型与指定函数之间近似性的大小, 后验差的检验是检验残差分布统计特性. 记 e_k 为 k 时刻的实际值 $x^{(0)}(k)$ 与计算值 (即灰色预测模型预测值) $\hat{x}^{(0)}(k)$ 之差, 则 k 时刻的残差 e_k 为:

$$e_k = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k). \quad (10)$$

记 \bar{x} 为实际数据 $x^{(0)}(k)$ 的平均值, 有

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k), k = 1, 2, \cdots, n; \quad (11)$$

记 \bar{e} 为残差 e_k 的平均值, 有

$$\bar{e} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e_k, k = 1, 2, \cdots, n. \quad (12)$$

记 S_1 为原始数据序列方差, 有

$$S_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x^{(0)}(k) - \bar{x})^2}. \quad (13)$$

记 S_2 为残差的方差,有

$$S_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (e_k - \bar{e})^2}. \quad (14)$$

因此有,后验差比值为: $C = \frac{S_2}{S_1}$, 小误差概率为: $E = \{|e_k - \bar{e}| < 0.6745 S_1\}$.

2 遥测数据灰色 GM(1,1)模型工程实例分析

2.1 预测数据样本的选择

鉴于灰色预测模型少样本的特点,笔者选用了某地球同步卫星配电器壳温度 2013 年 1 月至 12 月的遥测数据值,共 12 组数据.

原始数据序列 $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$ 为 $X(0) = (25.3, 36.1, 29.2, 34.9, 18.5, 21.3, 15.8, 26.0, 32.7, 35.8, 16.2, 23.8)$.

2.2 一次累加生成

原始数据序列一次累加生成 $X(1) = (25.3, 61.4, 90.6, 125.5, 144, 165.3, 181.1, 207.1, 239.8, 275.6, 291.8, 315.6)$.

2.3 根据均值序列建立灰色微分方程模型

令 $z^{(1)}$ 为 $x^{(1)}$ 的均值序列, $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$, $z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)) = (43.35, 76, 108.05, 134.75, 154.65, 173.2, 194.1, 223.45, 257.7, 283.7, 303.7)$, 则 GM(1,1) 的灰色微分方程模型为: $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b, k=1, 2, \dots, 12$.

2.4 求解参数 a 和 b

通过把灰色微分方程组化为矩阵的形式,用最小二乘法得到参数 a, b 的值为: $a = 0.0287, b = 31.4809$.

2.5 白化方程

$\frac{dx}{dt} + ax^{(1)} = b$ 为 GM(1,1) 模型 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k)$ 的白化方程,解此方程可以得到: $x^{(1)}(t) = (x^{(0)}(1) - (1.0969e+003))e^{-0.0287k} + (1.0969e+003)$.

GM(1,1) 模型 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的时间响应序列为: $\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(1)}(1) - (1.0969e+003))e^{-0.0287k} + (1.0969e+003), k=1, 2, \dots, n$.

2.5 累减还原,得到预测值

预测序列 $\hat{x}^{(0)}$ 为 (30.32, 31.46, 29.63, 28.82, 22.03, 24.37, 23.53, 24.81, 21.10, 23.42, 19.76, 25.11).

图 1 为温度遥测数据原始曲线与灰色预测数据曲线、RBF 神经网络预测曲线比较图,图中横坐标为 2013 年的 12 个月份,单位为月,纵坐标为温度数值,单位为摄氏度.

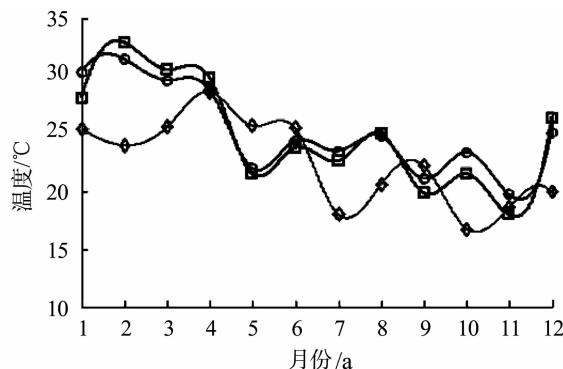


图 1 温度实测曲线与预测曲线对比图

Fig. 1 Comparison of predicted and measured curve

注: —■— 实测数据; —●— 灰色预测; —◆— RBF 预测

2.6 预测效果评价

某卫星配电器壳温度遥测数据灰色预测结果和预测精度见表 1,同时表 1 中也给出了基于 RBF 神经网络预测模型的预测结果.

表 1 预测值与实测值比较

Table 1 Comparison of predicted and measured values

测控时间	实际值/°C	GM(1,1)预测值/°C	预测残差	相对误差	RBF 神经网络预测值/°C
2013 年 01 月	28.05	30.32	2.27	0.0809	25.48
2013 年 02 月	32.89	31.46	-1.43	0.0435	24.00
2013 年 03 月	30.56	29.63	-0.93	0.0304	25.59
2013 年 04 月	29.86	28.82	-1.04	0.0348	28.63
2013 年 05 月	21.56	22.03	0.47	0.0218	25.70
2013 年 06 月	23.80	24.37	0.57	0.1038	25.50
2013 年 07 月	22.68	23.53	0.85	0.0372	18.06
2013 年 08 月	25.01	24.81	-0.2	0.0080	20.67
2013 年 09 月	19.89	21.10	1.21	0.0608	22.21
2013 年 10 月	21.52	23.42	1.90	0.0886	16.78
2013 年 11 月	18.02	19.76	1.74	0.0966	18.65
2013 年 12 月	26.36	25.11	-1.25	0.0474	19.98

经计算,原始数据序列方差 S_1 为 4.411 5,残差的方差 S_2 为 1.726 4,后验差比值 $C=S_2/S_1=0.391\ 3$,小误差概率 $P=p\{|e_k-\bar{e}|<0.674\ 5S_1\}$. 根据模型精度级别 $=\text{Max}\{P\text{ 所处的级别}, C\text{ 所处的级别}\}$ 可得灰色预测模型的精度较好;以平方和误差(SSE)、均方误差(MSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、均方百分比误差(MSPE)为评价指标,对灰色预测和 RBF 神经网络预测进行评价,结果如表 2 所示.

表 2 预测效果对比

Table 2 Comparison of evaluation predicted		
评价指标	GM(1,1)预测	RBF 神经网络预测
SSE	10.906 3	20.084 3
MSE	0.953 3	1.293 7
MAPE	0.127 7	0.151 7
MSPE	0.042 9	0.049 0

相对实际值的预测精度计算发现,灰色预测的精度优于神经网络的预测精度.因此,灰色预测 GM(1,1)模型对遥测数据的中长期预测结果与实际吻合效果较好,预测精度高,满足卫星遥测数据中长期变化趋势预测分析需要.

3 结 语

在遥测数据短期预测的基础上,根据遥测数据中长期预测的意义和目的,笔者基于灰色理论,采用灰色预测 GM(1,1)模型对卫星某器件温度遥测数据进行了预测研究.基于遥测数据中长期预测目的,构建了遥测数据灰色预测模型,并依据模型进行了实例分析验证.通过后验差比值、小误差概率的计算,模型预测精度级别的判定,以及灰色预测 GM(1,1)模型预测精度和 RBF 神经网络预测精度的对比,说明灰色预测 GM(1,1)模型符合卫星遥测数据中长期工程预测的要求.基于预测结果能够提前预测遥测数据的变化趋势和潜在故障趋势,为地面测控人员较早发现异常变化、有效避免可能出现的故障、降低在轨卫星运行的风险提供科学决策依据.

致 谢

西安工业大学于帆教授在本研究开展、实验验证分析过程和论文撰写过程中提出了很多宝贵的建议,谨致谢意.感谢国家自然科学基金委员会对本研究提供的资金支持.

参考文献:

[1] 秦巍,郭永富.一种基于历史遥测数据的在轨卫星故

障预警系统[J].航天器工程,2010,19(6):40-45.

QIN Wei, GUO Yong-fu. A failure warning system based on history telemetry data[J]. Spacecraft Engineering, 2010, 19(6): 40-45. (in Chinese)

[2] 房红征,史慧,韩立明,等.基于粒子群优化神经网络的卫星故障预测方法[J].计算机测量与控制,2013,21(7):1730-1733.

FANG Hong-zheng, SHI Hui, HAN Li-ming, et al. Method of prognostics for satellite based on particle swarm optimized neural network [J]. Computer Measurement & Control, 2013, 21(7): 1730-1733. (in Chinese)

[3] 杨悦,杨永安,胡绍林.逐段回归近似的卫星遥测数据挖掘算法与仿真[J].计算机仿真,2013,30(8):109-112.

YANG Yue, YANG Yong-an, HU Shao-lin. Mining algorithm and simulation of satellite telemetry data based on piecewise regression approximation method [J]. Computer Simulation, 2013, 30(8): 109-112. (in Chinese)

[4] 蔡国伟,杜毅,李春山,等.基于支持向量机的中长期日负荷曲线预测[J].电网技术,2006,30(23):56-60.

CAI Guo-wei, DU Yi, LI Chun-shan, et al. Middle and long-term daily load curve forecasting based on support vector machine [J]. Power System Technology, 2006, 30(23): 56-60. (in Chinese)

[5] 李伟,闫宁,张振刚.基于粗糙集的混合支持向量机长期电力负荷预测研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(13):31-34.

LI Wei, YAN Ning, ZHANG Zhen-gang. Study on long-term load forecasting of MIX-SVM based on rough set theory [J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(13): 31-34. (in Chinese)

[6] 王颖林,赖茂宇,郭丰敏.建设需求量预测分析中的人工神经网络和多元回归方法[J].武汉工程大学学报,2013,35(11):77-80.

WANG Ying-lin, LAI Ji-yu, GUO Feng-min. Construction demand forecasting by artificial neural networks and multiple regression [J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2013, 35(11): 77-80. (in Chinese)

[7] 张伏生,刘芳,赵文彬,等.灰色 Verhulst 模型在中长期负荷预测中的应用[J].电网技术,2003,27(5):37-81.

ZHANG Fu-sheng, LIU Fang, ZHAO Wen-bin, et al. Application of grey Verhulst model in middle and long term load forecasting [J]. Power System Technology, 2003, 27(5): 37-81. (in Chinese)

- [8] 肖云,周春梅,虞珏,等. 大冶铁矿滑坡预测模型研究[J]. 武汉工程大学学报,2010,32(1):9-11.
XIAO Yun, ZHOU Chun-mei, YU Jue, et al. Study on prediction model in Hubei Daye iron mine slope[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2010, 32(1):9-11. (in Chinese)
- [9] 李先福,魏雨溪,杨红梅. 黄茨滑坡时间预报分析[J]. 武汉工程大学学报,2013,35(4):52-53.
LI Xian-fu, WEI Yu-xi, YANG Hong-mei. Time forecast for Huangci landslide by back analysis[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2013, 35(4):52-53. (in Chinese)
- [10] 邓聚龙. 灰色预测与决策[M]. 武汉:华中理工大学出版社,1989.
DENG Ju-long. Grey prediction and decision [M]. Wuhan, Huazhong University of Science and Technology Press, 1989. (in Chinese)
- [11] 孟祥星,田成微,冬雷,等. 灰色理论用于风力发电容量中长期预测的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2011,39(21):81-84.
MENG Xiang-xing, TIAN Cheng-wei, DONG Lei, et al. A study of grey theory used in prediction of medium and long-term wind power generation[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(21):81-84. (in Chinese)
- [12] 袁明友,肖先勇,杨洪耕,等. 基于灰色理论的供电系统负荷中长期预测模型及其应用[J]. 四川大学学报:工程科学版,2002,34(4):121-123.
YUAN Ming-you, XIAO Xian-yong, YANG Hong-geng, et al. The grey model of middle-long term load forecasting and its applications in the power supplying systems[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2002, 34(4):121-123. (in Chinese)

Prediction of medium and long-term telemetry data by grey theory

REN Guo-heng, WANG Jian, ZHU Hai

School of Computer Science and Technology, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466001, China

Abstract: Aimed at the trend of telemetry data difficult to determine during the monitoring process of satellite in-orbit, an idea of medium and long-term forecasting telemetry was put forward. The modeling process and prediction accuracy of GM (1,1) model was studied based on the gray system theory, the characteristics of telemetry data and long-term forecasts requirement. The prediction model was used in an engineering case. The evaluation results according to posterior poor radio, small error possibility and forecast accuracy show that prediction results play a role in middle long-term trends forecast, meeting the requirements of satellite telemetry data forecast. Predicted results can provide a scientific basis for monitoring personnel to analyze the future trends and forecast the potential failure in advance.

Key words: grey theory; GM (1,1) model; prediction of medium and long-term; telemetry data

本文编辑: 苗 变