

接收机钟差灰色马尔可夫预测模型研究

滕云龙^{1,2}, 师奕兵¹, 郑植²

(1. 电子科技大学自动化工程学院 成都 610054; 2. 电子科技大学电子科学技术研究院 成都 610054)

【摘要】将灰色理论与马尔可夫链相结合,提出了基于灰色马尔可夫链的接收机钟差预测模型。首先根据灰色理论对钟差序列数据进行拟合以及初步预测,然后以拟合曲线为基础划分状态空间,通过马尔可夫状态转移概率矩阵对初步预测值进行修正。在预测过程中,不断引入最新数据并剔除最旧数据,对模型进行实时更新,以进一步提高预测精度。实例计算验证了该模型的有效性与其可行性。

关键词 灰色理论; 马尔可夫链; 预测; 接收机钟差; 卫星导航

中图分类号 TN96

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.02.017

Research on Grey Markov Model for Predicting Receiver Clock Bias

TENG Yun-long^{1,2}, SHI Yi-bing¹, and ZHENG Zhi²

(1. School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054;

2. Research Institute of Electronic Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract By combining the advantages of both grey theory and Markov chains, a new grey Markov model for predicting receiver clock bias is presented in this paper. The grey theory is utilized to fit the sequence of receiver clock bias and calculate the initial predicted values. Then the state space is divided according to the fitting values. Finally, the initial predicted values are revised by means of Markov state change probability matrix. Meanwhile, the newest data is gradually added while the oldest one is removed from the original data sequence. In this way, the presented model can be updated in real time and the forecasting precision can be further improved. Test results are presented to demonstrate the validity and feasibility of the model.

Key words grey theory; Markov chains; prediction; receiver clock bias; satellite navigation

接收机钟差序列建模和预测在GPS不完整星座定位^[1-2]、辅助RAIM算法进行故障卫星检测与识别^[3-5]等方面都具有非常广泛的用途。影响钟差序列的因素的复杂性、模糊性和波动性,均对预测增加了难度,如何建立合理的模型以提高其建模和预测精度,一直是众多学者讨论的重点。

目前,钟差序列建模主要以多项式方法或改进的多项式方法为主。多项式方法计算简单、参数容易估计,但是很难应用于复杂时间序列的处理。文献[6]指出,一个变化异常复杂的非线性、非平稳随机序列难以使用单一模型进行有效预测。鉴于此,本文提出了基于灰色马尔可夫链的钟差预测模型。

1 灰色马尔可夫模型可行性分析

灰色理论是由著名学者邓聚龙教授于1982年首次提出的一种信息处理方法,其研究对象为信息部分确

定、部分不确定的灰色系统^[7-9]。灰色理论对序列进行预测时,通过对原始数据进行累加操作挖掘出序列内部的有序指数规律,建立相应的指数预测模型,从而反映出预测对象的发展趋势。灰色理论的实质是用指数曲线拟合原始数据,其预测结果是一条较为平滑的指数曲线,因而对于波动性较大的序列拟合较差,预测精度较低。马尔可夫链预测根据系统状态之间的转移概率预测系统的未来情形,适合于随机波动性较大数据的预测^[9],恰恰可以弥补灰色理论的局限性。

钟差序列受多种因素的影响,很难了解其细致的变化规律,符合灰色系统的特点。因此本文尝试将钟差变化过程视为灰色系统,根据灰色理论对钟差进行预测,并运用马尔可夫链对预测结果进行修正,通过两种方法的有机结合进一步提高钟差预测精度。此外,模型没有对序列作任何形式的分解处理,可以充分利用原序列所包含的信息。

收稿日期: 2009-09-25; 修回日期: 2009-07-1

基金项目: 航空科学基金(20090580013); 中央高校基本科研业务费专项基金(ZYGX2009J092)

作者简介: 滕云龙(1982-),男,博士生,主要从事现代测试理论、卫星导航定位等方面的研究。

2 钟差灰色马尔可夫模型

2.1 基本思想

基于灰色马尔可夫链的钟差预测模型, 首先根据灰色理论对钟差进行处理, 得到拟合序列以及一步预测值; 然后根据拟合序列划分状态空间, 并计算状态转移概率矩阵; 最后根据概率矩阵对预测结果进行修正, 进一步提高预测精度。

此外, 本文对用于建模的钟差序列设置固定的长度, 在建模过程中不断引入最新数据并剔除最旧数据, 以保证序列长度不变, 不仅降低了建模过程的计算量, 而且实现了参数的实时更新。整个钟差预测模型的流程如图1所示。

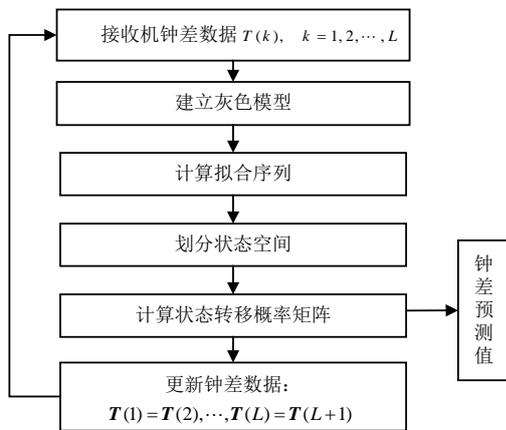


图1 钟差预测流程图

2.2 具体实现

根据灰色理论对序列进行建模前, 必须确保原序列中各项符号一致^[10]。若不一致, 则给每个元素都加上一个常数 c , 使序列的符号一致; 然后在此基础上建立灰色模型并进行预测; 最后从预测值中减去常数 c 即可。常数 c 取值的原理是, 符号与原序列中绝对值最大的数的符号一致, 且其绝对值应大于原序列中绝对值最大数的绝对值。

下面对序列 $T = [T(1), T(2), \dots, T(L)]$ 建立灰色马尔可夫模型。

2.2.1 钟差序列灰色建模

1) 对序列 T 进行一次累加, 生成序列 $T^{(1)}$:

$$T^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k T(i) \quad k=1, 2, \dots, L \quad (1)$$

2) 对于序列 $T^{(1)}$, 其变化趋势可以近似用如下的一阶线性微分方程进行描述:

$$dT^{(1)}/dt + aT^{(1)} = u \quad (2)$$

式中, a 为发展灰数, 表示由模型计算得到的序列值的发展态势; u 为内生控制灰数, 其大小反映序

列的变化关系。

3) 运用最小二乘法对参数 a 和 u 进行估计:

$$[a \quad u]^T = (M^T M)^{-1} M^T V \quad (3)$$

其中:

$$V = [T(2) \quad T(3) \quad \dots \quad T(L)]^T$$

$$M = \begin{bmatrix} -(\mathbf{T}(1) + \mathbf{T}(2))/2 & 1 \\ -(\mathbf{T}(2) + \mathbf{T}(3))/2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -(\mathbf{T}(L-1) + \mathbf{T}(L))/2 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

4) 根据参数 a 与 u 的估计值, 计算序列 $T^{(1)}$ 的预测序列 $\tilde{T}^{(1)}$:

$$\tilde{T}^{(1)}(k+1) = (\mathbf{T}(1) - u/a)e^{-ak} + u/a \quad (5)$$

5) 计算序列 T 的预测序列 \tilde{T} :

$$\tilde{T}(k) = \begin{cases} \mathbf{T}(1) & k=1 \\ \tilde{T}^{(1)}(k) - \tilde{T}^{(1)}(k-1) & k \geq 2 \end{cases} \quad (6)$$

预测曲线 \tilde{T} 较好地反映了原始数据 T 的总体变化趋势, 但未考虑预测对象受到的各种随机因素的影响, 因而需要对其进行修正。

2.2.2 状态空间划分

常用的状态空间划分方法包括相对值法、平行曲线法、残差标准化离差法等。由于平行曲线法具有区间划分规模小、运算速度快等特点, 因此本文采用该方法划分状态空间。

以预测曲线 \tilde{T} 为基准, 将原序列划分为3个平行的条形区域, 每个区域表示一个状态区间。3个状态空间分别表示预测对象停留在本状态、向上一个或者下一个状态转移^[10]。

令:

$$\delta = \max\{|\tilde{T}(k) - T(k)| \quad k=1, 2, \dots, L\} \quad (7)$$

根据 δ 值, 采用平行曲线法划分出的3个状态空间为:

$$\begin{cases} S_1 \in [\tilde{T} + \delta/3, \tilde{T} + \delta] \\ S_2 \in [\tilde{T} - \delta/3, \tilde{T} + \delta/3] \\ S_3 \in [\tilde{T} - \delta, \tilde{T} - \delta/3] \end{cases} \quad (8)$$

2.2.3 确定状态转移概率矩阵

假设 P_{ij} 表示系统从状态 i 一步转移到状态 j 的概率, 则状态一步转移概率矩阵 P 为:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1M} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{M1} & P_{M2} & \dots & P_{MM} \end{bmatrix} \quad (9)$$

若 N_{ij} 表示由状态 i 一步转移到状态 j 的样本

数, N_i 表示处于状态 i 的样本数, 则状态一步转移概率 P_{ij} 可表示为:

$$P_{ij} = N_{ij} / N_i \quad i=1,2,\dots,M \quad (10)$$

由于序列的最后一个状态转向不明显, 因此在计算 N_i 时要去掉序列中最后一个数据。

2.2.4 计算预测值

传统马尔可夫链方法运用矩阵 P 中某一行元素的最大值进行预测, 但是当该行中出现两个或多个相同的概率且最大时, 需要考察两步或多步转移概率矩阵, 导致计算过程较为复杂。

本文与传统思路不同, 综合考虑了预测对象在某一时刻所有可能的转移状态及其转移概率, 采用加权求和的方法计算预测值。假设 k 时刻系统处于 S_i 状态, 则考察矩阵 P 的第 i 行元素, 并以 P_{ij} 为权值加权计算第 $k+1$ 时刻的预测值:

$$\hat{T}(k+1) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_{ij} \times (S_{1j}(k+1) + S_{2j}(k+1)) \quad (11)$$

3 实例应用

为了验证模型效果, 以定位解算过程中实际采集的两组接收机钟差数据为例进行分析, 并与多项式模型加以比较。试验所用数据如图2所示, 数据采样间隔均为1 s, 采集时间为5 min。

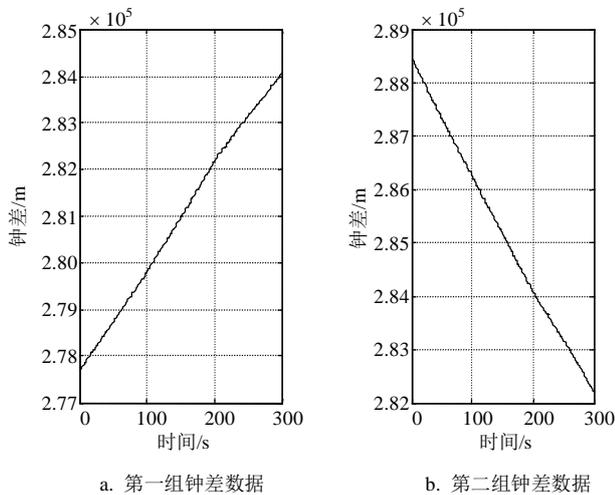


图2 接收机钟差数据

由图2可知, 本文所用钟差数据较大, 若对其直接进行建模则计算过程复杂, 同时状态空间划分不明显, 因此, 本文首先对两组钟差数据进行一次差分预处理。图2a数据呈现递增趋势, 其一次差分序列均为正数, 符号一致; 图2b数据随时间逐渐递减, 其差分序列均为负数, 符号相同。因此, 可以直接对原数据的一次差分序列建立灰色马尔可夫模型。

当数据较少时, 模型难以反映出序列特征, 预测精度低; 若数据较多, 模型计算量大。考虑到计算复杂度以及状态空间划分等因素, 本文根据30个历史钟差数据进行建模并预测。在预测过程中, 及时补充新数据并去掉旧数据, 使建模序列能不断反映系统目前的特征。

分别运用本文模型以及多项式模型对上述两组接收机钟差数据进行预测, 图3为预测误差曲线。其中, CM表示本文提出的基于灰色马尔可夫链的接收机钟差组合预测模型(combined model), PM表示多项式模型(polynomial model), 以下相同。

图3a表明, 对于第一组钟差数据而言, 多项式模型以及本文模型的最大预测误差分别为9.027 8 m和5.198 6 m, 两者相差3.829 2 m; 在图3b中, 两种模型的最大预测误差为8.942 7 m和5.177 8 m, 本文模型降低了3.764 9 m。以上数据说明, 本文模型预测误差较小, 预测精度高于多项式模型。

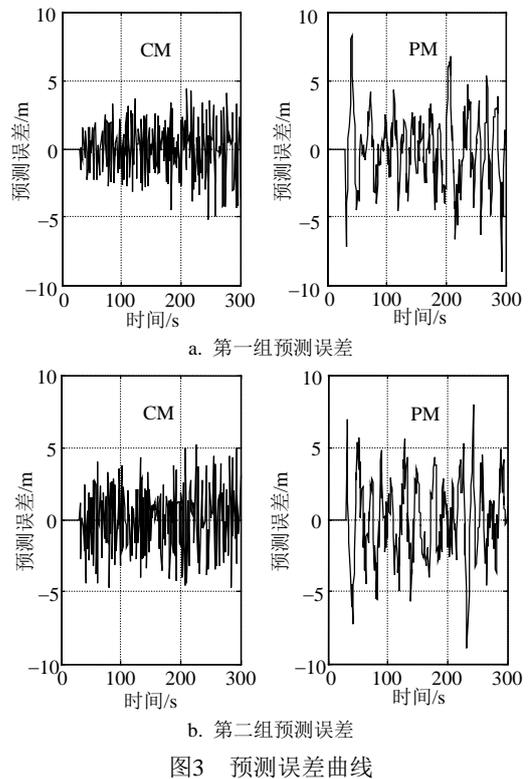


图3 预测误差曲线

根据图3计算出的两组钟差数据的预测误差累积分布值如图4所示, 图中实线和虚线分别代表本文模型以及多项式模型的预测误差累积分布值。从图4中可以看出, 对于相同的误差限值, 本文模型预测误差的累积分布值高于多项式模型, 即本文模型的误差分布较为集中, 处于小预测误差范围内的数据点较多。如对于两组钟差数据, 本文模型预测误差小于3 m的数据个数分别占预测数据总数的88.89%

和83.70%, 而多项式模型的这两项指标为72.22%和71.48%, 本文模型分别提高了16.67%和12.22%。

以上对比分析表明, 基于灰色马尔可夫链的钟差预测模型, 其实质是根据灰色模型提取钟差序列宏观上的变化趋势, 再辅以马尔可夫链对序列的微观波动进行修正, 两者结合起来对既有一定趋势性又存在随机波动的钟差序列短时预测具有很好的效果, 其精度优于传统的多项式方法。

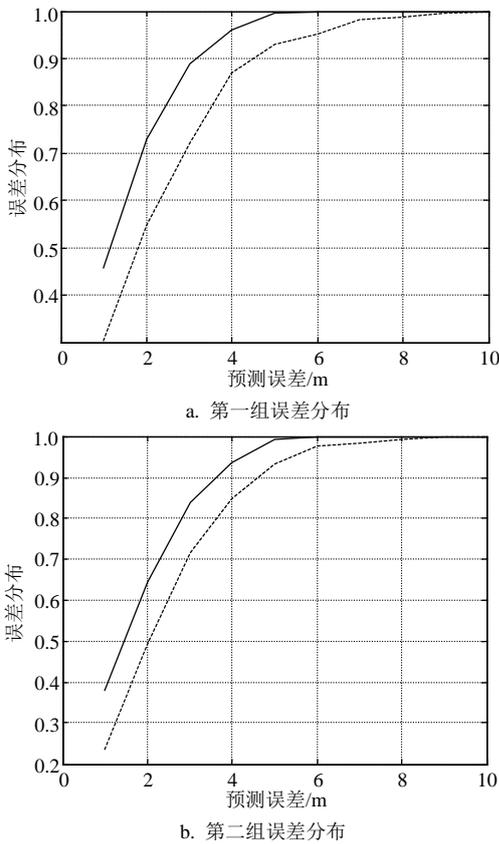


图4 预测误差累积分布值

4 结束语

本文提出基于灰色马尔可夫链的接收机钟差预测模型, 并通过实际算例验证了该模型在钟差预测方面的有效性与可行性, 为钟差预测问题的解决提供了有益的探索和尝试。

钟差预测精度的提高可以增强其辅助RAIM算法进行故障卫星检测与识别的效果, 后续工作将集中于钟差辅助RAIM算法的研究; 另外, 在3颗卫星的条件下, 引入钟差辅助进行GPS不完整星座定位也有待于进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 王尔申, 张淑芳, 胡青. 基于时钟偏差模型的GPS不完整星座定位方法[J]. 大连海事大学学报, 2009, 35(2): 59-61. WANG Er-shen, ZHANG Shu-fang, HU Qing. Incomplete constellation positioning method for GPS receiver augmented with clock bias model[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2009, 35(2): 59-61.
- [2] 郑睿, 陈杰. 信号短暂缺失下的非完备GPS定位算法研究[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(4): 496-500. ZHENG Rui, CHEN Jie. New algorithm of GPS positioning in incomplete condition of temporal insufficient signal[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 38(4): 496-500.
- [3] HEWITSON S, WANG J L. GNSS receiver autonomous integrity monitoring(RAIM) performance analysis[J]. GPS Solutions, 2006, 10: 155-170.
- [4] 王梦丽, 刘文详, 王飞雪. 基于精密时频预测的定位域和测速域RAIM可用性增强方法[J]. 宇航学报, 2009, 30(3): 961-966. WANG Meng-li, LIU Wen-xiang, WANG Fei-xue. RAIM availability augmentation algorithm in position and velocity domain aided by precise forecasted time and frequency[J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(3): 961-966.
- [5] 王永超, 黄智刚. 时钟改进模型辅助RAIM算法研究[J]. 电子学报, 2007, 35(6): 1084-1088. WANG Yong-chao, HUANG Zhi-gang. Research on receiver autonomous integrity monitoring augmented with improved clock bias model[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(6): 1084-1088.
- [6] HUANG N E, WU M L, QU W D, et al. Applications of Hilbert-Huang transform to non-stationary financial time series analysis[J]. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 2003, 19(3): 245-268.
- [7] KOKSAL E. Hybrid control of a mechatronic system: fuzzy logic and Grey system modeling approach[J]. IEEE Transactions on Mechatronics, 2007, 12(6): 703-710.
- [8] HUANG G J. Gray forecast approach for developing distance learning and diagnostic systems[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics Part C, 2007, 37(1): 98-108.
- [9] ELFEKI A, DEKKING M. A Markov chain model for subsurface characterization: Theory and applications[J]. Math Geol, 2001, 33(5): 569-589.
- [10] SHUN F S, CHAN B L, YEN T H. A high precision global prediction approach based on local prediction approaches [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics Part C, 2002, 32(4): 416-425.

编辑 漆 蓉