

地球极移参数高精度双差分 LS+AR 预报方法研究

陈 略^{1,2} 唐歌实^{1,2} 许雪晴³ 胡松杰^{1,2}
孙 靖^{1,2} 刘 也^{1,2}

1 北京航天飞行控制中心,北京市,100094
2 航天飞行动力学技术重点实验室,北京市北清路 26 号,100094
3 中国科学院上海天文台,上海市南丹路 80 号,200030

摘 要: 提出基于双差分最小二乘 LS+AR 模型的高精度极移参数预报方法。首先,对极移数据进行双差分处理,用以增强数据平稳性,获取差分极移数据,并采用 LS 方法对差分极移数据进行拟合,获取极移残差数据;其次,利用 AR 模型对极移残差数据进行预报;然后,综合 LS 外推预报值与 AR 模型预报值获取差分极移预报值;最后,对差分极移预报结果进行逆双差分处理,获取高精度的极移预报值。将该方法应用于实际极移参数预报中,结果表明,1 d 的极移 X 分量(PMX)预报精度优于 0.25 mas,极移 Y 分量(PMY)预报精度优于 0.2 mas。将该预报结果与国际 EOP_PCC 预报结果对比表明,极移短期预报精度与 EOP_PCC 预报结果相当,1 d 的预报精度略优于 EOP_PCC 预报结果。

关键词: 地球极移参数;预报;双差分处理;最小二乘;AR 模型

中图分类号: P227 **文献标识码:** A

极移预报、UT1-UTC 预报^[1-2]和日长预报^[3-4]是地球定向参数 EOP 预报中的热点内容。极移预报方法包括最小二乘(LS)外推法、最小二乘联合自回归分析法(LS+AR)、神经网络预报法、最小二乘卡尔曼滤波预报法和小波分解与自回归分析法等^[5-9]。其中 LS+AR 预报方法被认为是短期(30 d)EOP 预报精度最高的方法之一。但现有的 LS+AR 预报方法在对数据平稳性要求方面的研究较为欠缺,从而在一定程度上影响了 EOP 的预报精度。

本文针对 EOP 中的极移预报问题,从数据平稳特性出发,提出了双差分 LS+AR 预报方法,用于对 EOP 极移的高精度预报,并获取了高精度 EOP 极移的短期预报结果。

1 基本理论与方法

1.1 LS 模型

极移参数在进行最小二乘拟合时,模型包括线性项与周期项(Chandler 摆动、周年项、半年项及 1/3 年项等^[7]),其最小二乘模型如下:

$$X(t) = A + Bt + Ct^2 + D_1 \cos(\frac{2\pi t}{p_1}) + D_2 \sin(\frac{2\pi t}{p_1}) + E_1 \cos(\frac{2\pi t}{p_2}) + E_2 \sin(\frac{2\pi t}{p_2}) + \dots \quad (1)$$

式中, t 为序列的 UTC 时间,单位为 a; A 、 B 、 C 、 D_1 、 D_2 、 E_1 、 E_2 , \dots 为模型的拟合参数; p_1 、 p_2 、 \dots 为拟合周期,可根据实际情况确定模型形状。

1.2 AR 模型^[10]

AR 模型表示平稳随机序列 x_t ($t=1,2,\dots,N$) 在 t 时刻以前的规律性变化和 t 时刻白噪声的关系,其数学模型为:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + a_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i x_{t-i} + a_t \quad (2)$$

式中, φ_1 、 φ_2 、 \dots 、 φ_p 为模型参数, a 为白噪声, p 为模型阶数, $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$, σ_a^2 为白噪声的方差。式(2)称为 p 阶自回归模型,简记为 AR(p)。

运用 AR 模型的关键在于确定合适的模型阶数 p ,本文采用 FPE 准则来确定。FPE 准则函数为:

$$\text{FPE}(p) = \frac{N+p}{N-p} \sigma_n^2 \tag{3}$$

式中, N 为样本量, σ_n^2 为模型残差的均方差。

1.3 精度评估

采用国际上通用 EOP 预报精度评估准则——平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 进行预报精度评估, 其公式如下:

$$\text{MAE}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (|p_j^i - o_j^i|) \tag{4}$$

式中, o 为实际观测值, p 为预报值, i 为预报跨度, n 为预报期数。

2 双差分 LS+AR 预报方法

设 x_t 为变量 x 在 t 时刻的取值, $\Delta x = x_{t+1} - x_t$ 称为一阶差分, 则二阶差分定义如下:

$$\Delta^2 x_t = \Delta(\Delta x) = \Delta(\Delta x_{t+1} - \Delta x_t) = x_{t+2} - 2x_{t+1} + x_t \tag{5}$$

二阶差分即本文所论述的双差分。按照式 (5), 首先对极移参数时间序列 $x_i (i=1, \dots, N)$ 分别进行一阶差分与双差分, 得到时间序列 Δx_i 和 $\Delta^2 x_i (i=1, \dots, N-2)$, N 为极移参数时间序列个数。

时间序列 $\Delta^2 x_i$ 按照 § 1 中的 LS+AR 理论与方法, 进行极移参数外推预报, 得到双差分结果的预报时间序列 $\Delta^2 \hat{x}_i (i=1, \dots, p)$, 其中 p 为极移参数总的预报期数。

最后, 将极移参数预报时间序列结合一阶差分与原极移参数时间序列, 进行逆双差分处理, 即获得原极移参数的预报值。其中逆双差分处理的过程如下:

$$\hat{x}_{N+1} = x_N + \Delta x_{N-1} + \Delta^2 \hat{x}_1 \tag{6}$$

$$\hat{x}_{N+i} = \hat{x}_{N+i-1} + \Delta \hat{x}_{N+i-2} + \Delta^2 \hat{x}_i \tag{7}$$

其中, $\hat{x}_i, \Delta \hat{x}_i, \Delta^2 \hat{x}_i$ 均表示预报结果, $i=2, \dots, p$ 。式 (6) 为 1 d 的预报结果, 式 (7) 为 2 d 以上的预报结果。

双差分 LS+AR 的极移参数预报方法的数据处理流程如图 1 所示。对要分析的极移参数进行两次差分处理, 即两次前后时刻的极移参数相减, 得到差分极移数据, 分析该数据的平稳性; 利用最小二乘方法对差分极移数据进行拟合和外推; 差分极移数据减去 LS 拟合值, 得到极移残差数据; 利用 AR 方法对残差数据预报; 综合 LS 外推值与 AR 预报值, 获取差分极移预报值; 对差分极移进行二次逆差分处理, 获得最终的极移预报值; 利用 MAE 准则对预报结果进行精度评估。

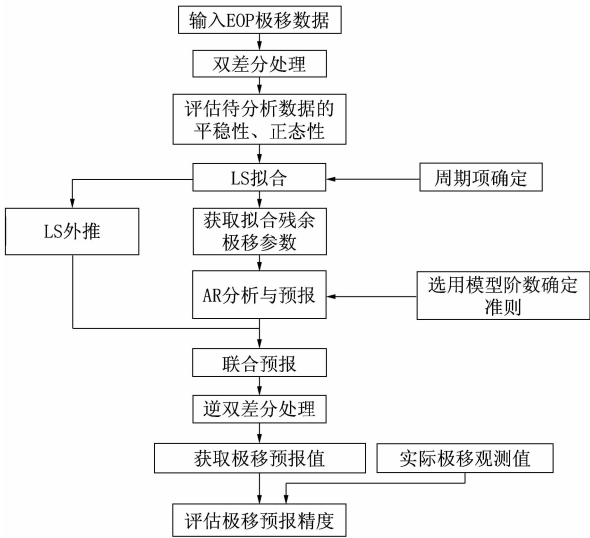


图 1 双差分 LS+AR 极移参数预报流程图
Fig. 1 The flow chat of dual differential LS+AR polar motion prediction

3 计算分析

利用 IERS 公布的 EOP 数据进行预报与精度验证。选取 EOP 05C04 的极移数据进行分析, 便于与 EOP_PCC 结果进行比较。数据采样时间为 1989-01-01~2009-12-31, 采样频率为 1 点/d, 预报跨度 1~30 d, 预报期数为 200。

图 2 为 1989~2009 年的极移 X 分量 PMX 随时间的变化图。可以看出, PMX 随着时间呈现出明显的周期性。选用 2 次线性函数和 435.24 d (Chcendler 摆动周期)、1 a、1/2 a、1/3 a 周期项函数, 利用最小二乘方法对原始 PMX 进行拟合。图 3 为 1989~2009 年 PMX 直接 LS 拟合的结果, 可以看出, 直接对极移进行 LS 拟合时, 残差序列有较明显的波动, 其平稳性较差。因此, 对 EOP 极移原始序列进行双差分, 得到差分极移数据后, 再利用最小二乘方法对差分极移数据进行拟合, 并得到拟合后的残差, 结果如图 4 所示。最小二乘拟合过程中, 由差分原理可知, 差分极移并不改变极移分量中的周期成分, 因此, 选择相同的

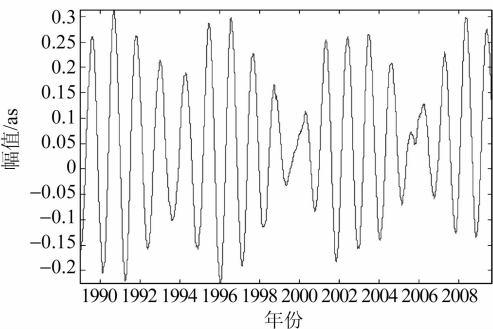


图 2 1989~2009 年 PMX 的时间序列分布图
Fig. 2 PMX distribution map from 1989 to 2009

周期项与二次线性函数进行最小二乘参数估计。从图4看出,经过双差分后的最小二乘极移残差具有明显的平稳性,这为后续利用AR方法进行预测提供了有利条件。

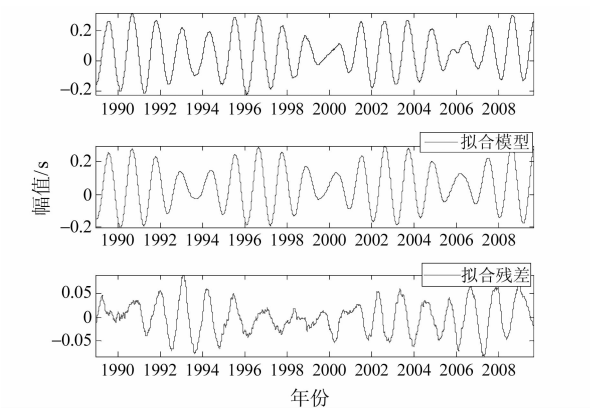


图3 1989~2009年PMX直接LS拟合结果
Fig.3 The LS fit results of PMX from 1989 to 2009

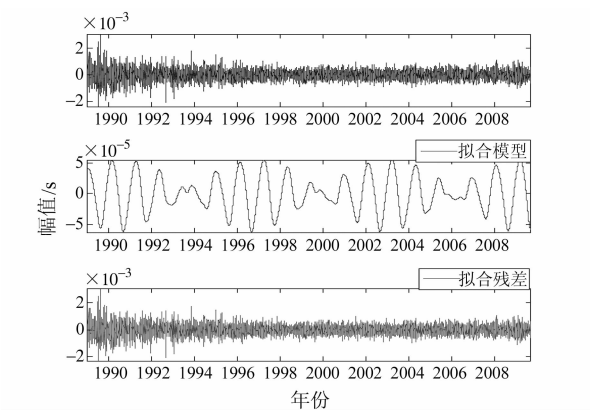


图4 1989~2009年PMX双差分LS拟合结果
Fig.4 The dual differential LS fit results of PMX from 1989 to 2009

同理,极移PMY的时间序列分布如图5所示,双差分后的LS拟合结果如图6所示。可以看出,经双差分后的最小二乘极移残差呈现出较好的平稳性。根据图1的方法流程,利用LS所得参数进行外推,利用AR模型对LS拟合后的残差进行预报,将LS外推值与AR模型外推值

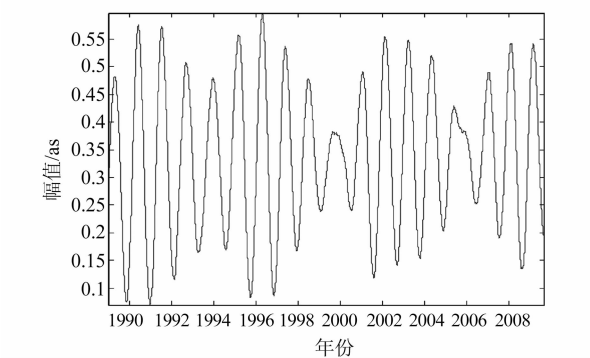


图5 1989~2009年PMY的时间序列分布
Fig.5 PMY distribution map from 1989 to 2009

相加,得跨度为1d的预报值。依此类推,可获得不同跨度的预报结果。预报200d的结果,利用平均绝对误差准则评估EOP极移预报精度(表1)。

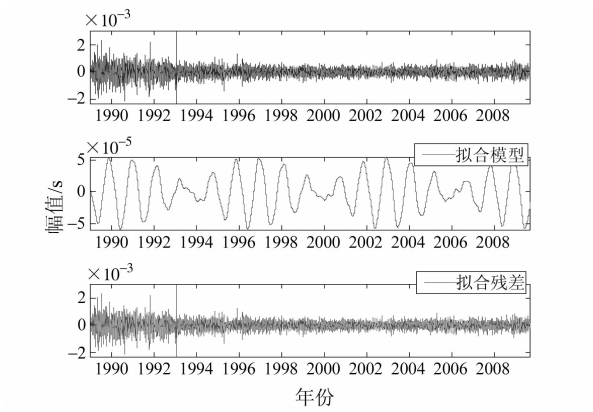


图6 1989~2009年PMY双差分LS拟合结果
Fig.6 The dual differential LS fit results of PMY from 1989 to 2009

表1 极移短期预报的MAE结果
Tab.1 The MAE results of polar motion short term prediction

预报跨度/d	PMX 预报误差/as	PMY 预报误差/as
1	0.000 223 413	0.000 179 706
2	0.000 612 585	0.000 400 436
3	0.001 052 364	0.000 587 206
4	0.001 554 902	0.000 784 890
5	0.002 055 602	0.000 947 374
6	0.002 534 349	0.001 103 263
7	0.002 937 749	0.001 262 812
8	0.003 316 981	0.001 392 998
9	0.003 668 792	0.001 512 622
10	0.003 993 387	0.001 635 664
15	0.005 177 776	0.002 316 445
20	0.006 501 126	0.002 978 647
25	0.008 529 638	0.003 457 169
30	0.010 665 931	0.003 994 922

将本文方法参与全球性EOP预报比对活动(earth orientation parameters prediction comparison campaign,EOP_PCC)。EOP_PCC比对分为10d超短期预报、30d短期预报和500d长期预报,将本文所得结果分别比对分析超短期与短期预报结果。图7为EOP_PCC的预报结果,图8为本文的预报结果。

可以看出,本文1d的PMX预报精度优于0.25 mas,PMY预报精度优于0.2 mas,而EOP_PCC^[1]1d的PMX预报误差在0.5 mas水平,1d的PMY预报误差在0.35 mas水平。对于1d的预报精度,本文结果略优于EOP_PCC。

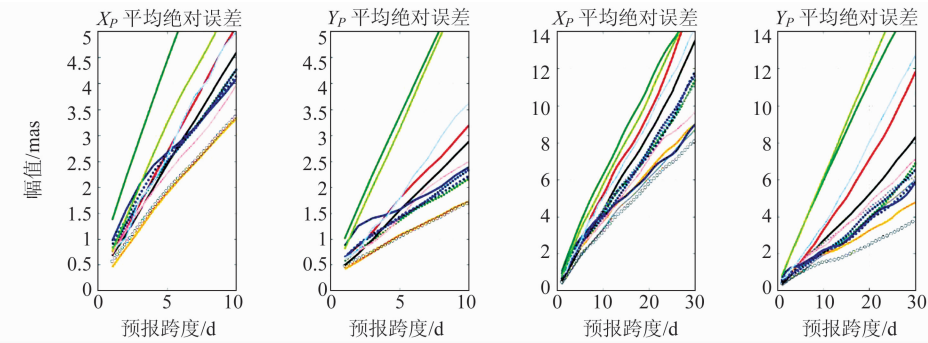


图 7 EOP_PCC 极移参数预报结果
Fig. 7 Polar motion prediction result of EOP_PCC

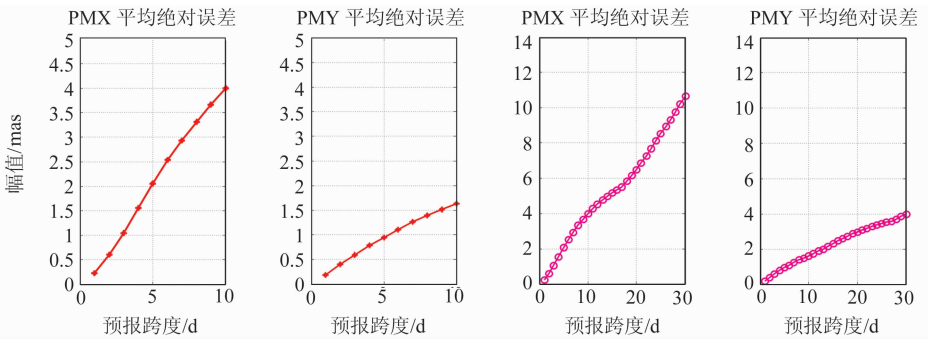


图 8 本文的极移参数预报结果
Fig. 8 Polar motion prediction result of this paper

4 结 语

1)本文提出极移参数双差分 LS+AR 预报方法,并详细阐述了预报的理论方法与流程。
2)计算结果表明,本文的 EOP 短期极移预报精度与 EOP_PCC 相当。其中本文 1 d 的 PMX 预报精度优于 0.25 mas,PMY 预报精度优于 0.2 mas,此结果优于 EOP_PCC 的 1 d 预报精度。
3)本文提出的差分预报方法可推广到 EOP 中的 UT1-UTC 和日长参数的高精度预报。

参考文献

[1] Niedzielski T,Kosek W. Prediction Analysis of UT1-UTC Time Series by Combination of the Least-Squares and Multivariate Autoregressive Method[C]. International Association of Geodesy Symposia,Rome,2012

[2] Niedzielski T,Kosek W. Prediction of UT1-UTC,LOD and AAM χ^3 by Combination of Least-Squares and Multivariate Stochastic Methods[J]. Journal of Geodesy,2008,82(2): 83-92

[3] 刘建,王琪洁,张昊. 利用端部效应改正的 LS+AR 模型进行日长变化预报[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2013,38(8):916-919(Liu Jian,Wang Qijie,Zhang Hao. Prediction of LOD Change Based on the LS and AR Model with Edge Effect Corrected[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2013,38(8):916-919)

[4] 孙张振,徐天河. 基于 LS+AR 模型的 LOD 预报及其周期项影响分析[J]. 大地测量与地球动力学,2013,33(4):68-

72(Sun Zhangzhen,Xu Tianhe. Prediction of Length of Day Based on LS+AR Model and Accuracy Analysis of Different Cycle Term[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics,2013, 33(4):68-72)

[5] Xu X Q,Zhou Y H,Liao X H. Short-Term Earth Orientation Parameters Predictions by Combination of the Least-Squares,AR Model and Kalman Filter[J]. Journal of Geodynamics,2012,62(8):83-86

[6] Guo J Y,Li Y B,Dai C L,et al. A Technique to Improve the Accuracy of Earth Orientation Prediction Algorithms Based on Least Squares Extrapolation[J]. Journal of Geodynamics,2013,70(10),36-48

[7] 许雪晴,周永宏. 地球定向参数高精度预报方法研究[J]. 飞行器测控学报,2010,29(2):70-76 (Xu Xueqing,Zhou Yonghong. High Precision Prediction Method of Earth Orientation Parameters [J]. Journal of Spacecraft TT&C Technology,2010,29(2):70-76)

[8] Baki I H. Polar Motion Modeling,Analysis,and Prediction with Time Dependent Harmonic Coefficients[J]. Journal of Geodynamics,2008,82(12):871-881

[9] Dill R,Dobslaw H,Thomas M. Combination of Modeled Short-Term Angular Momentum Function Forecasts from Atmosphere, Ocean, and Hydrology with 90-Day EOP Predictions[J]. Journal of Geodynamics, 2013, 87(6):567-577

[10] 杨叔子. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2007(Yang Shuzi. Time Series Analysis in Engineering Application[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press,2007)

Research on High Accuracy Dual Differential LS+AR Method
in Earth Polar Motion Parameters Prediction

CHEN Lue^{1,2} TANG Geshi^{1,2} XU Xueqing³ HU Songjie^{1,2} SUN Jing^{1,2} LIU Ye^{1,2}

1 Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China

2 National Key Laboratory of Science and Technology on Aerospace Flight Dynamic, 26 Beiqing Road, Beijing 100094, China

3 Shanghai Astronomical Observatory, CAS, 80 Nandan Road, Shanghai 200030, China

Abstract: This paper proposes a high accuracy prediction method for Earth polar motion parameters, using a dual differential least-squares (LS) and autoregressive (AR) model. Firstly, Earth polar motion parameters are calculated by dual differential methods to obtain differential results. The stationarity of differential polar motion parameters is improved. The LS method is utilized to fit the differential polar motion parameters to obtain the residual results. Secondly, the AR model is utilized to analyze the residual polar motion parameters. Thirdly, the extrapolated results of LS and AR model prediction results are combined to obtain the differential prediction results. Finally, the differential prediction results are calculated by inverse dual differential methods, to obtain the final prediction results. The proposed method is applied to the real Earth polar motion parameters prediction. The results show that 1 day’s PMX prediction accuracy is better than 0.25 mas, and 1 day’s PMY prediction accuracy is better than 0.2 mas. These results are compared with EOP_PCC results. It shows that this paper’s polar motion parameters short term prediction accuracy is close to EOP_PCC good prediction accuracy, and that 1 day’s prediction accuracy is a little better than EOP_PCC 1 day’s prediction accuracy.

Key words: Earth polar motion parameters; prediction; dual differential; least-squares; AR model

湖北省地震局开展 2015 年长江三峡
175 m 试验性蓄水地震应急演练

为进一步提高湖北省地震系统地震应急决策、指挥、协调能力,有效应对长江三峡 175 m 试验性蓄水期间可能诱发的地震灾害,2015-09-10 湖北省地震局与三峡枢纽建设运行管理局合作开展了 2015 年长江三峡 175 m 试验性蓄水地震应急演练。来自湖北省地震局、三峡枢纽建设运行管理局、宜昌市地震局和荆州市地震局的工作人员参加了本次演练。

演练模拟宜昌市秭归县茅坪镇发生 M4.8 级地震,震源深度 9 km。模拟地震于 08:15 触发,湖北省地震局根据《湖北省地震局地震应急预案》启动Ⅱ级应急响应,各专业组迅速到应急指挥大厅集结,成立应急指挥部,有序开展各项推演工作;湖北省地震局现场工作队快速集结,由秦小军副局长带队,赶赴震区;到达震中后,立即与三峡枢纽建设运行管理局、宜昌市地震局和荆州市地震局工作人员会合,组成现场指挥部,开展各项现场应急处置工作,完成了视频直播、灾情调查上报、信息通报和现场流动监测等演练科目。

本次演练,湖北省地震局首次增加了区域联动协作演练环节,要求宜昌市地震局、荆州市地震局在收到应急演练短信后,迅速开展相关应急处置工作,共同参与应急拉动演练。演练的顺利开展,使各单位应急人员进一步熟悉了地震应急处置流程,提高了湖北省三峡地区各级地震部门之间的应急联动协作能力,取得了良好效果。

(吴永璟)