

文章编号:1671-8860(2013)08-0916-04

文献标志码:A

利用端部效应改正的 LS+AR 模型进行日长变化预报

刘 建¹ 王琪洁¹ 张 昊¹

(1 中南大学地球科学与信息物理学院,长沙市麓山南路 932 号,410083)

摘要:针对 LS+AR 模型在日长变化预报过程中存在的端部效应现象,采用时间序列分析方法对日长变化的序列进行外推,形成一个新的序列,用这个新序列求得 LS 模型的系数,然后再用 LS+AR 模型对日长变化原始序列进行预报。实验结果表明,利用端部效应改正的 LS+AR 模型与 LS+AR 模型相比,在日长变化的预报精度上有一定的改善,尤其在跨度为中长期时改善更为明显。

关键词:端部效应;日长变化;预报;LS+AR 模型

中图法分类号:P227.1

地球自转运动主要包括极移(polar motion, PM)和日长变化(length of day, LOD)两部分,二者统称为地球定向参数(Earth orientation parameters, EOP)。天文学和测地学的许多重要任务要求在地球参考框架和天球参考框架之间进行精确转换,这就需要及时获取高精度的 EOP^[1]。同时,高精度的 EOP 在卫星导航、深空探测以及军事领域中也有重要的作用^[2-3]。现代空间大地测量技术(如甚长基线干涉(VLBI)、人卫激光测距(SLR)和全球定位系统(GPS))是获取 EOP 的主要方式,然而,复杂的资料处理过程使得 EOP 的获取存在时间延迟,因此, EOP 的高精度预报方法具有重要的研究意义^[3]。

关于 EOP 中日长变化的预报方法,国内外学者建立了许多不同的模型。早期主要是最小二乘外推法(least squares extrapolation, LS),该方法是针对日长变化序列中周期长度为 1、1/2 和 1/3 周年等确定性趋势项建立一个最小二乘外推模型,具体方法为利用一段日长变化观测序列进行最小二乘拟合求解模型参数,从而实现对未来日长变化序列的外推预报。后来出现了多模型的组合方法,这些方法大多都是最小二乘外推与其他方法组合进行日长变化预报,如文献[4]提出了最小二乘和人工神经网络组合模型(LS+ANN),文献[5-6]提出了最小二乘和自回归组合模型(LS

+AR)。这些组合模型都是首先建立最小二乘外推模型,获得日长变化的残差序列和外推值,然后用其他方法对残差序列进行预测,而最终日长变化的预报值为最小二乘外推值与残差序列预测值之和。

以上针对日长变化序列的预测,不管是单一模型方法还是组合模型,都是基于最小二乘外推模型进行拟合及外推,获得趋势项值及其外推值。然而,由于实际序列的有限性,在用最小二乘模型进行拟合时,在拟合序列的两端势必会出现畸变现象(在数据处理中称为端部效应)^[7],导致趋势项外推值和残差序列预测值出现偏差,最终导致日长变化序列的预测值不准确。因此,本文针对端部效应现象,在对日长变化序列进行最小二乘外推之前,首先用时间序列分析方法对原始序列进行外推,形成一个新的序列,用这个新序列求得 LS 模型的系数,然后再用 LS+AR 模型对日长变化原始序列进行预报。将本文提出的模型称之为利用端部效应改正的 LS+AR(edge-effect corrected LS+AR, ECLS+AR)模型。

1 预报方法

首先对原始的日长变化序列进行预处理,然后再用本文方法进行预报。本文方法是一种组合

收稿日期:2013-05-05。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(U1231105,10878026);国家 863 计划资助项目(2012AA121301)。

模型,本节中将分别对 ECLS 模型和 AR 模型建模过程进行介绍。

1.1 数据预处理

本文选用的日长变化序列资料取自国际地球自转和参考系服务(IERS)的 EOP05C04 序列,时间跨度为 1990~2012 年,采样间隔为 1 d。日长变化中包含周期性的变化,其中,对于周期为 5 d ~18.6 a 的 62 个固体地球带谐潮引起的日长周期性变化作了计算和扣除^[8],而扣除了这些潮汐影响的日长变化,称之为 LODR。下文中对日长变化的预报都是针对 LODR 的预报。

1.2 ECLS 模型

日长变化序列扣除了潮汐影响后,还有另外一些周期性变化,如季节性变化的周年项和半年项等,这些周期趋势项部分采用最小二乘模型进行拟合,然后外推预报^[9]。拟合外推模型的数学表达式为:

$$\begin{aligned} L(t) = & At^2 + Bt + C + D_1 \sin\left(\frac{2\pi t}{P_1}\right) + \\ & D_2 \cos\left(\frac{2\pi t}{P_1}\right) + E_1 \sin\left(\frac{2\pi t}{P_2}\right) + E_2 \cos\left(\frac{2\pi t}{P_2}\right) + \\ & F_1 \sin\left(\frac{2\pi t}{P_3}\right) + F_2 \cos\left(\frac{2\pi t}{P_3}\right) \end{aligned} \quad (1)$$

式中,L(t)为去除潮汐影响后的日长变化,t 为时

间;A、B 和 C 表示 LODR 序列长期趋势项参数;D₁ 和 D₂ 表示 LODR 序列周年项参数;E₁ 和 E₂ 表示 LODR 序列半周年项参数;F₁ 和 F₂ 表示 LODR 序列 1/3 周年项参数;P₁、P₂ 和 P₃ 的取值分别为 1、1/2 和 1/3,在进行拟合时单位换算为 a。

ECLS 模型与 LS 模型的区别是:在对 LODR 序列建立趋势项模型之前,首先对 LODR 序列用时间序列分析方法进行外推,具体方法如下所示。

1) 针对 LODR 的原始数据,由于该数据含有很明显的趋势项,首先用最小二乘模型拟合外推趋势项,然后用 AR 模型外推残差项,最后两者之和就是最终的外推值(外推值的个数选为 500)。这样,原始数据加上外推的 500 个数据就形成了一个新的序列。

2) 用获得的新序列去重新建立最小二乘模型,得到最小二乘模型的系数,然后进行外推。

图 1 为用 ECLS 模型和 LS 模型对 LODR 序列进行拟合的绝对差值图,选用的时间段为训练数据末端 300 d 的数据,年份为 2004 年。其中,实线为 ECLS 模型的拟合绝对差值图,虚线为 LS 模型的拟合绝对差值图。

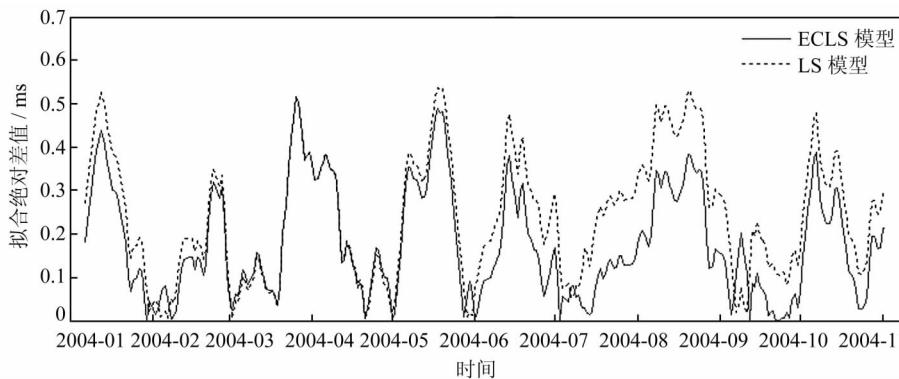


图 1 基于不同模型的拟合绝对差值图

Fig. 1 Absolute Errors of Fitting Based on Different Algorithms

从图 1 中可以看出,ECLS 模型与 LS 模型相比,前者拟合的 LODR 序列结果更加准确,这也说明 ECLS 模型能够改善 LS 模型拟合出现的端部效应现象,使 LODR 序列的尾部拟合的残差值更接近于零。

要注意的是,用时间序列分析方法外推获得的新序列只是用于确定最小二乘外推模型的系数,而在后面的预报过程中仍然是用原始的 LODR 序列。

1.3 AR 模型

不管是用 ECLS 模型方法还是 LS 模型方法,最终得到的是 LODR 序列的确定性趋势项部分的拟合序列和外推值,而关于残差序列(原始 LODR 序列减去拟合序列的差值)的预报,本文采用 AR 模型,这样,日长变化序列的预报值就为外推值与 AR 模型预报值之和。

AR 模型^[10]是对平稳时间序列 z_t ($t = 1, 2, \dots, n$) 建立的一个概率统计模型,描述了时间序列 z_t 与 t 时刻以前的规律变化和 t 时刻的白噪声之间的关系,其数学模型为:

$$z_t = \sum_{j=1}^p \varphi_j z_{t-j} + \alpha_t \quad (2)$$

其中, $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 为模型参数; α_t 为白噪声; p 为模型阶数。式(2)为 p 阶自回归模型, 简称为 AR(p)。

在使用 AR 模型进行时间序列预报时, 关键在于确定 AR 模型的阶数 p 。AR 模型的定阶准则主要有终预误差准则、信息论准则和传递函数准则 3 种, 这 3 种准则在实际应用中是等效的。本文采用应用相对广泛的终预测误差准则来确定 AR 模型的阶数 p 。

终预误差准则:

$$F(M) = P_M(N+M+1)/(N-M-1) \quad (3)$$

其中,

$$P_M = \frac{1}{N-M} \sum_{t=M+1}^N (z_t - \sum_{j=1}^M \varphi_j z_{t-j})^2 \quad (4)$$

对于平稳时间序列 z_t ($t=1, 2, \dots, n$), P_M 为用 AR 模型去拟合 z_t 的剩余均方误差, 当 $M=1, 2, \dots, N$ 时, 使得终预误差值 $F(M)$ 取最小值的 M 作为 AR 模型的阶 p ^[1]。AR 模型的参数采用 Le-Vinson 递推算法求得。

1.4 精度评定

为了衡量预报结果的精度, 本文采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 作为精度评定指标^[11], 其计算式为:

$$MAE_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |p_j^i - o_j^i|$$

式中, MAE_i 为预报跨度为 i 的平均绝对误差; p_j^i 为 j 点的预测值; o_j^i 为 j 点的实际值; i 为预报跨度; N 为预报期的长度。

2 实验分析

本文选用 1990-01-01~2011-12-14 期间的日长变化数据进行实验, 其中, 2005-01-01~2011-12-14 共 7 a 的数据作为预报期。

为了验证本文提出的 ECLS+AR 模型相对于 LS+AR 模型在日长变化预报上的精度改善, 本文分别用这两种模型方法对日长变化序列进行了 1, 3, 5, 10, 20, 30, … 390 d 的预报。各种跨度的预报值序列与 LODR 序列之间的差值见表 1, 其中, 表 1 中的第 4 列为 ECLS+AR 模型相对于 LS+AR 模型预报精度的改善情况。

从表 1 中可以发现, ECLS+AR 模型相对于 LS+AR 模型预报精度在各个跨度都有一定程度的改善。其中, 跨度为 1~30 d 的预报, 精度改善

在 10% 之内; 从 30 d 开始, ECLS+AR 模型的精度改善越来越明显, 最大改善达 37%, 且最后保持在 30% 左右, 这也证明了 ECLS+AR 模型在跨度为中长期时改善更为明显。

表 1 两种模型日长变化预报结果的比较

Tab. 1 Comparison of Prediction Results of LOD Between Two Different Algorithms

跨度	LS+AR /(ms · d ⁻¹)	ECLS+AR /(ms · d ⁻¹)	精度改善 百分比/%
1	0.023	0.022	4
3	0.068	0.067	1
5	0.098	0.095	4
10	0.145	0.139	4
20	0.187	0.176	6
30	0.204	0.187	8
60	0.249	0.197	21
90	0.295	0.245	17
120	0.331	0.272	18
180	0.387	0.260	33
240	0.429	0.271	37
300	0.464	0.309	33
360	0.506	0.326	36
390	0.533	0.362	32

两种模型的平均绝对误差值图见图 2。

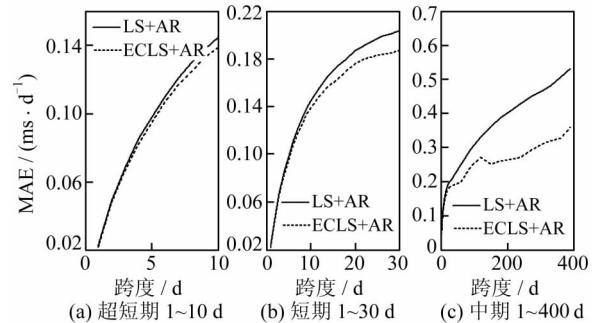


图 2 两种模型所作的不同跨度日长变化预报的精度比较

Fig. 2 Comparison of Prediction Accuracies of Different Intervals for LOD Between Two Different Models

3 结语

实验结果表明, 本文提出的 ECLS+AR 模型在日长变化序列的预报精度上优于 LS+AR 模型, 特别在中长期的预报上改善更为明显。

同时, 在实验过程中发现, 时间序列分析方法对日长变化原始序列外推个数的确定及建立模型过程中训练数据长度的选取都影响着预报的精度, 本文没有进行深度的验证, 只是选取了实验过程中相对较优的预报结果, 笔者将对此进行进一步研究。另外, 由于日长变化和大气角动量轴向

分量有着密切的关系^[12-14],下一步的研究中将会联合日长变化序列及大气角动量序列进行日长变化的预报。

参 考 文 献

- [1] 叶叔华,黄城. 天文地球动力学[M]. 济南:山东科学技术出版社,2000
- [2] Wang Q J, Liao D C, Zhou Y H. Real-time Rapid Prediction of Variations of Earth's Rotational Rate [J]. Chinese Science Bulletin, 2008, 53(7): 969-973
- [3] Akyilmaz O, Kutterer H. Prediction of Earth Rotation Parameters by Fuzzy Inference Systems [J]. Journal of Geodesy, 2004, 78: 82-93
- [4] Schuh H, Ulrich M, Egger D, et al. Prediction of Earth Orientation Parameters by Artificial Neural Networks[J]. Journal of Geodesy, 2002, 76: 247-258
- [5] Kosek W, McCarthy D D, Johnson T J, et al. // [M] Finkelstein A, Capitaine N. Astrometry, Geodynamics and Solar System Dynamics: from Milliarcseconds to Microarcseconds. St. Petersburg: Inst. of Applied Astronomy of the Russian Acad. of Sciences, 2004
- [6] Kosek W, Kalarus M, Niedzielski T // [M] Capitaine N. The Celestial Reference Frame for the Future. Paris: Observatoire de Paris Systèmes de Référence Temps-Espace UMR8630/CNRS, 2008
- [7] Zheng D, Chao B F, Zhou Y, et al. Improvement of Edge Effect of the Wavelet Time-frequency Spec-
- [8] Mc Carthy D D, Petit G. IERS Convention(2003) [R]. IERS Technical Note 32, Paris, 2003
- [9] Niedzielski T, Kosek W. Prediction of UT1-UTC and AAM χ_3 by Combination of Least Squares and Multivariate Stochastic Methods[J]. Journal of Geodesy, 2008, 82: 83-92
- [10] 刘大杰,陶本藻,朱建军,等. 实用测量数据处理方法[M]. 北京:测绘出版社,2000,83-99
- [11] 张昊,王琪洁. 对钱德勒参数进行时变修正的 CLS + AR 模型在极移预测中的应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(3): 286-289
- [12] 蒋敏,钟敏,闫昊明. 1950~2003 年日长近 120 天准周期振荡和厄尔尼诺现象[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2003, 28(6): 703-705
- [13] 王琪洁,廖德春,周永宏,等. 大气角动量函数在日长变化非线性预报中的重要作用[J]. 天文学报, 2008, 49: 93-100
- [14] Zhou Y H, Salstein D A, Chen J L. Revised Atmospheric Excitation Function Series Related to Earth's Variable Rotation Under Consideration of Surface Topography[J]. JGR, 2006, 111(D12): 1-11

第一作者简介:刘建,硕士生,主要研究方向为地球自转参数预报及测量数据处理。

E-mail: ktvop@126.com

Prediction of LOD Change Based on the LS and AR Model with Edge Effect Corrected

LIU Jian¹ WANG Qijie¹ ZHANG Hao¹

(1 School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, 932 South Lushan Road, Changsha 410083, China)

Abstract: Aiming to resolve the edge effect in the process of predicting length of day (LOD) by the least squares and autoregressive (LS+AR) model, we employed a time series analysis model to extrapolate LOD series and produce a new series. Then, we used the new series to solve the coefficients for the LS model. At last, we used the LS+AR model to predict the LOD series again. By comparing the accuracy of LOD prediction by edge-effect corrected LS + AR and that by LS+AR, we conclude that edge-effect corrected LS+AR can improve the prediction accuracy, especially for medium-term and long-term predictions.

Key words: edge effect; LOD change; prediction; least squares and autoregressive model

About the first author: LIU Jian, postgraduate, majors in prediction of Earth rotation parameters and measurement data processing.
E-mail: ktvop@126.com