引文格式:孔巧丽,吴普轩,薄国立,等.顾及周期项时变特性的DE+LS+AR高精度极移预报方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(5):925-934.DOI:10.13203/j.whugis20250358

Citation: KONG Qiaoli, WU Puxuan, BO Guoli, et al. A Novel High-Precision Polar Motion Prediction Method Considering Time-Varying Characteristics of Annual and Chandler Components by DE+LS+AR[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(5):925-934.DOI:10.13203/j.whugis20250358

顾及周期项时变特性的DE+LS+AR高精度极移预报方法

孔巧丽[1] 吴普轩[1] 薄国立[1] 吴元伟[2] 李西顺[2]
乔海花[2] 杨旭海[2] 张璐璐[1] 景锡媛[1]

1 山东科技大学测绘与空间信息学院,山东 青岛,266590
2 中国科学院国家授时中心,陕西 西安,710699

摘 要:极移是地球和天球参考框架相互转换的关键参数,高精度极移预报在飞行器测定轨、实时定位与导航,以及深空探测等领域具有重要意义。为了提高极移预报精度,利用差分进化算法(differential evolution, DE)的全局优化能力,在顾及极移周年摆动和钱德勒摆动周期时变特性的基础上,改进经典最小二乘(least squares, LS)与自回归(autoregressive, AR)组合模型,建立DE+LS+AR极移预报组合模型。实验结果表明,在365 d的极移预报中,X和Y分量的预报精度分别优于11.60 m(″)和15.29 m(″),相对于Bulletin A分别提高37.97%和25.56%,相对于传统LS+AR模型分别提高15.82%和12.98%。实验证明,所提出的预报模型能够有效地捕捉极移数据中周期信号的时变特征,减轻传统LS外推法后期出现的相位漂移,显著提高中长期预报的准确性和鲁棒性。

关键词:极移预报;差分进化算法;周期信号;时变特性;LS+AR模型

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-11-09

DOI:10.13203/j.whugis20250358 **文章编号**:1671-8860(2026)05-0925-10

A Novel High-Precision Polar Motion Prediction Method Considering Time-Varying Characteristics of Annual and Chandler Components by DE+LS+AR

KONG Qiaoli[1] *WU Puxuan*[1] *BO Guoli*[1] *WU Yuanwei*[2] *LI Xishun*[2]
QIAO Haihua[2] *YANG Xuhai*[2] *ZHANG Lulu*[1] *JING Xiyuan*[1]

1 College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China
2 National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710699, China

Abstract: **Objectives:** Polar motion is a critical parameter for the transformation between terrestrial and celestial reference frames. The high-precision polar motion prediction is essential for the application fields such as satellite orbit determination, navigation, and deep space exploration. Traditional polar motion prediction methods, such as least squares (LS) and autoregressive (AR) model, typically assume that annual wobble (AW) and Chandler wobble (CW) have fixed periods. In reality, however, both AW and CW periods exhibit significant time-varying characteristics, which can lead to phase deviations in the medium- to long-term predictions, and ultimately degrade the prediction accuracy. **Methods:** To enhance the medium- to long-term polar motion predictions, this paper proposes a novel approach by integrating the global optimization capability of differential evolution (DE) algorithm into the classical LS+AR, namely DE+LS+AR. A key advancement is the explicit accommodation of time-varying periods of these two primary geophysical oscillations of AW and CW. First, DE algorithm is employed to adaptively determine the opti-

基金项目:国家自然科学基金(42374038);山东省自然科学基金(ZR2023MD072);中国科学院战略性科技先导专项(XDB1070203,XDB1070301,XDB1070302,XDB1070202,XDA0350305)。

第一作者:孔巧丽,博士,教授,研究方向为低轨卫星精密定轨。kqlabc3334@163.com

mal time-varying periods of AW and CW based on a 10-year sliding window, maximizing the merits of LS fitting model. Then, the optimized period parameters are incorporated into the LS model, and combined with AR model for fitting and extrapolation prediction of the polar motion series. **Results**: The experimental results demonstrate that for 365-day predictions, the accuracy of the proposed DE+LS+AR model is better than 11.60 m(″) and 15.29 m(″) in X and Y components, respectively. Compared with Bulletin A, it represents an improvement of 37.97% and 25.56% in X and Y components, respectively. And compared with the traditional LS+AR model, it represents an improvement of 15.82% and 12.98%, respectively. **Conclusions**: The DE algorithm effectively extracts and optimizes the non-stationary AW and CW periods of polar motion data. These findings confirm that the proposed novel prediction model can effectively capture the time-varying characteristics of the periodic signals in polar motion data. Thereby it can significantly mitigate the phase drift which occurs in the later stages of traditional LS extrapolation, and markedly improve the accuracy of medium- to long-term prediction.

Key words: polar motion prediction; differential evolution; periodic signal; time-varying characteristic; least squares (LS) and autoregressive (AR) model

地球定向参数(earth orientation parameters, EOP)是天球和地球参考系相互转换的关键参数[1],包括章动、岁差、极移和日长变化。高精度的EOP预报是实现飞行器测控、实时卫星导航、大地测量等领域的重要保障[2]。目前这项工作高度依赖国际地球自转与参考系服务组织(international earth rotation and reference systems service, IERS),由于复杂的激发因素,高精度极移预报一直是EOP预报中的难题之一[3]。

由于极移的周年摆动项(annual wobble, AW)和钱德勒摆动项(Chandler wobble, CW)具有一定的确定性,许多学者基于固定周期项展开了利用传统最小二乘(least squares, LS)和自回归模型(autoregressive, AR)进行极移预报的研究。文献[4]构造了一个包含线性趋势项、固定周年项和固定钱德勒项的最小二乘谐波模型;文献[5]采用AR模型对LS模型拟合后的残差序列进行拟合及预报,构建了LS+AR组合模型。近年来,许多学者在此基础上对该方法进行了改良,如文献[6]在LS+AR模型的基础上将卡尔曼滤波与AR模型相结合,提高了LS+AR模型的短期极移预报精度;文献[7]考虑到LS+AR对数据平稳性要求较高,提出了双差分LS+AR模型。虽然上述极移预报研究在传统LS的基础上取得了一定改进,但未能充分顾及CW和AW的时变特性。

顾及极移的CW和AW的时变特性[8-9],有助于提升极移预报精度。文献[10]提出了标准时频变换补偿策略,并提取了极移序列中的钱德勒周期和年周期的周期范围、即时振幅和相位,结果显示其CW和AW的周期分别在392~441 d和359~370 d的范围内变化,振幅变化范围较大,为28.9~185.6 m(″)。文献[11]分析了钱德勒项和周年项对预报精度的影响,实验结果证明,从已知观测数据提取出的周期会明显提高极移预报精度。顾及到极移序列中CW与AW的时变特性,文献[12]基于最小二乘时变外推模型(least squares extrapolation of variable harmonic model, VLS)和AR模型组合,构建了附有时变周期项参数的VLS+AR预报模型。得益于奇异谱分析(singular spectrum analysis, SSA)能够精确提取极移序列的周年项、钱德勒项与趋势项,并能准确还原周期项振幅与相位的时变特性,文献[13]使用SSA组合加权最小二乘法(weighted least squares, WLS)和AR的方法,即SSA+WLS+AR方法,对极移进行预报。文献[14]提出了一种CLS(corrected least squares)+AR极移预测模型,先利用10 a数据拟合LS模型参数,再使用预测期前3 a的短期数据对CW参数进行修正。虽然以上研究均在一定程度上顾及单一或两种主周期的时变特性,然而均未对周期进行自适应全局优化。

另有研究表明,极移的两个分量具有一定的耦合关系[15-17],然而上述研究均在实数域对单一极移分量分别进行预报,并未顾及二者之间的耦合关系。极移的X和Y分量本质上是对地球自转轴在地球表面二维运动的坐标分解,两个分量受到大气、海洋和陆地水等激发机制的共同影响[18-19],两者直接存在良好的相关性和耦合关系[15]。文献[15]通过对极移X和Y分量的最小二乘拟合残差进行联合建模,构建了LS和多元线性回归(multivariable regression, MAR)模型,

有效提高了中短期极移预报精度。文献[16]和文献[17]在复数域对极移序列构建最小二乘模型,提高了极移预报精度。

差分进化(differential evolution, DE)算法是一种自适应多参数全局优化算法,其具有结构简单、收敛快速、鲁棒性强等优点,尤其适合对CW和AW进行自适应优化选取。针对以上研究存在的问题,本文提出采用DE算法自适应全局最优确定极移CW和AW的时变周期,用于改进LS+AR算法,构建DE+LS+AR模型,在复数域内实现中长期高精度极移预报。

1　DE+LS+AR 模型

1.1　DE算法原理

DE算法是一种基于种群的随机并行直接搜索全局优化算法[20-21],通过基于差分向量的变异操作和贪婪选择策略,引导种群向全局最优解区域进化,从而实现寻找最优解。该算法具有较强的全局搜索能力,可有效降低陷入局部最优解的风险,特别适合解决类似极移时间序列的多周期参数、非线性优化问题[22-23]。

DE算法从一个随机初始化的种群开始搜索,然后经过变异、交叉和选择产生下一时刻的种群。该过程重复进行,直到满足停止条件,其基本步骤如下:

1)初始化:在给定的极移周期参数区间随机生成初始种群,本文中钱德勒周期和年周期分别采用[430,440]、[364,367],种群包含S个H维实数值向量,每个向量代表一个候选解,即一组周期参数,其中S为种群规模,H为决策变量个数,即优化周期参数个数。计算式为:

$$x_{i,j}^{0}=x_{j}^{\min}+r_{i,j}[0,1]\times(x_{j}^{\max}-x_{j}^{\min}) \tag{1}$$

式中,i是种群中第i个个体,$i=1,2,\cdots,S$;j表示第j个变量,$j=1,2,\cdots,H$;$x_j^{\max}$和$x_j^{\min}$分别表示周期参数边界的上界和下界;$r_{i,j}[0,1]$表示一个位于0和1之间满足均匀分布的随机值。

2)变异:对第t代中的每一个个体,变异操作都会产生一个对应的变异向量$\boldsymbol{v}$,其元素的计算式为:

$$v_i^t=x_{r_1}+F\times(x_{r_2}-x_{r_3}) \tag{2}$$

式中,r_1、r_2和r_3是在区间[1,S]内与i不等的随机整数,且满足两两互不相等;缩放因子F是一个正常数,通常被限定在区间[0,1]内。

3)交叉:为了增加种群的多样性,变异向量$\boldsymbol{v}$与目标向量$\boldsymbol{x}$进行二项交叉操作,产生实验个体$\boldsymbol{u}$。为了保证种群的进化,至少有一个实验个体是由变异向量贡献的,一般通过随机选择一个实验个体去继承变异向量,计算式为:

$$u_{i,j}^{t}=\begin{cases}v_{i,j}^{t}, & r(j)\leqslant C\text{或}j=r_n(i)\\ x_{i,j}^{t}, & r(j)>C\text{且}j\neq r_n(i)\end{cases} \tag{3}$$

式中,$r(j)$是在区间[0,1]内均匀分布的随机数;$r_n(i)$是在区间[1,S]内随机选择的维数变量索引,保证实验个体$\boldsymbol{u}$至少有一维变量由变异向量$\boldsymbol{v}$贡献,否则实验个体$\boldsymbol{u}$有可能与目标向量$\boldsymbol{x}$相同而不能生成新个体;C为交叉概率因子,决定实验个体$\boldsymbol{u}$是由变异向量$\boldsymbol{v}$还是由目标向量$\boldsymbol{x}$贡献。C越大,实验个体$\boldsymbol{u}$由变异向量$\boldsymbol{v}$贡献的越多,有利于局部搜索和加速收敛速率;C越小,实验个体$\boldsymbol{u}$由目标向量$\boldsymbol{x}$贡献的越少,有利于保持种群的多样性和全局搜索。

4)选择:DE算法基于贪婪选择决定种群的进化方向。如果对应的子代解向量比父代差,则选择父代进入下一循环的进化,否则选择子代。首先将父代和子代向量代入LS模型,然后计算损失函数,对子代和父代进行评估,通过比较其对应的函数值,根据贪婪准则选择较优者进入下一代。迭代计算式为:

$$x_i^{t+1}=\begin{cases}u_i^t, L(u_i^t)\leqslant L(x_i^t)\\ x_i^t, \text{其他}\end{cases} \tag{4}$$

DE算法优化的最终目标是确定LS拟合数据相关性最高的最优周期参数组合(CW, AW),其损失函数L的计算式为:

$$L=1-r \tag{5}$$

式中,r为皮尔逊相关系数,其计算式为:

$$r=\frac{\mathrm{Cov}(f(t),P(t))}{\sigma_{f(t)}\sigma_{P(t)}}=\frac{\sum(f(t)-\bar{f})(P(t)-\bar{P})}{\sqrt{\sum(f(t)-\bar{f})^2}\sqrt{\sum(P(t)-\bar{P})^2}} \tag{6}$$

式中,$f(t)$为拟合函数;$P(t)$为极移观测值序列;$\bar{f}$为$f(t)$的平均值;$\bar{P}$为$P(t)$的平均值;$\mathrm{Cov}(f(t),P(t))$为拟合函数与极移观测值序列的协方差。

1.2　LS原理

现有研究表明,极移主要包括长趋势项、钱德勒项、周年项以及季节项和高频项等[24]。其中,AW、CW和半周年摆动是其最主要的成分。为了顾及极移在X和Y方向的耦合关系,在复数域内对极移序列构建LS模型[16-17],计算式为:

$$P(t)=a_0+a_1t+\sum_{k=1}^{3}(A_k e^{i2\pi t/\tau_k}+B_k e^{-i2\pi t/\tau_k}) \quad (7)$$

式中，$P(t)=p_X(t)-ip_Y(t)$，$p_X(t)$和$p_Y(t)$分别为t时刻极移序列的X和Y分量；a_0和a_1分别为模型中趋势项和线性项参数；A_k和B_k为拟合参数；τ_1和τ_2分别为DE模型优化出的最优CW和AW；τ_3为半年周期。

1.3 AR原理

AR模型表示平稳序列z_t在当前时刻t与时刻t以前的随机变量值的线性组合和t时刻的白噪声的关系[25]，主要用于对DE+LS和LS模型的拟合残差进行预报。AR模型的数学表达式为：

$$z_t=\sum_{i=1}^{q}\varphi_i z_{t-i}+\varepsilon_t \quad (8)$$

式中，q为模型阶数；φ为模型参数；ε为白噪声。

建立AR模型需要确定其阶数q，确定阶数的方法主要包括终预误差准则（final prediction error criterion，FPE）、自回归传递函数准则（criterion autoregressive transfer function，CAT）和赤池信息准则（Akaike information criterion，AIC）。本文采用FPE准则确定模型阶数，计算式为：

$$f_{\mathrm{FPE}}(M)=\frac{N+M+1}{N-M-1}\times P_M \quad (9)$$

$$P_M=\frac{1}{N-M}\sum_{t=M+1}^{N}(z_t-\sum_{j=1}^{M}\varphi_j z_{t-j})^2 \quad (10)$$

式中，N为样本容量；M为阶数；P_M为M阶时AR模型残差方差估计值。

1.4 DE+LS+AR模型构建

为了顾及极移中CW和AW周期的时变性，本文采用数据驱动策略，以10 a为滑动历史数据窗口，采用DE算法从历史数据中自适应地学习并滚动优化确定CW和AW关键周期参数。此外，顾及到极移X和Y分量的耦合特性，采用LS+AR模型在复数域内对极移进行预报，其核心流程如图1所示。

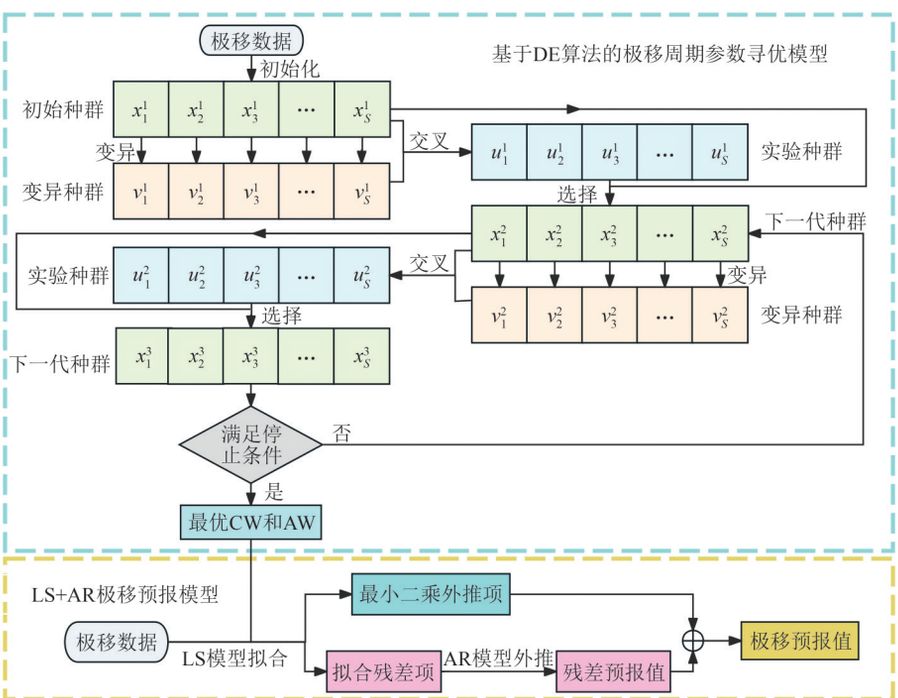


图1 DE+LS+AR模型极移预报流程图

Fig. 1 Flowchart of DE+LS+AR Model for Polar Motion Prediction

2 基于DE+LS组合模型的极移拟合与预报性能分析

2.1 数据来源

本文采用的极移数据为IERS发布的EOP 20u23 C04，数据采样间隔为1 d，时间跨度为2008-01-04—2022-12-24。DE+LS组合模型的拟合与预报性能实验中，第一期的预报起点为2020-01-31，此后每7 d预报一次，最后一期的预报起点为2021-12-24，共拟合和预报100期，其中每期基础数据为预报时间起点的前10 a，预报时间长度为365 d。

2.2 模型性能分析

为了充分评估DE+LS和LS两个模型的性

能,本文从拟合和预报两个阶段分别对两个模型进行对比分析。采用AR模型对拟合残差进行预报,而该模型对平稳残差序列具有更优的拟合与预测能力。因此,在拟合阶段中必须分析DE+LS和LS两个模型拟合残差的分布特征并评估其平稳性,从而为极移预报提供良好的残差数据序列。

本文针对2020-01-31—2021-12-24共100期极移拟合与预报性能进行实验。在拟合阶段,对其前10 a基础数据分别进行DE+LS和LS拟合,拟合残差共365 000个点;在预报阶段,可以通过极移预报残差及皮尔逊相关系数综合评价模型的预报能力与稳定性,预报残差共36 500个点。极移拟合与预报分布分别如图2和图3所示。

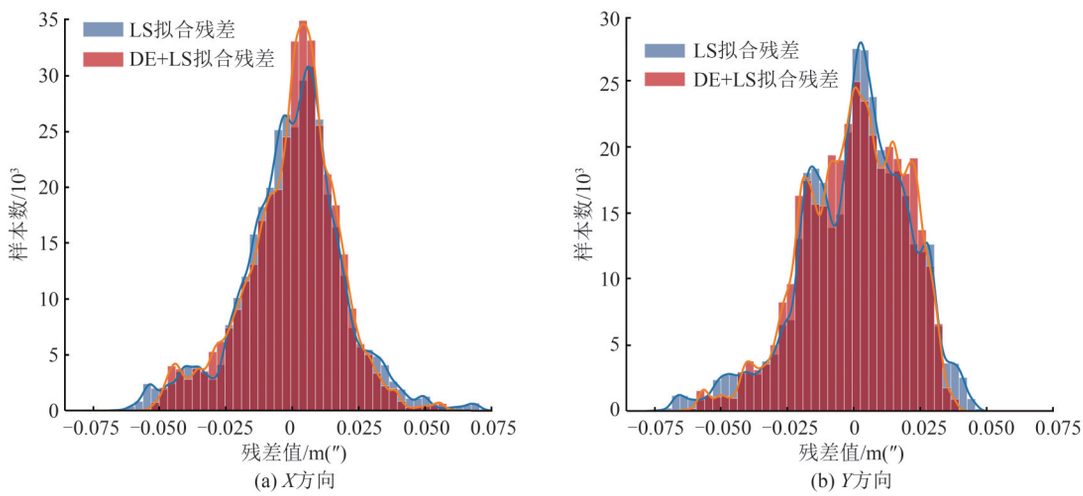


图2　极移拟合阶段残差分布

Fig. 2　Residual Distribution in Polar Motion Fitting Stage

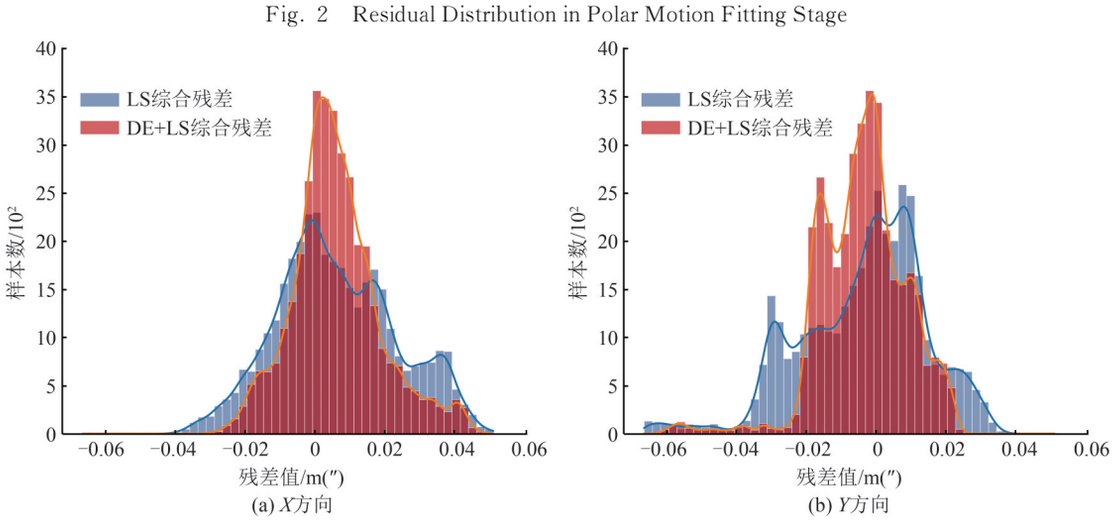


图3　极移预报阶段残差分布

Fig. 3　Residual Distribution in Polar Motion Prediction Stage

从图2可以看出,无论是X方向还是Y方向,相较于LS模型,DE+LS模型的极移拟合残差更集中于0附近,且极端值显著减少。该结果说明,结合DE算法对时变CW和AW寻优后,LS的拟合效果明显优于固定周期参数的传统LS方法。

从图3可以看出,无论是X方向还是Y方向,相较于LS模型,DE+LS模型的极移预报残差分布呈现出更窄的峰度和更小的拖尾现象。具体而言,LS模型残差的分布范围更广,且出现了更多绝对值较大的异常误差点,而DE+LS模型有效地抑制了这些极端误差的出现,证明了DE+LS模型的鲁棒性。

LS与DE+LS模型的预报阶段的皮尔逊相关系数如图4所示。图4进一步表明,DE+LS模型的皮尔逊相关系数的中位数明显大于LS模型。同时,从箱体图上可以看出,DE+LS模型的箱体更短、上下浮动范围更小,说明DE+LS模型的相关系数不仅更高,且在不同预报轮次间的波动更小,性能更加稳定,鲁棒性更强。这一结果表明,相较于LS模型,DE+LS模型的预报结果与极移数据在变化趋势上更加贴合,对极移的整体形态实现了更优的预报。

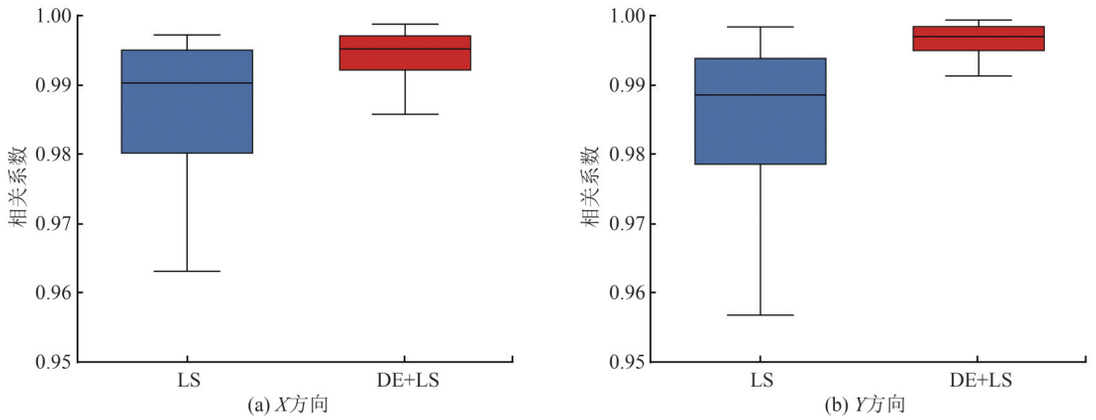


图4 极移预报阶段皮尔逊相关系数

Fig. 4 Pearson Correlation Coefficient in Polar Motion Prediction Stage

综上分析可知,相较于LS模型,无论是拟合还是预报,DE+LS残差均值更小,极端值更少,拟合与预报精度更高,鲁棒性更强,为后期利用AR模型进行残差拟合与预报提供了更加平稳的残差序列。

3 实验结果及分析

3.1 极移预报精度评估指标

本文选择绝对误差(absolute error, AE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)对预报精度进行分析评估。二者计算式分别为:

$$E_{\mathrm{AE}}=|y_i-o_i| \tag{11}$$

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{\kappa}E_{\mathrm{AE}} \tag{12}$$

式中,y_i是第i天的预测值;o_i来自第i天的EOP 20u23 C04极移值;κ为总的预报期数。

3.2 极移预报方案设计

本文按照Bulletin A的发布规律,每7 d预报一次极移。第一期的预报起点为2018-01-04,最后一期的预报起点为2021-12-24,生成208期与Bulletin A相对应的预报文件。基础数据为10 a,预报时间长度为365 d。为保证不同预报方案之间结果的可比性,预报起点前最后7 d的基础数据统一采用Bulletin A发布的快速解,其余基础数据仍采用EOP 20u23 C04。

为了验证不同时变CW和AW周期下DE+LS+AR模型和固定周期下LS+AR模型的极移预报效果,实验采用4种方案进行极移预报:对于DE+LS+AR模型,分别采用同时修正CW和AW参数(方案1)、只修正CW参数(方案2)、只修正AW参数(方案3)3种方案;对于LS+AR模型,采用固定CW和AW参数方案(方案4)。以Bulletin A为验证数据,对所有方案的预报结果进行精度评定。具体方案设计见表1。

表1 极移预报方案设计

Table 1 Design Schemes of Polar Motion Prediction

方案	方案1	方案2	方案3	方案4	验证方案
预报模型	DE+LS+AR	DE+LS+AR	DE+LS+AR	LS+AR	
修正参数	CW+AW	CW	AW		Bulletin A
固定参数		AW	CW	CW+AW	

3.3 极移预报精度分析

本文采用表1中的4种极移预报方案分别进行极移预报,预报时间为2018-01-04—2021-12-24,共预报365 d。在X和Y方向,4种预报方案和Bulletin A的MAE如图5所示。由于预报前30 d内4种方案和Bulletin A的MAE差异较小,为避免曲线重叠,图5中的放大图展示了4种方案相对于Bulletin A预报MAE的差值。

从图5可以看出,在X和Y方向,相较于固定周期的LS+AR模型,DE+LS+AR的3种方案在中长期的预报精度均有显著改善。在3种方案中,同时修正CW和AW的方案1在整个预报时段预报精度最好,优于只修正一个周期的方案2和方案3,方案1在两个方向上的MAE曲线始终处于最低水平,特别是在中长期预报阶段优势最为明显。相对于Bulletin A,在X方向,

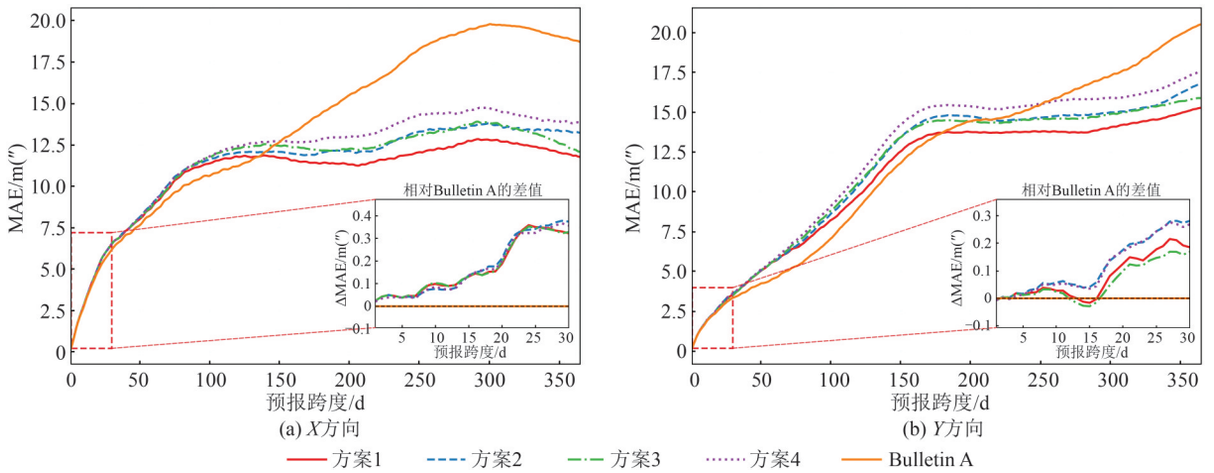


图 5　不同方案极移预报结果精度

Fig. 5　Accuracies of Polar Motion Predictions by Different Schemes

DE+LS+AR 模型 140～365 d 长期预报精度均有明显改善,但其中短期预报略低,而在 *Y* 方向,则是 180～365 d 精度改善明显。这主要是由于 Bulletin A 在预报时加入了大气有效角动量函数,改善了前中期的预报精度[26]。

统计 4 种极移预报方案与 Bulletin A 预报结果的 MAE,以及方案 1 相对于 Bulletin A 和方案 4 的预报精度改善百分比,结果见表 2。

表 2　不同方案的极移预报结果 MAE 及精度改善

Table 2　MAE of Polar Motion Prediction by Different Schemes and Precision Improvement

方向	预报跨度/d	MAE/m(″)					精度提高/%	
		方案 1	方案 2	方案 3	方案 4	Bulletin A	方案 1 相对 Bulletin A	方案 1 相对方案 4
X	1	0.28	0.28	0.28	0.28	0.26	−7.69	0
	10	2.83	2.81	2.83	2.82	2.73	−3.66	−0.35
	30	6.51	6.56	6.51	6.54	6.18	−5.33	0.46
	60	8.87	9.05	8.94	9.06	8.43	−5.22	2.10
	90	11.13	11.31	11.40	11.40	10.37	−7.33	2.37
	120	11.79	12.04	12.29	12.42	11.21	−5.17	5.07
	180	11.43	12.02	12.17	12.85	14.42	20.74	11.05
	240	11.75	12.98	12.89	13.97	17.70	33.62	15.89
	300	12.58	13.81	13.82	14.74	19.78	36.40	14.65
	365	11.60	13.23	12.08	13.78	18.70	37.97	15.82
Y	1	0.19	0.19	0.19	0.19	0.19	0	0
	10	1.70	1.73	1.70	1.72	1.67	−1.80	1.16
	30	3.52	3.61	3.50	3.60	3.33	−5.71	2.22
	60	5.64	5.64	5.68	5.75	4.57	−23.41	1.91
	90	7.51	7.77	7.99	8.24	6.26	−19.97	8.86
	120	9.77	10.41	10.59	11.03	8.99	−8.68	11.42
	180	13.71	14.75	14.47	15.42	13.72	0.07	11.09
	240	13.77	14.56	14.52	15.40	15.13	8.99	10.58
	300	14.06	14.99	14.89	15.91	17.29	18.68	11.63
	365	15.29	16.79	15.89	17.57	20.54	25.56	12.98

从表 2 可以看出,在中长期预报中,相对于固定周期的 LS+AR 和 Bulletin A,采用时变 CW 和 AW 的 DE+LS+AR 模型的周期修正效果更为显著,其预报精度也相应更高。在 180～365 d 中长期预报中,DE+LS+AR 模型的预报精度较 Bulletin A 的精度提高百分比随着预报跨度的延长呈现正比例增加趋势。相对于 Bulletin A,DE+LS+AR 模型 365 d 的预报精度在 *X* 和 *Y* 方向上分别提高了 37.97% 和 25.56%。

以上实验结果验证了 DE+LS+AR 模型实

现高精度长期预报的可行性。通过对实验结果的全面分析发现,DE+LS+AR模型利用DE自适应全局优化确定极移的CW和AW,可以充分顾及钱德勒和周年周期的时变特性,有利于提高中长期极移预报精度,且相对于LS+AR模型,该模型具有更高的极移预报精度和更强的鲁棒性。

4种方案与Bulletin A的极移预报精度对比如图6所示。对比不同方案在208期1~365 d跨度内的AE分布可以发现,当预报跨度较大时,方案1的红色误差区域在颜色深度与范围上均浅于方案4和Bulletin A,表明方案1在长期预报中的误差更小,性能更优,验证了本文所提模型能有效学习并优化CW与AW的时变特性。

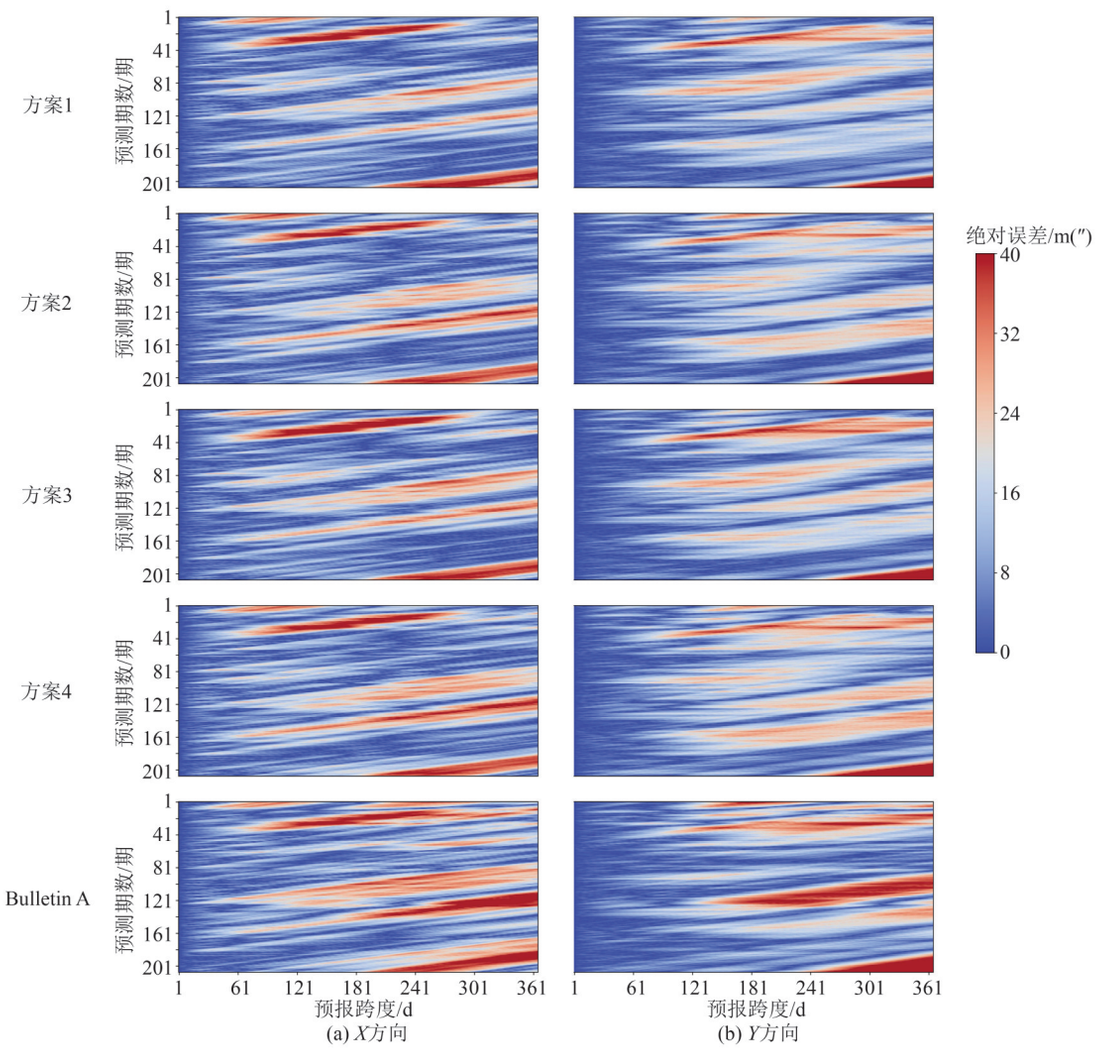


图6 不同方案极移预报结果的绝对误差分布

Fig. 6 AE Distribution of Polar Motion Prediction by Different Schemes

4 结 语

为了提高极移预报精度,本文针对传统LS+AR模型不能顾及年周期与钱德勒周期时变性的固有局限性,引入差分进化算法,实现自适应优化极移周年和钱德勒周期,构建DE+LS+AR极移高精度预报模型。另外,为了顾及极移两个分量之间的耦合关系,所有运算均在复数域进行。残差的分布和皮尔逊相关系数表明,DE模型有效拟合了极移序列中的时变周期信号,实现了对极移信号中CW和AW在周期、振幅和相位变化等关键要素更准确的拟合与预报,同时为AR模型提供了更平稳的残差序列,从而在整体上显著提升了极移(尤其是中长期跨度)预报的精度与鲁棒性。预报结果表明,相对于LS+AR模型,DE+LS+AR模型在中长期预报跨度上的预报精度均有显著提升;在180~365 d的预报跨度上,DE+LS+AR模型的精度优于Bulletin A结果。在X分量,该模型365 d的极移预报精度达到11.60 m(″),相对于Bulletin A和传统LS+AR模

型,分别提高37.97%和15.82%;在Y分量达到15.29 m(″),分别提高25.56%和12.98%。综合来看,本文构建的顾及时变周年和钱德勒周期的DE+LS+AR极移预报模型在保证模型结构清晰和参数可解释性的同时,具有较高的预报精度和较强的鲁棒性,在实现高精度极移预报方面具有明显优势。该研究同样为提高日长预报精度提供了方法参考。

参 考 文 献

[1] 魏二虎,阳心怡,张云龙,等. ITRS与GCRS的转换方法对比分析[J]. 测绘地理信息,2024,49(4):7-13.
WEI Erhu, YANG Xinyi, ZHANG Yunlong, et al. Comparative Analysis of the Conversion Methods Between ITRS and GCRS[J]. *Journal of Geomatics*, 2024, 49(4): 7-13.

[2] 王波,鄢建国,高梧桐,等. EOP预报误差对深空探测器精密定轨结果影响分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2024,49(9):1538-1545.
WANG Bo, YAN Jianguo, GAO Wutong, et al. Impact Analysis of EOP Prediction Errors on Orbit Determination of Deep-Space Spacecraft[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(9): 1538-1545.

[3] KUR T, ŚLIWIŃSKA-BRONOWICZ J, WIŃSKA M, et al. Prospects of Predicting the Polar Motion Based on the Results of the Second Earth Orientation Parameters Prediction Comparison Campaign[J]. *Earth and Space Science*, 2024, 11(11): e2023EA003278.

[4] ZHU S Y. Prediction of Polar Motion[J]. *Bulletin Géodésique*, 1982, 56(3): 258-273.

[5] KOSEK W I, KALARUS M, NIEDZIELSKI T, et al. Forecasting of the Earth Orientation Parameters: Comparison of Different Algorithms[C]// IERS Workshop, Paris, France, 2007.

[6] 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: 83-86.

[7] 陈略,唐歌实,许雪晴,等. 地球极移参数高精度双差分LS+AR预报方法研究[J]. 大地测量与地球动力学,2015,35(5):844-848.
CHEN Lüe, TANG Geshi, XU Xueqing, et al. Research on High Accuracy Dual Differential LS+AR Method in Earth Polar Motion Parameters Prediction[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2015, 35(5): 844-848.

[8] KIANI SHAHVANDI M, DILL R, DOBSLAW H, et al. Geophysically Informed Machine Learning for Improving Rapid Estimation and Short-Term Prediction of Earth Orientation Parameters[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2023, 128(10): e2023JB026720.

[9] LUO J S, CHEN W, RAY J, et al. Short-Term Polar Motion Forecast Based on the Holt-Winters Algorithm and Angular Momenta of Global Surficial Geophysical Fluids[J]. *Surveys in Geophysics*, 2022, 43(6): 1929-1945.

[10] 王辰晨. 地球极移周期变化规律及其物理机制研究[D]. 淄博:山东理工大学,2024.
WANG Chenchen. Study on the Periodic Component Variation and Its Physical Mechanism of Earth's Polar Motion[D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2024.

[11] 孙张振,徐天河,范朋飞. 基于LS+AR模型的极移预报及其周期项影响分析[J]. 测绘通报,2012(S1):16-19.
SUN Zhangzhen, XU Tianhe, FAN Pengfei. Polar Shift Prediction Based on LS+AR Model and Its Periodic Term Influence Analysis[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2012(S1): 16-19.

[12] 魏二虎,谢清扬,张云龙,等. 2020—2022年EOP的时变特征分析[J]. 测绘地理信息,2025,50(4):15-21.
WEI Erhu, XIE Qingyang, ZHANG Yunlong, et al. Analysis of Time-Varying Characteristics of EOP from 2020 to 2022[J]. *Journal of Geomatics*, 2025, 50(4): 15-21.

[13] 周雨欣,魏娜. 顾及周期项时变性的极移预报方法研究[J]. 大地测量与地球动力学,2025,45(11):1185-1191.
ZHOU Yuxin, WEI Na. Polar Motion Prediction Method Considering Temporal Variability of Periodic Components[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2025, 45(11): 1185-1191.

[14] 张昊,王琪洁,朱建军,等. 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.
ZHANG Hao, WANG Qijie, ZHU Jianjun, et al. Application of CLS+AR Model Polar Motion to Prediction Based on Time-Varying Parameters Correction of Chandler Wobble[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(3): 286-289.

[15] 王志文,王潜心,何义磊,等. 一种考虑PMX与PMY之间相关性的极移预报新方法[J]. 大地测量

与地球动力学, 2017, 37(11): 1178-1182.
WANG Zhiwen, WANG Qianxin, HE Yilei, et al. A New Method to Predict Pole Shift Based on the Correlation Between PMX and PMY[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2017, 37(11): 1178-1182.

[16] KONG Q L, HAN J W, WU Y W, et al. High-Precision Polar Motion Prediction Using EOP_{20}_C04 and EAM Based on CSLS+AR and CSLS+LSTM Methods[J]. *Geophysical Journal International*, 2023, 235(2): 1658-1670.

[17] 俞克豪, 王小亚, 李丽华, 等. 顾及地球流体有效角动量信息的UT1-UTC中长期预报新方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(1): 191-198.
YU Kehao, WANG Xiaoya, LI Lihua, et al. A New Medium-and Long-Term UT1-UTC Prediction Method Incorporating Effective Earth Fluid Angular Momentum[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(1): 191-198.

[18] 王乐洋, 阙海波, 吴飞, 等. 基于多头注意力机制的极移短期预测方法研究[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250173.
WANG Leyang, QUE Haibo, WU Fei, et al. Research on Short-Term Polar Motion Prediction Method Based on Multi-head Attention Mechanism[J/OL]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250173.

[19] 王乐洋, 苗威. 顾及有效角动量信息的地球自转参数中长期预报方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1846-1855.
WANG Leyang, MIAO Wei. Medium-Long Term Forecasting Method for Earth Rotation Parameters Considering Effective Angular Momentum Information[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1846-1855.

[20] STORN K, PRICE K. Differential Evolution — A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces[R]. Berkeley, USA: International Computer Science Institute, 1995.

[21] STORN R, PRICE K. Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces[J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.

[22] 吴亮红. 差分进化算法及应用研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2007.
WU Lianghong. The Research and Applications of Differential Evolution Algorithm[D]. Changsha: Hunan University, 2007.

[23] 徐斌. 基于差分进化算法的多目标优化方法研究及其应用[D]. 上海: 华东理工大学, 2013.
XU Bin. Research and Application of Multi-Objective Optimization Algorithms Base on Differential Evolution[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2013.

[24] 虞南华, 郑大伟. 地球自转及其和地球物理现象的联系: Ⅱ地极运动[J]. 地球物理学进展, 1996, 11(3): 70-81.
YU Nanhua, ZHENG Dawei. Earth Rotation and It's Relations to Geophysical Phenomena-Ⅱ Polar Motion[J]. *Progress in Geophysics*, 1996, 11(3): 70-81.

[25] 许雪晴. 地球定向参数高精度预报方法研究[J]. 天文学报, 2015, 56(5): 526-527.
XU Xueqing. Researches on High Accuracy Prediction Methods of Earth Orientation Parameters[J]. *Acta Astronomica Sinica*, 2015, 56(5): 526-527.

[26] DILL R, DOBSLAW H, THOMAS M. Improved 90-Day Earth Orientation Predictions from Angular Momentum Forecasts of Atmosphere, Ocean, and Terrestrial Hydrosphere[J]. *Journal of Geodesy*, 2019, 93(3): 287-295.