引文格式: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.DOI:10.13203/j.whugis20240263

Citation: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.DOI:10.13203/j.whugis20240263

顾及地球流体有效角动量信息的UT1-UTC中长期预报新方法

俞克豪[1,2,3] 王小亚[4,5] 李丽华[6] 李 昭[1,2,3] 姜卫平[1,2,3]
杨 凯[6] 龙靖雯[1,2]

1 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079
2 湖北珞珈实验室,湖北 武汉,430079
3 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079
4 中国科学院上海天文台,上海,200030
5 中国科学院大学天文与空间科学学院,北京,100049
6 中国地质大学(北京)土地科学技术学院,北京,100083

摘 要:世界时与协调世界时差值(difference between universal time and coordinated universal time, UT1-UTC)是地球定向参数(Earth orientation parameters, EOP)的重要组成部分,其高精度和快速预测对全球卫星导航系统气象学、人造卫星精密轨道确定等实时应用领域至关重要。传统UT1-UTC预报方法在中长期预测中精度衰减明显,难以满足北斗导航系统及战争环境的精确制导等高精度需求。提出了一种融合地球流体有效角动量(effective angular momentum, EAM)信息的轴向分量χ_3数据与EOP14 C04序列的卷积长短期记忆神经网络(convolutional long short-term memory, ConvLSTM)模型预报UT1-UTC的新方法。实测数据分析结果发现,EAM轴向分量χ_3和经跳秒与潮汐改正后的UT1-UTC数据具有强相关性,其振幅和相位具有一致的频谱特性,说明EAM轴向分量χ_3是UT1-UTC的主要激发源。与参与第二届EOP预报比赛的各家精度进行对比,在90~360 d的中长期预报跨度中,ConvLSTM模型预报精度最优,改善幅度为30.27%~92.44%。对比公报A,时间跨度为60 d、180 d和360 d的中长期预报精度分别提升41.46%、70.07%和59.43%,证实了ConvLSTM能够显著改善UT1-UTC的中长期预报精度。

关键词:EAM;ConvLSTM模型;UT1-UTC;EOP;预报

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-11-27

DOI:10.13203/j.whugis20240263 **文章编号**:1671-8860(2026)01-0191-08

A New Medium- and Long-Term UT1 - UTC Prediction Method Incorporating Effective Earth Fluid Angular Momentum

YU Kehao[1,2,3] *WANG Xiaoya*[4,5] *LI Lihua*[6] *LI Zhao*[1,2,3] *JIANG Weiping*[1,2,3]
YANG Kai[6] *LONG Jingwen*[1,2]

1 GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 Hubei Luojia Laboratory, Wuhan University, Wuhan 430079, China
3 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China
4 Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200030, China
5 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China
6 School of Land Science and Technology, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China

Abstract: **Objectives**: The difference between universal time and coordinated universal time (UT1-UTC)

基金项目:国家自然科学基金(42388102, 12373076, 11973073, 42174030, 42004017);武汉市自然科学基金(2024040701010029);湖北省科技重大项目(2022AAA002);上海市空间导航与定位技术重点实验室项目(06DZ22101);中央高校基本科研业务费专项资金(2042022dx0001, 2042023kfyq01);地理信息工程国家重点实验室开放基金(SKLGIE2024-M-1-1)。

第一作者:俞克豪,博士生,主要从事地球自转变化监测与预报研究。kehaoyu@whu.edu.cn

通信作者:王小亚,博士,研究员。wxy@shao.ac.cn

is a critical component of the Earth orientation parameters (EOP). Accurate and rapid prediction of UT1-UTC is essential for real-time applications such as GNSS meteorology and precise orbit determination of artificial satellites. Traditional methods for predicting UT1-UTC often experience significant accuracy degradation in medium- and long-term forecasts, making them inadequate for high-precision requirements in applications like the BeiDou navigation satellite system and precision guidance in military operations. **Methods:** We propose a novel method for predicting UT1-UTC by integrating the axial component data χ_3 of effective angular momentum (EAM) with the EOP14 C04 series using a convolutional long short-term memory (ConvLSTM) model. Initially, leap seconds and solid Earth tide terms are removed from the original UT1-UTC series to obtain the difference between the tidally reduced universal time and international atomic time (UT1R-TAI) data. Spectral analysis is then performed on the axial component data χ_3 of EAM and UT1R-TAI data using the fast Fourier transform to investigate whether the axial component data χ_3 of EAM can comprehensively describe the excitation of UT1-UTC. Subsequently, a ConvLSTM model incorporating the axial component data χ_3 of EAM is constructed to predict the UT1-UTC time series. After prediction, the leap seconds and solid Earth tide terms are reintroduced, while the accuracy of predictions is evaluated. **Results:** Analysis of observations reveals a strong correlation between the axial component χ_3 of EAM and UT1-UTC data after applying leap-second and tidal corrections, with consistent amplitude and phase characteristics in their frequency spectra. This indicates that the axial component χ_3 of EAM serves as a primary excitation source for UT1-UTC. Compared to the prediction accuracy of participants in the second Earth orientation parameters prediction comparison campaign, the ConvLSTM model demonstrates superior performance in medium- to long-term predictions spanning 90 d to 360 d, with accuracy improvements ranging from 30.27% to 92.44%. Additionally, compared to Bulletin A, the ConvLSTM model achieves accuracy enhancements of 41.46%, 70.07%, and 59.43% for prediction spans of 60 d, 180 d, and 360 d, respectively. **Conclusions:** The results confirm that the ConvLSTM model significantly improves the medium- to long-term prediction accuracy of UT1-UTC. These findings are crucial for autonomous determination of EOP and real-time applications, as well as for precise satellite orbit determination and other related fields.

Key words: EAM; ConvLSTM model; UT1-UTC; EOP; prediction

地球定向参数(Earth orientation parameters, EOP)包括极移(polar motion, PM)、PM变化率、世界时与协调世界时差值(difference between universal time and coordinated universal time, UT1-UTC)、日长变化(length of day, LOD)、岁差(dX)、章动(dY)及天极偏差[1-2],它是地球参考框架与天球参考框架转换的一组重要参数,在深空探测、卫星轨道确定、卫星自主导航等领域发挥着重要作用[3-4]。目前,对于EOP的测定主要依赖于现代空间大地测量观测技术,如甚长基线干涉测量、全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)、卫星和月球激光测距及多普勒卫星测轨和无线电定位组合系统[5]。然而,由于不同空间大地测量技术在实时性、数据处理复杂性和精度等方面的差异,EOP获取通常存在几小时至几天的延迟,尤其在战时或特殊环境中可能出现更长时间的数据缺失,影响其在实时或近实时应用中的效果[6]。因此,进行EOP中长期预报至关重要。其中,表征地球自转速率变化的UT1-UTC参数由于受大气环流和地球内部动力学不确定性的影响很难被准确预测[7-8]。文献[9]指出,EOP预报误差对地球和深空探测器的定轨精度影响显著,尤其是UT1-UTC的中长期预报。60 d的预报误差可能影响轨道精度百米,120 d误差则可能达到km量级。因此,开展高精度UT1-UTC预报模型研究有助于增强EOP的自主确定与实时应用服务的能力,同时对中国时间基准的建立与维持具有重要意义。

目前,UT1-UTC预报主要包括线性预报和非线性预报两种模型。在线性预报模型中,最小二乘外推结合自回归(least-squares extrapolation and autoregressive, LS+AR)模型被认为是经典且准确的预测方法之一[10]。基于此,文献[11]提出了一种基于端部效应改进的最小二乘外推模型,有效抑制了拟合序列的端部畸变,改善了UT1-UTC的中长期预报精度。文献[12]则基于

长期观测数据改进UT1-UTC短期预测模型,使短期预测精度提高了20%。尽管上述研究在预报精度上取得了一定进展,但在处理复杂的非线性和长周期变化时仍存在局限,导致中长期预报精度不足,进而限制了其在实时或近实时应用中的效果。在非线性预报模型中,人工神经网络(artificial neural networks, ANN)和机器学习方法由于其处理非线性问题的能力和快速的计算能力,被广泛应用于时间序列分析、函数逼近等领域。文献[13]将ANN引入UT1-UTC预测,时间跨度为60 d、120 d和360 d的均方根误差分别为11.14 ms、16.98 ms和22.94 ms。文献[14]提出结合灰色模型和自回归积分滑动平均(autoregressive integrated moving average, ARIMA)模型用于UT1-UTC的中长期预报,显著提高了UT1-UTC的中长期预测精度。然而,这些方法都仅基于大地测量观测数据建立模型,通过训练学习得到预报结果,未能充分考虑影响地球自转的物理激发因素。

近年来,地球观测技术的不断改进使得大气与海洋等地球物理动力学模型日益完善,学者开始尝试融合UT1-UTC时间序列与有效角动量(effective angular momentum, EAM)进行分析和预测。研究表明,EAM的轴向分量χ_3是UT1-UTC变化的主要激发因素[15-16]。文献[17]将EAM数据融入LS+AR模型后,UT1-UTC未来90 d的预报精度可提升8.2%。文献[18]进一步将EAM与UT1-UTC数据结合,结果显示在第6天、第30天和第90天的预报精度分别提升了81.21%、28.15%和17.74%。尽管LS+AR+EAM模型在UT1-UTC短期预报中取得了显著的精度提升,但在中长期预测中的表现仍不理想。

综上所述,现有UT1-UTC预报方法主要基于大地测量观测数据构建模型,尽管引入ANN提升了中长期预报的精度,或结合EAM数据改善了短期预报效果,但在处理复杂时空数据以及捕捉UT1-UTC与EAM数据的长周期变化时仍存在不足,这使得在中长期预报中的效果不够理想。考虑到卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)在高阶特征提取与降维方面表现优异,而长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)擅长基于历史数据进行长期预测,本文提出一种融合EAM轴向分量χ_3数据和EOP14 C04序列的卷积长短期记忆神经网络(convolutional long short-term memory, ConvLSTM)模型预报UT1-UTC。该模型结合了CNN的空间特征提取优势与LSTM的时间动态捕捉能力,能够更加高效地处理复杂的时空数据,简化模型构建流程和缩短ConvLSTM模型的训练时间,有助于进一步提升UT1-UTC中长期预报精度与稳定性。

1　原理与方法

ConvLSTM模型进行时间序列预报包括两个主要阶段:(1)模型输入特征处理,通过CNN对输入的时间序列数据x_t和前一时刻的输出数据y_{t-1}进行高阶特征提取和降维等操作,以优化输入特征;(2)时序数据处理,将处理后的x_t和y_{t-1}输入到LSTM结构单元,以捕捉时间动态变化。在模型构建过程中,首先使用卷积层形成若干个特征层,然后再介入一个LSTM层。CNN与LSTM之间使用全连接层进行连接,这样CNN提取的高阶特征就可以完全转移到LSTM模型中[19]。

采用融合EAM轴向分量χ_3数据的ConvLSTM UT1-UTC模型进行时间序列预报包括以下步骤:

1)数据预处理。将EOP14 C04的UT1-UTC时间序列扣除跳秒,并根据《IERS 2010协议》[20]给出的固体潮模型扣除UT1-UTC时间序列中周期为5 d~18.6 a的62个地球固体潮项,获得潮汐改正后的世界时与扣除跳秒的国际原子时之差(difference between the tidally reduced universal time and international atomic time ,UT1R-TAI)时间序列;同时,合并大气角动量(atmospheric angular momentum, AAM)、陆地水角动量(hydrological angular momentum, HAM)、海洋角动量(oceanic angular momentum, OAM)和海平面角动量(sea level effective angular momentum, SLAM)数据,得到EAM数据。在此基础上,将EAM数据的单位进行统一处理,使其与经跳秒与潮汐改正后的UT1-UTC(即UT1R-TAI)数据具有一致的量纲,并进行频谱分析,探究两者是否存在相似的周期特征,进一步分析EAM轴向分量χ_3数据能否较为完整地描述UT1R-TAI的激发。

2)模型训练。预处理后的数据经过归一化处理后,首先将调整量纲后的EAM数据和

UT1R-TAI序列按7:3的比例划分为训练集和测试集。随后,构建融合EAM轴向分量χ_3数据的ConvLSTM模型进行模型训练。利用历史时间序列$\{x_1,x_2,\cdots,x_{t-1},x_t\}$预测未来时间序列$\{x_2,x_3,\cdots,x_t,x_{t+1}\}$,如果当前时间为$t$,UT1R-TAI时间序列为$x_t$,则下一个时间序列$x_{t+1}$可以表示为:

$$x_{t+1}=\boldsymbol{w}_i\boldsymbol{y}_t+b \tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{w}_i\in\mathbf{R}^{1\times m}$为线性输出层权重矩阵;$b\in\mathbf{R}$为线性输出层偏置项;$\boldsymbol{y}_t$为时刻$t$的隐藏状态向量,其计算过程可以表示为:

$$\boldsymbol{y}_t=\boldsymbol{o}_t\odot\tanh(\boldsymbol{c}_t) \tag{2}$$

式中,$\boldsymbol{o}_t$为输出门的激活向量;$\odot$为逐元素Hadamard乘法;tanh()为逐元素双曲正切激活函数;$\boldsymbol{c}_t$为时刻t的细胞状态向量;其中,$\boldsymbol{o}_t$、$\boldsymbol{c}_t$、$\boldsymbol{y}_t\in\mathbf{R}^m$为向量。

3)参数预报。根据ConvLSTM模型的测试集最佳精度确定最优模型,并使用该模型对未来的UT1R-TAI进行时间序列预测。预报输出的UT1R-TAI预报值通过加上固体潮项恢复为UT1-TAI预报值,再加上跳秒即可得到UT1-UTC预报值,具体处理流程如图1所示。将该方法的预报精度与参与第二届EOP预报比赛[21](second EOP prediction comparison campaign, 2nd EOP PCC)中各家模型的预报精度进行对比分析,验证该方法对UT1-UTC中长期预报精度和稳定性的提升效果。

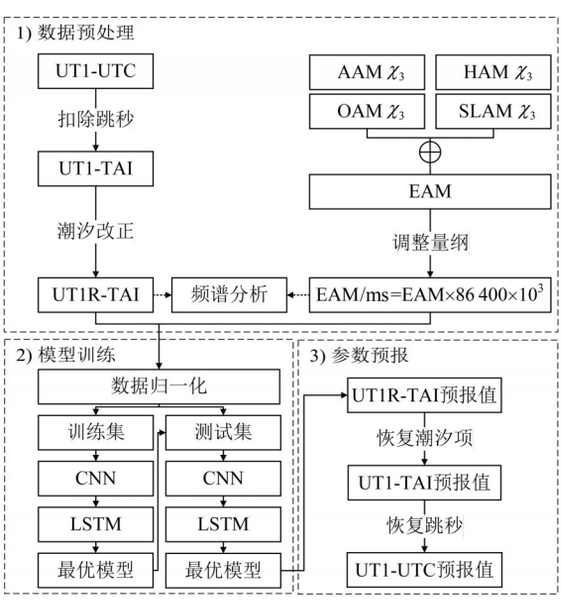


图1 融合EAM数据的ConvLSTM UT1-UTC预报模型处理流程

Fig. 1 Experimental Procedure of Forecasting UT1-UTC Time Series Using ConvLSTM

为了客观地评估本文提出的融合EAM轴向分量χ_3数据的ConvLSTM UT1-UTC预报模型精度,本文选取与2nd EOP PCC一致的精度评定标准,即平均绝对误差(mean absolute error, MAE)。同时,本文还引入了绝对误差(absolute error, AE)作为额外的评估指标,用于进一步分析单次预报的精度表现。其计算公式为:

$$E_{\mathrm{AE}}=\left|P_j-I_j\right| \tag{3}$$

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\left|P_j-I_j\right| \tag{4}$$

式中,P_j为第j天UT1-UTC的预报值;I_j为国际地球自转与参考系服务(international Earth rotation and reference systems service, IERS)提供的UT1-UTC参考值;m为预报总期数。

2 预报实验与结果分析

2.1 实验数据与预处理

本文实验选取IERS提供的EOP14 C04时间序列,选取的基础序列时间为2009-01-01—2021-12-31,共13 a数据,时间采样间隔为1 d,图2为其中UT1-UTC原始时间序列及经过跳秒和固体潮改正后的UT1R-TAI时间序列,其原始数据集可由IERS官网(https://www.iers.org/ERS/EN/DataProducts/EarthOrientationData/eop.html)获取。同时,选取由德国地学研究中心地球系统建模小组提供的EAMχ_3数据集,实验时间间隔与EOP14 C04序列相同,其数据集可由德国地学研究中心官网http://rz-vm115.gfz-potsdam.de:8080/repository获取。EAMχ_3数据集包含AAM、HAM、OAM和SLAM 4种有效角动量分量,AAM和OAM的时间分辨率为3 h,HAM和SLAM的时间分辨率为24 h。因此,AAM和OAM取与EOP14 C04相对应时刻的值,而HAM和SLAM通过线性插值将其观测历元转换到EOP14 C04对应历元。由于EAMχ_3原始数据集是无量纲的,因此通过EAM/ms=EAM×86 400×10^3来调整量纲并获得与UT1-UTC参数相似的数值范围[22]。同时,4种有效角动量分量之和为EAM数据集,即EAM=AAM+OAM+HAM+SLAM,图3为EAMχ_3原始数据集的时间序列。

为了分析由非潮汐的大气、海洋、陆地水等物理激发源引起的UT1-UTC高频变化,本文通过快速傅里叶变化(fast Fourier transform ,FFT)

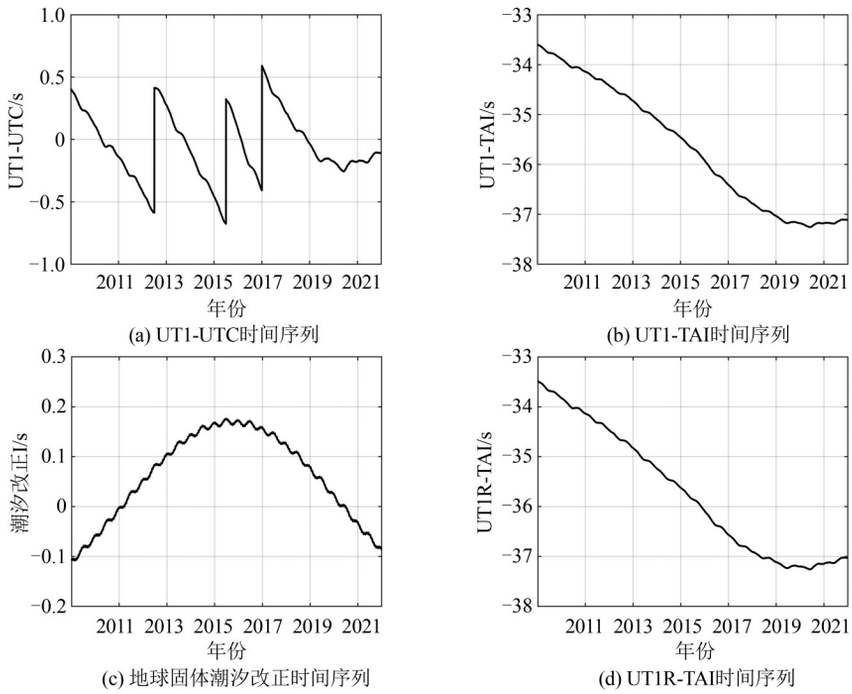


图 2　UT1-UTC 原始时间序列及其扣除跳秒及地球固体潮的 UT1R-TAI 时间序列

Fig. 2　Original UT1-UTC Time Series and UT1R-TAI Time Series After Removing Leap Seconds and Solid Earth Tides

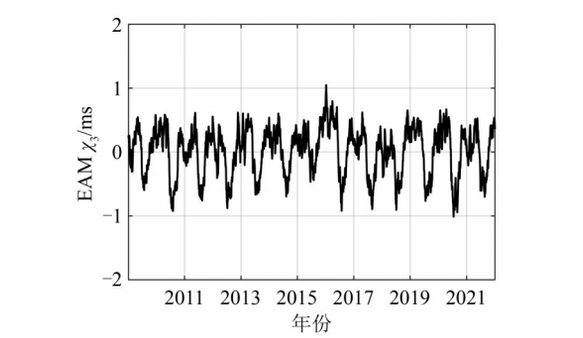


图 3　EAMχ_3时间序列

Fig. 3　Time Series of the χ_3 Component of EAM Datasets

算法对EAM轴向分量χ_3和UT1R-TAI数据进行频谱分析,结果如图4所示,可以发现,EAM轴向分量χ_3和UT1R-TAI时间序列存在明显相似的周年项和半周年项,且其周年和半周年振幅也非常一致,分别约为0.18 ms和0.14 ms,这意味着EAM轴向分量χ_3能够较为完整地描述地球自转变化的周年和半年项激发。

2.2　预报与结果分析

在对UT1-UTC和EAM轴向分量χ_3数据完成扣除跳秒和固体潮、合并角动量函数并进行量纲统一的预处理后,本文采用FFT分析两者的频谱特性,以验证其周期相似性。结果表明,EAM轴向分量χ_3数据与UT1R-TAI在周年和半周年项上具有高度一致的周期性和振幅特征。因此,将预处理后的UT1R-TAI和EAM轴向分量χ_3数据通过ConvLSTM算法进行模型训练和预报。预报时间为2022-01-01—2022-12-31,预报时间跨度为360 d,滑动窗口为1 d。图5为采用考虑了EAM轴向分量χ_3数据的ConvLSTM预报UT1-UTC序列的AE统计,可以发现,时间跨度为1～30 d时,其预报值的AE范围为0.016 7～43.492 ms;时间跨度为90～360 d时,其中长期预报值的AE范围为1.688 0～26.286 3 ms。此外,6月的预报误差明显增大,而在8月、9月和10月时则有所减小。这一现象可能与厄尔尼诺南方涛动(El Niño-southern oscillation, ENSO)有关。ENSO会导致气候条件的显著变化,尤其是在季节交替期间,这可能影响UT1-UTC的预报精度。

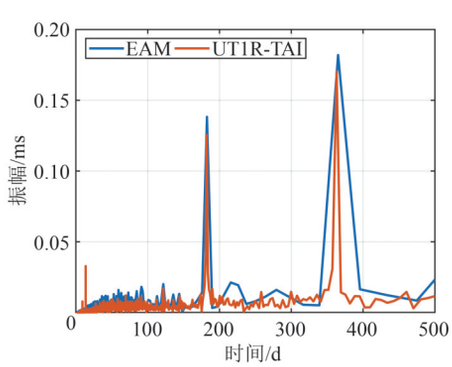


图 4　EAM 和 UT1R-TAI 时间序列的频谱分析结果

Fig. 4　Spectral Analysis Results of EAM and UT1R-TAI Time Series Based on FFT Algorithm

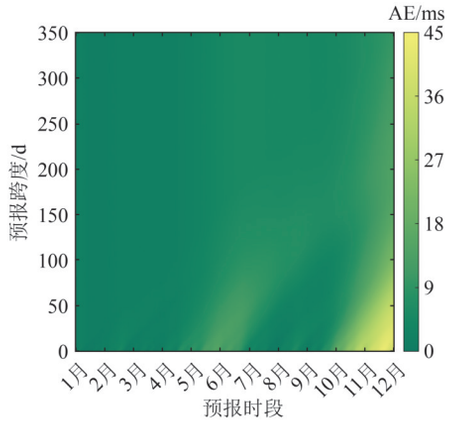


图5 考虑EAM轴向分量的ConvLSTM预报UT1-UTC的AE统计

Fig. 5 Statistics of AE for UT1-UTC Prediction by ConvLSTM Incorporating the Axial Component of EAM

选取公报A(Bulletin A)和2nd EOP PCC中的同期预报跨度的模型结果作为对比,包括文献[23]提出的LS+AR方法(ID-100),文献[21]提出的LS+AR方法(ID-102)、LS+MAR方法(ID-108)、WLS+ARIMA方法(ID-122),文献[24]提出的SSA+Copula方法(ID-117),文献[25]提出的NTFT方法(ID-121),表1总结了2nd EOP PCC参赛者的编号、使用方法及输入数据。

表2和图6为本文提出的融合EAM轴向分量χ_3数据的ConvLSTM预报UT1-UTC结果与2nd EOP PCC参赛者使用方法的UT1-UTC预报结果的MAE对比,其中提升率为ConvLSTM模型相较于Bulletin A。可以发现:(1)ConvLSTM模型与其他7种模型相比,在1~30 d的短期预报中,ConvLSTM模型略低于ID-100和Bulletin A的预报精度,模型预报精度排名第3;对于60 d预报,ConvLSTM模型排名第2;在90~360 d的中长期预报跨度中,ConvLSTM模型的预报精度最优,改善幅度为30.27%~92.44%。由此可以看出,随着预报跨度的延长,ConvLSTM模型预报精度的提升越来越显著,这主要是由于ConvLSTM模型考虑了EAM轴向分量χ_3的影响,使UT1-UTC的外部激励信息得到更充分表征,由此改善了UT1-UTC的季节性预报效果,从而提升了UT1-UTC的中长期预报精度。(2)ConvLSTM模型相较于Bulletin A,在60 d、180 d和360 d预报跨度的精度分别提高了41.46%、70.07%和59.43%,预报精度最大可提高81.16%。(3)与ID-102预报模型对比,在60 d、180 d和360 d预报跨度的精度分别提高了69.22%、54.99%和56.00%;与ID-121预报模型对比,在60 d、180 d和360 d预报跨度的精度分别提高了75.28%、66.95%和47.04%;与ID-122预报模型对比,在60 d、180 d和360 d预报跨度的精度分别提高了49.04%、32.91%和61.77%。

表1 2nd EOP PCC使用的方法及输入数据

Table 1 Methods and Input Data Used in the 2nd EOP PCC

方法	预报参数	预报模型	输入数据
ID-100	PM、UT1-UTC、LOD、dX、dY、dψ、dε	LS+AR	IERS 14 C04、IERS finals.daily
ID-102	PM、UT1-UTC、LOD、dX、dY	LS+AR	IERS 14 C04、GFZ AAM预测值
ID-108	PM、UT1-UTC、LOD	LS+MAR	IERS 14 C04;、GFZ AAM观测值
ID-117	PM、UT1-UTC、LOD、dX、dY	SSA+Copula	IERS 14 C04、IERS Bulletin A、GFZ EAM观测值及预测值
ID-121	PM、UT1-UTC、LOD	NTFT	IERS 14 C04
ID-122	PM、UT1-UTC、LOD	WLS+ARIMA	IERS 14 C04、IERS finals.daily

3 结 语

为解决现有UT1-UTC预报方法在处理复杂时空数据和捕捉UT1-UTC与EAM数据的长周期变化方面的不足,本文提出了一种融合EAM轴向分量χ_3数据和EOP14 C04序列的ConvLSTM模型,显著提升了UT1-UTC中长期预报精度。该模型在360 d预报周期内保持较高的稳定性和可靠性,有望满足北斗导航系统在战时或通信中断等特殊条件下的自主运行需求,并具备在精确制导、GNSS气象学等复杂场景中的应用潜力。

1)基于FFT算法的频谱分析结果验证了利用EAM轴向分量χ_3进行UT1-UTC预报的可行性。结果表明,EAM轴向分量χ_3与UT1R-TAI数据在周年项和半周年项上具有显著的相似性,包括周期和振幅。这表明EAM轴向分量χ_3能够有效捕捉地球自转变化的主要激发特征,为UT1-UTC预报模型的改进提供了依据。

2)本文提出的ConvLSTM模型有效改进了处理复杂时空数据和捕捉UT1-UTC与EAM数

表 2　本文预报模型精度与其他模型对比

Table 2　Comparison of Prediction Accuracy Between the Proposed Model and Other Models

预报跨度/d	不同预报模型的MAE/ms								提升率/%
	ConvLSTM	ID-100	ID-102	ID-108	ID-117	ID-121	ID-122	Bulletin A	
1	0.644 1	0.358 9	0.657 3	0.104 4	12.249 8	0.884 4	1.085 8	0.099 7	−545.94
5	1.895 9	0.499 4	1.362 9	0.206 8	13.456 5	1.405 5	2.785 4	0.255 4	−642.33
10	1.618 1	0.612 5	2.413 4	0.448 0	15.298 6	2.060 1	4.318 6	0.510 0	−217.27
30	1.087 6	0.909 8	6.033 6	1.082 6	19.293 1	5.361 2	3.737 4	0.789 2	−37.81
60	1.823 4	3.178 2	5.924 3	1.630 1	21.287 8	7.377 6	3.577 8	3.114 9	41.46
90	1.762 0	5.347 4	4.760 8	4.927 5	23.314 5	7.467 8	4.310 3	6.305 6	72.06
120	2.045 2	7.195 7	6.574 8	10.645 5	23.346 5	10.221 7	6.261 5	10.853 3	81.16
180	5.012 0	11.168 3	11.134 7	18.788 2	21.775 5	15.163 0	7.470 9	16.747 9	70.07
210	5.165 0	16.651 0	14.364 5	21.344 9	20.435 2	17.603 3	7.407 2	18.684 1	72.36
270	4.566 6	28.295 8	19.389 8	29.213 8	18.802 2	19.921 9	8.646 1	22.406 9	79.62
360	9.489 5	32.629 3	21.567 4	48.877 1	20.969 7	17.917 9	24.824 5	23.390 5	59.43

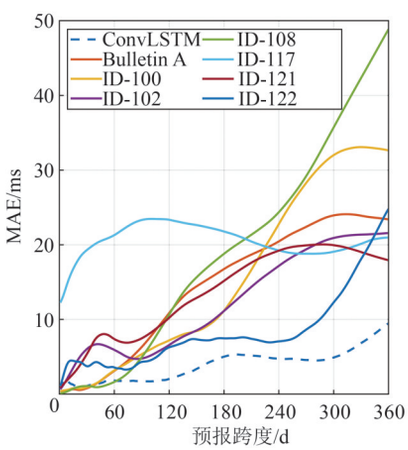


图 6　ConvLSTM模型与 2nd EOP PCC其他模型的MAE对比

Fig. 6　Comparison of MAE Between ConvLSTM Model and Other Models in the 2nd EOP PCC

据的长周期变化的不足,显著提升了UT1-UTC的中长期预报精度,尤其在90～360 d的预报精度中表现优异,相较于其他模型精度提高达30.27%～92.44%。

参　考　文　献

[1] NILSSON T, HEINKELMANN R, KARBON M, et al. Earth Orientation Parameters Estimated from VLBI During the CONT11 Campaign [J]. *Journal of Geodesy*, 2014, 88(5): 491-502.

[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] 俞克豪, 沈彤晖, 李丽华, 等. 基于CONT观测资料解算地球自转参数精度分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2023, 43(9): 986-990.
YU Kehao, SHEN Tonghui, LI Lihua, et al. Accuracy Analysis of Estimating Earth Rotation Parameters Based on CONT Campaigns[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2023, 43(9): 986-990.

[4] 李斐, 邵先远, 曲春凯, 等. 利用2006—2015年VLBI数据进行地球定向参数解算与分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(11): 1581-1587.
LI Fei, SHAO Xianyuan, QU Chunkai, et al. Solution and Analysis of Earth Orientation Parameters with 2006—2015 VLBI Observation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(11): 1581-1587.

[5] BIZOUARD C, LAMBERT S, GATTANO C, et al. The IERS EOP 14C04 Solution for Earth Orientation Parameters Consistent with ITRF 2014[J]. *Journal of Geodesy*, 2019, 93(5): 621-633.

[6] YU K H, SHI H W, SUN M Q, et al. Combined BiLSTM and ARIMA Models in Middle- and Long-Term Polar Motion Prediction[J]. *Studia Geophysica et Geodaetica*, 2024, 68(1): 25-40.

[7] LEI Y, ZHAO D N, GUO M. Medium- and Long-Term Prediction of Length-of-Day Changes with the Combined Singular Spectrum Analysis and Neural Networks[J]. *Studia Geophysica et Geodaetica*, 2023, 67(3): 107-123.

[8] 许雪晴, 周永宏, 胥灿灿. 1972—2022年地球自转速率的变化特性及其中的气候事件表征研究[J]. 地球与行星物理论评(中英文), 2023, 54(5): 572-580.
XU Xueqing, ZHOU Yonghong, XU Cancan. Variation in the Rotation Rate of Earth and Its Role as a Climate Change Indicator Between 1972 and 2022 [J]. *Reviews of Geophysics and Planetary Physics*, 2023, 54(5): 572-580.

[9] 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.

[10] 赵丹宁,高蕊,雷雨. 利用小波分解改进极移预报模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(12):1797-1801.
ZHAO Danning, GAO Rui, LEI Yu. Improvement of the Polar Motion Prediction Model Using Wavelet Decomposition[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(12): 1797-1801.

[11] 雷雨,赵丹宁,蔡宏兵. 利用端部效应改善的最小二乘外推模型进行UT1-UTC预报[J]. 天文研究与技术,2018,15(3):302-307.
LEI Yu, ZHAO Danning, CAI Hongbing. A Least Squares Extrapolation Model for UT1-UTC Prediction Method with Consideration of the Edge-Effect[J]. *Astronomical Research & Technology*, 2018, 15(3): 302-307.

[12] HU C, WANG Q X, WANG Z W, et al. A Method for Improving the Short-Term Prediction Model for ERP Based on Long-Term Observations[M]//China Satellite Navigation Conference, Singapore, 2019.

[13] SCHUH H, ULRICH M, EGGER D, et al. Prediction of Earth Orientation Parameters by Artificial Neural Networks[J]. *Journal of Geodesy*, 2002, 76(5): 247-258.

[14] JIA S, XU T H, SUN Z Z, et al. Middle and Long-Term Prediction of UT1-UTC Based on Combination of Gray Model and Autoregressive Integrated Moving Average[J]. *Advances in Space Research*, 2017, 59(3): 888-894.

[15] KOOT L, DE VIRON O, DEHANT V. Atmospheric Angular Momentum Time-Series: Characterization of Their Internal Noise and Creation of a Combined Series[J]. *Journal of Geodesy*, 2006, 79(12): 663-674.

[16] ZHAO X, WU Y W, YANG X Y, et al. Multi-Parameter Polar Motion Prediction Based on Effective Angular Momentum Function[J]. *Chinese Astronomy and Astrophysics*, 2022, 46(4): 486-499.

[17] 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.

[18] 杨新宇,吴元伟,赵鑫,等. 基于地球流体有效角动量函数的UT1分段预报[J]. 时间频率学报,2023,46(2):94-104.
YANG Xinyu, WU Yuanwei, ZHAO Xin, et al. Piecewise UT1 Prediction Based on the Earth's Fluid Effective Angular Momentum Function[J]. *Journal of Time and Frequency*, 2023, 46(2): 94-104.

[19] YU K H, YANG K, SHEN T H, et al. Estimation of Earth Rotation Parameters and Prediction of Polar Motion Using Hybrid CNN - LSTM Model[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(2): 427.

[20] PETIT G, LUZUM B. The 2010 Reference Edition of the IERS Conventions[M]// Altamimi Z, Collilieux X. Reference Frames for Applications in Geosciences. Berlin, Heidelberg: Springer, 2013.

[21] ŚLIWIŃSKA-BRONOWICZ J, KUR T, WIŃSKA M, et al. Assessment of Length-of-Day and Universal Time Predictions Based on the Results of the Second Earth Orientation Parameters Prediction Comparison Campaign[J]. *Journal of Geodesy*, 2024, 98(3): 22.

[22] GOU J Y, KIANI SHAHVANDI M, HOHENSINN R, et al. Ultra-Short-Term Prediction of LOD Using LSTM Neural Networks[J]. *Journal of Geodesy*, 2023, 97(5): 52.

[23] 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.

[24] MODIRI S, BELDA S, HEINKELMANN R, et al. Polar Motion Prediction Using the Combination of SSA and Copula-Based Analysis[J]. *Earth, Planets and Space*, 2018, 70(1): 115.

[25] SU X Q, LIU L T, HOUTSE H, et al. Long-Term Polar Motion Prediction Using Normal Time-Frequency Transform[J]. *Journal of Geodesy*, 2014, 88(2): 145-155.