



武汉大学学报(信息科学版)

*Geomatics and Information Science of Wuhan University*

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：顾及地球流体有效角动量信息的 UT1-UTC 中长期预报新方法  
作者：俞克豪，王小亚，李丽华，李昭，姜卫平，杨凯，龙靖雯  
DOI：10.13203/j.whugis20240263  
收稿日期：2024-07-17  
网络首发日期：2024-12-17  
引用格式：俞克豪，王小亚，李丽华，李昭，姜卫平，杨凯，龙靖雯. 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/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20240263>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI: 10.13203/j.whugis20240263

引用格式: Sui Baikai, Cao Yungang, Cheng Haibo, et al. A Multi-View Damaged Building Extraction Method Based on Geometric Prior Constraints[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,

2024, DOI:10.13203/J.whugis20240263 (隋百凯, 曹云刚, 程海波, 等. 基于几何先验约束的高点多视角损毁建筑物检测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 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<sup>1,2</sup> 王小亚<sup>3,4,5</sup> 李丽华<sup>6</sup> 李昭<sup>1</sup> 姜卫平<sup>1</sup> 杨凯<sup>6</sup> 龙靖雯<sup>1</sup>

1 武汉大学卫星导航定位技术研究中心, 湖北珞珈实验室, 湖北 武汉, 430079

2 武汉大学测绘学院, 湖北 武汉, 430079

3 中国科学院上海天文台, 上海, 200030

4 中国科学院大学天文与空间科学学院, 北京, 100049

5 中国科学院上海天文台上海市空间导航与定位技术重点实验室, 上海, 200030

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 GNSS 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的高精度需求。提出一种融合地球流体有效角动量 (effective angular momentum, EAM) 信息的轴向分量  $\chi_3$  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  $\chi_3$  和 UT1R-TAI 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  $\chi_3$  是 UT1-UTC 的主要激发源。和参与第二届 EOP 预报比赛 (second Earth orientation parameters prediction comparison campaign, 2nd EOP PCC) 的各家精度进行对比, 在 90~360 天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 Bulletin A, 时间跨度为 60 天、180 天和 360 天的中长期预报精度分别提升 41.46%、70.07% 和 59.43%, 证实了 ConvLSTM 新方法能够显著改善 UT1-UTC 的中长期预报精度。研究成果对 EOP 的自主确定与实时应用、人造卫星精密轨道确定等领域至关重要。

**关键词:** 有效角动量; ConvLSTM 模型; UT1-UTC; 地球定向参数; 预报

中图分类号: P228

文献标识码: A

收稿日期: 2024-07-17

## Incorporating Earth's Fluid Effective Angular Momentum Information for Medium- and Long-term UT1-UTC Prediction

YU Kehao<sup>1,2</sup> WANG Xiaoya<sup>3,4,5</sup> LI Lihua<sup>6</sup> LI Zhao<sup>1</sup> JIANG Weiping<sup>1</sup> YANG Kai<sup>6</sup> LONG Jingwen<sup>1</sup>

1 GNSS Research Center, Hubei LuoJia Laboratory, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200030, China

4 School of Astronomy and Space Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

5 Shanghai Key Laboratory of Space Navigation and Positioning Techniques, Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200030, China

6 School of Land Science and Technology, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China

**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, 主要从事空间飞行器精密定轨及多种空间大地测量综合应用研究。wxy@shao.ac.cn

**Objectives:** The difference between Universal Time and Coordinated Universal Time (UT1-UTC) 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  $\chi_3$  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 UT1R-TAI data. Spectral analysis is then performed on the axial component data  $\chi_3$  of EAM and UT1R-TAI data using the fast Fourier transform (FFT) to investigate whether the axial component data  $\chi_3$  of EAM can comprehensively describe the excitation of UT1-UTC. Subsequently, a ConvLSTM model incorporating the axial component data  $\chi_3$  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  $\chi_3$  of EAM and UT1R-TAI data, with consistent amplitude and phase characteristics in their frequency spectra. This indicates that the axial component  $\chi_3$  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 (2nd EOP PCC), the ConvLSTM model demonstrates superior performance in medium- to long-term predictions spanning 90 to 360 days, 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, 180, and 360 days, 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:** Effective angular momentum; ConvLSTM model; UT1-UTC; Earth Orientation Parameters; Prediction

地球定向参数 (Earth Orientation Parameters, EOP) 包括极移 (Polar Motion, PM)、极移变化率、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 (Precession, dX)、章动 (Nutation, dY) 及天极偏差<sup>[1-2]</sup>, 它是地球参考框架与天球参考框架转换的一组重要参数, 其在深空探测、卫星轨道确定、卫星自主导航等领域发挥着重要作用<sup>[3-4]</sup>。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 (Very Long Baseline Interferometry, VLBI)、全球卫星导航系统 (Global Navigation Satellite System, GNSS)、卫星和月球激光测距 (Satellite and Lunar Laser Ranging, SLR/LLR) 及多普勒卫星测轨和无线电定位组合系统 (Doppler Orbitography and Radiopositioning Integrated by Satellites, DORIS)<sup>[5]</sup>。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<sup>[6]</sup>。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 参数由于受到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<sup>[7-8]</sup>。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 天的预报误差可能影响轨道精度百米, 120 天误差则可能达到千米量级。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, 同时对我国时间基准的建立与维持具有重要意义。

目前, UT1-UTC 的预报主要包括线性预报模型和非线性预报模型。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<sup>[10]</sup>。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，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。Schuh 等<sup>[13]</sup>将 ANN 引入 UT1-UTC 预测，时间跨度为 60 天、120 天和 360 天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  $\chi_3$  是 UT1-UTC 变化的主要激发因素<sup>[15-16]</sup>。文献[17]将 EAM 数据融入 LS+AR 模型后，UT1-UTC 未来 90 天的预报精度可提升 8.2%。杨新宇等<sup>[18]</sup>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，尽管引入神经网络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  $\chi_3$  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，使其能够更加高效地处理复杂的时空数据。通过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 实验原理与方法

### 1.1 融合 EAM 数据的 ConvLSTM UT1-UTC 预报模型原理及处理流程

ConvLSTM 模型进行时间序列预报包括两个主要阶段。第一阶段：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；第二阶段：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<sup>[19]</sup>。

基于融合 EAM 轴向分量  $\chi_3$  数据的 ConvLSTM UT1-UTC 时间序列预报模型包括下列步骤：

1) 数据预处理：将 EOP14 C04 的 UT1-UTC 时间序列扣除跳秒，并根据《IERS Conventions 2010》<sup>[20]</sup>给出的固体潮模型扣除 UT1-UTC 时间序列中周期为 5 天~18.6 年的 62 个地球固体潮项，获得 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，得到有效角动量（EAM）数据。在此基础上，通过调整 EAM 数据的量纲使其与 UT1R-TAI 数据相同，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  $\chi_3$  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，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  $\chi_3$  数据的 ConvLSTM 模型进行

模型训练。利用历史时间序列  $\{x_1, x_2, \dots, x_{t-1}, x_t\}$  预测未来时间序列  $\{x_2, x_3, \dots, x_t, x_{t+1}\}$ ，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：

$$x_{t+1} = w_i \odot y_t + b \quad (1)$$

式中， $w_i$  为连接 LSTM 层和输出层的权重； $\odot$  表示向量中元素按位相乘； $b$  为输出层的权重； $y_t$  为输出值，其计算过程可以表示为：

$$y_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (2)$$

式中： $o_t$  为输出门的输出值； $\tanh$  为激活函数； $c_t$  是单元状态。

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。最后，将该方法的预报精度与参与第二届 EOP 预报比赛<sup>[21]</sup> (second Earth Orientation Parameters 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。

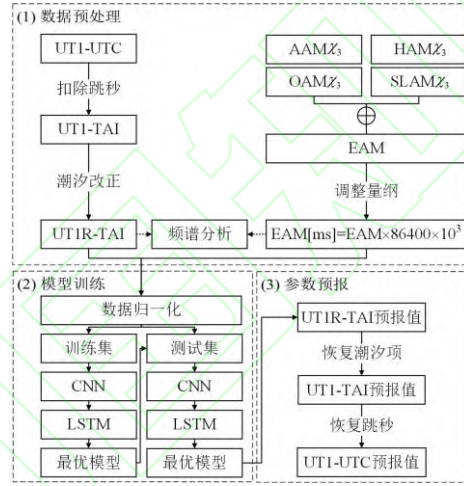


图 1 融合 EAM 数据的 ConvLSTM UT1-UTC 预报模型处理流程

Fig.1 Experimental procedure of forecasting UT1-UTC time series using the ConvLSTM

## 1.2 精度评定

为了客观地评估本文提出的融合 EAM 轴向分量  $\chi_3$  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。其计算公式具体如下：

$$AE = |P_j - I_j| \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |P_j - I_j| \quad (4)$$

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 融合 EAM 数据的 ConvLSTM UT1-UTC 预报试验与结果分析

### 2.1 试验数据与预处理

本文试验选取 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 日, 共 13 年数据, 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 (<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 (Earth System Modelling Group of GeoForschungsZentrum Potsdam, ESMGFZ) 提供的 EAM  $\chi_3$  数据集, 实验时间间隔同 EOP14 C04 序列, 其数据集可由 <http://rz-vm115.gfz-potsdam.de:8080/repository> 获取。由于 EAM  $\chi_3$  数据集包含 AAM、HAM、OAM 和 SLAM 四种有效角动量分量。其中, 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 EAM  $\chi_3$  原始数据集是无量纲的, 因此通过  $\text{EAM} [\text{ms}] = \text{EAM} \times 86400 \times 10^3$  来调整量纲并获得与 UT1-UTC 参数相似的数值范围<sup>[22]</sup>。同时, 四种有效角动量分量之和为 EAM 数据集, 即  $\text{EAM} = \text{AAM} + \text{OAM} + \text{HAM} + \text{SLAM}$ , 图 3 为 EAM  $\chi_3$  原始数据集的时间序列。

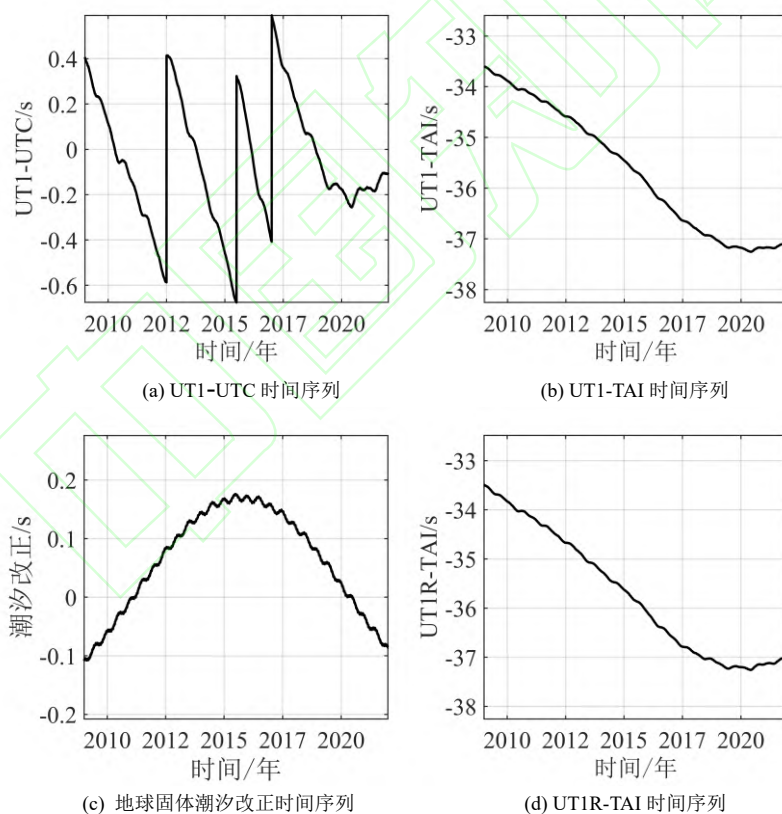


图 2 UT1-UTC 原始时间序列及其扣除跳秒及地球固体潮的 UT1R-TAI 时间序列

Fig.2 The original UT1-UTC time series and the UT1R-TAI time series after removing leap seconds and solid Earth tides

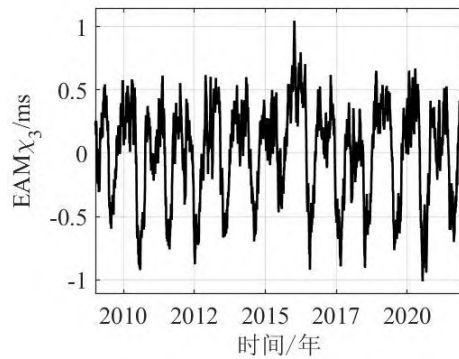


图3 EAM  $\chi_3$  时间序列

Fig.3 The time series of the  $\chi_3$  component of the EAM datasets

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 FFT 算法对 EAM 轴向分量  $\chi_3$  和 UT1R-TAI 数据进行频谱分析，频谱分析结果如图 4 所示。从图中可以发现，EAM 轴向分量  $\chi_3$  和 UT1R-TAI 时间序列存在明显相似的周年项和半年项，且其周年和半年项振幅也非常一致，分别约为 0.18 ms 和 0.14 ms，这意味着 EAM 轴向分量  $\chi_3$  能够较为完整地描述地球自转变化的周年和半年项激发。

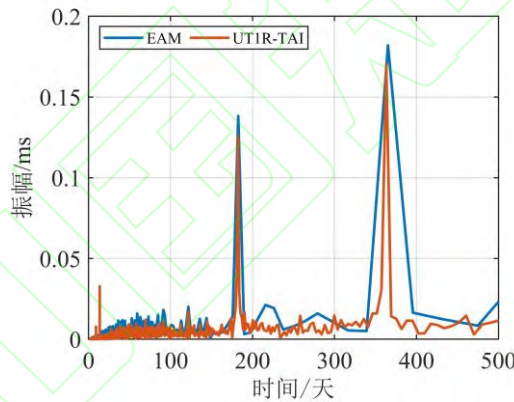


图4 EAM 和 UT1R-TAI 时间序列的频谱分析结果

Fig.4 Spectral analysis results of EAM and UT1R-TAI time series based on the FFT algorithm

## 2.2 预报与结果分析

在对 UT1-UTC 和 EAM 轴向分量  $\chi_3$  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  $\chi_3$  数据与 UT1R-TAI 在周年和半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  $\chi_3$  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 为考虑了 EAM 轴向分量  $\chi_3$  数据的基于 ConvLSTM 预报 UT1-UTC 序列的 AE 统计，从图中可以发现，时间跨度为 1~30 d 时，其预报值的 AE 范围为 0.0167~43.492 ms；时间跨度为 90~360 d 时，其中长期预报值的 AE 范围为 1.6880~26.2863 ms。此外，6 月份的预报误差明显增大，而在 8、9 和 10 月份时则有所减小。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。

同时选取 Bulletin A 和 2nd EOP PCC 中同期预报跨度的模型结果作为对比，包括 Xu 等<sup>[23]</sup>提出的

LS+AR 方法 (ID-100)、Bizouard 等<sup>[21]</sup>提出的 LS+AR 方法 (ID-102)、Lu 等<sup>[21]</sup>提出的 LS+MAR 方法 (ID-108)、Modiri 等<sup>[24]</sup>提出的 SSA+Copula 方法 (ID-117)、Liu 等<sup>[25]</sup>提出的 NTFT 方法 (ID-121) 和 Li<sup>[21]</sup>提出的 WLS+ARIMA 方法 (ID-122), 表 1 总结了 2nd EOP PCC 参赛者的编号、使用方法及输入数据。

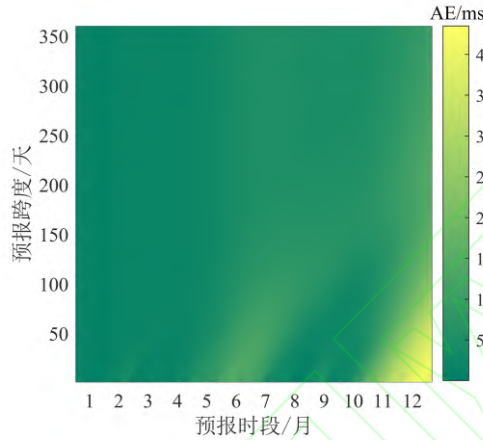


图 5 考虑 EAM 轴向分量的 ConvLSTM 预报 UT1-UTC 的 AE 统计  
Fig. 5 Statistical Analysis of AE for UT1-UTC Prediction by ConvLSTM

表 1 参与 2nd EOP PCC 使用的方法及输入数据

Tab. 1 Methods and input data used by participants in the 2nd EOP PCC

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

表 2 和图 6 为本文提出的融合 EAM 轴向分量  $\chi_3$  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。从图中可以发现: (1) ConvLSTM 模型与其他 7 种模型相比, 在 1~30 天的短期预报中, 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三; 对于 60 天预报, ConvLSTM 模型排名第二; 在 90~360 天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  $\chi_3$  的影响, 通过额外的输入量较为完整的描述 UT1-UTC 的激发, 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 天、180 天和 360 天的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 天、180 天和 360 天的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 天、180 天和 360 天的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 天、180 天和 360 天的预报跨度的精度分别提高了 49.04%、32.91% 和 61.77%。



表 2 本文预报精度与其他模型对比

Tab. 2 Comparison of prediction accuracy between this paper's model and other models

预报跨度 /天	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	0.6441	0.3589	0.6573	0.1044	12.2498	0.8844	1.0858	0.0997	×
5	1.8959	0.4994	1.3629	0.2068	13.4565	1.4055	2.7854	0.2554	×
10	1.6181	0.6125	2.4134	0.4480	15.2986	2.0601	4.3186	0.5100	×
30	1.0876	0.9098	6.0336	1.0826	19.2931	5.3612	3.7374	0.7892	×
60	1.8234	3.1782	5.9243	1.6301	21.2878	7.3776	3.5778	3.1149	41.46
90	1.7620	5.3474	4.7608	4.9275	23.3145	7.4678	4.3103	6.3056	72.06
120	2.0452	7.1957	6.5748	10.6455	23.3465	10.2217	6.2615	10.8533	81.16
180	5.0120	11.1683	11.1347	18.7882	21.7755	15.1630	7.4709	16.7479	70.07
210	5.1650	16.6510	14.3645	21.3449	20.4352	17.6033	7.4072	18.6841	72.36
270	4.5666	28.2958	19.3898	29.2138	18.8022	19.9219	8.6461	22.4069	79.62
360	9.4895	32.6293	21.5674	48.8771	20.9697	17.9179	24.8245	23.3905	59.43

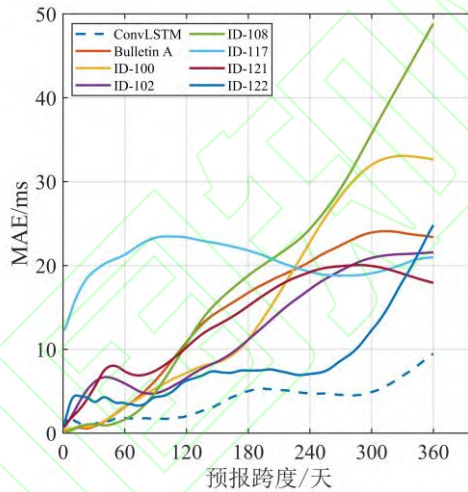


图 6 ConvLSTM 模型与参与 2nd EOP PCC 的其他模型的 MAE 对比

Fig.6 Comparison of the MAE between the ConvLSTM model and other models participating in the 2nd EOP PCC

### 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  $\chi_3$  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 天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。通过对比分析结果, 可以得出以下结论:

1) 基于 FFT 算法的频谱分析结果验证了利用 EAM 轴向分量  $\chi_3$  进行 UT1-UTC 预报的可行性。结果表明, EAM 轴向分量  $\chi_3$  与 UT1R-TAI 数据在周年项和半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  $\chi_3$  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) 本文提出的融合 EAM 轴向分量  $\chi_3$  数据与 EOP14 C04 序列的 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 天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 X3 by Combination of Least-squares and Multivariate Stochastic Methods[J]. *Journal of Geodesy*, 2008, 82(2): 83-92.
- [3] 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. (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.)
- [4] 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. (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.)
- [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] 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. (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.)
- [9] 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. (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.)
- [10] 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. (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.)
- [11] 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. (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.)
- [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]//*Lecture Notes in Electrical Engineering*. Singapore: Springer Singapore, 2019: 24-38.
- [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] 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. (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.)
- [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, eds. *International Association of Geodesy Symposia*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012: 57-61.
- [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.