基于 WNN-LSTM-Attention 组合模型的电离层 TEC 短期预测

李怡畅[1,2]，刘立龙[1,2]，黄玲[1,2]，刘梦伦[3]，黄灿[1,2]

1（桂林理工大学测绘地理信息学院 桂林 541004）

2（广西空间信息与测绘重点实验室 桂林 541004）

3（广西干部学院 南宁 536000）

摘 要：针对电离层总电子含量（TEC）短期预测中非线性、非平稳特征提取不足及在空间天气扰动下模型鲁棒性弱的问题，本文提出了一种融合小波神经网络（WNN）、长短期记忆网络（LSTM）与复合注意力机制的组合预测模型（WNN-LSTM-Attention）。该模型利用 WNN 提取 TEC 序列的局部多尺度特征，利用 LSTM 捕获其长期时序依赖，并通过复合注意力机制自适应加权关键信息，实现特征互补与优化。基于中国区域七个 GNSS 观测站的位置，利用 CODE 格网产品提取 TEC 序列进行实验。结果表明：组合模型的整体均方根误差（RMSE）为 1.19 TECu，较单一 LSTM 和 WNN 模型分别降低 48.7%和 36.3%；在弱、中、强三种磁暴条件下，其平均绝对误差（MAE）相比 LSTM 平均下降 21.1%，相比 WNN 平均下降 12.0%；在季节性预测中亦表现出最优的稳定性和精度。

关键词：电离层总电子含量；短期预测；小波神经网络；长短期记忆网络；注意力机制；磁暴

中图分类号：P352

Short-term Prediction of Ionospheric TEC Based on the WNN-LSTM-Attention Combined Model

LI Yichang[1,2], LIU Lilong[1,2], HUANG Ling[1,2], LIU Menglun[3], HUANG Can[1,2]

1（*School of surveying and Mapping Geographic Information, Guilin University of Technology, Guilin 541004*）

2 (*Guangxi key Laboratory of Spatial Information and Mapping, Guilin 541004*)

3（*Guangxi Cadre Academy (Autonomous Region Civil Servant Training Center), Nanning* 536000）

Abstract: Accurate short-term prediction of ionospheric Total Electron Content (TEC) is critical for satellite navigation, communication, and space weather monitoring. However, existing methods often struggle to effectively extract nonlinear and non-stationary features from TEC time series, and their robustness deteriorates significantly under geomagnetic storm conditions. To address these challenges, this paper proposes a novel hybrid prediction model that integrates Wavelet Neural Network (WNN), Long Short-Term Memory (LSTM), and a composite attention mechanism, denoted as WNN-LSTM-Attention.The proposed model operates in three synergistic steps. First, the WNN component decomposes the input TEC sequence and extracts local multi-scale features, capturing transient variations and high-frequency details that are typically missed by conventional deep learning models. Second, the LSTM network models long-term temporal dependencies, effectively learning the evolution patterns of TEC over extended time horizons. Third, a composite attention mechanism—comprising temporal attention, feature attention, and wavelet attention—adaptively assigns importance weights to different time steps, input features, and wavelet decomposition levels. This mechanism enables the model to focus on the most informative components for each prediction step, thereby achieving effective feature complementarity and optimization.Experimental evaluations are conducted using TEC sequences derived from the Center for Orbit Determination in Europe (CODE) global ionosphere map grid products. Data are extracted at the geographic

基金项目：广西科技基地与人才专项(桂科 AD25069064);广西自然科学基金项目(2024GXNSFDA010041);国家自然科学基金项目(42504052)

投稿日期：2025-12-22

E-mail:LiYichang@glut.edu.cn

最新录用

locations of seven GNSS reference stations distributed across different regions of China, covering diverse latitudinal and longitudinal zones. The model performance is benchmarked against standalone LSTM and WNN models, as well as other baseline methods.Quantitative results demonstrate that the hybrid model achieves an overall Root Mean Square Error (RMSE) of 1.19 TECu, which is 48.7% lower than that of the single LSTM model.
Keywords: Total electron content of the ionosphere; short-term forecasting; Wavelet Neural Network; Long Short-Term Memory network; attention mechanism; geomagnetic storm

0 引言

全球导航卫星系统（GNSS）信号的传播受电离层延迟影响显著，其中总电子含量（TEC）是描述电离层状态、修正 GNSS 误差的关键参数。实现 TEC 的高精度短期预测，对提升精密定位、空间天气预警及航天器定轨精度具有重要意义。现有 TEC 预测方法主要分为经验模型、物理模型和数学模型三类。数学模型中的深度学习方法是近年来的研究热点。长短期记忆网络（LSTM）能有效建模时间序列的长期依赖关系，但对数据中的突变和多尺度特征捕捉能力有限[1-2]。小波神经网络（WNN）融合了小波分析的时频局部化能力和神经网络的非线性拟合能力，适用于提取非平稳信号的细节特征，但其参数优化易陷入局部最优，且缺乏对全局时序上下文的理解[3-4]。为克服单一模型的局限，学者们提出了多种改进模型，比如有学者提出卷积 LSTM 模型，原 LSTM 方法基于该点的时间序列数据预测单点的 TEC 值，而 ConvLSTM 方法则利用 TEC 的时空分布同时预测多个点的 TEC 值。结果表明，ConvLSTM 方法优于 LSTM 方法，生成的 TEC 映射更可靠，且与实际数据相比，均方根误差更小[5]。另有学者在改进 LSTM 算法提出双向长短期记忆算法，在地磁平静期和扰动期进行双向长短期记忆算法（BiLSTM）的电子含量预报，通过实现正向和反向连接，双 LSTM 网络在时间序列处理中的潜力得到了提升[6]。也有学者提出多种组合模型预测，如 CEEMDAN-LSTM[7]、CNN-LSTM[8]以及结合优化算法的混合模型和 LAM-LSTM 模型[9]，这些工作在一定程度上提升了预测性能。然而，多数模型仍存在特征互补性不足、对磁暴等极端空间天气事件的适应性较弱等问题。

本文构建一个深度特征融合与自适应加权框架，具体包括：（1）并行融合 WNN 的局部多尺度特征提取能力与 LSTM 的全局时序建模能力；（2）引入由时间、特征和小波注意力构成的复合注意力机制，实现关键信息的自适应筛选与增强；（3）通过模型融合策略整合两个子模型的预测结果，进一步提升极端天气条件下的预测稳定性。

1 模型算法原理

1.1 小波神经网络（WNN）

传统神经网络面对电离层非平稳序列难以有效的分离出不同时间尺度的信号特征，针对这个问题，本文提出了小波神经网络，并且 WNN 相比 BP 神经网络的 Sigmoid 函数而言，将传统神经网络中的神经元激活函数替换为具有紧支撑性和衰减性的小波基函数[10]，构建出多分辨率的网络结构，从而能够自适应地捕捉信号的局部特征与整体趋势[11-12]。如图 1 所示，小波神经网络由一个前馈神经组成，中间带有一层隐藏层，输出层为 Sigmoid 函数[13]。该网络输入层的 X_1、X_2 到 X_n 为输入的 TEC 数据，经过隐藏层的处理，输出 Y_1 到 Y_m。W_{ij} 为输入层第 i 节点至隐含层第 j 神经元的权值，W_{jk} 为隐含层第 j 神经元至输出层第 k 节点的权值。前向传播过程包括线性变换和小波变换。线性变换部分：对于输入 X 通过权重矩阵和偏置进行线性变换，得到线性输出。然后，对线性输出进行小波变换后再应用小波基函数，本研究中我们用到的小波基函数为墨西哥帽小波函数。墨西哥帽小波函数公式如下：

$$\psi(t) = (1-t^2) \times \exp(\frac{-t^2}{2}) \quad (1)$$

具体而言，对于每个小波神经元，其输出由以下公式计算。首先前向计算可得隐含层第 i 个小波神经元的输入为：

$$\text{linear}_i = \sum (w_{ij} \times xj) + \mu_i \ (2)$$

对线性变换后得到输出进行小波变换：

$$s_m = \frac{\left(linear_i - \mu_i\right)}{\sigma_i} (3)$$

小波变换后应用小波基函数：

$$Y_m = \psi\left(s_m\right) (4)$$

其中，μ_i 和 σ_i 分别为平移参数和尺度参数，ψ 为小波基函数。通过引入尺度和平移参数，小波神经网络能够自适应地调整小波基函数的形状，从而更好地捕捉输入信号在不同尺度和位置上的特征。

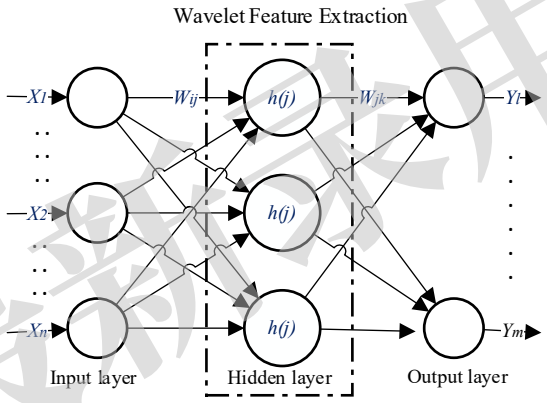


图 1 WNN 网络结构图

Fig.1 WNN network structure diagram

1.2 长短期记忆网络（LSTM）

长短期记忆网络（LSTM）是一种特殊的循环神经网络（RNN），与 RNN 不同的是，在隐藏层中新增一个单元细胞状态来记录长期的状态，这个细胞中增加了三个门控，分别是输入门、遗忘门和输出门，他利用这三个门控和一个 cell state 来管理信息流[14]。这使得 LSTM 可以灵活的决定哪些信息需要遗忘，哪些信息需要保存，从而可以输出有用信息。解决了在训练过程中发生的梯度消失和爆炸的问题[2]。图中 h_t 和 C_t 分别为 t 时刻 LSTM 单元的隐藏状态向量和细胞状态向量，两者被传递到每一个细胞；σ 为 Sigmoid 激活函数，tan$h$ 为激活函数。LSTM 单元结构如图 2 所示。

最新版用

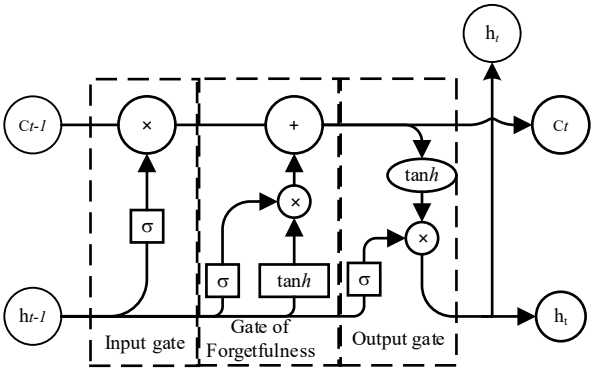


图 2 LSTM 模型神经元网络结构图

Fig.2 The neural network structure diagram of the LSTM model

1.3 复合注意力机制（Attention）

针对 TEC 时间序列数据的多尺度、非平稳特性，本研究构建了由时间注意力[15]、特征注意力与小波注意力[16]组成的复合注意力机制。该机制旨在通过多层次权重分配，聚焦信号中的关键信息并抑制冗余部分，形成系统的特征加权体系[17]。

时间注意力模块对 LSTM 输出的时序隐状态进行分析，通过计算注意力分数、Softmax 归一化及加权求和，生成融合序列关键时间节点信息的上下文向量。特征注意力模块采用门控机制，通过 Sigmoid 函数实现特征的软性选择与加权，以突出重要的隐藏特征。小波注意力模块则作用于小波神经网络提取的多尺度特征，对其进行自适应加权，从而有效筛选不同尺度的小波系数。三个模块协同工作，共同增强了模型对 TEC 序列动态特性的捕捉与表征能力。

1.4 WNN-LSTM-Attention 组合模型

本文提出的 WNN-LSTM-Attention 组合模型如图 3 所示，该模型结合了小波神经网络（WNN）的多尺度分析能力[18]、长短时记忆网络（LSTM）的时序建模能力以及注意力机制的特征选择能力。模型整体结构包括四个主要部分：数据预处理、小波神经网络、LSTM 时序建模分支和注意力融合机制。将电离层数据经过预处理后进入小波神经网络，而小波特征提取分支采用两层改进小波神经网络。第一层将 168 维输入序列通过线性变换和墨西哥帽小波激活映射为 128 维特征，并依次归一化和经 Tanh 激活；第二层进一步压缩至 64 维，经小波激活、归一化与 Tanh 激活后，使用特征注意力机制进行加权。随后将加权特征扩展为序列输入 LSTM 进行时序建模，LSTM 隐藏层大小为 64，双向输出为 128 维。再经时间注意力机制加权得到 128 维上下文向量，并进一步通过特征注意力调整权重。最终将 LSTM 输出的 128 维特征与小波分支的 64 维特征拼接为 192 维，经残差块融合后通过全连接网络输出 24 小时 TEC 预测值。

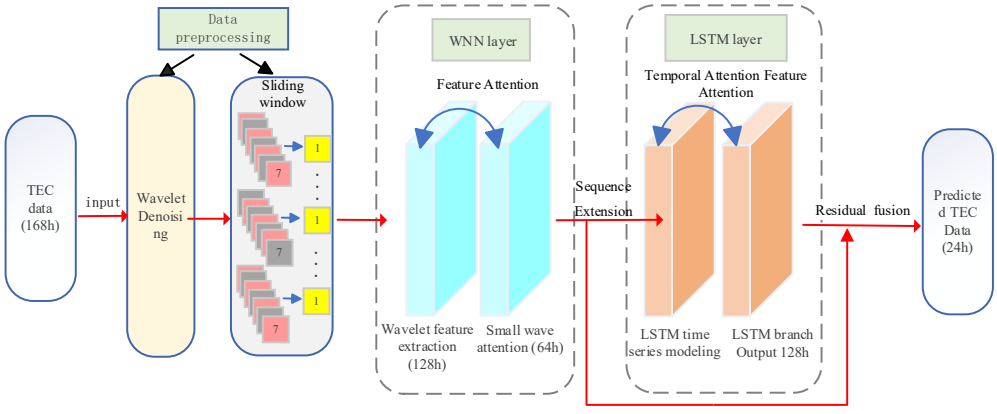


图 3 组合模型网络架构图

Fig.3 Network architecture diagram of the combined model

2 实验结果与分析

2.1 数据源与数据预处理

本文选取欧洲定轨中心 CODE（center of orbit determination at Europe）提供的 2016-2018 年全球电离层 TEC 数据，时空分辨率为 2.5°×5°×1h，基于中国区域七个 GNSS 观测站的位置采用双线性空间插值方法从中提取各测站 TEC 值。为验证模型在不同条件的预测性能，分为两组实验：一组为长期预测，以 2016—2017 年数据训练、2018 年数据测试；另一组为磁暴短期预测，以各磁暴事件前 70%时段训练、后 30%时段测试，所用的 TEC 数据均为插值后的观测站数据。为抑制数据噪声，凸显周期性变化，本文首先对数据进行了小波去噪[19-20]，图 4 为小波去噪的过程，利用“db6”小波基函数对原始 TEC 序列进行 6 层分解，依据启发式阈值准则与软阈值函数对各层细节系数进行滤噪处理[21]，再通过小波重构得到去噪后序列。在此基础上，进一步采用包含年周期与半年周期的谐波模型对去噪数据进行拟合，从而间接验证去噪的有效性。最后，通过滑动窗口方法[1]将处理后的连续时间序列构造成适用于监督学习的样本格式，即以 168 小时（7 天）的历史观测作为输入，预测未来 24 小时（1 天）的 TEC 值。

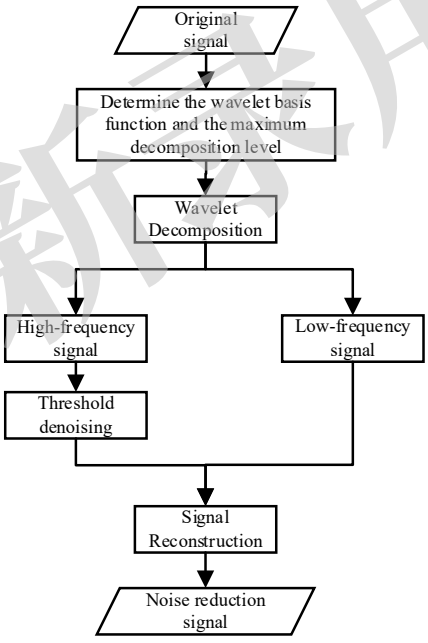


图 4 小波去噪流程图

Fig.4 Wavelet Denoising Flowchart

2.2 精度评价指标

为验证 WNN-LSTM-Attention 模型在电离层 TEC 预测中的优势，我们将该模型与 LSTM 神经网络模型和 WNN 神经网络模型进行比较。评估指标包括均方根误差（RMSE）、偏差（Bias）、平均绝对误差（MAE）和平均绝对百分比误差（MAPE）计算方法如下：

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_i-y_i\right)^2} \quad (5)$$

最新录用

$$Bias = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i) \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i - y_i| \quad (7)$$

$$MAPE = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i - y_i|/y_i}{n} \quad (8)$$

其中 $\hat{y}_i$ 为预测值， y_i 为真值，公式中的值越小，精度越高。

2.3 模型预报结果

2.3.1 不同磁暴期结果分析

电离层 TEC 的分布主要受太阳活动、时间和季节、地理位置及地磁活动的影响。理解地磁指数 Dst 和 KP 指数的变化有助于我们理解地磁暴。根据表 1 磁暴等级根据地磁指数 Dst 分为三个级别：弱磁暴、中磁暴和强磁暴。

表 1 磁暴等级分类

Table 1 Magnetic Storm Classification

Dst 指数/nT	-50<Dst≤-30	-100<Dst≤-50	Dst≤-100
地磁活动强度	弱	中	强

本文通过对 2018 年的地磁指数 Dst 和 KP 指数作分析，提取出 35 个磁暴期。在这 35 个磁暴期中选取事件 4、16、17 分别代表弱磁暴、中磁暴和强磁暴。图 5 的高亮部分中蓝色代表选取弱磁暴事件，绿色代表中磁暴事件，红色代表强磁暴事件。选取 8 月 28 日 12:00 到 8 月 29 日 13:00 为弱磁暴期事件，最小 Dst 为-43nT，最大 KP 为 2.3；选取 4 月 19 日 18:00 到 4 月 20 日 17:00 为中磁暴事件，最小 DST 为-78nT，最大 KP 为 6.0；选取 8 月 25 日 08:00 到 8 月 28 日 09:00 为强磁暴事件，最小 DST 为-176nT，最大 KP 为 7.3。

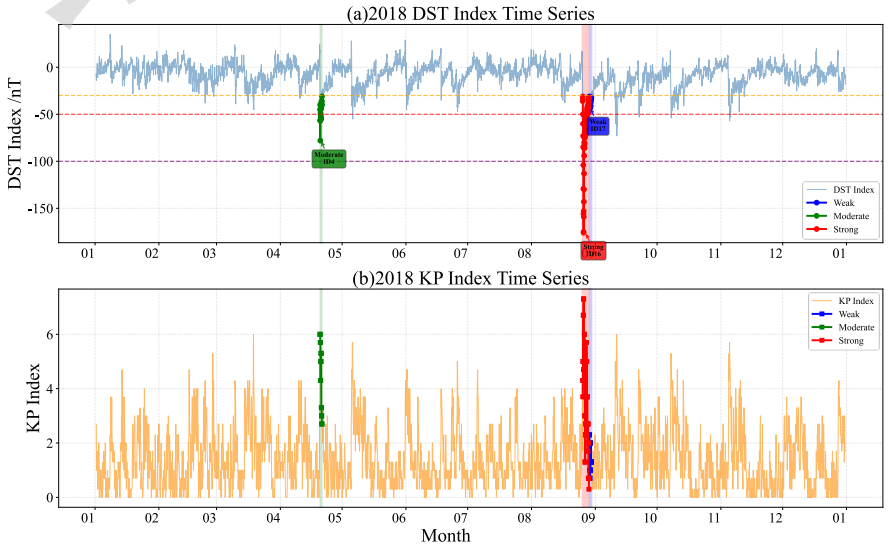


图 5 全年 DST 指数和 KP 指数波动图

Fig.5 Annual DST Index and KP Index Fluctuation Chart

对于不同磁暴情况下的模型预测性能本部分研究采用 MAE 作为预报模型的评估指标，

录用稿件，非最终出版稿

图 6 展现了不同磁暴情况下各模型预测性能。基于实验结果的分析表明：整体而言，组合模型表现最优，其平均 MAE 为 1.8787 TECu，较 LSTM 模型 和 WNN 模型分别实现了 21.1%和 12.1%的误差降低，提高了预测精度。在不同磁暴强度条件下，模型的预测能力表现出显著差异，在中等磁暴环境下，平均 MAE 高达 2.437 TECu，反映了中等强度磁暴扰动下电离层的复杂性；弱磁暴条件下平均误差为 2.0489 TECu，预测相对稳定；而强磁暴条件下组合模型展现出更好的性能，误差为 1.9009 TECu。综上，WNN 模型相较于 LSTM 在弱磁暴和中等磁暴条件下分别取得 14.8%和 12.4%的改进，但在强磁暴环境下改进有限，平均改进率为 9.6%，体现出传统 WNN 在应对极端电离层扰动时的局限性。相比之下，组合模型在所有磁暴强度下均实现了显著提升，特别是在强磁暴条件下的改进幅度达到 28.2%，同时在中、弱磁暴条件下也分别实现了 19.3%和 15.8%的改进，提升了对极端空间天气事件的适应性和鲁棒性，为高精度空间环境预警和导航定位校正提供了更为可靠的技术支撑。

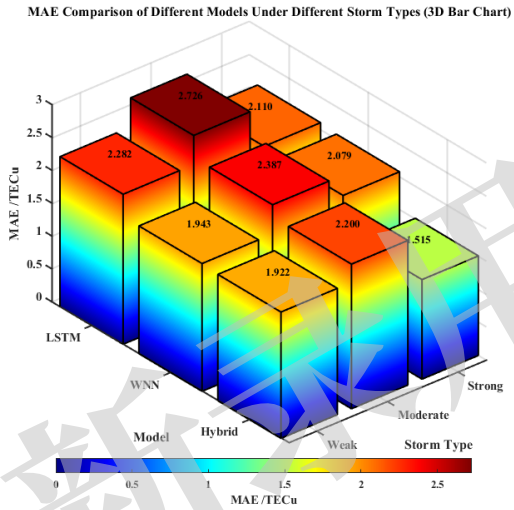


图 6 不同磁暴条件模型 MAE 值对比图

Fig.6 Comparison Chart of MAE Values for Different Geomagnetic Storm Conditions

2.3.2 研究区三种模型指标对比

表 2 为 3 种模型在 7 个观测站的 TEC 预报结果的 RSME、MAE 和 Bias 的均值统计结果。WNN-LSTM-Attention 模型的 RMSE 最低为 1.19 TECu,而 LSTM 模型的 RMSE 为 2.66 TECu，WNN 模型的 RMSE 为 1.89 TECu，与后面两个模型相比分别下降了 1.47 TECu 和 0.7 TECu，说明组合模型拟合的更好；在平均绝对误差方面，WNN-LSTM-Attention 模型相较于前两个模型也较低，所以组合模型真实值和拟合值的偏离程度最小，与后面两个模型相比分别下降了 1.2 TECu 和 0.69 TECu；在平均偏差方面，WNN-LSTM-Attention 模型也表现最优，平均偏差为 0.16 TECu，而 LSTM 和 WNN 模型的平均偏差略高，为 1.22 TECu 和 0.48 TECu。图 6 更加直观的展现了不同模型在 7 个 GNSS 观测站的性能对比，深灰色代表 LSTM 模型，红色代表 WNN 模型，绿色代表 WNN-LSTM-Attention 模型，可以明显的看到 WNN-LSTM-Attention 模型在 RMSE、MAE 和 Bias 上值最小，综合性能上更好。

表 2 站点模型指标值统计表

Table 2 Site Model Metrics Statistics Table

STATIONS		BJFS	LHAZ	WUHN	URUM	KUNM	CHAN	SHAO
RMSE	LSTM	1.94	3.30	2.48	2.02	3.40	1.81	2.76
	WNN	1.29	2.23	2.00	1.59	2.72	1.51	1.91
	组合模型	0.76	1.36	1.42	0.82	2.03	0.66	1.34

最新录用

MAE	LSTM	1.56	2.56	1.93	1.57	2.61	1.45	2.22
	WNN	1.02	1.65	1.54	1.19	2.10	0.86	1.49
	组合模型	0.56	1.03	1.11	0.59	1.51	0.49	1.00
Bias	LSTM	0.51	0.77	0.89	0.75	1.79	0.58	1.08
	WNN	0.26	0.34	0.56	0.31	0.96	0.27	0.69
	组合模型	0.05	0.27	0.45	0.04	0.12	0.03	0.22

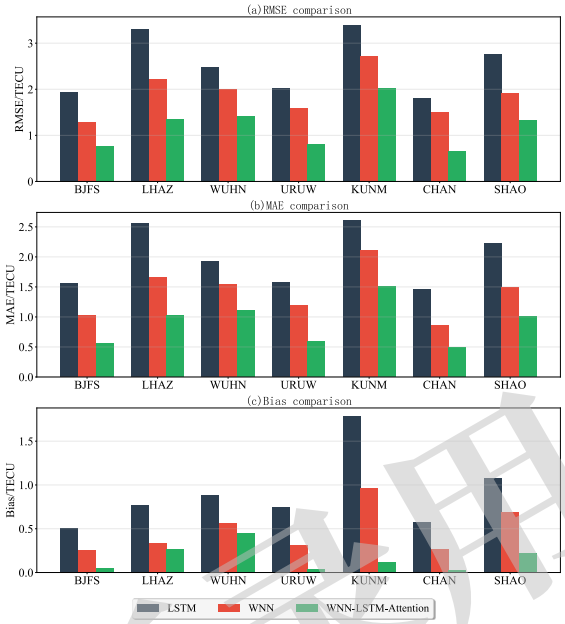


图 7 研究区不同模型预测指标对比图

Fig.7 Comparison Chart of Prediction Metrics for Different Models in the Study Area

2.3.3 春夏秋冬模型预测结果对比

图 8 为四季预测指标对比图。该部分研究采用极坐标图来展现。该图以一个中心点为基准，向外辐射出多条数据系列的轴线，分别是 MAE、RMSE、MAPE 和 Bias 每条轴线代表一个变量，将 2016 年和 2017 年的数据进行训练，用 2018 年的数据进行预测。作图时采用“1-实际值”的归一化方式进行作图，所以四个指标闭合形成的阴影部分面积越大代表性能越好。图中蓝线代表 LSTM 模型，橘色的线代表 WNN 模型，绿色的线代表 WNN-LSTM-Attention 模型。在春季，该模型 MAE 达到 0.1152，相比 LSTM 提升约 95.6%，MAPE 为 10.2818%，预测精度较高；在夏季，MAPE 达 10.2188%，在全年预测效果最好；在秋季，WNN-LSTM-Attention 模型 RMSE 达到全年最低 1.0173，预测精度最高；冬季虽面临电离层变化的挑战，MAPE 相对较高，但仍优于其他模型。关于 MAE 方面，组合模型在 MAE 指标上相比 WNN 提升 87.6%，MAPE 指标提升 32.0%，且标准差低于其他模型，预测更稳定。季节性影响分析表明，秋季和夏季为最佳预测季节，冬季最具挑战性，而组合模型在季节性波动方面表现最为稳定，标准差为 0.1363。偏差特性方面，LSTM 普遍存在正偏差为 0.7391，WNN 呈现负偏差趋势为-0.5333，而 WNN-LSTM-Attention 偏差最小为 0.0393，充分证明了该组合模型在不同季节条件下的优越性能和鲁棒性。为了进一步全面直接的看到模型预测效果，选取了中国区域内高纬度（53°50′N,122°37′E）的漠河站、中纬度（30°5317′N，114°3570′E）的武汉站，低纬度（18°34′N，109°62′E）的三亚站作不同纬度的四季预测效果分析。图 9~图 12 分别对应春、夏、秋、冬四个季节，每幅图中展示了不同纬度在各季节内随机选取的连续的 72 小时 TEC 实测值与预测值曲线。图中显示，各纬度在各季节的预测曲线与其他预测曲线相比与实测值吻合更好。上述结果验证了组合模型在不同纬度、不同季节条件下的良好预测能力，进一步证明了其在不同纬度不同季节

下的稳定性和可靠性。

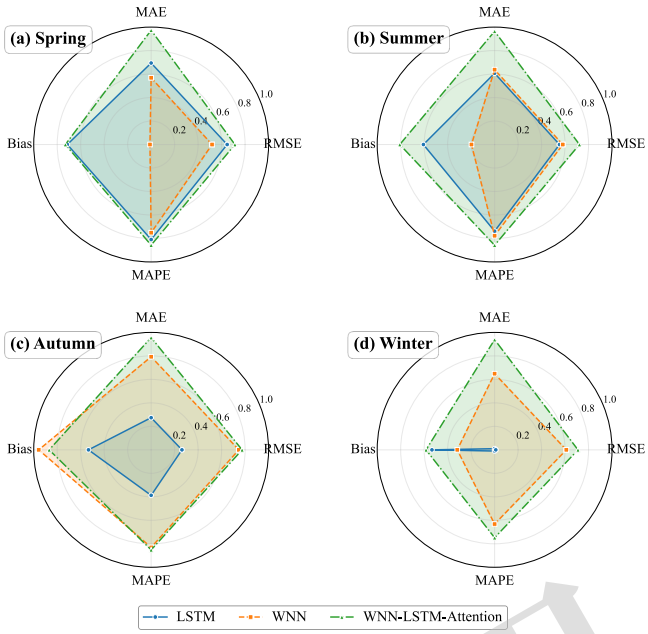


图 8 春夏秋冬模型预测指标对比图

Fig.8 Comparison Chart of Spring, Summer, Autumn, and Winter Model Prediction Indicators

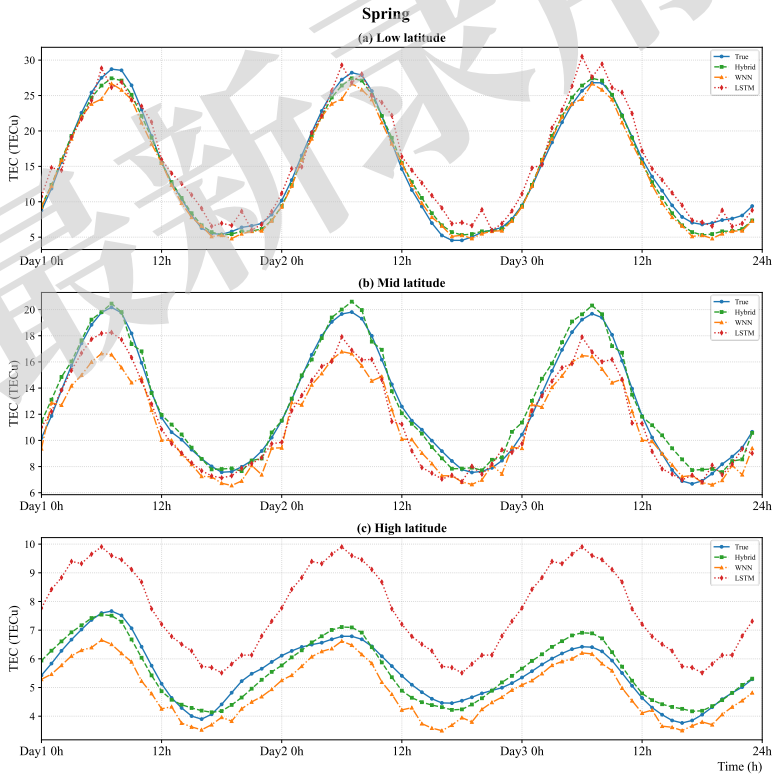


图 9 春季不同纬度采样预测结果图

Fig.9 Spring Sampling Prediction Results Map at Different Latitudes

最新录用

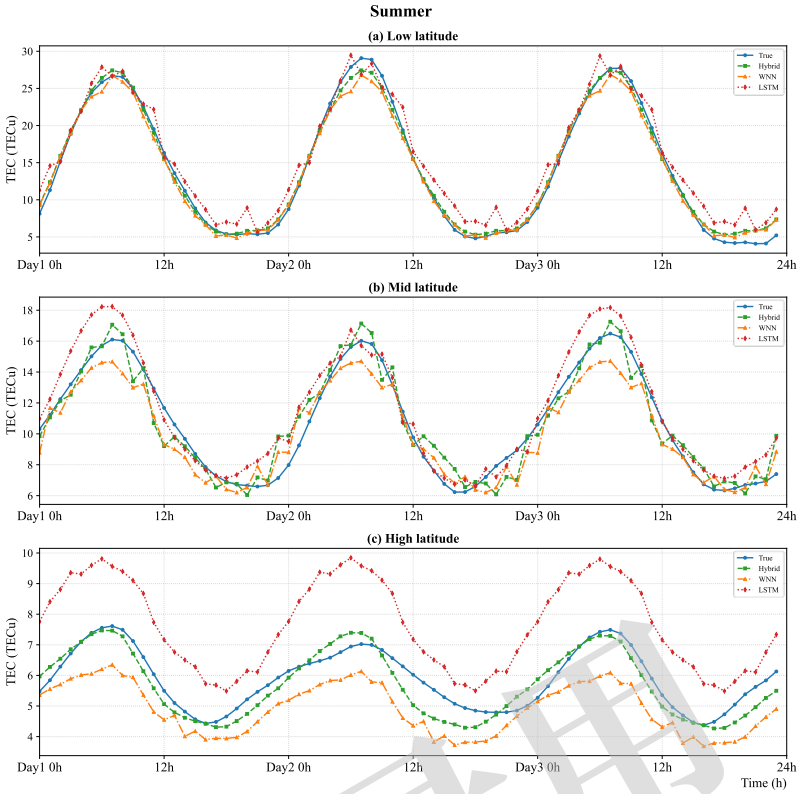


图 10 夏季不同纬度采样预测结果图

Fig.10 Summer Sampling Prediction Results Map at Different Latitudes

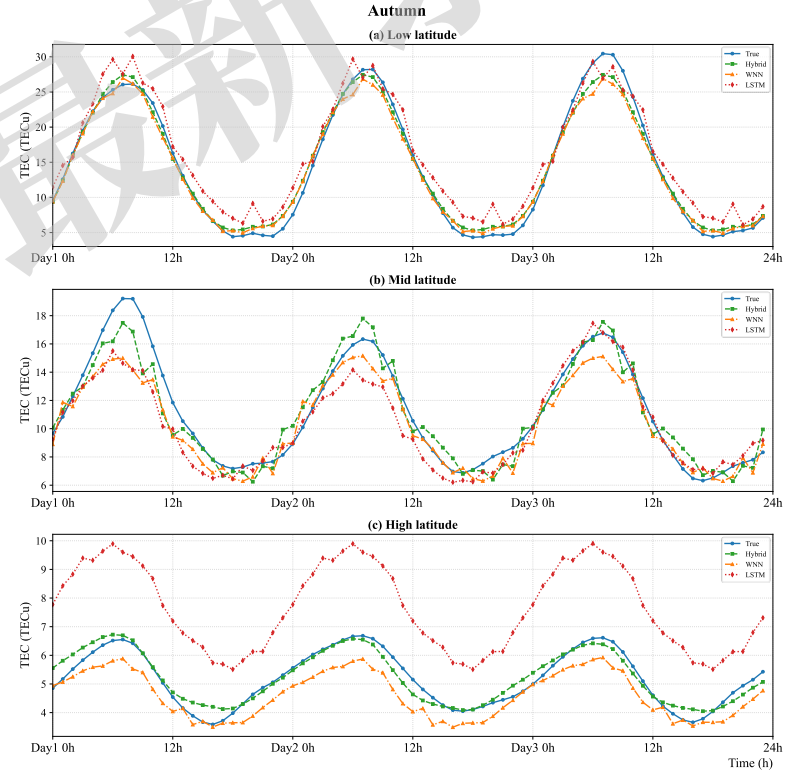


图 11 秋季不同纬度采样预测结果图

Fig.11 Autumn Sampling Prediction Results Map at Different Latitudes

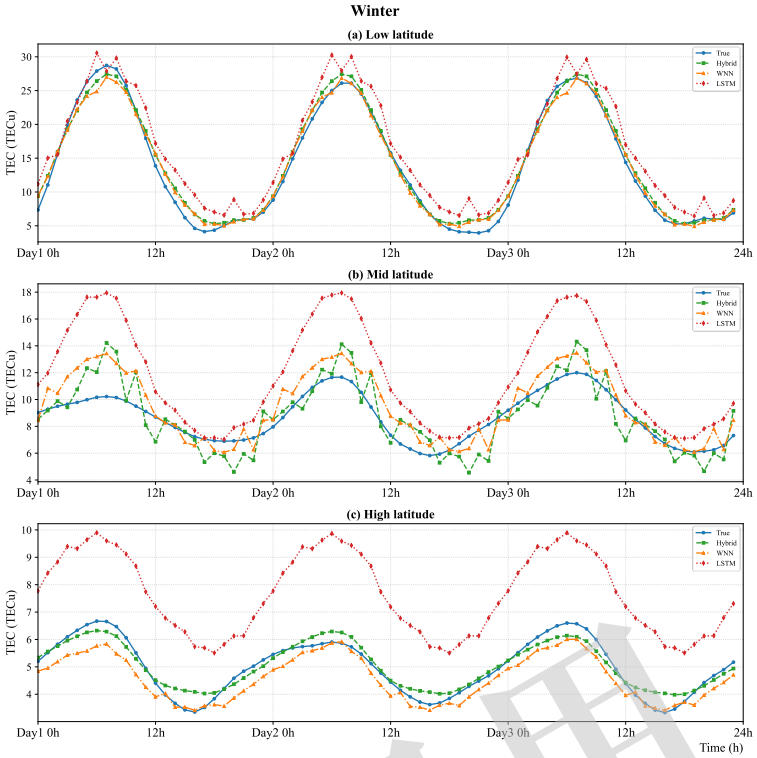


图 12 冬季不同纬度采样预测结果图

Fig.12 Winter Sampling Prediction Results Map at Different Latitudes

2.3.4 研究区不同月份 RMSE 对比

为了进一步研究该组合模型在不同月份的预测变化。图 13 为研究区 12 个月模型 RMSE 对比结果图。蓝色线条代表 LSTM 模型，黄色线条代表 WNN 模型，绿色线条代表 WNN-LSTM-Attention 模型。组合模型相较于 LSTM 模型和 WNN 模型均表现出稳定的改进。在七个站点中，组合模型在 12 月预测效果最好，相比 LSTM 模型降低了 89.5%，相比 WNN 模型降低了 31.9%；在 3 月预测效果相对不明显，相比 LSTM 模型仅降低 21.7%，相比 WNN 模型仅降低 19.5%，但是总体都是大幅度提升了预测精度。其中位于高海拔地区的 KUNM 站改善较为显著，LSTM 模型的 RMSE 高达 40.8282，WNN 模型为 3.4481，而混合模型进一步降至 2.4224，相比 WNN 模型又改善了 29.8%。这一数据清晰地展示了组合模型在复杂高海拔环境下的稳健性。从月份方面看，组合模型在冬季月份的改善尤为明显，相比 LSTM 模型降低幅度可达 85-90%。这表明混合模型在复杂气象条件下具有更强的适应性。综上所述，组合模型在 GNSS 时间序列预测中展现出显著优势，相比 LSTM 模型整体精度提升 78.3%，相比 WNN 模型提升 15.5%，为高精度 GNSS 数据处理提供了有效的方案。

最新录用

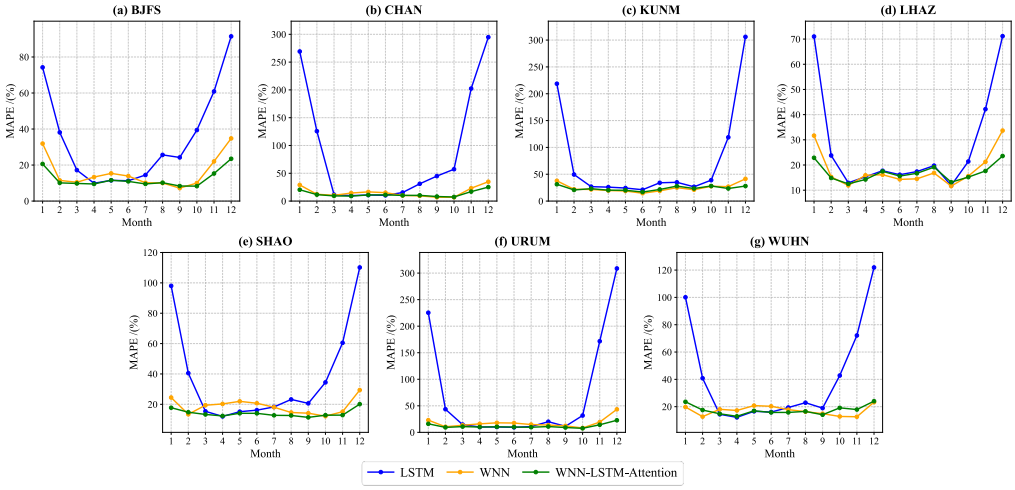


图 13 研究区不同月份模型 RMSE 对比图

Fig.13 Comparison of Model RMSE in Different Months for the Study Area

3 结论

本文选取 2016-2018 年的 CODE 电离层数据进行实验，对数据进行小波降噪预处理，采用滑动窗口法基于复合注意力机制融合了小波神经网络和 LSTM 优秀的分析建模能力，构建了 WNN-LSTM-Attention 组合模型预测 TEC。在不同磁暴期、不同月份以及不同季节下，将预测结果与 WNN 和 LSTM 模型进行对比，结果显示：WNN-LSTM-Attention 模型均保持最优或接近最优性能，鲁棒性最强，特别是在中等至强磁暴条件下和在春季、夏季和冬季的效果更加显著。由于 TEC 不仅受地磁活动影响，还会受到诸如太阳风、引力波等因素影响，并且在不同时间、空间条件下进行预报存在不稳定性，随着预报时长的增加，个别时段还存在预报精度下降的问题，可尝试使用更多的数据进行训练以提高网络的泛用性，或将太阳风、引力波等参数加入到模型训练中以提高预报的准确度。

参考文献：

[1] HUANG Can, LI Junyu, LIU Lilong, *et al*. Application of improved model based on LSTM in ionospheric TEC forecast[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2025, **45**(5): 1256-1264 (黄灿, 黎峻宇, 刘立龙, 等. 基于 LSTM 的改进模型在电离层 TEC 预报中的应用[J]. 空间科学学报, 2025, **45**(5): 1256-1264)

[2]XIONG P, ZHAI D L, LONG C, *et al*. Long short-term memory neural network for ionospheric total electron content forecasting over China[J]. *Space Weather*, 2021, **19**(4): e2020SW002706

[3]HUANG Jiawei, LUTieding, LU Chunyang, *et al*. Application of empirical wavelet neural network in short term prediction of ionosphere TEC[J]. *Jiangxi Science*, 2020, **38**(6): 872-876, 908 (黄佳伟, 鲁铁定, 鲁春阳, 等. 经验小波神经网络在电离层 TEC 短期预测中的应用[J]. 江西科学, 2020, **38**(6): 872-876, 908)

[4]RAZIN M R G, VOOSOGHI B. Wavelet neural networks using particle swarm optimization training in modeling regional ionospheric total electron content[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2016, **149**: 21-30

[5]JEONG S H, LEE W K, KIL H, et al. Deep learning-based regional ionospheric total electron content prediction-long short-term memory (LSTM) and convolutional LSTM approach[J]. *Space Weather*, 2024, **22**(1): e2023SW003763

[6]SIVAKRISHNA K, VENKATA RATNAM D, SIVAVARAPRASAD G. A bidirectional deep-learning algorithm to forecast regional ionospheric TEC maps[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, **15**: 4531-4543

[7]SHAIKH M M, BUTT R A, KHAWAJA A. Forecasting total electron content (TEC) using CEEMDAN LSTM

model[J]. *Advances in Space Research*, 2023, **71**(10): 4361-4373

[8]MAO S N, LI H Y, ZHANG Y B, *et al*. Prediction of ionospheric electron density distribution based on CNN-LSTM model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, **21**: 1003305

[9]TANG J, XU L, WU X Q, *et al*. A short-term forecasting method for ionospheric TEC combining local attention mechanism and LSTM model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, **21**: 10001305

[10]ZHOU Yong. BP neural network optimization method based on wavelet basis function[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2024, **47**(8): 221-224 (周勇. 基于小波基函数的 BP 神经网络优化方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2024, **47**(8): 221-224)

[11]GHAFFARI RAZIN M R, MORADI A. Temporal extrapolation of TEC using WNN during 2007-2018 and comparison against GIM, IRI2016 and Kriging[J]. *Advances in Space Research*, 2021, **67**(5): 1546-1558

[12]GHAFFARI RAZIN M R, VOOSOGHI B. Modeling of ionosphere time series using wavelet neural networks (case study: N-W of Iran)[J]. *Advances in Space Research*, 2016, **58**(1): 74-83

[13]LIU Xiandong, SONG Lijie, YANG Xiaohui, *et al*. Predicting shortdated ionospheric TEC Based on Wavelet Neural Network[J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2010, **30**(5): 49-51, 55 (刘先冬, 宋力杰, 杨晓晖, 等. 基于小波神经网络的电离层 TEC 短期预报[J]. 海洋测绘, 2010, **30**(5): 49-51, 55)

[14]MA Hui, LIAN Yuqing, XU Nana, *et al*. Short-term ionospheric TEC prediction based on long short term memory network model[J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2025, **23**(1): 61-66 (马晖, 廉雨倩, 徐娜娜, 等. 基于长短期记忆网络模型的短期电离层 TEC 预测[J]. 光学与光电技术, 2025, **23**(1): 61-66)

[15]WANG Chaoyu, YIN Ping. Attention-enhanced TCN-STT model forionospheric TEC prediction[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2025, **40**(6): 1146-1153 (王朝钰, 尹萍. 引入注意力机制的 TCN-STT 电离层 TEC 组合预测模型[J]. 电波科学学报, 2025, **40**(6): 1146-1153)

[16]DONG Linfeng, MA Jie. Bearings composite fault diagnosis based on CEEMDAN-wavelet hybrid features and spatiotemporal attention CNN[J]. *Journal of Beijing Information Science & Technology University(Science and Technology Edition)*, 2025, **40**(5): 61-67 (董林峰, 马洁. 基于 CEEMDAN-小波混合特征与时空注意力 CNN 的轴承复合故障诊断[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2025, **40**(5): 61-67)

[17]LIU Haijun, LEI Dongxing, YUAN Jing, *et al*. Ionospheric TEC prediction based on attention-LSTM[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2024, **67**(2): 439-451 (刘海军, 雷东兴, 袁静, 等. 基于注意力机制 LSTM 的电离层 TEC 预测[J]. 地球物理学报, 2024, **67**(2): 439-451)

[18]WANG Jianmin, XU Chi, QI Xiangqian, *et al*. Prediction of ionospheric total electron content by combined model[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2023, **11**(2): 166-175 (王建敏, 徐迟, 祁向前, 等. 一种组合模型的电离层总电子含量预报方法[J]. 导航定位学报, 2023, **11**(2): 166-175)

[19]WANG Shujuan. Combined ionospheric TEC prediction model based on wavelet denoising[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2025, **39**(9): 1318-1324 (王淑娟. 基于小波去噪的电离层 TEC 组合预测模型[J]. 北京测绘, 2025, **39**(9): 1318-1324)

[20]YANG Genxin, YANG Jinyin, XIE Zhengming, *et al*. Prediction of ionospheric TEC using wavelet denoising and timeseries methods[J]. *Geotechnical Investigation & Surveying*, 2025, **53**(11): 52-57 (杨根新, 杨金银, 谢正明, 等. 基于小波去噪和时间序列方法的电离层 TEC 预测[J]. 工程勘察, 2025, **53**(11): 52-57)

[21]XU Luxin. Application of optimization combination model based on wavelet denoising in dam deformation prediction[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2025, **48**(10): 181-183, 187 (徐露欣. 基于小波去噪的优化组合模型在大坝变形预测中的应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2025, **48**(10): 181-183, 187)

作者简介：

第一作者：李怡畅，女，2000 年出生于河北省石家庄市，桂林理工大学测绘地理信息学院在读硕士研究生，主要研究方向为电离层参数预测方法。



通讯作者：刘立龙，男，1974 年出生于湖南省衡阳市，现为桂林理工大学测绘地理信息学院教授，主要从事 GNSS 技术及应用研究。



最新采用