引文格式：沈豫,管辉,王杰,等. 利用CEEMDAN-ARIMA-BiLSTM模型预报电离层总电子含量[J]. 地理空间信息, 2025, 23(3): 92-95. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.021

利用 CEEMDAN-ARIMA-BiLSTM 模型预报电离层总电子含量

沈　豫[1]，管　辉[2]，王　杰[3]，孙晨辉[2*]
（1. 舟山市自然资源测绘设计中心，浙江 舟山 316021；2. 杭州天图地理信息技术有限公司，浙江 杭州 311100；
3. 浙江省测绘科学技术研究院，浙江 杭州 310030）

摘　要：为了提升电离层总电子含量（TEC）的预报精度，在现有预报模型的基础上提出了一种新的组合预报模型。首先采用自适应噪声完备集合经验模态分解（CEEMDAN）方法分解TEC序列，并进行排列与重组；再分别利用差分自回归移动平均模型（ARIMA）和双向长短期记忆网络（BiLSTM）对高、低频分量进行建模与预报；最后重构不同分量预报结果，得到最终预报值。根据地磁活动情况，分别选取磁平静期和磁暴期的低、高纬度地区电离层TEC序列进行实验，结果表明该模型在磁平静期预报结果的均方根误差为0.61 TECu，比单一BiLSTM、ARIMA模型分别减少了0.11 TECu、0.05 TECu；磁暴期的均方根误差为0.87 TECu，比单一BiLSTM、ARIMA模型分别减少了0.32 TECu、0.18 TECu，验证了该模型的稳定性与优越性。

关键词：电离层；TEC预报；CEEMDAN方法；排列熵；ARIMA模型；BiLSTM模型
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0092-04

Ionospheric Total Electron Content Prediction Based on CEEMDAN-ARIMA-BiLSTM Model

SHEN Yu[1], GUAN Hui[2], WANG Jie[3], SUN Chenhui[2]
(1. Zhoushan Natural Resources Mapping and Design Center, Zhoushan 316021, China;
2. Hangzhou Tiantu Geographic Information Technology Co., Ltd., Hangzhou 311100, China;
3. Zhejiang Institute of Surveying and Mapping Science and Technology, Hangzhou 310030, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of ionospheric total electron content (TEC), we proposed a new combined prediction model based on existing prediction models. Firstly, we used the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) method to decompose the TEC sequence, and arranged and reassembled the decomposed components based on the calculated permutation entropy algorithm. Then, we used the differential autoregressive integrated moving average (ARIMA) model to model and predict high-frequency unstable components, and used the bidirectional long short-term memory (BiLSTM) network to model and predict low-frequency components. Finally, we reconstructed the predicted results of different components to obtain the final predicted values. Based on the geomagnetic activity, we selected the low and high latitude ionospheric TEC sequences during the magnetic quiet period and the magnetic storm period for experiments. The results show that the root mean square error (RMSE) of proposed model during the magnetic quiet period is 0.61 TECu, which is 0.11 TECu and 0.05 TECu less than the single BiLSTM model and ARIMA model, respectively. RMSE of the predicted results during the magnetic storm period is 0.87 TECu, which is 0.32 TECu and 0.18 TECu less than the single BiLSTM model and ARIMA model, respectively, verifying the stability and superiority of this model.

Key words: ionosphere, TEC prediction, CEEMDAN method, permutation entropy, ARIMA model, BiLSTM model

电离层总电子含量（TEC）是描述电离层状态的重要参数之一。通过研究电离层TEC的时空变化规律，构建高精度的电离层TEC预报模型，对于科学研究和工程应用具有重要意义[1]，因此国内外学者进行了积极研究。从时间上可将电离层TEC预报模型分为长期预报模型与短期预报模型[2-3]；从方法上可分为理论模型与经验模型[4-5]。早期的电离层TEC预报模型以经验模型为主，包括NeQuick、Klobuchar、IRI等，NeQuick和Klobuchar模型的修正精度均在50%~70%；IRI模型基于长期研究成果发展而来，是目前应用最广泛的经验模型之一，但其无法反映电离层的瞬间变化，存在一定误差。随着TEC预报研究的深入，已从

第一作者简介：沈豫（1981—），本科，工程师，研究方向为测绘地理信息与数据处理，E-mail：kekemajor@163.com。
通信作者：孙晨辉（1990—），本科，工程师，研究方向为测绘地理信息，E-mail：panrusmism@yeah.net。

长期预报向短期预报发展，短期预报模型具有精度高、稳定性好等优势，主要包括时间序列模型、灰色系统模型、神经网络模型等[6-8]，时间序列模型的电离层TEC预报存在精度低、稳定性差的缺点；灰色系统模型对于小样本数据处理具有一定优势，但对大样本数据的TEC预报精度不高；神经网络模型训练时需要大量数据，且受参数设置等因素影响。对于高复杂性、非平稳性的TEC序列，可对其进行自适应分解，根据数据序列的不同特征，选用不同的预报方法分别进行预报和重构。经验模态分解方法（EMD）是一种非线性、非稳定性信号处理方法，能将信号分解为不同频率的分量，但存在模态混叠、端点效应等问题。在EMD的基础上加入白噪声辅助，即集合EMD，能很好地解决模态混叠、端点效应等问题，但在信号分解过程中会产生白噪声。因此，有学者提出一种自适应噪声完备集合经验模态分解（CEEMDAN）方法，一方面将白噪声添加到分解分量中，另一方面通过计算第一阶模态分量得到最终一阶模态分解，有效解决白噪声从高频向低频的转移问题[9]。本文采用CEEMDAN对电离层TEC序列进行分解；再通过分析不同分量的特征，选用差分自回归移动平均（ARIMA）模型与双向长短期记忆网络（BiLSTM）对不同分量进行建模与预报；最后重构不同分量预报结果，得到最终预报结果。本文构建了完整的CEEMDAN-ARIMA-BiLSTM组合预报模型，并采用IGS提供的电离层TEC数据序列进行实验。

1　算法原理

1.1　CEEMDAN方法

作为一种新的信号分解方法，CEEMDAN实现信号处理的具体过程为[10]：①对于信号 $y(t)$，添加高斯白噪声 $e_T(n)$，得到含噪信号 $y_T(n)$；②对 $y_T(n)$ 进行EMD分解，得到第一阶本征分量 C_1^{T}；③根据 C_1^{T} 计算得到第一个本征模态函数 IMF_1，$\bar{C}_1=\frac{1}{N}\sum_{T=1}^{N}C_1^{\mathrm{T}}$；④从 $y(n)$ 中剔除第一个模态分量，得到剩余信号 $r_1(n)$；⑤向 $r_1(n)$ 中加入正负成对的高斯白噪声并继续进行EMD分解，同样通过本征分量计算得到第二个本征模态函数 IMF_2，$\bar{C}_2=\frac{1}{N}\sum_{T=1}^{N}C_2^{\mathrm{T}}$；⑥从 $r_1(n)$ 中剔除第二个模态分量；⑦重复上述步骤，当最终得到的残差信号满足单调函数特征时，停止分解，此时的原始信号可由各本征模态函数与残差之和表示，即实现了 $y(n)$ 的CEEMDAN分解。

1.2　样本熵

样本熵是一种判断时间序列复杂性的方法，假设时间序列为 $x(i)$，$i=1,2,\cdots,N$，样本熵计算过程为[11]：①根据时间序列建立 m 维矢量 $\boldsymbol{X}(i)=[x(i),x(i+1),\cdots,x(i+m-1)]$；②计算 $X(i)$ 与 $X(j)$ 对应元素的最大距离 $d[\boldsymbol{X}(i),\boldsymbol{X}(j)]=\max_{k\in(0,m-1)}|x(i+k)-x(j+k)|$，$k=1,2,\cdots,m$，且 $i\neq j$；③将相融度设置为 r，小于 r 的数量为 B_i，计算 B_i 与 $N-m$ 比值 $B_i^m(r)$，则所有 $B_i^m(r)$ 均值为 $B^m(r)=\frac{1}{N-m+1}\sum_{i=1}^{N-m+1}B_i^m(r)$；④重复步骤①~③，得到 $B^{m+1}(r)$；⑤将样本熵定义为 $S(m,r)=\lim_{x\to\infty}\left[-\ln\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)}\right]$。

1.3　ARIMA模型

ARIMA (p,d,q) 模型是由ARMA (p,q) 改进而来的。ARMA的表达式为[12]：

$$F(L)x_t=Q(L)u_t \tag{1}$$

式中，$F(L)$ 为自回归算子；L 为一阶滞后算子；x_t 为数据序列；$Q(L)$ 为移动平均算子；u_t 为残差。

ARMA (p,q) 主要处理平稳时间序列，若要进行非平稳时间处理，则需 d 阶差分运算，即

$$F(L)D^d y_t=Q(L)u_t \tag{2}$$

式中，$D^d y_t$ 为非平稳序列向平稳序列的转换过程。

1.4　BiLSTM模型

循环神经网络（RNN）具有自身链式特征，但随着序列长度的增加会产生梯度爆炸、梯度消失等问题。长短期记忆网络（LSTM）在RNN的基础上增加了遗忘门、输入门与输出门，解决了RNN存在的问题[13-14]。然而，RNN和LSTM均只能捕捉历史信息。BiLSTM在LSTM中增加了反向LSTM层，利用前向与后向输入信息更加深入地挖掘原始信号，提升数据的长期依赖性，不仅能捕捉历史信息，还能获取将来所包含的隐藏信息[15]。

1.5　组合预报模型

本文结合CEEMDAN算法在时间序列自适应分解中的优势以及BiLSTM、ARIMA模型在数据预报中的优势，提出了一种基于CEEMDAN与样本熵的ARIMA-BiLSTM电离层TEC组合预报模型。具体实现流程为：①对电离层TEC序列 $x(t)$ 进行CEEMDAN分解，将原始序列分解为若干个IMF分量和一个残余项；②利用排列熵算法计算不同IMF分量的样本熵值，根据计算结果分析IMF分量的复杂度并对各分量

进行重新组合；③分别利用ARIMA、BiLSTM模型预报高、低频分量；④重构高、低频分量，将重构结果作为最终预报值 $W=F_1+F_2+\cdots+F_j$。

2 实验分析

2.1 实验数据

本文选取IGS组织提供的2020年年积日040~069与年积日154~183两个时段的电离层TEC数据进行实验，包含低纬度（120°E、5°N）数据与高纬度（120°E、75°N）数据，时间分辨率为15 min，空间分辨率为0.5°。将前20 d电离层TEC数据作为样本数据，利用训练好的模型对后5 d电离层TEC数据进行预报，并对比模型预报结果与IGS实际值。将相对精度（P）与均方根误差（RMSE）作为模型预报精度的评价指标[16-17]，即

$$P=1-\frac{\left|t_{\mathrm{p}}-t_{\mathrm{r}}\right|}{t_{\mathrm{r}}} \tag{3}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(t_{\mathrm{p}}-t_{\mathrm{r}})^2} \tag{4}$$

式中，t_{p}为预报值；t_{r}为参考值；n为数据长度。

电离层TEC数据主要受太阳黑子和地磁活动影响，通常以太阳活动指数（$F_{10.7}$）作为地磁活动强弱的指标[18]。$F_{10.7}$大于75时表示该时段地磁活动较活跃，小于75时表示该时段地磁活动较平静。两个时段的$F_{10.7}$指数见图1，年积日040~069为磁平静期，年积日154~183为磁暴期。

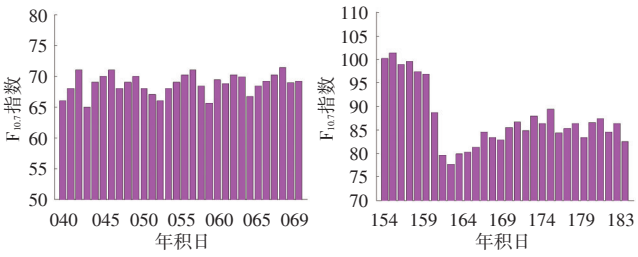


图1 不同年积日的$F_{10.7}$指数

2.2 实验结果与分析

采用本文提出的模型进行电离层TEC序列预报，受篇幅限制，仅以磁平静期低纬度数据为例进行过程说明。对年积日040~069的电离层TEC序列进行CEEMDAN分解，结果见图2，可以看出，TEC序列经CEEMDAN分解后，得到4个IMF分量和1个残余项，残余项代表了TEC序列的变化趋势，因此原始TEC序列经CEEMDAN分解后能得到不同频率特征的成分。计算不同分量样本熵值，以判定分量变化特征的相似

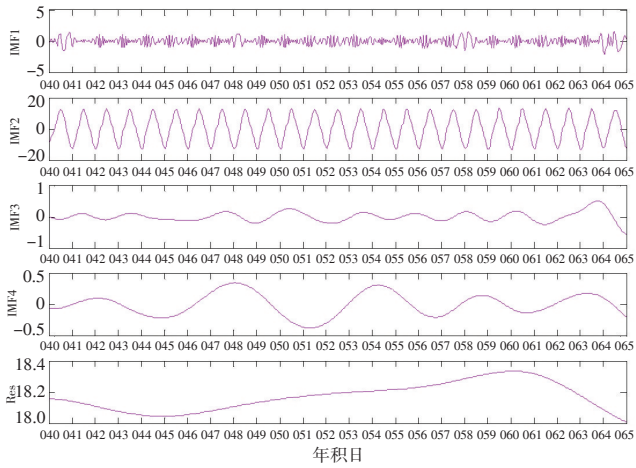


图2 CEEMDAN分解结果

度；再根据相似度整合分量，以提升预报效率。结果表明，各分量的样本熵值不断减小，各分量的复杂度在不断降低。IMF3、IMF4分量的样本熵值接近，将这两个分量叠加组成新的分量。完成分量重组后，分别利用ARIMA、BiLSTM模型对高、低频分量进行建模预报，再重构各分量预报结果得到最终预报结果。为验证本文所提模型的优越性，采用单一BiLSTM、AIRMA模型分别进行预报实验，3种模型对低、高纬度电离层TEC序列的预报结果见图3，可以看出，高纬度地区电离层TEC值变化范围更小，这是由于不同纬度地区受到的太阳辐射不同，变化范围存在差异；电离层TEC序列在磁暴期的变化比磁平静期复杂，3种模型的预报精度都有一定程度的降低。3种模型对低、高纬度电离层TEC序列预报结果的误差见图4，包括残差绝对值和相对精度，可以看出，在残差绝对

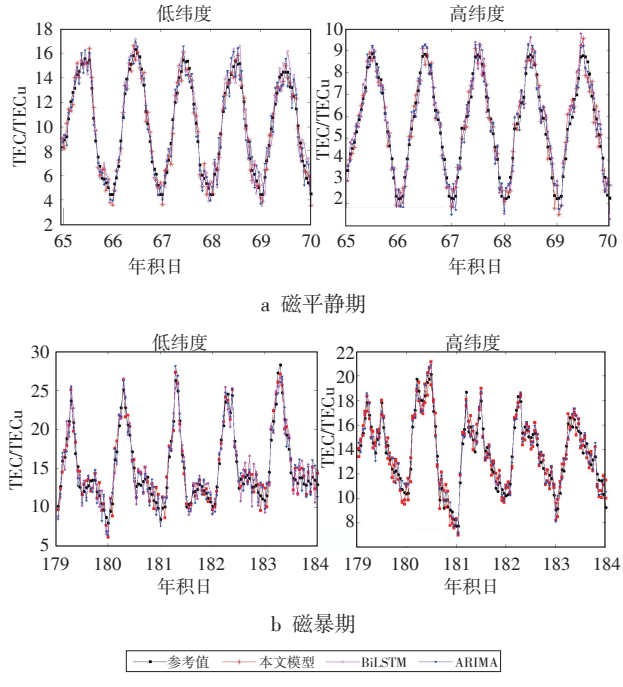


图3 不同模型电离层TEC预报结果

值方面，无论是对磁平静期还是磁暴期，3种模型均在3 TECu以内，其中BiLSTM模型预报结果的残差值变化范围最大，ARIMA模型次之，本文模型最小；低纬度的残差变化范围大于高纬度，同样是由于不同纬度地区受到的太阳辐射不同，导致模型预报电离层TEC的难度不同；在相对精度方面，本文模型比另外两种单一模型更接近1。

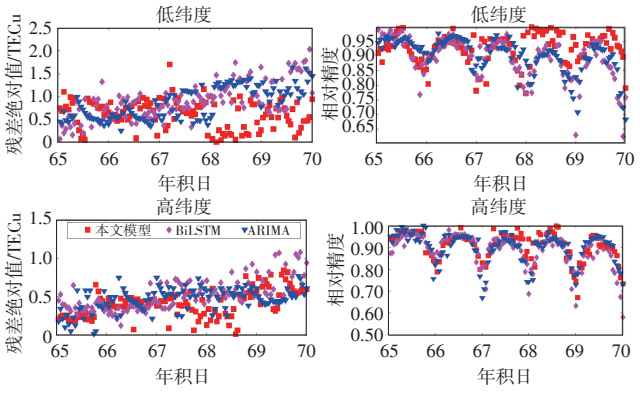
通过计算磁平静期、磁暴期不同纬度的最大残差绝对值、平均相对精度、RMSE定量对比分析不同模型的TEC预报性能，结果见表1、2，可以看出，随着纬度的增加，不同模型预报结果的最大残差绝对值逐渐减小，本文模型在低、高纬度地区的最大残差均最小；在磁平静期和磁暴期，本文模型低、高纬度预报结果的平均相对精度均优于其他两种模型；磁平静期的最大RMSE为0.92 TECu，磁暴期的最大RMSE为1.48 TECu，均为BiLSTM模型的预报结果，相较于ARIMA模型，BiLSTM模型对于非稳定性TEC序列的预报性能略差。同一模型对不同纬度、不同季节的TEC值预报结果也有所不同，这是由于太阳活动受不同季节的影响，对电离层TEC也产生了不同影响。然而，无论太阳活动是否剧烈，本文模型都具有更好的TEC预报效果，预报精度最优。

表1　磁平静期预报结果精度对比

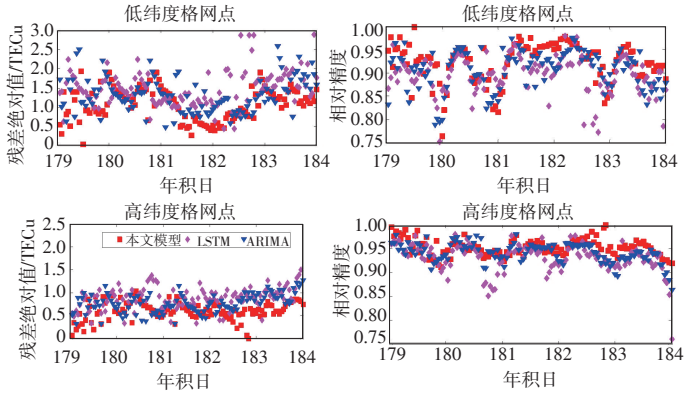
经纬度	预报模型	最大残差绝对值/TECu	平均相对精度/%	RMSE/TECu
120°E、5°N	本文模型	0.96	92.66	0.81
	BiLSTM	2.02	89.18	0.92
	ARIMA	1.62	90.16	0.86
120°E、75°N	本文模型	0.67	91.93	0.41
	BiLSTM	1.07	88.19	0.52
	ARIMA	0.76	89.62	0.46

表2　磁暴期预报结果精度对比

经纬度	预报模型	最大残差绝对值/TECu	平均相对精度/%	RMSE/TECu
120°E、5°N	本文模型	1.94	91.86	1.11
	BiLSTM	2.86	89.51	1.48
	ARIMA	2.57	90.45	1.33
120°E、75°N	本文模型	1.03	95.33	0.62
	BiLSTM	2.17	91.87	0.90
	ARIMA	1.26	93.32	0.77



a　磁平静期



b　磁暴期

图4　不同模型电离层TEC预报结果误差

3　结　语

本文提出了一种新的电离层TEC预报模型。结合CEEMDAN以及经典的深度学习算法BiLSTM与机器学习方法ARIMA，首先对电离层TEC序列进行CEEMDAN分解，得到能够反映不同频率特征的分量，并分析不同分量的样本熵值进行分量重组；然后分别利用ARIMA、BiLSTM模型对高、低频分量进行建模预报；最后重构不同分量的预报结果，构建电离层TEC组合预报模型。本文采用组合模型对磁平静期和磁暴期的TEC序列进行建模预报，结果表明无论是磁平静期还是磁暴期，本文模型的TEC预报精度均优于对比模型，验证了本文模型在电离层TEC预报中的可行性与优势，具有一定应用价值。

参考文献

[1]　明飞雄，马锦山.磁暴期间北斗GEO卫星电离层异常研究[J].地理空间信息，2023，21(8):100-103

[2]　吴晗，黄玲，刘立龙，等.基于SSA-LSTM的短期电离层TEC组合预报模型[J].大地测量与地球动力学，2022，42(6):626-630

[3]　王建敏，唐彦，吕楠，等.组合模型的电离层总电子短期预报研究[J].测绘科学，2022，47(4):34-43

[4]　肖艳鲁，张东水，韩用顺，等.我国中纬电离层TEC变化特征与IRI-2016预测性能分析[J].地理空间信息，2022，20(11):38-43

（下转第105页）