0254-6124/2026/46(5)-1269-12 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

SUN Jiahao, WANG Jingsong, CHEN Zhou. Research on Global Ionospheric TEC Deep Learning Forecasting Based on Spectral Whitening Method Index Group (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2026, **46**(5): 1269–1280. CSTR:32142.14.cjss.2026–0022. DOI:10.11728/cjss2026.05.2026–0022

基于白谱法指数群驱动的全球电离层 TEC 深度学习预报研究*

孙嘉豪[1,2] 王劲松[3] 陈 洲[1,2]

1(南昌大学信息工程学院 南昌 330031)

2(南昌大学空间科学与技术研究院 南昌 330031)

3(中国气象局国家空间天气监测预警中心 空间天气重点实验室 北京 100081)

摘 要 全球电离层总电子含量 (TEC) 的时空变化直接影响全球导航卫星系统 (GNSS) 的定位精度和通信系统可靠性. 针对传统太阳活动与地磁指数时间分辨率低、更新不及时, 限制极端空间天气条件下数据驱动预报性能的问题, 提出基于白谱法 (SWM) 的物理驱动指数群, 引入高纬扰动指数表征日地能量耦合过程, 并结合深度神经网络与 3D Swin Transformer 构建三维电子密度重构和时空预报两阶段框架. 结果表明, SWM 指数与传统指数保持高度相关, 其高频物理特征可加快模型收敛、提高稳定性; SWM 驱动模型显著优于 IRI-2020 经验模型, 并能抑制长时效预报的误差累积. 该指数群具有较强的实时更新和扰动捕捉能力, 可为高性能、业务化全球空间天气预报提供新的技术路径.

关键词 全球电离层, 总电子含量 (TEC), 白谱法 (SWM), 深度学习

中图分类号 P352

Research on Global Ionospheric TEC Deep Learning Forecasting Based on Spectral Whitening Method Index Group

SUN Jiahao[1,2] WANG Jingsong[3] CHEN Zhou[1,2]

1(*School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang* 330031)

2(*Institute of Space Science and Technology, Nanchang University, Nanchang* 330031)

3(*Key Laboratory of Space Weather, National Center for Space Weather, China Meteorological Administration, Beijing* 100081)

* 国家重点研发计划青年科学家项目 (2025YFF0522000), 中国气象局空间天气监测预警重点创新团队项目 (CMA2024ZD01) 和中国气象局电离层天气预报预警青年创新团队项目 (CMA2024QN09) 共同资助

2026-01-27 收到原稿, 2026-09-09 收到修定稿

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Abstract The spatiotemporal evolution of global ionospheric Total Electron Content (TEC) directly affects the positioning accuracy of Global Navigation Satellite Systems (GNSS) and the reliability of communication systems. Accurate TEC prediction is therefore essential for space weather research and operations. Most existing ionospheric forecasting models use conventional solar activity and geomagnetic indices, such as $F_{10.7}$, Kp, and Dst, as external drivers. Their relatively low temporal resolution and infrequent updates make it difficult to represent rapid energy transfer and disturbance processes, which can constrain data-driven forecasts during extreme space weather events. To overcome this limitation, this study develops a physically driven index group using the Spectral Whitening Method (SWM). The SWM procedure suppresses periodic background components and emphasizes non-stationary disturbances. A high-latitude disturbance index is further incorporated so that the index group can characterize the chain of solar-terrestrial energy coupling from solar energy input to geomagnetic and ionospheric responses. The index group is evaluated within a two-stage deep learning forecasting framework. In the first stage, a deep neural network reconstructs three-dimensional electron density; in the second stage, a 3D Swin Transformer learns the spatiotemporal evolution and produces global TEC forecasts. The SWM-driven model is compared with the same framework driven by conventional indices and with the IRI-2020 empirical model. Results show that the SWM indices retain high statistical correlations with conventional indices while providing higher-frequency physical information. These properties accelerate model convergence and improve training stability. The SWM-driven model achieves better forecasting performance than IRI-2020 and exhibits stronger error-control capability under disturbed conditions. It also reduces the accumulation of errors in longer lead-time forecasts, indicating that the SWM index group supplies useful real-time physical constraints for deep learning. The findings demonstrate that jointly representing solar, geomagnetic, and high-latitude disturbance information can improve the responsiveness and robustness of global ionospheric forecasting. With its rapid updating capability and sensitivity to transient disturbances, the proposed index group provides a practical technical pathway toward high-performance and operational global space weather prediction.

Key words Global ionosphere, Total Electron Content (TEC), Spectral Whitening Method (SWM), Deep learning

0 引言

电离层总电子含量 (TEC) 作为表征近地空间等离子体环境的关键物理量, 对于依赖天基无线电系统的现代社会具有重要意义[1]. TEC 的时空变化会导致电磁信号发生折射与传播速度改变, 从而在全球导航卫星系统 (GNSS) 中产生显著的信号延迟[2]. 该效应已成为制约 GNSS 高精度定位与导航可靠性的主要误差来源. 因此, 实现全球 TEC 的精准预报不仅是电离层物理研究的重要前沿, 更对导航、定位、授时及通信系统的安全稳定运行具有关键应用价值[3].

针对这一需求, 已研发了多种 TEC 预报模型. 经验模型基于长期观测数据, 依赖统计规律刻画电离层的气候学特征. 以国际参考电离层 (IRI) 为代表的此类模型, 能够在电离层平静条件下较好地复现背景态分布[4,5]. 物理模型则采用数值模拟方法描述热层-电离层系统的复杂耦合过程, 以 TIE-GCM 为典型代表[6]. 然而, 尽管物理模型在捕捉电离层时空演化细节方面具有优势, 但高昂的计算成本使其在实时预报中面临计算效率与数值稳定性的双重挑战[7].

随着全球监测网络的完善及观测资料的快速积累, 数据驱动方法在 TEC 预报领域的潜力日益凸显[8]. 目前, 深度学习框架已被广泛应用于 TEC 数据的重构与预测任务中. 例如, 基于图像补全的策略在处理 TEC 缺测数据时表现出优异的重构能力[9]; 深度学习模型被成功用于全球 TEC 的时序预测[10]; 针对日尺度预测需求, 新型网络结构亦展现出较高的精度与稳定性[11]. 生成对抗网络与泊松融合方法的结合, 有效改善了预测结果在空间边界处的连续性问题[12]; 改进的 U-Net 架构利用 VISTA 数据集进一步提升了预报精度[13]; 基于大规模观测资料的深度学习方法也已被证实具备支撑全球 TEC 业务化应用的能力[8].

尽管数据驱动方法在电离层平静期表现出较强的泛化能力, 但在地磁扰动尤其是强磁暴期间, 其预测的鲁棒性仍有待提升[14]. 其可能原因在于, 常用的驱动参数仅能反映太阳风–磁层–电离层系统的局部特征, 难以完整描述能量注入、传输与耗散的动力学全过程, 从而限制了模型在极端扰动条件下的预测性能[15,16]. 从系统动力学角度审视, 太阳风–磁层–电离层间的耦合涉及多阶段的能量交换与非线性反馈; 若缺乏对物理机制的有效约束, 数据驱动模型的物理可解释性与鲁棒性将难以得到保障[17].

在电离层扰动表征研究中, 白谱法 (SWM) 作为一种有效的频域和时域处理手段, 通过对功率谱进行归一化和上包络修正, 能够有效剔除时间序列中的背景趋势, 从而突出非平稳扰动信号[18]. 该方法通过在频域抑制周期性背景并增强非平稳信号, 实现了对电离层与地磁扰动中扰动信号的有效分离与提取[18,19]. 自提出以来, SWM 已被广泛应用于构建一系列电离层扰动指数[19,20]. 近年来, 该方法的适用性进一步拓展至全球尺度空间天气现象的刻画. 例如, Zhao 等[21] 基于此提出了表征地磁扰动对太阳风能量注入响应的新指数; Chen 等[22] 则发展了用于描述太阳极紫外 (EUV) 辐射变化与太阳活动关系的新型指数. 这些系统性成果表明, 构建物理一致、跨圈层耦合的驱动因子, 是提升电离层扰动建模精度与增强模型物理可解释性的关键途径. 在此背景下, 本研究旨在构建一套能够反映从太阳能量注入到电离层响应完整物理过程的指数群, 并将其作为物理约束引入深度学习模型, 评估其在提升全球 TEC 预报精度方面的有效性.

1 数据与方法

1.1 数据来源与预处理

为构建并验证一套能够反映日地空间能量耦合全过程的指数群, 本研究整合了多源观测数据. 其中, 太阳辐射输入由太阳动力学观测卫星 (SDO/AIA) 获取的 EUV 图像数据进行表征[22]. 地磁响应部分则基于 8 个中低纬地磁台站的观测数据构建[21]. 为完善 SWM 指数群, 本研究进一步引入了 8 个高纬台站的观测数据 (台站信息如图 1 所示), 以精确捕捉极光区的高频能量注入过程. 为验证该指数群的有效性, 本研究将其与 OMNI 数据集提供的传统指数体系 (AE, SYM-H, $F_{10.7}$) 分别作为驱动输入, 在同一个全球 TEC 预报模型框架下进行性能对比实验.

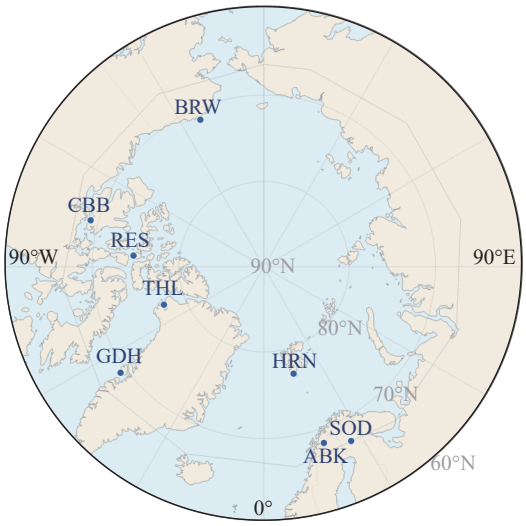


图 1 极区地磁台站分布

Fig. 1 Distribution of polar geomagnetic stations

模型采用的 TEC 数据源自国际 GNSS 服务 (IGS) 发布的全球电离层图, 原始时间分辨率为 1 h. 首先将空间网格重采样为 2.81°×5.62°, 所有驱动指数均被重采样至 1 h 分辨率以与 TEC 数据匹配. 对于 COSMIC 电子密度数据, 选取 60～800 km 高度范围内的观测值并剔除异常负值. 此外, 输入模型的所有数值型特征均进行了 Z-score 标准化处理.

1.2 研究方法

1.2.1 基于 SWM 的指数群构建

SWM 此前已被成功应用于构建描述太阳 EUV 辐射变化的新型太阳活动指数, 以及表征地磁扰动对太阳风能量注入响应的指数[21,22]. 为精确表征高纬能量沉降引发的电离层扰动, 本研究基于 SWM 进一步构建了高纬扰动指数. 该指数基于 THL, BRW, CBB, RES, GDH, HRN, SOD, ABK 这 8 个高纬及极区地磁台站的观测数据, 这些台站的分布覆盖了极光椭圆区, 能够直接监测该区域的地磁活动.

数据处理流程如下. 首先, 选取各台站地磁水平分量的时间序列进行白谱变换, 以增强非平稳扰动信号的特征[18]. SWM 算法的具体计算公式如下:

$$g'_{\mathrm{id}}(t)=\int_{-\infty}^{+\infty}\left[\int_{-\infty}^{+\infty}g_i(t)\cdot \mathrm{e}^{-2\pi \mathrm{i}t\xi}\mathrm{d}t\right]\cdot\frac{P_0}{P_{\mathrm{env}}(\xi)}\cdot \mathrm{e}^{2\pi \mathrm{i}t\xi}\mathrm{d}\xi, \tag{1}$$

$$g_{\mathrm{s}}(t_m)=\frac{1}{3}\sum_{j=0}^{2}g'_{\mathrm{d}}(t_{m+j-1}),\tag{2}$$

$$J_{\mathrm{s}}^{\mathrm{A}}(t)=\frac{g_{\mathrm{s}}(t)}{\sigma_{\mathrm{g}}}.\tag{3}$$

其中, $P_{\mathrm{env}}(\xi)$为原始地磁序列$g_i(t)$功率谱的上包络, P_0是$P_{\mathrm{env}}(\xi)$数据集中的众数, 下标 i表示台站编号(i=1, 2, ⋯, 8). 经 SWM 变换与平滑滤波后得到的序列$g_{\mathrm{s}}(t_m)$, 代表非周期性的地磁扰动与噪声[19]. 为得到每个极区站点的无量纲扰动指数$J_{\mathrm{s}}^{\mathrm{A}}$, 将各站点的$g_{\mathrm{s}}(t)$序列通过其各自的标准差$\sigma_{\mathrm{g}}$进行归一化, 最终得到全部 8 个台站的最终$J_{\mathrm{s}}^{\mathrm{A}}(t)$时间序列. 对于这 8 个台站的扰动指数, 计算其在同一时刻的包络范围, 定义最终的全球高纬扰动指数$J_{\mathrm{p}}^{\mathrm{A}}(t)$, 包络范围的算法如下:

$$J_{\mathrm{p}}^{\mathrm{A}}(t)=\max\left[J_{\mathrm{s}}^{\mathrm{A}}(t)\right]-\min\left[J_{\mathrm{s}}^{\mathrm{A}}(t)\right].\tag{4}$$

将新建指数$J_{\mathrm{p}}^{\mathrm{A}}$与来自 Chen 等[22] 的$J_{\mathrm{P}}$(AIA)和 Zhao 等[21] 的$J_{\mathrm{p}}^{\mathrm{G}}$指数共同构成了本研究的新型指数群, 用于后续的 TEC 预报实验.

1.2.2 全球 TEC 预报模型架构

为验证指数群的有效性, 研究构建了一个深度学习预报框架, 首先重构三维电子密度场, 之后利用 Swin Transformer 网络进行时空序列预测.

模型首先利用深度神经网络 (DNN) 重构三维电子密度 (Electron Density) 的空间分布. 该 DNN 旨在学习从时空上下文及地球物理驱动因子到特定点电子密度值的非线性映射关系. 输入特征向量涵盖时空坐标、太阳天顶角以及 SWM 驱动指数. 为严格评估 SWM 指数群的性能, 研究训练了两组除驱动指数来源外完全一致的平行模型. 三维电子密度能够表征电离层电子含量在高度方向上的分布特征, 相较于二维 TEC 图像, 保留了更完整的垂直结构信息. 因此, 本文将 DNN 重构得到的三维电子密度网格作为后续 TEC 预报阶段的物理背景场和垂直结构先验, 用以补充历史 TEC 序列中高度维信息不足的问题. 该模块输出的三维电子密度网格不仅为后续预报阶段提供了具备物理一致性的输入特征, 其本身亦可作为高精度的电离层参考模型[3].

模型的核心是基于 3D Swin Transformer 构建的时空演化预报模块 (见图 2), 该模块采用编码器-解码器架构, 旨在建立从多源物理状态空间到未来 TEC 分布的非线性映射. 针对输入数据的异构特性, 模型设计了特征嵌入与对齐策略. 第一阶段生成的三维电子密度网格提供了当前时刻电离层垂直结构的物理先验, 而历史 IGS-TEC 序列则蕴含了水平维度的演化趋势. 为实现两者的深度融合, 模型首先通过二维卷积与零填充操作将 2D TEC 图像升维映射至 3D 特征空间, 随后与 3D 电子密度网格在通道维度进行拼接. 融合后的高维张量被进一步划分为不重叠

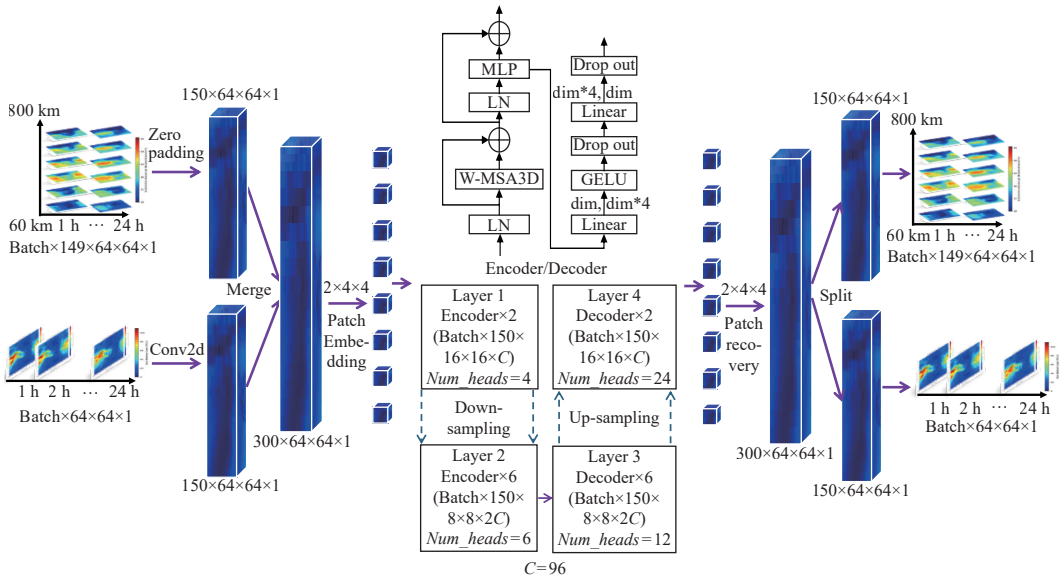


图 2 基于 3D Swin Transformer 的时空序列预报模型架构

Fig. 2 Architecture of the spatiotemporal sequence forecasting model based on 3D Swin Transformer

的三维图块, 作为 Transformer 的序列输入, 从而在潜空间中实现了物理背景场与历史观测数据的统一表征.

编码器负责多尺度时空特征的层级化提取. 该部分由堆叠的 Swin Transformer 模块与三维下采样层交替构成. 不同于标准 Transformer 的全局计算, Swin Transformer 引入了基于移动窗口的自注意力机制. 这种机制一方面限制了自注意力计算在局部三维窗口内进行, 使其能够敏锐捕捉电离层局部的细微扰动; 另一方面通过窗口移动与层级下采样扩大感受野, 使深层网络能够建立跨经纬度的长距离依赖关系, 有效建模如赤道电离异常双峰等全球尺度的宏观结构.

解码器旨在完成从高维语义特征到物理参数的生成式重构. 通过对称的 Swin Block 与三维上采样操作, 模型逐步恢复特征图的空间分辨率, 并将编码器提取的深层语义信息映射回物理空间. 最终利用图像块重组与线性投影层输出未来时刻的全球 TEC 预测图. 这种将三维计算机视觉技术应用于地球物理场预报的策略, 已在复杂气象预测任务中得到了成功验证[23].

1.2.3 实验设置与评估指标

第一阶段的三维电子密度重构 DNN 模型基于 2011−2018 年的 COSMIC 数据集进行训练; 数据集按 9:1 比例随机划分为训练集与验证集, 共迭代训练 100 个周期.

第二阶段 3D Swin Transformer 预报模块的训练数据 (2011−2018 年) 被组织为基于物理事件的时间序列块. 依据 SYM-H 和 Kp 指数进行划分, 总共构建了 162 个时长为 7 天的磁暴数据块, 确保每个数据块完整覆盖一次磁暴事件. 其余时段则被划分为等长的“宁静数据块”, 模型以数据块为基本单位进行训练. 验证集采用动态重组策略, 由轮询选取的单个磁暴数据块与随机抽样的 9 个宁静数据块构成, 旨在实现对所有磁暴事件样本的遍历性验证.

本研究训练了两个独立模型, 即由 SWM 指数群驱动的实验组, 以及由传统 OMNI 基准指数驱动的对照组. 两模型采用完全相同的网络架构、超参数及随机种子进行训练, 确保其在训练和验证过程中输入的数据序列完全一致, 从而实现严格的控制变量对比, 具体超参数如表 1 和表 2 所示.

表 1 第一阶段 DNN 的超参数设置

Table 1 Hyperparameter configuration for the first-stage DNN

参数名称	参数值
Input dimension	12
Hidden layer dimensions	[512, 256, 128, 64, 16]
Output dimension	1
Batch size	32768×16
Optimizer	Adam
Loss function	RSE loss
Learning rate	1×10^{-2}
Epochs	100

表 2 第二阶段时空演化模块 (3D Swin Transformer) 的超参数设置

Table 2 Hyperparameter configuration for the second-stage spatiotemporal evolution module (3D Swin Transformer)

参数名称	参数值
Embedding dimension	96
Number of attention heads	[4, 6, 12, 24]
Block size	168
Batch size	4
Optimizer	AdamW
Loss function	RSE loss
Learning rate	1×10^{-4}
Epochs	100

本研究将实验组与对照组的预报结果与 IRI-2020 经验模型进行对比, 采用决定系数 (R^2)、平均绝对差 (MAD, E_{MAD}) 和均方根误差 (RMSE, E_{RMS}) 作为评估指标, 具体计算公式如下:

$$E_{\mathrm{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} \left(F_i - O_i\right)^2}, \tag{5}$$

$$E_{\mathrm{MAD}} = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} \left|F_i - O_i\right|, \tag{6}$$

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n} \left(F_i - \overline{F}\right)\left(O_i - \overline{O}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(F_i - \overline{F}\right)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(O_i - \overline{O}\right)^2}} \right]^2. \tag{7}$$

其中, F_i与O_i分别代表特定时刻模型的 TEC 预测图

与对应的 IGS-TEC 真值图; $\overline{F}$ 与 $\overline{O}$ 分别为其空间平均值; n 为单张图的网格点总数.

评估过程包含两个维度: 首先, 在每个独立时间步计算上述指标, 以量化模型在特定时刻的空间预测精度; 其次, 通过分析测试集上的连续指标序列, 评估模型性能随时间演变的稳定性.

2 结果

2.1 SWM 驱动指数的性能表现

为验证 SWM 指数群的有效性, 研究选取 2013 年 10 月作为典型时段, 将基于 SWM 构建的指数与传统指数 (AE, SYM-H, $F_{10.7}$) 进行了对比 (见图 3). 统计分析表明, 两套指数体系在演化趋势上保持高度一致: 表征高纬电离层扰动的 $J_{\mathrm{p}}^{\mathrm{A}}$ 与 AE 指数的相关系数为 0.794; 描述磁层环电流变化的 $J_{\mathrm{p}}^{\mathrm{G}}$ 与 SYM-H 指数的相关系数为 0.785, 且完整记录了磁暴主相急剧下降与恢复相回升的过程; 表征太阳 EUV 辐射的 J_{p}(AIA) 与 $F_{10.7}$ 指数的相关系数达到 0.812.

2.2 预报模型训练过程中的收敛性与稳定性评估

为了深入探究 SWM 驱动指数对深度学习模型优化过程的影响, 本研究记录并分析了两个阶段 (DNN 重构阶段与 Transformer 预报阶段) 在训练集与验证集上的损失函数演化曲线 (见图 4). 对比结果表明, 输入数据的物理质量直接决定了模型的收敛速度与训练稳定性.

在第一阶段的电子密度重构任务中, 观察图 4(a) 的训练集损失曲线可知, SWM 驱动模型 (蓝线) 与传统驱动模型 (橙线) 均呈下降趋势, 但传统模型的初始损失值略高. 图 4(b) 的验证集损失曲线显示了两者的显著差异: SWM 驱动模型的曲线在整个迭代周期内保持平滑且持续下降; 相比之下, 传统驱动模型的曲线表现出剧烈的数值波动, 特别是在第 18 和第 30 个 Epoch 附近出现了大幅度的损失峰值 (Loss Spikes), 最大值一度超过 6.0.

在第二阶段的时空序列预测任务中 (见图 4c, d), 两种模型的训练损失均迅速收敛. 在验证集上 (见图 4d), SWM 驱动模型在训练初期的前 10 个 Epoch 内下降速率较快, 且在后续迭代中始终保持在较低的误差水平; 而传统驱动模型的验证集曲线在收敛初期位置较高, 并在后续过程中伴随有微小的振荡现象.

2.3 预报模型在地磁平静期的性能评估

为评估模型在非扰动背景下的基础性能, 本研究选取 2019 年 (第 24 太阳活动周极小期) DOY 90～96 作为典型的地磁平静测试时段. 以提前 1 天的历史 TEC 序列和三维电子密度作为输入, 对未来时刻的全球 TEC 分布进行预报. 图 5 给出了该时段内各模型的统计指标演化序列. 在此期间, SYM-H 指数在 0～−35 nT 之间波动, 表明地磁活动处于宁静状态.

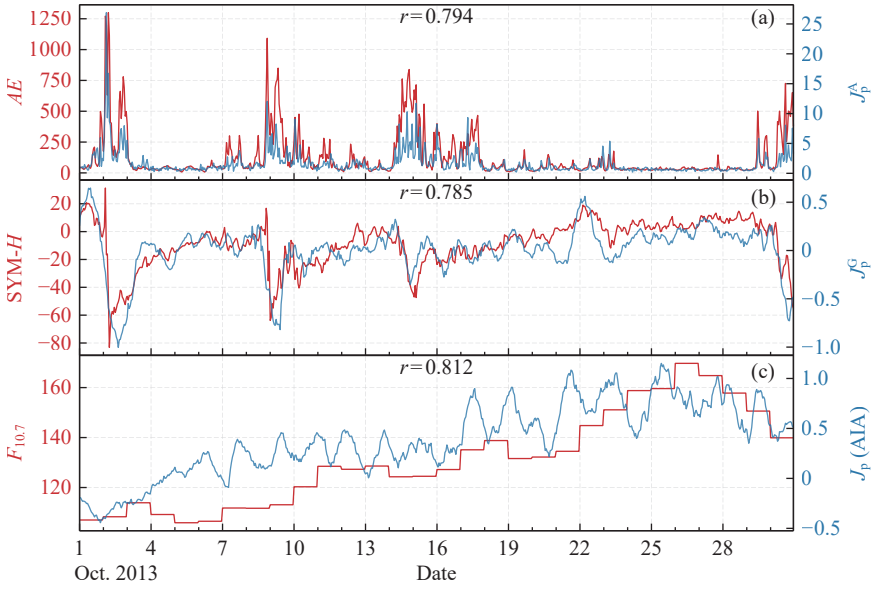


图 3 2013 年 10 月 SWM 驱动指数与传统驱动指数对比

Fig. 3 Comparison between SWM-based physical driver indices and traditional driver indices in October 2013

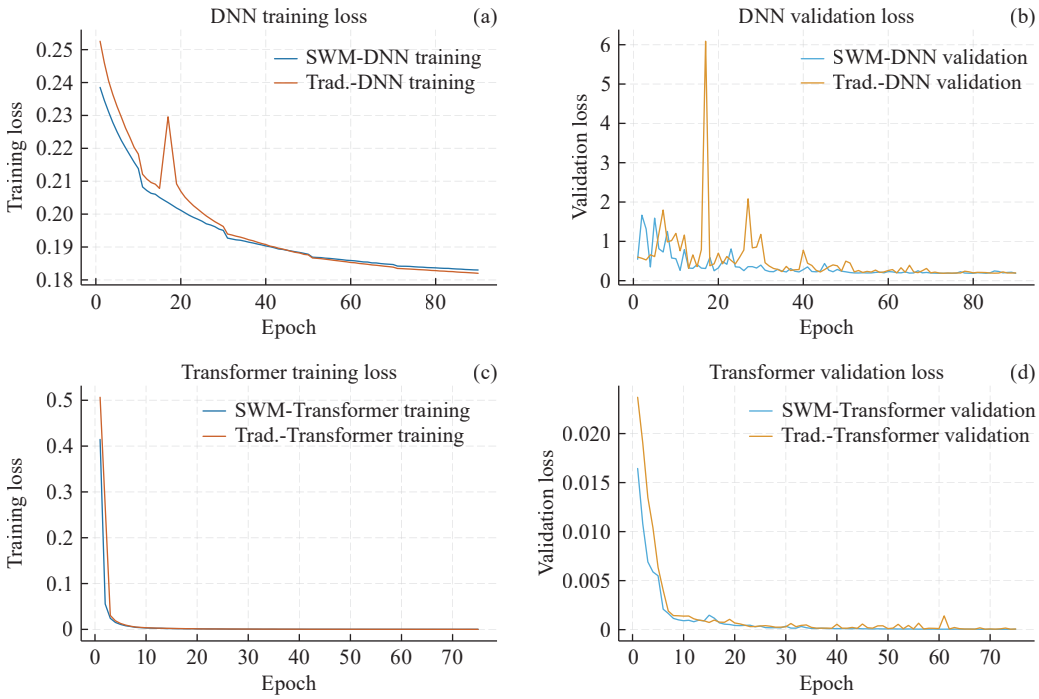


图 4 SWM 驱动模型与传统驱动模型在训练与验证阶段的损失曲线对比

Fig. 4 Comparison of loss function evolution during training and validation phases for SWM-driven and traditional-driven models

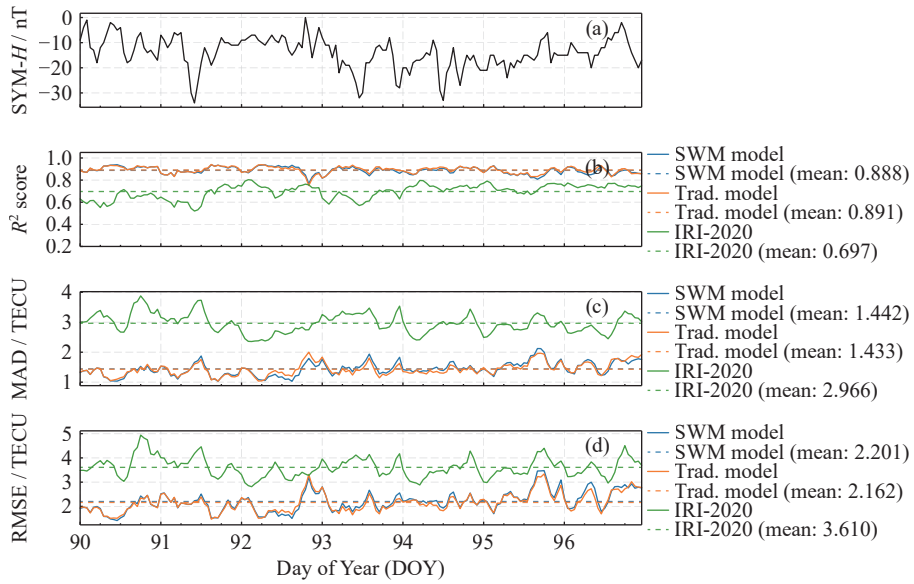


图 5 2019 年 DOY 90～96 地磁平静期间各预报模型的统计性能指标演化对比

Fig. 5 Temporal evolution of forecast performance metrics among different models during the geomagnetic quiet period of DOY 90–96, 2019

从统计指标 (见图 5) 来看, 两种深度学习模型的性能曲线表现出高度的一致性. SWM 驱动模型与传统驱动模型的决定系数R^2曲线几乎重合, 其均值分别为 0.888 和 0.891; 在误差控制方面, 两者的 RMSE 均值分别为 2.201 TECU 和 2.162 TECU, MAD 均值分别为 1.442 TECU 和 1.433 TECU. 相比之下, IRI-2020 经验模型的各项指标显著低于深度学习模型, 其平均R^2仅为 0.697, 且平均 RMSE 达到 3.610 TECU.

为更直观地比较不同驱动参数模型在地磁平静期的整体预报性能, 本文进一步对图 5 中各模型在 2019 年 DOY 90～96 期间的平均统计指标进行汇总, 结果如表 3 所示.

图 6 进一步给出了 2019 年第 90～93 天每天 01:00 UT 的全球 TEC 的空间分布快照. 与 IGS 真值图对比, IRI-2020 模拟的电离层结构较为平滑, 低估了低纬地区的电子密度幅值. 而 SWM 驱动模型与传统驱动模型均清晰地重构了赤道电离异常 (EIA) 的双峰结构, 其生成的 TEC 空间形态及峰值强度与 IGS 观测值保持一致, 两者在视觉上未表现出显著差异.

2.4 预报模型在地磁扰动期的性能评估

为进一步考察模型在空间天气扰动事件下的响应能力, 研究选取了 2018 年 3 月 17－24 日 (2018 年第 76～83 天) 发生的中等地磁暴事件进行测试. 如图 7(a) 所示, 该时段 SYM-H 指数在第 77 天出现急剧下降, 于第 78 天达到极小值, 随后进入持续数天的恢复相.

图 7 给出了该磁暴期间各模型的统计误差演化. 在磁暴主相及恢复相初期, IRI-2020 经验模型的预测误差显著增加, 其 RMSE 峰值一度超过 5.5 TECU, 表明 IRI-2020 模型难以适应突发的空间环境变化. 相比之下, 两个深度学习模型在扰动期间仍保持了较好的稳定性. 从统计均值来看, SWM 驱动模型的表现优于对照组, 其全时段平均 RMSE 为 2.477 TECU, 平均 MAD 为 1.614 TECU, 均低于传统驱动模型 (RMSE 2.532 TECU, MAD 1.696 TECU). 值得注意的是, 在 DOY 81～83 的恢复相阶段, SWM 驱动模型的误差曲线 (蓝线) 持续位于传统驱动模型 (橙线) 下方, 显示出更快的误差衰减与恢复能力.

为进一步量化不同模型在地磁扰动条件下的预报能力, 对 2018 年 3 月磁暴期间 (DOY 76～83) 各模型的平均性能指标进行汇总, 结果如表 4 所示.

图 8 选取了第 76～79 天每天 05:00 UT 的全球

表 3 2019 年 DOY 90～96 地磁平静期间不同模型的平均预报性能对比

Table 3 Comparison of mean forecast performance among different models during the geomagnetic quiet period of DOY 90–96, 2019

指数驱动模型	R^2	MAD/TECU	RMSE/TECU
SWM指数群驱动	0.888	1.442	2.201
传统指数群驱动	0.891	1.433	2.162
IRI-2020	0.697	2.966	3.61

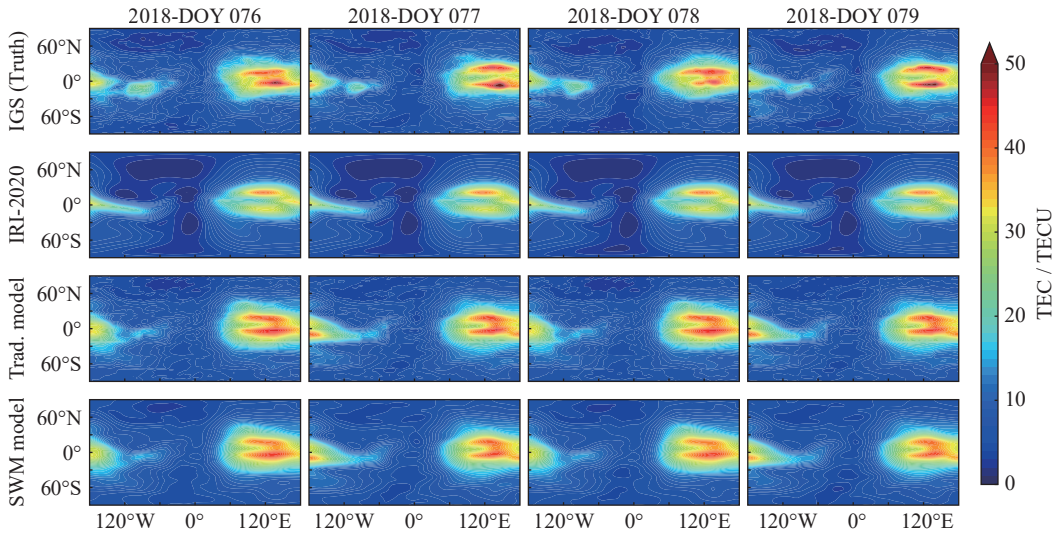


图 6 2019 年 DOY 90～93 地磁平静期间全球 TEC 空间分布预报结果对比

Fig. 6 Comparison of global TEC spatial distribution forecast results during the geomagnetic quiet period of DOY 90–93, 2019

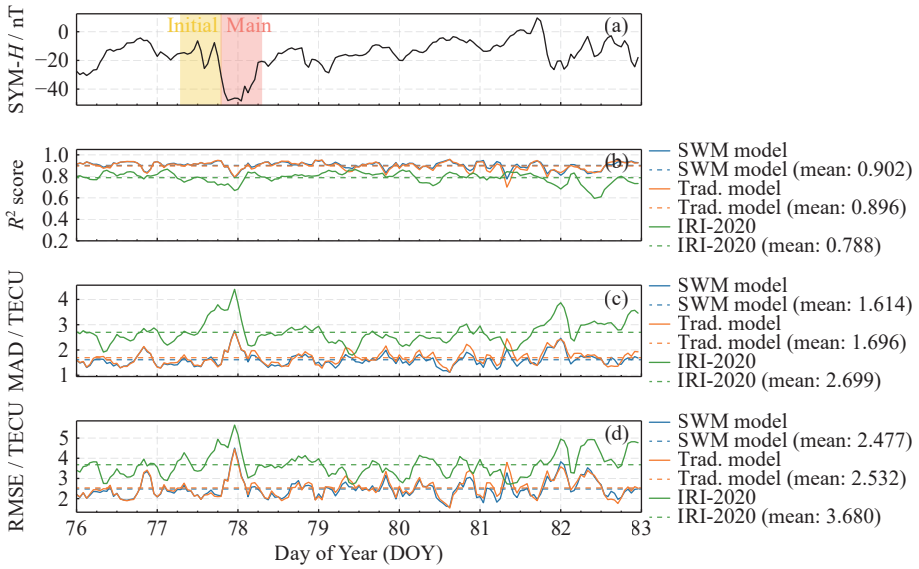


图 7 2018 年 3 月磁暴期间 (DOY 76～83) 各预报模型的统计性能指标演化对比

Fig. 7 Temporal evolution of statistical performance metrics among forecasting models during the March 2018 geomagnetic storm (DOY 76–83)

表 4 2018 年 3 月磁暴期间不同模型的平均预报性能对比

Table 4 Comparison of mean forecast performance among different models during the March 2018 geomagnetic storm

指数驱动模型	R^2	MAD/TECU	RMSE/TECU
SWM指数群驱动	0.902	1.614	2.477
传统指数群驱动	0.896	1.696	2.532
IRI-2020	0.788	2.699	3.680

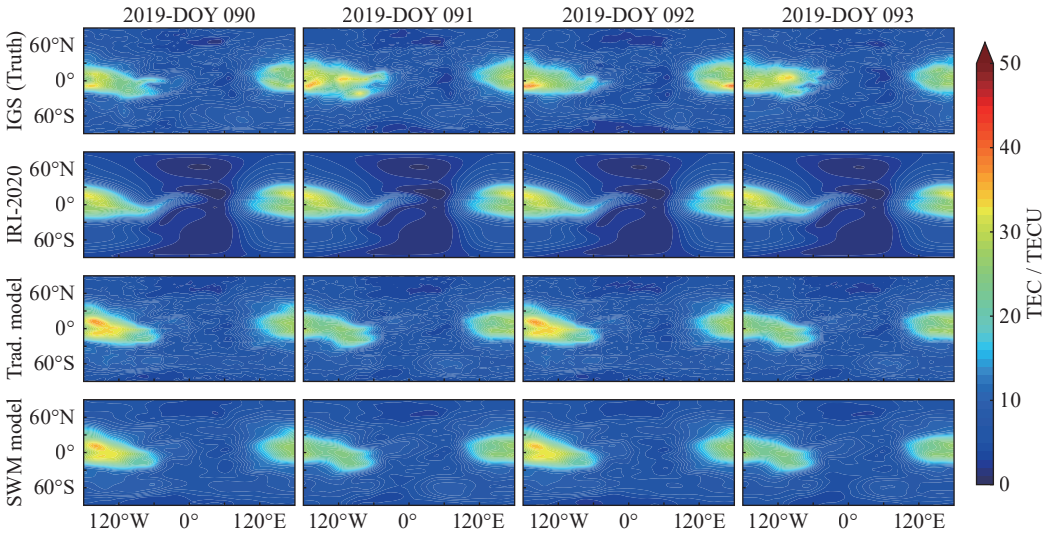


图 8 2018 年 3 月磁暴主相期间 (DOY 76～79) 全球 TEC 空间分布预报结果快照对比

Fig. 8 Snapshot comparison of global TEC spatial distribution forecast results during the main phase of the March 2018 geomagnetic storm (DOY 76–79)

TEC 空间分布快照, 重点给出了磁暴对低纬电离层的影响. 在磁静日, 各模型均能较好地复现背景场. 在磁暴发生后的第 78 天, IGS 真值图显示 EIA 双峰强度显著增强 ($>$ 45 TECU). 此时, IRI-2020 模型生成的图像主要反映背景, 未能呈现显著的 TEC 增强现象. 相比之下, SWM 驱动模型与传统驱动模型均成功捕捉到了这一特征, 相较于 IRI-2020 模型, 深度学习能更加显著地反映磁暴期间 TEC 发生的变化.

2.5 不同驱动参数模型的逐小时误差分布评估

为进一步从统计分布角度比较不同驱动参数模型的预报误差特征, 基于 24 h 预报结果, 统计了 2019 年和 2020 年逐小时 MAD 的占比分布, 如图 9 所示. 这里的 MAD 表示每个时刻全球 TEC 预报图与 IGS-TEC 真值图之间所有空间网格点绝对误差的平均值, 因此每一个 MAD 样本对应一个小时的全球平均预报误差. 图中横轴表示 MAD 误差区间, 纵轴表示落入对应误差区间的小时数占全年总小时数的百分比.

从图 9 可以看出, SWM 指数群驱动模型与传统指数驱动模型的 MAD 分布均主要集中在较低误差区间, 明显优于 IRI-2020 经验模型. 2019 年, 两种深度学习模型的大部分逐小时 MAD 集中在 0～2 TECU 区间, SWM 指数群驱动模型在低 MAD 区间比例略低于传统指数驱动模型, 而 IRI-2020 的分布整体向较高误差区间偏移, 主要集中在 2～4 TECU 附近. 2020 年两种深度学习模型仍保持了较高比例的低 MAD 样本, IRI-2020 则表现出更明显的高误差分布. 上述结果表明, SWM 指数群驱动模型在多年逐小时误差分布上能够达到与传统指数驱动模型相近的误差控制能力, 并且二者均显著优于 IRI-2020 经验模型.

3 讨论与结论

研究的核心动机在于解决传统空间天气指数在时间分辨率与物理表征上的局限性. 实验结果表明, 基于 SWM 构建的指数群在长时序上与传统标准指数 ($F_{10.7}$, AE, SYM-H) 保持了高度的统计一致性. 尽管在地磁平静期, SWM 指数群驱动模型与传统指数驱动模型的预报性能较为接近, 但在地磁扰动期和逐小时误差分布统计中, SWM 指数群驱动模型表现出较好的误差控制能力, 说明其在扰动条件下具有一定的驱动优势和业务化应用潜力.

对比传统指数和 SWM 指数驱动模型的实验结果表明, 两者的驱动效果各有优劣. 造成这一差异的原因, 不仅在于 SWM 具有更高的时间分辨率, 更可能源于两者数据处理机制的不同. 传统太阳和地磁活动指数通常由不同观测系统和不同处理方法独立生成, 能够反映太阳活动或地磁扰动的总体变化, 但在快速扰动过程中的信号连续性和非平稳扰动表征能力仍存在一定局限. 相比之下, 本文所使用的指数群均在统一的 SWM 框架下构建, 其核心在于削弱低频背景趋势并突出非平稳扰动信号, 从而增强模型对快速空间天气变化的响应能力. 此外, 本文进一步引入高纬扰动指数, 用于补充极光区能量沉降和高纬电离层扰动信息, 使指数群能够更完整. 因此, SWM 指数群的优势来源于高频更新能力、统一扰动提取机制以及物理链条表征完整性的共同作用.

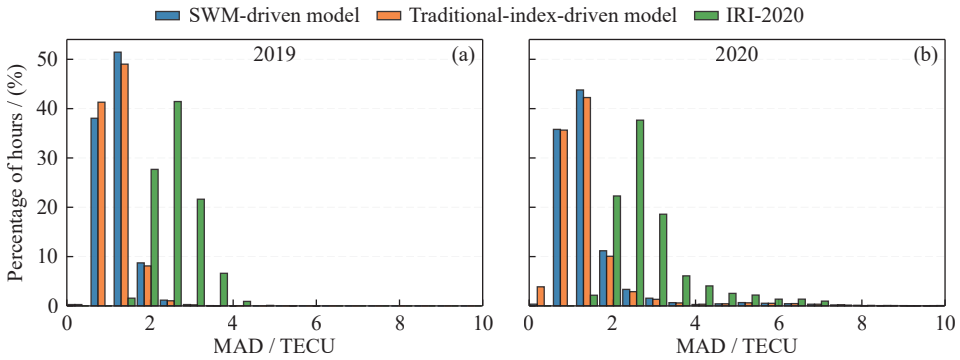


图 9 2019－2020 年不同模型 24 h 预报逐小时全球平均绝对误差 (MAD) 占比分布直方图

Fig. 9 Percentage distribution of hourly global Mean Absolute Deviation (MAD) for 24 h forecasts by different models during 2019－2020

IRI-2020 生成的 TEC 分布始终呈现平滑特征, 难以复现局地的剧烈变化. 相比之下, 本研究构建的深度学习模型, 无论是通过传统指数还是 SWM 指数驱动, 均展现了对电离层的精准捕捉能力. 特别是在磁暴主相期间, 模型成功重构了赤道电离异常的双峰增强的特征. 这证明了深度学习架构能够有效学习太阳风–磁层–电离层耦合系统中的非线性映射关系, 从而生成更加真实的全球电离层 TEC 分布.

本文方法仍存在一定局限性. 原因涉及多方面: 首先, SWM 指数群的构建依赖太阳 EUV 图像、地磁台站观测等多源数据, 其稳定性会受到输入数据质量、数据缺测、时间延迟以及观测资料连续性的影响; 其次, 高纬扰动指数基于有限数量的极区和高纬地磁台站构建, 虽然能够反映极光区主要扰动特征, 但仍可能受到台站空间分布不均和区域代表性不足的限制; 此外, SWM 通过削弱低频背景趋势来突出非平稳扰动信号, 这有助于增强模型对快速扰动的响应能力, 但也可能在一定程度上弱化对缓慢背景变化和长期气候态特征的表征. 因此, 在实际业务化应用中, SWM 指数群更适合作为高频扰动驱动因子, 与传统太阳和地磁活动指数、物理模型输出或其他背景场信息形成互补. 最后, 本文模型仍属于数据驱动框架, 其泛化能力受训练样本分布影响, 对于超强极端事件、完整太阳活动周变化以及观测资料异常情况下的稳定性仍需进一步检验.

综上所述, 本研究针对全球电离层 TEC 预报中物理驱动因子更新滞后与分辨率不足的问题, 提出了一套基于 SWM 的物理驱动指数群, 并构建了相应的深度学习预报模型. 通过多年度、多地磁活动水平下的系统性评估, 得出以下主要结论.

(1) 物理驱动指数的有效性与可替代潜力. SWM 指数群在物理意义与统计特征上均能有效表征日地空间的能量耦合过程. 实验表明, 在本文所覆盖的测试样本范围内, 该指数群能够达到与传统标准指数相近的预报精度, 并在部分扰动条件下表现出更优的误差控制能力, 体现出作为传统指数替代驱动因子的应用潜力.

(2) 高频更新优势支持业务化应用. 相较于传统指数, SWM 指数具备更高的时间更新频率和信号连续性. 这一特性有效克服了传统指数在时间维度上的信息丢失问题, 未来 SWM 可能更适用于需要高频输入的实时空间天气预报业务.

(3) 深度学习模型的优越性. 本研究构建的预报模型在平静期与磁暴期均显著优于 IRI-2020 经验模型. 模型大幅降低了预测误差, 验证了“物理特征提取+深度学习”范式在电离层建模中的巨大潜力.

后续研究将在现有工作基础上继续深化. 通过引入覆盖更完整太阳活动周、太阳活动高年及极端空间天气事件的高分辨率观测数据, 系统检验 SWM 指数群在不同太阳活动背景下的稳定性和泛化能力; 同时, 开展不同预报提前量下的性能评估, 剖析模型在短临预报和较长时效预报中的误差演化特征. 进一步地, 将与更多经验模型、物理模型和现有深度学习 TEC 预报模型进行对比, 全面评估 SWM 指数群的业务化应用价值. 在更长远的目标中, 探索物理约束、数据同化、不确定性估计与深度学习模型的融合路径, 以提升模型在极端扰动条件下的可靠性、可解释性和物理自洽性, 为构建新一代全球电离层空间天气预报系统提供更加稳定的技术支撑.

致谢 本研究所使用的太阳极紫外 (EUV) 图像数据来自斯坦福大学联合科学运行中心 (JSOC), 可在 http://jsoc.stanford.edu/ajax/lookdata.html 公开获取. 中低纬地磁台站及极区地磁台站数据由国际实时地磁观测网 (INTERMAGNET) 提供, 在线访问地址为 https://www.intermagnet.org/. COSMIC 任务的 GNSS 无线电掩星数据通过 COSMIC 数据分析与存档中心 (CDAAC) 获取, 网址为 https://data.cosmic.ucar.edu/gnss-ro/cosmic1/. 本研究中使用的国际 GNSS 服务总电子含量 (IGS-TEC) 图可在 https://spdf.gsfc.nasa.gov/pub/data/获取. 传统地磁和太阳活动指数 (包括常用的地磁和太阳风参数) 由 OMNI 数据库提供, 访问地址为 https://omniweb.gsfc.nasa.gov/. 我们衷心感谢这些机构公开其数据.

医学伦理 研究不涉及人体或动物实验.

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突.

参考文献

[1] HOFMANN-WELLENHOF B, LICHTENEGGER H, WASLE E. GNSS–Global Navigation Satellite Systems: GPS, GLONASS, Galileo, and More[M]. Vienna: Springer, 2008. DOI: 10.1007/978-3-211-73017-1

[2] MENDILLO M. Storms in the ionosphere: patterns and processes for total electron content[J]. *Reviews of Geophysics*, 2006, **44**(4): RG4001

[3] CHEN Z, AN B K, LIAO W T, *et al*. Ionospheric electron density model by Electron Density Grid Deep Neural Network (EDG-DNN)[J]. *Atmosphere*, 2023, **14**(5): 810

[4] BILITZA D, ALTADILL D, TRUHLIK V, *et al*. International reference ionosphere 2016: from ionospheric climate to real-time weather predictions[J]. *Space Weather*, 2017, **15**(2): 418-429

[5] BILITZA D. IRI the international standard for the ionosphere[J]. *Advances in Radio Science*, 2018, **16**: 1-11

[6] ROBLE R G, RIDLEY E C, RICHMOND A D, *et al*. A coupled thermosphere/ionosphere general circulation model[J]. *Geophysical Research Letters*, 1988, **15**(12): 1325-1328

[7] MASSON A, FUNG S F, CAMPOREALE E, *et al*. Heliophysics and space weather information architecture and innovative solutions: current status and ways forward[J]. *Advances in Space Research*, 2024. DOI: 10.1016/j.asr.2024.05.052

[8] CHEN Z, LIAO W T, LI H M, *et al*. Prediction of global ionospheric TEC based on deep learning[J]. *Space Weather*, 2022, **20**(4): e2021SW002854

[9] CHEN Z, JIN M W, DENG Y, *et al*. Improvement of a deep learning algorithm for total electron content maps: image completion[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2019, **124**(1): 790-800

[10] LIU L, ZOU S S, YAO Y B, *et al*. Forecasting global ionospheric TEC using deep learning approach[J]. *Space Weather*, 2020, **18**(11): e2020SW002501

[11] LEE S, JI E Y, MOON Y J, *et al*. One-day forecasting of global TEC using a novel deep learning model[J]. *Space Weather*, 2021, **19**(1): e2020SW002600

[12] PAN Y, JIN M W, ZHANG S R, *et al*. TEC map completion using DCGAN and Poisson blending[J]. *Space Weather*, 2020, **18**(5): e2019SW002390

[13] WANG Z H, ZOU S S, SUN H, *et al*. Forecast global ionospheric TEC: apply modified U-Net on VISTA TEC data set[J]. *Space Weather*, 2023, **21**(8): e2023SW003494

[14] CAMPOREALE E. The challenge of machine learning in space weather: nowcasting and forecasting[J]. *Space Weather*, 2019, **17**(8): 1166-1207

[15] CHEN Z, WANG J S, DENG Y, *et al*. Extraction of the geomagnetic activity effect from TEC data: a comparison between the spectral whitening method and 28 day running median[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2017, **122**(3): 3632-3639

[16] REN X D, YANG P X, MEI D K, *et al*. Global ionospheric TEC forecasting for geomagnetic storm time using a deep learning-based multi-model ensemble method[J]. *Space Weather*, 2023, **21**(3): e2022SW003231

[17] TENFJORD P, ØSTGAARD N. Energy transfer and flow in the solar wind-magnetosphere-ionosphere system: a new coupling function[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2013, **118**(9): 5659-5672

[18] WANG J S, CHEN Z, HUANG C M. A method to identify aperiodic disturbances in the ionosphere[J]. *Annales Geophysicae*, 2014, **32**(5): 563-569

[19] CHEN Z, WANG J S, HUANG C M, *et al*. A new pair of indices to describe the relationship between ionospheric disturbances and geomagnetic activity[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2014, **119**(12): 10156-10163

[20] ZHAO Yuxin, MAO Tian, CHEN Zhou, *et al*. Ionospheric weather disturbance indices based on spectral whitening[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2017, **37**(3): 270-276 (赵瑜馨, 毛田, 陈洲, 等. 一种基于白谱法的电离层天气扰动指数 [J]. 空间科学学报, 2017, **37**(3): 270-276)

[21] ZHAO M X, WANG J S, ZHAO X W. A new index to describe the response of geomagnetic disturbance to the energy injection from the solar wind[J]. *Universe*, 2022, **8**(10): 506

[22] CHEN Z, ZHOU K C, WANG J S, *et al*. A new index to describe the relationship between solar extreme ultraviolet variation and solar activity[J]. *The Astrophysical Journal*, 2023, **958**(1): 69

[23] BI K F, XIE L X, ZHANG H H, *et al*. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks[J]. *Nature*, 2023, **619**(7970): 533-538

作者简介



孙嘉豪 男, 2001 年出生于江西省九江市, 现为南昌大学信息工程学院人工智能专业硕士研究生, 主要研究方向为基于深度学习的全球电离层预报、白谱法指数在空间天气中的应用等.

E-mail: sunjiahao@email.ncu.edu.cn



陈 洲（通信作者） 男, 1986 年出生于湖北省黄冈市, 现为南昌大学教授、博士生导师, 国家高层次青年人才, 主要研究方向为从太阳风到电离层的全链路过程与人工智能建模, 现以执行首席科学家参与研发全球首个全链条空间天气 AI 模型“风宇”.

E-mail: chenzhou760@foxmail.com