基于复合模型的地磁暴 SYM-H 指数预报

马进虎[1]，马兰[2]，沈超[2]，杨艳艳[3]，纪勇[1,*]

1（宁夏大学数学统计学院，银川，750021）

2（哈尔滨工业大学（深圳）理学院，深圳，518055）

3（国家自然灾害防治研究院，北京，100085）

摘要： 地磁暴期间环电流的强度由 SYM-H 表征，精确预测 SYM-H 对空间天气预警至关重要。复合模型是一种综合物理原理和神经网络技术的 SYM-H 短时预报模型。模型基于环电流总能量平衡方程建立 SYM-H 时间推进方程，并结合神经网络优化模型关键参数，兼顾可解释性与对复杂情况的处理能力。本文通过迭代策略将复合模型短时预报扩展至整个磁暴过程的 SYM-H 预测，利用太阳风和 SYM-H 观测数据对模型进行训练，研究了不同迭代时间步长下磁暴过程 SYM-H 的预测表现，发现迭代步长 60 分钟时表现最优，平均均方根误差（RMSE）为 16.3 nT，决定系数 R^2 为 0.767。预测误差主要集中于磁暴急始（SSC）、主相及恢复相初期。研究结果验证了复合模型在全磁暴预测中的可行性，为空间天气预报提供了选择方案。

关键词： 磁暴预测、SYM-H 指数、复合模型、环电流、空间天气

SYM-H Index Prediction for Geomagnetic Storm Processes Based on a Composite model

Ma Jinhu[1], Ma Lan[2], Shen Chao[2], Yang Yanyan[3], Ji Yong[1], *

* 国家自然科学基金项目(42564008)和宁夏自然科学基金项目(2024AAC03080)共同资助

通信作者邮箱: jiyong@nxu.edu.cn

1（*School of Mathematics and Statistics, Ningxia University, Yinchuan 750021*）

2（*School of Science, Harbin Institute of Technology (Shenzhen), Shenzhen 518055*）

3（*National Institute of Natural Hazards, Beijing 100085*）

Abstract The intensity of a geomagnetic storm is characterized by the SYM-H index, and accurate prediction of SYM-H throughout a storm process is crucial for space weather warnings. Existing prediction models mainly focus on short-term forecasting of 1-2 hours, while prediction over an entire magnetic storm process remains insufficiently explored. The composite model is a short-term SYM-H prediction model that integrates physical principles with neural network technology. It establishes a SYM-H time evolution equation based on the total energy balance of the ring current and optimizes the key model parameters using neural networks, thereby preserving physical interpretability while retaining the capability to handle complex scenarios. In this study, the composite model is extended from short-term forecasting to prediction over an entire magnetic storm process through an iterative strategy, in which the predicted SYM-H of the current step is fed back as the input for the next step. The model is trained and evaluated using 1-min resolution OMNI solar wind and SYM-H observations, covering 20 training storms, 5 validation storms, and 13 test storms from 2000 to 2012. Five iterative time steps of 10, 30, 60, 90, and 120 minutes are compared on the test set. The results show that the overall performance depends weakly on the time step, and the 60-minute step yields the best overall accuracy, with a mean root mean square error (RMSE) of 16.3 nT and a determination coefficient (R^2) of 0.767. The absolute prediction error increases with storm intensity, whereas the relative error does not exhibit such dependence, indicating that the model maintains reasonable accuracy even for intense storms. Prediction errors are mainly concentrated in the sudden storm commencement (SSC), the main phase, and the early recovery phase, reflecting an inadequate depiction of solar wind dynamic pressure variations, rapid energy injection, and early recovery-phase loss processes. This study verifies the feasibility of the composite model for full magnetic storm prediction and provides a practical option for space weather forecasting.

最新录用

Keywords Magnetic storm prediction; SYM-H index; Composite model; Ring current; Space weather

1. 引言

地磁暴是地球磁场环境在太阳风的冲击下出现强烈扰动并恢复到平静的过程[1,2]。在此过程中，空间电磁环境的剧烈变化，对电力网络、通信系统和航天器等的正常运转有严重威胁[3,4]。SYM-H 指数是衡量磁暴强度的指标之一，是由在赤道区域附近，经度上均匀分布的地磁台站观测到的水平磁场扰动的平均值计算得到，时间分辨率为 1 分钟。诸多空间天气灾害效应的评估均依赖于 SYM-H 指数，因此准确预测 SYM-H 指数对于空间天气预报业务十分重要[3]。

SYM-H 的预测模型一般有两种，一是基于磁层电流系统在磁暴期间的动力学过程建立的物理模型，另一种是利用神经网络等技术和大量观测数据开发的经验模型[5]。Burton 等人（1975）开创性地基于环电流的能量平衡机制，推导出 Dst 指数（定义与 SYM-H 指数类似，时间分辨率为 1 小时）的时间演化方程，其中驱动项与太阳风输入的能量相关，损失项则涉及电荷交换过程，基于航天器的观测数据校准模型参数后，Burton 模型取得了较好的预测效果[6]。以 Burton 模型的原理为基础，后来研究者们又发展了引入更多物理影响因素后的预测模型，并取得了更优的预测精度[7]。

此外，神经网络技术也被用于 SYM-H 的预报[5,8]。早期，Wu 和 Lundstedt 等人利用循环神经网络（RNN）研究太阳风与磁层的相互作用，确定最优耦合函数，并提出 RNN 模型预测 Dst 演化[9]。Cai 等人将非线性自回归模型（NARX）用于 SYM-H 预报[10]，同时 NARX 也被应用于 Kp 指数预报[11]。神经网络模型具有较强的灵活性，可以在一些关键观测数据缺失情况下依然实现预测[8]。近年来，图像与语言处理中的常用网络 CNN 和 LSTM 也被用于 Dst 和 SYM-H 的预报当中，这些结构复杂的神经网络具有更强的非线性拟合能力，取得了目前最优的预测精度，1 小时预测误差在 10 nT 以下[12-15]。数据驱动的神经网络模型能准确预测普通磁暴，然而对于一些极端磁暴，由于训练数据偏少甚至缺失，其预测效果无法保证。同时，神经网络是不可解释的 “黑箱” 模型，无法揭示磁暴过程中太阳风与地球磁层的复杂相互作用。

最新录用

复合模型是结合物理建模和神经网络技术的新型 SYM-H 预报模型。该模型以磁层内环电流总能量的平衡机制为基础推导出 SYM-H 时间推进公式，使用神经网络技术确定模型中的未知参数，从而保留了物理机制的可解释性，同时兼顾了对复杂情况的处理能力，提升了预测精度[16,17]。目前，复合模型对于 SYM-H 提前 1 小时的预测精度可以达到 RMSE（均方根误差）为 6.7 nT，与当前其它先进模型精度一致，并且基于此模型，还可以讨论环电流粒子的损失时间，太阳风与环电流能量注入的关系等关键物理参数。

现有模型主要聚焦于短时（1 小时或 2 小时）预报，未能充分探索对整个磁暴周期的预测效果。而全磁暴周期预测对空间天气灾害预警的意义重大，本研究旨在将复合模型扩展至完整磁暴过程的预测，考察预报精确度，为复合模型未来在空间天气业务的应用提供支撑。本文具体内容安排如下，第 2 节详细介绍全周期预报实现方法；第 3 节对研究数据进行说明介绍；第 4 节展示全磁暴预测模型的预测精度，并指出模型的一些不足；最后总结研究内容。

最新录用

2. 方法

2.1. 复合模型基本框架

本研究主要利用最新发展的 SYM-H 指数复合模型[16,17]实现完整磁暴周期的 SYM-H 预测，下面就复合模型进行简要介绍。SYM-H 代表了地球赤道附近地表水平磁扰动的强度，主要由磁层顶电流和环电流导致[1,2,6,18,19]，根据以上物理图像，复合模型采用以下公式来实现 SYM-H 从时刻t到时刻$t+\Delta t$的计算，

$$SYM-H^{*}(t)=SYM-H(t)-b(t)P_S^{*}, \tag{1}$$

$$SYM-H^{*}(t+\Delta t)=\left(SYM-H^{*}(t)-\frac{SYM-H^{*}(t)}{\frac{2\tau_{loss}}{\Delta t}}-E_{*}\right)\left(1+\frac{1}{\frac{2\tau_{loss}}{\Delta t}}\right)^{-1} \tag{2}$$

$$SYM-H(t+\Delta t)=SYM-H^{*}(t+\Delta t)+b(t+\Delta t)P_S^{*}。 \tag{3}$$

公式 1 首先扣除了磁层顶电流对 SYM-H 的贡献，b 为无量纲参数，P_S表示

太阳风动压，因为在磁层顶太阳风的动量与洛伦兹力存在平衡，所以$P_S^{(1/2)}$可以表征磁层顶电流的强度。公式 2 给出了单纯与环电流相关的 SYM-H*的时间变化量，主要包括了损失项和注入项，其中τ_{loss}是环电流的损失时间；$E_{¿}$代表在 t 至$t+\Delta t$时间间隔内环电流的能量注入量[20]。公式 3 表示在$t+\Delta t$时刻重新添加磁层顶电流的贡献，进而得到 SYM-H 的预测结果。

公式 1 中的参数 b 和公式（3）中的τ_{loss}由神经网络给出。能量注入项$E_{¿}$的表达式如下：

$$E_{¿}=cA\int_{t}^{t+\Delta t} n^{\gamma_1}V^{\gamma_2}B_T^{\gamma_3}\left[\sin^{\gamma_4}\left(\frac{\theta}{2}\right)+\beta\right]dt \tag{4}$$

其中，V、B_T、$\sin\left(\frac{\theta}{2}\right)$分别为太阳风速度、行星际磁场强度、太阳风磁场时钟角的正弦值；修正系数 c 是神经网络确定的变化系数，用来表征环电流能量注入率在磁暴期间可能的变化。标度因子$\gamma_{1\sim4}$（即γ_1、γ_2、γ_3、γ_4）和参数β的具体取值根据模型对 SYM-H 指数的预测精度进行优化。图 1 展示了复合模型的整体框架，右边是根据环电流能量平衡机制给出的 SYM-H 时间推进公式，左边是公式中涉及的未知参数，更多的信息可以参考 Ma 等人文章[17]。

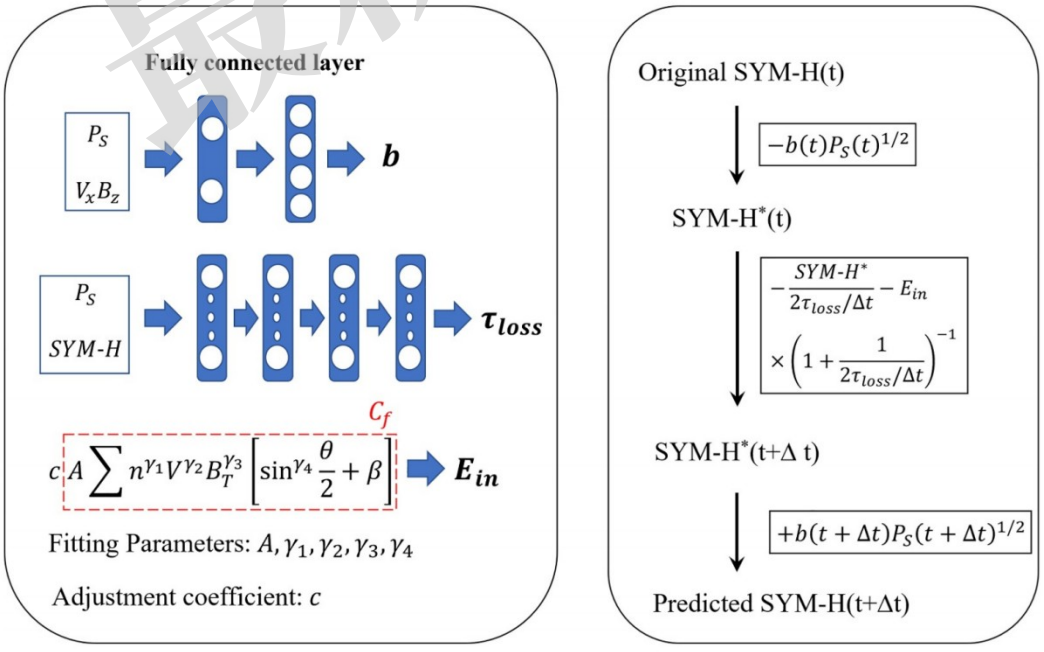


图 1 复合模型预测 SYM-H 的整体框架(Ma et al.，2025)[17]。

Fig.1 Overall framework of the composite model for predicting SYM-H (Ma et al., 2025)[17].

最新录用

2.2. 全磁暴过程 SYM-H 预测的迭代方法

复合模型的预测时长一般为 1 小时或者 2 小时，而在实际应用当中，往往需要的是对整个磁暴过程中 SYM-H 的变化进行预报，因此本研究提出在复合模型基础上使用迭代方法完成全磁暴的预测。如图 2，给出了具体的迭代策略，已知磁暴前t_0时刻的 SYM-H 指数的值，复合模型可以预测出t_1时刻的 SYM-H 指数的值，将t_1时刻的 SYM-H 预测值作为输入，就能预测t_2时刻的 SYM-H，如此迭代，可得到所有时刻的 SYM-H 指数。太阳风条件也是复合模型进行迭代预测的必要输入，提前 1 小时预测时可以通过 L1 点太阳风观测结果外推得到，但如果预报时长超过 1 小时则需要对太阳风条件进行预报。目前太阳风速度预报精度较好，但行星际磁场南向分量（B_z）的可靠预报仍然是空间天气领域尚未解决的核心难题，被学界广泛称为“B_z问题”，限制了复合模型在实际业务当中的应用[21]。在本研究中使用了太阳风的历史观测数据进行模型训练和检验。

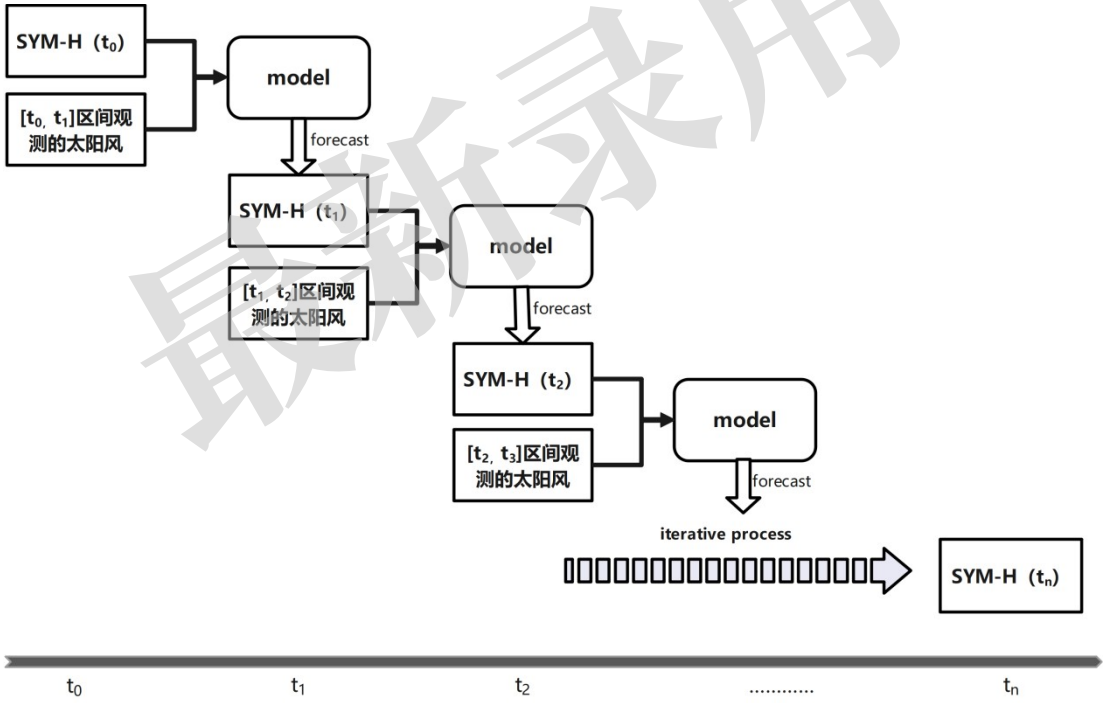


图 2 基于复合模型预测全磁暴过程 SYM-H 指数的迭代方案，其中迭代过程中的 SYM-H 输入由上一步的预测结果确定，太阳风输入条件由历史观测数据给定。

Fig.2 Iterative scheme for predicting the SYM-H index over the entire geomagnetic storm process based on the composite model. The SYM-H input during iteration is determined by the prediction of the previous step, and the solar wind input is given by historical observation data.

最新录用

3. 数据集

本研究使用了 NASA 的 OMNI 数据（(http://omniweb.gsfc.nasa.gov），包括 SYM-H 指数，行星际磁场（IMF）和太阳风等离子体参数，数据的分辨率为 1 分钟。磁暴事件的具体时间及数据集划分见附录。需要注意的是，行星际磁场和等离子体参数由 ACE、Geotail、IMP-8 或 Wind 航天器上的仪器在日地 L1 点附近的太阳风观测推算而来。此外，在某些时间段太阳风磁场和等离子体数据是缺失的，为解决此不足，研究采用线性插值法填补缺失数据。

数据涵盖 2000 年至 2012 年时段，包含 20 次磁暴的训练数据集， 5 次磁暴的验证数据集和 13 次磁暴测试数据集。本研究选取的数据集与之前研究[17]使用的磁暴事件相同，确保结果的可比性。

4. 训练方法及评价指标

本研究采用 PyTorch 实现 SYM-H 预测算法。通过全连接神经网络确定参数 b,T_{loss}和c。标度因子$\gamma_{1\sim4}$（即γ_1、γ_2、γ_3、γ_4）与参数β设为 PyTorch 中带有梯度信息的可训练参数，并嵌入预测程序中，使得这些参数可以在迭代训练中优化取值。研究采用均方根误差（RMSE）和决定系数（R^2）评估模型预测结果，这两个指标已被多项研究[5,22]用于地磁指数预测模型效果的评估。RMSE 的计算公式如下：

$$RMSE(y,\hat{y})=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(y_j-\hat{y}_j)^2} \quad (5)$$

决定系数R^2为无量纲指标，计算公式如下：

$$R^2(y,\hat{y})=1-\frac{\sum_{j=1}^{n}(y_j-\hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^{n}(y_j-\bar{y})^2} \quad (6)$$

其中y_j代表 SYM-H 指数的观测值，$\hat{y}_j$代表模型预测值，$\bar{y}$是一个磁暴周期内所有 SYM-H 样本点平均值，j为样本点标号，n为总的样本点个数。R^2的取值范围从 0 到 1，如果模型预测值与样本平均值相同，则$R^2=0$，如果预测值与样本观

最新录用

测值完全相同，则$R^2=1$。

为确保复合模型在全磁暴预测中的性能，本文利用随机梯度下降算法中的Adam优化器对模型参数进行优化[23]，以均方根误差（RMSE）作为损失函数。初始学习率设定为0.001。为防止模型过拟合，当验证数据集的RMSE出现极小值时停止训练。训练过程中，数据集中的20次磁暴事件被划分为一轮训练单元，每场磁暴独立进行迭代预测。为确保模型参数的稳定性，训练采用批量梯度累积策略：即在每场磁暴的迭代预测完成后，累计所有梯度信息和损失值，再进行一次统一的梯度反向传播和参数更新。此方法有效降低了因单次磁暴数据量较大而导致的梯度波动，增强了参数优化的平稳性。

最新录用

5. 结果

为探究复合模型在全磁暴预测中的性能并确定最优迭代时间跨度，本研究基于测试集的 13 次磁暴事件（附录），评估了不同时间跨度下模型的预测精度。表 1 展示了 5 种时间步长（10、30、60、90 和 120 分钟）在 13 次磁暴事件上的预测结果对比。结果表明，不同时间步长的模型对各磁暴事件的预测效果存在差异，但整体上对时间步长的依赖性较弱。例如，磁暴 30（SYM-Hmin=-137）的最佳步长为 10 分钟（RMSE=19.0 nT，R^2=0.559），而磁暴 34（SYM-Hmin=-138）则在 120 分钟步长下表现最佳（RMSE=5.6 nT，R^2=0.646）。

表 1 不同时间跨度下预测 SYM-H 指数的 RMSE 和 R^2 值的比较。

Table 1 Comparison of RMSE and R^2 values for predicting the SYM-H index under different iterative time steps.

序号.	N = 10		N = 30		N = 60		N = 90		N = 120	
	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2
26	9.7	0.687	10.2	0.87	6.3	0.919	8.5	0.816	8.4	0.798
27	30.1	0.324	23.2	0.735	21.8	0.782	23.2	0.757	25.1	0.668
28	16.3	0.46	9.2	0.92	10.6	0.867	10.5	0.857	10.9	0.838
29	27.4	0.807	25.7	0.85	24	0.891	24.4	0.886	25.3	0.865
30	**19.0**	0.559	32.3	0.546	21	0.671	24.7	0.585	24.8	0.573
31	10.1	0.741	14.6	0.802	10.4	0.842	11.4	0.806	12.1	0.781
32	16.1	0.508	20.4	0.635	17.8	0.665	20.4	0.578	20.3	0.574
33	32.9	0.845	28.6	0.891	30.9	0.885	30.8	0.885	32.3	0.879
34	5.7	0.414	8.1	0.489	7.9	0.471	6.3	0.638	**5.6**	0.646
35	10.3	0.637	11.2	0.791	11.9	0.66	9.4	0.767	9.7	0.744
36	9.9	0.725	11.7	0.847	10.4	0.839	8.2	0.877	8.3	0.86
37	16.9	0.779	15.9	0.863	16.4	0.869	16.1	0.856	15.3	0.855

最新录用

序号.	N = 10		N = 30		N = 60		N = 90		N = 120	
	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2	RMSE (nT)	R^2
38	23.4	0.29	21.2	0.702	22.6	0.61	19.8	0.627	19.3	0.602
平均	17.5	0.598	17.9	0.765	16.3	0.767	16.4	0.764	16.7	0.745

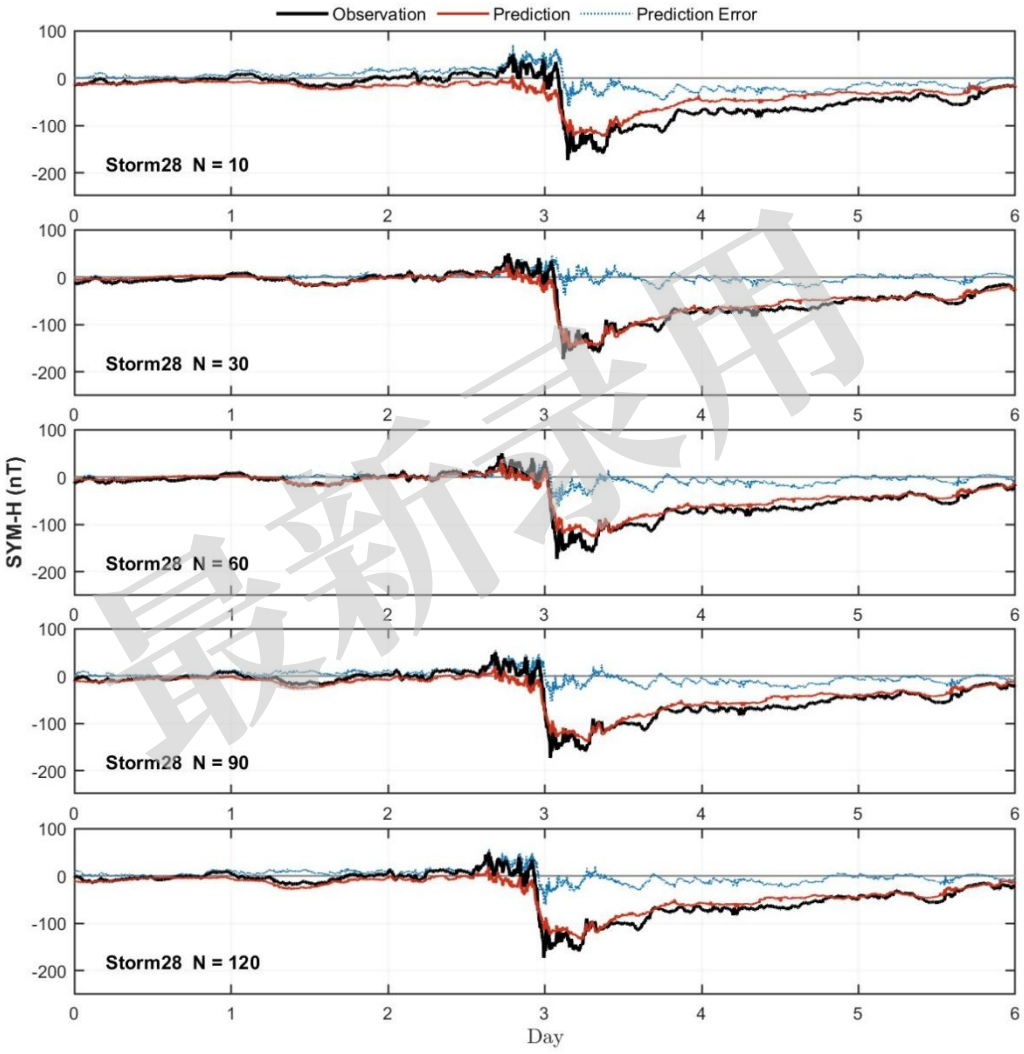


图 3 展示了磁暴 28（SYM-H 最小值-173 nT）在不同迭代时间步长（10、30、60、90 和 120 分钟）下，复合模型预测的 SYM-H 指数与观测值的对比。

Fig.3 Comparison between the SYM-H index predicted by the composite model and the observations for storm 28 (SYM-H minimum of -173 nT) under different iterative time steps (10, 30, 60, 90, and 120 min).

为进一步探究不同迭代时间跨度下的模型预测细节，本研究选取磁暴 28 作

为典型案例进行分析（图 3），其 SYM-H 最小值为-173 nT，属于中等强度磁暴。图 3 对比了不同时间步长下模型的预测结果与观测值，可以看出不同时间步长下预测 SYM-H 变化均整体上与观测值一致，但是在一些特定时期，如急始、恢复相后期，不同步长还是有显著差异。这也体现在表 1 当中，30 分钟步长模型在磁暴 28 上的 RMSE 为 9.2 nT，而在 10 分钟步长时，对应值为 16.3 nT。总体而言，所有步长的预测误差主要集中在磁暴的急始和主相期间，提示模型仍有优化空间，特别是对于太阳风-磁层顶相互作用过程，极区场向电流，磁尾电流体系对 SYM-H 的影响方面需要考虑更多[24,25]。另外，行星际磁场是复合模型的重要输入参数，因此 SYM-H 预报的准确性在很大程度上依赖于对行星际B_z的精确估计[21, 26]。由于 MHD 模型和经验模型均难以实现B_z的可靠提前预报，在实际预报业务中，B_z可能会导致复合模型预报有较大的误差[21,27]。

综合分析 13 次磁暴的平均性能，60 分钟步长的模型表现略优，平均 RMSE 为 16.3 nT，平均 R^2 为 0.767。因此，本研究统一采用 60 分钟步长进行后续分析。为了解预测误差与磁暴强度的相关性，引入相对误差指标，定义为绝对均方根误差除以磁暴事件 SYM-H 指数最小值的绝对值乘以 100%。从表 2 可见，RMSE 总体上随磁暴强度增加而增大，但相对误差并没有展现出这种特性，如强磁暴 29 和 33 的相对误差分别为 5.49%和 7.84%，处于较低至中等水平；部分中等强度磁暴（30、31、38 等）的相对误差反而较高，达到 10.97%至 15.33%。这表明，绝对预测误差与磁暴强度呈正相关，但模型在归一化强度后的相对精度上并未显著劣化，甚至在最极端事件中保持了较好的控制，说明模型对于强磁暴也保持了较好的预测能力。

最新录用

表 2 磁暴强度与绝对误差和相对误差的对比

Table 2 Comparison of storm intensity with absolute and relative errors

序号	29	33	27	37	38	28	34	35	30	32	36	26	31
SYM-Hmin (nT)	-437	-394	-320	-234	-206	-173	-138	-137	-137	-137	-111	-101	-77
RMSE (nT)	24	30.9	21.8	16.4	22.6	10.6	7.9	11.9	21	17.8	10.4	6.3	10.4
相对误差 (%)	5.49	7.84	6.81	7.01	10.97	6.13	5.72	8.69	15.33	12.99	9.37	6.24	13.51

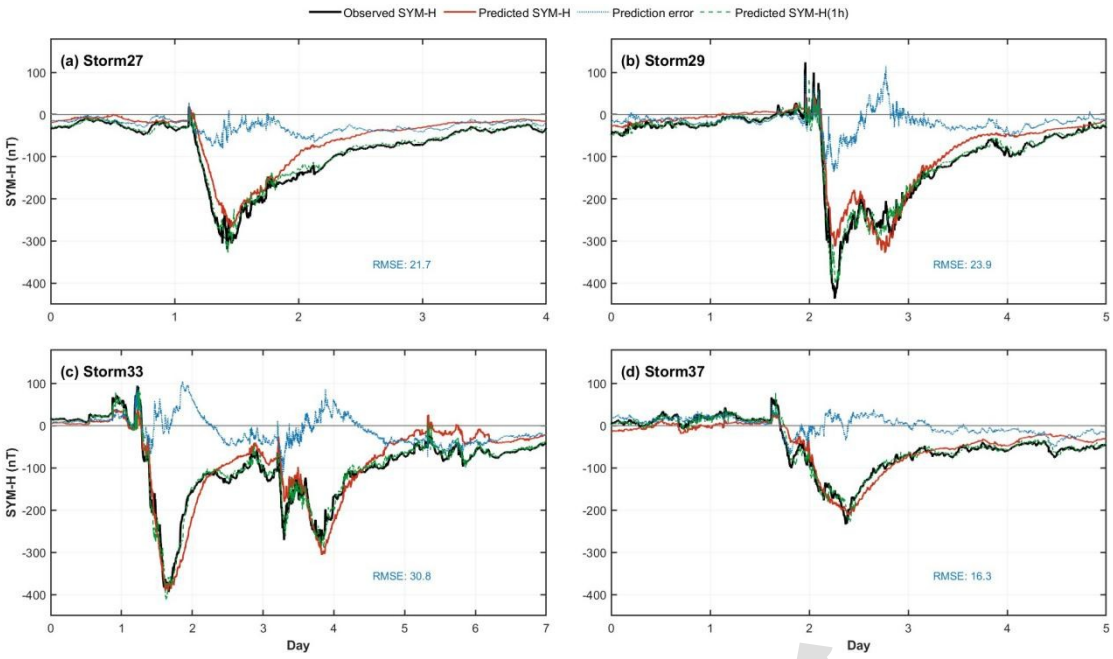


图 4 展示了四次强磁暴（磁暴 27、29、33、37）的 SYM-H 指数观测值、复合模型全磁暴预测值、逐点均方根误差的时序对比及复合模型一小时预测值。黑色实线表示观测值，红色长虚线为全磁暴预测值，蓝色短虚线为误差，绿长虚线为一小时预测值。

Fig.4 Temporal comparison of the observed SYM-H index, the full-storm prediction of the composite model, the point-by-point root mean square error, and the 1-hour prediction of the composite model for four intense storms. The black solid line denotes the observation, the red long dashed line the full-storm prediction, the blue short dashed line the error, and the green long dashed line the 1-hour prediction.

图 4 展示了 4 次强磁暴的 SYM-H 指数观测值、预测值及误差的变化。相比一小时预测，全磁暴过程的预测误差明显增加。其偶尔的极大误差可达 100 nT，大部分误差基本在 20 nT 以下，整体与观测复合较好，特别是在磁暴初相和恢复相后期，误差波动较小，表明模型能有效捕捉平静期和缓慢衰减过程的动态特征。在急始和主相期间，误差波动剧烈，如磁暴 29 和磁暴 33 的预测结果，这反映了模型对太阳风突变（如动压骤升）和快速能量注入过程的刻画不足。在恢复相初期（主相峰值后约 10 小时内），模型预测值系统性高于观测值，这一偏差在磁暴 27 和磁暴 33 中尤为明显，与多项先前研究报道的现象一致[10,14,16]。相比主相期间的剧烈波动，恢复相的误差更趋稳定，预测结果高于观测结果，可能是恢复相期间的额外能量注入导致。一小时预测值（绿色虚线）优于迭代预测结果，这是因为一小时预测在不断更新模型初始值为观测 SYM-H，而迭代模型是使用预测 SYM-H 作为下一小时预测的输入，因此会产生误差累积效应，造成相关的误差大于一小时预测的结果。

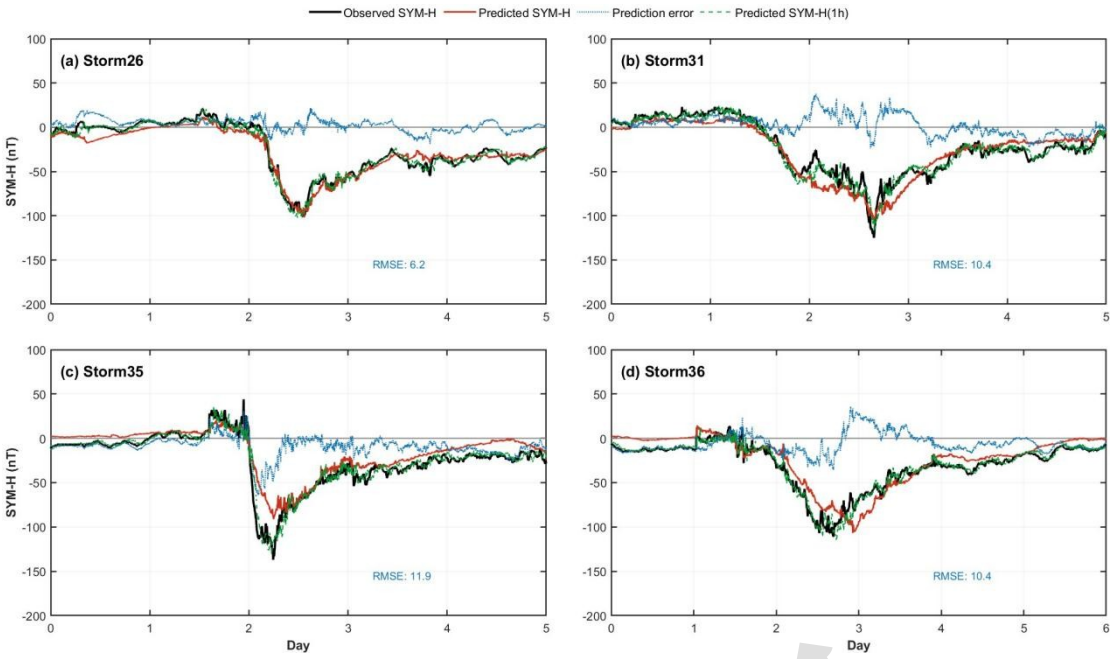


图 5 四次弱磁暴的 SYM-H 指数观测值、复合模型全磁暴预测值、逐点均方根误差的时序对比及复合模型一小时预测值。黑色实线表示观测值，红色长虚线为全磁暴预测值，蓝色短虚线为误差，绿色长虚线为一小时预测值。

Fig.5 Same as Fig.4 but for four weak storms. The black solid line denotes the observation, the red long dashed line the full-storm prediction, the blue short dashed line the error, and the green long dashed line the 1-hour prediction.

图 5 呈现了 4 次较弱磁暴（SYM-H 最小约 100 nT）的观测值、预测值及误差的时间变化对比。结果显示，一个小时的预测效果明显好于全磁暴过程的预测，全磁暴的预测模型出现了不同程度的误差，特别是在主相期间的预测误差较为显著，尤其在磁暴 35 和磁暴 36 中表现突出。在磁暴 35 中，主相期间的预测值系统性低于观测值，导致误差峰值增大，这可能源于模型对能量注入函数的低估。在磁暴 36 中，预测值的峰值出现时间滞后于观测值，产生明显的相位偏差。这些现象表明，磁暴过程受复杂的多因素非线性影响，包括未知的能量注入（如磁尾电流贡献）和损失机制（如粒子沉降或库仑碰撞）。相比之下，开始阶段的误差在弱磁暴中相对稳定，与强磁暴的剧烈波动形成对比，这可归因于太阳风参数的变化较为平缓。在恢复相过程中，额外能量注入的迹象不如强磁暴明显。弱磁暴与强磁暴太阳风能量注入环电流的时间尺度可能存在不同，未来在修正模型提高精度时需要考虑这一点。

最新录用

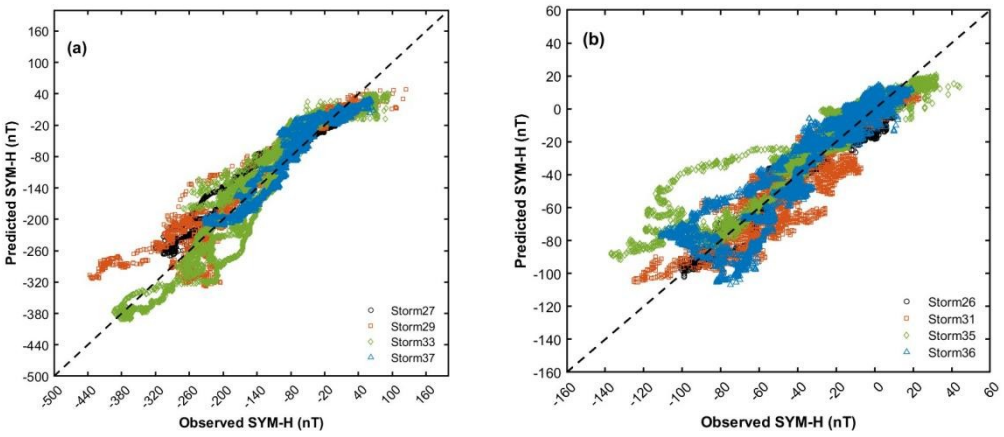


图 6 左侧图（a）为强磁暴（磁暴 27、29、33、37）的 SYM-H 指数预测值与观测值的散点图。黑色圆形点、橙色方形点、绿色菱形点和蓝色三角形点分别表示磁暴 27、29、33 和 37。右侧图（b）为弱磁暴（磁暴 26、31、35、36）的 SYM-H 指数预测值与观测值的散点图。黑色圆形点、橙色方形点、绿色菱形点和蓝色三角形点分别表示磁暴 26、31、35 和 36。粗黑虚线（y=x）为等值线。

Fig.6 (a) Scatter plots of the predicted and observed SYM-H indices for intense storms (storms 27, 29, 33, and 37). The black circles, orange squares, green diamonds, and blue triangles represent storms 27, 29, 33, and 37, respectively. (b) Same as (a) but for weak storms (storms 26, 31, 35, and 36). The black circles, orange squares, green diamonds, and blue triangles represent storms 26, 31, 35, and 36, respectively. The thick black dashed line (y=x) is the identity line.

为进一步量化复合模型在不同强度磁暴中的预测性能，图 6a 和图 6b 分别展示了强磁暴和弱磁暴的预测-观测值散点图，磁暴事例与图 4 和图 5 的分析对象一致。散点图中，黑色虚线代表$x=y$，散点越靠近该线，预测值与观测值的偏差越小，模型精度越高。可以看出，无论磁暴的强弱，散点均在 SYM-H 为正的区域展现出在等值线下方聚集的特征，说明预测值要小于观测值，目前模型对于磁层顶的物理过程刻画不够准确。在图 6a 中，SYM-H 小于-140 nT 的区域（对应主相和恢复相初期）散点偏离黑色虚线较远，显示出较大的预测误差，尤其在磁暴 29 和 33 中更为显著。类似地，图 6b 中弱磁暴在 SYM-H 小于-40 nT 的区域也开始出现偏离增大的行为，特别是在磁暴 35 和 36 的主相期间，预测值分别表现出幅度低估和相位滞后（见图 5）。这些偏差表明模型在主相和恢复相初期的注入与损失过程建模方面存在不足，需要进一步研究优化。

最新录用

6. 结论

本研究在复合模型[16,17]的基础上采用迭代方法对磁暴全过程的 SYM-H 指数变化进行了预测。通过对比不同迭代时间步长，发现 60 分钟在测试集上表现出最优预测效果，对应的均方根误差为 16.3 nT，决定系数 R^2 为 0.767。预测绝对误差与磁暴强度正相关，相对误差不依赖于磁暴强度。通过对预测的时间变化曲线和观测对比分析，发现误差主要集中出现在三个关键阶段：（1）磁暴急始阶段，因太阳风动压剧烈变化导致了高于模型预测的 SYM-H 急剧增加；（2）主相期间，误差正负交替，说明能量注入相比太阳风参数变化更加动态；（3）恢复相初期，模型预测值系统性偏高，表明模型当前的能量损失项可能未能充分捕捉恢复相早期的快速损失机制。目前模型使用历史太阳风和 SYM-H 观测数据进行训练研究，在实际应用时需获取未来的太阳风条件进行预报。近年来基于机器学习方法开发的太阳风预报模型，可以通过日冕物质抛射的观测参数或上游太阳风数据预报 Bz 等参数[28, 29]，未来可集成至复合模型当中。同时，未来也将考虑更多的物理过程优化复合模型，引入统计方法，对预测结果的不确定度进行评估，以构建一个更精确，且具有业务应用价值的 SYM-H 预报模型。

最新录用

附录 1 本研究用到的磁暴信息

Appendix 1 Storm events used in this study

序号	开始日期	结束日期	SYM-Hmin (nT)	分类
1	06/08/2000	16/08/2000	-235	Train
2	15/09/2000	25/09/2000	-203	Train
3	01/11/2000	15/11/2000	-176	Train
4	14/03/2001	24/03/2001	-165	Train
5	06/04/2001	16/04/2001	-280	Train
6	17/10/2001	22/10/2001	-219	Train
7	17/05/2002	27/05/2002	-116	Train
8	15/11/2003	25/11/2003	-490	Train

序号	开始日期	结束日期	SYM-Hmin (nT)	分类
9	20/07/2004	30/07/2004	-208	Train
10	02/01/2005	12/01/2005	-112	Train
11	13/02/2005	23/02/2005	-95	Train
12	03/03/2005	13/03/2005	-66	Train
13	19/08/2005	29/08/2005	-179	Train
14	01/04/2006	11/04/2006	-107	Train
15	14/08/2006	24/08/2006	-95	Train
16	20/09/2006	30/09/2006	-58	Train
17	07/12/2006	17/12/2006	-211	Train
18	05/03/2008	15/03/2008	-100	Train
19	05/10/2008	15/10/2008	-65	Train
20	01/03/2012	11/03/2012	-150	Train
21	01/04/2010	15/04/2010	-90	Validation
22	05/11/2010	15/11/2010	-55	Validation
23	18/06/2015	28/06/2015	-208	Validation
24	01/09/2017	11/09/2017	-146	Validation
25	05/05/2019	15/05/2019	-80	Validation
26	16/01/2000	26/01/2000	-101	Test
27	02/04/2000	12/04/2000	-320	Test
28	19/05/2000	28/05/2000	-173	Test
29	26/03/2001	04/04/2001	-437	Test
30	26/05/2003	06/06/2003	-137	Test
31	08/07/2003	18/07/2003	-77	Test
32	18/01/2004	27/01/2004	-137	Test
33	04/11/2004	14/11/2004	-394	Test
34	10/09/2012	05/10/2012	-138	Test
35	28/05/2013	04/06/2013	-137	Test
36	26/06/2013	04/07/2013	-111	Test
37	11/03/2015	21/03/2015	-234	Test
38	22/08/2018	03/09/2018	-206	Test

最新录用

参考文献:

[1] DAGLIS I A, THORNE R M, BAUMJOHANN W, *et al*. The terrestrial ring current: origin, formation, and decay[J]. *Reviews of Geophysics*, 1999, **37**(4): 407-438. DOI: 10.1029/1999RG900009

[2] DAGLIS I A. Ring current dynamics[J]. *Space Science Reviews*, 2006, **124**(1): 183-202. DOI: 10.1007/s11214-006-9104-z

[3] GANUSHKINA N, JAYNES A, LIEMOHN M. Space weather effects produced by the ring current particles[J]. *Space Science Reviews*, 2017, **212**(3): 1315-1344. DOI: 10.1007/s11214-017-0412-2

[4] JORDANOVA V K, ILIE R, CHEN M W. Chapter 1 - Introduction and historical background[M]//JORDANOVA V K, ILIE R, CHEN M W. Ring Current Investigations. Amsterdam: Elsevier, 2020: 1-13. DOI: 10.1016/B978-0-12-815571-4.00001-9

[5] CAMPOREALE E. The challenge of machine learning in space weather: nowcasting and forecasting[J]. *Space Weather*, 2019, **17**(8): 1166-1207. DOI: 10.1029/2018SW002061

[6] BURTON R K, MCPHERRON R L, RUSSELL C T. An empirical relationship between interplanetary conditions and *Dst*[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1975, **80**(31): 4204-4214. DOI: 10.1029/JA080i031p04204

[7] SHEN C, LIU Z X, KAMEI T. A physics-based study of the *Dst-AL* relationship[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2002, **107**(A1): SMP 4-1-SMP 4-10. DOI: 10.1029/2001JA900121

[8] PALLOCCHIA G, AMATA E, CONSOLINI G, *et al*. Geomagnetic D_{st} index forecast based on IMF data only[J]. *Annales Geophysicae*, 2006, 24(3): 989-999. DOI: 10.5194/angeo-24-989-2006

[9] WU J G, LUNDSTEDT H. Neural network modeling of solar wind-magnetosphere interaction[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 1997, **102**(A7): 14457-14466. DOI: 10.1029/97JA01081

最新录用

[10] CAI L, MA S Y, ZHOU Y L. Prediction of SYM-H index during large storms by NARX neural network from IMF and solar wind data[J]. *Annales Geophysicae*, 2010, **28**(2): 381-393. DOI: 10.5194/angeo-28-381-2010

[11] AYALA SOLARES J R, WEI H L, BOYNTON R J, *et al*. Modeling and prediction of global magnetic disturbance in near-Earth space: a case study for *Kp* index using NARX models[J]. *Space Weather*, 2016, **14**(10): 899-916. DOI: 10.1002/2016SW001463

[12] COLLADO-VILLAVERDE A, MUÑOZ P, CID C. Deep neural networks with convolutional and LSTM layers for SYM-H and ASY-H forecasting[J]. *Space Weather*, 2021, **19**(6): e2021SW002748. DOI: 10.1029/2021SW002748

[13] GRUET M A, CHANDORKAR M, SICARD A, *et al*. Multiple-hour-ahead forecast of the Dst index using a combination of long short-term memory neural network and Gaussian process[J]. *Space Weather*, 2018, **16**(11): 1882-1896. DOI: 10.1029/2018SW001898

[14] SICILIANO F, CONSOLINI G, TOZZI R, *et al*. Forecasting *SYM-H* index: a comparison between long short-term memory and convolutional neural networks[J]. *Space Weather*, 2021, **19**(2): e2020SW002589. DOI: 10.1029/2020SW002589

[15] ABDUALLAH Y, ALOBAID K A, WANG J T L, *et al*. Prediction of the SYM-H index using a Bayesian deep learning method with uncertainty quantification[J]. *Space Weather*, 2024, **22**(2): e2023SW003824. DOI: 10.1029/2023SW003824

[16] JI Y, MA L, SHEN C, *et al*. Composite model for predicting SYM-H index[J]. *Earth and Space Science*, 2023, **10**(10): e2022EA002560. DOI: 10.1029/2022EA002560

[17] MA L, JI Y, SHEN C, *et al*. Predicting the SYM-H index using the ring current energy balance mechanism[J]. *Space Weather*, 2025, **23**(3): e2024SW004160. DOI: 10.1029/2024SW004160

[18] ZHAO M X, LE G M. Dependence of SYMH change rate on dynamic pressure during the main phases of storms: a comparative analysis of the 2024 May and

最新录用

2003 November superstorms[J]. *The Astrophysical Journal*, 2025, **978**(2): 157

[19] FOK M C, WOLF R A, SPIRO R W, *et al*. Comprehensive computational model of Earth's ring current[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2001, **106**(A5): 8417-8424. DOI: 10.1029/2000JA000235

[20] NEWELL P T, SOTIRELIS T, LIOU K, *et al*. A nearly universal solar wind-magnetosphere coupling function inferred from 10 magnetospheric state variables[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2007, **112**(A1): A01206. DOI: 10.1029/2006JA012015

[21] VOURLIDAS A, PATSOURAKOS S, SAVANI N P. Predicting the geoeffective properties of coronal mass ejections: current status, open issues and path forward[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2019, **377**(2148): 20180096

[22] YANG Y, SHEN F, YANG Z C, *et al*. Prediction of solar wind speed at 1 AU using an artificial neural network[J]. *Space Weather*, 2018, **16**(9): 1227-1244. DOI: 10.1029/2018SW001955

[23] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[C]//Published as a Conference Paper at the 3rd International Conference for Learning Representations. San Diego: ICLR, 2015

[24] TSYGANENKO N A, SITNOV M I. Modeling the dynamics of the inner magnetosphere during strong geomagnetic storms[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2005, **110**(A3): A03208. DOI: 10.1029/2004JA010798

[25] TSYGANENKO N A, SINGER H J, KASPER J C. Storm-time distortion of the inner magnetosphere: how severe can it get?[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2003, **108**(A5): SMP 18-1- SMP 18-15. DOI: 10.1029/2002JA009808

[26] TSURUTANI B T, GONZALEZ W D, GONZALEZ A L C, *et al*. Corotating solar wind streams and recurrent geomagnetic activity: a review[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2006, **111**(A7): A07S01

[27] TÖRÖK T, DOWNS C, LINKER J A, *et al*. Sun-to-Earth MHD simulation of the 2000 July 14 “Bastille Day” eruption[J]. *The Astrophysical Journal*, 2018,

最新录用

856(1): 75

[28] REISS M A, MÖSTL C, BAILEY R L, *et al*. Machine learning for predicting the B_z magnetic field component from upstream in situ observations of solar coronal mass ejections[J]. *Space Weather*, 2021, **19**(12): e2021SW002859

[29] DANI T, WINARKO E, HERYAWAN L, *et al*. Investigating a multi-modal attention-based deep-learning framework for long-term IMF B_z forecasting based on CME kinematics and solar magnetogram data[J]. *Solar Physics*, 2026, **301**(2): 27

最新录用

第一作者和通讯作者简介：

马进虎 男，1998 年 10 月出生于甘肃省东乡族自治县，现为宁夏大学数学统计学院在读硕士研究生，主要研究方向为磁暴指数预测，磁层物理。



纪勇，男，1989 年 1 月出生于宁夏灵武，现为宁夏大学数学统计学院准聘副教授，硕士生导师，主要研究方向为磁层物理，环电流数值模拟，磁暴指数建模。



最新录用