

康世奇, 韩琦. 基于时间信息编码 LSTM 模型的地磁日变周期变化预测[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(12): 180-184.
DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.241226

基于时间信息编码 LSTM 模型的地磁日变周期变化预测

康世奇, 韩琦

(哈尔滨工业大学 计算学部, 哈尔滨 150001)

摘要: 本文针对磁异常探测中对地磁日变的预测需求问题, 提出了一种基于时间信息编码的 LSTM 预测模型。设计了一套适合于地磁日变数据预测的数据预处理流程, 并将时间信息编码成计算机可以识别的数值表示, 以提供多个维度的时间特征, 作为重要的辅助信息对地磁日变进行预测。实验结果表明, 加入时间信息编码后预测误差明显减小, 基于时间信息编码的 LSTM 模型对地磁日变预测效果具有显著提升作用。

关键词: 地磁日变; 预测; 时间信息编码

中图分类号: TP183

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)12-0180-05

Prediction on the geomagnetic daily variation based on the LSTM model with temporal information encoding

KANG Shiqi, HAN Qi

(Faculty of Computing, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: In this paper, an LSTM prediction model based on the temporal information encoding is proposed to address the demand for predicting geomagnetic daily variation in magnetic anomaly detection. A data pre-processing process suitable for the prediction of geomagnetic daily variation data is designed, and the temporal information is encoded into a numerical representation that can be recognized by the computer. This provides multiple dimensions of temporal features as important auxiliary information for the prediction of geomagnetic daily variation. The experimental results show that the prediction error is significantly reduced after adding the temporal information coding, and the LSTM model based on the temporal information encoding significantly affects the improvement of geomagnetic daily variation prediction.

Key words: geomagnetic daily variation; prediction; temporal information encoding

0 引言

地磁场由多种来源的磁场叠加而成, 地磁日变是其中以一个月为周期的磁场变化, 包含着平静变化磁场和扰动磁场。地磁日变数据中携带了丰富的地球外部空间环境变化信息, 对磁异常探测^[1]、地磁导航^[2]以及空间天气预报等方面具有重要影响。地磁日变数据在 24 h 内的周期变化在地质调查和地磁导航等相对长时间的磁探作业领域获得了更多关注, 在地磁日变起伏较大的时候, 会影响测量的精度。在目前的磁探作业中, 大多是在同纬度地区架设地磁日变站, 然后再通过监测到的磁场数据来进行实时补偿。这种方式虽然可以解决地磁

日变对磁探工作的影响, 但是有时受到时空条件限制, 同步架设日变站难以实现。如果能提前预测到未来一段时间内的地磁日变, 就可以提前进行地磁日变信号的抑制和补偿处理, 从而提高航空磁异常探测的灵敏度。

在地磁日变预测研究领域, 卢兆兴等学者^[3]通过分析影响地磁变化场的时间和空间因素, 构建基于 BP 神经网络的地磁变化场预测模型, 实现对任意未知区域地磁变化场的预测。于文强等学者^[4]基于混沌理论和 RBF 神经网络进行地磁变化场的预测。长短时记忆 (Long Short-Term Memory, LSTM) 网络^[5]因其特殊的门控机制和细胞状态结构, 可以学习到时间序列复杂的特征, 广泛应用于时

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (61771168)。

作者简介: 康世奇 (1990—), 女, 助理讲师, 主要研究方向: 地磁日变数据分析。Email: 307408008@qq.com; 韩琦 (1981—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 磁态势感知与无人系统安全。

收稿日期: 2023-07-18

间序列预测相关领域, Cao 等学者^[6]将 2 种经验模态分解与长短时记忆网络相结合, 建立了金融时间序列预测模型 (CEEMDAN-LSTM)。Bandara 等学者^[7]将聚类的思想和长短时记忆网络结合, 提出了一个预测框架。Karasu 等学者^[8]提出了一个 CHGSO-LSTM 模型, 该模型结合了长短时记忆网络, 趋势、动量和波动率等技术指标, 以及混沌亨利气体溶解度优化技术, 用于原油价格预测。目前, 基于深度学习的地磁日变周期变化预测研究较少, 本文提出一种基于时间信息编码的 LSTM 预测模型,

用于地磁日变周期变化的预测, 通过加入时间信息编码模块, 将时间信息编码成多维数值表示引入预测模型, 提升 LSTM 神经网络的预测能力, 通过消融实验验证模型的有效性。

1 基于时间信息编码的 LSTM 预测模型

本文提出了一种基于时间信息编码的 LSTM 预测模型, 使用 LSTM 网络作为预测模型的主体, 并加入数据预处理模块和时间信息编码模块。具体的网络结构如图 1 所示。

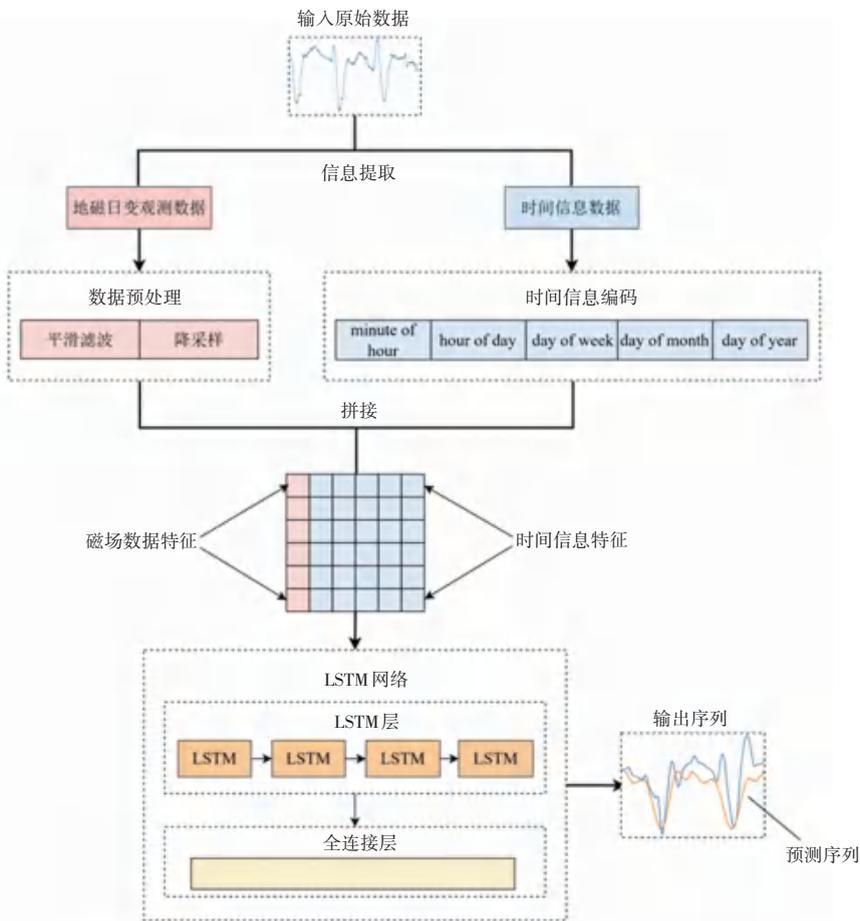


图 1 基于时间信息编码的 LSTM 预测模型结构

Fig. 1 Structure of LSTM prediction model based on temporal information encoding

1.1 数据预处理

本文设计了一套适合于地磁日变数据预测的数据预处理流程, 包括平滑滤波和降采样。原始的地磁日变数据中包含着一些噪声数据, 这对地磁日变的预测效果有影响, 因此首先对含有噪声的原始地磁日变数据进行平滑滤波处理。地磁日变数据属于非平稳序列, 本文选择小波分解去噪方法对地磁日变信号进行消噪处理。使用 sym8 小波, 分解尺度设置为 6, 进行小波分解并去除噪声层, 再进行重构, 得到去除噪声的地磁日变数据。另一个数据预处理

步骤是对数据进行降采样, 通过对数据进行取 10 min 均值的降采样处理, 使每天的地磁日变数据序列保留为 144 个采样点, 处理后仍能保留原始变化趋势。

数据预处理阶段的效果如图 2 所示。其中, 图 2(a) 为原始地磁日变数据; 图 2(b) 是经过小波分解平滑滤波处理的地磁日变数据。进行去噪处理后, 地磁日变曲线更平滑; 图 2(c) 为进行降采样处理后的地磁日变数据, 降采样后地磁日变数据仍能保持原始变化趋势, 有利于后续的预测。

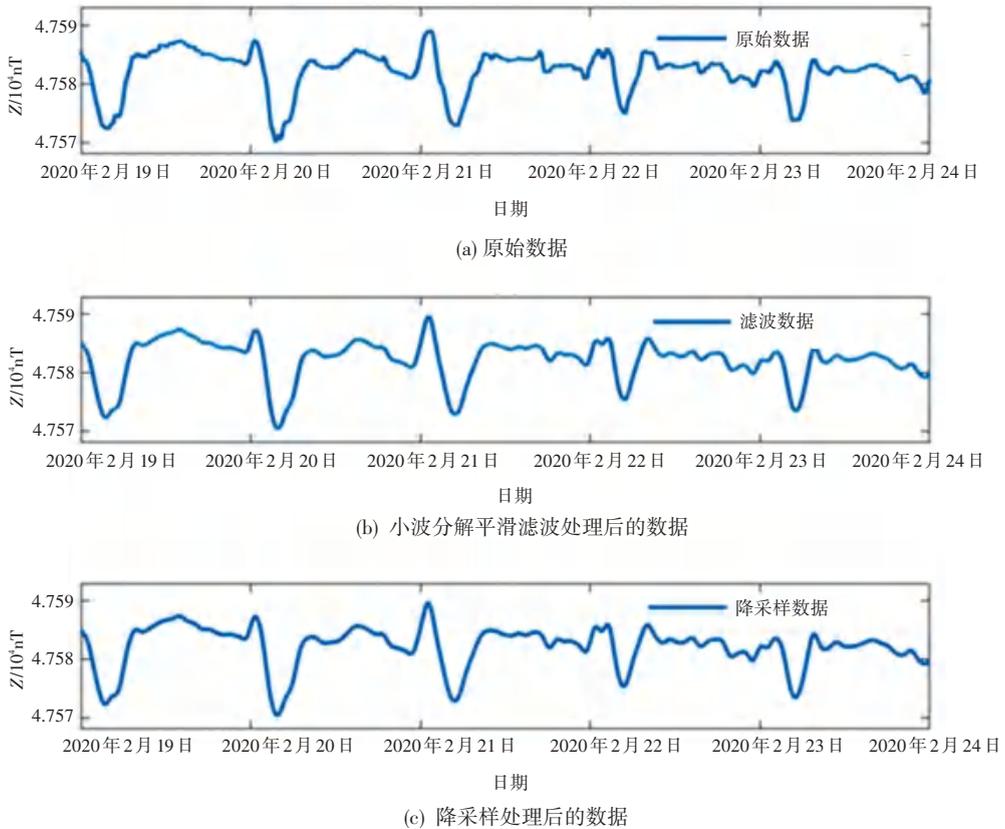


图2 数据预处理效果

Fig. 2 Data preprocessing effects

1.2 时间信息编码

虽然 LSTM 网络可以学习时间序列之间的长期依赖关系,但是仅仅依靠历史观测数据的 LSTM 预测模型只考虑了时间序列的位置关系,而忽略了时间信息这一重要的影响因素。本文在 LSTM 预测网络的基础上设计了时间信息编码模块,将时间信息编码成计算机可以识别的数据信息,作为地磁日变数据的辅助预测信息,加入到 LSTM 网络中,对地磁日变数据进行预测,以提高模型的预测能力。

提取地磁日变观测数据中的观测日期信息 (*DATE*) 和观测时刻信息 (*TIME*), 对时间信息进行编码处理,由于本文使用的地磁日变数据为分钟采样,所以设置的编码方案为将时间信息编码成 minute of hour、hour of day、day of week、day of month、day of year, 分别代表当前时间是该小时的第几分钟,当天的第几个小时,一周中的第几天,一月中的第几天,一年中的第几天,分别用 *TimeValue1*、*TimeValue2*、*TimeValue3*、*TimeValue4*、*TimeValue5* 表示,具体计算方法可以描述如下:

$$TimeValue1 = minute/59 - 0.5 \quad (1)$$

$$TimeValue2 = hour/23 - 0.5 \quad (2)$$

$$TimeValue3 = (dayofweek - 1)/6 - 0.5 \quad (3)$$

$$TimeValue4 = (day - 1)/30 - 0.5 \quad (4)$$

$$TimeValue5 = (dayofyear - 1)/365 - 0.5 \quad (5)$$

上述时间编码方式,可将时间信息转换为 5 个 $[-0.5, 0.5]$ 之间的时间数据向量,将时间信息转化为计算机能够处理的数值表示,并提供了多个维度的时间特征,能够更全面地描述地磁观测数据中的时间信息,并为后续的分析 and 建模工作提供更丰富的时间特征。

1.3 LSTM 预测网络

长短时记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 是一种循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 的变体,常用于处理时间序列数据。相对于传统的 RNN 网络, LSTM 网络通过引入特定的记忆单元和门控机制,使其具有记忆的功能,可以利用很长的序列信息来建立学习模型。LSTM 网络通过捕捉时间序列的长期依赖关系,保留时间序列变化趋势的相关信息,从而在处理长序列时表现出更好的性能。因此,本文选择 LSTM 网络作为地磁日变数据预测模型的基础结构。输入的地磁日变数据序列经过数据预处理和时间信息编码后,将处理后的地磁日变数据和时间信息编码数据拼接起来,送入 LSTM 预测网络中进行预测,通过输入输出序

列参数及各种网络参数设置, 训练网络以获取最优预测模型。

2 实验与结果分析

2.1 评价指标

时间序列预测模型的输出结果为预测序列的预测值, 通过与真实值对比来评估模型的优劣, 实验中选取了均方根误差 (Root Mean Square Error, *RMSE*) 作为预测模型的预测效果评估指标。

假设: 真实值 (true values) 为 $y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$, 预测值 (predicted values) 为 $\hat{y} = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \dots, \hat{y}_n\}$, 那么均方根误差 (*RMSE*) 的计算公式具体如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

其取值范围均为 $[0, +\infty)$, 当预测值与真实值完全吻合时等于 0, 即完美的预测模型; 预测的误差越大, *RMSE* 值就会越大。

2.2 消融实验

为了验证时间信息编码模块的作用, 设置了消融实验, 进行基于时间信息编码 LSTM 预测模型与

LSTM 预测模型对比实验, 验证时间信息编码对预测效果的影响。实验中数据使用的是北京十三陵站的地磁日变 *Z* 分量磁场 10 min 均值数据, 时间跨度为 2020 年 02 月 12 日~03 月 09 日, 该时间段的 *K_p* 指数均小于等于 3, 属于相对平静的地磁日变。实验中将输入序列长度分别设置为 18(3 h)、36(6 h)、72(12 h)、144(24 h) 个时间步, 由于地磁日变以 24 h 为周期, 超过 24 h 将难以保证预测精度, 因此将预测序列长度分别设置为 1(10 min)、3(30 min)、6(1 h)、18(3 h)、36(6 h)、72(12 h)、144(24 h) 个时间步。

图 3 为不同输入长度下基于时间信息编码的 LSTM 预测模型和普通的 LSTM 网络的预测误差 *RMSE* 的对比图。图 3 中, 横坐标为预测长度时间步, 纵坐标为预测误差 *RMSE* 值, 单位为 nT。可以看到, 时间信息编码模块对于 LSTM 网络的预测有提升的作用, 当加入了时间信息编码模块之后, 预测误差 *RMSE* 明显小于未加入时间信息编码模块的模型的预测误差。随着预测长度的增加, 预测误差的差距越大, 时间信息编码对于模型预测能力的提升更明显。

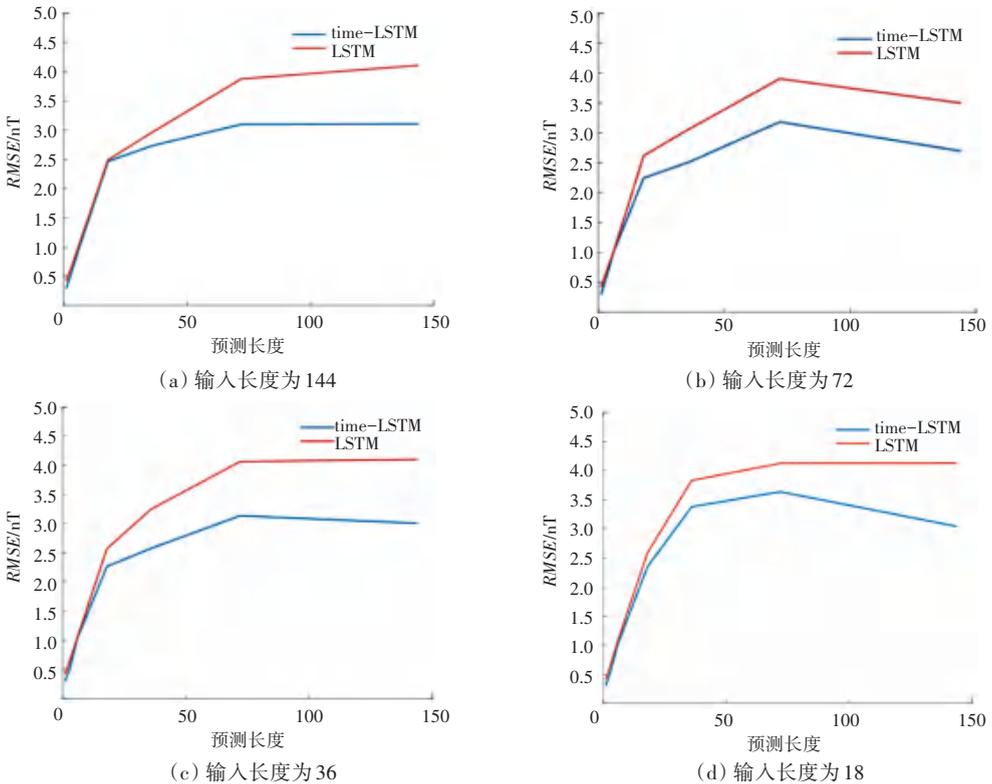


图 3 不同输入长度下时间信息编码对 LSTM 网络预测效果的影响

Fig. 3 Effect of temporal information encoding on the prediction effect of LSTM networks with different input lengths

图 4 和图 5 是输入长度为 144、预测长度分别为 144 和 72 的模型预测效果。图中横坐标为预测

的时间步 t (每个时间步为 10 min), 纵坐标为地磁日变 *Z* 分量的值, 单位为 nT, 可以看到, 随着预测长

度的增加模型的预测误差增大,预测能力减弱。在 LSTM 网络中,预测长度增加到 72 和 144 时,模型不收敛,无法拟合地磁日变的变化趋势,但是在加入时

间信息编码的 LSTM 网络中,由于时间信息的加入,模型能够学习到更多的序列关系表示,就能够预测出地磁日变的变化趋势。

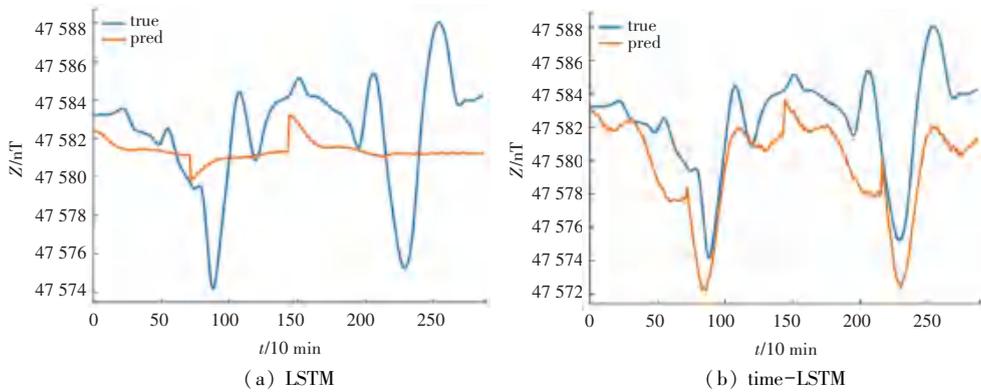


图 4 输入长度为 144、预测长度为 72 时间信息编码对模型预测效果的影响

Fig. 4 Effect of temporal information encoding on the prediction effect of the model when the input length is 144 and the prediction length is 72

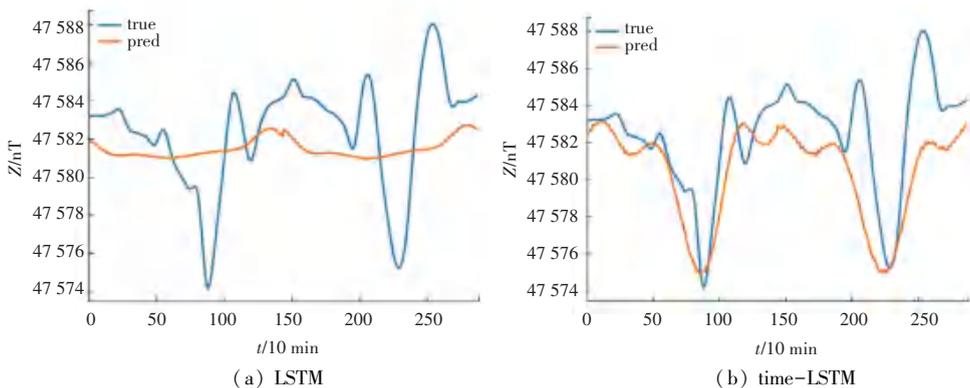


图 5 输入长度为 144、预测长度为 144 时间信息编码对模型预测效果的影响

Fig. 5 Effect of temporal information encoding on the prediction effect of the model when the input length is 144 and the prediction length is 144

综上,时间信息编码对于 LSTM 预测网络有较大的影响,将时间信息编码作为辅助知识加入 LSTM 预测网络可以显著提升模型的预测效果。

3 结束语

本文提出了一种基于时间信息编码的 LSTM 预测模型,对地磁日变进行预测。首先,设计了一套适合于地磁日变预测的数据预处理方法。其次,设计了时间信息编码模块将时间信息编码成计算机可以识别的数值表示,作为重要的辅助信息加入 LSTM 网络。通过时间信息编码消融实验验证了所提模型的预测效果,实验结果表明当加入时间信息编码模块后,模型的预测误差明显减小,说明时间信息编码可以显著提升模型的预测效果。

参考文献

[1] 李才明,李军,余舟,等. 提高磁测日变改正精度的方法[J]. 物

探化探计算技术,2004,26(3):211-214.

- [2] CANCELANI A, RAQUET J. Absolute positioning using the Earth's magnetic anomaly field [J]. *Navigation - Journal of the Institute of Navigation*, 2015, 63(2): 265-278.
- [3] 卢兆兴, 吕志峰, 李婷, 等. 基于 BP 神经网络的地磁变化场预测研究[J]. *大地测量与地球动力学*, 2021, 41(3): 229-233.
- [4] 于文强, 李厚朴, 秦清亮, 等. 混沌 RBF 神经网络的地磁变化场预测模型[J]. *大地测量与地球动力学*, 2023, 43(3): 308-312.
- [5] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [6] CAO Jian, LI Zhi, LI Jian. Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2019, 519: 127-139.
- [7] BANDARA K, BERGMEIR C, SMYLL S. Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series: A clustering approach [J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 140: 112896.
- [8] KARASU S, ALTAN A. Crude oil time series prediction model based on LSTM network with chaotic Henry gas solubility optimization [J]. *Energy*, 2022, 242: 122964.