基于深度学习MSTF序列模型的常州市手足口病风险预测研究*

陆胜男[1,2] 沈思鹏[1,2△] 郑献智[1,3△]

【提 要】 **目的** 比较干预模型和多变量时空融合(multi-variable spatio-temporal fusion,MSTF)模型在常州市手足口病(hand,foot and mouth disease, HFMD)发病预测中的应用。**方法** 数据来源于常州市2014—2024年手足口病监测报告病例数据。其中采用2014—2023年数据作为训练集或内部验证集,分别建立自回归移动平均(autoregressive integrated moving average,ARIMA)模型的扩展模型干预模型和MSTF模型,使用2024年发病数据作为测试集。使用均方根误差(root mean square error,RMSE)和平均绝对百分误差(mean absolute percentage error,MAPE)进行模型评价。**结果** 常州市手足口病的发病有较为明显的季节性,5—7月和10—12月为手足口病的发病高峰。最优的ARIMA干预模型和MSTF神经网络在2024年测试集发病数的RMSE分别为242.15和144.52, MAPE分别为328.63和93.67, MSTF模型的拟合效果优于ARIMA模型。采用MSTF神经网络预测2024年发病结果与实际发病情况一致性较高。**结论** MSTF模型对常州市手足口病发病趋势的预测效果更佳,可为手足口病的监测及疫情防控工作提供借鉴与参考。

【关键词】 手足口病 LSTM模型 Transformer模型 ARIMA模型 干预模型 预测
【中图分类号】 R195.1 【文献标志码】 A **DOI** 10.11783/j.issn.1002-3674.2026.05.003

Risk Prediction of HFMD in Changzhou based on Deep Learning MSTF Model

Lu Shengnan, Shen Sipeng, Zheng Xianzhi (*Changzhou Institute of Public Health, Nanjing Medical University, Changzhou, Jiangsu* 213022)

【**Abstract**】 **Objective** To compare the application of the intervention model, and multi-variable spatio-temporal fusion (MSTF) model in predicting the incidence of hand, foot and mouth disease (HFMD) in Changzhou. **Methods** Extension of the autoregressive integrated moving average(ARIMA) intervention models and MSTF model were trained and validated based on the reported HFMD case data in Changzhou City from 2014 to 2023. The predictive performance of the two models was tested using the incidence data of 2024. The root mean square error (RMSE) and mean absolute percentage error (MAPE) were used to evaluate the predictive performance of the models. **Results** The incidence of HFMD in Changzhou City exhibited a significant seasonal pattern, with peaks occurring from May to July and October to December. The optimal ARIMA intervention model and MSTF neural network yielded RMSE values of 242. 15 and 144. 52, and MAPE values of 328. 63 and 93. 67 in the testing set of 2024, respectively. The fitting effect of the MSTF model was superior to that of the ARIMA model. The prediction results using the MSTF neural network were largely consistent with the actual incidence. **Conclusion** The MSTF model demonstrates better predictive performance for the incidence trend of HFMD in Changzhou City and can provide references for the monitoring and prevention of HFMD.

【**Key words**】 Hand, foot, and mouth disease; LSTM model; Transformer model; ARIMA model; Intervention model; Prediction

手足口病(hand, foot and mouth disease, HFMD)是由人肠道病毒感染引发,多发于5岁以下儿童,通过多媒介经肠道、呼吸道或皮肤接触传播的急性消化道传染病[1]。引发手足口病的肠道病毒有多种,其中以EV-71 (enterovirus 71)和CV-A16 (Coxsackie virus A16)最为常见,1958年CV-A16首次在加拿大被Robinson等发现[2],1959年,将出现此类症状的疾病称为手足口病。自2008年我国将手足口病纳入法定报告传染病以来,其年发病率长期居于各类传染病前列[3]。

手足口病具有一定的时间周期规律性,识别其规律并进行科学的预测具有重要的公共卫生防控意义[4]。目前传染病预测模型主要有线性模型、非线性模型和混合模型[5]。自回归移动平均模型(autoregressive integrated moving average,ARIMA)是使用较为普遍的预测方法,在医疗卫生领域应用十分广泛[6]。新冠疫情后,干预模型多被用来研究疫情防控措施的实施对其他呼吸道传染病的影响,干预模型可较好地分析政策变化和随机干扰因素对时间序列的影响[7]。近年来,深度学习序列建模领域中,长短时记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)和Transformer架构凭借其在时序建模中的优异表现成为主流方法:LSTM擅长捕捉时间序列的局部模式,而Transformer则能有效建模长程依赖[8]。目前整合两者优势的

* 基金项目:南京医科大学常州公共卫生高等研究院开放课题基金资助(CPHM202301);国家自然科学基金面上项目(82373685)
1.南京医科大学常州公共卫生高等研究院(213022)
2.南京医科大学公共卫生学院生物统计学系,公共卫生安全与应急防控技术省高校重点实验室
3.常州市疾病预防控制中心
△通信作者:郑献智,E-mail:njmuyfzxz@163. com;沈思鹏,E-mail:sshen@njmu. edu. cn

LSTM 和 Transformer 混合模型开展传染病预测研究较少，且缺乏与传统模型的比较验证。因此，本研究提出融合 LSTM 和 Transformer 的多变量时空融合（multi-variable spatio-temporal fusion，MSTF）模型，拟合常州市 2014—2024 年近 11 年手足口病的逐月发病数并与传统模型比较，验证其模型有效性和预测精准性，为手足口病的监测和合理防治提供科学依据。

材料与方法

1. 数据来源

手足口病监测数据来自“中国疾病预防控制信息系统”子模块“监测报告管理”中 2014 年 1 月 1 日至 2024 年 12 月 31 日常州市各医疗机构报告的手足口病确诊病例和临床诊断病例，以姓名和身份证号对传染病报卡进行查重，剔除重复报告病例。

2014—2024 年气象数据来自中国气象局，包含气温（℃）、降雨量（mm）、相对湿度（%）及风速（m/s）观测值。将气象数据按月份聚合，采用左连接将病例数据与气象数据进行时空对齐，引入周期性时间特征、气象非线性特征和滑动均值特征，最终采用 Z-score 对数据进行归一化。

2. 模型与方法

（1）ARIMA 模型

ARIMA 模型的思想是通过发现历史时间序列的运行规律，从而对未来的事物发展进行预测[9]。本研究结合传染病流行具有季节性趋势的特点，使用带有季节性的 ARIMA$(p,d,q)(P,D,Q)_s$ 模型[10]，p 表示自回归阶数，d 表示非季节性平稳化时的差分次数，q 表示移动平均阶数，P 表示季节性自回归阶数，D 表示季节性差分次数，Q 表示季节性移动平均阶数，s 表示季节性周期。

（2）ARIMA 干预模型

ARIMA 干预模型是一种带有输入序列的特殊 ARIMA 模型，又称为中断时间序列模型。Box 等[11]首先提出了时间序列干预模型，用于识别某一事件的发生对时间序列造成的影响。在干预模型中，输入序列是一个包含离散值的指示变量。这些离散值用于标识影响响应序列的事件，此类事件是响应时间序列正常发展中的一种干预或中断。干预模型既可用于对响应序列建模和预测，也可以用来分析干预的影响[12]。

（3）多变量 LSTM 模块

LSTM 神经网络是由 Hochreiter 提出并由 Graves 改进的一种常见的循环神经网络[13]。LSTM 包括 3 个门控结构，即“遗忘门”“输入门”和“输出门”[14]，其中遗忘门的作用为选择上一时刻中有用的信息保留到当前时刻，输入门的作用为选择当前时刻有用的信息存储在记忆单元中，输出门的作用为选择记忆单元中有用的信息作为当前时刻网络的输出值[15]。

（4）Transformer 模块

Transformer 模型首次由 Vaswani 等提出[16]，其核心是自注意力机制，最初针对机器翻译问题设计，因强大的序列建模能力，现已被广泛应用于多种领域。Transformer 模型通过分析输入序列中各位置间的相互关系，能够有效捕捉序列的全局依赖特征。其结构主要由编码器（encoder）和解码器（decoder）两部分构成，两者通过注意力机制紧密协作。编码器负责将输入序列映射为隐藏表示，解码器则基于这些隐藏表示逐步生成目标输出序列。

（5）MSTF 模块

本研究采用 Zhou 等[17]提出的双向 LSTM（Bi-LSTM）神经网络，将其与 Transformer 多头注意力机制模块拼接，引入时序注意力机制加权融合不同时间步的特征，输出层用全连接层进一步提取特征。

（6）模型评价指标

在深度学习框架中，本研究以 2014—2022 年常州市逐月手足口病发病数为训练集，2023 年发病数为验证集，2024 年发病数据为测试集，采用平均绝对百分误差（mean absolute percentage error，MAPE）和均方根误差（root mean squared error，RMSE）评估两种模型的拟合和预测精度。两个指标的误差越小，表明模型预测性能越好。MAPE 和 RMSE 的计算公式如下：

$$\text{MAPE}:\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\left|y_t-\hat{y}_t\right|}{y_t} \quad (1)$$

$$\text{RMSE}:\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t-\hat{y}_t)^2} \quad (2)$$

此处的 y_t 为实际观测值，$\hat{y}_t$ 为模型拟合值或模型预测值。

3. 统计学方法

本研究基本数据描述和分析基于 R 语言（版本 4.4.2）进行，ARIMA 时间序列模型使用 R 包 forecast 实现，LSTM 神经网络和 Transformer 模型采用 Python 3.8 的 PyTorch 进行拟合与预测。

结　果

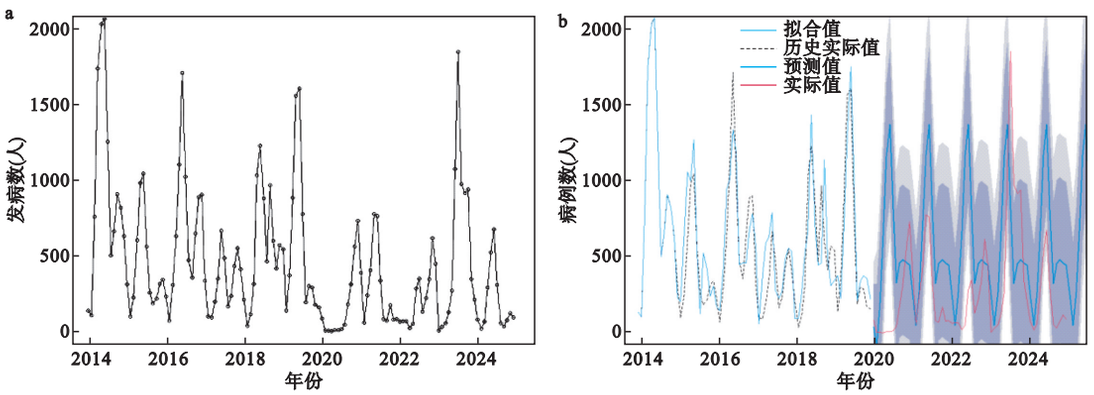
1. 常州市 2014—2024 年手足口病发病趋势

如图 1a 所示，2014—2024 年常州市每月均有手足口病病例报告，在 2014—2019 年，手足口病的发病每年均表现为双峰，5—7 月为主高峰，11—12 月为次高峰。自 2020 年起，手足口病的发病曲线发生了较大的变化，2020 年 2—7 月手足口病发病数骤降，可能与采取十分严格的公共卫生与社会干预措施有关。

2. ARIMA 模型构建

首先对数据进行预处理，ADF 检验的检验统计量取值为−2. 4584，*P* 值为 0. 3948，白噪声检验延迟 6 阶和延迟 12 阶的统计量取值分别为 19. 918、32. 291，*P* 值均小于 0. 05。根据以上结果可认为该时序为非平稳非白噪声序列，可使用 ARIMA 模型进行分析。

使用 2014—2019 年常州市手足口病发病数据，选取了限定范围内 AIC 值最小的 ARIMA（1，0，0）（0，1，1）$_{12}$。使用该模型预测 2020—2024 年常州市手足口病发病情况，结果如图 1b 所示。在 2020—2024 年，模型预测值每年均有一个明显的高峰在 4—7 月，实际观测值每年也有一个明显的高峰，但在 2020—2022 年高峰到来的时间和峰值与预测值存在较大的差距，在 2023 年预测值与实际值较 2020—2022 年更为接近。

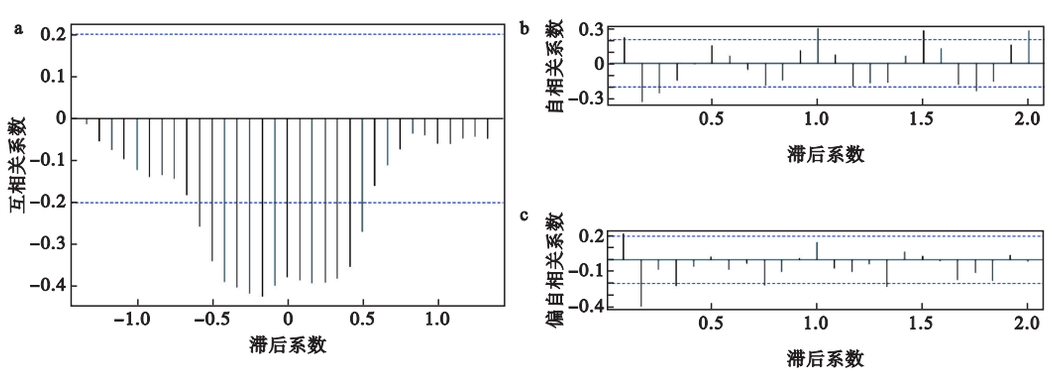


a. 2014—2024 年常州市手足口病发病数时序图；b. ARIMA 模型预测 2020—2024 年发病数图

图 1 常州市手足口病发病数时序图与 ARIMA 模型预测结果

（1）干预分析模型

结合 2020—2022 年我国实施的公共卫生与社会干预措施这一信息，可考虑使用 ARIMA 模型中的干预模型对数据进行分析。干预变量设置为二分类变量，根据常州市政府在 2020 年 1 月 24 日发布的《关于启动突发公共卫生事件一级相应的通告》，定义 2020 年 1 月至 2022 年 12 月为干预期，设置此时段干预变量取值为 1，其他未有明显干预的时段干预变量取值为 0。互相关图（图 2）显示，干预变量与序列的互相关系数在 0 阶滞后附近最大，因此假定干预变量对序列的干预只是水平影响，且无延迟。



a. 干预变量与序列互相关图；b. 回归残差序列的自相关图；c. 回归残差序列的偏自相关图

图 2 干预模型分析结果图

2014—2023 年时序数据 ADF 检验统计量取值为−3. 2808，*P* 值为 0. 0788>0. 05，认为原序列非平稳，白噪声检验延迟 6 阶和 12 阶统计量取值分别为 55. 789、59. 279，*P* 值均小于 0. 01，认为原序列非白噪声序列。对序列进行一阶差分后，实现差分平稳，ADF 检验统计量取值为−7. 1261，*P* 值小于 0. 01。对差分平稳序列和干预变量 *x*1 使用 arimax 函数建立回归模型，结合残差序列的自相关图与偏自相关图（图 2）和 AIC 最小原则，认为 ARIMAX（2，0，3）（0，0，2）$_{12}$为相对最优模型，对模型残差进行延迟 6 阶与 12 阶的白噪声检验，统计量取值分别为 0. 434、1. 807，*P* 值分别为 0. 9986、0. 9996，均大于 0. 05，可认为该模型的残差序列为白噪声序列，该模型成立。用最优干预模型拟合和预测 2024 年常州市手足口病发病数比较接近实际情况，表明模型预测效果较好，见图 3。

3. MSTF 模型的构建

模型通过 LSTM 捕获多变量时序数据的局部动态特征，再利用 Transformer 建模变量间全局依赖关系，最终融合时空特征进行预测。多变量 LSTM 模块融合气象和月度数据，由两个独立的 LSTM 网络组成，分别用于建模不同变量的局部时序特征。比较各种调参后的测试误差，选取误差最小的组合。每个 LSTM 的

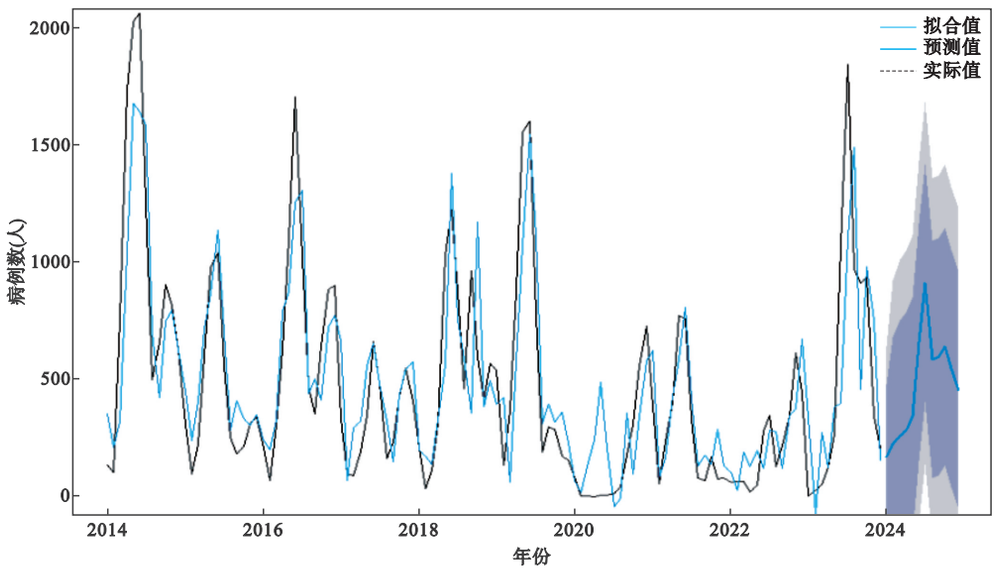


图3　最优干预模型拟合与预测效果

输入维度为1，隐藏单元数为64，堆叠两层，设置损失函数和正则化方法，模型迭代的批量大小为32。Transformer模块采用双层Transformer编码器，每层包含8个注意力头，隐藏层维度为512，前馈网络的维度为2048，Transformer模块的输入为多变量LSTM模块的输出，通过线性投影调整维度至512。将Transformer模块的输出与LSTM模块的最后一层隐藏状态拼接，得到融合特征，通过一个全连接层将其映射到目标维度，得到最终预测结果。MSTF模型月度拟合值与实际发病数比较接近，说明MSTF模型的预测效果较优，见图4。

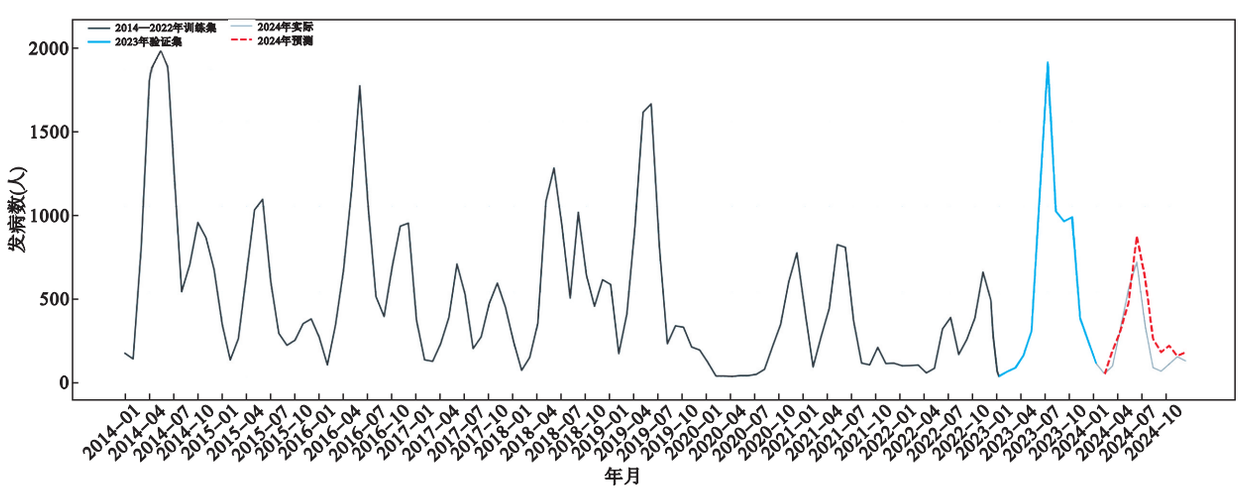


图4　MSTF模型预测结果与真实发病数图

4. 模型效果比较

通过MAPE和RMSE定量分析两种模型的拟合和预测效果，在对2024年测试集的验证效果上，ARIMA干预模型的RMSE和MAPE分别为242.15、328.63，MSTF模型的RMSE和MAPE分别为144.52、93.67，其拟合和预测效果明显优于ARIMA干预模型，说明其更适合应用于常州市手足口病发病预测。

讨　论

常州市地处江苏省南部，长江三角洲腹地，人口众多且人员流动性强，手足口病这类以接触传播为主的传染病在常州市的流行情况更为复杂多变[18]。因此，对常州市手足口病流行情况进行研究，建立有效的预测模型，对于常州市手足口病的防控工作有积极的辅助价值。

本研究基于2014—2024年常州市手足口病监测数据，揭示了其流行特性并构建了新型预测模型。结果显示，常州市手足口病呈现显著的双峰季节性（5—7月与10—12月），与长江流域其他地区报道的流行模式相似[19]。2014年后发病率的显著下降，这可能归因于我国EV-71灭活疫苗的推广接种[20]。

传统ARIMA模型虽能捕捉时间序列的线性趋势与季节性，但其对多变量交互和非线性关系的建模存在固有局限[21]。本研究构建的MSTF模型通过整合LSTM与Transformer的双分支架构，具有以下优势：①利用LSTM的门控机制有效建模局部时间依赖性，

缓解了梯度消失问题；②通过Transformer的多头注意力机制捕捉长程依赖关系，解决了单一LSTM模型对全局模式识别不足的缺陷[22]；③引入气象因素等作为协变量，增强了模型对复杂环境驱动因素的解释力。深度学习在传染病领域的应用展现出显著优势，张忆汝等[23]构建的急性呼吸道传染病早期识别模型表明，模型在准确率、精确率和$F1$值等指标上均优于传统模型。该研究展现了深度学习在传染病早期识别中的有效性，具有重要的实践意义。本研究将构建的MSTF模型与传统的ARIMA模型进行比较，结果显示，在RMSE和MAPE两个误差评价指标上，MSTF模型的指标均明显低于ARIMA模型，显示非线性混合模型更能适应手足口病传播力的动态复杂性，与彭文祥等[24]基于LSTM与Transformer组合模型验证深度组合模型可以较好模拟预测地面沉降的结果一致。

本研究存在一定的局限性，手足口病发病易受多种因素影响，本文模型仅使用手足口病的监测资料和气象数据，在后续构建模型过程中应纳入其他影响因素，进一步为手足口病的防控提供更准确可靠的理论依据。此外，监测数据中2020年的病例数有一定异常，社会的强干预隔离措施可能会对模型的拟合效果产生一定影响。病原体亚型的变异动态也会对结果有一定影响，未来可结合病毒基因组监测数据构建病原体–宿主–环境耦合预测系统。

参 考 文 献

[1] 国家卫生健康委员会. 手足口病诊疗指南(2018年版)[J]. 传染病信息, 2018, 31(3): 193-198.

[2] Robinson C, Doane F, Rhodes A. Report of an outbreak of febrile illness with pharyngeal lesions and exanthem: Toronto, summer 1957; isolation of group A Coxsackie virus[J]. Canadian Medical Association Journal, 1958, 79 (8): 615-621.

[3] 刘瑞, 闫敏敏, 魏嵘, 等. 儿童法定传染病流行特征及发病趋势预测分析[J]. 中国医院管理, 2023, 43(2): 46-48.

[4] Zhu P, Ji W, Li D, et al. Current status of hand-foot-and-mouth disease[J]. J Biomed Sci, 2023, 30 (1): 15

[5] 赖晓莹, 钱俊. ARIMA-LSTM-XGBoost加权组合模型在肺结核发病趋势预测的研究[J]. 现代预防医学, 2021, 48 (1): 5-9.

[6] 王斌, 殷立军, 刘春兰, 等. ARIMA模型和指数平滑法对重庆市巫山县肺结核报告发病数的预测效果比较[J]. 预防医学情报杂志, 2025,41(10): 1289-1298.

[7] 周滢, 李刚, 王超, 等. 应用时间序列干预模型分析新型冠状病毒感染疫情对北京市其他乙类呼吸道传染病的影响[J]. 首都公共卫生, 2023, 17 (1): 19-24.

[8] 夏雪, 闫恩来, 李喜武. Transformer在时间序列预测中的应用综述[J]. 信息技术与信息化, 2024(3): 124-128.

[9] 万丽, 任常军, 赵树青, 等. 应用ARIMA模型预测石家庄市手足口病发病趋势[J]. 中国卫生统计, 2020, 37 (1): 111-113.

[10] 汤岩. 时间序列分析的研究与应用[D]. 哈尔滨：东北农业大学, 2007.

[11] Box GEP, Tiao GC. Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems[J]. Journal of the American Statistical Association, 1975, 70 (349): 70-79.

[12] 倪宗瓒 巫秀美, 姚树祥, 等. 应用ARIMA模型动态分析高危人群的肺癌发病率[J]. 数理医药学杂志, 2001(4): 294-296.

[13] Andayani F, Theng L, Tsun M, et al. Hybrid LSTM-Transformer Model for Emotion Recognition From Speech Audio Files[J]. IEEE Access, 2022, 10: 36018-36027.

[14] Zheng X, Qiao L, Hong H, et al. Predicting the incidence of common intestinal infections diseases in Changzhou, China based on environmental factors and deep learning[J]. BMC Public Health, 2025, 26(1): 319.

[15] 许晓萌, 崔世恒, 王亚菲, 等. 长短时记忆神经网络模型在河北省麻疹疫情发病趋势预测中应用[J]. 中国公共卫生, 2023, 39 (11): 1464-1468.

[16] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention Is All You Need [C]. NeurIPS 2017 proceadings, 2017.

[17] Zhou P, Shi W, Tian J, et al. In Attention-Based Bidirectional Long Short-Term Memory Networks for Relation Classification[C]// Association for Computational Linguistics. Berlin, 2016: 207-212.

[18] 袁春燕, 潘英姿, 赵学成, 等. ARIMA模型在常州市武进区手足口病发病趋势中的应用[J]. 江苏预防医学, 2022, 33 (6): 707-708.

[19] 李明阳, 程晓庆, 魏叶, 等. 2010—2022年江苏省手足口病暴发疫情流行病学特征及其影响因素分析[J]. 中国公共卫生, 2024, 40 (3): 336-341.

[20] 黄琼姿, 朱瑞, 徐龙发, 等. 致手足口病柯萨奇病毒A6型和A10型相关疫苗的研究进展[J]. 病毒学报, 2023, 39 (4): 1193-1202.

[21] Lei X, MacKenzie CA. Comparing different models to forecast the number of mass shootings in the United States: An application of forecasting rare event time series data[J]. PLoS One, 2023, 18 (6): 1932-6203.

[22] Shafi SM, Chinnappan SK. Hybrid transformer-CNN and LSTM model for lung disease segmentation and classification[J]. PeerJ Comput Sci, 2024, 10: 2376-5992.

[23] 张忆汝, 汤永, 朱敏,等. 基于自然语言处理和深度学习的急性呼吸道传染病早期识别模型的构建[J]. 中华医院感染学杂志, 2024, 34 (15): 2394-2400.

[24] 彭文祥, 张德英. 基于LSTM与Transformer的地面沉降智能预测方法研究: 以上海市为例[J]. 时空信息学报, 2024, 31 (1): 94-103.

（责任编辑：林美艺）