

基于 ARIMA 与 LSTM 模型的乌鲁木齐市百日咳发病预测研究

萧楚瑶¹, 黎婷婷¹, 付若楠¹, 尹钰², 邹莹², 王培生²

1. 新疆医科大学公共卫生学院, 新疆 乌鲁木齐 830011; 2. 乌鲁木齐市疾病预防控制中心, 新疆 乌鲁木齐 830026

摘要:目的 分析 ARIMA 模型和 LSTM 模型在乌鲁木齐市百日咳发病预测中的应用, 为百日咳的流行趋势研判提供依据。方法 采用乌鲁木齐市 2011—2021 年百日咳月报告发病数据建立 ARIMA 模型和 LSTM 模型, 以 2022—2023 年的发病数据验证两种模型的预测表现, 使用均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)进行模型的预测性能评估, 并预测 2024 年百日咳发病情况。结果 乌鲁木齐市 2011—2023 年百日咳发病呈上升趋势, 存在季节性变化。同时自 2023 年 8 月开始百日咳进入高发状态。ARIMA 模型和 LSTM 模型的拟合效果良好, 但均对 2023 年 7—12 月的预测存在一定差异。LSTM 模型(RMSE=32.34, MAE=11.41)的总体预测效果优于 ARIMA 模型(RMSE=42.81, MAE=14.34)。应用验证效果更好的 LSTM 模型预测 2024 年百日咳发病趋势, 提示百日咳发病将持续上升。结论 LSTM 模型对乌鲁木齐市百日咳发病趋势的预测效果更佳, 可为百日咳的监测及疫情防控工作提供借鉴与参考。

关键词:百日咳; ARIMA 模型; LSTM 神经网络模型; 预测

中图分类号: R516.6 文献标志码: A 文章编号: 1003-8507(2024)21-3877-06

DOI: 10.20043/j.cnki.MPM.202406461

Research on pertussis incidence prediction in Urumqi based on ARIMA and LSTM models

XIAO Chu-yao*, LI Ting-ting, FU Ruo-nan, YIN Yu, ZOU Ying, WANG Pei-sheng

*School of Public Health, Xinjiang Medical University, Urumqi, Xinjiang 830011, China

Abstract: **Objective** To analyze the application of the ARIMA and LSTM models in predicting pertussis incidence in Urumqi, providing a basis for assessing the epidemic trend of pertussis. **Methods** Monthly reported incidence data of pertussis in Urumqi from 2011 to 2021 were used to establish ARIMA and LSTM models. The incidence data from 2022 to 2023 were utilized to validate the predictive performance of the two models. The models' performance was evaluated using Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE), and the incidence of pertussis in 2024 was predicted. **Results** The incidence of pertussis in Urumqi from 2011 to 2023 showed an upward trend with seasonal variations. Additionally, a high incidence state of pertussis began in August 2023. Both the ARIMA and LSTM models demonstrated good fitting, although there were discrepancies in their predictions for July to December 2023. The overall predictive performance of the LSTM model (RMSE=32.34, MAE=11.41) was superior to that of the ARIMA model (RMSE=42.81, MAE=14.34). The LSTM model, which showed better validation results, predicted a continued increase in pertussis incidence for 2024. **Conclusion** The LSTM model provides a more accurate prediction of the pertussis incidence trend in Urumqi, offering valuable insights for monitoring and controlling the epidemic of pertussis.

Keywords: Pertussis; ARIMA model; LSTM neural network model; Prediction

百日咳是一种通过飞沫传播且具有高度传染性的急性呼吸系统疾病, 由百日咳鲍特菌(*Bordetella pertussis*, BP)感染引起, 以反复、剧烈地咳嗽为常见症状^[1]。自百日咳疫苗问世并在全球大规模使用后, 百日咳发病率一度得到显著下降^[2]。中国百日咳在保持多年低水平流行状态后, 发病率在 2013—2019 年

间从 0.13/10 万上升至 2.15/10 万^[3-4]。我国 2022 年报告病例数较 2009 年更是增长约 20 倍, 达 38 295 例^[5]。准确预测百日咳流行趋势已成为当前亟待解决的公共卫生问题。

时间序列预测是通过时间序列来反映事物发展趋势的一种外推和预测方法^[6]。差分自回归移动平均模型 (autoregressive integrated moving average, ARIMA) 作为时序预测分析的经典模型之一, 已在传染病领域得到了广泛应用^[7-9]。随着神经网络的快速发展, 许多

基金项目: 乌鲁木齐市卫生健康委员会科技计划项目(202346)

作者简介: 萧楚瑶(2000—), 女, 硕士在读, 研究方向: 疾病预防与控制

通信作者: 王培生, E-mail: 45780415@qq.com

算法被用于预测分析^[10]。其中,循环神经网络(recurrent neural network, RNN)因其结构中的神经元相互连接,使得信息能在神经元之间传递从而实现了有序列数据的短期精准预测^[11]。长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)模型作为 RNN 的特殊变体,进一步有效地解决了 RNN 的长期记忆能力不足的问题,并在处理时间序列中的非线性部分展现出独特优势^[12]。目前基于 LSTM 神经网络模型开展传染病预测研究较少,且缺乏与传统模型比较验证。本文采用 ARIMA 模型和 LSTM 模型拟合乌鲁木齐市 2011—2023 年百日咳的逐月发病数,验证模型有效性并比较其预测精准性,为百日咳的监测和合理防治提供科学依据。

1 资料与方法

1.1 资料来源 数据资料来源于中国疾病预防控制中心的传染病监测系统,截取 2011 年 1 月—2023 年 12 月的乌鲁木齐市百日咳月发病数进行分析。人口信息数据来源于《乌鲁木齐统计年鉴》。

1.2 研究方法

1.2.1 ARIMA 模型 ARIMA 模型又称 Box-Jenkins 模型,是流行病学监测中常用的预测技术^[13-14]。在本研究中,由于研究数据显示出周期性和季节性趋势,因此将季节性差分自回归滑动平均模型(SARIMA)应用于百日咳的发病预测^[15]。表达式为:(p,d,q)(P,D,Q)_s,其中 p 为自回归阶数、d 为差分阶数、q 为移动平均阶数、P 为季节自回归阶数、D 为季节差分阶数、Q 为季节移动平均阶数、s 为季节周期^[16]。

以 2011 年 1 月—2021 年 12 月的乌鲁木齐市百日咳发病数据建立时间序列,利用单位根检验(augmented dickey fuller, ADF)判断序列是否平稳,若非平稳,使用差分处理实现序列平稳化。通过自相关函数(autocorrelation function, ACF)图、偏自相关函数(partial autocorrelation function, PACF)图估计参数搜索区间。根据赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)和贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC)最小原则确定最优模型参数。使用 Ljung-Box 检验验证模型的残差序列是否为白噪声。运用通过模型有效性检验的最优 ARIMA 模型预测 2022—2023 年百日咳病发病数。

1.2.2 LSTM 模型 LSTM 是一种基于 RNN 结构的深度学习算法,通过引入门控装置和记忆单元来处理长序列数据,有效避免了梯度随时间增加而爆炸和消失的问题。LSTM 模型通过在神经元中增加输入门、遗忘门和输出门,以此实现对历史信息的选择性过滤^[9]。它们由 Sigmoid 函数控制,并与 tanh 函数相结

合^[17]。LSTM 模型的数学公式如下:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_f) \quad \text{公式(1)}$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_i) \quad \text{公式(2)}$$

$$\tilde{C}_t = \tan h(W_c \cdot \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_c) \quad \text{公式(3)}$$

$$C_t = C_{t-1} \cdot f_t + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad \text{公式(4)}$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_o) \quad \text{公式(5)}$$

$$h_t = o_t \times \tan h(C_t) \quad \text{公式(6)}$$

以上公式中, f_t 、 i_t 和 o_t 分别表示 t 时刻的遗忘门、输入门和输出门; σ 表示 sigmoid 函数; \tilde{C}_t 表示 t 时刻的神经元单元状态的候选; C_t 表示在 t 时刻神经元单元状态; x_t 与 h_t 分别表示 t 时刻神经元的输入和输出。

模型构建主要步骤为:首先,对 2011—2021 年乌鲁木齐市逐月百日咳发病数进行数据清洗和归一化,之后转换数据格式。其次,确定模型的网络结构:选择网络层数和神经元数量;设置损失函数、随机舍弃率、模型迭代的批量大小和周期数。使用 2022—2023 年发病数据评估模型的泛化能力,并根据需要调整超参数。最后,将拟合和预测数据反归一化。

1.2.3 模型评价指标 本研究以 2011—2021 年乌鲁木齐市逐月百日咳发病数为训练集,2022—2023 年发病数据为验证集,采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)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。MAE 和 RMSE 和的计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad \text{公式(7)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad \text{公式(8)}$$

公式中, y_i 为第 i 个实际值, \hat{y}_i 为第 i 个预测值, n 是样本数。

1.3 统计学方法 使用 SPSS 26.0 软件建立数据库并完成描述性统计,采用 R 4.2.3 进行 ARIMA 模型构建与预测,采用 Python 3.9 进行 LSTM 模型的拟合与预测,检验水准 $\alpha=0.05$ 。

2 结果

2.1 乌鲁木齐市 2011—2023 年百日咳发病趋势分析 2011 年 1 月—2023 年 12 月,乌鲁木齐市累积上报百日咳病例共计 543 例,年均报告发病率为 1.23/10 万,无死亡病例。乌鲁木齐市百日咳报告病例数总体呈上升趋势,每 2~3 年出现 1 个发病高峰,见

图 1。2011—2022 年,乌鲁木齐市百日咳发病趋势平稳,以散发为主,季节发病高峰为 7—8 月,见图 2。2023 年乌鲁木齐市百日咳报告发病例数大幅增长,较 2022 年增加了 19 倍,发病高峰由以往的 7—8 月改变为 11—12 月,见图 1。

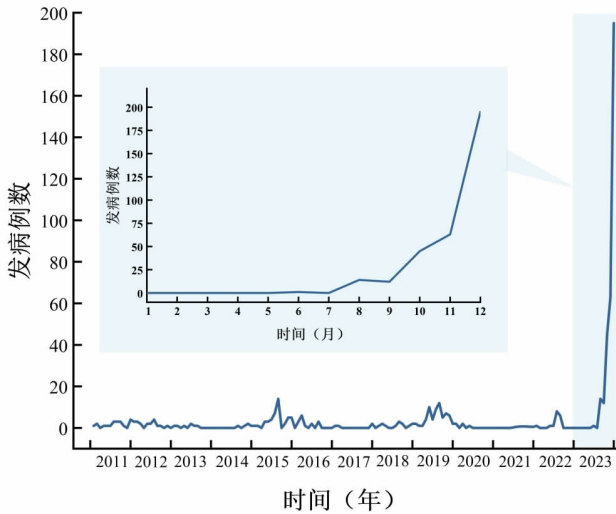
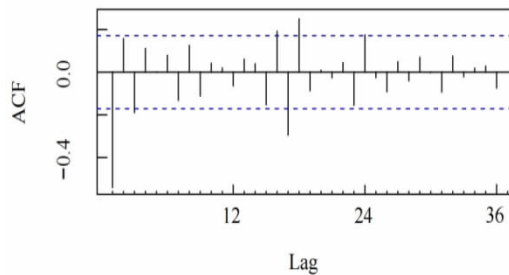


图 1 2011—2023 年乌鲁木齐市百日咳发病数时序图

Figure 1 Monthly observed cases of pertussis in Urumqi from 2011 to 2023

2.2 ARIMA 模型的构建 如图 1、2 所示,原始时间序列显示出上升趋势并伴有季节性波动。ADF 检验显示序列不平稳($P=0.43 > 0.05$),因此对原始序列进行一阶差分及一阶季节性差分。差分后序列平稳



($P=0.01$), 由此参数 $d=D=1$ 。对平稳化序列进行 Ljung-Box 检验,提示序列为非白噪声($P < 0.001$),可以构建 ARIMA 模型提取其中线性关系。

接下来根据差分后序列的 ACF 和 PACF 图选取合适的参数,见图 3。观察 PACF 图,可取 $p=0$ 或 1、 $P=0$ 或 1;观察 ACF 图,可取 $q=1$ 或 2、 $Q=1$ 。通过组合每个参数的所有可能值,得出 8 个备选模型,见表 1。采用 AIC 和 BIC 最小原则,得到最优模型 ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂。对该模型残差进行 Ljung-Box 检验,提示残差为白噪声序列($\chi^2=25.69, P=0.22 > 0.05$)。模型通过有效性检验,拟合与预测结果见图 4、表 2。

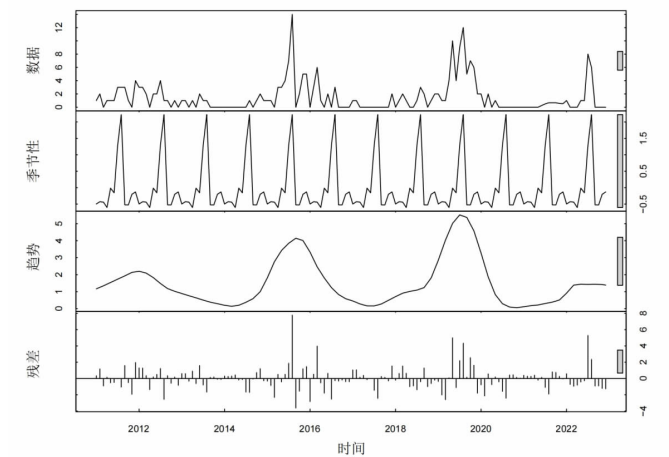


图 2 2011—2022 年乌鲁木齐市百日咳月发病数时间序列季节性分解图

Figure 2 Seasonal decomposition map of pertussis in Urumqi from 2011 to 2022

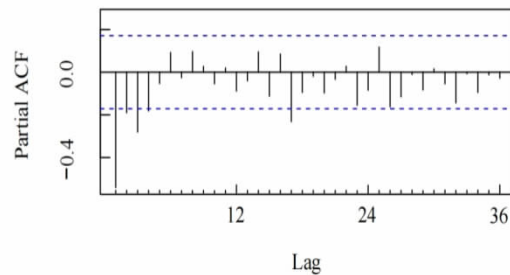


图 3 一阶差分后的 ACF 和 PACF 图

Figure 3 ACF and PACF figure after first-order difference

表 1 ARIMA 备选模型的参数估计

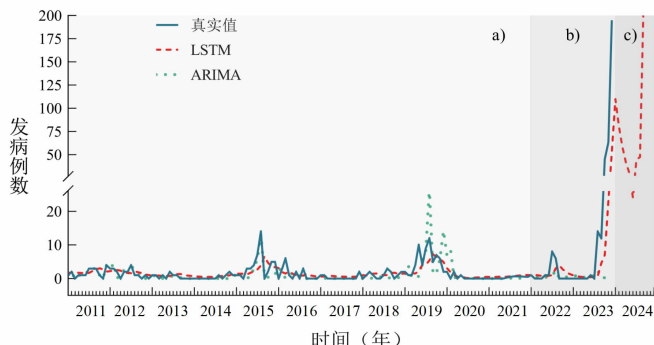
Table 1 Parameter estimation of candidate ARIMA models

模型	AIC	BIC	模型残差 Ljung-Box 检验	
			χ^2 值	P 值
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	577.21	585.55	32.44	0.07
ARIMA(0,1,1)(1,1,1) ₁₂	578.52	589.64	33.36	0.04
ARIMA(0,1,2)(0,1,1) ₁₂	576.78	587.90	25.46	0.23
ARIMA(0,1,2)(1,1,1) ₁₂	578.30	592.19	25.40	0.19
ARIMA(1,1,1)(0,1,1) ₁₂	576.74	587.85	25.69	0.22
ARIMA(1,1,1)(1,1,1) ₁₂	578.16	592.05	25.12	0.20
ARIMA(1,1,2)(0,1,1) ₁₂	577.73	591.63	25.93	0.17
ARIMA(1,1,2)(1,1,1) ₁₂	577.46	594.14	20.79	0.35

2.3 LSTM 神经网络的构建 对百日咳月发病数据进行预处理与格式转换后,构建模型网络结构。LSTM 网络结构由 1 个输入层,1 个隐含层和 1 个输出层组成。经过多次尝试,各层神经元数分别为 32、4 和 1 时预测效果更准确。设置时间步长为 12。选择激活函数为 RELU 函数,迭代次数为 100 次,优化器为 adam,损失函数为均方误差进行训练。此外,为控制过拟合现象,将 Dropout 函数设置为 0.20。见图 4、表 2。

2.4 模型效果比较 从图 4、表 2 可以看出,两种模型的拟合精度良好。在对 2022 年 1 月—2023 年 12 月的验证效果上,ARIMA 模型和 LSTM 模型的 RMSE 分别为 42.81、32.34,MAE 分别为 14.34、11.41。以半年为期比较模型验证效果发现,2022 年 1 月—2023 年 6 月两种模型预测准确度近似,其中 ARIMA 模型预测效果稍优于 LSTM 模型。而 2023 年 7—12 月两种模型预测效果均显示较差,但 LSTM 模型的预测更符合实际发病的变化趋势。

2.5 模型预测 应用 LSTM 模型外推预测 2024 年乌鲁木齐市的百日咳发病情况。结果显示,2024 年百日咳发病数将持续走高,其中 1—5 月百日咳发病数将呈小幅下降,6—12 月将保持上升趋势,见图 4。



注:a)ARIMA 和 LSTM 模型对 2022 年 1 月—2021 年 12 月乌鲁木齐市百日咳发病数的拟合结果;b)两个模型在 2022 年 1 月—2023 年 12 月发病数的验证结果;c)LSTM 模型对 2024 年乌鲁木齐市百日咳发病数的预测结果。

图 4 ARIMA 模型和 LSTM 模型拟合预测比较

Figure 4 Comparison of fitting results between ARIMA and LSTM model

表 2 两种模型的拟合及验证效果评价

Table 2 Evaluation of fitting and prediction effects of two models

精确度评价	时间	ARIMA 模型		LSTM 模型	
		RMSE	MAE	RMSE	MAE
拟合		2.44	1.12	1.88	1.17
验证	2022 年 1—6 月	0.56	0.50	0.69	0.55
	2022 年 7—12 月	3.29	2.08	3.80	3.33
	2023 年 1—6 月	0.55	0.49	0.66	0.63
	2023 年 7—12 月	85.56	54.29	64.57	41.14

3 讨论

近年来,我国儿童 3 剂次百白破疫苗的报告接种率维持在 99% 以上,但百日咳发病率始终保持相对增长的趋势^[1,18]。此外,我国百日咳报告病例数于 2018、2019、2021 和 2022 年均居全球首位^[4,19]。百日咳再现已成为构成我国人群健康的公共卫生问题。因此,构建准确的预测模型对百日咳的防控具有重要的现实意义。

本研究以 2011—2023 年乌鲁木齐市百日咳月发病数建立时间序列并构建 ARIMA 模型和 LSTM 模型,模型效果显示:LSTM 模型预测效果总体上优于 ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ 模型,这与王田田等^[20]的研究结果一致。通过拟合预测结果显示,2 种模型在预测 2023 年 7—12 月发病数时的效果均较差,实际发病数明显高于预测值。尽管预测存在差距,但 LSTM 模型的预测值在后期逐渐接近实际值,流行曲线趋势基本一致。而 ARIMA 模型在该时期的预测值与实际值并不吻合。出现这种情况的原因可能是发病序列

的非线性部分可能不是白噪声,这意味着对于可能受到多种因素影响而发生的高发变化可能无法被 ARIMA 模型捕获^[10],导致该部分预测准确性下降。

对于 2023 年乌鲁木齐市百日咳出现的高发状态,该情况与全国百日咳发病的变化趋势一致^[21]。这可能与乌鲁木齐市对百日咳监测的加强、医务人员对百日咳警惕性的提高和实验室检测技术的推广有关^[22];另一方面可能与自然感染和疫苗接种均不能产生终生免疫力以及百日咳鲍特菌耐药率提高有关^[23]。这提示应加强对百日咳的监测,并改进对易感人群的防控措施以减少疾病的传播风险。

进一步应用验证效果更好的 LSTM 模型对 2024 年乌鲁木齐市百日咳发病情况进行预测。预测结果显示,2024 年乌鲁木齐市百日咳的发病数将持续走高,与往年发病趋势基本一致,其中 1—5 月发病数将呈季节性小幅下降,自 6 月开始将保持上升趋势,与我国以往百日咳报告病例的季节发病特征相似^[4]。此外 LSTM 模型已在多种传染病的流行状态预测研究

中取得良好的效果,如肝炎^[9,20]、出血热^[10]、HIV^[12]、手足口病^[17]等。上述研究表明,LSTM 模型对传染病的预测具备较高的准确性和较强的适用性。

本研究存在一定局限性:一方面,百日咳发病受复杂因素影响,由于数据可得性,本研究未将其他因素考虑在内;另一方面,发病数据为被动监测报告所得,漏诊会导致实际发病情况被低估。因此,未来应纳入更多百日咳发病相关影响因素并加强病例报告质量,从而提升模型的预测效果。

综上,本研究显示 LSTM 模型预测精度优于 ARIMA 模型,更适合用于乌鲁木齐市百日咳的发病趋势预测,可百日咳防控策略提供一定的参考依据。同时,在当前百日咳再现的背景下,应积极开展百日咳的健康教育及主动监测工作,加强百日咳病例诊断并完善百日咳疫苗的免疫策略。

利益冲突声明 本研究不存在任何利益冲突

参考文献

- [1] 中华预防医学会,中华预防医学会疫苗与免疫分会. 中国百日咳行动计划专家共识 [J]. 中华流行病学杂志,2021,42(6): 955-965.
Chinese Preventive Medicine Association, Vaccine and Immunology Branch of the Chinese Preventive Medicine Association. Expert consensus on the China Pertussis Initiative [J]. Chinese Journal of Vaccines and Immunization, 2021, 42(6): 955-965.(In Chinese)
- [2] Nieves DJ, Heininger U. Bordetella pertussis [J]. Microbiol Spectr, 2016, 4(3): 118-120.
- [3] Domenech de cellès M, Magpantay FMG, King AA, et al. The pertussis enigma: reconciling epidemiology, immunology and evolution [J]. Proceedings. Biological Sciences / the Royal Society, 2016, 283(1822): 20152309.
- [4] 吴丹,郑徽,李明爽,等. 中国 2018-2021 年百日咳流行病学特征[J]. 中国疫苗和免疫,2022,28(6):638-643.
Wu D, Zheng H, Li MS, et al. Epidemiology of pertussis in China, 2018-2021 [J]. Chinese Journal of Vaccines and Immunization, 2022, 28(6): 638-643.(In Chinese)
- [5] 黄卓英,任佳,沈思,等. 全球百日咳防控现状和中国百日咳防控策略展望[J]. 中国疫苗和免疫,2023,29(5):606-612.
Huang ZY, Ren J, Shen S, et al. Global status of pertussis prevention and control and prospects for pertussis prevention and control strategy in China[J]. Chinese Journal of Vaccines and Immunization, 2023, 29(5): 606-612.(In Chinese)
- [6] Lou HR, Wang X, Gao Y, et al. Comparison of ARIMA model, DNN model and LSTM model in predicting disease burden of occupational pneumoconiosis in Tianjin, China [J]. BMC Public Health, 2022, 22(1): 2167.
- [7] Alabdulrazzaq H, Alenezi MN, Rawajfih Y, et al. On the accuracy of ARIMA based prediction of COVID-19 spread [J]. Results in Physics, 2021, 27: 104509.
- [8] Wang M, Pan JH, Li XH, et al. ARIMA and ARIMA-ERNN models for prediction of pertussis incidence in mainland China from 2004 to 2021[J]. BMC Public Health, 2022, 22(1): 1447.
- [9] 杨敏雪,于斐,王培生,等. 基于 ARIMA 和 LSTM 神经网络的乌鲁木齐市乙型肝炎发病预测研究 [J]. 现代预防医学, 2022,49(16):2903-2907.
Yang MX, Yu F, Wang PS, et al. Prediction study of hepatitis B incidence in Urumqi based on ARIMA model and the LSTM neural network model [J]. Modern Preventive Medicine, 2022, 49(16): 2903-2907.(In Chinese)
- [10] Zhang R, Song HJ, Chen QL, et al. Comparison of ARIMA and LSTM for prediction of hemorrhagic fever at different time scales in China [J]. PLOS One, 2022, 17(1): e0262009.
- [11] Zhang JX, Li SY. Air quality index forecast in Beijing based on CNN-LSTM multi-model [J]. Chemosphere, 2022, 308 (Pt 1): 136180.
- [12] Wang G, Wei W, Jiang J, et al. Application of a long short-term memory neural network: a burgeoning method of deep learning in forecasting HIV incidence in Guangxi, China [J]. Epidemiology and Infection, 2019, 147: e194.
- [13] Ceylan Z. Estimation of COVID-19 prevalence in Italy, Spain, and France[J]. Science of the Total Environment, 2020, 729: 138817.
- [14] Zheng YL, Zhang LP, Wang CX, et al. Predictive analysis of the number of human brucellosis cases in Xinjiang, China [J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 11513.
- [15] Niknam ARR, Sabaghzadeh M, Barzkar A, et al. Comparing ARIMA and various deep learning models for long-term water quality index forecasting in Dez River, Iran [EB/OL]. [2024-09-30]. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11356-024-32228-x>.
- [16] 赵子平,许可,吴莹,等. 基于深度学习的猩红热流行趋势预测模型研究 [J]. 南京医科大学学报:自然科学版,2022,42(2): 252-257, 263.
Zhao ZP, Xu K, Wu Y, et al. Studying prediction model of scarlet fever epidemics based on deep learning [J]. Journal of Nanjing Medical University, 2022, 42(2): 252-257, 263.(In Chinese)
- [17] Wan YR, Song P, Liu JC, et al. A hybrid model for hand-foot-mouth disease prediction based on ARIMA-EEMD-LSTM [J]. BMC Infectious Diseases, 2023, 23(1): 879.
- [18] 叶家楷,曹雷,余文周,等. 中国 2020-2021 年国家免疫规划疫苗常规免疫报告接种率 [J]. 中国疫苗和免疫,2022,28(5): 576-580.
Ye JK, Cao L, Yu WZ, et al. Reported routine immunization coverage with National Immunization Program vaccines in China,2020-2021 [J]. Chinese Journal of Vaccines and Immunization, 2022, 28(5): 576-580.(In Chinese)
- [19] World Health Organization. Pertussis reported cases and incidence [EB/OL]. [2024-09-30]. <https://immunizationdata.who.int/global/wiise-detail-page/pertussis-reported-cases-and-incidence?GROUP=Countries&YEAR=>.
- [20] 王田田,陈邦华,吴晓旻,等. 2011-2021 年湖北省武汉市乙型肝炎流行特征分析及发病预测 [J]. 疾病监测,2023,38(11): 1351-1356.
Wang TT, Chen BH, Wu XM, et al. Epidemiological characteristics and incidence prediction of hepatitis B in Wuhan,Hubei,2011-2021 [J]. Disease Surveillance, 2023, 38(11): 1351-1356.(In Chinese)
- [21] 朱可怡,李昱,陈操,等. 2024 年 3 月中国需关注的突发公共卫生事件风险评估[J]. 疾病监测,2024,39(3):261-263.
Zhu KY, Li Y, Chen C, et al. Risk assessment of public health

- emergencies concerned in China, March 2024 [J]. *Disease Surveillance*, 2024, 39(3): 261–263. (In Chinese)
- [22] 姚开虎, 汪丙松, 孟庆红. 疫苗时代百日咳的临床特征[J]. *中华医学杂志*, 2022, 102(30): 2384–2388.
Yao KH, Wang BS, Meng QH. Clinical features of pertussis in vaccine era [J]. *National Medical Journal of China*, 2022, 102(30): 2384–2388. (In Chinese)
- [23] 中华医学会感染病学分会儿科感染学组, 国家卫生健康委能力建设和继续教育儿科专委会感染组, 中国临床实践指南联盟方法学专委会, 等. 中国百日咳诊疗与预防指南(2024 版)[J]. *中华医学杂志*, 2024, 104(15): 1258–1279.
Pediatric Infection Group, Chinese Society of Infectious Diseases, Chinese Medical Association, Infection Group, Pediatric Expert Committee of National Health Commission Capacity Building and Continuing Education, China Clinical Practice Guidelines Alliance Methodology Committee, et al. Guidelines for diagnosis and management and prevention of pertussis of China (2024 edition)[J]. *National Medical Journal of China*, 2024, 104 (15): 1258–1279. (In Chinese)
- 收稿日期: 2024–06–24
-
- (上接第 3876 页)
- 2020, 24(10): 1165–1169. (In Chinese)
- [4] Nemes K, Persson S, Simonsson M. Hepatitis a virus and hepatitis E virus as food–and waterborne Pathogens–Transmission routes and methods for detection in food[J]. *Viruses*, 2023, 15(8): 1725.
- [5] 安淑一, 方兴, 常琳, 等. 2008–2022 年辽宁省甲型病毒性肝炎流行病学特征[J]. *中国疫苗和免疫*, 2023, 29(5): 534–538.
An SY, Fang X, Chang L, et al. Epidemiological characteristics of hepatitis A in Liaoning province, 2008–2022 [J]. *Chinese Journal of Vaccines and Immunization*, 2023, 29(5): 534–538. (In Chinese)
- [6] 郝增平, 巴文生, 阿克忠, 等. 青海省 2004–2019 年甲型肝炎流行病学特征[J]. *中国疫苗和免疫*, 2021, 27(4): 446–449.
Hao ZP, Ba WS, A KZ, et al. Epidemiological characteristics of hepatitis A in Qinghai province, 2004–2019 [J]. *Chinese Journal of Vaccines and Immunization*, 2021, 27(4): 446–449. (In Chinese)
- [7] 毛星棋, 姜辉, 薛士银, 等. 2005–2022 年江苏省甲型病毒性肝炎流行病学特征[J]. *疾病监测*, 2024, 39(3): 296–300.
Mao XQ, Jiang H, Xue SY, et al. Epidemiological characteristics of hepatitis A virus in Jiangsu Province from 2005 to 2022 [J]. *Disease monitoring*, 2024, 39(3): 296–300. (In Chinese)
- [8] 赵林, 甘霖. 2005–2019 年南充市甲型肝炎流行病学特征分析[J]. *中国生物制品学杂志*, 2020, 33(9): 1023–1028.
Zhao L, Gan L. Epidemiological characteristics analysis of hepatitis A in Nanchong city from 2005 to 2019 [J]. *Chinese Journal of Biopharmaceuticals*, 2020, 33(9): 1023–1028. (In Chinese)
- [9] 吴小清, 许阳婷. 2000–2014 年南京市甲型病毒性肝炎流行病学分析[J]. *现代预防医学*, 2016, 43(3): 404–407.
Wu XQ, Xu YT. Epidemiological analysis of viral hepatitis A in Nanjing, 2000–2014 [J]. *Modern Preventive Medicine*, 2016, 43(3): 404–407. (In Chinese)
- [10] 阿不力克米尔班, 塔西铁木尔艾尔肯, 吾守尔甫尔哈提. 2006–2015 年新疆维吾尔自治区北部甲型肝炎疫情特征分析[J]. *中国疫苗和免疫*, 2017, 23(4): 415–418.
A B, Ta Z, Wu S Analysis of the characteristics of hepatitis A epidemic in the north and south of Xinjiang Uygur Autonomous Region from 2006 to 2015 [J]. *Chinese Vaccines and Immunization*, 2017, 23(4): 415–418. (In Chinese)
- [11] 关静, 符文慧, 陈涛. 新疆南疆地区甲型肝炎发病危险因素的病例对照研究 [J]. *预防医学情报杂志*, 2016, 32(12): 1318–1320.
Guan J, Fu WH, Chen T. A Case–Control study on risk factors of hepatitis a cases in the South of Xinjiang [J]. *Journal of Preventive Medicine Information*, 2016, 32(12): 1318–1320. (In Chinese)
- [12] 周荣军, 张丽杰, 孙校金, 等. 2013–2017 年华南三省份甲型病毒性肝炎流行病学特征 [J]. *中国疫苗和免疫*, 2019, 25(1): 49–53.
Zhou RJ, Zhang LJ, Sun JJ, et al. Epidemiological characteristics of hepatitis A in three provinces of southern China during 2013–2017 [J]. *Chinese Journal of Vaccines and Immunization*, 2019, 25(1): 49–53. (In Chinese)
- [13] 袁杰, 罗艳, 石天, 等. 成年人甲肝疫苗接种后的免疫效果及其影响因素研究[J]. *中国免疫学杂志*, 2012, 28(12): 1134–1135.
Yuan J, Luo Y, Shi T, et al. Study on the immune effect and influencing factors of adult hepatitis A vaccine vaccination [J]. *Chinese Journal of Immunology*, 2012, 28 (12): 1134–1135. (In Chinese)
- [14] Hu XT, Collier MG, Xu FJ. Hepatitis a outbreaks in developed countries: detection, control, and prevention[J]. *Foodborne Pathogens and Disease*, 2020, 17(3): 166–171.
- [15] Abutaleb A, Kottiril S. Hepatitis A: Epidemiology, Natural history, Unusual clinical manifestations, and prevention [J]. *Gastroenterol Clin North Am*, 2020, 49(2): 191–199.
- 收稿日期: 2024–06–08