

LSTM、SARIMA 和 SARIMAX 模型预测手足口病 发病率的效果比较

张小乔, 张筱碟, 赵振希, 谢鹏留, 代敏

昆明市疾病预防控制中心, 云南 昆明 650000

摘要: **目的** 比较季节性差分自回归滑动平均 (SARIMA)、含外生变量的季节性差分自回归滑动平均 (SARIMAX)、长短期记忆神经网络 (LSTM) 模型预测手足口病发病率的效果。**方法** 收集 2010—2019 年昆明市手足口病月发病率资料, 采用 2010—2018 年手足口病月发病率分别建立 SARIMA、SARIMAX 和 LSTM 模型, 预测 2019 年 1—12 月手足口病月发病率; 采用均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 比较 3 种模型预测效果, 根据 MSE、RMSE、MAE 和 MAPE 最小原则选择最优预测模型。**结果** 2010—2019 年昆明市各月均有手足口病病例报告, 发病率在 188.27/10 万~363.15/10 万之间波动, 发病呈隔年高发双峰分布。LSTM 模型在训练集和测试集中的 4 项评价指标较小, MSE 分别为 63.182 和 102.745, RMSE 分别为 7.949 和 10.136, MAE 分别为 6.535 和 7.620, MAPE 分别为 46.726% 和 31.138%, 预测效果较好; 其次为 SARIMA 模型; SARIMAX 模型的预测效果相对较差。**结论** LSTM 模型预测手足口病发病率的效果优于 SARIMA 和 SARIMAX 模型。

关键词: 手足口病; 发病率; 季节性差分自回归滑动平均模型; 含外生变量的季节性差分自回归滑动平均模型; 长短期记忆神经网络模型; 预测

中图分类号: R725.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-5087 (2025) 03-0280-05

Comparison of the prediction effects of LSTM, SARIMA and SARIMAX models on the incidence of hand, foot, and mouth disease

ZHANG Xiaoqiao, ZHANG Xiaodie, ZHAO Zhenxi, XIE Pengliu, DAI Min

Kunming Center for Disease Control and Prevention, Kunming, Yunnan 650000, China

Abstract: Objective To compare the effects of seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA), seasonal autoregressive integrated moving average with exogenous regressors (SARIMAX) and long short-term memory neural network (LSTM) models in predicting the incidence of hand, foot, and mouth disease (HFMD). **Methods** Monthly incidence data of HFMD in Kunming City from 2010 to 2019 were collected. SARIMA, SARIMAX and LSTM models were established using the monthly incidence of HFMD from 2010 to 2018 to predict the monthly incidence of HFMD from January to December 2019. The prediction performance of the three models was compared using mean squared error (MSE), root mean squared error (RMSE), mean absolute error (MAE) and mean absolute percentage error (MAPE). The optimal prediction model was selected based on the principle of minimizing MSE, RMSE, MAE and MAPE. **Results** The HFMD cases were reported every month in Kunming City from 2010 to 2019, with the incidence fluctuating between 188.27/10⁵ and 363.15/10⁵. The disease exhibited a biennial high-incidence bimodal distribution. Among the four evaluation indicators for the training and testing sets, the LSTM model had the smaller values: MSE was 63.182 and 102.745, RMSE was 7.949 and 10.136, MAE was 6.535 and 7.620, and MAPE was 46.726% and 31.138%. The LSTM model performed the better, followed by the SARIMA model, while the SARIMAX model had the relatively poorest performance. **Conclusion** The LSTM model outperforms the SARIMA and SARIMAX models in predicting the incidence

DOI: 10.19485/j.cnki.issn2096-5087.2025.03.014

基金项目: 昆明市卫生健康委员会卫生科研课题 (2023-12-05-003)

作者简介: 张小乔, 硕士, 医师, 主要从事疾病预防控制工作

通信作者: 代敏, E-mail: dede_dm@163.com

of HFMD.

Keywords: hand, foot, and mouth disease; incidence; seasonal autoregressive integrated moving average model; seasonal autoregressive integrated moving average model with exogenous regressors; long short-term memory neural network model; prediction

手足口病是由肠道病毒感染引起的急性传染病,多发于5岁以下儿童^[1],该病传染性强,传播速度快,隐性感染比例较大,易引起暴发流行。昆明市手足口病发病率居云南省前列^[2],因此探索科学的预测方法对精准把握手足口病疫情的动态变化、优化防控策略意义重大。

季节性差分自回归滑动平均(seasonal autoregressive integrated moving average, SARIMA)模型是一种常用于处理有季节性趋势的时间序列数据的方法,广泛应用于传染病预测。含外生变量的季节性差分自回归滑动平均(seasonal autoregressive integrated moving average with exogenous regressors, SARIMAX)模型在SARIMA模型的基础上纳入协变量,增加了解释变量和讨论空间,提高了预测精度。长短期记忆神经网络(long short-term memory neural network, LSTM)模型通过构建深层网络结构和强大的学习能力来表达时间序列的非线性特性^[3]。本研究基于昆明市2010—2019年手足口病月发病率资料,分别建立SARIMA、SARIMAX和LSTM模型预测手足口病发病率,比较模型效果,为手足口病防控提供参考。

1 资料与方法

1.1 资料来源

昆明市手足口病发病资料来源于中国疾病预防控制中心信息系统。

1.2 方法

收集2010—2019年昆明市手足口病月发病率资料,采用Python 3.8软件鲁棒局部加权回归的季节趋势分解法将时间序列分解为长期趋势、季节性成分和残差。以2010—2018年手足口病资料为训练集分别建立SARIMA、SARIMAX和LSTM模型;以2019年手足口病资料为测试集,比较3个模型拟合值与实际值、预测值与实际值的效果指标,评价模型预测效果。

1.2.1 SARIMA 模型建立

SARIMA模型是自回归移动平均模型的衍生,模型结构为SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)。其中 p, q 为自回归和移动平均阶数; d 为差分次数; P, D, Q 为季节参数,与 p, d, q 对应。建模步骤:

(1) 平稳性检验,采用单位根(augmented Dickey-Fuller, ADF)检验判断手足口病时间序列的平稳性,对非平稳时间序列进行差分转化;(2) 参数估计和模型诊断,绘制手足口病时间序列的自相关(autocorrelation coefficient, ACF)和偏自相关(partial autocorrelation coefficient, PACF)图,初步判断和估计模型的阶数 p, q 和季节参数 P, Q ;(3) 选择最优模型,采用Python网格搜索自动拟合SARIMA模型,根据赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)或贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC),选取函数值最小的模型为最优模型,采用Ljung-Box检验判断最优模型的残差是否为白噪声,进行模型诊断。

1.2.2 SARIMAX 模型建立

SARIMAX模型是SARIMA模型的拓展,通过引入外生变量 X (包括常数、分类数据和虚拟变量等),综合考虑预测指标受季节以外其他因素的影响^[4]。本研究将年份设置成二分类变量(1=奇数年,2=偶数年)构建SARIMAX模型,其他建模步骤与SARIMA模型一致。

1.2.3 LSTM 模型建立

LSTM模型是特殊类型的循环神经网络的变体,拥有添加或删除信息至神经元状态的能力。模型结构主要包括输入层、隐藏层和输出层。建模步骤:(1) 数据预处理与划分,清洗数据、处理缺失值,标准化处理数据,构建时间窗口转换时间序列数据,并将数据集划分为训练集和测试集;(2) 定义LSTM网络结构,合理设计输入层、LSTM层和输出层,同时加入Dropout层适当调整学习率减少过拟合风险;(3) 编译模型,明确指定损失函数、优化器及评估指标;(4) 训练模型,使用训练集进行训练,使用测试集调整模型参数,损失函数图评价训练效果。

1.2.4 模型预测效果评价

采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方误差(mean squared error, MSE)和均方根误差(root mean squared error, RMSE)评估模型拟合和预测效果。MAE衡量模型预测值与实际值偏离的平均程度;MAPE进一步纳入误差与实际

值的比例关系,更好地反映预测值相对于实际值的偏离比例;MSE 关注较大误差的影响,可以判断模型预测的稳定性;RMSE 还原误差的衡量尺度,更直观地反映预测值与实际值的实际偏差程度。以上4项指标值越小表示模型拟合和预测效果越好。

2 结果

2.1 2010—2019年昆明市手足口病发病情况

2010—2019年昆明市共报告手足口病188 236例,各月均有手足口病报告,发病率在188.27/10万~363.15/10万之间波动,年均发病率为281.89/10万。时间序列结果显示,2010—2019年昆明市手足口病发病有明显的季节性和周期性,主高峰为4—6月,次高峰为10—12月;隔年出现发病高峰。见图1。

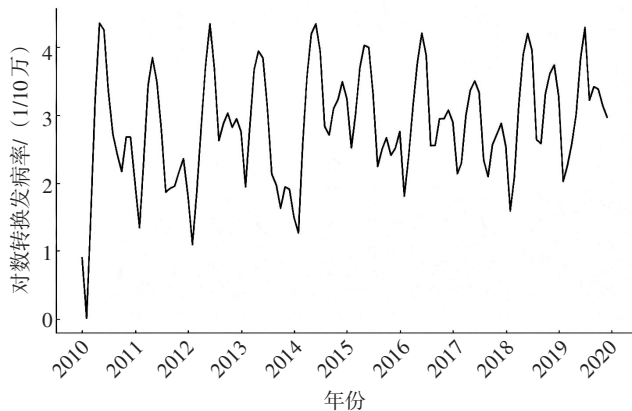


图1 2010—2019年昆明市手足口病发病趋势

Figure 1 Trends in incidence of hand, foot, and mouth disease in Kunming City from 2010 to 2019

2.2 SARIMA、SARIMAX 和 LSTM 模型建立与检验

2.2.1 SARIMA 模型

2010—2019年昆明市手足口病发病率的时间序列为非平稳序列($ADF=-2.398, P=0.142$),差分前ACF 拖尾,PACF 截尾;2阶季节性差分后得到平稳序列($ADF=-5.032, P<0.001$)。

根据差分次数确定季节性差分数值($D=2$),初步选用模型SARIMA($p, 0, q$)($P, 2, Q$)₁₂;结

合差分后ACF 和PACF 图,确定 p, q 值可选0、1、2。最优模型确定为SARIMA(2, 0, 1)(2, 2, 1)₁₂($AIC=392.813, BIC=407.237$),残差为白噪声($Q=0.002, P=0.964$)。经模型诊断,模型残差不仅分布均匀,且时间上独立、无自相关特性,符合统计模型关于残差分布的理想假设。拟合预测值与实际值吻合程度较好。

2.2.2 SARIMAX 模型

选择最优模型SARIMA(2, 0, 1)(2, 2, 1)₁₂,加入其他回归项建立SARIMAX 模型($AIC=643.015, BIC=662.461$),残差为白噪声($Q=0.005, P=0.938$)。拟合预测值与实际值吻合程度尚可。

2.2.3 LSTM 模型

对数据进行对数转换及归一化处理,消除不同特征之间量纲差异的影响。经随机参数搜索后窗口长度为2,输入层节点数为1,输出层节点数为1。隐藏层层数为3,隐藏层节点数为150,迭代次数为150, batch size 为64,自适应学习率为0.1,Adam 优化器进行模型预测。损失函数图结果显示模型训练情况较好,最终构建LSTM 模型。拟合预测值与实际值吻合程度较好。

2.3 3种模型预测效果评价

LSTM 模型在训练集和测试集中的MSE、RMSE、MAE 和MAPE 较小,稳定性和预测精度较好;其次为SARIMA 模型;SARIMAX 模型拟合预测效果较差。LSTM 模型训练集的MSE、RMSE 和MAE 分别为63.182、7.949 和6.535,低于测试集的102.745、10.136 和7.620,训练集的稳定性及偏差程度优于测试集;测试集的MAPE 为31.138%,低于训练集的46.726%,测试性能的偏离比例优于训练性能。见表1。

使用3种模型预测2019年昆明市手足口病发病率,结果显示,LSTM 模型的绝对误差和相对误差均较低,预测值与实际值的吻合程度较高。见表2。

3 讨论

2010—2019年昆明市手足口病年均发病率高于同

表1 SARIMA、SARIMAX 和 LSTM 模型拟合预测效果比较

Table 1 Comparison of fitting and prediction effects of SARIMA, SARIMAX, and LSTM models

模型	训练集				测试集			
	MSE	RMSE	MAE	MAPE/%	MSE	RMSE	MAE	MAPE/%
SARIMA 模型	224.333	14.978	8.487	44.746	189.322	13.759	12.005	58.522
SARIMAX 模型	269.448	16.415	10.016	60.716	302.511	17.393	13.947	54.499
LSTM 模型	63.182	7.949	6.535	46.726	102.745	10.136	7.620	31.138

表 2 2019 年 1—12 月昆明市手足口病发病率实际值与预测值比较
Table 2 Comparison of actual and predicted values of hand, foot, and mouth disease incidence in Kunming City from January to December, 2019

月份	发病率/ (1/10万)	SARIMA 模型			SARIMAX 模型			LSTM 模型		
		预测发病率/ (1/10万)	绝对误差/ (1/10万)	相对 误差/%	预测发病率/ (1/10万)	绝对误差/ (1/10万)	相对 误差/%	预测发病率/ (1/10万)	绝对误差/ (1/10万)	相对 误差/%
1	26.27	33.82	7.55	28.72	22.53	3.75	14.27	22.73	3.54	13.49
2	7.57	18.34	10.78	142.38	9.57	2.00	26.38	11.45	3.88	51.28
3	9.44	16.84	7.40	78.41	10.29	0.85	8.98	5.66	3.78	40.04
4	13.15	25.56	12.41	94.36	27.00	13.85	105.30	18.07	4.92	37.38
5	20.22	39.01	18.80	92.97	41.72	21.50	106.35	22.94	2.73	13.48
6	46.50	50.12	3.62	7.78	38.24	8.27	17.78	30.82	15.69	33.73
7	73.08	44.81	28.27	38.68	34.45	38.63	52.85	60.10	12.98	17.76
8	24.98	14.19	10.79	43.19	9.94	15.04	60.22	47.96	22.98	92.00
9	30.52	11.47	19.05	62.41	7.96	22.56	73.91	16.44	14.08	46.14
10	29.48	22.02	7.46	25.31	22.49	6.99	23.72	31.91	2.43	8.25
11	23.05	28.24	5.19	22.50	35.70	12.65	54.87	26.45	3.40	14.73
12	19.47	32.23	12.76	65.55	40.76	21.29	109.36	20.51	1.05	5.38

期云南省的 145.93/10 万^[5]和全国的 151.19/10 万^[6]，低于我国南亚热带地区的 341.27/10 万^[7]。手足口病隔年高发，与四川省^[8]和重庆市^[9]等周边地区报告发病特点相吻合。季节分布上，2010—2013 年昆明市手足口病发病呈较不明显的双峰分布，2014 年后转变为明显的双峰分布特征。2010—2018 年夏季高峰期为 4—6 月，冬季高峰期为 10 月至次年 1 月。2019 年昆明市手足口病冬季峰值前移至 9 月，与我国南亚热带地区研究结果^[7]类似。

本研究选用 SARIMA、SARIMAX 和 LSTM 模型对 2010—2019 年昆明市手足口病发病率进行拟合和预测，结果显示，LSTM 模型表现最佳，其次为 SARIMA 模型，SARIMAX 模型表现较差。手足口病时间序列包含线性和非线性部分，LSTM 模型抓取、挖掘及跟随数据信息实时变化的能力较为突出。本研究结果显示，LSTM 模型的拟合和预测效果均较好，MSE、RMSE、MAE 和 MAPE 较小，成功拟合手足口病双峰分布特征及预测 2019 年冬季发病高峰前移的异常趋势，说明该模型有较好的泛化能力和预测稳定性，对非线性数据的处理能力较强。SARIMA 模型本质上为线性模型，虽然能有效地提取线性信息，但对于非线性数据信息的提取效率并不理想^[10]。但 SARIMA 模型测试集 4 项评价指标与 LSTM 模型的差距较训练集均缩小，提示足量的前期数据训练可能降低误差、提高预测准确度。SARIMAX 模型在 SARIMA 模型基础上纳入奇偶年作为回归变量，4 项

评价指标略低于 SARIMA 模型，测试集尤为明显，原因可能是简单的年份二分类可能无法充分反映复杂的时间动态，从而丢失大量重要信息^[4]。

本研究为昆明市手足口病发病率预测提供思路，LSTM 模型的拟合精度高、数据包容性更强，尤其在规律数据出现异常波动时更具优势；SARIMA 模型操作简单、预测较准确，可以解释大部分数据现象，在规律性强、训练集数据量大时也可考虑。考虑新型冠状病毒感染防控的潜在影响，本研究未纳入 2020 年后的手足口病发病率资料进行模型拟合和预测。未来可全面考虑气象、人口流动和社会经济等多种因素对手足口病发病的影响，探索构建更准确的预测模型。

参考文献

[1] 庞孟涛, 李傅冬, 林君芬, 等. 2016—2019 年浙江省手足口病流行特征 [J]. 预防医学, 2022, 34 (3): 307-310.
 PANG M T, LI F D, LIN J F, et al. Epidemiological characteristics of hand, foot and mouth disease in Zhejiang Province from 2016 to 2019 [J]. China Prev Med J, 2022, 34 (3): 307-310. (in Chinese)

[2] 杨溪, 曹亿会, 寸建萍, 等. 2015—2019 年云南省手足口病流行及病原学特征分析 [J]. 职业卫生与病伤, 2022, 37 (5): 278-282.
 YANG X, CAO Y H, CUN J P, et al. Epidemiological and etiological characteristics of hand-foot-mouth disease in Yunnan Province from 2015 to 2019 [J]. Occup Health Damage, 2022, 37 (5): 278-282. (in Chinese)

[3] YU Y, SI X S, HU C H, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures [J]. Neural Comput,

- 区流行性腮腺炎发病特征 [J]. 中国疫苗和免疫, 2021, 27 (3): 242-245.
- YANG H, MA C, DING Y X, et al. Comparison of mumps incidence in areas of China with different immunization strategies, 2012-2019 [J]. Chin J Vaccines Immunization, 2021, 27 (3): 242-245. (in Chinese)
- [8] 周祖木, 马洪波, 蔡圆圆, 等. 温州市 2006—2009 年流行性腮腺炎流行特征分析 [J]. 国际流行病学传染病学杂志, 2010, 37 (6): 379-382.
- ZHOU Z M, MA H B, CAI Y Y, et al. Characteristic analysis of mumps in Wenzhou city in 2006-2009 [J]. Inter J Epidemiol Infect Dis, 2010, 37 (6): 379-382. (in Chinese)
- [9] 庞红, 施玮, 刘小祥, 等. 上海市长宁区 MMR 疫苗强化免疫对流行性腮腺炎抗体水平的影响 [J]. 上海预防医学, 2021, 33 (12): 1131-1135.
- PANG H, SHI W, LIU X X, et al. Mumps antibody levels after MMR vaccination in a population in Changning District of Shanghai [J]. Shanghai J Prev Med, 2021, 33 (12): 1131-1135. (in Chinese)
- [10] 江师清. 中国大陆地区新型冠状病毒肺炎疫情的 SEIR 建模及疫情对其他法定传染病影响的研究 [D]. 沈阳: 中国医科大学, 2022.
- JIANG S Q. A study of SEIR modeling of COVID-19 epidemic in Chinese mainland and the impact of the epidemic on other notifiable infectious diseases [D]. Shenyang: Chinese Medical Sciences University, 2022. (in Chinese)
- [11] PENG Y, WANG P, KONG D G, et al. Epidemiological characteristics and spatiotemporal analysis of mumps at township level in Wuhan, China, 2005-2019 [J/OL]. Epidemiol Infect, 2023, 151 [2024-12-26]. <https://doi.org/10.1017/S0950268823000304>.
- [12] 李澄宇, 张金荣, 董智强, 等. 2008—2022 年广东省广州市流行性腮腺炎流行特征分析 [J]. 疾病监测, 2024, 39 (7): 846-851.
- LI C Y, ZHANG J R, DONG Z Q, et al. Epidemiological characteristics of mumps in Guangzhou, Guangdong, 2008-2022 [J]. Dis Surveill, 2024, 39 (7): 846-851. (in Chinese)
- [13] 许宇翔, 孔德亮, 吕玉玲, 等. 一起山区小学流行性腮腺炎暴发疫情调查与疫苗保护效果 [J]. 中国学校卫生, 2023, 44 (11): 1716-1719.
- XU Y X, KONG D L, LYU Y L, et al. Field investigation of a mumps outbreak and evaluation of vaccine effectiveness in a remote village school [J]. Chin J Sch Health, 2023, 44 (11): 1716-1719. (in Chinese)
- 收稿日期: 2024-08-27 修回日期: 2024-12-26 本文编辑: 古兰芳

(上接第 283 页)

- 2019, 31 (7): 1235-1270.
- [4] 刘天, 吴杨, 陈琦, 等. SARIMA 模型与 prophet 模型对手足口病周发病率拟合及预测效果比较 [J]. 预防医学情报杂志, 2022, 38 (10): 1346-1350.
- LIU T, WU Y, CHEN Q, et al. Comparison of SARIMA model and prophet model on the weekly incidence of hand, foot and mouth disease [J]. J Prev Med Inf, 2022, 38 (10): 1346-1350. (in Chinese)
- [5] 杨溪, 姜黎黎, 曹亿会, 等. 云南省 2009—2019 年手足口病流行特征及病原学特征分析 [J]. 现代预防医学, 2021, 48 (5): 789-792.
- YANG X, JIANG L L, CAO Y H, et al. Epidemiological and etiological characteristics of hand-foot-mouth disease in Yunnan Province, 2009-2019 [J]. Mod Prev Med, 2021, 48 (5): 789-792. (in Chinese)
- [6] 聂陶然. 手足口病重症及死亡病例流行特征及病原谱的研究 [D]. 北京: 中国疾病预防控制中心, 2020.
- NIE T R. Study on the epidemiological characteristics and etiological spectrum of severe and fatal cases of hand-foot-mouth disease [D]. Beijing: Chinese Center for Disease Control and Prevention, 2020. (in Chinese)
- [7] 王佳琪, 王松旺, 赵自雄, 等. 2010—2019 年中国南亚热带地区气象因素对手足口病发病的影响 [J]. 疾病监测, 2024, 39 (6): 705-710.
- WANG J Q, WANG S W, ZHAO Z X, et al. Influence of meteorological factors on incidence of hand, foot and mouth disease in subtropic area in China, 2010-2019 [J]. Dis Surveill, 2024, 39 (6): 705-710. (in Chinese)
- [8] 康殿巨, 斯郎格玛, 程秀伟, 等. 2015—2020 年四川省手足口病流行病学特征分析 [J]. 实用预防医学, 2022, 29 (8): 920-923.
- KANG D J, SILANG G M, CHENG X W, et al. Epidemiological characteristics of hand-foot-mouth disease in Sichuan Province, 2015-2020 [J]. Pract Prev Med, 2022, 29 (8): 920-923. (in Chinese)
- [9] 杨琳, 李勤, 赵寒, 等. 2008—2018 年重庆市肠道传染病流行特征分析 [J]. 实用预防医学, 2020, 27 (3): 327-329.
- YANG L, LI Q, ZHAO H, et al. Analysis of epidemiological characteristics of intestinal infectious diseases in Chongqing from 2008 to 2018 [J]. Pract Prev Med, 2020, 27 (3): 327-329. (in Chinese)
- [10] 孙进, 刘今, 孙明丽, 等. 结合气象与经济因素应用长短期记忆网络模型预测郑州市手足口病的发病趋势 [J]. 中国医科大学学报, 2023, 52 (6): 520-526.
- SUN J, LIU J, SUN M L, et al. Using long short term memory model combined with economic and meteorological factors to predict incidence trends of hand-foot-mouth disease in Zhengzhou City [J]. J China Med Univ, 2023, 52 (6): 520-526. (in Chinese)
- 收稿日期: 2024-10-18 修回日期: 2025-02-17 本文编辑: 高碧玲