

· 疾病控制 ·

# SARIMA、Prophet与BSTS模型预测手足口病发病率的效果比较

卢文海<sup>1</sup>, 孔校杰<sup>2</sup>, 宋丽霞<sup>3</sup>, 卢春如<sup>1</sup>, 于碧锟<sup>1</sup>, 谢延<sup>2</sup>

1. 深圳市龙岗区坪地公共卫生服务中心, 广东 深圳 518117; 2. 深圳市福田区第三人民医院, 广东 深圳 518029;

3. 深圳市疾病预防控制中心, 广东 深圳 518054

**摘要:** 目的 比较季节性差分自回归滑动平均 (SARIMA) 模型、Prophet模型、贝叶斯结构时间序列 (BSTS) 模型预测手足口病发病率的效果, 为优化手足口病早期预警体系提供依据。方法 收集2014—2024年深圳市龙岗区手足口病周发病率资料, 以2014—2019年和2023年手足口病发病率数据为训练集构建SARIMA、Prophet和BSTS模型, 以2024年手足口病发病率数据为测试集, 比较并评价3个模型的预测效果。采用优劣解距离 (TOPSIS) 法计算C值, 综合平均绝对误差 (MAE)、均方差误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE) 和对称绝对百分比误差 (SMAPE) 评价模型预测效果。结果 2014—2024年龙岗区累计报告手足口病150 111例, 年均发病率为400.72/10万, 周发病率在0~63.78/10万范围波动, 呈双峰流行特征, 发病主高峰为5—7月, 次高峰为9—10月。在训练集中, 3种模型均能较好地拟合手足口病双峰流行趋势, BSTS模型拟合效果最好, 模型的MAE、MSE、RMSE、SMAPE和C值分别为0.124、0.050、0.223、0.021和1.000。在测试集中, 短期 ( $\leq 16$ 周) 预测时SARIMA模型、Prophet模型和BSTS模型均有较好的预测效果, Prophet模型预测性能相对更优; 随预测时间范围的扩展, 3个模型的预测性能均降低。主高峰时段预测时, Prophet模型预测性能相对更优; 次高峰时段预测时, BSTS模型预测性能相对更优。结论 对于手足口病周发病率的短期预测, Prophet模型预测效果优于SARIMA模型和BSTS模型; 在主高峰时段预测中Prophet模型预测效果更优, 次高峰时段预测中BSTS模型预测效果更优。

**关键词:** 手足口病; 发病率; 季节性差分自回归滑动平均模型; Prophet模型; 贝叶斯结构时间序列模型; 预测

中图分类号: R512.5 文献标识码: A 文章编号: 2096-5087 (2026) 01-0079-06

## Comparison of the predictive performance of SARIMA, Prophet, and BSTS models in forecasting the incidence of hand, foot, and mouth disease

LU Wenhai<sup>1</sup>, KONG Xiaojie<sup>2</sup>, SONG Lixia<sup>3</sup>, LU Chunru<sup>1</sup>, YU Bikun<sup>1</sup>, XIE Yan<sup>2</sup>

1. Pingdi Street Public Health Service Center, Longgang District, Shenzhen, Guangdong 518117, China;

2. The Third People's Hospital of Futian District, Shenzhen, Guangdong 518029, China;

3. Shenzhen Center for Disease Control and Prevention, Shenzhen, Guangdong 518054, China

**Abstract: Objective** To compare the predictive performance of the seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) model, the Prophet model, and the Bayesian structural time series (BSTS) model in forecasting the incidence of hand, foot, and mouth disease (HFMD), so as to provide a basis for optimizing the early warning system of this disease. **Methods** Weekly incidence data of HFMD in Longgang District, Shenzhen City from 2014 to 2024 were collected. The HFMD incidence data from 2014–2019 and 2023 were used as the training set to construct SARIMA, Prophet, and BSTS models, while the data from 2024 were used as the test set to compare and evaluate the predictive performance of the three models. The technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS) method was employed to calculate the C-value. This approach integrates multiple evaluation metrics, such as the mean absolute error

DOI: 10.19485/j.cnki.issn2096-5087.2026.01.015

基金项目: 深圳市龙岗区医疗卫生科技计划项目 (LGWJ2024-122)

作者简介: 卢文海, 硕士, 主管医师, 主要从事疾病控制工作

通信作者: 谢延, E-mail: 617276019@qq.com

(MAE), mean squared error (MSE), root mean squared error (RMSE), and symmetric mean absolute percentage error (SMAPE), to comprehensively assess model performance. **Results** A total of 150 111 cases of HFMD were reported in Longgang District from 2014 to 2024, with an average annual incidence of  $400.72/10^5$ . The weekly incidence fluctuated between 0 and  $63.78/10^5$ , exhibiting a bimodal seasonal pattern characterized by a primary peak from May to July and a secondary peak from September to October. In the training set, all three models demonstrated a good fit to the bimodal epidemic trend of HFMD, with the BSTS model achieving the best fit. The BSTS model yielded performance metrics as follows: MAE=0.124, MSE=0.050, RMSE=0.223, SMAPE=0.021, and a C-value of 1.000. In the test set, all three models, including SARIMA, Prophet, and BSTS, performed well for short-term predictions ( $\leq 16$  weeks), with the Prophet model showing relatively superior predictive performance. However, the prediction accuracy of all models declined as the forecast horizon extended. During the primary peak period (May–July), the Prophet model exhibited better predictive performance, whereas the BSTS model performed relatively better during the secondary peak period (September–October). **Conclusions** For the short-term forecasting of weekly HFMD incidence, the Prophet model outperformed both the SARIMA and BSTS models. During the primary peak period, the Prophet model demonstrated superior predictive performance, whereas the BSTS model exhibited better accuracy in forecasting the secondary peak period.

**Keywords:** hand, foot, and mouth disease; seasonal autoregressive integrated moving average model; Prophet model; Bayesian structural time series model; forecasting

手足口病是由多种肠道病毒引起的急性传染病, 多见于5岁以下儿童<sup>[1]</sup>, 常在托幼机构、学校等场所引起暴发流行。2013—2022年广东省深圳市龙岗区报告手足口病病例数位居全市第三、聚集性疫情数位居全市第二<sup>[2]</sup>, 严重影响儿童身心健康。精准预测手足口病发病趋势, 实现小尺度早期预警并推动预警关口前移, 对有效防控手足口病意义重大。目前预测手足口病发病趋势的模型较多, 其中季节性差分自回归滑动平均 (seasonal autoregressive integrated moving average, SARIMA) 模型是分析具有季节性趋势时间序列的经典方法<sup>[3]</sup>, 能有效捕捉传染病发病数据中的季节性规律。Prophet模型是Facebook公司2017年开发的时间序列预测模型<sup>[4]</sup>, 能有效处理具有趋势和季节性的数据, 具有同时拟合多种不同周期的季节性优点。贝叶斯结构时间序列 (Bayesian structural time series, BSTS) 模型是基于贝叶斯统计框架的状态空间模型, 能处理更广泛的复杂季节性时间序列<sup>[5]</sup>, 并且较少依赖于某些传统模型所必需的特定假设, 允许模型参数随时间变化, 灵活性较强。本研究基于2014—2024年龙岗区手足口病周发病率资料, 构建SARIMA、Prophet和BSTS模型, 比较和评价模型预测效果, 为优化手足口病早期预警体系提供依据。

## 1 资料与方法

### 1.1 资料来源

龙岗区手足口病周发病率资料来源于中国疾病预防控制信息系统。同期人口资料来源于龙岗区统计年鉴。

### 1.2 方法

收集2014—2024年龙岗区手足口病周发病率资料, 采用基于局部加权回归的季节与趋势分解 (Seasonal and Trend decomposition using Loess, STL) 法分析手足口病发病的季节性。考虑到2020—2022年新型冠状病毒感染的影响, 本研究以2014—2019年和2023年手足口病发病率数据为训练集分别构建SARIMA、Prophet和BSTS模型, 以2024年手足口病发病率数据为测试集, 比较3个模型的预测效果。

#### 1.2.1 SARIMA模型构建

SARIMA模型表示为SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_s$ , 其中 $p$ 、 $d$ 、 $q$ 分别为自回归、差分和移动平均阶数;  $P$ 、 $D$ 、 $Q$ 分别为季节性自回归、差分和移动平均阶数;  $s$ 为季节性周期<sup>[6]</sup>。建模步骤: (1)时间序列平稳性检验, 采用增广迪基-富勒 (Augmented Dickey-Fuller, ADF) 法检验平稳性, 采用对数转换将非平稳序列数据转换为平稳序列; (2)Box-test白噪声检验, 非白噪声序列可用于模型构建; (3)选择最优模型, 通过自相关函数、偏自相关函数及差分次数初步估计模型相关参数, 根据赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 最小化原则选择最优模型; (4)模型检验, 采用Ljung-Box检验对最优拟合模型的残差进行白噪声检验, 对模型参数进行 $t$ 检验<sup>[3]</sup>。

#### 1.2.2 Prophet模型构建

通过将时间序列分解为趋势项、周期项和假期项等构建Prophet模型<sup>[7]</sup>, 表达式为 $y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t$ , 式中:  $y$ 为最终预测值、 $t$ 为时间、 $g(t)$ 为趋势项、 $s(t)$ 为周期项、 $h(t)$ 为假期项、 $\epsilon_t$

为误差项。趋势项采用 logistic 增长模型, 通过网格搜索法确定最佳 changepoint.prior.scale (趋势变化点) 和 seasonality.prior.scale (季节性变化点), n.changepoints (变化点数) 和 uncertainty.samples (不确定样本数) 采用默认参数。建模时最优参数采用对称绝对百分比误差 (symmetric mean absolute percentage error, SMAPE) 衡量模型效果。

### 1.2.3 BSTS 模型构建

BSTS 模型融合卡尔曼滤波器、spike-slab 回归和贝叶斯模型平均方法, 可对趋势、季节性及回归分量进行研究<sup>[8]</sup>。建模步骤: (1) 模型设定, 根据手足口病发病特点设定状态空间模型, 包括季节性分量和趋势分量; (2) 先验分布设定, 对模型参数设定 Spike-slab 先验以实现协变量的自动选择, 并指定其他参数的先验分布; (3) 后验推断与模型诊断, 采用马尔可夫链蒙特卡洛 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 算法进行后验抽样, 通过 Geweke 检验评估链的收敛性, 采用 Ljung-Box 检验对残差进行白噪声检验; (4) 预测, 基于检验通过的后验分布生成预测结果。

### 1.2.4 模型预测效果评价

采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方误差 (mean squared error, MSE)、均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 和 SMAPE 评价模型预测效果。MSE 表示预测值与实际观测值之差的平方的平均值, 衡量模型预测平均偏差程度; MAE 表示模型的平均预测误差的绝对大小, 衡量模型预测的整体平均表现; RMSE 评价预测值与实际观测值之间的平均偏差幅度; SMAPE 评价预测误差相对于实际观测值和预测值平均水平的百分比大小。以上指标值越小表示模型预测效果越好。为避免单一指标的片面性, 采用优劣解距离 (technique for order preference by similarity to ideal solution, TOPSIS) 法<sup>[9]</sup> 综合以上 4 个指标评价模型的预测效果。TOPSIS 基于多指标决策信息, 定义正理想解 (各指标最优值构成) 与负理想解 (各指标最劣值构成), 通过计算各评价模型至这两个解的欧氏距离, 得到其相对接近度, 记为 C 值, 取值范围为 0~1。C 值越大, 模型的预测性能越好。

### 1.3 统计分析

采用 R 4.2.3 软件处理数据、统计分析和构建模型。分别采用 forecast、prophet 和 tsbs 程序包构建 SARIMA 模型、Prophet 模型和 TSBS 模型。检验水准  $\alpha=0.05$ 。

## 2 结 果

### 2.1 2014—2024 年龙岗区手足口病发病情况

2014—2024 年龙岗区累计报告手足口病 150 111 例, 年均发病率为 400.72/10 万, 周发病率在 0~63.78/10 万范围波动。STL 法结果显示, 2014—2024 年龙岗区手足口病呈双峰季节分布特征, 主高峰为 5—7 月, 次高峰为 9—10 月。2020—2022 年手足口病周发病率较低, 2023—2024 年手足口病发病主高峰流行强度增强, 而次高峰流行强度减弱。

### 2.2 SARIMA、Prophet 和 BSTS 模型构建与评价

#### 2.2.1 SARIMA 模型

2014—2019 年和 2023 年龙岗区手足口病周发病率时间序列, 经对数转换后为平稳时间序列 ( $ADF=-5.582$ ,  $P=0.010$ ), Ljung-Box 检验结果显示为非白噪声序列 ( $Q=4 152.000$ ,  $P<0.001$ )。最佳模型为  $(5, 0, 2) (1, 1, 0)_{52}$ , AIC 值为 585.540, 模型各项系数:  $AR1=0.924$  ( $t=3.480$ ,  $P<0.001$ )、 $AR2=-0.724$  ( $t=-3.342$ ,  $P<0.001$ )、 $AR3=0.681$  ( $t=5.089$ ,  $P<0.001$ )、 $AR4=-0.334$  ( $t=-3.177$ ,  $P=0.002$ )、 $AR5=0.238$  ( $t=3.251$ ,  $P=0.001$ )、 $MA1=-0.152$  ( $t=-0.567$ ,  $P=0.571$ )、 $MA2=0.515$  ( $t=2.749$ ,  $P=0.006$ ) 和  $SAR1=-0.487$  ( $t=-8.750$ ,  $P<0.001$ )。对模型残差进行 Ljung-Box 检验, 结果显示残差为白噪声序列 ( $Q=61.954$ ,  $P=0.584$ ), 模型能够较好地拟合手足口病发病趋势。

#### 2.2.2 Prophet 模型

模型关键参数最佳趋势变化点、季节性变化点分别为 0.1 和 15, 变化点数设置为 25, 不确定样本数设置为 1 000。模型的 SMAPE 为  $0.683\pm0.324$ , 模型整体拟合效果较好, 但存在一定波动。

#### 2.2.3 BSTS 模型

构建 BSTS 模型所采用的状态空间模型加入季节性、局部线性趋势和稀疏自回归分量。其中, 季节性参数固定设置为 52, MCMC 采样迭代次数为 1 000 次, 100 次迭代后抽样达到稳定状态 ( $Z=1.766$ ,  $P=0.077$ ), Ljung-Box 检验显示残差为白噪声序列 ( $Q=91.599$ ,  $P=0.070$ ), 模型拟合良好。

### 2.3 模型拟合预测效果比较

在训练集中, 3 种模型均能较好地拟合手足口病双峰流行趋势。见图 1。SARIMA 模型的 MAE、MSE、RMSE 和 SMAPE 分别为 1.947、15.105、3.886 和 0.278, Prophet 模型分别为 4.489、49.939、7.067 和 0.552, BSTS 模型分别为 0.124、0.050、

0.223 和 0.021, 3 个模型的 C 值分别为 0.571、0 和 1.000。综合以上指标, BSTS 模型预测性能优于 SARIMA 模型和 Prophet 模型。见表 1。

在测试集中, 短期 ( $\leq 16$  周) 预测时 SARIMA 模型、Prophet 模型和 BSTS 模型均有较好的预测性能, Prophet 模型预测性能更优, MAE、MSE、RMSE、SMAPE 和 C 值分别为 0.677、0.706、0.840、

0.410 和 1.000。随预测时间范围的扩展, 3 个模型的预测性能均降低。见图 2。主高峰时段预测时, Prophet 模型预测性能更优, MAE、MSE、RMSE、SMAPE 和 C 值分别为 3.028、13.461、3.669、0.148 和 1.000。次高峰时段预测时, BSTS 模型预测性能更优, MAE、MSE、RMSE、SMAPE 和 C 值分别为 3.744、19.303、4.393、0.693 和 1.000。见表 1。

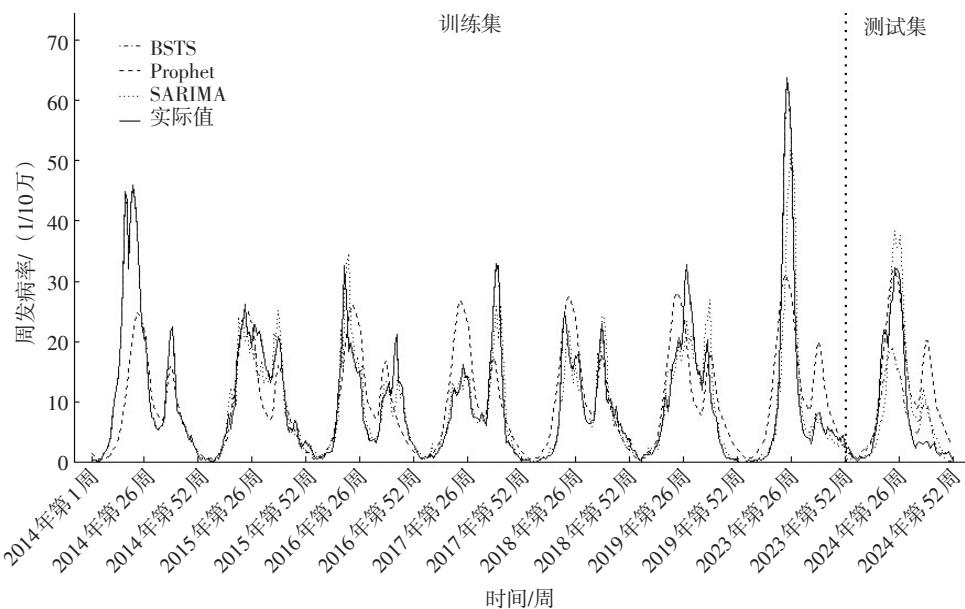


图 1 2014—2019 年、2023 年和 2024 年龙岗区手足口病周发病率实际值与预测值

Figure 1 Observed and predicted weekly incidence of hand, foot, and mouth disease in Longgang District in 2014–2019, 2023, and 2024

### 3 讨 论

2014—2024 年龙岗区手足口病年均发病率为 400.72/10 万, 高于深圳市平均水平 (375.10/10 万) [2]。STL 法分析结果显示龙岗区手足口病呈双峰流行趋势, 主高峰为 5—7 月, 次高峰为 9—10 月, 与深圳市手足口病整体流行趋势 [10] 一致。多项研究指出手足口病流行趋势与日均气温、相对湿度等气象因素密切相关 [11–12], 同时还受节假日的影响 [9]。深圳市作为典型的亚热带季风气候海滨城市, 常年气候温和, 雨量充沛, 这种湿热气候条件与深圳市高密度居住条件叠加可能是手足口病呈双峰流行模式的重要原因。

2023—2024 年龙岗区手足口病流行趋势呈现主高峰增强、次高峰减弱的特征, 可能与新型冠状病毒的影响有关: 感染防控期间的社交隔离措施构筑了免疫屏障, 导致儿童易感人群持续蓄积; 在防控措施调整后, 人群流动性增加使得蓄积的易感儿童更频繁地接触病原体, 引发发病率的上升, 形成异于

常年的高强度流行峰, 改变了龙岗区手足口病固有的季节模式。这种季节模式的变化在呼吸道传染病中也有观察到 [13], 然而这种季节性的改变是否会长期稳定仍需未来持续的监测观察。

本研究选用 SARIMA、Prophet 和 BSTS 模型对 2014—2019 年及 2023—2024 年龙岗区手足口病周发病率进行拟合和预测, 综合 MAE、MSE、RMSE、SMAPE 和 C 值多个指标评价预测效果, 结果显示, Prophet 模型综合性能表现最佳, 在测试集短期和主高峰时段均表现出较好的预测性能, 其次是 BSTS 模型, SARIMA 模型表现相对较差。多项研究表明, 在艾滋病 [14] 和梅毒 [8] 等传染病预测中, Prophet 模型与 BSTS 模型均展现出比 SARIMA 更优的性能。Prophet 模型是一种广义加性模型, 趋势分量、季节性分量与回归分量线性相加可以捕捉时间序列中的不同模式, 具有良好的灵活性, 同时受离群值和缺失值影响较小, 具有较强的稳定性 [4], 因而 Prophet 模型对高频时间序列数据具有较好的泛化能力和预测稳定性。

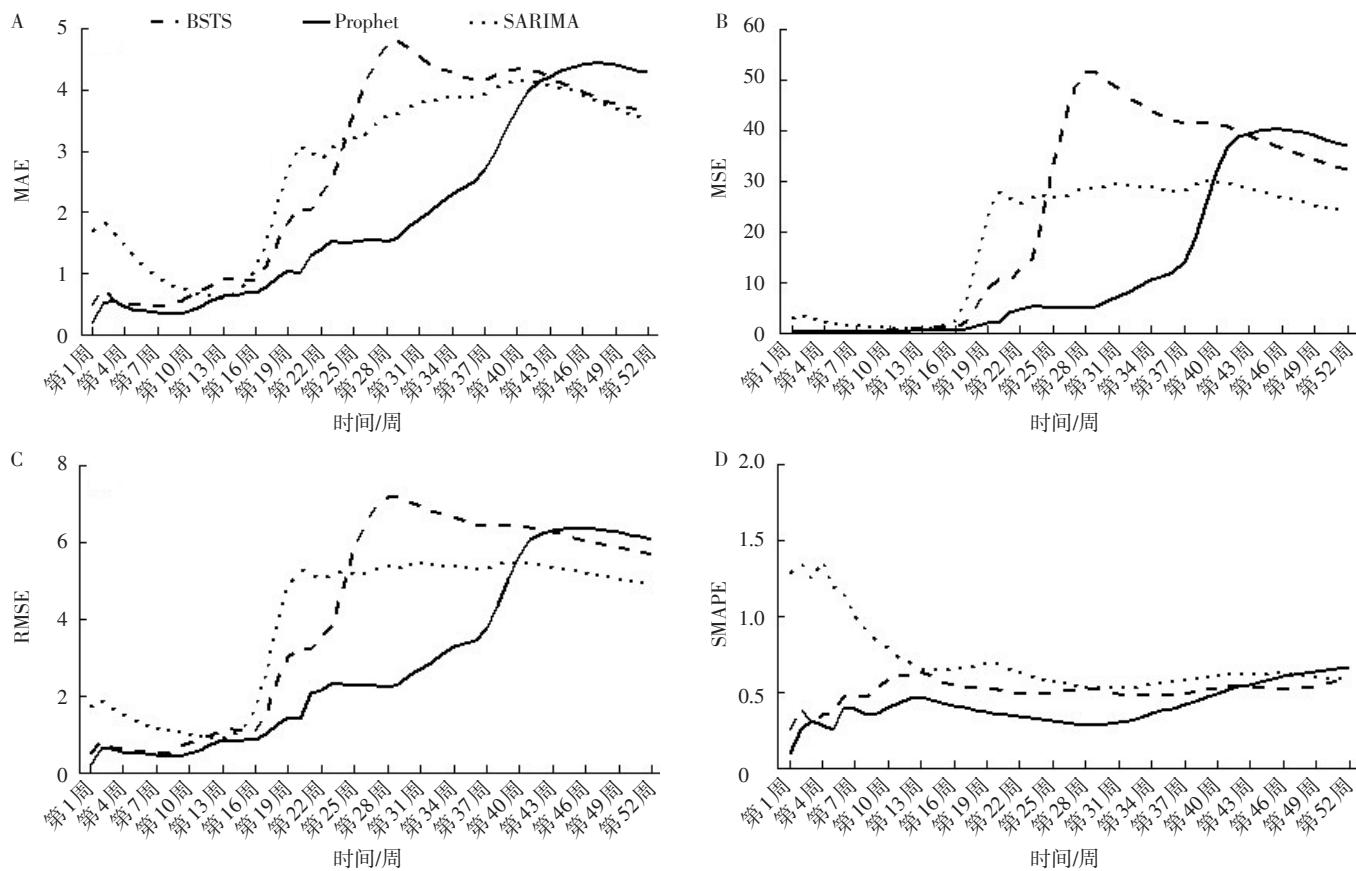


图 2 SARIMA、Prophet 和 BSTS 模型在测试集中的预测性能比较

Figure 2 Comparison of predictive performance among SARIMA, Prophet, and BSTS models in the test set

表 1 SARIMA、Prophet 和 BSTS 模型在训练集和测试集中的预测效果评价指标

Table 1 Evaluation metrics for the predictive performance of the SARIMA, Prophet, and BSTS models in both the training and test sets

| 项目                | SARIMA 模型 |        |       |       |       | Prophet 模型 |         |        |       |       | BSTS 模型 |         |        |       |       |
|-------------------|-----------|--------|-------|-------|-------|------------|---------|--------|-------|-------|---------|---------|--------|-------|-------|
|                   | MAE       | MSE    | RMSE  | SMAPE | C 值   | MAE        | MSE     | RMSE   | SMAPE | C 值   | MAE     | MSE     | RMSE   | SMAPE | C 值   |
| 训练集               | 1.947     | 15.105 | 3.886 | 0.278 | 0.571 | 4.489      | 49.939  | 7.067  | 0.552 | 0     | 0.124   | 0.050   | 0.223  | 0.021 | 1.000 |
| 测试集               |           |        |       |       |       |            |         |        |       |       |         |         |        |       |       |
| 短期 ( $\leq 16$ 周) | 1.069     | 2.652  | 1.629 | 0.651 | 0     | 0.677      | 0.706   | 0.840  | 0.410 | 1.000 | 0.897   | 1.172   | 1.082  | 0.532 | 0.681 |
| 主高峰时段             | 6.655     | 58.907 | 7.675 | 0.348 | 0.461 | 3.028      | 13.461  | 3.669  | 0.148 | 1.000 | 9.347   | 111.546 | 10.561 | 0.467 | 0     |
| 次高峰时段             | 4.576     | 25.927 | 5.092 | 0.823 | 0.905 | 11.704     | 151.929 | 12.326 | 1.294 | 0     | 3.744   | 19.303  | 4.393  | 0.693 | 1.000 |

性。与 Prophet 模型类似, BSTS 模型采用状态空间框架, 通过 MCMC 算法实现参数动态更新, 可实现局部线性与全局非线性的组合, 同时捕捉手足口病周发病率中的长期趋势和短期波动。SARIMA 模型本质上是一个线性模型<sup>[8]</sup>, 手足口病周发病率是线性与非线性的混合信息, 这意味着在拟合过程中部分信息可能未被 SARIMA 模型捕获, 同时该模型要求数据平稳, 通常需进行差分或对数转换, 导致部分原始信息丧失, 这可能是 SARIMA 模型性能表现相对较差的原因。

此外, 研究结果显示, 在次高峰时段的预测中, BSTS 模型预测性能优于 Prophet 模型。这可能是因

为 Prophet 模型适合较强季节性或周期性的时间序列数据, 而龙岗区手足口病呈双峰分布特征, 主高峰季节性更强更规律、次高峰表现不稳定, Prophet 模型通过超参数对趋势变化敏感度施加先验约束, 这种设计使其对次高峰等局部波动具有较强的稳定性, 但也可能忽略次高峰的动态变化, 导致对复杂峰型的捕捉能力受限。而 BSTS 模型通过 MCMC 算法实现参数空间的动态探索与状态结构的自适应调整<sup>[8]</sup>, 这种机制允许模型在迭代中动态更新潜在状态(如次高峰强度), 从而更灵活地捕捉近期数据的变化模式。这也提示预测需综合数据特点与模型特性, 而非依赖单一算法, 组合模型的性能可能会更优<sup>[3, 14]</sup>。

综上所述,深圳市龙岗区手足口病呈双峰流行趋势,Prophet模型、BSTS模型和SARIMA模型在短期预测时均能较好的拟合预测手足口病发病趋势,Prophet模型预测效果优于SARIMA模型和BSTS模型;在主高峰时段预测中Prophet模型预测效果更优,次高峰时段预测中BSTS模型预测效果更优。Prophet模型对于手足口病周发病率等高频时间序列的预测预警具有优势,可为手足口病防控实践策略制定提供依据。考虑新型冠状病毒感染对手足口病的影响,本文在建模时未纳入2020—2022年数据,避免了非疾病本身常规流行因素的干扰,客观反映手足口病的固有流行特征。

#### 参考文献

- [1] ESPOSITO S, PRINCIPI N. Hand, foot and mouth disease: current knowledge on clinical manifestations, epidemiology, aetiology and prevention [J]. Eur J Clin Microbiol Infect Dis, 2018, 37 (3): 391–398.
- [2] 张儒豪,光旭,何逸飞,等.2013—2022年广东省深圳市手足口病流行特征和病原学分析[J].疾病监测,2024,39(10):1263–1269.
- [3] 宋丽霞,卢文海,张振,等.SARIMA及其组合模型对手足口病发病率预测效果比较[J].现代预防医学,2025,52(8):1490–1496, 1516.
- [4] TAYLOR S J, LETHAM B. Forecasting at scale [J]. Am Stat, 2018, 72 (1): 37–45.
- [5] ZHANG L, YANG F, ZHU Z H, et al. Assessing the impact of COVID-19 interventions on the hand, foot and mouth disease in Guangdong Province, China: a Bayesian modeling study [J/OL]. Front Public Health, 2024, 11 [2025-11-11]. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1307321>.
- [6] 张小乔,张筱蝶,赵振希,等.LSTM、SARIMA和SARIMAX模型预测手足口病发病率的效果比较[J].预防医学,2025,37(3):280–283, 287.
- [7] 卢文海,宋丽霞,熊华威,等.基于Prophet模型的深圳市手足口病日发病率趋势分析与预测[J].中国公共卫生,2025,41(5):585–591.
- [8] ZHANG F Q, LI Y Y, LI X X, et al. Comparison of ARIMA and Bayesian structural time series models for predicting the trend of syphilis epidemic in Jiangsu Province [J]. Infect Drug Resist, 2024, 17: 5745–5754.
- [9] XIE C, WEN H Y, YANG W W, et al. Trend analysis and forecast of daily reported incidence of hand, foot and mouth disease in Hubei, China by Prophet model [J/OL]. Sci Rep, 2021, 11 (1) [2025-11-11]. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-81100-2>.
- [10] LI P H, RUI J, NIU Y, et al. Analysis of HFMD transmissibility among the whole population and age groups in a large city of China [J/OL]. Front Public Health, 2022, 10 [2025-11-11]. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.850369>.
- [11] 刘艳,张飞燕,段海平,等.基于分布式滞后非线性模型分析青岛市气象因素与手足口病发病间关联[J].现代预防医学,2025,52(1):63–68, 81.
- [12] 高琦,刘志东,王舒姿,等.广东省气温对手足口病发病影响及归因风险评估[J].中国公共卫生,2022,38(2):203–208.
- [13] 王铭韩,胡泽鑫,冯录召,等.新型冠状病毒感染疫情后我国季节性流感的流行趋势与防控建议[J].中华医学杂志,2024,104(8):559–565.
- [14] LUO Z X, JIA X C, BAO J Z, et al. A combined model of SARIMA and Prophet models in forecasting AIDS incidence in Henan Province, China [J/OL]. Int J Environ Res Public Health, 2022, 19 (10) [2025-11-11]. <https://doi.org/10.3390/ijerph19105910>.

收稿日期:2025-07-01 修回日期:2025-11-11 本文编辑:刘亚敏

#### (上接第78页)

- Health Lit Res Pract, 2019, 3 (2): e91–e102.
- [12] 孙小楠,陈珂,武运筹,等.简版健康素养量表的开发:基于经典测量理论和项目反应理论[J].中国全科医学,2024,27(23):2931–2940.
- [13] DUONG T V, CHANG P W, YANG S H, et al. A new comprehensive short-form health literacy survey tool for patients in general [J]. Asian Nurs Res (Korean Soc Nurs Sci), 2017, 11 (1): 30–35.
- [14] 李海茹.临床护理及健康教育对慢阻肺患者的影响[J].中国社区医师(医学专业),2012,14(15):376–377.
- [15] 袁程,魏晓敏,武晓宇,等.电子健康素养对老年慢性病患者就医行为的影响:社会支持和自我效能的中介作用[J].现代预防医学,2023,50(24):4475–4479, 4520.

收稿日期:2025-09-15 修回日期:2025-12-24 本文编辑:徐亚慧