

SARIMA 及其组合模型对手足口病 发病率预测效果比较

宋丽霞¹, 卢文海², 张振¹, 路滢¹, 吕秋莹¹, 程雁鹏^{1,3}, 陈志高¹

1. 深圳市疾病预防控制中心传染病防制所, 广东 深圳 518055; 2. 深圳市龙岗区坪地公共卫生服务中心;
3. 加州大学洛杉矶分校公共卫生学院流行病学系

摘要:目的 比较 SARIMA 及其组合模型对手足口病发病率的预测效果, 并探讨新冠疫情对手足口病 SARIMA 模型的影响。方法 通过时间序列分解法分析深圳市手足口病发病趋势, 以 2011—2023 年的手足口病月发病率建立 SARIMA 模型, 利用最优模型分别与 SVR、XGBoost 构建组合模型, 并预测 2024 年 1—7 月发病率, 通过比较 MAE、MSE、RMSE、MAPE 性能得出最优模型。结果 深圳市 2011—2023 年手足口病发病趋势具有明显季节性, 发病高峰为每年 5—6 月及 9—10 月; 未纳入新冠疫情期间的发病数据构建的 SARIMA 模型优于纳入的模型。基于 MAE、MSE、RMSE 指标, 组合模型在预测时间超过 4 个月时比单个 SARIMA 模型表现更佳; 在综合性能上 SARIMA - SVR 模型优于 SARIMA - XGBoost 模型, 尤其在 MAPE 性能上。结论 纳入新冠疫情期间的发病数据会降低 SARIMA 模型的性能; SARIMA - SVR 组合模型预测效果优于单个 SARIMA 模型及 SARIMA - XGBoost 组合模型, 可用于手足口病发病率预测, 为疾病监测预警提供参考依据。

关键词:手足口病; SARIMA 模型; SVR 模型; XGBoost 模型; 预测

中图分类号: R512.5 文献标志码: A 文章编号: 1003 - 8507 (2025) 08 - 1490 - 08

DOI: 10.20043/j.cnki.MPM.202411104

Comparison of SARIMA and its combined models in predicting the incidence of hand foot and mouth disease

SONG Li - xia*, LU Wen - hai, ZHANG Zhen, LU Yan, LV Qiu - ying,
CHENG Yan - peng, CHEN Zhi - gao

* Department of Infectious Disease Control, Shenzhen Center for Disease Control and Prevention,
Shenzhen, Guangdong 518055, China

Abstract: **Objective** To compare the prediction effect of SARIMA and its combined models on the incidence of hand foot and mouth disease (HFMD), and to explore the influence of COVID - 19 on the SARIMA model. **Methods** The incidence trend of HFMD in Shenzhen was analyzed through the time series decomposition method. A SARIMA model was established based on the monthly incidence of HFMD from 2011 to 2023. The optimal model was selected by comparing the performance of MAE, MSE, RMSE, and MAPE, and was used to construct a combined model with the SVR model and the XGBoost model. The incidence from January to July 2024 was predicted using the optimal model. **Results** The incidence trend of HFMD in Shenzhen from 2011 to 2023 was seasonal, and the peak was from May to June and September to October each year. The SARIMA model that did not include incidence data during the COVID - 19 pandemic outperformed the included model. Based on MAE, MSE and RMSE indicators, the combined model performed better than the single SARIMA model when the prediction time exceeded 4 months. The SARMI - SVR model was superior to the SARMI - XGBoost model in overall performance, especially in the performance of MAPE. **Conclusion** Including the incidence data during the COVID - 19 epidemic will degrade the performance of the SARIMA model. The prediction effect of SARMI - SVR model is better than SARIMA model and SARMI - XGboost model, which can be used to predict the incidence of HFMD and provide a reference for disease surveillance and early warning.

Keywords: Hand foot and mouth disease; SARIMA model; SVR model; XGBoost model; Prediction

基金项目: 深圳市科技计划项目 (JCYJ20240813160803005); 深圳市医疗卫生三名工程项目 (SZSM202011008); 深圳市科技计划项目 (RKX20200327095612234)

作者简介: 宋丽霞 (1993—), 女, 本科, 主管医师, 研究方向: 传染病流行病学

通信作者: 陈志高, E - mail: 289210635@qq.com

手足口病(hand foot and mouth disease, HFMD)是由多组肠道病毒感染引起的一种儿童传染病,常在托幼机构、中小学等引起暴发流行^[1],严重影响学校教学秩序。2008 年至 2017 年仅由 EV71 导致的儿童 HFMD 死亡数超 3 000 人^[2],给我国造成了严重的经济和社会负担,已成为不容忽视的重要公共卫生问题。目前有各种时间序列预测模型可对 HFMD 发病趋势进行预测^[3-4],其中季节性差分自回归滑动平均(seasonal auto regressive integrated moving average model, SARIMA)模型被广泛应用于有周期性或季节性趋势的传染病预测^[5-6]。实践证明 HFMD 的时间序列通常包含线性和非线性模式,但 SARIMA 模型只能分析线性趋势,而支持向量机回归(Support vector regression machine, SVR)可捕捉非线性信息^[7]。除 SVR 模型外,极端梯度提升(xtreme gradient boosting, XGBoost)模型^[8]在处理时间序列数据时,其决策树算法能更好地捕捉预测变量和结果之间的非线性联系,该算法已在医学领域中广泛运用^[9-10]。本研究拟比较 SARIMA、SARIMA-SVR、SARIMA-XGBoost 等不同模型对 HFMD 发病率的预测效果,并探讨新冠疫情对 SARIMA 模型的影响,为深圳市 HFMD 监测预警提供参考依据。

1 资料与方法

1.1 资料来源 2011 年 1 月至 2024 年 7 月深圳市人口资料来源于深圳市统计局,以年中数据为该年的人口数。2011 年 1 月至 2024 年 7 月深圳市 HFMD 发病数据来源于“中国疾病预防控制中心信息系统”。

1.2 SARIMA 模型构建 SARIMA 模型的一般形式为(p,d,q)(P,D,Q)_s,其中 p、d、q 分别是非季节性自回归阶数、差分阶数、移动平均阶数;P、D、Q 分别为季节性自回归阶数、差分阶数、移动平均阶数;s 为季节性周期^[6]。具体建模过程:①平稳性及白噪声检验:通过单位根检验判断时间序列平稳性,若为非平稳序列,则通过差分运算转为平稳序列,并判断是否为平稳非白噪声序列。②模型识别及定阶:根据自相关函数(auto-correlation function, ACF)和偏自相关函数(partial auto-correlation function, PACF)初步定阶。③模型参数估计与检验:根据赤池信息准则(akaike information criterion AIC)、贝叶斯信息准则(bayesian information criterion, BIC)选择最优模型, AIC、BIC 值越小,模型拟合优度越好。使用 Ljung-Box 检验对拟合模型的残差进行白噪声检验,用 t 检验对各参数进行检验。④模型预测、验证:利用最优模型对 2024 年 HFMD 月发病率进行预测,并与实际值比较,评价模型的拟合和预测效果。

1.3 SARIMA-SVR 组合模型 SVR 模型利用核函数将样本数据从原始低维特征空间隐式地映射到高维特征空间,在更高维度上实现样本分离,使原空间中线性不可分的样本转化为可分状态,从而实现线性回归^[11]。在求解非线性可分问题时,核函数的类型及参数的选择直接影响 SVR 模型的性能。本研究选择支持向量机中最常用的高斯径向基核函数,核参数 g 和相应的惩罚因子 C 通过 R 语言中的 tune.svm 函数通过网格搜索方式确定。SARIMA-SVR 组合模型构建,首先用 SARIMA 最优模型分析 HFMD 时间序列的线性部分得到预测值 \hat{y} ,然后将 SARIMA 模型的残差 e_i 作为 SVR 模型的目标变量,预测值 \hat{y} 作为 SVR 模型的自变量进行分析,最终预测结果 L 为 SVR 模型预测值 e_s 与 SARIMA 模型预测值 \hat{y} 之和。表达式如下:

$$L = \hat{y} + e_s$$

式中 L 为 SARIMA-SVR 组合模型最终预测值, \hat{y} 为 SARIMA 模型预测值, e_s 为 SVR 模型预测值。

1.4 SARIMA-XGBoost 组合模型 XGBoost 算法是以梯度提升决策树为理论基础的高效集成学习算法^[12],通过残差拟合建立多个弱评估器最终累加得到强评估器,每增加一个弱评估器周期,模型的效果能够得到提升^[13],同时又引入正则化项来控制模型复杂性并避免过拟合。XGBoost 表达式如下:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in F$$

式中 \hat{y}_i 为预测值, K 为决策树的数量; f_k 为第 k 个子模型, x_k 为第 i 个输入样本, F 为所有的决策树合集。由于 XGBoost 模型优化超参数众多,过多的参数调整会增加模型计算复杂性,影响整体性能。本研究选取最能够显著影响模型性能的 3 个超参数(eta、max_depth、nrounds)使用网格搜索的方式进行优化,其他超参数使用默认值。采用移动窗口技术对模型进行训练,初始窗口长度设定为六年,随后每次以 1 年为步长进行窗口的平移。SARIMA-XGBoost 组合模型构建的思想同上。

1.5 效果评估指标 本文使用均方根误差(root mean squared error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percent error, MAPE)和绝对误差(mean absolute error, MAE)对模型预测精度进行评价。评价指标公式如下: $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$;

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|}{n} * 100\%; MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|;$$

其中 n 为样本量, y_i 为实际值, \hat{y}_i 为预测值。

1.6 统计分析 使用局部加权回归的季节-趋势分

解 (seasonal and trend decomposition using loess, STL) 探究数据的趋势及季节性。所有数据的处理及统计分析均采用 R 4.2.3 软件完成, 检验水准 $\alpha = 0.05$ 。

2 结果

2.1 疾病流行情况 2011 年 1 月至 2024 年 7 月深圳市共报告 HFMD 660 154 例, 发病率从 0.13/10 万到 217.21/10 万不等, 见图 1。对 2011—2023 年深圳市 HFMD 时间序列进行 STL 分解后, 发病率趋势性和季节性更加明显, 发病率呈现波动上升趋势, 并在 2015 年达到高峰; 每年 5—6 月出现主高峰, 9—10 月出现次高峰, 见图 2。

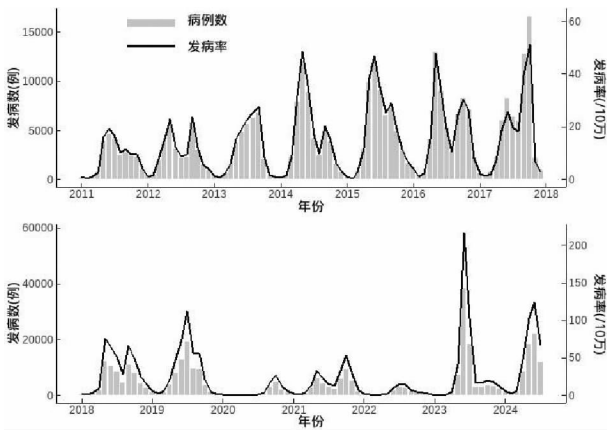


图 1 深圳市 2011—2024 年手足口病月发病趋势图

Fig. 1 Monthly incidence trend of HFMD in Shenzhen, 2011—2024

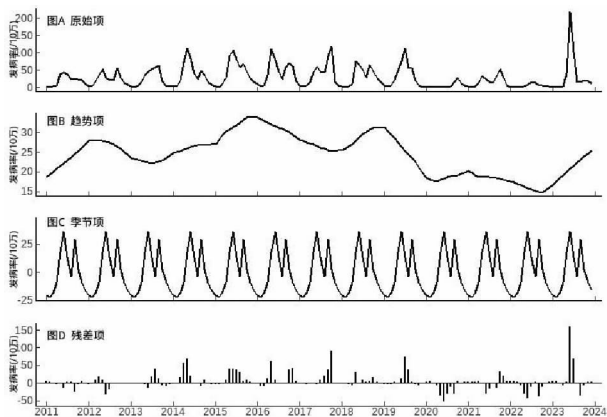


图 2 深圳市 2011—2023 年手足口病发病率 STL 分解图

Fig. 2 STL analysis of incidence of HFMD in Shenzhen, 2011—2023

2.2 SARIMA 模型建立 为探究新冠疫情期间 HFMD 发病率对 SARIMA 模型的影响, 根据是否纳入 2020—2022 年数据构建了不同的 SARIMA 模型。首先对 2011—2024 年数据进行对数转换, 迪基福勒检

验 (augmented dickey – fuller test, ADF) 显示转换后的数据是平稳的时间序列 ($P = 0.01$), Ljung – Box 检验显示数据为非白噪声时间序列 ($P < 0.001$), 数据具有分析的意义。图 3 结果显示, 在含 2020—2022 年数据的季节性差分中, 自相关 (图 A) 非季节性部分在 5 阶处截尾, 提示 $q \leq 5$, 季节性部分在 24 阶处截尾, 提示 $Q \leq 2$; 偏自相关 (图 B) 非季节性部分在 2 阶处截尾, 提示 $p \leq 2$, 季节性部分在 12 阶处截尾, 提示 $P \leq 1$ 。由于 q 值极少超过 3, 因此选择 $q \leq 3$, 对以上所有的参数进行组合, 根据 AIC、BIC 值最小原则, 筛选出最优模型为 SARIMA(0,0,2)(0,1,1)₁₂, 其 AIC 值为 274.79, BIC 值为 286.67。对该模型残差序列做 Ljung – box 检验, 检验结果显示差异无统计学意义 ($P = 0.883$), 可知残差序列为白噪声序列, 表明所建立的模型很好的提取了数据中的信息。模型 SARIMA(0,0,2)(0,1,1)₁₂ 参数估计和检验结果见表 1, 参数均具有统计学意义。

在去除 2020—2022 年数据后的季节性差分中, 同理根据自相关 (图 C) 可判断 $q \leq 2$ 、 $Q \leq 2$; 偏自相关 (图 D) 可判断 $p \leq 2$ 、 $P \leq 1$ 。对以上所有的参数进行组合, 筛选出最优模型为 SARIMA(2,0,0)(0,1,1)₁₂, 其 AIC 值为 185.11, BIC 值为 195.84。对该模型残差序列做 Ljung – box 检验, 结果显示残差序列为白噪声序列 ($P = 0.879$), 模型很好的提取了数据中的信息。模型 SARIMA(2,0,0)(0,1,1)₁₂ 参数估计和检验结果见表 1, 参数均具有统计学意义。

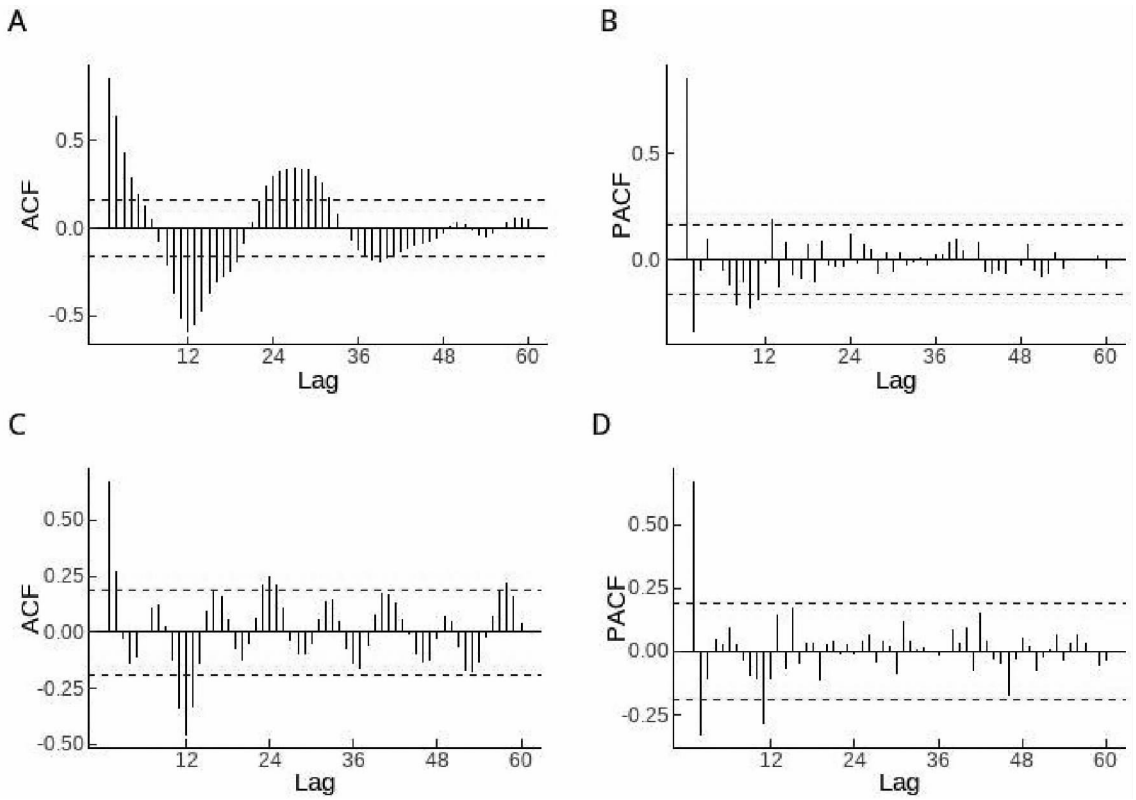
表 1 Model 1 和 Model 2 模型参数估计与检验

Table 1 Parameter estimation and testing of Model 1 and Model 2

模型	参数	估计	标准差	t	P
Model1	MA1	1.095	0.080	13.737	<0.001
	MA2	-0.289	0.081	-3.589	<0.001
	SMA1	-0.815	0.108	-7.555	<0.001
Model2	AR1	0.926	0.091	10.12	<0.001
	AR2	-0.316	0.092	-3.44	<0.001
	SMA1	-0.878	0.206	-4.27	<0.001

注: Model 1 包含 2020—2022 年数据, Model 2 未包含 2020—2022 年数据; MA1、MA2、SMA1 分别为 $q = 1$ 、 $q = 2$ 、 $Q = 1$ 时的模型参数; AR1、AR2 分别为 $p = 1$ 、 $p = 2$ 时的模型参数。

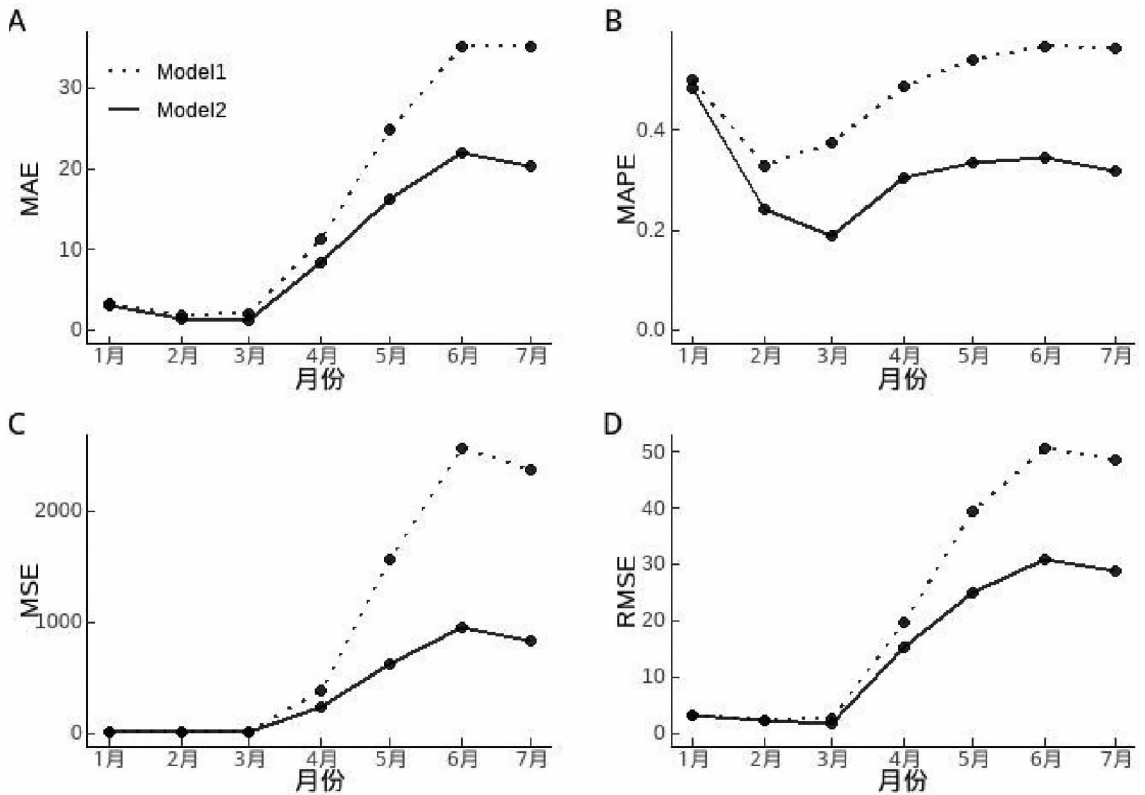
2.3 SARIMA 模型预测性能比较 用 Model 1 和 Model 2 分别对深圳市 2024 年 1—7 月 HFMD 发病率进行预测, 并比较二者的预测性能。图 4 结果显示 Model 2 在预测时间跨度超过 3 个月时, MSE、RMSE、MAE 均优于 Model 1, 而 Model 2 的 MAPE 性能均一直优于 Model 1。表明新冠疫情期间 HFMD 发病率对 SARIMA 模型建立存在显著影响, 去除后模型性能更佳。



注:图 A 和图 B 包含 2020—2022 年数据;图 C 和图 D 未包含 2020—2022 年数据。

图 3 时间序列的 ACF 和 PACF 图

Fig. 3 Time series of ACF and PACF



注:Model1 为 SARIMA(0,0,2)(0,1,1)₁₂;Model2 为 SARIMA(2,0,0)(0,1,1)₁₂。

图 4 模型 1 和模型 2 的预测性能比较

Fig. 4 Comparison of prediction performance between Model 1 and Model 2

2.4 组合模型构建

2.4.1 SARIMA - SVR 模型 用 Model 2 预测的残差构建 SVR 模型,通过 tune.svm 函数用网格搜索法得到 SVR 模型的最优参数为 $\cos = 10\ 000$, $\gamma = 0.001$ 。利用最优参数构建 SVR 模型,预测 HFMD 发病率的残差。将 SVR 模型预测的发病率残差与 Model2 模型预测的发病率结合,得到 SARIMA - SVR

模型的最终预测值,模型拟合、预测结果如图 5 所示。可发现 SARIMA 模型和 SARIMA - SVR 组合模型预测的 HFMD 发病率变化趋势和实际一致,预测的 HFMD 发病率峰值月份与实际一致,但 SARIMA - SVR 组合模型拟合值与实际值吻合程度高于 SARIMA 模型。

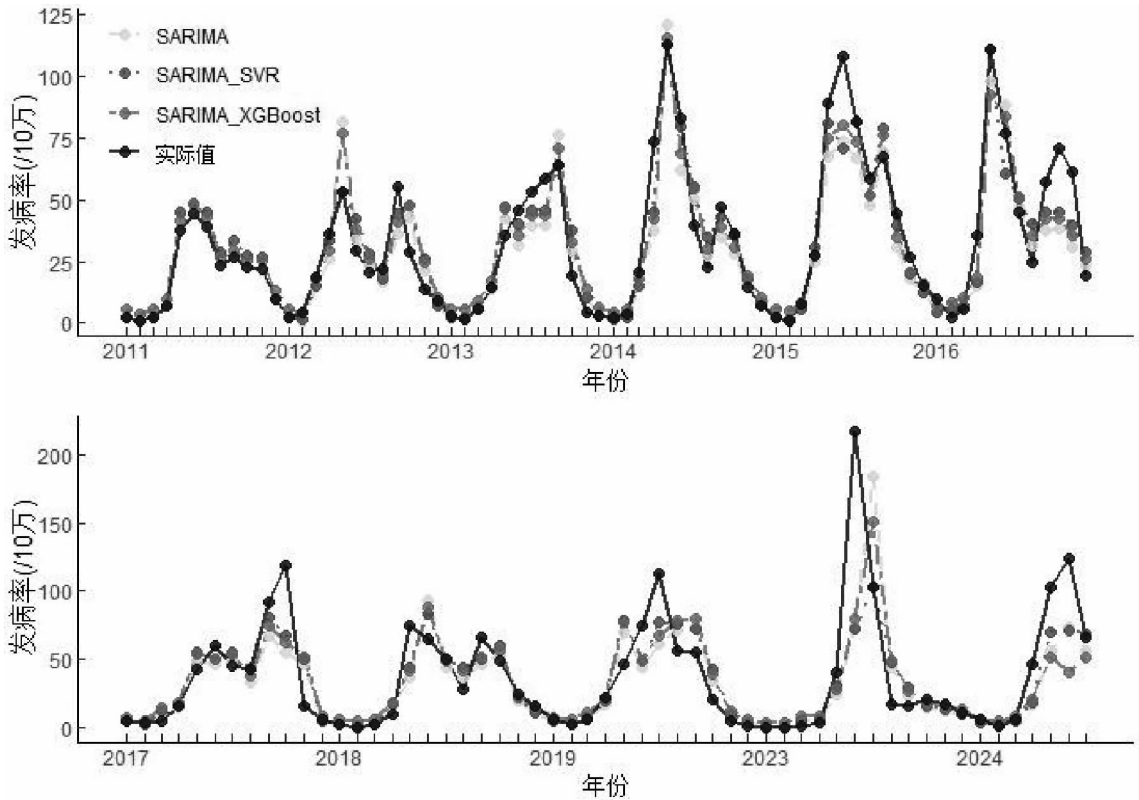


图 5 模型拟合、预测深圳市 HFMD 发病率情况
Fig. 5 Results of fitting and predicting incidence of HFMD in Shenzhen

2.4.2 SARIMA - XGBoost 模型 同理将 Model 2 预测的 HFMD 残差作为 XGBoost 模型的因变量, SARIMA 模型预测值作为自变量,构建 XGBoost 模型。网格搜索法确定树的最大深度为 1,学习率为 0.05,迭代次数为 40。模型、拟合预测结果如图 5 所示,可看到模型预测的 HFMD 发病率变化趋势和实际基本一致,但峰值时间出现偏差。

2.5 模型性能评价 图 6 显示了 SARIMA、SARIMA - SVR、SARIMA - XGBoost 等模型预测 2024 年 1—7 月 HFMD 发病率的 MAE、MAPE、MSE、RMSE 值。基于以上指标,SARIMA - SVR 模型综合性能优于其他模型。在预测时间跨度在 4 个月内时,除 MAPE 指标外,单独模型与组合模型性能相差较小,超过 4 个月时组合模型的性能均优于单独模型,表明在长期预测时组合模型更适合。在 MAE、MSE、RMSE 上 SARIMA

-SVR 模型与 SARIMA - XGBoost 模型表现性能一致,但在 MAPE 上,除 1 月份外,SARIMA - SVR 模型远优于 SARIMA - XGBoost 模型。

3 讨论

自 2008 年以来 HFMD 在中国的发病率持续上升^[1],分析、预测 HFMD 发病趋势和季节性变化对 HFMD 防控至关重要。深圳的亚热带季风气候特点有利于 HFMD 在每年的夏秋季传播^[14],而每年 7—8 月为中国中小学暑假,这种假期效应对 HFMD 的传播模式具有一定影响^[15]。本研究表明 2011—2023 年深圳市 HFMD 发病率具有明显的季节性,呈现夏、秋两个流行高峰,季节性分解更加明确了这一特点,与以往的研究结果基本一致^[1, 15]。

SARIMA 模型在各类传染病预测中取得了良好

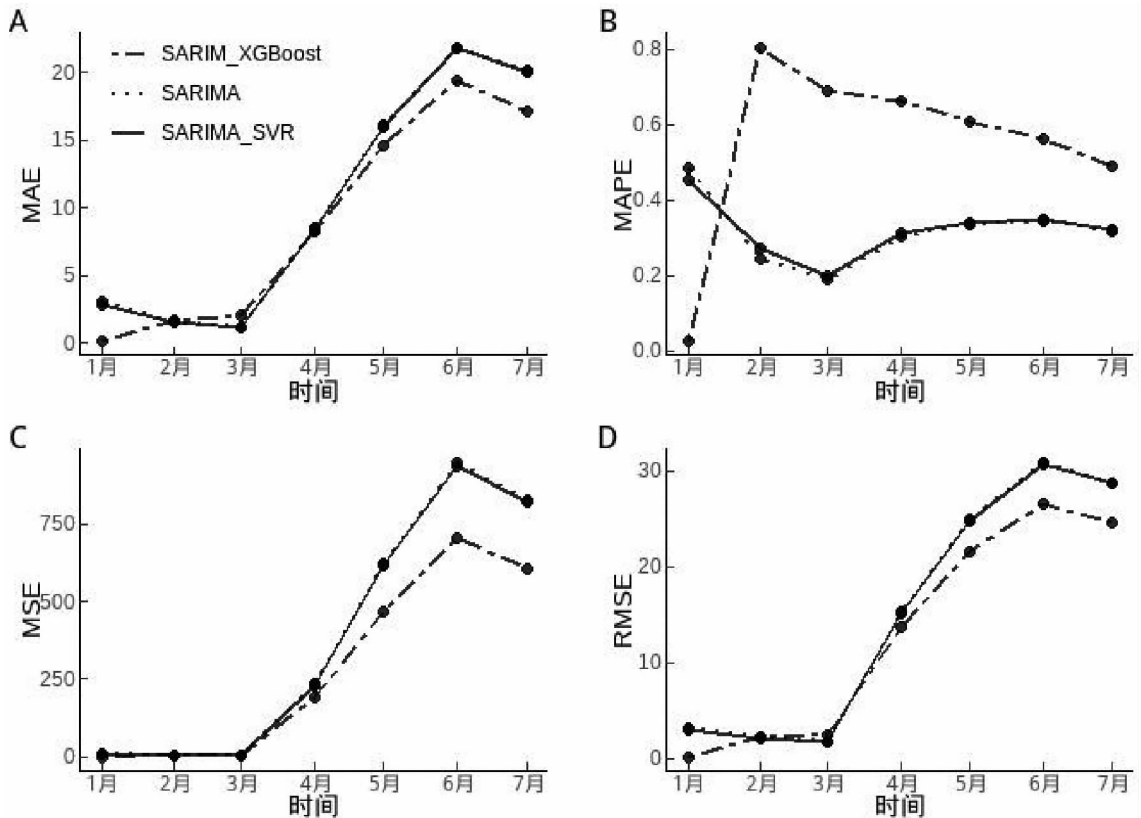


图 6 各模型预测性能比较

Fig. 6 Comparison of predictive performance of various models

的效果^[5-6]。本研究发现新冠疫情期间 HFMD 发病率对 SARIMA 模型的构建存在影响,基于 MAE、MSE、RMSE、MAPE 评价指标,去除该部分数据,模型性能更佳。SARIMA 模型原理是假设当前时刻的观测值与过去时刻的观测值存在相关性,对历史数据进行拟合确定最佳参数,再利用参数构建模型预测未来。该模型要求数据平稳,然而新冠疫情期间受疫情防控政策影响, HFMD 发病率显著降低,无法真实反应 HFMD 流行状况,模型可能无法捕捉到由外部因素引起的突然变化,从而影响模型的预测精度。尽管非平稳的时间序列可以通过差分使其平稳,但其是以牺牲部分原始信息为代价,这也可能导致模型的性能不佳。这种影响在 SARIMA 模型预测新冠疫情期间流感时也有被观察到^[16],提示在构建 HFMD SARIMA 模型或其他时间序列预测模型时应当考虑新冠疫情期间的影 响。后疫情时代使用 SARIMA 模型预测 HFMD,应当关注数据的季节性是否发生变化,如使用季节指数法、集中度法等^[17]对 HFMD 的季节性进行定量分析;其次保证纳入的数据满足模型要求,如平稳性、数据包含足够的周期等,通常 SARIMA 模型要求时间序列至少包含 7—8 个季节周期^[18],以保证充分提取时间序列中的规律。

在预测时间跨度超过 4 个月时,组合模型的

MSE、MAE、RMSE 性能均优于单独 SARIMA 模型,这是由于传染病现实流行中存在很多不确定性因素,其发病时间序列通常包含线性和非线性信息^[19],而 SARIMA 模型只能有限提取其中的线性信息。为了克服线性模型的局限性,人们通常会将线性模型(如 SARIMA 模型)与可提取非线性信息的机器学习模型(如 SVR 模型、XGBoost 模型、ANN 模型等)^[19-21]相结合以提高模型的性能。本研究发现,与 SARIMA - XGBoost 模型相比, SARIMA - SVR 模型总体性能更优。SARIMA - XGBoost 模型预测峰值月份出现偏差,基于 MAPE 指标性能较差,而基于 MAE、MSE、RMSE 指标在预测时间跨度超过 4 个月时,其性能略优于 SARIMA - SVR 模型。这可能和 SVR 模型适合小样本、非线性、高维数据,而 XGBoost 模型通常更适合处理大规模的数据集等有关。

在 HFMD 发病率预测上,各模型预测值与实际值仍存在一定的差距。可能原因有:①本文运用的模型均为单因素模型,而 HFMD 的流行还受气候、经济、环境等诸多因素的影响^[19-20],这可能会影响模型的精度。②在 HFMD 高发月份往往还存在聚集性或暴发性疫情,使发病数出现突增,如 2023 年深圳市 HFMD 月发病率达 2011—2024 年最高值,该值对 HFMD 的时间趋势存在一定的影响。③本研究数据均来自被

动监测系统,且数据跨度年限较长,无法保证纳入所有病例,且不同历史阶段有不同的防控策略、疫苗计划、健康教育宣传,这些均可能影响模型的准确性。④本文组合模型的前置模型为 SARIMA 模型,单独的 SARIMA 模型预测精度不佳,其预测残差作为后续的输出数据可能会对模型的整体性能产生影响。因此,为获得准确和长期的预测结果,需不断收集和更新数据。在未来研究中,我们将考虑各种协变量构建更合适的组合模型,如构建考虑外生变量的 SARIMAX 模型^[20]与机器学习模型的组合、考虑假期聚集性效应的 Prophet 模型^[14]与机器学习模型的组合等,以进一步提高模型的性能。

尽管存在不足,但 SARIMA - SVR 模型相对较优的预测值仍可为 HFMD 实际防控工作提供科学参考。根据预测值,可以观察 HFMD 的传播规律和流行趋势,在疫情高峰来临前有针对性的开展传染病健康教育和干预措施,为政府部门及医疗机构提前反应和优化资源配置提供参考。同时预测值还可与移动流行区间法^[22]结合,根据其阈值判断流行强度,为深圳市 HFMD 风险指数^[23]计算提供科学依据。

利益冲突声明 本研究不存在任何利益冲突

参考文献

- [1] 张静,李秀惠,李丽,等.手足口病病原学和流行病学研究进展[J].中华流行病学杂志,2022,43(5):771-783.
Zhang J, Li XH, Li L, et al. Etiology and epidemiology of hand, foot and mouth disease in China [J]. Chinese Journal of Epidemiology, 2022, 43(5): 771-783. (In Chinese)
- [2] Head JR, Collender PA, Lewnard JA, et al. Early evidence of inactivated enterovirus 71 vaccine impact against hand, foot, and mouth disease in a major center of ongoing transmission in China, 2011-2018: A longitudinal surveillance study [J]. Clinical Infectious Diseases, 2020, 71(12): 3088-3095.
- [3] 陶君雯,张韬,庄雪菲,等.动态贝叶斯网络模型和 SARIMA 模型对手足口病预测效果的比较[J].现代预防医学,2020,47(21):3851-3854,4010.
Tao JW, Zhang T, Zhuang XF, et al. Comparison on prediction accuracy of dynamic Bayesian networks and SARIMA model for hand foot and mouth disease [J]. Modern Preventive Medicine, 2020, 47(21): 3851-3854, 4010. (In Chinese)
- [4] 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.
- [5] Cong J, Ren MM, Xie SY, et al. Predicting seasonal influenza based on SARIMA model, in mainland China from 2005 to 2018 [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019, 16(23): 4760.
- [6] Qiu H, Zhao H, Xiang H, et al. Forecasting the incidence of mumps in Chongqing based on a SARIMA model [J]. BMC Public Health, 2021, 21(1): 373.
- [7] Sharin SN, Radzali MK, Sani MSA. A network analysis and support vector regression approaches for visualising and predicting the COVID - 19 outbreak in Malaysia [J]. Healthcare Analytics, 2022, 2: 100080.
- [8] Lv CX, An SY, Qiao BJ, et al. Time series analysis of hemorrhagic fever with renal syndrome in mainland China by using an XGBoost forecasting model [J]. BMC Infectious Diseases, 2021, 21(1): 839.
- [9] Meng D, Xu J, Zhao J. Analysis and prediction of hand, foot and mouth disease incidence in China using random forest and XGBoost [J]. PLoS One, 2021, 16(12): e0261629.
- [10] Chung CC, Su EC, Chen JH, et al. XGBoost - based simple three - item model accurately predicts outcomes of acute ischemic stroke [J]. Diagnostics, 2023, 13(5): 842.
- [11] 杨雅斯,卢亚陵,方莅媛,等.气象因素对四川省手足口病发病率的影响及预测模型构建[J].四川大学学报:医学版,2020,51(5):685-690.
Yang YS, Lu YL, Fang LY, et al. Influence of meteorological factors on HFMD and construction of prediction model in Sichuan province [J]. Journal of Sichuan University: Medical Science Edition, 2020, 51(5): 685-690. (In Chinese)
- [12] Li W, Yin YB, Quan XW, et al. Gene expression value prediction based on XGBoost algorithm [J]. Frontiers in Genetics, 2019, 10: 1077.
- [13] 何丹阳.基于 GA_XGBoost 的高校学生学业预警系统的研究与实现 [D].重庆:西南大学,2023.
He DY. Research and implementation of the academic early warning system based on GA_XGBoost [D]. Chongqing: Southwest University, 2023. (In Chinese)
- [14] Xie C, Wen HY, Yang WW, et al. Trend analysis and forecast of daily reported incidence of hand, foot and mouth disease in Hubei, China by Prophet model [J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 1445.
- [15] 曾四清,孙立梅,钟豪杰,等.2008—2017 年广东省手足口病流行趋势变化特征的 Joinpoint 回归模型分析 [J]. 疾病监测, 2019,34(2):141-146.
Zeng SQ, Sun LM, Zhong HJ, et al. Joinpoint regression model analysis on epidemiological trends of hand, foot and mouth disease in Guangdong, 2008-2017 [J]. Disease Surveillance, 2019, 34(2): 141-146. (In Chinese)
- [16] 赵执扬,翟梦梦,李国华,等.新冠疫情期间山西省流行性感冒的预测效果研究 [J]. 现代预防医学,2023,50(4):724-729,768.
Zhao ZY, Zhai MM, Li GH, et al. Study on the prediction effect of influenza during COVID - 19, Shanxi [J]. Modern Preventive Medicine, 2023, 50(4): 724-729, 768. (In Chinese)
- [17] 张晶晶,刘永鹏,田庆,等.2005—2020 年山东省手足口病发病的季节性特征分析 [J]. 现代预防医学,2021,48(22):4054-4058.
Zhang JJ, Liu YP, Tian Q, et al. Seasonal characteristics of hand, foot and mouth disease in Shandong Province from 2005 to 2020 [J]. Modern Preventive Medicine, 2021, 48(22): 4054-4058. (In Chinese)
- [18] 彭阳,卢千超.2010—2018 年河南省南阳市手足口病季节性差分自回归滑动平均模型预测 [J]. 疾病监测,2021,36(7):702-707.

- [11] Grande G, Marengoni A, Vetrano DL, et al. Multimorbidity burden and dementia risk in older adults: The role of inflammation and genetics [J]. *Alzheimer's & Dementia: the Journal of the Alzheimer's Association*, 2021, 17(5): 768–776.
- [12] Hu HY, Zhang YR, Aerqin QLA, et al. Association between multimorbidity status and incident dementia: a prospective cohort study of 245,483 participants [J]. *Translational Psychiatry*, 2022, 12(1): 505.
- [13] Wang ZD, Marseglia A, Shang Y, et al. Leisure activity and social integration mitigate the risk of dementia related to cardiometabolic diseases: A population-based longitudinal study [J]. *Alzheimer's & Dementia: the Journal of the Alzheimer's Association*, 2020, 16(2): 316–325.
- [14] Valletta M, Vetrano DL, Xia X, et al. Multimorbidity patterns and 18-year transitions from normal cognition to dementia and death: A population-based study [J]. *Journal of Internal Medicine*, 2023, 294(3): 326–335.
- [15] Dove A, Marseglia A, Shang Y, et al. Cardiometabolic multimorbidity accelerates cognitive decline and dementia progression [J]. *Alzheimer's & Dementia: the Journal of the Alzheimer's Association*, 2023, 19(3): 821–830.
- [16] Tai XY, Veldsman M, Lyall DM, et al. Cardiometabolic multimorbidity, genetic risk, and dementia: a prospective cohort study [J]. *The Lancet. Healthy Longevity*, 2022, 3(6): e428–e436.
- [17] Khondoker M, Macgregor A, Bachmann MO, et al. Multimorbidity pattern and risk of dementia in later life: an 11-year follow-up study using a large community cohort and linked electronic health records [J]. *Journal of Epidemiology and Community Health*, 2023, 77(5): 285–292.
- [18] Xing XL, Yang XL, Chen JQ, et al. Multimorbidity, healthy lifestyle, and the risk of cognitive impairment in Chinese older adults: a longitudinal cohort study [J]. *BMC Public Health*, 2024, 24(1): 46.
- [19] Xiong SZ, Hou NX, Tang FF, et al. Association of cardiometabolic multimorbidity and adherence to a healthy lifestyle with incident dementia: a large prospective cohort study [J]. *Diabetology & Metabolic Syndrome*, 2023, 15(1): 208.
- [20] Dove A, Guo J, Marseglia A, et al. Cardiometabolic multimorbidity and incident dementia: the Swedish twin registry [J]. *European Heart Journal*, 2023, 44(7): 573–582.
- [21] Vassilaki M, Aakre JA, Cha RH, et al. Multimorbidity and risk of mild cognitive impairment [J]. *Journal of the American Geriatrics Society*, 2015, 63(9): 1783–1790.
- [22] Stern Y. Cognitive reserve in ageing and Alzheimer's disease [J]. *The Lancet. Neurology*, 2012, 11(11): 1006–1012.
- [23] Qiu CX, Fratiglioni L. A major role for cardiovascular burden in age-related cognitive decline [J]. *Nature Reviews Cardiology*, 2015, 12(5): 267–277.
- [24] Jin YZ, Liang J, Hong CL, et al. Cardiometabolic multimorbidity, lifestyle behaviours, and cognitive function: a multicohort study [J]. *The Lancet. Healthy Longevity*, 2023, 4(6): e265–e273.
- [25] Song XW, Mitnitski A, Rockwood K. Nontraditional risk factors combine to predict Alzheimer disease and dementia [J]. *Neurology*, 2011, 77(3): 227–234.
- [26] Biessels GJ, Despa F. Cognitive decline and dementia in diabetes mellitus: mechanisms and clinical implications [J]. *Nature Reviews Endocrinology*, 2018, 14(10): 591–604.
- [27] Pase MP, Grima NA, Stough CK, et al. Cardiovascular disease risk and cerebral blood flow velocity [J]. *Stroke*, 2012, 43(10): 2803–2805.
- [28] Donath MY, Meier DT, Böni-Schnetzler M. Inflammation in the pathophysiology and therapy of cardiometabolic disease [J]. *Endocrine Reviews*, 2019, 40(4): 1080–1091.
- [29] Benhassen C, Fayosse A, Landré B, et al. Association between age at onset of multimorbidity and incidence of dementia: 30-year follow-up in Whitehall II prospective cohort study [J]. *BMJ*, 2022, 376: e068005.
- [30] Palmer K, Bäckman L, Winblad B, et al. Detection of Alzheimer's disease and dementia in the preclinical phase: population based cohort study [J]. *BMJ*, 2003, 326(7383): 245.
- [31] Ganguli M. Cancer and dementia: it's complicated [J]. *Alzheimer Disease & Associated Disorders*, 2015, 29(2): 177–182.

收稿日期:2024-10-16

(上接第 1496 页)

- Peng Y, Lu QC. Application of seasonal autoregressive integrated moving average model in predicting incidence of hand foot and mouth disease in Nanyang [J]. *Disease Surveillance*, 2021, 36(7): 702–707. (In Chinese)
- [19] Wang P, Goggins WB, Chan EY. Hand, foot and mouth disease in Hong Kong: A time-series analysis on its relationship with weather [J]. *PLoS One*, 2016, 11(8): e0161006.
- [20] Zou JJ, Jiang GF, Xie XX, et al. Application of a combined model with seasonal autoregressive integrated moving average and support vector regression in forecasting hand-foot-mouth disease incidence in Wuhan, China [J]. *Medicine*, 2019, 98(6): e14195.
- [21] Chen YJ, Sun WW, Ling F, et al. Seasonality and meteorological factors associated with different hand, foot, and mouth disease: Serotype-specific analysis from 2010 to 2018 in Zhejiang province, China [J]. *Frontiers in Microbiology*, 2022, 13: 901508.
- [22] 张婷瑜, 张晓, 李俊熹, 等. 基于移动流行区间法和综合指数法构建广州市手足口病流行分级预警阈值 [J]. *中华疾病控制杂志*, 2024, 28(4): 473–478.
- Zhang TY, Zhang X, Li JX, et al. Establishment of early warning threshold of hand, foot and mouth disease based on moving epidemic method and synthetic index method in Guangzhou [J]. *Chinese Journal of Disease Control & Prevention*, 2024, 28(4): 473–478. (In Chinese)
- [23] 张泽娜, 逮建华, 许舒乐, 等. 深圳市手足口病风险指数运行结果分析 [J]. *中国公共卫生管理*, 2019, 35(5): 643–645.
- Zhang ZN, Lu JH, Xu SL, et al. Analysis on the results of hand-foot-mouth disease index releasing in Shenzhen [J]. *Chinese Journal of Public Health Management*, 2019, 35(5): 643–645. (In Chinese)

收稿日期:2024-11-05