

# 上海市 2014–2020 年流感发病强度的变化情况

游倩<sup>1,2</sup> 姜晨彦<sup>2</sup> 郑雅旭<sup>2</sup> 吴寰宇<sup>2</sup> 潘浩<sup>2</sup> 袁政安<sup>2</sup> 张娟娟<sup>1</sup> 余宏杰<sup>1</sup>

<sup>1</sup>复旦大学公共卫生学院流行病学教研室/公共卫生安全教育部重点实验室, 上海 200032; <sup>2</sup>上海市疾病预防控制中心, 上海 200336

通信作者: 袁政安, Email: yuanzhengan@scdc.sh.cn; 张娟娟, Email: zhangjuan@fudan.edu.cn

**【摘要】** 目的 评估上海市 2014–2020 年流感监测网络的运行情况以及流感发病强度的变化。方法 基于上海市 2014 年 1 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日的流感监测数据, 对哨点医院流感样病例 (ILI) 缺报漏报和 ILI 标本采集情况进行评价, 计算 ILI 就诊百分比 (ILI%)、流感病毒检出阳性率和流感发病率, 利用季节性自回归移动平均模型构建“反事实”情况下 2020 年流感发病强度的基线, 以定量估计上海市 2020 年流感发病强度的相对变化。结果 2020 年上海市 ILI 缺报漏报情况评价得分和 ILI 标本采集情况评价得分 < 5 分的医院占比分别为 9.68% 和 21.05%。上海市 2014–2019 年和 2020 年的 ILI% 分别为 1.51% (95%CI: 1.50%~1.51%) 和 2.31% (95%CI: 2.30%~2.32%), 流感病毒检出阳性率分别为 24.27% (95%CI: 24.02%~24.51%) 和 7.15% (95%CI: 6.78%~7.54%), 流感发病率分别为 3.66‰ (95%CI: 3.62‰~3.70‰) 和 1.65‰ (95%CI: 1.57‰~1.74‰)。上海市 2020 年的 ILI% 升高了 45.25%, 流感病毒检出阳性率和流感发病率分别降低了 78.45% 和 51.80%。结论 2020 年上海市流感监测网络的运行情况发生改变, ILI% 有所升高, 流感病毒检出阳性率和流感发病率均有所降低, 流感监测质量的改变是一个潜在的影响因素, 未来仍需进一步加强流感监测的质量控制。

**【关键词】** 流感; 自回归移动平均模型; 发病强度; 非药物性干预措施

**基金项目:** 上海市市级科技重大专项 (ZD2021CY001); 上海市青年科技启明星计划 (22QA1402300)

## Changes in epidemic intensity of influenza during 2014-2020 in Shanghai

You Qian<sup>1,2</sup>, Jiang Chenyan<sup>2</sup>, Zheng Yaxu<sup>2</sup>, Wu Huanyu<sup>2</sup>, Pan Hao<sup>2</sup>, Yuan Zheng'an<sup>2</sup>, Zhang Juanjuan<sup>1</sup>, Yu Hongjie<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Epidemiology, Key Laboratory of Public Health Safety of Ministry of Education, School of Public Health, Fudan University, Shanghai 200032, China; <sup>2</sup>Shanghai Municipal Center for Disease Control and Prevention, Shanghai 200336, China

Corresponding authors: Yuan Zheng'an, Email: yuanzhengan@scdc.sh.cn; Zhang Juanjuan, Email: zhangjuan@fudan.edu.cn

**【Abstract】 Objective** To evaluate the performance of the influenza surveillance network and compare the epidemic intensity of influenza during 2014-2020 in Shanghai. **Methods** Based on the weekly reports of influenza-like illness (ILI) and laboratory-confirmed influenza cases from January 1, 2014 to December 31, 2020. This study first evaluated the data reporting and specimen collection of ILI cases for each sentinel hospital, and then calculated the percentage of ILI (ILI%), the proportion of specimens tested positive for influenza, and the incidence of influenza among all ILI outpatient and emergency visits to measure the epidemic intensity of influenza. Finally, seasonal

DOI: 10.3760/cma.j.cn112338-20230104-00004

收稿日期 2023-01-04 本文编辑 斗智

引用格式: 游倩, 姜晨彦, 郑雅旭, 等. 上海市 2014-2020 年流感发病强度的变化情况[J]. 中华流行病学杂志, 2023, 44(8): 1224-1230. DOI: 10.3760/cma.j.cn112338-20230104-00004.

You Q, Jiang CY, Zheng YX, et al. Changes in epidemic intensity of influenza during 2014-2020 in Shanghai[J]. Chin J Epidemiol, 2023, 44(8): 1224-1230. DOI: 10.3760/cma.j.cn112338-20230104-00004.



autoregressive integrated moving average (ARIMA) model was applied to quantify the changes in epidemic intensity of influenza in 2020. **Results** The proportion of influenza surveillance sentinel hospitals with a score of less than 5 in the evaluation of ILI data reporting and samples collection were 9.68% and 21.05% in 2020 in Shanghai, respectively. ILI% was estimated to be 1.51% (95%CI: 1.50%-1.51%) and 2.31% (95%CI: 2.30%-2.32%), respectively for 2014-2019 and 2020; the proportion of specimens tested positive was 24.27% (95%CI: 24.02%-24.51%) and 7.15% (95%CI: 6.78%-7.54%), respectively; and the incidence of influenza was 3.66‰ (95%CI: 3.62‰-3.70‰) and 1.65‰ (95%CI: 1.57‰-1.74‰), respectively. ARIMA model showed that ILI% was increased by 45.25% in 2020 in Shanghai, and the proportion of specimens tested positive and the incidence of influenza were reduced by 78.45% and 51.80%, respectively. **Conclusions** In 2020, the performance of influenza surveillance system has changed, ILI% has increased, the proportion of specimens tested positive and the incidence of influenza has decreased in Shanghai. The change in the quality of influenza surveillance is also a potential factor affecting the epidemic intensity of influenza. In the future, the quality control of influenza surveillance network still needs to be further strengthened.

**【Key words】** Influenza; Autoregressive integrated moving average model; Epidemic intensity; Non-pharmaceutical interventions

**Fund programs:** Shanghai Municipal Science and Technology Major Project (ZD2021CY001); Shanghai Youth Science and Technology Rising-Star Program (22QA1402300)

流感与新型冠状病毒(新冠病毒)感染具有相似的临床表现、重叠的高危人群以及共同的传播途径,2020年采取的非药物性干预措施(NPIs)不仅有效控制了新冠病毒的传播,还可能降低了流感的发病强度<sup>[1]</sup>。国内外多项研究观察到2020年流感发病强度有所降低<sup>[2-4]</sup>。但当前研究均未评价2020年流感监测质量的变化,多数研究仅基于单个指标分析流感发病强度,且鲜有研究构建2020年“反事实”(若未发生新冠病毒感染疫情,未采取NPIs)情况下流感发病强度的基线。因此,为准确评估上海市2020年流感发病强度的变化,本研究利用2014-2020年上海市流感监测网络数据,系统评估2014-2019年和2020年流感监测网络的运行情况,计算流感发病率等多个指标以反映流感的发病强度,通过时间序列模型构建“反事实”情况下2020年流感发病强度的基线以定量估计2020年流感发病强度的相对变化,为今后流感的防控工作提供进一步的科学依据。

## 资料与方法

1. 资料来源:2014年1月1日至2020年12月31日上海市流感监测网络,该网络由31家流感监测哨点医院(其中19家为国家级流感监测哨点医院)和16家网络实验室组成。监测哨点医院和网络实验室全年开展流感样病例(ILI)监测和病原学监测。ILI监测指流感监测哨点医院每日统计内科门诊/急诊、发热门诊和儿内科门诊/急诊的就诊人数和

ILI就诊信息。病原学监测指国家级流感监测哨点医院每周在门/急诊和/或住院部采集约20份发病3 d内的ILI鼻咽拭子标本,在4℃保存条件下,48 h内送至网络实验室。网络实验室收到标本后进行信息录入、病毒分离、核酸检测和亚型鉴定,在检测完成后48 h内将结果录入中国流感监测信息系统<sup>[5]</sup>。

2. 流感监测指标及监测质量评估:采用4个指标反映流感监测情况,包括门/急诊就诊人数、ILI就诊人数、ILI标本采集数和流感病毒检出阳性标本数,并根据《全国流感监测质量评估方案(2017年版)》对上海市2014-2020年流感监测质量进行评价<sup>[6]</sup>。流感监测质量评价指标包括ILI缺报漏报和ILI标本采集情况评价得分。哨点医院ILI缺报周次占监测周次的比例和ILI漏报周次占监测周次的比例均划分为0、1%~5%、6%~10%、11%~50%、51%~99%和100%,对应得分为5、4、3、2、1和0。二者相加即ILI缺报漏报情况评价得分,最低分为0,最高分为10。哨点医院ILI标本采样数符合要求的周次占监测周次的比例划分为0、1%~19%、20%~49%、50%~69%、70%~89%、90%~99%和100%,对应得分为0、2、4、6、8、9和10,即ILI标本采集情况评价得分。逐年计算哨点医院ILI缺报漏报和ILI标本采集情况评价得分构成比,以反映监测网络的运行情况。

3. 流感发病强度指标:本研究用3个指标反映流感发病强度,包括ILI就诊百分比(ILI%)、流感病毒检出阳性率和流感发病率。ILI%为流感监测哨

点医院每周门/急诊就诊患者中 ILI 所占的比例。

流感病毒检出阳性率定义为每周送检的 ILI 标本中流感病毒检出阳性标本所占的比例。

假设 ILI 就诊人数和流感病毒检出阳性标本数服从二项分布,估计 ILI%和流感病毒检出阳性率的 95%CI。流感发病率定义为 ILI%与送检标本中流感病毒检出阳性样本所占比例的乘积<sup>[7]</sup>,其点估计值和 95%CI 的计算公式见文献<sup>[7-8]</sup>。

4. 构建流感发病强度的基线:本研究通过季节性自回归移动平均 (ARIMA) 模型构建 2020 年上海市“反事实”情况下流感发病强度的基线,以估计 2020 年流感发病强度的相对变化。

(1)“反事实”:常见于因果推断中的“反事实”理论<sup>[9]</sup>。“反事实”思维意味着与事实相反的思考,即“如果过去某些细节或行为有所改变,现在的结果会是什么样”<sup>[10]</sup>。“反事实”思维被广泛应用于评价卫生健康政策实施效果的研究中<sup>[11-13]</sup>。真实世界里,2020 年出现新冠病毒感染疫情,采取了 NPIs。本研究基于 2014-2019 年“反事实”的数据构建模型,并将其用于预测 2020 年的流感发病强度。预测值代表假如新冠病毒感染疫情未发生,也未采取 NPIs 情况下的流感发病强度,因此将其称为“反事实”情况下流感发病强度的基线水平。

(2)ARIMA 模型:是较为常用的时间序列分析方法,已被广泛应用于手足口病等传染病的流行趋势预测研究<sup>[14-15]</sup>,采用该方法构建“反事实”情况下 2020 年流感发病强度的基线。ARIMA 模型常用于分析存在季节性和周期性波动的时间序列,模型为  $ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ ,其中  $p, d$  和  $q$  分别为自回归阶数、非季节性差分次数和移动平均阶数,  $P, D$  和  $Q$  分别为季节性自回归阶数、差分次数和移动平均阶数,  $s$  表示季节性周期<sup>[16]</sup>。模型构建包括序列平稳化、模型识别、参数估计、模型诊断与检验。对 ILI%、流感病毒检出阳性率和流感发病率分别建立模型。2020 年流感发病强度相对变化的计算公式:

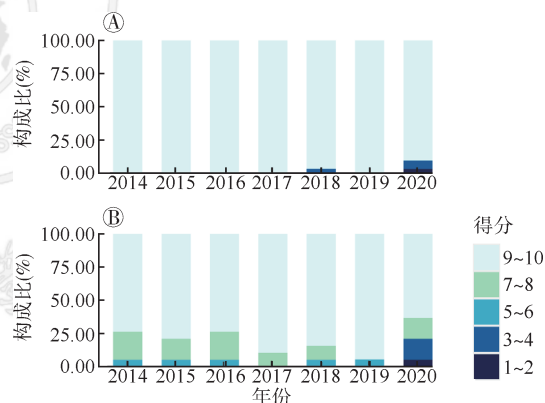
$$\text{发病强度的相对变化} = \frac{\text{观测值曲线下面积} - \text{预测值曲线下面积}}{\text{预测值曲线下面积}} \times 100\%$$

5. 统计学分析:使用 R 4.1.2 和 Graph Pad Prism 8.0.2 软件进行统计学分析。有序分类资料的比较采用 Mann-Whitney  $U$  秩和检验。偏态分布的连续性资料用  $M(Q_1, Q_3)$  进行描述,用 Mann-Whitney  $U$  秩和检验进行比较。率的比较采

用  $\chi^2$  检验。双侧检验,检验水准  $\alpha=0.05$ 。

## 结 果

1. 流感监测情况:2014-2018 年共 30 家流感监测哨点医院参与 ILI 监测,2019 年减少至 29 家(缺少上海交通大学医学院附属第九人民医院黄浦分院),2020 年增加至 31 家(新增复旦大学附属中山医院吴淞医院和上海交通大学医学院附属第九人民医院黄浦分院)。2020 年 ILI 缺报漏报情况评价得分 <5 分的医院占 9.68%,该占比较疫情前多数年份有所升高(图 1A)。2014-2018 年,共 19 家国家级流感监测哨点医院参与病原学监测,2019 年减少至 18 家(缺少上海交通大学医学院附属第九人民医院黄浦分院),2020 年恢复至 19 家。2020 年 ILI 标本采集情况评价得分 <5 分的医院占 21.05%,与 2014-2017 年相比,差异无统计学意义,但略高于 2018 年 ( $W=253.00, P=0.026$ ) 和 2019 年 ( $W=277.50, P<0.001$ )(图 1B)。

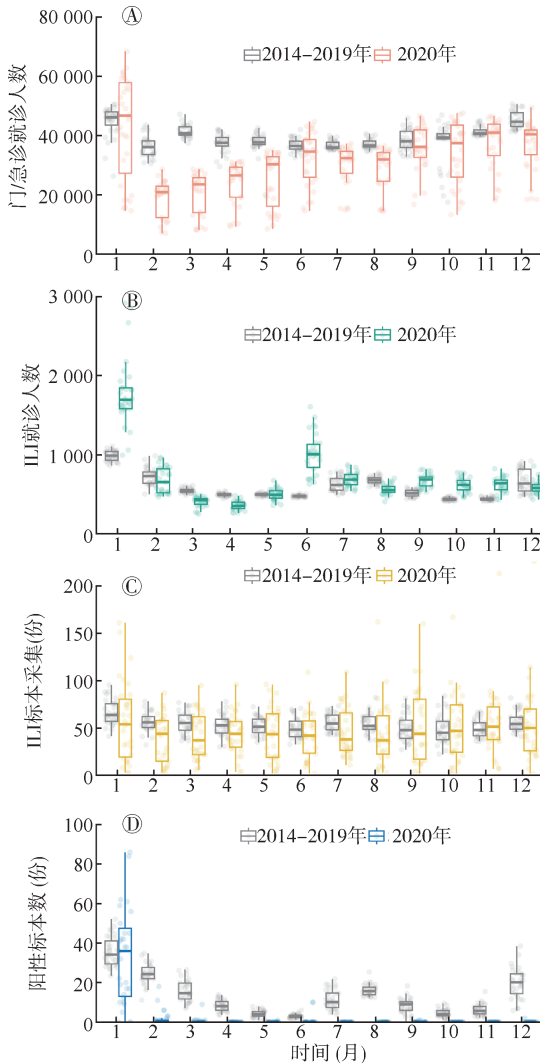


注:A: ILI 缺报漏报情况评价得分与 2020 年相比,2014-2017 和 2019 年构成比的差异有统计学意义(均  $P<0.05$ );B: ILI 标本采集情况评价得分与 2020 年相比,2018 和 2019 年构成比的差异有统计学意义(均  $P<0.05$ )

图 1 2014-2020 年上海市流感监测哨点医院流感样病例 (ILI) 缺报漏报和 ILI 标本采集情况评价得分

上海市 2014-2019 年和 2020 年的每天门/急诊就诊人数  $M(Q_1, Q_3)$  分别为 38 983 (36 384, 41 823) 例和 31 430 (22 145, 38 642) 例,2020 年有所减少 ( $W=101 561.00, P<0.001$ ),且波动范围增加,尤其是 2020 年 2-5 月(图 2A)。2014-2019 年每天 ILI 就诊人数  $M(Q_1, Q_3)$  为 520 (475, 669) 例,2020 年为 602 (498, 738) 例,2020 年有所增加 ( $W=55 955.00, P<0.001$ ),其中 1 月和 6 月更为明显(图 2B)。2014-2019 年和 2020 年的每天 ILI 标本采集数

$M(Q_1, Q_3)$  分别为 53 (45, 62) 份和 44 (23, 67) 份, 2020 年有所减少 ( $W=81\ 884.00, P<0.001$ ), 且波动范围增大 (图 2C)。2014–2019 年每天流感病毒检出阳性标本数  $M(Q_1, Q_3)$  为 10 (5, 19) 份, 2020 年 (除 1 月以外) 大幅降低, 阳性标本数为 0 的天数占 92.51% (图 2D)。

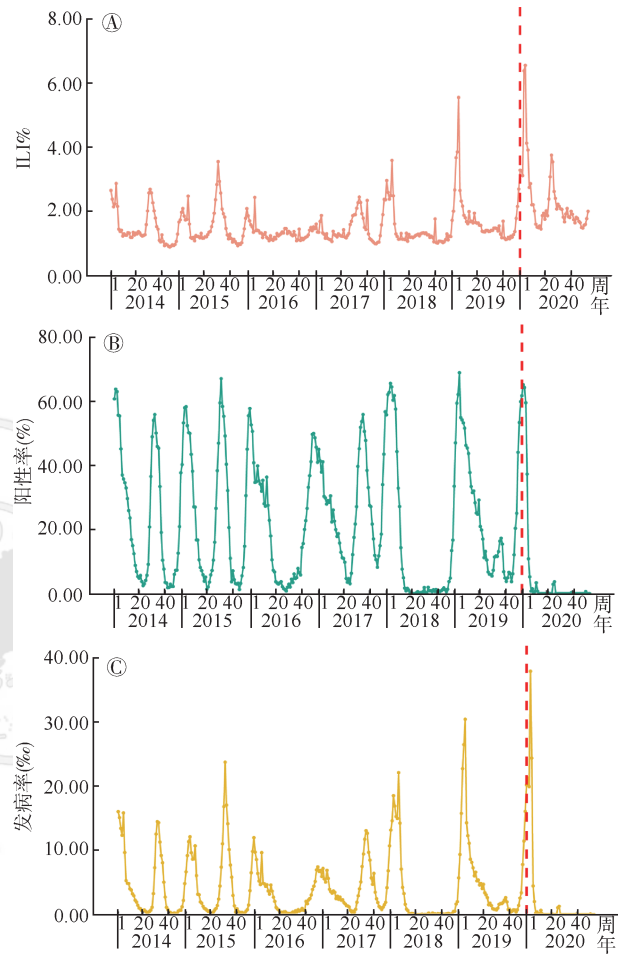


注: A: 与 2020 年相比, 2014–2019 年 2–5、7–8 和 12 月的门/急诊就诊人数差异有统计学意义 (均  $P<0.05$ ); B: 与 2020 年相比, 2014–2019 年 1、3–4、6–11 月的 ILI 就诊人数差异有统计学意义 (均  $P<0.05$ ); C: 与 2020 年相比, 2014–2019 年 2–4、7–8 月的 ILI 标本采集数差异有统计学意义 (均  $P<0.05$ ); D: 与 2020 年相比, 2014–2019 年 2–12 月的流感病毒检出阳性标本数差异有统计学意义 (均  $P<0.05$ )

图 2 2014–2020 年上海市门/急诊就诊人数、流感样病例 (ILI) 就诊人数、ILI 标本采集数和流感病毒检出阳性标本数

2. 流感发病强度: 2014–2019 年上海市流感监测哨点医院共报告门/急诊就诊 85 827 616 例, 其中 1 293 676 例为 ILI, ILI% 为 1.51% (95%CI: 1.50%~

1.51%)。2020 年 ILI% 为 2.31% (95%CI: 2.30%~2.32%), 其中 1 月为全年最高水平 (4.13%, 95%CI: 4.10%~4.17%)。与 2014–2019 年相比, 2020 年各月 ILI% 均高于 2014–2019 年同期水平 (图 3A 和图 4A)。

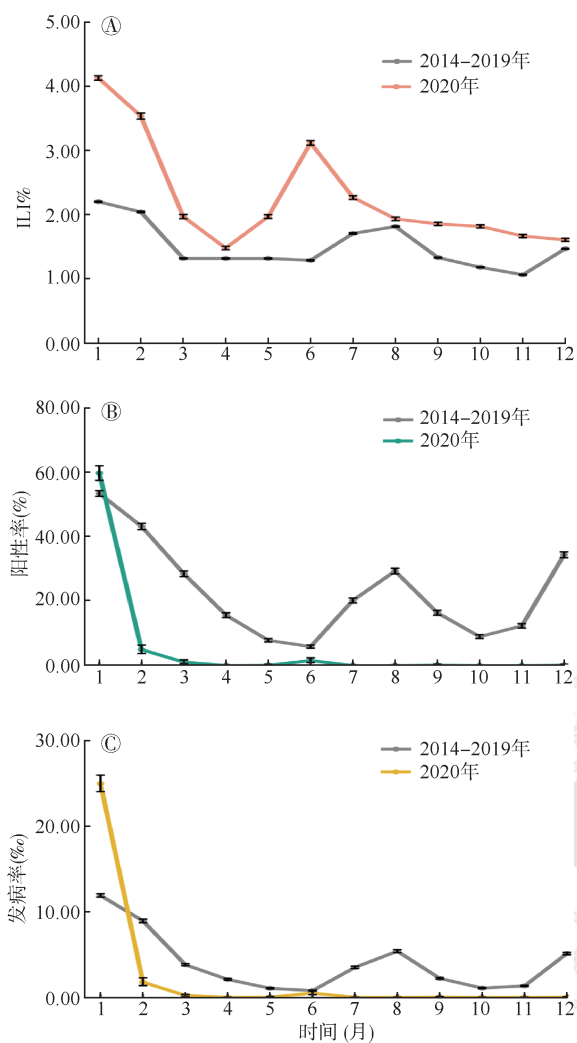


注: 红色虚线: 2020 年 1 月 1 日

图 3 2014–2020 年上海市流感样病例就诊百分比 (ILI%)、流感病毒检出阳性率和流感发病率 (按周)

2014–2019 年在国家级流感监测哨点医院共采集 118 417 份 ILI 标本, 其中 28 738 份流感病毒检出阳性, 流感病毒检出阳性率为 24.27% (95%CI: 24.02%~24.51%)。2020 年流感病毒检出阳性率为 7.15% (95%CI: 6.78%~7.54%), 1 月达到全年最高水平 (60.47%, 95%CI: 58.16%~62.75%), 而后急剧下降, 并维持在较低水平。与 2014–2019 年相比, 2020 年 2–12 月的流感病毒检出阳性率均低于 2014–2019 年同期水平 (图 3B 和图 4B)。

2014–2019 年流感发病率为 3.66‰ (95%CI: 3.62‰~3.70‰)。2020 年流感发病率为 1.65‰ (95%CI: 1.57‰~1.74‰), 其中 1 月最高为 24.99‰



注:误差棒为 95%CI

图 4 2014–2020 年上海市流感样病例就诊百分比 (ILI%)、流感病毒检出阳性率和流感发病率 (按月)

(95%CI: 24.05%~25.97%), 2–12 月均接近于 0, 显著低于 2014–2019 年同期水平 (图 3C 和图 4C)。

3. 疫情期间流感发病强度的变化: 季节性 1 阶差分后的 ILI% 序列以及流感病毒检出阳性率和流感发病率的原始序列均平稳, 确定 3 个模型的  $s$  均为 52,  $d$  均为 0,  $D$  分别为 1, 0 和 0。遍历法确定其余参数后, 选出模型残差为白噪声的模型。根据赤池信息量准则, 最终确定 ILI%、流感病毒检出阳性率和流感发病率的最佳模型分别为 ARIMA (1, 0, 1)(1, 1, 1)<sub>52</sub>, ARIMA (2, 0, 2)(1, 0, 1)<sub>52</sub> 和 ARIMA (2, 0, 1)(0, 0, 1)<sub>52</sub>。上述 3 个模型的  $R^2$  值分别为 0.70、0.96 和 0.87, 具有较好的模型拟合效果 (图 5A、图 5C 和图 5E)。将 2014 年第 1 周至 2019 年第 26 周的序列作为训练集, 2019 年第 27–52 周的序列作为验证集, 3 个模型的均方根误差分别为 0.003、0.163 和 0.005, 提示模型的预测效果较好, 可用以

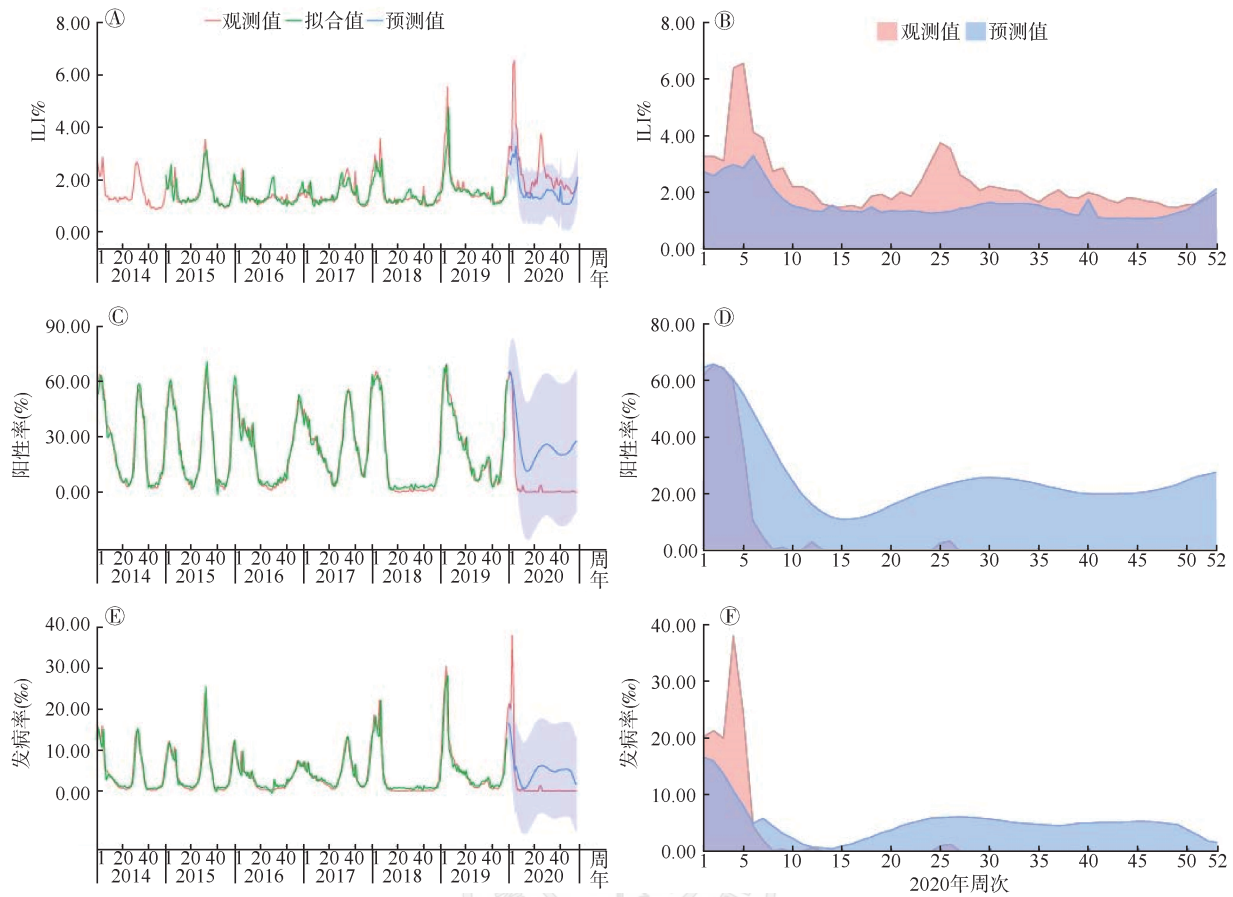
预测 2020 年“反事实”情况下流感的发病强度。与预测值相比, 2020 年上海市 ILI% 升高了 45.25%, 主要集中在 1 月和 6 月 (图 5B); 流感病毒检出阳性率和流感发病率分别降低了 78.45% 和 51.80%, 主要集中在 2020 年 2–12 月 (图 5D 和图 5F)。

### 讨 论

本研究发现, 2020 年上海市流感监测网络的运行情况有所改变。ILI 缺报漏报情况评价得分和 ILI 标本采集情况评价得分 < 5 分的医院占比分别为 9.68% 和 21.05%。通过构建时间序列模型, 发现 2020 年 ILI% 升高了 45.25%, 流感病毒检出阳性率和流感发病率分别降低了 78.45% 和 51.80%。提示 2020 年流感的发病强度有所改变, 但需考虑监测系统变化对流感监测数据的影响。

流感监测工作包括数据收集、标本采集和实验室检测等环节, 监测体系的运行依赖于流感监测哨点医院和网络实验室的协作<sup>[5]</sup>。2020 年, 医院肩负本土疫情监测和日常医疗的工作, 为减少院内交叉感染, 部分医院采取暂停门诊、减少门诊开放数量和住院病区实施全封闭式管理等措施<sup>[17-18]</sup>, 这些措施均可能影响 ILI 就诊信息的收集以及 ILI 标本的采集, 导致 ILI 报告不完整以及 ILI 标本采集数量不稳定。

2020 年中国上海市 ILI% 相比于 2014–2019 年有所上升。可能原因包括: 一是根据新冠病毒感染疫情防控方案<sup>[19]</sup>, 2020 年医疗机构开展体温监测和预检分诊工作、药房禁售退热药、发热患者到定点医院就诊等, 这些措施使医疗机构能最大限度发现具有呼吸道症状和/或发热患者, 从而增加了 ILI 就诊人数。二是 2020 年, 公众出行受限, 门/急诊就诊人数减少, 进一步提高了 ILI%。三是新冠病毒感染疫情使公众健康意识提高, 个体就医行为可能有所改变, 当出现流感样症状时, 更加积极就医。2020 年中国上海市 ILI% 有所上升, 这与分析 2020 年 1–12 月中国上海市 ILI% 的一项研究结果一致<sup>[20]</sup>, 但澳大利亚 2020 年 1–9 月的 ILI% 较 2015–2019 年同期有所下降<sup>[3]</sup>, 中国台湾地区 2020 年 1–12 周的 ILI% 较 2019 年同期也有所下降<sup>[21]</sup>。不同研究地点 2020 年 ILI% 的变化存在较大差异, 这可能与不同研究地点的流感监测质量、新冠病毒感染疫情严重程度、NPIs 与公众的防护态度和行为有关。



注:阴影部分:预测值95%CI、预测值曲线下面积和观测值曲线下面积

图5 2014–2020年上海市流感样病例就诊百分比(ILI%)、流感病毒检出阳性率和流感发病率观测值、拟合值和预测值

2020年中国上海市流感病毒检出阳性率和流感发病率有所下降,这同多项研究的结果类似:2020年1月23日至5月24日期间,中国流感病毒检出阳性率和流感发病率与2018–2019年同期相比分别降低了79%和64%<sup>[2]</sup>,南非2020年4–52周的流感病毒检出阳性率与2010–2019年同期相比降低了77%<sup>[22]</sup>,美国在2020年13–22周流感发病率与“反事实”情况下的水平相比降低了约70%<sup>[23]</sup>。2020年中国上海市流感监测网络的运行情况受到影响,ILI标本采集数量有所减少且波动范围增大,新冠病毒的检测任务量大,实验室资源分配不均,病毒分离工作未及时开展,均可能影响流感病毒检出阳性率。此外,取消各类大型公共活动、限制社交距离以及关闭学校等NPIs使人群的出行和聚集大幅减少。人群的出行水平降低、人与人之间的接触减少以及佩戴口罩等防护措施减小了流感在人群中传播的风险,从而降低了流感病毒的活动强度。2020年实施的NPIs降低流感发病强度的作用大小具有研究地区间的异质性,这可能与NPIs的种类和实施强度、人群对流感的免疫水平、网络实

验室的检测能力以及流感优势毒株有关。

考虑到方法的适用性和数据的可及性,本研究基于ARIMA模型仅对2020年的流感发病强度进行预测。关于新冠病毒感染疫情暴发后流感流行强度的长期变化,已有多项研究结果表明,NPIs实施期间,由于暴露于流感病毒的风险减小,导致人群中易感人数增加<sup>[24]</sup>。NPIs实施的时间越长,防控措施解除后,流感季开始的时间可能更早,持续时间可能更长以及流行规模可能更大<sup>[23,25]</sup>。

本研究存在局限性。流感监测网络发生异常会对流感监测数据造成一定偏倚,从而影响结果的准确性,未来的研究可基于人群队列的血清学数据准确评估流感发病强度的变化。本研究对流感的监测质量进行了综合评估,但受限于数据的可及性,无法深入评估ILI报告和标本送检及时性情况,也未在时间序列模型中对监测质量的变化进行校正。后续研究可考虑监测质量的改变对结果的影响,进一步分析流感发病强度的变化。

综上所述,上海市2020年的流感发病强度有所改变,但尚不能完全归因于NPIs的效果,流感监

测质量的改变也是一个影响因素。未来应加强流感监测的质量控制,提升流感监测网络的运行效果。

**利益冲突** 所有作者声明无利益冲突

**作者贡献声明** 游倩:数据分析、结果解释、论文撰写/修改;姜晨彦、郑雅旭、吴寰宇、潘浩:查阅文献、数据收集/清理、结果解释;袁政安、张娟娟、余宏杰:研究设计/指导、论文修改

### 参 考 文 献

- Lei H, Xu MD, Wang X, et al. Nonpharmaceutical Interventions Used to Control COVID-19 Reduced Seasonal Influenza Transmission in China[J]. *J Infect Dis*, 2020, 222(11):1780-1783. DOI:10.1093/infdis/jiaa570.
- Feng LZ, Zhang T, Wang Q, et al. Impact of COVID-19 outbreaks and interventions on influenza in China and the United States[J]. *Nat Commun*, 2021, 12(1):3249. DOI: 10.1038/s41467-021-23440-1.
- Sullivan SG, Carlson S, Cheng AC, et al. Where has all the influenza gone? The impact of COVID-19 on the circulation of influenza and other respiratory viruses, Australia, March to September 2020[J]. *Euro Surveill*, 2020, 25(47): 2001847. DOI: 10.2807/1560-7917. Es. 2020.25.47.2001847.
- Solomon DA, Sherman AC, Kanjilal S. Influenza in the COVID-19 Era[J]. *JAMA*, 2020, 324(13): 1342-1343. DOI: 10.1001/jama.2020.14661.
- 中国国家流感中心. 全国流感监测方案(2017年版)[EB/OL]. (2017-09-27) [2022-08-19]. [https://ivdc.chinacdc.cn/cnic/fascc/201802/t20180202\\_158591.htm](https://ivdc.chinacdc.cn/cnic/fascc/201802/t20180202_158591.htm).
- 中国国家流感中心. 全国流感监测质量评估方案(2017年版)[EB/OL]. (2017-09-30) [2022-09-06]. [https://ivdc.chinacdc.cn/cnic/zyzx/jcfa/201709/t20170930\\_153977.htm](https://ivdc.chinacdc.cn/cnic/zyzx/jcfa/201709/t20170930_153977.htm).
- Goldstein E, Cobey S, Takahashi S, et al. Predicting the epidemic sizes of influenza A/H1N1, A/H3N2, and B: a statistical method[J]. *PLoS Med*, 2011, 8(7): e1001051. DOI:10.1371/journal.pmed.1001051.
- Aho KA, Bowyer RT. Confidence intervals for a product of proportions: application to importance values[J]. *Ecosphere*, 2015, 6(11):1-7. DOI:10.1890/es15-00420.1.
- Menzies P. Counterfactual theories of causation[M]. Stanford:Stanford Encyclopedia of Philosophy, 2008.
- Roese NJ. Counterfactual thinking[J]. *Psychol Bull*, 1997, 121(1):133-148. DOI:10.1037/0033-2909.121.1.133.
- Chen YY, Li NZ, Lourenço J, et al. Measuring the effects of COVID-19-related disruption on dengue transmission in southeast Asia and Latin America: a statistical modelling study[J]. *Lancet Infect Dis*, 2022, 22(5): 657-667. DOI: 10.1016/S1473-3099(22)00025-1.
- Yuan HK, Yeung A, Yang W. Interactions among common non-SARS-CoV-2 respiratory viruses and influence of the COVID-19 pandemic on their circulation in New York City [J]. *Influenza Other Respir Viruses*, 2022, 16(4): 653-661. DOI:10.1111/irv.12976.
- Gaythorpe KAM, Abbas K, Huber J, et al. Impact of COVID-19-related disruptions to measles, meningococcal A, and yellow fever vaccination in 10 countries[J]. *eLife*, 2021, 10:e67023. DOI:10.7554/eLife.67023.
- 沈忠周, 马帅, 曲翠敏, 等. ARIMA 模型在我国法定传染病报告数中的应用[J]. *中华流行病学杂志*, 2017, 38(12): 1708-1712. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0254-6450.2017.12.025.
- Shen ZZ, Ma S, Qu YM, et al. Application of autoregressive integrated moving average model in predicting the reported notifiable communicable diseases in China[J]. *Chin J Epidemiol*, 2017, 38(12):1708-1712. DOI:10.3760/cma.j.issn.0254-6450.2017.12.025.
- 刘峰, 朱妮, 邱琳, 等. ARIMA 乘积季节模型在陕西省手足口病预测中的应用[J]. *中华流行病学杂志*, 2016, 37(8): 1117-1120. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0254-6450.2016.08.013.
- Liu F, Zhu N, Qiu L, et al. Application of R-based multiple seasonal ARIMA model, in predicting the incidence of hand, foot and mouth disease in Shaanxi province[J]. *Chin J Epidemiol*, 2016, 37(8):1117-1120. DOI:10.3760/cma.j.issn.0254-6450.2016.08.013.
- 张蔚, 张彦琦, 杨旭. 时间序列资料 ARIMA 季节乘积模型及其应用[J]. *第三军医大学学报*, 2002, 24(8):955-957. DOI: 10.3321/j.issn:1000-5404.2002.08.026.
- Zhang W, Zhang YQ, Yang X. Model of multiple seasonal ARIMA and its application to data in time series[J]. *J Army Med Univ*, 2002, 24(8): 955-957. DOI: 10.3321/j.issn:1000-5404.2002.08.026.
- 上海本地宝. 疫情期间上海 33 家三级医院门诊时间调整[EB/OL]. (2020-03-02) [2022-09-06]. <http://sh.bendibao.com/news/202032/217946.shtm>.
- 上海本地宝. 上海医院门诊停诊公告一览[EB/OL]. (2020-02-07) [2022-09-06]. <http://sh.bendibao.com/zffw/202027/216226.shtm>.
- 中华人民共和国中央人民政府. 新型冠状病毒感染的肺炎防控方案(第二版)[EB/OL]. (2020-01-23) [2022-09-04]. [http://www.gov.cn/xinwen/2020-01/23/content\\_5471768.htm](http://www.gov.cn/xinwen/2020-01/23/content_5471768.htm).
- 姜晨彦, 崔鹏, 潘浩, 等. 新型冠状病毒肺炎防控措施对流感传播的影响[J]. *上海预防医学*, 2021, 33(12): 1109-1112, 1175. DOI:10.19428/j.cnki.sjpm.2021.20926.
- Jiang CY, Cui P, Pan H, et al. Impact of COVID-19 control measures on the spread of influenza[J]. *Shanghai J Prev Med*, 2021, 33(12): 1109-1112, 1175. DOI: 10.19428/j.cnki.sjpm.2021.20926.
- Kuo SC, Shih SM, Chien LH, et al. Collateral benefit of COVID-19 control measures on influenza activity, Taiwan [J]. *Emerg Infect Dis*, 2020, 26(8): 1928-1930. DOI: 10.3201/eid2608.201192.
- Kim J, Gómez REG, Hong K, et al. Changing influenza activity in the Southern hemisphere countries during the COVID-19 pandemic[J]. *Int J Infect Dis*, 2021, 108: 109-111. DOI:10.1016/j.ijid.2021.05.039.
- Qi YC, Shaman J, Pei S. Quantifying the Impact of COVID-19 Nonpharmaceutical Interventions on Influenza Transmission in the United States[J]. *J Infect Dis*, 2021, 224(9):1500-1508. DOI:10.1093/infdis/jiab485.
- Sanz-Muñoz I, Tamames-Gómez S, Castrodeza-Sanz J, et al. Social distancing, lockdown and the wide use of mask; a magic solution or a double-edged sword for respiratory viruses epidemiology? [J]. *Vaccines*, 2021, 9(6):595. DOI: 10.3390/vaccines9060595.
- Ali ST, Lau YC, Shan SW, et al. Prediction of upcoming global infection burden of influenza seasons after relaxation of public health and social measures during the COVID-19 pandemic: a modelling study[J]. *Lancet Glob Health*, 2022, 10(11): e1612-1622. DOI: 10.1016/s2214-109x(22)00358-8.