

DOI: 10.12138/j.issn.1671-9638.20262616

论著·医院感染经济负担专题

# DRG 付费与多学科协作对 ICU 抗菌药物使用强度的影响——基于 CMI 校正的时序模型研究

朱萍<sup>1,2,3</sup>, 唐慧<sup>4</sup>, 陈蕊欢<sup>4</sup>, 张静<sup>5</sup>, 殷卫清<sup>6</sup>, 潘妮芳<sup>7</sup>

(1. 苏州大学附属常熟医院智能医疗技术研究中心, 江苏常熟 215500; 2. 苏州市数据创新应用实验室, 江苏常熟 215500; 3. 常熟市医学人工智能与大数据重点实验室, 江苏常熟 215500; 4. 苏州大学附属常熟医院药剂科, 江苏常熟 215500; 5. 苏州大学附属常熟医院重症医学科, 江苏常熟 215500; 6. 苏州大学附属常熟医院合理用药科, 江苏常熟 215500; 7. 苏州大学附属常熟医院感染管理科, 江苏常熟 215500)

**[摘要]** 目的 探讨疾病诊断相关分组(DRG)付费改革与多学科协作管理对重症监护病房(ICU)抗菌药物使用强度(AUD)的动态影响,构建经病例组合指数(CMI)校正的间断时间序列预测模型,突破传统横断面研究的静态局限。方法 采用双重间断时间序列(DITS)结合自回归积分滑动平均模型(ARIMA),分析某三级医院 ICU 2021 年 1 月—2024 年 12 月的数据,以 2022 年 10 月 DRG 实施、2023 年 8 月多学科协作管理为干预节点。通过 CMI 线性回归构建残差校正序列,以控制病例复杂度混杂,并评估模型效能与预测能力。结果 DRG 实施后, AUD 呈现下降趋势( $\beta_1 = -1.70$ );多学科协作管理实施后,趋势转为上升( $\gamma_1 = 3.38$ ),但此变化无统计学差异。经 CMI 线性回归残差校正病例复杂度混杂后,多学科协作管理对用药趋势表现出显著的正向影响。基于校正后序列构建的 ARIMA 预测效能稳健。结论 基于 CMI 残差校正的时间序列模型,能有效控制混杂并解析政策干预的动态异质性。本研究构建的“混杂控制-动态预测”整合框架,为抗菌药物的精细化管理提供了数据驱动的决策支持工具。

**[关键词]** DRG 付费; 抗菌药物使用强度; 重症监护病房; 双重中断时间序列; 预测模型

**[中图分类号]** R197.323

## Impact of diagnosis-related group and multidisciplinary team management on antimicrobial usage density in intensive care unit: a study on time-series model based on CMI calibration

ZHU Ping<sup>1,2,3</sup>, TANG Hui<sup>4</sup>, CHEN Ruihuan<sup>4</sup>, ZHANG Jing<sup>5</sup>, YIN Weiqing<sup>6</sup>, PAN Nifang<sup>7</sup> (1. Intelligent Medical Technology Research Center, Changshu Hospital Affiliated to Soochow University, Changshu 215500, China; 2. Suzhou Data Innovation Application Laboratory, Changshu 215500, China; 3. Key Laboratory of Medical Artificial Intelligence and Big Data of Changshu, Changshu 215500, China; 4. Department of Pharmacy, Changshu Hospital Affiliated to Soochow University, Changshu 215500, China; 5. Department of Critical Care Medicine, Changshu Hospital Affiliated to Soochow University, Changshu 215500, China; 6. Department of Rational Drug Use, Changshu Hospital Affiliated to Soochow University, Changshu 215500, China; 7. Department of Infection Management, Changshu Hospital Affiliated to Soochow University, Changshu 215500, China)

**[收稿日期]** 2025-06-06

**[基金项目]** 江苏省医院协会医院药事管理研究专项课题基金(JSYGY-3-2024-YS44);江苏省药学会-奥赛康医院药学科研基金(A202431);苏州市科技发展计划(民生科技-医疗卫生应用基础研究)基金(SYWD2024266);苏州市医学重点学科(SZXX202528);常熟市软科学研究项目(CR202413)

**[作者简介]** 朱萍(1995-),女(汉族),江苏省扬州市人,统计师,主要从事医疗数据应用和卫生管理等方向研究。

**[通信作者]** 唐慧 E-mail: 335355736@qq.com

**[Abstract] Objective** To investigate the dynamic impact of diagnosis-related group (DRG) payments reform and multidisciplinary team (MDT) management on the antimicrobial usage density (AUD) in intensive care unit (ICU), and construct an interrupted time series prediction model calibrated by the case-mix index (CMI), so as to break through the static limitations of traditional cross-sectional studies. **Methods** Data from ICU of a tertiary hospital from January 2021 to December 2024 were analyzed by the double interrupted time series (DITS) approach combined with an autoregressive integrated moving average (ARIMA) model. The implementation of DRG in October 2022 and the implementation of MDT management in August 2023 were identified as the key intervention points. Residual-calibrated sequences were constructed via CMI linear regression to control case complexity confounding, and model performance and predictive capability were assessed. **Results** The AUD exhibited a downward trend ( $\beta_1 = -1.70$ ) after the implementation of DRG, while the trend reversed to an upward direction ( $\gamma_1 = 3.38$ ) after the implementation of MDT management, though with no statistical significance. After adjusting case complexity confounders via the CMI linear regression residual method, MDT management demonstrated a significant positive impact on the trend in antimicrobial usage. The ARIMA constructed based on the calibrated sequence demonstrated robust predictive performance. **Conclusion** The CMI-calibrated time-series model can effectively control confounding and analyze the dynamic heterogeneity of policy interventions. The “confounding control-dynamic prediction” integrated framework constructed in this study provides a data-driven decision support tool for the refined management of antimicrobial agents.

**[Key words]** DRG payment; antimicrobial usage density; intensive care unit; double interrupted time series; predictive model

抗菌药物不合理使用已成为全球公共卫生领域面临的严峻挑战。研究数据表明,全球约 75% 的抗菌药物处方在适应证选择、药物品种或治疗疗程方面存在不合理之处<sup>[1]</sup>,这直接加速了细菌耐药性(antimicrobial resistance, AMR)的扩散。据估计,AMR 每年直接或间接导致约 500 万人死亡,其相关死亡人数已超过艾滋病、结核病和疟疾的死亡人数总和<sup>[2-3]</sup>。重症医学科(intensive care unit, ICU)是救治多器官功能衰竭、脓毒症等危重症患者的中心。由于 ICU 收治的患者普遍存在免疫功能受损,且接受侵袭性操作频繁,导致其抗菌药物使用频率高、广谱药物联合应用比例大<sup>[4]</sup>,因此 ICU 成为医院内防控 AMR 的关键环节。

我国《三级公立医院绩效考核操作手册(2023 版)》明确将住院患者抗菌药物使用强度(antimicrobial use density, AUD)列为核心监测指标,要求 AUD 值控制在 40 个限定日剂量(defined daily dose, DDD)/(100 人·天)以下,并需实现逐年下降<sup>[5]</sup>。然而,一项最新的多中心研究<sup>[6]</sup>显示,我国 ICU 的抗菌药物使用强度中位数高达 125.44 DDD/(100 人·天)[四分位距(interquartile range, IQR):102.45~179.86],同期多重耐药菌(multidrug-resistant organisms, MDRO)的检出率为 21.48%。当前的管理策略多依赖于回顾性横断面数据分析和经验性判断,主要存在以下三方面局

限:①粗放式的统计未能校正病例组合差异对 AUD 的混杂影响;②静态指标难以捕捉用药强度的动态变化趋势;③缺乏有效的预测工具,导致干预措施常显滞后。为应对上述挑战,本研究引入自回归积分滑动平均模型(autoregressive integrated moving average, ARIMA)<sup>[7-8]</sup>,旨在构建一个经病例组合指数(case-mix index, CMI)校正的间断时间序列预测模型。该模型有望突破传统管理模式的时空限制,为 ICU 抗菌药物的精细化管理与前瞻性干预提供量化的决策支持。

## 1 资料与方法

1.1 资料来源 本研究数据来源于某三级医院 ICU 2021 年 1 月—2024 年 12 月相关数据,从医院信息系统(HIS)、电子病历系统、合理用药管理系统及感染管理系统收集,涵盖抗菌药物使用情况与医院感染相关指标,具体包括抗菌药物使用率、AUD、CMI、细菌检出率、耐药率及感染发病率等。其中,AUD 依据世界卫生组织(WHO)标准计算,即每 100 人·天抗菌药物使用强度[DDD/(100 人·天)],计算公式为:  $AUD = (\text{抗菌药物消耗量 DDDs} / \text{同期出院患者占用总床日数}) \times 100$ ; CMI 用于表示疾病复杂程度,应用疾病诊断相关分组(DRG)计算,其计算公式为:  $CMI = (\text{各 DRG 组权重} \times \text{该$

DRG 组病例数之和)/总病例数。本研究经常熟市第一人民医院伦理委员会批准(伦理批号:2024 伦审批第 L-017 号),所有数据均已进行去标识化处理。

1.2 研究方法 本研究采用双重间断时间序列(double interrupted time series, DITS)结合 ARIMA 的混合研究设计,系统评估 2022 年 10 月实施的 DRG 付费改革及 2023 年 8 月推行的多学科协作管理模式对 ICU 的 AUD 动态干预效果。

### 1.3 统计分析方法

1.3.1 DITS 模型构建 针对 2022 年 10 月(该地区实施 DRG 付费改革)和 2023 年 8 月(实施多学科协作管理模式)这两个干预时间节点,分别建立了干预前后趋势的分段线性回归模型,具体公式如下:

$$Y_t = \begin{cases} \alpha_0 + \alpha_1 t + \epsilon_t & t < T_1 \text{ (基线期)} \\ \beta_0 + \beta_1 t + \epsilon_t & T_1 \leq t < T_2 \text{ (DRG 干预期)} \\ \gamma_0 + \gamma_1 t + \epsilon_t & T_2 \leq t \text{ (多学科干预期)} \end{cases}$$

其中,  $Y_t$  表示第  $t$  时刻的 AUD[单位:DDD/(100 人·天)],  $t$  为时间变量(单位:月);  $T_1$  表示第一个干预节点(2022 年 10 月)对应的时间变量值;  $T_2$  表示第二个干预节点(2023 年 8 月)对应的时间变量值;  $\alpha_0$  为基线期的初始截距;  $\alpha_1$  为基线期的趋势斜率,表示基线期每月 AUD 的变化幅度;  $\beta_0$  为 DRG 干预期的初始截距;  $\beta_1$  为 DRG 干预期的趋势斜率,表示 DRG 实施后每月 AUD 的变化幅度;  $\gamma_0$  为多学科干预期的初始截距;  $\gamma_1$  为多学科干预期的趋势斜率,表示多学科协作实施后每月 AUD 的变化幅度;  $\epsilon_t$  为第  $t$  时刻的随机误差项,满足均值为 0、方差恒定的正态分布  $N(0, \sigma^2)$ 。通过 Chow 检验验证结构突变显著性,分析两次政策实施前后抗菌药物使用强度的变化,刻画 ICU 抗菌药物使用的时间序列特征。

### 1.3.2 基于 CMI 校正的 DITS-ARIMA 模型预测

针对原始 AUD 指标受病例复杂程度混杂的问题,引入 CMI 进行校正<sup>[9-10]</sup>,首先建立原始 AUD 与 CMI 的线性回归模型:原始  $AUD = \varphi_0 + \varphi_1 \times CMI + \epsilon$ , 计算模型残差:  $\epsilon = \text{原始 AUD} - (\varphi_0 + \varphi_1 \times CMI)$ , 得到校正  $AUD = \epsilon + \text{原始 AUD 均值}$ 。其中,  $\varphi_0$  为校正公式的常数项;  $\varphi_1$  为原始 AUD 对校正 AUD 的回归系数,表示原始 AUD 每变化

1 DDD/(100 人·天)时,校正 AUD 的变化幅度;  $\epsilon$  为校正公式的随机误差项,满足均值为 0、方差恒定的正态分布  $N(0, \sigma^2)$ ,代表模型未捕捉到的其他混杂因素。经增广迪基-富勒检验(Augmented Dickey-Fuller Test, ADF)确认校正后序列平稳性( $P < 0.05$ ),通过自相关函数(autocorrelation function, ACF)与偏自相关函数(partial autocorrelation function, PACF)图及赤池信息准则(akaike information criterion, AIC)、贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC)筛选最优 ARIMA 模型参数。采用 Ljung-Box 检验验证残差白噪声性质( $P > 0.05$ ),并评估预测效能,评价指标包括:平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)及平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)等,绘制 80% 和 95% 置信水平的动态预测区间。所有模型构建与可视化均通过 R 4.3.3 软件完成,显著性水平设定为  $\alpha = 0.05$ 。

## 2 结果

2.1 干预节点对 AUD 结构性影响 间断时间序列分析结果显示(见表 1),两次干预措施对 AUD 的即时水平变化均无显著影响。DRG 付费改革实施后,观察到瞬时水平变化为 37.28 单位(95% CI: -137.87~212.43,  $P = 0.670$ ),多学科协作管理实施后水平变化为 -113.92 单位(95% CI: -323.07~95.23,  $P = 0.279$ )。在趋势变化方面,DRG 实施后趋势斜率较基线期额外下降 1.70 单位/月(95% CI: -8.53~5.11,  $P = 0.617$ ),多学科协作管理实施后趋势斜率转为上升 3.38 单位/月(95% CI: -3.74~10.50,  $P = 0.344$ )。调整  $R^2 = 0.063$ ,说明模型整体解释力有限,但置信区间动态变化揭示重要临床模式。DRG 付费改革实施干预节点, AUD 观测值为 150.51,高于拟合值 117.43,且置信带宽最大达 69.37 单位,提示短期不确定性增加。多学科协作管理实施后,置信带宽收窄至 28.63 单位。至 2024 年 12 月,多学科协作管理期平均 AUD 稳定在 98.74(95% CI: 78.98~118.50),平均置信带宽较实施 DRG 期间减少 23.33%。见图 1、表 2。

表 1 DRG 付费改革与多学科协作管理两次干预节点对 AUD 的效应参数估计

Table 1 Effect parameter estimation of two intervention points (DRG payment reform and MDT management) on AUD

效应类型	$S_b$	估计值	95%CI	$t$	$P$
初始截距 $\alpha_0$	13.23	128.87	102.14~155.60	9.74	<0.001
初始斜率 $\alpha_1$	1.05	-0.51	-2.63~1.61	-0.48	0.632
DRG 实施后水平变化 $\beta_0-\alpha_0$	86.84	37.28	-137.84~212.43	0.43	0.670
DRG 实施后斜率变化 $\beta_1-\alpha_1$	3.39	-1.70	-8.53~5.11	-0.50	0.617
多学科管理实施后水平变化 $\gamma_0-\beta_0$	103.78	-113.92	-323.07~95.23	-1.10	0.279
多学科协作管理实施后斜率变化 $\gamma_1-\beta_1$	3.53	3.38	-3.47~10.50	0.96	0.344

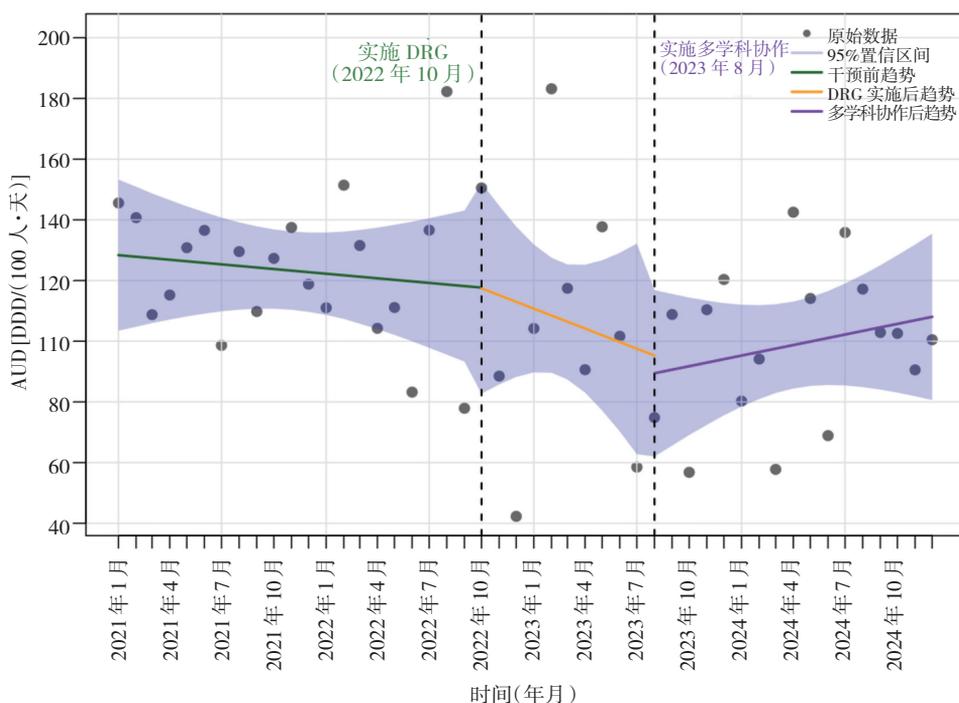


图 1 不同干预措施下 AUD 的 DITS 分析

Figure 1 DITS analysis on AUD under different intervention measures

表 2 2021—2024 年干预相关关键时间点 AUD 的观测值与估计值

Table 2 Observed and estimated values of AUD at intervention-related key time points, 2021 - 2024

时间点	观测值	拟合值(95%CI)	置信带宽
干预前起点	145.56	128.36(103.49~153.22)	49.73
干预前峰值	182.27	118.69(95.61~141.76)	46.15
实施 DRG			
实施时(2022 年 10 月)	150.51	117.43(82.75~152.12)	69.38
实施后峰值(2023 年 2 月)	183.19	108.58(89.63~127.52)	37.89
实施后谷值(2022 年 12 月)	42.30	113.01(88.26~137.75)	49.49
实施期间均值(2022 年 10 月—2023 年 7 月)	-	107.47(81.7~133.24)	51.54
多学科协作管理			
实施后(2023 年 8 月)	74.85	89.44(62.03~116.85)	54.82
实施后峰值(2023 年 12 月)	142.53	98.74(84.43~113.06)	28.63
实施后谷值(2023 年 10 月)	56.82	91.76(69.13~114.40)	45.27
实施期间均值(2023 年 8 月—2024 年 12 月)	-	98.74(78.98~118.50)	39.52

注：- 表示无数据。

2.2 CMI 校正前后 AUD 的差异 2021 年 1 月—2024 年 12 月原始 AUD 均值为 (111.29 ± 30.22) DDD/(100 人·天), 于 2023 年 2 月达峰值 183.19。变异系数 (CV) 为 27.15%。经 CMI 线性回归 (AUD = 129.01 - 5.19 × CMI) 校正后, 校正 AUD 序列的 CV 为 26.94%, 较校正前仅降低 0.21%。结果表明, CMI 在本研究数据中仅能解释 AUD 变异的有限部分, 其降噪作用并不如预期显著, 提示 AUD 波动主要受 CMI 之外的其他因素驱动 (见

图 2A、B)。

为评估 CMI 校正对干预效应估计的影响, 采用校正后序列重新拟合 DITS 模型, 关键干预效应的参数估计变化见表 3。多学科协作管理的趋势效应在残差校正后, *P* 值由校正前的 0.084 变为 0.026, 达到了存在统计学差异的水平, 系数估计值由 2.48 上升至 3.13。在有效控制病例复杂度混杂后, 多学科协作对 AUD 的正向趋势影响更为明确。

表 3 CMI 校正前后干预效应参数估计对比

Table 3 Comparison of parameters of intervention effect estimation before and after CMI calibration

干预类型	基于原始 AUD 序列的 DITS 模型				基于 CMI 残差校正 AUD 序列的 DITS 模型			
	系数	标准误	Z	P	系数	标准误	Z	P
DRG 水平效应	-10.88	8.81	-1.24	0.217	-5.11	8.65	-0.59	0.554
多学科水平效应	-20.62	11.43	-1.81	0.071	-14.68	11.25	-1.31	0.192
DRG 趋势效应	-0.74	1.54	-0.48	0.633	-1.49	1.51	-0.99	0.324
多学科趋势效应	2.48	1.43	1.73	0.084	3.13	1.41	2.22	0.026

2.3 ARIMA 模型预测效能 该序列通过 ADF 平稳性检验显示 *P* < 0.05, 无需差分处理。通过遍历所有候选 (p, d, q) 组合并选取最小 AIC 和 BIC 参数, 最终确定模型为 ARIMA(0, 0, 2)。实施 DRG 后, 模型拟合趋势线显示 AUD 呈现下降趋势; 而第二次干预即多学科协作管理模式实施后, AUD 由下降逐步上升 (见图 2C、D)。

本研究对 AUD 经 CMI 校正前后的 ARIMA 模型进行系统评估 (见表 4)。结果表明, 校正策略有效优化了模型的统计特性: 平均误差 (ME) 由 0.965 降至 0.784, 模型系统性偏差明显减弱; 同时, 残差一阶自相关系数 (ACF1) 向零值收敛 (-0.115 ~ -0.082), 表明残差更接近白噪声, 模型设定更为合理。然而, 整体预测误差指标 (RMSE、MAE) 及

标度化误差 (MASE) 均略有上升, 显示在修正系统偏差的同时, 部分时点预测精度受到微弱影响。

对 ARIMA 模型残差进行 Ljung-Box 白噪声与 Shapiro-Wilk 正态性检验, 结果显示统计量对应的显著性水平 (*P* > 0.05), 表明残差序列满足白噪声与正态性假设; 此外, ACF 与 PACF 图 (见图 3) 显示, 各滞后阶数的相关系数均落入随机波动区间内, 进一步证实模型残差不存在显著自相关性; 残差分布直方图及 Q-Q 图显示, 残差分布与正态曲线整体吻合较好, 但在分布尾部存在轻微偏离。

基于 CMI 校正后 ARIMA 模型的预测结果, 2025 年 AUD 的预测值前三月呈现下降趋势, 而后呈现缓慢上升趋势 (见图 4)。绘制的 95% 和 85% 预测区间涵盖了可能的波动范围。

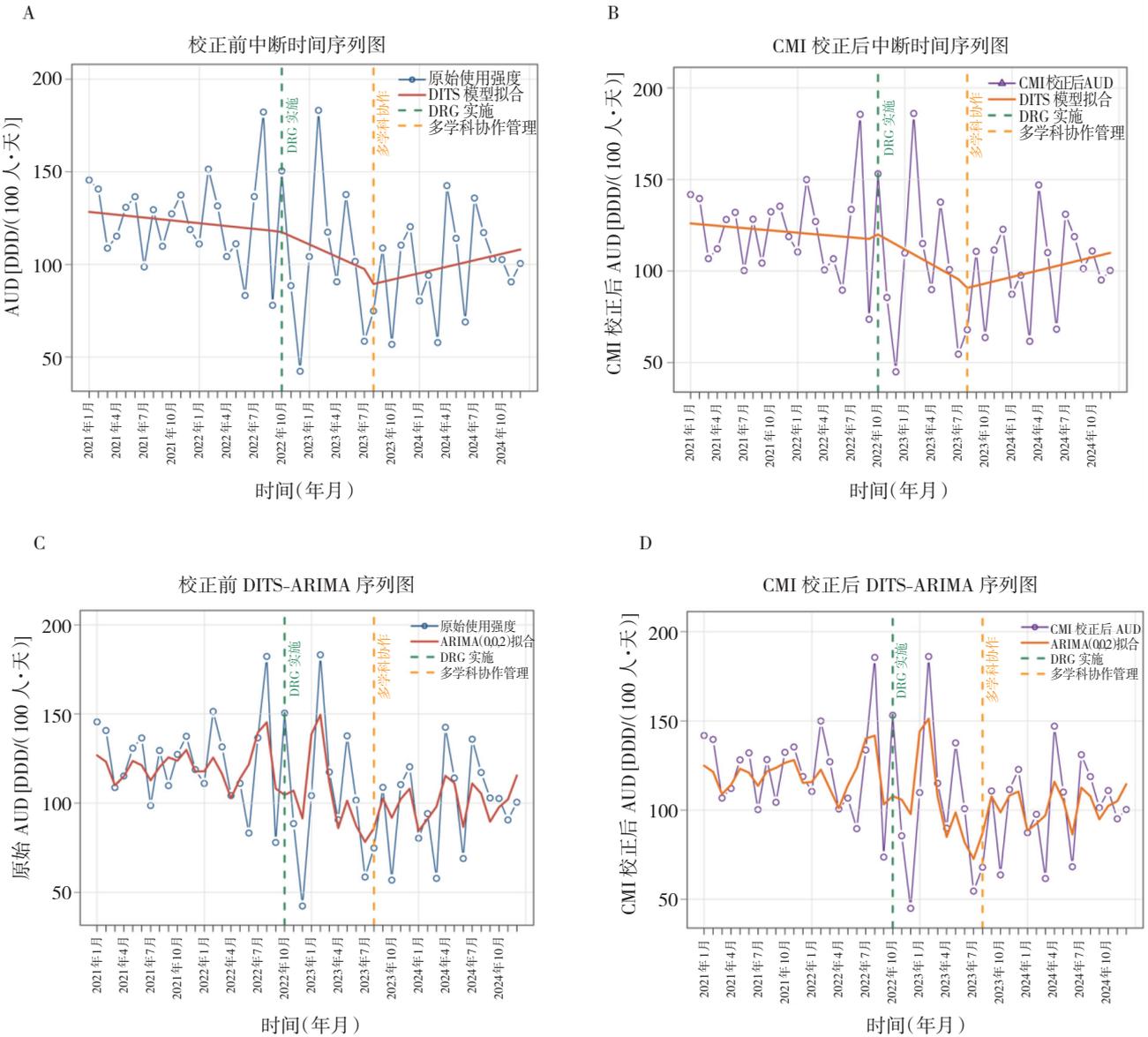


图 2 AUD 经 CMI 校正前后的 DITS-ARIMA 时间序列分析图

Figure 2 DITS-ARIMA time series analysis on AUD before and after CMI calibration

表 4 AUD 经 CMI 校正前后 DITS-ARIMA 模型预测效能指标

Table 4 Prediction performance indicators of DITS-ARIMA model for AUD before and after CMI calibration

模型	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
校正前 ARIMA 模型	0.965	20.942	16.329	-4.822	17.420	0.409	-0.115
CMI 校正后 ARIMA 模型	0.784	21.251	16.533	-4.752	17.272	0.414	-0.082

注: MPE 为平均百分比误差, MASE 为平均绝对标度误差, ACF1 为一阶自相关系数。

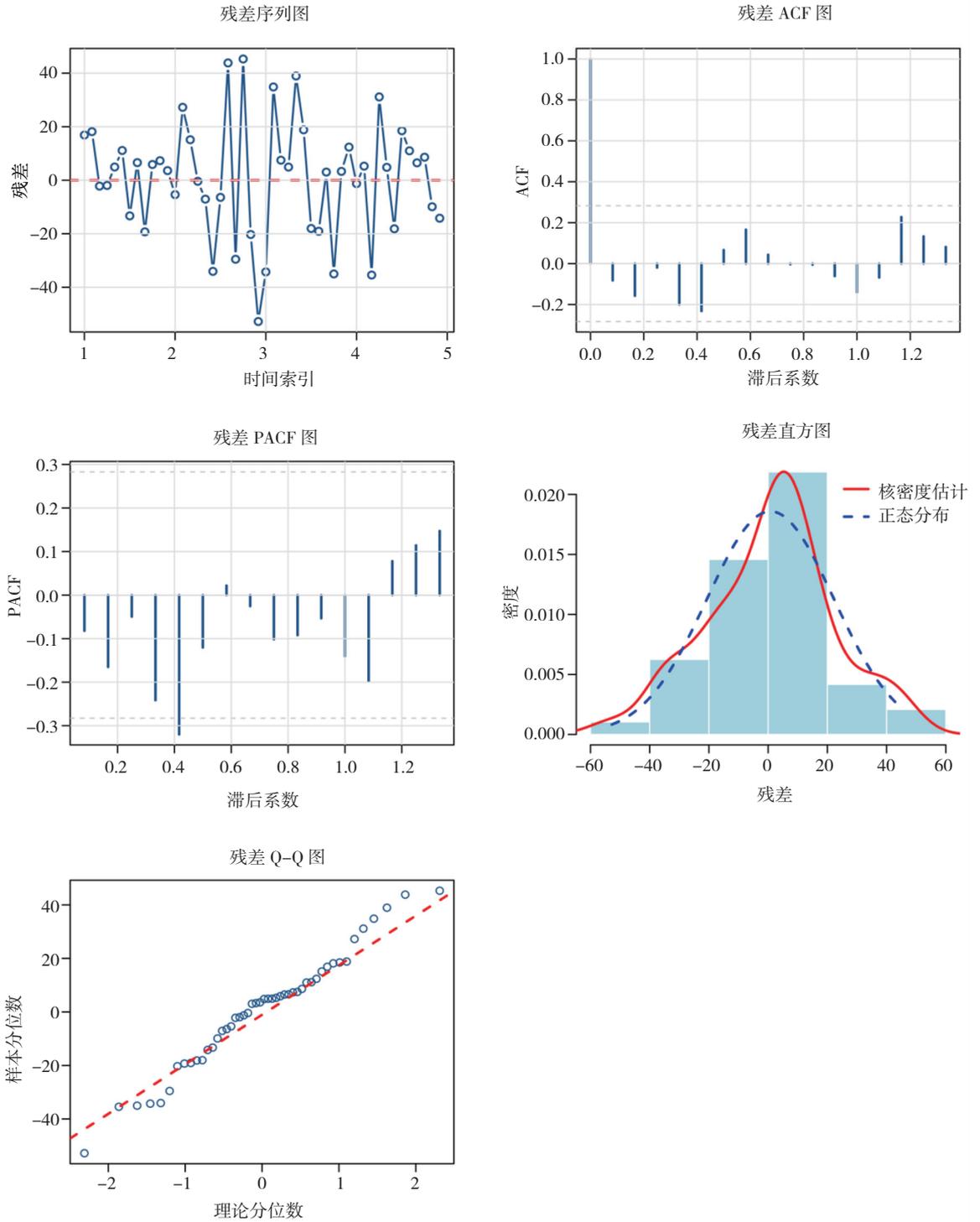


图 3 ARIMA 模型残差诊断图

Figure 3 Diagram of residual diagnosis of ARIMA model

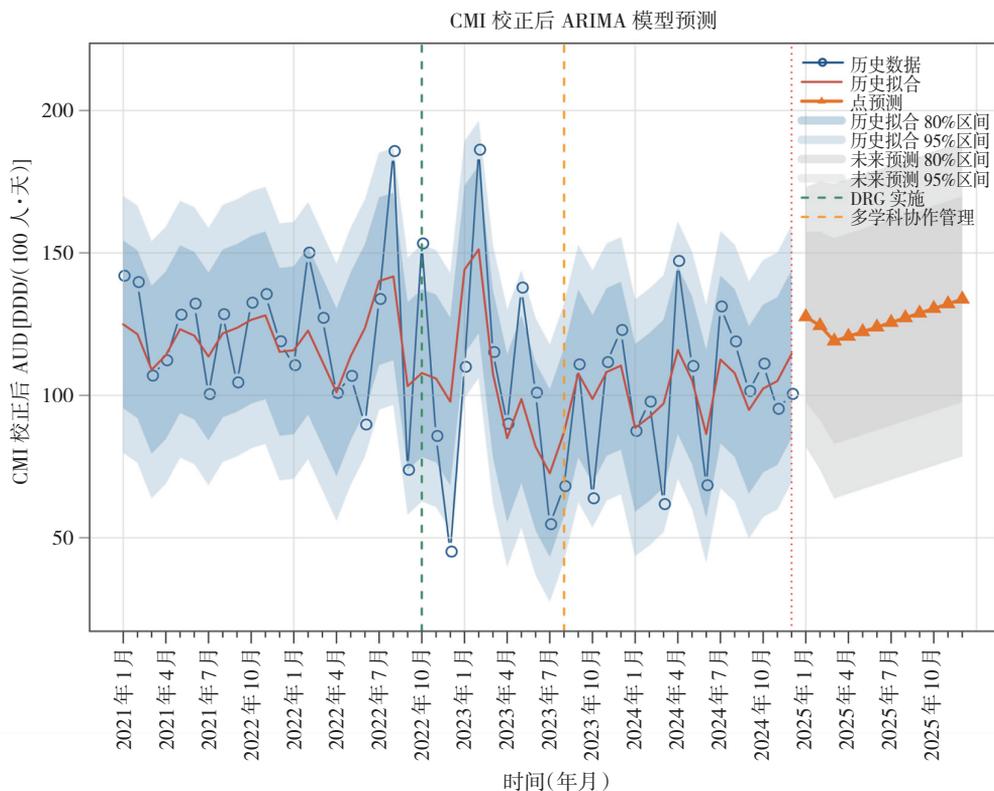


图 4 DITS-ARIMA 模型预测图

Figure 4 Prediction diagram of DITS-ARIMA model

### 3 讨论

**3.1 政策干预效应的异质性分析** 本研究采用 DITS 方法,在控制病例复杂度等混杂因素后,系统评估了 DRG 付费改革与多学科协作管理两项政策对 ICU 抗菌药物使用的动态影响。在现有观察期内,本研究未能证实 DRG 付费改革或多学科协作管理对 ICU AUD 产生了具有统计学差异的即时水平效应。可能是因为 DRG 付费改革的干预期仅持续 10 个月,导致该阶段样本量有限,统计效能(把握度)不足。即便干预措施存在真实的中等效应,本研究也可能因把握度不足而无法将其检出。这直接表现为 DRG 付费改革后 AUD 趋势变化估计值的置信区间较宽( $\beta_1 = -1.70, 95\%CI: -8.53 \sim 5.11$ )。因此,“未发现显著效应”不能简单地等同于“效应不存在”,当前结果更可能是受研究观察周期局限所致。尽管 DRG 支付改革未能显著降低 AUD,但其干预后 AUD 的下降趋势较基线期有所增强,与相关研究<sup>[11-12]</sup>揭示的“成本-绩效”激励导向一致,可视为一个有待延长观察期予以验证的潜在积极信号。DRG 支付改革可能通过重塑医疗服务价值体

系,对临床用药行为产生一种渐进式、而非立竿见影的长期影响<sup>[13]</sup>。

相比之下,本研究的核心发现在于经方法学校正后,政策效应的显现。经 CMI 残差校正后,多学科协作管理对 AUD 的趋势变化显示存在统计学差异的正向影响( $\beta = 0.85, P = 0.026$ )。此发现具有双重含义。一方面,其凸显在 ICU 此类高度异质性的环境中,控制病例复杂度等关键混杂因素对于准确评估管理政策效果的必要性。另一方面,结合干预初期预测区间带宽收窄所提示的“用药波动性降低”,表明多学科协作虽未必能迅速、绝对地降低用药水平,但可能通过标准化会诊与审核流程,显著提升用药模式的稳定性与可预测性。而校正后趋势的上升,则进一步揭示了抗菌药物管理的复杂性。提示若缺乏与多学科协作机制相匹配的、明确的强度管控目标<sup>[14-15]</sup>,则难以完全抵消由患者基础病情危重等因素所固有的结构性用药压力。

DRG 支付改革更多体现为一种宏观的、基于经济杠杆的长期趋势引导;而多学科协作则在操作流程层面发挥作用,其效能释放依赖于标准化、结构化的协作流程与清晰的管理目标相结合。因此,未来

的管理实践需关注此类政策效应的异质性,并有针对性地设计整合宏观支付激励与微观流程管控的复合型干预策略。

**3.2 基于 CMI 校正的 DITS-ARIMA 模型** ICU 患者病情复杂且异质性高,其 AUD 除受管理政策影响外,更与收治病例的疾病严重程度密切相关<sup>[16]</sup>。因此,若直接比较不同时期或不同机构间的 AUD,可能因病例组合不同而引入混杂偏倚。为此,本研究引入 CMI 进行校正,旨在剥离病例复杂度这一关键混杂因素,从而更清晰地揭示政策干预的净效应。与先前研究<sup>[17]</sup>采用的直接调整法不同,本研究采用残差校正法。该方法在消除 CMI 线性趋势影响的同时,能最大程度地保留 AUD 数据中真实的时序波动特征与潜在的政策干预信号。实证结果显示,经 CMI 校正后,AUD 的变异系数仅从 27.15% 微降至 26.94%。表明在本研究队列中,CMI 仅是影响 AUD 波动的众多因素之一,尚有大量变异源于其他临床或管理因素,从而凸显了在 ICU 实施抗菌药物精细化管理的复杂性与必要性。

传统的管理评估多依赖于静态、回顾性的横断面分析<sup>[18-19]</sup>,难以捕捉 AUD 的动态变化特征。本研究构建的经 CMI 校正的 DITS-ARIMA 整合模型,突破了上述局限。该模型识别出 AUD 时间序列存在二阶移动平均结构,表明当前时点的 AUD 值受到前两期随机冲击(如突发感染事件、药品供应波动等)的持续性影响。对这一动态特征的捕捉,使该模型不仅能通过 DITS 分解 DRG 付费改革与多学科协作管理的阶段性效应,还能基于 ARIMA 模型实现对 AUD 的前瞻性预警。

在模型预测效能方面,基于残差校正的模型并未单纯追求虚高的点预测精度,而是致力于构建一个统计结构更稳健的预测框架。其价值体现在显著降低了预测的系统性偏差(平均误差,ME 从 0.965 降至 0.784),并使模型残差更接近于白噪声序列。这意味着该模型的预测结果偏倚更小,且已较好地提取并利用了序列中的可预测信息。因此,该模型提供的并非一个确切的“未来点预测值”,而是一个可靠的未来趋势区间与预警框架。医院感染管理委员会可据此模型,模拟在不同 CMI 水平或假设引入新干预措施下,AUD 的可能走势。这有助于将管理模式从被动的响应式调整为主动的规划式,从而实现抗菌药物管理资源的精准配置与前置性干预。

本研究构建了基于 CMI 残差校正的间断时间序列模型,量化分析了 DRG 付费改革与多学科协

作管理对 ICU AUD 的动态影响。结果显示,在控制病例复杂度混杂后,多学科协作管理对用药趋势产生了显著影响。该方法有效避免了传统校正方法可能导致的数据过度平滑问题。研究建立的“混杂控制-动态预警”整合模型,为在复杂临床环境中评估卫生政策效果提供了可靠的方法学工具。

利益冲突:所有作者均声明不存在利益冲突。

#### [参 考 文 献]

- [1] Eze N, Cecchini M, Hashiguchi TCO. Antimicrobial resistance in long-term care facilities[M]. Paris: OECD Publishing, 2022.
- [2] Glover RE, Pacho A, Saha S. Antimicrobial resistance: action must shift towards prevention[J]. *BMJ*, 2024, 386: q1644.
- [3] Kunnath AP, Suodha Suodh M, Chellappan DK, et al. Bacterial persister cells and development of antibiotic resistance in chronic infections: an update[J]. *Br J Biomed Sci*, 2024, 81: 12958.
- [4] Nasir Z, Khan DN, Noreen DN. Antimicrobial resistance surveillance among intensive care units, islamabad, pakistan [J]. *Int J Infect Dis*, 2023, 134(S1): S19.
- [5] 郭珮,王宸,徐兴星,等.两种不同抗菌药物使用强度计算方法在抗菌药物使用强度管理中的比较[J]. *中国感染控制杂志*, 2025, 24(1): 121-126.
- Guo P, Wang C, Xu XX, et al. Comparison of two methods for calculating antimicrobial use density in the management of antimicrobial use density [J]. *Chinese Journal of Infection Control*, 2025, 24(1): 121-126.
- [6] 赵艳春,胡必杰,吴安华,等.全国多中心 ICU 抗菌药物使用与多药耐药菌监测分析[J]. *中华医院感染学杂志*, 2015, 25(21): 4867-4869.
- Zhao YC, Hu BJ, Wu AH, et al. Use of antibiotics in multi-center ICU and surveillance of multidrug-resistant organisms in China [J]. *Chinese Journal of Nosocomiology*, 2015, 25(21): 4867-4869.
- [7] 余玺辉,陈坚,乔志坤,等.基于 ARIMA 模型对集采药品环孢素口服制剂的科学报量[J]. *中国现代应用药理学*, 2025, 42(7): 1195-1199.
- Yu XH, Chen J, Qiao ZK, et al. Scientific analysis of the consumption of oral preparations of cyclosporin based on ARIMA model [J]. *Chinese Journal of Modern Applied Pharmacy*, 2025, 42(7): 1195-1199.
- [8] 刘静,赵瑞青,赵扬执,等.基于经验模态分解的 ARIMA 模型在山西省肺结核预测中的应用[J]. *中国卫生统计*, 2025, 42(2): 175-179.
- Liu J, Zhao RQ, Zhao ZY, et al. Application of ARIMA model based on empirical mode decomposition in pulmonary tuberculosis prediction in Shanxi province [J]. *Chinese Journal*

of Health Statistics, 2025, 42(2): 175 - 179.

[9] Brault SA, Hannon SJ, Gow SP, et al. Calculation of antimicrobial use indicators in beef feedlots-effects of choice of metric and standardized values[J]. Front Vet Sci, 2019, 6: 330.

[10] 张钰, 周典, 田帝, 等. 基于病例组合指数校正抗菌药物使用强度的模型拟合研究[J]. 中国医院, 2025, 29(1): 65 - 68.  
Zhang Y, Zhou D, Tian D, et al. Model fitting study on antimicrobial usage intensity corrected by case mix index[J]. Chinese Hospitals, 2025, 29(1): 65 - 68.

[11] 田帝, 周典, 周苑, 等. DRG 和临床路径协调发展对抗菌药物使用强度的影响研究[J]. 中国医院管理, 2025, 45(1): 11 - 15.

Tian D, Zhou D, Zhou Y, et al. Study on the effect of DRG and clinical pathway on the coordinated development of antibiotics use density[J]. Chinese Hospital Management, 2025, 45(1): 11 - 15.

[12] 邱昌露, 毕红朋, 代雪飞. 基于 DRG 的抗菌药物使用合理性评价细则构建及多部门协作管控成效[J]. 中国药房, 2024, 35(23): 2941 - 2947.

Qiu CL, Bi HP, Dai XF. Effectiveness of multi-department collaboration control based on rationality evaluation rule for antibiotics use under DRG[J]. China Pharmacy, 2024, 35(23): 2941 - 2947.

[13] 王雪玉, 田芳英. 基于 DRGs 的多重耐药菌感染防控现状分析[J]. 暨南大学学报(自然科学与医学版), 2023, 44(1): 95 - 105.

Wang XY, Tian FY. Analysis of the current situation of prevention and control of specific drug-resistant bacterial infections based on DRGs[J]. Journal of Jinan University(Natural Science & Medicine Edition), 2023, 44(1): 95 - 105.

[14] Lala A, Ravichandran AK, Chien CV, et al. A manifesto of collaborative longitudinal cardiovascular care in heart failure[J]. Heart Fail Rev, 2020, 25(6): 1089 - 1097.

[15] 潘惠玲, 张传来, 宋洁, 等. 综合重症监护病房患者多重耐药菌感染危险因素的 Meta 分析[J]. 中国呼吸与危重监护杂志, 2025, 24(5): 305 - 312.

Pan HL, Zhang CL, Song J, et al. Meta-analysis on risk factors for multidrug-resistant organism infections in general ICU

patients[J]. Chinese Journal of Respiratory and Critical Care Medicine, 2025, 24(5): 305 - 312.

[16] 袁勇, 王艳红, 龚福永, 等. 儿科门/急诊呼吸道感染性疾病抗菌药物使用情况及药学建议[J]. 临床合理用药, 2025, 18(12): 161 - 164.

Yuan Y, Wang YH, Gong FY, et al. Antimicrobial use in pediatric outpatient/emergency respiratory tract infections and pharmaceutical suggestions[J]. Chinese Journal of Clinical Rational Drug Use, 2025, 18(12): 161 - 164.

[17] Momattin H, Al-Ali AY, Mohammed K, et al. Benchmarking of antibiotic usage: an adjustment to reflect antibiotic stewardship program outcome in a hospital in Saudi Arabia[J]. J Infect Public Health, 2018, 11(3): 310 - 313.

[18] 席宇飞, 康玫, 杨英, 等. 基于逐步回归方法的心外科住院抗菌药物用药指标趋势预测模型研究[J]. 实用药物与临床, 2021, 24(9): 804 - 808.

Xi YF, Kang M, Yang Y, et al. Study on trend prediction model of antibiotic use index in cardiac surgery based on stepwise regression method[J]. Practical Pharmacy and Clinical Remedies, 2021, 24(9): 804 - 808.

[19] 王娜, 胡秀萍, 尚伟, 等. 基于数据挖掘的抗菌药物使用强度研究[J]. 实用药物与临床, 2023, 26(9): 769 - 774.

Wang N, Hu XP, Shang W, et al. Data mining-based study on the antibiotics use density[J]. Practical Pharmacy and Clinical Remedies, 2023, 26(9): 769 - 774.

(本文编辑:文细毛)

**本文引用格式:**朱萍,唐慧,陈蕊欢,等. DRG 付费与多学科协作对 ICU 抗菌药物使用强度的影响——基于 CMI 校正的时序模型研究[J]. 中国感染控制杂志, 2026, 25(2): 244 - 253. DOI: 10.12138/j.issn.1671-9638.20262616.

**Cite this article as:** ZHU Ping, TANG Hui, CHEN Ruihuan, et al. Impact of diagnosis-related group and multidisciplinary team management on antimicrobial usage density in intensive care unit: a study on time-series model based on CMI calibration[J]. Chin J Infect Control, 2026, 25(2): 244 - 253. DOI: 10.12138/j.issn.1671-9638.20262616.