

辅助诊疗系统采用对医生用药多样性的影响*

• 崔楠 谢济全 吕君颜

(武汉大学经济与管理学院 武汉 430072)

【摘要】 医生的处方行为在医疗过程扮演着至关重要的角色，但在处方开具过程中，经常会发生医生多重用药、开药种类过多等问题，这类处方行为会导致用药多样性的增加，可能会导致诸如抗生素药物滥用等负面影响。如何降低上述处方开具行为的负面影响是医疗管理中的一个重要议题。医疗智慧化技术的发展，尤其是辅助诊疗系统在医疗系统的应用，为缓解上述负面效应提供了一个有希望的途径。然而，辅助诊疗系统能否降低医生开具处方时的用药多样性，从而缓解医生多重用药等负面效应，这一问题尚未得到系统的实证考察。本文利用从我国某省会城市卫健委获取的相关数据，通过构建多期 DID 模型，实证探讨了辅助诊疗系统采用对医生处方用药多样性与患者医疗成本的影响。研究发现，辅助诊疗系统的采用减少了医生处方的用药多样性，医疗机构等次在辅助诊疗系统对医生处方行为的影响中起调节作用。研究结果从专业服务提供者的视角为智慧化技术的实施效果提供了解释，弥补了现有文献中对医生处方行为研究的不足。

【关键词】 辅助诊疗系统 处方行为 用药多样性 多期双重差分

中图分类号：F713.5；R197.324 文献标识码：A

1. 引言

医生的处方行为在医疗过程中扮演着至关重要的角色，其规范性和准确性直接关系到患者的治疗效果。在处方开具的实际实践中，经常会发生医生多重用药、开药种类过多和处方开具不符合最佳实践等问题 (Abouzahra et al., 2024; Lu et al., 2023)。上述问题的发生，既有在药物使用和处方指南方面医生所接受的培训和教育不足的原因，也是医生为了满足患者的期望或减少向患者解释的时间 (Lyu et al., 2017) 而产生的结果。这类处方行为通常反映为医生在开具处方时会使用更多不同的

* 基金项目：国家自然科学基金面上项目“专业服务资源不平衡性和异质性视角下的智慧医疗服务及其服务绩效研究”(7217020712)。

通讯作者：崔楠，E-mail: nancui@whu.edu.cn。

药品,即医生用药多样性的增加。用药多样性的增加,不仅导致多种药品间相互作用的风险增加,导致诸如抗生素等药物滥用问题(Stivers, 2021),而且还可能增加患者所负担的医疗成本(Delara et al., 2022)。如何降低上述处方开具行为的负面影响是医疗管理中的一个重要议题。

医疗智慧化技术的发展为缓解上述负面效应提供了一个有希望的途径。近年来,在《“健康中国2030”规划纲要》等文件的指导下,我国各级医疗机构积极推动医疗信息化和人工智能医疗的应用,诸如辅助诊疗系统等信息系统被运用于医疗实践中。辅助诊疗系统利用数据分析、人工智能和其他先进技术,从电子健康记录、临床指南、医学文献等多种来源获取和处理信息,并将信息及时提供给医生,为医生在诊断、治疗和管理患者过程中提出建议(Sutton et al., 2020)。先前研究发现,辅助诊疗系统的采用能为医生和患者带来多种利益。例如,使用辅助诊疗系统可以提高医生疾病诊断的准确性,提高医生工作效率,使医生能将更多时间投入患者护理(Liang & Xue, 2022);辅助诊疗系统的采用也能够提高患者用药依从性,并减少症状复发、急诊就诊次数、住院和再入院率,提高整体医疗质量和患者的治疗效果(Aremu et al., 2022)。

然而,现有研究鲜有关注辅助诊疗系统能否通过对医生处方行为产生约束,降低医生在开具处方时的用药多样性,从而缓解医生多重用药、处方开具不符合最佳实践等问题。上述问题的答案并非显而易见。一方面,智慧医疗技术通常依赖于最新的临床指南和证据库。这些系统向医生提供基于证据的标准化的治疗建议,有可能促使医生更多地遵循标准化治疗方案,减少个体化处方开具的可能性(Abouzahra et al., 2024)。此外,通过提供警示和提醒功能,辅助诊疗系统能够帮助医生识别和避免不必要药物使用。这种变化提高了医疗服务的安全性和一致性,也可能显著降低处方药物的总体费用(Bouayad et al., 2020)以及减少再入院率(Park et al., 2022)。另一方面,作为专业化服务的提供者,医生在服务诊疗过程的专长性及其长期的工作模式和习惯,可能会导致其忽视辅助诊疗系统提供的用药推荐(Dai & Singh, 2020),从而降低其依从或采用辅助诊疗系统的可能性。因此,综合来看,辅助诊疗系统对医生用药多样性的影响尚未得到系统性和实证性的检验。

探讨辅助诊疗系统采用对于医生用药多样性的影响不仅能提供有关智慧医疗如何影响医生处方行为的洞见,而且也有利于增进我们对专业化服务情境中智慧技术与个体行为多样性之间关系的理解。尽管先前有研究探讨了消费等非专业化领域中智慧化技术的采用对个体行为多样性的影响,但在专业服务领域,诸如辅助诊疗系统等智慧医疗系统的采用对医生处方行为的影响尚未得到有效研究。消费领域的相关文献表明,智能推荐系统的采用会导致“过滤泡沫”“信息茧房”等行为多样性减少的负面效应(Chow et al., 2015; Davari et al., 2018)。然而,专业化服务情境不同于一般的消费情境。虽然服务提供者(如医生)对产品知识信息有着较强的掌握,但其处方行为并非纯粹依赖于自身偏好,而是要从治疗安全性和效果等多方面考量。因此,辅助诊疗系统的使用与医生处方药物多样性之间的影响关系并不明确。

本文利用从我国某省会城市卫健委获取的多家医疗机构的门诊数据,通过构建多期 DID 模型,实证探讨了辅助诊疗系统的采用对医生处方用药多样性与患者医疗成本的影响。该市部分医疗机构于 2022 年 1—8 月逐步上线运行辅助诊疗系统,为本研究的实证研究提供了良好的研究情境。本研究以 2021 年 6 月至 2023 年 4 月作为观测期,以上线运行辅助诊疗系统的医疗机构的医生作为处理组,观测期内未上线辅助诊疗系统的医疗机构的医生作为对照组;通过对辅助诊疗系统上线前后处理组

医生和对照组医生的处方行为进行比较, 识别辅助诊疗系统对医生处方用药多样性及患者医疗成本的影响。研究发现, 辅助诊疗系统的使用减少了医生处方的用药多样性。对上述效应的异质性分析发现, 医疗机构等次在辅助诊疗系统对医生处方行为的影响中起调节作用。具体而言, 甲等医疗机构医生使用辅助诊疗系统的影响可能更少。

本文通过分析医疗智慧化技术对医生处方行为的影响, 丰富了智慧化技术对医疗服务行为影响的文献。本研究系统性和实证性地考察了辅助诊疗系统对医生用药多样性的影响, 为智慧化技术对医生和患者的影响提供了新的分析维度和实证证据。此外, 本研究也扩展了智能推荐对用户行为影响的研究文献, 先前关于智能推荐对用户影响的研究主要集中于消费领域(Pariser, 2011; Claussen et al., 2019)等非专业化的服务情境, 针对专业化服务提供者的智能推荐研究缺少实地实证检验数据。本研究采用医生的实际门诊处方行为, 为专业化服务领域中智能推荐系统对用户行为的影响提供了实证证据。本文也为政策制定者在医疗机构推荐辅助诊疗系统提供了依据, 为引导药品市场的规范化和增强人民群众健康福祉提供了政策依据。

2. 文献回顾

2.1 医生处方行为

在诊疗过程中, 医生的处方行为起着至关重要的作用。医生的处方是基于详细的患者病史和临床检查而开具的, 可以帮助患者正确使用药物, 避免药物滥用或误用, 确保患者获得正确的诊断和适当的治疗(Wang et al., 2024)。通过处方, 医生可以向患者传达重要的用药信息, 包括剂量、服用方法和注意事项, 以提高患者的依从性(Anathhanam et al., 2012)。此外, 医生的处方行为影响着医疗资源的使用。例如, 处方药品的种类和数量会影响药品库存和医院的采购计划。合理的处方可以避免药品浪费, 优化资源配置(Davari et al., 2018)。

但处方开具的实际实践过程经常会发生一些可能会带来不良后果的问题。例如, 多重用药(polypharmacy), 即医生倾向于同时开具多种药物, 是医生处方行为中一个普遍存在的做法(Davari et al., 2018)。该实践做法的不当使用会给医疗效果和医疗成本造成负面影响(Wushouer et al., 2023)。一项针对社区老年糖尿病患者的研究显示, 多重用药的发生率为 46.37%, 其中 36.45%属于中度多重用药(使用 5~9 种药物), 9.93%属于重度多重用药(使用 10 种及以上药物)(Lu et al., 2023)。除了多重用药外, 医生在实际操作中会开具一些不必要的药物。有研究表明, 医生在与患者互动时, 为了避免冲突或满足患者期望, 会开具过多种类且不必要的药物(Morgan et al., 2015), 制药公司的营销策略也会导致不必要的药物开具(Khazzaka, 2019)。此外, 医生在药物使用、处方指南方面的培训和教育仍然不足, 许多医生缺乏最新的医学知识, 导致其处方行为不符合最佳实践(Basu & Garg, 2018)。

医生开药种类过多可能导致过度医疗和药物滥用等问题。在诊断不明确时, 医生可能为了覆盖更多可能的疾病而开具多种药物, 这种做法可能导致不必要的药物使用(Brownlee et al., 2017)。此

外, 医生可能因为怕承担医疗风险, 倾向于给患者开出更多药物以确保任何潜在健康问题都被涵盖, 这样可能导致多余的处方开具(Sirovich et al., 2008)。另外, 如果医生频繁开具多种药物, 患者获取和滥用这些药物的机会就会增加, 特别是那些具有成瘾潜力的药物, 如阿片类药物(Compton and Volkow, 2006)。当患者长期接触多种药物时, 可能会产生心理或生理依赖, 进一步推动药物滥用(Dart et al., 2015)。

以往研究对上述处方问题提供了一些解决方案。有研究发现加强对药物推广和营销活动的监管, 防止制药公司通过赠送礼品和样品来影响医生的处方行为, 可以减少不必要的药物开具(Khazzaka, 2019)。教育干预、审计反馈和健康政策改变等措施可以在一定程度上改善抗生素的合理使用(Yao et al., 2020)。提供处方行为的反馈和设立合理用药的激励机制, 可以促进医生遵循最佳实践和临床指南(Khazzaka, 2019), 实施处方审核, 通过审计来改进医生的处方行为, 可以减少处方错误和不合理用药(Yao et al., 2020)。

近年来我国医疗数字化和智能化的发展迅速, 各级医疗机构积极推动医疗信息化和人工智能医疗的使用, 诸如辅助诊疗系统和电子健康记录等。作为一种新兴的智慧医疗系统, 辅助诊疗系统能否通过对医生处方行为的约束来缓解医生开药数量过多、患者医疗成本过高, 这一问题尚未得到系统性实证检验。

2.2 辅助诊疗系统对医生处方行为的影响

辅助诊疗系统(Clinical Decision Support System, CDSS)是智慧医疗的重要组成部分, 旨在通过为医生提供医疗保健临床知识、患者信息和其他健康信息来有针对性地加强医疗决策(Osheroff et al., 2012)。CDSS 从各种来源(如电子健康记录、实验室测试结果和影像学报告)收集患者数据, 这些数据被集成到一个综合的患者档案中。此外, CDSS 拥有一个知识库, 通常包括最新的临床指南、药物数据库和疾病模型等(Chow et al., 2015)。CDSS 的推理引擎可以通过将患者的特征与知识库中的信息进行比对, 生成诊断和治疗建议(Sutton et al., 2020)。

CDSS 为医生处方行为提供了很多好处。CDSS 通过综合患者的健康数据和最新的临床指南, 帮助医生做出更为准确的诊断和处方开具决策, 减少了误诊的可能性(Sutton et al., 2020), 也减少了因用药错误导致的医疗事故。CDSS 还可以简化文书工作, 提高医生处方记录的完整性和准确性(Beeler et al., 2014)。医生可以通过 CDSS 快速访问相关的临床研究和数据, 这提升了医生处方的科学性, 并帮助减轻医生和护士的工作压力(Sutton et al., 2020)。

CDSS 可能通过以下几个方式减少医生处方用药多样性。首先, CDSS 通常基于最新的临床指南和最佳实践, 为特定疾病提供标准化的治疗方案(Holstiege et al., 2015)。CDSS 可以帮助提高医生临床指南的依从性, 通过自动提醒和推荐, 医生更容易遵循最佳实践, 从而减少医生对不必要种类药物的开具(Kwan et al., 2020)。其次, CDSS 能够实时提供药物相互作用、过敏反应和剂量建议等信息。当医生选择某种药物时, 系统会根据患者的具体情况提供建议或警示, 促使医生选择更为安全和标准化的药物, 从而减少了用药的多样性(Taheri Moghadam et al., 2021)。再者, CDSS 通过整合大量的临床研究数据和指南, 提供基于证据的治疗建议。这些建议通常基于大规模临床试验和专家

共识, 优先推荐效果最优、风险最小的药物, 从而减少了用药的多样性(Gates et al., 2021)。

此外, 一些因素可能阻碍 CDSS 对医生用药的规范效用。首先, 医生长期形成的工作习惯和决策模式难以改变, 可能导致他们对 CDSS 的建议持怀疑态度(Abouzahra et al., 2024; Prakash & Das, 2021), 从而继续使用多样化的用药方案(Jones et al., 2021)。其次, 医生可能担心其专业水平因采用 CDSS 而受到质疑, 有研究发现, 专业技术水平较高和较低的医生使用 AI 辅助诊断的意愿低于专业水平中等的医生(Dai & Singh, 2020)。再者, 医生需要充分的培训来有效采用 CDSS。如果培训不足, 医生可能会感到不熟悉或不方便, 从而降低对系统的依从性, 如果缺乏足够的技术支持, 医生在遇到系统问题时可能放弃采用 CDSS, 转而依赖传统的用药方法(Gates et al., 2021; Taheri Moghadam et al., 2021)。

综上所述, CDSS 可能具有减少医生处方用药多样性的潜力, 但这一潜力尚未得到全面证实。CDSS 通过提供基于证据的标准化治疗建议、减少药物相互作用风险和提高诊疗一致性等途径, 理论上能够规范医生的用药行为(Reis et al., 2017)。然而, 医生对 CDSS 的信任和依从性等问题可能会阻碍 CDSS 的应用效果。本文旨在通过实证证据来充分证明使用辅助诊疗系统在减少医生处方药物多样性方面的作用。通过全面的实证研究, 本文可以帮助更好地理解 CDSS 在减少医生处方用药多样性方面的潜力和实际效果, 为未来的系统开发和应用提供有价值的参考和指导。

3. 研究设计和研究数据

3.1 数据来源与样本选择

本研究数据来源于我国某省会城市卫健委提供的多家医疗机构的门诊数据。该数据全面地记录了该市各个医疗机构的门诊处方信息, 包括患者的门诊诊断明细信息和医嘱明细信息, 以及就诊医院和医生的信息, 包括医生所开具的药品名称、药品数量、药品费用等。2022 年 1—8 月, 该市的医疗信息系统中实现了嵌套 CDSS 板块的功能, 各家医疗机构开始陆续上线 CDSS。CDSS 包含两大核心功能: 辅助诊疗和知识查询。其中辅助诊疗包含疑似诊断、诊断质控、检查检验推荐、用药推荐等功能。医生打开医院信息系统后, 可以在系统界面右边看到 CDSS 板块。医生输入患者的症状后, CDSS 板块会显示患者的疑似诊断。医生给出对患者的诊断后, CDSS 会对医生的诊断进行诊断质控, 判断医生的诊断是否正确和完整。如果医生存在漏诊、误诊或诊断依据不足等情况, CDSS 会对相应的情况给出不同的提醒。此外, CDSS 会在医生给出诊断之后提供用药推荐, 并提供各类合理用药规则。

本研究选择 2021 年 6 月至 2023 年 4 月作为研究观测期, 其中 2021 年 6 月至 2021 年 12 月为预处理期。2022 年 1—8 月是 CDSS 逐步在各个医疗机构上线的时期。2022 年 9 月到 2023 年 4 月是 CDSS 完全上线后的稳定期, 这段时间的数据可以提供系统全面实施后的效果评估。一些医疗机构并没有在以上时间段上线 CDSS, 这为我们识别 CDSS 的效果提供了条件。由于门诊医嘱数据量庞大, 本研究通过随机抽样的方法, 从总体数据中抽取 1053 名医生的数据作为样本数据, 并将数据处理为

医生与月份维度的面板数据格式。在根据下达医嘱人的 ID 与医疗机构代码将医嘱数据与医院和医生数据匹配后, 发现其中 724 名医生在观测期有开具处方的记录, 并获得了 12691 份观测值。这些数据来自该市 53 家医疗机构, 其中 12 家在 2022 年 1—8 月开始使用 CDSS, 其余 41 家在整个样本观测期内没有上线 CDSS。

3.2 变量定义与测量

(1) 因变量。本研究选择处方药品多样性作为主要结果变量。处方药品多样性通过医生对每个病人平均开具的不同种类处方药品的数量进行月度平均来计算。通过比较医生在采用 CDSS 前后开出的不同种类处方药品数量和处方费用的变化, 可以评估 CDSS 采用对医生处方药品多样性和费用的影响。

(2) 自变量。CDSS 上线的机构和时间衡量了医生使用 CDSS 的情况。本研究引入了两个虚拟变量。其中一个虚拟变量表示医生所在医疗机构是否在研究期间上线 CDSS, 如果上线了 CDSS, 则该变量取值为 1, 否则为 0。另一个虚拟变量指示医生所在医院上线 CDSS 的时间, 如果医生所在医疗机构在观测月份 t 及其之后月份上线了 CDSS, 则该变量取值为 1, 否则为 0。

(3) 其他变量。本研究还控制了医生层面、医疗机构层面及其他层面的变量对因变量的影响。在医生层面, 本研究控制了医生性别、职业类别、医生职称、医生学历等变量的影响。在医疗机构层面, 本研究控制了医院级别、等次等变量的影响。此外, 本研究还控制了医疗机构、医生和月份层面的固定效应。各变量的具体定义见表 1。

表 1 主要变量定义

类型	变量名称	变量缩写	解释/测量
因变量	处方药品多样性	Divers _{<i>it</i>}	医生 i 在月份 t 为每个病人开出的不同种类处方药品数量的平均值
自变量	是否上线 CDSS	Treat _{<i>it</i>}	医生 i 所在医疗机构如果上线了 CDSS 则取值为 1, 否则为 0
	CDSS 上线时间	Post _{<i>it</i>}	月份 t 如果处于 CDSS 上线时及之后的时间段则取值为 1, 否则为 0
控制变量	医生性别	Gender _{<i>i</i>}	医生 i 性别为男性时取值为 1, 女性时为 0
	医生职业类别	Occup _{<i>i</i>}	医生 i 职业类别为中医时取值为 1, 西医时为 0
	医生学历	Degree _{<i>i</i>}	医生 i 学历为博士时取值为 0, 其他为 1
	医生职称	Title _{<i>i</i>}	医生 i 职称为医师时取值为 0, 主治医师时为 1, 副主任医师时为 2, 主任医师时为 3
	医疗机构等次	HosCls _{<i>i</i>}	医疗机构的等次是甲等时取值为 0, 是乙等或丙等时取值为 1
	医疗机构级别	HosLvl _{<i>i</i>}	医疗机构的级别是一级时取值为 0, 是二级时取值为 1, 是三级时取值为 2
	月份固定效应	MonFE _{<i>t</i>}	用于控制月份特定因素对结果变量的影响
	医生固定效应	DocFE _{<i>i</i>}	捕捉了所有医生层面不随时间变化的特征
医疗机构固定效应	HosFE _{<i>i</i>}	捕捉了所有医疗机构层面不随时间变化的特征	

3.3 模型设定

在理想的研究环境中, CDSS 的上线与否应随机分配到各个医疗机构, 然而, 现实条件下实现随机分配的机会十分难得。参考以往研究, 本研究采用双重差分法的准实验设计。具体而言, 上线了 CDSS 的医疗机构的医生构成处理组, 而观测期内未上线 CDSS 的医疗机构的医生构成对照组。本文通过对 CDSS 上线前后处理组医生和对照组医生之间处方行为差异的比较, 来识别 CDSS 使用对医生处方行为的影响。由于不同的医疗机构采用 CDSS 的时间不同, 这种情况对样本医生群体构成了时间交错的外部冲击。因此, 本研究构建多期 DID 模型, 来估计 CDSS 采用对医生处方行为影响的因果效应。多期 DID 是一种用于估计政策或干预措施效果的计量经济学方法。它是传统两期 DID 方法的扩展, 允许研究者使用多个时间点的数据来分析政策效果。这种方法特别适用于处理那些在不同时间点实施的政策或干预(Angrist & Pischke, 2009; Osheroff et al., 2012)。在本研究中, 该地区医疗机构对 CDSS 的使用是外生冲击事件, 由于每个医院上线 CDSS 的时间不同, 多期 DID 是合适的研究方法。研究模型设定如下:

$$\text{Divers}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \times \text{Treat}_i \times \text{Post}_{it} + \beta_2 \times X_{it} + \text{MonFE}_t + \text{DocFE}_i + \text{HosFE}_i + \epsilon_{it}$$

其中 Divers_{it} 表示研究考察的被解释变量, 即医生 i 在时期 t 平均每患者开具的处方药品种类数量。 Treat_i 表示医生 i 所在医院是否在研究时点上线 CDSS, 如果上线, 则赋值 1, 否则赋值 0。 Post_{it} 表示医生 i 所在医院是否在时间 t 上线 CDSS, 如果上线, 则赋值 1, 否则赋值 0。系数 β_1 捕获了 CDSS 影响效应的大小。 X_{it} 为控制变量, 包括医生性别、医生中西医类别、医生所处科室、每月接诊病人数量和每月接诊患者平均年龄, 具体见表 1。 MonFE_t 、 DocFE_i 和 HosFE_i 分别表示月份固定效应、医生个体固定效应和医疗机构固定效应。

4. 实证分析和结果

4.1 描述性统计与分析

表 2 列出了变量描述性统计分析结果。在本研究中, 每个医生每月每患者平均处方药物数量为 2.73, 标准差为 2.45; 在医生性别中, 男性医生占比 56.54%, 女性医生占比 43.46%; 在医生职业类别中, 中医职业类别医生占比 48.92%, 西医职业类别医生占比 51.08%; 在医生学历中, 博士占比 22.46%, 硕士和本科占比 77.54%; 在医生职称中, 医师占比 24.93%, 主治医师占比 33.06%, 副主任医师 27.20%, 主任医师占比 14.81%; 在医疗机构等次中, 甲等医院占比 77.48%, 乙等和丙等医院共占比 22.52%; 在医疗机构级别中, 一级医院占比 8.41%, 二级医院占比 4.90%, 三级医院占比 86.69%。

表 2 描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最大值	最小值
处方药品多样性	12691	2.73	2.45	35.39	1
医生性别	12691	0.57	0.50	1	0
医生职业类别	12691	0.49	0.50	1	0
医生学历	12691	0.78	0.50	2	0
医生职称	12691	1.32	1.01	3	0
医疗机构等次	12691	0.23	0.42	2	0
医疗机构级别	12691	1.78	0.58	2	0

4.2 平行趋势检验

本文使用事件分析法进行平行趋势检验，将 CDSS 上线前第 3 月这一时间节点定位比较基准期，平行趋势检验的基本模型设定如下：

$$\text{Divers}_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \times \text{Pre}_{-2} + \alpha_2 \times \text{Pre}_{-1} + \alpha_3 \times \text{Current}_0 + \dots + \alpha_{14} \times \text{Post}_{11} + \text{MonFE}_i + \text{DocFE}_i + \text{HosFE}_i + \epsilon_{it}$$

其中， Current_0 表示上线 CDSS 的当期，Pre 表示 CDSS 上线前，Post 表示上线后，角标数字表示 CDSS 上线前后第几月，系数 α_t 表示第 t 月上线 CDSS 的医疗机构与未上线 CDSS 的医疗机构的用药多样性差异，平行趋势检验图如图 1 所示。结果发现在 CDSS 上线前几期，虚拟变量回归系数均不显著 ($\alpha_1 = -0.08, p > 0.1$; $\alpha_2 = -0.39, p > 0.1$)，这表明 CDSS 上线前医疗机构与未上线 CDSS 医疗机构并不存在显著性差异，满足平行趋势假设。在 CDSS 上线后，虚拟变量回归系数前四期显著为负 ($\alpha_4 = -0.77, p < 0.01$; $\alpha_5 = -0.84, p < 0.01$; $\alpha_6 = -0.81, p < 0.01$)，之后几期的虚拟变量

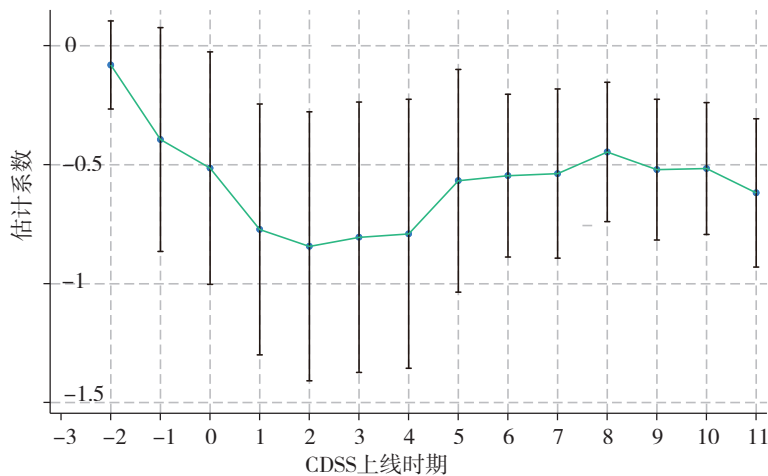


图 1 平行趋势检验图

回归系数也显著为负,表明上线 CDSS 医疗机构与未上线 CDSS 医疗机构之间存在显著差异,CDSS 对减少医生用药多样性的效果显著,综上所述,用药多样性的减少并不是 CDSS 上线前的共同趋势所导致的,模型通过平行趋势检验。

4.3 实证检验结果

表 3 中的模型(1)和模型(2)展示了医生采用 CDSS 对方剂药品多样性影响的回归结果。其中,第一列加入医生所在医疗机构是否上线 CDSS 和该月份医疗机构是否上线 CDSS 的虚拟变量的自变量交乘项,模型(2)在模型(1)的基础上加入了医院机构等次的调节变量、月份固定效应、医生个体固定效应和医疗机构固定效应。

从模型(1)可以看到,医生所在医疗机构是否上线 CDSS 和该月份医疗机构是否上线 CDSS 的虚拟变量的自变量交乘项系数显著为负($\beta = -0.76, p < 0.01$),这表明采用 CDSS 的医疗机构的医生,在采用 CDSS 后,每月平均会比未采用 CDSS 的医生对每个病人少开 0.76 种药物,证明医生对 CDSS 的采用会减少医生处方的用药多样性。这可能因为 CDSS 帮助提高了医生临床指南的依从性,CDSS 提供的标准化指南确保了医生遵循临床指南(Wright & Sittig, 2008);而且 CDSS 的实时警报和建议,减少了不必要的药物开具,从而减少了医生处方药物的多样性。

模型(2)在模型(1)的基础上加入了医疗机构等次的调节变量、月份固定效应、医生个体固定效应和医疗机构固定效应,从模型(2)可以看到,自变量交乘项系数依旧显著为负($\beta = -0.72, p < 0.01$),自变量交乘项与医疗机构等次的交乘项系数显著为负($\beta = -0.75, p < 0.01$),这表明相较于甲级医疗机构,乙级和丙级医疗机构的医生对 CDSS 的采用与医生处方的用药多样性之间的负向关系被增强。这可能因为甲级医疗机构的医生总体上临床经验更为丰富,在对处方药品选择的多样性方面有更高的自主性,而乙级和丙级医疗机构的医生可能更依赖 CDSS 的标准化建议来弥补临床经验的不足,所以采用 CDSS 对乙级和丙级医疗机构医生用药多样性的减少要更为明显。

表 3 采用 CDSS 对方剂药品多样性的影响

变量	Divers _{it}					Fee _{it}	Std_ Divers _{it}
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Treat×Post	-0.76*** (-12.56)	-0.72*** (-3.64)	-1.03** (-2.12)	-0.98*** (-3.30)	-0.82*** (-3.12)	78.31 (0.46)	-0.48*** (-4.01)
Treat×Post×HosCls		-0.75*** (-3.60)	-0.73* (-1.66)	0.93*** (3.41)	1.04*** (4.05)	-40.77 (-0.20)	-0.53*** (-3.74)
Constant	2.84*** (120.97)	4.18*** (9.07)	4.97*** (10.12)	4.12*** (13.73)	4.24*** (8.98)	-2085.54*** (-3.69)	2.97*** (9.86)
MonFE	NO	YES	YES	YES	YES	YES	YES
DocFE	NO	YES	YES	YES	YES	YES	YES

续表

变量	Divers _{it}					Fee _{it}	Std_ Divers _{it}
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
HosFE	NO	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Observations	12691	12691	7061	8478	5275	12691	12691
R-squared	0. 01	0. 10	0. 14	0. 11	0. 11	0. 12	0. 07
AIC	58646. 5	41030. 2	22457. 4	28013. 9	15592. 0	234662. 5	38812. 9

注: ***代表 $p < 0. 01$, **代表 $p < 0. 05$, * 代表 $p < 0. 1$; 括号内为 t 统计量。

5. 医生处方费用分析与稳健性检验

5.1 医生处方费用分析与稳健性检验

本文认为 CDSS 的采用可能通过多种途径影响医生的处方行为, 帮助他们在选择药物时更加精准, 从而优化药物选择, 减少多余和不必要的药物使用。尽管这种优化过程可能会导致用药多样性的降低, 但这并不必然意味着医生会简单地转向使用更廉价的药品。优化用药可能更侧重于在保证治疗效果的同时减少不必要的药物, 而非仅仅压低费用。减少用药多样性并不意味着处方费用减少。

为了排除医生用药多样性的减少是由处方费用变化导致这一可能性, 本研究分析了 CDSS 的采用对医生处方费用的影响。本研究把医生处方费用 Fee_{it} 作为结果变量, 表示医生 i 在月份 t 为每个病人开出的处方药品费用的平均值。回归结果如表 3 模型 (6) 所示, 医生所在医疗机构是否上线 CDSS 和该月份医疗机构是否上线 CDSS 的虚拟变量的交乘项系数为正但不显著 ($\beta = 78. 31, p > 0. 1$), 调节效应系数为负但不显著 ($\beta = -40. 77, p > 0. 1$), 这说明医生采用 CDSS 后, 处方费用并没有显著变化, 证实了医生用药多样性的减少并非处方费用的变化所导致的。

5.2 稳健性检验

在第一个稳健性检验中, 本研究剔除掉存在月份缺失的医生, 最终剔除了 417 个医生, 留下 307 个医生和 7061 个观测值。对剔除医生的数据进行观察发现, 部分医生的月份缺失是连续的, 这可能因为他们是研究期内新入职的医生, 或者存在离岗与岗位变动。部分医生在研究期内只有少数几个月有开具处方行为, 这可能因为他们是兼职医生或是短期负责某些特定项目或任务。回归结果如表 3 模型 (3) 所示, 医生所在医疗机构是否上线 CDSS 和该月份医疗机构是否上线 CDSS 的虚拟变量的交乘项系数依旧显著为负 ($\beta = -1. 03, p < 0. 05$), 调节效应系数边缘显著为负 ($\beta = -0. 73, p < 0. 1$), 说明本研究得到的结果是稳健的。

在第二个稳健性检验中, 本研究采用了一个新的医生用药多样性衡量标准, 使用每月每个医生为每位患者开药种类数量的标准差 Std_ Divers_{it} 来衡量开药种类数量的离散程度, 通过计算标准差,

可以观察医生在药物选择上是否具有-致性或多变性,标准差离散程度的变化代表了医生用药多样性的变化。回归结果如表 3 模型(7)所示,医生所在医疗机构是否上线 CDSS 和该月份医疗机构是否上线 CDSS 的虚拟变量的交乘项系数依旧显著为负($\beta = -0.48, p < 0.01$),且调节效应系数也显著为负($\beta = -0.53, p < 0.01$),说明 CDSS 的采用降低了医生对每个病人的处方开药种类的离散度,减少了医生用药多样性。

在第三个稳健性检验中,为了排除阶段性疾病对药品多样性的影响,本研究仅选取 2022 年 9 月及之前的数据进行回归,因为 2022 年 9 月后该市出现了阶段性爆发的疫情,在 2023 年 1 月后逐渐结束,这可能对药品多样性造成影响,最终得到 8478 份观测值。回归结果如表 3 模型(4)所示,医生所在医疗机构是否上线 CDSS 和该月份医疗机构是否上线 CDSS 的虚拟变量的交乘项系数依旧显著为负($\beta = -0.98, p < 0.01$),说明本研究得到的结果是稳健的。

在第四个稳健性检验中,为了排除季节因素对药品多样性的影响,本研究把时间维度转变为季度维度,将每年的时间分为 1—3 月、4—6 月、7—9 月、10—12 月 4 个季度,同时加入季度虚拟变量作为额外控制变量,关注 CDSS 的采用对医生每季度用药多样性的影响,最终获得 2021 年第二季度到 2023 年第二季度共 9 个季度的 5275 份观测值。回归结果如表 3 模型(5)所示,医生所在医疗机构是否上线 CDSS 和该月份医疗机构是否上线 CDSS 的虚拟变量的交乘项系数依旧显著为负($\beta = -0.82, p < 0.01$),说明本研究得到的结果是稳健的。

6. 结论和讨论

6.1 研究结论

本研究选取中国某省会城市上线 CDSS 为外生事件,评估了采用 CDSS 对医生处方行为的影响。实证结果表明,CDSS 的采用减少了医生处方的用药多样性。这可能因为 CDSS 通常依赖最新的临床指南和证据库。这些系统向医生提供基于证据的、标准化的治疗建议,促使医生更多地遵循标准化的治疗方案,从而减少了个体化处方的可能性。此外,本研究还发现,医疗机构等次在 CDSS 对医生处方行为的影响中起调节作用。具体而言,甲等医疗机构医生采用 CDSS 的影响可能更少。这表明高等次医疗机构的医生临床经验更为丰富,在对处方药品的选择方面有更多的自主性,但低等次医疗机构的医生可能更依赖 CDSS 的标准化建议来弥补临床经验的不足,所以 CDSS 对低等次医疗机构医生行为的规范作用更强。

6.2 研究贡献

第一,本研究扩展了智慧化技术影响医疗服务行为相关文献的研究维度,丰富了关于专业化医疗、信息技术和服务行为的跨学科交叉研究。先前智慧化医疗服务领域的行为文献主要考察了医务人员的技术采纳行为(Cai et al., 2023)、医患沟通(Yang et al., 2024)、遵从行为(Liang & Xue,

2022)和道德风险行为(Slepchuk et al., 2022)等方面,而本研究重点关注的医生用药多样性直接反映了医疗服务行为中服务提供者与服务接受者之间的服务交互,在理论层面增加了研究智慧化技术对医疗服务行为影响的一个新维度,通过对用药多样性的测量,为用药行为增加了新的刻画。此外,CDSS的采用可以使医生用药多样性降低这一结果也为医疗领域智慧化技术实施的效果提供了新的实证证据。

第二,本研究为智能推荐技术影响用户使用行为的主题研究提供了不同情境、不同视角的理解。一方面,先前的消费研究已经广泛探讨过CDSS作为一项辅助决策的智慧推荐技术,对采用者行为多样性的影响(Holstiege et al., 2015; Slepchuk et al., 2022),然而在专业化服务情境中的实施效果有待进一步明晰。本研究基于专业化服务情境,研究了CDSS对医疗人员行为的效果,证明CDSS的采用可以减少医生用药多样性,这为专业化服务情境中智慧推荐技术对使用者行为的影响提供了新的证据。另一方面,现有研究一般基于情景模拟实验,考察医患接受与使用智能推荐技术的影响(Bouayad et al., 2020; Liang & Xue, 2022),本研究基于大规模的实地实验方法展开研究工作,使用某省会城市的医疗数据进行实证研究,真实行为数据的分析增强了该领域研究的外部效度。

第三,本研究对智慧化医疗技术的现实应用和公共政策研究也提供了贡献。医生多重用药是当前医疗领域亟待解决的重要问题,与医生群体的行为息息相关。本研究表明CDSS的采用能够有效地降低医生用药多样性,这些影响在医疗机构层面呈现出差异性。因此,医疗机构管理者与政府部门可以有针对性地制定相应智慧化医疗技术实施方案以缓解上述社会问题,使智慧化医疗技术的成本投入转化为更多的积极效益。同时,本研究也为引导药品市场的标准化和增强人民群众健康福祉提供了政策依据。

6.3 管理启示

第一,本研究证明除了硬性的医疗规章制度可以改变医生行为外,非强制政策也可以在不直接强制执行的情况下,通过软性方式逐渐影响和改进医生的临床行为与决策。CDSS通过为医生提供实时、基于证据的建议,帮助医生在诊断和治疗过程中做出更明智的决策,逐渐提升医生的依从性。这为政府医疗管理政策的制定和医疗机构规章制度的制定提供了启示,除了一些硬性规定外,一些非强制政策也可以促使医生主动依从,并产生很好的效果。

第二,本研究发现CDSS对低等次医疗机构医生用药多样性的减少更为明显,这可能因为高等次医疗机构医生的临床经验更为丰富,低等次医疗机构的医生更依赖CDSS的标准化建议来弥补临床经验的不足。由于CDSS的上线对低等次医疗机构的影响更大,可以向尚未采用CDSS的低等次医疗机构大力推广CDSS。

6.4 局限性及展望

受到研究数据和方法等方面的限制,本文还存在一些局限性,有待今后研究进一步完善。首先,本研究无法完全消除未观察到的随时间变化的混杂因素导致的内生性。由于进行随机实验具有难度,

未来可以使用不同的数据进行更多观察性研究。其次,医生个人信息的相关数据获取存在一定的局限性,由于医生年龄、出生地、入职时间等信息的敏感性,这些信息存在信息披露的局限性,导致控制变量选取有限,可能会影响研究结果的可靠性。此外,研究对象范围有待扩大,本文选取我国某省会城市医疗机构的医生作为研究对象,但在具体分析问题过程中,无法充分考虑地域影响因素,尤其是在我国地区医疗资源分布不均衡的背景下。因此,未来研究在数据可得性的基础上,有必要探讨不同地域辅助诊疗系统造成影响异质性的。最后,本研究发现高等次医疗机构的用药多样性受 CDSS 上线影响有限,未来研究可以关注如何促进高等次医疗机构使用自动化方式进行诊疗,提升诊疗效率。

◎ 参考文献

- [1] Abouzahra, M., Guenter, D., Tan, J. Exploring physicians' continuous use of clinical decision support systems[J]. *European Journal of Information Systems*, 2024, 33 (2).
- [2] Ananthnam, S., Powis, R. A., Cracknell, A. L. et al. Impact of prescribed medications on patient safety in older people[J]. *Therapeutic Advances in Drug Safety*, 2012, 3 (4).
- [3] Angrist, J. D., Pischke, J.-S. *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*[K]. Princeton University Press, 2009.
- [4] Aremu, T. O., Oluwole, O. E., Adeyinka, K. O. et al. Medication adherence and compliance: Recipe for improving patient outcomes[J]. *Pharmacy*, 2022, 10 (5).
- [5] Basu, S., Garg, S. Antibiotic prescribing behavior among physicians: Ethical challenges in resource-poor settings[J]. *Journal of medical ethics and history of medicine*, 2018, 11.
- [6] Beeler, P. E., Bates, D. W., Hug, B. L. Clinical decision support systems[J]. *Swiss Medical Weekly*, 2014, 144 (5152).
- [7] Bouayad, L., Padmanabhan, B., Chari, K. Can recommender systems reduce healthcare costs? The role of time pressure and cost transparency in prescription choice[J]. *MIS Quarterly*, 2020, 44 (4).
- [8] Brownlee, S., Chalkidou, K., Doust, J. et al. Evidence for overuse of medical services around the world [J]. *The Lancet*, 2017, 390 (10090).
- [9] Cai, Z., He, H., Huo, W. et al. More unique, more accepting? Integrating sense of uniqueness, perceived knowledge, and perceived empathy with acceptance of medical artificial intelligence[J/OL]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2023, <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10447318.2023.2291616>.
- [10] Chow, A., Lye, D. C. B., Arab, O. A. Psychosocial determinants of physicians' acceptance of recommendations by antibiotic computerised decision support systems: A mixed methods study [J]. *International Journal of Antimicrobial Agents*, 2015, 45 (3).
- [11] Compton, W. M., Volkow, N. D., Major increases in opioid analgesic abuse in the United States: Concerns and strategies[J]. *Drug and Alcohol Dependence*, 2006, 81 (2).

- [12] Dai, T., Singh, S. Conspicuous by its absence; Diagnostic expert testing under uncertainty [J]. *Marketing Science*, 2020, 39 (3).
- [13] Dart, R. C., Surratt, H. L., Cicero, T. J. et al. Trends in opioid analgesic abuse and mortality in the United States[J]. *New England Journal of Medicine*, 2015, 372 (3).
- [14] Davari, M., Khorasani, E., Tigabu, B. M. Factors influencing prescribing decisions of physicians: A review[J]. *Ethiopian Journal of Health Sciences*, 2018, 28 (6).
- [15] Delara, M., Murray, L., Jafari, B. et al. Prevalence and factors associated with polypharmacy: A systematic review and meta-analysis[J]. *BMC Geriatrics*, 2022, 22 (1).
- [16] Gates, P. J., Hardie, R. A., Raban, M. Z. et al. How effective are electronic medication systems in reducing medication error rates and associated harm among hospital inpatients? A systematic review and meta-analysis[J]. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2021, 28 (1).
- [17] Holstiege, J., Mathes, T., Pieper, D. Effects of computer-aided clinical decision support systems in improving antibiotic prescribing by primary care providers: A systematic review [J]. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2015, 22 (1).
- [18] Jones, C., Thornton, J., Wyatt, J. C. Enhancing trust in clinical decision support systems: A framework for developers[J]. *British Medical Journal Health & Care Informatics*, 2021, 28 (1).
- [19] Khazzaka, M. Pharmaceutical marketing strategies' influence on physicians' prescribing pattern in Lebanon: Ethics, gifts, and samples[J]. *BMC Health Services Research*, 2019, 19 (1).
- [20] Kwan, J. L., Lo, L., Ferguson, J. et al. Computerised clinical decision support systems and absolute improvements in care: Meta-analysis of controlled clinical trials [J]. *British Medical Journal*, 2020, 370.
- [21] Liang, H., Xue, Y. Save face or save life: Physicians' dilemma in using clinical decision support systems[J]. *Information Systems Research*, 2022, 33 (2).
- [22] Lu, L., Wang, S., Chen, J. et al. Associated adverse health outcomes of polypharmacy and potentially inappropriate medications in community-dwelling older adults with diabetes [J]. *Frontiers in Pharmacology*, 2023, 14.
- [23] Lyu, H., Xu, T., Brotman, D. et al. Overtreatment in the United States[J]. *Plos One*, 2017, 12 (9).
- [24] Morgan, D. J., Brownlee, S., Leppin, A. L. et al. Setting a research agenda for medical overuse[J]. *British Medical Journal*, 2015, 351.
- [25] Osheroff, J. A., Teich, J. Levick, D. et al. Improving outcomes with clinical decision support: An implementer's guide[M]. *Himss Publishing*, 2012.
- [26] Park, Y., Bang, Y., Kwon, J. Clinical decision support system and hospital readmission reduction: Evidence from US panel data[J]. *Decision Support Systems*, 2022, 159.
- [27] Prakash, A. V., Das, S. Medical practitioner's adoption of intelligent clinical diagnostic decision support systems: A mixed-methods study[J]. *Information & Management*, 2021, 58 (7).
- [28] Reis, W. C., Bonetti, A. F., Bottacin, W. E. et al. Impact on process results of clinical decision

- support systems (CDSSs) applied to medication use: Overview of systematic reviews[J]. *Pharmacy Practice*, 2017, 15 (4).
- [29] Sirovich, B., Gallagher, P. M., Wennberg, D. E. et al. Discretionary decision making by primary care physicians and the cost of U.S. health care[J]. *Health Affairs*, 2008, 27 (3).
- [30] Slepchuk, A. N., Milne, G. R., Swani, K. Overcoming privacy concerns in consumers' use of health information technologies: A justice framework[J]. *Journal of Business Research*, 2022, 141.
- [31] Stivers, T. Managing patient pressure to prescribe antibiotics in the clinic[J]. *Pediatric Drugs*, 2021, 23 (5).
- [32] Sutton, R. T., Pincock, D., Baumgart, D. C. et al. An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success[J]. *Digital Medicine*, 2020, 3 (1).
- [33] Taheri Moghadam, S., Sadoughi, F., Velayati, F. et al. The effects of clinical decision support system for prescribing medication on patient outcomes and physician practice performance: A systematic review and meta-analysis[J]. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 2021, 21 (1).
- [34] Wang, Z., Wang, R., Li, X. et al. Influencing factors of generic prescribing behavior of physicians: A structural equation model based on the theory of planned behavior[J]. *Risk Management and Healthcare Policy*, 2024.17.
- [35] Wright, A., Sittig, D. F. A four-phase model of the evolution of clinical decision support architectures [J]. *International Journal of Medical Informatics*, 2008, 77 (10).
- [36] Wushouer, H., Ko, W., Du, K. et al. Exploring facilitators and barriers to delayed antibiotic prescribing in rural northwest China: A qualitative study using the theoretical domains framework and behavior change wheel[J]. *Antibiotics-Basel*, 2023, 12 (12).
- [37] Yang, Y., Ngai, E. W. T., Wang, L. Resistance to artificial intelligence in health care: Literature review, conceptual framework, and research agenda[J]. *Information & Management*, 2024, 61 (4).
- [38] Yao, L., Yin, J., Huo, R. et al. The effects of the primary health care providers' prescription behavior interventions to improve the rational use of antibiotics: A systematic review[J]. *Global Health Research and Policy*, 2020, 5 (1).

The Impact of Clinical Decision Support System Adoption on Physicians' Medication Diversity

Cui Nan Xie Jiquan Lv Junyan

(Economics and Management School, Wuhan University, Wuhan, 430072)

Abstract: Physicians' prescribing behavior plays a crucial role in the medical process. However, during the prescription process, issues such as polypharmacy and excessive drug variety often occur. These prescribing behaviors lead to increased medication diversity, which may result in negative consequences such as antibiotic misuse. Reducing the negative impact of such prescribing behaviors is an important issue in healthcare management. The development of smart healthcare technologies, particularly the application of

Clinical Decision Support Systems (CDSS) in healthcare systems, provides a promising approach to alleviate these negative effects. However, whether CDSS can reduce medication diversity in prescriptions and thus mitigate the negative effects of polypharmacy has not been systematically empirically investigated. This study uses data obtained from the Health Commission of a provincial capital city in China, constructing a multi-period DID model to empirically explore the impact of CDSS adoption on physicians' prescription medication diversity and patients' medical costs. The study finds that the adoption of CDSS reduces the diversity of physicians' prescriptions. The level of medical institutions moderates the impact of CDSS on physicians' prescribing behavior. The research results provide an explanation for the implementation effects of smart technology from the perspective of professional service providers, filling gaps in the existing literature on physicians' prescribing behavior.

Key words: Clinical decision support system; Prescribing behavior; Medication diversity; Multi-period difference-in-differences

专业主编: 寿志钢