

• 科学论坛 •

DOI: 10.3724/BNSFC-2025.01.06.0003

数据驱动的医院运营与政策协同关键科学问题及未来资助方向*

贾伟平^{1,2} 李京山³ 查宏远⁴ 陈昕韞⁴
王杉⁵ 霍红⁶ 章魏⁶ 耿娜^{1**}

1. 上海交通大学 安泰经济与管理学院, 上海 200030
2. 上海交通大学医学院附属第六人民医院, 上海 200233
3. 清华大学 工业工程系, 北京 100084
4. 香港中文大学(深圳) 数据科学学院, 深圳 518172
5. 中山大学 管理学院, 广州 510006
6. 国家自然科学基金委员会 管理科学部, 北京 100085

[摘要] 随着大数据、人工智能等新一代信息技术的蓬勃发展, 医疗服务作为关系国计民生的重要领域, 其运营与医疗政策协同是管理界关注的重要问题。本文基于国家自然科学基金委员会第368期“双清论坛”, 针对我国在医院运营与政策协同领域的重大需求, 梳理了我国医疗服务系统管理与宏观政策领域的研究现状、发展趋势及面临的挑战, 凝练了该研究领域急需关注和亟待解决的重要基础科学问题, 探讨了未来5—10年的前沿研究方向和科学基金资助战略。

[关键词] 医院运营; 医疗政策; 数据驱动; 资源协同; 基金资助

医疗服务是关系国计民生的重要领域。近年来, 我国持续推进医疗服务体系建设, 医疗服务水平显著提升, 居民健康指标不断改善, 人均预期寿命已提高至78.2岁。随着人民群众对安全、高效、便捷医疗服务需求的日益增长, 我国医疗服务系统能力与效率仍面临多重挑战, 如医疗资源区域与机构间配置失衡、“挂号难、等待久”等就医痛点以及部分医改政策在基层执行不畅等问题依然突出。这些挑战的背后, 医疗政策与医院运营之间复杂而紧密的关系成为关键影响因素。医疗政策作为行业发展的顶层设计, 通过财政投入、医保支付、区域规划等手段, 直接影响医院的运营模式与资源分配。医院运营实践同样深刻影响着医疗政策的制定与优化。作为政策落地的“最后一公里”, 医院的运营数据是检验政策效果的直接标尺。这种双向互动既体现了政策对

医院发展的引导作用, 也凸显了医院实践反哺政策完善的重要性。如何平衡二者关系, 形成政策引导与运营创新的良性循环, 成为破解医疗服务难题的核心突破口。

医疗大数据的可获取性、可分析性、可利用性等技术特性为破解上述困局开辟了新思路: 其可获取性与可分析性不仅能通过数据建模精准诊断医院运营堵点(如门诊流量预测、床位周转优化), 推动跨层级医院间的服务协同与资源共享, 更能从宏观视角构建政策效果评估模型, 量化分析不同政策工具的实施成效与协同效应, 为系统性提升医疗服务水平提供科学依据。然而, 医疗政策与医院运营的复杂关联——从政策目标与医院公益性、经济性的平衡难题, 到区域差异导致的政策适配性挑战——使得大数据的应用需突破技术层面的单一赋能。如何依托医疗大数据构建“政策设计—运营反馈

收稿日期: 2025-01-05; 修回日期: 2025-06-22

* 本文根据国家自然科学基金委员会第368期“双清论坛”讨论的内容整理。

** 通信作者, Email: gengna@sjtu.edu.cn

引用格式: 贾伟平, 李京山, 查宏远, 等. 数据驱动的医院运营与政策协同关键科学问题及未来资助方向. 中国科学基金, 2025, 39(4): 589–599.
Jia WP, Li JS, Zha HY, et al. Data-driven hospital operation and policy synergy. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2025, 39(4): 589–599. (in Chinese)

—动态调适”的闭环机制,实现政策精准性与运营灵活性的深度融合,推动医疗资源配置从“被动响应”向“主动优化”转型,正成为医疗服务系统升级的核心课题。这一过程不仅需要数据技术与医院管理的深度耦合,更需在政策框架中预留创新空间,让技术赋能与制度变革形成合力,最终实现医疗服务效率与公平性的双重提升。

在此背景下,国家自然科学基金委员会(以下简称“自然科学基金委”)第368期“双清论坛”于2024年4月20—21日在北京召开。本次论坛由自然科学基金委管理科学部、医学科学部及计划与政策局联合召开,论坛主席由上海交通大学贾伟平院士、清华大学李京山教授、香港中文大学(深圳)查宏远教授共同担任。来自全国高等院校、科研院所、行业部门等单位的30余位相关领域的专家学者,以及自然科学基金委相关工作人员参加本次论坛。论坛围绕“数据驱动的医院运营与政策协同”,深入探讨了数据与模型双驱动的研究方法在此背景下的挑战与机遇。论坛分别从面向医院运营与医疗政策的大数据分析、数据驱动的国家医疗政策与医院运营的协同管理、数据驱动的医院间协作和医院内部运营管理三个维度进行了深度探讨,详细梳理了数据驱动的医院运营与政策协同中亟待解决的3个关键共性科学问题,并据此提出未来5—10年管理科学、医学与人工智能交叉领域的重点研究方向和基金资助战略。

1 研究背景概述

自改革开放以来,我国医疗服务系统经历了深刻变革并取得举世瞩目的成就^[1,2]。随着居民生活水平提升、人口老龄化进程加速及生态环境变化,公众对医疗健康服务的需求正从“量的增长”转向“质的跃升”,这使得我国医疗体系在政策设计与医院运营层面均面临前所未有的压力^[3]。新一轮医疗改革明确要求医疗机构提供“安全、高效、便捷、经济”的医疗服务,既要保障患者生命安全、提升服务品质,又需通过优化运营效率、控制医疗成本实现可持续发展。为此,国家围绕医疗保险支付机制、跨机构协同服务等领域出台一系列宏观政策,引导医疗机构向改革目标迈进,并已取得阶段性成效。

然而,受我国国情、区域发展失衡及医疗机构类型多元化等因素影响,宏观医疗政策在落地过程中与医院运营管理产生多重现实矛盾,包括公众对优质医疗服务的需求增长与高端医疗资源总量不足且分布不均的供需结构性矛盾、医疗服务价格调控目标与人力成本上升及药耗价格波动等刚性成本增长的传导矛盾以及医疗

资源区域间“虹吸效应”与部分基层机构资源闲置浪费并存的配置矛盾。2024年6月,国务院办公厅正式发布了《深化医药卫生体制改革2024年重点工作任务》(国办发〔2024〕29号),该文件指明了我国深化医药卫生体制改革的重点任务,明确了宏观医疗政策与医院运营协同的重要性。

医疗服务体系因其“以患者为中心”的服务属性,需整合医护人员、床位、手术室等多维度资源,服务流程天然具有高度的复杂性与专业性。历经多年技术迭代,现代医疗已构建起相对成熟的服务体系,但在“以人为本”理念深化与管理科学革新(尤其是互联网、人工智能、大数据分析等信息技术的爆发)的背景下,传统运营模式亟待突破——通过挖掘医疗大数据价值,创新服务模式与管理机制^[4,5],既能推动宏观政策精准适配医院实际需求,又能通过医院运营数据反哺政策优化。这种基于数据驱动的“政策—运营”协同机制,不仅可提升医疗资源配置效率、降低服务成本,更将为公众提供更具可及性与性价比的医疗服务,推动我国医疗体系向“高质量发展”转型。

2 研究现状与发展趋势

在管理科学、计算机科学、医学科学及公共卫生等学科交叉领域,国内外学者围绕医疗大数据分析、医院运营管理、医疗政策分析等方向开展了系统性研究,为数据驱动的医疗政策制定和医院资源协同研究提供了理论基石与方法支撑,并为后续研究奠定了重要基础。本文将从面向医院运营与医疗政策的大数据分析、国家医疗政策与医院运营的协同管理、医院间协作和医院内部运营管理三个纬度,对国内外相关领域的关键研究成果进行综合评述。

2.1 面向医院运营与医疗政策的大数据分析研究现状与发展趋势

2.1.1 医疗大数据管理技术

医疗大数据分析的基础在于医疗服务系统数据管理。近年来,该领域面临着巨大的挑战,这些挑战包括医疗数据质量检测、数据安全与隐私等问题。

由于医疗数据的标准化程度较低、数据完整性难以保证,以及医疗机构间数据共享存在障碍,传统数据管理方法在数据采集、汇总、清洗、存储和分析过程中面临诸多困难。目前,基于大模型的数据管理方法逐渐成为研究焦点。从医疗数据的预处理,到数据分析模型的选择、对提取数据适配模型以及模型的可解释性,都需要深厚的专业知识。大模型能够借助算法自动地执行上述任务,将显著降低数据分析任务的技术门槛。针对医

疗文本的专用模型,如BioBERT^[6],已在提高医疗文本处理的准确性和效率方面取得突破。尽管在中文医疗文本领域,ERNIE、BERT-wwm和ZEN等预训练模型^[7-9]已经出现,但仍缺乏公开的、广泛应用的预训练模型,这限制了国内医疗文本处理技术的发展。在医疗数据质量控制方面,异常值检验是确保数据质量的关键步骤,有助于识别因数据质量问题导致的假阳性,评估不同医院或批次数据的质量,并可转化为临床可操作的重要信息^[10]。尽管已有算法用于检测单一医院的数据离群值^[11,12],但在跨机构数据共享的背景下,现有技术仍显不足。

鉴于医疗数据的敏感性,如何确保数据安全与隐私是医疗数据跨机构共享的关键问题。跨多机构联邦学习技术能够在不直接共享原始数据的前提下,通过协作训练模型,实现多机构数据资源整合,从而有效保护患者隐私。NVIDIA在2019年北美放射学年会(Radiological Society of North America, RSNA)上推出的Clara联邦学习程序展示了联邦学习在医疗数据分析中的应用潜力。在国内,爱尔眼科与合作者共同推出了FedEYE眼科联邦学习平台^[13]。尽管全球范围内对联邦学习的研究显著上升,但其在实际应用中的普及程度仍较为有限^[14]。此外,目前大多数联邦学习算法基于数据均匀分布假设,然而这一假设在医疗数据中并不总是成立。因此,考虑数据异构性的联邦学习算法正逐渐成为研究的热点^[15,16]。

2.1.2 基座大模型及人工智能体 workflow

医疗服务是一类特殊形式的服务,涉及多类医疗资源、复杂的服务模式和服务流程以及作为服务对象的患者。医疗数据来源广泛且种类繁多。因此,对医疗运营和医疗政策的精确效果评估依赖于对多模态数据的精确分析以及对多个医疗主体行为和交互的精确推断。近年来,大模型技术和人工智能体 workflow的发展为此提供了可能。

随着大语言模型参数规模的持续增长以及多样化训练数据的引入,模型在语言理解和生成方面的能力得到了显著提升^[17]。国内自主开发的华佗GPT^[18]成为首个成功通过国家药剂师资格考试的医疗领域大型语言模型。其他中文医疗大模型(如DoctorGLM^[19]、DISC-MedLLM^[20]等)也展现了各自的独特优势。在多模态医疗大型模型中,谷歌Research和DeepMind联合开发的多模态生成模型Med-PaLMM^[21],能够处理临床语言、影像学 and 基因组学数据,在全科医疗任务中表现出卓越性能,其水平接近或超越了现有最佳模型;上海交通大学开发的DeepDR-LLM模型^[22],专注于糖尿病的诊疗,能

够提供糖尿病视网膜病变的辅助诊断和个性化管理建议;华佗GPT-Vision^[23]结合了语言和视觉理解,实现了对CT、MRI等医疗影像的分析,并能生成影像报告,辅助医生进行诊断。

基座大模型的类人智能来源于其全面的训练数据集和庞大的模型参数。基于此特性构建的具有类人决策能力的自主智能体,称为人工智能体 workflow^[24,25]。配置模块通常由指示基座模型角色的配置文件组成,用以影响基座模型的行为。目前,配置文件的构建主要通过人工设计^[26]、基座模型生成^[27]以及真实数据集对齐^[28]三种方式进行。在医疗运营管理和政策研究领域,主要需求在于设计与构建相应的规划和决策模块。规划模块的目的是赋予基座模型类似人类的能力,预期可以使基座模型行为更加合理、有力和可靠。规划模块包括单路径推理^[29]、多路径推理^[30]、环境反馈^[31]等。决策模块则将基座模型生成的决策转化为具体的结果,可以直接与环境互动。决策模块的具体应用包括完成任务^[32]、通信^[33]等。通过人工智能体 workflow,可以有效地将大模型嵌入医疗服务系统的建模中。目前,已有若干智能体建模仿真框架致力于将基座模型驱动的智能体整合到实际应用中,包括医疗保健领域中的整合基座模型^[34,35]。

2.2 国家医疗政策与医院运营的协同管理研究现状与发展趋势

国家医疗政策与医院运营的协同管理领域的研究主要涵盖两个方面:首先,针对宏观政策(关键是分级诊疗制度和医保支付制度)进行机制设计与优化;其次,开展多主体、多阶段交互行为的实证研究,构建博弈模型,并进行相应的机制设计。

2.2.1 数据驱动力的国家宏观医疗政策设计理论及动态优化

2009年新医改以来,特别是党的十八大以来,党中央、国务院高度重视分级诊疗制度建设。《中共中央国务院关于深化医药卫生体制改革的意见》(中发〔2009〕6号)就明确提出“逐步实现社区首诊、分级医疗和双向转诊”。首先,分级诊疗系统中,医疗资源协同与不同层级医疗机构间的上下转诊行为决策紧密相关。例如,有效的医疗资源协同机制能让医生按照最佳上转、下转策略进行决策^[36,37]。其次,构建医院—社区—家庭多元联动平台,也有助于提升分级诊疗系统的运作效果^[38,39]。例如,设计医院—社区—家庭三元联动延续护理平台,可以提高患者出院后的自我管理达标率^[40]。此外,分级诊疗系统对于慢病护理服务的医疗效果也至关重要^[41]。例如,将患者转移到下级医院住

院,可以显著提高慢病治疗的效果^[42]。

在宏观医疗政策方面,医疗服务支付政策如何影响医疗主体也得到了广泛的研究。研究文献发现,医保支付方式可能会影响医疗主体的医疗行为^[43,44],如过度治疗、预防性医疗服务不足等^[45];通过对比不同医保支付方式的效果,可以为政策制定部门提供有效的建议^[46,47],例如,从支付方的角度来分析如何设计能够促进最优转诊决策的支付合同^[48,49];而按病种付费的医保支付方式下,不同的形式和病组分组方式也会影响医疗系统的运营效率^[50],比如在按病种分值付费(DIP)下医院服务速率可能低于按疾病相关组付费(DRG)制度,但其利润空间更大^[51]。

纵观国内外学者在医疗政策设计(尤其是分级诊疗制度设计、医保支付制度设计)和评价方面所取得的成果,他们通过理论建模或者实证分析,深入研究了医疗机构间整合模式^[52]、医疗政策与医疗主体行为的相互影响^[53]、医生患者决策因素和行为模式^[54,55]等重要问题。然而,在基于大数据和机器学习的医疗政策设计和优化研究方面,尚处于探索阶段。特别是在我国这样复杂的医疗系统中,缺乏数据驱动的实际案例以及基于此的理论与方法上的重大突破。因此,迫切需要基于医疗大数据和机器学习技术,系统评估宏观医疗政策的优势和不足,并发展基于大数据的宏观医疗政策设计理论。

2.2.2 医疗服务多主体、多阶段混合博弈理论及激励机制设计

医疗服务系统中存在多个不同的参与主体,包括政府、医疗机构(如医院)、保险机构、医务人员(如医生、护士)以及患者等。这些主体在医疗服务的各个阶段,包括院前准备、院中治疗以及院后康复等,所采取的行为和作出的决策,共同构成了一个多阶段的动态过程。

对多主体多阶段交互系统建模的工作主要分布在计算机科学领域,多是通过机器学习^[56]、策略分析^[57]、因果效应图^[58]等模型与方法,以有效表示和分析多主体系统中不同层次的交互行为。相关实证研究通过分析不同主体在不同医疗阶段中的行为和交互,揭示了其对医疗政策实施、资源配置和医疗服务质量的影响^[59,60]。此外,多主体建模^[61]也被用于模拟医疗环境中的员工活动和患者行为,进而评估公共卫生政策的影响和有效性^[62]。在公共卫生政策分析方面,临床试验^[63]、社会网络分析(SNA)^[64]和基于代理的建模(ABM)^[65]等方法都被用于分析医疗主体之间的关系和互动模式,模拟复杂系统并进行因果分析,以评估其在公共卫生政策制定中的潜力。随着大数据与大模型技术的发展,医患之间的交互也逐渐扩展到了医生—患者—医疗智能应用之间

的交互^[66,67]。

通过应用博弈模型与激励机制的设计,能够有效引导参与主体的行为模式,从而促进医疗资源的优化配置,并提升医疗体系的整体运行效率与效能^[68,69]。在这一过程中,医保支付方式的改革是医疗系统激励机制设计与优化的关键,一个与激励相容的医保支付方式可以减轻医生的不良医疗行为^[70],提升医疗服务的质量^[47],提高医疗服务流程的效率^[71],同时加强整个医疗供应链的韧性^[72],推动分级医疗机构间的合作^[73],最终实现医患双方满意度的共同提升^[74]。

综合来看,国内外学者在医疗支付政策实施、多主体、多阶段交互行为模式建模和博弈分析、医疗主体决策和行为等方面的研究中取得了许多重要成果,深入探讨了医疗服务系统中复杂的多主体交互关系及其对政策的执行环境和政策目标的影响,剖析了医疗服务多主体、多阶段的交互行为,特别是医生与患者决策行为以及医疗政策下的医院行为^[75]。同时,国内外学者也研究了多种行为建模的方法,如合作多主体学习、深度强化学习以及社会网络分析结合代理建模等^[76]。尽管如此,目前的研究往往聚焦于单一主体或单一阶段的行为分析,对多主体、多阶段交互行为的系统性研究尚显不足,且在大数据和人工智能技术的应用方面存在局限。

2.3 医院间协作和医院内部运营管理研究现状与发展趋势

医疗服务系统的核心目标是构建公平可及的医疗服务体系。围绕这一目标,国内外学者展开多维度研究:在医疗公平性领域,学者们深入探讨其内涵定义,构建了涵盖可及性、质量、费用等维度的评估指标体系,并通过实证分析揭示医生资源分配、患者就医行为与公平性的关联机制;在患者全周期管理方面,针对预防、诊疗、康复等多阶段需求,研究跨医院协作网络构建、多机构资源(床位、设备、医护人员)协同调度及服务流程优化方法,以提升连续性服务能力;在医院内部运营管理中,学者们聚焦门诊、手术室、病床等关键或瓶颈资源,运用运筹优化、仿真等开展资源配置建模与动态调度策略研究,推动医疗系统运营效能提升。

2.3.1 医疗公平性指标与医患行为研究

构建公平的医疗服务体系,需以医疗公平性的理论解构与行为分析为基础,开展多维度、跨学科研究。

首先,在医疗服务公平性评估中,不同领域呈现出差异化的指标选取逻辑:医疗领域倾向于采用与实际医疗场景紧密相关的指标^[77],如实际就诊比例、预防服务的覆盖范围以及疾病筛查的普及程度等,这类指标直接关联服务供给效率与患者触达效果;而管理领域更倾向

于使用宏观的评价指标,如基尼系数、泰尔指数、阿特金森指数等宏观分析工具^[78],以量化不同社会经济群体间的医疗资源获取差异。当前研究的关键突破点在于如何整合微观实践指标与宏观统计方法,同时融入区域规划、交通可达性、数字化服务覆盖等多维要素,构建兼具精准度与系统性的综合性评价体系,实现对医疗公平性的全维度科学度量。

其次,医疗行为涵盖医护人员的服务决策与患者的就医全流程表现,其内在逻辑与影响因素呈现多维度复杂性:在医生行为层面,道德伦理推理、薪酬激励机制、职业同理心及团队协作模式构成决策核心^[79],例如,薪酬结构若过度侧重经济效益,可能导致基层医生对公共卫生服务的投入偏离公平性目标;在患者行为层面,经济水平、医保政策、个体特征(如教育程度)及健康状态等多重变量交织作用^[80,81],需基于计划行为理论、健康信念模式等经典框架,设计针对性干预策略(如医保报销优化、健康认知干预),以提升患者就医可及性,强化遵医行为^[82]。此类研究需打破单因素分析范式,构建“政策环境—行为动机—公平性结果”的动态关联模型,为医疗服务公平性的提升提供精准化路径支撑。

2.3.2 医院间协作优化研究

医院间协作是实现医疗服务公平可及、引导医患行为、实现患者全周期管理的核心要素。全周期管理是在整合型医疗卫生服务体系中实施的管理模式,覆盖患者从疾病预防到康复的完整链条,具体包含院前阶段通过疾病筛查实现早期干预^[83],院间阶段依托分级诊疗模式设计推动资源合理流动^[84],院中阶段聚焦临床诊疗决策的精准化,以及院后阶段强化康复护理的延续性管理^[85]。当前研究中,马尔科夫决策模型、博弈论分析及统计建模等方法被广泛应用于全周期管理的流程优化与策略设计^[85-87],通过跨机构协作网络的动态构建,提升医疗服务的连续性与公平性,实现从“碎片化诊疗”向“全链条照护”的模式转型。

医联体制度是我国医院间协作的核心模式,国内学者围绕该制度的实施开展了多维度研究:通过理论建模与实证分析相结合的方式,系统评估医联体的政策效果,剖析实践中存在的资源整合不足、利益分配机制不完善等问题,并提出针对性优化建议^[88,89]。在医疗服务供需影响层面,研究多基于田野实验设计与计量统计方法,验证医联体对提升基层服务能力、缓解三甲医院虹吸效应的实际效能^[90];在合作机制构建领域,学者们运用博弈论模型、仿真等工具,深入分析政府、医院、患者等多元主体的行为逻辑,探讨激励相容机制设计与跨机构协同路径^[91,92]。值得关注的是,在医联体协同服

务框架下,医疗资源与信息跨机构流动效率成为关键变量,而“互联网+护理服务”、一体化延续护理等创新模式的实践^[93],则通过延伸服务链条,有效保障了患者从院内到院外的照护连续性,推动医疗服务公平性与可及性的双重提升。

在多医院资源协同优化领域,我国医疗服务系统的复杂性导致现有研究仍存在显著局限性,尤其在医联体的组织结构设计、跨机构运作机制创新及服务模式迭代等方面的研究深度不足。在医疗大数据可获取的背景下,多机构间医疗数据的安全共享与隐私保护成为核心挑战——如何在确保患者数据合规使用的前提下,实现跨院数据的高效流通与协同分析,亟待突破技术瓶颈。对此,可引入计算机科学领域的联邦学习、联邦计算等新兴技术^[94-96],构建分布式数据协作框架,并在此基础上开发适配医疗场景的分布式优化策略,为多医院资源的动态协同与精准配置提供底层技术支撑,推动医联体从“形式联合”向“实质协同”演进。

2.3.3 医院内部运营管理研究

医院内部运营管理研究是过去二十多年研究的重点问题,主要聚焦于高效利用院内资源,如床位分配、手术室排程、同一资源在考虑门急诊差异性时的分配等^[97-99]。在医院运营管理过程中,应依据建设与发展规划,从人力资源、财务资源、物质资源、技术资源、空间资源、设施资源等维度构建标准化资源配置体系,并通过实时数据驱动的动态调配机制,推动各类资源与临床需求的动态匹配^[100-102],最终实现服务效率提升与成本结构优化的双重目标。

在医院内部运营管理领域,传统研究多局限于局部场景或单一资源的配置优化,如独立探讨床位分配、手术室调度等问题。随着医疗数据的积累与技术的发展,当前研究逐渐转向以数据驱动和系统思维为核心,强调通过多部门协同视角开展全局性优化。然而,现有研究仍存在显著不足:首先,尚未构建基于数据驱动的医患行为精准刻画模型,导致管理优化策略难以充分适配复杂的临床场景;其次,在研究方法层面,运筹优化理论与人工智能技术的深度融合仍显不足,专家经验知识与数据知识的协同机制尚未实现有效突破,制约了医院运营管理智能化水平的提升。

3 未来5—10年医院运营与政策协同研究发展目标及资助重点

3.1 研究发展目标

随着大数据技术的迭代升级,宏观医疗政策与微观医院运营的协同优化迎来全新机遇。大数据一方面为

医疗政策的动态评估与精准完善提供量化依据,另一方面也为医院内部及机构间的资源协同注入智能化动能。在政策与运营双向互动的框架下(政策引导运营实践,运营反馈驱动政策调整),当前亟待解决的核心科学问题在于:如何深度融合大数据分析 with 人工智能技术,构建政策与运营的高效协同机制。未来5—10年,需紧密围绕医疗大数据的多源性、时序性特征,结合医疗公平可及目标与医患行为复杂逻辑,聚焦三大关键领域开展研究:(1)构建医疗政策和医疗资源协同大数据分析方法和体系,实现政策效果的实时监测与动态优化;(2)研究医疗服务中的多主体、多阶段混合博弈理论及协调机制设计,设计跨机构利益协调机制;(3)探讨面向公平可及和患者选择行为的医院资源协同和优化理论和算法,形成具有中国特色的医疗管理理论与技术体系,创新相关理论与方法,切实服务国家重大管理需求。

3.2 资助重点

本次“双清论坛”与会专家经过深入研讨,凝练了医院运营与政策协同领域重大关键科学问题,并建议未来5—10年应着重围绕以下领域,通过管理科学、医学与人工智能交叉开展原创性研究。

3.2.1 医疗政策和医疗资源协同大数据分析方法和体系

医疗大数据分析方法和体系是该方面研究的基础。该部分内容包括服务医疗政策与医院资源协同的医疗大数据分析方法和体系,以及基于微观运营的国家宏观医疗政策的运行机理和基于医院运营大数据的政策优化方法。

因此,建议资助重点为:(1)医疗服务系统数据管理与安全共享技术。实现分布式数据分析和协同管理。(2)医疗运营政策多基座大模型构建技术和方法。构建医疗政策运营多模态基座模型,分析各种非结构化医疗数据类型,提高诊断、治疗和管理决策的准确性。(3)医疗主体决策行为特征识别与挖掘方法。识别和分析医疗主体的决策行为特征与规律,对多主体的状态进行建模和预测。(4)多层次医疗服务运作体系建模与仿真平台。基于基座大模型的多层级医疗服务运作体系仿真技术,确保全面、准确地捕捉医疗服务运作中的复杂行为模式。

3.2.2 医疗服务中的多主体、多阶段混合博弈理论及协调机制设计

宏观医疗政策对整个医疗服务系统起着指导和规范的作用,反过来也受医疗机构执行效果的影响,其主要问题是宏观政策(关键是分级诊疗制度和医保支付制度)及其机制设计。具体包括两部分内容:其一,聚焦医疗服务系统中的多主体、多阶段混合博弈理论,深入探

究各参与主体的激励机制设计,以提升医疗资源的配置与利用效率;其二,重点研究医疗机构之间的协作模式、资源优化配置方法,以及如何以数据为驱动实现医疗资源的协同高效调度,为系统整体效能提升提供理论支持。

因此,建议资助重点为:(1)数据驱动的医疗政策评估方法。基于医疗大数据,研究患者的择医行为特征、医疗服务主体行为特征、医患信任演变机制等影响医疗政策实施的重要因素。(2)医疗支付政策与运营主体博弈分析。探讨国家/地区医疗政策在医疗资源分配与配置上的效能与影响,解析服务提供者(医院、医生)与患者之间在医疗服务多阶段的互动模式与行为特征,以识别并评估医疗政策的有效性。(3)分级诊疗服务系统的各主体行为分析和机制设计。构建主体间交互行为的博弈模型,探索发现多主体的行为逻辑与活动规律,从机制设计的视角设计、优化引导主体行为以纠正偏差的可行方式和策略。(4)多主体、多阶段博弈均衡求解算法。

3.2.3 面向公平可及和患者选择行为的医院资源协同和优化理论和算法

现代医疗服务体系作为一个高度复杂的多主体协同系统,深度关联医院、医生、患者等多元参与者,并贯穿院前疾病筛查与干预、院中精准诊疗、院后康复护理等全流程环节。各主体在不同阶段的交互行为呈现出动态性与耦合性特征——从患者基于个体偏好的就医选择,到医院依据政策导向的资源调配,再到医生在诊疗规范与临床需求间的决策权衡,均受到宏观医疗政策与微观运营机制的双重约束。该方面的研究包括建立约束于宏观政策和微观运营的医疗服务体系,并通过研究患者行为,协同医疗资源,最终实现医疗服务公平性与可及性的全面提升。

因此,建议资助重点为:(1)数据驱动的医疗服务公平可及性测度体系构建。整合多源异构数据(如电子病历、医保结算、患者反馈),从服务覆盖面、质量水平、成本效益及患者满意度等维度,构建动态化、多维度的评估模型,实现医疗公平性的量化分析与实时监测。(2)全周期医疗服务模式与资源优化。立足公平可及目标,深度融合医患行为特征(如患者就医偏好、医护决策逻辑),创新慢性病管理等全流程服务模式,通过院前精准筛查、院中资源智能调配、院后延续性康复的系统性优化,降低无效就诊需求,提升医疗资源利用效率。(3)医院间协同服务模式创新。针对复杂医疗需求,探索分级诊疗、医联体协作等跨机构协同机制,设计涵盖资源共享、信息互通、利益协调的新型服务范式,强化医疗服务

体系的整体韧性。(4)多医院资源协同优化模型与算法研发。综合运用运筹学理论与人工智能技术(如强化学习、联邦计算)、专家经验知识与数据知识融合,构建多机构关键资源(床位、设备、人员)协同的数学模型,突破传统优化算法在高维复杂场景下的求解瓶颈,实现医疗资源的跨机构动态配置与智能调度。

4 结语

医疗服务体系作为国家民生保障的基石与高质量发展的重要支撑,深刻影响着民众健康福祉与社会稳定。受我国区域发展不平衡、城乡二元结构等特殊国情制约,医疗政策在落地过程中可能与医院运营实践产生摩擦,出现资源错配、服务效能不足等结构性矛盾。破解这一困局,亟需整合跨学科科研力量,构建长效攻关机制,以数据科学与人工智能为技术引擎,聚焦医院运营与医疗政策协同的核心命题,系统开展数据驱动的基础理论创新;研究基于数据驱动的基础理论与方法,构建医疗政策和医疗资源协同大数据分析方法和体系;探索医疗服务中的多主体、多阶段混合博弈理论及协调机制,设计跨机构利益协调机制;发展面向公平可及和患者选择行为的医院资源协同和优化理论和算法。未来5—10年深化医院运营与政策协同研究,为我国医疗服务体系实现跨越式升级、建设健康中国提供关键理论支撑与实践路径。

参 考 文 献

- [1] Blumenthal D, Hsiao W. Lessons from the East—China’s rapidly evolving health care system. *The New England Journal of Medicine*, 2015, 372(14): 1281—1285.
- [2] Group WB, Organization WH, Ministry of Finance PRC, et al. Deepening health reform in China. *World Bank Publications - Books*, 2016: 24720.
- [3] Eggleston K. ‘Kan Bing Nan, Kan Bing Gui’: Challenges for China’s healthcare system thirty years into reform// Oi JC, Rozelle S, Zhou XG, eds. *Growing Pains: Tensions and Opportunities in China’s Transformation*. Washington DC: Brookings Institution Press, 2010. 229—272.
- [4] Porter M. *Redefining health care: Creating value-based competition on results*. Cambridge: Harvard Business Press, 2006.
- [5] 朱士俊. 关于现代医院管理的几个问题. *中国医院*, 2003, 7(12): 25—28.
Zhu SJ. On several issues relevant to modern hospital management. *Chinese Hospitals*, 2003, 7(12): 25—28. (in Chinese)
- [6] Huang KX, AlTosaar J, Ranganath R. ClinicalBERT: Modeling clinical notes and predicting hospital readmission. (2020-11-29)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/1904.05342>.
- [7] Zhang ZY, Han X, Liu ZY, et al. ERNIE: Enhanced Language Representation with Informative Entities. *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Florence, Italy. ACL, 2019: 1441—1451.
- [8] Cui YM, Che WX, Liu T, et al. Pre-training with whole word masking for Chinese BERT. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*. 2021, 29: 3504—3514.
- [9] Diao SZ, Bai JX, Song Y, et al. ZEN: Pre-training Chinese Text Encoder Enhanced by N-gram Representations. *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020*. Online. ACL, 2020: 4729—4740.
- [10] Wang HZ, Bah MJ, Hammad M. Progress in outlier detection techniques: A survey. *IEEE Access*, 2019, 7: 107964—108000.
- [11] Choi YG, Hanrahan LP, Norton D, et al. Simultaneous spatial smoothing and outlier detection using penalized regression, with application to childhood obesity surveillance from electronic health records. *Biometrics*, 2022, 78(1): 324—336.
- [12] Estiri H, Murphy SN. Semi-supervised encoding for outlier detection in clinical observation data. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2019, 181: 104830.
- [13] Yan BJ, Cao DM, Jiang XL, et al. FedEYE: A scalable and flexible end-to-end federated learning platform for ophthalmology. *Patterns*, 2024, 5(2): 100928.
- [14] Teo ZL, Jin LY, Liu N, et al. Federated machine learning in healthcare: A systematic review on clinical applications and technical architecture. *Cell Reports Medicine*, 2024, 5(2): 101419.
- [15] Durmus AE, Yue Z, Ramon M, et al. Federated learning based on dynamic regularization. *International Conference on Learning Representations*. (2021-11-09)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2111.04263>.
- [16] Karimireddy SP, Kale S, Mohri M, et al. Scaffold: Stochastic Controlled Averaging for Federated Learning. *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning*. Virtual. ICML, 2020, PMLR 119: 5132—5143.
- [17] Patil R, Gudivada V. A review of current trends, techniques, and challenges in large language models (LLMs). *Applied Sciences*, 2024, 14(5): 2074.
- [18] Chen J, Wang X, Gao A, et al. HuatuoGPT-II, one-stage training for medical adaption of LLMs. (2024-09-15)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2311.09774>.
- [19] Xiong H, Wang S, Zhu Y, et al. DoctorGLM: Fine-tuning your Chinese doctor is not a herculean task. (2023-04-17)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2304.01097>.
- [20] Bao Z, Chen W, Xiao S, et al. DISC-MedLLM: Bridging general large language models and real-world medical consultation. (2023-08-28)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2308.14346>.
- [21] Tu T, Azizi S, Driess D, et al. Towards generalist biomedical AI. *NEJM AI*, 2024, 1(3): 1—12.
- [22] Li JJ, Guan ZY, Wang J, et al. Integrated image-based deep learning and language models for primary diabetes care. *Nature Medicine*, 2024, 30(10): 2886—2896.
- [23] Chen J, Gui C, Ouyang R, et al. Towards Injecting Medical Visual Knowledge into Multimodal LLMs at Scale. *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Miami, FL, USA. ACL, 2024: 7346—7370.
- [24] 陈露, 张思拓, 俞凯. 跨模态语言大模型: 进展及展望. *中国科学基*

- 金,2023,37(5):776—785.
- Chen L,Zhang ST,Yu K. Cross-modal large language models: Progress and prospects. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*,2023,37(5):776—785. (in Chinese)
- [25] Wang L, Ma C, Feng XY, et al. A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science*,2024,18(6):186345.
- [26] 谷学强,罗俊仁,周桢忠,等. 智能博弈决策大模型智能体技术综述. *系统仿真学报*,2025,37(5):1142—1157.
- Gu XQ,Luo JR,Zhou YZ, et al. Survey on large language agent technologies for intelligent game theoretic decision-making. *Journal of System Simulation*,2025,37(5):1142—1157. (in Chinese)
- [27] Wang L,Zhang J,Yang H, et al. User behavior simulation with large language model based agents. *ACM Transactions on Information Systems*,2025,43(2):1—37.
- [28] Argyle LP, Busby EC, Fulda N, et al. Out of one, many: Using language models to simulate human samples. *Political Analysis*, 2023,31(3):337—351.
- [29] Wei J, Wang X, Schuurmans D, et al. Chain-of-Thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in Neural Information Processing Systems*,2022, 35(NeurIPS 2022):24824—24837.
- [30] Yao S, Yu D, Zhao J, et al. Tree of thoughts: Deliberate problem solving with large language models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2023,36(NeurIPS 2023):11809—11822.
- [31] Yao S, Zhao J, Yu D, et al. ReAct: Synergizing reasoning and acting in language models. (2023-03-10)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2210.03629>.
- [32] Qian C, Cong X, Yang C, et al. ChatDev: Communicative agents for software development. (2024-06-05)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2307.07924>.
- [33] Huang W, Xia F, Xiao T, et al. Inner monologue: Embodied reasoning through planning with language models. (2022-07-12)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2207.05608>.
- [34] Li J, Wang S, Zhang M, et al. Agent hospital: A simulacrum of hospital with evolvable medical agents. (2025-01-17)/[2025-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2405.02957>.
- [35] Zhang HB, Chen JY, Jiang F, et al. HuatuoGPT, Towards Taming Language Model to Be a Doctor. *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023*. Singapore. ACL,2023: 10859—10885.
- [36] Hammer M, Champy J. *Reengineering the corporation: A manifesto for business revolution*. New York: Harper Business Press, 2009.
- [37] Shumsky RA, Pinker EJ. Gatekeepers and referrals in services. *Management Science*,2003,49(7):839—856.
- [38] 张友惠,张锦锋,闫振山,等. 医院社区一体化延续护理工作体系的设立及实践. *社区医学杂志*,2016,14(11):75—77.
- Zhang YH,Zhang Jf,Yan ZS, et al. Establishment and practice of a hospital-community integrated continuing care work system. *Journal of Community Medicine*,2016,14(11):75—77. (in Chinese)
- [39] 孙培航,黎迎,马宏坤,等. 基于博弈论以县级医院为切入点推动患者向下转诊问题的探索. *中国卫生经济*,2017,36(10):9—12.
- Sun PH,Li Y, Ma HK, et al. Research and exploration on the promoting the referral down problem of patients in county-level hospitals based on game theory. *Chinese Health Economics*,2017,36(10):9—12. (in Chinese)
- [40] 杨海琴,王萍,侯文秀,等. 医院-社区-家庭三元联动延续护理平台的设计及应用. *中华护理杂志*,2016,51(9):1133—1137.
- Yang HL,Wang P,Hou WX, et al. Design and application of continuing care service platform under the linkage of hospital-community-family. *Chinese Journal of Nursing*,2016,51(9):1133—1137. (in Chinese)
- [41] 王莉,李益民. 影响社区护士对社区慢性病患者实施延续性护理服务因素的质性研究. *中国实用护理杂志*,2017,33(35):2763—2766.
- Wang L,Li YM. Study on the factors affecting community nurses to carry out continuing nursing service factors in community chronic diseases. *Chinese Journal of Practical Nursing*,2017,33(35):2763—2766. (in Chinese)
- [42] Bosque-Mercader L, Siciliani L. The association between bed occupancy rates and hospital quality in the English National Health Service. *The European Journal of Health Economics*,2023,24(2):209—236.
- [43] Rajagopalan S, Tong CY. Payment models to coordinate healthcare providers with partial attribution of outcome costs. *Manufacturing & Service Operations Management*,2022,24(1):600—616.
- [44] Jiang HY, Pang Z, Savin S. Performance-based contracts for outpatient medical services. *Manufacturing & Service Operations Management*,2012,14(4):654—669.
- [45] Peckham S, Gousia K. GP payment schemes review. (2025-05-20)/[2025-08-07]. <https://kar.kent.ac.uk/id/eprint/46755>.
- [46] Guo PF, Tang CS, Wang YL, et al. The impact of reimbursement policy on social welfare, revisit rate, and waiting time in a public healthcare system: Fee-for-service versus bundled payment. *Manufacturing & Service Operations Management*,2019,21(1):154—170.
- [47] Andritsos DA, Tang CS. Incentive programs for reducing readmissions when patient care is co-produced. *Production and Operations Management*,2018,27(6):999—1020.
- [48] Mariño BG, Jelovac I. GPs' payment contracts and their referral practice. *Journal of Health Economics*,2003,22(4):617—635.
- [49] She ZW, Ayer T, Montanera D. Can big data cure risk selection in healthcare capitation program? A game theoretical analysis. *Manufacturing & Service Operations Management*,2022,24(6):3117—3134.
- [50] Savva N, Debo L, Shumsky RA. Hospital reimbursement in the presence of cherry picking and upcoding. *Management Science*,2023,69(11):6777—6799.
- [51] 甘燕红,周文慧,陈妍. DRGs与DIP的对比研究:基于医院运营的视角. *管理科学学报*,2023,26(6):114—125.
- Gan YH,Zhou WH, Chen Y. DRGs vs. DIP: From the perspective of hospital operations management. *Journal of Management Sciences in China*,2023,26(6):114—125. (in Chinese)
- [52] Tong CY, Rajagopalan S. Pricing and operational performance in discretionary services. *Production and Operations Management*, 2014,23(4):689—703.
- [53] Damien É, Fortin B. Physician payment mechanisms, hospital length of stay and risk of readmission: Evidence from a natural experiment. *Journal of Health Economics*,2014,36:112—124.
- [54] Hennig-Schmidt H, Selten R, Wiesen D. How payment systems affect physicians' provision behaviour—An experimental investigation.

- Journal of Health Economics, 2011, 30(4): 637—646.
- [55] Adida E, Mamani H, Nassiri S. Bundled payment vs. fee-for-service: Impact of payment scheme on performance. *Management Science*, 2017, 63(5): 1606—1624.
- [56] Panait L, Luke S. Cooperative multi-agent learning: The state of the art. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2005, 11(3): 387—434.
- [57] Walsh WE, Das R, Tesauo G, et al. Analyzing complex strategic interactions in multi-agent systems. *AAAI02 Workshop on Game-Theoretic and Decision-Theoretic Agents*, 2002, 103(4): 109—118.
- [58] Zhang JY, Chen YL, Xia CH. Structured multiagent decision-making in information diffusion: The model and dynamics. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 278: 110869.
- [59] Kolstad JT, Kowalski AE. The impact of health care reform on hospital and preventive care: Evidence from Massachusetts. *Journal of Public Economics*, 2012, 96(11/12): 909—929.
- [60] Einav L, Finkelstein A, Ji YN, et al. Randomized trial shows healthcare payment reform has equal-sized spillover effects on patients not targeted by reform. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(32): 18939—18947.
- [61] Liu YY, Zhou Y, Yang L, et al. Simulating staff activities in healthcare environments: An empirical multi-agent modeling approach. *Journal of Building Engineering*, 2024, 84: 108580.
- [62] Ornstein JT, Hammond RA. Agent-based modeling in public health// Kim D, eds. *New Horizons in Modeling and Simulation for Social Epidemiology and Public Health*. New Jersey: John Wiley & Sons, 2021: 67—77.
- [63] Kaligotla C, Ozik J, Collier N, et al. Model exploration of an information-based healthcare intervention using parallelization and active learning. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2020, 23(4): 1.
- [64] Li Y, Lawley MA, Siscovick DS, et al. Agent-based modeling of chronic diseases: A narrative review and future research directions. *Preventing Chronic Disease*, 2016, 13: E69.
- [65] Tracy M, Cerdá M, Keyes KM. Agent-based modeling in public health: Current applications and future directions. *Annual Review of Public Health*, 2018, 39: 77—94.
- [66] Mehndru N, Miao BY, Almaraz ER, et al. Evaluating large language models as agents in the clinic. *NPJ Digital Medicine*, 2024, 7(1): 84.
- [67] Wang X, Lee CF, Jiang JB, et al. Factors influencing the aged in the use of mobile healthcare applications: An empirical study in China. *Healthcare*, 2023, 11(3): 396.
- [68] Betcheva L, Erhun F, Jiang HY. OM forum—supply chain thinking in healthcare: Lessons and outlooks. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2021, 23(6): 1333—1353.
- [69] Fainman EZ, Kucukyazici B. Design of financial incentives and payment schemes in healthcare systems: A review. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2020, 72: 100901.
- [70] So KC, Tang CS. Modeling the impact of an outcome-oriented reimbursement policy on clinic, patients, and pharmaceutical firms. *Management Science*, 2000, 46(7): 875—892.
- [71] Tong CY. Pricing schemes for congestion-prone service facilities. *Operations Research Letters*, 2012, 40(6): 498—502.
- [72] Mahjoub R, Odegaard F, Zaric GS. Health-based pharmaceutical pay-for-performance risk-sharing agreements. *Journal of the Operational Research Society*, 2014, 65(4): 588—604.
- [73] Adida E, Bravo F. Contracts for healthcare referral services: Coordination via outcome-based penalty contracts. *Management Science*, 2019, 65(3): 1322—1341.
- [74] Ghamat S, Zaric GS, Pun H. Care-coordination: Gain-sharing agreements in bundled payment models. *Production and Operations Management*, 2021, 30(5): 1457—1474.
- [75] Dai TL, Tayur S. OM forum—healthcare operations management: A snapshot of emerging research. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2020, 22(5): 869—887.
- [76] Will M, Groeneveld J, Frank K, et al. Combining social network analysis and agent-based modelling to explore dynamics of human interaction: A review. *Socio-Environmental Systems Modelling*, 2020, 2: 16325.
- [77] 苏海军. 我国公共卫生服务体系绩效评价指标体系研究. 武汉: 华中科技大学, 2010.
- Su HJ. Study on Performance Indicators of the Public Health System in China. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2010. (in Chinese)
- [78] 于良春, 刘慧敏. 利益相关者、医疗公平与中国医疗体制改革. *山东社会科学*, 2020(7): 125—131.
- Yu LC, Liu HM. Stakeholders, medical equity, and China's medical system reform. *The Journal of Shandong Social Science*, 2020(7): 125—131. (in Chinese)
- [79] Tavares AI. Doctor-nurse teams, incentives and behavior. *Notas Económicas*, 2014(39): 9—35.
- [80] 仇雨临, 冉晓醒. 医疗服务可及性对老年人健康的影响——基于CLHLS数据的分析. *中国卫生政策研究*, 2019, 12(7): 1—10.
- Qiu YL, Ran XX. Impact of medical service accessibility on the health of the elderly: Analysis based on CLHLS data. *Chinese Journal of Health Policy*, 2019, 12(7): 1—10. (in Chinese)
- [81] 李明强. 医疗保障的制度创新与全民医保相关措施探讨(上). *中国卫生经济*, 2008, 27(2): 21—25.
- Li MQ. The institutional innovation of social medical security system and a discussion for universal coverage. *Chinese Health Economics*, 2008, 27(2): 21—25. (in Chinese)
- [82] Song SH, Yuan BB, Zhang LY, et al. Increased inequalities in health resource and access to health care in rural China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 16(1): 49.
- [83] Hajjar A, Alagoz O. Personalized disease screening decisions considering a chronic condition. *Management Science*, 2023, 69(1): 260—282.
- [84] 张雪, 杨柠溪. 英美分级诊疗实践及对我国的启示. *医学与哲学(A)*, 2015, 36(7): 78—81.
- Zhang X, Yang NX. Practice of classified diagnosis and treatment in U.K. and U.S.A. and their implications to China. *Medicine & Philosophy (A)*, 2015, 36(7): 78—81. (in Chinese)
- [85] 何静, 寇玉珠, 于怡然, 等. 临床-康复-护理全周期管理模式在脑卒中后肩手综合征患者中的应用. *齐鲁护理杂志*, 2022, 28(14): 7—10.
- He J, Kou YZ, Yu YR, et al. Application of clinical rehabilitation-nursing full cycle management model in patients with shoulder hand

- syndrome after stroke. *Journal of Qilu Nursing*, 2022, 28(14):7—10. (in Chinese)
- [86] 刘珏, 闫温馨, 刘民, 等. 新时期健康中国建设中的医防协同: 理论机制与政策演变. *中国科学基金*, 2023, 37(3):451—460.
Liu J, Yan WX, Liu M, et al. Medical-prevention coordination in the construction of healthy China in the new era: Theoretical mechanisms and policy evolution. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2023, 37(3):451—460. (in Chinese)
- [87] 李忠萍, 王建军, 张歆眸, 等. 分级医疗体制下的转诊与政府补贴策略. *系统工程学报*, 2021, 36(3):400—415.
Li ZP, Wang JJ, Zhang XM, et al. Referral and government subsidy strategies in a hierarchical healthcare system. *Journal of Systems Engineering*, 2021, 36(3):400—415. (in Chinese)
- [88] 王海旭, 贾慧萍, 陈在余. 我国医疗联合体发展的问题及对策分析——基于分工协作的角度. *卫生经济研究*, 2017, 34(12):22—24.
Wang HX, Jia HP, Chen ZY. Problems and countermeasures of the development of medical association in China—From the perspective of division and cooperation. *Health Economics Research*, 2017, 34(12):22—24. (in Chinese)
- [89] 陈阳, 杨心玫, 朱星月. 医联体促进医疗资源供给与区域经济协同发展的动态演进研究: 以四川省为例. *中国卫生经济*, 2024, 43(7):52—58.
Chen Y, Yang XM, Zhu XY. Research on the dynamic evolution of medical consortium promoting the coordinated development of medical resources supply and regional economy: A case study of Sichuan Province. *Chinese Health Economics*, 2024, 43(7):52—58. (in Chinese)
- [90] 郁建兴, 涂怡欣, 吴超. 探索整合型医疗卫生服务体系的中国方案——基于安徽、山西与浙江县域医共体的调查. *治理研究*, 2020, 36(1):5—15.
Yu JX, Tu YX, Wu C. Exploring the Chinese approach of an integrated medical and health service system—A comparative study of medical community for the county from Anhui, Shanxi and Zhejiang Province. *Governance Studies*, 2020, 36(1):5—15. (in Chinese)
- [91] 姚银莹, 熊季霞. 基于博弈论与激励相容理论的我国分级诊疗体系分析. *中国医院管理*, 2017, 37(12):6—8.
Yao YY, Xiong JX. Analysis of the hierarchical diagnosis and treatment system in China based on game theory and the principle of incentive compatibility. *Chinese Hospital Management*, 2017, 37(12):6—8. (in Chinese)
- [92] Mohebbi S, Li XP, Wyatt T. Designing an incentive scheme within a cooperative game for consolidated hospital systems. *Journal of the Operational Research Society*, 2020, 71(7):1073—1144.
- [93] Dagne AH, Beshah MH. Implementation of evidence-based practice: The experience of nurses and midwives. *PLoS One*, 2021, 16(8):e0256600.
- [94] McMahan B, Moore E, Ramage D, et al. Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data. *Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. Fort Lauderdale, FL, USA. ICAIS, 2017, PMLR 54:1273—1282.
- [95] Liu J, Huang JZ, Zhou Y, et al. From distributed machine learning to federated learning: a survey. *Knowledge and Information Systems*, 2022, 64(4):885—917.
- [96] Li Z, Ding Z. *Distributed optimization and learning: A control-theoretic perspective*. Amsterdam: Elsevier Press, 2024.
- [97] Duma D, Aringhieri R. Real-time resource allocation in the emergency department: A case study. *Omega*, 2023, 117:102844.
- [98] Saadouli H, Jerbi B, Dammak A, et al. A stochastic optimization and simulation approach for scheduling operating rooms and recovery beds in an orthopedic surgery department. *Computers & Industrial Engineering*, 2015, 80:72—79.
- [99] Zhou LP, Geng N, Jiang ZB, et al. Multi-objective capacity allocation of hospital wards combining revenue and equity. *Omega*, 2018, 81:220—233.
- [100] 林晖, 王杉. 考虑设备转换成本的MRI检查预约调度优化. *系统管理学报*, 2024, 33(1):59—75.
Lin H, Wang S. On scheduling MRI appointments with changeover cost. *Journal of Systems & Management*, 2024, 33(1):59—75. (in Chinese)
- [101] Feng YY, Wu IC, Chen TL. Stochastic resource allocation in emergency departments with a multi-objective simulation optimization algorithm. *Health Care Management Science*, 2017, 20(1):55—75.
- [102] Bandi C, Gupta D. Operating room staffing and scheduling. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2020, 22(5):958—974.

Data-driven Hospital Operation and Policy Synergy

Weiping Jia^{1, 2} Jingshan Li³ Hongyuan Zha⁴ Xinyun Chen⁴
Shan Wang⁵ Hong Huo⁶ Wei Zhang⁶ Na Geng^{1*}

1. Antai College of Economics and Management, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China

2. Shanghai Jiao Tong University School of Medicine Affiliated Sixth People's Hospital, Shanghai 200233, China

3. Department of Industrial Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China

4. School of Data Science, The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen 518172, China

5. School of Business, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China

6. Department of Management Sciences, National Natural Science Foundation of China, Beijing 100085, China

Abstract Healthcare service is one of the most important fields related to the national economy and people's livelihood. With the vigorous development of new-generation information technologies such as big data and artificial intelligence, the synergy between its operation and medical policies is an important issue of concern in the management field. Based on the 368th "Shuangqing Forum" of the National Natural Science Foundation of China, this paper discusses the theoretical and methodological issues related to hospital operation and policy synergy in China, responding to the national major needs in this area. Specially, this paper sorts out the research status, development trends and challenges in the field of management and macro policies of medical service systems in China, and condenses the important basic scientific issues that need urgent attention and solution in this research field. Finally, this paper discusses the cutting-edge research directions and the funding strategy of the science foundation in the next 5 to 10 years.

Keywords hospital operation; medical policy; data-driven; funding support

贾伟平 上海交通大学讲席教授, 博士生导师, 中国工程院院士、发展中国家科学院院士、973首席科学家。任上海市糖尿病研究所所长, 国家基层糖尿病防治管理办公室主任, 上海交通大学主动健康战略与发展研究院院长。长期致力于糖尿病精准诊疗、预警筛查、发病机制的研究及防治工程管理。

耿娜 上海交通大学安泰经济与管理学院教授, 博士生导师, 上海交通大学中美物流研究院副院长, 国家级青年人才计划入选者。主要研究方向为生产与服务系统运作管理。承担了包括国家自然科学基金重点项目在内的国家级项目4项, 参与了国家级重大、重点项目6项。

(责任编辑 贾祖冰 张强)

* Corresponding Author, Email: gengna@sjtu.edu.cn