

集中带量采购能促进创新提质增量吗？*

——来自专利申请组别的证据

谭文心 庄 晨 韩 丹 肖赛子

摘 要：本文基于2001—2021年国家知识产权局专利数据，通过三重差分法与合成控制降维三重差分法分析集采试点对社会面医药创新的影响。研究发现：政策能够显著促进试点地区医药组别发明专利的申请增量，但对医药专利质量存在负向影响；政策对中标企业专利增量降质影响显著，对参标但未中标企业、其他非企业主体也有间接影响。异质性分析表明，政策不仅会影响与采购目录相关化学药物类专利，而且对医疗器械相关领域的发明、医药实用新型专利有溢出效应。机制分析表明，带量集采能够减小医药研发专利的市场集中度，重塑企业主体各类费用结构，强化非企业主体的专利技术转让，导致医药创新“以质换量”。

关键词：政府采购 药品集采 医药创新 合成控制三重差分

中图分类号：F407.7 F273.1 **JEL 分类号：**H57 I18 O31

一、引 言

党的二十届三中全会提出，要“构建支持全面创新体制机制”，强调“健全新型举国体制，提升国家创新体系整体效能”。目前，我国已出台了各项创新引导类、专利司法与执法保护类、贸易自由化类、人力资本积累类、管制与资助类产业政策，例如《国家中长期科学和技术发展规划纲要（2006—2020年）》《中华人民共和国专利法》等。并且，现有研究已对这些政策进行了较为全面的讨论（寇宗来和刘学悦，2020；吴超鹏和唐菡，2016；黎文靖和郑曼妮，2016），发现其出台绝大部分促进了专利产出，但也出现了一些负面情况，比如只有发明专利显著增加，追求“数量”胜过“质量”；在实际操作中偏好策略性创新，而非实质性创新（黎文靖和郑曼妮，2016）。然而，构建全面创新体制机制并不局限于与创新直接相关的供给侧的政策，还应考虑政府采购等从需求端

* 谭文心，北京大学经济学院，E-mail: wenxin_tan@stu.pku.edu.cn；庄晨（通信作者），北京大学经济学院，E-mail: zogcee@gmail.com；韩丹，加利福尼亚大学圣克鲁斯分校，E-mail: dhan32@ucsc.edu；肖赛子，马来西亚诺丁汉大学政治、国际关系与经济学院，E-mail: xiao.saizi@nottingham.edu.my。本文为北京大学经济学院科研种子基金课题“政府采购促进创新的机制研究：以医药领域为例”（项目编号：6309900019/283）和国家自然科学基金面上项目“数字经济时代注意力资源配置如何影响经济决策：基于行为经济学与行政大数据的多层次分析”（项目编号：72573006）的阶段性成果。感谢匿名审稿人提出的宝贵意见，文责自负。本文AI工具使用情况披露如下：

	文献整理	语言润色	文字撰写	图表处理	理论建模	数据实证
AI 使用比例（%）	10	20	20	0	0	0

拉动的方式，以探究这类工具对于创新质量的影响与外溢效应。^①

本文以医药领域为例，探讨集中带量采购是否可以成为一种促进创新的体制机制。选择医药领域有以下三点理由：一是医药类专利申请在我国专利数据库中具有重要地位。在国际专利分类体系（IPC）中，A61 代表医学及卫生学类。根据国家知识产权局（China National Intellectual Property Administration, CNIPA）的数据，截至 2021 年末，A61 发明和实用新型专利数量占比高达 6.1%，其中代表传统药物、医用配置品的 A61K 小类，发明和实用新型专利数量之和在所有小类排名第三，说明医药领域尤其是传统药物和医用配制品方向，是我国专利活动核心组成成分之一。二是中国医疗健康类专利总量在全球具有战略优势。根据《医疗健康行业 2025 年专利分析白皮书》，中国医疗健康专利申请量占全球的 52.4%。^② 三是药品带量集采对医药专利产生了显著影响。一方面，集采通过推动市场结构重组、重塑竞争规则、倒逼工艺改进促进了创新（王俊豪和单芬霞，2025）；另一方面，若买方的谈判势力过高，过度的政府管制可能导致市场扭曲，特别是制药企业可能因为价格压低而减少研发投入，影响药品的创新（朱恒鹏，2011）。由此，我们考虑集采政策的整体社会面效应。

本文同政府采购与创新之间关系的研究文献密切相关。目前学界的共识是政府采购主要通过需求牵引、降低研发不确定性、缓解预算约束等机制发挥影响（Uyarra 等，2020；孙薇和叶初升，2023）。然而在关于政府采购商品的分类与创新影响的现有结论中，部分文献发现创新类商品采购能促进创新，对于基础、民生保障类常规商品的政府购买反而会抑制创新（孙薇和叶初升，2023；Czarnitzki 等，2020；武威和刘玉廷，2020）。药品集中带量采购的目的是实现以量换价，降低医保费用支出，并非对于创新药物的定向突破。作为政府采购的民生常规商品典型代表和特殊形式^③，现有文献对其创新影响的讨论尚有不足。当前研究多聚焦上市企业或工业企业的研发投入指标，考察其对于企业创新投入和专利产出是否具有扶持效果，缺乏对市场各个创新主体的全局考量，也较少衡量其对于政策所在城市其他主体的作用。正如 Lember 等（2011）发现的政府采购与城市创新竞争力之间具有预期正相关关系，更多高校和研发机构、个人、政府等其他研发主体也可能为获得带量采购订单作出研发努力，从而对创新活动产生深远影响。

现有文献在药品集中带量采购对创新的影响方面已经积累了一些初步证据。既有研究主要基于企业层面数据，发现政策对创新具有促进作用（Gu 和 Zhuang，2023；Li 和 Xu，2024；唐运舒等，2023；Chen 等，2024；王俊豪和单芬霞，2025）。基于 2015—2021 年沪深 A 股上市医药企业的样本，Gu 和 Zhuang（2023）使用研发投入与营业收入的比率来衡量上市企业的创新水平，发现药品集中采购政策对中国医药企业创新投入力

① 集中带量采购是政府采购的一种特别形式，通过整合需求锁定总量，以换取更低的采购价格。以医药领域为例，集中带量采购由政府主导组织，公立医疗机构作为采购主体，联合明确采购数量，实现以量换价，解决过去分散采购时二次销售和流通环节费用高导致药价虚高等问题。2018 年集中带量采购政策从“4+7”城市（即 4 个直辖市和 7 个副省级城市）开始试点，现今已扩展至全国，进入常态化制度阶段。

② 参见：《医疗健康行业 2025 年专利分析白皮书》，知识产权出版社，2026 年 1 月 22 日，<http://www.ipph.cn/download/2026/20260121b.pdf>。

③ 首批“4+7”城市药品集中带量采购更多针对传统药品，针对高血压、心脑血管慢性病的药物（其中仿制药占 22 种，原研药仅占 3 种）等已然有相对较为成熟的市场。

度的提升有显著贡献。Li 和 Xu（2024）进一步利用 2015—2022 年 164 家医药企业的财务数据与专利数据，使用交错 DID 模型发现中国集中采购政策促进了企业的研发投入，减少了医药企业的创新产出数量，提高了创新产出质量，影响机制可能包括企业盈利能力、增长能力、经营能力、偿债能力等方面。Chen 等（2024）使用类似数据验证了集中采购政策对医药企业创新影响显著的观点，发现集中采购政策通过增加政府补贴、企业利润和营业收入来促进医药企业创新。王俊豪和单芬霞（2025）通过强度双重差分法进一步解决了企业中选的内生性问题，验证了国家集采政策有利于提高医药企业的创新投入，主要通过推动医药行业市场结构重组与竞争战略调整实现。

然而，上述经验证据普遍来自样本量较小、代表性较为局限的上市公司数据，并未拓展至其他创新主体，在外部有效性上有一定欠缺。由于未直接获得政府采购订单的主体同样可能受到政策影响，仅聚焦微观中标主体难以揭示全面创新。同时，现有研究通常使用研发投入、专利数量等单一指标衡量创新，且其构建的评价体系大多聚焦于创新广度层面，而对被引用次数、获授权比例等创新深度指标关注不足。

本文利用首批药品集中带量采购试点政策构建处理组和对照组，基于 2024 年公告的近五千万条专利数据，构造基于专利申请组别层面的面板数据和识别策略，将局部效应推广到社会面净效应。本文从专利质量与数量维度探究药品集中采购政策对于创新的效果，并且纳入详细的机制讨论，能够为科技创新与新质生产力培育路径提供有益借鉴。相较于已有文献，本文可能具有以下边际贡献。第一，本文系统探讨和检验了药品带量集采对全社会医药领域专利数量与质量的效应、作用渠道和机制。本文不仅涵盖了中标企业的直接效应，还包含了参标但未中标企业、非企业主体的溢出效应，从异质性入手分析试点政策对不同类型与细分领域专利的影响，以把握政策的直接效应与溢出效应。此外，本文从作用机制入手考察了研发市场集中度、企业资金配置、非企业主体协作创新三种效应，为解开集中带量采购对多主体创新的影响路径“黑箱”提供实证证据。第二，本文在不同的尺度和范围数据内识别了政策净效应。与以往研究中主要集中于产业层面或者微观企业层面的做法不同，本文在研究社会面净效应时基于“地区—发明人类类型—专利类型—IPC 分类号前四位数—年份”组别，构建平衡性较好的全国面板数据，主体包含范围更加广泛，以克服单个企业或个体层面数据在时间跨度、平衡性、代表性上的不足。通过医药类专利与非医药类专利的对比，展现政策如何影响各类主体创新成果。第三，本文采取新颖的手段加强了因果效应识别的可信度。本文在存在平行误差的假设下采用三重差分策略作为基准回归；为了评估和应对平行误差假设可能被违背的情况，本文提出了一种将三重差分与合成控制法结合的做法，以最大限度构造事前误差的相似性，从而寻找更干净、更可比的对对照组并获得更可信的因果识别。安慰剂检验、更换指标、改变数据细分度等多种策略进一步验证了结论的稳健性。

此外，本文也具备明确的政策价值。目前，药品集中带量采购工作已经进入常态化、制度化阶段，对于药品集中带量采购政策带来的创新效应进行全面评估，具有现实意义，能够在增进民生福祉、促进医药行业健康发展等方面发挥重要作用。同时，通过分析药品集中采购政策对创新的影响，本文能够为建立支持全面创新体制机制提供数据支持，也为政策制定者通过政府采购等政策工具激励创新提供参考。

二、制度背景与理论分析

（一）药品集中带量采购政策的中国实践

2018 年，国家医疗保障局成立，负责统筹贯彻集中带量采购药品政策，并于同年 12 月启动了“4+7”城市药品集中带量采购政策试点，包含北京、天津、上海、重庆四个直辖市以及沈阳、大连、厦门、广州、深圳、成都、西安七个城市，对应北京市、上海市、天津市、重庆市、四川省、广东省、福建省、辽宁省、陕西省九大省份。

对于“4+7”集中采购政策，国家事先约定药品销售量，采取排他性中标形式，确保中标药品优先使用，鼓励企业降价竞标。首批加入集中采购的中标产品大部分是慢病领域产品，例如苯磺酸氨氯地平慢性药物或者抗肿瘤药物。据测算，首批 11 个城市的药品使用量占全国的 30% 左右，25 种中选药品采购费用下降到了 19 亿元，节约了 59 亿元。^① 基于中国医疗保险研究会（CHIRA）的数据，“4+7”政策扩围的 25 个带量采购品种门诊和住院合计药品费用约为 450 亿元，中选药品价格平均降幅 59%，价格下降后药品费用支出减少约 270 亿元。^②

药品集中带量采购政策很快在全国铺开，然而对首批试点城市与医药企业带来的影响仍然是巨大且深远的。在 25 个集中采购中选通用名药品中，共有 54 家药企的 22 个仿制药通过药品疗效一致性评价从而参与招投标。中标企业共有 18 家，占比为 33.3%，其中近一半中标企业的总部设立在“4+7”试点城市或省份，还有许多在试点城市中设立子公司或研发中心。总之，集中采购在医药领域的鲜活应用为试点地区具有规模优势、研发能力和资源整合能力较强的企业扩大规模提供了机会，更为城市的创新竞争力注入了新的血液。

与此同时，在首批实施药品带量采购过程中，试点地区通过多维政策工具组合系统性引导了企业创新行为转型。一是在针对仿制药品的一致性评价中提供了众多激励措施，包括资金奖励、搭建平台、建立审批绿色通道、给予优先审评资格等。例如，四川省、福建省、北京市和重庆市，为申报一致性评价的药品搭建临床试验平台、学研平台，对满足要求的企业提供 50 万至 300 万元的资金奖励，并给予技术上的支持。政策工具迭代加速使得这些地区形成了自我强化的创新生态系统，吸引了生物医药研发项目落户。二是带量采购通过压缩非生产性支出，推动了研发资源结构性调整，带来了成熟有序的药品市场与更完善的合同研究组织（CRO）与合同生产组织（CMO）。

（二）药品集中采购政策对创新的影响机制

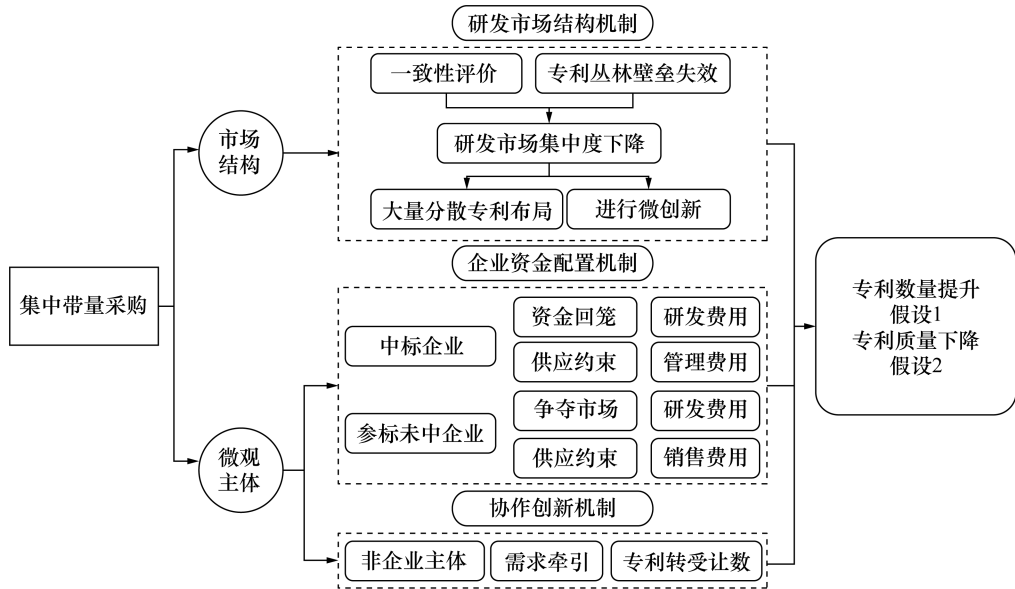
国内学者探讨了药品带量集采政策与创新的关系。部分学者从资源优化配置视角分析国家集采政策，认为集采产生的筛选机制与激励值会淘汰低质量企业，为资源整合能力强的企业提供机会（唐运舒等，2023）。还有学者从结构行为绩效的角度提出，国家集采政策能够推动医药行业市场结构重组与竞争战略调整，进而有利于提高医药企业的创新能力（王俊豪和单芬霞，2025）。在这些研究的基础上，我们提出了药品集中带量采购

① 参见：《三问“4+7”城市药品集中采购试点》，《中国城市报》，2019 年 2 月 4 日，https://paper.people.com.cn/zgcsb/html/2019-02/04/content_1907943.htm。

② 因篇幅所限，本文省略了部分的政策背景与效应，感兴趣的读者可在《经济科学》官网论文页面“附录与扩展”栏目下载。

政策对创新产出可能产生的三大机制效应，理论框架如图 1 所示。

图 1 本文的理论框架



1. 研发市场结构效应

药品集中带量采购政策影响了研发市场竞争结构。带量采购并非孤立政策，而是与药品一致性评价制度紧密结合。一致性评价的核心在于确立“仿制药与原研药在质量与疗效上等效”的科学法规基础，在一定程度削弱了原研药通过外围专利、剂型专利等构建的延长保护期的专利丛林策略进入壁垒（Ziedonis，2004），从而吸引更多主体进行研发。虽然 Schumpeter（1976）假说表明垄断在承担创新风险与享受规模经济方面更具优势，然而市场竞争对创新的影响还存在新古典学派的相反视角。Aghion 等（2005）提出并验证了竞争与企业创新之间存在着非线性关系，即竞争适中的市场结构最有助于创新。过去，研发市场专利集中度过高可能会削弱企业研发竞赛的竞争压力，导致创新动力下降；现在在药品带量集采政策的预期下，原本依靠某些重要专利或药品的封闭式研发模式难以为继，从而催生了新的研发市场竞争生态。一方面，头部创新者被迫在更多技术领域进行快速、分散的专利布局，旨在快速抢占新的研发赛道，使得专利申请数量激增；但是，单个专利的研发深度和影响力，即被引用数量下降。另一方面，对于研发的跟随者如仿制药类型企业，其创新会集中于工艺改进、剂型优化、联合用药等微创新领域，这类专利天然具有数量多但被引用有限的特点。

总之，药品带量集采政策能够打破原研药的专利保护壁垒和引发的专利悬崖，重塑竞争规则。企业为了适应新规则，创新行为从追求深度的壁垒式创新，转变为追求广度和速度的占位式创新。我们假设药品带量集采政策能够通过影响研发市场集中度，提升专利的申请数量，降低专利的质量。

2. 企业资金配置效应

药品带量采购政策对于中标企业和参标但非中标企业都设定了严苛的生存法则；然而从资源配置上，其影响对于中标企业与非中标企业具有异质性。在“4+7”试点量价

挂钩、确保使用等政策下，中标企业的优势是可以直接占据该药品品类的绝大部分市场，且直接结算能够保障带量集采中选医药企业的资金及时回笼（Krieger 等，2022），挤出国家集采政策前“高回扣”销售主导竞争模式的水分（朱恒鹏，2009），减轻试点城市医药类中标企业的销售费用负担（Vakratsas 和 Wang，2024），这一定程度上有助于提升企业的专利数量和质量。然而，当中标企业面临极低价格保证供应的硬约束时，其创新资源也会从不确定性高的长期研发，重新配置到确定性更高的短期效率提升，体现为研发费用减少、管理费用增加。一方面，企业需要推动流程优化、工艺改进等创新活动，以保证稳定且低价的中标产品产量供应；另一方面，企业倾向于转向渐进式创新，短期内刺激流程专利申请增加，但会因探索式投入减少而牺牲专利质量和长期动态效率（Berndt，2002）。

相比之下，非中标企业预算紧张，面临市场边缘化风险，会被迫加大销售和研发投入，一方面加强营销、渠道建设来争夺集采之外的市场份额，挤出本该用于研发的资金；另一方面会将研发投入用于防御性创新或微调现有产品，以快速争夺非集采份额。这种短视策略虽会推高专利数量，但因缺乏深度科学基础，转化能力和引用率往往较低（Chandy 等，2006）。我们假设，政策会重塑不同企业的资源配置方式，短期内可能提高专利数量，但同时具有专利质量降低的风险。

3. 协作创新效应

除医药企业自主创新外，集中带量采购政策对于市场其他创新主体协同的研发行为也具有重要作用。政策导致的成本约束和市场竞争使得企业更倾向于提出明确的技术需求。高校和科研院所可以据此进行定向研发，并通过专利转让、许可等形式将其成果进行转化。集中采购政策通过整合各方资源，优化需求信息流动，能够促进企业、科研机构、高校及政府之间的深度合作，形成协同创新的良性循环（Kalcheva 和 Shagun，2018；Miller 和 Pascale，2020）。例如，参与集中采购政策的企业必须通过疗效一致性评价来提升仿制药的质量，这不仅能够推动药企之间的技术交流，也可以为研发机构和高校提供广阔的创新合作空间。在药品集中采购政策的指挥棒下，高校、政府等其他机构和事业单位产学研用相结合，通过技术转让带来的信息交互融通，增强知识外溢效应（Polidoro 等，2022），显著提升了专利的申请数量。这一协作创新机制强调，在“产学研用”更高的地区，知识转移会有更强的效果（叶伟巍等，2014），进而会带来专利数量的提升。

综上，我们提出以下研究假设。

假设 1：药品集中采购政策能够提高医药类专利的申请数量。

假设 2：药品集中采购政策能够降低医药类专利的申请质量。

三、研究设计与数据

（一）样本选择

本文将截至 2025 年 6 月的 2001—2021 年国家知识产权局专利检索网站在案的逐年发明专利申请记录为初始样本，并将发明专利、实用新型专利作为辅助研究样本，按照如下标准对数据进行筛选：首先，考虑到衡量专利质量需要计算三年内被引数，故保留 2021 年及以前提交申请的专利数据；接着，与对应年份的国家统计局《中国城市统计年鉴》进行合并，对于统计年鉴缺失的城市数据样本值进行平滑补充处理，最终整理出 298 个城市，形成“城市—发明人类型—专利类型—IPC 分类号前四位数”组别。本

文将年份缺失的记录视为无专利申请的年份，从而形成强平衡面板数据。

此外，本文手工整理了首批“4+7”药品带量集采政策中标企业和参与竞标但未中标企业。首批“4+7”国家集采中选企业数量16家，扩围中选企业45家，去除重复中标的情况共计53家，同理整理出参与首批集采竞标但未中标的企业51家。本文运用商业信息查询工具“企查查”搜索目标企业名称，手工整理对应的股东信息和对外投资信息；并且访问了部分企业的官方网站，在投资者关系或集团介绍板块中确定组织架构，补充相关企业名单，最终确定53家中标企业及其295家关联企业（包括集团母公司、子公司、代工厂等），以及参与竞标但未中标的51家企业及其229家关联企业，整理出这些企业在“城市—专利类型—IPC分类号前四位数”尺度之下的专利指标。

在机制检验中，本文还使用了2001—2021年中国工商企业退出数据库、2007—2020年中国企业税收调查数据，以及2001—2021年专利技术转让合同数据库。

（二）变量构建与描述性统计

本文的因变量包括数量和质量两个维度。在数量方面，我们采用上述统计尺度内的专利申请总数作为衡量指标，对于城市层面净效应与省份层面净效应采取的是发明专利申请加总值，对于中标企业、参标未中标、非企业主体在城市组别尺度下采用的是发明专利申请平均值；在质量方面，我们选用上述统计尺度内该组别专利三年内被引数的均值（被引总数除以专利总数）作为主要衡量指标，并选取一系列相关指标，包括上述统计尺度内的平均专利分类号数量、平均前引数、平均发明人数量、授权成功率。表1展示了主回归城市组别主要变量的描述性统计结果。^①

表1 主要变量的描述性统计

变 量	均 值	方 差	最小值	最大值
专利申请总数（个）	2.33	37.87	0.00	28583.00
平均三年内被引数（次）	0.04	0.31	0.00	102.00
是否为处理组（是=1，否=0）	0.06	0.24	0.00	1.00
是否为政策后（是=1，否=0）	0.15	0.36	0.00	1.00
是否为医药类（是=1，否=0）	0.03	0.17	0.00	1.00
年末户籍人口（万人）	480.46	350.58	0.04	3416.00
地区生产总值（百亿元）	23.23	39.69	0.00	432.15
公共财政收入（百亿元）	2.29	6.04	0.01	77.72
公共财政支出（百亿元）	3.54	7.22	0.03	84.31
科学技术支出（百亿元）	0.12	0.41	0.00	5.55
教育支出（百亿元）	0.57	1.04	0.00	11.48
工业企业数（千个）	1.46	2.00	0.00	18.79
医院数（千个）	0.20	0.19	0.00	3.05
医院床位数（千个）	19.01	19.77	0.00	178.22
医生数（千个）	10.41	11.58	0.00	118.54

注：以上数据为城市逐年发明专利申请专利面板数据（样本量4196502），由作者手工整理。

（三）模型构建

根据国家专利局IPC分类号2022年版，本文将处理组设为医学与卫生学及其包含的

^① 变量在省级层面的描述性统计请见《经济科学》官网论文页面“附录与扩展”。

所有下属小类下的专利（IPC 前三位分类号为 A61），其中与带量集采政策最直接相关的子类别是 A61K（医药或医疗用途的配制物），也是药物专利核心小类。本文的对照组采取了两种构建方法：在基准回归中，将 IPC 前三位分类号非 A61 的所有（非医药类）专利作为对照组；为了进一步精炼和选取更干净的对照组，我们将与医药类潜在相关的专利类别剔除。

双重差分（DID）是常用的政策效应评估方法，通过比较处理组和对照组在政策前后的变化识别政策影响。然而，药品集中采购政策主要针对医药行业主体，若将试点地区参与专利申请的医药主体设为处理组，而将试点地区非医药主体或非试点地区主体设为对照组，可能难以满足平行趋势假设。这是因为医药行业与其他行业的创新活动原本就可能随时间呈现不同变动，且在试点与非试点地区的分布并非随机。基于此，本文借鉴 Cao 等（2024）的思路，利用政策试点在各地区的时间差构建三重差分（DDD）模型^①，以识别政策的影响：

$$Y_{it} = \gamma_1 Treat_{it} \times Post_t \times Med_i + \gamma_2 Treat_{it} \times Med_i + \gamma_3 Post_t \times Med_i + \gamma_4 Treat_{it} \times Post_t + \gamma_5 Treat_{it} + \gamma_6 Post_t + \gamma_7 Med_i + X'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中， i 表示一个“地区—发明人类型—专利类型—IPC 分类号前四位数”组合， t 表示一个具体年份； Y_{it} 是我们关注的因变量， $Treat_{it}$ 、 $Post_t$ 和 Med_i 分别是处理组、试点政策后及医药类的指示变量（即 IPC 分类号前三位是否为 A61）； γ_1 是核心系数，表示药品带量集采试点政策发生前后，统计尺度内专利数量（或质量）相较于非医药类在试点地区和非试点地区的差异。 X_{it} 是包含一系列具有实质性解释能力的控制变量的向量，能够减少残差，从而提高估计精确度；此外，包括控制变量可以解释组间构成差异，使基于平行趋势假设的因果识别更可信。如果存在一些基于可观察特征对试点地区进行选择的问题，本文所控制的特征变量可以对此进行缓解。 ε_{it} 为扰动项。

值得注意的是，尽管 DDD 是两个 DID 之间的差值，但它不需要两个平行趋势假设，而是只需要满足一个平行误差假设，就能够让估计结果揭示因果效应（Olden 和 Møen, 2022）。它只要求“医药类创新和非医药类创新在试点地区下的相对差异”与“医药类创新和非医药类创新在非试点地区中的相对差异”，在政策发生前有相同的趋势。为了评估该平行误差，可以考虑的办法是对 DDD 进行降维，将其转化为差分的 DID 后，使用事件分析法考察事前趋势。

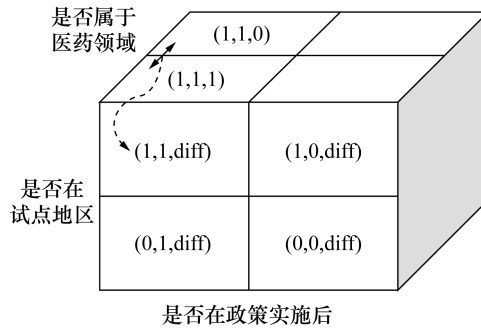
DDD 考虑了三个维度——专利申请所在地是否在试点地区（ $Treat$ ）、专利申请时间是否在政策实施后（ $Post$ ）、专利是否属于医药领域（ Med ）。三重差分的实质是通过比较这三个维度两两组合产生的八个状态下如专利申请量结果变量的均值差异来得到核心交乘项 $Treat \times Med \times Post$ 的因果效应。如图 2 所示，通过折叠其中一个维度，将原始数据转换为“与该维度下对照组的差值”，以“医药/非医药（ $Med = 1/0$ ）”为差分轴，将医药行业和非医药行业之间的差值作为新的因变量，就可以采用双重差分法的思路对新变量进行分析。^②

① 在实际回归中，我们引入组别固定效应 θ_i 和年份固定效应 φ_t ，因此式（1）应写为：

$$Y_{it} = \gamma_1 Treat_{it} \times Post_t \times Med_i + \gamma_2 Post_t \times Med_i + \gamma_3 Treat_{it} \times Post_t + \gamma_4 X'_{it}\beta + \theta_i + \varphi_t + \varepsilon_{it}$$

② 详细推导请见《经济科学》官网“附录与扩展”。

图 2 将三重差分降维为“差分的双重差分”的思路



进一步地，我们采用 Arkhangelsky 等（2021）的合成控制双重差分法进行估计以加强事前趋势的平行，从而提高因果推断的可信度。这也是 Zhuang（2024）提出的合成控制降维三重差分法，优点是可以减少维度交叉以简化解释，更易检验事前趋势，对照组选取更稳健。

四、实证结果与分析

（一）基准回归

我们将集采政策直接或间接影响的各类主体在首批“4+7”试点城市及扩围地区中的专利申请行为作为指标，包括发明专利的申请数量、发明专利平均三年内被引用数量，分成三大组别进行回归：第一组探讨直接效应，识别出首批中标企业 53 家，并延展至关联企业 295 家（包括代工厂、集团母公司、集团子公司等）；第二组探讨间接效应，识别出参与竞标但未中标的企业数量 51 家，延展至关联企业 229 家；第三组讨论更广泛的间接效应，由于药品集采政策可能会对高校、政府机构等有影响，将城市组别中所有非企业主体的专利申请行为作为处理组。

如表 2 所示，相较于非试点城市，开展首批药品带量集采政策试点城市中标企业的医药类发明专利申请数量平均增加 0.122 个，提升约 25.5%，约为 0.111 个专利平均总量的标准差。同时发现，参与集采竞标但未中标企业的发明专利申请数量提升了 0.094 个，提升约 19.7%。除了集采中标直接相关的企业，集采政策后非企业主体在试点地区的医药专利申请数量同样得到了提升，增加了 0.120 个专利平均总量，提升约 25.1%。然而，从创新质量提升来看，中标企业在政策后试点城市的医药类专利申请组别被引用数量相较于非医药类组别更低，组别的平均三年内被引次数降低了 0.031 次，降低程度为医药类组别平均引用值的 63.3%，约为 0.126 个标准差。参标但未中标企业的平均三年被引次数降低了 0.032 次，降低程度为 65.3%；非企业主体的平均三年被引次数降低了 0.027 次，约为平均值的 55.1%。总体而言，集采政策对中标企业的直接效应明显，对参标但未中标企业、非企业主体有广泛的间接效应，表明“以质换量”在社会面存在一定程度的蔓延。

表2 带量集采试点政策对医药类发明专利申请数量与被引用数量的影响

	中标企业		参标未中标企业		非企业主体	
	申请数量 (1)	被引量 (2)	申请数量 (3)	被引量 (4)	申请数量 (5)	被引量 (6)
DDD	0.122 *** (0.043)	-0.031 *** (0.009)	0.094 ** (0.043)	-0.032 *** (0.009)	0.120 *** (0.044)	-0.027 *** (0.009)
因变量均值	0.479	0.049	0.478	0.049	0.479	0.049
因变量标准差	1.099	0.246	1.097	0.246	1.098	0.246
观测数	4 194 192	4 194 192	4 194 234	4 194 234	4 194 045	4 194 045

注：聚类到“城市—发明人类型—IPC 分类号前四位数”，即组别均值层面；括号内为组别聚类稳健标准误，所有回归均控制了组别固定效应、年份固定效应、控制变量；因变量均值和标准差为政策后医药类的专利申请总数与被引用数量的均值和标准差；***、**、* 分别代表在 1%、5%、10% 的水平上显著；后同。

为了从更宏观的层面考察政策对整体创新格局的净效应，表 3 汇报了基于城市专利组别的加总回归结果。第（1）、（2）列中发明专利申请数量和平均三年被引用数量的 DDD 系数分别为 10.396 和-0.023 且均在统计上显著，表明在排除了时间趋势、组别固有特性等混杂因素后，药品集中带量采购政策为试点地区医药创新组别的申请总量带来了正向影响，但专利平均影响力出现了显著下降。第（3）、（4）列则基于合成控制降维三重差分法，不仅通过个体权重最小化处理组与对照组在政策前的结果变量差异，还通过时间权重找到与政策后处理期相似的政策前处理期，以此为每一个组别（试点地区医药类与非医药类降维组别差）构建了一个各方面高度相似的合成替身，拉平受到如物理、信息类等其他专利组别相关政策的影响，使得政策后处理组与对照组的差异更能归因于药品集采政策。与三重差分法估计结果相近，申请数量和被引用数量的系数分别为 9.294 和-0.017。由此，假说 1 与假说 2 得到支持，药品带量集采政策能够提高医药类专利的数量，但会降低医药类专利质量。因此，带量集采政策在激励更多专利申请的同时，可能会导致创新质量的结构性下滑。

表3 带量集采试点政策城市净效应估计

	三重差分估计		合成控制降维三重差分估计	
	申请数量 (1)	被引总量 (2)	申请数量 (3)	被引总量 (4)
DDD	10.396 *** (3.559)	-0.023 *** (0.008)	9.294 *** (1.013)	-0.017 ** (0.007)
因变量均值	7.997	0.050	3.662	-0.001
因变量标准差	41.417	0.250	41.682	0.227
观测数	4 196 502	4 196 502	120 456	120 456

注：第（1）、（2）列括号内为聚类稳健标准误，因变量均值和标准差为政策后医药类的专利申请总数与被引用数量的均值和标准差；第（3）、（4）列括号内为 Placebo 标准误，因变量均值和标准差为政策后医药行业专利减去非医药行业专利的差值的均值和标准差。

（二）事前趋势检验

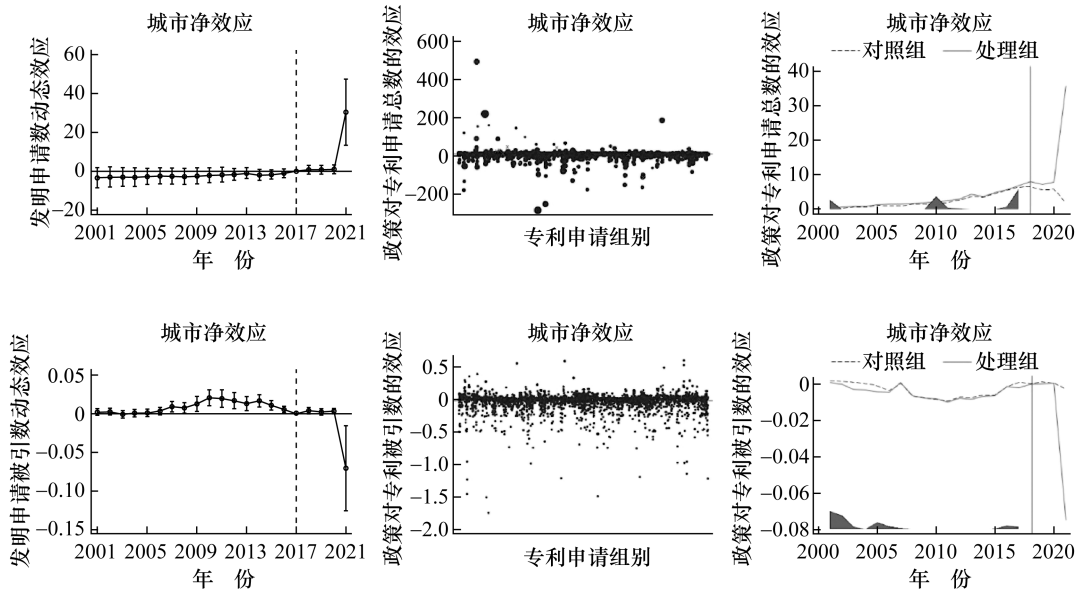
参照现有文献思路（Olden 和 Møen, 2022），本文降维转化成差分后的双重差分法，并利用事件分析法考察事前趋势，如式（2）所示。

$$PatentDiff_{it} = \beta_0 + \sum_{k \neq 2017} \beta_k D_{j,k} + \mu_t + \theta_i + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中， $PatentDiff_{it}$ 是在控制变量下医药类与非医药类专利条件均值的差分，参与降维三重差分的事前趋势检验的样本集限定为医药类赛道。 $D_{j,k}$ 表示是否是试点城市 and 一系列年份虚拟变量的交乘项， μ_i 表示时间固定效应， θ_i 表示控制了组别个体固定效应， ε_{it} 为扰动项。

我们将不同处理组别药品带量集采政策对于“医药类相较非医药类专利的差值”影响进行分解，结果如图 3 所示。第一行展示了城市加总的“医药相较非医药发明专利”申请数量差分值，第二行展示了“医药相较非医药发明专利”被引用数量差分值。

图 3 事前趋势检验



注：第一列反映带量集采试点政策对医药类发明专利相对于非医药类发明专利的条件均值差的动态影响，即在去除控制变量的影响后，展示试点与非试点城市间在专利申请数和被引数组别均值差的差距如何随时间变化；其中，空心点代表估计系数，框线表示其 95% 水平的置信区间，政策前一年的效应标准化为 0。第二列反映每个组别的平均处理效应及其在合成控制之中的权重，实心圆点的大小表示赋予权重的高低，叉号代表该组别的权重为 0。第三列反映加权后处理组与对照组在相应变量组别均值差上的时间趋势。

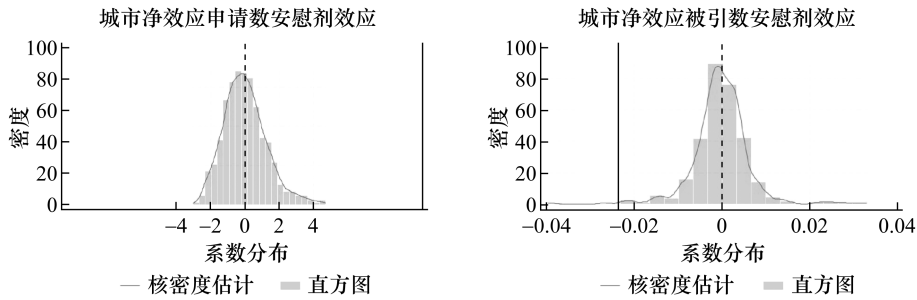
第一列三重差分法的申请总数动态效应在政策前 95% 的置信区间不区别于 0，表明发明专利申请数量未拒绝事前趋势检验。第二列合成控制降维三重差分法的事前趋势检验展示了申请数量差分值和被引用数量差分值如何基于政策处理前期间的全覆盖计算得到最佳权重。此权重在构建对照组时，确保处理组与对照组在政策干预前有着相似的趋势，不包含任何关键变量的缺失值，从而保证数据的完整性和比较的公平性。第三列则显示使用了合成控制降维三重差分法能够较好地保证申请数量和被引用数量的前期事前趋势的平行，表明回归结果具有可信度，为带量集采政策能够促进发明创造申请数量提升但降低专利被引用数量提供了可靠的证据。^①

① 分主体事前趋势检验和安慰剂检验请见《经济科学》官网“附录与扩展”。

（三）随机化推断

在纳入控制变量的基础上，本文利用真实的医药类与非医药类申请数与被引数作差降维，参考陈强等（2025）编写的 Stata 命令，同时抽取“伪处理时间”与“伪处理组别”，进行标准 DID 估计并重复 500 次，实现“伪时空”混合安慰剂检验，结果如图 4 所示。真实处理效应估计值远离伪处理核密度曲线，在一定程度上排除了宏观因素如经济变化、科技浪潮、专利制度环境改变等导致的专利申请组别共同趋势的影响。

图 4 降维三重差分法安慰剂核密度图检验



注：垂直实线表示真实处理效应估计值，垂直虚线为零点值，有弧度的实线刻画了伪处理效应分布的核密度曲线，灰色方块展现了伪处理效应和密度对应的直方图。

（四）稳健性检验

（1）聚类到省级组别层面。考虑到首批试点包含四个直辖市，在行政规划上属于省份层面，我们将专利申请组别聚类到 31 个省份及直辖市。综合考虑 2019 年底新冠疫情对医疗领域的冲击，以及医药领域研发活动的时间滞后性，本文使用包含 2021 年的等差四年年份间隔的省份数据进行回归，结果如表 4 第（1）列所示。发明专利申请数量的省份净效应系数为 17.422，被引用数量降低 0.211，解释了 31.7% 的政策后试点省份医药类专利申请组别数量的增长与 1.2% 的专利质量下降。

（2）更换因变量为对数形式。我们将因变量从申请总数和被引用数量改换为对数值，结果如表 4 第（2）列所示。药品集中采购政策使得医药发明申请数量平均提升了 18.7%，且并未显著提升医药类专利的被引用数量，未更改药品带量集采政策对发明专利增量降质的结论。

（3）精炼对照组行业组别。2019 年底爆发的重大公共卫生事件带来了巨大冲击，医药市场对新冠疫苗、特效药、检测试剂的大量需求促使相关组别专利创新投入，检测与诊断方法部材料分析（G01N）、化学与生物技术部类生物化学、微生物学、突变及基因工程项目及诊断试剂（C12*）、有机化学（C07*）、高分子（C08*）不再适宜作为对照组。将涉及生化专利组别对照组排除后的结果如表 4 第（3）列所示。结果发现，专利申请数量的效应略低于基准回归，三年内被引总数的负面影响更轻微。这一分析表明排除了其他医药领域事件冲击后，集采政策对于医药创新活动影响依然显著。

（4）更换衡量专利质量的指标。除了平均三年内被引用次数外，本文还考虑了其他作为衡量专利质量的代理指标，包括专利分类号数量、发明人数量、平均前引总数、发明申请专利获得授权的概率。采用其他代理指标的结果如表 4 第（4）、（5）列所示。集采导致专利分类号数量减少，可能反映药品集采政策使得企业在有限的创新领域内重复

创新而不是推动新兴交叉领域的突破，削弱专利的跨界技术含量。发明人数量也出现了明显下降，独立研发可能导致创新方向的收窄，进而影响了专利质量提升。前引总数同样出现了显著下降，可能由于申请人没有对于现有技术进行充分的技术检索，未能充分建立与现有技术的联系。

表 4 稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
专利数量	省份净效应	对 数	更换对照组	分类号数量	发明人数量
处理效应	17.422 * (9.081)	0.187 *** (0.034)	10.236 *** (3.640)	-0.128 *** (0.031)	-0.207 *** (0.043)
因变量均值	54.922	0.882	7.997	0.140	0.104
因变量标准差	155.463	1.220	41.417	1.090	1.405
观测数	401 592	4 196 502	3 953 925	120 456	120 456
被引用数量	省份净效应	对 数	更换对照组	前引总数	授权成功率
处理效应	-0.211 * (0.127)	-0.004 (0.005)	-0.018 ** (0.008)	-0.135 *** (0.039)	-0.016 (0.012)
因变量均值	1.868	0.035	0.050	0.049	0.052
因变量标准差	2.550	0.143	0.250	1.400	0.246
观测数	401 592	4 196 502	3 953 925	120 456	13 960

注：第（1）—（3）列使用三重差分法，第（1）列聚类到“省份—发明人类型—IPC 分类号前四位”层面，第（2）、（3）列聚类到“城市—发明人类型—IPC 分类号前四位”层面；括号内为聚类稳健标准误；第（4）、（5）列基于合成控制降维三重差分法，括号内为安慰剂（Placebo）标准误。

五、进一步分析

（一）异质性分析

我们进一步考察专利申请组别中其他性质专利（如发明授权和实用新型专利）申请①数量及其被引数，并与发明申请的数量与被引数进行比较。表 5 的回归结果表明，从含金量更高的发明授权专利类别上看，发明授权专利数量仅提升了约 1.5 件，平均三年内被引用次数没有显著影响；应用更广泛的发明和实用新型申请专利数量提升约 9.3 件，组别的平均三年内被引次数降低了 0.023 次。这一结果表明，药品集中采购政策对医药组别中其他性质专利也存在不同程度的影响，并且经过授权的筛选，其“以质换量”的效应得到一定的缓解，但这种效应对实用新型专利同样起作用，总体仍然呈现数量扩张快于质量提升的特征。②

① 本文的研究对象除了能形成最终药品的发明专利，还纳入实用新型专利以考虑对技术类专利的溢出效应。虽然实用新型专利不能直接创造药物，但是可以用于药物制剂的改进、生产工艺的创新、设备器械的优化，对医药行业也会产生积极影响。

② 虽然药品带量集采试点在不到一年后推广到全国 31 个省份，然而我们仍然从数据结论中得出提前一年试点产生的合力为试点省份医药类专利的蓬勃发展提供了关键窗口期，对于创新具有正向作用。当然现在也有一批文献在讨论中国的试点政策是容易体现出效应的，90%以上的实验呈现正向选择效应，越是经济发达的地区越容易成为试点城市，存在正向偏误（Wang 和 Yang，2025）。即便效应的绝对值被放大了，然而方向依旧具有一定的参考价值。

表 5 不同种类专利受药品带量集采试点政策的影响

	发明专利		发明专利		发明和实用新型申请	
	申请数量 (1)	被引量 (2)	申请数量 (3)	被引量 (4)	申请数量 (5)	被引量 (6)
DDD	10.396 *** (3.559)	-0.023 *** (0.008)	1.534 * (0.830)	0.000 (0.001)	9.309 *** (2.036)	-0.023 *** (0.005)
因变量均值	7.997	0.050	1.724	0.003	7.800	0.031
因变量标准差	41.417	0.250	10.505	0.038	35.722	0.186
观测数	4 196 502	4 196 502	2 886 871	2 886 871	8 533 640	8 533 640

带量集采政策对不同医药细分领域专利具有异质性。表 6 结果显示，在以 A61K 化学配置品为代表的主流医药类中，从数量的角度试点城市专利组别总量提升了约 61.5 件，在被引用数量上没有显著影响作用。不仅如此，对于非化学配置品的医药类其他组别，药品集中采购政策也表现出一定的溢出效应。例如，在 A61B 诊断、外科、鉴定小类内发现了仅次于传统化药的专利数量提升作用，平均增加约 56.5 个专利。潜在原因是，药品集中采购政策通常会导致药品价格的下降和使用量的增加，从而促进了医疗机构对高效、低成本医疗技术和设备的需求，促使医疗器械企业在相关领域的创新，尤其是与药物使用、治疗方法相关的创新。这直接推动了 A61B 类相关技术（如医疗设备、手术器械、诊断设备）专利申请数量的增加。A61J 类专用于医学与医药目的的容器并未直接受益于药品带量采购政策，在专利数量上下降了约 8.1 件，平均被引用数量减少了 0.045 次。这是因为其创新通常侧重于提高使用便捷性、降低成本或增加可靠性等方向，而药品集中采购政策主要着眼于药品的流通、供应和使用，在创新目标和市场需求上存在一定错位，药品集采政策未必能够直接引导和激励这些领域的技术突破或创新。在所有非化学药类的专利申请组别中，被引用数量显著下降 0.024 次，表明药品带量集采政策对于非化学药物类别带来了更多不利的影响。

表 6 不同医药细分领域专利受药品带量集采试点政策的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
专利数量	A61K	A61B	A61J	非 A61K
DDD	61.495 *** (19.839)	56.517 ** (22.432)	-8.121 *** (1.379)	4.899 (3.077)
因变量均值	23.956	17.256	1.536	5.653
因变量标准差	85.845	71.365	3.913	29.021
观测数	4 083 105	4 081 307	4 077 094	4 179 993
被引用数量	A61K	A61B	A61J	非 A61K
DDD	0.001 (0.016)	-0.013 (0.015)	-0.045 * (0.026)	-0.026 *** (0.009)
因变量均值	0.041	0.057	0.033	0.052
因变量标准差	0.168	0.236	0.175	0.259
观测数	4 083 105	4 081 307	4 077 094	4 179 993

注：本表的结果基于三重差分法。

(二) 机制讨论

1. 市场结构效应

参考 Yu 等（2023）的思路，我们使用中介效应与 DDD 相结合的思路验证市场机制，选取发明专利市场集中度作为中介效应变量，即某城市—IPC 四分位号组别中，发明专利数量占前四的主体的申请总量占该组别的申请总量的百分比（CR4），再将中介变量与 DID 交乘项一起放入回归项中，监测其对于因变量的影响。^①

如表 7 第（1）列所示，集中带量采购政策对于试点医药行业专利申请市场集中度具有负向抑制作用，导致研发组别集中度降低 6.9%。表 7 第（2）列 CR4 系数为负，表明研发市场集中度降低对专利数量具有正向影响，对专利质量有负向抑制作用。可能原因是，如果专利过度集中在头部企业，会出现专利防御丛林，即相互交织的专利权形成密集网络，后研发者需突破多重专利障碍才能实现新管线商业化。与此同时，医药类研发本身是高投入高风险的项目，在竞争度较强的环境下容易懈怠不再创新，这与 Aghion 等（2005）提出的竞争与企业创新之间存在非线性关系的结论一致，表明带量集采政策推动市场结构进入了适度竞争的区间。创新资源从专注于少量关键性专利赛道领域，转而向着更广泛的治疗领域和前沿技术外溢。第（2）、（3）列说明，市场集中度降低会带来研发市场专利数量的提升和被引用数量的下降。结合基准回归中提到的高校等其他主体对于试点区域医药类专利的贡献，可以发现政策使得研发市场集中度下降，新专利申请进入者空间广泛。带量集采政策能够重塑专利市场竞争格局，一致性评价打破对原研药专利的保护，转变成参与者更多、组别更分散的均衡创新生态。这种结构性的转变，最终在宏观层面呈现一种典型的以量换质的专利现象，专利申请总数因广泛的专利赛跑而上升，专利平均质量因研发资源的分散与创新深度的浅化而系统性下降。这深刻反映了在药品带量集采政策的强力干预下，医药类专利从质量竞争转向速度与范围竞争的战略转型。

表 7 药品带量集采政策通过市场集中度影响专利数量与质量

	CR4 (1)	城市净效应	
		专利数量 (2)	被引用数量 (3)
DDD	-0.069 *** (0.020)	35.858 *** (13.269)	-0.004 (0.008)
CR4		-3.113 *** (0.232)	0.146 *** (0.001)
观测总数	2 358 600	2 358 600	2 358 600
因变量均值	0.521	18.226	0.049
因变量标准差	0.450	87.250	0.209

注：本表的结果基于中介效应 DDD 方法；括号内为聚类标准误，聚类到“城市—IPC 分类号前四位”层面，使用 2001—2021 年逐年发明专利申请数据。

2. 企业资金配置效应

中标企业和参与竞标但未中标企业主体在集采政策下，各类费用的变化存在异质性，

① 对 CR4 与因变量之间潜在的反向因果问题的处理请见《经济科学》官网“附录与扩展”。

影响专利申请情况。我们清洗出所有企业主体在 IPC 分类号层面的专利申请与被引用情况，接着将 2007—2020 年税调企业财务报表数据进行匹配，采用研发费用、销售费用和管理费用的对数形式进行回归。研究设计使用三重差分法，对企业专利类别是否属于医药类、企业专利申请地是否位于试点城市、政策前后进行划分，在讨论中标企业作为处理组时，将试点地区政策后的参与竞标但未中标企业从样本中剔除，反之亦然。

结果如表 8 所示，从第（1）—（3）列可以看出中标企业在研发费用上的投入显著减少，而在管理费用上有显著提升，销售费用方面没有统计显著性。第（4）—（6）列中参与竞标但没有中标的企业则在研发费用上显著提升，在销售费用上增长显著，在管理费用上无明显变化。两类企业、两类不同的资源配置策略，共同导致专利数量提升和质量下降。中标企业在集采后获得了巨大且稳定的市场份额，但需要以极低的价格保证供应。其创新导向由此改变，企业不再需要投入巨额资金进行高风险、前沿性的探索式创新，而是将精力集中在如何降低成本、优化生产工艺、稳定供应链上。这正是管理费用激增的原因，内部协调、生产线改造、工艺优化等管理活动变得更加重要。在这种压力下，企业产生的专利更可能是流程创新、工艺改进等专利。这类专利对于企业自身降低成本至关重要，因此企业会积极申请，从而推高专利申请数量。然而，研发投入的降低使得专利质量和影响力有限，平均被引用次数会出现下降。参与竞标但未中标企业可能会面临生存危机。企业被迫在短期内加大研发，试图快速推出新产品，但是这种研发可能是短视和防御性的，比如倾向于进行微小的模仿式创新。这同样会推高专利申请数量，但可能因为缺乏科学价值和技术影响力，被引用的可能性也较低。参标但未中标企业销售费用的显著增长，表明其正在通过加强营销、渠道建设来争夺集采之外的市场份额。这部分费用会挤占本可用于更高质量、更深入研发的资源，进一步削弱了企业进行突破性创新的能力。

表 8 药品带量集采对税调企业各类费用的影响

	中标企业			参标但未中标企业		
	研发费用 (1)	销售费用 (2)	管理费用 (3)	研发费用 (4)	销售费用 (5)	管理费用 (6)
DDD	-1.181*** (0.086)	2.886 (1.951)	0.533*** (0.070)	0.398*** (0.080)	1.009*** (0.304)	-0.001 (0.066)
观测总数	486 751	953 344	985 908	486 749	953 353	985 917
因变量均值	11.097	13.136	12.704	5.853	9.839	11.633
因变量标准差	3.501	2.183	1.558	5.073	4.234	1.088

注：括号内为聚类标准误，聚类到“企业—IPC 分类号前四位数”层面；使用 2001—2020 年逐年税调企业面板数据结合发明专利申请数据，控制了企业—IPC 分类号前四位数、年份固定效应；费用单位为对数。

3. 协作创新效应

技术转让是企业、研究机构和高等院校之间共享知识、技术和创新能力的重要途径，能够帮助研发主体更迅速地获取最新的研发成果、技术创新和市场反馈，从而在专利研发过程中更具高效性。专利转受让的次数能够反映主体的协作创新情况。本文根据 2007—2021 年专利转让合同数据库，构造非企业主体的不同类型专利转受让次数，以专利是否为医药类、专利所在地是否是集采试点城市、是否是政策后作为三重差分识别

框架。

从表 9 结果可以发现，在首批“4+7”试点地区，药品集中采购政策对于非企业主体的专利转受让数起正向影响，进一步显著促进了医药类专利申请数量和被引用数量。这主要源于企业、高校、研发机构之间的技术转让是一种变相协同合作，能够加快科技成果转化，在一定程度上促进专利数目增长和质量提升，这些结果与现有结论保持一致（Edler 和 Yeow，2016；叶伟巍等，2014）。在“4+7”集采政策下，非企业主体的专利转化活动显著增强，这可能源于政策引致的需求变化：集采通过带量采购、量价挂钩的方式，显著降低了中标药品的利润空间。这种压力迫使药企将更多资源投向与高校、科研院所的合作，以期通过外部研发获取新技术，从而提升其后续盈利能力。这种合作常以专利转受让或专利许可的形式体现，从而可以进一步提升专利产出及其被引用表现。这也是非企业主体的医药类专利质量受到集采冲击后负面影响略低于中标企业与参标未中标企业的原因。

表 9 非企业主体专利技术转受让对于专利数量质量的影响

	转受让数量 (1)	非企业主体	
		专利数量 (2)	被引用数量 (3)
DDD	0.009* (0.005)	-0.042 (0.034)	-0.032*** (0.004)
转受让数		0.503*** (0.087)	0.011*** (0.002)
观测总数	11 510 352	11 510 352	11 510 352
因变量均值	0.037	0.765	0.035
因变量标准差	0.543	3.462	0.272

注：本表的结果基于三重差分法；第（1）—（3）列的括号内为聚类标准误，聚类到“研发主体—城市—IPC 分类号前四位数”层面；使用 2001—2021 年中国专利转受让数据结合发明专利申请数据，控制企业—城市—IPC 分类号前四位数、年份固定效应。

六、结论与政策建议

本文基于截至 2025 年 6 月国家知识产权局专利检索网站 2001 年至 2021 年的逐年数据，考察药品集中采购政策对医药类创新的影响，尝试从微观专利级别数据检验其对专利数量与质量的提升效果，创新地应用了三重差分法和合成控制三重差分法，得到了较为可信的结论。研究发现，在全国性药品集中采购政策推出后，相对非医药专利发明申请数量“4+7”试点城市及其所在的省份医药发明申请专利出现了显著的提升，而在专利质量即被引用数量方面出现了显著的下降；同时，在发明申请授权率、衡量专利宽度的专利分类号数量和前引数量、衡量合作程度的平均发明人数量中存在下降。进一步分组发现，药品集中采购试点对中标企业存在显著的直接效应，对参标未中标企业、非企业主体同样存在广泛的增量降质间接效应。从行业分类异质性看，药品集中采购政策对化学药物配置品直接相关的专利具有最大的影响，对后续纳入的医疗器械与材料相关专利具有一定程度的溢出效应。集采政策对于实用新型专利同样具有增量降质的溢出效应。

本文还提出并验证了药品研发市场结构效应和企业资金配置效应、协作创新效应。

带量集采政策通过减少研发市场集中度，破除了专利壁垒，通过将市场竞争推入合适区间范围显著促进了专利申请数量的增长，但也带来被引用数量的降低。政策实施后，中标企业在削减研发支出、增加管理费用的情况下，倾向于减少高风险的长期创新投入，转向短期回报项目；而非中标企业会增大销售费用和研发费用以求生存，使得医药类专利提量减质。在试点地区，非企业主体的专利转受让次数取得了显著提升，通过技术转让的协作创新机制促进了专利数量与质量的双重提升。总之，药品带量集采导致广泛的以质换量现象，不利于创新质量的提升，是一个需要被重视的问题。

根据以上研究结论，本文提出政策建议。一是平衡短期与长期创新投入，缓解企业财务约束。为了更好地推动创新，药品带量集采政策应当在确保短期成本控制的同时，为企业长期创新提供激励。政策可以通过奖励机制或补贴政策，支持企业在高风险长期研发项目中的投入，避免因短期资金压力而转向低风险、短期回报的项目，从而可以保障创新的持续性和高质量发展。例如，设立集采结余资金反哺机制，将带量采购产生的医保结余资金按比例划入高风险创新补偿基金，重点支持靶点发现、临床试验高风险环节。二是推动产学研协作创新，提升创新成果转换质量。针对研究发现非企业主体协作创新带来专利数量和质量提升的结论，应推动创新协作从数量联合向质量融合升级。政府应推动企业与高校、科研机构之间的深度合作，打造产学研协同创新平台。这些平台可以加速技术转移和知识共享，提高企业的技术研发能力，并推动跨行业协作，从而提升整体创新体系的水平和专利质量。例如，在生物医药集群地设立医药知识产权服务中心，提供专利布局策略咨询、跨国专利池接入服务，降低中小企业协作创新成本。三是实施行业差异化的创新支持政策。考虑到不同细分赛道对集采政策的响应不同，政策应因行业特点提供差异化支持。例如，对于化学药物领域，可以为突破性创新药设立质量溢价系数，允许其报价在合理范围内高于普通仿制药，形成优质优价的市场信号。对于非化学药物类，例如医药器械领域，可以优化市场结构，引入更多创新者。通过精细化调控，最大化集采政策对全行业创新能力的正向拉动。

诚然，本文也有一些数据时效性与覆盖面上的局限。选取的专利申请截至 2021 年，但带量集采政策在 2020 年后进入扩围深化阶段，目前已经进行到第十一批，创新滞后反应等政策长期效应可能尚未完全显现，未纳入临床试验数据，可能低估生物化学药等长周期创新的真实影响。未来研究可以进一步考察不同批次集采政策纳入的药物器械的迭代对创新结构的动态影响。

参考文献：

1. 陈强、齐霖、颜冠鹏：《双重差分法的安慰剂检验：一个实践的指南》[J]，《管理世界》2025 年第 2 期，第 181—220 页。
2. 寇宗来、刘学悦：《中国企业的专利行为：特征事实以及来自创新政策的影响》[J]，《经济研究》2020 年第 3 期，第 83—99 页。
3. 黎文靖、郑曼妮：《实质性创新还是策略性创新？——宏观产业政策对微观企业创新的影响》[J]，《经济研究》2016 年第 4 期，第 60—73 页。
4. 孙薇、叶初升：《政府采购何以牵动企业创新——兼论需求侧政策“拉力”与供给侧政策“推力”的协同》[J]，《中国工业经济》2023 年第 1 期，第 95—113 页。
5. 唐运舒、叶徽、焦建玲、杨善林：《药品集采、以量换价与药企创新：如何实现医药减负与药企创新发展的双赢？》[J]，《中国软科学》2023 年第 12 期，第 123—133 页。

6. 王俊豪、单芬霞：《国家组织药品集采如何促进药企研发?》[J]，《经济科学》2025年第2期，第89—108页。
7. 吴超鹏、唐菡：《知识产权保护执法力度、技术创新与企业绩效——来自中国上市公司的证据》[J]，《经济研究》2016年第11期，第125—139页。
8. 武威、刘玉廷：《政府采购与企业创新：保护效应和溢出效应》[J]，《财经研究》2020年第5期，第17—36页。
9. 叶伟巍、梅亮、李文、王翠霞、张国平：《协同创新的动态机制与激励政策——基于复杂系统理论视角》[J]，《管理世界》2014年第6期，第79—91页。
10. 朱恒鹏：《国内药品批发行业为何没能实现适度集中?》[J]，《经济社会体制比较》2009年第6期，第76—83页。
11. 朱恒鹏：《管制的内生性及其后果：以医药价格管制为例》[J]，《世界经济》2011年第7期，第64—90页。
12. Aghion, P. , Bloom, N. , Griffith, R. , Howitt, P. , Blundell, R. W. , 2005, “Competition and Innovation: An Inverted-U Relationship” [J], *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 120, No. 2: 701-728.
13. Arkhangelsky, D. , Athey, S. , Hirshberg, D. A. , Imbens, G. W. , Wager, S. , 2021, “Synthetic Difference in Differences” [J], *American Economic Review*, Vol. 111, No. 12: 4088-4118.
14. Berndt, E. R. , 2002, “Pharmaceuticals in US Health Care: Determinants of Quantity and Price” [J], *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 16, No. 4: 45-66.
15. Cao, S. , Yi, L. X. , Yu, C. , 2024, “Competitive Bidding in Drug Procurement: Evidence from China” [J], *American Economic Journal: Economic Policy*, Vol. 16, No. 3: 481-513.
16. Chandy, R. , Hopstaken, B. , Narasimhan, O. , Prabhu, J. , 2006, “From Invention to Innovation: Conversion Ability in Product Development” [J], *Journal of Marketing Research*, Vol. 43, No. 3: 494-508.
17. Chen, X. Q. , Chen, S. Y. , Wu, Z. K. , Su, W. , Chen, Y. W. , 2024, “The Impact of Centralized Band Purchasing of Pharmaceuticals on Innovation of Chinese Pharmaceutical Firms: An Empirical Study Based on Double Difference Models” [J], *Frontiers in Public Health*, Vol. 12: 1406254.
18. Czarnitzki, D. , Paul, H. , Nima, M. , 2020, “Public Procurement of Innovation: Evidence from a German Legislative Reform” [J], *International Journal of Industrial Organization*, Vol. 71: 102620.
19. Gu, Y. , Zhuang, Q. , 2023, “Does China’s Centralized Volume Based Drug Procurement Policy Facilitate the Transition from Imitation to Innovation for Listed Pharmaceutical Companies? Empirical Tests Based on Double Difference Model” [J], *Frontiers in Pharmacology*, Vol. 14: 1192423.
20. Kalcheva, I. M. , Shagun, P. , 2018, “Innovation: The Interplay Between Demand-Side Shock and Supply Side Environment” [J], *Research Policy*, Vol. 47, No. 2: 440-461.
21. Krieger, J. , Li, D. , Dimitris, P. , 2022, “Missing Novelty in Drug Development” [J], *Review of Financial Studies*, Vol. 35, No. 2: 636-679.
22. Lember, V. , Kalvet, T. , Kattel, R. , 2011, “Urban Competitiveness and Public Procurement for Innovation” [J], *Urban Studies*, Vol. 48, No. 7: 1373-1395.
23. Li, X. , Xu, J. , 2024, “Does China’s National Volume Based Drug Procurement Policy Promote or Hinder Pharmaceutical Innovation?” [J], *Frontiers in Pharmacology*, Vol. 15: 1392239.
24. Miller, F. A. , Pascale, L. , 2020, “The Innovation Impacts of Public Procurement Offices: The Case of Healthcare Procurement” [J], *Research Policy*, Vol. 49, No. 7: 104075.
25. Olden, A. , Møen, J. , 2022, “The Triple Difference Estimator” [J], *The Econometrics Journal*, Vol. 25, No. 3: 531-553.
26. Polidoro, J. F. , Lampert, C. M. , Kim, M. , 2022, “External Knowledge Sourcing, Knowledge Spillovers, and Internal Collaboration: The Effects of Intrafirm Linkages on Firm-University Co-Authorship Linkages” [J], *Strategic Management Journal*, Vol. 43: 2742-2776.

27. Schumpeter, J. A. , 1976, *Capitalism, Socialism and Democracy* [M], London: Routledge.
28. Uyarra, E. , Zabala, I. J. M. , Flanagan, K. , Magro, E. , 2020, “Public Procurement, Innovation and Industrial Policy: Rationales, Roles, Capabilities and Implementation” [J], *Research Policy*, Vol. 49, No. 1: 103844.
29. Vakratsas, D. , Wang, W. L. , 2024, “Scientific Evidence Production and Specialty Drug Diffusion” [J], *Journal of Marketing*, Vol. 88, No. 1: 116-137.
30. Wang, S. , Yang, D. Y. , 2025, “Policy Experimentation in China: The Political Economy of Policy Learning” [J], *Journal of Political Economy*, Vol. 133, No. 7: 2180-2228.
31. Yu, P. , Hao, R. , Sun, Y. , 2023, “How Do the Designs of Emission Trading System Affect the Value of Covered Firms—A Quasi Natural Experiment Based on China” [J], *Energy Economics*, Vol. 126: 106944.
32. Zhuang, C. C. , 2024, “A Way to Synthetic Triple Difference” [D], ArXiv preprint, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.12353>.
33. Ziedonis, R. H. , 2004, “Don’t Fence Me in: Fragmented Markets for Technology and the Patent Acquisition Strategies of Firms” [J], *Management Science*, Vol. 50, No. 6: 804-820.

Can Centralized Volume-based Procurement Promote Innovation Quality and Quantity? Evidence from Patent Application Tracks

Tan Wenxin¹, Zhuang Castiel Chen¹, Han Dan², Xiao Saizi³

(1. School of Economics, Peking University)

(2. Department of Economics, University of California Santa Cruz)

(3. School of Politics, International Relations & Economics,
University of Nottingham Malaysia)

Abstract: Based on China National Intellectual Property Administration’s patent data in the past two decades, this paper analyzes the impacts of the volume-based Centralized Drug Procurement (CDP) pilot on society-wide pharmaceutical innovation through a triple difference strategy. This paper finds that, the policy significantly promotes the increment of invention patent applications in the pilot area’s pharmaceutical classifications, but has a negative effect on their quality; the policy has significant effects on the bid-winning firms, while imposing indirect effects on the participating but losing firms and other non-firm entities. The heterogeneity analysis reveals that the policy not only affects chemical drug patents related to the procurement catalogue but also has a spillover effect on medical device-related inventions and pharmaceutical utility model patents. The mechanism analysis shows that the CDP can reduce the market concentration of pharmaceutical inventions, change various types of firm expenses, and enhance the patented technology transfers to non-firm entities, leading to “trading quality for quantity” in pharmaceutical innovation.

Keywords: government procurement; centralized drug procurement; pharmaceutical innovation; synthetic triple difference

JEL Classification: H57; I18; O31