

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

（一）政策背景

国际上，集中带量是药品采购的盛行方式（Hu 和 Schwarz，2011）。例如，美国的团购组织（GPO）吸引了许多医疗机构加入，增强了其议价能力，使其在与药品供应商的价格谈判中占据上风（Burns，2022）。在印度，政府下属的集中招投标和采购机构负责从基本药物清单中采购和分配药品，以减少药品分销环节的数量，从而降低供应商的药品分销成本（Kaur 等，2021）。与世界其他国家实施的模式有别，中国集中带量药品采购在全国统一大市场的背景下逐渐发展为国家政府主导的直接超大规模订单采购机制。

2018 年 12 月，国家启动了“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的产品，例如苯磺酸氨氯地平慢性药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 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还有一些文献发现，集中采购政策除了降低中标品价格，也降低了非中标品的价格（Long 等，2022）。这主要是由于中央政府层面的批量采购比医疗机构的集中采购效率更高，可以有效降低药品价格（Vogler 等，2017）。

过去，中国药品价格中很大一部分并没有用于科研创新和质量提升，而是转换为流通环节的成本；并且，国家医疗保障局在仿制药的份额高达 80%，既没有让患者获得优质药品，也没有为药企创新提供足够的资金支持（Li 和 Xu，2024）。药品集中带量采购政策出台之后，国内企业由仿制药为主型转向创新驱动型。截至 2024 年 4 月，中国医药专利申请数量位于全国第一，在研新药数量上现已经跃居全球第二（张佳星，2024），其中创新的飞跃也与带量集采政策息息相关。药品集中带量采购政策会倒逼企业进行药物的研发创新，大幅降低药品价格并进一步压缩仿制药的利润空间，为我国的药品研发创新产业拓展发展空间（Maniadakis 等，2018）。企业开始注重研发新药，采用蓝海战略获得先机，以弥补集中带量采购政策可能带来的盈利能力与利润的下降（张新鑫等，

* 本篇“附录与扩展”由论文作者谭文心、庄晨、韩丹和肖赛子提供，文责自负。本附录与扩展为论文正文组成部分，使用时请完整引用该论文并注明其在《经济科学》官网该论文页面的下载地址。

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 参见：《医保数据告诉你：当“一致性评价”遇见了“4+7 带量采购”》，中国医疗保险，2019 年 12 月 6 日，<https://www.cn-healthcare.com/articlewm/20191206/content-1077805.html>。

2017), 实现药企良性发展。政府在采购中认识到药品价值的差异, 并对增值药物开发的定价政策实施一定程度的奖励, 可以鼓励制药商对生产过程和质量水平进行创新 (Trie-ste 和 Turchetti, 2016), 从而提高药品流通效率、提高药品质量等。

(二) 合成控制降维三重差分法的推导

具体而言, 我们对正文式 (1) 中 γ_1 的估计量 $\hat{\gamma}_1$ 进行改写, 并用 T 、 P 、 M 分别代表 *Treat*、*Post* 和 *Med* 以简化公式的下标:

$$\begin{aligned}\hat{\gamma}_1 &= [(\bar{Y}_{T=1, M=1, P=1} - \bar{Y}_{T=1, M=1, P=0}) - (\bar{Y}_{T=0, M=1, P=1} - \bar{Y}_{T=0, M=1, P=0})] \\ &\quad - [(\bar{Y}_{T=1, M=0, P=1} - \bar{Y}_{T=1, M=0, P=0}) - (\bar{Y}_{T=0, M=0, P=1} - \bar{Y}_{T=0, M=0, P=0})] \\ &= [(\bar{Y}_{T=1, M=1, P=1} - \bar{Y}_{T=1, M=0, Post=1}) - (\bar{Y}_{T=1, M=1, P=0} - \bar{Y}_{T=1, M=0, P=0})] \\ &\quad - [(\bar{Y}_{T=0, M=1, P=1} - \bar{Y}_{T=0, M=0, P=1}) - (\bar{Y}_{T=0, M=1, P=0} - \bar{Y}_{T=0, M=0, P=0})] \\ &= (\bar{Z}_{T=1, P=1} - \bar{Z}_{T=1, P=0}) - (\bar{Z}_{T=0, P=1} - \bar{Z}_{T=0, P=0}) = \hat{\theta}_1\end{aligned}$$

从而得到一个新的估计量 $\hat{\theta}_1$, 而该估计量又是式 (A1) 中 θ_1 的估计量:

$$Z_{it} = \theta_1 Treat_i \times Post_t + \theta_2 Treat_i + \theta_3 Post_t + \varepsilon_{it}, \quad \text{if } Med_i = 1 \quad (A1)$$

其中, 式 (A1) 中的结果变量转化为了式 (A2), 即与非医药类均值的差分, 并且对式 (A1) 的估计在差分降维后只需要使用医药的分类。这样在式 (A1) 中只需要使用医药类主体的降维后样本来作 DID 估计, 以识别政策的效应。

$$Z_{it} = \begin{cases} Y_{it} - \bar{Y}_{T=1, M=0, Post=1}, & \text{if } Treat = 1, Post = 1 \\ Y_{it} - \bar{Y}_{T=1, M=0, Post=0}, & \text{if } Treat = 1, Post = 0 \\ Y_{it} - \bar{Y}_{T=0, M=0, Post=1}, & \text{if } Treat = 0, Post = 1 \\ Y_{it} - \bar{Y}_{T=0, M=0, Post=0}, & \text{if } Treat = 0, Post = 0 \end{cases} \quad (A2)$$

(三) 省级层面描述性统计

表 A1 变量在省级层面的描述性统计

变 量	均 值	方 差	最小值	最大值
省份面板发明专利申请专利 (样本量 401 592)				
专利申请总数 (个)	8. 739	101. 334	0. 000	28 382. 000
平均三年内被引数 (次)	0. 694	2. 291	0. 000	128. 629
是否为处理组 (是=1, 否=0)	0. 321	0. 467	0. 000	1. 000
是否为政策后 (是=1, 否=0)	0. 167	0. 373	0. 000	1. 000
是否为医药类 (是=1, 否=0)	0. 020	0. 141	0. 000	1. 000
年末户籍人口 (万人)	4 328. 979	2 888. 301	51. 530	11 458. 000
地区生产总值 (百亿元)	190. 014	216. 720	1. 045	1 243. 690
公共财政收入 (百亿元)	16. 963	20. 168	0. 040	105. 839
公共财政支出 (百亿元)	28. 671	28. 992	0. 309	166. 961
科学技术支出 (百亿元)	0. 784	1. 402	0. 000	8. 807
教育支出 (百亿元)	4. 760	5. 387	0. 017	34. 568
工业企业数 (千个)	12. 226	14. 285	0. 055	66. 333
医院数 (千个)	1. 842	1. 257	0. 069	6. 221
医院床位数 (千个)	163. 124	116. 232	1. 582	534. 560
医生数 (千个)	90. 511	66. 083	1. 272	342. 910

(续表)

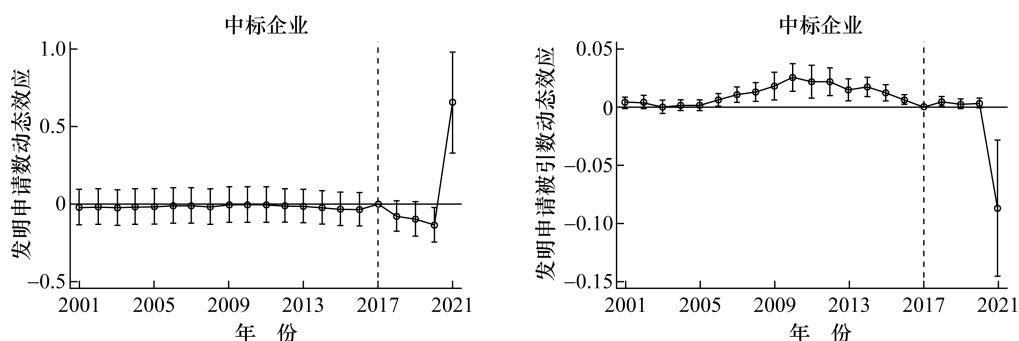
变 量	均 值	方 差	最小值	最大值
保留中标企业的城市发明专利申请专利组别				
专利申请平均数 (个)	0.181	0.832	0.000	11.556
平均三年内被引数 (次)	0.033	0.153	0.000	2.400
保留非中标企业的发明专利申请专利城市组别				
专利申请平均数 (个)	0.176	0.816	0.000	11.556
平均三年内被引数 (次)	0.032	0.152	0.000	2.400
保留非企业主体的发明专利申请专利城市组别				
专利申请总数 (个)	0.182	0.832	0.000	11.556
平均三年内被引数 (次)	0.034	0.155	0.000	2.400

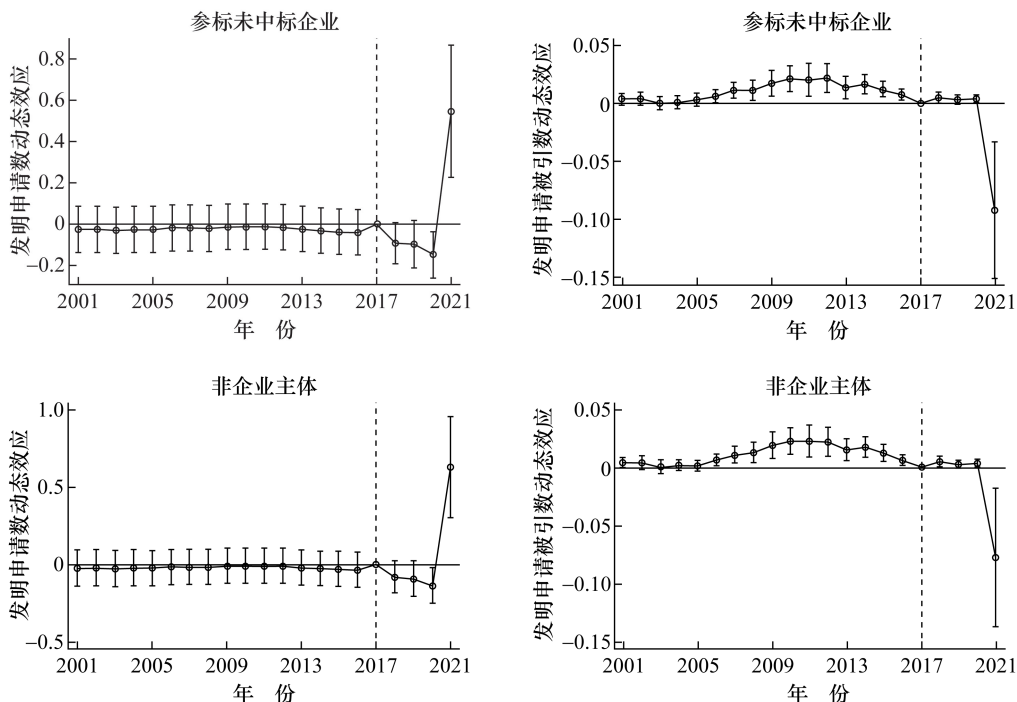
注：以上数据由作者手工整理；为了保留三位小数，我们对数字进行了四舍五入处理。

(四) 分主体事前趋势检验

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。如图 A1 所示，左列三幅图中的带量集采政策对中标企业、参标未中标企业、非企业主体的医药与非医药发明专利申请总量差分值的动态效应，在政策前 95% 的置信区间不区别于 0，而在政策后医药相对于非医药类发明专利的申请总数差分值大部分为正，表明未拒绝事前趋势检验，政策前试点省份与非试点省份不存在显著差异。图 A2 验证了该平行趋势检验的稳健性。图 A1 右列三幅图显示的被引用数量的差分值动态效应在高于 95% 的置信区间中虽有极小部分不显著为 0，但在图 A3 合成控制三重差分的平行趋势检验通过施加个体权重和时间权重中得到了缓解，同样未拒绝事前趋势检验。这为带量集采政策能够促进发明申请数量提升但会降低专利被引用数量提供了可靠的证据。

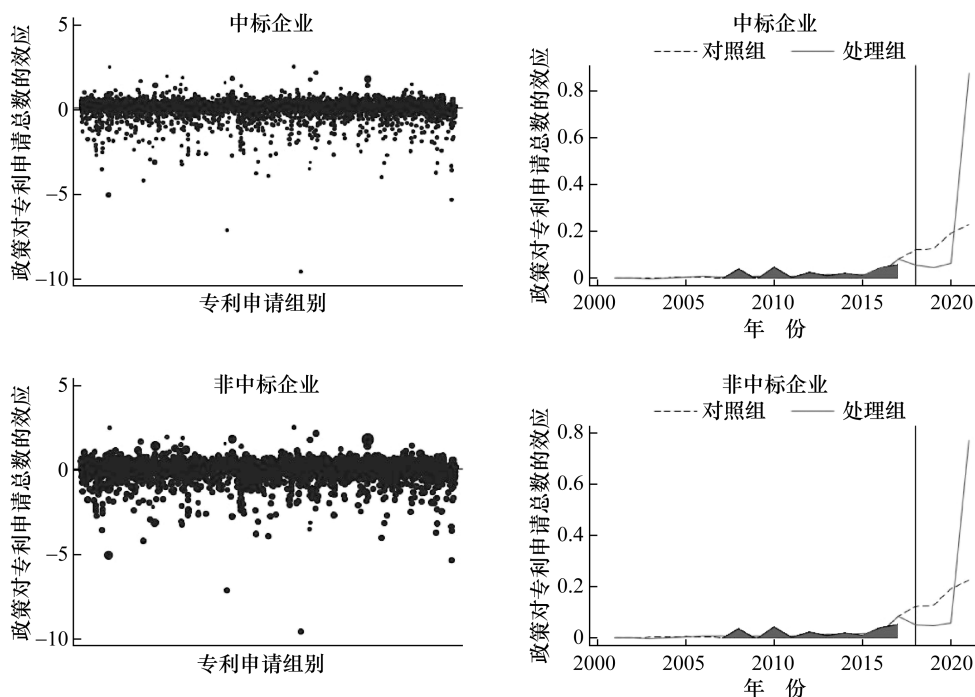
图 A1 三重差分法事前趋势检验

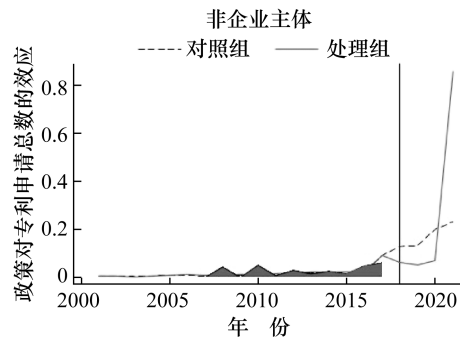
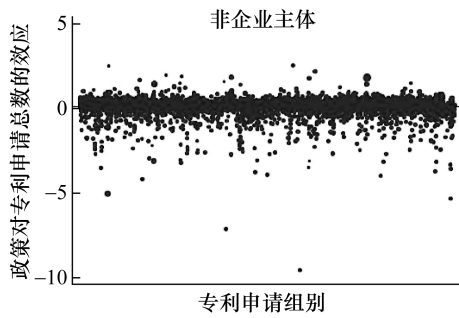




注：本图从上至下为试点城市处理组发明人为企业类型中医药类中标企业、参与竞标但非中标企业或非企业主体的专利组别样本，以展现医药类发明专利与非医药类的专利申请数量和被引数量在考虑控制变量后条件均值差在试点与非试点地区之间的差异如何随时间变化；其中，空心点代表估计的差异值系数，框线表示估计系数的 95% 水平的置信区间，去掉政策前一年；趋势检验图的相似性主要是由于共享了“城市—发明人类型—IPC 分类号前四位数”专利组别的对照组，后同。

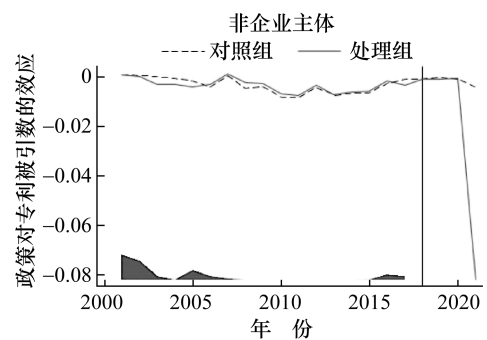
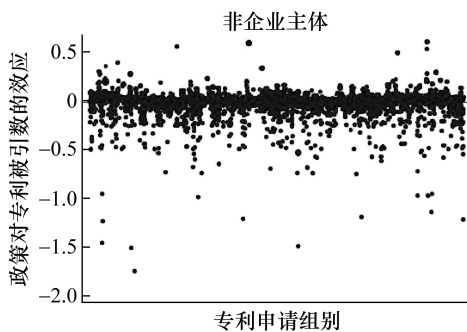
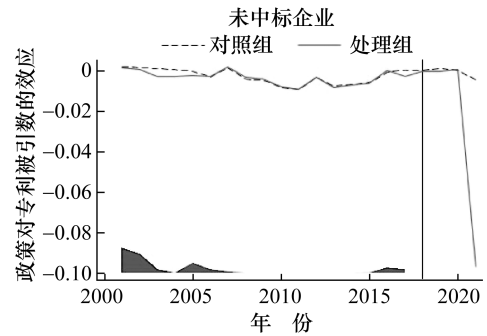
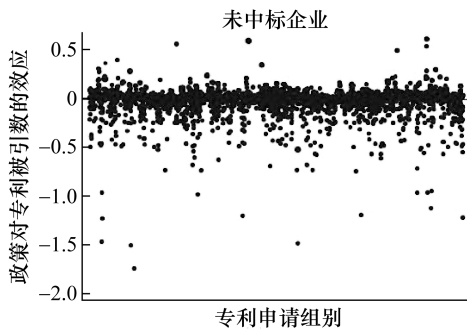
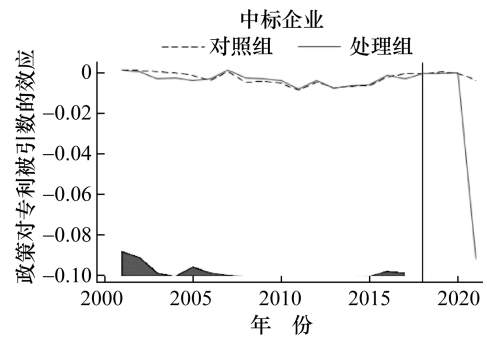
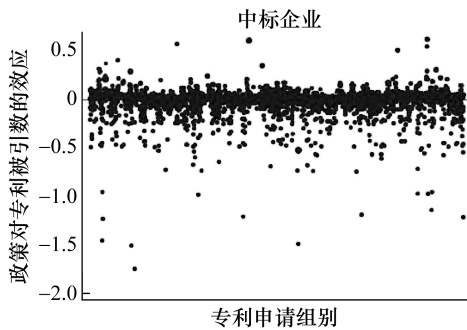
图 A2 发明专利申请量合成控制降维三重差分检验





注：左侧图表示合成控制权重，右侧图表示加权后合成控制降维三重差分法的事前趋势；权重的大小由圆点的大小表示，交叉符号代表该样本点的权重为0。

图 A3 发明专利被引量合成控制降维三重差分检验

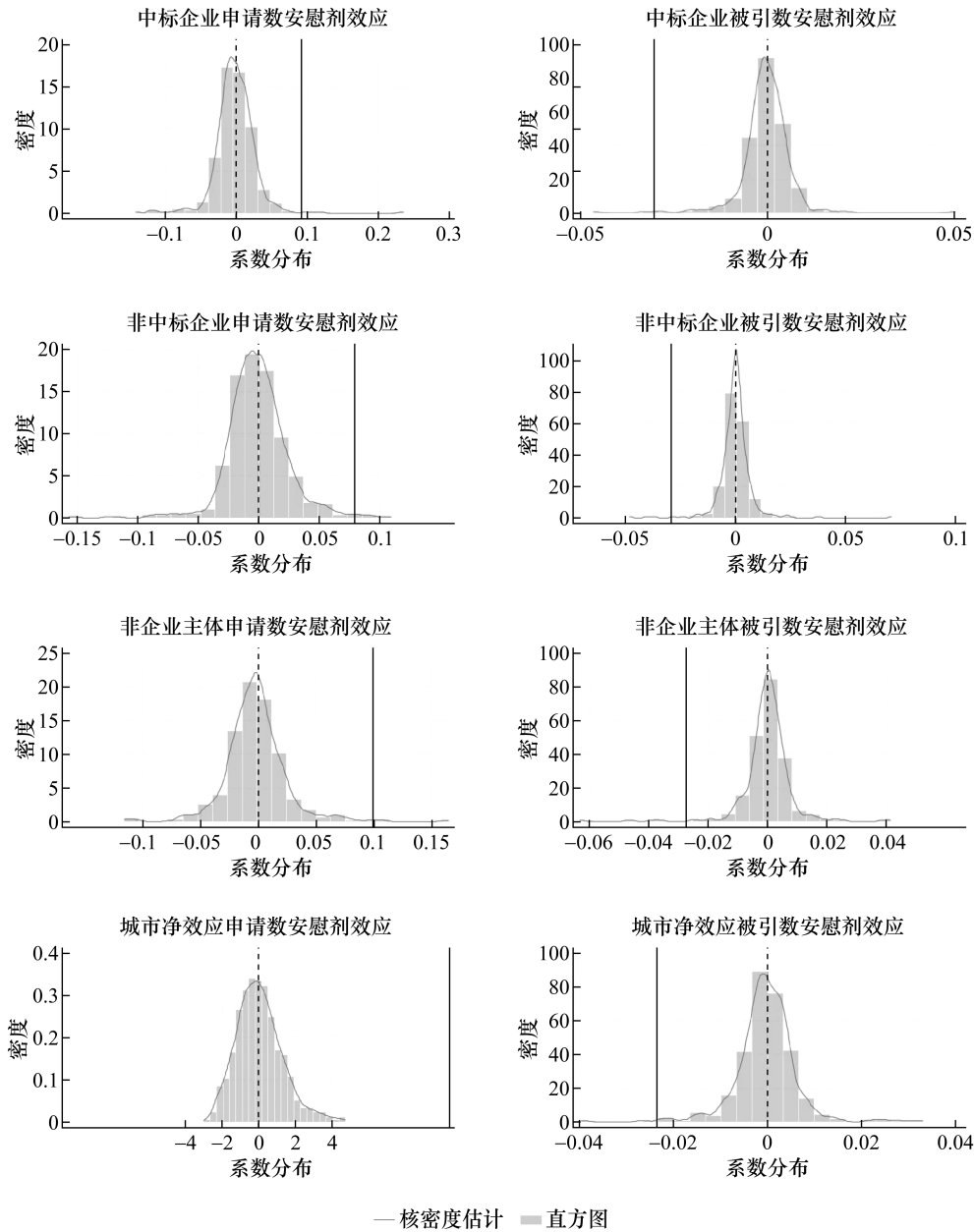


(五) 安慰剂检验

降维三重差分法伪时空混合随机化推断的结果如表 A2 所示。参标（非中标）企业

发明专利申请数中双边 p 值和右边 p 值分别为 0.012 和 0.006，直观上，若处理效应为 0，则因偶然因素观测到“处理效应估计值小于或等于 0.074”的概率不超过 2%，故可以拒绝“处理效应为 0”的原假设。同时，观察到被引数双边 p 值小于 0.01，表明在至少 1% 的显著性水平下可以拒绝处理效应为 0 的原假设，验证了基准回归参数统计推断结果的显著性。

图 A4 降维三重差分法安慰剂核密度图检验



注：图中垂直实线表示真实处理效应估计值，垂直虚线标注了零点值，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。

表 A2 降维三重差分法伪时空混合随机化推断的结果

	处理效应	混合随机化推断		
		双边 p 值	左边 p 值	右边 p 值
中标企业申请数量	0.103	0.014	0.988	0.012
中标企业被引数	-0.029	0.018	0.006	0.994
参标非中标企业申请数量	0.074	0.012	0.994	0.006
参标非中标企业被引数	-0.030	0.006	0.002	0.998
非企业主体申请数量	0.099	0.012	0.994	0.006
非企业主体被引数	-0.027	0.012	0.008	0.992
城市净效应申请数量	10.373	0.000	1.000	0.000
城市净效应被引数	-0.023	0.012	0.004	0.996

注：在具有正文表 1 的控制变量的情况下，降维三重差分法无法保证系数完全一致，但系数接近，差异较小。

（六）中介 DDD 模型分析

为了处理 $CR4$ 与因变量之间潜在的反向因果问题，我们参考赵西亮（2025）和余振等（2025），整理了中国工商企业退出数据，将企业状态为“注销、吊销、其他、撤销、清算、停业、歇业、除名、关闭”定义为退出企业，并根据注册地址统计了各城市工商企业退出数量，乘上该城市 IPC 四位分类号组别占全国的比重，作为中介变量的 Bartik 工具变量（ IV ），以代表各地区在面临整体市场变化时所暴露的程度。该变量既具有相关性，因为企业退出带来的市场竞争减少可能导致市场集中度变化；同时满足一定的外生性，退出企业的数量是根据注册数据定义的，退出行为通常受外部政策或经济环境的影响，IPC 分类比例是基于全国研发市场的比例，均不太受区域研发市场集中度的影响。

具体的回归方程式如下：

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 DDD_{it} + \beta_2 T_i \times P_t + \beta_3 T_i \times Med_i + \beta_4 Med_i \times P_t + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (A3)$$

$$Y_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 M_{it} + \gamma_2 DDD_{it} + \gamma_3 T_i \times P_t + \gamma_4 Med_i \times P_t + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (A4)$$

$$M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 B_{it} + \alpha_2 DDD_{it} + \alpha_3 T_i \times P_t + \alpha_4 Med_i \times P_t + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (A5)$$

其中， $DDD_{it} = T_i \times Med_i \times P_t$ 是三重差分的核心交乘项， T_i 衡量了该组别所在地区是否进入首批“4+7”药品集中采购的试点， P_t 衡量了政策前后， Med_i 则衡量了该组别所对应的 IPC 四位分类号是否属于医药类专利； M_{it} 衡量每一个组别的市场竞争程度，通过组别研发市场集中度 $CR4$ 测度； μ_i 代表了控制地区—IPC 四位专利分类号固定效应， τ_t 代表了控制时间固定效应。

式（A3）的 β_1 反映集采政策对研发市场集中度的影响程度；式（A4）体现竞争强度是否能在政策干预下影响专利组别表现；式（A5）为 IV 中介 DDD 的一阶段回归方程，其中 B_{it} 是由两个关键部分所决定，包括份额权重 s_{ikt} （地区 k 组别 i 在 t 年全国 IPC 分类号前四位层面的占比）和相关性冲击 g_{kt} （地区 k 在 t 年的退出企业数量），从而构建加权平均 $B_{it} = \sum s_{ikt} \times g_{kt}$ ，使用 Bartik IV 加强了一致性估计和因果推断可信度。

进一步验证，表 A3 第（2）、（3）列中 IV 回归第一阶段的 Cragg-Donald Wald F 统计量高于 10% 的临界值，表明可以拒绝弱 IV 的问题；同时，Hansen J 统计值较小，表明模型恰当识别。这在一定程度上处理了中介变量与结果变量的内生性关系。

表 A3 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)	IV 回归第二阶段	
		专利数量 (2)	被引用数量 (3)
DDD	-0.069 *** (0.020)	-467.957 ** (193.306)	0.010 (0.010)
CR4		-7299.831 *** (1846.972)	0.347 *** (0.013)
观测总数	2358600	2358600	2358600
因变量均值	0.521	18.226	0.049
因变量标准差	0.450	87.250	0.209

注：本表结果基于中介效应 DDD 方法；***、**、* 分别代表在 1%、5%、10% 的水平上显著；第 (1) — (3) 列的括号内为聚类标准误，聚类到“城市—IPC 分类号前四位数”层面，使用 2001—2021 年逐年发明专利申请专利数据；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。

参考文献：

1. 余振、李萌、庄额嘉：《Bartik 工具变量法在因果识别中的应用与检验》[J]，《数量经济技术经济研究》2025 年第 1 期，第 200—220 页。
2. 张佳星：《我国在研新药数量跃居全球第二位》[N]，《科技日报》2024 年 4 月 12 日 002 版。
3. 张新鑫、侯文华、申成霖、何强：《集中采购参与意愿、制药企业议价能力与药品市场绩效》[J]，《中国管理科学》2017 年第 7 期，第 113—122 页。
4. 赵西亮：《因果中介分析的理论进展及其应用》[J]，《数量经济技术经济研究》2025 年第 2 期，第 195—216 页。
5. Burns, L. R. , 2022, “Group Purchasing Organizations (GPOs): An Overview” [A], in *The Healthcare Value Chain*: 45-110.
6. Hu, Q. , Schwarz, L. B. , 2011, “Controversial Role of GPOs in Healthcare Product Supply Chains” [J], *Production and Operations Management*, Vol. 20, No. 1: 1-15.
7. Kaur, H. , Shah, A. , Srivastava, S. , 2021, “Process Improvement for Drug Procurement by the Indian State” [D], Working Paper.
8. 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.
9. Long, H. F. , Ying, Y. , Xin, G. , Mao, Z. F. , Mao, Z. H. , 2022, “Changing Characteristics of Pharmaceutical Prices in China Under Centralized Procurement Policy: A Multi Intervention Interrupted Time Series” [J], *Frontiers in Pharmacology*, Vol. 13: 944540.
10. Maniadakis, N. , Holtorf, A. P. , Corrêa, J. O. , Gialama, F. , Wijaya, K. , 2018, “Shape Pharmaceutical Tenders for Effectiveness and Sustainability in Countries with Expanding Healthcare Coverage” [J], *Applied Health Economics and Health Policy*, Vol. 16: 591-607.
11. Trieste, L. , Turchetti, G. , 2016, “Are Drug Procurement Procedure and Award Criteria in EU Hospital Setting Standardized and Do They Take into Account Effective Supply Quality?” [J], *Value in Health*, Vol. 19, No. 7: A498.
12. Vogler, S. , Valérie, P. , Alessandra, F. , Veronika, J. , Wirtz, K. J. , Peter, S. , Hanne, B. P. , Guillaume, D. , Zaheer, B. , 2017, “How Can Pricing and Reimbursement Policies Improve Affordable Access to Medicines? Lessons Learned from European Countries” [J], *Applied Health Economics and Health Policy*, Vol. 15: 307-321.