

专利对企业报酬生产率的作用效应估计与分解

陈志远

(中国人民大学商学院, 北京 100872)

摘 要 本文拓展了已有的生产率估计方法, 构建了一个包含内生生产率变化的计量框架来评估专利对报酬生产率的作用效应。该估计方法直接考虑了专利与研发投入对企业生产率的影响, 从而避免了常见的假定生产率是外生变动而导致的生产函数的估计偏误。为了深入探讨专利对生产率的作用机制, 本文将专利对生产率的作用效应分解为垄断效应和规模效应。本文提出的估计框架可以广泛适用于评估和检验专利对报酬生产率的作用效应与作用机制。基于中国医药制造业2001–2007年的企业数据和专利数据的合并数据, 本文考察了专利对于生产率的作用效应与机制。实证结果发现: 第一, 仅有滞后一期的发明专利对于未来的报酬生产率有显著的促进效应; 第二, 专利对报酬生产率的作用主要体现为物质生产率提高所带来的规模效应而非垄断效应。最后, 本文进行了三方面的拓展研究并发现: 专利补贴政策未能改善专利对报酬生产率的作用结果, 专利审查能够有效地识别高质量的专利, 私人企业的发明专利相对于非私人企业能够更显著地促进报酬生产率的提升。

关键词 专利; 报酬生产率; 物质生产率; 垄断效应; 规模效应; 生产函数估计

Estimation and Decomposition of the Impact of Patents on Firms' Revenue Productivity

CHEN Zhiyuan

(School of Business, Renmin University of China, Beijing 100872, China)

Abstract This paper extends the existing estimation methods of productivity estimation and proposes an empirical framework that incorporates endogenous productivity change to evaluate and decompose the productivity effects of patents. This

收稿日期: 2021-07-06

基金项目: 国家自然科学基金 (72103192)

Supported by National Natural Science Foundation of China (72103192)

作者简介: 陈志远, 助理教授, 经济学博士, 中国人民大学杰出青年学者, 研究方向: 产业组织、应用计量、量化宏观, E-mail: chen zhiyuan@rmbs.ruc.edu.cn.

estimation approach directly considers the dynamic impact of patents and R&D on productivity, which avoids the potential bias caused by assuming an exogenous productivity process. To further investigate the mechanism through which patents affect productivity, I decompose the patent's productivity effects into monopoly and scale effects. The estimation framework can be widely applied in evaluating and examining the driving factors of revenue productivity. Using a matched data set of the Chinese pharmaceutical industry between 2001 and 2007, I examine the impact of patents on productivity and the underlying mechanisms. The empirical results show that: First, only the lagged invention patents have a significant impact on the revenue productivity; second, the impact of patents on revenue productivity is working mainly through scale effects caused by the enhancement of physical productivity. Lastly, in the extension of the analysis, I show that patent subsidy has no impact on the productivity effects of patents; patent examination has effectively selected the high-quality products, and patents generated by private firms promote productivity more significantly than non-private firms.

Keywords patents; revenue productivity; physical productivity; monopoly effect; scale effect; production function estimation

1 引言

专利和企业研发投入是衡量企业创新的两个重要指标, 而企业全要素生产率的增长是经济持续增长的微观基础. 已有的研究对研发投入与企业生产率的关系给予了较多的关注 (如 Doraszelski and Jaumandreu (2013), Peters et al. (2017)), 而关于专利与企业生产率的研究还比较少见. 直接决定生产率的是有效的创新产出而并非全部的创新投入 (Crépon et al. (1998), Chen et al. (2021)). 作为衡量创新成果的重要指标, 专利产出对生产率的影响并没有得到足够的重视 (赵彦云和刘思明 (2011)). 企业的专利产出与生产率的关系如何? 不同类型的专利对生产率是否具有不同效应? 专利对生产率的作用具有何种机制? 本文试图通过提供一个计量框架来回答这些问题.

自 1984 年《中华人民共和国专利法》颁布以来, 中国专利的申请受理量和授权量分别以 20% 和 39% 的年均增长率呈现出爆炸式的增长态势, 引发了国内外学者的广泛关注 (Hu and Jefferson (2009), Li (2012), Chen and Zhang (2019)). 然而, 专利数量的增长并不意味着专利质量的增长 (张杰和郑文平 (2018)). 有效地评估申请专利的质量, 以及进一步评估专利审查制度的有效性能为专利政策和专利制度的完善提供有益的参考. 本研究从专利对企业生产率的作用效应出发, 试图从生产率的角度探究中国企业的专利质量及其作用机制. 因而本文的研究结论对于评估中国专利制度具有一定的参考价值.

作为重要的高科技产业之一, 医药制造业的创新活动一直备受关注. 中国医药制造业的创新活动远落后于发达国家水平. 中国医药行业缺乏创新投入, 产品同质化问题严重也招致了大量的非议. 但是, 中国医药行业果真如人们指责的那样缺乏创新吗? 医药制造业缺乏创新成果吗? 回答这些问题需要严谨的实证考察. 自 2015 年起, 中国医药企业创新药物的开发与研究开始步入快车道, 但目前国内关于医药制造业创新的研究还比较缺乏. 现有的文献多

使用省级层面数据,具有一定的局限性.本研究选取中国的医药制造业研究专利与生产率的问题,希望能为医药行业的创新活动提供一个有益的思考.本文的研究结论也为理解中国医药制造业创新的现状和问题提供了不同于以往角度的考察.本文提供了一个较灵活的计量分析框架,对后续研究具有一定的借鉴意义.

利用中国医药制造业 2001–2007 年的企业数据和专利数据的合并数据,本研究有如下发现:第一,在基准结果中,我们发现仅有滞后一期的发明专利对于未来的报酬生产率有显著的促进效应,而且在控制企业的研发投入和出口活动后,或用工具变量方法处理内生性问题之后,该结论仍然成立;第二,本研究将报酬生产率效应分解为垄断效应和规模效应,并发现就医药行业总体而言,报酬生产率的作用主要体现为规模效应,即有利于企业规模的扩张;最后,基于本文提供的计量框架,我们进行了三方面的拓展分析并发现:专利补贴政策未能提高专利对生产率的作用效应,专利审查能够有效地识别高质量的专利,私人企业的发明专利相对于非私人企业能够更显著地促进生产率的提升.

本研究对已有文献可能具有如下贡献:首先,就我们了解的文献而言,还较少有在改进传统生产率估计方法的基础上聚焦于专利与企业生产率的研究.因此本文的发现丰富了关于创新与企业生产率的实证研究的文献;其次,本文分解了专利对报酬生产率的作用效应,能够有效识别专利带来的垄断效应和规模效应,为实证研究专利的经济效应提供了一个计量框架;最后,本文的研究从专利对企业生产率的促进效应出发,为评价专利质量和评估专利制度的有效性提供了新的视角.

本文余下内容安排如下:第二节简要回顾了与本文研究相关的文献,重点讨论了本文的研究与已有文献的区别;第三节描述了 1999–2007 年中国医药制造业的研发,专利与生产率增长的概况;第四节介绍了本文的计量框架;第五节为本文使用的数据和主要变量的统计描述;第六节展示了基准结果和一系列的稳健性检验结果;第七节讨论专利作用于生产率的机制和相关效应的分解和估计;第八节是本文的拓展分析;最后是本文的结论.

2 文献回顾

本文的研究主要与三类文献相关:第一类是包含内生的生产率变化的生产函数和生产率估计文献;第二类文献是有关中国专利产出与专利质量探讨的文献;第三类是关于医药行业创新问题的研究.

在生产率测算的早期文献中,企业生产率的变化被假定为外生的 (Olley and Pakes (1996), Levinsohn and Petrin (2003)). 在较近的生产率测算的文献中,内生的生产率开始受到关注. 其中关键的原因是越来越多的文献开始从实证角度研究生产率的决定因素. 如国际贸易问题中,企业进出口行为对生产率的影响 (De Loecker (2007), Kasahara and Rodrigue (2008), Aw, Roberts and Xu (2011)). 最近的研究文献开始关注研发投入与企业生产率之间的关系 (Doraszelski and Jaumandreu (2013), Peters et al (2017), Chen et al (2021)). Doraszelski and Jaumandreu (2013) 在生产率变化方程中控制企业的研发投入,利用参数方法控制不可观测的生产率,估计得到 R&D 对企业的生产率的作用效应. 利用西班牙 1990 年代的数据,他们发现 R&D 在决定企业之间的生产率差异以及生产率的变化过程中起到了非常关键的作用. 与他们的研究不同,本文讨论的是企业的专利而非 R&D 对生产率的影响. 换

言之,本研究侧重于企业的创新产出而非创新投入。Chen et al. (2021) 考虑了 R&D 投入的收益在专利与非专利渠道的分解,却未能单独考察专利对生产率的作用效应。与他们不同,本文在聚焦企业专利产出的基础上,区分不同类型的创新成果对企业生产率可能具有的不同的影响。在研究方法上,本文的研究框架更多地参照 De Loecker (2013) 的研究出口学习效应的计量方法,通过在生产率变化方程中控制与专利产出相关变量来解决当期生产率可能存在的内生性问题。更为重要的区别是,由于本研究使用数据的限制,无法获得准确的企业产品价格和产量信息。因此要着重区分了物质生产率和报酬生产率,并且将专利对报酬生产率的作用分解为不同的作用渠道,以帮助我们揭示专利对报酬生产率作用机制。

中国专利的爆炸式增长一直是关于中国经济的学术研究的热门话题。已有的研究主要从专利产出的推动因素和对专利质量可能造成的影响两方面展开。Hu and Jefferson (2009) 使用包含中国发明专利申请信息的企业层面数据研究发现企业的研发仅仅能够解释中国部分的专利增长,而外商直接投资和专利法的完善另外两个解释中国专利增长的重要因素。利用中国省份层面的数据, Li (2012) 发现中国省级层面的专利补贴政策实施之后,有更大比例的申请专利获得了授权。这一发现证明专利补贴政策在中国专利增长中扮演者重要角色。然而,专利数量的增长是一回事,专利质量的变化是另一回事。除了研究中国专利数量的变化,已有的文献还探讨了中国专利质量的变化。中国专利数据库缺乏专利引用指标。为了克服这一问题,已有的文献尝试从专利申请的文本入手来构建专利的代理指标,如 Malackowski and Barney (2008) 提出通过测算专利主权项的宽度(总字数)作为专利质量的代理指标。借鉴这一思路, Dang and Motohashi (2015) 使用专利声明中的名词数目来测算专利的知识宽度作为专利质量的代理指标并且发现中国省级政府的专利资助政策促进了专利产出,却降低了授权专利的质量。已有的文献也尝试从专利的经济效果入手来探究专利质量。张杰等 (2016) 利用中国各省份 1985–2012 年的专利数据,研究发现发明专利对人均真实 GDP 增长率有显著的 U 型关系,而实用新型专利和外观设计专利未体现出显著的影响。张杰和郑文平 (2018) 研究发现中国各省的专利资助政策在一定程度上抑制了发明专利与实用新型专利的质量。既然全要素增长率是长期经济增长的根本动力,那么考察专利对经济增长的影响便可以从其对生产率的影响入手。赵彦云和刘思明 (2011) 利用中国 1988–2008 年的省级面板数据考察了不同类型专利对全要素增长率的影响,并且发现发明专利在 1998–2008 年对全要素生产率的影响远大于实用新型专利和外观设计专利。与之不同,本文采用 2001–2007 年中国医药制造业的微观企业数据与专利数据的合并数据以及完全不同的生产率的测算方法和专利对企业生产率的作用效应的识别方法来研究专利对生产率的影响。利用丰富的微观企业数据信息,我们还能够将专利的作用效应分解为垄断效应和规模效应,从而为专利对生产率的作用机制提供微观解释。值得注意的是,因为全要素生产率是衡量企业盈利能力和生产效率的综合指标,所以专利对生产率的促进效应能够在一定程度上反映专利的质量。

由于本文研究的数据来源于 2001–2007 年年的中国医药制造业,因此本文的研究与已有的医药制药业的创新话题的研究具有一定的相关性。Acemoglu and Linn (2004) 利用美国医药市场的数据研究验证了更大的市场更能够刺激创新的结论。Chen and Chang (2010) 利用美国医药行业的研究了企业专利质量与其市场价值的关系。国内关于医药制造业的创新研究还比较少见,一个例外是刘秉镰等 (2013) 利用省级层面的医药制造业数据,通过共同边界分

析法和数据包络分析法研究发现中国医药制造业的创新活动的综合技术效率有所改善,但仍然处于较低水平,而规模无效率是主要的原因。本文的研究利用医药制造业企业层面的数据,重点考察专利对企业生产率的作用效应,从微观机制的角度丰富了这一支文献。

3 1999—2007 年我国医药制造业概况

我国高技术产业分类标准规定国民经济中研究与试验发展 (R&D) 投入强度相对较高的制造业行业为高技术制造业。根据该分类标准,医药制造业与其他五大类行业¹被划分为高技术制造业。医药制造由于与人们生活息息相关,其发展变化也备受关注。总的说来,中国医药制造业企业的成长趋势比较明显。2000—2010 年,医药制造业的主营业务收入从 1682.8 亿元增长至 11417.3 亿元,年平均增长率为 5.78%²。除了规模的扩大,医药制造业企业的盈利水平和生产效率都有变化。中国 1999—2007 年规模以上医药制造业企业³的工业增加值率从 34.4% 略微上升至 36% 左右,人均增加值则是 5.19 万元增加至 27.02 万元,增长了将近 4 倍。

由于新药开发的研发周期长、风险高、回报高,医药制造业企业需要极大的研发投入,以期获得超额回报。那么医药制造业企业的增加值的提升能够由企业的 R&D 投入来解释吗? 表 1 给出了 1999—2007 年中国医药制造业企业研发密集度及其与世界其他国家的简单比较⁴。我们看到,规模以上工业企业的研发密集度在 2006 年之前都低于 1%。2007 年,规模以上医药制造业企业整体的研发密集度仅仅达到 1.04%,远低于世界上同期的其他国家医药行业的研发水平。从增长情况来看,1999—2007 年,医药制造业 R&D 密集度增加了不到 1 倍,R&D 投入经费也仅增加了 2.42 倍。相比之下,同期 OECD 国家医药制造业的平均研发密集度从 7.92% 增至 12.86%,增加了 4.94 个百分点。这些数据说明在样本期间内,中国医药制造业的创新投入远低于国际先进水平⁵。

除了研发投入,专利产出是衡量企业创新能力的另外一个重要指标。就医药行业而言,专利制度是激励新药开发的重要制度安排。对于前期研发周期长、投入大、风险高的医药行业,给予发明人在一定时间内独占市场的权力对于鼓励新药的开发尤为重要。从 2001—2007 年大中型企业的绝对数目来看,2001 年医药制造企业的专利申请数,发明专利申请数和拥有发明专利数目都有显著的增长。其中,所有的专利申请数目从 715 件增长至 3056 件,增加超过 3 倍。2007 年的发明专利申请数目为 1483 件,是 2001 年的 9.76 倍,平均每年增长将近 1 倍;医药制造企业拥有的发明专利数从 2001 年的 308 件增加至 2482 件,增加了 7 倍多。此外,我们可以看到所有专利申请和发明专利申请的变化趋势基本一致,这说明企业申请的实用新

¹其他五类行业分别为航空、航天器及设备制造,电子及通信设备制造,计算机及办公设备制造,医疗仪器设备及仪器仪表制造,以及信息化学品制造。

²根据《中国高新技术产业统计年鉴——2011》中“按行业分搞技术产业生产经营情况”的数据计算所得。

³2011 年以前,规模以上工业企业为主营业务收入在 500 万元以上的法人企业。

⁴OECD 数据库的医药制造业分类采用国家标准行业分类 (ISIC Rev.3) 中的类目“Division 24”下的“2423: Manufacture of pharmaceuticals, medicinal chemicals and botanical products”,即为药物、医用化学品以及植物药品的制造。中国国家统计局的医药制造业分类更加详细(包括化学药品制造,中药饮品加工,中成药生产,兽用药品制造,生物药品制造以及卫生材料即医药用品制造),但是与 ISIC 分类标准十分接近,具有可比性。

⁵这种状况在近年来可能得到了缓解,2011 年之后政府更是出台了大量的政策鼓励医药创新。

表 1 中国医药制造业研发密集度国际比较

年份	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007
中国	0.62	0.76	0.94	0.91	0.96	0.87	0.94	1.05	1.04
美国	11.73	11.21	8.04	1.32	11.10	21.00	21.99	22.55	26.57
德国	9.68	9.65	9.20	9.95	1.84	1.69	1.41	1.42	8.27
日本	9.68	1.34	1.63	12.66	11.19	11.26	13.41	15.02	15.95
OECD	7.92	7.96	7.90	8.51	8.08	9.12	1.28	12.80	12.86

注: 表中数据单位为百分比 (%). 中国医药制造业规模以上企业; 经济合作与发展组织 (OECD)《结构分析指标 1999–2007》所含 27 个 OECD 国家平均值. 研发密集度定义为研发投入除以企业的工业总产值. 数据来源: 中国数据来自于 2002–2008 年《高技术产业统计年鉴》, 2003–2008 年《中国科技统计年鉴》和 2003–2008 年《中国统计年鉴》, 经笔者整理计算所得; 其他国家数据来自于 OECD STAN (Structural Analysis) Database 中的 STAN indicators: R&D intensity of manufacturing sectors 1995–2009 中的 C2423: Pharmaceuticals. R&D 密集度的定义为 “R&D intensity using production”, 计算方法为研发投入除以企业的总产值. 具体标准参见网址: <http://stats.oecd.org/Index.aspx?DatasetCode=STAN08BIS&lang=en>.

型专利和外观设计专利数目之和在 2001–2007 年基本维持不变. 这说明医药企业除了依靠自身研发获得专利外, 可能还大量存在着合作研发和专利购买. 因此, 在分析中国医药行业企业的创新能力时, 仅仅考虑研发会对理解中国医药行业的创新组织方式和创新的效果评估带来偏误. 这也凸显了考虑企业专利活动的必要性.

专利数目的增长是否仅仅是由企业的数目变化引起的? 进一步的数据探索消除了这个疑虑. 数据显示, 医药制造业企业的平均专利件数与专利总件数具有相似的趋势, 这说明: 一方面, 企业的数目在样本期间内维持相对稳定; 另一方面, 每个企业的平均专利数目确实有显著增加. 从企业平均拥有的专利件数来看, 2001–2007 年间, 专利申请件数增加了 2.9 倍, 发明专利件数增加了 8.16 倍, 拥有发明专利数增加了 6.57 倍. 注意到该增长幅度显著大于 R&D 投入与 R&D 密集度的增长.

从上面的讨论可以知道, 在 1999–2007 年, 我国医药制造业同时出现了专利产出与生产率的急剧增长, 而 R&D 的增长则相对缓慢. 这种现象向我们提出的两个有趣的问题是: 第一, 医药行业的专利质量如何? 是否专利的增长而背后实际上是 “量大质低” 的专利泡沫的涌现; 第二, 既然生产率是衡量企业效率的核心指标, 那么专利的获得在是否促进了医药制造业企业生产率的提升? 但是, 中国的专利数据缺少专利引用的数据, 这导致难以获得可靠的专利指标. 因此, 通过直接研究专利质量难以得到关于医药行业专利质量变化的可靠答案. 而专利对生产率的促进效应是衡量专利质量的一个重要维度, 从而研究专利的生产率效应有助于回答有关中国医药行业专利质量测度的问题.

4 计量框架

4.1 基本假定

4.1.1 估计方法

我们假定企业 i 生产单个产品, 且有科布-道格拉斯 (以下简称 C-D) 生产函数:

$$Y_{it} = A_{it} L_{it}^{\alpha} K_{it}^{\beta} e^{c+\varepsilon_{it}}, \quad (1)$$

其中 Y_{it} 表示企业的增加值, A_{it} 表示企业的全要素生产率, L_{it} 为企业的劳动投入, K_{it} 为企业的资本投入; α 和 β 分别表示企业增加值对劳动和资本的弹性, c 为影响企业产出规模的常数. ε_{it} 为随机冲击, 刻画生产过程中面临的不确定性, 服从正态分布. 对 (1) 式两边取对数得到:

$$y_{it} = c + \alpha l_{it} + \beta k_{it} + a_{it} + \varepsilon_{it}, \quad (2)$$

其中小写符号 y_{it} , l_{it} , k_{it} , a_{it} 分别表示 Y_{it} , L_{it} , K_{it} , A_{it} 的对数形式, c 为常数项, 且有 $E(\varepsilon_{it}|l_{it}, k_{it}, a_{it}) = 0$. 准确地识别和估计 α 和 β 是测算全要素生产率的核心问题. 由于 a_{it} 只能被企业观测到, 而当企业最大化自身利润时, 劳动和资本的投入都受企业生产率水平的影响, 这会导致内生性问题⁶. 因此, 我们需要寻找相关的生产率的工具变量. Olley and Pakes (1996) (OP 方法) 提出在一定的假定条件下, 企业的投资是生产率的单调函数, 因此可以通过对投资函数关于生产率取反函数得到生产率关于投资和资本的函数. 由于现实数据中企业的投资变量零值或负值较多, Levinsohn and Petrin (2003) (LP 方法) 提出可以用企业的中间产品投入来控制生产函数中的生产率. 由于中国企业数据库计算的投资变量负值较多, 本文利用中间投入来控制生产率. OP 方法和 LP 方法都假定企业具有如下一阶马尔科夫过程:

$$a_{it+1} = g_0(a_{it}) + \xi_{it+1}, \quad (3)$$

其中 ξ_{it+1} 是外生的生产率冲击. 基于本文的研究目的, 我们假定企业生产率变化方程具有如下形式:

$$a_{it+1} = g(a_{it}) + h(n_{it}) + \xi_{it+1}. \quad (4)$$

即下一期的生产率同时受到当期生产率和当期专利产出的影响. 与 De Loecker (2013), Doraszelski and Jaumandreu (2013) 一致, 我们采用当期生产率的三次项来逼近函数 $g(a_{it})$. 相较于线性形式, 多项式的函数形式更加灵活, 可以逼近绝大多数一般的函数, 从而捕捉到生产率在时间上复杂的动态演变. 在生产函数估计中, 我们考虑了 $h(\cdot)$ 是线性函数和二次函数两种情况. 注意到方程 (4) 中 n_{it} 表示企业在当期的专利产出, 但是该方程并非是仅有当期专利产出会影响未来的生产率, 因为历史的专利产出会通过影响当期的生产率 a_{it} 从而影响未来的生产率⁷. 这与 Doraszelski and Jaumandreu (2013) 对于包含 R&D 投入的内生生产率模

⁶另一个需要注意的问题是企业的进入退出决策导致的样本选择性偏误. 企业的进入退出与当期的生产率相关, 生产率较高的企业留存在行业内, 而生产率较低的企业会选择退出. 这会导致下一期的生产率期望方程受企业存活概率的影响. 我们在稳健性检验中会详细讨论这个问题.

⁷为便于理解, 我们可以考虑线性生产率演化方程 $a_{it+1} = \rho a_{it} + \gamma n_{it} + \xi_{it+1}$. 将方程右边生产率进行迭代有 $a_{it+1} = \gamma \sum_{s=0}^t \rho^s n_{it-s} + \sum_{s=0}^t \rho^s \xi_{it+1-s}$. 该方程表明未来的生产率取决于所有历史专利产出和外生生产率冲击.

型的经济学含义一致. 我们假定生产率冲击具有条件零均值:

$$E(\xi_{it+1}|l_{it}, k_{it+1}) = 0. \quad (5)$$

此条件独立假定是识别资本和劳动的系数的关键假定.

4.1.2 估计方法

本研究基于 Akerberg, Caves and Frazier (2015) 提出的生产率估计方法, 利用生产函数和生产率变化方程中的矩条件来一致估计 α 和 β . 假定企业生产率 a_{it} 是如下关于企业资本存量 k_{it} , 中间投入 m_{it} , 劳动 l_{it} 和专利产出 n_{it} 的函数:

$$a_{it} = a(k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it}). \quad (6)$$

在基准估计中, 我们假定 n_{it} 与 k_{it} , m_{it} 分离, 且具有线性形式⁸. 将 (6) 式代入 (2) 式, 便得到第一步需要估计的方程如下:

$$y_{it} = \alpha l_{it} + \beta k_{it} + G(k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it}) + \varepsilon_{it}. \quad (7)$$

通过估计方程 (7), 我们可以得到产出的拟合值 \hat{y}_{it+1} 并构造对数生产率:

$$a_{it+1}(c, \alpha, \beta) = \hat{y}_{it+1} - c - \alpha l_{it+1} - \beta k_{it+1}. \quad (8)$$

结合 (4) 式和 (5) 式, 我们可以得到如下矩条件:

$$E \left\{ \left[\hat{y}_{it+1} - c - \alpha l_{it+1} - \beta k_{it+1} - \hat{g}(a_{it}) - \hat{h}(n_{it}) \right] \otimes \begin{pmatrix} 1 \\ l_{it} \\ k_{it+1} \end{pmatrix} \right\} = 0. \quad (9)$$

其中 $\hat{g}(a_{it})$ 和 $\hat{h}(n_{it})$ 对 (4) 式进行估计的拟合值. 利用 GMM 方法对 (9) 式估计, 得到:

$$(\hat{c}, \hat{\alpha}, \hat{\beta}) = \arg \min_{(c, \alpha, \beta)} \left\{ \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T Z_{it}^T Z_{it} \right\}. \quad (10)$$

其中

$$Z_{it} = \left[\hat{y}_{it+1} - c - \alpha l_{it+1} - \beta k_{it+1} - \hat{h}(n_{it}) \right] \otimes \begin{pmatrix} 1 \\ l_{it} \\ k_{it+1} \end{pmatrix}.$$

由于我们使用两步估计的方法, 两步估计之间具有的相关性可能会影响第二步估计的有效性. 为了解决这个问题, 我们使用 Bootstrap 方法来获得第二步估计的标准误. 在获得生产率的估计值之后, 我们可以利用 OLS 估计 (4) 式来获得专利对生产率的作用效应的一致估计如下:

$$\frac{\partial a_{it+1}}{\partial n_{it}} = \frac{\partial \hat{h}(n_{it})}{\partial n_{it}}. \quad (11)$$

⁸我们尝试考虑了不同的函数形式, 结果稳健.

5 数据

5.1 数据来源

本文的估计主要来源于两套数据库的合并数据库。第一套数据库是中国国家统计局发布的 2001–2007 年中国工业企业数据库中的医药制造业企业数据库。中国工业企业数据库是有关中国问题研究常用的数据库, 含有中国全部的国有企业和规模以上私人企业的详细的会计和财务变量。最为重要的是, 该数据库含有企业的研发投入信息, 可以帮助我们控制创新投入的相关信息。对数据库的处理细节参见 Brandt et al. (2012)。我们提取了数据库中的医药制造业企业⁹。本文使用的第二套数据库是中国国家专利局 (State Intellectual Property Office, 简称 SIPO) 公布的 1985–2007 中国专利信息。该数据库包含样本期间内所有在中国申请和授权的专利信息。具体而言, 该数据拥有每件专利的类型 (发明, 实用新型或外观设计), 拥有者, 申请时间, 授权时间, 专利代理人, 摘要信息, 地址, 和专利失效日期 (被宣布无效时)。

基于本文的研究目的, 我们根据企业中文名称将两套数据库进行了合并, 合并数据库拥有 2001–2007 年中国规模以上工业企业和所有国有企业的生产, 研发和专利信息。为了检验合并效率和数据的代表性, 我们将合并数据中包含的医药制造业企业专利信息与 2001–2007 年《中国高技术产业年鉴》公布的专利申请信息进行了对比, 表 2 展示了对比结果¹⁰。从表 2 可以看出, 匹配结果在年份之间具有较大的差异性。如在 2002 年, 全部专利申请的匹配效率达到了 93.56%, 而在 2002 年, 发明专利的匹配效率达到了 93.69%; 而在 2001 年, 合并数据库全部专利申请的匹配效率仅为 51.16%, 在 2007 年, 发明专利申请的匹配效率低至 49.88%。总体上看, 合并数据库在样本期间内占到了高技术产业年鉴公布数据的 60%, 具有一定的代表性。表 3 是合并数据库的主要变量的统计描述。

表 2 医药企业数据库与专利数据库匹配效率

年份	观测值	全部专利申请		发明专利申请	
		申请件数	匹配效率 (%)	申请件数	匹配效率 (%)
2001	2913	376	51.16	132	86.84
2002	3059	910	91.00	297	93.69
2003	3437	1221	93.56	658	86.92
2004	2280	978	57.67	549	53.93
2005	4426	1647	6.82	1016	61.24
2006	4796	1508	63.28	944	64.00
2007	4784	2697	68.85	1266	49.88
合计	25695	9337	67.94	4862	61.42

注: 匹配效率为合并数据专利件数与《中国高技术产业统计年鉴》公布的相应变量数值之比。

⁹根据国民经济行业分类与代码 (GB/T4754-2002), 医药制造业的二分位行业代码为 27, 下属 7 个三分位行业三分位行业代码和名称参见附录中的表 A1。

¹⁰由于企业可能会共同申请专利, 同一个专利可能会被合并到多个企业, 因此可能产生重复计算的问题。我们检查了专利原始数据库, 发现企业与大学之间的专利合作申请较多, 而企业之间的合作申请情况很少, 这说明重复计算的问题基本可以忽略。

表 3 主要变量均值与标准差

变量	行业代码							
	27	271	272	273	274	275	276	277
发明专利申请	0.19 (1.48)	0.11 (0.82)	0.22 (1.17)	0.08 (0.77)	0.33 (2.24)	0.17 (2.55)	0.27 (1.05)	0.04 (0.39)
实用新型专利申请	0.02 (0.38)	0.01 (0.12)	0.03 (0.48)	0.01 (0.09)	0.01 (0.12)	0.02 (0.27)	0.04 (0.55)	0.09 (0.93)
发明专利授权	0.16 (1.28)	0.09 (0.61)	0.17 (0.94)	0.04 (0.36)	0.31 (2.20)	0.13 (1.82)	0.21 (0.82)	0.03 (0.27)
实用新型专利授权	0.02 (0.26)	0.01 (0.12)	0.02 (0.26)	0.00 (0.09)	0.01 (0.10)	0.02 (0.25)	0.04 (0.49)	0.07 (0.60)
研发	0.39 (0.49)	0.37 (0.48)	0.46 (0.50)	0.31 (0.46)	0.46 (0.50)	0.37 (0.48)	0.46 (0.50)	0.17 (0.38)
出口	0.22 (0.41)	0.42 (0.49)	0.16 (0.37)	0.15 (0.36)	0.12 (0.32)	0.15 (0.35)	0.26 (0.44)	0.34 (0.47)
资本	9.17 (1.57)	9.22 (1.70)	9.64 (1.41)	8.65 (1.57)	9.38 (1.46)	8.67 (1.41)	9.14 (1.64)	8.44 (1.43)
劳动	4.95 (1.04)	4.96 (1.19)	5.25 (0.98)	4.76 (0.98)	5.04 (0.97)	4.53 (0.87)	4.61 (0.97)	4.79 (0.99)
中间投入	9.95 (1.39)	1.24 (1.42)	1.21 (1.40)	9.57 (1.32)	9.89 (1.37)	9.52 (1.26)	1.00 (1.33)	9.66 (1.23)
增加值	9.15 (1.50)	9.18 (1.51)	9.45 (1.51)	8.79 (1.46)	9.21 (1.52)	8.73 (1.36)	9.35 (1.43)	8.78 (1.31)
观测值	25695	4933	6157	3863	5450	1927	1805	1560

注: 括号中为标准差. 所有变量的详细定义参见附录.

5.2 专利变量的选取

不同类型的专利衡量不同类型的创新成果, 因此有必要在计量分析时将它们区分开来. 本文使用的数据库有三类专利: 发明专利, 实用新型专利与外观设计专利. 根据 2000 年《中华人民共和国专利法》第二十二条和第二十三条规定: 授予专利权的发明和实用新型, 应当具备新颖性、创造性和实用性¹¹. 授予专利权的外观设计, 应该同申请日以前在国内网出版物上公开发表过或者国内公开使用过的外观设计不相同或者不近似, 并不得与他在先取得的合法权利相冲突. 由此可见, 具有创新性的知识产出主要体现在发明专利和实用新型专利中, 是企业提升生产率的关键所在. 相比之下, 外观设计专利从其创新要求而言应该与企业的生产率不存在明显的相关性. 由此, 我们仅仅分析发明专利与实用新型专利对生产率的影响,

¹¹《中华人民共和国专利法 (2000)》第二十二条给出了新颖性, 创造性和实用性的内涵如下: 新颖性是指在申请日以前没有同样的发明或者实用新型在国内外出版物上公开发表过、在国内公开使用过或者以其他方式为公众所知, 也没有同样的发明或者实用新型由他人向国务院专利行政部门提出过申请并且记载在申请日以后公布的专利申请文件中. 创造性, 是指同申请日以前已有的技术相比, 该发明有突出的实质性特点和显著的进步, 该实用新型有实质性特点和进步. 实用性, 是指该发明或者实用新型能够制造或者使用, 并且能够产生积极效果.

暂不考虑外观设计专利。专利变量的另一个重要区分是专利申请和专利授权。专利申请代表企业的新知识创造,可以是新产品的成功研制,也可以是新的生产工艺的发现。而专利授权不仅包含了企业的创新信息,还包含了专利审查的信息。专利审查的周期在1~3年,因此企业获得授权的专利具有一定的滞后性。就医药行业而言,新的制备工艺和流程很有可能在递交专利申请之后马上就会投入生产,而专利授权仅仅是在国家的创新体系中给予肯定。考虑到审查专利的滞后可能带来的对企业创新的测度偏误,我们在基准结果中主要考虑企业提交申请的专利。而由于授权专利的结果还包含了专利审查制度的信息,我们在拓展分析中会对授权专利作进一步分析。

最后需要讨论的是作为流量和存量的专利变量选取。作为流量,专利体现的是企业当期的创新产出,而作为存量,专利可以作为企业自身研发知识库的积累。流量企业新知识产出的增量,而存量是知识的累积量,两者对企业的生产过程具有不同的影响。由于本文分析的是专利对生产率的作用效果,而知识存量仅仅是对过去知识的累积,那么选择专利作为流量指标更具有合理性。累积的专利可以通过促进新的创新产出来促进生产率,但是其本身并不会直接作用于生产率。但是,我们仍然可以将专利存量作为企业的一种生产要素看待。作为生产要素,专利存量与企业的资本存量具有类似的地位:一类是无形知识资本,一类是有形物质资本。有鉴于此,本文在稳健性检验中也单独讨论了这一区分。

6 估计结果

为了研究专利申请与企业生产率之间的关系,我们分别考虑了如下情况:第一,考虑发明专利申请与实用新型专利申请之和,并在生产率估计方程(4)中加以控制;第二,在同一个方程中分别控制发明专利和实用新型专利,并在生产率估计中加以控制;第三,在方程(4)中额外添加当期的研发的哑变量和出口哑变量作为控制变量。在获得生产率的估计值之后,为了考虑专利对生产率可能存在的滞后效应,我们都尝试添加了相应的滞后项。为了讨论的便利,我们将这三类情况分别记为情况I,情况II和情况III。

6.1 基准结果

表4展示了情况I的计量结果。我们对比了是否控制年份和行业固定效应的回归结果,并且尝试控制了滞后一期的专利变量。为了保证符号的一致性,我们以 n_{it} 表示当年的发明专利和实用新型专利申请量之和。初步估计结果显示,在控制了年份和行业的固定效应之后,无论是经济显著性还是统计显著性,滞后一期的专利申请相比于当期的专利申请对生产率体现出更显著的促进效应。这提醒我们,专利对生产率的影响可能存在一定的滞后效应,应该添加滞后一期的专利变量进行考虑。而生产率的一次项不显著,二次项系数显著为正,三次项在5%的显著性水平上为负,这说明生产率的动态演化具有非线性特征,如果仅仅控制当期生产率的一次项,会产生模型设定上的遗漏变量问题从而对估计结果造成偏误。这一估计形式与Doreszelski and Jaumandreu (2013), Peters et al. (2017), Chen et al. (2021)的估计结果一致。为了衡量专利的总效应,我们对当期专利变量 n_t 系数 β_{n_t} 与滞后期专利 n_{t-1} 系数 $\beta_{n_{t-1}}$ 之和是否为零进行了F检验。在控制了年份和行业固定效应之后,该检验在1%的显著水平上严格拒绝当期专利与滞后一期专利的生产率效应之和为零的原假设。这说明,整体而言,专

表 4 专利总数与生产率回归结果 (情况 I): 发明专利与实用新型专利总数

a_{t+1}	(1)	(2)	(3)	(4)
n_t	-0.001 (0.003)	-0.005 (0.004)	0.003 (0.004)	0.002 (0.003)
n_{t-1}		0.006 (0.004)	0.011** (0.004)	0.008* (0.003)
a_t	-0.621** (0.208)	-0.427 (0.287)	-0.175 (0.280)	-0.170 (0.297)
a_t^2	0.362*** (0.054)	0.322*** (0.075)	0.218** (0.073)	0.223** (0.078)
a_t^3	-0.027*** (0.005)	-0.025*** (0.006)	-0.015* (0.006)	-0.016* (0.007)
年份	否	否	是	是
行业	否	否	是	是
$\beta_{n_t} + \beta_{n_{t-1}} = 0$		0.24 [0.628]	13.86 [0.000]	7.52 [0.006]
N	16952	10385	10385	10385

注: 括号中为在企业层面上聚集的异方差稳健性标准误。 n_t 为企业当期发明专利申请和实用新型专利申请之和。行 “ $\beta_{n_t} + \beta_{n_{t-1}}$ ” 为当期专利申请系数与滞后一期专利申请系数和等于 0 的 F 检验统计量, 方括号中为 P 值。年份和行业分别表示年份和行业的固定效应。*、**、*** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平。

利对生产率具有显著的促进效应。表 4 的结果还印证了控制年份和行业固定效应的必要性。

6.2 稳健性检验

6.2.1 内生性问题处理: 添加其他控制变量

基于本文的研究目的, 模型识别假定方程 (5) 的成立与否是决定估计是否可靠的关键。由于企业的专利产出活动会受到企业自身生产率的影响, 为了避免企业的此种自我选择效应导致的内生性问题, 我们已经在企业生产率变化方程中对企业的专利活动加以控制。接下来, 我们主要探讨遗漏 R&D 以及其他变量导致的内生性问题。

R&D 是衡量创新投入的重要指标。已有的文献表明 R&D 是解释企业专利产出的重要变量 (Hausman et al (1984))。此外, R&D 也是促进企业生产率增加的重要因素 (Doraszelski and Jaumandreu (2013))。在方程 (4) 中遗漏 R&D 会导致专利变量与误差项相关, 从而导致内生性问题。一般而言, 企业的专利产出与 R&D 投入正相关, 遗漏 R&D 变量会导致估计的专利的变量的系数具有向上的偏误, 从而会高估专利对生产率的作用。为了避免此问题, 我们在方程 (5) 的估计中需要控制企业的 R&D 投入。为了简化和讨论的便利, 我们假定企业专利申请 n_{it} 与研发投入 rd_{it} 的哑变量具有函数关系:

$$n_{it} = J(rd_{it}) + v_{it}. \quad (12)$$

将上式代入 (4) 式, 并添加 R&D 投入的控制项 x_{it} 可以得到:

$$a_{it+1} = g(a_{it}) + h[J(\text{rd}_{it}) + v_{it}] + \theta \text{rd}_{it} + \xi_{it+1}.$$

如果假定 $h[J(\text{rd}_{it} + v_{it})] = h_0(\text{rd}_{it}) + h_1(v_{it})$, 则有

$$a_{it+1} = g(a_{it}) + h_0(\text{rd}_{it}) + h_1(v_{it}) + \theta \text{rd}_{it} + \xi_{it+1}. \quad (13)$$

基于 (13) 式, 专利对生产率的作用可以表示为:

$$\frac{\partial a_{it+1}}{\partial n_{it}} = \frac{\partial h_1(v_{it})}{\partial n_{it}}. \quad (14)$$

控制研发投入之后, 估计的专利对生产率的偏效应中剔除了研发投入对生产率的作用效应, 更接近于除研发投入之外的其他因素导致专利产出对生产率的作用效应. 假设研发投入对生产率的作用效应为正 (或者为负), 那么基于 (13) 式的估计的专利对生产率的偏效应较 (4) 式应当更小 (或更大). 除 R&D 之外, 我们需要考虑导致内生性问题的其他三类变量, 主要包括: 1) 企业自身特征变量, 此类变量可能包括企业所在行业特征变量. 这类变量可能影响企业的生产率并且同时与企业的专利产出相关; 2) 与宏观冲击相关的变量, 如宏观经济政策冲击. 此类变量可能导致专利与生产率的同步变化, 从而带来估计的偏误; 3) 与核心自变量相关的其他企业活动变量, 包括企业专利和 R&D 的滞后项, 以及描述企业活动的其他变量, 如出口行为. 对第一类变量, 我们尝试分行业进行生产率估计; 对第二类变量, 我们在估计中加入时间固定效应进行控制; 对于第三类变量, 我们分别加入企业专利数量的滞后项, 企业研发投入的滞后项以及企业是否出口的哑变量加以控制. 以向量 C_{it} 表示包括除当期 R&D 之外的其他控制变量, 则最终我们需要估计生产率演化方程如下:

$$a_{it+1} = g(a_{it}) + h(n_{it}) + \theta \text{rd}_{it} + C'_{it}\rho + \xi_{it+1}. \quad (15)$$

基于以上讨论, 为了进一步探讨不同专利结果可能对生产率变化造成的不同影响以及遗漏相关变量可能导致的内生性问题, 在情况 II 中, 我们将专利变量分为发明专利申请 inn_{it} 和实用新型专利申请 utn_{it} , 在生产函数估计中加以控制. 为了考虑专利可能存在的滞后效应, 我们还加入了两类专利相应的滞后项加以控制. 表 5 的前 (1)~(5) 列展示了情况 II 的计量结果. 我们看到在控制年份和行业的固定效应之后, 滞后一期的发明专利对生产率呈现出显著的促进效应, 而且结果在是否加入研发变量或出口变量都显著, 生产率对专利的半弹性在 0.13~0.19 之间. 在情况 III 中, 我们尝试在生产率估计中控制出口和研发变量. 表 5 的后 3 列展示了情况 III 的计量结果. 我们发现滞后一期的发明专利的系数仍然为正, 而且系数增大为 0.22 (见表 5 列 (3)), 在 0.1% 的统计水平上显著. 需要注意的是, 在表 5 最后一列中, 滞后一期实用新型专利 utn_{t-1} 的系数为 -0.027, 且在 5% 的水平上显著为负. 这说明医药制造业企业的实用新型专利并未能给企业带来正向促进效应, 相反却带来了一定程度的抑制效应. 为了衡量专利的总作用效应, 我们对同时期不同类型的专利的系数和进行了 F 检验. 检验结果显示: 同时期发明专利申请与实用新型专利申请系数和均不显著异于零. 这说明不同类型专利对生产率的总促进效应较为微弱, 有必要考虑不同类型专利对生产率的异质性促进效应.

表 5 不同类型专利申请与生产率 (情况 II 与情况 III)

a_{t+1}	情况 II					情况 III		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(1)	(2)	(3)
inn_{t-1}		0.019*** (0.005)	0.014*** (0.004)	0.014*** (0.004)	0.013*** (0.004)		0.014** (0.005)	0.022*** (0.005)
inn_t	-0.002 (0.003)	-0.014** (0.005)	0.001 (0.004)	0.001 (0.003)	0.000 (0.003)	-0.010* (0.005)	-0.018** (0.006)	-0.002 (0.004)
utn_t	0.005 (0.018)	0.023 (0.016)	0.023 (0.018)	0.022 (0.019)	0.022 (0.019)	0.008 (0.018)	0.027 (0.018)	0.026 (0.017)
utn_{t-1}		-0.013 (0.018)	-0.022 (0.014)	-0.022 (0.014)	-0.023 (0.014)		-0.018 (0.022)	-0.027* (0.011)
rd_t				0.043*** (0.010)	0.041*** (0.010)	-0.035*** (0.009)	-0.028* (0.011)	0.027* (0.011)
ex_t					0.019* (0.009)	0.100*** (0.010)	0.095*** (0.012)	0.071*** (0.012)
a_t	-0.617** (0.232)	-0.673* (0.308)	-0.231 (0.298)	-0.209 (0.301)	-0.205 (0.301)	-0.045 (0.143)	-0.105 (0.186)	0.101 (0.194)
a_t^2	0.361*** (0.061)	0.370*** (0.079)	0.235** (0.078)	0.229** (0.078)	0.227** (0.078)	0.221*** (0.038)	0.246*** (0.049)	0.085 (0.053)
a_t^3	-0.027*** (0.005)	-0.028*** (0.007)	-0.017** (0.006)	-0.016* (0.007)	-0.016* (0.007)	-0.016*** (0.003)	-0.019*** (0.004)	-0.002 (0.005)
年份	否	否	是	是	是	否	是	是
行业	否	否	是	是	是	否	否	是
$\beta_{\text{inn}_t} + \beta_{\text{utn}_t} = 0$	0.02 [0.902]	0.31 [0.579]	1.61 [0.205]	1.43 [0.232]	1.30 [0.254]	0.01 [0.915]	0.23 [0.630]	1.90 [0.168]
$\beta_{\text{inn}_{t-1}} + \beta_{\text{utn}_{t-1}} = 0$		0.10 [0.755]	0.29 [.588]	0.34 [0.560]	0.43 [0.514]		0.03 [0.867]	0.16 [0.688]
N			16952				10385	

注: 情况 II 的回归结果为前 5 列, 情况 III 的回归结果为后 3 列. 括号中数值为在企业层面上聚集的异方差稳健性标准误. 为企业发明专利申请, 为实用新型专利申请. 行 “ $\beta_{\text{inn}_t} + \beta_{\text{utn}_t} = 0$ ” 为当期发明专利申请 “ inn_t ” 系数与当期实用新型专利申请 “ utn_t ” 系数和等于 0 的 F 检验统计量, 方括号中为 P 值; 行 “ $\beta_{\text{inn}_{t-1}} + \beta_{\text{utn}_{t-1}} = 0$ ” 为滞后一期发明专利申请 “ inn_{t-1} ” 系数与滞后一期实用新型专利申请 “ utn_{t-1} ” 系数和是否等于 0 的 F 检验统计量, 方括号中为 P 值. 年份和行业分别表示年份和行业的固定效应. *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平.

6.2.2 内生性问题处理: 工具变量方法

除了增加控制变量以外, 我们还使用了工具变量方法处理内生性问题. 本研究可能的内生性变量是企业当期的专利申请量. 由于可能存在不可观测的异质性, 即使在控制了企业的层面的其他变量之后, 企业的滞后期专利产出变量 n_{it-1} 仍然可能与误差项 ξ_{it} 相关. 为此, 我们需要寻找与企业当期的专利变量相关而与误差项不相关的工具变量. 考虑到行业与地理因素相较于企业创新决策的外生性, 我们采用企业所在行业 (j)-省份 (k)-年份 (t) 的滞后期的总专利产出 sn_{jkt-1} . 该变量由于更多地反映了加总信息, 对于误差项较为外生. 而企业

所在行业-省份的信息代表了该地区和该行业的创新程度. 考虑到知识的外溢性和学习效应, sn_{jkt-1} 与 n_{it-1} 具有正相关关系. 因为我们需要研究发明专利与实用新型专利两种不同的专利对生产率的影响, 所以专利产出总量 n_{it-1} 需要分解为发明专利总量 inn_{it-1} 和实用新型专利总量 utn_{it-1} , 因而对应的工具变量也会有所不同. 我们利用如下矩条件识别实用新型专利与发明专利的生产率效应系数

$$E \left\{ \xi_{it+1} \otimes \begin{pmatrix} sinn_{jkt-1} \\ sutn_{jkt-1} \\ Z_{it} \end{pmatrix} \right\} = 0, \quad (16)$$

其中 $\xi_{it+1} = a_{it+1} - g(a_{it}) - \delta_1 inn_{it-1} - \delta_2 utn_{it-1} - \theta rd_{it} - \gamma ex_{it} - C'_{it}\rho$, Z_{it} 表示除工具变量外回归方程中的其他外生变量, 包括 a_{it} 及其高次项, rd_{it} , ex_{it} 以及 C'_{it} . 我们采用两阶段 GMM 方法估计上述矩条件, 得到 δ_1 与 δ_2 的估计值. 在表 6 前两列, 我们汇报了 GMM 方法的估计结果. 估计结果显示 inn_{it-1} 的系数显著为正, 而且该结果对于是否控制企业出口和研发投入变量都稳健. 对比情况 III 的回归系数结果可知, 在处理内生性问题之后, 发明专利对生产率的边际效应估计值增加, 这说明之前的回归存在的内生性问题可能低估了发明专利对生产率的影响. 我们在表 6 中的后四列展示了内生变量对外生工具变量的回归结果. 回归结果显示内生变量与工具变量之间存在较强的相关性, Sanderson-Windmeijer 弱工具变量检验统计量值均大于 10, 可以认为不存在弱工具变量问题.

表 6 工具变量回归结果

二阶段 GMM 估计结果			第一阶段回归结果				
a_{t+1}	(1)	(2)	工具变量	(1)	(2)		
				inn_{t-1}	utn_{t-1}	inn_{t-1}	utn_{t-1}
inn_{t-1}	0.245*** (0.044)	0.245*** (0.047)	$sinn_{t-1}$	0.002*** (0.000)	-0.000 (0.000)	0.002*** (0.000)	-0.000 (0.000)
utn_{t-1}	-0.108 (0.213)	-0.125 (0.216)	$sutn_{t-1}$	-0.003 (0.001)	0.004* (0.002)	-0.003* (0.001)	0.004* (0.002)
rd_t		-0.029 (0.016)	rd_t			0.064* (0.030)	0.011 (0.010)
ex_t		0.037** (0.013)	ex_t			0.221*** (0.023)	0.018*** (0.005)
年份	是	是	年份	是	是	是	是
行业	是	是	行业	是	是	是	是
			SW F-Stat	91.99	52.13	80.11	49.78
N	10385	10385	N	10385	10385	10385	10385

注: 括号内为异方差稳健的标准误. SW F-Stat 为 Sanderson-Windmeijer 弱工具变量检验统计量. *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平.

6.2.3 作为生产要素的专利存量

在之前的实证分析中, 我们将专利变量看作流量: 即企业在每年产生的新专利在某种程度上代表了企业的技术创新, 或是新的生产工艺或是开发全新的产品. 然而, 专利制度是为了

保护和激励创新, 企业获得专利的同时也获得了在一定时间内对市场的垄断权. 由于专利保护通常有相对较长的一段时间. 比如中国对发明专利的保护的有效期限是 20 年. 由此可见, 企业可以通过拥有专利而拥有更强的市场定价能力, 从而增加产出. Griliches (1979) 便将企业的创新获得的知识积累作为有别于物质资本和劳动第三种生产要素来刻画企业的生产函数. 因此, 专利存量本身可以看作是企业的生产要素, 应当在生产函数的估计中加以控制. 为了便于讨论, 不妨考虑如下生产函数形式:

$$Y_{it} = A_{it} L_{it}^{\alpha} K_{it}^{\beta} e^{\gamma s_{it} + c + \varepsilon_{it}}, \quad (17)$$

其中 s_{it} 表示企业在 t 期期初的专利存量, 比如企业的发明专利存量或实用新型专利存量. 对上式取自然对数后得到:

$$y_{it} = c + \alpha l_{it} + \beta k_{it} + \gamma s_{it} + a_{it} + \varepsilon_{it},$$

其中 y_{it} , l_{it} , k_{it} 分别表示 Y_{it} , L_{it} , K_{it} 的自然对数形式, c 为生产率中的常数部分的对数形式, a_{it} 为生产率中去除常数部分的自然对数值. ε_{it} 为随机干扰项, 满足条件零均值假定 $E(\varepsilon_{it} | l_{it}, k_{it}, s_{it}) = 0$. 现在, 估计生产率需要准确地识别 (α, β, γ) . 根据我们的定义, s_{it} 是前定变量, 不受当期生产率的影响. 而企业自身当期的劳动选择和资本投资都会受到企业的生产率水平的影响. 与之前的讨论类似, 我们假定当期生产率是满足方程 (6) 设定的关于企业资本存量 k_{it} , 中间投入 m_{it} 和当期专利产出量 n_{it} 的非参函数 $G(k_{it}, m_{it}, n_{it})$. 由于专利存量不进入生产率的控制函数, 我们可以在第一步估计中得到 γ 的一致估计值 $\hat{\gamma}$. 接下来, 利用与方程 (5) 类似的矩条件:

$$E(\xi_{it+1} | l_{it}, k_{it+1}, s_{it}) = 0. \quad (18)$$

经过与方程 (6)~(8) 类似的处理, 我们得到如下矩条件进行估计:

$$E \left\{ \left[\hat{y}_{it+1}^* - c - \alpha l_{it+1} - \beta k_{it+1} - \hat{g}(a_{it}) - \hat{h}(n_{it}) \right] \otimes \begin{pmatrix} 1 \\ l_{it} \\ k_{it+1} \end{pmatrix} \right\} = 0, \quad (19)$$

其中 $\hat{y}_{it}^* = \hat{y}_{it+1} - \hat{\gamma} s_{it+1}$. 我们使用与之前相同的方法估计 (19) 式, 在获得生产率之后, 我们使用 OLS 方法估计 TFP 的变化方程, 从而得到专利对生产率的作用效应. 需要注意的是, 如果在产出中未减去专利存量的贡献 γs_{it} , 那么估计得到的生产率中就会含有专利存量的信息, 对应方程 (4) 可以将生产率变化方程写为如下形式:

$$a_{it+1} + \gamma s_{it+1} = g(a_{it} + \gamma s_{it}) + h(n_{it}) + \xi_{it+1}. \quad (20)$$

则专利对生产率的偏效应与实际效应之间存在如下关系:

$$\frac{\partial h(n_{it})}{\partial n_{it}} = \frac{\partial a_{it+1}}{\partial n_{it}} + \gamma \frac{\partial s_{it+1}}{\partial n_{it}}. \quad (21)$$

如果 $\gamma \frac{\partial s_{it+1}}{\partial n_{it}} > 0$, 那么专利对生产率的效应会被高估; 反之, 则会被低估. 由此可见, 将专利作为生产要素投入能够有效地控制新专利通过影响专利存量而影响企业报酬的那部分变化, 帮助我们更准确地估计专利对生产率的促进效应.

图 1 展示了是否在生产函数中加入专利存量测算所得的生产率估计值的相关性. 我们发现无论是在总体水平上 (图 1 左图) 还是在有专利 (发明专利或实用新型专利, 图 1 右图) 产出的企业分组中, 两类生产率指标都高度相关. 表 7 汇报了在第一部回归 (方程 (17)) 中专利存量变量系数结果. 我们看到累计实用新型专利 $cutn_{it}$ 在所有行业的回归结果中都不显著, 而发明专利存量变量 $cinv_{it}$ 仅在行业 272 与行业 276 中显著. 这些结果初步说明专利存量并不能作为重要的生产要素. 这些结论都说明添加控制专利存量不会使计量结果发生大的改变. 进一步地, 表 8 汇报了控制专利存量后的生产率方程的估计结果, 我们发现其估计系数的大小和显著性基本与之前的基准结果一致.

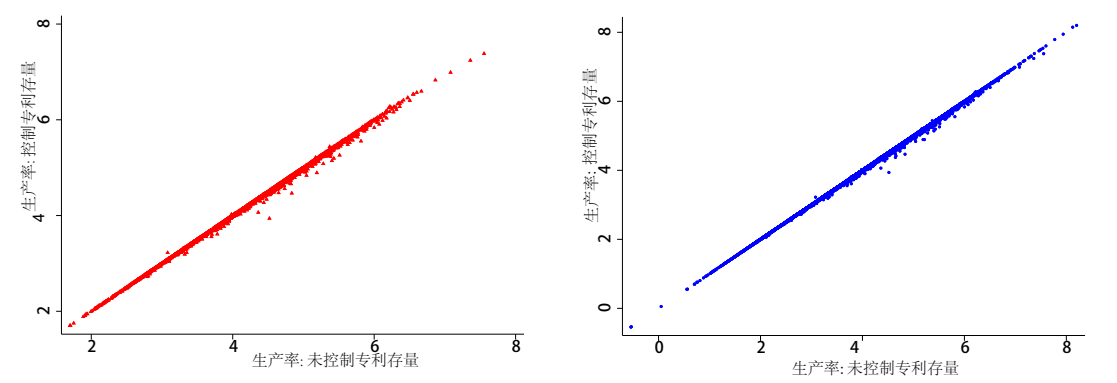


图 1 是否控制专利存量的生产率估计值相关性

表 7 生产率估计第一步回归中专利存量系数结果							
变量	3 分位行业代码						
	271	272	273	274	275	276	277
$cinn_t$	-0.003 (0.013)	0.025* (0.010)	0.040 (0.027)	0.004 (0.004)	-0.002 (0.026)	0.052** (0.019)	0.093 (0.055)
$cutn_t$	0.014 (0.066)	-0.049 (0.030)	0.004 (0.096)	0.059 (0.075)	0.026 (0.054)	-0.007 (0.038)	0.000 (0.027)
观测值	4933	6157	3863	5450	1927	1805	1560
注: $cinn_t$ 为企业当期的累计专利, $cutn_t$ 为累计实用新型专利申请. 括号中为在企业层面上聚集的异方差稳健性标准误. 年份和行业分别表示年份和行业的固定效应. *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平.							

6.2.4 其他稳健性检验

1) 企业的退出概率

本文使用的数据是 2001–2007 年的非平衡面板数据, 样本期间存在着大量的企业退出. 一般而言, 低生产率的企业会选择退出市场, 从而导致样本选择的问题. Olley and Pakes (1996) 指出企业的退出决策引起的样本选择性偏误会影响生产率测算的有效性. 试想如果低生产率的企业选择退出, 那么 $E(a_{it+1}|a_{it})$ 会是企业退出概率的函数. 如果企业的退出行

表 8 控制专利存量的生产率方程估计结果

a_{t+1}	(1)	(2)	(3)
inn_{t-1}	0.017*** (0.005)	0.012** (0.004)	0.011** (0.004)
utn_{t-1}	-0.012 (0.017)	-0.021 (0.013)	0.003 (0.004)
utn_t	0.022 (0.016)	0.022 (0.018)	0.021 (0.019)
inn_t	-0.011* (0.005)	0.003 (0.004)	-0.021 (0.013)
rd_t			0.018 (0.009)
ex_t			0.040*** (0.010)
年份	否	是	是
行业	否	是	是
N	10385	10385	10385

注: *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平。

为未得到控制, 那么样本选择性偏误便会包含在误差项中, 从而引起估计的偏误. 一般而言, 由于企业资本存量越大的企业退出市场的生产率门槛值更高, 从而忽略企业的退出行为会导致资本估计系数有向上的偏误. 具体而言, 以 χ_{it} 表示企业的生存状态, $\chi_{it} = 1$ 表示企业生存, $\chi_{it} = 0$ 表示企业退出. 以 P_{it} 表示企业的退出概率. 那么对取对数后的生产函数两边取条件期望, 则有:

$$\begin{aligned}
 E[y_{it+1}|k_{it+1}, \chi_{it+1} = 1] &= c + \alpha l_{it+1} + \beta k_{it+1} + E[a_{it+1}|a_{it}, \chi_{it+1} = 1] \\
 &= \alpha l_{it+1} + \beta k_{it+1} + \varrho(P_{it}, a_{it}) \\
 &= \alpha l_{it+1} + \beta k_{it+1} + \varrho[P_{it}, G(k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it})].
 \end{aligned} \tag{22}$$

定义 $\tilde{\xi}_{it+1} = a_{it+1} - E[a_{it+1}|a_{it}, \chi_{it+1} = 1]$ 为生产率变化方程的误差项, 那么我们可以将产出方程表示为如下形式:

$$y_{it+1} = \alpha l_{it+1} + \beta k_{it+1} + \varrho[P_{it}, G(k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it})] + \tilde{\xi}_{it+1} + \varepsilon_{it+1}.$$

上式说明可以通过控制企业退出概率和生产率的多项式函数估计值来控制企业退出决策的影响. 我们可以用 Probit 或者 Logit 模型来估计企业的退出概率值如下:

$$\hat{P}_{it} = \text{Prob}\{\chi_{it+1}|k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it}\} = P(k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it}).$$

而多项式 $\varrho(k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it})$ 的估计值还可以表示为:

$$\hat{\varrho}[P_{it}, G(k_{it}, m_{it}, l_{it}, n_{it})] = \hat{\varrho}(\hat{P}_{it}, \hat{y}_{it} - c - \alpha l_{it} - \beta k_{it}).$$

这说明 $\hat{\rho}$ 可以通过利用 \hat{P}_{it} 和 $(\hat{y}_{it} - c - \alpha l_{it} - \beta k_{it})$ 的多项式方程来近似. 最终我们可以通过估计如下矩条件来识别生产函数的系数:

$$E \left\{ [\hat{y}_{it+1} - \alpha l_{it+1} - \beta k_{it+1} - \hat{\rho}(P_{it}, \hat{y}_{it} - c - \alpha l_{it} - \beta k_{it})] \otimes \begin{pmatrix} 1 \\ l_{it} \\ k_{it+1} \end{pmatrix} \right\} = 0. \quad (23)$$

我们遵循上述估计方法重新估计了生产率, 发现结果与基准结果并没有显著的区别. 这说明本文的研究结论对于是否控制企业退出行为是稳健的.

2) 使用投资控制生产率

本文采用的生产率测算方法采用中间投入作为控制生产率的重要变量, 这是因为企业的中间投入基本为正值, 能够最大限度地使用有效数据进行估计. 但就中国工业企业数据而言, 中间投入本身也存在缺陷, 即没有令人信服的中间投入产品价格指数进行平减. 尽管我们采用了分地区的中间材料采购指数, 中间投入价格在行业层面的变化以及进口中间材料的价格变化都不能很好地反映出来. 因此, 我们有理由怀疑平减后的中间投入仍然在某种程度上包含了价格信息而不准确. 另一个控制生产率的方法是使用企业投资. 但是, 就本文使用的数据而言, 使用投资会带来两个问题: 第一, 由于存在较多的投资为零的企业, 有效样本量会大大减少, 会降低估计的有效性; 第二, 由于缺乏企业自身的折旧率和平减指数的完善信息, 企业的投资变量存在较大的测量误差. 尽管如此, 使用投资控制生产率仍然不失为一个有效的稳健性检验. 我们参照 Brandt et al. (2012) 的方法计算了投资, 并重新计算了企业生产率, 发现我们的结论仍旧稳健.

3) 延长专利变量滞后期

专利制度是对发明创造的保护和鼓励. 给企业的专利授权相当于允许企业在一定期限内的垄断权. 在之前的分析中, 我们发现专利的滞后项对企业的生产率作用更为显著. 那么, 有没有可能更长滞后期的专利仍能促进企业的生产率的提升呢? 如果更长滞后期的专利产出对企业的生产率作用更为显著, 那么我们之前的分析结论会存在偏差. 为此, 我们在回归模型中添加了更长滞后期的专利变量以检验其能够促进生产率的提升. 表 9 汇报了这一检验的结果. 观察可知, 无论是发明专利申请还是实用新型专利申请, 更长滞后期 ($t-2, t-3, t-4$) 都未能显示出对生产率的促进效应. 这再次佐证了本文之前研究结论的可靠性. 需要注意的是, 当滞后期延长时, 样本的数量大大减少, 这可能会降低估计的有效性.

4) 在不同层面聚集标准误

在之前的研究结论中, 系数的标准误是在企业层面聚集得到的. 但是同一区域或者同一行业的企业可能会受到类似的政策冲击和市场需求冲击, 从而之前回归模型的误差项可能在城市或者行业层面相关联. 为了处理这个问题, 我们还将之前所有回归模型的标准误分别在城市层面和行业层面聚集, 发现本文的结论仍然稳健.

7 作用机制分析

通过之前的分析与检验, 我们发现企业滞后一期的发明专利能够促进企业的生产率, 而实用新型专利并未体现出对生产率的促进效应. 然而, 之前的计量结果并未能阐明专利促进

表9 延长专利变量滞后期估计结果

观测值	发明专利					实用新型专利				
	t	$t-1$	$t-2$	$t-3$	$t-4$	t	$t-1$	$t-2$	$t-3$	$t-4$
5751	-0.004 (0.004)	0.013*** (0.004)	0.008 (0.004)			0.031 (0.017)	-0.035*** (0.009)	-0.017 (0.021)		
3730	-0.005 (0.003)	0.012** (0.004)		0.001 (0.006)		0.009 (0.018)	-0.030** (0.010)		0.012 (0.022)	
2310	-0.004 (0.004)	0.009* (0.004)			0.012 (0.014)	-0.005 (0.040)	-0.007 (0.019)			0.023 (0.027)

注: 所有回归中都加入了年份与行业固定效应. 括号中为在企业层面上聚集的标准误. 年份和行业分别表示年份和行业的固定效应. *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平.

生产率的机制. 在本节, 我们试图提供一个简单的理论框架来阐释专利促进生产率可能的途径以进一步理解本文之前的实证结果.

7.1 报酬生产率作用效应分解

报酬生产率 (revenue productivity) 与物质生产率 (physical productivity) 是本节讨论的两个核心概念. 如果要深入了解专利作用于生产率的机制, 就有必要在严格意义上阐明两者的区分和联系¹². 物质生产率是由实物衡量的生产率, 不包含价格的因素. 而报酬生产率的产出衡量则是物质产出与价格的乘积, 包含了价格因素. 本研究使用的数据不含有产品层面的价格信息, 而企业之间存在较大的产品价格差异, 即使通过价格指数平减后, 企业的产出信息仍包含了企业产品的价格信息. 从这个意义上说, 本文计算的生产率为报酬生产率而非物质生产率. 以 p_t 表示企业在时期 t 的价格, 以 Q_t 表示物质产出, 企业的报酬可以表示为:

$$R_t = p_t Q_t. \quad (24)$$

我们继续假定企业的物质产品生产函数具有如下形式:

$$Q_t = \tilde{A}_t L_t^\alpha K_t^\beta e^{\varepsilon_t}, \quad (25)$$

其中 \tilde{A}_t 表示企业的物质生产率, L_t 和 K_t 分别表示企业的劳动和资本投入, ε_t 为不可观测的误差项. 并且我们假定企业的劳动和资本存量能够被准确观测到. 于是, 企业的销售收入可以表示为:

$$Q_t = \tilde{A}_t L_t^\alpha K_t^\beta e^{\varepsilon_t}. \quad (26)$$

进一步地, 我们假设企业通过出售商品可以获得产品加成率¹³为 μ_t ($\mu_t \geq 1$), 企业生产的边际成本为 mc_t , 则企业出售产品的价格满足如下等式:

$$p_t = \mu_t mc_t. \quad (27)$$

¹²De Loecker (2011) 也区分了报酬生产率与物质生产率, 并指出这种区分对于评估贸易自由化对生产率影响至关重要.

¹³产品加成率的定义为企业出售产品的价格与企业生产产品的边际成本的比值.

将上式代入 (26) 式可以得到企业的报酬方程如下:

$$R_t = \mu_t mc_t \tilde{A}_t L_t^\alpha K_t^\beta e^{\varepsilon_t}. \quad (28)$$

接下来, 如果定义企业的报酬生产率为 $A_t = \mu_t mc_t$, (28) 式将与方程 (1) 相同. 以 a_t 与 \tilde{a}_t 分别表示 A_t 和 \tilde{A}_t 的自然对数形式, 生产率的变动将满足如下关系:

$$da_t = d \ln \mu_t + d \ln mc_t + d\tilde{a}_t. \quad (29)$$

从而本文测算的专利对生产率的影响可以分解为其对产品加成率, 边际生产成本以及对生产率的影响. 由于价格 p_t 不可观测, 我们进一步考虑企业的成本最小化问题, 以将 (29) 式表示为可以估计的效应. 在时期 t 企业的劳动力成本最小化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} \min_{L_t} \{w_t L_t\}, \\ \text{s.t. } \tilde{A}_t L_t^\alpha K_t^\beta e^{\varepsilon_t} \geq Q_t. \end{aligned} \quad (30)$$

求解该成本最小化问题, 企业的最优劳动力选择需要满足:

$$w_t = a \lambda_t e^{\varepsilon_t} \tilde{A}_t K_t^\beta L_t^{\alpha-1} = \alpha \lambda_t \frac{Q_t}{L_t}, \quad (31)$$

其中 λ_t 为拉格朗日乘子, 其经济学含义为企业的边际成本, 于是有 $\lambda_t = mc_t$. 对 (31) 式取对数并取全微分, 假设工资变量外生决定, 则有 $d \ln(w_t) = 0$, 从而可以得到:

$$0 = d \ln(mc_t) + d \ln Q_t - dl_t. \quad (32)$$

其中 l_t 表示劳动的自然对数. 利用企业产出方程 (25), 我们可以将产出的变化分解如下:

$$d \ln Q_t = d\varepsilon_t + d\tilde{a}_t + \alpha dl_t + \beta dk_t. \quad (33)$$

将 (32) 式和 (33) 式代入到 (29) 式, 我们可以将报酬生产率的变化表示为:

$$da_t = d \ln \mu_t + (1 - \alpha) dl_t - \beta dk_t, \quad (34)$$

其中 k_t 表示资本的自然对数. 上式表明, 我们可以将报酬生产率的变化分解为成本加成率的变化, 企业劳动投入的变化以及企业资本投入的变化. 我们可以分别称之为垄断效应和规模效应. 最后, 将 (34) 式对滞后一期发明专利求导, 注意到由于企业当期资本存量为前定变量, 有 $\partial k_{t+1} / \partial \text{inn}_{t-1} = 0$. 根据之前的实证结果, 仅有滞后一期的专利对未来生产率有显著作用效应, 我们将企业专利对报酬生产率的作用效应分解为如下形式:

$$\underbrace{\frac{\partial a_{t+1}}{\partial \text{inn}_{t-1}}}_{\sigma} = \underbrace{\frac{\partial \ln \mu_{t+1}}{\partial \text{inn}_{t-1}}}_{\sigma_1} + (1 - \alpha) \underbrace{\frac{\partial l_{t+1}}{\partial \text{inn}_{t-1}}}_{\sigma_2}. \quad (35)$$

我们依照 (35) 式将发明专利的报酬生产率效应 σ 分解为垄断效应 σ_1 和规模效应 σ_2 两种渠道. 联系 (35) 式和 (29) 式可以知道, 规模效应还可以表示为:

$$\frac{\partial l_{t+1}}{\partial \text{inn}_{t-1}} = \frac{1}{1 - \alpha} \left(\frac{\partial \ln(mc_{t+1})}{\partial \text{inn}_{t-1}} + \frac{\partial \tilde{a}_{t+1}}{\partial \text{inn}_{t-1}} \right).$$

这表明专利对企业规模影响(即雇佣人数的变动)综合反映了企业的边际生产成本变化与物质生产率变化. 给定产出水平, 生产率提高会降低边际成本, 而产量的增加又倾向于增加企业边际成本. 由于无法观测企业的价格和边际成本, 我们难以区分物质生产率效应与边际成本效应.

7.2 估计方法

在之前的计量分析中, 我们已经得到了 σ 的估计值 $\hat{\sigma}$, 因此还需估计 (35) 式右边的二个参数 σ_1 和 σ_2 . 估计 σ_1 需要估计企业的成本加成率. 利用之前已经估计了企业的劳动产出弹性, 我们采用 De Loecker and Warzynski (2012) 的方法估计成本加成. 具体地, 通过求解企业的成本最小化问题, 企业的成本加成率可以表示为如下方程:

$$\mu_{ijt} = \alpha_j \left(\frac{R_{it}^W}{R_{it}} \right)^{-1}, \quad (36)$$

其中 j 表示企业 i 所在的三分位行业, α_j 表示企业所在行业的劳动产出弹性, R_{it}^W 表示企业支付给工人的劳动报酬, R_{it} 为企业的总销售收入. 我们可以通过如下计量方程来估计 σ_1 :

$$\ln(\mu_{it+1}) = c_0 + g(\mu_{it}) + \sigma_1 \text{inn}_{it-1} + Z'_{it} \delta + \epsilon_{it}, \quad (37)$$

其中 c_0 为常数项, Z_{it} 为其他控制变量, 包括滞后当期发明专利申请, 企业的研发, 出口以及行业和年份的固定效应, ϵ_{it} 为误差项. 由于我们之前已经分行业估计了 α 和 β , 因此可以通过 (35) 式估计 σ_2 . 具体而言, σ_2 的估计量可以表示为:

$$\hat{\sigma}_2 = \frac{\hat{\sigma} - \hat{\sigma}_1}{1 - \hat{\alpha}_j}. \quad (38)$$

总结起来, 对发明专利的生产率效应的分解估计包含如下步骤: 1) 采用生产率演化方程 (15), 分三分位行业 j 估计企业的生产函数, 得到分行业的劳动产出弹性 α_j 和资本产出弹性 β_j 的估计值, 以及发明专利的报酬生产率效应 $\hat{\sigma}$; 2) 根据方程 (36), 利用劳动产出弹性 $\hat{\alpha}_j$, 劳动报酬 R_{it}^W 和企业销售收入 R_{it} 估计企业成本加成率, 得到专利的垄断效应估计值 $\hat{\sigma}_1$; 3) 根据方程 (38) 估计规模效应 $\hat{\sigma}_2$. 为了衡量专利作用效应的统计显著性, 我们利用 bootstrap 方法来得到各个估计值的标准误, 以考虑各个估计步骤之间的潜在相关性.

7.3 结果与讨论

表 10 展示了医药制造业行业发明专利对报酬生产率的作用效应和分解. 从行业平均上来看, 与之前的结果相一致, 发明专利对报酬生产率体现出显著的正效应. 具体而言, 单个发明专利会提高二期后的报酬生产率 1.6 个百分点, 改估计值在 1% 的水平上统计显著. 我们进一步将报酬生产率效应分解为垄断效应和规模效应. 垄断效应 $\frac{\partial \ln \mu_t}{\partial \text{inn}_{t-2}}$ 的估值为 -0.001 , 这说明发明专利未能加强企业在市场的垄断地位, 且不具有统计意义上的显著性. 与之相对的, 发明专利带来的规模效应的估计值为 0.052, 即平均而言, 单个发明专利将提高企业的劳动力规模 5.2 个百分点. 该估计值不具有统计意义上的显著性, 这可能反映了不同企业的发明专利的规模效应具有较大的差异. 在医药制造业 7 个子类行业中, 有 4 个子行业的垄断效应符

号为负. 规模效应在化学药品原药制造业, 化学用品制剂和中药饮品加工都为正. 而在其他行业则体现出较大的负向规模效应. 由此可见, 整体而言, 专利确实带来了企业雇佣更多的人员以扩大产出规模. 这与专利隐含的新的投资与增长机会高度一致.

专利保护创新的重要意义在于保护企业在一定时间内在市场拥有垄断力量的权利. 尤其是在医药制造业中, 新的医药的研发制造能够使企业长期地获得垄断利润. 正是如此强烈地激励才能促使企业选择承受创新失败的高风险, 进行长期的研发投资. 不同于新产品的发现, 创新有时也是新工艺的发现, 比如新的制药流程, 更加节约成本的制备工艺. 新产品的发明往往带来垄断效应, 而工艺创新往往带来物质生产率效应. 本文的分解恰恰说明医药制造业 (样本期间内) 申请的发明专利代表的真实技术类型在不同行业体现出较大的异质性. 在化学药品原药制造、化学药品制剂和中药饮品加工这些行业, 更多的是体现为加工制造工艺的改进, 这反映为企业物质生产率的提升而非新产品的发明¹⁴. 而在兽用药品制造行业和卫生材料制造业, 可能更多体现为新产品的发明. 专利的生产率作用机制在不同行业存在的差异, 也对不同行业的创新政策的制定具有启示意义. 比如, 在缺乏产品创新的行业, 应该加大力度鼓励长周期的基础研究, 以激励原创性药品的发明.

表 10 专利对报酬生产率的作用效应分解

行业	生产函数估计		专利作用效应分解		
	α	β	总效应 σ	垄断效应 σ_1	规模效应 σ_2
行业平均			0.016 (0.004)	-0.001 (0.007)	0.052 (0.234)
化学药品原药	0.314 (0.133)	0.382 (0.092)	0.007	-0.011	0.079
化学药品制剂	0.567 (0.113)	0.296 (0.070)	0.019	-0.003	0.033
中药饮片加工	0.337 (0.629)	0.215 (0.070)	0.051	-0.049	0.395
中成药	0.746 (0.095)	0.221 (0.038)	0.012	0.006	0.028
兽用药品	0.770 (0.359)	0.309 (0.143)	-0.119	0.022	-0.326
生物、生化制品	0.779 (0.471)	0.115 (0.085)	-0.021	-0.018	-0.005
卫生材料	0.359 (0.309)	0.326 (0.093)	-0.196	0.055	-0.392

注: 括号内标准误为 bootstrap 500 次所得.

¹⁴考虑到医药专利申请和临床试验的周期大概是 7 年左右, 而中国药企新药的发明少之又少, 本文对生产率效应的分解在很大程度上是合理的.

8 拓展分析

在本节, 我们基于本文的计量框架进行三方面的拓展分析以加深对中国专利制度和创新载体的理解. 首先, 我们利用本文的框架评估了专利补贴政策的结果; 然后, 我们考虑了授权专利对企业生产率的影响, 从而能够帮助我们评估中国的专利审查制度. 最后, 我们对比分析了私人企业和非私人企业的专利对生产率的作用情况, 以确认有效专利的来源.

8.1 专利补贴政策

已有文献认为, 中国各省推出的专利补贴与奖励政策是推动中国专利增长的重要因素 (Dang and Motohashi (2015), Li (2012)). 既然专利政策能够刺激企业申请更多专利, 那么这些申请专利的质量会不会有所降低呢? 利用搜集到的省份的专利补贴数据, 本文试图通过专利对生产率的作用效应这一视角来分析这一问题. 我们分别构造了有关发明专利和实用新型专利的专利资助哑变量 $insub_{it}$ 和 $utsub_{it}$, 其中资助变量为 1 表示企业所在省份当年实施了专利资助政策, 否则取值为 0. 对于加总的专利变量, 我们构造整体专利资助变量 $sub_{it} = \max utsub_{it}, insub_{it}$ 以刻画对专利总量的资助政策. 本文在方程 (15) 中添加了专利补贴政策变量与专利的交叉项, 以分析专利补贴政策的效应. 如果交叉项为正, 那么专利补贴政策实际上鼓励了企业申请更高质量的专利; 反之则说明专利补贴政策降低了企业申请专利的质量. 我们在表 11 中汇报了回归结果. 与之前的结果一致, 滞后一期的发明专仍然对生产率体现出显著的正向效应. 更为重要地, 专利补贴变量与专利的交叉项都不显著, 这说明专利补贴政策对专利质量并没有显著的影响.

8.2 专利审查效果评估

专利审查是企业提交专利之后, 获得专利授权之前的重要环节. 专利审查制度的有效性直接决定了专利质量. 本文之前的分析聚焦于企业的专利申请, 而未涉及获得审查通过的专利. 作为本文计量框架的一个重要应用, 我们试图通过对比授权专利与申请专利对生产率的影响为评估专利制度提供一个角度. 为此, 我们将之前基准分析的专利变量替换为企业获得授权的专利, 重复之前情况 II 的估计. 表 12 展示了估计结果. 对比表 5 的结果可知, 获得授权的专利相对于企业申请的专利具有更高的经济显著性, 滞后一期授权专利数 $ginn_{t-1}$ 的系数大概为申请专利数 inn_{t-1} 系数的两倍左右. 这表明专利申请在一定程度上筛选出了较高质量的专利, 至少从专利对生产率的促进作用的角度而言是有效的.

8.3 企业所有制的影响

企业专利的有效性不仅与专利制度相关, 也与创新主体相关. 作为本文的最后一个拓展分析, 我们对比分析了私人企业专利与非私人企业专利对生产率的作用效应. 具体而言, 我们将样本划分为私人企业和非私人企业, 再重复基准结果中情形 II 的估计. 表 13 汇报了这一结果. 不出意料地, 我们发现专利对生产率的作用仅仅在私人企业分组中显著为正. 而且这一结果在控制出口和研发之后仍然稳健. 另外, 当期的实用新型专利在私人企业分组中也显著为正, 这说明私人企业的实用新型专利对于促进企业的生产率显著有效. 值得注意的是, 之后一期的实用新型专利对生产率的作用表现为显著的负效应. 这可能说明公布后的实用新型专利很容易被企业模仿, 从而难以对生产率表现持续的作用效应. 由于知识产权保护制度的不

表 11 专利补贴政策作用效应回归结果

a_{t+1}	(1)	(2)	(3)
n_{t-1}	0.010*	0.013**	0.020***
$[\text{inn}_{t-1}]$	(0.004)	(0.004)	(0.004)
n_t	-0.008	-0.006	-0.010
$[\text{inn}_t]$	(0.008)	(0.006)	(0.011)
utn_t		-0.036	-0.039
		(0.076)	(0.074)
utn_{t-1}		-0.021	-0.025*
		(0.015)	(0.012)
$n_t \times \text{sub}_t$	0.014	0.009	0.010
$[\text{inn}_t \times \text{insub}_t]$	(0.009)	(0.008)	(0.014)
$\text{utn}_t \times \text{utsub}_t$		0.061	0.068
		(0.078)	(0.076)
ex_t			0.067***
			(0.012)
rd_t			0.029**
			(0.011)
N		10385	

注: (2), (3) 列对应行变量为 $[\]$ 中变量. 括号中为在企业层面上聚集的异方差稳健性标准误. inn_t 为企业发明专利申请, utn_t 为实用新型专利申请. 所有回归都包含了 a_t, a_t^2, a_t^3 以及年份、行业、省份固定效应. *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平.

表 12 授权专利与生产率回归结果

a_{t+1}	(1)	(2)	(3)	(4)
gn_{t-1}	0.034**	0.055*	0.077**	0.078*
$[\text{ginn}_{t-1}]$	(0.012)	(0.022)	(0.025)	(0.031)
gn_t	-0.015	-0.021	0.028	-0.025
$[\text{ginn}_t]$	(0.012)	(0.018)	(0.024)	(0.027)
gutn_t		-0.056	-0.161***	-0.084
		(0.036)	(0.039)	(0.058)
gutn_{t-1}		0.073	0.065	0.083
		(0.053)	(0.056)	(0.080)
rd_t			0.031**	0.028*
			(0.011)	(0.013)
ex_t				0.062***
				(0.016)
N		10385		

注: (2), (3), (4) 列结果对应行变量为 $[\]$ 中变量. ginn_t 为企业获得授权的发明专利数目, gutn_t 为企业获得授权的实用新型专利数目. 括号中为在企业层面上聚集的异方差稳健性标准误. 所有回归都包含了 a_t, a_t^2, a_t^3 以及年份和行业固定效应. *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平.

完善, 专利一旦被模仿, 企业就很有可能陷入到恶价格战中, 从而体现出对报酬生产率的负效应.

9 结论

本文研究了专利对生产率的作用. 为了处理企业专利产出与生产率之间的相关性导致的内生性问题, 本文参考并改进文献已有的计量框架来分析专利对报酬生产率的作用效应. 为了解决生产率变化方程中专利与误差项之间的相关性导致的内生性问题, 本文考虑了添加控制变量和工具变量估计方法. 为了深入探讨专利对企业生产率的作用机制, 本文提出将专利对企业的报酬生产率作用效应分解垄断效应和规模效应, 并分别进行估计. 本文采用的估计框架在评估和检验报酬生产率的作用因素的类文献中具有一般意义. 在基准实证结果的基础上, 本文还进行了三方面的拓展分析, 从专利对生产率的作用效应的角度分析了: 1) 专利补贴政策有效性; 2) 专利审查制度评估; 3) 不同所有制企业专利生产率作用效应的差异.

本文的实证研究发现: 第一, 在基准结果中, 我们发现仅有滞后一期的发明专利对于未来的报酬生产率有显著的促进效应, 而且在控制企业的研发投入和出口活动后, 该结果仍然显

表 13 非私人企业与私人企业分组回归结果

a_{t+1}	A 组		B 组		C 组	
	非私人	私人	非私人	私人	非私人	私人
n_{t-1}	0.002	0.015**	-0.001	0.018***	0.005	0.027***
$[\text{inn}_{t-1}]$	(0.007)	(0.005)	(0.008)	(0.005)	(0.009)	(0.005)
n_t	0.007	0.002	0.009	-0.001	0.010	-0.005
$[\text{inn}_t]$	(0.008)	(0.004)	(0.008)	(0.004)	(0.011)	(0.004)
utn_t			-0.009	0.038***	-0.005	0.044***
			(0.020)	(0.011)	(0.019)	(0.010)
utn_{t-1}			0.013	-0.036***	0.006	-0.039***
			(0.012)	(0.008)	(0.014)	(0.006)
ex_t					0.088***	0.072***
					(0.024)	(0.014)
rd_t					0.039	0.024*
					(0.021)	(0.012)
N	2511	7874	2511	7874	2511	7874

注: 组 B, 组 C 对应变量为 [] 中变量. 括号中为在企业层面上聚集的异方差稳健性标准误. inn_t 为企业发明专利申请, utn_t 为实用新型专利申请. 所有回归都包含了 a_t , a_t^2 , a_t^3 以及年份和行业固定效应. *, **, *** 分别表示 5%, 1%, 0.1% 显著性水平.

著. 经过一系列稳健性检验之后, 该结果仍然稳健. 第二, 我们严格区分了物质生产率与报酬生产率效应, 将基准结果中的报酬生产率效应分解为垄断效应和规模效应, 发现就医药行业总体而言, 报酬生产率的作用主要体现为规模效应. 在分行业的结果中, 规模效应与垄断效应在行业间存在较大差异. 第三, 在本文计量框架的基础上, 本文进行了三方面的拓展分析并发现: 专利补贴政策未能改善专利对生产率的作用结果, 专利审查能够有效地识别高质量的专利, 私人企业的发明专利相对于非私人企业能够更显著地促进生产率的提升. 本文的实证研究结论对于评估专利质量和中国创新政策的制订具有一定的启示意义.

参 考 文 献

- 刘秉镰, 徐锋, 李兰冰, (2013). 中国医药制造业创新效率评价与要素效率解构 [J]. 管理世界, (2): 169-171.
- Liu B L, Xu F, Li L B, (2013). Evaluation of Innovation Efficiency and Deconstruction of Factor Efficiency in Chinese Pharmaceutical Manufacturing Industry[J]. Management World, (2): 169-171.
- 赵彦云, 刘思明, (2011). 中国专利对经济增长方式影响的实证研究: 1988-2008 年 [J]. 数量经济技术经济研究, (4): 34-48.
- Zhao Y Y, Liu S M, (2011). Empirical Study on China Patent's Effect on Economic Development Mode: 1988-2008[J]. Journal of Quantitative & Technological Economics, (4): 34-48.
- 张杰, 高德步, 夏胤磊, (2016). 专利能否促进中国经济增长 —— 基于中国专利资助政策视角的一个解释 [J]. 中国工业经济, (1): 83-98.
- Zhang J, Gao D B, Xia Y L, (2016). Do Patents Drive Economic Growth in China — An Explanation

- Based on Government Patent Subsidy Policy[J]. *Journal of Industrial Economics*, (1): 83–98.
- 张杰, 郑文平, (2018). 创新追赶战略抑制了中国专利质量么?[J]. *经济研究*, 53(5): 28–41.
- Zhang J, Zheng W P, (2018). Has Catch-up Strategy of Innovation Inhibited the Quality of China's Patents?[J]. *Economic Research Journal*, 53(5): 28–41.
- Acemoglu D, Linn J, (2004). Market Size in Innovation: Theory and Evidence from the Pharmaceutical Industry[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 119(3): 1049–1090.
- Akerberg D A, Caves K, Frazer G, (2015). Identification Properties of Recent Production Function Estimators[J]. *Econometrica*, 83(6): 2411–2451.
- Aw B Y, Roberts M J, Xu D Y, (2011). R&D Investment, Exporting, and Productivity Dynamics[J]. *The American Economic Review*, 101(4): 1312–1344.
- Brandt L, Van Biesebroeck J, Zhang Y, (2012). Creative accounting or Creative Destruction? Firm-level Productivity Growth in Chinese Manufacturing[J]. *Journal of Development Economics*, 97(2): 339–351.
- Chen Y S, Chang K C, (2010). The Relationship between a Firm's Patent Quality and Its Market Value — The Case of US Pharmaceutical Industry[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 77(1): 20–33.
- Chen Z, Zhang J, (2019). Types of Patents and Driving Forces Behind the Patent Growth in China[J]. *Economic Modelling*, 80: 294–302.
- Chen Z, Zhang J, Zi Y, (2021). A Cost-benefit Analysis of R&D and Patents: Firm-level Evidence from China[J]. *European Economic Review*, 133: 103633.
- Crépon B, Duguet E, Mairessec J, (1998). Research, Innovation and Productivity: An Econometric Analysis at the Firm Level[J]. *Economics of Innovation and New Technology*, 7(2): 115–158.
- Dang J, Motohashi K, (2015). Patent statistics: A Good Indicator for Innovation in China? Patent Subsidy Program Impacts on Patent Quality[J]. *China Economic Review*, 35: 137–155.
- De Loecker J, (2007). Do Exports Generate Higher Productivity? Evidence from Slovenia[J]. *Journal of International Economics*, 73(1): 69–98.
- De Loecker J, (2011). Product Differentiation, Multiproduct Firms, and Estimating the Impact of Trade Liberalization on Productivity[J]. *Econometrica*, 79(5): 1407–1451.
- De Loecker J, (2013). Detecting Learning By Exporting[J]. *American Economic Journal: Microeconomics*, 5(3): 1–21.
- De Loecker J, Warzynski F, (2012). Markups and Firm-level Export Status[J]. *The American Economic Review*, 102(6): 2437–2471.
- Doraszelski U, Jaumandreu J, (2013). R&D and productivity: Estimating Endogenous Productivity[J]. *The Review of Economic Studies*, 80(4): 1338–1383.
- Griliches Z, (1979). Issues in Assessing the Contribution of Research and Development to Productivity Growth[J]. *The Bell Journal of Economics*, 10(1): 92–116.
- Hu A G, Jefferson G H, (2009). A Great Wall of Patents: What is Behind China's Recent Patent Explosion?[J]. *Journal of Development Economics*, 90(1): 57–68.
- Kasahara H, Rodrigue J, (2008). Does the Use of Imported Intermediates Increase Productivity? Plant-level Evidence[J]. *Journal of Development Economics*, 87(1): 106–118.
- Levinsohn J, Petrin A, (2003). Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables[J]. *The Review of Economic Studies*, 70(2): 317–341.

Li X, (2012). Behind the Recent Surge of Chinese Patenting: An Institutional View[J]. Research Policy, 41(1): 236–249.

Malackowski J E, Barney J A, (2008). What is Patent Quality — A Merchant Banc’s Perspective[J]. Nouvelles-Journal of the Licensing Executives Society, 43(2): 123.

Olley S, Pakes A, (1996). The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry[J]. Econometrica, 64: 1263–1297.

Peters B, Roberts M J, Vuong V A, Fryges H, (2017). Estimating Dynamic R&D Choice: An Analysis of Costs and Long-run Benefits[J]. The RAND Journal of Economics, 48(2): 409–437.

附录：数据与补充计量结果

1. 数据

表 A1 为医药制造业三分位行业详细分类标准. 表 A2 为医药制造业企业规模划分标准.

表 A1 医药制造业三分位行业表

行业代码	行业名称	年份
271	化学药品原药制造	2001–2007
272	化学药品制剂制造	2001–2007
273	中药饮片加工	2001–2007
274	中成药制造	2001–2007
275	兽用药品制造	2001–2007
276	生物、生化制品的制造	2003–2007
277	卫生材料及医药用品制造	2003–2007

表 A2 医药制造业企业规模划分标准

有效时间	法规依据	指标	单位	大中型	小型	备注
1988–2002 年	1988 年 4 月 5 日, 国家经委、国家计委、国家统计局、财政部、劳动人事部关于发布《大中小型工业企业划分标准的通知》	固定资产原值	万元	1000 及以上	1000 以下	
2003–2010 年	国家经贸、国家计委、财政部、国家统计局《关于印发中小企业标准暂行规定的通知 (国经贸中小企[2003]143 号)	从业人员数	人	300 及以上	300 以下	各项条件必须同时满足
		销售额	万元	3000 及以上	3000 以下	
		资产总额	万元	4000 及以上	4000 以下	

2. 主要变量定义

在本节附录, 我们给出了文中涉及关键变量的符号和定义如下:

表 A3 主要变量符号, 定义与构建方法

变量名	符号	定义与构建方法
发明专利申请量	inn_{it}	企业 i 在年份 t 递交的发明专利申请数目
实用新型专利申请量	utn_{it}	企业 i 在年份 t 递交的实用新型专利申请数目
发明专利授权量	$ginn_{it}$	企业 i 在年份 t 获得授权的发明专利数目
实用新型专利	$gutn_{it}$	企业 i 在年份 t 获得授权的实用新型专利数目
发明专利存量	$cinn_{it}$	企业 i 到年份 t 为止获得授权发明专利的累积 $cinn_{it} = \sum_{s \leq t} (1 - \delta)^{t-s} ginn_s$, 取 $\delta = 0.15$
实用新型专利存量	$cutn_{it}$	企业 i 到年份 t 为止获得授权实用新型专利的累积 $cutn_{it} = \sum_{s \leq t} (1 - \delta)^{t-s} gutn_s$, 取 $\delta = 0.15$
行业-省份层面发明专利申请量	$sinn_{it}$	分省份-行业层面加总得到
行业-省份层面实用新型专利申请量	$sutn_{it}$	分省份-行业层面加总得到
研发投入哑变量	rd_{it}	企业 i 在年份 t 的研发状态, 如果企业研发投入为正, 其值等于 1; 否则为 0
出口哑变量	ex_{it}	企业 i 在年份 t 的出口状态, 如果出口值为正, 其值等于 1, 否则为 0
资本存量变量	k_{it}	企业的真实资本存量的自然对数, 根据 Brandt 等 (2012) 的方法计算得到
劳动投入变量	l_{it}	企业雇佣人数的自然对数
中间投入变量	m_{it}	企业真实中间投入的对数. 利用企业中间投入经分省的中间投入价格指数平减得到
增加值变量	y_{it}	企业增加值的自然对数, 其中增加值 = 分省份平减的企业工业增加值 + 增值税

3. 中国各省份地区的政府专利补贴政策变量的设计与定义

为了设计能够准确捕捉和衡量中国各省份地区专利资助政策信息的代理变量, 我们构造了反映中国情景下发明专利、实用新型专利从申请到授权以及维护等五个环节的不同政府资助状态的虚拟变量: 申请环节、实质审查环节、授权环节、维持年费环节以及代理环节. 依据中国各省份地区政府对专利资助政策的具体情况. 我们将申请环节、实质审查环节、授权环节的政府政策资助设定为资助和无资助两种资助情况, 并构造哑变量表征资助情况. 本文将维持年费环节以及代理环节的政府政策资助归类为有资助. 需要额外交代的是, 我们之所以没有选择直接使用资助金额作为代理变量, 是考虑到约有 46% 的省份地区只是在资助文件中说明按照申请主体的实际费用来进行资助, 13% 的省份地区在资助文件中说明是按照既定比例进行资助, 基于这样的基本情况, 我们考虑选用政策信息的虚拟变量形式, 应该更能概括中国情景下政府专利资助政策的差异性. 而且, 随着各省份地区专利资助政策的调整. 我们设定的虚拟变量在相应年份也做了调整. 从而可以捕捉和反映各省份地区专利资助政策变化的信息.