

【城市经济发展】

空间结构、城市规模与中国城市的创新绩效

王 峤 刘修岩 李迎成

【摘 要】什么样的空间结构更利于城市创新?城市多中心化发展及规模扩张对城市创新绩效存在何种影响?本文从集聚外部性视角分析了城市空间结构影响创新绩效的理论机制,并基于2001-2016年Land-Scan高分辨率全球人口分布数据,运用ESDA方法对城市内部多中心程度进行测度,同时利用城市—行业—时间维度的创新指数数据和地形复杂度、清代城墙面积等工具变量,系统地识别了城市空间结构与规模对创新绩效的影响。研究发现,城市多中心化发展会增加其内部知识流之间的地理距离,进而消解各个中心可能的集聚优势,最终对城市创新绩效带来显著的抑制作用;但城市规模的扩张会通过促进创新要素集聚而提升创新绩效。此外,进一步分析了多中心空间结构的创新抑制作用,城市规模和行业两个维度的异质性检验结果表明,随着城市规模的扩张,多中心化对创新绩效的不利影响逐渐得到缓解;同时,城市多中心化对技术密集型行业的创新抑制效应更强,而多中心的影响也会随着产业成熟度的提升呈现先增后减的趋势。本文的政策启示是,中国城市发展应坚持紧凑式空间布局,避免无序蔓延,从而激发创新集聚的空间外部性。

【关 键 词】空间结构;多中心;城市规模;创新绩效

【作者简介】王峤,东南大学经济管理学院博士研究生;刘修岩(通讯作者),东南大学经济管理学院教授,博士生导师,经济学博士,电子邮箱:lxuyan320@seu.edu.cn;李迎成,东南大学建筑学院教授,博士生导师,城市规划与经济地理博士。

【原文出处】《中国工业经济》(京),2021.5.114~132

【基金项目】国家社会科学基金重点项目“中国经济转型中城镇体系规模分布的形成机制与经济影响研究”(批准号18AJL011);江苏省自然科学基金青年项目“创新型经济背景下城市创新空间的演化重组与规划策略研究——以南京市为例”(批准号BK20200382)。

一、引言

伴随着城市化进程的不断加速和城市规模的持续扩张,多中心空间战略逐渐成为规划学者推崇的发展理念,中国的一些大城市积极投入到新城建设和新区开发的浪潮之中,这对于促进城市经济增长和城市空间扩展,以及提升城市竞争力等方面都起到了巨大的作用,但与此同时也带来了诸如城市无序蔓延、空间结构失衡、经济效率低下、城市单元协作困难等诸多现实矛盾。长期以来,学者们都在积极探索如何通过优化空间结构来促进城市集聚经济的提升,以及城市发展模式应趋向单中心还是多中心等问题(Glaeser et al., 1992)。多中心空间战略将城市导向分散化发展趋势,部分研究基于多中心存在

缓解集聚不经济方面的考虑,肯定了这一模式的积极意义(华杰媛和孙斌栋,2015;李琬等,2018),但多数研究基于集聚外部性视角强调了多中心空间结构对于城市发展存在不利影响,认为多中心空间发展模式可能会阻碍城市内部要素的空间集聚,限制了城市经济效率提升与经济增长(刘修岩等,2017b; Li and Liu, 2018; Li et al., 2019)。同时,创新活动作为城市发展最为重要的驱动力之一,其对集聚趋势有着更高的需求,创新活动集聚可以通过高质量的共享、匹配与知识溢出促进城市创新能力的提升(Rotemberg and Saloner, 2000; Duranton and Puga, 2001),因此,多中心空间发展模式可能会因损害集聚效应而对创新带来负向影响。

遗憾的是,既有研究虽然分析了城市空间结构对于城市经济增长、交通拥挤和生态环境等方面的影响(Meijers and Burger, 2010; 华杰媛和孙斌栋, 2015; Li et al., 2019),但对城市空间结构与创新绩效关系方面鲜有涉及。因此,对于多中心和单中心两种城市空间发展模式,究竟哪种发展模式更有利于促进城市创新,并未有明确的研究结论,且对其作用机制也缺乏应有的梳理与论证。在当前中国城市规模持续扩张和空间结构加速演化的背景下,探索城市空间发展模式对创新绩效的影响,明确何种发展模式更利于激励城市创新,对于合理优化城市空间结构,推进创新型城市建设,促进城市经济持续、快速、健康发展具有重要的理论价值和现实意义。

本文将研究视角聚焦于识别城市层面空间结构对创新绩效的影响,同时探索城市规模在城市创新过程中的直接作用与调节效应,更为细致地剖析什么样的城市空间结构能够促进城市创新,以及城市内部不同行业存在的效应异质性。本文在以下几个方面对已有研究进行了拓展:①针对城市空间结构的创新绩效影响进行探讨,并且对城市空间结构与创新之间作用机制进行了深入的理论分析与实证检验,为城市空间结构与城市创新关系的研究提供了参考;②从形态多中心的角度考量城市空间结构,基于LandScan人口分布数据并采用探索性空间数据分析法(Exploratory Spatial Data Analysis, ESDA)更为细致地识别出城市中的人口主中心与次中心,进而更为准确地测度城市的多中心发展水平,这既为城市空间结构的测度提供了一种科学的思路与方法,也强化了识别空间结构对创新绩效影响的精准性;③以往的研究大多单独考察城市空间结构的经济绩效,且对城市空间结构因素可能存在的内生性问题并未作出细致考量,导致估计结果存在较大偏差。本文在考察城市多中心创新绩效影响的同时,还捕捉了城市规模效应,且考虑了城市多中心化与规模可能存在的内生性问题,并从城市自然地理与历史因素方面创新地使用地表起伏度指数与清朝城墙数据,来识别城市规模、空间结构与城市创新之间的因果关系。

二、文献述评及研究假说

现有相关文献研究的侧重点依然是围绕城市空

间结构的经济绩效展开。研究集中于对城市集聚经济的考察,例如,Duranton and Puga(2004)指出,作用于城市经济的集聚机制可归纳为共享、匹配与学习三个方面,即城市层面的集聚效应来源于不可分的设施共享或市场上的风险分担、城市多样性与专业化的共享、劳动力市场的匹配以及个人或厂商之间交流学习所导致的知识溢出与技术扩散(Black, 2005)。但共享与匹配仅通过影响企业生产投入进而作用于创新,而研发与创新更多依赖的是集聚中劳动力或企业间知识的流动,因此,本文关于既有文献的梳理主要围绕与创新更为紧密的知识溢出方面。

集聚经济与城市创新之间的主流研究主要分为两支。一支是较为宏观的基于集聚理论对劳动力知识溢出的研究,强调城市内部的学习效应和知识溢出,通过不断提升人力资本水平,从而加快新思想的生产(Anselin et al., 2000)。Jaffe(1989)通过改良的知识生产函数刻画大学研究的商业性溢出情况,发现大学产生的知识流溢出导致了高水平的创新产出。还有部分学者强调研发活动溢出促进聚集经济的同时,也有助于创新生产力的提升(Furman et al., 2000)。Black(2005)研究了研发活动对小企业创新生产力的影响,发现大学和私营企业通过高密度研发活动促进创新能力的持续增长,验证了所谓“研发溢出”的正向效应。另外一支文献则相对较为微观,在知识溢出的基础上更为细致地关注城市内部的“产业集聚”,集中于多样化集聚与专业化集聚的分析,核心是分析跨行业间知识溢出与行业内溢出,即雅各布外部性与马歇尔外部性各自效应以及相互效应间的比较。Jacobs(1969)着重阐述了雅各布外部性与创新之间的联系,认为产业多样性有助于推动不同部门之间工艺的相互借鉴来促进创新。Feldman and Audretsch(1999)也证实城市的产业多样性加强了跨行业的溢出效应进而有利于创新。Paci and Usai(1999)发现雅各布外部性和马歇尔外部性均能促进区域创新,且雅各布外部性对高科技行业在大中型城市的作用更显著。Boschma and Lambooy(2002)聚焦于意大利的开发区,考察了城市专业化的效应,发现专业化集聚为行业内知识交流提供了便

利性,但也会导致行业内的内向效应以及较为激烈的同行竞争,从而可能会消解其对创新产生的正面影响。既有研究大都肯定了多样化发展所形成的雅各布外部性比马歇尔外部性有着更大的正向作用。Hanlon and Miscio(2017)基于英国的长面板数据,验证了跨行业的溢出相比同行业的溢出更具经济效率。虽然同行业集聚带来的马歇尔外部性有利于企业间共享、匹配与学习,降低生产成本(Helsley and Strange, 2004),但这一集聚类型对技术创新产生的正向影响可能相对较弱,故城市的多样化与衍生的雅各布外部性主导着技术外溢。

围绕集聚经济理论与城市创新的实证研究方面,大部分文献并没有直接验证空间结构与城市创新的关系。Jaffe et al.(1993)强调空间因素在知识传播过程中的阻碍作用,新思想的诞生依赖编码型知识和隐性知识,编码型知识可以通过通信手段流动,因此受到集聚的影响较小,而隐性知识的扩散主要依赖于“面对面”交流(Rosenthal and Strange, 2008),形成创新所需的知识流会随着相互之间地理距离的加大而呈现快速衰减。因此,空间临近性在科学研究与发展成果的传播中显得尤为重要,大量的经验文献也指明集聚经济通常存在地理边界,即集聚经济会随着地理距离的增加而减弱(Combes and Gobillon, 2015)。部分学者也进一步强调多中心这一分散化的趋势会影响城市内部不同种类的集聚经济,认为多中心的空间结构会增加城市内部的通勤距离、稀释城市密度等,进而对于城市内部的集聚经济造成损害(Zhang et al., 2017)。这一类理论不断重申单中心结构的内在特征——较短的通勤距离与较为集中的人流可能更有利于集聚经济的发挥。聚焦于创新绩效视角,大量研究考察了城市密度与形态对城市创新的影响,发现密度较高和规模较大的城市往往会具有较高的创新水平(Carlino et al., 2007; Hamidi and Zandiatashbar, 2019),但密度与规模仅粗略地反映了城市空间结构,无法更为准确地体现城市内部人口或就业等与经济活动相关因素的空间分布状况以及演化过程,也就难以精准捕捉城市空间结构对创新的影响。此外,不少学者通过郊区化指数(Jargowsky and Park, 2009)、蔓延指

数(Fallah et al., 2011)、中心化指数以及分散化指数(Lee and Gordon, 2019; 刘修岩等, 2017b)等指标,刻画城市内经济活动空间分布模式并考察对经济绩效的影响,但依然未能识别城市空间结构与创新之间的真实关系。

结合集聚经济理论,本文从知识溢出角度阐释空间结构对城市创新绩效的影响机制。首先,在城市层面上,相比于单中心空间结构,多中心空间结构一定程度上导致城市分散化趋势,会对城市创新带来阻碍。知识溢出的局部性特质导致其在网络、交通设施相同的情况下需要依赖于较短的地理距离,高度局限于城市内部(Carlino and Kerr, 2015),而多中心空间结构通常意味着信息和知识交流便利性下降(Parr, 2008)。多中心空间结构是由次中心逐渐演化形成的,在城市规模给定的情况下,知识流由原有的单中心逐渐分化至多个中心,技术与知识之间的邻近性会逐渐受到破坏,知识之间呈现分化的态势。而城市多中心趋势的演化也预示着新的次中心更为独立,故次中心与主中心或各个次中心之间的地理距离往往会逐渐加大。受到地理距离的阻碍,城市内部的创新个体间学习效应会逐步减弱,多中心结构导致创新个体更多在其所处的城市空间内进行交流,这大大限制了城市中不同中心区域之间知识溢出强度。多中心空间结构的演化正如“切割刀”一般,将城市整体切割为若干个相对独立的“小城市”(Li and Liu, 2018),高质量的劳动力与知识流分布在各个独立的城市空间,各中心之间缺乏高效、快速的“面对面”交流。中国许多城市正在修建的新城,如南京江北新区、兰州新区等,原城市中心与新城(次中心)之间,以及新城(次中心)之间距离相对较远,距离因素可能导致城市内部潜在的创新知识流的碰撞与学习受到遏制。其次,观察城市由单中心结构发展为多中心结构后的各个中心本身,次中心的不断形成会吸收主中心创新要素,次中心主要职能是分流,城市趋向于多中心相比单中心会损坏城市的集聚外部性(Li et al., 2019)。一方面,每个中心相较于原来的单中心而言规模相对较小,中心内部由于规模限制,实际发生的知识溢出也较为有限,且如果将多中心化视为不断演进的过程,随着多中心化发展,

会有更多的次中心出现,那么中心要素会过渡到新的次中心,因此,多中心化会削弱中心规模,尤其是当城市规模保持在恒定水平,该现象会更为显著。另一方面,城市内部的多中心化趋势会催生部分潜在次中心,这些碎片化区域人口规模较小、密度较低,特别是一些地方政府存在过分强调多中心的倾向,盲目建设新城导致城市过早地步入多中心化趋势,这些新城的出现会稀释城市中心的要素,但其自身又难以形成具有辐射力的中心,造成城市内部集聚度下降,知识溢出受到损害。因此,多中心化带来的各中心的封闭性及规模局限性会导致城市创新受到抑制。

城市空间结构还可能通过影响城市的多样化与专业化水平而对创新绩效带来影响。从城市多样化看, Jacobs(1969)指出,足够高的人流密度是城市多样性形成必不可少的条件之一。无论是单中心还是多中心模式,中心需要保证高度集聚才能满足形成城市化经济的必要条件,但城市多中心发展往往导致城市内部中心不断消解形成新的中心,逐步降低中心集聚程度,这会对城市多样化发展产生的跨行业溢出带来不利影响。随着多中心趋势的加强,城市内部中心间往往距离越来越远,城市内部不断形成的次中心,尤其是就业次中心,主要由一些工业园区、卫星城镇或矿区等演化而来,这些以产业集聚区为代表的次中心相对更为专业化。虽然专业化中心内部可以形成固定的知识溢出,但从属于不同行业的专业化次中心间由于较远的地理距离难以形成有效的知识溢出,进而跨行业溢出难以充分发挥。多中心化发展在城市内部形成产业集聚中心,进而加强专业化发展,本地化经济尤其是同行业溢出可能因此得到加强。然而,这样的局面是基于城市多中心结构中每个次中心均不断集聚且规模较大,其内部的同行业溢出才能形成显著创新优势。由于多中心空间结构会导致次中心不断涌现,中心集聚也会随着多中心化不断消解,因此,专业化中心会随着多中心空间结构的发展不断形成然后被新的专业次中心所分流,可能难以形成高度集聚的专业化次中心。通常只有像北京、上海、广州等具有较大规模的大型城市才能保证专业化次中心优势。从平均意义

看,无序的多中心发展其实也难以形成有效的同行业溢出。因此,本文提出:

假说1:城市空间结构趋于多中心化会对其创新绩效产生负向影响。

伴随着城市规模的扩大,城市内部的集聚经济会逐渐加强。已有文献依然主要是基于共享、匹配与学习且针对城市规模与创新之间的效应与机制进行阐述。一方面,部分学者基于城市规模扩大正向促进知识溢出效应开展了相应研究。城市的存在一定程度上是为了促进相互接触的个体间的学习,为城市中新思想的创造提供了天然的“温床”(Glaeser, 1999)。另一方面,城市规模的异质性与“产业集聚”效应也被学者们广泛讨论(傅十和和洪俊杰, 2008)。随着规模的提升,城市能够满足从事创新时所需良好的外部环境,企业在大城市能够享受集聚带来的各种正向外部性(Glaeser and Gottlieb, 2009)。从城市规划的角度,厘清应当在什么情况下推进多中心城市化发展,城市规模的扩张伴随着集聚趋势的不断加强,能够与城市多中心空间结构的分散化趋势形成竞争效应,一定程度上降低了多中心空间结构可能的负向效应。当前中国的城镇化进程正处于快速发展阶段,大部分城市依然具有较大的规模增长前景,随着规模进一步扩大,城市内部的要素丰富度会缓解多中心对多样化趋势的负向效应,甚至出现一定的积极意义。因此,本文提出:

假说2:随着城市规模的增加,其创新水平逐步提升,且对于规模较大的城市而言,多中心对城市创新的不利影响会有所减弱,甚至出现积极作用。

不同行业由于其行业本身的特质如行业要素密集度差异、行业所处生命周期的不同,对新技术的需求程度也不相同,行业间对于创新行为的倾向性存在差异。不同的行业会对集聚趋势产生需求上的差异,不同类别行业的创新受到城市空间结构的影响会存在差别。具体而言,技术密集型行业对于新技术的需求较高,因此,这类行业的研发活动通常保持较高的密度,需要城市较高水平的集聚经济予以支持,故城市多中心化对这类行业创新绩效的负向影响会较大。同样地,处于生命周期中年轻时期的产业需要通过不断地研发创新来推动核心技术的成

熟,最终促使行业整体走向成熟。因此,年轻期的产业对城市集聚经济,特别是对多样化集聚外部性的需求逐渐增强。而在进入成熟时期后,由于需要转向标准化生产,这一阶段的产业对于创新的需求会逐渐降低(Duranton and Puga, 2001; 杜聪等, 2020),故城市多中心对创新绩效的影响随着产业成熟度的变动呈现先增大后减弱的趋势。基于此,本文提出:

假说3:城市多中心化对创新的影响存在行业异质性,对技术密集型行业,多中心对创新的抑制作用更强,而多中心对创新的影响随产业成熟度变化呈先增后减的趋势。

三、模型、数据与识别策略

1. 模型设计

根据前文的理论分析与研究假说,本文在实证部分重点识别城市空间结构对城市创新的影响,即检验城市的多中心化水平、规模对其创新绩效影响的机制与强度。参照 Carlino and Kerr(2015)、傅十和和洪俊杰(2008)等,采用集聚与创新领域经典的创新生产函数:

$$I=g(A)f(RD, K) \quad (1)$$

其中, I 表示创新产出, RD 和 K 分别表示研发资金和人力资本投入, $g(A)$ 表示内生于城市但外生于产业的集聚经济。同时,本文将城市空间结构与规模因素纳入城市集聚经济 $g(A)$ 中,设置如下回归模型:

$$\lnnov_{cit}=\alpha_1 poly_{cit}+\alpha_2 size_{cit}+X_{cit}+\mu_{it}+v_t+\xi_{cit} \quad (2)$$

其中, c 表示城市, i 表示四位数行业, t 表示时间, $\lnnov_{cit}$ 代表各城市不同四位数行业创新水平, $poly_{cit}$ 代表城市的多中心化水平, $size_{cit}$ 代表城市规模。 X_{cit} 表示城市层面与创新有关的随时间变化特征, μ_{it} 表示四位数行业所属二位数行业层面随时间变化的冲击, v_t 表示全国层面随时间变化的宏观冲击^①, ξ_{cit} 表示随机误差项。 α_1 、 α_2 为主要的待估参数。

2. 指标说明

(1)城市创新($\lnnov$)。本文将从创新产出的角度测度城市创新活动,当前常用的新产品产值与专利数据虽然能够细分至城市与行业层面,但这两项指标存在不同程度的准确性与缺失问题,且中国的专利申请与授权无法考虑专利本身价值,难免在测度创新时出现偏差。故本文采用寇宗来和刘学悦

(2017)测算的城市层面四位数行业创新指数作为创新绩效的衡量指标,这一指数主要根据国家知识产权局申请授权专利中的发明专利价值,进行城市层面分产业加总和标准化,数据来源于复旦大学产业发展研究中心编写的《中国城市和产业创新力报告2017》。本文提取了制造业行业约240万个时间—城市—四位数产业观测值^②。

(2)城市空间结构($poly$)。本文主要通过城市的多中心化程度来衡量城市空间结构,以往的经验研究大多认为多中心是指城市内部中心“重要性”平均分布的程度,“重要性”既可以用城市人口、劳动力和地区生产总值(GDP)等城市形态方面的因素加以衡量(Meijers and Burger, 2010; Lee and Gordon, 2019; 刘修岩等, 2017a; 李琬等, 2018),也可以用人流量和信息交流的外部联系等城市功能方面的因素来测度(Burger and Meijers, 2012)。本文所涉及的多中心是基于“形态”视角,根据人口分布情况而测度的多中心能够更为直观地反映城市内部空间结构,因为不论是通过规划引导形成的空间结构变化,还是内生的空间结构动态过程,都需要经济活动的分布予以反映。而基于数据可得性原则, LandScan 人口分布数据反映了城市内部24小时平均人口分布状况,数据在估算统计阶段综合考虑了地区的各项经济活动,包括就业、居住、交通等方面,将地理单元中的经济活动人口通过栅格像元值的形式估算于各个1平方公里左右尺度内的栅格中,因此,在捕捉城市次中心时能够直观地观测到城市内部各个栅格内的人口数值。这一数据得到了城市经济学领域学者的广泛使用,能够较好地反映城市内部经济活动的分布(Desmet et al., 2020)^③。

识别城市中的各人口中心,包括了人口主中心与人口次中心。根据非参数测度原则,着重考虑城市中心(主/次)和附近地区之间的相互作用以及人口(主/次)中心的可比性,通过ESDA方法来确定人口(主/次)中心。在城市层面,通过分析城市内部人口密度的局部空间自相关格局,测算各个栅格对应的Local Moran's I指数,来反映人口密度不同的Land-Scan栅格的空间集群^④。并且进一步保留人口密度较高且周围人口密度也较高的栅格作为人口中心候

选栅格,最后根据栅格群必须满足范围较大且总人口数较高的原则确立人口中心^⑤。

通过以上方法,本文识别了2001-2016年城市中的各个人口中心,包括主中心与次中心,并将每个人口中心包含的栅格进行加总,测算出人口中心对应的人口。基于形态多中心角度进行考量,本文采用城市中各个次中心人口($pop_{subcenter}$)占所有人口中心比重来测度城市多中心程度,这一指标相当于城市中次中心相对于主中心的重要程度,指标值越大,即城市中次中心人口占比越高,次中心越重要,城市也越趋于多中心化^⑥。

$$poly = \frac{pop_{subcenter}}{pop_{subcenter} + pop_{maincenter}} \quad (3)$$

(3)城市规模(size)。选择加入规模因素进行考察的主要考虑在于:一方面,城市多中心在一定程度上可能不仅仅表示城市的空间结构,还反映了城市的规模(多中心的城市往往是大城市),因此需要控制规模这一因素,以免导致估计出的多中心效应存在偏差;另一方面,考虑到规模所代表的集聚力量,中国当前处于推进城市化发展的关键时刻,不少城市在城市规模不断扩张的过程中选择多中心的发展模式,中国部分超大规模城市也有着成功建设多中心的案例,在模型中加入城市规模的因素可以重点考察其对多中心的分散化力量带来的缓解效应。本文使用较为常用的城市人口规模来反映城市规模,人口数据来自2002-2017年《中国城市统计年鉴》。

(4)其他控制变量。为了避免较严重的遗漏变量偏误,以剥离出空间结构对城市创新活动的影响,本文在城市层面尽可能控制了相关的影响因素,包括城市高校在校人数占人口比重(edu),用以反映城市的人力资本水平;固定资产投资占城市生产总值比重(inv),用以反映城市物质资本水平;城市层面劳动力平均工资(wage),用以反映城市经济发展水平(蒲艳萍和顾冉,2019)。而且工资、固定资产投资等是城市人力资本中的重要组成部分,因此,在控制城市高校在校人数占比(edu)、城市劳动力平均工资(wage)与固定资产投资占比(inv)后,也更有助于剥离创新中投入的人力资本要素对创新绩效的影响。本文还引入人均道路面积(trans)反映城市交通基础设施建

设水平,以剥离这一因素对创新的影响;国际互联网用户占人口比重(net)反映城市网络通信设施建设水平,控制这一因素主要为了剥离其他因素通过编码型知识对创新的影响。由于城市层面无法收集到企业对于创新活动的资本投入数据,选取城市政府R & D支出占财政支出比重(rd)来反映城市层面部分的R & D资金投入。其中,劳动力平均工资(wage)以2000年为基期按照城市所在省份的CPI指数做了平减处理;以上指标测算数据均来自2002-2017年《中国城市统计年鉴》。此外还收集了城市夏季均温(summertemp)与冬季均温(wintertemp),以剥离城市层面的舒适度因素,该数据来自中国气象网公布的城市层面数据。

3. 内生性与工具变量的选择

本文核心目的是重点捕捉城市多中心与城市创新之间的因果关系,并考虑城市规模的重要作用。但是,从理论与实际出发,城市多中心、规模和创新活动水平之间可能存在较强内生性。一方面,城市多中心和规模这两个因素与城市创新活动可能存在反向因果机制,虽然创新活动会受到多中心与规模的影响,但是随着城市创新活动增多,创新能力得到提升,城市经济水平进一步发展,进而会吸引更多的外来人口导致城市规模扩大,且城市创新发展水平也会影响内部产业布局与要素分布。另一方面,可能存在遗漏变量偏误,城市创新活动水平受到诸多因素的影响,除基准部分控制的要素,依然可能遗漏一些同时影响城市空间结构和创新活动的不可观测因素。基于此,本文通过工具变量法估计来识别城市空间结构与城市创新之间的因果效应。

近年来,许多学者对于多中心与规模内生性问题给予了关注。多中心空间结构的形成主要受到政府干预因素、自然地理因素和社会经济因素的影响(李琬等,2018)。自然地理因素在城市经济领域都是较为优良的外生冲击(Combes and Gobillon, 2015)。自然地理因素自身属性决定其与城市经济发展、创新活动之间难以形成直接联系,基本不会受到城市经济水平与创新活动水平的影响,自然地理因素可以间接地影响城市创新活动的发展,这就保证了这一因素足够的外生性。与城市多中心息息相关的自

然地理因素中,最为主要是河流因素与城市地形因素(刘修岩等,2017a;李琬等,2018),河流的分布也是通过城市地形的变化与重塑进而影响城市空间结构变动,故城市地形是较为科学的工具变量选取策略。地表起伏度越大的城市,空间结构越会呈现单中心分布,地表崎岖说明城市缺少适宜人口集聚的地方,且城市基础设施建设和维护成本较高,因此,人口往往在少数地形较为平坦的地区集聚发展。基于以上分析,本文采用地形复杂度这一自然地理冲击作为多中心的工具变量,以识别城市多中心对创新的效应。借鉴 Nunn and Puga(2012)的研究,本文采用地表起伏度指数(rugg)作为地形复杂度的代理变量。

从城市规模看,以往学者大多倾向于以城市人口规模的滞后项或者历史上的人口信息作为解决内生性的主要策略(Au and Henderson, 2006)。本文认为历史上的城市面积是一个较为合理的策略, Ioannides and Zhang(2017)的研究表明,清代的城市面积与清代城市人口有较强的相关性,清代城市面积越大,可以容纳的人口便越多,且会吸引外来人口进入城市;清代时城市人口越多,地方政府也能够获得更为充足的税收,这种现象只会出现在较大规模的城市中,较高的税收意味着城市基础设施较为完备,也会吸引更多的人口进入城市。因此,本文使用清代城市面积(area)表示清代时的城市规模,以此作为城市规模的工具变量^⑦。参考 Ioannides and Zhang(2017)的做法,本文根据清代城墙长度测算清代城墙内部区域面积作为清代城市面积的代理变量。清代城墙长度这一数据来自 Skinner(1977)手动搜集的清代城墙数据库,本文提取了其中 1644—1911 年所有的府衙、县衙所在地区的城墙长度(Length)共 1752 个观测值,并且加总匹配到当代的地级市层面,计算当代城市在清代时的面积^⑧。

4. 变量与数据总结性分析

为了考虑核心变量的数据变异情况,本文根据核心指标数据以城市为分组计算组内标准误与组间标准误。既有研究认为,城市整体形态和空间结构等指标由于发展较为缓慢,随着时间的推移产生的变异可能较小(Duranton and Puga, 2020), Harari(2020)

在研究城市形态时也面临相似的情况。对此,大量针对形态的研究都采用截面模型考察形态或结构的相关问题,因此需要在识别之初针对该情况着重思考。根据初步的数据分析发现,本文城市多中心的组内标准误仅有 0.07,相较组间标准误较小,且其组间标准误为 0.15,与总体标准误 0.17 较为接近,由此可知城市多中心以单个城市角度看其随时间变化产生的变异较小,总体的数据变异主要来自城市间多中心程度的差异。因此,在回归中如果控制城市固定效应,那么主要变异来源则被限定在城市内部不同年份之间。由于城市多中心程度在时间上的变异较小,因而在控制固定效应时城市多中心本身的效应则有可能也被一并消除,最终导致其效应难以估计出来。因此,本文参考 Faberman and Freedman(2016)和 Gonzalez-Navarro and Turner(2018)的处理方法,在回归中并不控制城市固定效应,即在回归时将关于城市的分组划分范围扩大到全国,城市多中心的变异便来自全国的各个城市,以便于识别城市多中心对城市创新产生的效应,且本文工具变量也不随时间变化,这样也可以方便与工具变量回归进行结果对比。本文分别绘制了城市的多中心、规模与创新指数 binscatter 的散点—线性拟合图^⑨,如图 1 所示,可以发现,多中心与创新之间呈负向关系,规模与创新之间呈正向关系。

四、实证结果及稳健性检验

1. 城市多中心、规模对城市创新的影响

(1)基准回归结果。表 1 第(1)、(2)列分别为仅包含城市多中心及包含多中心与城市规模的回归结果。可以看到,在不加入任何固定效应与控制变量的情况下,多中心的系数为负且通过了 1% 的显著性检验,且第(2)列中城市规模系数为正也通过了 1% 的显著性检验。第(3)、(4)列中进一步加入城市层面特征变量,可以发现多中心与规模的系数并未发生较大变化。第(5)、(6)列回归中同时控制行业固定效应以及二位数行业乘以时间的固定效应,控制二位数行业层面随时间变化不可观测的特征后,回归系数比较的是二位数行业下不同四位数行业间的创新活动差异。城市多中心指数的系数依然显著为负,城市规模的系数显著为正,说明多中心空间结构会显

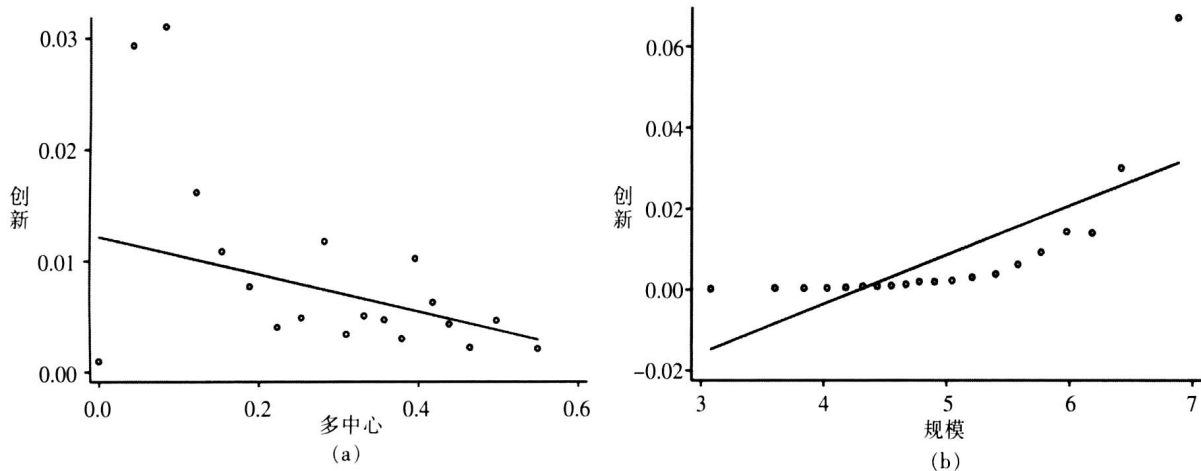


图1 多中心、规模与创新散点线性拟合

著地负向影响城市创新。对比不加入人口规模与加入人口规模的回归,如第(5)、(6)列所示,不加入城市规模的情况下,所估计的多中心影响可能包含了城市规模的效应,此时反映的可能是城市在进行规模扩张的过程中趋于多中心带来的影响。而第(6)列中加入城市规模后多中心系数绝对值上升,说明在剥离城市规模的影响后,多中心效应更强,也更为“干净”,一方面表明研究多中心时考虑规模的重要性,另一方面也从侧面反映出城市规模的提升可能一定程度上缓解多中心的负向影响。

以第(6)列回归结果为例,城市多中心程度每提升1%,城市创新水平便会下降0.02%,而城市规模每上升1%,城市创新水平则上升0.01%。两个核心解释变量的系数绝对值并不高,由于本文所选的被解释变量是城市分行业的创新指数,通过将四位数行业数据对城市层面数据进行回归,所估计系数为行业层面平均效应,故系数绝对值可能偏小。总体结果与本文假设符合,城市趋向于多中心,对于城市集聚趋势产生一定的分散效应,这一效应很可能会影响城市创新活动,相反随着城市规模的提升城市创新活动呈现正向的发展趋势,城市规模的增长带来了城市创新要素的不断丰富,城市产业多样性也随之加强,创新活动相应提高。

(2)工具变量回归结果。基于上文分析,核心解释变量城市多中心与城市规模存在较强的内生性。

本文采用工具变量法进行了两阶段最小二乘估计(TSLS),第二阶段结果如表2所示。第(1)列报告了仅使用工具变量识别多中心空间结构的因果效应,且模型中没有加入人口规模因素。第(2)列是使用工具变量识别多中心空间结构,并加入城市人口规模变量的因果效应,此时多中心效应的绝对值出现了上升,再次说明考虑城市规模的重要性。第(3)列则同时对多中心与规模用工具变量进行因果识别。由结果可知,第(1)—(3)列多中心与规模系数符号未发生变化,但系数绝对值相比基准回归出现了一定膨胀,因此,OLS回归可能会导致多中心效应被低估。以第(3)列为例,城市多中心程度每上升1%,城市创新水平便下降0.09%,城市规模每上升1%,城市创新水平则随之上升0.03%,相比OLS回归发现在不考虑内生性的情况下,多中心与规模的效应会被低估,但结果支持了本文假设,且回归结果表明并未出现弱工具变量问题,验证了工具变量的合理性。

2. 稳健性检验

(1)考虑城市创新的滞后效应。创新本身并非一项瞬时完成的活动,对于行业而言,自身创新水平的提高、研发强度的提升都需要一段时间,且本文中的城市空间结构反映的是城市发展的长期变异,创新指数反映的是短期波动,两者直接回归可能依然存在效应估计偏差。在基准回归中未控制城市固定效应,可能会导致回归中将城市间多中心差异与多

表1 多中心、城市规模对城市创新的影响:OLS估计

变量	(1)innov	(2)innov	(3)innov	(4)innov	(5)innov	(6)innov
poly	-0.0168*** (0.0007)	-0.0244*** (0.0008)	-0.0156*** (0.0008)	-0.0200*** (0.0008)	-0.0138*** (0.0007)	-0.0183*** (0.0008)
size		0.0125*** (0.0002)		0.0106*** (0.0002)		0.0083*** (0.0002)
控制变量	否	否	是	是	是	是
Industry FE	否	否	否	否	是	是
Year×SIC2 FE	否	否	否	否	是	是
N	2374848	2196096	2097676	2097676	2097676	2097676
Adj R ²	0.0025	0.0469	0.0583	0.0786	0.1407	0.1510

注:括号里为聚类至城市-行业层面的稳健标准误,*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平。以下各表同。在识别策略部分,本文根据多中心空间结构自身变异程度详细分析了为何不控制城市固定效应,在实证部分也额外进行了回归,尝试在不添加与添加城市层面控制变量的情况下分别额外控制城市固定效应,这里没有展示结果,具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

表2 城市多中心、规模对城市创新的影响:工具变量回归

变量	(1)innov	(2)innov	(3)innov	(4)poly	(5)size
poly	-0.0833*** (0.0141)	-0.1008*** (0.0145)	-0.0914*** (0.0113)		
size		0.00102*** (0.0004)	0.0253*** (0.0020)		
rugg				-0.0123*** (0.0001)	
area					0.1824*** (0.0003)
CDW F值	7526.844	7048.566	5916.108	—	—
KPW F值	615.394	608.332	658.386	—	—
N	2089164	2089164	1872640	2089164	1872640
Adj R ²	0.0356	0.0338	0.0235	0.2277	0.5377

注:所有回归中均控制了四位数行业固定效应、二位数行业一时间交乘固定效应以及城市层面的各个特征变量。以下各表同。由于本文基准部分的多中心指标中并未直接将多中心的地理分布因素纳入考虑,因此还构造了两个考虑地理分布因素的多中心指标作为辅助参照。具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

中心随时间变化带来的变异效应混杂在一起,对于这一点需要进行进一步验证。一方面,将被解释变量滞后1期,考察创新滞后效应。另一方面,分别采用2001年与2016年的城市空间结构数据对所有年份创新水平进行回归,使用期初与期末的城市空间结构变异捕捉创新的变化。最后,将多中心等解释变量取城市组内均值,对所有年份创新进行回归,捕

捉城市间的多中心差异导致的创新变异。表3第(1)一(4)列回归结果中多中心系数均显著为负,且多中心系数与基准OLS回归系数没有出现较大差异。其中,第(3)列与第(2)列结果较为接近,说明在多中心经过整个样本期变异后导致的创新变异并没有出现较大程度波动。第(4)列回归中多中心系数相比之前的回归也较为接近,与基准回归相比也没有出现成

表 3

稳健性检验一

变量	(1)innov	(2)innov	(3)innov	(4)innov
poly	-0.0208*** (0.0008)	-0.0230*** (0.0007)	-0.0276*** (0.0010)	-0.0270*** (0.0011)
size	0.0124*** (0.0003)	0.0121*** (0.0003)	0.0094*** (0.0003)	0.0117*** (0.0003)
N	1965740	2097676	2097676	2187584
Adj R ²	0.1580	0.1605	0.1512	0.1577

注:第(1)列回归为主要解释变量滞后一期回归,第(2)列为使用 2001 年解释变量对所有年份创新水平进行回归,第(3)列为使用 2016 年解释变量对所有年份创新水平进行回归,第(4)列为使用解释变量组内均值对所有创新水平进行回归,这部分本文还进行了工具变量回归。具体内容详见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

倍增长或下降,说明本文基准部分所捕捉的效应其实更接近城市间差异导致的创新变异。

(2)考虑主要解释变量的稳健性。本文主要解释变量之一多中心指数(poly)是基于城市各个中心人口测算而得,而现实中很多城市所谓“次中心”可能仅是“睡城”,其就业仍然是在原有的产业集聚区。对此本文的识别就可能存在一定偏误,即测度的人口多中心城市可能事实上是就业单中心城市,对本文理论部分的多中心抑制知识溢出效应相关分析与假设带来挑战。因此,本文尝试从就业多中心角度入手,借鉴 Harari(2020)的测度方法^①,使用 2001–2013 年中国工业企业数据库中的企业数据以及职工数据识别了城市内部可能存在的就业次中心,进一步按照上文的多中心指数计算方法计算了就业次中心数量(polyemp1)及就业次中心劳动力占比(polyemp2)^②,并重新进行回归。结果如表 4 第(1)、(2)列所示,就业多中心系数均显著为负,依然支持多中心抑制创新的基本结论。

另外,本文使用 Harari(2020)的方法计算了城市形状指数 disco 与 range,分别代表了城市内部最大连续建成区内任意两点之间的平均距离与最大距离,该指标其实是测度城市的形状是趋于松散还是趋于紧凑。基准中的多中心指数其实是测度城市空间结构是否趋于松散,因此本文用这两个指标做替换,以观察指标替换后是否可以得到相似结论。将形状指数作为主要解释变量进行回归后的结果见表 4 第(3)、(4)列,两个形状指数系数均显著为负,说明城市空间结构趋于松散化会导致创新水平下降。

(3)剔除部分城市样本。由于研究限制无法完全控制城市一时间交乘固定效应,剥离城市层面随时间变化的扰动冲击。考虑到中国四大直辖市——北京市、天津市、上海市、重庆市,以及样本期内发展扩张十分迅速的深圳市受到政府的特殊城市化政策照顾导致效应识别异常,尤其是深圳市这样的城市在清朝时仅存在新安县一座古城并拥有城墙,但是后续城市人口规模却较大,这样的样本需要进行剔除,且这些城市本身存在较强的垂直化趋势,可能影响 LandScan 数据识别的准确性,因此,本文将这些城市全部剔除重新进行回归。表 5 第(1)列报告了剔除直辖市及深圳市样本后的回归结果,结果显示,多中心系数均显著为负,城市规模系数也均显著为正,系数绝对值相比基准回归出现了下降,主要是因为北京市、上海市等直辖市以及深圳市本身创新水平较高,删除这些样本会导致总体创新变异变小,但是结果基本稳健。

(4)处理行业过于细分导致的零值问题。四位数行业创新指数中存在较多的零值,而在基准部分本着样本完整性原则对这部分样本予以保留,但是零值可能导致估计的创新效应存在低估偏差。故将数据加以处理进行稳健性检验,一方面将所有创新指数等于 0 的样本剔除进行回归,另一方面将创新指数加总到二位数行业层面,以缓解零值问题。具体回归结果见表 5 第(2)、(3)列,多中心系数依然显著为负,但是第(2)、(3)列中系数绝对值出现了上升,主要是由于剔除了零值,减少了原来没有创新变异的样本对本文中核心解释变量效应的稀释,但这一部分

表 4

稳健性检验二

变量	(1)innov	(2)innov	(3)innov	(4)innov
polyemp1	-0.0026*** (0.0001)			
polyemp2		-0.0093*** (0.0006)		
disco			-0.0047*** (0.0008)	
range				-0.0095*** (0.0005)
size	0.0087*** (0.0002)	0.0084*** (0.0002)	0.0008*** (0.0001)	0.0006*** (0.0001)
N	1701868	1701868	1964144	1964144
Adj R ²	0.1287	0.1273	0.1493	0.1501

注: polyemp1、polyemp2、disco 及 range 均取自然对数。

表 5

稳健性检验三

变量	(1)innov	(2)innov	(3)innov	(4)innov
poly	-0.0061*** (0.0003)	-0.0286*** (0.0020)	-0.1173*** (0.0125)	-0.1826*** (0.0195)
size	0.0048*** (0.0001)	0.0177*** (0.0004)	0.0704*** (0.0036)	0.0135*** (0.0044)
N	2056712	634276	122233	432865
Adj R ²	0.1746	0.2253	0.3837	0.1625

注: 本文依次做了将多中心指数除去城市规模进行标准化重新回归; 控制城市是否为旅游城市、城市内历史古迹数量、是否为省会城市以及城市行政区划面积与时间固定效应交乘项进行回归; 选用城市高程标准差(altstd)和城市层面形成工具变量清代城市城门数量(wallgates)分别替换地表起伏度指数(rugg)与清朝城市面积(area)回归; 剔除 2004 年之前样本; 标准误调整聚类至二位数行业层面; 使用两阶段广义矩估计以及有限信息极大似然估计等一系列额外的稳健性检验。具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

的检验结果依然稳健。

(5) 基于微观数据的再验证。为了保证研究的稳健性, 本文通过微观企业数据进行进一步验证, 将中国工业企业数据库与中国企业专利数据库进行匹配, 截取 2001–2013 年中国企业专利数据库中关于企业的发明专利文件, 剔除其中申请最后未获得授权的发明专利, 然后将文件按照企业名称与企业法人代码与中国工业企业数据库中的企业进行匹配, 并结合发明专利申请年份以及企业样本年份将专利文件与企业一一对应, 然后针对发明专利存在的年限将发明专利进行数量的加权计数, 最终计算当年企业层面创新指数。这里剔除中国工业企业数据库中各项企业层面变量缺失、销售收入小于 2000 万元、从业人员小于 30 人等样本, 且剔除工业企业中的非制造业企业样本及没有连续出现 3 年或以上的企业样本。同时, 本文挑选在样本期内存在专利的企业, 作为创新型企业, 最终形成 432865 个企业一时间观测值。在这里除了控制城市层面的相关特征外, 还

控制了企业层面的企业人员规模(size)及二次项(size²)、企业年龄(age)及二次项(age²)、企业劳均资产(assetp)、企业劳均主营业务收入(incomep)以及企业距离市中心距离的自然对数(distance), 最终控制企业所属二位数行业一时间交乘固定效应后进行回归。结果如表 5 第(4)列所示, 多中心的系数显著为负, 这与主回归中以行业数据得出的结论一致, 充分说明了研究结果的稳健性。

五、进一步分析

1. 机制检验

上面针对多中心对城市创新的影响机制进行了理论阐述与分析, 并根据数据对理论机制做出了进一步验证。接下来, 直接考察城市空间结构对城市中总体知识溢出的影响, 并更为细致地考察城市空间结构通过影响多样化与专业化溢出的机制。在检验城市空间结构与总体知识溢出的机制时, 将其分三部分进行检验, 首先检验城市多中心化的空间结构是否会增加城市内部知识流之间的交流障碍, 然

后检验多中心化是否会消解中心集聚优势进而使得中心规模减小,最终基于这两条机制的假设下检验多中心空间结构是否影响了城市内部的知识交流。

(1)根据次中心与主中心的质心经纬度计算次中心与主中心之间的平均距离(dist1),借此观测多中心化是否会导致中心间地理距离加大,并将该变量作为被解释变量进行回归。回归结果如表6第(1)列所示,多中心系数显著为正,说明中国当前的城市多中心发展模式导致了城市内部中心间距离加大,中心分布较为分散,进而导致了高质量知识流之间地理距离加大,知识溢出面临较大地理阻碍,反映出平均而言当前的多中心空间结构并不紧凑,容易出现“孤城”。

(2)基于LandScan人口分布数据,计算每个城市当年的主中心与次中心的人口,统计出了每个城市内部的中心数量,进而计算城市层面每个中心的平均人口规模(compact1),并将其作为被解释变量进行回归。回归结果如表6第(2)列所示,多中心系数显著为负,说明城市的多中心发展导致城市各个中心集聚优势被消解而阻碍创新,中国的多中心化发展中较少强调各个中心自身的集聚,导致了各个次中心存在沦为“空城”的风险。

(3)检验多中心空间结构是否减弱了城市内部的知识溢出强度。为了较为直接地观测知识溢出,本

文利用Google Patent数据搜集了发明专利引用信息,因为专利在申请过程中引用其他专利也是一种对知识流的学习(Kerr and Kominsers, 2010)。本文收集了城市层面发明专利剔除自引的引用次数及剔除自引的被引用次数,计算单位面积上发明专利引用次数(citations1)以及平均每件发明专利引用其他专利次数(citation2),并将其作为被解释变量进行最终的知识溢出机制检验。如表6第(3)、(4)列所示,多中心指数系数均显著为负,随着多中心程度的加重,城市单位面积上的发明专利引用次数以及平均每件发明专利引用次数均会出现下降,说明单纯地强调多中心会削弱城市内部知识溢出。

进一步,需要检验多中心主要通过影响城市多样性最终抑制创新的理论机制。本文参考傅十和和洪俊杰(2008)的方法,使用某一城市中行业总的就业人数占该城市的全部就业人数的比重作为行业专业化程度指标,反映马歇尔外部性,并采用1减去各产业就业的赫芬达尔指数(Herfindahl),来测度多样化程度并反映雅各布外部性。本文还做出一定的改进,针对每一行业计算其专业化指数后,以此测度由专业化导致的外部性,直接考察城市空间结构对其的影响;在计算多样化指数时,针对每一行业计算除这一行业之外的多样化指数。结合历年《中国城市统计年鉴》分行业就业数据测算专业化指数(speciali-

表6 机制验证

变量	(1)dist1	(2)compact1	(3)citations1	(4)citations2	(5)diversity	(6)speciality
poly	5.2860*** (0.3866)	-2.4255*** (0.1231)	-0.1567*** (0.0422)	-0.1357** (0.0679)	-2.5531*** (0.9496)	-0.0133 (0.0111)
size	0.3065*** (0.0589)	0.4001*** (0.0233)	0.0420*** (0.0127)	0.1172*** (0.0147)	0.1732*** (0.1677)	0.0033 (0.0023)
N	3943	3911	3943	3943	23653	23653
Adj R ²	0.4469	0.7530	0.3893	0.3369	0.0056	0.5091

注:第(1)一(4)列回归中仅控制年份固定效应,第(5)、(6)列回归中还控制了行业固定效应。本文还计算了各个次中心间平均距离(dist2),并根据工业企业地址计算每个城市内部创新型工业企业之间的平均距离(dist3)、城市所有中心人口规模占全市人口比重(compact2)、城市层面计算单位面积上的指数(innoden1)、城市单位面积上的发明专利数量(innoden2)、单位面积上发明专利被引用次数(citations3)以及平均每件发明专利被其他专利引用次数(citations4)作为被解释变量进行了机制检验。并且还将次中心与主中心间的平均距离(dist1)、各个次中心间平均距离(dist2)、城市内部创新型工业企业之间的平均距离(dist3)以及中心平均人口规模(compact1)和城市所有中心人口规模占全市人口比重(compact2)分别作为主要解释变量进行回归。具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

ty)与多样化指数(diversity),并作为被解释变量进行回归,回归结果如表6第(5)、(6)列所示,城市多中心系数均为负,但是专业化指数受到的效应并不显著,从结果中可以看出,城市多样化外部性会显著受到多中心发展的负向影响,而专业化由于专业化集聚优势可能会受到多中心化消解,以及各个中心自身的专业化发展也可能加强城市内部的马歇尔外部性,因此,专业化在受到抑制的同时可能会受到正向影响的稀释与抵消,最后综合净影响较小且不显著。

2. 行业异质性

为探讨行业间异质性,本文借鉴沈体雁等(2016)的研究,选用成熟企业市场份额测度产业成熟度,根据2001-2013年中国工业企业数据库中微观工业企业数据计算二位数行业的成熟度。如表7第(1)列结果所示,产业成熟度二次项的交互项系数显著为正,且多中心系数依然显著为负,即产业成熟度对多中心效应的调节效应为U型(拐点为0.403,在产业成熟度取值范围内),其意义在于在产业成熟度拐点左边,行业处于年轻期调节效应为负,产业成熟度的提升会使得多中心负向效应逐步受到加强,而在产业成熟度拐点右边,行业处于成熟期,随着成熟度的提升,调节效应呈正向,则负向效应逐步减弱,整体结果验证了本文假说3。

进一步探索行业技术密集度异质性,参考沈体雁等(2016)对于要素密集型行业的分类准则,将样本分为技术密集型行业与非技术密集型行业,将技术

密集型行业的分类虚拟变量(1表示技术密集型行业,0表示非技术密集型行业)与多中心进行交互,并参考上文中规模异质性的处理方式,在中心化后进行回归以识别因果效应,正如表7第(2)列结果所示,技术密集型行业的分类虚拟变量与城市多中心的交互项(poly×skill)系数显著为负,且这一列回归中的多中心(poly)系数显著为负,说明对于技术密集型行业而言多中心产生的负向效应实则更强。^⑩

3. 多中心结构的非线性效应及规模异质性分析

这里需要验证假说2中提到的,针对大规模城市推行多中心化可能出现积极意义,且在观测城市多中心与创新的拟合图时也不难发现二者间可能存在非线性关系。因此,本文进一步针对可能存在的非线性关系进行探索^⑪。首先通过在原模型中加入多中心空间结构二次项进行回归,观测多中心的发展模式是否存在更为稳定、有效的模式,表7第(3)列汇报了相关结果。研究发现,多中心二次项系数显著为正,说明多中心对创新的影响可能是U型,即在城市将多种新空间结构发展到后期可能会出现正向外部性,但其拐点为1.45,超过了当前中国多中心空间结构的最大值,说明根据经验数据依然观测到的是其负向影响,而在未来多中心发展的后期可能出现一定的正向影响。本文进一步参考杜聪等(2020)的研究方法,在原本非线性的模型中加入多中心与规模的交互项(poly×size),并测算拐点。表7第(4)列报告了回归结果,综合交互项系数以及多中心自身系

表7 异质性分析与非线性效应分析

变量	(1)innov	(2)innov	(3)innov	(4)innov
poly	-0.0151*** (0.0007)	-0.0173*** (0.0007)	-0.0311*** (0.0023)	0.4106*** (0.0281)
poly2			0.0107*** (0.0030)	0.0479*** (0.0052)
size	0.0087*** (0.0002)	0.0079*** (0.0002)	0.0119*** (0.0003)	0.0188*** (0.0007)
poly×inm	-0.0162*** (0.0023)			
poly×inm ²	0.0201*** (0.0030)			
poly×skill		-0.0324*** (0.0017)		
poly×size				-0.0307*** (0.0021)
N	1603881	2097676	2080652	2080652
Adj R ²	0.1303	0.1629	0.1570	0.1599

注:此处估计了规模与产业成熟度以及规模与技术密集型分类变量的交互项系数。具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

数再次计算拐点后发现其为0.2461,正好落在多中心指数取值区间内,多中心指数的U型曲线向左移动,说明在提升城市规模促进集聚的情况下,发展城市多中心空间结构可能出现正外部性,验证了本文假说2。

六、结论及启示

在中国,创新型城市建设作为创新引领战略中的重要环节,对创新驱动发展有着重要的意义。在当前中国城市化进程中,努力推动城市增长之余,还需切实提升创新能力。基于这一思考,本文以城市空间结构为主要研究视角,结合城市规模考察了城市空间结构对创新的影响和作用机制。具体而言,本文使用中国257个地级市2001–2016年城市创新指数与城市空间结构数据,利用地理与历史因素作为工具变量尝试识别城市多中心的空间结构、城市规模对行业创新活动的因果效应。研究表明:①城市多中心的空间结构对创新存在负向影响,且考虑创新时滞、替换解释变量,以及替换主要解释变量等一系列稳健性检验均支持了这一结论。城市趋向多中心的发展模式会在一定程度上破坏集聚进程,抑制总体的知识溢出,最终对城市创新活动产生负向影响。②在中国,不少城市在向多中心化发展时会放大中心间的地理距离,增加隐性知识流之间的地理阻隔。且随着新中心的不断出现,各个城市中心的规模效应会被消解,中心集聚趋势被破坏,城市内部知识溢出受到阻碍,从产业层面看多中心主要通过破坏城市内部跨行业多样化的外部性进而抑制创新。③从行业异质性角度看,多中心空间结构对技术密集型行业的创新抑制作用要强于非技术密集型行业,而且多中心对创新的影响还会因产业生命周期的不同而存在差异,随着产业成熟度的提高负向效应会逐渐增强,但一旦产业成熟度跨过一定的阈值后,其抑制效应则逐渐减弱。④城市多中心结构的负向效应会因为城市规模的不断提升而受到缓解与改善,在大城市尝试推行多中心发展模式可能是一条积极的城市化探索路线。

党的十九届五中全会中提出,“要构建国土空间开发保护新格局,推动区域协调发展,推进以人为核心的新型城镇化。”城市空间结构布局调整和优化是

构建国土空间开发保护新格局、推进新型城镇化建设的重要一环。本文研究结论的政策启示在于,在当前城市化发展进程中,建设创新型城市应密切关注城市空间结构与规模对城市创新活动产生的影响,考虑不同城市的空间结构、规模以及行业发展状况,从城市整体层面改善城市创新环境,提升城市创新活力,从根源上助力经济长期和持续增长。具体的政策建议如下:

(1)坚持空间紧凑的城市化原则,提倡更为灵活的城市空间发展模式。在中国未来的城市化进程中依然需要积极鼓励要素的空间集聚,特别是对自身集聚优势并不明显的中小城市更需要坚持紧凑式的单中心城市空间发展模式,避免出现“蛙跳式”等松散型城市扩张行为。同时,针对大城市应适当调整空间结构发展方向,积极引导紧凑型多中心化发展趋势,将多中心模式建设得更为合理。

(2)充分考虑城市规模及空间结构对创新发展的重要意义,把握规模扩张带来的正外部性,利用城市规模这一有利因素缓解城市可能出现的多中心趋势带来的负外部性。针对大城市适当减少其扩张的限制措施,保证正常发展。重点关注中小城市的城市化发展,注重提升营商与生活环境,并积极鼓励农村人口的迁入,提高其规模等级,持续强化城市内部的集聚经济。

(3)针对现有部分城市的多中心空间发展趋势做出适度调整,避免出现松散无序的空间发展模式。一方面,需要不断提升各个中心自身的集聚规模,避免因多中心而导致中心集聚效应受到消解而出现的“空城”现象;另一方面,需要在规划过程中避免出现“孤城”,规划紧凑式次中心,加强主次中心间的良性互动,保证各个次中心间的协调发展。同时,需要加快城市内部的交通基础设施(地铁、公交等)建设,提升城市内部的交流和通勤便利性,在城市内部形成高效的网络化多中心结构,避免“切块式”封闭发展。

(4)推动城市内部行业的多样化发展,充分考虑行业异质性,制定差异化的行业创新政策。重视城市内部多样化的发展趋势,调整产业空间布局,保证本地产业间的良性互动。以创新为导向,出台创新要素的引导性政策,重点关注新兴行业、创新型行

业、技术密集型行业的发展,结合行业异质性制定创新优惠政策,努力建设产业创新孵化器,充分保证行业创新优势。

感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,当然文责自负。

注释:

①这两项干扰冲击可以通过控制二位数行业一时间交乘固定效应进行一并控制与吸收。

②考虑到创新指数的分布平滑性以及进一步统一量纲,本文将创新指数进行了取自然对数再进行回归。

③LandScan全球人口动态统计分析数据是由美国能源部橡树岭国家实验室(ORNL)开发,结合了地理信息系统、遥感影像与多元分区密度模型,使用人口普查数据、行政区划资料、整合了来源于Landsat TM的土地覆盖数据、道路、高程、坡度、海岸线数据和QuickBird、IKONOS等高分辨率卫星影像及夜间灯光影像,并对数据与模型算法进行年度更新,是一个具有较高质量和较高精度的全球人口空间分布数据。关于多中心识别方法的详细介绍请参见《中国工业经济》网站(<http://cie-journal.ajcass.org>)附件。

④在中国一些城市最新规划的城镇和地区一开始便被政府视为绝对的人口中心,但是这些所谓的中心对周边地区的影响可能非常小(即被人口密度低和基础设施薄弱的地区包围,如城中村或棚户区)。

⑤本文遵循Li and Liu(2018)的方法,设置了人口中心筛选准则,即一个中心应至少包含三个栅格(约3平方公里),且总人口拥有10万以上的居民。

⑥考虑到多中心指数的分布平滑性,本文将该指数进一步取自然对数处理再进行回归。

⑦随着时间变迁,人口在城市内部的分布可能发生变化,如天津的蓟县、宝坻县、静海县、武清县等地区,这些地区是在1973年划入天津市,其城墙反映的是在当时所包围框定的规模,那么该因素随着中华人民共和国成立之后的行政区划变动一并归入天津,自然从1973年之后天津市的人口规模也可能受到这四个地区历史规模的驱动。本文样本中除了这四个地区还包括其他地区,如天津的南开区、塘沽区等地区的城墙,因此存在足够的历史变异驱动当前城市人口规模,样本中其他存在类似情况的城市也是同样的处理方法,保证足够的历史变异,也更贴近实际情况。

⑧需要注意的是,在将清代城墙加总到城市层面后,仅有

227座,样本中仍有30座城市没有城墙,这些城市可能在清朝时并不存在或者未有城墙。对此,本文将这些城市的清朝城市面积置0,一方面,存在城墙的样本已经覆盖了本文所涉及城市样本的大多数,且存在足够的变异,足以识别城市规模;另一方面,对于不存在城墙的城市如果其清朝城市面积作为缺失值处理,很可能导致这一指标存在选择性偏误的问题。

⑨其重在利用散点与线性拟合绘制出变量之间可能的相关关系,binscatter首先将散点划分成不同的格子(bins),然后再求取各个bins之间的均值,最后加上拟合线,以避免由于样本过多导致的拟合图较为拥挤问题。

⑩具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

⑪本文在基准识别中没有使用该测度方法,主要是因为工业企业数据本身也无法完全覆盖城市中的就业信息,因此将该策略作为稳健性检验。

⑫本文结合样本分类回归以及构建分类交互项的方式进一步验证了行业异质性,并列出了各个行业的效应排序,具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

⑬由于规模不是本文的核心研究点,故在这里没有着重分析城市规模可能存在的非线性关系。

参考文献:

- [1]杜聪,王峤,刘修岩.住房供给约束、产业生命周期与创新分散化[J].科研管理,2020,(7):227-236.
- [2]傅十和,洪俊杰.企业规模、城市规模与集聚经济——对中国制造业企业普查数据的实证分析[J].经济研究,2008,(11):112-125.
- [3]华杰媛,孙斌栋.中国大都市区多中心空间结构经济绩效测度[J].城市问题,2015,(9):68-73.
- [4]寇宗来,刘学悦.中国城市和产业创新力报告2017[R].复旦大学产业发展研究中心,2017.
- [5]李琬,孙斌栋,刘倩倩,张婷婷.中国市域空间结构的特征及其影响因素[J].地理科学,2018,(5):672-680.
- [6]刘修岩,李松林,陈子扬.多中心空间发展模式与地区收入差距[J].中国工业经济,2017a,(10):25-43.
- [7]刘修岩,李松林,秦蒙.城市空间结构与地区经济效率——兼论中国城镇化发展道路的模式选择[J].管理世界,2017b,(1):51-64.
- [8]蒲艳萍,顾冉.劳动力工资扭曲如何影响企业创新[J].中国工业经济,2019,(7):137-154.
- [9]沈体雁,邱亦雯,周麟.基于产业生命周期视角的制造业集聚经济研究[J].东南大学学报(哲学社会科学版),2016,

(5):79-90.

[10]Anselin, L., A. Varga, and Z. Acs. Geographical Spillovers and University Research: A Spatial Econometric Perspective[J]. *Growth and Change*, 2000, 31(4): 501-515.

[11]Au, C. C., and J. Y. Henderson. Are Chinese Cities Too Small[J]. *Review of Economic Studies*, 2006, 73(3): 549-576.

[12]Black, G. The Geography of Small Firm Innovation[M]. Berlin: Springer, 2005.

[13]Boschma, R. A., and J. G. Lambooy. Knowledge, Market Structure, and Economic Coordination: Dynamics of Industrial Districts[J]. *Growth and Change*, 2002, 33(3): 291-311.

[14]Burger, M. J., and E. J. Meijers. Form Follows Function? Linking Morphological and Functional Polycentricity[J]. *Urban Studies*, 2012, 49(5): 1127-1149.

[15]Carlino, G., S. Chatterjee, and R. M. Hunt. Urban Density and the Rate of Invention[J]. *Journal of Urban Economics*, 2007, 61(3): 389-419.

[16]Carlino, G., and W. R. Kerr. Agglomeration and Innovation[A]. Duranton, G., J. V. Henderson, and W. Strange. *Handbook of Regional and Urban Economics*[C]. Amsterdam: Elsevier, 2015.

[17]Combes, P., and L. Gobillon. The Empirics of Agglomeration Economies[A]. Duranton, G., J. V. Henderson, and W. Strange. *Handbook of Regional and Urban Economics*[C]. Amsterdam: Elsevier, 2015.

[18]Desmet, K., J. F. Gomes, and I. Ortuno-Ortin. The Geography of Linguistic Diversity and the Provision of Public Goods[J]. *Journal of Development Economics*, 2020, (143): 102384.

[19]Duranton, G., and D. Puga. Nursery Cities: Urban Diversity, Process Innovation, and the Life Cycle of Products[J]. *American Economic Review*, 2001, 91(5):1454-1477.

[20]Duranton, G., and D. Puga. Micro-foundations of Urban Agglomeration Economies[A]. Henderson, J. V., and J. F. Thisse. *Handbook of Regional and Urban Economics*[C]. Amsterdam: Elsevier, 2004.

[21]Duranton, G., and D. Puga. The Economics of Urban Density[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2020, 34(3): 3-26.

[22]Faberman, R. J., and M. Freedman. The Urban Density Premium across Establishments[J]. *Journal of Urban Economics*, 2016, (93): 71-84.

[23]Fallah, B. N., M. D. Partridge, and M. R. Olfert. Urban Sprawl and Productivity: Evidence from U.S. Metropolitan Areas[J]. *Papers in Regional Science*, 2011, 90(3): 451-472.

[24]Feldman, M. P., and D. B. Audretsch. Innovation in Cities: Science-based Diversity, Specialization and Localized Competition[J]. *European Economic Review*, 1999, 42(2): 409-429.

[25]Furman, J. L., M. E. Porter, and S. Stern. The Determinants of National Innovative Capacity[J]. *Research Policy*, 2000, 31(6): 899-933.

[26]Glaeser, E. L. Learning in Cities[J]. *Journal of Urban Economics*, 1999, 46(2): 254-277.

[27]Glaeser, E. L., H. D. Kallal, J. A. Scheinkman, and A. Shleifer. Growth in Cities[J]. *Journal of Political Economy*, 1992, 100(6): 1126-1152.

[28]Glaeser, E. L., and J. D. Gottlieb. The Wealth of Cities: Agglomeration Economies and Spatial Equilibrium in the United States[J]. *Journal of Economic Literature*, 2009, 47(4): 983-1028.

[29]Gonzalez-Navarro, M., and M. A. Turner. Subways and Urban Growth: Evidence from Earth[J]. *Journal of Urban Economics*, 2018, (108): 85-106.

[30]Hamidi, S., and A. Zandiatashbar. Does Urban Form Matter for Innovation Productivity? A National Multilevel Study of the Association between Neighbourhood Innovation Capacity and Urban Sprawl[J]. *Urban Studies*, 2019, 56(8): 1576-1594.

[31]Hanlon, W. W., and A. Miscio. Agglomeration: A Long-run Panel Data Approach[J]. *Journal of Urban Economics*, 2017, (99): 1-14.

[32]Harari, M. Cities in Bad Shape: Urban Geometry in India[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(8): 2377-2421.

[33]Helsley, R. W., and W. C. Strange. Knowledge Barter in Cities[J]. *Journal of Urban Economics*, 2004, 56(2): 327-345.

[34]Ioannides, Y. M., and J. Zhang. Walled Cities in Late Imperial China[J]. *Journal of Urban Economics*, 2017, 97(1): 71-88.

[35]Jacobs, J. The Economy of Cities[M]. New York: Random House, 1969.

[36]Jaffe, A. B. Real Effects of Academic Research[J]. *American Economic Review*, 1989, 79(5): 957-970.

[37]Jaffe, A. B., M. Trajtenberg, and R. Henderson. Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1993, 108(3):577-598.

[38]Jargowsky, P. A., and Y. Park. Cause or Consequence? Suburbanization and Crime in U.S. Metropolitan Areas[J]. *Crime and Delinquency*, 2009, 55(1): 28-50.

[39]Kerr, W. R., and S. D. Kominers. Agglomerative Forces and Cluster Shapes[R]. NBER Working Paper, 2010.

[40]Lee, B., and P. Gordon. Urban Structure: Its Role in Ur-

ban Growth, Net New Business Formation and Industrial Churn [J]. *Region Et Development*, 2019, (33): 137–159.

[41]Li, W., B. Sun, and T. Zhang. Spatial Structure and Labor Productivity: Evidence from Prefectures in China[J]. *Urban Studies*, 2019, 56(8): 1516–1532.

[42]Li, Y., and X. Liu. How Did Urban Polycentricity and Dispersion Affect Economic Productivity? A Case Study of 306 Chinese Cities[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2018,(173): 51–59.

[43]Meijers, E. J., and M. J. Burger. Spatial Structure and Productivity in U.S. Metropolitan Areas[J]. *Environment and Planning A*, 2010, 42(6): 1383–1402.

[44]Nunn, N., and D. Puga. Ruggedness: The Blessing of Bad Geography in Africa[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2012, 94(1): 20–36.

[45]Paci, R., and S. Usai. Externalities, Knowledge Spill-

overs and the Spatial Distribution of Innovation[J]. *Geo Journal*, 1999, 49(4): 381–390.

[46]Parr, J. B. Cities and Regions: Problems and Potentials [J]. *Environment and Planning A*, 2008, 40(12): 3009–3026.

[47]Rosenthal, S. S., and W. C. Strange. The Attenuation of Human Capital Spillovers[J]. *Journal of Urban Economics*, 2008, 64(2): 373–389.

[48]Rotemberg, J. J., and G. Saloner. Competition and Human Capital Accumulation: A Theory of Interregional Specialization and Trade[J]. *Regional Science and Urban Economics*, 2000, 30(4): 373–404.

[49]Skinner, G. W. *The City in Late Imperial China*[M]. Palo Alto: Stanford University Press, 1977.

[50]Zhang, T., B. Sun, and W. Li. The Economic Performance of Urban Structure: From the Perspective of Polycentricity and Monocentricity[J]. *Cities*, 2017, (68): 18–24.

Spatial Structure, City Size and Innovation Performance of Chinese Cities

Wang Qiao Liu Xiuyan Li Yingcheng

Abstract: What kind of spatial structure is more conducive to urban innovation? What is the impact of urban polycentric development and expansion on its innovation performance? Firstly, based on the view of agglomeration externality, this paper analyzes the theoretical mechanism of the impact of spatial structure on innovation; Secondly, using the 2001–2016 LandScan global population distribution data, we employ ESDA to measure the level of polycentricity; Thirdly, this paper systematically identifies the causal impact of spatial structure and size on innovation performance by using innovation index data and instrumental variables such as terrain complexity and wall area of Qing Dynasty. It is found that polycentricity could increase the geographical distance among the knowledge flows within cities, eliminate the agglomeration of each cluster, and then bring a significant negative effect on innovation. However, the expansion of city could improve innovation performance by promoting the agglomeration. In addition, this paper studies the heterogeneity in the two dimensions of city size and industry. The results show that the negative impact of polycentricity on innovation is gradually alleviated with the expansion of city size. At the same time, the negative effect of polycentricity on technology intensive industries is stronger. The level of the negative impact could increase first and then decrease with the improvement of industry maturity. The policy implication of this paper is that urban development should adhere to the compact spatial layout and avoid disorderly sprawl, so as to stimulate the spatial externality of innovative agglomeration.

Key words: spatial structure; polycentric; city size; innovation performance