

# 空间发展模式、知识溢出与城市创新绩效<sup>\*</sup>

刘修岩 王 峤

**内容提要:**近年来,城市几何形态被学者们广泛应用于刻画城市空间发展模式,其不但影响城市通勤及人口、收入增长,而且对城市创新能力这一关乎长期增长的因素也有着重要意义。本文从城市内部的视角出发,结合经典的集聚经济与知识溢出理论,分析了以城市几何形态为表征的城市横向空间发展模式影响创新的直接与间接机制;然后使用 2000—2015 年欧洲航天局发布的陆地覆盖数据测算了中国城市的几何形态指数,并将其与中国专利文件和各项城市特征进行匹配,构建了城市—年份维度的样本;进而基于 OLS 与工具变量法系统识别了城市形态对创新水平的影响。研究发现,城市空间发展趋于松散化形态会抑制其专利产出;该效应存在城市创新强度与公共交通发达程度的异质性,即创新强度较高和公共交通欠发达城市受到松散形态的抑制效应更强。进一步结合专利引用信息和城市经济密度进行验证后发现,松散的城市形态会提高城市内部知识流动的地理障碍,阻碍知识溢出,且形态松散化城市的内部难以形成显著的集聚中心,消解了集聚经济的发挥。最后,本文根据研究结论就中国城市空间发展模式与规划方向提出了相应的政策建议。

**关键词:**空间发展模式 横向发展 城市几何形态 知识溢出 创新

**作者简介:**刘修岩,东南大学经济管理学院教授、国家发展与政策研究院研究员,211189;

王 峤(通讯作者),暨南大学产业经济研究院讲师,510632。

**中图分类号:**F124.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-8102(2023)08-0142-17

## 一、引言

当前中国科技创新正处于高速发展的重要时期,党的二十大报告强调仍需“完善科技创新体系”“加快实施创新驱动发展战略”。科技赋能创新型城市建设,城市作为创新要素高度集聚的空间载体,需要进一步承担知识溢出与技术创新等重要经济活动。近年来,随着城市化的快速推进,中国的城市积极投入向外扩张的浪潮中。城市规划者针对城市建设的举措会对城市内部和城市

<sup>\*</sup> 基金项目:国家社会科学基金重大项目“新发展格局下长三角一体化大市场研究”(22&ZD066)。作者感谢匿名审稿专家的宝贵意见。当然,文责自负。王峤电子邮箱:wangqiao\_seu@163.com。

之间经济活动的空间结构产生持久的影响,那么如何提高城市规划、建设、治理水平以进一步促进城市创新发展,支撑经济长期增长呢?研究该问题具有重要的理论内涵与现实意义。

长期以来,学者们在积极探索何种空间发展模式更有利于推动城市的长期增长。一些学者对于城市空间发展模式的经济外部性进行了广泛的讨论和评估(Glaeser等,1992;Meijers和Burger,2010;刘修岩等,2017),争论的焦点围绕城市的内在中心分布模式与蔓延化发展形式等方面对经济活动产生何种影响。现有研究虽然分析了城市空间发展模式的经济效益,但注重城市向外横向发展模式对城市创新绩效增长影响的较少,而且直接聚焦城市几何形态与知识溢出活力的研究相对鲜见。围绕本文的主题,我们需要进行以下几项工作。一是科学测度城市的几何形态,以此反映城市的空间发展模式。对此,我们使用欧洲航天局(European Space Agency)公布的世界陆地覆盖数据集,提取了2000—2015年中国281个地级城市的陆地覆盖数据,计算了每座城市的几何形态指标。二是克服城市形态本身的内生性,系统评估其对创新绩效的影响。我们根据中国历史上四次经济普查中的人口数据以及地理约束特征构造了外生的冲击作为工具变量进行两阶段最小二乘估计(2SLS),科学识别城市形态对创新影响的因果效应。三是解释城市形态对创新影响的可能机制与渠道。基于新经济地理学理论,我们从集聚与知识溢出角度阐述了城市形态对创新产生影响的直接与间接渠道。利用专利引用信息以及空间遥感人口数据检验了几何形态影响城市创新的直接与间接机制。

本文的边际贡献主要体现在以下三个方面。第一,与以往关注城市空间发展模式经济绩效的研究相比(Glaeser等,1992;Li和Liu,2018),我们直接量化城市形态趋向紧凑或松散对创新产生的影响,这为探讨何种城市几何形态更具积极意义提供了有力的证据。第二,相比Harari(2020)在研究中专注于城市间一般均衡展开分析,本文尝试重点关注城市内的知识互动,对于厘清城市几何形态如何作用城市内部的经济活动进行了一定的深化与拓展。第三,区别于围绕城市密度展开的研究(Carlino等,2007;Carlino和Kerr,2015;Duranton和Kerr,2015;王永进、张国锋,2015),我们从城市横向空间发展模式(几何形态)视角切入,研究城市内部要素横向空间分布对知识溢出的影响,这为研究城市集聚与知识溢出提供了一些新的思路。

本文余下的部分安排为:在第二部分梳理针对城市形态与创新的相关文献并阐述了城市形态影响创新的渠道与机制;第三部分介绍了本文主要估计模型与识别策略;第四部分展示了基准回归结果、内生性考虑以及一系列稳健性检验;第五部分为进一步分析;第六部分进行了总结并提出政策建议。

## 二、文献综述与理论机制

### (一)文献综述

纵观现有文献,研究依然是围绕城市空间发展模式与城市增长相关话题而展开,而关于城市空间发展模式与创新的关系,学者们重点分析城市内部趋于集聚或分散对知识溢出的影响。

Andersson等(2005)通过分析瑞典专利空间分布,将专利活动与本地化和城市化经济、产业结构和规模分布以及人力资本的区域分布联系起来,验证了人口密度、劳动密度与城市专利存在正相关关系。Carlino等(2007)使用美国大都市区人均专利数量作为创新强度的代理变量,在剥离城市规模的影响后,证实了城市密度对创新的正向影响。Knudsen等(2008)通过构造创造资本与城市密度交互项验证了高密度创造性个体将进行频繁的面对面互动,从而促进知识溢出。王永进和

张国锋(2015)从微观视角尝试分析中国城市整体的人口密度上升能否通过刺激行业沟通外部性进而刺激企业创新,验证了高密度集聚对企业创新的正向影响。Hamidi 和 Zandiatashbar(2019)从区域以及街区两个层面,结合人口密度构造城市形态指数考察了城市内部人口集聚对创新的影响,得出了相似的结论。王峤等(2021)通过测度城市整体的多中心发展程度,结合城市规模分析了多中心化发展对城市创新的影响,肯定了中国当前单中心发展的积极作用。通过以上文献总结不难发现,直接研究空间发展模式对创新影响的研究相对较少,且着重考察城市内部局部密度、多中心等空间发展模式的研究没有充分重视地理空间阻碍与知识溢出的重要关系,大部分研究在剥离城市规模因素后企图捕捉内在机制与因果效应,难以准确观测要素空间分布对城市内部知识溢出的影响。

与本文最为相关的研究是 Harari(2020)关于印度城市几何形态经济收益的分析。她采用城市几何形态指标较为准确地测度印度城市的空间发展变异,着重分析在空间一般均衡下,城市形态变异所导致的城市人口、工资、租金等方面增长的变异,并且从城市公共服务、通勤、集聚等方面阐述了背后的机制。此外,国内的研究如刘修岩等(2019)、方颖和白秀叶(2022)也尝试在几何形态的基础上尝试分析城市内部一般均衡状态下的劳动生产率与公共服务可获得性受到的冲击。然而,Harari(2020)的研究覆盖的是城市增长方面的问题,主要解释了城市形态变异如何影响城市增长及其内在机制,并未针对城市创新、研发以及知识溢出等相关问题做出深入探索,城市几何形态变异能否影响城市内部的知识流扩散也没有得到解答,这为本文研究提供了进一步拓展的空间。

## (二)理论机制

基于城市间一般均衡视角分析城市空间发展模式对创新的影响,虽然可以考察城市规模增长或要素的跨地区流动导致的城市间的创新差异,但知识溢出存在典型的空间局限性(Duranton 和 Puga,2020)。这意味着从城市内部视角来分析空间发展模式对创新的影响可能更为合适。城市形态对于创新的影响主要可分为两种渠道:直接机制与间接机制。直接机制在于城市形态趋于松散化会抑制城市内部的知识溢出;间接机制则是指松散的城市形态会抑制城市内部集聚中心的形成,进而消解集聚带来的知识溢出外部性。

城市形态松散化会增加知识流之间的地理距离与通勤难度,阻碍知识流的扩散。城市规划与景观学者认为圆形城市最为紧凑,若城市逐渐演化为偏离圆形的松散化形态,其内部可达性将大大降低(Angel 等,2020;Harari,2020)。城市内部的知识溢出不断提升人力资本,进而加快新思想的产生(Feldman 和 Florida,1994;Anselin 等,2000)。知识溢出有助于创新生产力提升,而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 和 Strange,2008),形成创新所需的知识流会随着通勤距离的加大而呈现快速衰减(Rosenthal 和 Strange,2004;Combes 和 Gobillon,2015),因此空间距离在知识传播过程中有显著的阻碍作用(Jaffe 等,1993;梁琦,2004;刘修岩等,2022)。根据以上分析,本文提出假说 1a 和假说 1b。

假说 1a:城市形态趋于松散化会对城市创新水平产生负向影响。

假说 1b:城市几何形态影响创新的直接机制在于,松散化形态导致的城市分散化发展会增加知识间的地理空间距离,阻碍知识溢出。

城市形态趋于松散化还会阻碍城市内部局部集聚中心的形成,从而对创新带来不利影响。从单个城市角度看,其内部形态也可大致分为“紧凑区域”和“松散区域”两个部分,“松散区域”相比“紧凑区域”一般有着更大的地理障碍,便利性也相对更差。当城市的几何形态逐渐背离紧凑的圆形,其松散区域的比重增加,城市“松散区域”的可达性进一步恶化(Harari,2020)。在这种情况下,

人们没有足够的意愿选择向“松散区域”集聚,会优先选择“紧凑区域”。因此,“紧凑区域”更容易成为城市的集聚中心。但由于具有松散形态的城市往往会分布更多的“松散区域”,其“紧凑区域”面积则相对较小,因而所形成的集聚中心规模就不够大。出于城市承载力与内部的房价等因素的考虑,最终依然会有人口<sup>①</sup>向“松散区域”流动,这样在城市内部形成人口流动的均衡,但是形态松散的城市“松散区域”的分布也较为分散,这些区域难以组成有效的集聚。随着城市集聚趋势被瓦解,城市创新也会受到影响。据此,本文提出假说 2。

假说 2:城市几何形态影响创新的间接机制在于,松散化形态会阻碍城市内的局部集聚中心的形成。

### 三、识别策略与数据

#### (一) 识别策略

我们需要关注的识别威胁在于,在进行实证分析过程中,由于形态指数测度误差以及遗漏变量等问题,估计效应中可能包含城市一些其他特征的影响。例如,城市形态指数较大的城市,可能也往往是规模较大和经济发展水平较高的城市,而这些因素都与创新有直接关系,我们所估计的所谓因果效应可能是来自这些因素的作用。因此,我们在基准回归中使用 OLS 估计,并尝试尽可能控制城市层面与创新有关的干扰因素,以保证所识别的效应更接近因果事实。我们根据经典的创新产出函数,将城市形态纳入集聚经济中(傅十和、洪俊杰,2008;Carlino 和 Kerr,2015):

$$\ln innovation_{c,t+3} = \alpha_0 + \alpha_1 \times urbanshape_{c,t} + X_{c,t} + \lambda_t + \varphi_c + \varepsilon_{c,t} \quad (1)$$

其中, $innovation_{c,t}$  表示城市层面创新水平。考虑到创新存在的时滞效应以及可能存在的互为因果的风险,我们参考 Carlino 等(2007)以及 Agrawal 等(2017)等学者的识别规范,将创新水平前置 3 期,使用  $innovation_{c,t+3}$  作为被解释变量; $urbanshape_{c,t}$  表示城市形态,从城市层面进行考量; $X_{c,t}$  代表城市层面影响知识溢出的其他特征; $\lambda_t$  表示时间固定效应,控制全国层面的政策冲击; $\varphi_c$  为城市层面固定效应,控制城市层面难以观测的非时变特征,如城市是否为省会、自然舒适度等因素; $\varepsilon_{c,t}$  为随机误差项。我们需要关注回归后  $urbanshape_{c,t}$  的系数。

#### (二) 变量、数据与处理

##### 1. 创新

本文将从专利产出角度来测度城市层面创新水平。专利数据在调查知识生产中越来越被重视,其作为知识溢出的直接反映,能够较为精准地衡量创新水平。我们选取城市层面整体的已授权所有专利数量以及发明专利数量作为创新绩效衡量指标。专利数据主要来自中国国家知识产权局统计的中国专利文件,<sup>②</sup>我们提取了数据库中已授权的专利文件,截取文件中提供的专利第一申请人与地址信息,根据地址将专利文件与我们研究的样本城市相匹配,最后根据城市中所匹配的专利文件以及专利申请的时间进行计数,形成了关于专利的城市-申请年份的面板数据集。将计算好的所有专利授权数量以及发明专利授权数量加 1 后取自然对数构建变量  $\ln patent$ (所有专利

① 这里的人口侧重的是职业人口,参与创新与生产。

② 由于后文机制验证的需要,我们将专利文件与 Google Patent 中专利相关信息进行匹配,收集了样本涉及专利的详细引用连接信息(包括引用以及被引用)。

授权数量对数)与  $\ln patent_i$ (发明专利授权数量对数),如模型设计中提到考虑到的滞后要求,我们将前推处理后的  $\ln patent_{i+3}$  和  $\ln patent_{i+3}$  作为被解释变量进行回归,并且我们在回归中控制了当期的城市创新水平,即  $\ln patent$  与  $\ln patent_i$  以剥离城市创新基础对城市创新水平的影响。因此,我们实证设计中使用的创新相关变量数据时间跨度实际为 2000—2018 年。

2. 城市几何形态

本文需要考察的核心变异为城市几何形态的变化,而既有研究针对城市形态的测度较为丰富,我们核心的思路实则是参照 Angel 等(2020)设计的“城市断裂性”指数作为几何形态的代理变量,即计算城市区域内各点之间的平均距离。<sup>①</sup> 该指标的特殊性在于其在考察城市扩张过程中外扩轮廓规则性以及形状的同时还能反映城市内部的紧凑性。

当然在计算形态之前,我们需要识别城市的范围。我们根据 2000—2015 年欧洲航天局的陆地覆盖数据提取了中国的城市区域(Urban Area)<sup>②</sup> 栅格地图。我们将 Harari(2020)的方法做了优化,并没有使用灯光与人口分布数据直接识别,避免设定人口阈值导致的随意性与灯光的溢出效应。然后,我们将该分辨率为 300m×300m 的栅格地图转化为矢量地图,通过 ArcGIS 筛选出每一座城市内部最大的连续城市区域多边形<sup>③</sup>(下文简称“多边形”),以此作为城市的实际范围,并且计算了该“多边形”的面积并取自然对数  $\ln shapearea$ ,作为控制变量中的一项。

提取出“城市范围”后,直接将范围内代表城市区域的陆地覆盖栅格的质心作为计算的基础点合集,计算各个栅格之间的平均距离作为几何形态指数。该指数能够较好地刻画城市的几何形态,而几何形态能更为直观地反映城市空间发展模式,具体的计算公式如下:

$$urbanshape_{c,t} = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N d_{x,y}}{N(N-1)}$$

(2)

$d_{x,y}$  为城市内任意两点之间的距离,该指标的含义则是:指数越大时,城市越趋于松散、断裂的几何形态;而反之,城市几何形态则越趋于紧凑。这一准则也是来源于城市规划与景观的学者,他们认为圆是最紧致的形态,即在控制城市面积的情况下圆形内部各点之间的平均距离是最短的(Angel 等,2020)。那么当指数不断增加,则形态越来越偏离圆形,也就越松散。

3. 城市其他特征

本文在识别过程中还需要剥离城市层面其他对城市创新水平可能产生影响的扰动因素。我们控制城市层面人均生产总值自然对数( $\ln gdp\ per\ capita$ )、城市中高校在校生人数占市辖区人口比重( $education$ )、城市中每万人拥有的高校数量并取自然对数( $\ln university$ )、人均道路面积自然对数( $\ln road\ per\ capita$ )、城市政府 R&D 支出占比( $r\&d$ )、城市层面第二产业以及第三产业各自的劳动力占比( $second, third$ )、城市固定资产投资占 GDP 比重( $investment$ )、政府财政净余额占 GDP 比重( $fiscal\ balance$ )、城市市辖区人口规模的自然对数( $\ln population$ )以及劳动力占人口规模的比重( $labor$ )并加入了城市最大连续建成区面积的自然对数( $\ln shapearea$ )与城市市辖区行政规划面积

① 这里计算距离是基于栅格质心的经纬度计算的欧几里得距离。

② 这一图层是欧洲航天局根据全球人类居住区图层(Global Human Settlement Layer)以及全球城市足迹图层(Global Urban Footprint)进行整合得出,能够较为准确地捕捉城市范围。

③ 这一概念也是参照 Harari(2020)的思想,我们可以认为城市内部主要的经济活动发生在这一城市范围内。

的自然对数( $\ln urbanarea$ )。上述的数据中人口规模数据来自 LandScan 人口数据,<sup>①</sup>城市最大连续建成区面积来自欧洲航天局的陆地覆盖数据,其余变量均来自《中国城市统计年鉴》,结合上文提到的城市形态与创新样本,我们保留了对应 2000—2015 年 281 个地级市的 4599 个城市-时间样本。<sup>②</sup>

四、实证分析

(一) 基准回归

根据上文提出的基准回归模型(1),我们使用 2000—2015 年的经验数据进行回归,表 1 展示了所有的基准回归结果。第(1)列中我们使用 OLS 回归,控制时间与城市固定效应,加入城市形态( $urbanshape$ )、通勤城市的面积( $\ln shapearea$ ),我们能够观测到城市形态系数为负且通过 1% 的显著性检验。在第(2)列中我们加入城市人口规模( $\ln population$ )等其他控制变量,依然得出了相似的结果。第(3)列与第(4)列回归以城市发明专利总数作为被解释变量,依然捕捉到了显著的负向影响。随后,我们参照 Agrawal 等(2017)的控制规范对于模型进行改进,额外控制当期的专利总数( $\ln patent$ )和发明专利总数( $\ln patent_i$ ),可以剥离创新基础对于效应的干扰。在第(5)列至第(8)列的回归中我们采取这样的控制规范,观测到城市几何形态的系数依然显著为负。以第(6)列和第(8)列回归结果为例,城市内部任意两点之间的平均距离每增加 1 公里,则平均而言未来三年城市的专利水平会下降 12.59%,发明专利水平会下降 12.65%,或者我们可以理解为,当城市内部任意两点之间的平均距离每增加一个标准差(约 4.1766 公里),则未来三年城市专利总数下降 52.58%,城市发明专利总数下降 52.83%,不难发现,城市趋于较为松散的形态会对创新水平在经济意义上造成显著的负向影响,对城市的创新绩效产生损害,整体结果验证了假说 1a。

表 1 基准回归:城市形态与创新

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	$\ln patent_{t+3}$	$\ln patent_{t+3}$	$\ln patent_i_{t+3}$	$\ln patent_i_{t+3}$	$\ln patent_{t+3}$	$\ln patent_{t+3}$	$\ln patent_i_{t+3}$	$\ln patent_i_{t+3}$
$urbanshape$	-0.0751*** (0.0246)	-0.0982*** (0.0250)	-0.0434* (0.0250)	-0.0751*** (0.0229)	-0.1290*** (0.0206)	-0.1259*** (0.0223)	-0.1234*** (0.0239)	-0.1265*** (0.0225)
$N$	4599	4083	4599	4083	4599	4083	4599	4083
Adjusted $R^2$	0.9672	0.9701	0.9515	0.9574	0.9714	0.9726	0.9583	0.9620
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在 1%、5%和 10%的水平下显著;括号里为聚类至城市层面的稳健标准误。下同。

(二) 内生性考虑

本文核心目的是捕捉城市形态与城市创新之间的因果关系,虽然我们在识别策略部分分析了

① LandScan 全球人口动态分布数据是由美国能源部橡树岭国家实验室(ORNL)开发,其根据各地的人口普查数据、行政区划数据、Landsat TM 影像数据、道路数据、高程数据、坡度数据、海岸线数据和高分辨率的卫星影像及夜间灯光数据,综合采用地理信息系统、遥感影像与多元分区密度模型相结合的方法,生成世界范围内 30 秒分辨率的活动人口分布数据库,该数据下载地址为:<http://web.ornl.gov/sci/landscan/>。  
 ② 由于篇幅限制这里并未报告描述性统计,如感兴趣,可来信索取。



可能的识别威胁,且在基准部分做了尝试,但城市形态和创新活动水平之间可能依然存在潜在的内生性问题,使在效应识别阶段面临挑战。一方面,即使中国政府在进行城市规划过程中不会完全因为局部区域创新水平高低而改变几何形态,但政府依然可能受到已有创新发展水平影响而产生对未来创新水平的预期。我们虽然控制了城市层面的创新基础,但对于部分地区的局部区域创新微观基础难以控制,这一问题虽不是十分严重,但不排除其会导致互为因果。另一方面,识别过程中存在遗漏变量偏误,城市创新活动水平受到诸多因素的影响,当然这一点我们在基准识别中通过较为严格的控制能够进一步缓解,但依然可能存在难以观测的城市层面时变干扰冲击的风险,例如中国不同区域、城市可能享受不同的政府创新支持等。因此,本文尝试从外生冲击的角度出发,构造城市形态的工具变量。自然地理因素与历史因素在城市经济领域都是较为优良的外生冲击 (Combes 和 Gobillon, 2015; Ahlfeldt 和 Pietrostefani, 2019),能够保证一定的外生性。

基于数据可得性,我们参考 Harari (2020) 的做法,结合城市地理开发约束与历史人口规模构造工具变量以尝试对内生性问题进行进一步考虑。通过历史因素预测城市人口规模,假设城市遵循历史上的人口增长率,样本期内的多边形规模应该如何。再在这一预测规模的基础上,进一步模拟仅考虑城市地理因素情况下的城市形态。我们收集了中国自 1949 年之后进行的 1953 年、1964 年、1982 年以及 1990 年四次人口普查数据,提取了其中各个城市的常住人口规模并计算了 1990 年人口密度  $popdensity_{1990}$ 。

我们将这四年的城市人口规模作为被解释变量,对年份进行回归,根据如下模型预测每个城市 1953—2015 年的常住人口规模  $popproject_{c,t}$ :

$$population_{c,1953,1964,1982,1990} = \alpha_0 + \alpha_2 \times year + \varepsilon_{c,t} \tag{3}$$

然后我们再以 2000—2015 年城市最大连续城市区域面积为被解释变量根据以下模型进行回归:

$$areaproject_{c,t} = \alpha_0 + \alpha_3 \times popproject_{c,t} + \alpha_4 \times popdensity_{1990} + \lambda_t + \varepsilon_{c,t} \tag{4}$$

其中,我们加入了 1990 年的人口密度,以及年份固定效应,然后计算出线性拟合值  $areaproject_{c,t}$ ,该预测值的含义为假设城市按照历史人口增长并保持 1990 年人口密度不变的假设下“通勤城市”可能的最大面积。然后假设城市是以质心为圆心的圆形,按照以下公式计算出每个城市对应的半径  $rproject_{c,t}$ :

$$rproject_{c,t} = \sqrt{\frac{areaproject_{c,t}}{\pi}} \tag{5}$$

我们在 1990 年城市土地覆盖类型地图上,<sup>①</sup>根据建成区提取出其质心,并以城市圆心与半径在中国土地覆盖类型 300m × 300m 栅格地图上圈出我们所预测的多边形范围,最后提取出平均坡度小于 15 度以及非水体的土地栅格,识别出在施加地理约束后预测的多边形。根据上文构建城市形态指数的方式,计算当前识别出的多边形内各点之间的距离,以构建工具变量——“潜在城市几何形态”(Potential Urbanshape)。

2SLS 回归结果如表 2 所示,第(1)列与第(2)列展示了第一阶段的回归结果,工具变量的系数显著为正,说明我们根据历史因素与地理因素构造的工具变量能够正向驱动核心的解释变量——城市

① 1990 年城市土地覆盖类型地图来自中国科学院资源环境科学与数据中心公布的 1990 年中国土地利用现状遥感监测数据。

形态。工具变量的 Kleibergen-Paaprk Wald F 统计量超过了 10 左右的经验临界值,说明工具变量通过弱工具变量检验。第(3)列与第(4)列为第二阶段的回归结果,显示城市形态的系数均显著为负,说明在尝试解决内生性问题的情况下,我们依然能够捕捉到城市形态松散化会抑制城市创新水平的因果关系。当然,我们所估计出的效应与基准结果相比有一定的上升,说明在经过基准回归的规范控制后,剩余可能的潜在内生性并不会改变城市形态对创新影响的方向,但有可能使负向效应存在低估。

表 2
 工具变量回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	第一阶段回归		第二阶段回归	
	<i>urbanshape</i>	<i>urbanshape</i>	$\ln patent_{i+3}$	$\ln patent_{i+3}$
<i>potential urbanshape</i>	0. 6390 *** (0. 1532)	0. 5869 *** (0. 1490)		
<i>urbanshape</i>			- 0. 3986 *** (0. 1273)	- 0. 3729 ** (0. 1492)
<i>N</i>	3688	3688	3688	3688
Adjusted R <sup>2</sup>	0. 9750	0. 9759	0. 0226	0. 0852
KPW F 统计量			17. 392	15. 511
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes

(三)稳健性检验

1. 改变城市形态测度方法

城市形态可以从多个维度测度,城市内部任意两点之间的平均距离仅是其中之一,城市形态的几何学测度也可以反映在城市内部各点至城市中心的平均距离或是城市内部任意两点间的最大距离上(Harari,2020)。我们以城市内部各点至城市中心的平均距离(*remotness*)以及城市内部任意两点间的最大距离(*range*)作为主要解释变量重新回归以进行稳健性检验,回归结果如表 3 第(1)、(2)列所示,无论是城市内部各点至城市中心的平均距离还是城市内部任意两点间的最大距离,它们反映出城市形态的松散化都会导致城市创新水平下降。

2. 加入更多的控制变量

我们引入城市人均地铁线路数量变量,同时为了进一步区别城市几何形态与城市多中心、城市蔓延,以避免我们估计的结果中包含城市多中心、城市蔓延等空间发展模式的效应,我们加入了城市多中心结构与城市蔓延代理变量,<sup>①</sup>并且考虑到城市官员特征可能会同时影响形态与创

① 城市多中心的测度方法参考 Li 和 Liu(2018)的研究,通过 LandScan 全球人口动态分布数据识别城市人口中心,然后计算几何中心间的地理距离以表征 2001—2016 年城市多中心空间结构指数,其捕捉了城市内部的次中心数量、次中心人口占主中心人口比重以及各个中心重要性的离散程度(重要性为中心人口乘以中心与主中心间的地理距离);而 2000—2013 年城市蔓延指数参考秦蒙等(2019)的测算方法,即计算市区中人口密度低于和高于全国平均值的区域面积占该市总面积的各自比重。这里需要说明的是,由于数据的缺失,我们计算的多中心与蔓延指数不能覆盖到基准回归中的 2000—2015 年。因此,在控制多中心以及蔓延后的样本期为 2001—2013 年。



新,回归还额外加入了当年的市长与市委书记是否为新上任。回归结果如表 3 第(3)列所示,城市形态的系数在进行模型改进后依然为负向,且通过 1% 的显著性检验。

3. 标准化城市形态指数

在基准回归中,我们在估计城市形态效应时控制“通勤城市”的面积。参考 Harari (2020) 的稳健性处理规范,我们可以对城市形态指数进行标准化,将“通勤城市”的面积因素剥离。我们将城市内部最大连续的建成区看作圆形,则代表面积的核心因素是圆形的半径  $r$ 。因此我们将城市形态指数除以半径  $r$  作为解释变量重新回归,结果如表 3 第(4)列所示,结果稳健。

4. 比较城市间差异

从形态角度来刻画城市空间发展模式都会遇到类似的问题:形态指标随时间的变化较小。因此,多数文献使用截面数据进行研究 (Duranton 和 Puga, 2020)。而我们在考虑城市形态对创新的影响时不仅要考察城市自身形态变动的影响,更应该对比不同城市之间形态差异带来的影响,且在研究创新时不少研究也通过使用历史更为悠久的历史核心变量考察因果效应 (Carlino 等, 2007)。因此,我们参照 Agrawal 等 (2017) 的做法增加被解释变量与解释变量之间的时滞,使用 2000 年的城市解释变量对 2018 年的创新水平进行回归,回归结果如表 3 第(5)列所示,松散城市形态导致的负向影响依然显著。

表 3 稳健性检验一

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	$\ln patenti_{t+3}$	$\ln patenti_{t+3}$	$\ln patenti_{t+3}$	$\ln patenti_{t+3}$	$\ln patenti_{t+3}$
<i>remotness</i>	-0.0693 ** (0.0321)				
<i>range</i>		-0.0359 *** (0.0057)			
<i>urbanshape</i>			-0.1224 *** (0.0247)	-0.2419 ** (0.1017)	-0.1041 ** (0.0484)
<i>N</i>	4086	4083	3296	4083	255
Adjusted R <sup>2</sup>	0.9612	0.9620	0.9582	0.9604	0.6798
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
省份 × 年份固定效应	No	No	Yes	No	No

5. 剔除部分特殊样本

第一,直辖市往往有较大的建成区和较多的居住人口,是直属中国政府管理的省级行政单位,因此在样本期内,直辖市受到的政策支持或是规划干预与普通地级市不同,甚至直辖市会接受更多的创新支持政策等,这些因素会对回归结果产生较大的干预。因此,我们将样本中直辖市样本进行剔除并进行稳健性检验。第二,在中国的省级行政区划内,也有省会城市与非省会城市之分,省会城市相比非省会城市往往也可能享受更多的经济建设与政策倾斜,我们针对这些城市样本进行剔除并进行稳健性检验。第三,依然是针对城市发展情况,中国国务院于 2014 年下发《关于调

整城市规模划分标准的通知》，其中将城市按照规模划分为小型城市、中型城市、大型城市、特大型城市、超大型城市等，<sup>①</sup>我们剔除了超大型城市与特大型城市。第四，我们将中国 23 座主要海港城市<sup>②</sup>样本全部剔除重新回归。表 4 展示了回归结果，可以发现效应均显著为负。

表 4

稳健性检验二

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\ln patenti_{i+3}$	$\ln patenti_{i+3}$	$\ln patenti_{i+3}$	$\ln patenti_{i+3}$
<i>urbanshape</i>	- 0. 1197 *** (0. 0236)	- 0. 1271 *** (0. 0219)	- 0. 1279 *** (0. 0238)	- 0. 1267 *** (0. 0280)
<i>N</i>	4025	3928	3687	3758
Adjusted R <sup>2</sup>	0. 9604	0. 9578	0. 9589	0. 9590
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes

五、进一步分析：异质性与机制讨论

（一）异质性分析

城市形态对创新的影响可能会因城市创新强度的不同而存在差异，我们计算了当期的城市人均专利数量（当被解释变量为发明专利时，还计算了人均发明专利数量），并且计算每座城市在样本期内的均值，然后按照该均值的中位数将城市分类为高创新强度城市与低创新强度城市。进行分组回归后结果如表 5 第（1）、（2）列所示，高创新强度分组的城市形态系数绝对值更大，结合 SUR 检验可以看出分组之间的效应存在显著差异，因此高创新强度的城市中松散城市形态的不利影响更为明显。而城市内部克服距离障碍则需要借助交通设施，但在交通设施较发达的城市中几何形态松散化的不利影响可能因为良好的可达性而被减弱。我们根据 2011 年百度 POI 数据，按照地理编码提取了中国所有的公交站分布并且计算了每个城市的公交站密度，最后根据该密度将城市分为交通设施发达与欠发达两组，然后进行回归。回归结果如表 5 第（3）、（4）列所示，可以看出，在交通设施更发达的城市中形态系数绝对值更小，结合 SUR 检验可以看出分组之间的效应差异是显著的。

① 详细的划分准则与类别为：城区常住人口 50 万以下的城市为小城市，其中 20 万以上 50 万以下的城市为 I 型小城市，20 万以下的城市为 II 型小城市；城区常住人口 50 万以上 100 万以下的城市为中等城市；城区常住人口 100 万以上 500 万以下的城市为大城市，其中 300 万以上 500 万以下的城市为 I 型大城市，100 万以上 300 万以下的城市为 II 型大城市；城区常住人口 500 万以上 1000 万以下的城市为特大城市；城区常住人口 1000 万以上的城市为超大城市。

② 我们所剔除的港口城市包括：天津、上海、唐山、秦皇岛、沧州、大连、营口、南京、苏州、南通、连云港、宁波、舟山、青岛、烟台、日照、福州、厦门、泉州、广州、深圳、湛江以及防城港。

表 5 异质性:创新强度以及交通设施异质性

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\ln\text{patenti}_{t+3}$	$\ln\text{patenti}_{t+3}$	$\ln\text{patenti}_{t+3}$	$\ln\text{patenti}_{t+3}$
<i>urbanshape</i>	-0.1691 *** (0.0290)	-0.0794 ** (0.0342)	-0.0860 *** (0.0288)	-0.1861 *** (0.0348)
<i>N</i>	2106	1977	2140	1943
Adjusted R <sup>2</sup>	0.9649	0.9425	0.9642	0.9595
SUR chi2	8.93		13.66	
P 值	0.0028		0.0002	
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes

注:第(1)列样本为创新能力较强的城市;第(2)列样本为创新能力较弱的城市;第(3)列样本为交通设施发达城市;第(4)列样本为交通设施欠发达城市。

(二)机制检验

1. 直接机制:整体的分散化趋势与本地知识溢出

学者们认为专利的引用信息是知识溢出的“噪声”,基于专利引用的连接信息实际是通过捕捉“文献踪迹”的方式观测知识溢出的过程(Jaffe 等,1993;Carlino 和 Kerr,2015;刘修岩、王峤,2022)。松散城市形态从城市整体来看导致城市趋于分散化趋势,其本身表征着城市内部各个地点之间地理距离增大,因此知识之间的地理阻隔会使它们之间的相互交流与学习频率受到抑制。我们通过爬虫结合 Google Patent 数据库收集了最具代表性的工业企业发明专利引用信息,根据每件专利中的引用信息统计出每个城市每年申请授权专利引用同城市其他专利的总次数(*sameciting1*),将其作为被解释变量,根据基准模型(4)进行回归,并剔除了样本期内从未发生引用的样本。回归结果如表 6 第(1)列所示,可以看出,城市几何形态的松散化会引起未来城市内部知识溢出活动频率下降。进一步,我们统计出每件专利引用同城市其他专利的次数(*sameciting2*)作为被解释变量,根据以下模型进行回归:

$$\text{sameciting}_p = \alpha_0 + \alpha_1 \times \text{urbanshape}_{c,t} + X_{c,t} + \eta_{i,t} + \lambda_t + \varphi_c + \varepsilon_{c,t,p}$$

(6)

其中, $\eta_{i,t}$ 表示焦点专利 *p* 所属行业随时间变化的特征,我们可以通过控制专利所属 IPC 技术分类与时间交乘固定效应将其剥离。结果如表 6 第(2)列所示,城市形态系数依然显著为负。最后,为了更为深入地捕捉城市形态对知识溢出活动的直接影响,我们参考 Agrawal 等(2008,2017)以及 Duranton 和 Kerr(2015)的检验思路,采用更为细致的专利引证(专利-被引证专利)配对信息进行研究。将所有的发明专利文件,按照第一专利申请人地址确定每一条专利所在城市,然后比对专利与其引用专利是否处于相同的城市,设置虚拟变量(*sameciting3*)<sup>①</sup>,并且将模型(6)改进为以下模型重新回归:

$$\text{sameciting}_{p,q} = \alpha_0 + \alpha_1 \times \text{urbanshape}_{c,t} + X_{c,t} + \eta_{i,t} + \mu_{j,t} + \lambda_t + \varphi_c + \varepsilon_{c,t,p,q}$$

(7)

① 该虚拟变量为 1 表示我们关注的焦点专利 *p* 与引用专利 *q* 属于同一城市,0 则表示属于不同城市。

其中,  $\mu_{j,t}$  表示引用专利  $q$  所属行业随时间变化的特征, 我们可以通过控制专利所属 IPC 技术分类与时间的交乘固定效应以及 IPC 技术分类与引用专利申请时间的交乘固定效应进行剥离。我们认为城市形态属于城市内部的空间变异, 那么, 其对创新的影响也应该体现在城市内部的知识溢出中。因此, 城市内部知识的相互学习可能受到城市形态的影响, 而专利是否引用同城市的其他专利则能够较为直接地反映出上述影响。回归结果如表 6 第 (3) 列所示, 在控制城市与年份双向固定效应、焦点专利所属 IPC 技术分类与时间的交乘固定效应、被引证专利所属 IPC 技术分类与时间的交乘固定效应以及被引证专利所属 IPC 技术分类与引用专利申请时间的交乘固定效应等高维固定效应后, 城市形态的系数显著为负, 说明当城市形态趋向松散化会抑制专利向同城市的其他专利引用, 阻碍城市内部的知识溢出。

而城市内部知识溢出频率受到抑制是否归因于地理阻碍的增加? 这一点依然需要检验, 我们按照第一专利申请人地址进行地理编码, 提取所有专利所在地址的经纬度, 通过经纬度计算焦点专利与引用专利之间的欧氏地理距离, 用以测度知识之间的地理障碍。我们尝试通过观察城市形态对这些“配对距离”的影响, 来更为直接地验证城市距离如何影响城市内部的本地化知识溢出。根据模型 (7) 的规范, 我们将被解释变量替换为焦点专利与同城市引用专利之间的欧氏地理距离 (*citingdist1*), 回归结果表 6 第 (4) 列所示, 城市形态的系数显著为正, 说明松散的城市形态会增加焦点专利与其引用同城市专利之间的地理距离。我们还将焦点专利与其引用的其他城市的专利之间的地理距离 (*citingdist2*) 作为被解释变量进行回归, 结果如表 6 第 (5) 列所示, 发现系数并不显著, 说明城市形态的恶化主要会增加城市内部专利与其引用的同城市知识流之间的地理阻隔。最后, 我们将所有的规模以上工业企业<sup>①</sup>地点以及其引用的其他专利所在地点汇总为潜在的“知识区位”集合并将各个区位进行地理编码, 计算每个城市内部各个“知识区位”与其他“知识区位”之间的平均距离 (*distributiondist*), 然后以该变量作为被解释变量, 根据以下模型进行回归:

$$distributiondist_i = \alpha_0 + \alpha_1 \times urbanshape_{c,t} + X_{c,t} + \lambda_t + \psi_n + \varepsilon_{c,t,p,q} \tag{8}$$

由于城市内部各个“知识区位”与其他“知识区位”之间的平均距离是将所有的区位汇总后计算, 故该变量不存在时间上的变异, 因此我们没有控制城市固定效应, 仅控制了省份固定效应, 回归结果如表 6 第 (6) 列所示, 城市形态的系数显著为正, 说明城市形态松散化会增加城市内部知识间的地理距离, 使得各个知识所在的区位分布更为分散, 分布距离的增加使得专利研发过程中对于城市内部其他知识的获取难度更大, 需要扩大获取范围, 进而抑制了城市内部的知识溢出强度, 最终影响城市创新水平, 与假说 1b 相符合。

表 6 机制检验——本地化知识溢出机制						
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>sameciting1</i>	<i>sameciting2</i>	<i>sameciting3</i>	<i>citingdist1</i>	<i>citingdist2</i>	<i>distributiondist</i>
<i>urbanshape</i>	-0.0761 ** (0.0305)	-0.0056 ** (0.0023)	-0.0039 * (0.0023)	3.5811 * (1.8799)	-3.6916 (3.2295)	0.8125 ** (0.3472)
<i>N</i>	3065	5045754	2121129	465526	1652266	6714662
Adjusted R <sup>2</sup>	0.9092	0.0985	0.1105	0.2034	0.1529	0.0179

① 由于 2011 年规模以上标准进行了调整, 我们将样本期内的工业企业进行了规模以上标准统一, 以新标准作为最终标准。

续表 6

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>sameciting1</i>	<i>sameciting2</i>	<i>sameciting3</i>	<i>citingdist1</i>	<i>citingdist2</i>	<i>distributiondist</i>
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	No
省份固定效应	No	No	No	No	No	Yes
年份固定效应	Yes	No	Yes	No	No	Yes
引用专利所属 IPC 技术分类 × 年份固定效应	No	Yes	No	Yes	Yes	No
被引用专利所属 IPC 技术分类 × 年份固定效应	No	No	Yes	Yes	Yes	No
引用专利所属 IPC 技术分类 × 被引用专利申请 年份固定效应	No	No	Yes	Yes	Yes	No

2. 间接机制：城市内的局部分散化趋势

在直接机制验证中,我们通过城市形态松散化抑制本地化知识溢出的分析,可以捕捉到部分有关局部化逆集聚的证据,因为城市内部的局部集聚变异主要影响本地化知识溢出,但考虑到需要详细说明这一问题,故我们尝试提供更为详细的证据。我们参考 Roca 和 Puga (2017) 以及 Henderson 等 (2021) 的方法,构造经济密度等一系列指标用来测度城市内部的集聚状况并尝试捕捉间接渠道。

我们首先参考 Henderson 等 (2021) 的方法计算了第一个经济密度变量  $\ln PPD$ ,计算方法如下：

$$PPD_{c,t} = \sum_n^{N_c} p_{c,n,t} \frac{p_{c,n,t}}{p_{c,t}} = PD_{c,t} \times \left[ 1 + \frac{\text{var}(p_{c,n,t})}{PD_{c,t}^2} \right] = PD_{c,t} \times [1 + cv(p_{c,n,t})^2] \tag{9}$$

其中, $cv(p_{c,n,t})$ 表示城市密度的变异系数, $p_{c,n,t}$ 为城市  $c$  中栅格  $n$  内的人口, $PD_{c,t} = \frac{\sum_n^{N_c} p_{c,n,t}}{N_c}$ 为城市平均人口密度。

然后我们参考 Roca 和 Puga (2017)<sup>①</sup>的方法构造了第二个经济密度变量  $\ln RPA$ ,计算方法如下：

$$RPA_{c,t} = \sum_n a_{c,n,t} \frac{a_{c,n,t}}{a_{c,t}} = AD_{c,t} \times \left[ 1 + \frac{\text{cov}(a_{c,n,t}, p_{c,n,t})}{AD_{c,t}^2} \right] \tag{10}$$

<sup>①</sup>  $\ln RPA$  与上文中的  $\ln PPD$  的具体计算方法可以见原文,这里仅展示简单的计算公式,数据处理等细节没有做报告。

其中,  $\text{cov}(a_{c,n,t}, p_{c,n,t})$  表示  $a_{c,n,t}$  和  $p_{c,n,t}$  的协方差,  $a_{c,n,t} = \sum_{\kappa \in \kappa} p_{\kappa,c,t} e^{-\alpha d_{n\kappa}}$  为我们所关注的第  $n$  个栅格周围 5 公里内邻近栅格的加权人口,  $AD_{c,t} = \frac{\sum_{n=1}^{N_c} a_{c,n,t}}{N_c}$  则是根据加权人口计算的平均人口密度。

我们使用两个经济密度指标作为被解释变量进行回归, 结果如表 7 第(1)列与第(4)列所示, 城市形态的系数均显著为负。我们在计算两个经济密度过程中不难发现, 虽然  $\ln PPD$  以及  $\ln RPA$  都可以刻画城市内部是否形成显著的经济集聚中心, 但  $\ln PD$  表示的是城市每平方公里区域内人口数量,  $\ln AD$  则是经过邻里加权处理后的平均密度, 在我们控制城市面积的情况下, 这两个指标实际捕捉城市规模差异带来的劳动要素优势的效应。因此经济密度中变异项系数 ( $\ln cv$  和  $\ln cov$ )<sup>①</sup> 才是捕捉城市内部是否形成局部集聚的核心因素, 一方面为了更细致地考察城市形态对城市内部集聚状况的影响, 另一方面检查在城市面积相同以及人口规模相同的假设下是否将劳动要素向城市集聚这一动态过程剥离, 我们分别将  $\ln PD$ 、 $\ln cv$ 、 $\ln AD$  以及  $\ln cov$  四个指标作为被解释变量进行回归, 结果如表 7 第(2)列、第(3)列、第(5)列以及第(6)列所示, 我们发现在平均密度指标  $\ln PD$  和  $\ln AD$  作为被解释变量时城市形态系数并不显著, 而变异项系数  $\ln cv$  和  $\ln cov$  作为被解释变量时城市形态系数显著为负, 且系数与两个经济密度指标作为被解释变量时接近, 说明城市形态趋于松散化会阻碍城市内部局部尺度上集聚中心的形成。

表 7 间接机制——城市形态与空间集聚

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$\ln PPD$	$\ln PD$	$\ln cv$	$\ln RPA$	$\ln AD$	$\ln cov$
<i>urbanshape</i>	-0.0272 *** (0.0099)	-0.0003 (0.0044)	-0.0268 *** (0.0092)	-0.0664 *** (0.0108)	0.0003 (0.0044)	-0.0667 *** (0.0114)
<i>N</i>	3608	3608	3608	3571	3571	3571
Adjusted R <sup>2</sup>	0.9114	0.9941	0.9583	0.8363	0.9943	0.7698
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

六、结论与启示

本文以城市几何形态为主要研究视角, 分析了城市空间发展模式对创新的作用机制, 并使用来自中国 2000—2015 年城市专利数据、陆地覆盖数据等样本, 测算了中国历年来的城市形态变异, 识别城市形态对城市创新的因果效应。研究结果表明: (1) 城市形态趋于松散化对城市创新存在显著的负向影响, 这一效应在我们利用地理因素与历史因素构造工具变量进行因果识别后依然存在, 且在我们进行一系列的稳健性检验后负向效应依然稳健; (2) 在一系列异质性分析后发现, 创

①  $\ln cv$  是  $[1 + cv(p_{c,n,t})^2]$  的对数形式,  $\ln cov$  是  $\left[1 + \frac{\text{cov}(a_{c,n,t}, p_{c,n,t})}{AD_{c,t}^2}\right]$  的对数形式。



新能力较强的城市由于其更旺盛的知识需求更易于受到松散城市形态的损害,而城市内部交通设施的建设带来的可达性改善有助于缓解松散城市形态的危害,故在交通设施较为发达的城市形态效应相对更弱;(3)基于城市形态与创新影响的理论分析与机制检验,我们发现城市形态对于城市创新存在直接与间接两种渠道,松散形态导致的城市内部地理距离扩大,加大了知识溢出面对的地理障碍,进而抑制了城市内部的本地化知识溢出,而城市形态松散化会导致城市内部难以形成显著的集聚中心,城市内部可能的局部集聚受到抑制,集聚经济受到消解,这两条渠道最终都导致了城市创新水平受到限制。

结合本文的研究结论,我们提出如下政策建议。(1)政策制定者在推进城市化发展的进程中,需要密切注意城市规划发展的几何学要素,如空间形态等特征,积极促进城市紧凑型发展,优化城市内部创新环境。(2)在鼓励城市紧凑型发展的同时,应充分考虑知识溢出的局部性特征,重视城市内部的局部集聚。城市的规划与建设需要注重在内部打造创新集聚中心,在小尺度内凝聚创新资源,形成集聚优势,可以以高技术企业等创新个体为中心,打造集聚体,在规划城市时适当利用“开发区”“高新区”等特殊政策,同时将城市内部知识的空间部分考虑在内,适度调整具有技术创新潜力个体或企业办公地点的地理位置用地规划、建筑规划。(3)从城市整体规划来看,需要更为关注已经发展较为成熟的“创新型”城市,避免其在未来规划发展过程中出现过度松散化的趋势。此外,在把控城市几何形态发展的同时需要健全城市交通网络,尤其需要加快公共交通设施建设,进而改善城市内部各地间的可达性以缓解地理距离导致的交流与学习障碍。

#### 参考文献:

1. 方颖、白秀叶:《城市空间形态、公共服务空间均等化与居民满意度》,《经济学(季刊)》2022年第4期。
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》,《经济研究》2008年第11期。
3. 梁琦:《知识溢出的空间局限性与集聚》,《科学学研究》2004年第1期。
4. 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》,《管理世界》2017年第1期。
5. 刘修岩、秦蒙、李松林:《城市空间结构与劳动者工资收入》,《世界经济》2019年第4期。
6. 刘修岩、王峤:《知识溢出的边界效应——来自专利引用数据的证据》,《经济研究》2022年第11期。
7. 刘修岩、王峤、吴嘉贤:《城市快速轨道交通发展与企业创新》,《世界经济》2022年第7期。
8. 秦蒙、刘修岩、李松林:《城市蔓延如何影响地区经济增长?——基于夜间灯光数据的研究》,《经济学(季刊)》2019年第2期。
9. 王峤、刘修岩、李迎成:《空间结构、城市规模与中国城市的创新绩效》,《中国工业经济》2021年第5期。
10. 王永进、张国峰:《人口集聚、沟通外部性与企业自主创新》,《财贸经济》2015年第5期。
11. Agrawal, A., Galasso, A., & Oettl, A., Roads and Innovation. *Review of Economics and Statistics*, Vol. 99, No. 3, 2017, pp. 417 – 434.
12. Agrawal, A., Kapur, D., & McHale, J., How Do Spatial and Social Proximity Influence Knowledge Flows? Evidence From Patent Data. *Journal of Urban Economics*, Vol. 64, No. 2, 2008, pp. 258 – 269.
13. Ahlfeldt, G. M., & Pietrostefani, E., The Economic Effects of Density: A Synthesis. *Journal of Urban Economics*, Vol. 111, 2019, pp. 93 – 107.
14. Andersson, R., Quigley, J. M., & Wilhelmsson, M., Agglomeration and the Spatial Distribution of Creativity. *Papers in Regional Science*, Vol. 84, No. 3, 2005, pp. 445 – 464.
15. Angel, S., Franco, S. A., Liu, Y., & Blei, A. M., The Shape Compactness of Urban Footprints. *Progress in Planning*, Vol. 139, 2020, 100429.
16. Anselin, L., Varga, A., & Acs, Z., Geographical Spillovers and University Research: A Spatial Econometric Perspective. *Growth*

& Change, Vol. 31, No. 4, 2000, pp. 501 – 515.

17. Carlino, G. A., Chatterjee, S., & Hunt, R. M., Urban Density and the Rate of Invention. *Journal of Urban Economics*, Vol. 61, No. 3, 2007 pp. 389 – 419.

18. Carlino, G., & Kerr, W. R., Agglomeration and Innovation. *In Handbook of Regional and Urban Economics*, Vol. 5, 2015, pp. 349 – 404.

19. Combes, P. P., & Gobillon, L., The Empirics of Agglomeration Economies. *In Handbook of Regional and Urban Economics*, Vol. 5, 2015, pp. 247 – 348.

20. Duranton, G., & Kerr, W. R., The Logic of Agglomeration (No. w21452). National Bureau of Economic Research, 2015.

21. Duranton, G., & Puga, D., The Economics of Urban Density. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 34, No. 3, 2020, pp. 3 – 26.

22. Feldman, M., & Florida, R., The Geographic Sources of Innovation: Technological Infrastructure and Product Innovation in the United States. *Annals of the Association of American Geographers*, Vol. 84, No. 2, 1994, pp. 210 – 219.

23. Glaeser, E. L., Kallal, H. D., Scheinkman, J. A., & Shleifer, A., Growth in Cities. *Journal of Political Economy*, Vol. 100, No. 6, 1992, pp. 1126 – 1152.

24. Hamidi, S., & Zandiatashbar, A., Does Urban Form Matter for Innovation Productivity? A National Multi-Level Study of the Association between Neighbourhood Innovation Capacity and Urban Sprawl. *Urban Studies*, Vol. 56, No. 8, 2019, pp. 1576 – 1594.

25. Harari, M., Cities in Bad Shape: Urban Geometry in India. *American Economic Review*, Vol. 110, No. 8, 2020, pp. 2377 – 2421.

26. Henderson, J. V., Nigmatulina, D., & Kriticos, S., Measuring Urban Economic Density. *Journal of Urban Economics*, Vol. 125, 2021, 103188.

27. Jaffe, A. B., Trajtenberg, M., & Henderson, R., Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 108, No. 3, 1993, pp. 577 – 598.

28. Knudsen, B., Florida, R., Stolarick, K., & Gates, G., Density and Creativity in US Regions. *Annals of the Association of American Geographers*, Vol. 98, No. 2, 2008, pp. 461 – 478.

29. Li, Y., & Liu, X., How Did Urban Polycentricity and Dispersion Affect Economic Productivity? A Case Study of 306 Chinese Cities. *Landscape and Urban Planning*, Vol. 173, 2018, pp. 51 – 59.

30. Meijers, E. J., & Burger, M. J., Spatial Structure and Productivity in US Metropolitan Areas. *Environment and Planning A*, Vol. 42, No. 6, 2010, pp. 1383 – 1402.

31. Roca, J. D. L., & Puga, D., Learning by Working in Big Cities. *Review of Economic Studies*, Vol. 84, No. 1, 2017, pp. 106 – 142.

32. Rosenthal, S. S., & Strange, W. C., Evidence on the Nature and Sources of Agglomeration Economies. *In Handbook of Regional and Urban Economics*, Vol. 4, 2004, pp. 2119 – 2171.

33. Rosenthal, S. S., & Strange, W. C., The Attenuation of Human Capital Spillovers. *Journal of Urban Economics*, Vol. 64, No. 2, 2008, pp. 373 – 389.

## City Shape, Knowledge Spillover and Urban Innovation Performance

LIU Xiuyan (Southeast University, 211189)

WANG Qiao (Jinan University, 510632)

**Summary:** Currently, China's scientific and technological innovation is in a crucial period of rapid development. The 19th National Congress of the Communist Party of China emphasized the importance of improving the innovation system and accelerating the implementation of the innovation-driven development strategy. Chinese cities have actively engaged in the wave of outward expansion. The measures taken by urban planners have a lasting impact on the spatial structure of economic activities within and between cities. Therefore, how to improve the level of urban planning, construction, and governance to further promote urban innovation development and support long-term economic growth has become a problem of great theoretical and practical significance.

Existing research has analyzed the economic benefits of urban spatial development patterns, but there is limited research on the impact of outward expansion patterns on the urban innovation performance, and studies directly focusing on the relationship between urban geometric form and knowledge spillover vitality are relatively rare. In line with the theme of this paper, we used the World Land Cover dataset published by the European Space Agency to extract land cover data for 281 prefecture-level cities in China from 2000 to 2015. We calculated the geometric shape indices for each city and combined patent data to conduct a detailed study on the impact and underlying mechanisms of urban shape on innovation. This paper contributes in three aspects. Firstly, compared to previous research that focused on the economic performance of urban spatial development patterns, we directly quantified the impact of compact or loose urban shape on innovation. Secondly, in contrast to Harari (2020) analysis, this paper attempts to focus on knowledge interaction within cities and deepens and expands the understanding of how urban geometric shape affects economic activities within cities. Thirdly, we approached the topic from the perspective of urban lateral spatial development patterns (geometric shape) and studied the impact of lateral spatial distribution of internal urban elements on knowledge spillover, providing new insights on the studies of urban agglomeration and knowledge spillover.

The findings indicate that the trend toward loose urban shape has a significant negative impact on urban innovation. Such negative impact mainly manifests in the relationship between urban innovation capacity and heterogeneity of transportation infrastructure. Moreover, urban shape has both direct and indirect mechanisms affecting urban innovation. A loose shape leads to a longer geographical distance within cities, increasing the geographical barriers to knowledge spillover and inhibiting localized knowledge spillover within cities. Meanwhile, a loose urban shape makes it difficult to form distinct agglomeration centers within cities, suppressing localized agglomeration economies and limiting urban innovation capacity.

The conclusions of this study have several policy implications. (1) In the process of promoting urbanization, policymakers need to pay close attention to geometric elements in urban planning and development, such as spatial patterns, actively promote compact urban development. (2) While encouraging compact urban development, attention should also be given to the local characteristics of knowledge spillover and the importance of localized agglomeration within cities. Urban planning and construction should focus on creating innovative agglomeration centers within cities, and bringing together innovation resources on a small scale to form agglomeration advantages. (3) From the perspective of overall urban planning, it is necessary to pay more attention to already developed “innovative” cities and avoid an excessive trend toward loose urban geometry in their future planning and development.

**Keywords:** City Shape, Horizontal Development, Urban Geometry, Knowledge Spillover, Innovation

**JEL:** O33, R11, R58

责任编辑: 汀 兰