

技术关联性、复杂性与区域多样化 ——来自中国地级市的证据

马 双¹, 曾 刚², 张翼鸥²

(1. 上海社会科学院信息研究所, 上海 200235; 2. 华东师范大学城市与区域科学学院, 上海 200062)

摘要: 忽视现实基础, 盲目追求新兴产业的现象普遍存在于当前中国的一些城市。基于国家知识产权局的专利数据, 描绘 1987—2016 年中国地级市技术关联性和复杂性的时空演化特征, 探讨两者对区域技术进入和增长的影响。结果表明: ① 新技术的本地关联度越高, 就越有可能进入该地区; 现有技术的本地关联度越低, 就越容易退出该地区; ② 中国城市的技术发展总体上呈现路径依赖特点。其中, 东部地区的技术关联性和复杂性变化较大, 中西部地区变化较小; ③ 技术关联性对新技术的进入和增长起到显著的促进作用。在引入复杂性较高的技术时, 只有存在较高关联性才会促进区域的技术进步。最后提出的区域多样化发展框架, 可为决策者权衡选择技术发展道路提供参考。

关键词: 区域多样化; 技术关联性; 技术复杂性; 地级市; 中国

DOI: 10.11821/dljy020190242

1 引言

经济全球化的不断深入和技术变革的日益加速, 迫使区域不断调整发展策略以获取竞争优势。在这种环境下, 开发新想法创造新知识、重组现有知识和开辟新的技术路线成为缓解成本压力、应对风险危机的有效方法。然而, 面对各种技术可能性和不确定性, 很少有区域能够找到最佳的前进道路。

2010 年, 国务院发文决定将加快培育和发展节能环保、新一代信息技术、生物医药、高端装备制造、新能源、新材料和新能源汽车七大战略性新兴产业。此后, 各地在谋划未来产业规划和国民经济和社会发展规划时, 都不约而同地把发展战略性新兴产业作为重点, 并由此延伸出光伏、文化创意、物联网、人工智能、大数据等高附加值产业, 围绕其争相打造“文创之都”“数字小镇”“大数据基地”等。目前, 全国已有 70 多个城市宣称要建设中国“动漫之都”, 约 20 个省市将动漫产业作为发展重点; 物联网在江苏无锡首发后, 国内许多城市一哄而上, 热炒物联网概念, 兴办物联网产业园^[1,2]; 而后出现的人工智能、大数据等新兴产业, 无一不出现上述现象。

学者们已普遍呼吁要实施以区域能力为基础的发展政策, 考虑区域实际, 关注现实产业基础, 避免“一刀切”、重复建设和恶性竞争, 此类政策的实质是区域多样化^[3,4]。区域多样化是一种基于现有地方能力的区域发展愿景^[5], 其目标是利用现有的优势, 找出隐藏的机会, 形成创新平台, 使区域能够在高附加值的活动中建立竞争优势, 最终寻找出

收稿日期: 2019-04-08; 修订日期: 2019-08-02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41771143); 上海市哲学社会科学规划青年课题 (2018EJL002); 上海市软科学研究领域重点项目 (19692107400)

作者简介: 马双 (1990-), 男, 浙江江山人, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为区域发展与创新地理。

E-mail: ms@sass.org.cn

合适的技术发展路径。区域多样化作为促进区域增长的重要手段,重点是在研发和产业领域建立相对竞争优势,并通过分枝扩张(Branching)的方式进入相关技术领域。区域多样化的内涵涉及两个方面:一方面是依据本地知识技术基础,寻找并获取新的关联技术;另一方面,在获取新的关联技术后,推动技术沿着“技术关联树”向更加复杂和高能级的技术领域迈进,实现区域增长。因此,知识和技术如何影响区域增长,取决于创新的特点以及这些技术与区域知识库之间的关系。基于上述,本文将技术关联性和复杂性纳入区域多样化发展的框架中,探究技术关联性和复杂性对区域技术引入和技术增长的影响,试图找出区域最佳的技术发展路径。

2 相关文献综述

2.1 技术关联性和区域多样性

在当今的全球经济中,各类基于成本要素的经济活动不再具备优势,而创新在很大程度上决定着竞争力。随着知识存量的扩大,劳动分工在主体和区域间广泛分布,区域经济越来越被视为反映技术能力、惯例和制度安排的地区实践^[6]。知识生产是一个重组现有知识的过程^[7],因此区域经济总是沿着本地既有的技术轨迹发展,这一发展过程受现有知识能力和既定惯例的影响^[8,9]。当然,这并不是说知识溢出和其他形式的知识共享总是本地化的^[10]。然而,许多知识的隐性特征意味着地理空间在技术的产生和扩散中发挥着关键作用,特别是那些复杂和高价值的知识更加难以传播^[11-13]。

新技术是依托现有技术产生的^[14]。与区域所拥有技术和产业门类的多少相比,各要素的相互关联程度更加重要^[15]。当知识门类彼此相近,或拥有相似的认知基础时,可以认为它们在某种形式的“知识空间”中是相互关联或接近的^[16]。区域通过重组现有知识、探索知识空间、扩展知识领域进行竞争,而探索新的知识空间、扩展新的知识领域,所付出的成本也会更高。因此,区域多样化发展在很大程度上取决于已有知识和未知知识之间的关联程度^[17-19]。

Frenken等认为,多样化是一种分枝扩张(Branching)过程,它能够在区域内产生新的创新活动^[20]。城市和区域的多样化实际上是微观活动在更高层次上的反映,微观层面的组织和个人围绕着既有的技术能力和行为惯例,逐步扩大其知识空间和技术领域,进而影响宏观层面的创新活动^[21]。因此,新技术和新产业在区域内的出现不是偶然的,而是反映了区域特有的技术能力和产业特征^[22]。Hidalgo等探讨了各国如何围绕已拥有的优势产品来扩大出口规模^[23]。Neffke等利用企业产品组合分析行业相关性,并利用这一方法研究瑞典各区域的工业多样化^[24]。同样的,Rigby测度专利间的相关性来预测美国城市的技术演变^[25]。在全球尺度上,Petralia利用65个国家的发明专利申请量来分析技术增长过程^[26]。

2.2 技术复杂性和区域多样性

各区域的知识库不仅因知识和技术的结构、数量而异,还因其质量和价值而异。与大多数商品一样,知识或技术的价值反映了供求关系。容易复制和扩散的知识和技术往往价值不大,因此无法提供长期的竞争优势。复杂且难以模仿的知识和技术在空间上更具粘性,其价值和竞争优势也更大。学界通常将知识分为显性知识和隐性知识^[1],后者建立在私人关系和集体惯例基础上,并根植于企业和机构的本地化网络中。因此,隐性知识被视为企业和地区竞争优势的主要来源^[27-29]。虽然随着时间的推移,竞争会导致隐性知识显性化,但共同学习和知识重组会持续提供创新优势。

哪些地区拥有最有价值的知识(特别是那些难以获得的隐性知识)?一些学者从理论和方法上试图回答。Kogut等认为,复杂性是使某些隐性知识难以传播的关键因素^[27]。知识复杂性的本质是知识的不可模仿性,它揭示了某一区域生产的知识能否在其他区域轻易地生产,或它是否足够复杂以至于只能在少部分重点区域生产^[30]。Simon提出的复杂性模型主要基于知识组成的多样性^[31]。Polanyi的缄默知识理论认为,某些形式的知识存在于人们的潜意识中,它们很难表达且常常嵌入于不可分离的集体惯例中^[32]。Hidalgo等基于商品多样性和区域普遍性,提出了产品和区域的复杂性概念。他们认为,竞争力强的国家往往会生产更优质的产品,这些产品很难被别人复制或模仿^[33]。国家竞争力体现在一系列能力中,这些能力被组合在一起生产产品,专业且复杂的产品需要更多的能力,因此只有少数几个国家才能生产。Balland等发现,美国各城市的知识复杂性存在很大差异,这与长期的经济发展模式密切相关,只有少数大城市才能够生产出最复杂的技术^[13]。

显然,一个区域拥有复杂技术是有益的。该区域一旦获取复杂技术,就可以在累积的技术优势和垄断优势的基础上进一步发展这些技术。然而,复杂的技术相对较少且难以获取,这便造成了“多样化困境”:一方面,谋求技术优势和技术垄断激励着区域寻找全新的复杂知识;另一方面,复杂知识通常遥不可及,因为大多数区域不具备衍生出复杂技术的现实能力。因此,区域解决“多样化困境”的一般办法是发展其现有的知识技术,并沿着能衍生出复杂技术的相关轨迹发展,逐步扩大其知识和技术储备。

3 数据来源和研究方法

大多数学者认为专利数据是衡量知识基础的重要指标^[34]。鉴于数据的完整性,选取了1987—2016年国家知识产权局的专利数据,其中国外和港澳台地区的专利不在讨论范围。此外,单个专利只划分到某一特定的技术小项中,以保证每个专利具有相同的权重。

3.1 技术关联性的测度

依据国家知识产权局的IPC分类,将所有专利划分为124类,对中国293个地级市的技术知识分布情况进行刻画。技术相关性(φ_{ij})是指两个技术类别出现在同一专利上的次数。所有技术类别可形成关联性网络,它是一个经过标准化的 $n \times n$ 网络,其中单个节点 i ($i=1, 2, \dots, n$)表示技术类别,节点间的联系表明两个技术间的关联度。本文计算1987—1996年、1997—2006年和2007—2016年3个不同时期的技术关联性。

在探究技术关联性时,只关注区域的核心技术,即在专利活动中拥有相对技术优势(relative technological advantage, RTA)的技术^[35]。对于城市 r 而言,计算每种技术类别的技术生产密度,即城市中围绕该类技术联系形成的技术集聚程度。在时间 t 内,城市 r 的特定技术 i 的生产密度是由技术关联性导出的,其中技术 i 是区域中具有相对技术优势的技术。因此,技术关联密度为:

$$Relatedness_density_{i,r,t} = \frac{\sum_{j \in r, j \neq i} \varphi_{ij}}{\sum_{j \neq i} \varphi_{ij}} \times 100 \quad (1)$$

RTA是一个二进制变量,公式结构类似于区位熵。当一个区域 r 在技术类别 i 中拥有比参考区域(即全部的地级市)更大的专利份额时,其值为1,否则为0。要想使 $RTA'_{r,i} = 1$ 成立,必须:

$$\frac{\text{patents}_{r,i}^t / \sum_i \text{patents}_{r,i}^t}{\sum_r \text{patents}_{r,i}^t / \sum_r \sum_i \text{patents}_{r,i}^t} \geq 1 \quad (2)$$

3.2 技术复杂性的测度

在探究技术复杂性时, 同样只考虑具有相对技术优势的技术类型。因此, 首先构建一个 $n \times k$ 的双模网络模型 $M = (M_{r,i})$, 对中国城市的技术复杂性 (technological complexity index, TCI) 进行刻画, 其中 n 为 293 个地级市数量, k 为 124 个技术类别, 每个节点 $X_{r,i}$ 代表区域 r 在技术领域 i 中产生的专利数量 ($r=1, 2, \dots, n; i=1, 2, \dots, k$), $M_{r,i}$ 表示城市 r 是否在技术领域 i 中具备比较优势。TCI 包含城市的技术多样性和技术遍在性, 其中 $T_{r,0}$ 表示某个城市拥有相对技术优势的技术数量, $T_{i,0}$ 表示应用某项技术时拥有相对技术优势的城市数量:

$$DIVERSITY = T_{r,0} = \sum_i M_{r,i} \quad (3)$$

$$UBIQUITY = T_{i,0} = \sum_r M_{r,i} \quad (4)$$

利用 Matlab 软件编程, 将 $M_{r,i}$ 的标准化结果作为主要的输入值, 其中每项技术的复杂性指数为双模矩阵 $M_{i,i'}$ 的第二特征向量 \vec{Q} , 其中 $M_{i,i'}$ 是区域技术矩阵 $M_{r,i}$ 的单模映射, 由矩阵 $M_{r,i}$ 和 $M_{r,i'}$ ($M_{r,i}$ 的转置矩阵) 相乘所得。同理, 每个城市的知识复杂性指数是矩阵 $M_{r,r}$ ($M_{r,i}$ 的转置矩阵) 和 $M_{r,i}$ 相乘结果的第二特征向量 \vec{P} 。

$$M_{i,i'} = \sum_r \frac{(M_{r,i})(M_{r,i'})}{T_{r,0} T_{i,0}} \quad (5)$$

$$M_{r,r'} = \sum_i \frac{(M_{r,i})(M_{r,i'})}{T_{i,0} T_{r,0}} \quad (6)$$

因此, 每项技术的复杂性值 TCI_i 和每个城市的复杂性值 TCI_r 分别为:

$$TCI_i = \frac{\vec{Q} - \langle \vec{Q} \rangle}{\text{stdv}(\vec{Q})} \quad (7)$$

$$TCI_r = \frac{\vec{P} - \langle \vec{P} \rangle}{\text{stdv}(\vec{P})} \quad (8)$$

4 中国城市技术关联性与复杂性的时空分异

4.1 技术关联性的时空分异

图 1 展示了 1987—1996 年和 2007—2016 年两阶段中国城市技术进入和退出的空间格局。进入技术是指前一阶段不具备而现阶段进入该城市的技术类别。非进入技术是指该城市一直不具备的技术类别。退出技术是指该城市前一阶段具备而现阶段不具备的技术类别。非退出技术是指该城市一直具备的技术类别。就技术进入而言, 1987—1996 年, 山东、浙江、福建、辽宁、吉林、黑龙江等东部省份是主要的新技术进入地。2007—2016 年, 在全球化的影响下, 大量新兴技术进入中部地区。而由于技术梯度转移, 西部地区的技术总量也开始增加。就技术退出而言, 初期的技术退出活动比近期的更加剧烈。1987—1996 年, 许多传统工业技术从东部和中部地区退出, 特别是广东、江苏、河北、湖南、湖北等地。2007—2016 年, 东部和中部地区的技术退出仍高于西部地区, 但已极大放缓。总体而言, 技术进入和技术退出在这两个时期都表现出强烈的空间分化, 东部地区的技术动态变化比中西部剧烈地多。

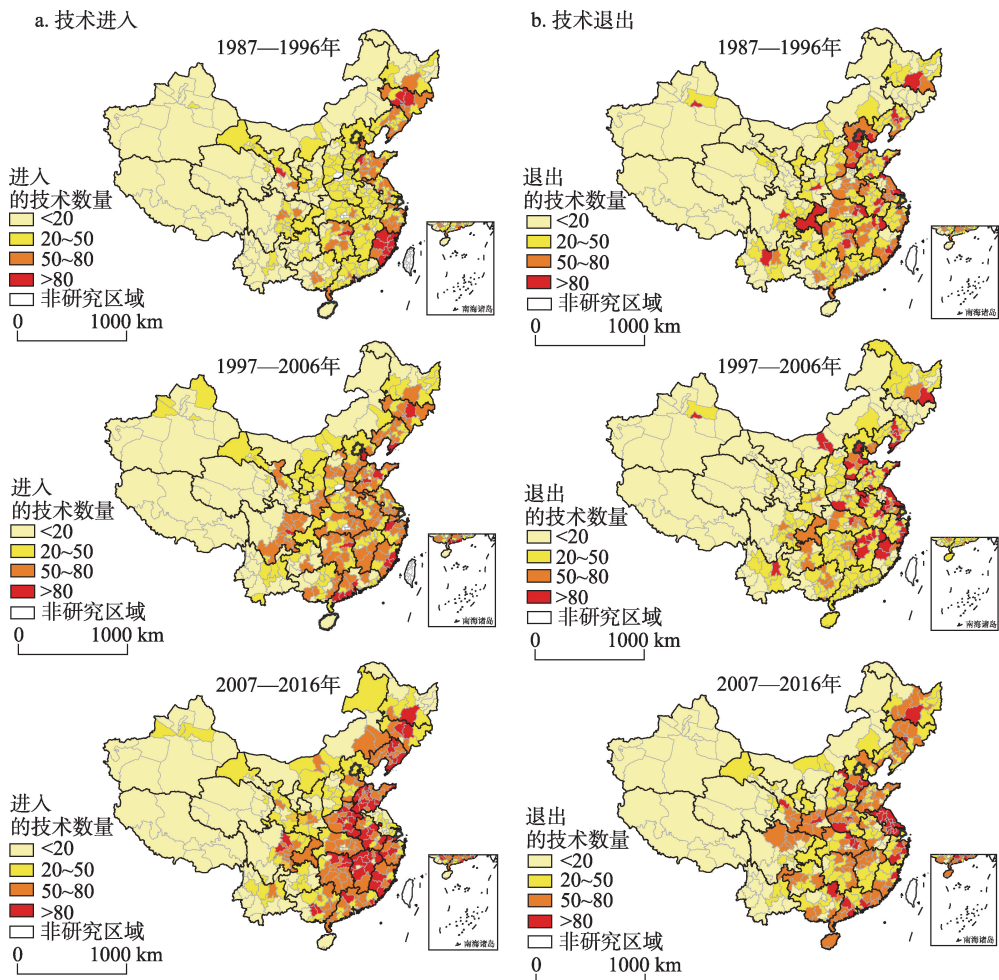


图1 1987—2016年中国城市技术进入和退出空间格局

Fig. 1 Spatial pattern of technology entry and exit in China during 1987-2016

注：基于国家测绘地理信息局标准地图服务系统的标准底图（审图号：GS(2019)1823号）制作，底图无修改。

表1 2007—2016年中国各地区技术进入和退出情况

Tab. 1 Technology entry and exit in China during 2007-2016

年份	技术进入	东部	中部	西部	技术退出	东部	中部	西部
2007	13.71	18.72	16.57	7.56	8.80	12.31	10.10	5.05
2008	8.36	13.61	8.12	4.49	11.18	11.82	13.90	8.44
2009	15.50	21.93	16.28	9.93	10.07	16.22	10.55	4.95
2010	10.93	16.49	12.07	5.73	8.43	12.19	9.49	4.68
2011	17.30	25.30	19.98	8.99	12.71	16.22	16.35	7.08
2012	25.96	40.16	27.42	13.85	14.71	20.63	18.32	7.24
2013	11.62	14.12	15.74	6.39	8.65	10.84	10.92	5.14
2014	11.83	15.34	14.62	6.89	5.40	6.06	6.50	3.53
2015	11.97	14.09	15.26	7.70	4.97	6.02	5.91	3.40
2016	18.22	21.82	24.94	10.05	16.64	31.23	12.99	8.31

细分各阶段内部时序变化，更能看出中国各地区技术进入退出的情况（表1）。以2007—2016年为例，中国经历了相当大的产业结构调整，技术变化也较剧烈。总体来看，东部地区相当活跃，有更多的技术进入和退出活动。西部地区产业结构调整进程较慢，技术的进出较少。

图2展示了中国地级市技术关联密度的时空分布特征。总体来说，东部地区城市的技术演化对技术关联密度的依赖性更强，而西部地区城市的新技术与该城市原有的技术基础关联性较弱。从时间序列来看，技术关联密度显著增高，其中中部地区城市的技术关联密度升高，东部地区城市依然居高不下，但上海、杭州、苏州等部分城市的技术关联密度有所下降，西部地区城市则呈现出技术关联密度变化不大的特征。

为检验关联性对技术动态的影响，本文首先分析平均关联度与技术进入退出之间的关系。X轴表示非进入技术与当地已有技术间的平均关联度，Y轴表示进入技术与当地已有技术间的平均关联度，45°对角线表示两者等价，每个点表示一个城市。图3显示，在2007—2016年间，几乎所有的点都位于直线的左上方，表明进入技术比非进入技术具有更强的相关性。换句话说，与当地已有技术密切相关的技术更有可能进入该地区。同样，本文也考察了技术关联性与退出技术之间的关系。图4的结果显示，大部分的点都位于直线的右下方，这表明，退出技术与当地已有技术的相关性要弱于非退出技

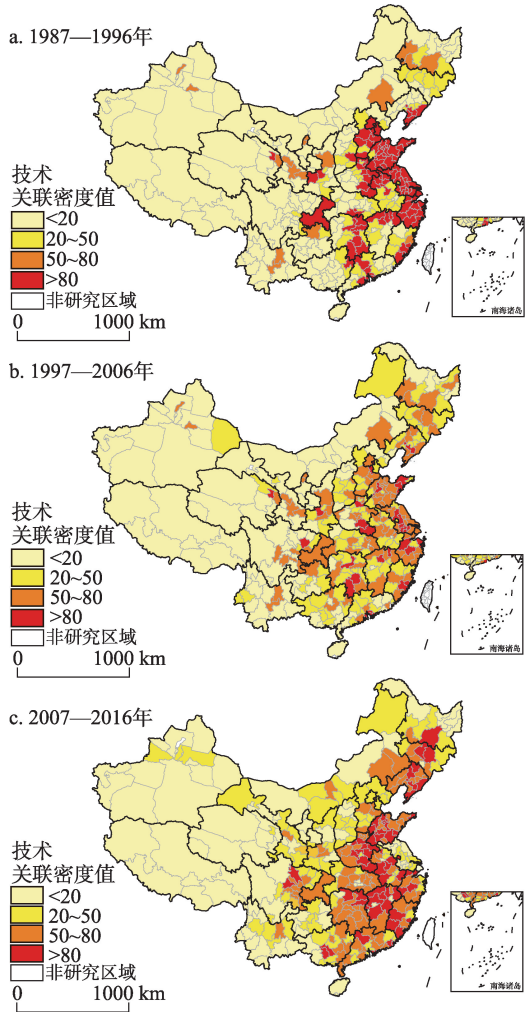


图2 1987—2016年中国城市技术关联性的空间格局

Fig. 2 Spatial pattern of technology relatedness in China during 1987-2016

注：基于国家测绘地理信息局标准地图服务系统的标准底图（审图号：GS(2019)1823号）制作，底图无修改。

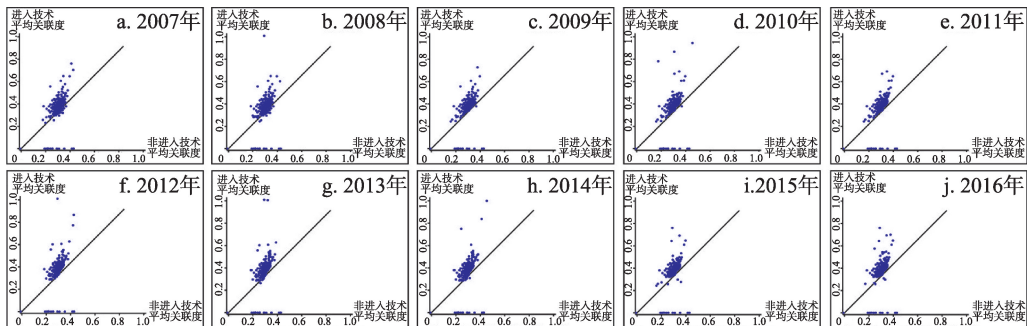


图3 2007—2016年进入技术与非进入技术与本地技术关联度间的关系

Fig. 3 The relationship between entry technology, non-entry technology and technology relatedness

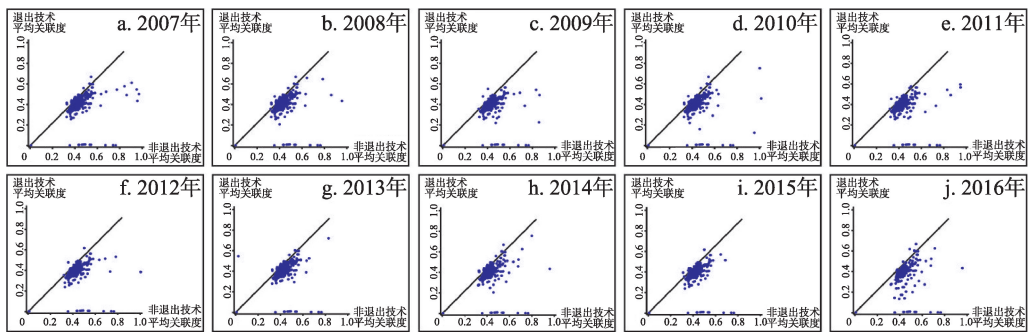


图4 2007—2016年退出技术与非退出技术与本地技术关联度间的关系

Fig. 4 The relationship between exit technology, non-exit technology and technology relatedness

术。即如果技术不具备强大的本地技术关联，它们就更有可能退出。

4.2 技术复杂性的时空分异

1987—2016年，中国城市TCI得分较高的热点区域有“南下”的趋势（图5）。1987—1996年间，受国家经济发展战略导向的影响，TCI得分较高的城市主要集中在东北地区（专利部类主要集中于重工业）以及成都、重庆、郑州、西安、武汉等中西部省会城市。然而到了2007—2016年，TCI得分较高的区域向东部城市转移，主要集中在以北京为中心的京津地区、以上海为中心的长三角地区和以广州、深圳为中心的珠三角地区。从时间序列来看，大多数城市的技术复杂性变化不大，技术发展遵循路径依赖效应^[36]，上海、广州等东南沿海城市不断改进其技术结构，经历了技术复杂性的增长，沈阳、长春等东北地区城市则经历了衰退。

5 区域多样化发展的影响因素

5.1 模型构建

区域多样性不仅意味着进入区域的技术类型有所增加，也意味着某一技术在该区域能够实现增长^[37]。本文模型有两个因变量：①某一特定技术在某城市形成新的竞争优势的可能性（Entry）；②某一特定技术的专利数量在某城市的增长率（Growth）。本文主要测度技术关联性和知识复杂性对技术进入和增长的影响，因此将技术关联

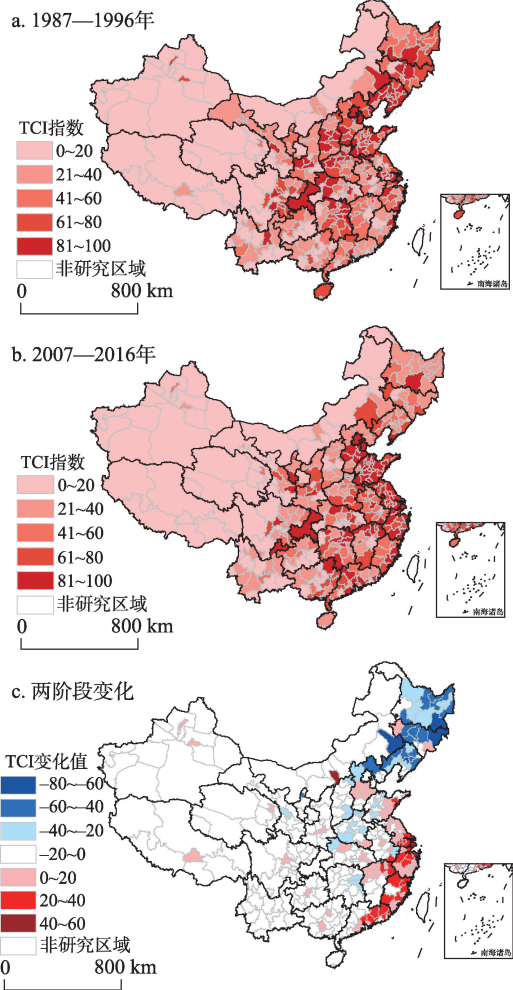


图5 1987—2016年中国城市技术复杂性的时空分异

Fig. 5 Spatial-temporal differentiation of technological complexity in China during 1987-2016

注：基于国家测绘地理信息局标准地图服务系统的标准底图（审图号：GS(2019)1823号）制作，底图无修改。

密度 (*Relatedness_Density*) 和技术复杂性 (*Technology_Complexity*) 作为主要自变量。此外,还包括两类控制变量,一是城市层面的,包括城市人口 (*Population*)、人均GDP (*GDP per capita*)、人口密度 (*Population Density*);二是技术层面的,包括技术存量(某城市的专利总数,用 *Technological stock* 表示)和技术规模(某技术类别的专利总数,用 *Technological size* 表示)。

本文在进行面板数据回归时,首先采用LLC和Fisher-ADF两种方法进行单位根检验,结果表明各变量序列平稳。接着采用Kao方法进行检验,结果表明变量间协整关系,故可以直接对模型进行回归。在面板数据模型形式的选择方法上,通过Hausman检验最终选择固定效应模型。由于本模型的因变量 *Entry* 和 *Growth* 为0或1的离散值,因此采用线性概率模型(LPM)进行分析,同时考虑到不同时期不同地区的残差相关性会导致估计结果存在较大偏误,故本文选取双向固定效应模型。模型构建如下:

$$Entry_{r,i,t} = \beta_1 Relatedness_Density_{r,i,t-1} + \beta_2 Technology_Complexity_{i,t-1} + \beta_3 Regions_{r,t-1} + \beta_4 Techs_{i,t-1} + \varphi_r + \alpha_t + \varepsilon_{r,i,t} \quad (9)$$

$$Growth_{r,i,t} = \beta_1 Relatedness_Density_{r,i,t-1} + \beta_2 Technology_Complexity_{i,t-1} + \beta_3 Regions_{r,t-1} + \beta_4 Techs_{i,t-1} + \varphi_r + \alpha_t + \varepsilon_{r,i,t} \quad (10)$$

式中: φ_r 是区域固定效应; α_t 是时间固定效应; $\varepsilon_{r,i,t}$ 是回归残差。为避免潜在的内生性问题,所有自变量都滞后一个周期。表2提供了各变量的描述性统计。

表2 各变量的描述性统计

Tab. 2 Descriptive statistics of variables

	N	Mean	St.dev.	Min	Max
Entry	807 923	0.14	0.35	0	1
Growth	1 126 547	34.99	236.61	-100	1000
Relatedness_Density	980 741	22.16	18.38	0	100
Technology_Complexity	987 825	36.78	24.61	0	100
Population	1 148 735	501.25	346.39	0.04	3 371.84
GDP per capita	1 148 735	8.58	3.87	2.79	23.46
Population Density	1 148 735	471.03	607.88	0.67	10 268
Technological stock	1 229 840	238 513	6388	467	875 137
Technological size	1 229 840	238 761	3189	327	741 265

数据来源:1988—2017年《中国城市统计年鉴》;国家知识产权局网站。

5.2 技术进入模型的结果分析

表3展示了全样本的技术进入模型的回归结果。总体来说,技术关联性对城市在一个新的技术领域中获得竞争优势具有显著的正向影响,而且系数很大,技术关联度密度增加10%,技术的进入概率增加23%~34%^①。然而,技术复杂性对技术进入的影响则较为模糊,只有在模型II中,技术复杂性是正向显著的;当加入区域和技术层面的控制变量后(模型IV),技术复杂性表现为正向不显著,且影响系数也很小:当一项技术的复杂性上升10%时,城市专门从事这项技术的可能性增加0.22%,在固定效应模型中(模

① 基础模型I中,技术无条件进入概率约为15%(即常数Constant=0.1530797)。因此,当技术关联密度增加10%,新进入技术获得竞争优势的概率增加(0.0052497×10)/0.1530797=34%。在双向固定效应模型(模型V)中,当技术关联密度增加10%,新进入技术获得竞争优势的概率增加(0.0038766×10)/0.1628420=23%的概率。其中,固定效应模型(模型V)中的截距不能被视为技术无条件进入的概率,而是模型IV的截距。

表3 1997—2016年全样本的技术进入模型
Tab. 3 Entry models of full sample during 1997-2016

	模型I	模型II	模型III	模型IV	模型V
Constant	0.153 079 7*** (0.000 523 7)	0.153 187 6*** (0.000 553 9)	0.151 287 5*** (0.000 517 9)	0.162 842 0*** (0.000 564 1)	-0.012 034 7 (0.025 665 3)
Relatedness Density	0.005 249 7*** (0.000 037 2)	0.004 429 4*** (0.000 037 5)		0.004 078 3*** (0.000 040 2)	0.003 876 6*** (0.000 049 9)
Technology Complexity		0.000 046 3* (0.000 017 8)		0.000 035 4 (0.000 019 8)	-0.000 060 8** (0.000 022 1)
Population			0.031 575 2*** (0.000 798 6)	0.016 234 9*** (0.000 798 3)	-0.115 539 8*** (0.014 987 2)
GDP per cap.			0.000 002 0*** (0.000 000 1)	0.000 000 5*** (0.000 000 1)	0.000 001 7*** (0.000 000 3)
Population Density			-0.000 000 86*** (0.000 006 5)	-0.000 003 0*** (0.000 006 7)	0.000 018 6 (0.000 011 8)
Tech. stock			-0.000 002 5*** (0.000 000 1)	-0.000 003 1*** (0.000 000 1)	-0.000 002 3*** (0.000 000 2)
Tech. size			0.000 000 4** (0.000 000 2)	0.000 000 05 (0.000 000 2)	0.000 001 3*** (0.000 000 2)
区域固定效应	否	否	否	否	是
时间固定效应	否	否	否	否	是
调整R ²	0.030 309 2	0.030 316 2	0.0 397 627	0.030 675 8	0.036 628 1

注：如果区域 r 在对应的10年时间窗口期间新增某项技术的相对技术优势，则Entry为1，否则为0。所有自变量都是平均数且滞后一年。显著性水平：* $P<0.05$ ，** $P<0.01$ ，*** $P<0.001$ ，括号内为标准误。

型V)甚至会降低0.37%。这一结果可能与前述提到的“多样化困境”有关：复杂性较高的技术虽然更有吸引力（对技术进入的正向影响），但同时也更难生产（对技术进入的负向影响）。

进一步将样本分为高关联度部分和低关联度部分（表4）。结果表明，技术复杂性对技术进入的影响与技术关联密度的高低相关。当技术关联度较高时，技术复杂性对新技术的进入有积极且显著的影响。当一项技术的复杂性上升10%时，城市发展这项技术的可能性增加了1.30%（模型I），这比全样本模型的结果（0.22%）高出5倍。当加入控制变量和区域与时间的固定效应之后，复杂性对技术进入的影响仍然是积极且显著的。然而，当技术关联度较低时，复杂性对新技术进入的影响系数均不显著，有时甚至为负。这说明，当某项复杂技术与该城市已有的技术关联性较强时，城市更有可能获得该项技术；而当关联度较低时，城市就很难获取新的复杂技术。这一回归分析为解决“多样化困境”提供了参考。

5.3 技术增长模型的结果分析

本部分应用技术增长模型探究技术关联性和复杂性对区域技术增长的影响。表5展示了全样本的技术增长模型的回归结果。结果显示，城市的技术关联性和复杂性对技术增长都有显著的正向影响。其中，技术关联性每增加10%，城市的技术增长约为1.98%~4.74%。复杂性每增加10%，技术增长约为1.25%~2.08%。与进入模型相比，技术复杂性的影响显著增强。这意味着，一旦各城市的发展进入更加复杂的技术领域时，就极有可

表4 1997—2016年不同关联度下的技术进入模型

Tab. 4 Entry models by level of technology relatedness during 1997-2016

	高关联度	低关联度	高关联度	低关联度	高关联度	低关联度
	模型I	模型II	模型III	模型IV	模型V	模型VI
Constant	0.363 782 9*** (0.002 457 6)	0.030 949 3*** (0.000 638 9)	0.361 429 8*** (0.002 666 7)	0.040 398 1*** (0.000 892 7)	0.229 875 1 (0.183 652 0)	0.090 400 2** (0.032 772 3)
Technology Complexity	0.000 472 6*** (0.000 100 6)	-0.000 037 2 (0.000 026 3)	0.000 267 1* (0.000 127)	-0.000 005 9 (0.000 037 6)	0.000 243 6* (0.000 121 4)	-0.000 036 1 (0.000 042 0)
Population			0.043 298 7*** (0.004 487 6)	0.021 379 7*** (0.001 398 70)	-0.065 751 6 (0.093 571 6)	0.048 836 2* (0.020 876 2)
GDP per cap.			0.000 000 4 (0.000 000 4)	0.000 001 5*** (0.000 000 1)	0.000 001 6 (0.000 001 6)	0.000 000 2 (0.000 000 5)
Population Density			0.000 001 6 (0.000 003 4)	-0.000 005 7*** (0.000 001 5)	0.000 025 2 (0.000 056 9)	-0.000 020 2 (0.000 028 1)
Tech. stock			-0.000 002 6*** (0.000 000 4)	0.000 000 2*** (0.000 000 2)	-0.000 003 6*** (0.000 000 7)	0.000 000 3 (0.000 000 4)
Tech. size			0.000 008 7** (0.000 001 2)	0.000 002 1** (0.000 000 7)	0.000 013 9*** (0.000 001 2)	0.000 001 8* (0.000 000 7)
区域固定效应	否	否	否	否	是	是
时间固定效应	否	否	否	否	是	是
调整R ²	0.000 501 9	0.000 014 5	0.005 209 1	0.012 607 8	0.052 028 4	0.030 293 2

注：高关联度模型仅包括前10%的区域观测数据，低关联度模型仅包括后10%的区域观测数据；显著性水平：^{*} $P<0.05$ ，^{**} $P<0.01$ ，^{***} $P<0.001$ ，括号内为标准误。

表5 1997—2016年全样本的技术增长模型

Tab. 5 Growth models of full sample during 1997-2016

	模型I	模型II	模型III	模型IV	模型V
Constant	14.023 762 2*** (0.169 873 6)	13.698 542 2*** (0.163 629 0)	13.338 297 3*** (0.169 764 3)	13.610 300*** (0.175 274 93)	73.798 271 8*** (7.422 473 6)
Relatedness Density	0.473 682 9*** (0.010 019 2)	0.457 389 28*** (0.010 087 4)		0.349 039 2*** (0.008 252 1)	0.198 273 6*** (0.012 093 0)
Technology Complexity		0.207 529 3*** (0.007 765 3)		0.180 982 3*** (0.008 192 8)	0.125 472 63*** (0.008 023 1)
Population			15.709 382*** (0.301 938 2)	13.789 283 7*** (0.308 124 2)	56.982 910 2*** (4.512 839 2)
GDP per cap.			0.000 452 8*** (0.000 020 9)	0.000 342 7*** (0.000 019 8)	0.000 006 0 (0.000 090 2)
Population Density			-0.003 873 6*** (0.000 213 2)	-0.003 401 8*** (0.000 231 5)	-0.003 372 9 (0.003 300 1)
Tech. stock			-0.000 502 93*** (0.000 033 0)	-0.000 558*** (0.000 031 9)	-0.005 098 2*** (0.000 098 3)
Tech. size			0.001 076 0*** (0.000 056 0)	0.000 714 2*** (0.000 054 82)	0.001 726 32*** (0.000 060 3)
区域固定效应	否	否	否	否	是
时间固定效应	否	否	否	否	是
调整R ²	0.003 969 0	0.00560981	0.00702039	0.0102983	0.0672812

注：因变量为技术增长，即技术*i*在区域*r*中从周期*t*到周期*t+1*的专利数量的增长率；显著性水平：^{*} $P<0.05$ ，^{**} $P<0.01$ ，^{***} $P<0.001$ ，括号内为标准误。

能经历更高的技术增长。综合进入模型和增长模型的结果，可以认为，城市最困难的一步是进入复杂的技术领域，但一旦进入，其技术升级的回报将大幅度提高。

与进入模型类似，进一步将样本分成高技术关联和低技术关联进行观测（表6）。结果显示，如果城市发展与已有技术相关的复杂技术，则更有可能经历技术增长。当关联性较高时，技术复杂性对技术增长有积极且显著的影响。当一项技术的复杂性上升10%时，技术增长率提高了2.20%~3.13%。当关联度较低时，技术复杂性会产生不显著的负面影响。在固定效应模型的低技术关联部分（模型VI），系数为负且具有显著性，但影响很小，复杂性上升10%，技术增长降低0.29%。可见，技术关联是区域技术增长的条件，这意味着区域需要通过已有或相关的技术来提升其技术能力。

表6 1997—2016年不同关联度下的技术增长模型

Tab. 6 Growth models by level of technology relatedness during 1997-2016

	高关联度	低关联度	高关联度	低关联度	高关联度	低关联度
	模型I	模型II	模型III	模型IV	模型V	模型VI
Constant	54.092 830 2*** (0.759 829 38)	-5.872 819 2*** (0.109 283 72)	50.378 291 2*** (0.784 958 1)	-7.123 161 4*** (0.199 048 3)	-29.746 290 5 (57.287 292 5)	-9.172 839 2 (6.172 635 1)
Technology Complexity	0.312 837 20*** (0.034 001 8)	-0.017 625 30 (0.006 982 4)	0.259 215 1*** (0.036 112 3)	-0.010 800 1 (0.010 407 5)	0.219 847 29*** (0.034 488 0)	-0.029 174 83* (0.010 118 7)
Population			27.267 418 2*** (1.501 928 4)	-3.418 293 0*** (0.320 003 2)	-27.102 930 2 (30.126 487 5)	-2.709 583 9 (3.980 945 5)
GDP per cap.			0.000 110 76 (0.000 107 3)	-0.000 358 8*** (0.000 023 1)	0.003 800 1*** (0.000 498 5)	0.000 130 0 (0.000 121 0)
Population Density			-0.0050001*** (0.0009090)	0.000 658 7* (0.000 287 4)	-0.074 011 0*** (0.013 989 8)	-0.005 102 93 (0.004 766 7)
Tech. stock			-0.0020102*** (0.0001001)	-0.000 201 1* (0.000 089 7)	-0.008 099 3*** (0.000 299 7)	-0.001 500 1*** (0.000 267 3)
Tech. size			-0.0012563*** (0.0001260)	-0.001 299 8*** (0.000 270 9)	0.000 200 9 (0.000 117 3)	-0.001 105 4*** (0.000 270 1)
区域固定效应	否	否	否	否	是	是
时间固定效应	否	否	否	否	是	是
调整R ²	0.001 740 1	0.000 022 6	0.011 501 9	0.015 398 7	0.130 921 5	0.046 001 3

注：因变量为技术增长，即技术*i*在区域*r*中从周期*t*到周期*t+1*的专利数量的增长率；高关联度模型仅包括前10%的区域观测数据，低关联度模型仅包括后10%的区域观测数据；显著性水平：**P*<0.05，***P*<0.01，****P*<0.001，括号内为标准误。

5.4 讨论

由于各地级市拥有不同的核心竞争力，在选择未来的技术发展方向时，原有的“一刀切”或者盲目追求新兴产业和技术等自上而下的模式不太可能获得成功，相反，基于上述回归结果，区域发展需要结合自身已有优势自下而上地进行。本文构建了一个理论框架（图6），可用于寻找区域隐藏的技术机会，避免不切实际的投资，为决策者开发和引入切合区域实际且发展前景广阔的技术提供参考。

X轴为技术关联性，表示区域获得具有相对技术优势的新技术的难易程度，决策者可以根据技术关联性确定区域新的技术增长路径。高关联度技术与区域现有知识库密切相关，这些技术可以以相对较低的成本进行开发；低关联度技术与区域现有技术基础相

距甚远, 开发成本高、风险大。Y轴为技术复杂性, 表示某区域获得具有相对技术优势的新技术后对区域技术增长的提升程度。每一项潜在技术都与区域产生的技术价值有关, 具有高复杂性的潜在新技术能够大大增加本区域的知识资产价值, 从而提高区域的竞争优势, 而低复杂性的潜在新技术则相反。总体而言, 该政策框架图揭示了区域知识库与该区域不存在相对技术优势的每一项技术之间的相关性, 以及当这些技术获得相对技术优势后, 对该区域总体技术水平的改变程度。

图6的四个象限表示区域多样化发展的权衡策略, 决策者们据此能够在沿着已有基础开发新技术和提高区域技术复杂性之间进行选择。第一象限表示有些技术有望超过平均回报, 并且可以在相对较低的风险下开发, 可称之为“光明道路”政策。相反, 第三象限表示潜在技术远离区域现有技术库, 开发这些技术不仅面临较高风险, 且对提高区域技术能级贡献不大, 可称之为“死胡同”政策。第二象限反映了一种潜在的高效益战略, 但它并不植根于本地能力, 因此很可能由于高风险而失败。这项政策旨在从头开发新技术, 实现路径创造, 可称之为“道路摸索”政策。第四种政策选择是第四象限所反映的低风险战略, 但这些潜在技术由于复杂性较低, 可能不会给区域发展带来预期的好处, 可称之为“慢速道路”政策。

因此, 区域技术多样化发展框架的核心理念是, 针对每个区域的能力和基础, 为区域技术开发的生长路径指明方向, 同时还能够有效识别这些选择所带来的风险和成本。遵循这一理念, 能够有效避免“一刀切”的政策模式, 并提供适合区域情况、基于区域技术基础的发展政策。过去, 区域技术发展政策的制定往往只关注技术复杂性(即Y轴), 盲目追求高技术和新兴产业, 忽视区域是否有发展此类技术的能力, 因而往往会为区域发展带来风险。权衡考虑区域的技术关联性和复杂性, 能够更有效地提出符合特定区域能力的发展政策, 避免重复和资源浪费。

6 结论与讨论

本文利用1987—2016年国家知识产权局专利数据, 描绘了技术关联性和复杂性的时空分异特点, 探讨了技术关联和复杂性对区域技术引入和技术增长的影响。在此基础上, 构建了一个基于技术关联性和复杂性的多样化发展理论框架, 试图解决中国城市产业和技术政策选择缺乏有力的理论支撑和实证基础的问题。基于前述研究, 得出如下结论:

(1) 从技术的进入退出来看, 东部地区的技术动态变化比中西部剧烈地多。对关联度与技术进入退出间关系的初步分析表明, 与当地已有技术密切相关的技术更有可能进入该地区。而技术如果不具备强大的本地技术关联, 它们就更有可能退出。

(2) 从技术关联性看, 东部地区的技术演化对技术关联密度的依赖性更强, 而西部地区的新技术与区域原有技术基础的关联性较弱。从时序来看, 中部地区城市的技术关联密度升高, 部分东部地区城市的技术关联密度有所下降, 西部地区城市的技术关联密度并未发生显著变化。从技术复杂性看, 中国城市技术复杂性存在“南下”趋势, 热点区域由以重工业为主的东北地区转移至长三角、珠三角和京津冀地区, 而其他大多数城

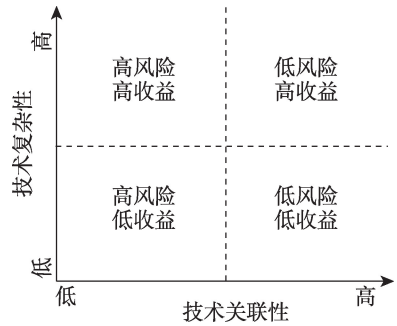


图6 基于技术关联密度和知识复杂性的多样化政策框架

Fig. 6 A policy framework for regional diversification

市的技术复杂性变化不大,技术发展遵循一定的路径依赖模式。

(3)对技术关联性、复杂性和技术进入、技术增长的回归分析结果表明,技术关联是区域技术增长的条件,区域需要通过已有或相关的技术来提升其技术获取能力。而技术复杂性有利于技术增长,虽然较难获取,但如果区域致力于与该区域现有技术有关的复杂技术,那么区域就会增长得更快。

本文提出的多样化发展框架揭示了各区域在选择何种技术发展路径时所面临的潜在风险和回报。使用关联性来评估技术路径选择的潜在风险,用技术复杂性评估可能获得的潜在好处。我们认为,各区域应利用其现有能力,在相关的高附加值活动中发展和获得比较优势。目前,国内城市一哄而上、盲目追求新兴产业的现象比较普遍。这种以需求和高端为导向的产业和技术政策,并未考虑地区基础和供给。一些城市试图通过新兴产业活动实现技术的从无到有,或重复创新投资发展高端产业,无异于“在沙漠中建高楼”。虽然这些政策会起到一定的效果,但只有在适当的地域背景下才能发挥更大作用。本文提出的多样化发展理论框架可为决策者权衡选择技术发展道路提供参考。

致谢:评审专家对本研究的模型优化、行文规范和文字表述方面提出客观、准确、详实的审稿意见,特致以诚挚感谢。

参考文献(References)

- [1] 闻一言. 新兴产业“浮躁症”背后是“政绩投机”. 学习时报, 2010-05-31(4). [Wen Yiyan. Behind the "impetuosity" of emerging industries is "performance speculation". Study Times, 2010-05-31(4).]
- [2] 萧函. 光伏产业需谨防“大跃进”式建设. 太阳能, 2014, 34(7): 63-64. [Xiao Han. Photovoltaic industry should beware of "Great Leap Forward" construction. Solar Energy, 2014, 34(7): 63-64.]
- [3] 陈建军. 长江三角洲地区的产业同构及产业定位. 中国工业经济, 2004, 20(2): 19-26. [Chen Jianjun. Study on same structure and position of industry in Yangtze River Delta. China Industrial Economy, 2004, 20(2): 19-26.]
- [4] 苏红键, 赵坚. 相关多样化、不相关多样化与区域工业发展: 基于中国省级工业面板数据. 产业经济研究, 2012, 92(2): 26-32. [Su Hongjian, Zhao Jian. Related variety, unrelated variety and regional industry development: Evidence from Chinese 31 provincial-units industrial panel data. Industrial Economics Research, 2012, 92(2): 26-32.]
- [5] McCann P, Ortega-Argilés R. Smart specialization, regional growth and applications to European Union cohesion policy. *Regional Studies*, 2015, 49(8): 1291-1302.
- [6] Storper M. *The Regional World: Territorial Development in a Global Economy*. New York: Guilford, 1997: 56.
- [7] Weitzman M. Recombinant growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(2): 331-360.
- [8] Dosi G. Technological paradigms and technological trajectories: As suggested interpretation of the determinants and directions of technical change. *Research Policy*, 1982, 11(3): 147-162.
- [9] Rigby D, Essletzbichler J. Evolution, process variety, and regional trajectories of technological change in US manufacturing. *Economic Geography*, 1997, 73(3): 269-284.
- [10] Bathelt H, Malmberg A, Maskell P. Local buzz, global pipelines and the process of knowledge creation. *Progress in Human Geography*, 2004, 28(1): 31-56.
- [11] Maskell P, Malmberg A. Localised learning and industrial competitiveness. *Cambridge Journal of Economics*, 1999, 23(2): 167-186.
- [12] Sorenson O, Rivkin J, Fleming L. Complexity, networks and knowledge flow. *Research Policy*, 2006, 35(7): 994-1017.
- [13] Balland P, Rigby D. The geography of complex knowledge. *Economic Geography*, 2017, 93(1): 1-23.
- [14] Essletzbichler J. Relatedness, regional branching and technological cohesion in US metropolitan areas. *Regional Studies*, 2015, 49(5): 752-766.
- [15] Frenken K, Van Oort F, Verburg T. Related variety, unrelated variety and regional economic growth. *Regional Studies*, 2007, 41(5): 685-697.
- [16] Breschi S, Lissoni F, Malerba F. Knowledge relatedness in firm technological diversification. *Research Policy*, 2003, 32

- (1): 69-87.
- [17] Atkinson A, Stiglitz J. A new view of technological change. *Economic Journal*, 1969, 79(315): 573-578.
- [18] Chatterjee S, Wernerfeld B. The link between resources and the type of diversification: Theory and evidence. *Strategic Management Journal*, 1991, 12(1): 33-48.
- [19] Webber M, Sheppard E, Rigby D. Forms of technical change. *Environment and Planning A*, 1992, 24(2): 1679-1709.
- [20] Frenken K, Boschma R. A theoretical framework for economic geography: Industrial dynamics and urban growth as a branching process. *Journal of Economic Geography*, 2007, 7(5): 635-649.
- [21] Balland P. Relatedness and the geography of innovation. In: Shearmur R, Carrincazeaux C, Doloreux D. *Handbook on The Geographies of Innovation*. Northampton: Edward Elgar, 2016: 33-52.
- [22] Boschma R. Relatedness as driver behind regional diversification: A research agenda. *Regional Studies*, 2017, 51(3): 351-364.
- [23] Hidalgo C, Klinger B, Barabassi A, et al. The product space conditions the development of nations. *Science*, 2007, 27(6): 482-487.
- [24] Neffke F, Henning M, Boschma R. How do regions diversify over time? Industry relatedness and the development of new growth paths in regions. *Economic Geography*, 2011, 87(3): 237-265.
- [25] Rigby D. Technological relatedness and knowledge space: Entry and exit of US cities from patent classes. *Regional Studies*, 2015, 49(11): 1922-1937.
- [26] Petralia S, Balland P, Morrison A. Climbing the ladder of technological development. *Research Policy*, 2017, 46(5): 956-969.
- [27] Kogut B, Zander U. Knowledge of the firm, combinative capabilities, and the replication of technology. *Organization Science*, 1992, 3(3): 383-397.
- [28] Lawson C, Lorenz E. Collective learning, tacit knowledge and regional innovative capacity. *Regional Studies*, 1999, 33(4): 305-317.
- [29] Asheim B, Gertler M. The geography of innovation: Regional innovation systems. In: Fagerberg J, Mowery D, Nelson R. *The Oxford Handbook of Innovation*. Oxford: Oxford University Press, 2005: 14-31.
- [30] Fleming L, Sorenson O. Technology as a complex adaptive system: Evidence from patent data. *Research Policy*, 2001, 30(7): 1019-1039.
- [31] Simon H. The architecture of complexity. *Proceedings of the American Philosophical Society*, 1962, 106(6): 467-482.
- [32] Polanyi M. *The Tacit Dimension*. New York: Doubleday, 1966: 15-16.
- [33] Hidalgo C, Hausmann R. The building blocks of economic complexity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2009, 106(26): 10570-10575.
- [34] Quatraro F. Knowledge coherence, variety and economic growth: Manufacturing evidence from Italian regions. *Research Policy*, 2010, 39(10): 1289-1302.
- [35] Heimeriks G, Balland P. How smart is specialisation? An analysis of specialisation patterns in knowledge production. *Science and Public Policy*, 2016, 43(4): 562-574.
- [36] 贺灿飞. 区域产业发展演化: 路径依赖还是路径创造. *地理研究*, 2018, 37(7): 1253-1267. [He Canfei. Regional industrial development and evolution: Path dependence or path creation?. *Geographical Research*, 2018, 37(7): 1253-1267.]
- [37] Balland P, Boschma R, Crespo J, et al. Smart specialization policy in the European Union: Relatedness, knowledge complexity and regional diversification. *Regional Studies*, 2018, 52(4): 1-17.

Technological relatedness, complexity and regional diversity: Evidence from Chinese cities

MA Shuang¹, ZENG Gang², ZHANG Yiou²

(1. Institute of Information, Shanghai Academy of Social Sciences, Shanghai 200235, China;

2. School of Urban and Regional Science, East China Normal University, Shanghai 200062, China)

Abstract: Ignoring the realistic basis and blindly pursuing new industries have become a common phenomenon in Chinese cities. Scholars have generally called for the implementation of regional capacity-based development policies, taking into account regional realities and industrial base, to avoid "one size fits all", repeated construction and vicious competition. Based on the patent data of the State Intellectual Property Office (SIPO), this paper describes the spatial-temporal evolution characteristics of technology relatedness and complexity of Chinese cities from 1987 to 2016, and estimates the impact of technology relatedness and complexity on regional technology introduction and technology growth. The results show that: (1) The dynamic of technology entry and exit in the eastern region is stronger than that of the central and western regions. The correlation analysis between relatedness and technology entry and exit shows that technology with high relatedness is more likely to enter the region. In contrast, technologies are more likely to exit if they do not have strong local technology linkages. (2) From the view of technological relatedness and complexity, technological evolution in eastern coastal areas is more dependent on the technological relatedness, and technological complexity has experienced tremendous growth, while technological relatedness and complexity in the central and western regions have changed little, and technological development in Chinese cities generally presents path-dependent characteristics. (3) Technological relatedness has been playing a significant role in promoting the entry and growth of new technologies. When technology with high complexity is introduced, if it has a high relatedness with the existing technological foundation of the region, it will play a significant role in promoting regional technological progress; on the contrary, even if the blind introduction of complex technology will not have a significant impact on regional technological progress. Based on the relatedness and complexity, this paper divides the technology development paths into four types: The policy of "bright road" means low risk and high benefit, when technologies are expected to exceed average returns under relatively low risk. In contrast, technological development with high risk and low benefit are unlikely to catch and raise value, we therefore refer to such a policy as "dead end". The "road exploration" policy means high risk and high benefit, which aims to develop new and original technology to realize path creation. "Slow Road" policy means driving safely forward in the existing low-level technology path. The framework of regional diversification development can provide a reference for decision makers to weigh and choose the path of technological development.

Keywords: regional diversification; technological relatedness; complexity; cities; China