

地理与认知邻近对高技术产业集群创新影响 ——以我国软件产业集群为典型案例

李 琳, 韩宝龙

(湖南大学经济与贸易学院, 长沙 410079)

摘要: 多维邻近性是近些年国际学术界在区域创新及产业集群方向新的研究视角。本文首先从多维邻近视角出发探讨了地理邻近、认知邻近对高技术产业集群创新的影响机制, 并据此提出4个待验证假设; 进而以我国国家级软件产业园产业集群为典型案例进行实证分析, 并创造性地使用人工神经网络为前导的OLS回归分析方法对待验证假设进行双重递进检验。实证结果显示: 在高技术产业集群的发展和成熟阶段, 地理邻近对集群创新绩效产生负的影响, 但负影响递减; 认知邻近对集群创新绩效产生正影响; 集群外部知识的获取有利于集群创新绩效提升; 集群直接创新投入也促进创新绩效的提高, 但边际报酬递减。

关键词: 高技术产业集群; 地理邻近; 认知邻近; 创新绩效; 人工神经网络

文章编号: 1000-0585(2011)09-1592-14

1 引言

高技术产业集群是一个国家或地区综合实力的重要标志, 创新是高技术产业集群竞争力之源泉。随着隐性知识及知识溢出理论的提出, 关于如何提升区域产业创新能力的讨论, 已不再仅仅局限于简单的投入产出关系, 以成本为导向的区域产业布局理论转而增加了更多关于规模报酬与外部性的思考, 致使学界对高技术产业集群创新与产业布局的研究有了新的视角——多维邻近性, 以亟探究影响高技术产业集群创新的本质因素。

国际上基于多维邻近性视角的组织合作与创新研究始于上世纪90年代, 其中法国邻近动力学派(French School of Proximity Dynamics)的诸多观点具有较强的代表性, 理论研究成果较丰^[1~4]。但概括而言, 西方对于多维邻近与创新论题的研究仍处于探索阶段, 尚未形成一个公认的、界定清晰的多维邻近概念框架^[5]; 在实证研究方面, 有关地理邻近的实证研究方法多且较成熟, 其他维度邻近性的实证研究则缺乏权威的研究范式, 尚在探索与完善中。国内对于多维邻近论题的研究尚处于起步阶段, 局限于对单一地理邻近性的讨论^[6~8], 而关于多维邻近性的实证研究完全是空白。本文在梳理西方有关多维邻近性研究脉络和不足的基础上, 尝试构建一个较清晰的组织合作中的多维邻近概念框架^[9]。

本文选取多维邻近中广受学界认可、对创新影响最为明显的两个维度——地理邻近和认知邻近为研究对象, 开创性的采用以人工神经网络为前导的计量经济分析方法, 通过双

收稿日期: 2011-03-02; 修订日期: 2011-06-01

基金项目: 教育部人文社会科学规划课题(08JA790038); 湖南省社科基金课题(2010YBA049)

作者简介: 李琳(1965-)女, 湖南涟源人, 教授, 博士, 主要从事产业集群与区域创新研究。

E-mail: lilin963@vip.sina.com

韩宝龙(1986-)男, 河南信阳人, 硕士生, 专业方向为区域经济与产业集群。

E-mail: baronhan@foxmail.com

重检验对比分析来对地理邻近与认知邻近对高技术产业集群创新影响效应进行实证研究。以期推进我国经济地理学界和区域经济学界在多维邻近方面的研究。

2 地理邻近与认知邻近对高技术产业集群的影响机制

由于学者们研究目的不同、分析视角各异,出现了同一邻近概念界定不清和不同维度邻近概念交叉重叠的现象^[10],而多维邻近概念的模糊性制约了对邻近性论题的深入探讨,使得对邻近性的定量测度无从谈起。据此,笔者曾依据不同维度邻近概念之间的可分性和可测度性原则,从组织合作视角对多维邻近性进行重新划分和界定,将多维邻近性划分为地理邻近、组织邻近和认知邻近^[9]。其中关于地理邻近、认知邻近的概念界定如下:

地理邻近性,反映集群企业间空间距离的远近性,这种距离不单纯从空间距离衡量,还需要考虑运输或传播时间与成本的因素。如 Torre 等认为地理邻近性是“两单位之间的公里距离”^[2]。尽管不同学者对地理邻近性的表述不同,但归其本质都是指主体间要素传播和运输需要面对的物理距离。

认知邻近性,反映集群企业在相互沟通时所表现的行为方式(沟通方式、处事方式)的相似性。包括经验、语言、知识、技术等。较认知邻近的文化和语言邻近而言,经验、技术上的邻近更具有认知邻近的创新促进要素特征,更能够反映认知邻近对创新的影响作用。故这里的认知邻近概念侧重从相互沟通视角刻画组织间或主体间因知识基础、技术工艺和实践经验的相似性而表现的行为方式的相似性。

2.1 地理邻近对高技术产业集群的影响机制

国内外相关研究关于地理邻近对区域创新的影响机制已基本达成共识,概括而言,地理邻近性对集群创新的影响机理主要表现在以下三个方面:(1)通过减少促进创新产生的人力、物资资源的运输时间来降低交易成本,进而在生产层面促进创新^[5, 11];(2)通过拓宽企业间交流途径,提高企业间交流频率和多企业合作交流的并发程度来直接促进隐性知识的传播,进而促进集群创新活动的产生^[7];(3)通过地理邻近对组织和认知邻近性的强化效应,进一步增强了组织邻近和认知邻近促进隐性知识传播的能力,进而有利于集群创新活动的产生^[12, 13](图1)。

虽然高水平的地理邻近性有利于集群企业间频繁的面对面的交流,促进隐性知识的传播从而推动创新,但亦有不少国外文献研究发现:在产业集群发展的成熟阶段,集群内企业间因过度的地理邻近而对集群的创新活动产生负面的影响效应。这是因为过度的地理邻近性会造成经济系统的自封闭性,不利于外部知识的流入,即所谓地理邻近的“锁定”效应。随着信息技术的发展,一些行业中组织合作对永久性地理邻近的依赖大大降低,转而强调临时性地理邻近的重要性,并认为以专业技术人员的跨区域流动而形成的“临时地理邻近”可以满足合作创新的需要。同时,在产业集群发展的成熟阶段,高水平的认知邻近下,过度的地理邻近使得集群内的知识产权保护难度增大,阻碍创新活动的产生。

2.2 认知邻近对高技术产业集群创新的影响机制

认知邻近侧重于组织之间相似的认知方法和沟通手段。由相似的经验、共同的语言、共同的知识技术基础所形成的认知相似性使组织合作中的沟通更加流畅,企业能够高效低成本地从合作伙伴那里获取并吸收资源和溢出知识^[14, 15]。尤其,作为认知邻近的重要组成部分,技术上的邻近和知识结构上的邻近是集群内不同企业之间、企业内不同部门之间进行创新活动的前提条件^[14]。同时,企业之间或企业内不同部门之间基于认知邻近的长

期合作关系的建立有利于组织邻近性的形成^[5,16]。综上,认知邻近侧重于企业间的技术合作层面^[17~19](图1)。

过度的认知邻近也会产生负面效应:过度相似的知识基础和认知方式将降低企业之间的异质性,使企业因缺乏新的知识源而锁定在旧的技术轨迹。

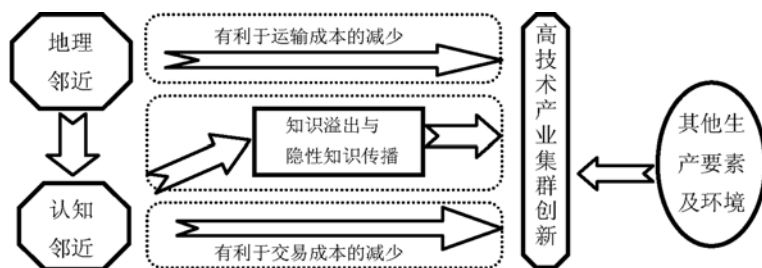


图1 地理邻近、认知邻近对集群创新的影响机理

Fig. 1 How geographic proximity and cognitive proximity work on innovation of cluster

2.3 我国国家级软件园发展特征及其地理邻近和认知邻近特征

探讨多维邻近性对高技术产业集群创新的影响效应,应选择研发合作和创新能力都显著的集群为案例,软件产业集群是名副其实的高技术产业集群,兼有上述两方面特征。此外我国国家级软件园还有一些其他特征:如:(1)这类软件园多始于政策引导型企业集聚园区,使其地理邻近客观存在;(2)软件产业横、纵向产业关联强,容易形成产业链,这些软件园成立时间较长,整体上初步进入集群发展成熟时期,充分具备认知邻近存在基础——共通技术和共有知识;(3)由于我国知识产权保护力度不足,使软件集群内过度地理邻近更易形成,又软件产业集群对运输成本要求不高,因此,过度地理邻近带来的创新不经济性很可能超过运输成本减少带来的经济性,形成负的总效应。

3 待验假设与研究方法

3.1 待验假设

基于前述理论机制,本文以我国国家级软件产业基地为案例,探讨地理邻近(G)、认知邻近(R)对高技术产业集群创新绩效(I)的影响效应,主要的研究目标是验证前述理论机制中相关理论的正确性,即国家级软件产业基地创新绩效、地理邻近影响、认知邻近影响三者之间是否符合图2和图3所示的曲线关系,是否符合表1中的待验假设。

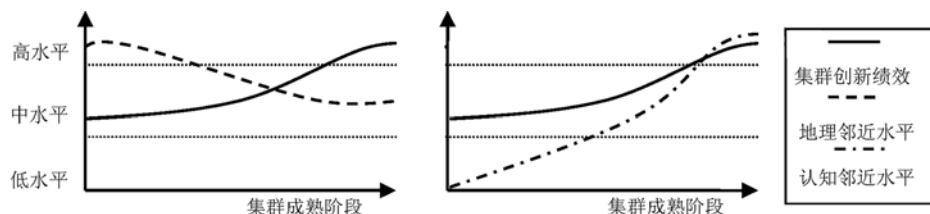


图2 待验曲线示意图1

Fig. 2 Sketch for the relationship between proximities and cluster (1)

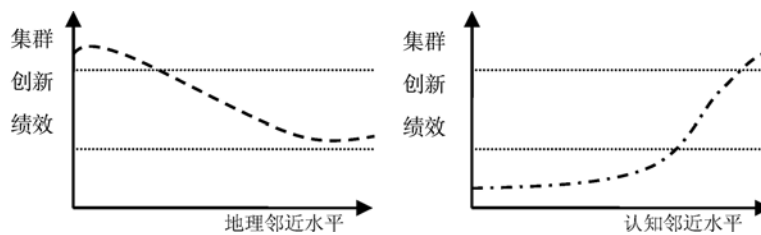


图 3 待验曲线示意图 2

Fig. 3 Sketch for the relationship between proximities and cluster (2)

表 1 4 个待验假设

Tab. 1 4 hypotheses needed to be tested

| | 待验假设 | 数学表达 |
|-----|---|---|
| H1: | 在产业集群成熟阶段, 过度的地理邻近对高技术产业集群创新绩效产生影响效应为负; | $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$ |
| H2: | H1 成立时, 集群创新自我调节机制发挥作用, 负影响效应递减; | $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial G^2} > 0$ |
| H3: | 在产业集群成熟阶段, 认知邻近对高技术产业集群创新绩效产生正影响效应; | $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$ |
| H4: | H3 成立时, 认知邻近性对集群创新的正影响效应递减。 | $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial R^2} < 0$ |

3.2 指标选取与数据来源

高技术产业集群创新绩效 (I) 衡量指标。高技术产业集群创新绩效的评价不是本文的重心, 故对其的度量本文采取简化的方法, 用集群的新产品产值表示, 这样既不失一般性, 又重点突出。软件行业的特殊性在于其产品更新换代快, 产品的升级与创新层出不穷, 故不同年份之间软件行业所销售的软件产品基本为新产品, 所以本文实证部分以国家级软件产业园年软件销售收入为指标, 用以衡量高技术产业集群创新绩效这一变量。

地理邻近水平 (G) 衡量指标。地理邻近性, 反映集群企业间空间距离的远近性。本文需要测度的是一元地理邻近, 即根据 Torre 等^[2]的观点, 对地理邻近性的研究可分为两个层面: 一元层面和二元层面, 在一元层面, 相关组织的地理聚集就叫该地区的地理邻近, 而在二元层面则认为是两个具体的互动组织之间的距离。本文拟采用国家级软件产业园内企业集聚程度表示地理邻近, 但因为不同软件园发展特点不一, 有些软件园小企业为主, 另一些软件园大企业较多, 在同样软件园面积和企业数量情况下, 后者比前者明显密度大, 集聚程度更高。鉴于此, 本文以软件从业人员密度衡量聚集情况, 即以国家级软件产业园单位面积上年末软件从业人员数为指标, 衡量高技术产业集群地理邻近水平。

认知邻近水平 (R) 衡量指标。认知邻近主要作用于企业间的研发合作, 本文的实证研究从研发专业知识和技术角度来考虑认知邻近性的广度和高度, 认知邻近性的广度用软件从业人员占软件产业基地总人员的比例表示, 认知邻近性的高度用博士学历人数占软件产业基地总人数比例来表示, 二者相乘即为高技术产业集群的整体认知邻近水平。

其他对高技术产业集群创新绩效的影响因素指标: 直接创新投入 (D) 和集群外知识获取 (F)^[20]。直接创新投入是集群创新活动得以进行的物质基础, 本文采用软件研发投

入这个指标测度直接创新投入水平^[21, 22]。集群外知识获取用于考量的是集群外部知识流入对内部创新的影响, 本文使用软件产业园出口创汇指标来表示集群外部知识获取水平。产学研合作也是集群外知识获取的重要途径, 但该指标无连续、有效的高质量统计数据, 且从收集的部分园区数据看, “园区年产学研合作频率”与“出口创汇额”有较强的相关性, 因此, 采用“出口创汇额”表示同一变化趋势。同时, 因为外部知识获取的主要途径是与集群外的企业进行贸易和研发合作, 又因软件产业集群的国内贸易额往往与其国际贸易额成正比, 故在无国内产业集群之间相互贸易数据的情况下, 统一采用出口创汇额这一指标, 用以反映集群外知识获取。

综上所述, 高技术产业集群创新绩效 I = 软件产品销售总额; 地理邻近水平 G = 单位园区占地面积上软件从业人员数; 认知邻近水平 R = 总员工中软件从业人员百分比 \times 博士人员百分比; 直接创新投入 D = 软件研发投入; 集群外知识获取 F = 园区出口创汇额。

本文的数据主要来源于国家火炬中心出版的《火炬中心统计资料 2005~2009》, 其中 2008 年国家级软件产业基地 35 个, 2007 年 34 个, 2006 年 33 个, 2005 年 32 个, 2004 年 29 个。实证中假设国家级软件产业园发展特征及模式是一样的, 不同软件产业园之间的经济发展差别在于它们分别处在不同的发展阶段, 故可将上述数据整理为 162 个截面样本, 对于部分缺失数据采取电话询问及统计方法予以补齐, 最后实际获得有效样本观测值 146 个。

3.3 实证研究方法简述

人工神经网络是用大量简单计算单元 (神经元) 构成的非线性复杂计算系统 (图 4), 一般由一个输入层, 一个输出层和数个隐含层构成。它在一定程度上模拟了人脑神经系统处理、存储、筛选、优化信息的功能, 具有自学习、记忆与计算的类人工模糊模拟智能。数据在传输的过程中不断修正传递值和阈值, 以训练出符合既定输入输出规律的数据传输网络。

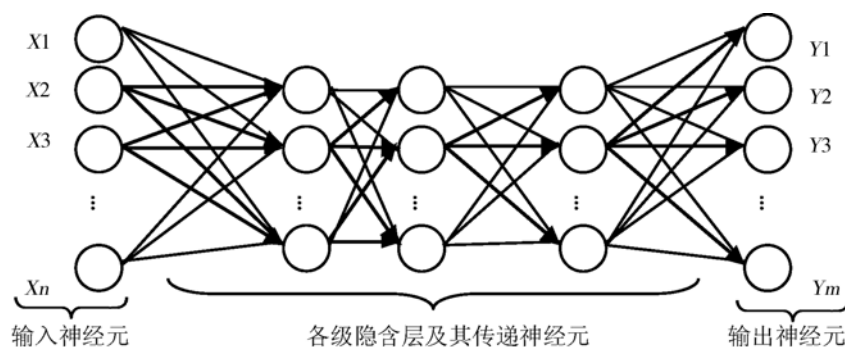


图 4 人工神经网络一般结构示意图

Fig. 4 A common structure of an artificial neural network

从前述理论机制中可以看出, 多维邻近性对高技术产业集群创新的影响机制是各子邻近性的组合, 既有单独对创新影响的可能, 又有协同作用的途径, 故影响机制的具体数理模型可能是多输入、单输出的复杂非线性形式。针对这一建模要求, 本文采用了以人工神经网络为前导的 OLS 双重检验分析方法, 即: 先采取神经网络模拟的方法, 模拟出多

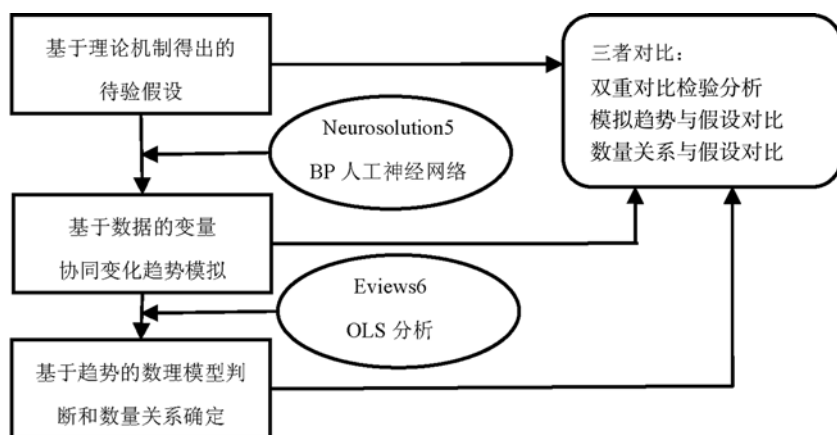


图 5 神经网络为前导的 OLS 双重检验方法

Fig. 5 A double tests mean combined ANN with OLS

维邻近性对高技术产业集群的影响机制数量关系；进而控制各解释变量，只放松一个解释变量自由变化，观测该解释变量与被解释变量的变动关系，以探究该解释变量对被解释变量的影响方式，明确该解释变量在整个影响模型中的形式和作用；在对所有解释变量进行上述操作后，推演出可能的数理模型形式，用 OLS 方法对所收集的数据进行拟合方程回归，判断方程优劣，选择最优模型；最后，将神经网络模拟结果和 OLS 估计结果与待验假设双重对比检验，得出科学严谨的实证结论（图 5）。

本文的神经网络方法依靠 Neurosolutions5 软件得以实现，采用的是普遍使用的 BP 人工神经网络；OLS 采用 Eviews6 得以实现。

3.4 数据预处理

在实证分析中，创新绩效（软件产品销售总额）和直接创新投入（软件研发投入），以及集群外知识获取（园区出口创汇额）均考虑了历年通货膨胀因素，以 2004 年为基期进行了调整，对于出口创汇额又额外采用历年中美汇率均价进行了人民币本币结算。

而地理邻近水平、认知邻近水平以及集群外知识获取水平都没有固定的单位，三者相对自身具有可比性，相互之间却没有可比性，即无量纲规模变量。为了免除数量模型中三者系数上不必要的数量级差异和困惑，在数据分析前对这三个指标的数据进行标准化。同时考虑数量模型中可能出现的对数及开方形式，这里将标准化的数据调整到 2.71828 至 3.71828 之间。

标准化公式：

$$\bar{Z}_i = \frac{Z_i - \min(Z)}{\max(Z) - \min(Z)} + e \quad (1)$$

需要特别说明的是，软件行业创新研发投入—产出周期短，故不需要像一般创新投入产出一样进行投入对产出数据滞后处理。

4 神经网络引导下的计量经济实证研究

4.1 数量关系模拟及结果分析

本文采用两种神经网络结构，简单结构和一般结构，后者的网络结构可以解决绝大多

数的现实问题,是应用较为普遍的网络结构。此外,网络训练中将性能函数设为最小方差函数,训练终止值为 0.001,强迫终止循环次数为 10000 次,其余配置见表 2。

表 2 两种人工神经网络的结构与训练结果
Tab. 2 Structures and training results of those ANNs

| 神经网络名称 | 简单结构网络 | Network-normal |
|------------------------|----------------|----------------|
| 输入神经元数 | 4 | 4 |
| 输出神经元数 | 1 | 1 |
| 输出层传递函数 | LinearAxon | LinearAxon |
| 学习方式 | Momentum (自调整) | Momentum |
| 隐含层数 | 1 | 3 |
| 第 1 隐含层神经元数 | 4 | 4 |
| 第 1 隐含层传递函数 | TanhAxon | TanhAxon |
| 第 2 隐含层神经元数 | — | 4 |
| 第 2 隐含层传递函数 | — | TanhAxon |
| 第 3 隐含层神经元数 | — | 4 |
| 第 3 隐含层传递函数 | — | TanhAxon |
| 10 次 10000 次循环训练最小方差 | 0.009416189 | 0.008711666 |
| 10 次 10000 次循环训练平均最小方差 | 0.009884937 | 0.009321549 |
| 10 次训练中平均最小方差的标准差 | 0.000481837 | 0.000476543 |
| 10 次 10000 次循环训练共耗时 | 3min | 6min |

从上表两种人工神经网络对多维邻近性—高技术产业集群创新绩效的拟合情况看,两种网络的平均最小方差都小于 0.01 的一般要求,故模拟情况令人满意。两种人工神经网络各自模拟了一套多维邻近性对高技术产业集群创新绩效影响关系系统,虽然其内部数量结构复杂未知,但依旧可以通过对这种固定关系中的部分变量予以控制,来研究自有变量对输出变量的影响关系。

本文有四个输入变量(解释变量):G、R、F、D,可以通过控制其中的任意三个变量,来研究另一自有变量对输出变量(被解释变量)I的影响规律。所谓控制变量,就是在 146 个样本(分别反映 146 种产业集群发展的不同时间)中,保持这些被控制变量在不同样本间相等,仅有自由变量发生变化,在这种情况下,输出变量的变化就可以看做是自由变量变化造成的影响。

控制输入变量 R、F、D 时,有 $R=2.8789$, $F=2.7507$, $D=544810.589$ (控制变量值=该控制变量在 146 个样本中的平均值),将标准化后的自由输入变量 G 及控制输入变量导入上述两种已经训练好的神经网络中,得出创新绩效 I 的模拟值,并有 G-I 的关系图 6。

控制输入变量为 G、F、D 时,有 $G=2.8045$, $F=2.7507$, $D=544810.589$,自由输入变量为 R。将标准化后的自由输入变量 R 及控制输入变量导入上述两种已经训练好的神经网络中,得出创新绩效 I 的模拟值,并有 R-I 的关系图 7。

控制输入变量为 G、R、D 时,有 $G=2.8045$, $R=2.8788$, $D=544810.589$,自由输入变量为 F。将标准化后的自由输入变量 F 及控制输入变量导入上述两种已经训练好的神经网络中,得出创新绩效 I 的模拟值,并有 F-I 的关系图 8。

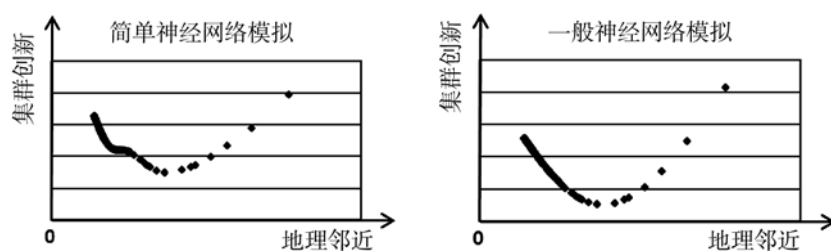


图 6 两种神经网络给出的 G-I 关系模拟图

Fig. 6 Outputs from 2 ANNs about the relationship between geographic proximity and innovation

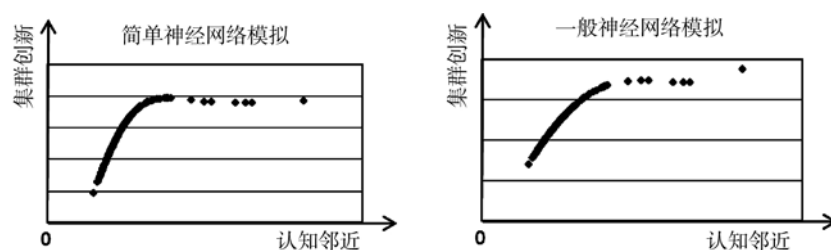


图 7 两种神经网络给出的 R-I 关系模拟图

Fig. 7 Outputs from 2 ANNs about the relationship between cognitive proximity and innovation

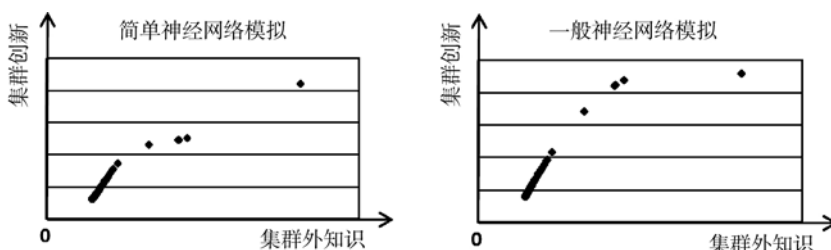


图 8 两种神经网络给出的 F-I 关系模拟图

Fig. 8 Outputs from 2 ANNs about the relationship between foreign knowledge input and innovation

控制输入变量为 G 、 R 、 F 时，有 $G=2.8045$ ， $R=2.8788$ ， $F=2.7507$ ，自由输入变量为 D 。将标准化后的自由输入变量 D 及控制输入变量导入上述两种已经训练好的神经网络中，得出创新绩效 I 的模拟值，并有 D - I 的关系图 9。

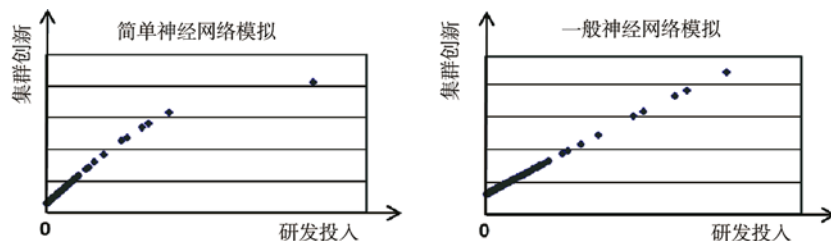


图 9 两种神经网络给出的 D-I 关系模拟图

Fig. 9 Outputs from 2 ANNs about the relationship between R&D input and innovation

图 6 反映了在产业集群及其高级阶段,伴随着地理邻近性的提高,产业集群创新水平递减的特征,且创新能力的递减呈减速趋势。在图像尾部有个别“上扬”样本点,这一方面可能是创新能力减速递减的表现,另一方面可能是统计分析中的“噪点”(个别不符合统计规律和事务客观规律的样本),这些样本点占总样本总量的极少部分。图 7 反映了认知增长带来创新能力提高这一现象,且有认知邻近影响力减小的趋势(即创新能力减速增长)。图 8 反映了集群外知识获取对高技术产业集群创新的促进作用,且这种促进作用呈递减趋势。图 9 反映了直接创新投入对高技术产业集群创新绩效的提升作用,同样这种促进作用呈递减的趋势。

4.2 基于 OLS 方法的数量关系研究及其结果分析

基于神经网络绘制出的 146 个样本的散点图,从图形趋势上的确给予待验假设很大的支持,但这种判断仅仅是直观的、粗糙的,更为严谨的科学论断应该建立在多维邻近对高技术产业集群创新影响机制明确的数理关系基础之上。因而,更为具体的数理关系模型建立,以及模型参数确定还要诉诸于最小二乘回归分析方法。

因影响因素之一直接创新投入与创新能力之间是投入和产出关系,可将二者数量关系设定为较为常见的 $I = A \times D^{a_d}$ 投入产出模型,其中 A 为环境变量, a_d 为规模报酬系数。结合机制论述中对多维邻近性本质的探讨,可以发现,多维邻近性及集群外知识获得水平正是该集群的环境变量,故有 $A = f(G, R, F) = f(h_g(G), h_r(R), h_f(F))$, 其中 $h_g(G)$ 、 $h_r(R)$ 、 $h_f(F)$ 分别为地理邻近、认知邻近、集群外知识获得水平在整个函数中的独立函数形式(独立影响机制)。可得到:

$$I = f(G, R, F) \times D^{a_d} = f(h_g(G), h_r(R), h_f(F)) \times D^{a_d} \quad (2)$$

又考虑 $f(h_g(G), h_r(R), h_f(F))$ 内部三者独立函数之间的关系构成,无外乎线性关系和非线性关系两种情况。如前所述, G 、 R 、 F 虽同为环境变量,但三者各反映不同的创新影响方面,邻近性并无单位存在,知识获得能力亦无单位存在,所以三者之间不具有可比性,故三者之间简单的加减线性关系毫无意义;另一方面,形如

$$I = [h_g(G) + h_r(R) + h_f(F)] \times D^{a_d} = h_g(G) \times D^{a_d} + h_r(R) \times D^{a_d} + h_f(F) \times D^{a_d} \quad (3)$$

的函数形式表明这些环境变量之间并无关联,可以单独作用和存在,这是违背前文论述的理论机制的,据此假设其内部三者之间不是简单的线性关系,是非线性关系,考虑采用简单的函数相乘形式。即:

$$f(G, R, F) = h_g(G) \times h_r(R) \times h_f(F) \quad (4)$$

进一步有:

$$I = h_g(G) \times h_r(R) \times h_f(F) \times D^{a_d} \quad (5)$$

又根据前文对于神经网络实证结果的分析,可以得出:高技术产业集群创新绩效影响因素对集群创新绩效的影响都是呈现当前影响状况的反方向变动,即 $\frac{\partial I}{\partial X} \times \frac{\partial^2 I}{\partial X^2} < 0$

(其中 I 创新能力, X 为各创新能力影响因素)。符合这类特征的函数主要有对数函数、指数函数以及三次函数、三角函数。三次函数在回归分析中会产生多重共线性或自相关现象,因此不予考虑;而三角函数因为其本身周期性强,做回归分析时需要进行分段处理,因而也不经常出现在经济模型中。综合上述两个因素本文的回归分析采用对数函数、指数函数两种类型,先分别建立以下模型,并依据检验结果再对两个模型进行调整。

$$I = \alpha G^{a_g} \times R^{a_r} \times F^{a_f} \times D^{a_d} \quad (6)$$

$$I = \ln^{a_g}(G) \times \ln^{a_r}(R) \times \ln^{a_f}(F) \times D^{a_d} \quad (7)$$

其中 a_g 、 a_r 、 a_f 、 a_d 为待估计参数， c 为带估计常数项。

据上推论，本文建立了以下 6 种可能的数量关系模型（表 3），而后将标准化后的数据录入 Eviews6 软件，对前述两个模型及在回归过程中派生出的模型进行回归检验有如下结果（表 4）。

从表 3 可得 Model3 的模型最为合适，对数据拥有较好的解释能力，因而得到数理模型：

表 3 回归模型一览表

Tab. 3 Regression models

| | |
|--------|---|
| Model1 | $I = cG^{a_g} \times R^{a_r} \times F^{a_f} \times D^{a_d}$ |
| Model2 | $I = c \ln^{a_g}(G) \times \ln^{a_r}(R) \times \ln^{a_f}(F) \times D^{a_d}$ |
| Model3 | $I = G^{a_g} \times R^{a_r} \times F^{a_f} \times D^{a_d}$ |
| Model4 | $I = c \ln^{a_g}(G) \times R^{a_r} \times F^{a_f} \times D^{a_d}$ |
| Model5 | $I = \ln^{a_g}(G) \times \ln^{a_r}(R) \times F^{a_f} \times D^{a_d}$ |
| Model6 | $I = c \ln^{a_g}(G) \times \ln^{a_r}(R) \times F^{a_f} \times D^{a_d}$ |

注： $c=e^c$ ， $e \approx 2.71828$ 自然对数底。

表 4 模型参数估计及检验结果

Tab. 4 Estimation and testing results

| | | Model1 | Model2 | Model3 | Model4 | Model5 | Model6 |
|----|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| G | a_g | -4.4942 | -5.2660 | -4.4340 | -5.1687 | -4.6726 | -5.1519 |
| | t | -2.2892 | -2.4588 | -2.3461 | -2.4141 | -2.4493 | -2.4071 |
| | Prob. | 0.0236 * | 0.0151 * | 0.0204 * | 0.0171 * | 0.0155 * | 0.0174 * |
| R | a_r | 2.8888 | 3.3506 | 3.0280 | 2.8798 | 3.1686 | 3.2984 |
| | t | 1.6559 | 1.7310 | 2.3523 | 1.6544 | 1.6546 | 1.7023 |
| | Prob. | 0.1000 | 0.0856 | 0.0200 * | 0.1003 | 0.1002 | 0.0909 |
| F | a_f | 8.6188 | 10.1495 | 8.8288 | 8.7615 | 7.3629 | 8.7882 |
| | t | 2.8918 | 3.0470 | 3.6932 | 2.9482 | 9.0029 | 2.9582 |
| | Prob. | 0.004 ** | 0.003 ** | 0.000 *** | 0.004 ** | 0.000 *** | 0.004 ** |
| D | a_d | 0.5571 | 0.5479 | 0.5551 | 0.5552 | 0.5615 | 0.5550 |
| | t | 8.0622 | 7.8895 | 8.2893 | 8.0488 | 8.3224 | 8.0554 |
| | Prob. | 0.000 *** | 0.000 *** | 0.000 *** | 0.000 *** | 0.000 *** | 0.000 *** |
| C' | Value | 0.3981 | 7.5112 | — | -4.1943 | — | -1.3552 |
| | t | 0.1187 | 8.9693 | — | -1.2305 | — | -0.4991 |
| | Prob. | 0.9057 | 0.000 *** | — | 0.2206 | — | 0.6185 |
| | F | 31.3339 | 31.9144 | — | 31.6014 | — | 31.6762 |
| | Prob. | 0.0000 | 0.0000 | — | 0.0000 | — | 0.0000 |
| | R^2 | 0.4706 | 0.4752 | 0.4705 | 0.4727 | 0.4724 | 0.4733 |
| | A- R^2 | 0.4556 | 0.4556 | 0.4603 | 0.4594 | 0.4578 | 0.4612 |
| | D-W | 1.723 ** | 1.647 ** | 1.765 * | 1.717 ** | 1.623 ** | 1.624 ** |
| | 通过检验否 | × | × | √ | × | × | × |

注：* 表示 0.05 显著性水平；** 表示 0.01 显著性水平；*** 表示 0.001 显著性水平。

$$I = G^{-4.434} \times R^{3.028} \times F^{8.829} \times D^{0.555} \quad (8)$$

有： $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$ ， $\frac{\partial^2 I}{\partial G^2} > 0$ ； $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$ ， $\frac{\partial^2 I}{\partial R^2} > 0$ ； $\frac{\partial I}{\partial F} > 0$ ， $\frac{\partial^2 I}{\partial F^2} > 0$ ； $\frac{\partial^2 I}{\partial D^2} < 0$ 。

由此，高技术产业集群创新绩效影响因素对创新能力的影响关系如图 10。

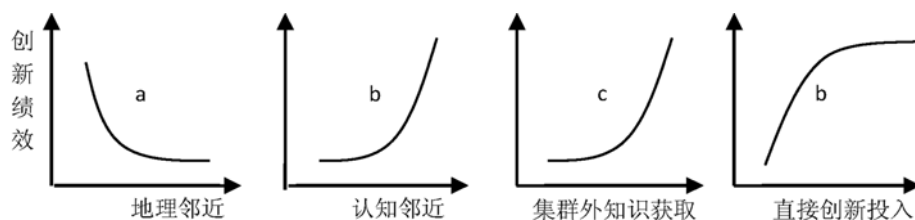


图 10 数理模型中的创新绩效与影响因素关系

Fig. 10 Relationships reflected by the OLS model

4.3 双重检验对比分析及结论

在理论机制部分论述了多维邻近性对高技术产业集群创新的影响机制，并由此提出了 4 个待验理论假设。现将理论机制假设与两种实证分析结果进行对比，结果如表 5。

表 5 理论假设与实证检验对比分析

Tab. 5 Comparison between hypotheses and empirical research results

| 因素 | 是否成立 | 待验假设 | 人工神经网络结果 | 最小二乘回归结果 |
|-------------|------|---|---|---|
| 地理 邻近 G | √ | H1: $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$ | $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$ | $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$ |
| | √ | H2: $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial G^2} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial G^2} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial G} < 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial G^2} > 0$ |
| 认知 邻近 R | √ | H3: $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$ |
| | × | H4: $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial R^2} < 0$ | $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial R^2} < 0$ | $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial R^2} > 0$ |
| 集群外 知识 F | √ | $\frac{\partial I}{\partial F} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial F} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial F} > 0$ |
| | — | 无假设 | $\frac{\partial I}{\partial F} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial F^2} < 0$ | $\frac{\partial I}{\partial F} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial F^2} > 0$ |
| 直接 投入 D | √ | $\frac{\partial I}{\partial D} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial D} > 0$ | $\frac{\partial I}{\partial D} > 0$ |
| | √ | $\frac{\partial I}{\partial D} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial D^2} < 0$ | $\frac{\partial I}{\partial D} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial D^2} < 0$ | $\frac{\partial I}{\partial D} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial D^2} < 0$ |

从表 5 中可以看出，4 个待验假设中有 3 个通过人工神经网络和最小二乘回归双重实证检验，可以判断理论成立。另有待验假设 4 没有通过最小二乘回归分析的实证检验，分析原因有三种可能：（1）在假设人工神经网络对机制的模拟情况优于最小二乘回归方程的前提下，待验假设 4 通过了人工神经网络检验，却没有通过最小二乘回归分析检验，则说明回归分析中建立的数学模型并不完全吻合现实情况，尚有改进的空间；（2）最小二乘回归给出的 $\frac{\partial I}{\partial R} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 I}{\partial R^2} > 0$ 这一情况，符合理论机制中所绘曲线的前半段情况，可以认为本文实证分析所用数据并没有覆盖整个产业集群发展的高级阶段，只仅仅及了前半阶段；（3）本文提出的关于认知邻近影响高技术产业集群创新的理论机制并不完全符合现

实,有待修改完善。

需要说明:有关集群外知识获取能力和直接创新投入二者对高技术产业集群影响效应并不是本文的研究重点,所以上述与之相关的待验假设并非本文提出,而是来源于学界的普遍观点和实践经验,如集群外知识获取对产业集群创新的促进作用,创新投入在促进创新能力提升过程中的边际递减效应,这已是普遍的共识,本文只是在实证分析中予以证明。关于集群外知识获取对创新能力影响的边际效率如何,在学界尚无统一观点,本文对此未予假设,亦没有得出供参考的实证结论。

5 结论与政策建议

通过前述验证实证分析结果与待验假设的吻合度,得出以下结论:

(1) 在高技术产业集群的发展阶段和成熟阶段,由于过度地理邻近带来的“自封闭”与“认知锁定”现象,导致地理邻近对产业集群创新产生负的影响效应,阻碍创新能力提升,但由于高技术产业集群具有自我修复调节机制使得负影响效应递减;

(2) 在高技术产业集群的发展阶段和成熟阶段,认知邻近带来的技术合作频率与效率提升对产业集群创新产生正的影响效应,促进集群创新水平提高;

(3) 集群外部知识的获取有利于更新集群内知识结构,促进集群创新水平提升;

(4) 对高技术产业集群的直接创新投入出现边际报酬递减的效应,符合一般的投入产出规律。

基于实证结论提出以下提升我国软件产业园创新绩效的针对性建议:

首先,在产业集群空间布局方面要松紧结合。加强软件产业链上下游企业之间的聚集程度,加强软件发行企业和软件研发企业以及软件生产性服务企业(如专利申请与保护服务企业)的集聚程度,减少各类交易成本;降低集群内产业链同环节竞争性企业之间的密度,以减少不必要的竞争及其带来的负面影响^[23]。同时产业集群所在园区要给予土地、办公场所宽松的空间范围,既利于企业自身的成长发展,也有利于新企业的进入。

其次,认知邻近对软件产业集群创新绩效的提升有明显的促进机制,而且通过最小二乘回归分析所得的数理模型可知这种促进效应随着产业集群的认知邻近水平的提高而边际报酬上升。因此,应建立公共的技术研发平台、产品公共测试平台,以及公共科研信息检索平台以促进认知邻近性水平提高,为创新活动的持续产生提供必要的硬件保障;同时可通过组织园区内企业间的学术、研发交流活动,以增进相互的理解和沟通,提高集群内的知识流动水平。

第三,集群外部知识的获取有利于更新集群内知识及知识结构,能够显著地促进集群创新绩效的提升。一个国家范围内成熟的高技术产业集群理应是行业的先行者,在此假设下,集群外有用知识获取的主要来源则主要来自国外。因此,我国国家级软件产业园在改善自身的知识基础增强吸收能力的前提下,可通过扩大出口规模来增加对外部知识的获取,提高与国外先进研发技术的接触频率和隐性知识获取水平,从而革新研发视角和开发深度,进一步提高集群的整体研发水平。

最后,直接的创新资金投入是产业集群创新活动得以进行的基本物质保证,虽然,随着创新投入的增加,其面临着边际报酬递减的特征曲线,但一方面要认识到最优的投入一回报存在于边际报酬等于边际成本处,软件行业的特殊性在于它是知识经济的代表,是版权经济的标志,边际报酬大于边际成本是其高速发展的直接动力,所以直接的创新研发投入

人可以进一步加强;另一方面,可以通过完善公共基础设施建设和企业基本生产建设投入,来消除创新活动中的短板,从而将对创新投入效应的考虑由边际报酬转向规模报酬,以创新投入的增加带来企业乃至集群规模报酬的增加。

参考文献:

- [1] Torre A, Gilly J P. On the analytical dimension of proximity dynamics. *Regional Studies*, 2000, 34: 169~180.
- [2] Torre A, Rallet A. Proximity and location. *Regional Studies*, 2005, 39: 47~59.
- [3] Torre A. Cluster and temporary geographical proximity. IKINET Working Paper, 2007.
- [4] Torre A. On the role played by temporary geographical proximity in knowledge transmission. *Regional Studies*, 2008, 42: 869~889.
- [5] Boschma R. Proximity and innovation: A critical assessment. *Regional Studies*, 2005, 39: 61~74.
- [6] 王缉慈. 产业集群和工业园区发展中的企业邻近与集聚辨析. *中国软科学*, 2005, (12): 91~98.
- [7] 王孝斌, 李福刚. 地理邻近在区域创新中的作用机理及其启示. *经济地理*, 2007, 14(4): 543~546.
- [8] 汪涛, 曾刚. 地理邻近与上海浦东高技术企业创新活动研究. *世界地理研究*, 2008, 17(1): 47~53.
- [9] 李琳, 韩宝龙. 组织合作中的多维邻近性: 西方文献评述与思考. *社会科学家*, 2009, (7): 108~112.
- [10] Ponds R, Frank V O. The geographical and institutional proximity of scientific collaboration networks. *Regional Studies*, 2007, 3: 79~91.
- [11] Marja H, Mika K. Dimensions of proximity in relationships between knowledge intensive business service firms and their clients: Theoretical considerations with empirical observations from a study in Helsinki Region, Finland. *Regional Studies Association International Conference on Regional Growth Agendas*, 2005.
- [12] 魏欣仪. 厂商跨界学习能力——“邻近性”观点回顾与研究途径的建议. *世界地理研究*, 2005, 27(12): 1~8.
- [13] Lee C Y. Do firms in clusters invest in R&D more intensively? Theory and evidence from multi-country data. *Research Policy*, 2009, 38: 1159~1171.
- [14] Romans R, Nicolas J V. Schelling's spatial proximity model of segregation revisited. *Journal of Public Economics*, 2007, 91: 1~24.
- [15] Callois J M. The two sides of proximity in industrial clusters: The trade-off between process and product innovation. *Journal of Urban Economics*, 2008, 63: 146~162.
- [16] Ajay A, Devesh K, Mchale J. How do spatial and social proximity influence knowledge flows? Evidence from patent data. *Journal of Urban Economics*, 2008, 64: 258~269.
- [17] Andrew J, Paul S. Proximity and power within investment relationships: The case of UK private equity industry. *Geoforum*, 2009, 40: 809~819.
- [18] Takeda Y, Kajikawa Y, Sakata I, Matsushima K. An analysis of geographical agglomeration and modularized industrial networks in a regional cluster: A case study at Yamagata prefecture in Japan. *Technovation*, 2008, 28: 531~539.
- [19] Tura T, Harmaakorpi V. Social capital in building regional innovative capability. *Regional Studies*, 2005, 39: 1111~1125.
- [20] 万陆. 外部知识源下的集群创新能力培育路径. *科技进步与对策*, 2009, 26(2): 169~173.
- [21] 刘华容, 曹休宁. 产业集群中集群企业的合作创新问题研究. *科技进步与对策*, 2009, 26(3): 98~100.
- [22] 范太胜. 基于产业集群创新网络的协同创新机制研究. *中国科技论坛*, 2008, (7): 26~30.
- [23] 苗长虹, 魏也华. 分工深化、知识创造与产业集群成长——河南鄢陵县花木产业的案例研究. *地理研究*, 2009, 28(4): 853~865.

An empirical research on how geographic proximity and cognitive proximity work on the innovation performance of high-tech industrial cluster

LI Lin, HAN Bao-long

(College of Economics and Trade, Hunan University, Changsha 410079, China)

Abstract: With the rise of knowledge-based economy, high-tech industry clusters and their ability to innovate become the key reason for regional development. According to the tacit knowledge and knowledge spillover theory proposed, more and more academia begin to pay attention to the new view of Dimensions of Proximity in order to explore the essential factors to the innovation of high-tech industry cluster. From the view of Dimensions of Proximity, this article analyzes how those proximities usually work on the innovation of high-tech industrial cluster, and serve a theoretical mechanism for this process. After a discussion on the mechanism between high-tech industry cluster innovation and proximities, this article proposes four hypotheses of the relationships between the geographical proximity, cognitive proximity and cluster innovation, and each of these relations is transformed into mathematical formula expression. Based on the data of national software industrial parks of China in recent five years, two methods are used in the empirical tests; artificial neural network and ordinary least squares (OLS). According to the comparison among theoretical mechanism and two empirical analysis results, this paper finally draws four conclusions as follows. Firstly, during the development period and mature period of high-tech industrial cluster development, geographic proximity has a positive influence on innovation performance of high-tech industrial cluster, but the marginal effects for this are decreasing with the development of cluster. Secondly, cognitive proximity has an active influence on cluster innovation. Moreover, the learning on external knowledge can promote the increase of innovation very much. Fourthly, the direct investment on research and development can enforce the capacity of innovation, but the marginal return for this is decreasing.

Key words: high-tech industrial cluster; geographic proximity; cognitive proximity; innovation performance; artificial neural network