

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2023.05.009

技术与人力网络结构对银行绩效的影响^①

——基于银行网点空间竞争的全景研究

黄敏学, 喻英豪*, 姚佳鑫, 何涛

(武汉大学经济与管理学院, 武汉 430072)

摘要: 自 2015 年以来, 随着互联网金融的冲击, 银行面临着网点转型或裁撤的巨大压力. 新增或裁撤网点对银行绩效会产生什么样的影响? 应该新增或裁撤什么类型的网点? 这是银行管理者急需解决的问题. 为了帮助银行更好地优化其零售网络, 本研究运用 2015 年—2018 年的 243 家银行 40 余万的银行网点数据和银行周边的开源全景数据, 使用岭回归面板模型和基于 Hausdorff 距离的 SAR 空间面板模型分析了银行零售网络规模和网点负载对绩效的影响. 研究发现: 技术型零售网络规模和人力型零售网络规模对银行绩效有显著的正 U 型影响. 并且进一步研究发现, 网点负载能调节技术型零售网络规模和人力型零售网络规模对银行绩效的影响, 具体地, 技术型网点和人力型网点的负载增大时能够增强技术型零售网络规模对银行绩效的正 U 型影响, 但同时也会削弱人力型零售网络规模对银行绩效的正 U 型影响. 本文的研究结论不仅丰富了银行业零售网络空间竞争的研究, 同时也为营销学者和管理人员进行网络布局提供了启示.

关键词: 银行网点; 零售网络规模; 网点负载

中图分类号: F713.36 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2023)05-0174-26

0 引言

随着互联网金融的快速发展, 银行面临的竞争日益激烈, 迫使很多银行止住了扩张线下零售网络的迅猛势头, 开始通过调整网点经营策略来面对竞争压力^[1]. 如图 1 所示, 2015 年是银行业零售网络规模变动的重要拐点. 2015 年之前银行新设立分支机构始终不断增长, 并且银行分支机构退出数量始终为 0, 但是自 2015 年以来, 银行业不仅每年获批新设立的分支机构数目逐年减少, 而且还每年都在关闭已有的分支机构, 到 2019 年时, 关闭的分支机构数超过了新设立的分支机构数, 银行零售网络规模进入负增长阶段. 但即便如此, 高德地图的 POI 数据显示, 目前银行业

仍然拥有 28.56 万个线下人工服务网点(营业厅、分理处、储蓄所等)和 26.54 万个线下技术服务网点(ATM、24 小时自助银行等), 如此庞大的线下零售网络仍然需要有效管理. 但关于银行业零售网络空间竞争的研究却相对较少, 缺乏实证模型来评估银行零售网络空间竞争的效果, 即银行零售网络的空间布局对银行绩效产生了什么样的影响. 只有理解了银行线下零售网络空间竞争的机制, 银行管理者才能进一步制定与以下问题相关的战略决策: 新增或裁撤网点对银行绩效会产生什么样的影响? 应该新增或裁撤什么类型的网点?

因此, 本研究参考零售业的空间竞争理论和相关研究, 提出了银行零售网络的空间竞争模型,

① 收稿日期: 2021-12-31; 修订日期: 2022-12-26.

基金项目: 国家自然科学基金资助重大研究计划重点项目(91746206); 国家自然科学基金资助重点项目(72132008).

通讯作者: 喻英豪(1996—), 男, 湖北随州人, 博士生. Email: yinghao_net@163.com

用于计量银行零售网络中与空间竞争相关的操作变量对银行绩效的影响。具体地,本研究运用2015年—2018年243家银行40余万的网点数据、绩效数据、产品数据和消费者数据等,在控制了消费者差异和产品与服务差异的基础上,研究了银行零售网络规模对银行绩效的主效应,以及网点负载(平均每个网点可服务的潜在消费者数

目)的调节效应。考虑到银行零售网络由两个高度异质的部分——技术型零售网络和人力型零售网络构成,研究时对网点类型(技术型网点和人力型网点)进行了区分,分别研究了技术型零售网络和人力型零售网络中的主效应与调节效应。特别地,本研究还在模型中考虑到了银行零售网络内部及外部的规模效应和蚕食效应。

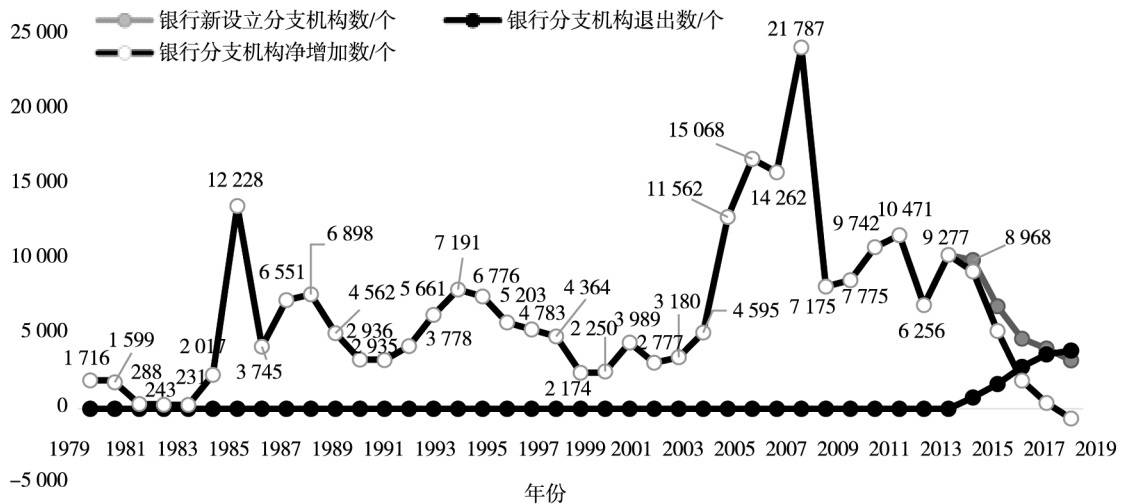


图1 改革开放后银行分支机构数目变动(1979年—2019年,数据来源于CRDNS)

Fig. 1 Changes in the number of bank branches after the reform and opening up (1979 - 2019, data from CRDNS)

研究发现,在2015年之后,银行线下零售网络对银行绩效的影响呈现出分化趋势。中小银行零售网络内部呈现蚕食效应,网络规模越大,银行绩效越差;而大型银行零售网络内部则呈现规模效应,网络规模越大,银行绩效越好。这意味着线下零售网络已经成为中小银行绩效增长的负担,中小银行应优先裁撤网点;但线下零售网络仍能驱动大型银行的绩效增长,大型银行可结合自身需要适当增设网点。研究还发现,人力型和技术型网点负载越高,技术型零售网络内部的蚕食效应和规模效应越强,而人力型零售网络内部的蚕食效应和规模效应却越弱。这意味着网点负载较高的中小银行裁撤技术型网点能更好地缓解蚕食效应,而网点负载较低的中小银行裁撤人力型网点能更好地缓解蚕食效应;网点负载较高的大型银行新增技术型网点能更好地增强规模效应,而网点负载较低的大型银行新增人力型网点能更好地增强规模效应。

1 研究背景

以往有关零售点的空间网络对绩效的影响研究主要分成两类,一是零售点层面的空间网络影响,如某零售门店辐射范围和吸引潜在的消费者数目^[2-5];二是零售网络层面的空间网络影响,如肯德基运用自身零售网络的综合优势,吸引更多的消费者^[6]。两者综合影响构成了零售网络结构对绩效的影响。

1.1 零售网络空间结构中的规模、负载与绩效

基于零售引力模型^[2]和空间区位模型^[3,4],对零售点空间竞争的研究日益完善,但随着大数据技术的推广,零售商不再只关注如何为单个零售点提升业绩,而是更希望统筹管理规模庞大的零售网络,通过对零售点进行批量管理来提升空间影响力。与零售点空间结构的研究类似,规模、负载以及其它控制变量仍然是零售网络研究中需

要考虑的重要变量,但与零售点空间竞争研究不同的是,零售网络内部存在诸多零售点,这些零售点之间的互相影响可能使情况更为复杂.

一方面,众多零售点的联合,可能确实会为零售商带来正面的规模效应(scale effects),即因为零售网络规模足够大而带来更高的用户评价、服务质量等,从而占据更多的消费者资源.比如罗上远等则指出,零售商可以通过在零售网络中设置配送中心,多个零售点联合配送的方式解决多品种存货分布的问题,进而间接地提升交易量^[7].但是另一方面,零售点互相影响也可能会带来负面的蚕食效应(cannibalization effects),蚕食效应是指如果没有新的零售点,消费者会在现有的零售点交易,而当设置新的零售点时,消费者因为偏爱新的零售点而减少在旧零售点的交易^[8].比如Kiviat和Quelch的研究表明,星巴克(Starbucks)扩张的零售点不仅未能创造更多的营业额,还蚕食了附近零售点的市场^[9, 10].

规模效应和蚕食效应的存在,使得某零售商零售网络的空间竞争力并不等于多个零售点的空间影响力之和,而是会存在对应的限制条件,以往学者从优化分析的视角下切入,探究如何在限制条件存在的情况下提升零售网络的总绩效,如Dobson等引入“稳定性”(stability)来分析两个利润最大最小化零售商的店铺最优选址,给出了确定稳定集的整数规划公式^[11].Yu等运用MIP和SAS的方法求解了消费者偏好不确定情况下空间竞争问题对应的混合整数规划模型^[12].

虽然先前研究分析了单个零售商零售网络的空间结构对绩效的影响,但零售商同时也处于更加广阔的竞争环境中,其空间竞争力还可能会受到竞争者零售网络的影响.一方面,零售网络之间可能存在蚕食效应.不同的零售网络代表不同零售商的利益,彼此共同蚕食现有的消费者市场^[13].另一方面,零售网络之间可能也存在规模效应.虽然不同零售商之间存在激烈的竞争关系,但宏观来看,不同零售商仍然可以通过互相学习、共同刺激需求扩张等手段实现业绩的共同增长^[14-16].

综合关于零售网络空间结构对绩效的研究,本文发现,零售网络的空间结构研究与零售点的空间结构研究主要存在两点不同:一是零售网络内部规模增加可能会带来规模效应和蚕食效应,二是零售网络之间可能也存在规模效应和蚕食效应.这两点是零售点的空间竞争研究所未涉及的.于是,在建立关于零售网络绩效的研究模型时,需要额外识别与计量零售网络内外部的规模效应和蚕食效应.

1.2 银行零售网络空间结构中的规模、负载与绩效

与传统零售业相似,银行业也拥有庞大的零售网络,其主要构成是银行海量的分支机构系统^[17].特别是改革开放以来,我国出台了关于放松银行异地设立分支机构市场准入管制的一系列政策,导致银行不断通过设立新的银行网点来增加竞争力.直到2012年之后,由于互联网金融的飞速发展,银行业的数字金融业务蓬勃涌现,银行业分支机构的扩张才趋于平缓,空间竞争逐渐向线上竞争转移.整体而言,从时间上看我国银行零售网络的发展可以大体分为四个阶段,如表1所示.

表1 改革开放后我国银行零售网络发展
Table 1 The development of China's retail network after reform and opening-up

阶段	时间	概况
第一阶段	1979年—1984年	国有商业银行恢复运营并逐渐增设网点
第二阶段	1986年—1998年	股份制商业银行、城市信用合作社和农村信用合作社、外资银行陆续成立并增设网点
第三阶段	1998年—2013年	城市商业银行和农村商业银行陆续成立并增设网点
第四阶段	2013年—至今	数字金融飞速发展,银行陆续裁撤网点,空间竞争向线上竞争转移

即使在数字金融业务的入侵下,截止2019年,银行业至今仍然拥有超过55.11万个线下分支机

构,主要由两个部分构成,一是26.54万个ATM等自助设备构成的技术型网点,二是由28.57万个人工柜台构成的人力型网点,研究发现这两个构成部分对银行提高空间竞争力的作用机制完全不同.其中,自助设备ATM机能在一定程度上协助银行提高服务能力,以更有效的方式满足消费者的需求^[18-20].基于自助技术的服务在提供更大的访问、灵活性和便利性的同时^[21],还具有显著的规模效应^[22];而人工柜台则更适合一些需要和消费者深度互动交流的服务,比如提供业务咨询、办理复杂业务等^[23];它所能提供的反应能力,根据消费者需求定制服务的能力,能给消费者带来服务的灵活性、自发的愉悦感和更加舒适的体验^[18,19].此外,自助设备与人工柜台作为不同的银行分支机构在百度地图或高德地图中属于不同POI类别,其经纬度存在着差异.鉴于二者的差别较大^②,本研究将银行的零售网络按照不同的构成划分成两个部分——技术型零售网络和人力型零售网络,如图2所示.其中,网点是构成银行零售网络的最小单位.

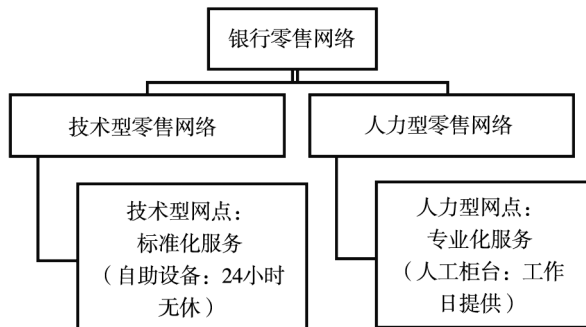


图2 银行零售网络的构成

Fig.2 The constitution of a bank's retail network

以往的研究虽然从理论上揭示了技术型网点和人力型网点的区别,但由于大部分数据源仅提供具体到分支机构层次的数据,研究者难以进一步实证这两种网点类型对银行空间结构的影响,因此绝大部分研究并未区分技术型网点和人力型网点,而是统一从分支机构的层次展开研究.由于

银行分支机构规模庞大,零售网络规模对银行绩效的影响是首要被研究的对象.例如,Allen和Gale发现分支机构规模大的银行能适应竞争更激烈的环境^[24].此外,银行零售网络之间的规模效应和蚕食效应也得到了研究.例如,郭峰等运用空间计量模型研究了不同地区的银行之间的规模效应和蚕食效应,研究表明两种效应同时存在,但规模效应更加明显,且银行间的距离越近,规模效应越明显^[25].

综合以上分析发现目前有关银行零售网络对绩效研究主要集中于零售网络规模、零售网点负载以及其它影响消费者决策的变量对银行绩效的影响,但是此类研究仍然存在不完善之处.首先,银行零售网络与传统零售网络相比,具有两个截然不同的构成部分,但许多实证研究没有考虑到技术型零售网络和人力型零售网络的差异;其次,与传统零售网络相比,银行零售网络正面临着来自互联网金融的剧烈冲击,以往的研究结论在这一冲击形成之后是否仍然适用值得进一步商榷,目前尚缺乏在互联网金融背景下关于银行零售网络规模、负载和绩效的研究,一些相关的变量没有得到有效控制;最后,以往关于银行零售网络规模的研究都表明规模对绩效的影响是正向的,没有区分出正向的规模效应和负向的蚕食效应.

2 研究假设

2.1 银行零售网络规模的主效应

基于前人研究,本研究认为零售网络规模对银行绩效有着非常重要的直接影响^[7-10].为了更加准确地衡量银行零售网络规模,基于将银行零售网络进行二元划分的讨论,本研究将银行网点的类型作为模型中的分类变量,将零售网络规模进一步划分为两个子变量:技术型零售网络规模和人力型零售网络规模,其定义如表2所示.本研究认为,在银行零售网络中,由于规模效应和蚕食

② 感谢匿名评审专家的建议,本文认为技术型网点和人力型网点在:1)运营时间、2)业务模式、3)服务边界、4)绩效评估等方面都存在一定差异.运营时间上,ATM机可以24小时不间断工作,而人工柜台服务时间是工作日8:30~17:00;业务模式上,ATM机主要提供一些基础性的业务服务,如取款、存款、转账等服务,而人工柜台主要提供一些个性化的业务服务,如贷款、基金、大额存取款等复杂业务;服务边界上,ATM机处理小额度的日常存取款业务,而人工柜台主要处理大额度的存取款、汇款转账等业务;绩效评估方面,ATM机主要评估使用的频次和频率、服务成功率等指标,而人工柜台则主要评估顾客满意度、业务指标完成情况等指标.

效应的存在,零售网络规模与银行绩效之间并非简单的线性关系,而是 U 型关系. 王礼的研究认为,商业银行存在“中等规模陷阱”^[26],即商业银行的规模初步增加时,将逐渐丧失其“小而灵活”的特色优势,不利于银行提高竞争力;而当其规模进一步增加时,则能从“小而灵活”转变为“大而

不倒”,形成更加稳固的市场地位,有利于银行提高竞争力. 借鉴王礼的观点,本研究认为,当银行零售网络的规模较小时,可能零售网络内部主要体现出蚕食效应,而当规模较大时,零售网络内部则主要体现出规模效应. 于是,本研究在模型中引入规模的二次项,并假设

表 2 本研究中的网络规模和网点负载定义

Table 2 Definitions of network scale and branch load in this research

变量名称	变量定义	变量类别	变量说明	计算方法	特点
网络规模	零售商网点分支机构/自助设备的总数量	技术型网络规模	即某银行拥有的技术型网点数量,技术型网点主要由 ATM 等自助设备构成	银行技术型网点(自助设备)的总数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	银行网络规模越大,耗费的固定成本就越大,会形成强大的竞争壁垒. 同时,网络规模大的银行能适应竞争更激烈的环境.
		人力型网络规模	即某银行拥有的人力型网点数量,人力型网点由人工柜台构成	银行人力型网点(分支机构)的总数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	
网点负载	零售点空间影响范围内的潜在消费者数目	技术型网点负载	即 ATM 机等银行自助设备能够覆盖的潜在消费者数量	银行每个技术型网点的 Voronoi 多边形中的平均人口数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	由于技术型网点的服务效率高,且服务流程更加标准化,即使负载很高,技术型网点也能提供高效和标准的服务;与之相对的是,人力型网点的核心竞争力是其服务的深度和个性化,负载很高的情况下会降低服务的灵活性和舒适感.
		人力型网点负载	即人工柜台能够覆盖的潜在消费者数量	银行每个人力型网点的 Voronoi 多边形中的平均人口数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	

H1a 技术型零售网络规模对银行绩效有显著的正 U 型影响.

H1b 人力型零售网络规模对银行绩效有显著的正 U 型影响.

2.2 银行零售网点负载的调节效应

每个银行网点的负载越大,意味着银行的潜在消费者总数越多,因此银行网点负载对银行绩效也具有重要影响^[27, 28].

直接调节效应. 这种影响在技术型网点和人力型网点之间可能有所不同. 技术型网点的服务效率更高,且服务流程更加标准化^[21],即使负载很高,技术型网点也能提供高效和标准的服务,因此,与许多前人研究的结论一致,高负载对技术型网点而言是一种增强空间竞争力的方式. 但对于

效率有限的人力型网点而言却可能并非如此. 人力型网点的核心竞争力是其服务的深度和个性化^[18,19],负载增高时,人力型网点容易发生的拥挤现象可能会使其逐渐丧失上述优势,因此,高负载对人力型网点而言反而会导致空间竞争力的降低. 本文提出两个直接影响的调节效应假设.

H2a 技术型网点负载增大时,技术型零售网络规模对银行绩效的影响会增强.

H2b 人力型网点负载增大时,人力型零售网络规模对银行绩效的影响会削弱.

交叉调节效应. 如上所述,使用技术型网点的用户是为了快捷方便,此类用户对服务品质要求较低,因此技术型网点规模越大,吸引追求便利性服务的此类用户群体也就越多^[18-20]. 同时,当人

力型网点负载增大的时候,技术型网点作为人力型网点的补充,反而会鼓励此类用户使用这种便利性的技术型网点(技术型网点服务质量不会因为网点负载增大而降低)。因此,人力型网点负载增大反而会促进技术型网点的绩效。

与之相对的是,使用人力型网点的用户往往是需要更专业化的服务。因此人力型网点规模越大,吸引对服务品质要求较高的此类用户也就越多,这也提高了此类用户对人力型网点服务质量的要求^[29, 30]。同时,当技术型网点负载增大时,人力型网点作为技术型网点的补充,会鼓励此类用户使用这种服务质量更高的人力型网点,而这反过来会导致人力型网点服务品质下降(人力型网点能够服务的人群数量是有限的,网点负载越高服务质量越低),使得想要获得高质量服务的此类用户对人力型网点提供的服务评价会降低(用户对服务质量有一个锚定,会将每一次的服务质量与之前的服务质量进行比较)^[31]。因此,技术型网点负载增大反而会削弱人力型网点的绩效。

因此,基于以上推论,本研究提出技术型/人力型网点负载的交叉调节效应假设。

H2c 技术型网点负载增大时,人力型零售网络规模对银行绩效的影响会削弱。

H2d 人力型网点负载增大时,技术型零售网络规模对银行绩效的影响会增强。

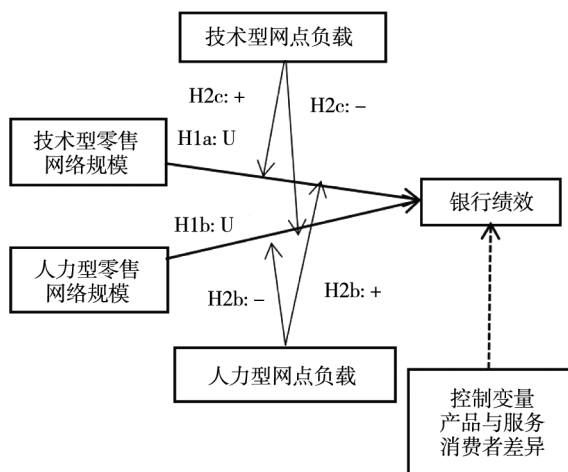


图3 概念模型

Fig. 3 Conceptual framework

3 研究方法

3.1 研究样本

本研究的研究对象为243家数据可得且具有代表性的银行,共包括5家国有大型商业银行,12家股份制商业银行,96家城市商业银行,120家农村商业银行和10家外资银行。由于2015年是互联网金融发展由野蛮生长到受中央高度重视的重要拐点,也是银行零售网络规模由正常扩张转变为逐年缩减的重要拐点,因此本研究将2015年—2018年设定为研究区间。

从资产结构看,样本银行2015年—2018年的总资产占同年中国所有银行总资产的73.3%,从利润结构看,样本银行2015年—2018年的净利润占中国所有银行净利润的74.9%,从网点结构看,样本银行2015年—2018年的网点数目占中国银行网点的75.0%以上,因此本研究样本能够很好地代表银行业总体。

3.2 数据来源

本研究使用的数据主要为银行财务数据、银行网点数据、人口密度数据、县域统计数据、数字金融数据、银行数字化转型数据和银行产品与服务数据。

其中,银行财务数据来自于银行年报和国泰安数据库,包含了资产负债表、利润表和现金流量表;银行网点数据来自高德地图API获取的兴趣点(Point of Interest, POI)数据,一种将地理实体点状化的数据,包含银行所有人工柜台和自助设备的名称、类别、经纬度、地址以及评论数等基本信息;人口密度数据来自于WorldPop发布的世界人口密度地图,该数据集使用土地利用数据、夜光数据以及各类土地利用类型的高程信息与距离因子,运用随机森林模型和分区密度制图估算出了精度为100米的人口分布数据^[32];统计数据来自《中国县域经济统计年鉴》,包括中国所有区县的人口数据、经济数据和社会福利数据等;数字金融数据来自于《北京大学数字普惠金融指数》,这是一套利用蚂蚁金服业务数据编制的指数,包括

数字金融服务的覆盖广度、使用深度和数字化程度三个维度;银行数字化转型数据来自《北京大学商业银行数字化转型指数》,这是一套利用商业银行年报中互联网金融相关内容编制而成的指数,包括商业银行的数字化认知转型、组织转型和产品转型三个维度;银行产品与服务数据来自银行官网以及中国理财网,包括银行的理财收益率和成立年限等信息。

3.3 变量测量

3.3.1 因变量

银行绩效数据来自银行年报和国泰安数据库。其中,银行存款额取自银行资产负债表上的累计吸收存款,营业收入取自银行利润表上的当期收入,经济增加值取自银行税后净利润扣除包括股权和债务在内的资本成本后的所得^[33]。

经济增加值(EVA) = 资本收益 - 资本成本 = 税后净利润(NOPAT) - 资本总额(TC) × 加权平均资本成本率(WACC) = 净利润 + (今年一般风险准备 - 去年一般风险准备) + (营业外支出 - 营业外收入) × (1 - 所得税率) + [所得税 - (今年应交税费 - 去年应交税费)] - [所有者权益 + 今年一般风险准备 + (所得税 - 今年应交税费)] × (无风险收益率 + 贝塔系数 × 市场风险溢价)

参考赵燕冰的研究,本研究中无风险利率以五年期银行存款 4.75% 代替^[34];借鉴刘永涛对上海证券市场贝塔系数的研究,本研究将贝塔系数设置为 1.089^[35];参考 Damodaran A 对中国风险溢价的评估,本研究将资本市场风险回报率设置为 6.28%,根据上述指标计算得出的资本加权平均成本约为 12%^[36]。

3.3.2 自变量

本研究的核心自变量为每家银行的网络规模。本研究通过高德地图 API 获取了全国银行每个银行网点的位置和类型,本研究将其中的自助设备划分为技术型网点,人工柜台划分为人力型网点,其中有 25% 的分支机构既包括自助设备,也包括人工柜台,但这些分支机构的自助设备和人工柜台在业务范围和服务人群方面不同以及在地图上的经纬度仍存在差异,因此在处理时本研

究将自助设备和人工柜台分离开,将其分别视为独立的网点。

运用上述方法,本研究分别统计出了每家银行技术型和人力型零售网络的数目,将其分别作为每家银行的技术型零售网络规模和人力型零售网络规模。

3.3.3 调节变量

本研究的调节变量为每家银行的网点负载。为了求得每家银行的网点负载,本研究需要知晓每家银行不同银行网点的空间影响范围和消费者分布。

以往的研究均朴素地假设零售点的空间影响范围为直线、环形、辐条或正方形,是高度简化的理想化模型。为了准确地刻画每个银行网点的空间影响范围,本研究将所有银行网点视为平面上的控制点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$,其中任意两点都不处于同一位置,且任意四点不处于同一圆周,按照基于最短距离约束的空间划分方法,本研究为每个控制点 p_i 划分一个凸多边形,该凸多边形以 p_i 为质心,在凸多边形内部任选一个内点,该点到该凸多边形的控制点 p_i 的距离总是小于该点到其它控制点 p_j 的距离,即 $T_i = \{x: d(x, p_i) < d(x, p_j) \mid p_i, p_j \in P, p_i \neq p_j\}$,在此 d 为欧氏距离。本研究将该凸多边形称为泰森多边形,并使用其覆盖面积来刻画经济客体的空间影响范围,而控制点集生成的泰森多边形共同构成了全国银行网点的 Voronoi 图^[37, 38]。

同时,本研究使用了《中国县域经济统计年鉴》中精确到区县的常住人口数来刻画区县间的消费者分布,并借助 WorldPop 世界人口分布密度图中精确到 100 米的人口灰度计算出每个网点周边 100 米内的消费者分布,用于计算每个银行网点的负载。

本研究运用 ArcGIS10.8 首先生成了 40 余万个银行网点的泰森多边形,绘制了全国银行网点的 Voronoi 图,并导入 WorldPop 人口栅格数据,然后使用 ArcGIS10.8 中的按表格分区统计功能统计出每个泰森多边形内的人口数量,即每个网点的负载,然后通过汇总求平均值的方式得到每家银

行的负载.其中,某家银行技术型网点的负载均值为该家银行的技术网点负载,人力型网点的负载人口为该家银行的人力网点负载.

3.3.4 控制变量

消费者差异.受互联网金融的影响,消费者也在不断接受新的金融业务形态,数字金融的使用水平不断提高,但这一水平在不同消费者之间可能存在差异^[39].由于不同银行的消费者群体不尽相同,其数字金融使用水平可能也参差不齐.因此,参考郭峰的研究,本研究根据精确到区县的北京大学数字金融普惠指数编制了三个维度的银行消费者数字金融使用指数,并将其纳入控制变量^[40].此外,结合以往的研究考虑到的变量^[41, 42],本研究还考虑了银行所在地区消费者的经济水平差异、储蓄水平差异、教育水平差异、医疗水平差异和福利水平差异等,将这些变量作为

模型的控制变量.相关数据来源于《中国县域经济统计年鉴》.

产品与服务差异.互联网金融的发展不仅影响了银行业零售网络的布局,也影响着银行的数字化转型.参考谢绚丽等的研究,本研究将银行的数字化转型指数的三个维度纳入控制变量^[43].数据来自于《北京大学商业银行数字化转型指数》.此外,参考以往的研究,本研究考虑到了关于银行产品与服务的其它因素^[44, 45],将银行理财收益率作为控制变量纳入模型,此外,银行的成立年限可能会间接影响银行产品口碑等,本研究也将其纳入模型.银行的理财收益率来自中国银行保险监督管理委员会指定的全国银行业理财产品信息查询网站——中国理财网和银行官网,银行成立年限数据来源于银行官网和国泰安数据库提供的银行基本信息,本研究的主要变量的说明如表3所示.

表3 本研究的变量说明

Table 3 Interpretations of variables in this research

变量类型	变量名称	符号	计算方法	数据来源
银行绩效	银行绩效	<i>Dep</i>	取自资产负债表中各家银行的吸收存款(经过对数化、标准化处理)	国泰安数据库
	营业收入	<i>Rev</i>	取自利润表中各家银行的营业收入(经过对数化、标准化处理)	国泰安数据库
	经济增加值	<i>EVA</i>	经济增加值(<i>EVA</i>) = 资本收益 - 资本成本 = 税后净利润(<i>NOPAT</i>) - 资本总额(<i>TC</i>) × 加权平均资本成本率(<i>WACC</i>) = 净利润 + (今年一般风险准备 - 去年一般风险准备) + (营业外支出 - 营业外收入) × (1 - 所得税率) + [所得税 - (今年应交税费 - 去年应交税费)] - [所有者权益 + 今年一般风险准备 + (所得税 - 今年应交税费)] × (无风险收益率 + 贝塔系数 × 市场风险溢价)(经过对数化、标准化处理)	国泰安数据库
网络规模	技术型网络规模	<i>Tscale</i>	各家银行技术型网点(自助设备)的总数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	高德地图
	人力型网络规模	<i>Hscale</i>	各家银行人力型网点(分支机构)的总数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	高德地图
网点负载	技术型网点负载	<i>Tload</i>	各家银行每个技术型网点的 Voronoi 多边形中的平均人口数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	高德地图 WorldPop
	人力型网点负载	<i>Hload</i>	各家银行每个人力型网点的 Voronoi 多边形中的平均人口数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	高德地图 WorldPop

续表3
Table 3 Continues

变量类型	变量名称	符号	计算方法	数据来源
控制变量	消费者经济水平	<i>Gdp</i>	各家银行每个网点所处区县的人均GDP之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	中国县域统计年鉴 高德地图
	消费者储蓄水平	<i>Sav</i>	各家银行每个网点所处区县的居民储蓄余额之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	中国县域统计年鉴 高德地图
	消费者教育水平	<i>Edu</i>	各家银行每个网点所处区县的普通中学入学率之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	中国县域统计年鉴 高德地图
	消费者医疗水平	<i>Med</i>	各家银行每个网点所处区县的人均享有医疗机构床位数之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	中国县域统计年鉴 高德地图
	消费者福利水平	<i>Wel</i>	各家银行每个网点所处区县的人均公共图书馆总藏量之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	中国县域统计年鉴 高德地图
	消费者数字金融使用广度	<i>Cov</i>	各家银行每个网点所处区县的数字金融覆盖广度指数之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	北京大学县级数字金融普惠指数
	消费者数字金融使用深度	<i>Dee</i>	各家银行每个网点所处区县的数字金融覆盖深度指数之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	北京大学县级数字金融普惠指数
	消费者数字化程度	<i>Dig</i>	各家银行每个网点所处区县的数字化程度指数之和/银行网点数目(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	北京大学县级数字金融普惠指数
	银行数字化认知转型指数	<i>Cog</i>	各家银行的数字化认知转型指数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	北京大学商业银行数字化转型指数
	银行数字化组织转型指数	<i>Org</i>	各家银行的数字化组织转型指数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	北京大学商业银行数字化转型指数
	银行数字化产品转型指数	<i>Pro</i>	各家银行的数字化产品转型指数(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	北京大学商业银行数字化转型指数
	银行理财收益率	<i>WMY</i>	各家银行理财产品的平均年化收益率(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	银行官网 中国理财网
	银行已成立年限	<i>Age</i>	各家银行计算时所处年份 - 各家银行基本信息表中最初的设立年份(依次经过对数化、中心化和标准化处理)	国泰安数据库

3.4 研究模型

3.4.1 岭回归模型

由于本模型中的变量较多,且彼此可能存在相关性,为预防多重共线性的影响,本研究选取岭回归模型作为基础研究模型.岭回归模型的形式与经典多元线性回归相同,唯一的区别在于对模型进行最小二乘估计时改良了估计方法.岭回归面板模型的基本设定如式1所示.

$$Y_{it} = \sum_1^k \beta_k X_{it} + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中被解释变量 Y_{it} 是银行 i 在 t 年的银行绩效/营业收入/吸收存款,时间区间从2015年到2018年; X_{it} 是一系列自变量、调节变量与控制变量,其中

自变量和调节变量包括:银行 i 在 t 年的技术型网点(自助设备)规模($Tscale_{it}$)、银行 i 在 t 年的人力型网点规模($Hscale_{it}$)、银行 i 在 t 年的技术型网点负载($Tload_{it}$)、银行 i 在 t 年的人力型网点负载($Hload_{it}$)以及这些变量的交互项;控制变量包括:银行 i 在 t 年的每个网点所处区县的消费者经济水平(Gdp_{it})、银行 i 在 t 年的每个网点所处区县的消费者储蓄水平(Sav_{it})、银行 i 在 t 年的每个网点所处区县的消费者教育水平(Edu_{it})、银行 i 在 t 年的每个网点所处区县的消费者医疗水平(Med_{it})、银行 i 在 t 年的每个网点所处区县的消费者福利水平(Wel_{it})、银行 i 在 t 年的消费者数字金融使用广度(Cov_{it})、银行 i 在 t 年的消费者数字金融使用深度(Dee_{it})、银行 i 在 t 年的消费者数字化

程度(Dig_{it})、银行*i*在*t*年的消费者数字化认知转型指数(Cog_{it})、银行*i*在*t*年的消费者数字化组织转型指数(Org_{it})、银行*i*在*t*年的消费者数字化产品转型指数(Pro_{it})、银行*i*在*t*年的理财收益率(WMy_{it})、银行*i*在*t*年的已成立年限(Age_{it}),具体计算方法见表3。 α_i 表示个体固定效应, λ_t 表示时间固定效应, ε_{it} 为岭回归面板模型的干扰项。

代入本研究的变量,本研究的岭回归面板模型如式2所示。

$$\begin{aligned} Perfor_{it} = & \beta_1 Tscale_{it} + \beta_2 Hscale_{it} + \beta_3 Tscale_{it}^2 + \\ & \beta_4 Hscale_{it}^2 + \beta_5 Tload_{it} + \beta_6 Hload_{it} + \\ & \beta_7 Tscale_{it} \times Tload_{it} + \beta_8 Hscale_{it} \times \\ & Hload_{it} + \beta_9 Tscale_{it} \times Hload_{it} + \\ & \beta_{10} Hscale_{it} \times Tload_{it} + \beta_{11} Tscale_{it}^2 \times \\ & Tload_{it} + \beta_{12} Hscale_{it}^2 \times Hload_{it} + \\ & \beta_{13} Tscale_{it}^2 \times Hload_{it} + \beta_{13} Hscale_{it}^2 \times \\ & Tload_{it} + \sum \beta_k CV_{it} + \alpha_i + \lambda_t + \mu_{it} \quad (2) \end{aligned}$$

多元线性回归模型的最小二乘估计结果如式3所示。

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y \quad (3)$$

当有多重共线性存在时, $|X'X| \approx 0$,从而使 $|X'X|^{-1}$ 对角线上的值很大,进而导致参数估计量的方差较大,这时候参数估计的结果会不准确。岭回归模型在最小二乘目标函数中加入对 β 的惩罚函数,此时新的估计结果 $\hat{\beta}(k)$ 如式4所示。随着*k*增大,共线性的影响将越来越小。

$$\hat{\beta}(k) = (X'X + kI)^{-1}X'y \quad (4)$$

3.4.2 SAR 空间面板模型

以往的研究表明不同银行的零售网络之间存在规模效应和蚕食效应,且这种效应与银行间的空间距离相关。为了控制空间竞争者对银行绩效的影响,本研究还需要引入空间计量模型^[46],一种能计量空间效应的模型^[47, 48]。

经典计量经济学假定随机扰动项服从同方差分布,即假定除观测值外的其它因素都是均质和独立的,但现实生活中的研究对象彼此之间往往存在空间依赖性和空间异质性^[49],空间依赖性是一种研究对象基于空间位置发生相互作用,进而

导致其观测值显著相关的空间效应,空间异质性是一种研究对象的观测值在空间内分布不均匀、结构不稳定的一种空间效应^[49]。空间计量模型能够对空间依赖性和空间异质性进行估计和控制,使模型中的参数估计更加准确,常见的空间自回归面板模型(SAR)通过在模型中加入因变量的空间滞后项,能在一定程度上控制空间依赖性。以往的研究显示,不同的零售网络之间可能存在规模效应或蚕食效应^[7-10],且郭峰的研究表明银行零售网络之间的规模效应和蚕食效应强度与银行之间的距离有关,这意味着不同银行的绩效可能存在着空间依赖性^[25]。因此,本研究使用了SAR空间面板模型,其基本形式如式5所示。

$$Y_{it} = \rho \sum_{j=1}^N W_{ij} Y_{it} + \sum_1^k \beta_k X_{it} + \alpha_i + \lambda_t + u_{it} \quad (5)$$

其中被解释变量 Y_{it} 是银行*i*在*t*年的银行绩效/营业收入/吸收存款, X_{it} 是一系列自变量、调节变量与控制变量,如前所述。 W_{ij} 为表示各家银行之间空间关系的空间权重矩阵。 $W_{ij}Y_{it}$ 为因变量的空间滞后项,表示其它银行基于空间权重矩阵计算得出的因变量平均值; ρ 、 β_k 分别表示因变量空间滞后项与自变量的系数, α_i 表示个体固定效应, λ_t 表示时间固定效应, μ_{it} 为随机扰动项。

代入本研究中的变量,本研究构建的SAR空间面板模型如式6所示。

$$\begin{aligned} Perfor_{it} = & \rho W_{ij} Perfor_{it} + \beta_1 Tscale_{it} + \beta_2 Hscale_{it} + \\ & \beta_3 Tscale_{it}^2 + \beta_4 Hscale_{it}^2 + \beta_5 Tload_{it} + \\ & \beta_6 Hload_{it} + \beta_7 Tscale_{it} \times Tload_{it} + \\ & \beta_8 Hscale_{it} \times Hload_{it} + \beta_9 Tscale_{it} \times \\ & Hload_{it} + \beta_{10} Hscale_{it} \times Tload_{it} + \\ & \beta_{11} Tscale_{it}^2 \times Tload_{it} + \beta_{12} Hscale_{it}^2 \times \\ & Hload_{it} + \beta_{13} Tscale_{it}^2 \times Hload_{it} + \\ & \beta_{13} Hscale_{it}^2 \times Tload_{it} + \\ & \sum \beta_k CV_{it} + \alpha_i + \lambda_t + \mu_{it} \quad (6) \end{aligned}$$

模型中,空间权重矩阵 W_{ij} 是用来表示任意两家银行空间关系的矩阵,可分为邻接矩阵和距离矩阵。邻接矩阵指如果两个样本之间有共同的边界,则记 $w_{ij} = 1$,反之则记 $w_{ij} = 0$ 。距离矩阵一般以距离的倒数(inverse distance)作为空间权重,

即 $w_{ij} = 1/d_{ij}$; 此处的距离 d_{ij} 可以根据研究的经济意义选取直线距离、大圆距离等地理距离、基于运输成本或旅行时间的经济距离, 甚至社交网络中的社会距离等。

本研究需要计算的是多个银行零售网络之间的空间权重, 银行的分支机构呈现网络状分布, 彼此交织, 没有清晰的边界, 因此不适用于邻接矩阵, 于是本研究使用了用于表示两个网络之间距离的 Hausdorff 距离来构建距离矩阵。给定欧氏空间中的点集 $I = \{i_1, i_2, i_3, \dots\}$, $J = \{j_1, j_2, j_3, \dots\}$, Hausdorff 距离即两点集之间的最短距离 h_{ij} , 计算公式如式 7 所示。

$$\begin{aligned}
 h_{ij} &= \max [h(I, J), h(J, I)] \\
 h(I, J) &= \max_{a \in A} \min_{b \in B} |a - b| \\
 h(J, I) &= \max_{b \in B} \min_{a \in A} |b - a| \quad (7)
 \end{aligned}$$

因此, 取所有银行的网点经纬度信息, 将每个网点的位置视为欧式空间中的一个点, 同一银行的网点位置即一个点集, Hausdorff 距离即两银行之间的最短距离 h_{ij} , 由于许多银行的网点位置十分接近, 网点之间经纬度差异很小, Hausdorff 距离无限接近 0, 为了避免这种情况的发生, 在计算反距离权重时将分母加 1, 则任意两银行之间

的空间权重为 $w_{ij} = 1 / (h_{ij} + 1)$, 这样保证反距离权重结果始终处于 (0, 1) 之间, 因此银行的空间权重矩阵 W_{ij} 如式 8 所示。

$$W_{ij} = \begin{pmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{n1} & \cdots & w_{nn} \end{pmatrix} \quad (8)$$

同时需要注意的是, 运用 SAR 空间面板模型来探究不同银行之间的空间关系对绩效的影响时需要假设权重矩阵是一个定值, 即空间权重矩阵不随时间变化, 基于这个前提条件, 将空间权重矩阵扩展到面板数据的研究当中去。

4 实证结果

4.1 描述性统计分析

本研究使用的数据描述性统计结果如表 4 所示, 由于本研究的数据均进行了中心化和标准化处理, 所以数据的平均值为 0, 标准差为 1。

4.2 岭回归估计结果

本研究首先运用 MatLab2021a 中的岭回归模型进行估计, 将岭系数设置为 0.2, 估计的结果如表 5 所示。

表 4 本研究数据的描述性统计结果

Table 4 Descriptive statistics results of data in this research

指标代码 / 年份				2015		2016		2017		2018	
指标代码	个案数	平均值	标准差	最小值	最大值	最小值	最大值	最小值	最大值	最小值	最大值
EVA	243	0	1	-1.824	6.901	-1.845	7.029	-4.6	8.119	-15.088	1.961
Rev	243	0	1	-1.609	3.703	-1.547	3.641	-3.173	3.637	-1.586	3.629
Dep	243	0	1	-1.682	3.67	-1.718	3.653	-1.719	3.662	-1.804	3.653
Tscale	243	0	1	-2.002	3.195	-1.459	3.09	-1.429	3.078	-1.627	3.168
Hscale	243	0	1	-2.597	3.786	-3.204	4.31	-2.865	4.347	-2.743	4.45
Tload	243	0	1	-4.64	1.585	-2.576	1.363	-2.477	1.256	-2.892	1.141
Hload	243	0	1	-6.661	2.937	-10.231	3.125	-4.852	2.589	-5.238	2.027
Gdp	243	0	1	-3.811	2.212	-3.725	2.408	-5.211	3.487	-4.341	3.263
Sav	243	0	1	-1.728	1.778	-1.762	2.831	-3.676	3	-2.032	2.689
Edu	243	0	1	-4.342	1.973	-5.172	1.959	-6.572	2.285	-3.845	2.007
Med	243	0	1	-2.162	2.023	-2.213	2.758	-4.188	4.578	-2.117	4.391
Wel	243	0	1	-1.552	1.851	-1.472	3.085	-2.509	2.292	-1.528	2.639
Cov	243	0	1	-4.806	4.091	-6.984	2.377	-3.616	2.222	-4.321	2.279

续表4

Table 4 Continues

指标代码 / 年份				2015		2016		2017		2018	
<i>Dee</i>	243	0	1	-4.102	3.903	-3.082	2.241	-3.303	2.596	-4.071	2.289
<i>Dig</i>	243	0	1	-11.873	1.46	-9.136	1.651	-7.748	2.994	-4.775	4.445
<i>WMY</i>	243	0	1	-4.297	6.679	-2.933	9.089	-3.782	9.04	-3.554	8.4
<i>Cog</i>	243	0	1	-1.991	2.766	-2.538	2.902	-2.998	2.795	-3.436	2.783
<i>Org</i>	243	0	1	-1.262	1.527	-1.478	1.522	-1.716	1.49	-2.041	1.486
<i>Pro</i>	243	0	1	-1.546	1.806	-2.069	1.775	-2.853	1.983	-3.269	2.56
<i>Age</i>	243	0	1	-2.765	3.092	-2.395	3.396	-2.231	3.667	-2.115	3.886
<i>Tscale</i> × <i>Tload</i>	243	0	1	-1.967	3.451	-1.519	3.069	-1.4	3.059	-1.568	3.135
<i>Tscale</i> × <i>Hload</i>	243	0	1	-2.050	3.799	-1.503	3.209	-1.473	3.19	-1.676	3.273
<i>Hscale</i> × <i>Tload</i>	243	0	1	-2.362	3.87	-2.068	3.339	-1.974	3.323	-2.237	3.318
<i>Hscale</i> × <i>Hload</i>	243	0	1	-2.622	4.42	-3.378	4.655	-3.238	4.69	-3.275	4.778
<i>Tscale</i> ²	243	0	1	-1.083	4.763	-0.86	4.835	-0.855	4.862	-0.925	4.91
<i>Hscale</i> ²	243	0	1	-1.274	5.432	-1.429	5.735	-1.464	5.675	-1.493	5.729
<i>Tscale</i> ² × <i>Tload</i>	243	0	1	-1.07	5.051	-0.914	4.887	-0.855	4.915	-0.913	4.945
<i>Tscale</i> ² × <i>Hload</i>	243	0	1	-1.092	5.44	-0.892	5.116	-0.891	5.161	-0.965	5.199
<i>Hscale</i> ² × <i>Tload</i>	243	0	1	-1.233	5.689	-1.234	5.496	-1.191	5.443	-1.327	5.425
<i>Hscale</i> ² × <i>Hload</i>	243	0	1	-1.278	6.114	-1.483	6.104	-1.538	6.06	-1.599	6.113

表5 岭回归面板模型的岭估计结果

Table 5 Ridge estimation results of ridge regression panel model

指标代码 / 模型	模型一			模型二		
	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>
<i>Tscale</i>	-0.132 *** (0.02)	0.267 *** (0.011)	-0.043 ** (0.02)	-0.229 *** (0.043)	-0.023 *** (0.004)	0.033 *** (0.005)
<i>Hscale</i>	-0.079 *** (0.021)	-0.082 *** (0.012)	0.077 *** (0.021)	-0.102 *** (0.024)	0.02 *** (0.002)	-0.068 *** (0.003)
<i>Tload</i>	-0.073 *** (0.02)	0.018 (0.011)	-0.067 *** (0.02)	-0.019 (0.014)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)
<i>Hload</i>	-0.032 (0.025)	-0.002 (0.014)	-0.004 (0.024)	-0.024 (0.017)	-0.001 (0.002)	0.003 (0.002)
<i>Gdp</i>	0.01 (0.018)	0.011 (0.01)	0.009 (0.018)	0.014 (0.013)	-0.001 (0.001)	0.001 (0.002)
<i>Sav</i>	0.02 (0.022)	0.04 *** (0.012)	-0.021 (0.022)	0.047 *** (0.015)	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.002)
<i>Edu</i>	0.183 *** (0.023)	-0.014 (0.013)	0.153 *** (0.023)	0.077 *** (0.016)	0.000 3 (0.002)	-0.002 (0.002)
<i>Med</i>	0.103 *** (0.028)	-0.002 (0.016)	0.16 *** (0.028)	0.037 * (0.02)	-0.005 ** (0.002)	0.011 *** (0.002)
<i>Wel</i>	-0.116 (0.071)	-0.103 *** (0.04)	-0.355 *** (0.071)	0.06 (0.051)	-0.015 *** (0.005)	0.02 *** (0.006)
<i>Cov</i>	-0.022 (0.058)	0.112 *** (0.032)	0.026 (0.058)	-0.034 (0.041)	0.011 *** (0.004)	-0.013 *** (0.005)
<i>Dee</i>	0.072 * (0.041)	0.022 (0.023)	0.189 *** (0.041)	-0.012 (0.029)	0.005 * (0.003)	-0.011 *** (0.003)

续表 5

Table 5 Continues

指标代码 / 模型	模型一			模型二		
	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>
<i>Dig</i>	0.059* (0.021)	0.023** (0.012)	0.021 (0.021)	0.053*** (0.015)	0.000 2 (0.001)	0.001 (0.002)
<i>WMY</i>	0.071** (0.032)	0.013 (0.018)	0.068** (0.032)	0.036 (0.022)	-0.000 1 (0.002)	-0.002 (0.003)
<i>Cog</i>	0.034 (0.036)	-0.02 (0.02)	0.043 (0.036)	-0.007 (0.025)	-0.002 (0.002)	-0.002 (0.003)
<i>Org</i>	0.1* (0.054)	-0.029 (0.03)	0.101* (0.054)	0.025 (0.038)	0.003 (0.004)	0.004 (0.004)
<i>Pro</i>	0.196*** (0.019)	-0.025** (0.011)	0.163*** (0.019)	0.079*** (0.014)	0.003* (0.001)	0.001 (0.002)
<i>Age</i>	-0.001* (0.001)	0.002*** (0.000 34)	-0.001 (0.001)	-0.000 02 (0.000 05)	0.000 4 (-0.000 02)	0.000 003 (0.000 05)
<i>Tscale</i> ²	0.47*** (0.145)	0.724*** (0.081)	0.117 (0.145)	-0.119 (0.128)	0.02 (0.013)	0.008 (0.015)
<i>Hscale</i> ²	0.101 (0.144)	1.534*** (0.08)	0.536*** (0.144)	-0.306 (0.305)	0.062** (0.03)	-0.151*** (0.036)
<i>Tscale</i> × <i>load</i>	- -	- -	- -	0.521*** (0.183)	0.183*** (0.018)	-0.182*** (0.022)
<i>Tscale</i> × <i>Hload</i>	- -	- -	- -	0.316** (0.131)	-0.275*** (0.013)	0.708*** (0.015)
<i>Hscale</i> × <i>Tload</i>	- -	- -	- -	0.631** (0.318)	-0.023 (0.031)	0.052 (0.037)
<i>Hscale</i> × <i>Hload</i>	- -	- -	- -	1.241*** (0.351)	-0.189*** (0.035)	0.811*** (0.041)
<i>Tscale</i> ² × <i>Tload</i>	- -	- -	- -	0.312* (0.262)	0.268*** (0.026)	0.213*** (0.031)
<i>Tscale</i> ² × <i>Hload</i>	- -	- -	- -	0.697** (0.345)	0.368*** (0.034)	0.889*** (0.041)
<i>Hscale</i> ² × <i>Tload</i>	- -	- -	- -	-0.107*** (0.032)	-0.428*** (0.003)	-0.027*** (0.004)
<i>Hscale</i> ² × <i>Hload</i>	- -	- -	- -	-0.13 (0.092)	-0.145*** (0.009)	-0.246*** (0.011)
α_i	Y	Y	Y	Y	Y	Y
λ_t	Y	Y	Y	Y	Y	Y
<i>N</i>	243	243	243	243	243	243
<i>T</i>	4	4	4	4	4	4
<i>K</i>	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
adj. <i>R</i> ²	0.748	0.922	0.75	0.88	0.999	0.998

注：***, **, * 分别表示在 1%, 5%, 10% 显著水平下显著, () 里的数值为标准误。

4.3 空间面板模型

本研究接下来运用 Matlab2021a 对 SAR 空间

面板模型进行估计。值得注意的是, LeSage 和 Pace 指出, 当空间计量模型中包含空间自相关项

时,原模型中的估计系数是不准确的,既不能准确地代表自变量等对因变量的影响,也不能准确地表示空间依赖性的大小甚至方向,此时更合理有效的方法是在对空间计量模型进行估计的过程中,将整体空间效应分解为直接效应与间接效应^[50],Elhorst 等研究也支持上述处理方式.直接效应表示本行自变量等对本行绩效的影响,等于空间自回归模型系数与反馈效应之和(Feedback Effects, FE),其中,反馈效应是指本行自变量等通过对它行的银行绩效产生影响,反过来对本行银行绩效产生的进一步影响.间接效应又称为空间溢出效应(spatial spillover effects),表示它行的自变量等对本行因变量的影响.总效应为直接效应和间接效应之和,是本行自变量的变动对所有银行的因变量的平均影响.通过估计出的系数正负性与大小可以判断本行与它行各变量对本行绩效的影响.因此,本研究直接将空间效应分解为直接效应和间接效应,分解后的估计结果如表6所示.

在模型一中,本研究仅引入了自变量和控制变量,未引入调节变量,以便观察模型的主效应是否成立.结果显示,模型一调整后的 R^2 在0.748以上,技术型网络规模 and 人力型网络规模二次项的系数均显著为正($p < 0.01$),且在对三个因变量的三次回归,发现营业收入和吸收存款均保持稳健($p < 0.01$),经济增加值(EVA)能够保持边际显著($p < 0.1$),模型四中控制了内生性后的该系数虽然有所下降(见表7),但仍然显著为正,说明本次研究的主效应存在.因此,本研究认为技术型网络规模和人力网络规模对银行绩效有正U型影响,H1成立.

在模型二中,本研究在模型一的基础上进一

步引入网络规模和网点负载一次项与二次项的交互项,以观察调节效应是否存在.结果显示,模型二调整后的 R^2 在0.880以上,技术型网络规模二次项和技术型网点负载、人力型网点负载的交互项均显著为正($p < 0.01$),而人力型网络规模二次项和技术型网点负载、人力型网点负载的交互项均显著为负($p < 0.01$),在对三个因变量的三次回归中,发现营业收入和吸收存款均保持稳健($p < 0.01$),经济增加值(EVA)能够保持边际显著($p < 0.1$),模型五中控制了内生性后的该系数虽然有所下降(见表8),但仍然显著为正,说明本次研究的调节效应存在.

模型三进一步考虑了空间相关性存在情况下的调节效应.如表6所示,模型三中的直接效应模型调整后的 R^2 均在0.88以上,交互项的系数方向与模型二一致,且均显著($p < 0.01$)和稳健(经济增加值(EVA)能够保持边际显著($p < 0.1$)),模型六中控制了内生性后的该系数也仍然显著为正,再次说明本次研究的调节效应存在.综上,技术型网点负载和人力型网点负载都能增强技术型网络规模——银行绩效的正U型影响,削弱人力型网络规模——银行绩效的正U型影响,H2成立.在模型三中,本研究空间计量模型中的间接效应来刻画其它银行对本银行绩效的影响.结果显示,间接效应的方向始终与直接效应一致,

在对吸收存款和营业收入的回归中,以上研究的间接效应均显著($p < 0.01$),在对经济增加值的回归中,以上研究的间接效应不显著.因此,本研究认为,银行之间的空间竞争从短期吸引消费者的角度来看显现出了规模效应,但从长期提升利润的角度来看则没有显现出规模效应.

表6 SAR空间面板模型的GMM估计结果

Table 6 GMM estimation results of SAR spatial panel model

因变量	模型三								
	EVA			Rev			Dep		
效应类型	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应
<i>Tscale</i>	-0.242*** (0.045)	-0.654*** (0.137)	-0.897*** (0.179)	-0.026*** (0.004)	-0.0008*** (0.0003)	-0.027*** (0.004)	0.019*** (0.004)	0.0004*** (0.0001)	0.019*** (0.004)
<i>Hscale</i>	-0.072*** (0.024)	-0.195*** (0.067)	-0.267*** (0.091)	0.02*** (0.002)	0.0006*** (0.0002)	0.021*** (0.003)	-0.051*** (0.002)	-0.001*** (0.0002)	-0.051*** (0.002)
<i>Tload</i>	-0.015 (0.014)	-0.041 (0.037)	-0.056 (0.051)	0.001 (0.001)	0.00004 (0.00005)	0.001 (0.001)	0.0007 (0.001)	0.00002 (0.00003)	0.0008 (0.001)
<i>Hload</i>	-0.026 (0.016)	-0.07 (0.044)	-0.096 (0.06)	-0.0008 (0.002)	-0.00003 (0.00006)	-0.0008 (0.002)	0.00086 (0.001)	0.00002 (0.00003)	0.0009 (0.001)

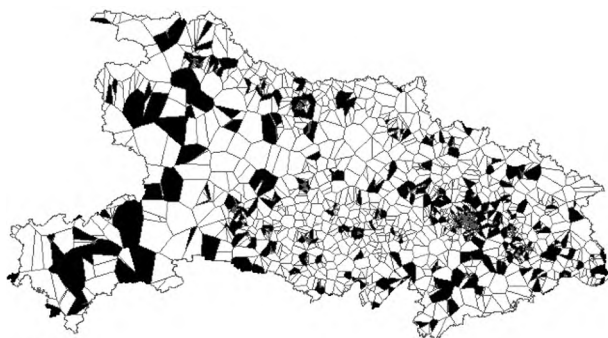
续表6
Table 6 Continues

因变量 效应类型	EVA			Rev			Dep		
	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应
Gdp	0.002 (0.012)	0.005 (0.034)	0.007 (0.046)	-0.001 (0.001)	-0.000 03 (0.000 04)	-0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.000 03 (0.000 02)	0.001 (0.001)
Sav	0.038 ** (0.015)	0.102 ** (0.041)	0.14 ** (0.056)	-0.002 (0.001)	-0.000 06 (0.000 05)	-0.002 (0.002)	-0.000 5 (0.001)	-0.000 01 (0.000 03)	-0.000 5 (0.001)
Edu	0.07 *** (0.015)	0.188 *** (0.043)	0.257 *** (0.058)	-0.000 2 (0.002)	-0.000 01 (0.000 06)	-0.000 2 (0.002)	0.000 1 (0.001)	0.000 003 (0.000 03)	0.000 1 (0.001)
Med	0.002 (0.019)	0.006 (0.052)	0.009 (0.071)	-0.003 (0.002)	-0.000 08 (0.000 07)	-0.003 (0.002)	0.002 (0.002)	0.000 05 (0.000 04)	0.002 (0.002)
Wel	0.044 (0.046)	0.119 (0.125)	0.164 (0.171)	-0.017 *** (0.005)	-0.000 5 ** (0.000 2)	-0.015 *** (0.005)	0.018 *** (0.004)	0.000 4 *** (0.000 1)	0.019 *** (0.004)
Cov	0.015 (0.037)	0.041 (0.01)	0.056 (0.137)	0.01 ** (0.004)	0.000 3 ** (0.000 2)	0.01 ** (0.004)	-0.01 *** (0.003)	-0.000 3 *** (0.000 09)	-0.013 *** (0.003)
Dee	-0.006 (0.028)	-0.016 (0.077)	-0.022 (0.105)	0.004 (0.003)	0.000 1 (0.000 1)	0.004 (0.003)	-0.005 ** (0.002)	-0.000 1 ** (0.000 06)	-0.006 ** (0.002)
Dig	0.048 *** (0.014)	0.129 *** (0.04)	0.177 *** (0.054)	0.000 5 (0.001)	0.000 01 (0.000 04)	0.000 5 (0.001)	-0.000 3 (0.001)	-0.000 01 (0.000 03)	-0.000 3 (0.001)
WMY	0.04 * (0.021)	0.108 * (0.06)	0.148 * (0.08)	-0.000 6 (0.002)	-0.000 02 (0.000 07)	-0.000 7 (0.002)	0.001 (0.002)	0.000 03 (0.000 04)	0.001 (0.001)
Cog	-0.008 (0.024)	0.021 (0.066)	-0.028 (0.09)	-0.002 (0.002)	-0.000 06 (0.000 08)	-0.001 8 (0.002)	0.000 4 (0.002)	0.000 01 (0.000 04)	0.000 4 (0.002)
Org	0.016 (0.036)	0.045 (0.1)	0.06 (0.134)	0.003 (0.004)	0.000 1 (0.000 1)	0.003 (0.004)	-0.002 (0.003)	-0.000 04 (0.000 07)	-0.002 (0.003)
Pro	0.074 *** (0.013)	0.2 *** (0.04)	0.275 *** (0.052)	0.003 ** (0.001)	0.000 09 * (0.000 05)	0.003 ** (0.001)	-0.002 (0.001)	-0.000 03 (0.000 03)	-0.002 (0.001)
Age	-0.049 ** (0.022)	-0.133 ** (0.061)	-0.182 ** (0.083)	0.007 *** (0.002)	0.000 2 ** (0.000 09)	0.007 *** (0.002)	-0.055 *** (0.002)	-0.001 *** (0.000 3)	-0.056 *** (0.002)
Tscale × Tload	0.663 *** (0.205)	1.789 *** (0.586)	2.452 *** (0.785)	0.209 *** (0.019)	0.007 *** (0.002)	0.216 *** (0.02)	-0.151 *** (0.017)	-0.003 *** (0.000 9)	-0.154 *** (0.017)
Tscale × Hload	0.537 *** (0.154)	1.449 *** (0.44)	1.986 *** (0.589)	-0.347 *** (0.016)	-0.011 *** (0.003)	-0.358 *** (0.016)	1.017 *** (0.013)	0.023 *** (0.005)	1.04 *** (0.014)
Hscale × Tload	-0.808 (0.619)	-2.194 (1.709)	-3.002 (2.324)	0.248 *** (0.061)	0.008 *** (0.003)	0.26 *** (0.063)	-1.493 *** (0.05)	-0.033 *** (0.008)	-1.527 *** (0.052)
Hscale × Hload	1.829 *** (0.508)	4.938 *** (1.477)	6.767 *** (1.969)	0.401 *** (0.05)	0.013 *** (0.004)	0.414 *** (0.052)	1.704 *** (0.041)	0.038 *** (0.009)	1.742 *** (0.043)
Tscale ²	-0.066 (0.124)	-0.178 (0.335)	-0.244 (0.459)	0.032 ** (0.013)	0.001 * (0.000 5)	0.033 ** (0.013)	-0.016 (0.011)	-0.000 4 (0.000 3)	-0.016 (0.011)
Hscale ²	1.078 * (0.616)	2.919 * (1.714)	3.997 * (2.324)	-0.226 *** (0.062)	-0.007 ** (0.003)	-0.234 *** (0.063)	1.445 *** (0.051)	0.032 *** (0.007)	1.477 *** (0.053)
Tscale ² × Tload	0.527 * (0.297)	1.425 * (0.82)	1.952 * (1.113)	0.32 *** (0.027)	0.01 *** (0.003)	0.33 *** (0.028)	0.225 *** (0.024)	0.005 *** (0.001)	0.23 *** (0.025)
Tscale ² × Hload	1.187 ** (0.486)	3.205 ** (1.361)	4.393 ** (1.839)	0.636 *** (0.05)	0.02 *** (0.006)	0.657 *** (0.052)	1.847 *** (0.04)	-0.041 *** (0.009)	-1.889 *** (0.042)
Hscale ² × Tload	-0.239 * (0.154)	-0.646 * (0.425)	-0.885 * (0.578)	-0.384 *** (0.015)	-0.012 *** (0.004)	-0.396 *** (0.017)	-0.402 *** (0.013)	-0.009 *** (0.002)	-0.411 *** (0.014)
Hscale ² × Hload	-0.353 *** (0.117)	-0.954 *** (0.338)	-1.307 *** (0.453)	-0.175 *** (0.011)	-0.006 *** (0.002)	-0.181 *** (0.011)	-0.04 *** (0.009)	-0.000 9 *** (0.000 3)	-0.041 *** (0.01)
α _i	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
λ _i	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	243	243	243	243	243	243	243	243	243
T	4	4	4	4	4	4	4	4	4
K	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
adj. R ²	0.888	0.888	0.888	0.998	0.998	0.998	0.999	0.999	0.999

注：***, **, * 分别表示在1%, 5%, 10% 显著水平下显著, () 里的数值为标准误。

4.4 银行空间竞争关系的深入探究

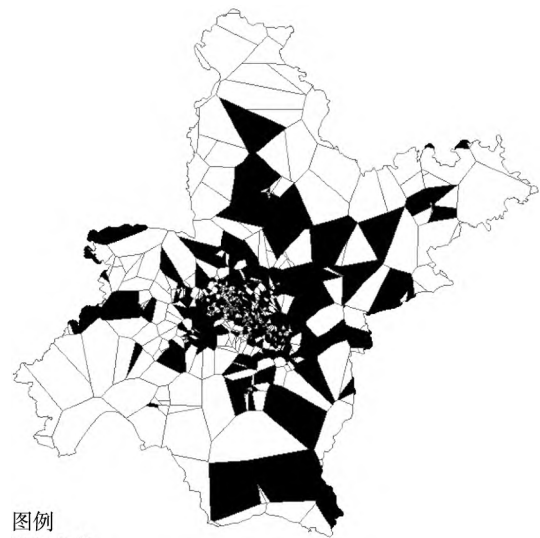
由于通过空间计量模型只能刻画银行整体竞争趋势,对各家银行以及银行网点之间的空间竞争和依赖关系缺乏进一步的了解,为了更详细的了解每家银行各个网点之间的竞争情况,本研究选择了中国农业银行和中国工商银行两个头部银行作为分析对象,使用 ArcGIS10.8 对中国农业银行和中国工商银行的竞争态势做了一个更加细致的分析.图4是中国农业银行与中国工商银行在湖北省范围内的分布和竞争情况图,可以看出中国农业银行的覆盖的面积要远大于中国工商银行,并且在很多人口密度低的区域都有网点分布,相对的,中国工商银行更多的分布于城市人口密集的区域,而在经济不发达的农村区域缺少网点分布.图5则反映了中国农业银行和中国工商银行在武汉市的分布和竞争情况,可以看出中国工商银行集中分布于经济发达中国农业银行和中国工商银行的分布情况来看,可以初步认为这两家银行不存在很激烈的竞争,因为从竞争态势图来看这两家头部银行有着完全不同的网点布局和发展方向,其服务的消费对象重合度不高.因此,对这两家银行的网点布局来说,中国农业银行在考虑网点布局和经营时需要关注经济不发达地区的网点发展空间,而中国工商银行则更需要关注城市等经济发达区域的消费者和市场变化.



图例
银行名称
□ 中国农业银行股份有限公司
■ 中国工商银行股份有限公司

图4 中国农业银行与中国工商银行在湖北省的竞争态势图

Fig.4 Competition between Agricultural Bank of China and Industrial and Commercial Bank of China in Hubei Province



图例
银行名称
□ 中国农业银行股份有限公司
■ 中国工商银行股份有限公司

图5 中国农业银行与中国工商银行在武汉市的竞争态势图

Fig.5 Competition between Agricultural Bank of China and Industrial and Commercial Bank of China in Wuhan City

4.5 内生性检验

4.5.1 工具变量法

工具变量法是识别和处理内生性最常用的办法.工具变量需要同时满足相关性条件和外生性条件,即与内生变量显著相关,但与扰动项不相关.以往关于银行零售网络的研究主要使用外生政策和内生变量的滞后项作为工具变量.蔡卫星利用2009年银监会放松银行分支机构设立管制的外生政策冲击构造了工具变量^[51],李志生等利用1937年城市银行分支机构数量和2006年及2009年分支机构设立放宽管制事件构造了工具变量,工具变量为1937年城市银行分支机构数量和放宽管制虚拟变量的乘积^[52].

最常见的工具变量法涉及到2SLS的使用.使用2SLS时,第一阶段需要将内生变量对外生控制变量和工具变量的两个行向量做回归,第二阶段需要用因变量对内生变量的预测值和控制变量进行回归.但当存在高次项时,使用2SLS来处理内生性的过程较为繁琐,需要先预测 \widehat{Tscale} 和 \widehat{Hscale} , 然后使用 \widehat{Tscale}^2 、 \widehat{Hscale}^2 以及 \widehat{Tscale} 、 \widehat{Hscale} 和 $Tload$ 、 $Hload$ 的交互项 分别作为上述高

次项内生变量的工具变量^[53, 54], 然后按步骤进行 2SLS 估计. 此时控制函数法能有效且更为简洁地处理内生性.

4.5.2 控制函数法

控制函数法在大多数方面与 2SLS 类似, 同样需要寻找内生变量的工具变量^[53], 且第一阶段与 2SLS 相同, 需要将内生变量对控制变量和工具变量的两个行向量做回归. 然而, 与 2SLS 不同的是, 在第二阶段, 控制函数法不使用内生变量的预测值, 而是将因变量对内生变量、控制变量和第一阶段估计的残差(即控制变量和工具变量之外的所有变量对内生变量的影响的综合值)做回归. 由于将残差加入模型时, 内生变量的内生性部分已经得到了控制, 因此即使模型中存在内生变量的高次项, 也不需要再寻找高次项的工具变量. 且控制函数法不需要单独进行 Hauseman 检验^[55], 在第二阶段对残差的系数进行估计相当于进行 Hauseman 检验, 若系数不显著则说明内生性不是一个大问题, 若系数显著则说明内生性确实存在.

参考前人的研究, 本研究利用 2010 年的银行

零售网络规模作为银行当年零售网络规模的工具变量. 一方面, 银行零售网络规模逐年循序渐进地调整, 2010 年与研究期间内的银行零售网络规模应当存在相关性; 另一方面, 由于 2010 年时互联网金融的概念尚未提出, 银行零售网络的经营环境与本研究期间内的经营环境存在巨大差异, 当时的银行零售网络规模与研究期间内模型的扰动项相关的可能性已经非常低. 因此, 本研究认为 2010 年的银行零售网络规模能够满足相关性和外生性条件, 可以作为工具变量.

本研究参考常见的控制函数法的处理方法, 构建了二阶段岭回归模型和二阶段空间计量模型. 在第一阶段, 本研究将分别将内生变量 *Tscale* 和 *Hscale* 对控制变量和工具变量 *Tscale*₂₀₁₀ 的 *Hscale*₂₀₁₀ 两个行向量做回归, 分别得到残差 $\hat{\zeta}_T$ 和 $\hat{\zeta}_H$, 该残差表示模型中未观测到的其它因素对内生变量的影响; 在第二阶段, 本研究在原来的岭回归模型和空间计量模型中加入残差 $\hat{\zeta}_T$ 和 $\hat{\zeta}_H$, 用于控制 *Tscale* 和 *Hscale* 及其高次项的内生性.

表 7 二阶段岭回归面板模型第二阶段岭估计结果

Table 7 Ridge estimation results in the second stage of the two-stage ridge regression panel model

指标代码 / 模型	模型四			模型五		
	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>
<i>Tscale</i>	-0.024 (0.019)	-0.000 4 (0.002)	0.004 (0.005)	-0.234 *** (0.042)	-0.024 *** (0.004)	0.033 *** (0.005)
<i>Hscale</i>	-0.151 *** (0.016)	-0.004 *** (0.002)	0.002 (0.004)	-0.101 *** (0.024)	0.02 *** (0.002)	-0.068 *** (0.003)
<i>Tload</i>	-0.027 * (0.015)	0.003 *** (0.002)	-0.004 (0.004)	-0.021 (0.014)	0.001 (0.001)	0.000 3 (0.002)
<i>Hload</i>	-0.033 * (0.018)	0.002 (0.002)	-0.005 (0.005)	-0.019 (0.017)	-0.001 (0.002)	0.003 (0.002)
<i>Gdp</i>	0.007 (0.013)	-0.001 (0.002)	-0.000 4 (0.003)	0.014 (0.013)	-0.001 (0.001)	0.002 (0.001)
<i>Sav</i>	0.041 *** (0.016)	-0.000 4 (0.002)	-0.006 (0.004)	0.05 *** (0.015)	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.002)
<i>Edu</i>	0.081 *** (0.017)	-0.001 (0.002)	0.003 (0.004)	0.072 *** (0.016)	0.000 2 (0.002)	-0.002 (0.002)
<i>Med</i>	0.013 (0.021)	-0.008 *** (0.003)	0.02 *** (0.005)	0.037 * (0.02)	-0.004 ** (0.002)	0.011 *** (0.002)
<i>Wel</i>	0.143 *** (0.053)	-0.032 *** (0.007)	0.068 *** (0.014)	0.054 (0.051)	-0.015 *** (0.005)	0.02 *** (0.006)

续表 7

Table 7 Continues

指标代码 / 模型	模型四			模型五		
	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>	<i>EVA</i>	<i>Rev</i>	<i>Dep</i>
<i>Cov</i>	-0.045 (0.042)	0.023 *** (0.005)	-0.047 *** (0.011)	-0.029 (0.041)	0.01 *** (0.004)	-0.014 *** (0.005)
<i>Dee</i>	-0.065 ** (0.03)	0.009 ** (0.004)	-0.024 *** (0.008)	-0.004 (0.029)	0.005 * (0.003)	-0.011 *** (0.003)
<i>Dig</i>	0.053 *** (0.016)	0.000 2 (0.002)	0.001 (0.004)	0.054 *** (0.015)	0.000 2 (0.001)	0.002 (0.002)
<i>WMY</i>	0.024 (0.024)	0.003 (0.003)	-0.01 (0.006)	0.038 * (0.022)	-0.000 2 (0.002)	-0.002 (0.003)
<i>Cog</i>	-0.002 (0.026)	-0.001 (0.003)	-0.004 (0.007)	-0.000 05 (0.024)	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.003)
<i>Org</i>	0.039 (0.04)	-0.003 (0.005)	0.019 * (0.01)	0.015 (0.038)	0.002 (0.004)	0.002 (0.004)
<i>Pro</i>	0.081 *** (0.015)	0.002 (0.002)	0.001 (0.004)	0.064 *** (0.014)	0.002 (0.001)	0.000 4 (0.002)
<i>Age</i>	-0.000 07 (0.000 4)	-0.000 001 (0.000 1)	-0.000 01 (0.000 1)	0.000 4 (0.000 4)	0.000 03 (0.000 05)	-0.000 02 (0.000 05)
<i>Tscale</i> ²	0.169 * (0.111)	0.01 (0.014)	0.02 (0.028)	0.084 (0.127)	0.02 * (0.013)	0.01 (0.015)
<i>Hscale</i> ²	0.239 * (0.127)	0.026 ** (0.016)	0.065 ** (0.032)	-0.231 (0.303)	0.064 ** (0.03)	-0.145 *** (0.036)
<i>Tscale</i> × <i>Tload</i>	-	-	-	0.537 *** (0.181)	0.183 *** (0.018)	-0.182 *** (0.021)
<i>Tscale</i> × <i>Hload</i>	-	-	-	0.365 *** (0.131)	-0.275 *** (0.013)	0.709 *** (0.015)
<i>Hscale</i> × <i>Tload</i>	-	-	-	0.576 * (0.316)	-0.026 (0.031)	0.047 (0.037)
<i>Hscale</i> × <i>Hload</i>	-	-	-	1.228 *** (0.348)	-0.193 *** (0.035)	0.804 *** (0.041)
<i>Tscale</i> ² × <i>Tload</i>	-	-	-	0.321 * (0.26)	0.268 *** (0.026)	0.214 *** (0.031)
<i>Tscale</i> ² × <i>Hload</i>	-	-	-	0.757 ** (0.343)	0.371 *** (0.034)	0.885 *** (0.041)
<i>Hscale</i> ² × <i>Tload</i>	-	-	-	-0.077 * (0.045)	-0.008 ** (0.004)	-0.017 *** (0.005)
<i>Hscale</i> ² × <i>Hload</i>	-	-	-	-0.005 * (0.004)	-0.007 * (0.004)	-0.013 *** (0.005)
$\hat{\zeta}_T$	-0.143 *** (0.02)	0.453 *** (0.003)	-0.02 *** (0.005)	-0.117 *** (0.032)	0.428 *** (0.003)	0.027 *** (0.004)
$\hat{\zeta}_H$	0.455 *** (0.017)	0.019 *** (0.002)	0.699 *** (0.004)	-0.165 *** (0.092)	0.145 *** (0.009)	0.245 *** (0.011)
α_i	Y	Y	Y	Y	Y	Y
λ_T	Y	Y	Y	Y	Y	Y
<i>N</i>	243	243	243	243	243	243
<i>T</i>	4	4	4	4	4	4
<i>K</i>	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
adj. <i>R</i> ²	0.866	0.998	0.991	0.883	0.999	0.998

注：***, **, * 分别表示在 1%, 5%, 10% 显著水平下显著, () 里的数值为标准误。

表8 二阶段SAR面板模型第二阶段GMM估计结果

Table 8 GMM estimation results of two-stage SAR panel model in the second stage

模型三									
因变量	EVA			Rev			Dep		
效应类型	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应
<i>Tscale</i>	-0.243*** (0.045)	-0.531*** (0.108)	-0.774*** (0.149)	-0.026*** (0.004)	-0.0008*** (0.0003)	-0.027*** (0.005)	0.019*** (0.004)	0.0004*** (0.0001)	0.019*** (0.004)
<i>Hscale</i>	-0.077*** (0.025)	-0.168*** (0.057)	-0.244*** (0.081)	0.02*** (0.002)	0.0006*** (0.0002)	0.02*** (0.003)	-0.051*** (0.002)	-0.001*** (0.0003)	-0.052*** (0.002)
<i>Tload</i>	-0.016 (0.013)	-0.036 (0.03)	-0.052 (0.043)	0.001 (0.001)	0.0004 (0.0005)	0.001 (0.001)	0.0008 (0.001)	0.0002 (0.0003)	0.0008 (0.001)
<i>Hload</i>	-0.022 (0.016)	-0.048 (0.036)	-0.07 (0.052)	-0.0007 (0.002)	-0.0002 (0.0006)	-0.0007 (0.002)	0.0009 (0.001)	0.0002 (0.0003)	0.0009 (0.001)
<i>Gdp</i>	0.002 (0.012)	0.005 (0.028)	0.007 (0.041)	-0.001 (0.001)	-0.0003 (0.0004)	-0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.0003 (0.0002)	0.001 (0.001)
<i>Sav</i>	0.04*** (0.015)	0.086*** (0.033)	0.126*** (0.047)	-0.002 (0.001)	-0.0006 (0.0005)	-0.002 (0.002)	-0.0005 (0.001)	-0.0001 (0.0003)	-0.0005 (0.001)
<i>Edu</i>	0.066*** (0.016)	0.144*** (0.036)	0.21*** (0.051)	-0.0002 (0.002)	-0.0001 (0.0006)	-0.0002 (0.002)	0.0002 (0.001)	0.0004 (0.0003)	0.0002 (0.001)
<i>Med</i>	0.005 (0.019)	0.01 (0.042)	0.015 (0.061)	-0.002 (0.002)	-0.0008 (0.0007)	-0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.0005 (0.0004)	0.002 (0.002)
<i>Wel</i>	0.037 (0.049)	0.08 (0.108)	0.117 (0.157)	-0.015*** (0.005)	-0.0005** (0.0002)	-0.015*** (0.005)	0.018*** (0.004)	0.0004*** (0.0001)	0.019*** (0.004)
<i>Cov</i>	0.018 (0.04)	0.04 (0.088)	0.058 (0.128)	0.009** (0.004)	0.0003* (0.0002)	0.009*** (0.004)	-0.012*** (0.003)	-0.0003*** (0.0001)	-0.012*** (0.003)
<i>Dee</i>	0.001 (0.029)	0.002 (0.063)	0.003 (0.092)	0.004 (0.003)	0.0001 (0.0001)	0.004 (0.003)	-0.006** (0.002)	-0.0001** (0.0006)	-0.006** (0.002)
<i>Dig</i>	0.049*** (0.014)	0.108*** (0.032)	0.157*** (0.046)	0.0006 (0.001)	0.0002 (0.0005)	0.0006 (0.001)	-0.0003 (0.001)	-0.0001 (0.0003)	-0.0003 (0.001)
<i>WMY</i>	0.042* (0.022)	0.093* (0.049)	0.135* (0.07)	-0.0007 (0.002)	-0.0002 (0.0007)	-0.0007 (0.002)	0.001 (0.002)	0.0003 (0.0004)	0.001 (0.002)
<i>Cog</i>	-0.002 (0.024)	-0.005 (0.054)	-0.008 (0.078)	-0.001 (0.002)	-0.0004 (0.0008)	-0.001 (0.002)	0.0003 (0.002)	0.0001 (0.0005)	0.0003 (0.002)
<i>Org</i>	0.009 (0.037)	0.019 (0.082)	0.028 (0.12)	0.002 (0.004)	0.0008 (0.0001)	0.003 (0.004)	-0.002 (0.003)	-0.0004 (0.0007)	-0.002 (0.003)
<i>Pro</i>	0.065*** (0.014)	0.143*** (0.033)	0.208*** (0.046)	0.003** (0.001)	0.0009* (0.0005)	0.003** (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.0003 (0.0003)	-0.001 (0.001)
<i>Age</i>	-0.038 (0.023)	-0.082 (0.052)	-0.12 (0.075)	0.007*** (0.002)	0.0002** (0.0001)	0.008*** (0.002)	-0.055*** (0.002)	-0.001*** (0.0003)	-0.056*** (0.001)
<i>Tscale × Tload</i>	0.661*** (0.197)	1.449*** (0.449)	2.11*** (0.641)	0.208*** (0.012)	0.007*** (0.002)	0.215*** (0.021)	-0.15*** (0.016)	-0.003*** (0.0009)	-0.154*** (0.017)
<i>Tscale × Hload</i>	0.55*** (0.162)	1.204*** (0.372)	1.754*** (0.53)	-0.352*** (0.016)	-0.012*** (0.003)	-0.363*** (0.017)	1.018*** (0.013)	0.024*** (0.005)	1.042*** (0.014)
<i>Hscale × Tload</i>	-0.669 (0.601)	-1.467 (1.333)	-2.136 (1.932)	0.261*** (0.064)	0.009*** (0.003)	0.27*** (0.066)	-1.499*** (0.052)	-0.035*** (0.008)	-1.534*** (0.054)
<i>Hscale × Hload</i>	1.835*** (0.482)	4.021*** (1.119)	5.856*** (1.584)	-0.413*** (0.051)	-0.014*** (0.004)	-0.427*** (0.053)	1.709*** (0.044)	0.04*** (0.009)	1.749*** (0.045)
<i>Tscale²</i>	-0.045 (0.126)	-0.098 (0.278)	-0.143 (0.404)	0.032*** (0.012)	0.001** (0.0005)	0.034*** (0.013)	-0.017* (0.011)	-0.0004 (0.0003)	-0.017* (0.011)
<i>Hscale²</i>	0.958 (0.616)	2.1 (1.37)	3.057 (1.981)	-0.241*** (0.065)	-0.008*** (0.003)	-0.249*** (0.068)	1.452*** (0.052)	0.034*** (0.007)	1.486*** (0.054)
<i>Tscale² × Tload</i>	0.521* (0.281)	1.141* (0.626)	1.662* (0.905)	0.319*** (0.028)	0.011*** (0.003)	0.329*** (0.029)	0.224*** (0.023)	0.005*** (0.001)	0.229*** (0.024)
<i>Tscale² × Hload</i>	1.248** (0.484)	2.735** (1.096)	3.984*** (1.572)	0.648*** (0.049)	0.021*** (0.006)	0.669*** (0.051)	1.851*** (0.041)	0.042*** (0.009)	1.894*** (0.042)
<i>Hscale² × Tload</i>	-0.043 (0.043)	-0.095 (0.095)	-0.138 (0.139)	-0.012*** (0.004)	-0.0004** (0.0002)	-0.013*** (0.004)	-0.002 (0.001)	-0.0004 (0.0003)	-0.002 (0.002)

续表 8

Table 8 Continues

模型三									
因变量	EVA			Rev			Dep		
	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应
$Hscale^2 \times Hload$	- 0.01 (0.011)	- 0.022 (0.021)	- 0.032 (0.032)	- 0.011*** (0.004)	- 0.0004** (0.0002)	- 0.011*** (0.004)	- 0.0009** (0.003)	- 0.00002 (0.00002)	- 0.0009** (0.0003)
ξ_r	0.15 (0.163)	0.329 (0.359)	0.478 (0.521)	0.379*** (0.016)	0.013*** (0.004)	0.392*** (0.018)	0.404*** (0.013)	0.009*** (0.002)	0.413*** (0.013)
ξ_H	- 0.359*** (0.115)	- 0.786*** (0.263)	- 1.144*** (0.375)	0.178*** (0.012)	0.006*** (0.002)	0.184*** (0.012)	0.039*** (0.01)	0.0009*** (0.0003)	0.04*** (0.01)
α_i	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
λ_r	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	243	243	243	243	243	243	243	243	243
T	4	4	4	4	4	4	4	4	4
K	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
adj. R^2	0.889	0.889	0.889	0.998	0.998	0.998	0.999	0.999	0.999

注：***, **, * 分别表示在 1%, 5%, 10% 显著水平下显著, () 里的数值为标准误。

5 结束语

5.1 主要结论

本研究结合零售业空间竞争理论, 构建了银行零售网络结构对绩效的影响模型, 参考以往零售业空间竞争研究的变量设计, 本研究在控制了银行消费者差异和产品服务差异的基础上, 分别研究了银行零售网络规模对绩效的主效应以及网点负载的调节效应。由于银行零售网络存在两个具有高度异质性的组成部分——技术型零售网络和人力型零售网络, 本研究在研究主效应和调节效应时, 均对银行零售网络类型进行了区分, 分别研究了技术型零售网络和人力型零售网络的效应。研究发现, 技术型零售网络规模和人力型零售网络规模对银行绩效有显著的正 U 型影响。并且进一步研究发现, 网点负载能调节技术型零售网络规模和人力型零售网络规模对银行绩效的影响, 具体地, 技术型网点和人力型网点的负载增大时能够增强技术型零售网络规模对银行绩效的正 U 型影响, 但同时也会削弱人力型零售网络规模对银行绩效的正 U 型影响。

5.2 理论贡献

本研究从以下三个方面丰富和深化了关于银行零售网络空间竞争的研究。首先, 与以往研究使用银行内部数据相比, 本研究还使用了开源大数据。银行内部数据一般局限于银行绩效数据和银

行网点运营数据。而开源大数据还包括了网点周边环境数据、周边用户数据和周边竞争数据, 因此具有数据量大, 精确度高和类型多元等独特优势, 使得本研究更加科学, 结论更加有效。

其次, 以往相关研究主要集中在某几个或某一类银行, 而本研究采用了 243 家中国的商业银行, 其银行资产占总量的 73.3%, 网点数目占总量的 75%, 相较于之前的局部样本, 全量样本更加具有代表性, 增强了研究结果的普适性。

第三, 以往关于银行网点的研究更多集中在银行的网点布局优化, 但缺少对银行实体服务资源运营进行高精度和全方位的诊断优化, 本研究使用理论实证方式以整体的视角对银行实体服务资源进行分析, 丰富了以往研究。

最后, 本研究区分并研究了技术型零售网络和人力型零售网络的差异。以往研究发现网点负载越高则网点绩效越高, 而未对网点类型进行区分^[6, 49], 但本研究基于技术型网点和人力型网点不同的性质, 认为网点负载在两类网点构成的零售网络中发挥着不同的作用。本研究发现两种类型的网点负载对网络规模和银行绩效之间的正 U 型关系起到了相反的调节作用。在某些情况下网点负载高确实有正面作用, 比如促进技术型零售网络内部的规模效应, 削弱人力型零售网络之间的蚕食效应, 但网点负载高同时也会加剧技术型零售网络内部的蚕食效应, 削弱人力型零售网络内部的规模效应。因此, 网点负载高的作用是正面

的还是负面的,需要结合零售网络的类型是技术型还是人力型以及其处于规模效应还是蚕食效应中来判定。

5.3 管理启示

在线下网点被互联网金融入侵而逐渐势微的局面下,当前的银行业面临着对数十万个网点进行有效管理的巨大压力。本研究为银行业是否有必要进行网点调整、如何进行网点调整提供了参考依据。具体的管理启示如下。

1) 中小银行适合发挥“灵活有特色”的优势,新增网点难以提高绩效,裁撤网点反而可以改善绩效。中小银行的主要优势是“灵活有特色”,零售网络规模越大,越容易丧失这一特色;在规模效应尚未形成之前,更多网点带来的管理难度增加、互相抢夺市场、新网点服务质量不稳定等问题可能会导致蚕食效应更加严重。本研究的结论也说明中小银行的零售网络正处于蚕食效应中,而根据目前线下零售网络势微的局面来看,中小银行难以通过大量扩张其零售网络规模来突破从蚕食效应到规模效应的临界点。因此,裁撤网点对中小银行缓解蚕食效应、降低管理成本是更合时宜的选择。

具体地,网点负载高的中小银行适合裁撤技术型网点,而网点负载低的中小银行适合裁撤人力型网点。虽然高负载的技术型网点和低负载的人力型网点具有较强的空间竞争力,但对于规模效应尚未显现、仍停留在内部蚕食阶段的中小银行而言,单个网点的空间竞争力越强并不意味着该网点能在外部竞争中为银行带来更多消费者资源,因为该网点在该银行零售网络的内部竞争中能抢走更多的消费者资源,压缩其余网点的生存空间。裁撤掉这些占有更多消费者资源的网点,将资源释放给其它剩余的网点来经营,反而能提高银行零售网络的绩效。

2) 大型银行适合保持“大而不倒”的市场地

位,新增网点仍可提高绩效,裁撤网点会损失绩效。大型银行的主要优势是“大而不倒”,强大的信用背书使其仅凭其“大”的特点就能不断吸引新的消费者,本研究的实证研究也说明,其零售网络内部已经由蚕食效应转向规模效应。即使在线下零售网络逐渐衰退的当下,大型银行庞大的零售网络仍然发挥着增强消费者信心、吸收消费者资源的作用,网络规模越大,银行绩效越好。因此,大型银行仍可结合自身的战略需要适当增设网点,而裁撤网点会在一定程度上降低绩效。

具体地,网点负载高的大型银行适合增设技术型网点,而网点负载低的大型银行适合增设人力型网点。因为高负载的技术型网点和低负载的人力型网点具有更强的空间影响力,对于规模效应凸显的大型银行而言,高空间竞争力的银行网点能为银行在外部竞争中赢得更多消费者资源,提高银行零售网络的绩效。

5.4 局限

首先,本研究在处理自选择偏误导致的内生性问题时,没有考虑银行管理者的管理决策风格存在差异,不同银行的自选择效应可能存在异质性。当异质性存在时,使用 Garen 的两阶段模型比普通的控制函数法更加准确^[56]。Garen 在内生变量是连续变量的情况下,首次提出了具有相关随机系数的估计量。为了解释这个估计量,Heckman 和 Vytlačil 提出了相关随机系数模型,该模型假设未观测到的异质性是随机的,能够估计出这种随机效应并加以控制^[57]。在异质性的背景下,Garen 的估计方法更有信息价(虽然在模型中考虑了银行固定效应,但是没有揭示这种差异)。

其次,由于银行的企业业务数据的不可得性,本研究主要从个人消费者角度出发考虑银行零售网络的空间结构对绩效的影响,未来研究可以讨论银行企业业务的空间结构影响作用,将使得研究结论更加具有针对性。

参 考 文 献:

- [1] 郭 品, 沈 悦. 互联网金融加重了商业银行的风险承担吗?——来自中国银行业的经验证据[J]. 南开经济研究, 2015, (4): 80 - 97.
Guo Pin, Shen Yue. Does Internet finance increase commercial banks' risk-taking? Empirical evidence from Chinese bank[J]. Nankai Economic Studies, 2015, (4): 80 - 97. (in Chinese)
- [2] Huff D L. Defining and estimating a trading area[J]. Journal of Marketing, 1964, 28(3): 34 - 38.
- [3] Larralde H, Stehle J, Jensen P. Analytical solution of a multi-dimensional hotelling model with quadratic transportation

- costs[J]. *Regional Science and Urban Economics*, 2009, 39(3): 343 – 349.
- [4] Ahlin C, Ahlin P D. Product differentiation under congestion: Hotelling was right[J]. *Economic Inquiry*, 2013, 51(3): 1750 – 1763.
- [5] 徐淑贤, 刘天亮, 黄海军, 等. 自驾偏好、居民异质与居住选址 —— 基于单中心城市模型的空间均衡分析[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(6): 73 – 89.
Xu Shuxian, Liu Tianliang, Huang Haijun, et al. Preference for auto driving, resident heterogeneity and residential location choice: Urban spatial equilibrium analysis based on the monocentric city model[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(6): 73 – 89. (in Chinese)
- [6] Ghosh A, Craig C S. FRANSYS: A franchise distribution system location model[J]. *Journal of Retailing*, 1991, 67(4): 466 – 498.
- [7] 罗上远, 陈代芬, 徐天亮. 连锁企业多品种库存分布研究[J]. *管理工程学报*, 2001, (4): 28 – 30 + 3 – 2.
Luo Shangyuan, Chen Daifen, Xu Tianliang. Research on multi-variety inventory distribution in chain enterprise[J]. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 2001, (4): 28 – 30 + 3 – 2. (in Chinese)
- [8] Pancras J, Sriram S, Kumar V. Empirical investigation of retail expansion and cannibalization in a dynamic environment[J]. *Management Science*, 2012, 58(11): 2001 – 2018.
- [9] Kiviat B. Starbucks goes from venti to grande[J]. *Time*, 2008: 2.
- [10] Quelch J. Starbucks' lessons for premium brands[J]. *HBS Working Knowledge*, 2008, 18(1): 41 – 47.
- [11] Dobson G, Karmarkar U S. Competitive location on a network[J]. *Operations Research*, 1987, 35(4): 565 – 574.
- [12] Yu W. Robust model of discrete competitive facility location problem with partially proportional rule[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, (2020): 1 – 12.
- [13] Kalnins A, Chung W. Resource-seeking agglomeration: A study of market entry in the lodging industry[J]. *Strategic Management Journal*, 2004, 25(7): 689 – 699.
- [14] Toivanen O, Waterson M. Market structure and entry: Where's the beef? [J]. *Rand Journal of Economics*, 2005, 36(3): 680 – 699.
- [15] Vitorino M A. Empirical entry games with complementarities: An application to the shopping center industry[J]. *Journal of Marketing Research*, 2012, 49(2): 175 – 191.
- [16] Shen Q, Xiao P. McDonald's and KFC in China: Competitors or companions? [J]. *Marketing Science*, 2014, 33(2): 287 – 307.
- [17] 范小云, 荣宇浩, 王 博. 我国系统重要性银行评估: 网络层次结构视角[J]. *管理科学学报*, 2021, 24(2): 48 – 74.
Fan Xiaoyun, Rong Yuhao, Wang Bo. Identifying systemically important banks in China: A network hierarchy structure perspective[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(2): 48 – 74. (in Chinese)
- [18] Bitner M J, Booms B H, Tetreault M S. The service encounter: Diagnosing favorable and unfavorable incidents[J]. *Journal of Marketing*, 1990, 54(1): 71 – 84.
- [19] Meuter M L, Ostrom A L, Roundtree R I, et al. Self-service technologies: Understanding customer satisfaction with technology-based service encounters[J]. *Journal of Marketing*, 2000, 64(3): 50 – 64.
- [20] Parasuraman A, Grewal D. The impact of technology on the quality-value-loyalty chain: A research agenda[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2000, 28(1): 168 – 174.
- [21] 罗 庆, 王冰冰, 李小建, 等. 郑州主城区银行网点的时空分布特征及区位选择[J]. *经济地理*, 2019, 39(8): 116 – 125.
Luo Qing, Wang Bingbing, Li Xiaojian, et al. Spatial-temporal distribution and location selection of bank outlets in Zhengzhou urban area[J]. *Economic Geography*, 2019, 39(8): 116 – 125. (in Chinese)
- [22] Lee M K, Verma R, Roth A. Understanding customer value in technology-enabled services: A numerical taxonomy based on usage and utility[J]. *Service Science*, 2015, 7(3): 227 – 248.
- [23] 黄 隽. 银行竞争与银行数量关系研究 —— 基于韩国、中国和中国台湾的数据[J]. *金融研究*, 2007, (7): 78 – 93.
Huang Jun. A study on the relationship between bank competition and bank quantity: Based on data from Korea, China and Chinese Taiwan[J]. *Journal of Financial Research*, 2007, (7): 78 – 93. (in Chinese)
- [24] Allen F, Gale D. Financial contagion[J]. *Journal of Political Economy*, 2000, 108(1): 1 – 33.
- [25] 郭 峰, 胡 军. 地区金融扩张的竞争效应和溢出效应 —— 基于空间面板模型的分析[J]. *经济学报*, 2016, 3(2): 1 – 20.
Guo Feng, Hu Jun. Competitive effects and spillover effect of regional financial expansion in China[J]. *China Journal of Economics*, 2016, 3(2): 1 – 20. (in Chinese)
- [26] 王 礼, 曹 飞. 银行业如何走出“中等规模陷阱” [J]. *中国银行业*, 2017, (8): 30 – 33.
Wang Li, Cao Fei. How banks can get out of the Mid-Size Trap[J]. *China Banking*, 2017, (8): 30 – 33. (in Chinese)

- [27] Delasay M, Ingolfsson A, Kolfal B. Modeling load and overwork effects in queueing systems with adaptive service rates[J]. *Operations Research*, 2016, 64(4): 867 – 885.
- [28] Wang X, Zhang X, Liu X, et al. Branch reconfiguration practice through operations research in industrial and commercial bank of China[J]. *Interfaces*, 2012, 42(1): 33 – 44.
- [29] Beatson A, Coote L V, Rudd J M. Determining consumer satisfaction and commitment through self-service technology and personal service usage[J]. *Journal of Marketing Management*, 2006, 22(7 – 8): 853 – 882.
- [30] Gagliano K B, Hathcote J. Customer expectations and perceptions of service quality in retail apparel specialty stores[J]. *Journal of Services Marketing*, 1994, 8(1): 60 – 69.
- [31] Simonson I, Drolet A. Anchoring effects on consumers' willingness-to-pay and willingness-to-accept[J]. *Journal of Consumer Research*, 2004, 31(3): 681 – 690.
- [32] Gaughan A E, Stevens F R, Huang Z, et al. Spatiotemporal patterns of population in Chinese mainland, 1990 to 2010[J]. *Scientific Data*, 2016, 3(1): 1 – 11.
- [33] 卢李, 袁静雅, 李虹含. 我国商业银行EVA绩效评价及影响因子分析[J]. *统计与决策*, 2016, (5): 168 – 171.
Lu Li, Yuan Jingya, Li Honghan. The analysis of EVA performance evaluation and influence factors of Chinese commercial banks[J]. *Statistics and Decision*, 2016, (5): 168 – 171. (in Chinese)
- [34] 赵燕冰. EVA在中小银行绩效评价中的应用[J]. *现代商贸工业*, 2016, 37(16): 92 – 95.
Zhao Yanbing. Application of EVA in performance evaluation of small and medium-sized banks[J]. *Modern Business and Trade Industry*, 2016, 37(16): 92 – 95. (in Chinese)
- [35] 刘永涛. 上海证券市场 β 系数相关特性的实证研究[J]. *管理科学*, 2004, (1): 29 – 35.
Liu Yongtao. An empirical study on beta coefficient and its related characteristic in Shanghai stock market[J]. *Management Sciences in China*, 2004, (1): 29 – 35. (in Chinese)
- [36] Damodaran A. *Equity Risk Premiums (ERP): Determinants, Estimation and Implications; The 2013 Edition*[M]. Hackensack: World Scientific, 2013.
- [37] 王新生, 郭庆胜, 姜友华. 一种用于界定经济客体空间影响范围的方法——Voronoi图[J]. *地理研究*, 2000, (3): 311 – 315.
Wang Xinsheng, Guo Qingsheng, Jiang Youhua. A new approach to delimitate influenced coverage of an economic object: Voronoi diagram[J]. *Geographical Research*, 2000, (3): 311 – 315. (in Chinese)
- [38] 刘晓恒, 杨柳. 基于voronoi图的农村居民点空间分布及整治潜力研究——以威宁县为例[J]. *国土与自然资源研究*, 2016, (6): 46 – 51.
Liu Xiaoheng, Yang Liu. Voronoi diagram-based research on spatial distribution of rural settlements and consolidation potential: Taking Weining county as an example[J]. *Territory and Natural Resources Study*, 2016, (6): 46 – 51. (in Chinese)
- [39] 粟芳, 邹奕格, 韩冬梅. 中国农村地区互联网金融普惠悖论的调查研究——基于上海财经大学2017年“千村调查”[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(9): 76 – 94
Su Fang, Zou Yige, Han Dongmei. Investigation research for the paradox of Internet financial inclusion in Chinese rural area: Base on “A Thousand Villages Investigation” of 2017 by SUFE[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(9): 76 – 94. (in Chinese)
- [40] 郭峰, 王靖一, 王芳, 等. 测度中国数字普惠金融发展: 指数编制与空间特征[J]. *经济学(季刊)*, 2020, 19(4): 1401 – 1418.
Guo Feng, Wang Jingyi, Wang Fang, et al. Measuring China's digital financial inclusion: Index compilation and spatial characteristics[J]. *China Economic (Quarterly)*, 2020, 19(4): 1401 – 1418. (in Chinese)
- [41] 顾锋, 黄培清, 周东生. 消费者不均匀分布时企业的最小产品差异策略[J]. *系统工程学报*, 2002, (5): 467 – 471.
Gu Feng, Huang Peiqing, Zhou Dongsheng. The firm's minimum product differentiation strategy when consumers are unevenly distributed[J]. *Journal of System Engineering*, 2002, (5): 467 – 471. (in Chinese)
- [42] Forlin V, Scholz E M. Strategic take-back programs when consumers have heterogeneous environmental preferences[J]. *Resource and Energy Economics*, 2020, (60): 101150.
- [43] 谢绚丽, 沈艳, 张皓, 等. 数字金融能促进创业吗?——来自中国的证[J]. *经济学(季刊)*, 2018, 17(4): 1557 – 1580.
Xie Xuanli, Shen Yan, Zhang Hao, et al. Can digital finance promote entrepreneurship: Evidence from China[J]. *China Economic Quarterly*, 2018, 17(4): 1557 – 1580. (in Chinese)
- [44] Shaked A, Sutton J. Relaxing price competition through product differentiation[J]. *The Review of Economic Studies*, 1982: 3 – 13.
- [45] Yu W, Yu Y. The complexion of dynamic duopoly game with horizontal differentiated products[J]. *Economic Modelling*,

- 2014, (41): 289 – 297.
- [46] 黄丽华, 朱海林, 刘伟华, 等. 企业数字化转型和管理: 研究框架与展望[J]. 管理科学学报, 2021, 24(8): 26 – 35.
Huang Lihua, Zhu Hailin, Liu Weihua, et al. The firm's digital transformation and management: Toward a research framework and future directions[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(8): 26 – 35. (in Chinese)
- [47] Haining R. Spatial Data Analysis in the Social and Environmental Sciences[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1993.
- [48] Cressie N. Statistics for Spatial Data[M]. New York: John Wiley & Sons, 2015.
- [49] Anselin L. Spatial Econometrics: Methods and Models[M]. Dordrecht: Springer Science & Business Media, 2013.
- [50] Lesage J P, Pace R K. Spatial Econometric Models[M]. San Diego: Handbook of Applied Spatial Analysis, Springer, 2010.
- [51] 蔡卫星. 分支机构市场准入放松, 跨区域经营与银行绩效[J]. 金融研究, 2016, 432(6): 127 – 141.
Cai Weixing. Deregulation of branching restriction, geographic diversification and bank performance[J]. Journal of Financial Research, 2016, 432(6): 127 – 141. (in Chinese)
- [52] 李志生, 金凌, 孔东民. 分支机构空间分布、银行竞争与企业债务决策[J]. 经济研究, 2020, 55(10): 141 – 158.
Li Zhisheng, Jin Ling, Kong Dongmin. Branch geographical distribution, bank competition and firm leverage[J]. Economic Research Journal, 2020, 55(10): 141 – 158. (in Chinese)
- [53] Wooldridge J M. Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data[M]. Cambridge: MIT Press, 2010.
- [54] Wooldridge J M. On two stage least squares estimation of the average treatment effect in a random coefficient model[J]. Economics Letters, 1997, 56(2): 129 – 133.
- [55] Hausman J A, Wise D A. A conditional probit model for quantitative choice: Discrete decisions recognizing interdependence and heterogeneous preferences[J]. Econometrica, 1978, 46(2): 403 – 426.
- [56] Garen J. The returns to schooling: A selectivity bias approach with a continuous choice variable[J]. Econometrica: Journal of the Econometric Society, 1984: 1199 – 1218.
- [57] Heckman J, Vytlacil E. Instrumental variables methods for the correlated random coefficient model: Estimating the average rate of return to schooling when the return is correlated with schooling[J]. Journal of Human Resources, 1998, 33(4): 974 – 987.

The impact of technical and human network structure on bank performance: A panoramic research based on spatial competition of bank branches

HUANG Min-xue, YU Ying-hao^{}, YAO Jia-xin, HE Tao*

Economics and Management School, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: Banks have been facing great pressures to transform or cut down their branches with the development of online finance since 2015. What are the influences of opening new branches or cutting down old branches on bank performance? Which type of branches should be opened or cut down? This is an urgent issue for bank managers. In order to help banks better optimize their retail networks, this research uses data of over 400 000 bank branches, including their panoramic open sources data, of 243 banks from 2015 to 2018. Ridge regression panel model and SAR spatial panel model based on Hausdorff distance are adopted to analyze the effects of retail network scale and network load on bank performance. The findings show that the scale of technical retail network and human retail network has a significant positive U-shaped influence on bank performance. Furthermore, network load can moderate the influence of the scale of technical retail network and human retail network on bank performance. Specifically, the increase of the load of technical retail network and human retail network can enhance the positive U-shaped influence of technical retail network scale on bank performance, but weaken the positive U-shaped influence of human retail network scale on bank performance in the meantime. The conclusions can not only enrich research about retail network space competition in banking industry, but also provide inspirations for marketing scholars and managers to conduct network arrangement.

Key words: bank branches; scale of retail network; load of network

附录

附录表 A 本研究 2015 年原始数据的描述性统计结果^③

Appendix Table A Descriptive statistical results of the original data of this research in 2015

指标代码	2015				
	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>EVA</i>	243	2 929 995	1 440 833	- 503 732	13 500 000
<i>Rev</i>	243	1 841 177	7 836 544	22 430.82	69 800 000
<i>Dep</i>	243	41 800 000	183 000 000	446 743	1 630 000 000
<i>Tscale</i>	243	786.054	3 944.378	0	35 894
<i>Hscale</i>	243	573.313	3 118.281	0	32 370
<i>Tload</i>	243	1 449.311	1 265.546	1	9 134.612
<i>Hload</i>	243	1 587.488	1 568.602	4.275	13 458.72
<i>Gdp</i>	243	67 558.88	29 113.36	10 417	171 172.2
<i>Sav</i>	243	14 500 000	15 900 000	735 735.8	72 000 000
<i>Edu</i>	243	0.846	0.061	0.61	0.977
<i>Med</i>	243	9 255.778	8 693.222	711	42 595.12
<i>Wel</i>	243	40 087.75	75 722.3	48.125	444 959.1
<i>Cov</i>	243	86.631	15.604	38.662	167.732
<i>Dee</i>	243	85.677	10.125	54.357	130.496
<i>Dig</i>	243	52.684	6.751	1.468	79.753
<i>WMY</i>	243	0.047	0.007	0.029	0.100
<i>Cog</i>	243	51.043	51.775	0	239.966
<i>Org</i>	243	17.9	18.994	0	82.154
<i>Pro</i>	243	20.077	19.082	0	142.223
<i>Age</i>	243	12.412	9.883	1	115

附录表 B 本研究 2016 年原始数据的描述性统计结果

Appendix Table B Descriptive statistical results of the original data of this research in 2016

指标代码	2016				
	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>EVA</i>	243	241 695.5	1 178 526	- 468 425	10 700 000
<i>Rev</i>	243	1 873 106	7 733 065	25 619.12	67 600 000
<i>Dep</i>	243	46 500 000	202 000 000	501 892.1	1 780 000 000
<i>Tscale</i>	243	659.576	3 449.885	0	32 594
<i>Hscale</i>	243	544.202	2 920.946	0	31 646
<i>Tload</i>	243	1 619.025	1 596.903	0.737	16 861.78
<i>Hload</i>	243	1 901.237	1 681.903	0.23	22 212.53
<i>Gdp</i>	243	70 084.71	31 089.38	11 381	192 825
<i>Sav</i>	243	11 000 000	16 300 000	823 438.9	136 000 000
<i>Edu</i>	243	0.846	0.064	0.556	0.987
<i>Med</i>	243	7 761.083	8 572.287	715.836	59 547.55
<i>Wel</i>	243	55 533.09	265 649.8	51.529	2 353 475
<i>Cov</i>	243	100.028	5.841	65.22	115.426
<i>Dee</i>	243	104.959	10.351	76.64	130.797
<i>Dig</i>	243	75.957	8.239	22.373	93.896
<i>WMY</i>	243	0.048	0.015	0.03	0.2
<i>Cog</i>	243	61.355	56.215	0	297.652
<i>Org</i>	243	20.888	20.169	0	98.483
<i>Pro</i>	243	25.023	20.425	0	151.118
<i>Age</i>	243	13.403	9.892	2	116

③ 注:对于最小值出现小于或等于零的变量,本研究将这些变量的数值加上一个正值,使最小值在加上该值之后等于1,便于对数化处理。

附录表 C 本研究 2017 年原始数据的描述性统计结果

Appendix Table C Descriptive statistical results of the original data of this research in 2017

指标代码	2017				
	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>EVA</i>	243	139 845.1	82 7364.9	- 827 513	9 095 849
<i>Rev</i>	243	1 925 663	8 047 162	2 154.569	72 700 000
<i>Dep</i>	243	49 700 000	216 000 000	567 694.1	1 920 000 000
<i>Tscale</i>	243	659.494	3 527.401	0	32 874
<i>Hscale</i>	243	482.136	2 460.992	2	26 594
<i>Tload</i>	243	1 668.701	1 590.251	1	12 918.54
<i>Hload</i>	243	1 998.558	1 190.241	85.533	8 265.604
<i>Gdp</i>	243	74 861.88	24 988.68	13 686.99	214 939.4
<i>Sav</i>	243	14 300 000	10 300 000	1 061 143	83 900 000
<i>Edu</i>	243	0.851	0.041	0.613	0.952
<i>Med</i>	243	3 974.153	2 008.765	736	21 166.75
<i>Wel</i>	243	46 009.78	89 903.31	169.9	689 987
<i>Cov</i>	243	101.164	5.073	84.074	113.116
<i>Dee</i>	243	141.811	12.725	104.745	178.631
<i>Dig</i>	243	101.351	6.407	59.542	124.1
<i>WMY</i>	243	0.048	0.015	0.026	0.2
<i>Cog</i>	243	85.173	78.314	0	434.779
<i>Org</i>	243	24.784	23.435	0	109.296
<i>Pro</i>	243	31.179	23.718	0	183.091
<i>Age</i>	243	14.407	9.887	3	117

附录表 D 本研究 2018 年原始数据的描述性统计结果

Appendix Table D Descriptive statistical results of the original data of this research in 2018

指标代码	2018				
	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>EVA</i>	243	63 960.71	575 282.8	- 1 226 198	6 030 242
<i>Rev</i>	243	2 108 027	8 631 977	28 672.92	77 400 000
<i>Dep</i>	243	54 400 000	234 000 000	552 632.6	2 140 000 000
<i>Tscale</i>	243	690.667	3 739.777	0	34 351
<i>Hscale</i>	243	504.794	2 554.661	3	27 604
<i>Tload</i>	243	1 770.025	1 532.768	1	9 479.468
<i>Hload</i>	243	1 844.615	966.653	75.337	5 190.917
<i>Gdp</i>	243	80 883.08	35 135.2	12 562	284 649.2
<i>Sav</i>	243	15 400 000	18 900 000	1 066 897	151 000 000
<i>Edu</i>	243	0.855	0.056	0.656	0.978
<i>Med</i>	243	4 221.765	2 933.963	1 408.406	27 969.96
<i>Wel</i>	243	34 799.78	132 258.7	146.6	1 854 819
<i>Cov</i>	243	100.445	5.264	79.635	113.284
<i>Dee</i>	243	144.277	14.469	94.57	181.488
<i>Dig</i>	243	114.319	4.874	93.019	138.264
<i>WMY</i>	243	0.048	0.01	0.029	0.15
<i>Cog</i>	243	106.431	97.11	0	506.762
<i>Org</i>	243	26.644	23.263	0	108.667
<i>Pro</i>	243	33.874	29.851	0	295.048
<i>Age</i>	243	15.407	9.887	4	118