

直播电商浪潮下的企业创新困境

——来自中国消费行业上市公司的经验证据

罗党论 李怡慧

目录

| | |
|-----------------------------|----|
| 附录 I 直播电商关键词列表..... | 1 |
| 附录 II 多时点双重差分模型的异质稳健估计..... | 2 |
| 附录 III 处理内生性问题与安慰剂检验..... | 3 |
| 附录 IV 稳健性检验..... | 6 |
| 附录 V 异质性分析..... | 14 |
| 附录 VI 附图..... | 16 |
| 参考文献 | 19 |

附录 I 直播电商关键词列表

本文与直播电商相关的关键词选择借鉴了政策文本、新闻媒体报告、业界报告和研究报告等。为尽可能避免关键词选择的随机性问题,本文通过人工阅读方式,按普适性原则进行检查筛选。具体选取的直播电商关键词如表 I1 所示:

表 I1 直播电商关键词列表

| 类型 | 关键词 |
|-------|---|
| 直播相关 | 直播、带货、短视频电商、种草、社交电商、内容电商、兴趣电商、沉浸式电商、互动电商、社群电商、微博电商、导购、推品 |
| 平台相关 | 抖音、快手、淘宝、京东、拼多多、视频号、小红书、B 站、蘑菇街、洋码头、哔哩哔哩、得物、天猫、唯品会、抖店、TikTok、微信小店、网易严选、苏宁易购 |
| 模式相关 | 品牌自播、企业自播、店铺自播、达人、明星、网红、主播、大 V、KOL、KOC、MCN 机构 |
| 直播运营 | 排位赛、流量倾斜、投流、引流、流量扶持、投放优化、抖币 |
| 促销手段 | 限时秒杀、互动抽奖、福袋、低价爆款、私域流量、店铺红包、定金膨胀、跨店满减、专享价、购物车 |
| 供应链相关 | 选品中心、现货秒发、品牌授权、品牌代理 |
| 数据指标 | 互动率、观看人次、点赞量、收藏量、粉丝、观看留存率 |

附录 II 多时点双重差分模型的异质稳健估计

对于传统双向固定效应的多时点双重差分模型,其估计系数本质上是不同组别——时间处理效应的加权平均(Goodman-Bacon, 2021)。然而,在存在异质性处理效应的情况下,坏控制组(如早处理组作为晚处理组的控制组)和负权重问题(de Chaisemartin and D'Haultfoeuille, 2020)可能导致估计系数存在偏差。为考察基准回归模型(式 10)估计的偏误程度,本文参考 Goodman-Bacon(2021)的方法,进行了培根分解,计算了各组的系数值与权重。图 II1 展示了培根分解的结果,可以看出加权回归系数(-0.390)与基准回归中核心解释变量的回归系数(-0.307)较为接近,且回归系数中干净的处理效应所占比重较大,高达 82.8%。^① 这说明不同组别之间的处理效应所带来的偏误对本文的回归结果影响有限。

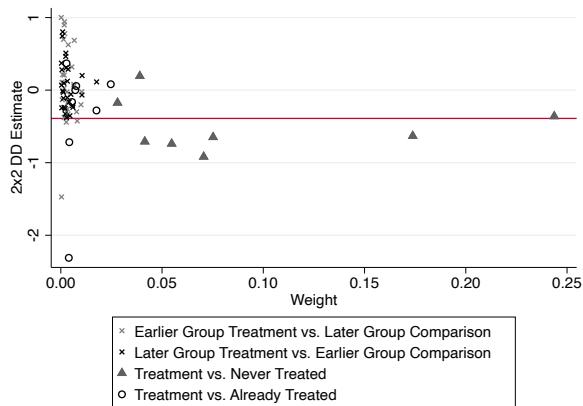


图 II1 Goodman-Bacon 分解图

进一步地,本文采用异质性处理效应模型对上述偏误进行处理(Borusyak et al., 2024; Callaway and Sant'Anna, 2021; Sun and Abraham, 2021; Gardner, 2022; Cengiz et al., 2019),并检验处理组和控制组之间是否仍然满足平行趋势,结果如图 II2 所示。可以看出,在采用不同异质性处理效应模型修正估计偏误之后,直播电商事件对企业创新水平的负向影响依然显著,并且总体上满足平行趋势检验。

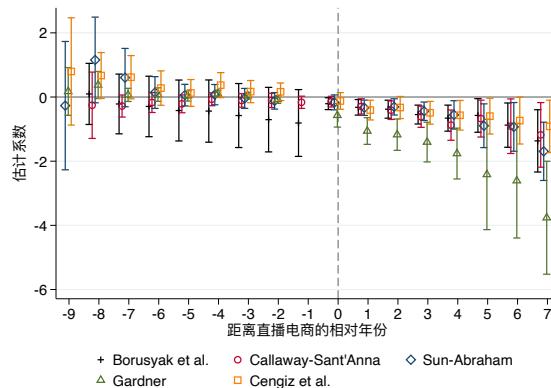


图 II2 异质性处理效应平行趋势图

注:本文通过提取异质性处理效应模型得到的回归系数与 95% 置信区间的结果绘制而成。

^① 干净的处理效应是指早处理组 vs. 晚处理组的处理效应和时变处理组 vs. 从未接受处理组的处理效应,其中 vs. 后的是控制组。早处理组 vs. 晚处理组的处理效应占比 10.1%, 时变处理组 vs. 从未接受处理组的处理效应占比 72.7%。

附录 III 处理内生性问题与安慰剂检验

(一) 处理内生性问题

本文参考杨刚强等 (2023) 的做法, 使用各消费行业 2015 年开通微博企业数量的自然对数 ($\ln dis_{2015}$) 与直播电商兴起时间的虚拟变量 ($Post_{2016}$) 的交互项作为核心解释变量的工具变量。^① 从相关性角度来看, 微博作为典型的自媒体平台, 能够较好地反映企业与互联网发展的紧密关系 (杨刚强等, 2023)。因此, 直播电商兴起前开通微博的企业数量较多的消费行业, 其与互联网的关联程度较高, 这些行业内的企业在 2016 年及之后受直播电商事件影响的程度也更大, 从而满足工具变量的相关性假设。从外生性来看, 开通微博对于企业而言几乎属于“零成本”营销, 较难影响企业创新水平, 满足工具变量的外生性假设。表 III1 的第 (1) 列和第 (2) 列分别展示了工具变量一阶段和二阶段回归结果。一阶段结果显示, 工具变量的回归系数显著为正, 表明直播电商兴起之后, 拥有更多开通微博企业数量的消费行业更有可能推动其行业内企业参与直播电商。二阶段结果表明, 在采用上述工具变量后, 直播电商对于消费行业企业创新水平的抑制作用依然显著。此外, 从 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量 (19.266) 大于 Stock and Yogo (2005) 给出的显著性水平为 10% 的临界值 16.38 看, 不存在弱工具变量问题。

需要指出的是, 前文在判断工具变量的外生性时只是借助经验常识作为判别依据, 显然有失偏颇。鉴于此, 本文还利用了 Conley et al. (2012) 提出的方法放松了工具变量的排他性约束。具体地, 我们使用置信区间集合法 (UCI) 绘制随着工具变量排他性约束变动情形下核心解释变量估计系数的稳健置信区间。为了获得参数的取值范围, 本文参考 Ao et al. (2022) 的方法将工具变量放入基准模型中进行回归, 并得到其系数估计为 -0.104。因此, 在 UCI 方法中, 本文将参数取值范围限定为 $[-0.104, 0.104]$, 结果如图 III1 所示。此时核心解释变量系数的 95% 置信区间为 $[-18.502, -1.265]$, 均落在负数区域内。可以看出随着外生性减弱, 核心解释变量估计系数的置信区间扩大, 但估计系数仍然显著为负。因此, 即使考虑工具变量可能的非严格外生性, 本文的工具变量估计结果仍然稳健。

(二) 安慰剂检验

1. 随机分配直播电商发生时间

为进一步排除不可观测的随机因素对直播电商效应识别可能产生的干扰, 本文参考 Chetty et al. (2009) 的做法, 将直播电商发生时间随机分配到各企业并重新回归。如果随机分配回归 500 次得到的回归系数, 在概率上与基准回归系数存在显著差异, 则有理由相信基准回归结果不是由其他非可观测到的样本特征造成的, 否则就有理由怀疑基准回归结果的准确性。图 III2 是随机分配回归得到的 500 个系数的核密度图和对应 P 值的散点图。一方面大多数回归系数取值落在 $[-0.292, 0.292]$ 范围内, 明显大于基准回归系数 -0.307, 另一方面回归系数大致服从均值近似为 0 的正态分布, 对应 P 值绝大部分大于 0.1。因此, 无论从经济意义还是统计意义上均符合安慰剂检验预期。

2. 假定直播电商提前发生

为了进一步验证消费行业企业创新水平的下降是由直播电商事件引起的, 本文在基准回归的基础上将直播电商发生时间分别提前 1 年、2 年和 3 年, 并对应生成三个表示直播电商事件的虚拟变量 $Treated_1$, $Treated_2$ 和 $Treated_3$ 重新进行回归。结果如表 III1 第 (3) - (5) 列所示, 可以看出将事件发生时间提前的回归结果均未通过显著性检验。因此可以说明处理

^① $Post_{2016}$ 在 2016 年及以后取值为 1, 否则取值为 0。

组和对照组创新水平差异基本不受时间变化趋势的影响,同时也验证了处理组企业创新水平的降低是直播电商事件造成的。

表 III1 内生性问题及安慰剂检验

| | IV= $\ln dis_{2015} \times Post_{2016}$ | | 假定直播电商提前发生 | | |
|-------------------------------------|---|---------------------|---------------------|-------------------|-------------------|
| | Treated | RD_Ratio | RD_Ratio | RD_Ratio | RD_Ratio |
| | | | (1) | (2) | (3) |
| $\ln dis_{2015} \times Post_{2016}$ | | 0.045*** (0.010) | | | |
| Treated | | | -2.616** (1.117) | | |
| Treated ₁ | | | | -0.117 (0.095) | |
| Treated ₂ | | | | | -0.049 (0.107) |
| Treated ₃ | | | | | 0.023 (0.107) |
| 行业层面前定变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 城市层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 省份×年份固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 样本量 | 6 716 | 6 716 | 6 716 | 6 716 | 6 716 |
| 调整后的 R ² | - | - | 0.818 | 0.818 | 0.818 |
| KP-Wald F 统计量 | 19.266 | | - | - | - |

注: 第(1) - (5)列括号内的值为聚类到行业层面的稳健标准误, *、**及***分别表示10%、5%及1%的显著性水平。

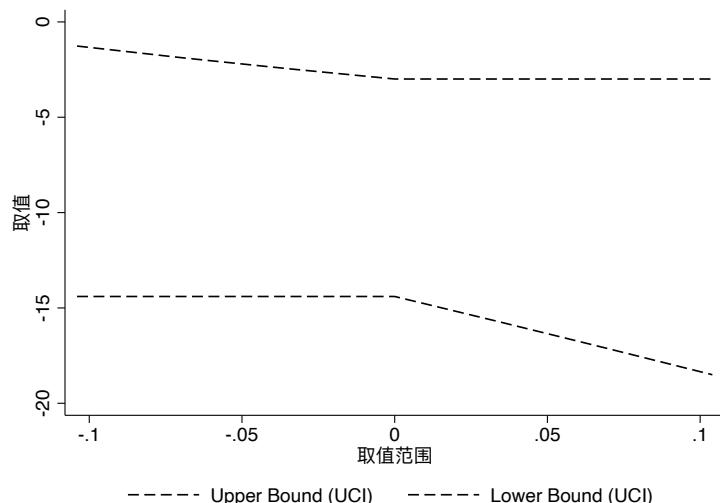


图 III1 基于 UCI 方法的置信区间

注: 横轴表示参数的取值范围, 纵轴为核心解释变量待估系数置信区间的取值。

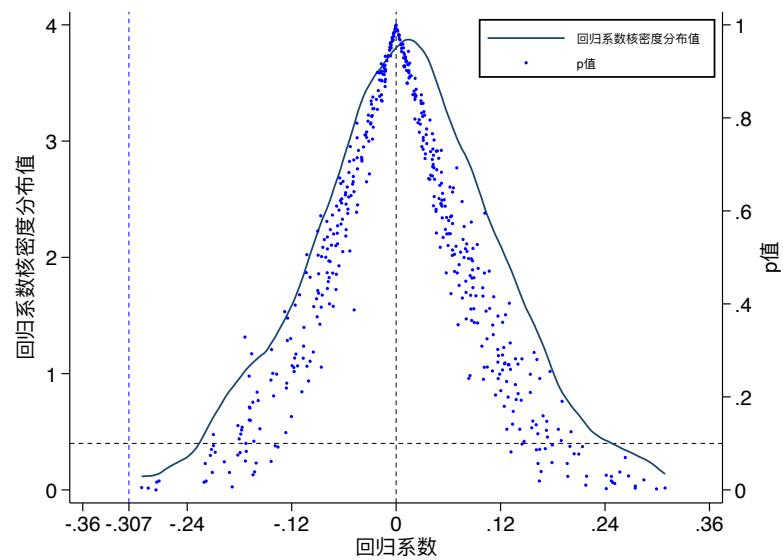


图 III2 随机分配直播电商发生时间的安慰剂检验

附录 IV 稳健性检验

为检验基准回归结果的稳健性,本文从以下六个方面进行稳健性测试:

1. 更换被解释变量

为确保被解释变量的代表性,本文分别使用两种不同方式将其替换重新回归:(1)用企业总资产替代营业收入重新计算企业的研发强度(RD_Ratio_2)进行回归;(2)用消费行业企业发明专利申请数加1取自然对数($\ln invents$)作为企业创新水平的代理变量进行回归。^①需要指出的是,由于企业的专利数据存在较多0值,直接将其加1取对数进行线性回归的方法缺乏有意义的解释,并且存在偏误(Cohn et al., 2022)。因此,本文还将使用反双曲正弦函数变换(The inverse hyperbolicsine, IHS)解决0值在取对数时无法定义的问题。以上替换被解释变量的回归结果见表IV1第(1)-(3)列,可以看出核心解释变量的回归系数均显著为负,支持本文基准回归的主要结论。

2. 更换核心解释变量

为确保核心解释变量的代表性,本文分别使用两种不同方式将其替换重新回归:(1)严格核心解释变量的定义标准。若消费行业企业连续在年报中披露采用直播电商,则直播电商事件虚拟变量($Treated_Cont$)在企业首次披露采用直播电商的年度及以后取值为1,否则为0;^②(2)放宽核心解释变量的定义范围。本文以各消费行业内企业开始直播电商最多的年份作为该行业受直播电商事件干扰的起始年份,此时核心解释变量为行业层面变量($Treated_Ind$)。若消费行业当年开始直播电商,则 $Treated_Ind$ 在当年及以后取值为1,否则为0。相关回归结果见表IV1第(4)-(5)列,结果表明直播电商依然显著降低企业创新水平。

表IV1 更换被解释变量和核心解释变量

| | 更换被解释变量 | | | 更换解释变量 | |
|---------------------|----------------------|---------------------|---------------------|----------------------|----------------------|
| | RD_Ratio_2 | $\ln invents$ | IHS | RD_Ratio | RD_Ratio |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
| <i>Treated</i> | -0.128*** (0.046) | -0.101** (0.050) | -0.125** (0.061) | | |
| <i>Treated_Cont</i> | | | | -0.336*** (0.122) | |
| <i>Treated_Ind</i> | | | | | -0.358*** (0.128) |
| 行业层面前定变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 城市层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 省份×年份固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 样本量 | 6 716 | 6 716 | 6 716 | 5 546 | 6 716 |
| 调整后的 R^2 | 0.832 | 0.464 | 0.464 | 0.811 | 0.819 |

^①考虑到企业创新产出不是一蹴而就的,我们将核心解释变量滞后一期进行回归。具体来说,此时 $\ln invents$ 对应的仍是与基准回归中被解释变量相同的样本区间(2014-2023年),但核心解释变量的样本区间是2013-2022年。同样地,前定变量也按照基准回归中的定义方式进行了调整,即2013年各消费行业的行业竞争度(HHI_{2013})与三类时间趋势项(T, T^2, T^3)的交互项,以及2013年各消费行业的行业集聚度($number_{2013}$)与三类时间趋势项(T, T^2, T^3)的交互项。控制变量与固定效应的添加与基准回归中的保持一致。

^②对于那些没有连续在年报中披露是否采用直播电商的企业,本文在回归中予以剔除。

注：第(1)-(5)列括号内的值为聚类到行业层面的稳健标准误，*、**及***分别表示10%、5%及1%的显著性水平。

3. 更换基准模型设定

为确保基准回归结果的稳健性，本文采取以下两种方式更换基准模型设定重新回归。(1) 替换固定效应。由于无法观察到的随时间变化的城市特征和行业特征都会成为直播电商效应识别的干扰因素，因此本文将基准回归中省份与年份的交互固定效应分别替换为城市与年份的交互固定效应和行业与年份的交互固定效应；(2) 考虑直播电商事件实际影响的滞后一期实验组识别。直播电商对消费行业企业创新水平的抑制效应可能存在滞后性，因此我们将核心解释变量滞后一期进行回归。^① 以上更改基准模型设定的回归结果见表IV2第(1)-(3)列，结果显示核心解释变量回归系数的经济和统计意义均与基准回归一致。

4. 缓解样本选择偏差

为缓解基准回归中样本选择偏差问题，本文采用以下三种方法重新回归：(1) 倾向得分匹配(PSM)。由于受直播电商事件影响的企业和未受直播电商事件影响的企业在可观测特征上可能存在着明显差异，而这些特征差异可能会导致两组企业本身不可比，进而造成估计偏误。因此，本文采用倾向得分匹配为处理组样本匹配出最相似的控制组样本。具体地，本文首先使用基准回归中企业层面的控制变量作为协变量，然后对受直播电商事件影响的企业和未受直播电商事件影响的企业进行1:1不放回最近邻匹配。^② 回归结果如表IV2第(4)列所示，可以看出核心解释变量的回归系数至少在5%的水平下显著为负。(2) 熵平衡(EB)。倾向得分匹配会导致无法成功配对的观测值被剔除，从而使大量观测值缺失。为此，本文使用熵平衡法，将处理组和控制组控制变量的均值、方差和偏度进行加权平衡匹配，再将平衡匹配后的样本重新回归。回归结果如表IV2第(5)列所示，可以看出核心解释变量的回归系数在经济和统计意义上均与基准回归结果保持一致。(3) 处理研发投入信息披露的影响。尽管本文将研究样本的起始时间定为2014年(即企业被要求强制披露研发创新信息的时间点)，以尽可能减少因研发支出数据披露不完全对直播电商效应识别可能带来的影响，但仍有不少企业在样本期间未报告研发支出。因此，本文参照刘诗源等(2020)的方法，将未报告研发支出的企业样本视为0值处理。回归结果如表IV2第(6)列所示，可以看出核心解释变量的回归系数依然负向显著。(4) 采用平衡面板。为防止研发投入披露缺失的非随机性对结果的影响，本文基于2014-2023年的平衡面板对基准模型重新回归。回归结果如表IV2第(7)列所示，可以看出核心解释变量回归系数的经济和统计意义均与基准回归保持一致。

表IV2 更换基准模型设定和缓解样本选择偏差

| RD_Ratio | | | | | | | |
|----------|----------------------|--------------------|---------------------|----------------------|----------------------|---------------------|----------------------|
| | 更换基准模型设定 | | | | 缓解样本选择偏差 | | |
| | 替换固定效应 | | 滞后效应 | | PSM | 熵平衡 | 研发投入 |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
| Treated | -0.453*** (0.126) | -0.185* (0.096) | -0.255** (0.102) | -0.311*** (0.107) | -0.302*** (0.102) | -0.250** (0.124) | -0.400*** (0.135) |
| 行业层面前定变量 | YES | NO | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES | YES | YES |

^① 此时核心解释变量的样本区间是2013-2022年，被解释变量样本区间是2014-2023年。前定变量同样按照基准回归中的定义方式进行了调整，即2013年各消费行业的行业竞争度(HHI_{2013})与三类时间趋势项(T, T^2, T^3)的交互项，以及2013年各消费行业的行业集聚度($number_{2013}$)与三类时间趋势项(T, T^2, T^3)的交互项，控制变量与固定效应的添加与基准回归中的保持一致。

^② 表IV5展示了处理组企业和控制组企业在匹配前后可观测特征上的差异。图IV1进一步展示了处理组和对照组企业在倾向得分核密度分布的差异。

| | | | | | | | |
|---------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 城市层面控制变量 | NO | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业固定效应 | YES |
| 省份×年份固定效应 | NO | NO | YES | YES | YES | YES | YES |
| 城市×年份固定效应 | YES | NO | NO | NO | NO | NO | NO |
| 行业×年份固定效应 | NO | YES | NO | NO | NO | NO | NO |
| 样本量 | 6 090 | 6 705 | 6 716 | 5 453 | 6 716 | 7 438 | 3 333 |
| 调整后的 R ² | 0.811 | 0.818 | 0.818 | 0.823 | 0.829 | 0.671 | 0.803 |

注: 第(1) - (7)列括号内的值为聚类到行业层面的稳健标准误, *、**及***分别表示10%、5%及1%的显著性水平。

5. 排除竞争性假说

本研究可能存在其他竞争性假说会对企业创新水平产生直接影响,进而干扰基准回归结果的稳健性。通过梳理已有文献,本文认为以下竞争性假说可能会对回归结果产生一定影响:

其一,薪酬差距和税负压力。考虑消费行业企业在选择是否利用直播电商销售渠道进行售卖时,会受到企业内部职工薪酬和自身税负的影响,而薪酬差距(孔东民等,2017)和税负压力(李林木和汪冲,2017)恰是影响企业创新能力的重要因素。因此识别直播电商对消费行业企业创新水平的影响,可能存在薪酬差距和税负压力的竞争性假说。为排除上述两种竞争性假说,本文在基准回归基础上分别控制滞后一期的企业薪酬差距(*fpg*)和税负压力(*taxrate*),其中薪酬差距(*fpg*)参考孔东民等(2017)的做法采用管理层平均薪酬与员工平均薪酬的比值衡量,税负压力(*taxrate*)采用企业应交税费与营业收入的比值衡量。回归结果见表IV3第(1)列和第(2)列,可以看出*fpg*和*taxrate*的回归结果与现有文献保持较高一致性(孔东民等,2017;李林木和汪冲,2017),且核心解释变量回归系数的经济显著性和统计显著性均与基准回归保持一致,因此有理由相信不是上述两种竞争性假说导致了基准回归的结果。

其二,经营净现金流。虽然本文在基准回归中控制了企业的现金资产比例(*cash*),但是企业经营中产生的现金流也会对其参与直播电商以及创新水平产生影响。因此,本文通过计算滞后一期的企业经营活动产生的现金流量净额与营业收入的比值(*cash_sale*)控制企业的经营净现金流,重新考察直播电商对企业创新水平的影响。回归结果见表IV3第(3)列,可以看出当控制企业经营净现金流后,直播电商对企业创新水平的抑制效应依然显著。

其三,挤出效应。对于成本竞争型消费行业企业,其科技含量较低,研发成果更容易被模仿,从而产生较高的外部性。随着线上销售和直播平台的普及,这些行业更容易受到直播电商事件的主要受益者——各地的个体工商户和中小微企业的竞争挤压,进一步削弱其研发动力。需要指出的是,本文已通过添加前定变量的方式控制了各消费行业竞争度和集聚度的时间趋势,在一定程度上可以缓解行业内部竞争变化对企业研发投入的影响。为了进一步验证企业研发投入的下降是由直播电商冲击所致,而非自身竞争力不足被其他企业挤出所致,本文从技术壁垒、人才积累和创新质量三个角度衡量企业所具备的竞争优势,并在基准回归模型中予以控制。其中技术壁垒(*technology*)通过滞后一期的无形资产占总资产的比值衡量,人力积累(*Human_Capital*)通过滞后一期的学历为本科及以上的员工占总员工的比值衡量,创新质量(*quality*)通过滞后一期的消费行业内新产品有效发明专利数量加1取对数衡量。回归结果见表IV3第(4)列,可以看出技术壁垒、人才积累和创新质量的回归系数方向均符合预期,其中人才积累对企业创新能力的提升具有显著的统计意义。然而,即使在控制了这些因素后,直播电商对企业创新水平的负向影响仍然显著存在,说明直播电商对企业创新水平产生了较为独立的抑制效应。

表 IV3 排除竞争性假说

| | RD_Ratio | | | |
|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | 薪酬差距 | 税负压力 | 经营净现金流 | 挤出效应 |
| | (1) | (2) | (3) | (4) |
| <i>Treated</i> | -0.306*** (0.105) | -0.306*** (0.106) | -0.305*** (0.107) | -0.299*** (0.104) |
| <i>fpg</i> | 0.006*** (0.002) | | | |
| <i>taxrate</i> | | -0.024** (0.010) | | |
| <i>cash_sale</i> | | | 0.216 (0.353) | |
| <i>technology</i> | | | | 1.599 (1.298) |
| <i>Human_Capital</i> | | | | 1.090*** (0.322) |
| <i>quality</i> | | | | 0.001 (0.009) |
| 行业层面前定变量 | YES | YES | YES | YES |
| 企业层面控制变量 | YES | YES | YES | YES |
| 城市层面控制变量 | YES | YES | YES | YES |
| 企业固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 省份×年份固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 样本量 | 6 716 | 6 716 | 6 716 | 6 716 |
| 调整后的 R ² | 0.819 | 0.818 | 0.818 | 0.820 |

注: 第(1) - (4)列括号内的值为聚类到行业层面的稳健标准误, *、**及***分别表示 10%、5% 及 1% 的显著性水平。

6. 排除其他政策或事件干扰

本文样本期内可能存在以下几类政策或事件干扰:

其一, 研发费用加计扣除政策。研发费用加计扣除政策被认为能够有效促进企业的研发投入(朱平芳等, 2024)。本文研究的样本期间主要涉及 2016 年实施的研发费用加计扣除扩围政策, 该政策将加计扣除的适用范围由高新技术企业扩展至除烟草制造业、住宿和餐饮业、批发和零售业、房地产业、租赁和商务服务业、娱乐业六大行业外的其他企业。基于此, 本文参考刘婉婷和杨杨(2025)的方法构造企业是否受研发费用加计扣除扩围政策影响的虚拟变量(*Treat*)与政策实施时间虚拟变量(*Post*₂₀₁₆)的交互项(*Treat*×*Post*₂₀₁₆), 并在基准回归模型中予以控制。^① 回归结果见表 IV4 第(1)列, 可以看出核心解释变量的回归系数在经济和统计意义上均与基准回归结果保持一致。

其二, 固定资产加速折旧政策。有文献指出固定资产加速折旧政策对企业创新水平的提升具有积极促进作用(林志帆和刘诗源, 2022)。基于此, 本文在基准回归中纳入了虚拟变量以表示当年企业所属消费行业是否被纳入固定资产加速折旧政策的试点行业(*Policy*), 若企业所属消费行业在当年被纳入固定资产加速折旧政策的试点行业, *Policy* 在当年及之后年份赋

^① 若企业为高新技术企业, 那么该企业并不受此次扩围政策的影响, 此时 *Treat* 取值为 0。而在排除高新技术企业以及不享受研发费用加计扣除扩围政策的六大行业后, 剩下的企业将首次受到此次扩围政策的影响, 此时 *Treat* 取值为 1。*Post*₂₀₁₆ 在 2016 年及以后取值为 1, 否则取值为 0。

值为 1, 否则赋值为 0。^① 回归结果见表 IV4 第 (2) 列, 可以看出核心解释变量的回归系数在经济和统计意义上均与基准回归结果保持一致。

其三, 营改增试点政策。营改增有效解决了重复征税问题, 税负降低能够增加企业利润与现金流, 为企业进行创新活动提供条件(毛捷等, 2020)。基于此, 本文将企业所属行业是否被纳入营改增政策试点行业的虚拟变量(*Reform*)纳入基准模型中重新回归。^② *Reform*在企业所属行业被纳入营改增政策试点行业的当年及以后取值为 1, 否则取值为 0。回归结果见表 IV4 第 (3) 列, 可以看出核心解释变量的回归系数在经济和统计意义上均与基准回归结果保持一致。

其四, “去杠杆”政策。已有研究表明“去杠杆”政策会影响企业创新水平(刘惠好等, 2023), 基于此本文参考刘惠好等(2023)的方法在基准回归中控制了企业是否属于国有企业的虚拟变量(*State*)与 *Post*₂₀₁₆的交互项(*State*×*Post*₂₀₁₆)。其中, 当企业属于国有企业时 *State* 取值为 1, 否则取值为 0, *Post*₂₀₁₆ 在 2016 年及以后取值为 1, 否则取值为 0。回归结果见表 IV4 第 (4) 列, 可以看出核心解释变量的回归系数在经济和统计意义上均与基准回归结果保持一致。

其五, “五年规划”政策, 样本期间横跨三个“五年规划”政策, 若“五年规划”期间存在政府重点扶持的行业, 那么可能会影响企业进行可持续创新发展。基于此, 本文依据“五年规划”对应的政策文件, 控制了“十二五”、“十三五”和“十四五”期间该行业是否被国家政府重点扶持(*Support*)的虚拟变量。若某消费行业在“十二五”、“十三五”或“十四五”期间被国家政府重点扶持, 则 *Support* 在该消费行业的对应扶持期间取值为 1, 否则取值为 0。回归结果见表 IV4 第 (5) 列, 可以看出核心解释变量的回归系数在经济和统计意义上均与基准回归结果保持一致。

其六, “新冠疫情”事件。2020 年“新冠疫情”大规模爆发, 实体经济低迷, 可能会抑制企业创新, 对基准回归的识别产生干扰。基于此, 本文剔除了 2020-2023 年的数据重新回归, 考察结果的稳健性。回归结果见表 IV4 第 (6) 列, 可以看出核心解释变量的回归系数在经济和统计意义上与基准回归结果基本一致。

表 IV4 排除其他政策或事件干扰

| | RD_Ratio | | | | | |
|--|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|--------------------|
| | 研发费用 | 固定资产 | | | | |
| | | 加计扣除 | 折旧 | 营改增 | “去杠杆” | 五年规划 |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| <i>Treated</i> | -0.308*** (0.107) | -0.303*** (0.105) | -0.299*** (0.102) | -0.307*** (0.105) | -0.296*** (0.103) | -0.298* (0.169) |
| <i>Treat</i> × <i>Post</i> ₂₀₁₆ | 0.192 (0.198) | | | | | |
| <i>Policy</i> | | 0.296 (0.282) | | | | |
| <i>Reform</i> | | | 0.413** | | | |

^① 本文按照 2014 年财政部和国税局发布的《关于完善固定资产加速折旧企业所得税政策的通知》(财税(2014)75 号), 2015 年财政部和国税局发布的《关于进一步完善固定资产加速折旧企业所得税政策的通知》(财税(2015)106 号)以及 2019 年财政部和国税局发布的《关于扩大固定资产加速折旧优惠政策适用范围的公告》(财税(2019)66 号)对企业所处行业在政策颁布当年是否属于试点行业进行识别。

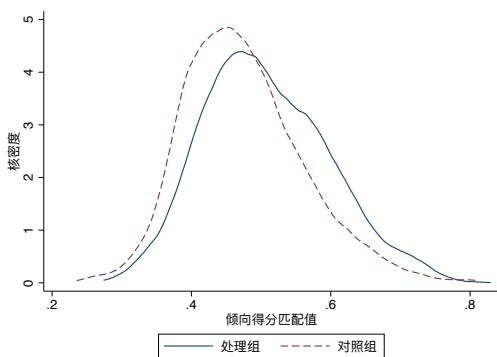
^② 由于营改增分地区分行业逐年进行, 在本文的样本期间地区层面已基本全面完成营改增, 因此本文只考虑行业层面营改增政策的实施情况。具体地, 2014 已年接受试点的行业有交通运输业、现代服务业、广播影视服务业、铁路运输业、邮政业和电信业, 其中交通运输业、现代服务业和广播影视服务业在 2013 年已经实现全国范围试点。2016 年接受试点的行业有建筑业、房地产业、金融业和生活服务业, 并涵盖所有仍适用营业税的行业, 标志着“营改增”改革全面完成。

| | | | | | |
|--|-------|-------|-------|---------|-------|
| | | | | (0.186) | |
| <i>State</i> × <i>Post</i> ₂₀₁₆ | | | | 0.040 | |
| | | | | (0.156) | |
| <i>Support</i> | | | | 0.178* | |
| | | | | (0.095) | |
| 行业层面前定变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 城市层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 省份×年份固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 样本量 | 6 716 | 6 716 | 6 716 | 6 716 | 3 499 |
| 调整后的 R ² | 0.819 | 0.819 | 0.819 | 0.818 | 0.813 |

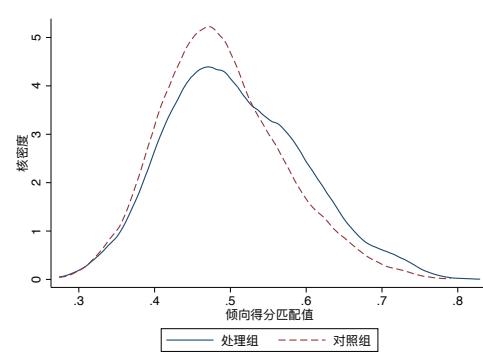
注：第（1）-（6）列括号内的值为聚类到行业层面的稳健标准误，*、**及***分别表示10%、5%及1%的显著性水平。

表 IV5 PSM 协变量平衡性检验表

| | 匹配情况 | 处理组均值 | 控制组均值 | 标准偏差% | t 统计量 | t 检验伴随概率 |
|----------------|------|--------|--------|--------|--------|----------|
| <i>growth</i> | U | 0.154 | 0.193 | -8.300 | -3.410 | 0.001 |
| | M | 0.165 | 0.162 | 0.600 | 0.250 | 0.802 |
| <i>lev</i> | U | 0.379 | 0.398 | -9.800 | -4.010 | 0.000 |
| | M | 0.386 | 0.388 | -1.100 | -0.390 | 0.694 |
| <i>roa</i> | U | 0.046 | 0.037 | 12.900 | 5.280 | 0.000 |
| | M | 0.040 | 0.041 | -0.100 | -0.050 | 0.964 |
| <i>cash</i> | U | 0.178 | 0.149 | 25.100 | 10.300 | 0.000 |
| | M | 0.159 | 0.159 | 0.900 | 0.340 | 0.736 |
| <i>ln size</i> | U | 22.296 | 22.165 | 11.900 | 4.870 | 0.000 |
| | M | 22.227 | 22.223 | 0.400 | 0.140 | 0.888 |
| <i>top1</i> | U | 33.793 | 30.898 | 21.400 | 8.770 | 0.000 |
| | M | 31.981 | 32.384 | -3.000 | -1.140 | 0.255 |
| <i>ln age</i> | U | 2.963 | 2.973 | -3.300 | -1.330 | 0.182 |
| | M | 2.966 | 2.970 | -1.200 | -0.450 | 0.653 |



(a): 匹配前核密度分布图



(b): 匹配后核密度分布图

图 IV1 PSM 核密度分布图

附录 V 异质性分析

(一) 关于行业竞争度的异质性

直播电商可能会加剧同行业间的企业竞争,若企业所处行业竞争度越高,则企业利润越低(尹振东等,2022)。较低的利润将导致企业用于研发投入的资金下降,创新水平降低。为验证这一推测,本文在基准模型的基础上将样本按照企业所处行业是否属于高竞争度行业进行分组回归。^① 回归结果如表V1第(1)-(2)列所示,可以看出核心解释变量回归系数在竞争度较高行业的企业样本中负向显著。

(二) 关于地区电商环境的异质性

企业所处地区电商环境是影响直播电商的重要因素。一般而言,企业所处地区电商环境越好,直播电商的销售能力越强,其对企业创新水平的抑制效应可能越大。为验证这一推测,本文在基准模型的基础上将样本按照企业所处地区是否属于电商环境较好地区进行分组回归。^② 回归结果如表V1第(3)列和第(4)列所示,可以看出直播电商对企业创新水平的抑制效应在电商环境较好地区的样本中更为显著。

(三) 关于企业维度的异质性

企业的所有制属性通常会对其研发投入和技术创新产生不同影响。不同于非国有企业,国有企业普遍受到严格的政府管控,是政府推动经济高质量发展的重要工具,同时承担着经济与政治的双重责任。因此,得益于政府的隐性担保,国有企业在企业创新中较少遇到资金约束等问题,直播电商对其创新水平的抑制效应可能较小。为验证这一推测,本文按照实际控制人的产权属性,将样本企业划分为国有企业和非国有企业,并重新估计基准模型。回归结果如表V1第(5)列和第(6)列所示,可以看出直播电商对企业创新水平的抑制效应只在非国有企业中显著成立。

表V1 行业、地区和企业维度异质性分析

| | RD_Ratio | | | | | |
|-----------|---------------------|-------------------|----------------------|-------------------|---------------------|-------------------|
| | 行业维度 | | 地区维度 | | 企业维度 | |
| | 高竞争度 | 低竞争度 | 电商环境 | 电商环境 | 非国有 | 国有 |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| Treated | -0.302** (0.117) | -0.107 (0.284) | -0.385*** (0.136) | -0.238 (0.159) | -0.315** (0.119) | -0.214 (0.153) |
| 行业层面前定变量 | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 城市层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业层面控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 企业固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 省份×年份固定效应 | YES | YES | YES | YES | YES | YES |

^① 本文以直播电商兴起前一年即2015年各消费行业HHI指数的中位数作为分组依据。若企业所处行业2015年HHI指数大于等于中位数,则企业所处行业属于低竞争度行业;若企业所处行业2015年HHI指数小于中位数,则企业所处行业属于高竞争度行业。

^② 本文以2015年各省份“淘宝村”数量的中位数作为分组依据。若企业所处地区2015年“淘宝村”数量大于等于中位数,则企业所处地区属于电商环境较好地区;若企业所处地区2015年“淘宝村”数量小于中位数,则企业所处地区属于电商环境较差地区。

| | | | | | | |
|---------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 样本量 | 5 098 | 1 509 | 3 710 | 3 003 | 5 172 | 1 483 |
| 调整后的 R ² | 0.800 | 0.875 | 0.820 | 0.816 | 0.807 | 0.867 |
| 经验 p 值 | | 0.063 | | 0.020 | | 0.022 |

注：第（1）-（6）列括号内的值为聚类到行业层面的稳健标准误，*、**及***分别表示 10%、5% 及 1% 的显著性水平。异质性分析的系数组间差异检验的 p 值采用费舍尔组合检验（抽样 1000）次计算得到。

附录 VI 附图

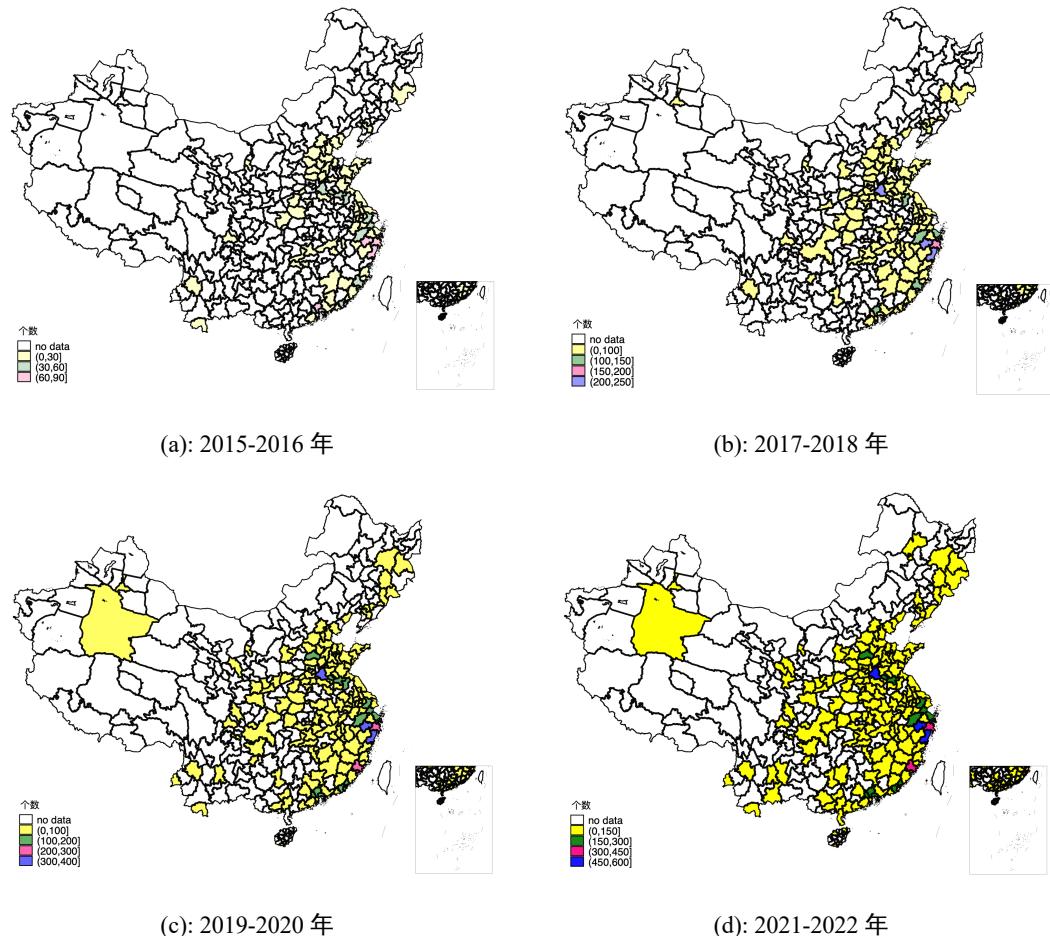


图 A1 2015-2022 年线上销售规模区域分布图

注：本文计算了 2015-2016 年、2017-2018 年、2019-2020 年和 2021-2022 年各城市每两年度的“淘宝村”平均数量，并在图 (a)、图 (b)、图 (c) 和图 (d) 中分别展示其规模分布。“淘宝村”是指活跃网店数量占当地家庭户数的 10% 以上，且年电子商务交易额超过 1000 万元的村庄，本文研究所使用的淘宝村规模数据根据历年的《中国淘宝村研究报告》整理。需要指出的是，本文以各城市农村地区“淘宝村”的数量作为我国线上销售规模区域分布的代理变量，主要基于以下两方面考虑：其一，农村地区传统上缺乏多样化的线下商业资源，直播电商的兴起为其提供了新的消费与销售渠道，而“淘宝村”通过量化网店密度与交易规模，能够有效反映线上市场的扩张潜力与规模变化；其二，随着政府在直播电商推广和物流基础设施建设等方面加大对农村电商的支持，“淘宝村”的发展加速了线上销售在农村地区的普及，使农村地区线上销售规模具备较强代表性。

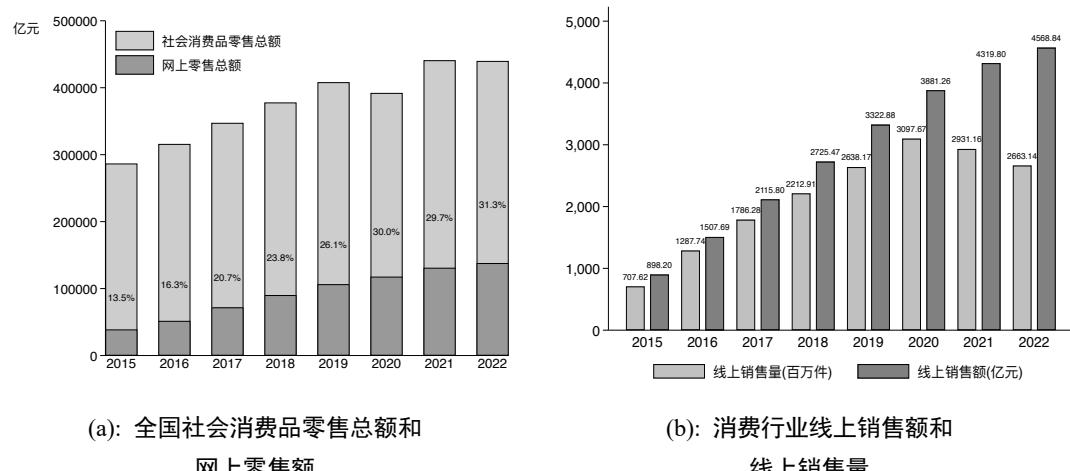


图 A2 2015-2022 年线上销售规模增长动态图

注：全国社会消费品零售总额和网上零售额来源于《中国统计年鉴》。本文所使用的消费行业线上销售额和销售量数据，通过 Wind 资讯于 2018 年 12 月推出的“线上销量”数据库计算得出。具体而言，本文基于该数据库获取企业在天猫、京东等主要电商平台开设的旗舰店和直营店的每日销售数据，并按年份维度加总，计算出每年的消费行业线上销售额和销售量。

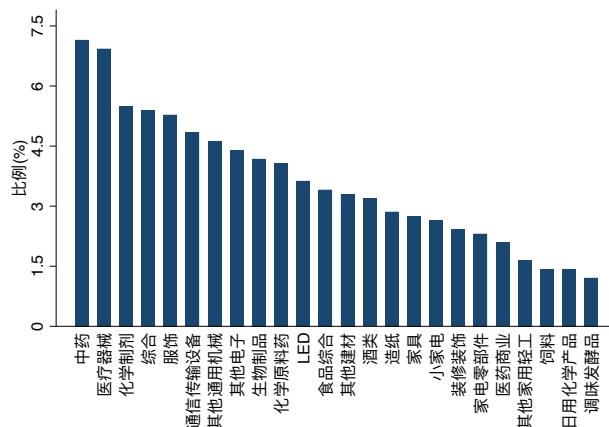


图 A3 企业占比排名前 24 位的消费行业分布

注：为提高图表的可读性，消除相关子消费行业的波动干扰，观察同一类型消费行业的整体趋势，本研究在绘图时对消费行业分类进行了以下归并：将男装、女装、休闲服装、鞋帽和其他服装等服饰相关子行业合并为服饰行业；将白酒、啤酒、葡萄酒、黄酒和其他酒类等酒类子行业整合为酒类行业。纵轴表示各消费行业企业在本文研究样本企业中所占的比例。

参考文献

- [1] Ao, X., X. Chen, and Z. Zhao, “Is Care by Grandparents or Parents Better for Children’s Non-Cognitive Skills? Evidence on Locus of Control from China”, *China Economic Review*, 2022, 71, 101734.
- [2] Borusyak, K., X. Jaravel, and J. Spiess, “Revisiting Event-Study Designs: Robust and Efficient Estimation”, *Review of Economic Studies*, 2024, 91, 3253-3285.
- [3] Callaway, B., and P. H. Sant’Anna, “Difference-in-Differences with Multiple Time Periods”, *Journal of Econometrics*, 2021, 225(2), 200-230.
- [4] Cengiz, D., A. Dube, A. Lindner, and B. Zipperer, “The Effect of Minimum Wages on Low-Wage Jobs”, *Quarterly Journal of Economics*, 2019, 134(3), 1405-1454.
- [5] Chetty, R., A. Looney, and K. Kroft, “Salience and Taxation: Theory and Evidence”, *American Economic Review*, 2009, 99(4), 1145-1177.
- [6] Cohn, J. B., Z. Liu, and I. W. Malcolm, “Count (and Count-Like) Data in Finance”, *Journal of Financial Economics*, 2022, 146(2), 529-551.
- [7] Conley, T.G., C.B. Hansen, and P.E. Rossi, “Plausibly Exogenous”, *Review of Economics and Statistics*, 2012, 94(1), 260-272.
- [8] de Chaisemartin, C., and X. D’Haultfoeuille, “Two-Way Fixed Effects Estimators with Heterogeneous Treatment Effects”, *American Economic Review*, 2020, 110(9), 2964-2996.
- [9] Gardner, J., “Two-Stage Differences in Differences”, Arxiv Working Papers, 2022, arXiv:2207.05943.
- [10] Goodman-Bacon, A., “Difference-in-Differences with Variation in Treatment Timing”, *Journal of Econometrics*, 2021, 225(2), 254-277.
- [11] 孔东民、徐若丽、孔高文,“企业内部薪酬差距与创新”,《经济研究》,2017年第10期,第144—157页。
- [12] 李林木、汪冲,“税费负担、创新能力与企业升级——来自‘新三板’挂牌公司的经验证据”,《经济研究》,2017年第11期,第119—134页。
- [13] 林志帆、刘诗源,“税收激励如何影响企业创新?——来自固定资产加速折旧政策的经验证据”,《统计研究》,2022年第1期,第91—105页。
- [14] 刘惠好、陈梦洁、焦文妞,“‘去杠杆’政策之于国有企业创新效率:抑制还是促进”,《经济管理》,2023年第11期,第1—22页。
- [15] 刘诗源、林志帆、冷志鹏,“税收激励提高企业创新水平了吗?——基于企业生命周期理论的检验”,《经济研究》,2020年第6期,第105—121页。
- [16] 刘婉婷、杨杨,“研发费用加计扣除政策对企业劳动力结构的影响”,《税务研究》,2025年第2期,第102—108页。
- [17] 毛捷、曹婧、杨晨曦,“营改增对企业创新行为的影响——机制分析与实证检验”,《税务研究》,2020年第7期,第12—19页。
- [18] Stock, J. H. and M. Yogo, “Testing for Weak Instruments in Linear IV Regression”, in D. W. K. Andrews and J.H. Stock eds., *Identification and Inference for Econometric Models: Essays in Honor of Thomas J. Rothenberg*, Cambridge: Cambridge University Press, 2005, 80-108.
- [19] Sun, L., and S. Abraham, “Estimating Dynamic Treatment Effects in Event Studies with Heterogeneous Treatment Effects”, *Journal of Econometrics*, 2021, 225(2), 175-199.
- [20] 杨刚强、王海森、范恒山、岳子洋,“数字经济的碳减排效应:理论分析与经验证据”,《中国工业经济》,2023年第5期,第80—98页。
- [21] 尹振东、龚雅娟、石明,“数字化转型与线上线下动态竞争:消费者信息的视角”,《经济研究》,2022年第9期,第192—208页。
- [22] 朱平芳、纪园园、姚琦伟、王永水,“高技术企业研发费用加计扣除政策的激励效应——基于扩展的‘反事实’模型”,《经济研究》,2024年第8期,第132—150页。

注:该附录是期刊所发表论文的组成部分,同样视为作者公开发表的内容。如研究中使用该附录中的内容,请务必在研究成果上注明附录下载出处。