第四章 实证分析与检验

4.1 描述性统计分析

综合各变量的情况，对本文实证数据进行描述性统计分析，如表 4.1所示：

首先被解释变量 TFP\_LP（全要素生产率）的观测值为 16991，均值为 4.850，标准差为0.850 ，最小值为 1.950，最大值为 8.050。这表明样本企业的生产效率整体处于中等偏上水平，但不同企业间差异显著（极差达6.100），可能受到技术能力、不同生产方式或行业特征等因素的影响。解释变量 Digit（数字化转型）的总体值介于0-6.360，均值为 1.520，标准差为 1.370，显示样本中很多企业的数字化转型水平较低，但部分企业已实现较高程度的数字化应用，这种发展水平差异表明企业在数字化转型方面尚需进一步发展。

对于中介变量，技术创新（TI）的均值为 18.490，标准差为 1.370，说明大部分企业具备一定的研发能力，但创新投入强度存在一定差距。融资约束（WW）的均值为 -1.020，标准差为 0.060，说明融资约束水平总体上集中，但仍存在一定波动。

调节变量 PCM 表示企业所面临的环境竞争性，其均值为 0.120，标准差为 0.060，最小值为 -0.050，最大值为0.560，这说明竞争性水平有一定波动，部分企业处于高度竞争市场，定价能力较弱，为后续分析环境竞争性在数字化转型与TFP关系中的调节作用提供了依据。

控制变量方面公司盈利能力指标如 ROA（资产收益率）均值为 0.040，资产负债率（Lev）为 0.420，反映出样本企业具有一定的盈利能力，但普遍存在一定的负债经营现象。固定资产占比（FIXED）均值为 0.230，表明制造业企业整体固定资产投入较为稳定。Tobin Q 均值为 2.070，显示企业市场估值普遍高于账面价值。公司治理结构方面，董事会规模（Board）的均值为 2.100，反映企业董事会规模总体适中。SOE（是否国有）比例为 0.290，说明约29%的样本企业具有国有背景。企业年龄（Age）均值为 3.020，说明样本企业在发展历程上具有一定成熟度。综上所述，这些描述性统计数据为后续分析提供了重要的背景信息。

**表 4-1 本文主要变量描述性统计表**

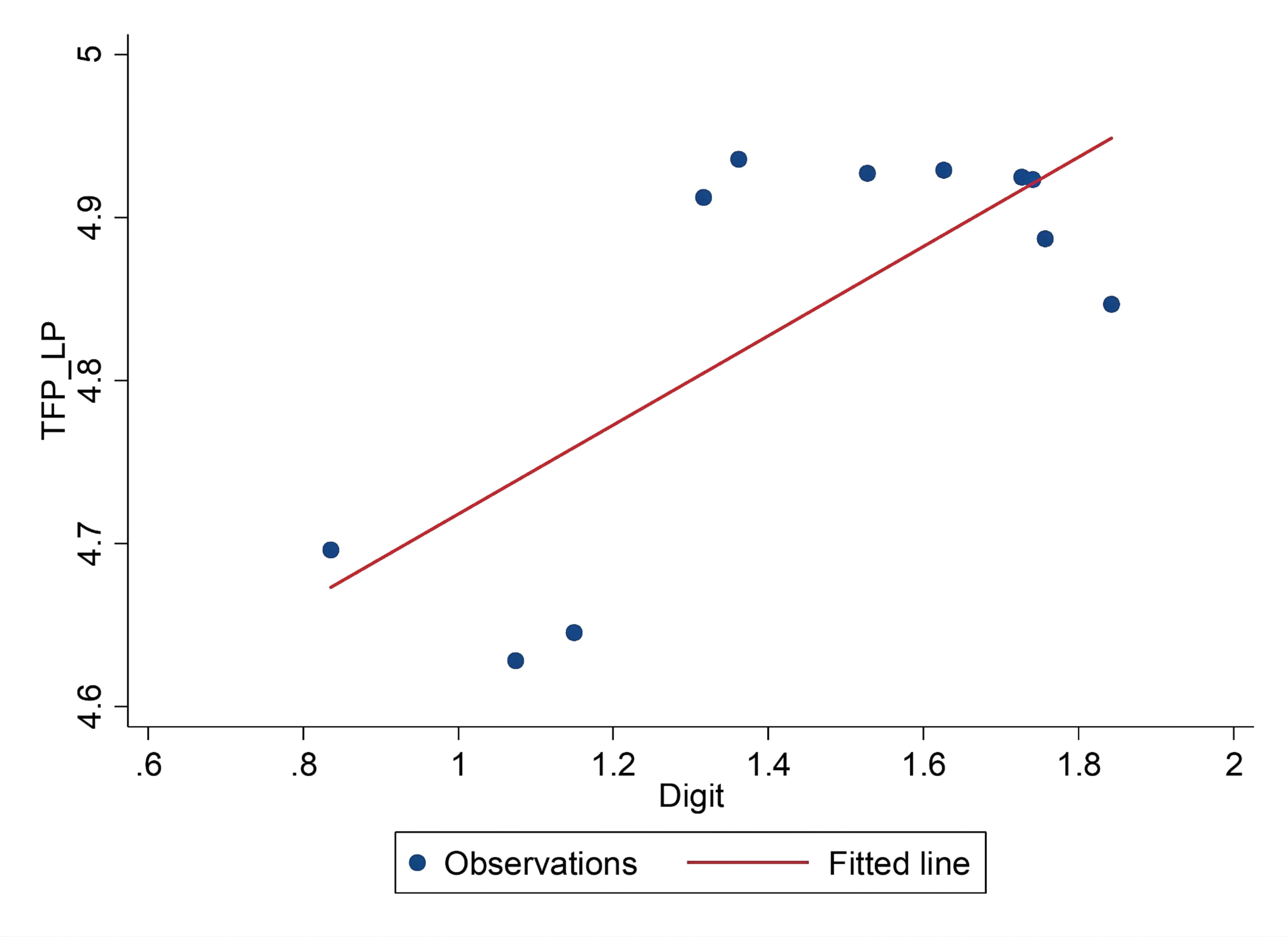
|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Obs | Mean | SD | Min | Median | Max |
| TFP\_LP  Digit | 16991  16991 | 4.850  1.520 | 0.850  1.280 | 1.950  0 | 4.770  1.390 | 8.050  6.360 |
| TI | 16991 | 18.490 | 1.370 | 15.050 | 18.400 | 22.350 |
| WW | 16991 | -1.020 | 0.060 | -1.200 | -1.020 | -0.880 |
| PCM | 16991 | 0.120 | 0.060 | -0.050 | 0.110 | 0.560 |
| ROA | 16991 | 0.040 | 0.060 | -0.210 | 0.040 | 0.200 |
| Lev | 16991 | 0.420 | 0.180 | 0.060 | 0.410 | 0.850 |
| FIXED | 16991 | 0.230 | 0.130 | 0.020 | 0.210 | 0.610 |
| TobinQ | 16991 | 2.070 | 1.200 | 0.860 | 1.690 | 7.690 |
| Board | 16991 | 2.100 | 0.190 | 1.390 | 2.200 | 2.890 |
| Age | 16991 | 3.020 | 0.290 | 1.790 | 3.040 | 4.230 |
| SOE | 16991 | 0.290 | 0.460 | 0 | 0 | 1 |
|  |  |  |  |  |  |  |

表4-2展示了2014年至2024年间全要素生产率（TFP\_LP）与数字化转型指数（Digit）的年度均值变化趋势。整体来看，数字化转型指数呈现出持续增长态势，从2014年的0.835提升至2024年的1.842，反映出制造业企业在数字技术应用方面的不断深化与扩展。全要素生产率在2014年至2016年间，呈现轻微波动并略有下降，这一阶段中国制造业面临传统增长动力减弱和结构调整的压力，导致生产效率未能显著提升。但是2015年底，中国提出了供给侧结构性改革，推动产业升级与技术创新，所以自2017年起至2021年，全要素生产率保持相对稳定，均值维持在4.6至4.9之间。尽管2022年因新冠爆发及其带来的经济冲击，全要素生产率出现小幅下滑，但其整体水平仍高于2016年之前。数字化转型指数的稳步上升与全要素生产率的相对稳定性，暗示两者可能存在正向关联。后续章节将结合散点图及回归分析，深入探讨数字化转型对全要素生产率的具体影响机制。

**表 4-2 2014-2024 年全要素生产率与数字化转型指数**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Year | TFP\_LP | Digit |
| 2014 | 4.696 | 0.835 |
| 2015 | 4.628 | 1.074 |
| 2016 | 4.645 | 1.149 |
| 2017 | 4.912 | 1.316 |
| 2018 | 4.936 | 1.361 |
| 2019 | 4.927 | 1.528 |
| 2020 | 4.929 | 1.626 |
| 2021 | 4.924 | 1.726 |
| 2022 | 4.923 | 1.740 |
| 2023 | 4.887 | 1.757 |
| 2024 | 4.847 | 1.842 |

基于表4-2中全要素生产率（TFP\_LP）与数字化转型指数（Digit）的年度均值数据，本文绘制了相应的散点拟合图（见图4-1），可以直观展示两者的变化趋势。图中显示，数字化转型指数整体呈现稳步上升，反映出制造企业数字技术应用水平的持续提升；同时，全要素生产率也呈现出一定的增长态势。通过观察，发现拟合线呈正斜率，且散点较为集中于拟合线两侧，表明两者之间可能存在一定的正向关系，且拟合效果较好。基于此初步观察，本文将在后续章节开展更为系统的实证检验与分析。

****

**图 4-1 全要素生产率与数字化转型指数散点拟合图**

4.2 相关性分析

表4-2展示了样本中各主要变量的相关系数及其显著性水平。具体来看，全要素生产率（TFP\_LP）与数字化转型指数（Digit）呈现显著正相关，相关系数为0.123，且在1%显著性水平下显著，表明企业数字化水平提升可能有助于提升生产效率。其中，技术创新（TI）与TFP\_LP的相关性较强为0.670，且呈现显著正相关，这强调了创新在提升企业生产效率中的关键作用，融资约束指标（WW）和行业竞争性（PCM）与TFP\_LP呈显著负相关，初步证验证了本文的假设猜想。

此外，控制变量如资产收益率（ROA），资产负债率(Lev)与全要素生产率均呈正相关，且均显著，相关系数分别为0.192和0.427，说明盈利能力与适度杠杆可能有助于提升企业效率。**固定资产比率（FIXED）** 与全要素生产率（TFP\_LP）之间呈现显著负相关，相关系数为 -0.034，说明固定资产占比较高的企业可能因流动性受限和调整灵活性下降，而对生产效率产生一定负面影响。**企业成长性（Tobin-Q）** 与 TFP\_LP 呈显著负相关，相关系数为-0.264，可能表明市值对未来增长的高预期未必能即时转化为当前生产效率的提升。整体来看，变量间相关系数均未超过0.7，表明各变量存在一定相关性。

表 4-2 相关性分析

Table 4-2 Correlation analysis

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Varia-bles | TFP\_  LP | Digit | TI | WW | PCM | ROA | Lev | FIXED | TobinQ | Board | Age | SOE |
| TFP\_LP | 1 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Digit | 0.123  \*\*\* | 1 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| TI | 0.670  \*\*\* | 0.250  \*\*\* | 1 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| WW | -0.757  \*\*\* | -0.086  \*\*\* | -0.680  \*\*\* | 1 |  |  |  |  |  |  |  |  |
| PCM | -0.087  \*\*\* | 0.053  \*\*\* | -0.052  \*\*\* | 0.003 | 1 |  |  |  |  |  |  |  |
| ROA | 0.192  \*\*\* | -0.035  \*\*\* | 0.089  \*\*\* | -0.341  \*\*\* | 0.130  \*\*\* | 1 |  |  |  |  |  |  |
| Lev | 0.427  \*\*\* | 0.048  \*\*\* | 0.310  \*\*\* | -0.244  \*\*\* | -0.136  \*\*\* | -0.390  \*\*\* | 1 |  |  |  |  |  |
| FIXED | -0.034  \*\*\* | -0.272  \*\*\* | -0.024  \*\*\* | -0.041  \*\*\* | -0.092  \*\*\* | -0.130  \*\*\* | 0.150  \*\*\* | 1 |  |  |  |  |
| TobinQ | -0.264  \*\*\* | 0.014  \* | -0.185  \*\*\* | 0.207  \*\*\* | 0.097  \*\*\* | 0.257  \*\*\* | -0.316  \*\*\* | -0.134  \*\*\* | 1 |  |  |  |
| Board | 0.190  \*\*\* | -0.065  \*\*\* | 0.142  \*\*\* | -0.206  \*\*\* | 0.014  \* | 0.030  \*\*\* | 0.085  \*\*\* | 0.070  \*\*\* | -0.075  \*\*\* | 1 |  |  |
| Age | 0.192  \*\*\* | 0.047  \*\*\* | 0.159  \*\*\* | -0.100  \*\*\* | 0.131  \*\*\* | -0.084  \*\*\* | 0.129  \*\*\* | 0.046  \*\*\* | -0.126  \*\*\* | 0.085\*\*\* | 1 |  |
| SOE | 0.227  \*\*\* | -0.093  \*\*\* | 0.124  \*\*\* | -0.180  \*\*\* | -0.015  \*\* | -0.100  \*\*\* | 0.190  \*\*\* | 0.096  \*\*\* | -0.094  \*\*\* | 0.232\*\*\* | 0.171\*\*\* | 1 |
|  | | | | | | | | | | | | |

*\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1*

**4.2 多重共线性检验**

为了验证回归模型中各解释变量之间是否存在严重的多重共线性问题，本文对主要变量进行了方差膨胀因子（Variance Inflation Factor, VIF）检验。表 4-2 展示了各变量的 VIF 值及其倒数（1/VIF）。从结果来看，所有变量的 VIF 值均远低于通常的阈值10，且均小于3，表明样本不存在严重的多重共线性问题。

表 4-2 方差膨胀因子检验

Table 4-2 Variance inflation factor test

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Variable | VIF | 1/VIF |
| WW | 2.620 | 0.381 |
| TI | 2.210 | 0.452 |
| ROA | 1.740 | 0.575 |
| Lev | 1.530 | 0.655 |
| TobinQ | 1.230 | 0.812 |
| Digit | 1.200 | 0.836 |
| SOE | 1.150 | 0.869 |
| FIXED | 1.140 | 0.878 |
| Age | 1.100 | 0.911 |
| Board | 1.100 | 0.912 |
| PCM | 1.070 | 0.938 |
| Mean | VIF | 1.460 |

4.3 F-test和Hausman test

本文采用的数据为面板数据，因此需要进行F-test和Hausman test来确定最终模型，检验结果如表4-3所示：

Table 4-3 F-test and Hausman test Results

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| F-test | | Hausman test | |
| F-statistic | p-value | chi-squared statistic | p-value |
| 42.34 | Prob > F = 0.0000 | 2186.97 | Prob>chi2= 0.0000 |

表4-3展示了F-test与Hausman test的结果。首先，F检验用于比较OLS模型与固定效应模型的适用性。结果显示p值为0.0000，在1%显著性水平下显著，表明固定效应模型优于OLS模型，更适合所选样本数据。随后，进行Hausman检验以判断随机效应模型与固定效应模型的优劣。检验结果p值同为0.0000，显著低于0.01，说明拒绝原假设，固定效应模型系数估计更为一致可靠。因此，本文最终选用固定效应模型进行后续分析。

**4.5基准回归**

基准回归采取逐步加入控制变量的做法，回归结果如表 4-5所示。列（1）未加入任何控制变量，解释变量Digit的回归系数为 0.126，在 1% 的显著性水平下显著，说明在不考虑其他企业特征的情况下，数字化转型对企业 TFP 有显著的正向提升作用。逐步加入控制变量进行回归，结果如列（2）—列（6）所示，核心解释变量Digit的回归系数均在 1%的水平下显著为正，且系数值变动幅度较小,在 0.086至0.127 之间，说明制造业通过数字化转型，有效提高了其全要素生产率，因此假说 H1 得到了验证。

随着新一代数字技术的不断发展与广泛应用，制造业企业加快数字化转型已成为提升生产效率和增强市场竞争力的重要路径。Su et al.(2023)基于重污染企业的研究发现，数字化转型显著促进了企业全要素生产率的提升。虽然其研究强调绿色技术创新的中介作用，但数字化转型对技术进步和资源配置的优化同样是推动制造业生产效率提高的重要机制。因此在当前市场竞争日渐激烈的环境下，制造业企业积极推进数字化转型，探索新的发展模式和市场机遇，有利于推动全要素生产率的稳步提升。

**表 4-5 基准回归结果**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (1)  TFP\_LP | (2)  TFP\_LP | (3)  TFP\_LP | (4)  TFP\_LP | (5)  TFP\_LP | (6)  TFP\_LP |
| Digit | 0.126\*\*\* | 0.127\*\*\* | 0.108\*\*\* | 0.088\*\*\* | 0.086\*\*\* | 0.087\*\*\* |
|  | (0.013) | (0.013) | (0.010) | (0.010) | (0.009) | (0.009) |
| ROA |  | 3.238\*\*\* | 5.933\*\*\* | 5.718\*\*\* | 6.138\*\*\* | 6.115\*\*\* |
|  |  | (0.175) | (0.165) | (0.164) | (0.166) | (0.163) |
| Lev |  |  | 2.522\*\*\* | 2.596\*\*\* | 2.420\*\*\* | 2.260\*\*\* |
|  |  |  | (0.076) | (0.076) | (0.072) | (0.071) |
| FIXED |  |  |  | -0.994\*\*\* | -1.038\*\*\* | -1.065\*\*\* |
|  |  |  |  | (0.106) | (0.100) | (0.095) |
| TobinQ |  |  |  |  | -0.143\*\*\* | -0.131\*\*\* |
|  |  |  |  |  | (0.010) | (0.009) |
| Board |  |  |  |  |  | 0.416\*\*\* |
|  |  |  |  |  |  | (0.058) |
| SOE |  |  |  |  |  | 0.208\*\*\* |
|  |  |  |  |  |  | (0.030) |
| Age |  |  |  |  |  | 0.232\*\*\* |
|  |  |  |  |  |  | (0.044) |
| \_cons | 4.659\*\*\* | 4.539\*\*\* | 3.415\*\*\* | 3.652\*\*\* | 4.016\*\*\* | 2.429\*\*\* |
|  | (0.023) | (0.023) | (0.036) | (0.041) | (0.044) | (0.173) |
| *N* | 16991 | 16991 | 16991 | 16991 | 16991 | 16991 |
| *R*2 | 0.180 | 0.231 | 0.450 | 0.467 | 0.498 | 0.530 |
| Year | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| industry | YES | YES | YES | YES | YES | YES |

Standard errors in parentheses

*\* p < 0.10, \*\* p < 0.05, \*\*\* p < 0.01*

在控制变量方面，资产收益率在列（2）开始被加入，其回归系数均显著为正，表明企业盈利能力越强，就会有更多的资金投入研发过程中，其资源配置效率和生产效率也越高。资产负债率在列（3）引入后表现出稳定的正向影响，说明适度的负债水平能够帮助企业缓解融资约束，并且增强企业资金可得性，用于生产和研发等经营活动中，可以促进全要素生产率的提升。列（4）中固定资产比率显著负向影响TFP，表明企业固定资产比率较高，会导致资金被长期占用，现金流相对紧张，难以灵活应对市场变化。因此，制造业企业应合理平衡长期固定资产投资与短期现金流，才能更有效地促进全要素生产率的提升。进一步地，列（5）加入 企业成长性TobinQ 后其系数为负且显著，可能反映出市场估值的提高并未转化为企业内部效率的提升。最终，列（6）引入董事会规模、是否为国有企业以及企业年龄等公司治理与特征变量。结果显示，三者对 TFP 均具有显著正向作用，说明公司治理结构完善，比如较大的董事会规模、企业的制度背景,以及企业发展经验的积累，都可以有效的提升全要素生产率。模型拟合优度（R²）从0.180逐步提升至0.530，表明变量的选取具有解释力。所有模型均控制年份和行业固定效应，标准差经过聚类调整。

综上所述，基准回归结果明确支持本文假设，即企业数字化水平的提升对全要素生产率具有正向促进作用，且在控制多种变量后该结论依然稳健。

Su, J., Wei, Y., Wang, S., et al. (2023). The impact of digital transformation on the total factor productivity of heavily polluting enterprises. Scientific Reports, 13, Article 6386. [https://doi.org/10.1038/s41598-023-33553-w](https://doi.org/10.1038/s41598-023-33553-w" \t "_new)

4.6 稳健性检验

为了进一步验证回归结果的可靠性，需要考虑可能存在的潜在干扰因素，例如变量设定的偏差、异常样本对总体趋势的影响等。这些因素若未加以控制，可能会对实证结果的有效性和准确性产生不利影响。因此，本文在本节中展开了一系列稳健性检验，旨在排除模型估计结果的偶然性与不确定性，从而增强研究结论的可信度。

稳健性检验主要包括两方面内容：其一是变量替换，具体分为两个方向。首先，替换被解释变量，使用FE法与OLS法重新测算企业的全要素生产率，以检验估计结果的一致性与稳健性；其次，更换企业数字化转型指标，通过不同的构建方法对企业数字化水平进行测量，从而验证在不同度量方式下数字化变量对全要素生产率的影响是否稳健。

其二是样本剔除。为防止极端经济事件或金融冲击对样本的干扰，本文剔除了可能受到重大金融冲击影响的部分样本，从而确保回归分析的整体稳定性。

4.6.1 替换核心解释变量和被解释变量

(1) 替换被解释变量

为检验基准回归结果的稳健性，本文首先替换被解释变量，使用FE法和 OLS 法重新测算企业的全要素生产率（TFP\_FE, TFP\_OLS），并将其作为被解释变量重新进行回归分析。回归结果如表 4.6 所示。

从列 (1) 与列 (2) 的结果可以看出，企业数字化转型指标（Digit）在控制变量加入与否的情况下，均在 1% 的显著性水平下对 TFP\_FE与TFP\_OLS表现出显著的正向影响。在加入控制变量后，系数为 0.129与0.124，依然显著为正。企业数字化水平的提升均有助于促进全要素生产率的提高。

此外，列 (1) (2) 中控制变量的结果也符合预期。资产收益率（ROA）、资产负债率（Lev）、董事会规模（Board）、国有企业属性（SOE）及企业年龄（Age）等变量均在 1% 水平上显著正向影响全要素生产率，而固定资产比率（FIXED）和 TobinQ 指标则表现出显著的负向关系。这些结果进一步增强了模型设定的解释力与回归结果的可靠性。

综上，替换被解释变量后的回归结果与基准回归结论保持高度一致，从而进一步验证了本文结论的稳健性。

Table 4-6 Robustness test - Replace explained variables

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1) | (2) |
|  | TFP\_FE | TFP\_OLS |
| Digit | 0.129\*\*\* | 0.124\*\*\* |
|  | (0.013) | (0.012) |
| ROA | 7.686\*\*\* | 7.504\*\*\* |
|  | (0.230) | (0.224) |
| Lev | 3.082\*\*\* | 2.996\*\*\* |
|  | (0.097) | (0.094) |
| FIXED | -0.993\*\*\* | -1.041\*\*\* |
|  | (0.135) | (0.131) |
| TobinQ | -0.159\*\*\* | -0.154\*\*\* |
|  | (0.012) | (0.012) |
| Board | 0.582\*\*\* | 0.559\*\*\* |
|  | (0.079) | (0.076) |
| SOE | 0.361\*\*\* | 0.348\*\*\* |
|  | (0.042) | (0.041) |
| Age | 0.313\*\*\* | 0.302\*\*\* |
|  | (0.060) | (0.058) |
| \_cons | 6.157\*\*\* | 5.769\*\*\* |
|  | (0.233) | (0.226) |
| *N* | 15056 | 15056 |
| *R*2 | 0.531 | 0.532 |
| Year | YES | YES |
| industry | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

（2）替换解释变量DIG

为进一步验证企业数字化转型对全要素生产率影响的稳健性，本文采用国泰安数据库提供的数字化转型指数（DIG-X）作为核心解释变量的替代指标。该指数基于隋小宁（2024）的研究构建方法，通过对上市公司年报、募集资金公告、资质认定等公告文本中的关键词进行词频统计，并从战略引领、技术驱动、组织赋能、环境支撑、数字化成果和数字化应用六个维度加权计算得出，能够较为全面、客观地衡量企业的数字化转型水平，具有较强的代表性与可信度。

回归结果如表 4.7 所示，列（1）–（3）分别采用了 LP 法、FE 法与 OLS 法测算的全要素生产率作为被解释变量。可以看到，无论使用哪种测算方法，DIG-X 对全要素生产率均在 1% 的显著性水平上呈现显著正向影响，系数分别为 0.017、0.027 和 0.026，进一步表明企业数字化转型在不同度量方式下对提升生产率的影响具有稳健性。

同时，控制变量的回归系数仍大致延续了此前的统计特征，进一步验证了模型设定的稳健性。其中，资产收益率、资产负债率、董事会规模、国有企业属性以及企业年龄对全要素生产率持续表现出显著的正向影响，而固定资产比率与 成长性指标则显著负相关，符合理论预期。

总体来看，在采用不同来源和构建方式的数字化转型指标（DIG-X）后，核心结论依旧稳固，显示企业数字化转型与全要素生产率之间存在稳定的正向关联性。该结果进一步增强了研究发现的有效性和可靠性。

Table 4-7 Robustness test - Replacement of explanatory variables

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | (1)  TFP\_LP | (2)  TFP\_FE | (3)  TFP\_OLS |
| Digit\_X | 0.017\*\*\* | 0.027\*\*\* | 0.026\*\*\* |
|  | (0.001) | (0.002) | (0.002) |
| ROA | 5.950\*\*\* | 7.408\*\*\* | 7.232\*\*\* |
|  | (0.193) | (0.250) | (0.243) |
| Lev | 2.371\*\*\* | 3.068\*\*\* | 2.982\*\*\* |
|  | (0.080) | (0.102) | (0.099) |
| FIXED | -1.169\*\*\* | -0.944\*\*\* | -0.996\*\*\* |
|  | (0.108) | (0.140) | (0.136) |
| TobinQ | -0.110\*\*\* | -0.144\*\*\* | -0.140\*\*\* |
|  | (0.009) | (0.012) | (0.012) |
| Board | 0.393\*\*\* | 0.573\*\*\* | 0.551\*\*\* |
|  | (0.063) | (0.083) | (0.080) |
| SOE | 0.238\*\*\* | 0.346\*\*\* | 0.333\*\*\* |
|  | (0.033) | (0.043) | (0.041) |
| Age | 0.159\*\*\* | 0.228\*\*\* | 0.219\*\*\* |
|  | (0.046) | (0.059) | (0.057) |
| \_cons | 2.111\*\*\* | 5.576\*\*\* | 5.215\*\*\* |
|  | (0.180) | (0.234) | (0.227) |
| *N* | 11294 | 11294 | 11294 |
| *R*2 | 0.546 | 0.553 | 0.553 |
| Year | YES | YES | YES |
| industry | YES | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

4.6.2 剔除部分样本

企业数字化转型进程往往受到重大外部冲击事件的影响，若忽略这些因素，可能导致模型估计结果产生偏误，进而影响研究结论的准确性与可靠性。为此，本文进一步排除两类典型冲击事件期间的样本数据，以检验基准回归结果的稳健性。

首先，从历史事件来看，中国股灾作为一次典型的金融市场剧烈波动事件，于 2015 年爆发，并在随后一段时期内持续对企业融资能力和投资决策造成不利影响。已有研究指出，以往研究指出企业的数字化转型受到全球重大金融冲击的影响，如中国股灾等事件可能导致数字化转型进程受阻，考虑到冲击的滞后效应，本文剔除 2015 年与 2016 年的样本数据，以排除中国股灾带来的干扰因素。

其次，针对近年全球性的新冠疫情冲击，2020 年和 2021 年期间，大量企业面临经营压力与转型不确定性，数字化战略也可能因资源调整而暂缓。为进一步控制疫情带来的系统性干扰，本文也进行了排除 2020–2021 年样本的回归检验。

Table 4-8 Robustness test - Replacement of explanatory variables

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1)  TFP\_LP | (2)  TFP\_LP |
| Digit | 0.089\*\*\* | 0.088\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.009) |
| ROA | 6.213\*\*\* | 6.070\*\*\* |
|  | (0.171) | (0.166) |
| Lev | 2.312\*\*\* | 2.194\*\*\* |
|  | (0.073) | (0.070) |
| FIXED | -1.084\*\*\* | -1.052\*\*\* |
|  | (0.099) | (0.094) |
| TobinQ | -0.129\*\*\* | -0.152\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.010) |
| Board | 0.421\*\*\* | 0.406\*\*\* |
|  | (0.059) | (0.058) |
| SOE | 0.216\*\*\* | 0.204\*\*\* |
|  | (0.031) | (0.030) |
| Age | 0.237\*\*\* | 0.235\*\*\* |
|  | (0.046) | (0.044) |
| \_cons | 2.374\*\*\* | 2.506\*\*\* |
|  | (0.180) | (0.174) |
| *N* | 14295 | 13508 |
| *R*2 | 0.523 | 0.536 |
| Year | YES | YES |
| industry | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

回归结果见表 4-8。列（1）展示了剔除中国股灾及其后续影响期样本后的回归结果，数字化转型指标（Digit）对企业全要素生产率（TFP）的正向影响依然显著，系数为0.089，显著性水平达到1%。该结果表明，中国股灾的短期冲击并未削弱数字化转型促进企业生产率提升的核心关系。

列（2）则为剔除新冠疫情冲击期间样本后的回归结果，数字化转型（Digit）对全要素生产率的积极作用依旧显著，系数为0.088，显著性同样达到1%。这说明疫情这一特殊外部冲击未对数字化转型提升企业生产效率的效应产生实质性影响，进一步验证了结果的稳健性。

总体来看，剔除不同重大外部冲击事件期间数据后的回归结果高度一致，有力支持了数字化转型在提升制造业企业全要素生产率中的积极作用，增强了研究结论的可靠性。

4.7 内生性检验

在基准回归模型中，可能存在由于遗漏变量或解释变量与被解释变量之间的反向因果关系所引发的内生性问题，即全要素生产率较高的企业可能更有能力或更倾向于推进数字化转型。为应对这一潜在的内生性风险，本文一方面通过滞后核心解释变量的方式缓解反向因果影响，另一方面采用工具变量法进行进一步检验，以增强因果识别的有效性和结论的稳健性。

4.7.1滞后效应

本文首先采用滞后核心解释变量的方法，将核心解释变量 Digit 分别滞后一期（L.Digit）、二期（L2.Digit）和三期（L3.Digit）进行回归。结果如表4-9所示，三个滞后项的系数分别为 0.094、0.094 和 0.097，均在1%的显著性水平下显著为正，表明数字化转型对企业 TFP 的促进具有显著的滞后性和长期性。

**表 4-9 滞后核心解释变量回归结果**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | (1)  TFP\_LP | (2)  TFP\_LP | (3)  TFP\_LP |
| L.Digit | 0.094\*\*\* |  |  |
|  | (0.010) |  |  |
| L2.Digit |  | 0.094\*\*\* |  |
|  |  | (0.010) |  |
| L3.Digit |  |  | 0.097\*\*\* |
|  |  |  | (0.011) |
| ROA | 6.303\*\*\* | 6.459\*\*\* | 6.481\*\*\* |
|  | (0.172) | (0.187) | (0.200) |
| Lev | 2.216\*\*\* | 2.217\*\*\* | 2.201\*\*\* |
|  | (0.076) | (0.081) | (0.090) |
| FIXED | -1.097\*\*\* | -1.058\*\*\* | -1.026\*\*\* |
|  | (0.102) | (0.107) | (0.116) |
| TobinQ | -0.139\*\*\* | -0.152\*\*\* | -0.158\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.011) | (0.013) |
| Board | 0.412\*\*\* | 0.395\*\*\* | 0.388\*\*\* |
|  | (0.062) | (0.067) | (0.072) |
| SOE | 0.203\*\*\* | 0.198\*\*\* | 0.183\*\*\* |
|  | (0.031) | (0.032) | (0.034) |
| Age | 0.232\*\*\* | 0.208\*\*\* | 0.195\*\*\* |
|  | (0.048) | (0.052) | (0.058) |
| \_cons | 2.501\*\*\* | 2.650\*\*\* | 2.750\*\*\* |
|  | (0.189) | (0.206) | (0.228) |
| *N* | 13522 | 11121 | 8961 |
| *R*2 | 0.534 | 0.531 | 0.521 |
| Year | YES | YES | YES |
| industry | YES | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

**4.7.2**工具变量法

本文使用 工具变量法（IV）并使用两阶段最小二乘法（2SLS）进行检验，旨在避免潜在的内生性问题，回归结果如表4-10 所示。本文借鉴Li (2024)的做法，选择制造业企业年报总字数（D\_word）作为工具变量。原因在于，本文所构建的数字化转型指标主要依托企业年报文本进行测度，因此年报总字数与解释变量数字化转型（Digit）高度相关，而与被解释变量全要素生产率（TFP）之间不存在直接关系，较好地满足工具变量的相关性与外生性要求。

表 4-10 工具变量二阶段回归结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1)  Digit | (2)  TFP\_LP |
|  |  |  |
| D\_word | 0.639\*\*\* |  |
| Digit | (0.0251) | 0.154\*\*\*  (0.0268) |
| ROA | -0.167 | 6.123\*\*\* |
|  | (0.267) | (0.164) |
| Lev | 0.346\*\*\* | 2.228\*\*\* |
|  | (0.105) | (0.0715) |
| FIXED | -1.841\*\*\* | -0.937\*\*\* |
|  | (0.148) | (0.107) |
| TobinQ | -0.00446 | -0.131\*\*\* |
|  | (0.0129) | (0.00909) |
| Board | 0.121 | 0.405\*\*\* |
|  | (0.0888) | (0.0579) |
| SOE | -0.0686 | 0.215\*\*\* |
|  | (0.0449) | (0.0298) |
| Age | 0.0578 | 0.231\*\*\* |
| Year | (0.0743)  YES | (0.0440)  YES |
| Industry | YES | YES |
| Observations | 16,991 | 16,991 |
| R-Squared  First-stage F  Kleibergen-Paap rk LM  Cragg-Donald Wald F  Kleibergen-Paap rk Wald F | 0.4366  647.76\*\*\*  (0.0000)  285.528\*\*\*  (0.0000)  980.742  647.756 | |

Robust standard errors in parentheses

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

表 4-10 列（1）为第一阶段回归结果，工具变量 D\_word的回归系数为 **0.639**，在 1% 的显著性水平下显著，表明 D\_word 与数字化转型(Digit）之间高度相关，符合工具变量的相关性要求。同时，第一阶段 F 统计量为 647.76，远高于判断弱工具变量的常用标准。即便在异方差稳健设定下，Cragg-Donald Wald F 为 980.742，超出 Stock-Yogo 提出的 10% 最大偏误水平下的临界值，进一步支持工具变量的有效性与强相关性。

此外，表中报告的 **Kleibergen-Paap rk LM 统计量为 285.528，p 值为 0.0000**，拒绝了工具变量无效的原假设，说明过度识别限制通过，工具变量设定合理。

第二阶段回归结果见表 4-10 列（2），核心解释变量 Digit 的系数为 **0.154**，依然在 1% 水平上显著为正，说明在控制了内生性之后，数字化转型对企业全要素生产率的正向促进效应依然稳健存在。通过工具变量法进行的因果识别进一步加强了本文核心结论的可信度，表明数字化转型对制造业企业 TFP 的提升具有稳健的正向因果关系，排除了潜在的反向因果与遗漏变量干扰，为相关政策建议和理论机制提供了更坚实的实证支撑。

4.8 异质性分析

4.8.1 所有制异质性

近年来，随着数字经济的快速发展，企业数字化转型已成为推动制造业高质量发展的关键动力。尤其是在国有企业数字化转型的政策引导下，国有企业在数字化建设方面展现出较强的积极性和资源优势。2020年中国国务院国资委印发的《关于加快推进国有企业数字化转型工作的通知》，明确要求国有企业主动适应数字化发展趋势，深化信息技术与产业融合，提升创新能力和管理效能。这为国有企业数字化转型提供了强有力的制度保障和创新动能。

相较而言，非国有企业在数字化转型的资源配置、管理体制及转型动力方面存在一定差异，面临的挑战和机遇也各不相同。考虑到所有制性质对企业战略和运营模式的深刻影响，本文将样本按照产权性质划分为国有企业和非国有企业，分别考察数字化转型对全要素生产率（TFP）的影响，以揭示两类企业在数字化转型效应上的异质性。

表4-11展示了国有企业与非国有企业在数字化转型对全要素生产率（TFP）影响方面的异质性差异。首先，从数字化转型变量（Digit）的系数来看，国有企业的数字化转型对TFP的促进作用更为显著，系数为0.099，在1%的显著水平下显著，表明国有企业数字化每提升一个单位，TFP约提升9.9%。非国有企业同样表现出积极影响，系数为0.079，且同样在1%显著水平显著，显示数字化转型对非国有企业的生产率提升也有重要作用，但效应略逊于国有企业。这种差异可能源于国有企业在融资和政策支持上的优势，使其数字化转型进展更快、效果更明显。

其次，控制变量的表现也展现出不同所有制企业的特征。企业盈利能力对TFP均有强烈的正向影响，国有企业系数高达6.553，非国有企业为5.868，表明盈利能力越强，企业生产效率越高，且国有企业的盈利对TFP的贡献更为明显。负债率对TFP也呈现正向影响，且非国有企业的影响系数稍高，说明适度的杠杆融资在推动生产率提升中发挥作用，尤其在非国有企业中更为明显。

总体来看，数字化转型对不同所有制企业的全要素生产率均表现出显著的促进作用，显示出数字技术在提升企业运营效率和创新能力等方面的普遍价值。然而，国有企业在这一过程中获得的效益明显高于非国有企业，这一现象反映出国有企业在数字化转型中的独特优势。这种优势主要得益于国家政策的积极引导以及较为充足的资源支持，使得国有企业能够更快更深地推进数字化技术的应用和管理变革。此外，国有企业通常承担更多的社会和战略任务，其数字化转型不仅着眼于经济效益，还承担着实现国家产业升级和结构优化的使命，这也促使其在数字化改革方面投入更大力度。

Table 4-11 Property rights heterogeneity analysis

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1)  SOE | (2)  Non-SOE |
| Digit | 0.099\*\*\* | 0.079\*\*\* |
|  | (0.020) | (0.010) |
| ROA | 6.553\*\*\* | 5.868\*\*\* |
|  | (0.335) | (0.182) |
| Lev | 2.115\*\*\* | 2.303\*\*\* |
|  | (0.139) | (0.081) |
| FIXED | -0.943\*\*\* | -1.129\*\*\* |
|  | (0.188) | (0.109) |
| TobinQ | -0.187\*\*\* | -0.109\*\*\* |
|  | (0.021) | (0.010) |
| Board | 0.337\*\*\* | 0.436\*\*\* |
|  | (0.121) | (0.063) |
| Age | 0.225\*\* | 0.237\*\*\* |
|  | (0.093) | (0.049) |
| \_cons | 3.003\*\*\* | 2.320\*\*\* |
|  | (0.394) | (0.185) |
| *N* | 4987 | 12004 |
| *R*2 | 0.559 | 0.501 |
| Year | YES | YES |
| industry | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

4.8.2 行业异质性检验

作为国民经济的基础，制造业内部行业多元，各行业在技术水平、产品特征和运营方式等方面差异显著。为了深入分析不同技术类型行业中数字化转型对企业全要素生产率（TFP）的影响，本文依据中国证监会2012年对上市公司行业分类的指引，将制造业企业划分为高科技行业与非高科技行业。具体而言，制造业分类代码为C25-C29、C31-C32、C34-C41的公司被界定为高科技行业，其他行业则归类为非高科技行业，并分别进行分样本回归分析。

表4-12展示了高科技行业与非高科技行业在数字化转型对全要素生产率（TFP）影响方面的异质性回归结果。具体来看列（1），在高科技制造行业中，Digit的回归系数为0.093，且在1%的显著性水平下显著，说明高科技企业的数字化水平每提升一个单位，其TFP平均提升9.3%。相比之下，列（2）非高科技行业的Digit系数仅为0.054，尽管也在1%水平下显著，但影响幅度明显较小。

这种差异体现在高科技行业本身技术密集度较高，企业普遍具备更强的研发投入和应用新兴数字技术的能力，比如人工智能、大数据与工业互联网等，因此更容易通过数字化手段优化生产流程和技术创新能力。此外，高科技行业面临的市场竞争压力更为激烈，也促使企业更积极地通过数字化转型来增强核心竞争力。在资金层面，高科技制造企业更容易获得政策支持和外部资本投入，能够持续在数字化转型中加大资金投入，实现关键技术的引进与落地应用。

相比之下，非高科技行业大多属于劳动密集型，比如纺织业，农副食品加工业等，产品附加值和利润水平不高，不利于新技术的广泛应用和深入推广。另一方面大多数非高科技行业实施数字化转型，更多是依赖外部技术支持，自主创新能力和内部资源整合水平有限，限制了数字技术的深度融合。

Table 4-12 制造业行业层面的异质性检验

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1)  高科技行业 | (2)  非高科技行业 |
| Digit | 0.093\*\*\* | 0.054\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.020) |
| ROA | 5.958\*\*\* | 6.697\*\*\* |
|  | (0.174) | (0.417) |
| Lev | 2.295\*\*\* | 2.088\*\*\* |
|  | (0.079) | (0.162) |
| FIXED | -1.117\*\*\* | -0.850\*\*\* |
|  | (0.106) | (0.204) |
| TobinQ | -0.131\*\*\* | -0.124\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.023) |
| Board | 0.442\*\*\* | 0.291\*\* |
|  | (0.064) | (0.127) |
| SOE | 0.219\*\*\* | 0.149\*\* |
|  | (0.033) | (0.074) |
| Age | 0.241\*\*\* | 0.168 |
|  | (0.048) | (0.109) |
| \_cons | 2.324\*\*\* | 2.980\*\*\* |
|  | (0.192) | (0.393) |
| *N* | 13746 | 3245 |
| *R*2 | 0.546 | 0.463 |
| YearFE | YES | YES |
| FirmFE | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

4.8.3 区域异质性

为探讨区域经济发展水平差异对企业数字化转型促进全要素生产率的影响机制，本文以中国东部、中部和西部地区为研究对象，采用分组回归的方法开展实证检验。具体的回归结果见表 4-13，其中第（1）列、第（2）列和第（3）列分别呈现东部、中部和西部地区的回归估计结果。

Table 4-13 Analysis of regional heterogeneity

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | (1)  东部 | (2)  中部 | (3)  西部 |
| Digit | 0.078\*\*\* | 0.094\*\*\* | 0.145\*\*\* |
|  | (0.011) | (0.019) | (0.035) |
| ROA | 5.952\*\*\* | 6.286\*\*\* | 6.685\*\*\* |
|  | (0.188) | (0.409) | (0.546) |
| Lev | 2.303\*\*\* | 2.024\*\*\* | 2.299\*\*\* |
|  | (0.084) | (0.153) | (0.234) |
| FIXED | -1.176\*\*\* | -0.838\*\*\* | -0.680\*\* |
|  | (0.111) | (0.223) | (0.278) |
| TobinQ | -0.123\*\*\* | -0.148\*\*\* | -0.161\*\*\* |
|  | (0.011) | (0.020) | (0.030) |
| Board | 0.460\*\*\* | 0.132 | 0.568\*\* |
|  | (0.066) | (0.127) | (0.223) |
| SOE | 0.265\*\*\* | 0.207\*\*\* | 0.075 |
|  | (0.038) | (0.059) | (0.085) |
| Age | 0.178\*\*\* | 0.428\*\*\* | 0.315\*\* |
|  | (0.050) | (0.112) | (0.149) |
| \_cons | 2.497\*\*\* | 2.504\*\*\* | 1.765\*\*\* |
|  | (0.198) | (0.392) | (0.620) |
| *N* | 12183 | 3011 | 1787 |
| *R*2 | 0.525 | 0.599 | 0.560 |
| Year | YES | YES | YES |
| industry | YES | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

回归结果显示，三个地区的回归系数均为正且在1%显著性水平下显著，表明无论地区经济发展水平如何，企业推进数字化转型普遍有助于提升其生产效率

具体而言，西部地区的Digit系数0.145，高于中部地区与东部地区，这意味着在西部地区，企业数字化水平每提升一个单位，其TFP平均提升幅度更大。可能反映出西部地区传统生产方式相对滞后，数字化转型对提升其生产效率的边际收益更为显著。此外，西部地区部分企业可能正处于数字化建设初期，尚有较大改进空间，因此转型带来的效率红利更加明显。

相较之下，东部地区尽管经济基础雄厚、数字化水平较高，但其边际提升空间相对有限，导致数字化转型的效率提升幅度相对较小。中部地区的回归系数介于两者之间，表明其在资源基础与转型进程上处于中间水平。总体而言，不同地区回归结果的差异体现了区域经济发展条件在数字化转型成效上的重要影响。

4.8.4 规模异质性

本文根据制造业企业**总资产的自然对数**均值对样本企业进行分组，将企业划分为中小型企业（Size ≤ 22.38288）和大型企业（Size > 22.38288），并分别开展分组回归分析，以探讨企业规模在数字化转型对全要素生产率影响中的异质性作用。

Table 4-14 Analysis of Size Heterogeneity

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1) | (2) |
|  | 小规模 | 大规模 |
| Digit | 0.029\*\*\* | 0.094\*\*\* |
|  | (0.008) | (0.013) |
| ROA | 3.768\*\*\* | 5.845\*\*\* |
|  | (0.144) | (0.231) |
| Lev | 1.365\*\*\* | 1.830\*\*\* |
|  | (0.063) | (0.105) |
| FIXED | -1.280\*\*\* | -0.979\*\*\* |
|  | (0.087) | (0.126) |
| TobinQ | -0.075\*\*\* | -0.105\*\*\* |
|  | (0.008) | (0.015) |
| Board | 0.224\*\*\* | 0.251\*\*\* |
|  | (0.045) | (0.080) |
| SOE | 0.066\*\* | 0.152\*\*\* |
|  | (0.027) | (0.039) |
| Age | 0.165\*\*\* | 0.046 |
|  | (0.035) | (0.064) |
| \_cons | 3.185\*\*\* | 3.866\*\*\* |
|  | (0.139) | (0.257) |
| *N* | 9511 | 7480 |
| *R*2 | 0.398 | 0.435 |
| Year | YES | YES |
| industry | YES | YES |

Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

表4-14回归结果显示，数字化转型对大规模企业的全要素生产率（TFP）提升作用明显强于小规模企业。列（2）可以看到，大规模企业系数为0.094，在1%显著水平下显著，而小企业仅为0.029，同样显著但系数较小，表明数字化转型对大企业的生产效率促进效果更为显著。

这主要是因为于大规模企业通常拥有更充足的资金实力，能够承担数字化转型过程中高昂的初期投资，如购买先进设备、引进信息系统及进行人才培训，从而推动更全面深入的数字化改造。其次，较为成熟的管理体系和规范的组织架构使得大企业能够更有效地整合内部资源，推动跨部门协同，降低数字化转型中的阻力和摩擦。此外，大规模企业拥有较强的研发能力和人才储备，能够更好地将数字技术应用于产品创新和流程优化。相较之下，小规模企业更倾向于保持经营稳健，面对数字化转型带来的风险与挑战，往往采取较为谨慎甚至观望的态度，导致数字化转型的积极性和投入力度不足，进而影响其转型效果。

4.9机制检验

4.9.1 中介效应

（1）技术创新（TI)  
为了探究创新能力在数字化转型与全要素生产率之间的作用机制，本部分采用技术创新投入来反映制造业企业技术创新水平，以企业当年研发投入费用总金额的自然对数作为代理变量。回归结果见表4-15。

Table. 4-15 Analysis of mediating effect-Technology Innovation

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1)  TFP\_LP | (2)  TI |
| Digit | 0.087\*\*\* | 0.217\*\*\* |
|  | (9.527) | (12.657) |
| ROA | 6.115\*\*\* | 6.936\*\*\* |
|  | (37.568) | (21.547) |
| Lev | 2.260\*\*\* | 2.537\*\*\* |
|  | (31.867) | (17.794) |
| FIXED | -1.065\*\*\* | 0.054 |
|  | (-11.234) | (0.278) |
| TobinQ | -0.131\*\*\* | -0.145\*\*\* |
|  | (-14.328) | (-8.214) |
| Board | 0.416\*\*\* | 0.748\*\*\* |
|  | (7.185) | (6.308) |
| SOE | 0.208\*\*\* | 0.263\*\*\* |
|  | (7.002) | (4.528) |
| Age | 0.232\*\*\* | 0.117 |
|  | (5.299) | (1.328) |
| \_cons | 2.429\*\*\* | 15.129\*\*\* |
|  | (14.039) | (42.597) |
| N | 16991.000 | 16991.000 |
| R-Squared  Sobel Test  Year  industry | 0.530  Z=33.261;P=0.000  YES  YES | 0.372  YES  YES |

*t* statistics in parentheses

\* *p* < 0.1, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

如表 4-15 所示，在列（1）中，数字化转型（Digit）对企业全要素生产率（TFP\_LP）具有显著的正向影响（系数为 0.087，t = 9.527）,在列（2）中进一步将 Digit 回归于技术创新投入（TI），结果显示 Digit 对 TI 亦具有显著正向影响（系数为 0.217，t = 12.657），初步表明技术创新在其中发挥中介作用。为了进一步验证中介效应的显著性，本文采用 Sobel-Goodman 检验。Sobel 检验结果显示中介效应显著，Z = 33.261，P = 0.000，表明技术创新在数字化转型提升 TFP 的过程中确实发挥了中介作用。

此外，Lei & Wang（2023）的机制分析亦提供了有力佐证，指出数字化转型通过加强技术创新来提升全要素生产率。Pandit, Wasley, & Zach（2011）的研究进一步表明，高质量的研发产出有助于提升企业未来绩效，为技术创新在数字化转型与全要素生产率提升之间的中介作用提供了实证支持。

机制分析进一步表明，数字化转型增强了企业对市场需求与消费者行为的实时感知能力，帮助企业更精准地识别外部变化与潜在机会，从而更有针对性地规划研发方向与技术路径。更重要的是，随着研发投入的提升，企业在技术改进、工艺优化和产品升级等方面取得了一系列成果，推动了数字化转型。这些创新成果不仅形成新增长点，也提升了企业的整体运行效率。这样由新产出所形成的正反馈，会进一步增强了企业盈利能力与持续创新投入意愿，进而形成研发—创新—效率提升的良性循环，最终促进全要素生产率持续增长。因此，技术创新是数字化转型释放生产率红利的重要中介。假设二因此得到了验证。

Lei, Z., & Wang, D. (2023). Digital transformation and total factor productivity: Empirical evidence from China. Plos one, 18(10), e0292972.

Pandit, S., Wasley, C. E., & Zach, T. (2011). The effect of research and development (R&D) inputs and outputs on the relation between the uncertainty of future operating performance and R&D expenditures. Journal of Accounting, Auditing & Finance, 26(1), 121-144.

(2)融资约束WW指数

为分析融资约束在数字化转型影响全要素生产率过程中的作用机制，本文采用 Whited-Wu 指数（WW ）衡量企业融资约束水平，并据此开展机制检验。回归结果见表 4-16。

Table. 4-16 Analysis of mediating effect-WW

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1)  TFP\_LP | (2)  WW指数 |
| Digit | 0.087\*\*\* | -0.006\*\*\* |
|  | (9.527) | (-9.346) |
| ROA | 6.115\*\*\* | -0.581\*\*\* |
|  | (37.568) | (-50.091) |
| Lev | 2.260\*\*\* | -0.120\*\*\* |
|  | (31.867) | (-21.622) |
| FIXED | -1.065\*\*\* | -0.007 |
|  | (-11.234) | (-0.907) |
| TobinQ | -0.131\*\*\* | 0.012\*\*\* |
|  | (-14.328) | (16.282) |
| Board | 0.416\*\*\* | -0.037\*\*\* |
|  | (7.185) | (-7.794) |
| SOE | 0.208\*\*\* | -0.014\*\*\* |
|  | (7.002) | (-6.329) |
| Age | 0.232\*\*\* | -0.006\* |
|  | (5.299) | (-1.690) |
| \_cons | 2.429\*\*\* | -0.867\*\*\* |
|  | (14.039) | (-61.652) |
| N | 16991.000 | 16991.000 |
| R-Squared  Sobel Test  Year  industry | 0.530  Z=18.774;P=0.000  YES  YES | 0.426  YES  YES |

*t* statistics in parentheses

\* *p* < 0.1, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

如表 4-16 所示，列（1）显示，数字化转型（Digit）对企业全要素生产率（TFP\_LP）具有显著正向影响（系数为 0.087，t = 9.527），验证了其总效应。列（2）将 Digit 回归于融资约束（WW），结果表明 Digit 显著降低了企业的融资约束水平（系数为 -0.006，t = -9.346），表明数字化转型对缓解企业融资约束具有显著作用。进一步采用 Sobel-Goodman 检验验证中介效应的显著性，结果显示 Z = 18.774，P = 0.000，说明融资约束在数字化转型促进 TFP 的路径中确实发挥了显著的中介作用。

这一发现表明，随着企业数字化进程的不断深入，数字技术的应用不断加强，使得企业在资本市场中的信息不对称程度显著下降，从而增强了外部投资者与金融机构对企业经营状况与发展前景的认知和信心。在此基础上，企业所面临的融资约束得到了有效缓解，融资渠道更加通畅，融资成本有所降低，使企业能够更加高效地分配和利用资本资源，将有限的资金投入到技术研发、生产升级等关键领域，最终推动全要素生产率的持续提升。相关研究亦在机制层面提供了佐证，例如 Cheng, Zhou, and Li（2023）发现，融资约束正是数字化转型影响企业 TFP 的关键传导机制之一，进一步印证了本文实证结果的合理性。说明企业通过数字化转型可以有效缓解融资约束，进而提升全要素生产率。基于此，本文假设三得到了验证。

Cheng, Y., Zhou, X., & Li, Y. (2023). The effect of digital transformation on real economy enterprises’ total factor productivity. International Review of Economics & Finance, 85, 488-501.

4.9.2调节效应

为进一步探究企业数字化转型如何通过不同市场环境发挥作用，本文引入**行业竞争性**作为调节变量，并采用 勒纳指数作为衡量行业竞争性的代理变量，分析其在数字化转型影响全要素生产率（TFP）过程中的调节效应。回归结果见表 4-17。

Table 4-17

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1)  TFP | (2)  TFP |
| Digit | 0.024\*\*\* | 0.024\*\*\* |
|  | (0.003) | (0.003) |
| PCM | -0.345\*\*\* | -0.350\*\*\* |
| Digit\*PCM | (0.089) | (0.089)  -0.093\*\*  (0.041) |
| ROA | 3.118\*\*\* | 3.115\*\*\* |
|  | (0.050) | (0.050) |
| Lev | 1.055\*\*\* | 1.054\*\*\* |
|  | (0.024) | (0.024) |
| FIXED | -1.102\*\*\* | -1.101\*\*\* |
|  | (0.033) | (0.033) |
| TobinQ | -0.029\*\*\* | -0.029\*\*\* |
|  | (0.003) | (0.003) |
| Board | 0.172\*\*\* | 0.172\*\*\* |
|  | (0.020) | (0.020) |
| SOE | 0.297\*\*\* | 0.297\*\*\* |
|  | (0.025) | (0.025) |
| Age | 0.367\*\*\* | 0.367\*\*\* |
|  | (0.031) | (0.031) |
| \_cons | 3.458\*\*\* | 3.460\*\*\* |
|  | (0.123) | (0.123) |
| *N* | 16991 | 16991 |
| R-Squared | 0.458 | 0.458 |

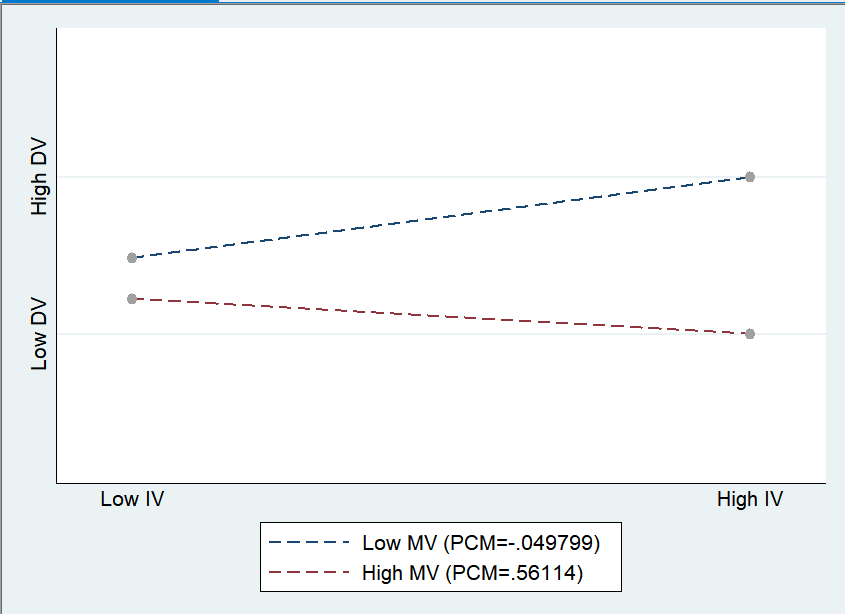
Standard errors in parentheses

\* *p* < 0.10, \*\* *p* < 0.05, \*\*\* *p* < 0.01

实证结果如表 4-17 所示。模型（1）为基准回归结果，模型（2）在此基础上引入了交互项 **Digit \* PCM**（即数字化转型与行业竞争性的交互项）以考察调节效应。从模型（2）的回归结果可以看出，**Digit \* PCM 的回归系数为 -0.093，**且在 5% 的显著性水平上显著，表明行业竞争性在数字化转型对企业 TFP 影响中具有显著的负向调节作用。具体而言，随着勒纳指数的上升（即行业竞争性下降），数字化转型对企业 TFP 的正向促进作用减弱。换言之，行业竞争越激烈，数字化转型越能显著提升企业全要素生产率。

在高竞争性的市场环境下，企业面临更强的外部压力，更需要通过持续创新、提高效率、降低成本以维持竞争优势，从而更积极地推动数字化转型并更有效地转化为生产率提升。而在竞争性较弱的行业中，企业缺乏足够的市场驱动和效率追求动机，其数字化转型行为往往更多出于战略性布局、合规要求或品牌塑造等目的，缺乏与绩效改进相匹配的实施深度和执行强度。所以，在低竞争性行业中，数字化转型对 TFP 的促进作用相对较弱，难以实现与高竞争行业相当的绩效提升。行业竞争性构成了数字化转型影响企业生产率的重要外部调节因素，其显著性验证了假设4的成立。

图 4-2 进一步展示了数字化转型与行业竞争性（PCM）的交互调节效应。从图中可以清晰地看出，当行业竞争性较高（即 低PCM 值）时，蓝色虚线（Low PCM）呈现明显的正斜率，说明随着数字化程度的提高，企业的 TFP 明显上升；相反，在行业竞争性较弱（PCM 值较高）时，红色虚线（High PCM）不仅斜率较平缓，甚至略带负向倾斜，说明此时数字化转型对 TFP 的边际提升作用微弱甚至可能为负。

这一现象恰好验证了表 4-17 模型（2）中的回归结果，即交互项 Digit \* PCM 的系数为 -0.093，且在 5% 水平上显著。这表明行业竞争性对数字化转型与企业生产率之间的关系起到了显著的负向调节作用，即随着 PCM 下降（即行业竞争性上升），数字化转型对 TFP 的促进作用逐渐增强。

**图 4-2 Digit与TFP关系中的PCM调节效应图**