

企业数字化转型成熟度测度及影响因素研究  
——基于因果森林方法

On Measuring Digital Transformation Maturity of Enterprise and its  
Influencing Factors: A Study based on Causal Forest Model

宋英熙

Song Yingxi

分类号 \_\_\_\_\_  
U D C \_\_\_\_\_

密级 \_\_\_\_\_  
编号 \_\_\_\_\_

# 中央财经大学

# 硕士 学位 论文

学位论文题目： 企业数字化转型成熟度测度及影响因素研究  
——基于因果森林方法

姓 名 宋英熙

学 号 2021210799

学 院 统计与数学学院

学位类别： 学术硕士 专业硕士 同等学力

学科专业 应用统计学

指导教师 关蓉

提交论文日期： 2023 年 5 月 17 日

## 摘要

在数字技术与实体经济深度融合的新背景下，我国“十四五”规划中明确提及，把握数字化发展新机遇，拓展经济发展新空间，推动我国数字经济健康发展。企业作为我国经济发展的微观主体，其在数字化转型后的绩效表现是衡量转型是否成熟的关键标准，政府及企业自身亟需加强对当前数字化转型成熟程度的了解，以便制定合理政策或采取适当的经营战略，促进企业进行数字化转型。在此背景下，有关数字化转型成熟度的测度研究应成为政、企乃至学术界的关注重点。

目前有关企业数字化转型成熟度的研究大多聚焦于专家评审与问卷调查方法，存在主观因素影响以及问卷回答者的幸存者偏差等问题干扰、无法适配大样本环境下测度需求等问题，另外较少研究关注到企业绩效在数字化转型过程中的表现。因此本文聚焦于在大样本情况下，为企业数字化成熟度提供较为精准、客观的测度方法，并对企业数字化成熟度的影响因素展开分析。具体而言，本文的研究分为三大部分：

首先，通过对上市公司管理层讨论与分析（MD&A）信息进行文本挖掘，自主构建了数字化词典，定义数字化转型变量。在此基础上，本文构建多期双重差分模型对企业数字化转型成熟度的平均效应进行了测度。结果表明，实体企业的短期数字化转型成熟度较高，而长期数字化转型成熟度较低且不显著，在经过 PSM 样本匹配处理内生性问题，并重新拟合多期双重差分模型后，该结论依然成立。

其次，利用因果森林方法，对上市公司数字化转型成熟度的个体效应进行了测度，得到以下结论。（1）个体效应的测度结果印证了平均效应的测度结果，即目前上市公司的短期数字化转型成熟度较高，而数字化转型对于长期绩效的影响暂不明确。（2）在成熟度个体效应的分布方面，干预组与控制组仅在分布的峰度上有所区别，但长期数字化转型成熟度的年份分布差异明显，具体而言，2015、2019、2020 年成熟度较高，而 2016、2017、2018 年的成熟度较低。此外，对不同产权性质企业的成熟度进行进一步探讨，发现国有企业与非国有企业在长期数字化转型成熟度的分布上差异较大。在变量重要性方面，企业规模、成长能力以及股权集中度在所有模型中重要性较高，且企业规模、成长能力分别在长、短期数字化成熟度方面有更为突出的表现。

最后，利用固定效应模型以及 Tobit 模型对企业数字化转型成熟度的影响因素进行了分析。重点关注数字化人才、组织赋能、环境支撑、数字化成果等方面对于企业数字化转型成熟度的影响，研究结果表明：（1）企业在进行数字化转型时，需要合理调配不同的投入产出要素，注重长短期数字化转型成熟度的合理协调发展。具体而言，无论是

对于企业长期数字化转型成熟度还是短期数字化转型成熟度，城市层面的信息化基础建设都起到了显著的正向影响；数字化人才的招募、数字化成果的积累仅对于企业长期数字化转型成熟度有显著的正向影响。这表明企业在商讨长期数字化转型问题时，需要较多关注数字化人才以及数字化成果产出的积累，尽管这一投入将会降低短期内数字化转型成熟度的表现，但该举措对于长期成熟度的正面影响远高于对短期成熟度的负面影响。

(2) 在分组回归部分，低成熟度企业的转型主要问题不在于资源利用与企业经营问题，而是可能与企业决策、行业特点等因素有关。具体而言，对于低成熟度企业，降低管理费用将带来高于整体样本的成熟度提升，且数字化决策的实行会在短期内刺激数字化成熟度的提升，但从长期来看，数字化人才与基础设施的引进反而会降低该组样本的数字化成熟度。高预期企业在短期内可通过发表数字发明专利、改善企业经营状态进而获得准入资质，吸引市场关注；但从长期来看，需要具备一定的硬实力，通过提升数字化基础建设水平，制定数字化人才吸引政策等方法实现转型的行稳致远。

根据上述三方面的研究结论，本文对企业数字化转型提出了相关的政策建议。首先，政府应当通过减免数字化相关税项、提供补贴、设立评级制度等方式，为企业提供宽松的转型环境，激励上市公司积极转型；其次监管部门应当及时出台相关规定，要求上市公司对数字化转型数据进行公开，提升投资透明度，以便于营造良好的转型环境；最后对于企业自身而言，应当结合自身经营现状与行业特点，制定合理、高效的转型策略，保证数字化转型能够行稳致远。

本文可能的创新点集中在以下两点，第一，使用机器学习方法对企业数字化转型成熟度进行了测度，综合利用了上市公司的财务数据，聚焦于企业长短期绩效在转型前后的变动情况，较为客观、准确地对转型成熟度进行了测度，能在大样本情况下较好运行。且不同于现有因果推断在经济学研究中仅能计算平均效应，本文聚焦于个体层面上的数字化转型的因果效应，为因果推断在个体层面上的应用提供了有益参考。第二，在对数字化转型成熟度测度的基础上，综合考虑企业数字化人员、技术、基础设施等方面投入产出数据，对数字化转型成熟度的影响因素进行了研究；特别地，针对转型效果较差及转型预期较高的企业进行了深入分析，为政、企双方在制定鼓励政策以及转型规划上提供了理论依据。

**关键词：**数字化转型成熟度，个体效应，因果森林方法，PSM-DID，Tobit 模型

## Abstract

Under the new background of the deep integration of digital technology and the real economy, China's "14th Five-Year Plan" clearly mentions that it is necessary to base China's digital development on a new basis, expand new space for economic development, and promote the healthy development of China's digital economy. As the micro subjects of China's economic development, the performance of enterprises after transformation is the key standard to measure the maturity of transformation. The government and enterprises themselves urgently need to strengthen the understanding of the maturity of current digital transformation, so as to formulate reasonable policies or adopt appropriate business strategies to promote the digital transformation of enterprises. Therefore, the research on the maturity of digital transformation should be the focus of both governments and enterprises.

At present, most of the research on the maturity of enterprise digital transformation focuses on expert review and questionnaire survey methods, and there are some problems such as subjective factors, survivor bias of questionnaire respondents, and inability to meet the measurement needs in a large sample environment. Therefore, this paper focuses on how to provide a more accurate and objective measurement method for enterprises' digital maturity in the case of large samples, as well as the analysis of the influencing factors of enterprises' digital maturity. Specifically, the research of this paper is divided into three parts:

Firstly, through text mining of management discussion and analysis (MD&A) information of listed companies, this paper independently constructs a digital dictionary and defines digital transformation variables. On this basis, this paper constructs a multi-period DID model to measure the average effect of enterprises' digital transformation maturity. The results show that the short-term digital transformation of real enterprises is relatively mature, but there is a negative but not significant impact on the long-term digital transformation.

Secondly, this paper uses the causal forest method to measure the individual effect of digital transformation maturity of listed companies, and obtains the following conclusions. ① The measurement results of individual effect confirm the measurement results of average effect in Chapter 3, that is, the short-term digital transformation of listed companies is relatively mature, but most of them are not ready for long-term digital transformation. (2) In terms of the distribution of individual effects of maturity, the intervention group and the control group only

differ in the kurtosis of the distribution, but the difference in the distribution of long-term digital transformation maturity in years is obvious. In addition, this chapter also discusses the maturity of enterprises with different ownership natures, and finds that state-owned enterprises and non-state-owned enterprises have great differences in the distribution of long-term digital transformation maturity. In terms of the importance of variables, enterprise size, growth ability and ownership concentration rank the top three in all models, and enterprise size and growth ability have more prominent performance in long-term and short-term digital maturity respectively.

Finally, this paper uses the fixed effect model and Tobit model to analyze the influencing factors of the individual effect of enterprise digital transformation maturity. Focusing on the influencing factors of digital talents, organizational empowerment, environmental support, digital achievements and other aspects on the maturity of enterprise digital transformation, the regression results show that: (1) When carrying out digital transformation, enterprises need to rationally allocate different input-output elements and pay attention to the reasonable and coordinated development of long-term and short-term digital transformation maturity. Specifically, the informatization infrastructure at the city level has a significant positive impact on both long-term and short-term digital transformation maturity of enterprises; The recruitment of digital talents and the accumulation of digital achievements only have a significant positive impact on the long-term digital transformation maturity of enterprises. This result indicates that enterprises need to pay more attention to the accumulation of digital talents and digital achievements when discussing long-term digital transformation issues, although this investment will reduce the performance of digital transformation maturity in the short term. But the positive impact on long-term maturity far outweighs the negative impact on short-term maturity. (2) In the regression part of groups, the main problems of transformation of low-maturity enterprises may not lie in resource utilization and enterprise operation, but may be related to enterprise decision-making, industry characteristics and other factors. Specifically, for enterprises with low maturity, reducing management costs will lead to higher maturity than the overall sample, and the implementation of digital decision-making will stimulate the improvement of digital maturity in the short term, but in the long term, the introduction of digital talents and infrastructure will reduce the digital maturity of this group of samples. Enterprises with high expectations can obtain access qualification and attract market attention

by publishing digital invention patents and improving their business status in the short term. However, in the long run, it is necessary to have certain hard power to achieve steady and long-term transformation by improving the level of digital infrastructure and formulating digital talent attraction policies.

According to the research conclusions of the above three aspects, this paper puts forward relevant policy suggestions for enterprise digital transformation. First of all, the government should provide a relaxed transformation environment for enterprises and encourage listed companies to actively carry out digital transformation by reducing and exempting digital-related taxes, providing subsidies and setting up ratings. Secondly, regulatory authorities should issue relevant regulations in a timely manner, requiring listed companies to disclose digital transformation data, creating a good transformation environment and improving investment transparency. Finally, for enterprises themselves, they should formulate reasonable and efficient transformation strategies based on their own operating status and industry characteristics to ensure that digital transformation can be stable and long-term.

The possible innovations of this paper focus on the following two points: first, the machine learning method is used to measure the digital transformation maturity of enterprises. In addition, different from the existing causal inference, which can only calculate the average effect in economic research, this paper focuses on the causal effect of digital transformation at the individual level, providing a useful reference for the application of causal inference at the individual level. Second, based on the measurement of digital transformation maturity, this paper comprehensively considers the input-output data of enterprise digital personnel, technology, infrastructure and other aspects, and studies the influencing factors of digital transformation maturity. In particular, this paper makes an in-depth analysis of enterprises with poor transformation effect and high transformation expectation, which provides a theoretical basis for both governments and enterprises to formulate encouraging policies and transformation planning.

**Keywords:** digital transformation maturity, individual effect, causal forest method, PSM-DID, Tobit model

# 目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究目的及意义.....	1
1.3 研究内容及框架.....	2
1.4 研究创新点.....	5
第 2 章 国内外研究现状 .....	6
2.1 企业数字化转型测度方法研究 .....	6
2.2 数字化转型成熟度研究.....	7
2.3 因果森林方法研究.....	8
第 3 章 数字化转型成熟度的平均效应测度 .....	11
3.1 模型与数据.....	11
3.2 实证结果.....	15
3.3 内生性问题的处理.....	19
3.4 本章小结.....	23
第 4 章 数字化转型成熟度的个体效应测度 .....	25
4.1 因果森林方法.....	25
4.2 实证结果.....	27
4.3 本章小结.....	31
第 5 章 数字化转型成熟度影响因素分析 .....	33
5.1 模型和数据.....	33
5.2 实证结果.....	36
5.3 分组检验.....	39
5.4 本章小结.....	43
第 6 章 总结与展望 .....	45
6.1 主要结论.....	45
6.2 政策建议.....	46
6.3 研究不足与展望.....	47
参考文献.....	48
附录.....	52

# 第1章 绪论

## 1.1 研究背景

2021年，十三届全国人大第四次会议通过《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》，纲要在第五篇设立数字化专章指出，要加快数字化发展，激活数据要素潜能，打造数字经济新优势。企业作为宏观经济的微观生产主体，是宏观数字经济发展与转型中最不可或缺的部分。数字化的知识信息作为重要生产要素参与到实体企业运营决策的全过程，推动技术、业态、模式、监管、制度等多维系统的深刻变革，因此对个体企业数字化转型进行研究，最能体现数字经济的实际运行状况(何帆和秦愿, 2019)。

在数字化进程中，实际情况表明数字化投资与企业绩效之间并非简单的线性关系，一方面，诸多企业受制于资金、技术等因素，转型能力较弱。而数字化投入不仅成本高昂而且难度较大，令许多中小型企业望而却步；另一方面，已经投入的企业深陷转型“阵痛期”，数字化投入见效慢、效益转化不明显。这一情况或与企业设备应用、战略部署、组织架构、管理能力、人才储备等“准备性”工作尚未做好有关，致使数字化转型过程不够成熟。即一部分公司禀赋与条件不足以支持其进行数字化转型，此时若贸然进行大规模数字化投资，很有可能导致企业绩效下滑。因此企业数字化转型成熟度在近几年受到了学者的关注，相关概念逐渐确立，学者可以通过对企业数字化转型成熟度的影响因素进行分析，进一步揭示企业应当如何通过数字化转型达到盈利目的。目前有关数字化转型成熟度的研究中，测度方法大多采用专家评审或问卷调查的方式进行（王核成等，2021；门峰等 2022），通过制定多级量表的方式对企业不同维度的能力、资质进行评价，进而形成综合评分体系。但这一测度方式存在主观性较强、幸存者偏差以及不适用于多年度大范围企业评价的弊端，因此企业数字化成熟度的测度仍留有一定的创新与发展空间。

## 1.2 研究目的及意义

在目前上市公司积极进行数字化转型的背景下，较多数公司对于自身的转型具体成效仍处于较难估计的阶段，一方面现有研究的谈话评审等方式较难量化企业数字化转型的成果，研究成本较高，且主观性较强；另一方面，现有的研究思路无法完全排除由于宏观经济走势、国家政策等因素带来的数据干扰，得到数字化转型政策带来的直接效益。

因此，本文对于企业数字化转型成熟度研究的目的及意义主要集中在以下三方面：

理论层面上，首先本文对企业数字化转型成熟度进行了定义，引入了因果推断的概念，探究数字化转型这一举措对于企业绩效的因果效应，理论上更能够体现数字化对企业经营效应的直接影响。丰富了现有数字化转型成熟度的定义，为相关研究提供新思路与新内涵。其次本文对企业数字化转型成熟度的影响因素进行了分析，从数字化投入产出的角度为企业经营提出相关建议，对企业而的实际经营具有更强的可实施性。

方法层面上，本文结合多期双重差分方法以及因果森林方法，综合测度企业数字化转型成熟度。对于因果森林方法而言，该方法在传统因果推断的基础上，结合机器学习方法，能够从样本的个体水平上对因果效应进行估计，这点在现有因果推断平均效应的关注基础上，为微观层面以及异质性分析提供工具抓手。该方法的使用对于因果推断在经济学领域相关应用有着一定的促进作用。

在实际应用角度，相较于现有关于成熟度方面的研究，因果森林方法的介入不同于专家评分与问卷调查的方法，大大降低了计算成本与评审门槛，提高了数据可得性，为学界在相关方面的研究提供方法与数据基础，同时使得相关研究在大样本条件下依旧能够实现，扩宽了学者的相关研究范围。同时因果森林方法在异质性分析阶段，也有较好的表现，根据企业数字化转型现状、成熟度水平等方面展开分析，相比常见异质性分析针对性更强，因此能够针对不同禀赋与特征提出相应的发展建议与政策指导，便于政府对不同企业群体制定更有针对性的促进政策，进而促进企业的数字化转型趋于成熟，提升国家整体生产力水平。

### 1.3 研究内容及框架

#### 1.3.1 研究内容

为了探究我国上市公司数字化转型成熟度的平均效应和个体效应的测度，并对个体效应的影响因素进行分析，本文主要研究内容包括以下三个部分。

##### **研究内容一：数字化转型成熟度的平均效应测度**

本部分研究内容首先关注我国上市公司数字化转型成熟度的定义，即数字化转型决策对于企业绩效的促进作用，结合 Rubin (1974) 提出的因果推断框架，本文定义的数字化转型成熟度即为数字化转型决策对企业绩效的干预效果。具体而言，本文首先参考国家政策语义以及已有研究，构建了数字化转型词典，并利用上市公司管理层讨论文本 (MD&A) 构建企业数字化转型指标，界定上市公司管理层对于企业数字化转型的关注程度、企业是否进行了数字化转型以及转型程度，为后续研究定义关键的分组变量。在此基础上，本部分研究内容关注对于所有上市公司而言，实施数字化转型能够为企业绩

效带来的提升作用，即数字化转型成熟度的平均效应。

### **研究内容二：数字化转型成熟度的个体效应测度**

本部分研究内容主要关注微观层面下，数字化转型成熟度的个体效应测度。企业作为我国经济发展的微观主体，数字化转型的经营决策是极为重要的企业战略，但在传统因果推断框架下，研究者较为关注群体的平均效应。但对于企业自身而言，在关注行业平均的成熟度基础上，也需要对自身的转型成熟度有所了解，因此个体效应的测度对于企业经营有更为直接的作用。本部分利用因果森林方法，对上市公司数字化转型成熟度个体效应进行测度，并利用个体效应结果与企业数字化转型进程展开异质性分析。

### **研究内容三：企业数字化转型成熟度的影响因素研究**

本部分研究内容主要关注企业数字化转型成熟度个体效应的影响因素分析。在企业管理者了解自身发展状况后，仍需了解影响个体数字化转型成熟度的关键因素，为深化转型提供指引方向。具体而言，本部分以企业数字化转型成熟的个体效应作为因变量，结合现有研究报告，选取数字化人才、组织赋能、环境支撑、数字化成果等方面变量作为解释变量，在控制部分投入产出变量后，利用固定效应模型以及 Tobit 模型进行回归，对数字化转型成熟度的个体效应进行影响因素分析。

#### **1.3.2 研究方法和思路**

##### **1、研究方法**

本文采用文本挖掘、PSM-DID 方法、因果森林方法、Tobit 模型等方法进行研究。

###### **(1) 文本挖掘**

本文通过文本挖掘方法定义企业数字化转型变量，对企业管理层给予数字化转型的关注程度以及具体举措进行了度量。通过结合国家政策语义、参考已有研究，筛选出数字化转型关键词，构建了由数字化战略规划、基础设施、管理经营和业务建模四个维度 29 个词语组成的数字化词典。在此基础上对 2015 年-2020 年上市公司管理层讨论文本进行分词，统计讨论文本中数字化转型词典中关键词出现频次，定义企业数字化转型变量。

###### **(2) PSM-DID 方法**

本文采用多期双重差分法探究了企业实施数字化转型对企业长短期绩效的因果效应问题。其中，因变量为企业长期以及短期绩效，本文使用了托宾 Q 值以及总资产收益率分别作为代理变量；核心政策虚拟变量采用通过文本挖掘法定义的数字化转型变量；在此基础上，通过控制资产负债率、企业成长能力、产权性质、上市年限、股东特征等变量，研究企业数字化转型决策对于企业长短期绩效的影响，即企业数字化转型成熟度

的平均效应。本文还对多期双重差分模型进行了平行趋势检验，结果表明数据符合模型设定。为了减轻内生性问题，本文后续采用 PSM 样本匹配方法进行了处理，并利用匹配后样本重新拟合了多期差分模型。

### （3）因果森林方法

本文通过因果森林方法对企业数字化转型个体效应进行了测度。具体而言，因果森林方法能够在大样本情况下，对样本的因果效应进行估计。本文利用该方法，对上市公司 2015-2020 年数字化转型政策对个体长短期绩效的干预效果（即数字化转型成熟度的个体效应）进行了测度。

### （4）Tobit 模型

本文从数字化人才、组织赋能、环境支撑、数字化成果等数字化投入产出角度入手，对企业数字化转型成熟度的影响因素进行了分析。特别地，本文根据数字化转型成熟度的不同水平，对样本进行了分组回归。由于分组过程对于数据进行了人为截断，因此本文使用了 Tobit 模型进行回归，并针对不同类型企业提出区别化建议，以帮助其实现高质量数字化转型。

## 2、研究思路

本文的研究思路遵循“数字化转型成熟度平均效应——数字化转型成熟度个体效应——数字化转型成熟度影响因素”的路线。本文首先对已有数字化转型成熟度的文献进行了梳理，并结合因果推断的理念定义本文中数字化转型成熟度的概念，在此基础上定义了数字化转型词典，对企业数字化转型成熟度的平均效应进行测度。其次，结合因果森林方法，对企业数字化转型当期的个体效应进行了测度，并进行了异质性分析。然后，根据成熟度个体效应的测度结果，从数字化人才、组织赋能、环境支撑、数字化成果等方面对个体效应的影响因素进行了分析。最后，对本文的结论进行总结，并针对性地对企业数字化转型提出建议。本文的研究路线如图 1 所示。

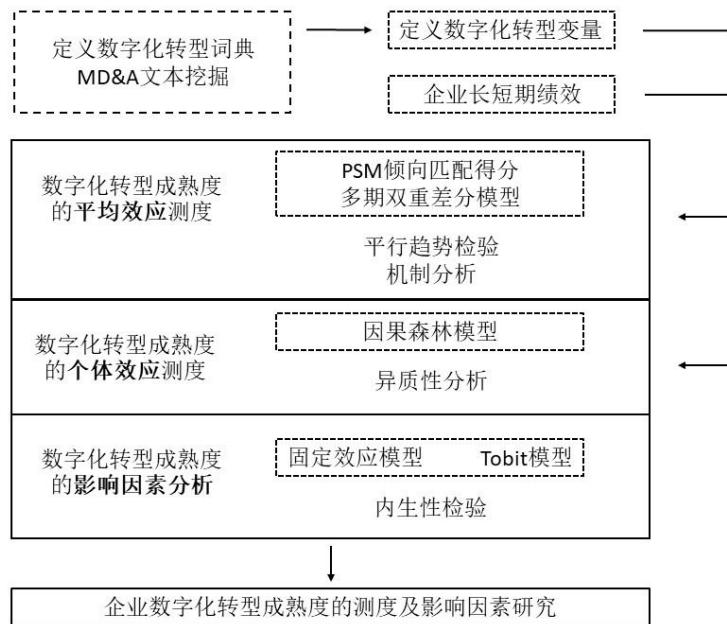


图 1 研究路线图

#### 1.4 研究创新点

本文可能的创新点集中在以下两点：

第一，使用机器学习方法对企业数字化转型成熟度进行了测度，不同于现有研究通过问卷调查、专家评估等方式进行的测度，该方法综合利用了上市公司的财务数据，聚焦于企业长、短期绩效在转型前后的变动情况，通过总结大量上市公司的内在变动规律，客观、准确地对转型成熟度进行了测度，同时减免了专家评审的人力成本，能在大样本情况下较好运行。且不同于现有因果推断在经济学研究中仅能计算平均效应，本文聚焦于个体层面上的数字化转型的因果效应，为因果推断在个体层面上的应用做出有益参考。

第二，在对数字化转型成熟度测度的基础上，综合考虑企业数字化人员、技术、基础设施等方面投入产出数据，对数字化转型成熟度的影响因素进行了研究；特别地，针对转型效果较差及转型预期较高企业进行了深入分析，为政、企双方在制定鼓励政策以及转型规划上提供了理论依据。

## 第2章 国内外研究现状

本章将对当前国内外研究现状进行总结归纳，重点针对企业数字化转型的测度方法、企业数字化转型成熟度以及因果森林方法等方面进行综述。

### 2.1 企业数字化转型测度方法研究

数字化转型是一个较为抽象的行为变量。如今数字技术与企业深度融合、非实体经济活动日益增多，但中国证监会目前尚未强制上市公司披露数字化技术的使用状况或实力水平，这导致对于企业数字资产的定义、范围及测算方法尚不清晰。同时，数字活动天然具备对其他经济活动的渗透性和协同性(郭晗和廉玉妍, 2020)，为准确测度数字化实践能力带来极大挑战。虽然目前已有许多针对中国宏观数字经济发展状况的测算指标，能够衡量数字基础设施、数字公共服务等多维度的宏观情况（如：阿里巴巴和毕马威联合测算的全球数字经济发展指数、电子信息产业咨询公司赛博顾问测算的中国数字经济发展指数(DEDI)等），但在微观企业层面，目前学界尚无统一的方法对数字化转型程度进行高度地凝练和刻画。

一部分学者通过社会调查法获得企业对自身数字化转型程度的主观评估。例如戴亦舒(2020)对企业管理人员及高校 EMBA 学员发放问卷，从企业对数字化政策的关注、内外部数字化集成以及企业绩效等方面进行调研；池毛毛等(2020)、池毛毛等(2022)先后对中小医疗器械制造企业、武汉市传统制造企业高管进行实地访谈及问卷调查，但上述研究的有效样本量均小于 210 份，样本的代表性较差。杨震宁(2021)借助国家科技部高技术企业创新调查平台进行数字技术应用的调查，最终获得 615 份有效样本，但样本覆盖面仍然有限。胡青(2020)以浙江省民营企业为调研对象，向企业技术部门高管发放问卷，采用李克特 7 点量表获得数字化管理的一手数据。此外，也有研究采用样本分布更广泛、可信度更高的地方政府调研数据，如浙江省“两化”（信息化与工业化）深度融合示范区的企业追踪数据。刘淑春(2021)以该数据库中企业的资源计划系统（ERP）、生产制造执行系统/集散控制系统（MES/DCS）以及产品生命周期管理系统（PLM）三个投资量指标定量地衡量企业数字化投资额。上述社会调查获得的数据普遍存在样本量有限、代表性不高的缺陷，可能对企业数字化程度的全貌反映失真。

另一部分学者则主要采用文本分析的方法提取上市公司公开文本信息中有关数字化转型的资料，这很大程度上缓解了样本量不足的问题。例如，何帆和秦愿(2019)、何帆和刘红霞(2019)结合国家政策条文及其解读，确定数字化转型的关键词，对上市公司临时及定期公告进行文本分析，并采用二值虚拟变量表示企业当年实施数字化转型与否。

但此方法仅能定性地描述企业数字化实践状况，并不能定量地衡量不同企业对数字化转型的关注度及实施强度等，不仅信息损失较多且极有可能导致估计失真。张叶青(2021)进一步改进文本分析的精细程度，通过统计上市公司年报中“大数据”相关关键词词频来度量大数据应用程度，但关键词仅包括：大数据、海量数据、数据中心、信息资产、数据化、算力等共 6 个词语，指标维度过于单一，难以反映企业数字化全貌。袁淳(2021)通过中央人民政府、工业和信息化部网站数字经济相关政策文件，筛选并定义了包含 197 个词语的数字化词典，相对完备地刻画了企业数字化程度。类似地，吴非(2021)人工定义并扩充数字化转型的特征词库，结构化分类为 4 种典型底层技术——人工智能、大数据、云计算、区块链以及数字技术运用共 5 方面 76 个词语，统计年度报告中的关键词出现频率，构建企业数字化转型程度的定量指标。然而，人工定义的关键词可能存在忽略现实语境、丢失相似词汇的问题。因此，罗进辉和巫奕龙(2021)在借鉴吴非(2021)的基础上，将人工定义的种子词与计算机判断的相似词相结合，将关键词词集扩充至 5 个方面共 141 个词汇，并在词频占比之外计算数字化句子占比，以刻画公司数字化运营水平。

## 2.2 数字化转型成熟度研究

“十四五”规划明确指出要“以数字化转型整体驱动生产方式…促进数字技术与实体经济深度融合，赋能传统产业转型升级”，数字化转型现已成为企业长远发展的必经之路（肖亚庆，2021）。根据《2021 埃森哲中国企业数字转型指数》，16% 的中国企业转型效果显著，在整体数字化水平不断提升的同时，不同行业间的数字化转型效果仍存在显著差异（埃森哲，2021）。在对数字化转型成熟度的已有文献进行文献调研后可以发现，目前对企业数字化转型成熟度的定义为指导组织如何系统地准备从而适应持续的数字化变革（Kane et al, 2017），相近术语有“数字准备”、“数字转型指数”等。早期部分学者较为关注数字化就绪度与强度，并以此为依据建立数字化成熟度二维矩阵（Berghaus & Back, 2016），但王核成等（2021）认为企业应当关注数字化绩效层面，并提出了数字化就绪度、数字化强度和数字化贡献度用以刻画数字化成熟度。

在研究领域上，现有学者对于制造业、汽车企业、外贸、电商行业等进行了研究（门峰等，2022；刘娟等，2021；李珊珊，2022）。从研究方法来看，多数研究采用了综合评价、问卷调查、专家评价等方式获得研究数据。如门峰等（2022）针对当前汽车企业数字化转型现状不清晰、路径不明确、转型效果难评估等问题，从产品形态、制造体系、运营管理、产业生态及技术应用等方面进行了主观打分，以此度量企业的数字化转型成熟度。刘娟等（2021）针对疫情冲击下的外贸企业数字化转型指数进行了测度，利用上

海对外经贸大学“访万企，读中国”调查组在2020年7月至2020年9月开展的“疫情下外贸企业数字化转型研究”专项调查数据，依据熵值法进行逐级赋权，对疫情冲击下的外贸企业数字化转型指数与疫情影响指数进行了测度。陈楠等（2022）也通过企业问卷的形式对全国多省市的企业进行了调查，从数字化转型的实施动机、发展现状、成效和挑战等方面进行了量化分析。

还有部分学者在数字化转型成熟度的基础上，开展了进一步研究，如王核成等（2021）进一步开发了数字化成熟度模型（DDM），从战略与组织、基础设施、业务流程与管理数字化、综合集成、数字化绩效等方面综合评估企业数字化转型的水平。刘娟等（2021）在测算外贸企业数字化转型的基础上，还利用K-means聚类算法对外贸企业数字化转型模式进行了识别。

通过对已有的文献梳理可知，目前已有学者对数字化转型成熟度进行研究，但上述研究仍存在以下问题：（1）从研究方法来看，现有文献聚焦于专家评审与问卷调查方法，一方面这会存在评价者的主观因素影响以及问卷回答者的幸存者偏差，影响数据的真实性；另一方面该方法在小样本的环境下较为可行，但是当研究范围扩大至多年份的上市公司大样本时，则很难对所有公司逐一发放问卷、逐一评分。（2）较少学者关注到企业绩效在数字化转型过程中的表现，但后续研究中仍借助专家评审的方式进行评价（王核成等，2021）。整体而言，学界对于企业数字化成熟度的度量上缺乏较为精准、客观的计算方式，更为关注企业前期准备而忽略数字化转型对企业绩效的影响作用，因此需要引入其他算法对企业数字化转型成熟度进行进一步测度。

### 2.3 因果森林方法研究

近年来，经济学的经验研究正在经历一场研究范式的转变，从传统的统计推断逐步过度至因果推断，实证研究开始关注如何识别变量之间的因果效应（或称干预效应），而非过分关注估计量的显著性问题。2021 Joshua D. Angrist 和 Guido W. Imbens 两位学者因为对因果分析方法的突出贡献被授予诺贝尔经济学奖，更是引发了学界对于因果推断的关注。当下学界采用的因果推断方法，大多是采用“回归”与“匹配”两种思想，关键在于构造与观测样本特征相同但并未发生的“反事实样本”，与观测值进行比较，得出因果效应。但过多的设定在一定程度上限制了估计结果的准确性，且传统的因果推断工具更为关注平均而非个体的因果效应。为了解决上述缺陷，近年来许多学者致力于将机器学习方法引入到因果推断分析框架中，以此减少传统因果推断分析框架下假设的束缚，使因果效应的估计更为可靠。

由于回归树模型具有较好的可解释性，因此首先被运用在因果推断中。Athey & Imbens (2016) 在回归树的基础上提出了因果树算法，该算法将样本划分为两部分，一部分用于划分协变量空间即生成叶节点，另一部分用于估计每个子样本的因果效应，其优点在于能够得到子样本的无偏异质性因果效应，能够对高维数据进行有效处理，并且在无需假设的前提下能够识别不同因果效应的子群，从而发现异质性的具体形式。但由于样本划分的过程是随机的，导致因果树算法的误差较大。为了改善这一缺点，Athey & Wager (2018) 提出了基于随机森林的因果森林算法，其核心思想为生成多棵树，由于同一个人在多棵树中会处于不同叶节点，对其所处叶节点的因果效应进行平均，即可得到该个体的因果效应，这极大促进了经济学家在因果效应异质性上的探索。

有部分学者对因果森林算法的有效性进行了模拟实验，何文静等 (2019) 通过产生 4 种不同的模拟数据观察估计值与总体效应的一致性，结果符合预期分布，说明了因果森林在异质性数据下估计个体处理效应的有效性。Zhao et al (2017) 通过对四种基于因果森林的改进算法进行模拟实验，发现不同方法的选择会对因果效应的估计产生巨大影响，但相比之下因果森林算法的结果最为准确。这从实验的角度对因果森林算法的准确性与稳健性提供了支持。

在实证研究领域，因果森林算法常用于分析因果效应的异质性，胡尊国等 (2022) 评估了我国“倾斜性”政策对生产结构变迁和南北城市发展的分化现象，研究表明“倾斜性”政策的力度加大会提高当地不可贸易部门的份额，并且在 2012 年之后南方城市的两部门结构比的重要性要高于北方。

部分学者进一步利用随机森林计算出的变量重要性排名，为后续分析提供变量选择的依据。Li et al (2021) 利用新冠疫情爆发前后 9 天内 28 个行业的 3743 只分类行业股票，分析了疫情对我国产业指标的影响异质性，研究发现尽管 28 个行业均受到了严重冲击，但休闲服务业的冲击效果最为显著，后续利用因果森林筛选出五个重要重点关注行业，并进一步进行了复杂网络分析，发现疫情改变了原有产业结构关联网络结构，转变为以休闲服务业为核心的星型网络结构，产生了较大的风险。何文静等 (2019) 分析了右心导管研究数据，研究发现进行治疗的样本人群 180 天死亡率增高，但 2 月生存模型估计概率和血蛋白含量偏低的患者在接受治疗后死亡率降低。进一步选出较为重要的两个变量，并随机选择一棵树，按其节点分割为两组，观察亚组人群的效应特征，表明两个变量数值较低的个体倾向于有较小的治疗效应值。Chen (2021) 等探究了城乡居民基本医疗保险对中国农村学龄前儿童和学龄儿童健康的影响，发现城乡居民基本医疗保险显著改善了学龄前儿童的健康状况，但对学龄儿童的改善不显著，且对于学龄前儿童，

处境不利的母亲从城乡居民基本医疗保险中受益更多。

也有部分专家学者对因果森林进行了理论上的创新，如 Bonander (2020) 将医疗中的成本效益分析与之结合，在因果森林的基础上考虑了补偿阈值，提出了 CEA 森林算法，该算法能够自动确定向哪些亚群提供干预（即医疗补助），以最大化人口成员的预期净收益。

对因果森林算法的应用文献进行梳理后可知，已有学者借助该算法目前已经在医学、社会学、宏观经济学等学科开展研究并取得了较好的研究结果，但目前尚未有学者利用上市公司数据开展相关研究，上市公司数据在体量、变量维度等方面均能充分体现该算法的良好计算能力，因此因果森林算法能够在企业维度问题中获得较好的表现。

## 第3章 数字化转型成熟度的平均效应测度

企业数字化转型的成熟程度不仅体现在设备、组织等因素的完备性，其发挥的降费提效作用应当在企业绩效方面得以重视，反之企业的绩效表现也将影响转型策略的推进情况。本文利用多期双重差分模型对企业数字化转型成熟度的平均效应进行了测度，同时利用 PSM 倾向得分匹配方法降低了内生性问题带来的结果偏差，更进一步对长短期成熟度的作用机制进行了探索，为评估上市公司整体的转型成熟程度提供了参考。

### 3.1 模型与数据

#### 3.1.1 平均效应测度概述

参考王核成等（2021）的观点，数字化绩效因能直接反映企业数字化转型的效果，应当得到额外关注。本文认为，数字化绩效的本质是：企业数字化转型策略的实施，为企业绩效指标（如总资产收益率、托宾 Q 值等）带来的直接改变，即数字化转型政策与企业绩效间的因果效应。

双重差分模型（DID）是当前经济学家在评估某项政策或事件的实施效果时较常使用的模型，该模型可以理解为对随机分配实验的模拟，在没有随机实验的情况下估计因果关系。DID 模型可以表达为下式：

$$y_{it} = \alpha + \mu_i + \lambda_t + \theta treat_i \times post_t + \beta x_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T) \quad (3 - 1)$$

其中  $y_{it}$  为因变量， $\mu_i$  表示个体固定效应； $\lambda_t$  表示时间固定效应； $x_{i,t}$  为控制变量； $treat_i$  为政策虚拟变量，若个体  $i$  属于受到政策冲击的干预组，则取值为 1，若属于未受到政策冲击的控制组，则取值为 0； $post_t$  为处理期的虚拟变量，干预组中个体  $i$  在处理期内才会受到政策冲击，若个体  $i$  进入处理期则取值为 1，否则取值为 0。

在实际运算中，首先需要对自然实验的全部样本进行分组：受到政策影响的干预组和没有受到同一政策影响的控制组；在确定因变量后进行第一次差分，分别对干预组与控制组在干预前后进行两次差分（相减）得到两组差值，代表两组数据在干预前后分别的相对关系；最后对两组差值进行第二次差分，从而消除干预组与控制组原生的差异，最终得到政策带来的净效应。这样的做法在一定程度上减轻了选择偏差和幸存者偏差。

本文中企业数字化转型决策可以视为一项企业层面的政策冲击，但由于不同企业开始数字化转型时间并不相同，因此无法采用传统 DID 模型进行建模，此时需要引入多期 DID（Time-varying DID），用以描述个体的干预时间点不完全一致的情况。从公式上来

看,需要将普通 DID 模型公司中的 $post_t$ 项替换为 $post_{i,t}$ ,即干预的时间点因个体*i*而异,具体公式如下:

$$y_{it} = \alpha + \mu_i + \lambda_t + \theta treat_i \times post_{i,t} + \beta x_{i,t} + \epsilon_{i,t} (i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T) \quad (3 - 2)$$

### 3.1.2 样本选择与数据来源

本文选取 2015-2020 年中国上交所、深交所 A 股上市公司作为初始研究样本,共得到 20,496 个初始样本观测值。本文选择此长窗口样本区间的原因有二。其一, 2014 年政府首次将“大数据”建设内容纳入政府报告中;百度搜索指数中, 2015 年 5 月份,对“大数据”一词的搜索量激增到同期约两倍,故本文将 2014 年视为“数字化转型”样本元年。其二, 上市公司管理层讨论与分析 (MD&A) 数据为中文文本信息,有别于英文的语言书写习惯,中文语句中并无间隔以区别不同词汇,因此首先需要进行语句分析并分词。以 2020 年为例,样本的 MD&A 共有约 1.37 亿个字。因此,综合考虑数字化词汇使用热潮及文本挖掘的工作量和可行性,最终选定此 6 年作为样本区间。

在此基础上,本文剔除了以下观测值:(1)因财务状况或其他异常而受特别处理(ST 或\*ST)的公司;(2)金融行业上市公司;(3)MD&A 数据缺失的公司;(4)其他财务数据或交易数据缺失的公司。本文使用的公司层面财务数据全部来自国泰安 CSMAR 数据库,MD&A 数据来自中国研究数据服务平台 CNRDS 数据库。经过上述筛选后,本文最终得到 14704 个样本观测值,覆盖农林牧渔业、采矿业、制造业、建筑业、批发和零售业、信息技术服务业等共 77 个细分行业,分布广泛,样本代表性较好。为了避免极端值的影响,本文对所有连续变量进行首尾各 1%的缩尾处理。

### 3.1.3 被解释变量

本文的被解释变量为企业长期以及短期的绩效水平,参考有关会计研究,采用以下 2 个指标作为其度量指标:(1)总资产收益率 (ROA),用以衡量与投入资产相关的报酬实现效果,直接反映企业短期的盈利能力;(2)托宾 Q 值 (TobinQ)。其被定义为企业的股票市值与重置价值之比,反映了企业每单位资源财富能够创造的价值,因此本文将其作为衡量企业长期绩效水平及发展能力的工具性指标。

### 3.1.4 解释变量

当前数字化转型领域的研究方法大多基于上市公司的公告数据进行统计分析,但目前尚无研究针对管理层讨论与分析 (MD&A) 进行文本挖掘。不同于上市公司公告,MD&A 文本信息披露中的词语选用以及情感色彩反映了企业管理层的主观性和倾向性,

能够向市场传递增量信息(Tan et al., 2014)，缓解企业内外部信息不对称的状况，使股价更准确地反映公司价值，提升市场的价值发现功能。MD&A 中不仅披露了公司经营状况等历史信息，也包括管理层对外部形势、市场动向、风险因素等内容的主观判断(孟庆斌等, 2017)。因此本文认为，MD&A 能够体现企业对于数字化新兴技术个性化战略关注、应用水平以及前景规划，故尝试在中国背景下分离出其包含的数字化转型信息。

本文对 MD&A 的文本挖掘主要分为以下三个步骤：第一，定义数字化技术词典。目前大部分文献都是基于制造业、服务业构建数字化转型指标及等级评价体系，尚无针对企业层面数字化转型的通用指标(汪洋等, 2022)。数字化转型是一个多维度、多层次的过程，需要随着数字化技术的更新迭代相应作出调整。因此，本着科学性及可持续性的评价原则，本文在已有研究思路的基础上，分析各企业在数字化转型过程中主要应用场景及面临的挑战，结合国家政策语义，筛选出数字化转型关键词。在此基础上，进一步探索性地构建由数字化战略规划、基础设施、管理经营和业务建模四个维度 29 个词语组成的数字化词典，具体如表 1 所示。

表 1 数字化词典

关键词类别	关键词具体内容
数字化战略规划	大数据、数字化、数字经济、数字产业化、企业信息化、互联网 信息化运用、智能主导、数据驱动
数字化基础设施	物联网、云计算、云技术、边缘计算、人工智能、信息化软件、 软件定义、机器学习、数据库、区块链、信息化技术、数据科技
数字化管理经营	数据中心、信息化与系统集成、信息化和智能制造、平台支撑
数字化业务建模	电子商务、信息化系统、数据传输、数据处理、数据分析

第二，对管理层讨论与分析的文本信息进行文本挖掘。从 CNRDS 数据库中搜集 2015 至 2020 年上市公司的 MD&A 文本，剔除金融等非实体行业企业。在 R 语言 Rwordseg 包中补充加载搜狗计算机细胞词库<sup>1</sup>，然后识别 MD&A 语句并进行中文分词。

第三，构建“企业-年度”数字化转型指标。本文构建数字化水平的代理变量 *treat\_time*，以 MD&A 文本中是否出现数字化词典中词汇作为衡量，若企业管理层对数字化技术有过讨论，则可以说明企业整体对数字化转型有着一定的实践意愿且展开了战略部署。

经整理，在本文 MD&A 数据未缺失的 20,496 个样本中，样本区间内至少提及 1 次

<sup>1</sup> 搜狗输入法词库：<https://pinyin.sogou.com/dict/cate/index/96>

数字化技术的有 9,567 个，涵盖 76 个细分行业。各年的数字化转型企业数量、行业涉及面均存在不同程度的增长，表现出数字化转型与企业融合的宏观发展态势。

### 3.1.5 控制变量

本文参照现有数字化转型微观经济后果的有关文献(何帆和秦愿, 2019; 罗进辉和巫奕龙, 2021; 吴非, 2021)，控制其他可能影响企业绩效的因素，选取企业规模 (*Size*)、资产负债率 (*Lev*)、成长能力 (*Grow*)、两职合一 (*Duality*)、董事会规模 (*Board*)、独立董事占比 (*Indb*)、股权集中度 (*Top1*)、上市年限 (*Age*)、产权性质 (*SOE*) 作为控制变量，测度方法均遵循现有文献惯例。此外，研究表明微观层面企业数字化转型效力的发挥需要外部技术作为基础支撑(吴非, 2021)，因此本文认为数字化发展水平与企业业绩之间的关系将受当地经济发展状况的影响，故将以往研究未注意到的区域经济水平 (*GDP*) 作为控制变量纳入多期 DID 中。本文涉及的被解释变量、主要解释变量及控制变量的定义及度量方法如表 2 所示。

表 2 变量定义及度量方法

变量名	变量定义
<i>ROA</i>	短期业绩水平，净利润/年末总资产
<i>TobinQ</i>	长期业绩水平，市场价值/重置成本
<i>Treat_time</i>	数字化转型，虚拟变量，若 MD&A 出现数字化词典中词汇则取 1，反之为 0
<i>Size</i>	企业规模，年末公司总资产的自然对数值
<i>Lev</i>	资产负债率（即企业的财务杠杆），年末总负债/总资产
<i>Grow</i>	成长能力，(当年营业收入-上年营业收入) /上年营业收入
<i>Duality</i>	两职合一，若董事长和总经理由同一人兼任则赋值为 1，否则为 0
<i>Board</i>	董事会规模，董事会人数的自然对数值
<i>Indb</i>	独立董事占比，独立董事人数/全董事人数
<i>Top1</i>	股权集中度，第一大股东的持股比例
<i>Age</i>	上市年限，截止当年公司上市年限的自然对数值
<i>SOE</i>	产权性质，若为国有企业则赋值为 1，否则为 0
<i>GDP</i>	区域经济水平，企业所在地区 GDP（亿元）的自然对数值

### 3.2 实证结果

图 2 和图 3 分别展示了以是否进行数字化转型进行分组后，两组样本的长短期绩效的平均水平情况。从短期绩效 ROA 来看，干预组水平普遍高于控制组水平，尤其 2015、2018、2019 三年二者差异最为明显；2020 年或受疫情影响，干预组与控制组 ROA 水平较为接近，数字化转型绩效较低。从长期绩效 TobinQ 来看，干预组与控制组水平较为接近，其中 16、17 年干预组的长期绩效明显高于控制组，15、18 年二者差异不大，且 19、20 年控制组的 TobinQ 平均水平反超干预组，并呈现差异扩大的趋势，这或说明企业数字化转型对企业长期绩效存在负面效应。

从变化趋势来看，无论是短期绩效变量 ROA 还是长期绩效变量 TobinQ，其控制组与干预组的变化趋势基本是相同的。由于 DID 估计有效性的前提是政策实施之前，控制组与处理组需要具备相同的变化趋势，即满足平行趋势假设，因此进一步我们将进行平行趋势检验。

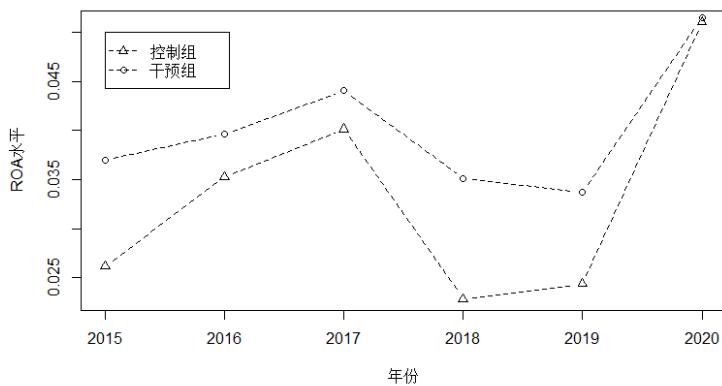


图 2 ROA 水平对比

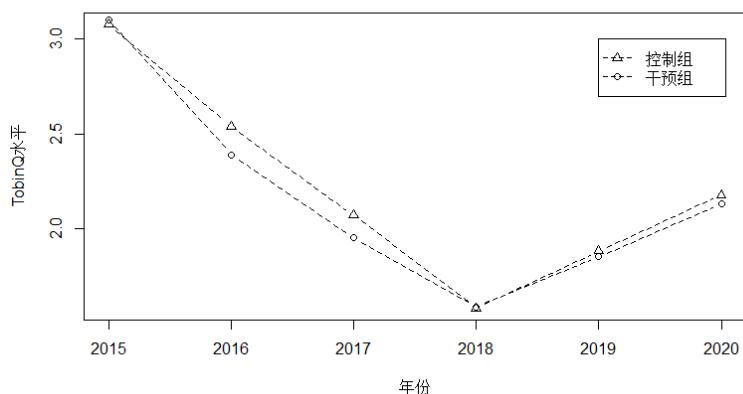


图 3 TobinQ 水平对比

图 4 展示了长短期绩效的平行趋势检验结果，其中  $t$  时刻点为 2015 年（最早政策实施点，也是研究开始时间点），可以看出，在 2015 年之前，长短期绩效的处理效应系数估计值都围绕 0 上下波动，这说明干预组与控制组在政策实施之前的变化趋势基本一致，研究能够满足平行趋势假设的基本条件。

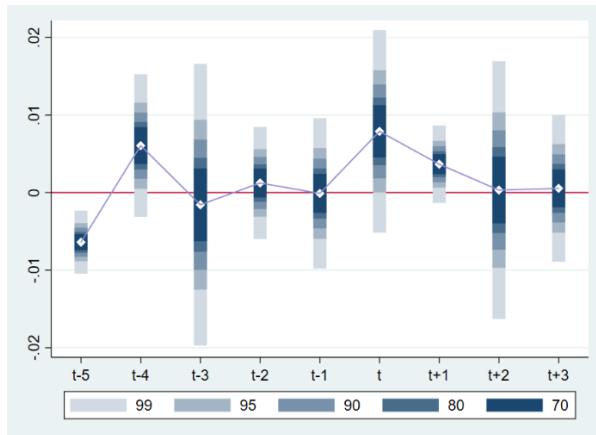


图 4.a 短期绩效

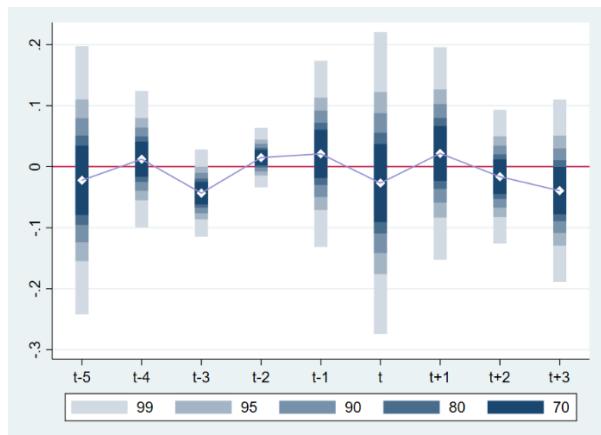


图 4.b 长期绩效

图 4 多期 did 平行趋势检验

表 3 汇报了全样本多期 DID 模型的回归结果，列（1）和（2）、列（3）和（4）分别列示了数字化转型对企业短期、长期盈利能力的影响。

具体而言，列(1)和列(2)中的数字化转型政策变量 *treat\_time* 的系数分别为 0.00328 和 0.00216，且二者均在 10% 的显著性水平下与企业资产收益率 ROA 正相关，说明在控制其他变量不变的情况下，企业管理层对数字技术的关注能够促进企业短期盈利能力的提升。列 (3) 和列 (4) 为企业数字化转型对企业长期绩效的影响，*treat\_time* 变量的回归系数分别为-0.0287 和-0.0154，二者均为负数，与短期绩效的回归结果正好相反。虽然两系数均不显著，但负数的结果也在提示，在其他条件相同的情况下，企业数字化转型的决策或许无法为企业提升长期绩效。

表3 多期 DID 回归结果

	(1) ROA	(2) ROA	(3) TobinQ	(4) TobinQ
<i>treat_time</i>	<b>0.00328*</b> (0.00135)	<b>0.00216*</b> (0.00128)	<b>-0.0287</b> (0.0228)	<b>-0.0154</b> (0.0214)
<i>Size</i>		0.0325*** (0.00383)		-0.798*** (0.0621)
<i>Lev</i>		-0.133*** (0.0153)		-0.803*** (0.208)
<i>Grow</i>		0.0244*** (0.00158)		0.0114 (0.0238)
<i>Duality</i>		0.00271 (0.00256)		-0.0932* (0.0389)
<i>Board</i>		0.00505 (0.0115)		-0.138 (0.164)
<i>Indb</i>		-0.0254 (0.0274)		-0.326 (0.413)
<i>Top1</i>		0.0574*** (0.0173)		0.0860 (0.326)
<i>Age</i>		-0.0449*** (0.00504)		0.838*** (0.116)
<i>SOE</i>		-0.00921 (0.00678)		-0.242** (0.0880)
<i>GDP</i>		-0.00943* (0.00428)		-0.0302 (0.0546)
<i>Constant</i>	0.0327*** (0.000620)	-0.0899 (0.0487)	2.148*** (0.0105)	7.740*** (0.840)
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值数量	14528	14528	14528	14528
R <sup>2</sup>	0.5146	0.5588	0.7503	0.7701

注：\*、\*\*和\*\*\*分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平，括号中为双尾检验的 T 值，且标准误均为企业层面聚类处理后的稳健标准误（下同）。

此外我们也需关注控制变量在模型中的表现情况，这对于探究影响数字化转型微观经济后果的因素也具有一定启示意义。如公司杠杆率 *Lev* 的系数始终显著在 1% 的水平下为负，表明负债程度越高，越不利于发挥数字化转型对企业业绩的赋能作用，在长期来看，此负向作用尤为明显。企业规模 *Size* 在列 (2) 和列 (4) 的系数正负不同，分别

为 0.0325 和 -0.798，且均在 1% 置信度下显著，即企业规模的增大对于企业短期绩效的提升有正向的促进作用，但是对于长期绩效的提升起到了较大的负向作用。这一现象可能由于短期内大型企业较中小企业更具有资源优势，但长期内，过于庞大冗杂的企业组织架构很可能导致数字化对生产关系的变革能力被削弱，而中小型企业由于体量小、组织关系灵活，更能适应数字化时代网络化的结构特征。与企业规模类似的，企业上市年限 *Age* 表现为短期绩效模型系数为负，长期绩效模型系数为正，这表明上市年限长的企业在短期的探索阶段可能存在数字化转型“阵痛期”，但长期而言，更丰富的市场经验将使企业具有更强的数字化适应能力和更高的转型效益。

本节进一步对短期成熟度的表现进行机制分析，由于短期被解释变量总资产收益率由净利润与总资产的比值可得，因此本节分别将净利润与总资产作为被解释变量进行回归，探究数字化转型对两者的作用差异，进而明确数字化转型决策的作用机制。在主回归中，总资产作为解释变量参与了多期双重差分的模型建立，在控制企业的总资产不变的基础上，总资产收益率发生了提升，表明净利润的提升或许是总资产收益率提升的关键，本节的机制分析将对这一猜想进行验证。

表 4 为机制检验结果，列（1）和列（2）的被解释变量分别为净利润以及总资产，两组回归均进行了首尾 5% 的缩尾处理。回归结果显示，列（1）中数字化水平变量 *treat\_time* 在 10% 显著性水平下显著，而该变量在列（2）不显著。这一结果表明，企业在进行数字化转型过程中，短期内由于数字化系统、数字化设备等技术的引入，提升了短期净利润的水平，而固定设备的投入在财务报表中，并不能改变总资产的水平，因此列（2）中 *treat\_time* 变量系数不显著。

表 4 机制检验结果

	(1)	(2)
	Ni	Size
<i>treat_time</i>	<b>12.52*</b> (7.773)	<b>0.00668</b> (0.00693)
<i>Lev</i>	-201.8* (89.06)	1.396*** (0.101)
<i>Grow</i>	252.6*** (12.28)	0.174*** (0.0136)
<i>Duality</i>	-4.386 (12.01)	0.00114 (0.0133)
<i>Board</i>	245.9*** (74.42)	0.437*** (0.0737)
<i>Indb</i>	480.2** (180.8)	0.173 (0.156)
<i>Top1</i>	427.8** (149.7)	0.332 (0.208)
<i>Age</i>	-106.9*** (32.27)	0.422*** (0.0354)
<i>SOE</i>	-45.41* (22.69)	0.0555 (0.0386)
<i>GDP</i>	20.94 (24.72)	0.149*** (0.0367)
<i>Constant</i>	-424.3 (299.6)	5.211*** (0.364)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	14528	14528
R <sup>2</sup>	0.8377	0.9661

### 3.3 内生性问题的处理

国家自 2021 年倡导发展数字经济以来,企业纷纷投入到了数字化转型的浪潮之中。但这一倡导并未形成法律效应或行业规范,对上市公司也未形成强制的约束力,上市公司是否进行数字化转型属于自愿性的市场行为,因此在数字化转型与企业的长短期绩效之间或存在互为因果的关系,即数字化进程会影响企业的长短期绩效,但同时高绩效的企业会更倾向于进行数字化转型。为了解决上述问题,本文采用了倾向得分匹配法对样本进行匹配,通过 PSM 计算倾向匹配得分,从控制组中找出和干预组最为接近的样本,

保证控制组与干预组样本的协变量水平较为接近，实现了“匹配”的思想，模拟了一个“准自然实验”，来检验数字化转型行为对于企业绩效的干预效果。在匹配的基础上再次拟合多期双重差分模型。

本文结合上节控制变量的选取，进一步使用 Logit 模型估计了各样本的倾向匹配得分。从表 5 和表 6 中可以观察到短期与长期平均干预效应的估计值，使用 PSM 估计的干预组的短期平均干预效应为 0.0387，高于控制组，且差分的平均干预效应在 10% 的显著性下显著为正；长期平均干预效应为 2.0807，低于控制组，差分的平均干预效应不显著，这一结论与主回归多重差分模型的结论较为吻合。

表 5 短期数字化成熟度干预组与控制组平均干预效应

变量	样本	干预组	控制组	差分	标准差	T 值
ROA	<i>Unmatched</i>	0.0386	0.0305	0.0082	0.00115	7.17
	<i>ATT</i>	0.0387	0.0359	0.0028	0.00156	1.76
	<i>ATU</i>	0.0306	0.0362	0.0056		
	<i>ATE</i>			0.0043		

表 6 长期数字化成熟度干预组与控制组平均干预效应

变量	样本	干预组	控制组	差分	标准差	T 值
TobinQ	<i>Unmatched</i>	2.0806	2.1971	-0.1165	0.02426	-4.80
	<i>ATT</i>	2.0807	2.1087	-0.0279	0.03207	-0.87
	<i>ATU</i>	2.1950	2.0804	-0.1147		
	<i>ATE</i>			-0.0747		

在对匹配前后平均干预效应进行了解后，本文进一步对匹配质量进行了检验，从平衡性假设检验与共同支撑假设两个角度评价模型匹配的质量。

本文表 7 与图 5 展示了 PSM 匹配的平衡性假设检验结果，该检验的目的主要在于检验匹配前后干预组与控制组的控制变量间是否存在显著差异。从表 6 的结果来看，企业成长性、董事会规模、独立董事占比、股权集中度、产权性质等 5 个变量在匹配前后的 p 值都是无法拒绝样本间无显著差异这一假设，因此在本章后续重新拟合的多期双重差分中，将不再考虑上述变量，采用企业规模、资产负债率、两职合一、企业年限、区域经济水平等变量作为控制变量进行建模。

图中也能观察到多数变量的标准差均缩小，且均小于 10%，其中地区经济水平、企业年限、资产负债率等变量的缩小幅度较大，表明 PSM 匹配的方法是较为有效的。匹配后的大部分变量没有显著差异，本文后续可以使用多期双重差分模型进行建模。

表 7 控制变量差异性检验

变量	是否匹配	Mean		%reduct	t-test	
		干预组	控制组		bias	t
Size	U	8.5397	8.4897	3.9		2.34
	M	8.5392	8.5633	-1.9	51.8	-1.08
Lev	U	0.04923	0.06373	-17.1		-10.25
	M	0.04923	0.05119	-2.3	86.5	-1.46
Grow	U	0.18245	0.18182	0.1		0.09
	M	0.18248	0.18591	-0.8	-440.0	-0.47
Duality	U	0.29733	0.27794	4.3		2.59
	M	0.29737	0.28422	2.9	32.1	1.68
Board	U	2.2319	2.2311	0.4		0.27
	M	2.2319	2.2322	-0.2	59.6	-0.10
Indb	U	0.37714	0.3767	0.8		0.50
	M	0.37715	0.37742	-0.5	38.3	-0.29
Top1	U	0.33714	0.33586	0.9		0.54
	M	0.33714	0.33754	-0.3	68.5	-0.16
Age	U	2.2667	2.3837	-17		-10.28
	M	2.2669	2.2584	1.2	92.7	0.72
SOE	U	0.32407	0.3359	-2.5		-1.52
	M	0.32412	0.31215	2.5	-1.3	1.50
GDP	U	6.9127	6.7546	15.4		9.29
	M	6.9125	6.9194	-0.7	95.7	-0.40

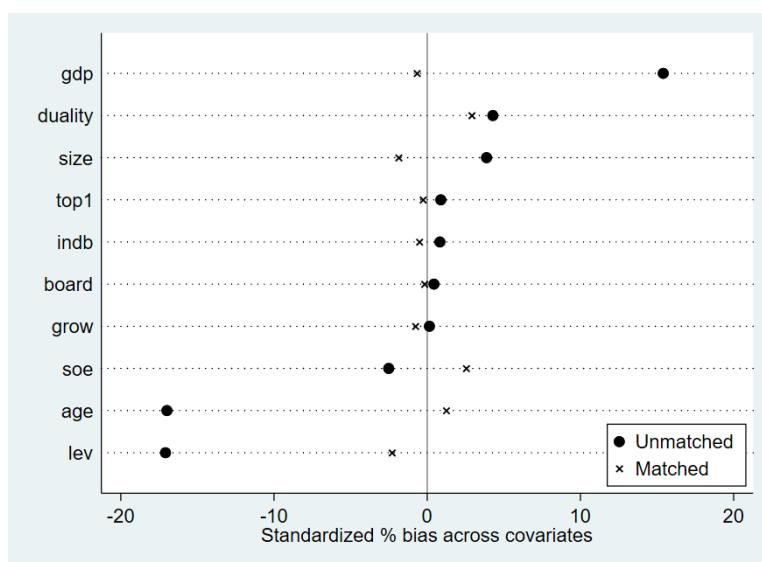


图 5 平衡性假设图

表 8 展示了共同支撑假设检验的结果，该结果主要用于检验干预组与控制组样本的倾向得分值大部分处于共同范围内。结果表明干预组中只有 1 个样本在共同取值范围之外，其余 6766 个样本均在共同取值范围之内；在控制组中，6 个样本处于取值范围外，7931 个样本处于取值范围之内。最终不在共同取值范围内的样本综述仅有 7 个。不在范围内的样本数量占总样本量的不足 1%，因此这一结果表明共同支撑假设是成立的。

综上，经过 PSM 匹配后的样本有较高的质量，较好地满足了平衡性假设与共同支撑假设，因此在筛选部分控制变量的基础上，利用该样本进行多期双重差分模型是较为可靠的。

表 8 共同取值范围结果表

	不在范围内	在范围内	总计
控制组	6	7931	7937
干预组	1	6766	6767
总计	7	14697	14704

在对原始样本进行匹配之后，本文进一步进行了多期双重差分回归，回归结果详见表 9。从回归结果中可以看到，政策变量 *treat\_time* 在短期平均效应模型中仍保持正向显著，在长期平均效应模型中负向不显著，这一结论与主回归的结论保持一致，其余控制变量在方向与显著性上也均与主回归结果一致，再次说明数字化转型决策对于企业短期绩效是有着正向的促进作用的，且企业可以通过扩大企业规模、降低资产负债率等方式提升自身的短期绩效，增强短期数字化转型成熟度。

表 9 匹配后多期双重差分回归结果

	(1) ROA	(2) TobinQ
<i>treat_time</i>	<b>0.00240*</b> (0.00131)	<b>-0.0146</b> (0.0214)
<i>Size</i>	0.0425*** (0.00382)	-0.795*** (0.0627)
<i>Lev</i>	-0.141*** (0.0155)	-0.880*** (0.203)
<i>Duality</i>	0.00221 (0.00265)	-0.0915* (0.0387)
<i>Age</i>	-0.0499*** (0.00525)	0.824*** (0.115)
<i>GDP</i>	-0.00949* (0.00443)	-0.0310 (0.0547)
<i>Constant</i>	-0.140*** (0.0379)	7.273*** (0.658)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	14520	14520
R <sup>2</sup>	0.5399	0.7696

### 3.4 本章小结

本章首先对于企业数字化转型成熟度进行了定义，接下来通过自主构建数字化词典，对上市公司管理层讨论与分析（MD&A）信息进行文本挖掘，构建企业数字化转型变量衡量企业管理层对于数字化转型的讨论及企业实施情况。在此基础上，本章以企业短期绩效总资产收益率 ROA 以及长期绩效托宾 Q 值 TobinQ 作为因变量，以企业数字化转型变量作为政策冲击的虚拟变量，以资产负债率、企业成长能力、产权性质、上市年限、股东特征等作为控制变量，采用多期双重差分模型对企业数字化转型成熟度的平均效应进行了测度。结果表明，实体企业的短期数字化转型较为成熟，而在长期数字化转型方面存在负面但并不显著的影响，该结果通过了平行趋势检验。为了减轻变量自选择带来的影响，本文采用了 PSM 方法对样本进行了倾向得分匹配，在样本匹配后再次拟合了多期双重差分模型，结果仍旧支持上述结论。

本章进一步对短期数字化转型成熟度结果进行了机制分析，以企业净利润与企业规模分别作为因变量进行了多期双重差分建模，结果表明，企业在进行数字化转型决策后，

通过降低管理费用、提升净利润值的路径进而提升了企业的总资产收益率，由于当前数字化转型方式多通过增加数字化、信息化设备等方式进行，故企业的资产规模并未因此产生改变。在此基础上，后续章节将利用相同数据进行企业数字化转型成熟度的个体效应测度。

## 第4章 数字化转型成熟度的个体效应测度

通过前文对数字化转型成熟度的平均效应测度，可以了解到截至 2020 年，企业短期数字化转型成熟度较高，但长期数字化转型成熟度则表现出负向不显著的特点。多期双重差分模型的缺陷在于，一方面研究者仅能了解到政策实施到研究范围最后一期（即 2020 年）的总体效应，对于研究范围内的年份缺乏观察，另一方面研究者仅能得到对于全体样本的数字化成熟度的平均测度，缺乏个体维度、行业维度的数字化转型成熟度的测度。企业作为我国经济发展的微观主体，急需在个体层面上加强对自身数字化转型成熟度的认识。因此本章尝试构建因果森林模型，以对企业数字化转型成熟度的个体效应进行测度，模型的变量选取与第 3 章相同，此外本章模型中自变量与因变量均为同期数据，在建模过程中为了降低模型随机性带来的影响，采取了模型参数调整、十折交叉验证等方法进行了调整。在测度结果的基础上，针对不同成熟度、产权性质的企业进行异质性分析。

### 4.1 因果森林方法

因果森林方法是基于随机森林的一类改进方法，可以视作机器学习技术在因果推断题上的直接应用（Athey et al.,2019；Wager & Athey,2018）。该方法在协变量与因变量的基础上增加了干预变量  $W$  衡量样本在当期是否受到政策干预，在模型拟合方面，因果森林方法所拟合的因变量变为干预变量  $W$  对因变量  $Y$  的干预效果。整体来看，因果森林方法较好地契合了本章的研究目的，一方面契合本文对企业数字化成熟度的定义——数字化转型对于企业绩效的干预效果，另一方面，该方法能够对每个样本的干预效果进行估计，并解决本章对于个体效应测度的需求。

具体而言，因果森林方法的最大特点是修改了树节点分类规则，在节点分叉、模型拟合和处理效应估计三方面与传统随机森林具有较大区别（胡安宁，2021）。在节点分叉方面，若以  $P$  表示母节点，其分叉生成的子节点分别为  $C_1$  与  $C_2$ ，则在传统的随机森林或二叉树模型中，对子节点的估计值分别为  $\widehat{\mu}_{C_1}$  与  $\widehat{\mu}_{C_2}$ ，判断是否继续分叉的依据可以是分叉后每个子节点内部对  $Y$  的估计误差，若假设两个子节点中样本量分别为  $n_{C_1}$  与  $n_{C_2}$ ，处于两个子节点中的分析对象  $Y$  的观测值分别为  $Y_{C_1}$  与  $Y_{C_2}$ ，则两个子节点的估计误差分别为  $\sum_{i=1}^{n_{C_1}}(Y_{iC_1} - \widehat{\mu}_{C_1})^2 / n_{C_1}$  和  $\sum_{i=1}^{n_{C_2}}(Y_{iC_2} - \widehat{\mu}_{C_2})^2 / n_{C_2}$ 。如果将两节点中个体比例表示为  $P_{C_1}$  与  $P_{C_2}$ ，则应表示为  $P_{C_1} = \frac{n_{C_1}}{n_{C_1} + n_{C_2}}$  和  $P_{C_2} = \frac{n_{C_2}}{n_{C_1} + n_{C_2}}$ ，节点分叉后的总误差为：

$$\begin{aligned}
err(C_1, C_2) &= P_{C_1} \sum_{i=1}^{n_{C_1}} (Y_{iC_1} - \widehat{\mu}_{C_1})^2 / n_{C_1} + P_{C_2} \sum_{i=1}^{n_{C_2}} (Y_{iC_2} - \widehat{\mu}_{C_2})^2 / n_{C_2} \\
&= \sum_{j=1,2} P_{C_j} \frac{\sum_{i=1}^{n_{C_j}} (Y_{iC_j} - \widehat{\mu}_{C_j})^2}{n_{C_j}}
\end{aligned} \tag{4-1}$$

从总误差公式来看，上述分叉标准要求组内方差最小化。因果森林方法与之相比的主要区别在于叶节点处估计值变为叶内样本的因果效应 $\widehat{\tau}_{c_1}$ 和 $\widehat{\tau}_{c_2}$ 。此处因果效应的计算方法为：每个节点内部干预组样本的均值减去控制组样本的均值，因此需要保证每一个叶节点内均含有控制组与干预组样本。此时在决定节点是否继续分叉时，所采用的标准就不再基于节点内部方差最小，而是节点间变异最大，即希望以节点之间干预效果的彼此差异最大化。具体公式见下式：

$$MSE_{\mu}(S^{te}, S^{est}, \Pi) \equiv \frac{1}{\#(S^{te})} \sum_{i \in S^{te}} \left\{ (Y_i - \widehat{\mu}(X_i; S^{est}, \Pi))^2 - Y_i^2 \right\} \tag{4-2}$$

也可简写为下式，其中 $E(\widehat{\tau}_{C_j})$ 表示不同节点干预效果的期望值。

$$err_{causal}(C_1, C_2) = \sum_{j=1,2} P_{C_j} \left( \widehat{\tau}_{C_j} - E(\widehat{\tau}_{C_j}) \right)^2 \tag{4-3}$$

对于该表达式，Athey 等人证明：

$$err_{causal}(C_1, C_2) = C - E \left( \frac{n_{C_1} n_{C_2}}{n_{C_1} + n_{C_2}} (\widehat{\tau}_{c_1} - \widehat{\tau}_{c_2})^2 \right) + \varepsilon \tag{4-4}$$

其中 $C$ 为常数项， $\varepsilon$ 为随机扰动项。根据证明，最小化 $err_{causal}(C_1, C_2)$ 等价于最大化 $\frac{n_{C_1} n_{C_2}}{n_{C_1} + n_{C_2}} (\widehat{\tau}_{c_1} - \widehat{\tau}_{c_2})^2$ ，即两节点之间估计的处理效应应当彼此差异最大化，这也是该方法处理效应异质性的直接表达。

在模型拟合阶段，和传统随机森林相比，因果随机森林在模型拟合方面可以选择诚实算法(honesty)。在传统随机森林算法中，数据分为训练组(training)和测试组(testing)，其中训练组用来建立一系列的树模型和估算节点中 $Y$ 的估计值 $\widehat{\tau}$ ，而测试组则是用新的数据来对模型进行应用。但是在因果随机森林中，诚实算法要求构建树模型和估计 $\widehat{\tau}$ 分开

进行。也就是说，训练组数据进而分为两部分，一部分用于构建树模型(仍旧称为训练组)，一部分用于计算节点内部的处理效应 $\hat{\tau}$ (可以被称为估计组)。这样做的好处在于减少 $\hat{\tau}$ 的估计误差。在实际操作中，研究人员可以自行选择是否采用诚实算法。这是因为尽管诚实算法有其优势，但是在使用的过程中，训练组数据要分割使用，因此会压缩树模型的训练数据集。

在处理效应估计上，基于一系列的树模型(或者森林)，最后一步是对处理效应进行估计。如果有新的观测对象(即没有用于树模型拟合和 $\hat{\tau}$ 估计的新的数据)，基于其背景特征 $C$ ，可以用因果随机森林来估计某一处理变量对于这一观测对象的 $Y$ 的处理效应。具体而言，对于这个新的分析对象 $i$ ，我们可以根据因果随机森林中一系列的树模型计算训练组中的所有数据点和 $i$ 同分到一个节点的频数。频数越高的人(如个体 $j$ ) 和个体 $i$ 的背景越接近，自然我们就应当在计算针对 $i$ 的处理效应的时候赋予 $j$ 更大的权重。如果没有新的测试数据，可以采用包外(out-of-bag)估计来计算权重。

综上所述，可以较为清晰地看到，与随机森林算法在模型拟合中输出个体的拟合值不同，因果森林算法计算出的拟合值为该样本的干预效果。由于因果树中每个叶节点保证均存在控制组与干预组样本，且将二者的平均干预效果作为叶节点值，当多棵树集合成森林时，单个样本的拟合值为它所在不同树的不同叶节点值的均值，相当于通过算法为其“匹配”了一个协变量水平近似的“反事实结果”，并求解了二者的因果效应。结合企业数字化转型成熟度的定义，因果森林算法输出的拟合值很好地符合了“企业数字化转型的现状、完成程度”的含义，因此选择该输出结果定义企业数字化转型成熟度。

## 4.2 实证结果

### 4.2.1 描述性统计

本章构建了因果森林模型测度企业数字化转型成熟度的个体效应，图 6 展示了长期及短期企业数字化转型成熟度个体效应的分布图，并根据是否进行了数字化转型进行了分组展示。从图中可以看出，首先无论是长期还是短期的数字化转型成熟度个体效应，均存在尖峰的分布特征。具体对两类成熟度而言，短期数字化成熟度中干预组的峰度要大于控制组的峰度，表明干预组的短期数字化成熟度相对而言分布更为集中，且分布图中绝大部分面积在 0 以上，表明对于研究样本而言，短期数字化转型成熟度较高；对于长期数字化成熟度而言，首先干预组与控制组的分布差异不明显，且整体分布呈现一定的右偏分布，从分布图中也可观察到，小于 0 的图像面积较大，表明对于研究样本而言，长期数字化转型成熟度较低，这一结论也与前文成熟度的平均效应测度结论较为吻合。

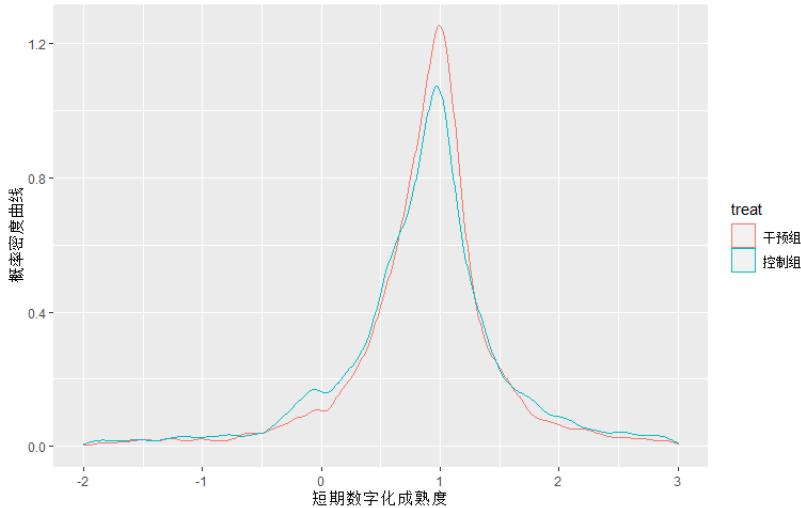


图 6.a 短期数字化转型成熟度

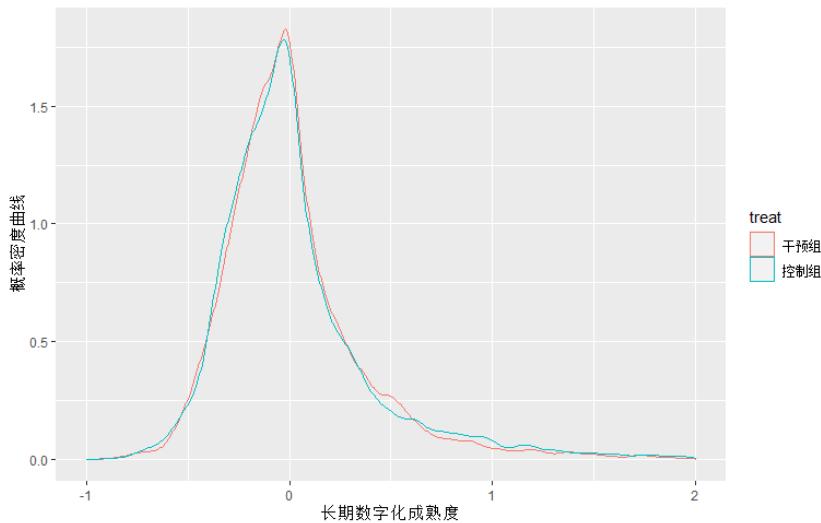


图 6.b 长期数字化转型成熟度  
图 6 数字化成熟度个体效应分布图

图 7 展示了数字化成熟度个体效应年度分布图, 从图中可以看出长期与短期的数字化转型成熟度的分布在不同年份存在着较大的差异。具体而言, 对于短期数字化成熟度来说(图 6.a), 研究范围内的不同年份在分布上没有较大差别, 分布形态、峰度、偏度、均值等数据均较为类似, 且均值都在 1 左右。这表明在研究范围内, 各年度的短期数字化转型都较为成熟。对于长期数字化成熟度来说(图 6.b), 不同年份成熟度分布情况差异较大, 首先从均值来看, 2015、2019、2020 年的均值大于 0, 2016、2017、2018 年的均值小于 0, 且从数值上看均值均在 [-0.5, 0.5] 区间, 相比短期数字化成熟度而言数值较低; 从峰度的角度来看, 2016、2017、2019、2020 年的峰度较大, 分布图的尖峰特征较为明显, 2017 年存在一定的双峰特征, 而 2015 年的峰度最小, 数据聚集情况最差; 从偏度

的角度来看，全部年份均存在右偏分布特征，表明数据存在较多的极大值，长期数字化成熟度发展较不乐观。

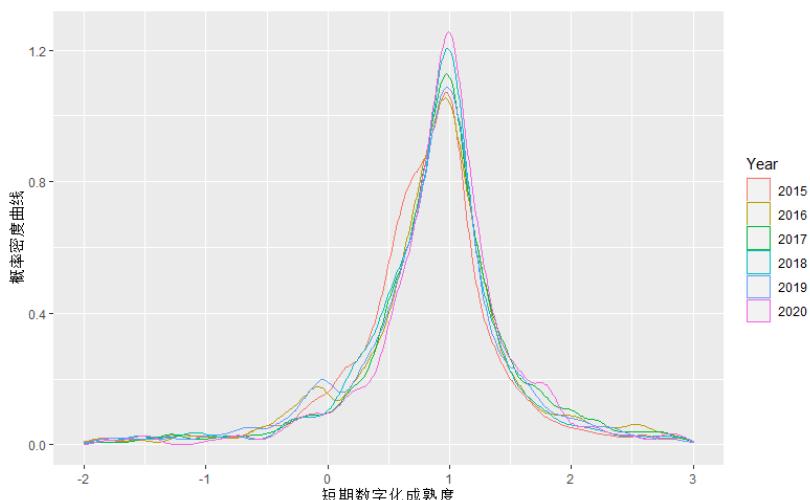


图 7.a 短期数字化转型成熟度

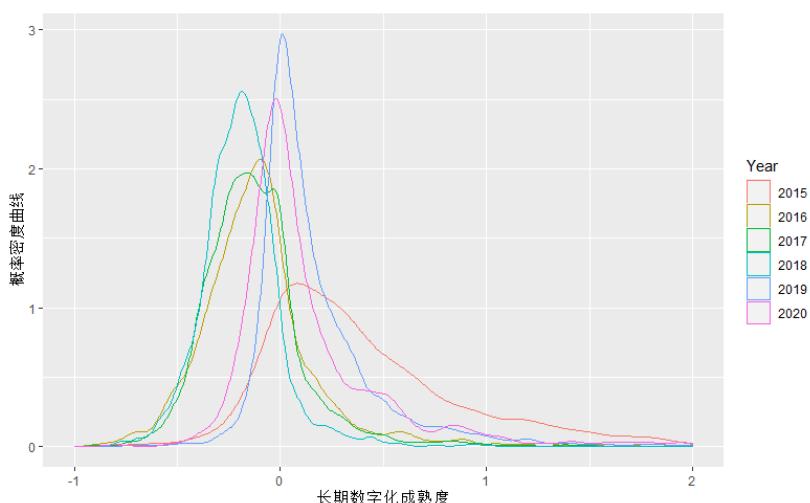


图 7.b 长期数字化转型成熟度

图 7 数字化成熟度个体效应年度分布图

#### 4.2.2 异质性分析

在对数字化成熟度的个体效应进行描述性统计之后，本小节将从产权性质展开异质性分析。图 8 展示了成熟度个体效应的不同产权分布，对于短期成熟度而言，非国有企业的成熟度峰度相对更低，国有企业在 1 附近的聚集度更高，且在 0 附近存在一个峰值；对于长期成熟度而言，不同产权性质的企业分布差异较大，国有企业呈现峰度较大且右偏的分布特征，而非国有企业相对而言峰度更低，厚尾的性质更为明显。

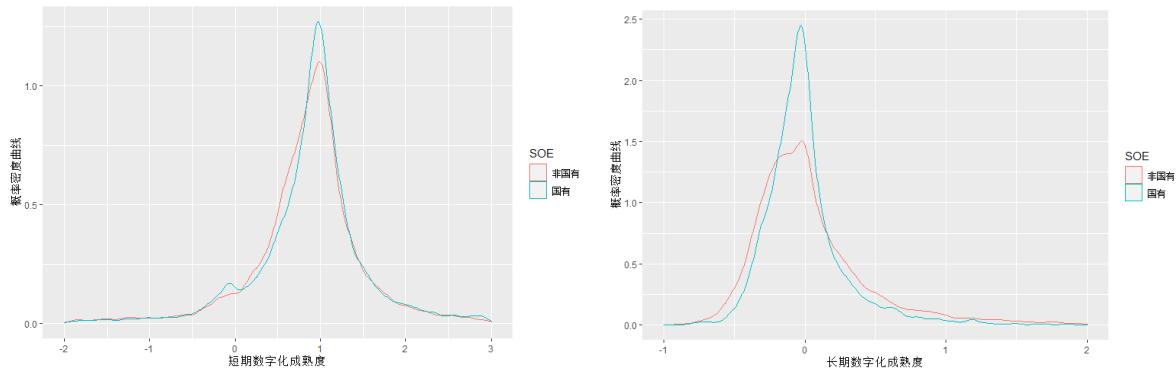


图 8.a 短期数字化转型成熟度

图 8.b 长期数字化转型成熟度

图 8 数字化转型个体效应产权分布

图 9 展示了成熟度个体效应的不同区域分布，对于短期成熟度而言，东部地区企业分布较为集中，而中西部地区企业在分布上不存在明显差异，表明东部地区数字基础建设情况较好，该地区企业转型门槛较低，但转型成熟度尚未领先于全国水平。从长期成熟度来看，全国所有企业的成熟度分布没有较大差异，表明目前上市公司对于长期的数字化转型方向及方法尚无定论，未来仍需结合自身优势及地区特点制定行之有效的转型方案。

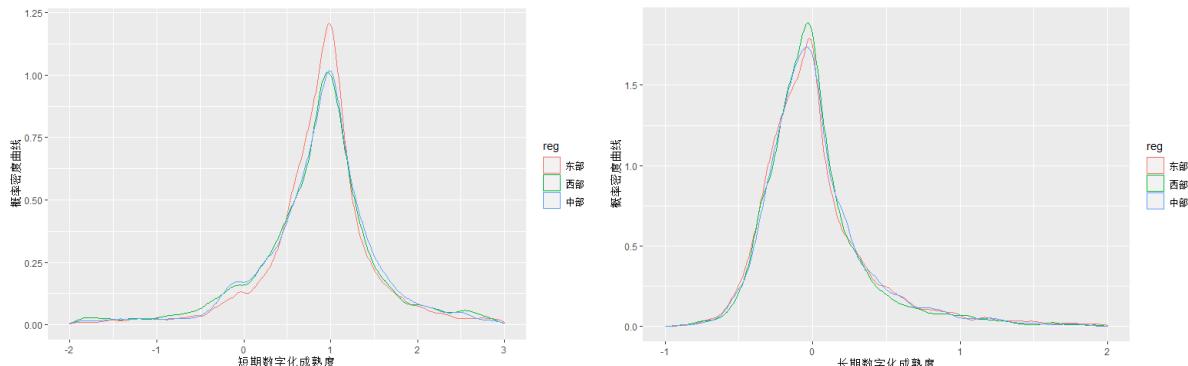


图 9.a 短期数字化转型成熟度

图 9.b 长期数字化转型成熟度

图 9 数字化转型个体效应地区分布

#### 4.2.3 变量重要性分析

在 4.2.1 节中，本文利用因果森林方法对上市公司长短期数字化转型成熟度的个体效应进行了测度，因果森林模型与其他森林类模型类似，能够通过统计协变量在不同树中被挑选作为分叉节点的次数，用以表明该变量在整个模型中的重要性。因此本节对 2015-2020 年共 12 个因果森林模型分别绘制了变量重要性排序柱状图，分析逐年模型中不同变量的重要程度。本文选取 2015 年长短期变量重要性排序图为例进行说明，其余

年份图表详见附录。

总体来看在不同年份、不同因变量的模型中，企业规模、成长性、股权集中度、区域经济水平、资产负债率等变量重要性较高，表明对于上市公司而言，经营情况决定数字化成熟度的情况是普遍存在的。企业成长性变量 *grow* 与企业规模变量 *size* 在 12 个模型中均处于重要性前三位的位置，尤其在长期成熟度的变量重要性排序中，其中 5 年的模型企业规模变量均处于第一名的位置，说明企业数字化转型对企业而言是一项长期变革，转型过程中需要一定的资本体量作为支撑；在短期成熟度模型中，企业成长性有 3 年的模型位于第一名，说明企业盈利能力对短期内数字化的成熟度有着巨大影响，在企业经营状况不佳时，企业或将更倾向于停止数字化转型变革。此外股权集中度变量 *top1* 也在 11 个模型中处于重要性前三的位置，这表明领导者对于企业的掌控能力也将影响企业数字化转型的成熟度，这一结论无论对于短期或是长期成熟度都成立。

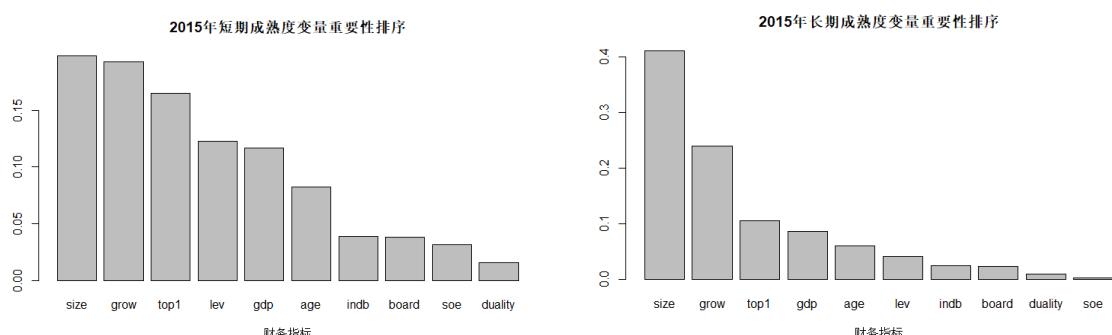


图 10 数字化成熟度变量重要性排序 (以 2015 年为例)

### 4.3 本章小结

本章对上市公司数字化转型成熟度的个体效应进行了测度。首先本章阐述了上市公司数字化转型成熟度个体效应测度的定义并分析了测度个体效应的必要性，其次对于因果森林方法的模型特点与构建进行了说明，最后本章对个体效应的测度结果进行了展示，得到以下结论。总体而言，个体效应的测度结果印证了第 3 章中平均效应的测度结果，即目前上市公司的短期数字化转型成熟度较高，而长期数字化转型成熟度情况尚不明确。在成熟度个体效应的分布方面，干预组与控制组仅在分布的峰度上有所区别，但长期数字化转型成熟度的年份分布差异明显，具体而言，2015、2019、2020 年成熟度较高，而 2016、2017、2018 年的成熟度较低。此外本章还对不同产权性质企业的成熟度进行了探讨，发现国有企业与非国有企业在长期数字化转型成熟度的分布上差异较大。

本节对六组因果森林模型的变量重要性进行了汇报，结果表明无论是长期或短期模型中，企业规模、成长能力以及股权集中度均位于变量重要性前三位。在长期模型中，企业规模变量尤为重要，而在短期模型中，企业成长能力与股权集中度有更为突出的表现。这说明数字化转型对于企业而言，是高水平发展的产物，长期的数字化转型需要较为优秀的盈利能力与企业规模作为支撑，在企业短期利润受损的情况下，企业将更倾向于停止数字化转型的决策。同时对于企业领导者而言，需要增强其对于数字化变革的认识，由领导层积极推进数字化变革，将有助于短期内企业数字化成熟度的提升。

## 第 5 章 数字化转型成熟度影响因素分析

上市公司在对自身数字化成熟度进行了解之后，需要明确自身如何调整经营重心，通过改善数字化投入产出水平，实现数字化成熟度的提升。基于此，本章尝试采用固定效应模型、Tobit 模型等方法对数字化转型成熟度的影响因素进行分析，并根据不同成熟度水平对整体样本进行分组，为企业数字化转型提出更有针对性的建议。

### 5.1 模型和数据

#### 5.1.1 Tobit 模型

在进行回归时，连续型的因变量常因为截断或截堵等问题而出现受限情况，表现为因变量中存在大量 0 值等，在这种情况下采用普通多元回归方法会导致估计量不一致等问题，在处理此类问题时常使用 Tobit 模型。这一模型最早由 Jams Tobin (1958) 在进行家庭消费支出时提出。本章在进行分组回归时，以数字化转型成熟度是否大于零作为标准，对样本进行了分组，因此分组后样本符合截断数据的特点。

以左侧受限数据为例，当受限点为 0，右侧无受限点时，模型设定如下：

$$y_i^* = x_i' \beta + u_i \quad (5-1)$$

$$u_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (5-2)$$

$$y_i = \begin{cases} y_i^* & \text{if } y_i^* > 0 \\ 0 & \text{if } y_i^* \leq 0 \end{cases} \quad (5-3)$$

其中  $y_i^*$  为第  $i$  组样本的受限因变量， $x_i$  为解释变量， $\beta$  为变量参数的向量化表达。

#### 5.1.2 数据说明

在第 4 章中，本文对企业数字化转型成熟度的个体效应进行了测度，但是该个体效应与企业经营的相关关系仍然是未知，因此本章将对第 4 章中测度的数字化成熟度个体效应进行影响因素分析。中国社会科学院大学数字中国研究院与蚂蚁集团研究院在 2022 年 11 月发布的《中小企业数实融合新趋势观察》报告中提到，“实现数字化转型要面临不少困难和挑战，人才、政策、环境、技术与基础设施完善程度等因素，都有可能影响甚至阻碍中小企业的数字化转型”<sup>2</sup>。吴翌琳（2019）构建国家数字竞争力评价体系，对

---

<sup>2</sup> 《中小企业数实融合新趋势观察》：<https://mp.weixin.qq.com/s/vFQvhCK4qIFWc3xNieqUHA>

139个国家(地区)数字竞争力进行了测度,研究结果表明中国数字竞争力位列第二名,且是前十名中唯一的发展中国家。研究还表明,中国的高数字竞争力主要体现在基础设施建设、数据国际影响力、数据资源共享与使用等方面,但数字市场环境与数字安全保障等方面仍与美国存在较大差距。因此本文主要从数字化人才、组织赋能、环境支撑、数字化成果几个方面选取解释变量。

在数字化人才方面,参考重大科技基础设施人力投入(敦帅,2021),将数字化的人力投入分为数字管理人员、数字研发人员和数字技术人员三类。由于目前上市公司尚未对以上三类人员进行针对性的数据披露,本文选取研发人员占比( $Rdp$ )作为数字研发人员的代理变量。在组织赋能方面,本文采用企业截止当年累计参与国家级科技创新基地建设的数量( $Nsti$ )作为代理变量。在环境支撑方面,现有文献多采用行业层面相关数据作为代理变量,如行业发明专利申请量、行业人力资本投入强度等,本文采用城市层面的数据用以表明城市在数字化进程中基础设施的建设情况,因此选取互联网宽带接入用户规模( $Intb$ ),即各城市互联网宽带接入用户数占年末户籍人口数比重作为代理变量。此外,本文还选用了数字发明专利授权量( $Digi$ )作为企业数字化产出的代理变量,加入到回归模型中。

表 10 变量说明表

变量名	变量定义
$Rdp$	研发人员数量占比,研发人员数量占员工总人数的比例
$Digi$	数字发明专利授权量,上市公司本身当年申请的发明专利已授权数量
$Intb$	互联网宽带接入用户规模,各城市互联网宽带接入用户数占年末户籍人口数比重
$Nsti$	参与国家级科技创新基地建设数量,截止当年累计参与国家级科技创新基地建设的数量
$Cash$	现金流,货币资金/总资产
$Mfee$	管理费用率,管理费用/主营业务收入
$Tang$	固定资产比率,固定资产/总资产
$Intang$	无形资产比率,无形资产/总资产
$Sale$	营业收入,从事主营业务或其他业务所取得的对数
$Cost$	主营业务成本,企业销售商品、提供劳务等经营性活动所发生的成本的对数
$Ni$	净利润,企业当期利润总额减去所得税后的金额的对数

本章涉及的被解释变量、主要解释变量及控制变量的定义及度量方法如表 10 所示。除考虑上述变量之外,本文还采用了部分投入产出变量作为控制变量,如现金流(*Cash*)、管理费用率(*Mfee*)、固定资产占比(*Tang*)、无形资产占比(*Intang*)、主营业务收入(*Sale*)、主营业务成本 (*Cost*)、净利润 (*Ni*) 等。

如表 11 所示,本章的被解释变量短期成熟度个体效应 (*RoaFor*) 和长期成熟度个体效应 (*TobinQFor*) 的均值分别为 0.016 和 0.042, 中位数分别为 0.024 和 -0.031, 表明二者分别为左偏分布和右偏分布,在分布特点上与短期绩效 *ROA* 和长期绩效 *TobinQ* 的分布较为类似。本章的主要解释变量数字发明专利授权量 *Digi* 与国家级科技创新基地参与建设量二者中位数均为 0,且二者的均值均小于 0.1,表明实际仅有 10%以下的公司在组织赋能方面实际参与企业数字化转型,并取得一定的数字化成果。对于互联网宽带接入用户规模 (*Intb*) 变量,其均值为 0.504,表明在研究样本所在城市中,过半的家庭均已连接了互联网宽带,这一变量也从侧面证明我国数字化基础建设已取得较高成效。

表 11 描述性统计表

变量名	观测数	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>RoaFor</i>	6,827.000	0.016	0.065	-0.444	0.024	0.176
<i>TobinQFor</i>	6,827.000	0.042	0.402	-0.597	-0.031	1.814
<i>Rdp</i>	6,827.000	0.171	0.142	0.003	0.135	0.711
<i>Digi</i>	6,827.000	0.045	0.263	0.000	0.000	2.000
<i>Intb</i>	6,827.000	0.504	0.258	0.000	0.466	1.578
<i>Nsti</i>	6,827.000	0.057	0.275	0.000	0.000	2.000
<i>Cash</i>	6,827.000	0.175	0.114	0.022	0.147	0.571
<i>Mfee</i>	6,827.000	0.095	0.070	0.011	0.077	0.405
<i>Tang</i>	6,827.000	0.192	0.139	0.003	0.163	0.633
<i>Intang</i>	6,827.000	0.045	0.045	0.001	0.034	0.289
<i>Sale</i>	6,827.000	7.646	1.457	5.037	7.409	12.117
<i>Cost</i>	6,827.000	7.209	1.598	4.093	6.985	11.912
<i>Ni</i>	6,233.000	5.127	1.483	1.692	4.990	9.315

## 5.2 实证结果

### 5.2.1 主回归结果

表 12 展示了本章的主检验结果，列（1）和（2）分别展示了短期数字化成熟度个体效应以及长期数字化成熟度个体效应的影响因素分析。

首先关注回归结果中的解释变量表现，列（2）中数字化人才指标  $Rdp$  的系数为 0.063，且在 10% 置信度下显著，说明在控制其他变量后，企业对于数字化人员的投入有助于企业长期数字化成熟度的发展，但这一效果在企业短期数字化成熟度上并不显著。在数字化产出方面，数字专利发明量  $Digi$  在列（2）中在 1% 置信水平下显著为正，这表明企业对于数字专利发明的重视，有助于为企业累积数字化转型动力，助力企业长期数字化转型成熟度的发展。数字化基础建设变量  $Intb$  的系数在列（1）和列（2）中分别为 0.017 和 0.014，且均在 1% 置信水平下显著，这说明数字化基础设施的建设对于企业无论是长期数字化成熟度还是短期数字化成熟度都有着促进作用，数字化基础设施的建设为企业数字化转型提供了正向促进作用，且这一促进作用对于长期成熟度作用幅度更大。在组织赋能变量  $Nsti$  在列（2）中，系数显著为负，说明企业参与国家级科技创新基地建设无法促使企业数字化转型成熟，这一举动虽为企业带来更高的声望，但实际转型需要更多人力、技术的投入与支持。

此外值得一提的是，模型的部分控制变量也表现出显著的特征，对于探究影响数字化转型微观经济后果的因素也具有一定启示意义。具体而言，管理费用率  $Mfee$  的系数始终在 1% 的显著性水平下为负，表明企业在管理费用上的投入无论是短期还是长期下都将降低企业数字化转型成熟度，这一负向效应在长期成熟度方面尤为明显，说明精简管理在数字化转型过程中的重要意义。净利润变量  $Ni$  在两组模型中均在 1% 置信度下显著为正，且在长期成熟度模型中系数更大，这表明企业数字化转型的成熟程度与企业的经营效益存在较大关联，企业在经营状态较好的前提下能够有更多闲置资金用于进行数字化转型，提升数字化转型成熟度。固定资产比率变量  $Tang$  在列（2）中显著为正，表明上市公司在数字化转型过程中，更多依赖数字化设备建设实施，长期来看，增加公司数字相关固定资产投入将有助于加快企业数字化转型成熟。从经营角度来看，营业收入变量  $Sale$  在两列中系数均显著为正，主营业务成本  $Cost$  则均显著为负，表明企业在数字化转型进程中需要首先注意企业的经营情况，通过主动降低业务成本、提升营业收入进而提高数字化转型的成熟度，进而与数字化转型带来的降费提效作用形成正反馈。

表 12 主回归结果

	(1) RoaFor	(2) TobinQFor
<i>Rdp</i>	0.003 (0.39)	0.063* (1.28)
<i>Digi</i>	0.001 (0.33)	0.029*** (-2.14)
<i>Intb</i>	0.017*** (3.52)	0.014*** (-0.04)
<i>Nsti</i>	0.002 (0.82)	-0.032*** (-2.69)
<i>Cash</i>	-0.030*** (4.29)	-0.191*** (4.21)
<i>Mfee</i>	-0.210*** (-8.39)	-0.043 (-0.40)
<i>Tang</i>	-0.002 (-0.18)	0.211*** (5.75)
<i>Intang</i>	-0.004 (-0.17)	0.013 (0.11)
<i>Sale</i>	0.020*** (4.73)	0.056** (2.51)
<i>Cost</i>	-0.025*** (-6.19)	-0.084*** (-4.07)
<i>Ni</i>	0.003*** (6.35)	0.004*** (6.00)
<i>Constant</i>	-0.063*** (-4.75)	0.201*** (3.12)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	6827	6827
R <sup>2</sup>	0.385	0.308

### 5.2.2 内生性检验

在主回归模型中，误差项 $\varepsilon$ 可能还包含其他同时对数字化转型能力、企业绩效产生影响的不可观测因素，如当地文化习惯、企业创新文化、管理层决策风格等。因此严格的误差项同期外生性假定难以满足，可能造成内生性问题，导致参数估计偏差。为了减少由于内生性问题导致的偏误，本文借鉴何帆和秦愿（2019）、吴非（2021）的研究思路，采用上一期的主要解释变量以及控制变量。

表 13 展示了滞后一期的回归结果，列（1）和列（2）中，数字化人才变量 *Rdp* 在长期数字化成熟度模型中在 10% 的水平下显著为正；数字基础建设变量 *Intb* 均显著为正，且在长期成熟度模型中系数更大；数字化产出变量 *Digi* 在滞后一期回归中，不仅保持了对长期数字化成熟度的显著正向结果，在短期数字化成熟度模型中也表现出了显著正向的结果；组织赋能变量 *Nsti* 在滞后一期回归中仍然对长期数字化成熟度显著为负。总体而言，滞后一期结果表明，在减轻样本内生性问题后，本文结果依然成立。

表 13 滞后一期回归检验结果

	(1) F.RoaFor	(2) F.TobinQFor
<i>Rdp</i>	0.010 (0.88)	0.037* (0.65)
<i>Digi</i>	0.004* (1.53)	0.024* (-1.75)
<i>Intb</i>	0.002*** (0.26)	0.157*** (-3.73)
<i>Nsti</i>	0.004 (1.52)	-0.024** (-2.26)
<i>Cash</i>	0.053*** (5.68)	0.060 (1.24)
<i>Mfee</i>	-0.108*** (-3.48)	-0.485*** (-4.29)
<i>Tang</i>	0.033*** (2.91)	0.119*** (2.84)
<i>Intang</i>	0.006 (0.18)	-0.103 (-0.84)
<i>Sale</i>	-0.004 (-0.73)	0.154*** (4.86)
<i>Cost</i>	-0.002 (-0.56)	-0.135*** (-4.70)
<i>Ni</i>	0.008*** (3.03)	0.017*** (-2.90)
<i>Constant</i>	0.040*** (2.67)	-0.242*** (-4.14)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	4500	4500
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.263	0.270

### 5.3 分组检验

结合第三章中对样本倾向匹配值的估计, 图 11 绘制了数字化成熟度个体效应与倾向值的散点图。绘制此图意在观察数字化成熟度的个体效应随倾向得分变化的趋势, 但是从图中可以看出, 无论是短期个体效应还是长期个体效应, 随着倾向得分的变化, 个体效应值均处于 0 附近, 未呈现出较为明显的正向或负向趋势 ( $P>0.1$ )。说明企业进行数字化转型这一决策与其实际的数字化成熟之间不存在选择效应, 即并非成熟度高的企业更倾向于实施数字化转型决策。

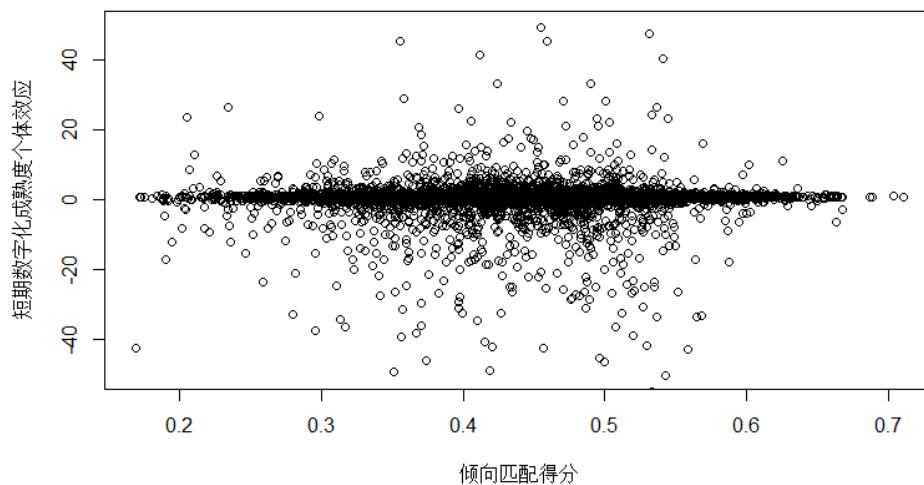


图 11.a 短期数字化成熟度

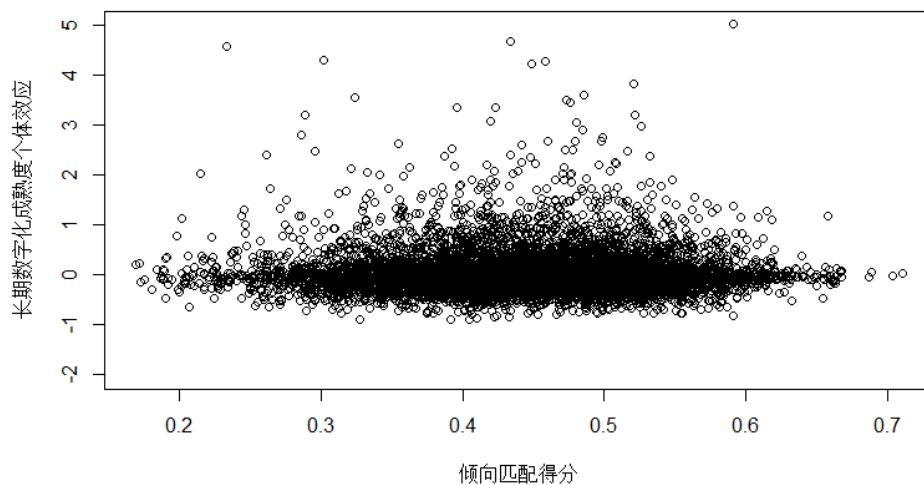


图 11.b 长期数字化成熟度

图 11 数字化成熟度个体效应与倾向值的关系 (局部)

通过前文对企业数字化转型成熟度个体效应测度结果的分析，文章发现无论是干预组还是控制组样本，短期与长期数字化转型成熟度均存在正值与负值，这意味着数字化转型策略并非对全部公司的绩效起到了正向的促进作用，且部分未进行数字化转型的公司已具备较为成熟的转型潜力。因此本小节将对这两类样本进行分组回归，观察不同样本在回归模型中的表现。本小节根据长短期成熟度个体效应值是否大于零以及是否处于干预组两项指标，对全体样本进行了分组，并对每组样本分别进行影响因素分析。进行这一分析是考虑到企业数字化转型的决策与数字化成熟度之间并不一定存在必然的正向关系，因此本节主要目的在于探究处于不同干预阶段、不同数字化成熟度水平的企业群体在影响因素分析上是否存在不同表现。在不同的分组中，本节较为关注干预组成熟度较低的企业以及控制组成熟度较高的企业，因此对二者的回归结果在正文中予以展示分析，其他组的回归结果详见附录，正文中将不予分析。此外，由于本节中数据的分组特点，每组的数据均为截断型数据，即数据中长期（或短期）成熟度大于（或小于）0的数据被人为删除，因此本节中全部模型均采用了 Tobit 模型进行回归。

表 14 展示了数字化转型成熟度较低样本的回归结果。其中干预组短期低成熟度组的样本筛选标准为：首先样本需处于干预组中，即已经实施了数字化转型决策，但短期数字化成熟度较低，即短期成熟度 *RoaFor* 变量小于 0。干预组长期低成熟度的样本筛选标准较为类似，即干预组中长期成熟度变量 *TobinQFor* 变量小于 0 的样本，两个模型的因变量分别为数字化转型短期成熟度与数字化转型长期成熟度。对于此类企业而言，其管理层已经对于数字化转型进行了一定的讨论，但转型成熟度较低，转型效果较差。本文试图从投入产出的角度，为此类企业提供经营建议，助力其高效转型。

从表 14 可知，首先对于短期低成熟度样本而言，样本量仅为 275，表明对于实行了数字化转型决策的企业，极少数会表现出短期数字化成熟度的降低，数字化转型的决策一旦实施，对于短期的数字化成熟度是有较为直接的促进作用的。对比主回归来看，低数字化成熟度样本的分组回归在以下几个方面具有差异。首先对于长期成熟度而言，数字化人才变量 *Rdp* 与数字化基础建设变量 *Intb* 均显著为负，这一结果与主回归中结论明显不同。其次对于管理费用 *Mfee* 而言，回归结果与主回归结果基本一致，但在保持其他变量不变的前提下，低数字化成熟度样本降低管理费用带来的成熟度提升要高于整体样本，这一结论在长期与短期时间维度上均成立。最后在经营情况方面来看，虽然固定资产比率、营业收入、净利润等变量均正向显著，但变量系数均小于主回归。综上来看，长期低成熟度的这部分企业在数字化转型过程中的主要问题不在资源利用与经营问题上，可能与其企业决策、行业特点、组织管理等方面有关，这部分内容有待后续研究。

表14 低数字化成熟度样本分组回归

	干预组短期低成熟度	干预组长期低成熟度
	RoaFor	TobinQFor
<i>Rdp</i>	-0.000 (-0.17)	-0.001** (-2.41)
<i>Digi</i>	0.089 (1.51)	-0.000 (-0.01)
<i>Intb</i>	0.076 (0.54)	-0.082*** (-3.19)
<i>Nsti</i>	-0.019 (-0.11)	0.002 (0.17)
<i>Cash</i>	0.465* (1.78)	-0.006 (-0.21)
<i>Mfee</i>	-0.488** (-2.32)	-0.130** (-2.07)
<i>Tang</i>	0.096 (0.46)	0.089*** (2.73)
<i>Intang</i>	0.498 (0.82)	-0.030 (-0.33)
<i>Sale</i>	0.053 (0.78)	0.035** (2.56)
<i>Cost</i>	-0.085 (-1.28)	-0.015 (-1.15)
<i>Ni</i>	0.001*** (7.00)	0.002** (-2.46)
<i>Constant</i>	-1.397*** (-3.44)	-0.198* (-1.89)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	275	1928

除数字化转型效果较差的部分企业外，本文还注意到部分数字化转型成熟度高预期的企业。这部分企业虽然处于控制组，但数字化转型成熟度大于 0，表明此部分企业虽然尚未进行数字化转型，但具有较高的转型潜质，若能采用适当政策激励其进行转型，并从投入产出角度提出适当建议，则有助于上市公司整体数字化水平的提高，为同类企业转型提供丰富经验。

表 15 展示了数字化转型成熟度较高但尚未进行转型的样本回归结果，其中控制组短期高成熟度组的样本筛选标准为：首先样本需处于控制组中，即尚未实施数字化转型决策，但短期数字化成熟度较高，即短期成熟度 *RoaFor* 变量大于 0。控制组长期高成熟度的样本筛选标准较为类似，选取控制组中长期成熟度变量 *TobinQFor* 变量大于 0 的样本，两个模型的因变量分别为数字化转型短期成熟度与数字化转型长期成熟度。

表 15 数字化转型成熟度高预期样本分组回归

	控制组短期高成熟度	控制组长期高成熟度
	<i>RoaFor</i>	<i>TobinQFor</i>
<i>Rdp</i>	-0.000 (-1.02)	0.006*** (5.11)
<i>Digi</i>	0.006* (-1.89)	-0.040 (-0.44)
<i>Intb</i>	0.003 (0.85)	0.107* (1.66)
<i>Nsti</i>	-0.002 (-1.09)	-0.061 (-1.38)
<i>Cash</i>	-0.005 (-1.07)	0.343*** (3.29)
<i>Mfee</i>	0.022** (1.97)	0.692*** (3.34)
<i>Tang</i>	0.000 (0.09)	0.097 (0.94)
<i>Intang</i>	-0.016 (-1.22)	0.643** (2.01)
<i>Sale</i>	-0.000 (-0.18)	-0.053 (-1.30)
<i>Cost</i>	0.001 (0.48)	-0.018 (-0.48)
<i>Ni</i>	0.003* (1.66)	0.000 (4.83)
<i>Constant</i>	0.017 (1.16)	0.128 (0.29)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	3052	1408

从回归结果来看，短期高预期组在数字化专利发明变量  $Digi$  与净利润变量  $Ni$  上呈现正向显著，表明此类企业若进行数字化转型，通过在短期内大量申请专利发明、提高净利润总量，将有助于短期数字化成熟度的提升。但对于长期高预期组而言结论略有不同，长期高预期组的正向显著项体现在数字化人员比例  $Rdp$ 、数字化基础设施建设  $Intb$ 、现金流水平  $Cash$ 、无形资产比例  $Intang$  等方面，相较于短期高预期组通过快速提升重点数字化指标进而实现短期数字化成熟度的提升，长期高预期组更倾向于打好数字化基础、提升数字化能力进而实现长期的数字化成熟度提升。但结果也显示，无论是短期高预期组或是长期高预期组模型，管理费用变量均表现出正向显著的特点，这与上文低成熟度组的回归结果形成了较为鲜明的对比。

综合来看，具有数字化转型潜力的企业，可分长短阶段制定计划推进数字化进程。从短期来看，市场通常需要通过数字发明专利、企业经营情况等指标进行对企业数字化的程度进行评估，企业可以重点关注数字化资质、经营状态等方面，从而获得市场与投资者的初步认可。打铁还需自身硬，长期来看数字化的成熟度还是决定于企业是否能够具备数字化的硬实力，通过对数字基础的建设、数字化人才的引入才能等真正实现数字化的长效发展，使其真正成为企业的生产力。

#### 5.4 本章小结

本章对于企业数字化转型成熟度个体效应的影响因素进行了分析，关注数字化人才、组织赋能、环境支撑、数字化成果等方面对于企业数字化转型成熟度的影响因素，在控制部分投入产出变量后，利用固定效应模型进行回归。回归结果表明，企业在进行数字化转型时，需要合理调配不同投入产出的要素，注重长短期数字化转型成熟度的合理协调发展。具体而言，首先无论是对于企业长期数字化转型成熟度还是短期数字化转型成熟度，城市层面的信息化基础建设都起到了显著的正向影响；数字化人才的招募、数字化成果的积累仅对于企业长期数字化转型成熟度有显著的正向影响，这一结果表明企业在商讨长期数字化转型问题时，需要较多关注数字化人才以及数字化成果产出的积累，尽管这一投入将会降低短期内数字化转型成熟度的表现，但实证结果表明，该举措对于长期成熟度的正面影响远高于对短期成熟度的负面影响。

实证结果同时表明，企业固定资产比率对于长期及短期的数字化转型成熟度均有显著的正向作用，说明当前企业在数字化转型过程中，基础设备、信息系统、数字化设备等固定资产的投入仍然是转型重点。从管理角度来看，企业需要根据本年度自身经营状况对数字化转型战略及时进行调整，实证结果表明企业的净利润对长期及短期数字化

转型成熟度存在显著正向效应，主营业务收入仅对企业长期数字化转型成熟度有正向促进效应。与此同时，管理费用率对长期及短期数字化成熟度均表现出了显著负向的效应，表明虽然数字化举措在理论上能够为企业带来“降费提效”的效果，但是企业在经营过程中也应当主动降低管理费用，让数字化管理系统拥有更大的发挥空间。为了缓解数据内生性问题，在进行滞后一期回归后，发现上述结果仍然成立。

在主回归的基础之上，本节分组探讨了不同水平数字化成熟度企业的不同表现，利用了 Tobit 模型对于低成熟度组以及预期组分别进行了回归。结果表明，低成熟度企业的主要问题或不在于资源利用与企业经营问题，而是可能与企业决策、行业特点等因素有关。具体而言，对于所有低成熟度组样本，降低管理费用将带来高于整体样本的成熟度提升；对于短期低成熟度组而言，数字化决策的实行会在短期内刺激数字化成熟度的提升；但对于长期低成熟度样本而言，数字化人才与基础设施的引进反而会降低该组样本的长期数字化成熟度。高预期企业可通过短期内发表数字发明专利、改善企业经营状态进而提升短期的数字化成熟度，但长期来看，高预期企业需要具备一定的硬实力，通过提升数字化基础建设水平，制定数字化人才吸引政策等方法实现数字化的行稳致远。

## 第6章 总结与展望

当前我国数字化转型进行得如火如荼，新型数字化技术与实体企业深度融合，企业也急需加深对自身数字化转型进程的了解与认识。在此背景下，本文对企业数字化转型的成熟度进行了测度，并利用固定效应模型分析影响转型成熟度的影响因素，丰富了相关领域的研究成果。本章将梳理和总结本文的主要研究结论，并在此基础上提出相应的政策建议，为促进我国企业数字化进程提供借鉴。

### 6.1 主要结论

本文利用 2015-2020 年沪深 A 股上市公司数据，从平均效应及个体效应两个层面对企业数字化转型成熟度进行了测度，并对数字化转型成熟度的影响因素进行了分析，针对三部分研究内容，得出了以下三方面的结论：

第一，数字化转型对短期成熟度具有显著正向促进作用。从平均效应来看，本文构建的多期双重差分模型结果表明，数字化转型对企业短期绩效的提升具有显著的正向作用。企业在进行数字化转型决策后，通过降低管理费用、提升净利润值的路径提升了企业的总资产收益率，进而提升了企业的短期数字化转型成熟度。由于当前数字化转型方式多通过增加数字化、信息化设备等方式进行，故企业的资产规模并未因此产生改变。这一结论在经过 PSM 样本匹配处理内生性问题、重新拟合多期双重差分模型后，依然成立。从个体效应来说，干预组短期成熟度提升效果更好，聚集程度更高；东部地区企业基础设施情况较好，转型门槛更低，转型效果好于中西部地区，但与中西部地区差异较小，短期成熟度尚未领先全国水平。此外，企业盈利能力对短期内数字化的成熟度有着最为重要的影响，在企业经营状况不佳时，企业或将更倾向于停止数字化转型变革。

第二，数字化转型对长期成熟度没有显著提升。从平均效应来看，数字化转型对企业长期绩效虽有负向作用，但并不显著。从个体效应而言，总体看长期成熟度水平较低，但随时间推移，成熟度的平均水平与聚集程度在逐年改善；不同地区企业的长期成熟度分布没有较大差异，当前上市公司对于长期的数字化转型方向及方法尚无定论，未来仍需结合自身优势及地区特点制定行之有效的转型方案。此外，企业数字化转型对企业而言是一项长期变革，转型过程中需要一定的资本体量作为支撑，因此在实行转型战略前需要对自身资本体量进行充分评估，以确保企业能够进行长效深化转型；企业管理者也应当增强对于数字化变革的认识，形成长期发展理念，坚定信心推进数字化转型。

第三，企业在进行数字化转型时，需要合理调配不同投入产出的要素，注重长、短期数字化转型成熟度的合理协调发展。无论是对于企业长期数字化转型成熟度还是短期

数字化转型成熟度，城市层面的信息化基础建设都起到了显著的正向影响；数字化人才的招募、数字化成果的积累仅对于企业长期数字化转型成熟度有显著的正向影响，企业在商讨长期数字化转型问题时，需要较多关注数字化人才以及数字化成果产出的积累，尽管这一投入将会降低短期内数字化转型成熟度的表现，但该举措对于长期成熟度的正面影响远高于对短期成熟度的负面影响。

低成熟度企业的主要问题或不在于资源利用与企业经营问题，而是可能与企业决策、行业特点等因素有关。具体而言，对于低成熟度企业，降低管理费用将带来高于整体样本的成熟度提升，但数字化决策的实行会在短期内刺激数字化成熟的提升，从长期来看，数字化人才与基础设施的引进反而会降低该组样本的数字化成熟度。对于高预期企业而言，可针对不同时期发展状态，分别制定转型策略以实现企业的成功转型。在短期内，企业可通过发表数字发明专利、改善企业经营状态进而获得准入资质，吸引市场关注；但从长期来看，其需要具备一定的硬实力，通过提升数字化基础建设水平，制定数字化人才吸引政策等方法实现转型的行稳致远。

## 6.2 政策建议

基于上述实证结果，为促进我国企业数字化转型长效有序发展，本文提出如下建议：

### 一、建立健全有关法律法规，加强信息披露

本文实证结果表明，过半上市公司管理层曾就企业的数字化转型进行过讨论，企业的数字化转型已成为上市公司的主流趋势，也是投资者重点关注问题。证监会等监管机构应当尽早出台相关规定，对上市公司数字化相关信息的公开内容予以规范，打造健全的信息沟通机制，减少投资者与企业之间的信息不对称。让监管机构、投资者等多方主体共同监督。

### 二、统一行业转型标准，引导数字化进程

制造业等行业需要出台行业统一的数字化转型标准与规范，引导行业进行正规、高效的转型，避免因转型侧重点等问题导致的低效、影响正常经营等问题。同时企业管理者应当对自身经营情况进行严格自查自纠，确保自身条件符合转型标准，数字化转型决策符合自身未来发展需要，避免因转型失败导致企业出现经营问题；此外，企业自身也应当根据企业现状、行业发展规律等分阶段、有计划地制定、并落实数字化转型政策，以实现企业数字化转型的行稳致远。

### 三、出台激励政策，提升数字化积极性

中央政府在提倡数字要素的建立同时，应当密切关注市场的转型状态、转型意愿，

深入了解数字化转型当前的痛点，通过减免数字化相关税项、提供补贴等方式鼓励企业进行数字化转型。地方政府应当结合所在区域、行业、资源、人力等特点，对辖区内企业数字化转型提供更为切实有效且因地制宜的鼓励政策，引导城商行、农商行等融资方支持企业转型，顺利度过短期“阵痛期”。

### 6.3 研究不足与展望

本文研究的不足之处有几个方面：一是企业数字化转型在我国正式提及时间较晚，本文的研究时间范围较小，同时在 2020 年我国经济受到新冠疫情的严重冲击，虽然对企业经营造成了较大影响，但客观环境也倒逼部分企业加快了数字化进程，因此在后续研究中，应当考虑适当放宽研究时间范围，对数字化转型效果进行更为精准的测度。二是本文在模型设定和变量选取中还有待进一步细致的探究，受限于目前的数据情况，监管部门并未强制要求上市公司公布其数字化转型的相关内部数据，本文虽然通过利用部分代理变量实现了数字化成熟度的配置，但部分代理变量或未能对企业相关情况进行详细刻画，同时也存在研究方向数据缺失的问题，这需要相关部门不断规范相关法律法规，行业内部进行相关的规范，进而实现信息披露的准确性和规范性。这不仅为学界的进一步研究提供了资料，更是为企业的发展提供了参照信息。

未来本文可改进之处主要有三个方面，一是对于企业数字化转型成熟度的研究方面，目前对于大体量数据下的转型成熟度研究较为有限，本文对于成熟度的定义有较强的主观性，在未来需要结合学界更多研究，对数字化成熟度方面进行深入研究。二是本文在测度数字化成熟度个体效应时，干预组与控制组之间差异较小，在进行了 PSM 倾向得分匹配之后，二者在密度曲线上依旧无法直观进行区分，这一问题与研究的时间维度以及变量选择均可能存在关系，后续研究可以在尝试不同模型、样本的基础上予以解决。三是本文主要从企业绩效变动的角度测度数字化成熟度，而非类似传统计量经济学中“转型程度”的综合指标，需要特别明确本文的关键指标定义与含义，这点可能造成研究者的混淆，因此在后续研究中，可以对研究的关键因变量进行慎重选择，更好地刻画转型成熟度这一经济现象。

## 参考文献

- [1] 埃森哲. 2021 中国企业数字转型指数研究 [R]. 北京：国家工业信息安全发展研究中心，2021.
- [2] 陈剑,黄朔,刘运辉. 从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J]. 管理世界, 2020,(02):117-128.
- [3] 陈楠,蔡跃洲,马晔风.制造业数字化转型动机、模式与成效——基于典型案例和问卷调查的实证分析[J/OL].改革:1-17[2022-10-07].
- [4] 敦帅,陈强,陈力,谢智敏.重大科技基础设施运行效益影响机制研究——基于“投入—产出”视角的定性比较分析[J].中国软科学,2021(04):11-21.
- [5] 姜国华,饶品贵. 宏观经济政策与微观企业行为——拓展会计与财务研究新领域[J]. 会计研究, 2011,(03):9-18.
- [6] 鲁盛潭,方旻. 高科技、高成长性企业R&D投入与企业绩效的相关性分析[J]. 财会月刊, 2011,(36):12-15.
- [7] 戚聿东,蔡呈伟. 数字化对制造业企业绩效的多重影响及其机理研究[J]. 学习与探索, 2020,(07):108-119.
- [8] 王烨,游春. R&D投入与绩效相关关系实证研究——基于中小企业板上市公司面板数据[J]. 财会通讯, 2009,(12):14-16.
- [9] 肖静华. 企业跨体系统数字化转型与管理适应性变革[J]. 改革, 2020,(4):37-49.
- [10]陈劲,杨文池,于飞. 数字化转型中的生态协同创新战略——基于华为企业业务集团(EBG)中国区的战略研讨[J]. 清华管理评论, 2019,(06):22-26.
- [11]池毛毛,叶丁菱,王俊晶,翟姗姗. 我国中小制造企业如何提升新产品开发绩效——基于数字化赋能的视角[J]. 南开管理评论, 2020,(03):63-75.
- [12]池毛毛,王俊晶,王伟军. 数字化转型背景下企业创新绩效的影响机制研究——基于NCA与SEM的混合方法[J]. 科学学研究, 2022,(02):319-331.
- [13]戴亦舒,晏梦灵,董小英. 数字化创新中企业对政策关注与绩效关系研究[J]. 科学学研究, 2020,(11):2068-2076.
- [14]郭晗,廉玉妍. 数字经济与中国未来经济新动能培育[J]. 西北大学学报(哲学社会科学版), 2020,(01):65-72.
- [15]何帆,秦愿. 创新驱动下实体企业数字化转型经济后果研究[J]. 东北财经大学学报, 2019,(05):45-52.

- [16]何帆,刘红霞. 数字经济视角下实体企业数字化变革的业绩提升效应评估[J]. 改革, 2019,(04):137-148.
- [17]胡安宁,吴晓刚,陈云松.处理效应异质性分析——机器学习方法带来的机遇与挑战[J].社会学研究,2021,36(01):91-114+228.
- [18]胡青. 企业数字化转型的机制与绩效[J]. 浙江学刊, 2020,(02):146-154.
- [19]李民,颜紫莹,张淼淼.企业数字化转型成熟度评价研究——基于文献综述视角[J].海峡科技与产业,2021,34(09):24-28.
- [20]李姗姗,李涛,刘辛炎.电信运营商数字化转型成熟度评价研究[J].信息通信技术,2022,16(01):58-63.
- [21]刘娟,张建新,周驰.疫情冲击下外贸企业数字化转型指数研究[J].统计与管理,2021,36(11):48-55.
- [22]刘平峰,张旺. 数字技术如何赋能制造业全要素生产率?[J]. 科学学研究, 2021,(08):1396-1406.
- [23]刘启雷,张媛,雷雨嫣,陈关聚. 数字化赋能企业创新的过程、逻辑及机制研究[J]. 科学学研究, 2022,(01):150-159.
- [24]刘淑春. 中国数字经济高质量发展的靶向路径与政策供给 [J]. 经济学家, 2019,(06):52-61.
- [25]刘淑春,闫津臣,张思雪,林汉川. 企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗[J]. 管理世界, 2021,(05):170-190.
- [26]罗进辉,巫奕龙. 数字化运营水平与真实盈余管理[J]. 管理科学, 2021,(04):3-18.
- [27]门峰 ,董方岐 ,刘双虎.汽车企业数字化转型成熟度评估模型研究[J].汽车工业研究,2022(02):24-27.
- [28]孟庆斌,杨俊华,鲁冰. 管理层讨论与分析披露的信息含量与股价崩盘风险——基于文本向量化方法的研究[J]. 中国工业经济, 2017,(12):132-150.
- [29]王核成,王思惟,刘人怀.企业数字化成熟度模型研究[J].管理评论,2021,33(12):152-162.
- [30]王志刚,周孝,陈旭,王胜华.政府采购数字化转型的成效与挑战——以“政采云”为例[J]. 中国政府采购,2019(12):59-67.
- [31]汪洋,王瑞锋,杨厚满.企业数字化转型指标体系研究[J]. 质量与认证, 2022,(01):54-56.
- [32]吴非,胡慧芷,林慧妍,任晓怡. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021,(07):130-144.
- [33]吴翌琳.国家数字竞争力指数构建与国际比较研究[J].统计研究,2019,36(11):14-25.

- [34]肖亚庆. 大力推动数字经济高质量发展 [N]. 学习时报, 2021-07-16(1):5-6.
- [35]严子淳,李欣,王伟楠.数字化转型研究:演化和未来展望[J].科研管理, 2021,(04):21-34.
- [36]杨震宁,侯一凡,李德辉,吴晨. 中国企业“双循环”中开放式创新网络的平衡效应——  
基于数字赋能与组织柔性的考察[J]. 管理世界, 2021,(11):184-205.
- [37]袁淳,肖土盛,耿春晓,盛誉. 数字化转型与企业分工: 专业化还是纵向一体化[J]. 中国  
工业经济, 2021,(09):137-155.
- [38]张叶青,陆瑶,李乐芸. 大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公  
司年报文本分析的证据[J]. 经济研究, 2021,(12):42-59.
- [39]赵懿宁. 我国企业数字化转型发展成效评价指标体系及实证研究[C]//.2020中国信息  
通信大会论文集 (CICC 2020) .,2020:358-361.
- [40]周青,王燕灵,杨伟. 数字化水平对创新绩效影响的实证研究——基于浙江省73个县  
(区、市)的面板数据[J]. 科研管理, 2020,(07):120-129.
- [41]Athey S, Imbens G. Recursive partitioning for heterogeneous causal effects.[J].  
Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of  
America,2016,113(27):7353-7360.
- [42]Chakravorti B., A. Bhalla, and R. S. Chaturvedi. Which Countries Are Leading the Data  
Economy?[J]. Harvard Business Review Digital Articles, 2019, Jan:2-8.
- [43]Li Z, Zhou Q, Chen M, Liu Q. The Impact of COVID-19 on Industry-Related  
Characteristics and Risk Contagion[J]. Finance Research Letters,2021,39:2-7.
- [44]Newbert, S. L. Empirical research on the resource-based view of the firm: an assessment  
and suggestions for future research[J]. Strategic Management Journal, 2007, 28(2):121-  
146.
- [45]Porcano, T. M. Corporate Tax Rates: Progressive, Proportional, or Regressive.[J]. Journal  
of the American Taxation Association, 1986, 7(2):17-31.
- [46]Susan A,Julie T,Stefan W. Generalized random forests[J]. The Annals of  
Statistics,2019,47(2):5-12.
- [47]Tan, H., E. Y. Wang, and B. O. Zhou. When the Use of Positive Language Backfires: The  
Joint Effect of Tone, Readability, and Investor Sophistication on Earnings Judgments[J].  
Journal of Accounting Research, 2014, 52(1):273-302.
- [48]Tobin J. Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables[J].  
Econometrica,1958,26(1):24-36.

[49] Yoo, Y., O. Henfridsson, and K. Lyytinen. Research Commentary—The New Organizing Logic of Digital Innovation: An Agenda for Information Systems Research[J]. *Information Systems Research*, 2010, 21(4):724-735.

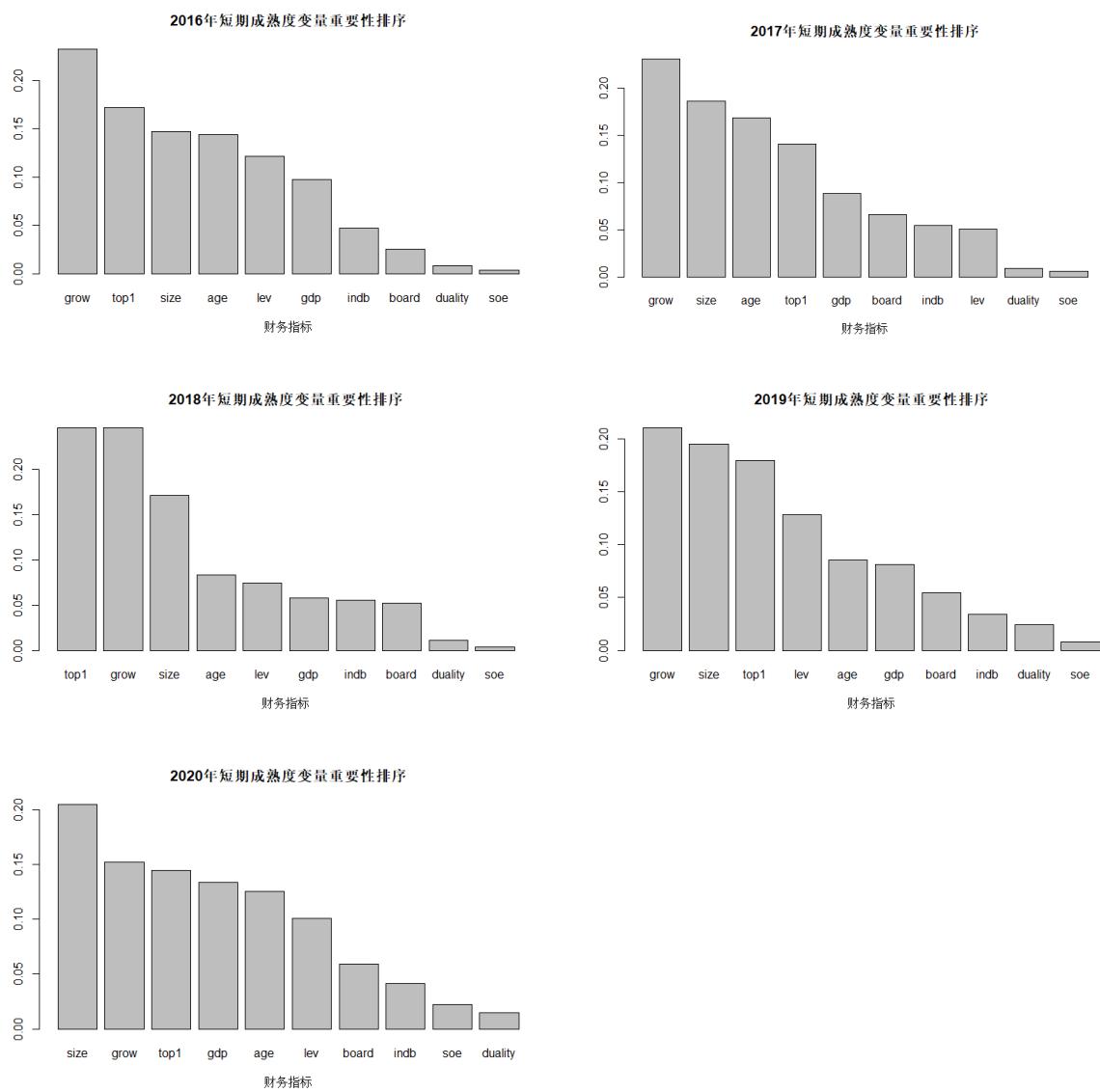
## 附录

附表 1 干预组高成熟度样本分组回归

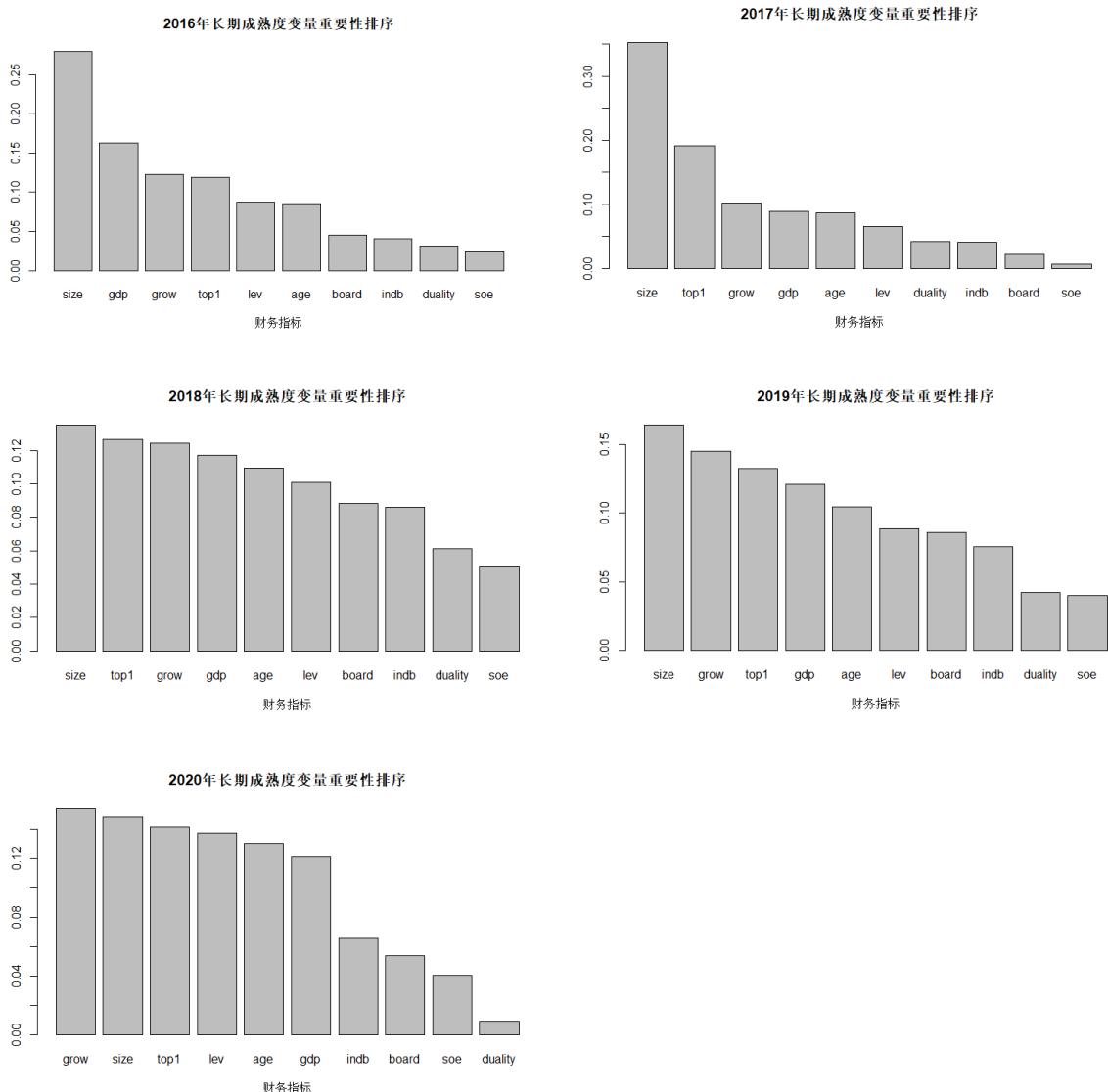
	干预组短期高成熟度	干预组长期高成熟度
	RoaFor	TobinQFor
<i>Rdp</i>	0.000 (1.09)	0.001 (1.08)
<i>Digi</i>	-0.001 (-0.83)	-0.040 (-1.01)
<i>Intb</i>	0.002 (0.59)	0.098* (1.77)
<i>Nsti</i>	-0.001 (-0.39)	-0.048 (-1.12)
<i>Cash</i>	-0.003 (-0.75)	0.387*** (3.89)
<i>Mfee</i>	0.013 (1.46)	-0.180 (-0.83)
<i>Tang</i>	0.004 (0.82)	0.265** (2.27)
<i>Intang</i>	-0.008 (-0.66)	0.217 (0.60)
<i>Sale</i>	0.001 (0.31)	0.079* (1.92)
<i>Cost</i>	0.001 (0.51)	-0.152*** (-4.00)
<i>Ni</i>	-0.000 (-0.22)	0.000*** (2.64)
<i>Constant</i>	0.001 (0.12)	0.591** (2.11)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	3198	1466

附表 2 控制组低成熟度样本分组回归

	控制组短期低成熟度	控制组长期低成熟度
	RoaFor	TobinQFor
<i>Rdp</i>	0.000 (0.34)	-0.009 (-0.70)
<i>Digi</i>	-0.001 (-0.45)	-0.001** (-2.28)
<i>Intb</i>	0.123 (0.34)	-0.023 (-0.74)
<i>Nsti</i>	-0.093 (-0.38)	-0.003 (-0.26)
<i>Cash</i>	0.305 (1.08)	0.082** (2.52)
<i>Mfee</i>	0.120 (0.80)	-0.015 (-0.24)
<i>Tang</i>	0.606** (2.55)	0.108*** (3.44)
<i>Intang</i>	-2.069** (-2.44)	0.040 (0.50)
<i>Sale</i>	0.240** (2.40)	-0.002 (-0.15)
<i>Cost</i>	-0.224** (-2.31)	0.019 (1.44)
<i>Ni</i>	0.000*** (4.59)	0.000 (0.36)
<i>Constant</i>	0.916* (1.80)	-0.249*** (-3.07)
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
观测值数量	302	1872



附图 1 各年份短期成熟度变量重要性排序



附图2 各年份长期成熟度变量重要性排序