

企业数字化转型需要什么样的“领航员”： 基于机器学习方法的考察

于 淼¹, 刘铭基², 赵 旭³

(1. 东北财经大学国际商学院, 辽宁 大连 116025; 2. 北京外国语大学国际商学院, 北京 100089;

3. 东北财经大学萨里国际学院, 辽宁 大连 116025)

摘要:数字化转型是战略驱动的组织变革过程, 依赖高层管理者的认知与决策行为。基于高阶理论, 采用机器学习的集成算法, 构建高维预测模型, 以2015—2022年我国A股上市公司为研究对象, 考察并比较CEO多维个人特征对企业数字化转型水平的预测效果。研究发现: (1) 从整体来看, CEO个人特征能够预测企业数字化转型水平, 并且不同特征的预测能力具有差异; (2) 从不同特征维度来看, 在数字化技术驱动和数字化成果产出方面, 与其他几个维度相比, CEO能力特征的预测能力最高, 而在数字化技术应用于企业价值创造各环节方面, CEO心理特征的预测能力最高; (3) 从单个特征来看, CEO所有权权力、开放性、任期、过度自信和年龄等5个特征表现出最佳的预测效果, 是CEO促进企业数字化转型水平提升的关键个人特征要素。

关键词:数字化转型; CEO个人特征; 事件预测; 机器学习

中图分类号: F272.3; F425

文献标识码: A

文章编号: 1005-0566(2024)05-0173-15

What kind of “navigator” does enterprise digital transformation need: An investigation based on machine learning methods

YU Miao¹, LIU Mingji², ZHAO Xu³

(1. International Business School, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China;

2. International Business School, Beijing Foreign Studies University, Beijing 100089, China;

3. Surrey International Institute, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China)

Abstract: Digital transformation is a high-risk, long-term and systematic organizational change, which is highly dependent on the cognition and behavior of strategic decision-makers. Based on the Upper Echelons Theory, this research uses the machine learning ensemble algorithm to take China's A-share listed companies from 2015 to 2022 as the research object, comprehensively investigates and compares the predictive ability of CEOs' multi-dimensional personal characteristics on the level of enterprise digital transformation from 5 dimensions and 16 elements, and it identifies the key personal characteristics of qualified “navigators” of digital transformation. The results show that: (1) CEOs' personal characteristics can predict the level of enterprise digital transformation, and the prediction ability of different characteristics is different. (2) From the comparison between feature groups, in terms of digital technology and digital output level, characteristics of CEO ability have the highest predictive ability; In terms of digital applications, CEO

收稿日期: 2023-12-10 修回日期: 2024-03-28

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目“‘网络嵌入——资源拼凑’视角下的中小企业开放式创新机制研究”(71802042)。

作者简介: 于淼(1980—), 女, 辽宁铁岭人, 博士, 东北财经大学国际商学院副教授, 研究方向为企业战略与创新管理。通信作者: 刘铭基。

psychological characteristics have the highest predictive power. (3) From the perspective of individual characteristics, the five characteristics of CEO ownership, openness, tenure, overconfidence, and age show the best prediction effect, which are the key personal characteristics to promote the improvement of the digital transformation level of enterprises.

Key words: digital transformation; CEO personal characteristics; event prediction; machine learning

现代社会进入了以数字化为表征的新经济时代,数字化转型不仅成为国家争夺创新制高点的发展战略,也成为企业从传统竞争模式走向高质量发展的必然选择。然而,企业的数字化转型实践并非易事。我国企业数字化转型整体处于探索阶段,突破转型期障碍取得显著成效的企业不足 20%,大部分企业面临“不敢转”“不会转”,甚至“一转就死”的困境^[1-3]。可见,总结企业数字化转型机制规律,促进数字化转型水平提升仍是当前亟待解决的重要问题。

数字化转型对企业来说不是简单的技术应用,而是具有长期性和高风险特征的组织变革^[4-5],其过程就像“管弦乐队”^[6]演奏,是产品和服务、业务流程、商业模式、组织结构及组织文化综合发生变化的结果。这一复杂过程决定了数字化转型的难度,挑战企业的战略制定和实施,依赖高层管理者的决策部署。作为企业最高管理者,CEO 是连接企业内外部环境的主要桥梁,决定着企业战略决策的制定和执行,是企业数字化转型的“领航员”^[7]。李兰等^[8]的调查研究发现,“一把手工程”是企业数字化转型中的主要领导模式,总经理或执行总裁(CEO)负责推进数字化转型比例为 39.7%。在实践中,我们也看到像美的集团这样的数字化转型领先企业,在执行总裁方洪波上任后,通过领导信息技术加速和重构组织学习,实现了企业从大规模制造到智能制造的跨越式战略变革。那么,究竟是什么样的 CEO 才能够推进企业的数字化转型呢?他们需要具备哪些关键的个人特征?这些个人特征能否以及如何预测企业的数字化转型水平呢?这些问题的回答对于从管理者层面深挖企业数字化转型微观机制,促进企业数字化转型水平提升具有重要的理论和现实意义。

高阶理论认为,CEO 在复杂环境下的决策并非完全理性,其决策行为与个人特征密切相关。这些个人特征包括自然属性、心理特征、能力经

验、社会关系、治理结构等多个维度的一系列复杂要素,构成了管理者决策行为的微观基础。现有研究注意到了管理者在数字化转型中的推动力量,也有学者从高管的某一方面特征出发,如 CEO 社会资本^[7]、董事长研发背景^[9]、家族企业传承人海外经历^[10],探讨了其对企业数字化转型的影响。然而,这些研究都是“因果逻辑”主导的传统定量分析:一方面,仅从单一特征考察其净效应,缺乏多维度特征的系统性考察以及不同特征之间重要性差异的比较,难以回答“哪些个人特征对于推动企业数字化转型来说更为关键”的问题;另一方面,过于强调解释性的传统计量模型预测能力较弱,无法回答“这些关键特征能否以及如何预测企业数字化转型水平”的问题。同时,以样本内拟合优度为评价标准的计算模型缺乏样本外泛化能力,获得的结论可能并不具备在另一样本操作的可行性,因而很难对研究样本以外的大部分企业产生指导意义。

随着计算社会科学(Computational Social Science)这一新兴交叉学科的兴起,机器学习技术日益受到研究者的广泛关注。与传统计量方法相比,机器学习具有从经验中“学习”的能力,可以基于大量的数据特征值不断优化函数,进而提高模型预测精准度和样本外泛化能力^[11-14]。鉴于此,本文采用机器学习的集成算法,构建高维预测模型,以 2015—2022 年我国 A 股上市公司为研究对象,全面考察并比较 CEO 多维个人特征对企业数字化转型水平的预测效果。

本文的贡献体现在以下几个方面。理论意义上,①构建了 CEO 多维个人特征评估模型,突破了高阶理论关于个人特征研究的单一视角和特征间平行关系的假设前提;②拓展了高阶理论的讨论情境,为高管特征与企业战略决策关系的相关研究提供了数字化转型情境下的经验证据;③从管理者层面研究了企业数字化转型微观机制,较为全面地评估并比较了 CEO 个人特征对企业数字化

转型水平的预测能力,得到了较为系统的定量结论,丰富了企业数字化转型研究文献;④从数字化技术、数字化应用、数字化产出3个维度对数字化转型水平进行测量,避免了现有测量方法要么难以反映数字化转型全貌和复杂性、要么对企业真实转型程度测量的精准性不够的问题^[15],提高了数字化转型测量的“颗粒度”。二是在方法意义上,将机器学习方法应用到战略管理问题研究当中,构建了对企业数字化转型更具预测精度和解释能力的多维模型,采用集成学习算法弥补了传统计量模型的不足,得到了更具预测精准度和样本外泛化能力的实证结果,拓展了机器学习方法的应用范畴,回应了学术界关于“采用机器学习提升管理学研究质量”^[16]的呼吁。三是在实践意义上,从管理者个体层面厘清了影响企业数字化转型的关键性因素,帮助企业精准绘制了企业数字化转型所需要的CEO画像,为企业如何通过完善CEO选聘、培养、激励等机制促进数字化转型水平提升进而实现高质量发展提供了路径启示,也为政府如何精准制定政策以提振企业家信心、弘扬企业家精神,鼓励企业家在数字中国建设中发挥核心作用提供了参考。

一、理论回顾与文献综述

(一)CEO个人特征与企业数字化转型

学者们将衡量CEO认知结构与价值观念的人口统计学特征归纳为自然特征、能力特征、心理特征以及社会特征等方面,并围绕这些方面对战略决策和变革的不同影响展开了广泛研究^[17-19]。其中,自然特征主要体现为性别、年龄等传记属性方面要素;能力特征涵盖了工作经历、教育背景和任期等能够反映CEO的通用技能和专业技能的因素;心理特征主要包括自信度、开放性、创新创业精神、职业生涯关注度等反映其个性、价值观和行为偏好的要素;社会特征则体现为个人的社会地位、声望以及社会资本等能够反映CEO在社交网络中的地位和资源情况的要素。此外,作为数字化转型战略的主导者和推动者,CEO对战略决策的自主权力直接影响其个人偏好和意愿的践行,进而对转型结果产生重要影响。

数字化转型推动企业在生产流程、管理模式、

组织结构、商业模式等方面发生系统性重塑^[20],兼具数字创新的新颖性和跨职能性特征,是企业数字化资源、数字化战略、数字化思维、数字化能力综合作用的制度变革过程。Kor等^[21]研究指出,企业的能力发展与战略选择均与高管人员特质密切相关。①从自然特征来看,李小荣等^[22]认为相比于男性高管,女性在公司决策中更倾向于规避风险。Belenzon等^[23]认为管理风格随年龄变化而变化,年龄较大的CEO管理风格趋于保守,往往以牺牲更高利润和更快增长为代价来强调企业生存。年轻的CEO工作经历相对较少,为了最大化职业生涯效用,他们会更倾向于加大战略变革力度以谋取业绩增长从而获得职业经理人市场的更高评价和认可。②从能力特征来看,管理者数字化认知是激活整个转型流程的重要前置因素。具有数字专业背景的CEO,更容易识别数字创新机会,理解数字化转型的特性和逻辑,帮助组织层面解决转型的认知困惑和阻力^[24]。蒋兵等^[25]基于角色理论视角进一步指出,具有数字知识基础的高管更能理解自己的角色定位,并激励其他成员角色转变,进而突破转型过程中组织内部的潜在冲突。过往经验丰富的管理者会更能够将获取和积累的知识应用到新情境中,在解决问题和制定战略决策时提供新的思路和视角,从而增加变革的可能^[26]。③从心理特征来看,过度自信(overconfidence)可以提高管理者对风险和不确定性的承受能力,是企业的一项有价值的补充性资源,对战略行为存在关键性影响^[27]。过度自信的CEO往往高估企业的资源禀赋和组织能力,忽视资源约束和失败风险,更愿意寻求新思想、新观点以积极应对和解决数字化转型中面临的难题。组织惯性是阻碍企业数字化转型及其经济结果的原因之一。连燕玲等^[28]研究发现开放的CEO善于营造创新氛围,激发员工创造力,激励员工积极投入创新活动中,从而降低战略惯性。此外,CEO开放性特质有利企业构建开放式创新网络^[29],从而获取数字化转型的关键信息和资源。④从社会特征来看,数字技术的开发、应用和融合等转型过程都需要相应的资源支持,CEO是企业与外部资源环境的主要桥梁,其个人社会网络是企业获取外部信息和资源

的重要渠道,是企业社会资本形成的基础,拥有丰厚社会资本的 CEO 具有更为强烈的变革意愿,也能够在资源调配和能力整合上采取更为有效的措施^[7,30]。具体而言,CEO 的商业网络关系能够为企业 提供行业发展、市场需求等与数字化机会相关的信息;CEO 的政治网络关系能够帮助企业获 悉政策导向和前沿资讯;CEO 的学术网络关系能 够帮助企业降低知识搜寻成本,提高数字技术的 吸收和应用能力;CEO 的金融网络关系有助于企 业拓展融资渠道,缓解数字化转型面临的融资约 束问题。⑤从权力特征来看,CEO 的个人特质、偏 好、经验、能力等会随着权力的增加而逐渐渗透 到企业数字化转型过程,影响企业数字创新投入, 进而影响数字化创新产出^[31]。结构权力是组织结 构安排赋予的等级权威,CEO 可以通过统一指令、控 制冲突来应对转型的不确定性,进而提高上下层 级的战略响应。所有权权力是 CEO 因持有更多企 业股份而获得的额外影响力。乐怡婷等^[32]研究表 明高管的股权激励是培育核心竞争力的重要机 制,作为重要股东的 CEO 更有能力决定企业长期 发展方向及路径。专家权力和声誉权力是由于管 理者具有更强影响力而产生的额外权力,能够帮 助企业获得更多投资、内外部环境包容和理解,进 而为制度性变革提供保障^[33-34]。

(二)机器学习与事件预测

数字时代的来临不仅深刻地影响了社会生产 方式,也深刻地影响了社会科学的研究范式和研究 方法。随着计算社会科学(Computational Social Science)这一新型研究范式和新兴交叉学科的兴 起,机器学习技术日益受到社会科学研究者的广 泛关注和接受^[35]。从本质上来说,机器学习是 “一个数学优化问题与实现该问题的计算机算法 问题”^[11],它的主要特点就是基于大量的数据特 征值,不断优化统计计算程序的性能标准,让程序 具备从经验中“学习”的能力,从而完成统计预测 的任务。那么,机器学习与传统计量方法有什么 不同呢?首先,传统计量方法是“因果关系”导向, 即推断 x_i 对 y_i 的因果效应。因为强调解释性,所 以研究需要事先对函数做出苛刻的假设,在函数 $f(x_i, \beta)$ 中,关注的重点是 β ,侧重构建简约模

型^[36-38]。在传统计量中,模型以样本内拟合优度 和显著性为评价标准,因而缺乏样本外泛化能力, 预测能力较弱^[36,39]。与传统计量方法截然不同 的是,机器学习并非“因果关系”导向,而是由大数据 特征形成的“相关关系”逻辑。机器学习方法的目 标不是进行样本内预测,而是通过训练集样本优 化函数,进而在新的、未知的数据集上通过 x_i 来精 准预测 y_i ^[40]。这种计算程序关注的重点是 $\hat{y}_i$,因 而可以构建高维复杂模型,而无需考虑内生性问 题。此外,机器学习并不像传统计量那样强调无 偏性而产生过度拟合的问题,正相反,机器学习甚 至会自动牺牲掉一部分无偏性以获得估计误差的 减少。比如,正则化就是机器学习为了避免“过度 拟合”采用的一个独特操作,这种处理在很大程度上 保证了模型的样本外泛化能力,能够帮助研究 者做出更为精准、确切的预测^[41]。

基于上述原因,机器学习逐渐成为赋能管理 学研究的重要方法,越来越多的学者将其运用到 工商管理、会计财务等研究领域进行事件预测。 从工商管理领域来看,Choudhury 等^[42]将机器学习 算法应用知识产权管理研究中。他们将特定领域 专业知识和特定年份技能这两个人力资本重要特 征放入预测的训练数据集和算法,运用机器学习 技术得到了更高的预测的精准度。Luan 等^[43]将 机器学习运用在招聘决策中。他们分别采用套索 (LASSO)、随机森林和 SVM 3 种机器学习算法对 求职者的未来表现进行了预测,得到了比启发式 推断策略和逻辑回归预测效果更加的定量结论。 郭晓姝等^[44]在电子商务领域研究中使用 SVM 方 法,首先根据国内某旅行网站顾客的在线评论对 其情绪进行了分类,同时根据酒店的回复内容对 管理反馈策略进行了分类,而后对管理反馈策略 与顾客二次满意度关系进行了预测分析。从会计 财务领域来看,Perols 等^[41]选取 51 家欺诈公司和 15 934 家非欺诈公司年度数据,采用 SVM 建立了 财务报表欺诈的预测模型。Bao 等^[40]以美国证券 交易委员会会计和审计执行公告中披露的重大会 计错报作为研究样本,采用随机欠采样自适应提 升法(RUSBoost),对财务舞弊公司进行有效预测。 Manela 等^[45]选取《华尔街日报》头版文章隐含的

股票市场波动率数据和资产定价数据,运用在处理高维特征空间上更具优势的支持向量回归(SVR)对股票市场的风险溢价进行了预测。Chen等^[46]基于2003—2017年批量数据存储系统的专利申请数据,综合运用朴素贝叶斯、K-最近邻法(KNN)、随机森林、梯度提升、线性支持向量机(Linear SVM)、高斯支持向量机(Gaussian SVM)和神经网络等多种机器学习算法,识别和分类金融科技创新,得到了金融科技创新对创新者和整个金融行业具有价值的预测结论。从公共管理领域来看,如黄造玉等^[47]基于全国流动人口的动态监测数据,运用随机森林模型和平均不纯净度降低系统对流动人口落户意愿的多维因素进行了评估和比较。

二、研究设计

(一)研究方法

机器学习的集成方法是通过构建并结合多个基学习器来获得比单一学习器更强的样本外泛化能力。本文参考现有研究^[48-50],选取两类集成算法下目前比较常用的渐进梯度回归树、XGboost和随机森林作为主要研究方法。为了体现机器学习在解释能力和泛化能力方面的优越性,本文还选取了传统计量方法中的多元线性回归作为比照。

1. 渐进梯度回归树

渐进梯度回归树(Gradient Boosting Regression Trees, GBRT),简称“Boosting回归树”,是常用的Boosting算法之一。它的关键点是通过梯度提升来得到每一步的基回归树,使得模型在每次迭代后都向损失函数负梯度的方向移动,达到损失函数随着迭代次数增加而逐渐减小的效果。梯度提升树的更新公式为:

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \alpha_m h_m(x) \quad (1)$$

式(1)中, $f_m(x)$ 是第 m 个回归树的输出; $f_{m-1}(x)$ 是第 $m-1$ 个回归树的输出; α_m 是第 m 个回归树的权重; $h_m(x)$ 是第 m 个回归树的基函数,即单个回归树的输出。梯度提升树的目标是使得损失函数 $L(y, f_m(x))$ 最小,其中 y 是真实值, $f_m(x)$ 是预测值。为了达到这个目标,梯度提升树每次训练一个回归树时,都会将其基函数 $h_m(x)$ 设为损失函数的负梯度,即:

$$h_m(x) = - \frac{\partial L(y, f_{m-1}(x))}{\partial f_{m-1}(x)} \quad (2)$$

每个回归树沿损失函数的负梯度方向进行更新,从而逐渐降低损失函数的值。梯度提升树的权重 α_m 可以通过线性搜索或其他方法来确定,使得损失函数最小。

2. XGBoost

XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)是一种基于决策树的提升算法。其核心原理是通过迭代优化弱分类器的线性组合,使得目标函数(损失函数和正则化项的组合)最小化。具体而言,XGBoost采用梯度提升策略,每一步根据损失函数的负梯度拟合一个新的弱分类器,然后以学习率的方式将其加入当前模型。同时,引入正则化项以控制模型复杂度。目标函数可表示为:

$$[\text{Objective} = \sum_{i=1}^n [Loss(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)]] \quad (3)$$

式(3)中, n 为样本数; $\hat{y}_i$ 为模型预测值; $Loss$ 为损失函数, K 为树的数量; Ω 为正则化项。

3. 随机森林

随机森林(Random Forest)是一种基于树模型的Bagging的优化版本,既可以用来处理分类和回归问题,也适用于处理降维问题。随机森林通过训练多个决策树,并让它们进行投票或平均来进行预测,每个决策树都是在随机抽取的数据子集上训练的,而且在每个节点上,模型都会考虑随机选择的一部分特征进行划分。这样的随机性有助于减小过拟合的风险,从而提高模型的泛化能力和稳定性。此外,由于对异常值和噪音具有很高的包容性,相较于决策树具有更好的预测和分类性能。

(二)模型构建

为了全面考察并比较CEO个人特征对企业数字化转型水平的预测作用,我们首先构建了仅包含企业基本特征在内的基准模型,具体包括企业规模、企业年龄、公有制占比、过去业绩、偿债能力和成长性6个特征变量。在此基础上,我们按照自然特征、能力特征、心理特征、社会特征、权力特征的维度划分,构建了包含16个特征变量在内的5组模型,分别为自然特征模型、能力特征模型、心

理特征模型、社会特征模型和权力特征模型。模型如表 1 所示。

表 1 模型构建

被预测变量	模型	预测变量
数字化技术 (Dig_Tech) 数字化应用 (Dig_App) 数字化产出 (Dig_Ach)	自然特征模型	<i>Gender</i> 、 <i>Age</i>
	能力特征模型	<i>CompBack</i> 、 <i>EduLevel</i> 、 <i>DigSpecialty</i> 、 <i>lnTenure</i>
	心理特征模型	<i>Overconfidence</i> 、 <i>Openness</i>
	社会特征模型	<i>GovBack</i> 、 <i>AcaBack</i> 、 <i>FinBack</i> 、 <i>SeaBack</i>
	权力特征模型	<i>OwnPower</i> 、 <i>StruPower</i> 、 <i>RepuPower</i> 、 <i>ProfPower</i>
	基准模型	<i>lnSize</i> 、 <i>FirmAge</i> 、 <i>Soe</i> 、 <i>PastRev</i> 、 <i>Lev</i> 、 <i>Growth</i>

(三)模型评估

本文参考 Bertomeu 等^[51]和陆瑶等^[48]的研究方法,从解释能力和预测误差两个方面对模型性能进行评估。评估指标包括:样本内拟合优度 R^2_{is} 、样本外拟合优度 R^2_{oos} 、样本外均方误差 MSE_{oos} 和平均绝对误差 MAE_{oos} 。评估指标定义和计算公式详见表 2。

表 2 评估指标与计算公式

评估指标	指标定义	计算公式
样本内拟合优度 R^2_{is}	在训练集中,模型预测值对实际观测值的拟合程度	$R^2_{is} / R^2_{oos} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$ (4)
样本外拟合优度 R^2_{oos}	在测试集中,模型预测值对实际观测值的拟合程度	
样本外均方误差 MSE_{oos}	样本外预测值与实际值之差平方的期望值	$MSE_{oos} = 1/n \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ (5)
平均绝对误差 MAE_{oos}	样本外预测值与实际值之差绝对值的期望值	$MAE_{oos} = 1/n \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $ (6)

(四)模型解释

由于本文研究的目的不仅是检验 CEO 个人特征能否预测企业数字化转型,更是为了探究不同特征间的重要性差异以及关键特征如何预测企业数字化转型水平。因此,本文参考现有研究做法,采用相对重要性(Relative Importance)和部分依赖图(Partial Dependence Plot)来进一步解释模型背后的理论内涵。

1. 相对重要性比较变量间的预测能力差异

为了比较不同特征预测能力的差异,本文使用随机森林特征重要性进行分析。在随机森林中,特征重要性通常通过衡量特征在树中的分裂(split)贡献来计算。对于每个节点的分裂,计算基尼不纯度(Gini impurity)的减小量,然后将其乘以

节点的样本数,最后累积到整个树或整个森林中。核心计算公式为:

$$\left[\Delta I(t) = I(t) - \left(\frac{N_{\text{left}}}{N_t} \cdot I(t_{\text{left}}) + \frac{N_{\text{right}}}{N_t} \cdot I(t_{\text{right}}) \right) \right] \quad (7)$$

式(7)中, N_t 是节点 t 的样本数; N_{left} 和 N_{right} 分别是左右子节点的样本数。然后,将每个节点的 $\Delta I(t)$ 按照节点的样本数进行加权,得到每个特征的总基尼减小量。最后,将这些减小量进行归一化,得到每个特征的相对重要性。

2. 部分依赖图解释关键变量的预测模式和边际影响

为了进一步解释关键特征如何预测企业数字化转型水平,本文使用部分依赖图进行深入分析。核心计算公式为:

$$f_s(x_s) = E_{X_c}[f(x_s, X_c)] = \int f(x_s, X_c) dP(X_c) \quad (8)$$

式(8)中, f 是给定样本的响应函数; S 是目标特征的集合; S 是其补充特征; x_s 和 X_c 是特征的值。公式含义为给定 X_c 中特征的特定取值,其对预测结果的边际影响。

三、数据来源与变量说明

(一)数据来源

数字化转型概念在我国提出并逐渐上升至国家层面发展战略始于 2015 年,而后企业数字化转型实践进入快速发展期。鉴于此,本文选取 2015—2022 年 A 股上市公司作为初始样本。为排除某些特殊观测样本对于结果的干扰,参考主流文献的做法,对数据进行了以下处理:①剔除 ST、*ST 等上市状态异常的公司样本;②剔除金融行业公司样本;③剔除关键数据缺失的公司样本;④剔除 CEO 相关信息异常的样本。最后获得公司样本数量为 3 862 家,有效观测值 18 471 个。企业数字化转型各项指标和数据来自 CSMAR 数据库,CEO 个人特征数据通过 CSMAR 数据库中高管个人信息相关数据进行整理获得,并通过上市公司年报进行校对和补充。为了避免极端值的干扰,本文对数据中的主要连续变量均按照 1% 和 99% 分位进行了缩尾(Winsorize)处理。

(二) 变量说明

(1) 企业数字化转型水平。企业数字化转型强调3个核心要素:一是建设多种数字化技术基础;二是将这些数字化技术应用于企业运营的多个过程;三是通过创新产生一定的成果^[52]。这3个要素能够展现数字化转型全貌,体现了企业数字化转型的复杂性和阶段性。为了提高数字化转型测量“颗粒度”,比较CEO个人特征对不同阶段水平的影响差异,本文将被预测变量按照上述3个要素进一步细分为:数字化技术(Dig_Tech)、数字化应用(Dig_App)、数字化产出(Dig_Ach)。各项水平指标直接采用CSMAR中国上市公司数字化转型研究数据库中数字化转型指数评分表进行测量。

(2) CEO个人特征。为了全面考察并比较CEO个人特征对企业数字化转型水平的预测能力差异,结合数据可获得性,本文选取16个CEO个人特征作为预测变量,并按照自然特征、能力特征、心理特征、社会特征和权力特征五个维度对各变量进行分类,并参考现有相关文献的主流做法进行测量。

(3) 基准变量。根据现有研究的常用做法,本文选取企业规模(总资产的对数)、企业年龄(成立年数)、所有制(国有股份占比)、过去绩效(年末营业收入自然对数)、偿债能力(总负债/总资产)、成长性(托宾Q值)等控制变量作为预测的基准变量(见表3)。

表3 变量定义及测量

变量性质	变量名称	变量符号	变量测量
被预测变量	数字化转型水平	<i>Dig_Tech</i>	CSMAR企业数字化转型数据库评分表(数字化转型指数中的1为技术驱动评分表,2为数字化应用评分表,3为数字化成果评分表)
		<i>Dig_App</i>	
		<i>Dig_Ach</i>	
预测变量	自然特征	<i>Gender</i>	男性取值1,女性取值0
		<i>Age</i>	年龄的自然对数
	能力特征	<i>CompBack</i>	1=生产,2=研发,3=设计,4=人力资源,5=管理,6=市场,7=金融/财务,8=法律,0=其他或不明确,曾有以上不同职能经历的数量加总
		<i>EduLevel</i>	1=中专及中专以下,2=大专,3=本科,4=硕士研究生(包括MBA/EMBA),5=博士研究生
		<i>DigSpecialty</i>	获得“计算机、通信、大数据、电子商务、软件、工业机器人、智能、半导体、集成电路、互联网、信息系统、自动化、电子”等专业学位(包括学士、硕士或博士)时,取值为1,否则为0
		<i>lnTenure</i>	任职时间(月)的自然对数
	心理特征	<i>Overconfidence</i>	SexScore:性别为男则为1,为女则为0; AgeScore: $\text{Max}(\text{Age}) - \text{Age} / \text{max}(\text{Age}) - \text{min}(\text{Age})$; DegreeScore:本科以下为1,本科及以上为0; PosiScore:两职合一为1,非两职合一为0; $\text{OC} = (\text{SexScore} + \text{AgeScore} + \text{DegreeScore} + \text{PosiScore}) / 4$
		<i>Openness</i>	对CEO年龄和任期指标进行转化,将每个数值乘以负1;对转化后的年龄和任期以及教育水平3个指标进行标准化(均值为0,方差为1);最后将上述标准化后的3个指标数值加总
	社会特征	<i>GovBack</i>	曾在政府部门任职、担任过政协委员或人大代表时取值为1,否则为0
		<i>AcaBack</i>	曾在高校任教或科研机构工作时取值为1,否则为0
		<i>FinBack</i>	曾在银行、证券公司、基金公司等金融行业部门任职时取值为1,否则为0
		<i>SeaBack</i>	曾有海外工作或学习经历时取值为1,否则为0
	权力特征	<i>OwnPower</i>	年末持股比例(年末持股数/上市公司总股数)
		<i>StruPower</i>	CEO兼任董事长时取值为1,否则为0
		<i>RepuPower</i>	在公司以外其他单位兼职时取值为1,否则为0
		<i>ProfPower</i>	具有教授/副教授/高级/副高级各类技术职称时取值为1,否则为0
基准变量	控制变量	<i>lnSize</i>	总资产的自然对数
		<i>Firmage</i>	成立年数
		<i>Soe</i>	国有股份占比
		<i>PastRev</i>	年度末营业收入的自然对数
		<i>Lev</i>	总负债/总资产
		<i>Growth</i>	托宾Q值

五、实证结果分析

(一)描述性统计

根据统计结果,企业数字化技术水平的均值、中位数、标准差分别为 36.096、28.499 和 15.493;企业数字化应用水平的均值、中位数、标准差分别为 37.916、27.876、18.030;企业数字化产出水平的均值、中位数、标准差分别为 28.867、29.067、5.821。这表明,不同企业间的数字化转型水平差异较大,变量分布特征和数值均在合理范围之内。

(二)模型拟合效果分析

表 4 展示了不同方法下模型的拟合结果。在模型解释能力方面,渐进梯度回归树、XGboost 和随机森林的样本内拟合优度均明显高于多元线性回归,其中随机森林具有最高的 R^2_{is} 。在模型泛化能力方面,随机森林具有最高的样本外拟合优度,XGBoost 和渐进梯度回归树排在其后,但均明显优于多元线性回归。在模型预测误差方面,集成学习的样本外均方误差普遍较低,尤其是随机森林。同时,随机森林也具有最低的平均绝对误差 MAE_{oos} ,但是 XGBoost 和渐进梯度回归树的 MAE_{oos} 在数字化产出水平预测和数字化技术水平预测中并未明显优于多元线性回归。这意味着,在缓解极端离群值(outlier)干扰之后,这两种方法在预测准确性方面不如随机森林。

表 4 模型拟合效果比较

变量	指标	多元线性回归	Boosting 回归树	XGboost	随机森林
数字化技术	$R^2_{is}(\%)$	5.344	15.521	65.944	89.919
	$R^2_{oos}(\%)$	5.995	11.061	15.366	29.079
	MSE_{oos}	224.255	212.169	201.900	169.187
	MAE_{oos}	10.982	10.680	10.205	9.530
数字化应用	$R^2_{is}(\%)$	4.461	13.842	62.918	89.372
	$R^2_{oos}(\%)$	3.204	8.676	14.500	25.420
	MSE_{oos}	342.939	323.554	302.921	264.232
	MAE_{oos}	13.825	13.409	12.685	12.167
数字化产出	$R^2_{is}(\%)$	2.824	12.433	58.093	87.128
	$R^2_{oos}(\%)$	3.548	7.282	4.131	8.988
	MSE_{oos}	33.154	31.870	32.953	31.284
	MAE_{oos}	4.163	4.112	4.327	4.176

综上,集成学习方法采用更为优化的函数形式对数据进行拟合,能够构建出对企业数字化转型水平预测能力更强且准确性更高的估计模型,并且在模型解释能力和预测误差两个方面均明显优于传统线性研究方法。同时,通过 3 种集成学习

方法之间的比较,我们最后确定了随机森林对于企业数字化转型水平预测性能更为出色,接下来将采用随机森林进行特征变量的重要性和解释性分析。

(三)特征重要性比较分析

1. 组间重要性比较

表 5 展示了 CEO 个人特征不同维度间的相对重要性比较结果。整体来看,与自然特征和社会特征相比,CEO 的能力特征、心理特征和权力特征对企业数字化转型水平的预测能力更强。Panel A 反映了各组特征对企业数字化技术水平的预测能力差异。结果表明,企业数字化技术驱动阶段,高度依赖 CEO 的认知结构、决策能力和风险偏好。Panel B 反映了各组特征对企业数字化应用水平的预测能力差异。结果表明,在企业利用数字技术进行产品创新、流程改造以及业务模式变革阶段,CEO 风险偏好、管理能力和组织影响力发挥了关键性作用。Panel C 反映了各组特征对企业数字化产出水平的预测能力差异。结果表明,在企业利用数字化技术通过流程、结构、业务模式等变革产生数字创新成果阶段,CEO 职能经验、开放心智和激励预期具有重要作用。

表 5 变量预测重要性排序

Panel A:被解释变量 Dig_tech					
排序	(1) 能力特征	(2) 心理特征	(3) 权力特征	(4) 自然特征	(5) 社会特征
1	lnTenure	Openness	OwnPower	lnAge	AcaBack
2	CompBack	Overconfidence	ProPower	Gender	SeaBack
3	EduLevel		RepPower		GovBack
Panel B:被解释变量 Dig_app					
排序	(1) 心理特征	(2) 能力特征	(3) 权力特征	(4) 自然特征	(5) 社会特征
1	Openness	lnTenure	OwnPower	lnAge	AcaBack
2	Overconfidence	CompBack	ProPower	Gender	SeaBack
3		EduLevel	RepPower		GovBack
Panel C:被解释变量 Dig_ach					
排序	(1) 能力特征	(2) 心理特征	(3) 权力特征	(4) 自然特征	(5) 社会特征
1	lnTenure	Openness	OwnPower	lnAge	AcaBack
2	CompBac	Overconfidence	RepPower	Gender	AcaBack
3	EduLevel		ProPower		GovBack

2. 单变量重要性比较

本文进一步利用随机森林的相对重要性比较了不同 CEO 个人特征变量对企业数字化转型的预测能力差异。表 6 详细报告了在数字化技术、数字化应用、数字化产出不同维度上,各变量的相对重要性排序。从结果来看,在众多特征变量中,CEO

的所有权权力、开放性、任期、过度自信和年龄对企业数字化转型水平的预测效果最好,相对重要性均排在前10名。这说明,这些特征更可能是推进企业数字化转型的关键个人要素。

表6 单变量相对重要性

排序	数字化技术		数字化应用		数字化产出	
	变量	相对重要性	变量	相对重要性	变量	相对重要性
1	OwnPower *	0.108	PastRev	0.104	Growth	0.114
2	lnSize	0.104	lnSize	0.103	PastRev	0.113
3	PastRev	0.101	Lev	0.101	Lev	0.106
4	Lev	0.096	Growth	0.101	lnSize	0.105
5	Growth	0.096	OwnPower *	0.096	lnTenure *	0.095
6	lnTenure *	0.079	Openness *	0.080	Openness *	0.089
7	Openness *	0.078	lnTenure *	0.077	OwnPower *	0.073
8	Firmage	0.070	Firmage	0.072	Firmage	0.072
9	Overconfi *	0.066	Overconfi *	0.071	Overconfi *	0.064
10	lnAge *	0.050	lnAge *	0.053	lnAge *	0.055

注:所有变量按照相对重要性高低进行排序,CEO个人特征变量标记*。

(四) 关键特征变量的预测模式

从表6的研究结果发现,在众多的CEO个人特征中,所有权权力、开放性、任期、过度自信以及年龄在企业数字化转型的不同维度上均具有最佳的预测能力。那么这些特征变量是如何预测企业数字化转型水平的呢?本文将部分依赖图的分析结果与现有文献展开充分对话,以理论知识和人的判断弥补机器学习“黑箱”的不足,进而提高研究结果的可靠性和解释性。

1. 所有权权力

图1分别展示了CEO所有权权力对企业数字化技术、数字化应用和数字化产出的预测模式。从描述性统计结果来看,我国上市公司CEO持股比例平均值较低,超过30%的仅占7.56%。因此本文主要分析持股比例在0~30%区间的预测能力情况。部分依赖图显示,随着CEO所有权权力的增加,企业数字化转型水平整体呈现动态提升趋势。由于经营权和所有权的分离,现代企业难免存在代理问题。对CEO实施股权激励成为维护CEO与股东利益一致的有效机制之一。当CEO成为企业重要股东时,会更有能力决策企业长期投资方向,制定数字化战略,并通过发挥决策表決、任用罢免、绩效考核等方面的权力优势,促进企业数字化资产的配置并推动组织结构、文化等产生变革,进而提高数字化转型能力和绩效产出。

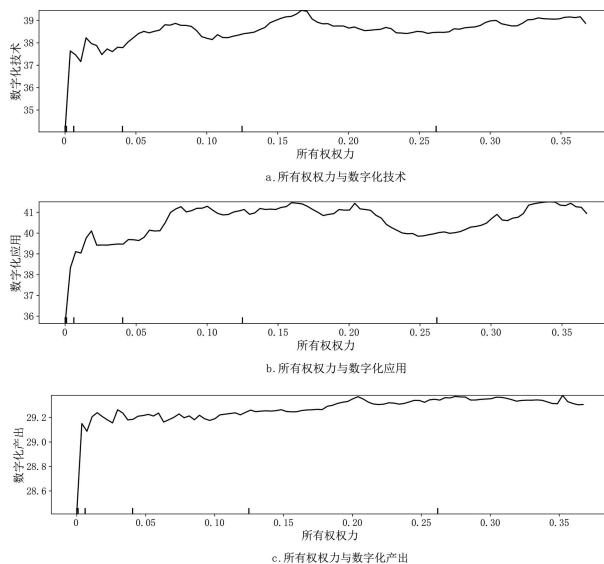


图1 CEO所有权权力的部分依赖

尽管如此,我们从依赖图中的曲线变化也发现,CEO所有权权力对数字化转型水平的影响具有明显的非线性和动态性特征。以图1b为例,随着持股比例的提高,其对企业数字化应用水平的作用会在局部出现明显“下探”,即在局部区间对数字化应用水平产生了负面影响。当高管持股比例高于一定水平时,经理人会过于风险厌恶,从而放弃一些对公司有利的但风险较高的投资行为。数字化应用强调企业运用数字技术对产品、流程、业务等方面进行创新,是回报周期长、风险高的战略投资行为,这个过程具有高度动态性和不确定性。因而,随着股权比例的增加,CEO会出于自身利益的考虑,做出更加谨慎的决策,可能对数字化变革与创新产生抑制作用。

2. 开放性

图2分别展示了CEO开放性对企业数字化技术、数字化应用和数字化产出的预测模式。由于我们的研究目标是探讨CEO开放性心理特征对企业数字化转型影响,因此接下来主要探讨依赖图中观测值为正以后(0~3)的曲线变化。从结果来看,CEO开放性对企业数字化转型具有显著的促进作用,随着开放性程度的增加,企业数字化技术水平、数字化应用水平和数字化产出水平均随之显著提升。这表明,CEO作为企业战略的重要设计者和推进者,其开放性的心理特征在数字化转型

型过程中起关键作用。开放性的 CEO 善于接受新事物、尝试新方法和新活动,更愿意改变组织传统惯例,主动寻求变化和多样性,这将促使其在战略选择和实施过程中倾向于追寻新市场、利用新技术。同时,开放性的 CEO 具备非常规思维,具有较高的学习能力,对复杂问题能够提出创造性解决方案,对组织变革和创新活动中的风险具有较高的承受能力,因此更有助于企业识别和把握数字化发展机遇。此外,CEO 的内外网络关系是企业战略变革的重要人力资本。相较于封闭的 CEO,开放性的 CEO 一方面能够在企业内部建立起更为自由、开放的沟通机制,进而激励员工创新意识和创新能力;另一方面善于主动构建和利用多样的外部网络连接,帮助企业获取数字化创新所需的关键性资源和信息。

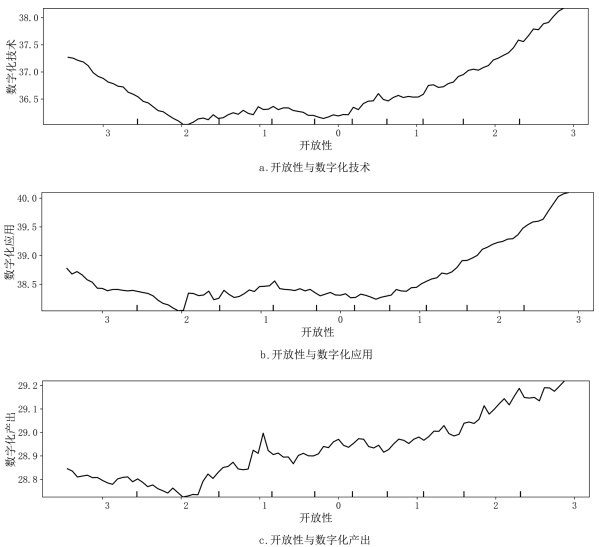


图2 CEO 开放性的部分依赖

3. 任期

图3分别展示了CEO任期对企业数字化技术、数字化应用和数字化产出的预测模式。从部分依赖图的观测范围来看,CEO任职时间与企业数字化技术水平和企业数字化应用水平之间呈现U型关系,与企业数字化产出水平之间的关系则更为动态,呈现连续U型关系特征。这表明,CEO任期对企业数字化转型的预测机制具有明显非线性和复杂性特点,值得深入观察和探讨。

在对企业数字化技术水平的预测中,6年左右

(即观测值约为4.3)是U型曲线的重要拐点。在这之前,数字化技术水平随CEO任职时间增加而显著降低;在这之后数字化水平随CEO任职时间增加而显著提升。在对企业数字化应用水平的预测中,3年左右(即观测值约为3.6)是U型曲线的重要拐点。在这之前,数字化应用水平随CEO任职时间增加而显著降低;在这之后数字化水平随CEO任职时间增加而显著提升。这是因为,CEO的心态和权力会随着任职时间的推移而产生变化。为了展示个人才能,快速获得权威,任职初期的CEO更愿意通过重要创新性变革帮助企业提升行业竞争力。随着任职时间的增加,CEO在企业的权力逐渐稳固,加之数字化转型的复杂性与投资回报长期性,使得CEO风险偏好及注意力发生变化,数字化创新投入更为谨慎,因而会对数字化转型相应水平产生抑制性影响。任期拐点之后,一方面可以理解为随着时间的推移,企业数字化转型成效日渐显现,增强了CEO长期战略投资的信心;另一方面随着时间积累,CEO对企业及行业情况更加熟悉,管理经验和能力进一步提高,有助于消除数字化转型过程中的问题和障碍,从而促进企业数字化转型水平提升。

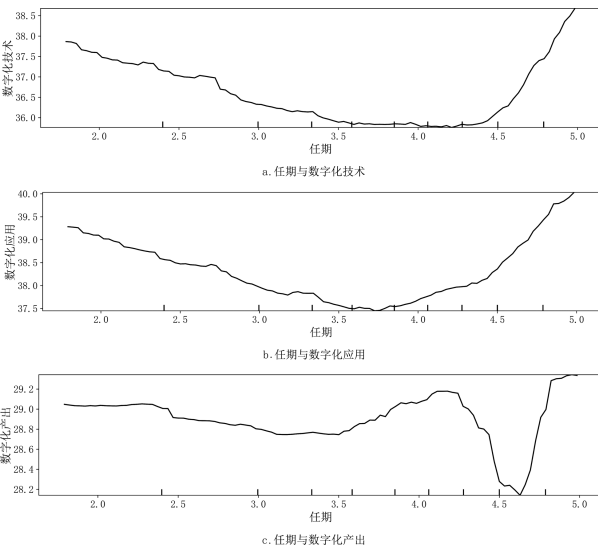


图3 CEO 任期的部分依赖

在对企业数字化产出水平的预测中,我们发现CEO任期与数字化产出之间关系呈现连续U型曲线,出现3个关键时间拐点,分别是:2年左右

(观测值约为 3.2)、5 年左右(观测值约为 4.2)、9 年左右(观测值约为 4.7)。当任期时间小于 2 年时,CEO 任期对数字化产出水平具有消极影响,但影响的程度较弱;当任期时间大于 9 年时,则 CEO 任期对数字化产出水平具有较为显著的积极影响;而在任期时间介于 2 年和 9 年之间时,CEO 任期与数字化产出水平之间具有倒 U 型关系,5 年左右是其阈值。这表明,相较于数字化技术和数字化应用来说,企业数字化产出的时间周期更长,挑战更多的企业资源和能力,因而和 CEO 特征之间的关系也更为复杂和动态。另一方面,我们在描述性统计时发现,上市公司 CEO 平均任期在 4.65 年。由此判断,任期 5~9 年,很可能是 CEO 个人职业发展瓶颈或动荡期,对风险和收益的认知变得更为敏感和谨慎,因此会对企业在数字化转型这种长期性发展路径的选择、资源培育和整合以及市场参与等方面产生抑制作用。

4. 过度自信

图 4 分别展示了 CEO 过度自信对企业数字化技术、数字化应用和数字化产出的预测模式。从依赖图曲线来看,整体呈现出 U 型关系,即随着 CEO 过度自信的增加,企业数字化转型水平呈现逐渐下降后又逐渐上升的趋势特征。这表明,过度自信是一种认知偏差,也是一项有价值的补充性资源,对企业的战略行为具有直接和关键性影响。当 CEO 的过度自信达到一定程度(平均值大于 0.50)后,对企业数字化转型具有显著的促进作用。这是由于,相较于非过度自信的 CEO 来说,过度自信的 CEO 对成就有着更为强烈的渴望,往往低估数字化转型的风险和不确定性,而对其回报抱有积极乐观态度,因此能够做出更适合本公司的数字化投资决策。同时,受“优于平均效应”的影响,过度自信的 CEO 愿意“迎难而上”以证明自己的能力。他们往往更加努力学习新事物、新知识,能够积极寻求新观点、新思想,来应对和解决转型不确定性带来的问题,继而促进数字化战略变革取得成效。过度自信的 CEO 对研发投入更多,有助于提升组织吸收能力,促进数字化技术在企业价值创造各环节的应用。此外,过度自信常

常伴随积极情绪状态和高度承诺,这有利于增强员工对企业发展的信心,获得员工对数字化转型的认同与支持,构建支持性的集体心理环境,增加转型成功的可能性。然而,我们在图 4c 中也发现,数字化产出水平在 CEO 过度自信程度达到 0.65~0.70 时出现下降趋势。这反映了当 CEO 心理偏差远远超过企业内外部环境的真实状况时,可能会出现“非效率投资”“成本粘性”“并购溢价”等原因导致的负面效应。3 张依赖图的对比既体现了数字化转型过程的复杂性,又反映了 CEO 个人特征与企业数字化转型之间关系的复杂性,在一定程度上回应并验证了现有文献的研究结论。

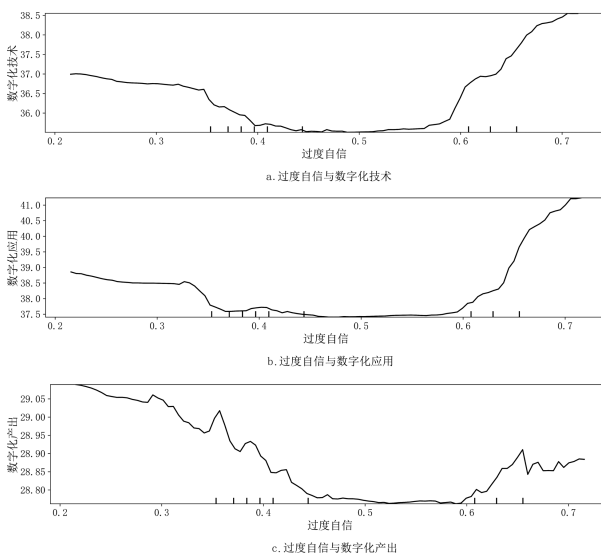


图 4 CEO 过度自信的部分依赖

5. 年龄

图 5 分别展示了 CEO 年龄对企业数字化技术、数字化应用和数字化产出的预测模式。从部分依赖图的曲线特征来看,CEO 年龄与企业数字化转型水平之间整体呈现 U 型关系特征,意味着特别年轻和特别年长的 CEO 管理的企业数字化转型水平更高。50~60 岁是 CEO 年龄与企业数字化转型水平之间关系的转折点。

从图 5a 可以看出,在观测值 3.92(约为 50 岁)之前,CEO 年龄对企业数字化技术水平具有显著负向影响,而在其之后,二者之间呈现显著正向关系。从图 5b 可以看出,在观测值 4.0(约为 55 岁)之前,CEO 年龄对企业数字化应用水平具有显

著负向影响;而在其之后,二者之间呈现显著正向关系。从图 5c 可以看出,在观测值 4.0(约为 55 岁)之前,CEO 年龄对企业数字化产出水平具有负向影响,在观测值 4.1(约为 60 岁)之后,二者呈现显著正向关系。4.0~4.1(为 55~60 岁)区间,CEO 年龄对企业数字化产出水平的影响呈现倒 U 型波动状态。年龄与数字化转型关系转折点的逐步后移,一方面验证了企业的数字化转型是一个长期性进阶过程。另一方面也表明,CEO 年龄与企业数字化转型之间的关联较为复杂,回应并强化了以往文献的研究结论:年龄的变化给高管的个人心理、能力、权力及社会等其他特征均产生不同程度的影响,进而会间接影响企业的战略行为。年轻的 CEO 可能更加开放、容易过度自信,因此更容易推进高风险投资项目,而年长的 CEO 在接受新事物、学习新知识的兴趣有所下降,更加依赖以往经验而形成战略惯性,不利于组织创新性变革的发生^[18]。但是,当到达传统意义上的退休年龄(60 岁)之后,年长的 CEO 由于职业生涯压力的减轻,反而容易释放出更多的创造激情和动能,加之拥有丰富的管理经验和社会资本,则更容易为企业的数字化转型创造资源和条件。从这个意义上来说,我们的研究结论为现有文献存在的“‘年轻有为’还是‘老当益壮’”的争议问题提供了较为清晰的回答:50 岁之前“年轻有为”;60 岁之后“老当益壮”。

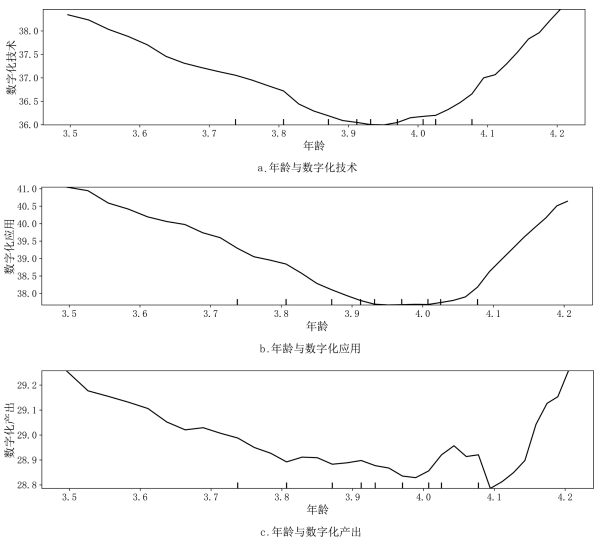


图 5 CEO 年龄的部分依赖

(五) 稳健性检验

本文综合采用更换被预测变量、交叉验证、调整模型参数 3 种方法对研究结果进行了稳健性检验。首先,我们使用 CSMAR 数据库中“数字化转型指数”替换被预测变量。其次,使用 KFold 进行 5 折交叉验证,通过不重复地随机划分 5 次训练集和测试集,计算 5 次的拟合效果的平均值。最后,我们将随机森林模型中树的数量设置为 {100, 150, 200, 250}, 深度设置为 {6, 7, 8}, 共构成 12(=4×3) 个参数组合,再次建模进行了计算。三种方法检验下的预测效果均与主检验结果相近。

(六) 拓展性分析

实践表明,产权性质的差异在很大程度上会影响企业的决策行为。与非国有企业相比,国有企业与政府的关联更为紧密,需要承担更多的政策性使命和责任。在国有企业中,经理人的聘任和考核并非完全基于市场机制。在“任命制”的影响下,国有企业 CEO 任期相对较短,并且其决策的灵活性和自由度受限更多。为了进一步检验不同产权性质下 CEO 个人特征对企业数字化转型水平预测能力是否具有异质性,我们将样本按照国有企业、非国有企业进行了分组,分别进行了特征重要性分析和单变量解释性分析。

对比结果显示在以下几方面。①从组间重要性来看,国有企业与非国有企业存在显著异质性。在数字化技术和数字化应用水平的预测中,国有企业 CEO 的权力特征预测能力明显优于能力特征和心理特征。非国有企业 CEO 的能力特征和心理特征对企业数字化转型水平的预测能力则显得更为突出(见表 7)。②从单变量重要性来看,所有权权力、开放性、任期、过度自信和年龄仍然是对企业数字化转型水平预测最为关键的个人特征,这一结论在国有企业和非国有企业的分组检验中并未出现差异。③从关键特征变量预测模式来看,所有权权力、开放性、任期、过度自信和年龄等个人特征与数字化转型各维度水平的关系曲线大体一致,均呈现出非线性关系特征。但是,相较于国有企业,这种非线性关系在非国有企业中表现的更为显著。篇幅有限,我们仅以 CEO 过度自信与企业数字化应用水平之间关系为例呈现检验结果,详见图 6。

表7 组间重要性的异质性检验结果

排序	数字化技术				数字化应用				数字化产出			
	国企		非国企		国企		非国企		国企		非国企	
	维度	重要性	维度	重要性	维度	重要性	维度	重要性	维度	重要性	维度	重要性
1	权力特征	0.175	能力特征	0.156	权力特征	0.153	心理特征	0.154	能力特征	0.129	心理特征	0.155
2	能力特征	0.137	心理特征	0.152	能力特征	0.134	能力特征	0.148	心理特征	0.114	能力特征	0.151
3	心理特征	0.119	权力特征	0.140	心理特征	0.124	权力特征	0.134	权力特征	0.100	权力特征	0.113
4	自然特征	0.049	自然特征	0.054	自然特征	0.063	自然特征	0.059	自然特征	0.047	自然特征	0.059
5	社会特征	0.036	社会特征	0.034	社会特征	0.034	社会特征	0.033	社会特征	0.030	社会特征	0.029

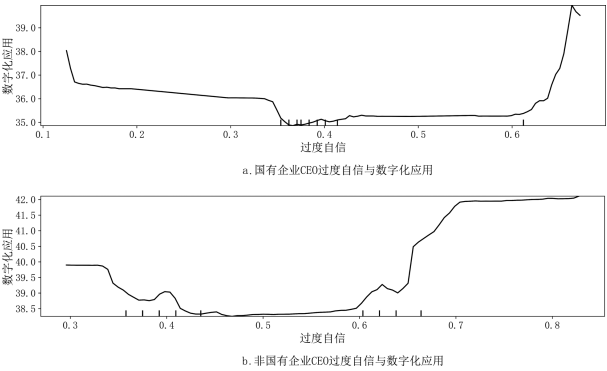


图6 国有企业与非国有企业 CEO 过度自信与数字化应用的部分依赖

五、研究结论与启示

(一)研究结论

(1)从整体来看,CEO 多维个人特征能够预测企业数字化转型水平,并且不同特征之间的预测能力存在明显差异。

(2)从特征组间比较来看,在预测企业数字化技术和数字化产出水平方面,CEO 的能力特征更为重要。这说明,CEO 的认知水平和工作经验对企业数字技术投入及数字创新能力形成具有主导作用,具有较长任期、较高学历、跨职能工作经验的 CEO 更能够推动企业数字资源配置和数字创新成果转化。在预测企业数字技术应用水平方面,CEO 的心理特征更为重要。这说明,数字化技术与企业运营各环节的融合是一个从“赋能”到“使能”的过程,这个过程具有高度复杂性和不确定性,CEO 心智模式,特别是对风险的偏好和承受水平是企业一项重要的战略性资源,有助于消除组织惯性导致的转型障碍,提升企业吸收能力,促进数字技术与价值创造过程的深度融合。

(3)从单个特征比较来看,CEO 所有权权力、开放性、任期、过度自信和年龄等五个特征对企业

数字化技术、数字化应用和数字化产出 3 个方面均表现出最佳的预测能力。这表明,这几个特征是 CEO 影响企业数字化转型的关键个人特征要素,系统回答了什么样的 CEO 才能够推进企业数字化转型的问题并进一步分析了这几个关键特征对企业数字化转型水平的预测机制。

(二)实践启示

基于上述发现和结论,本文的研究对如何提升企业数字化转型水平具有以下启示。

首先,企业要不断深化对数字化转型艰巨性、长期性和系统性的认识。目前,我国企业数字化转型整体处于初级阶段,且不同地区、行业间的发展水平并不均衡。由于企业资源禀赋和组织能力具有差异,不同企业所面临的转型压力和困难有所不同。因此,企业可以参考本文对数字化水平的衡量标准,分层次、分维度地进行客观评价,准确判断数字化转型所处阶段和水平差距,根据自身条件合理选择和优化转型路径。

第二,数字化转型是需要一把手负责的组织变革和管理变革。CEO 作为核心决策者,在企业数字化战略制定与实施过程中具有关键性作用,其个人在自然属性、能力、心理、社会及权力等方面的独特性是企业重要的战略性人力资本。开放性和过度自信是促进企业数字化转型水平提升的重要心理特征,体现了 CEO 的创新精神和责任意识,是新时代企业家精神的具体诠释。企业可以将其作为 CEO 选聘的重点考察指标,并发挥其在数字化转型中的积极作用。

第三,CEO 的心理和能力会随着任期及年龄的推移而产生变化,进而改变其风险偏好及领导方式。因此,企业应重点关注 CEO 任期、年龄等时间要素,完善任期考核与职业生涯发展管理机制,

通过人才梯队建设、数字化能力培训以及多元化考核等途径充分激发不同任职阶段、年龄阶段的 CEO 在认知结构、管理经验、组织权威等方面的优势,促进企业数字化技术与产品服务、业务流程、商业模式的有机融合。

第四,企业数字化转型需要大量资源投入基础设施建设,这些成本难以从短期业绩上获得直接补偿。企业可以通过公司治理进一步完善股权结构,充分发挥股权激励在推进企业高质量发展过程中的平衡机制。股权激励兼具激励性与约束性特点,是一种中长期契约,企业可以在激励方案中设置增长性绩效考核指标,使 CEO 不断获得新动力来源,进而更加积极推进数字赋能多带来的企业价值创造模式的转型升级。

参考文献:

- [1] MATT C, HESS T, BENLIAN A. Digital transformation strategies[J]. *Business & information systems engineering*, 2015(57): 339-343.
- [2] 俞立平,张矿伟,吴功兴. 数字化转型对企业创新的作用机制研究:基于技术创新与管理创新的视角[J]. *中国软科学*, 2024(1): 24-35.
- [3] 牛璐,陈志军,刘振. 资源与能力匹配下的中小企业数字化转型研究[J]. *科学学研究*, 2024, 42(4): 766-777.
- [4] HANELT A, BOHNSACK R, MARZ D, et al. A systematic review of the literature on digital transformation: insights and implications for strategy and organizational change[J]. *Journal of management studies*, 2021, 58(5): 1159-1197.
- [5] 戚聿东,杜博,温馨. 国有企业数字化战略变革:使命嵌入与模式选择:基于 3 家中央企业数字化典型实践的案例研究[J]. *管理世界*, 2021, 37(11): 137-158, 10.
- [6] ALNUAIMI B K, SINGH S K, REN S, et al. Mastering digital transformation: the nexus between leadership, agility, and digital strategy[J]. *Journal of business research*, 2022(145): 636-648.
- [7] 魏彦杰,尹飞,钟娟. CEO 社会资本能否助力企业数字化转型[J]. *金融经济研究*, 2023, 38(4): 92-106.
- [8] 李兰,董小英,彭泗清,等. 企业家在数字化转型中的战略选择与实践推进:2022·中国企业家成长与发展专题调查报告[J]. *南开管理评论*, 2022, 25(5): 191-204.
- [9] 刘冀徽,田青,吴非. 董事长研发背景与企业数字化转型:来自中国上市企业年报文本大数据识别的经验证据[J]. *技术经济*, 2022, 41(8): 60-69.
- [10] 李思飞,李鑫,王赛,等. 家族企业代际传承与数字化转型:激励还是抑制?[J]. *管理世界*, 2023, 39(6): 171-191.
- [11] 洪永森,汪寿阳. 大数据、机器学习与统计学:挑战与机遇[J]. *计量经济学报*, 2021(1): 17-35.
- [12] 洪永森,汪寿阳. 大数据革命和经济学研究范式与研究方法[J]. *财经智库*, 2021, 6(1): 5-37, 142-143.
- [13] 洪永森,汪寿阳. 大数据如何改变经济学研究范式?[J]. *管理世界*, 2021, 37(10): 40-55, 72, 56.
- [14] MULLAINATHAN S, SPIESS J. Machine learning: an applied econometric approach[J]. *Journal of economic perspectives*, 2017, 31(2): 87-106.
- [15] 曹钰华,张延莉,石蓉荣,等. 数字化转型驱动的专精特新“小巨人”组织韧性前因组态研究:基于上市企业年报文本挖掘的 fsQCA 分析[J]. *外国经济与管理*, 2023, 45(10): 68-83.
- [16] 刘景江,郑畅然,洪永森. 机器学习如何赋能管理学研究?:国内外前沿综述和未来展望[J]. *管理世界*, 2023, 39(9): 191-216.
- [17] WANG L, JIANG W, MA X. The effect of CEO entrepreneurial orientation on firm strategic change: the moderating roles of managerial discretion[J]. *Journal of engineering and technology management*, 2021(59): 101616.
- [18] 韵江,宁鑫. “年少有为”还是“老当益壮”:CEO 职业生涯关注与战略变革[J]. *经济管理*, 2020, 42(6): 135-152.
- [19] 韵江,宁鑫,暴莹. CEO 过度自信与战略变革:基于“韧性效应”和“创造效应”的研究[J]. *南开管理评论*, 2022, 25(5): 180-190, 214, 191-192.
- [20] 戚聿东,肖旭. 数字经济时代的企业管理变革[J]. *管理世界*, 2020, 36(6): 135-152, 250.
- [21] KOR Y Y, MAHONEY J T. Penrose's resource-based approach: the process and product of research creativity[J]. *Journal of management studies*, 2000, 37(1): 109-139.
- [22] 李小荣,刘行. CEO vs CFO:性别与股价崩盘风险[J]. *世界经济*, 2012, 35(12): 102-129.
- [23] BELENZON S, SHAMSHUR A, ZARUTSKIE R. CEO's age and the performance of closely held firms[J]. *Strategic management journal*, 2019, 40(6): 917-944.
- [24] WREDE M, VELAMURI V K, DAUTH T. Top managers in the digital age: exploring the role and practices of top managers in firms' digital transformation[J]. *Managerial*

and decision economics, 2020, 41(8): 1549-1567.

[25] 蒋兵, 李天旭, 丁西林. 高层管理团队数字知识与企业数字化转型: 基于角色理论视角[J]. 华东经济管理, 2024, 38(1): 48-58.

[26] 杨林, 和欣, 顾红芳. 高管团队经验、动态能力与企业战略突变: 管理自主权的调节效应[J]. 管理世界, 2020, 36(6): 168-188, 201, 252.

[27] 王铁男, 王宇, 赵凤. 环境因素、CEO 过度自信与 IT 投资绩效[J]. 管理世界, 2017(9): 116-128.

[28] 连燕玲, 贺小刚. CEO 开放性特征、战略惯性和组织绩效: 基于中国上市公司的实证分析[J]. 管理科学学报, 2015, 18(1): 1-19.

[29] 唐国华, 孟丁. 环境不确定性对开放式技术创新战略的影响[J]. 科研管理, 2015, 36(5): 21-28.

[30] 杨隽萍, 徐娜. 动态能力与高管社会资本组态效应对企业数字化转型的影响: 以创业板上市公司为例[J]. 技术经济, 2023, 42(4): 97-109.

[31] 许秀梅, 陈泽文. CEO 权力促进了企业技术资本积累吗: 基于上市公司的经验证据[J]. 经济与管理评论, 2022, 38(6): 115-129.

[32] 乐怡婷, 李慧慧, 李健. 高管持股对创新可持续性的影响研究: 兼论高管过度自信与产权性质的调节效应[J]. 科技进步与对策, 2017, 34(2): 139-146.

[33] SHEIKH S. CEO power, product market competition and firm value[J]. Research in international business and finance, 2018(46): 373-386.

[34] 周建庆, 梁彤缨, 彭玉莲, 等. CEO 异质权力对研发投资的影响: 基于企业生命周期的调节作用[J]. 软科学, 2020, 34(3): 111-116, 122.

[35] 郭峰, 陶旭辉. 机器学习与社会科学中的因果关系: 一个文献综述[J]. 经济学(季刊), 2023, 23(1): 1-17.

[36] TIFFIN M A J. Machine learning and causality: the impact of financial crises on growth[M]. Washington District of Columbia: International Monetary Fund, 2019.

[37] GRIMMER J, ROBERTS M E, STEWART B M. Machine learning for social science: an agnostic approach[J]. Annual review of political science, 2021(24): 395-419.

[38] SHRESTHA Y R, HE V F, PURANAM P, et al. Algorithm supported induction for building theory: how can we use prediction models to theorize? [J]. Organization science, 2021, 32(3): 856-880.

[39] 陈强. 机器学习及 Python 应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2021: 4.

[40] BAO Y, KE B, LI B, et al. Detecting accounting fraud in publicly traded US firms using a machine learning approach [J]. Journal of accounting research, 2020, 58(1): 199-235.

[41] PEROLS J L, BOWEN R M, ZIMMERMANN C, et al. Finding needles in a haystack: using data analytics to improve fraud prediction[J]. The accounting review, 2017, 92(2): 221-245.

[42] CHOUDHURY P, STARR E, AGARWAL R. Machine learning and human capital complementarities: experimental evidence on bias mitigation[J]. Strategic management journal, 2020, 41(8): 1381-1411.

[43] LUAN S, REB J, GIGERENZER G. Ecological rationality: fast-and-frugal heuristics for managerial decision making under uncertainty [J]. Academy of management journal, 2019, 62(6): 1735-1759.

[44] 郭晓姝, 张焱, 徐健. 道歉承诺类管理反馈策略对顾客二次满意度的影响: 基于顾客多样情绪调节效应[J]. 中国管理科学, 2021, 29(2): 217-227.

[45] MANELA A, MOREIRA A. News implied volatility and disaster concerns[J]. Journal of financial economics, 2017, 123(1): 137-162.

[46] CHEN M A, WU Q, YANG B. How valuable is FinTech innovation? [J]. The review of financial studies, 2019, 32(5): 2062-2106.

[47] 黄造玉, 徐晓新, 李升. 哪些因素对流动人口落户意愿的影响更大: 基于随机森林的变量重要性排序[J]. 中国软科学, 2023(4): 76-85.

[48] 陆瑶, 张叶青, 黎波, 等. 高管个人特征与公司业绩: 基于机器学习的经验证据[J]. 管理科学学报, 2020, 23(2): 120-140.

[49] CHEN X, CHO Y H, DOU Y, et al. Predicting future earnings changes using machine learning and detailed financial data[J]. Journal of accounting research, 2022, 60(2): 467-515.

[50] 陈运森, 周金泳, 黄健峤. 企业的慷慨因何而来?: 基于机器学习的证据[J]. 财经研究, 2023, 49(6): 153-169.

[51] BERTOMEU J, CHEYNEL E, FLOYD E, et al. Using machine learning to detect misstatements [J]. Review of accounting studies, 2021(26): 468-519.

[52] 刘洋, 董久钰, 魏江. 数字创新管理: 理论框架与未来研究[J]. 管理世界, 2020, 36(7): 198-217, 219.

(本文责编: 辛 城)