

工业机器人应用与企业“高持现”治理*

王 磊 蔡金鹏

(上海对外经贸大学金融管理学院,上海 201620)



内容提要:当前,以工业机器人为典型代表的人工智能技术正加速渗透到制造业企业生产经营活动的各个环节,引发学术界的广泛关注。本文基于中国上市企业“高持现”的背景,考察工业机器人应用对企业现金持有的影响。研究发现,工业机器人应用能够显著降低企业现金持有水平,有效抑制企业过度持现的倾向。机制分析表明,工业机器人应用通过降低劳动杠杆,减少企业出于预防性动机而持有的超额现金;同时,通过降低代理成本,抑制企业因代理问题而产生的现金囤积。异质性检验显示,工业机器人应用对企业现金持有的负向影响,在国有企业、东部地区企业、劳动密集型企业以及高管团队海外背景异质性高的企业中表现得更为明显。经济后果分析表明,工业机器人应用引发的现金减持并未加剧企业风险,但随着工业机器人渗透率提高,现金持有对企业市场价值的正向影响逐渐减弱,反映出市场对智能化企业的高额持现行为持负面态度,进而产生消极反应。本文丰富了关于企业“高持现”治理的研究文献,并为深入实施智能制造战略,优化资金要素配置,助力企业高质量发展提供决策参考。

关键词:工业机器人应用 企业现金持有 劳动杠杆 代理成本

中图分类号:F275.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2025)06—0080—23

一、引 言

近年来,中国上市企业普遍表现出明显的“高持现”倾向(于泽等,2017^[1];李万利等,2021^[2])。万得(Wind)数据显示,上市企业的平均现金持有规模呈现增长趋势(如图1所示),由2007年的6.97亿元增长至2022年的23.24亿元,“现金为王”的理念进一步凸显。从持现比例(年末现金及现金等价物余额占总资产比重)来看,中国企业维持在15%以上的水平,显著高于同时期美国上市企业的11.8%(Khadija,2023)^[3],也高于英国的10.7%(Basil和Ahmed,2024)^[4]和印度的5.7%(Ruchi和Sujata,2022)^[5]。企业持有过多现金,不仅导致资金机会成本上升,降低企业资金配置效率(Opler等,1999)^[6],还会引发管理层在职消费或过度投资等问题,损害企业可持续发展能力(Jensen,1986^[7];陆正飞和张会丽,2010^[8])。由此可见,优化现金持有决策,提升资金利用效率,已成为当前推动企业高质量发展亟待解决的重要问题。公司金融理论指出,企业高额持现行为主要受预防性动机和代理动机的驱动。预防性动机指企业为把握潜在投资机会或抵御不确定性风险而储备超额现金(Opler等,1999)^[6]。代理动机则指管理层出于追求企业规模扩张或谋取个人私利等目的而持有更多的现金(Jensen,1986)^[7]。围绕这些理论,国内学者从不同角度对我国

收稿日期:2024-01-30

* 基金项目:教育部人文社会科学研究规划基金项目“重大突发公共卫生事件、管理层情绪与企业财务决策研究”(21YJA790054)。

作者简介:王磊,男,教授,博士生导师,研究方向为公司金融与行为金融,电子邮箱:Leslie@suibe.edu.cn;蔡金鹏,男,研究助理,研究方向为公司金融与金融工程,电子邮箱:1261893463@qq.com。通讯作者:王磊。

企业高额持现行为展开探讨,如货币政策(祝继高和陆正飞,2009)^[9]、代理冲突(杨兴全等,2014)^[10]、文化理念(李万利等,2021)^[2]以及重大突发事件(王磊等,2023)^[11]等。然而,这些研究未充分关注人工智能技术对这一现象的影响。随着工业 4.0 时代的到来,人工智能技术迅猛发展,工业机器人作为其中的关键应用,已被广泛引入制造企业。这一趋势不仅推动制造企业迈向智能化,也必然对企业经营决策产生深刻影响,特别是关乎企业生存发展的核心财务决策——现金持有决策。

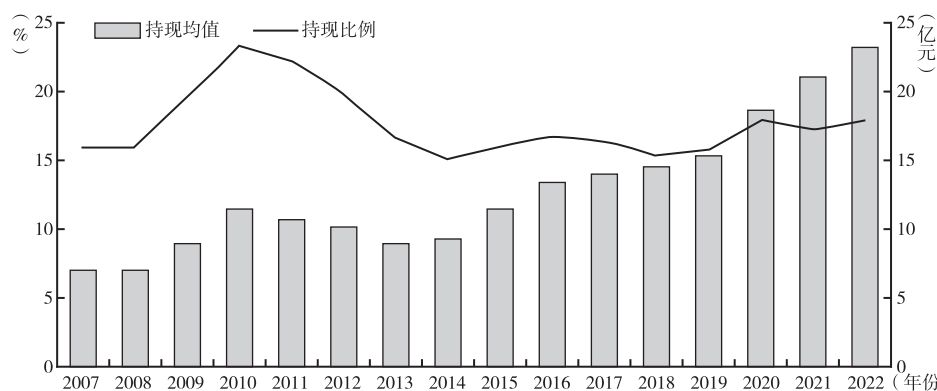


图 1 2007—2022 年中国上市企业现金持有情况

资料来源:作者整理

基于上述考虑,本文拟以中国上市企业“高持现”为背景,考察工业机器人应用对企业现金持有决策的影响。具体而言,第一,基于国际机器人联合会的工业机器人数据,借助“巴蒂克”工具变量法(Bartik, 1991^[12];Goldsmith-Pinkham 等,2020^[13]),构建制造业企业维度的工业机器人渗透率度量指标,基于此检验工业机器人应用对企业高额持现行为的影响。结果显示,工业机器人应用对企业高额现金持有具有显著抑制作用。第二,通过中介效应模型考察其中的作用机制,研究发现,工业机器人应用通过降低劳动杠杆,有效缓解企业现金持有的预防性动机;同时,通过减少代理成本,显著削弱企业现金持有的代理动机。最后,拓展性分析显示,工业机器人应用降低现金持有并未增加企业面临的风险,但随着机器人渗透率的提高,现金持有对企业市场价值的促进作用逐渐减弱,甚至可能转变为抑制作用。

本文的边际贡献主要体现在以下几个方面:第一,丰富了企业“高持现”行为治理的研究文献。中国上市企业呈现出“高持现”特征,具体表现为企业维持较高水平的持现比例以及持续增长的持现均值,这一现象引起了学术界的广泛关注。现有研究考察了媒体报道(罗进辉等,2018)^[14]、税收政策(谢雁翔等,2022)^[15]等对企业高额持现行为的抑制效应,但关于工业机器人应用对企业高额持现行为潜在治理效果的研究还相对较少。本文尝试对这一主题进行探讨,旨在为该领域的研究提供有益补充。第二,拓展了工业机器人应用与公司金融的交叉研究领域。已有文献深入考察了工业机器人应用对劳动力成本粘性(田高良等,2023^[16];覃家琦等,2023^[17])和内部控制质量(倪静洁和郭檬楠,2023)^[18]的影响,本文在前人研究的基础上作进一步拓展,通过引入劳动杠杆和代理成本作为中介变量,剖析工业机器人应用如何通过这些机制影响企业的现金持有水平,从而为理解机器人技术应用与企业财务决策的内在逻辑关系提供新的视角。第三,本文的研究具有重要的现实意义。工业机器人应用可以缓解预防性动机和代理动机,进而优化企业现金持有决策、提升资金配置效率。因此,相关部门应加快推进企业智能化转型,在进行顶层设计时统筹做好资金、技术和人才等政策的系统支持和架构引导,充分发挥工业机器人等人工智能技术在优化企业财务决策过程中所起的作用,助力企业高质量发展。

二、文献回顾与研究假设

1. 文献回顾

(1)企业高额持现的动机及影响因素研究。作为企业运营的“生命线”,现金在企业经营活动中发挥着不可替代的重要作用。具体而言,企业持有现金一方面是为了满足日常交易需求;另一方面是为了防范未来可能出现的不确定性风险(Miller和Orr,1966^[19];Bates等,2009^[20])。现金储备不足可导致资金周转困难,使企业面临流动性危机甚至破产风险。然而,过高的现金持有水平不仅会产生显著的机会成本,还可能成为管理层谋取私利的工具,从而导致资金使用效率下降(Jensen,1986)^[7]。因此,探究企业高额持现的动机及影响因素,对于理解和优化企业现金管理,在保障企业正常营运的同时提高资金使用效率,显得尤为重要。

如现有研究指出,企业持有超额现金主要受预防性动机和代理动机的驱动。基于这两种动机,众多学者从不同视角对企业高额持现行为展开深入研究,积累了丰富的理论成果。在已有相关研究中,与本文主题有关联的文献可以分为以下两类:第一,劳动力成本与企业现金持有。相较于其他成本,劳动力成本具有显著的粘性特征,具体表现为劳动力成本对企业业务量变化呈非对称响应,即相较于业务扩张时劳动力成本的增长幅度,业务规模缩减时劳动力成本的下降幅度相对有限(Anderson等,2003^[21];Dierynck等,2012^[22])。这种成本粘性导致工资水平的调整滞后于劳动边际产出的变化,进而放大企业利润波动,形成典型的劳动杠杆效应。随着企业劳动力成本上升,劳动杠杆效应增强,企业的财务灵活性相应降低,经营风险随之攀升(Favilukis和Lin,2016^[23];尹力博和魏冬,2022^[24])。为应对这一风险,企业基于预防性动机,会提高现金持有水平以增强风险抵御能力。因此,由劳动力成本粘性引发的劳动杠杆效应是企业高额现金持有的重要驱动因素之一。第二,代理成本与企业现金持有。由于信息不对称,管理层会利用手中掌握的现金进行低效率投资,此时,高额现金持有成为代理冲突下管理层谋求私利的工具(Harford,1999)^[25]。研究表明,高额持现是企业代理问题的一种体现,而有效的公司治理机制能够显著缓解因现金持有增加而引发的代理问题(冯志华,2017)^[26]。例如,随着管理层权力的增强,其更有可能干预企业现金持有政策,以实现自身利益最大化(杨兴全等,2014)^[10],而高管股权激励(刘井建等,2017)^[27]、控股股东杠杆增持(熊凌云等,2020)^[28]等公司治理手段,能够有效缓解股东与管理层之间的代理冲突,进而降低企业现金持有水平。因此,代理问题是影响企业高额现金持有的又一重要因素。

(2)工业机器人应用的经济后果研究。相关文献主要从微观企业层面探讨工业机器人应用对劳动力市场、技术创新和企业绿色转型等方面的影响。在人口老龄化加剧、劳动力供给减少的背景下,劳动力成本持续攀升。为应对这一挑战,企业纷纷引入机器人来替代人工(魏下海等,2023)^[29]。工业机器人能够替代低技能劳动力,导致企业劳动力需求减少(Acemoglu和Restrepo,2020^[30];王永钦和董雯,2020^[31])。由于机器人具有明显的资本偏向性,导致在生产过程中资本替代劳动,最终使企业劳动收入份额下降(何小钢等,2023)^[32]。在技术创新方面,机器人应用能够降低边际生产成本,发挥人力资本效应,进而提高边际创新收益,激励企业创新(冯玲等,2023^[33];杜善重等,2024^[34])。此外,工业机器人应用还能使企业减少污染排放,提高全要素生产率(袁丽静等,2024)^[35]。

2. 研究假设

综上,目前尚未有文献关注工业机器人应用对企业现金持有的影响。本文认为,工业机器人应用可以通过改变企业劳动杠杆和代理成本,进而影响企业现金持有。

首先,工业机器人应用可以降低企业劳动杠杆。劳动杠杆反映劳动报酬的固定成本属性对企业利润波动的放大作用。由于劳动力成本存在粘性,即劳动力成本一般不会随着企业的生产经营

状况出现同比例变化,从而导致企业利润对生产率冲击的敏感度增加,放大了企业的经营风险。工业机器人应用使企业在业绩下滑时可以裁撤低技能冗员,减少生产经营活动对劳动力的依赖,进而降低劳动力成本粘性(田高良等,2023)^[16]。另外,无论是在成本节约上还是生产效率提升上,工业机器人与常规劳动力相比具有明显优势,因此,工业机器人的引入降低了员工薪酬议价能力,这也有助于降低劳动力成本粘性(覃家琦等,2023)^[17]。由于劳动力成本粘性驱动的劳动杠杆是导致企业高额持现的重要因素,因此,工业机器人应用势必会通过抑制劳动力成本粘性来降低劳动杠杆,解决劳动力诱导的经营杠杆过高的问题,提升企业经营的灵活性,企业因此减少因预防性动机而持有高额现金(Bates等,2021)^[36]。

其次,工业机器人应用还可以减少企业代理成本。工业机器人等智能化技术的引入,不仅帮助企业优化生产流程,提高工作效率,还促使企业精简组织架构,推动组织结构向扁平化转变,构建起高效协同的组织网络(戚聿东和肖旭,2020)^[37]。这种组织架构变革对企业治理环境产生了积极影响。一方面,组织架构扁平化在一定程度上压缩了管理层的自由裁量空间,有助于约束管理层滥用权力的行为;另一方面,在新型组织架构下,工业机器人搭载的物联网技术能够显著缩短信息传递路径,提升信息传递效率,从而有效缓解信息不对称问题。这降低了利益相关者获取信息的成本,为其监督管理层提供更大的便利。此外,工业机器人应用带来的信息质量提升还会吸引机构投资者和分析师对企业的关注,进而加大对管理层的监督力度,约束其机会主义行为(倪静洁和郭檬楠,2023^[18];吴晓晖等,2023^[38])。因此,工业机器人的引入能够提高企业内外部监督水平,有效抑制管理层寻租行为,从根本上降低委托代理成本,企业进而减少因代理动机产生的高额现金持有。

就上述两种机制比较而言,在抑制企业超额现金持有方面,代理成本减少相比劳动杠杆降低能够发挥更显著的作用。原因在于,在我国上市公司的运营环境中,普遍存在着一些治理方面的难题,如管理层利用超额现金实施非效率投资或进行职务消费。工业机器人应用通过引入自动化流程减少人为干预,增强数据留痕与信息透明度,从而有效遏制管理层滥用现金的动机,治理效果非常明显。相比之下,劳动杠杆调整效应的发挥受到更多现实因素的约束。出于劳动保护政策以及社会稳定等因素的考量,企业在引入工业机器人后,往往需保留一定数量的冗余人员进行转岗培训,使得企业难以快速优化人员结构。这种制度刚性限制了劳动杠杆下降所能产生的作用,使其对企业高额现金持有的抑制效果小于代理成本减少产生的影响。

综上,本文认为,工业机器人应用可以通过降低劳动杠杆和减少代理成本两个渠道抑制企业高额持现行为,相应的逻辑框架如图2所示。据此,本文提出如下研究假设:

H₁:工业机器人应用有助于抑制企业高额持现行为。

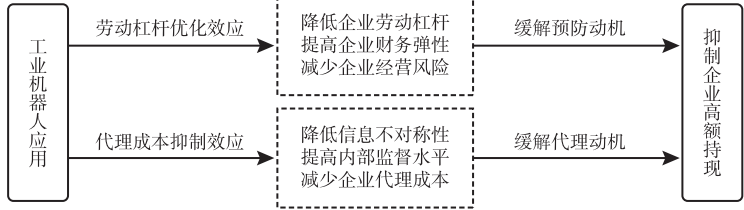


图2 工业机器人应用抑制企业高额持现行为逻辑框架

三、研究设计

1. 样本选择和数据来源

本文采用的工业机器人数据来源于国际机器人联合会的年度统计报告。该联合会通过收集

全球机器人制造商的原始数据,编制了“国家/地区—行业—年份”维度的工业机器人安装量数据集。鉴于工业机器人主要应用于制造业,本文根据我国的行业分类标准,将机器人数据匹配至制造业二位码行业层面。此外,考虑到中国工业机器人应用的实质性增长始于2010年,加之数据获取存在客观限制,本文将2011—2019年沪深A股制造业上市企业作为研究对象。样本筛选过程如表1所示,剔除样本期内被ST或*ST的观测、行业信息不全的观测以及关键变量缺失的观测,最终获得9099个“公司—年度”观测值作为研究样本。数据来源如下:企业财务数据、员工构成及薪酬数据来自Wind数据库,美国分行业就业数据来自Compustat数据库。本文对所有连续变量在1%和99%水平上进行缩尾处理。

表1 样本选择过程

初始样本:2011—2019年沪深两市A股制造业上市企业年度观测值	19548
剔除:考察期内被ST或*ST的观测值	243
行业分类缺失或发生变动的观测值	1287
关键变量存在缺失问题的观测值	8919
最终样本	9099

2. 变量定义

(1)企业现金持有。参考吴晓晖等(2023)^[38]的研究,本文采用两个指标衡量企业现金持有水平:其一为现金及现金等价物占总资产的比例(*Cash1*);其二为货币资金与交易性金融资产之和与总资产扣除货币资金及交易性金融资产后余额的比值(*Cash2*)。

(2)工业机器人渗透率。考虑到国际机器人联合会公布的工业机器人数据仅涵盖“国家/地区—行业—年份”维度,本文采用王永钦和董雯(2020)^[31]的方法,将宏观层面的工业机器人安装数据转化为企业层面的渗透率指标,以反映企业生产活动中机器人与生产人员的相对配置水平^①。具体方法如下:

首先,测算中国行业层面工业机器人安装密度(*Robot_Density_{j,t}*),以反映各行业对工业机器人的需求强度:

$$Robot_Density_{j,t} = \frac{Robot_{j,t}^{CH}}{Employ_{j,t=2010}^{CH}} \quad (1)$$

其中,分子 $Robot_{j,t}^{CH}$ 表示中国 j 行业在 t 年的新增工业机器人安装数量,分母 $Employ_{j,t=2010}^{CH}$ 表示中国 j 行业2010年(基期)的就业人数。

接着,基于行业安装密度,进一步构造企业层面工业机器人渗透率指标(*Robot_PR_{ijt}*):

$$Robot_PR_{i,j,t} = \frac{PWP_{i,j,t=2011}}{PWP_median_{t=2011}} \times \frac{Robot_{j,t}^{CH}}{Employ_{j,t=2010}^{CH}} \quad (2)$$

其中,乘数项 $\frac{PWP_{i,j,t=2011}}{PWP_median_{t=2011}}$ 为企业在基年(2011年)的生产人员比例,并将其标准化为相对于全制造业同期该比例中位数的比值,以反映企业初始劳动力结构特征。

(3)控制变量。借鉴吴晓晖等(2023)^[38]的研究,控制变量包括企业财务变量和公司治理变量。其中,企业财务变量包括资产收益率(*ROA*)、资产负债率(*LEV*)、营业收入增长率(*Growth*)、经营活动净现金流(*CF*)、净营运资本(*NWC*)、资本支出(*Capex*)、研发支出(*RD*)、股利支付率(*Div*)、企业规模(*Size*);公司治理变量包括两职合一情况(*Dual*)、第一大股东持股比例(*Top1*)、董事会规模

^① 本文以工业机器人渗透率作为核心解释变量,该变量能精准地刻画技术应用的深度差异,涵盖企业未使用工业机器人、少量使用以及大规模使用等多种情形。这种处理方式不仅与现有相关文献保持一致,也能更好地揭示工业机器人应用对企业现金持有的影响。

(Board)、独立董事比例(Indpt)。为避免反向因果关系的影响,所有控制变量采取前置一期处理。各变量的具体定义如表 2 所示。

表 2
 变量定义

变量名称	变量符号	变量定义
现金持有水平	Cash1	期末现金及现金等价物余额/总资产
	Cash2	(货币资金+交易性金融资产)/(总资产-货币资金-交易性金融资产)
工业机器人渗透率	Robot_PR	测度方法见上文
资产回报率	ROA	净利润/总资产
资产负债率	LEV	总负债/总资产
成长性	Growth	营业收入增长率
经营现金流	CF	经营活动产生的现金流量净额/总资产
净营运资本	NWC	(流动资产-流动负债-现金)/总资产
资本支出	Capex	购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金/总资产
研发支出	RD	研发费用/总资产
企业规模	Size	总资产的自然对数
股利支付率	Div	应付股利/总资产
两职合一情况	Dual	哑变量,董事长与总经理兼任取值为 1,否则取值为 0
股权集中度	Top1	第一大股东持股比例
董事会规模	Board	董事会人数的自然对数
独董比例	Indpt	独立董事人数/董事会人数

3.模型设定

本文通过构建如下基准回归模型考察工业机器人应用对企业现金持有水平的影响：

$$Cash_{i,j,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Robot_PR_{i,j,t} + \alpha CV_{i,j,t-1} + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{ijt} \tag{3}$$

其中, i 表示企业, j 表示行业, t 表示年份; $Cash_{i,j,t}$ 为 j 行业的 i 企业在 t 年的现金持有水平; $Robot_PR_{i,j,t}$ 为 i 企业在 t 年的工业机器人渗透率; $CV_{i,j,t-1}$ 为前置一期的控制变量; θ_j 和 δ_t 分别用于控制行业固定效应和年份固定效应; ε_{ijt} 为随机误差项。

四、实证结果分析

1.描述性统计

变量的描述性统计结果如表 3 所示。现金持有指标 Cash1(Cash2)的均值为 0.1541(0.2642),标准差为 0.1228(0.2825),表明不同企业的现金持有策略存在显著异质性。机器人渗透率 Robot_PR 的均值为 0.0106,这意味着样本企业平均每千名员工配置 10.6 台工业机器人。控制变量的统计结果显示,样本企业整体呈现盈利状态,保持适度的财务杠杆水平,并具有稳定的营收增长和正向经营现金流。此外,样本企业的股权集中度较高,第一大股东持股比例逾 1/3,董事会规模适中,保持在 8~9 人之间,独立董事平均占比为 37%,符合监管要求。

表 3
 描述性统计

变量名	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Cash1	9099	0.1541	0.1228	0.0110	0.1179	0.6029
Cash2	9099	0.2642	0.2825	0.0197	0.1715	1.6632
Robot_PR	9099	0.0106	0.0198	0.0000	0.0024	0.0962
ROA	9099	0.0628	0.0670	-0.1505	0.0542	0.2901

续表 3

变量名	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>LEV</i>	9099	0.4160	0.2066	0.0491	0.4063	0.9520
<i>Growth</i>	9099	0.1578	0.2829	-0.4406	0.1211	1.3470
<i>CF</i>	9099	0.0443	0.0669	-0.1474	0.0416	0.2409
<i>NWC</i>	9099	0.0309	0.2000	-0.5779	0.0444	0.4766
<i>Capex</i>	9099	0.0562	0.0488	0.0014	0.0423	0.2375
<i>RD</i>	9099	0.0193	0.0152	0.0000	0.0172	0.0736
<i>Size</i>	9099	12.7843	1.1955	10.2872	12.6395	16.2090
<i>Div</i>	9099	0.0006	0.0021	0.0000	0.0000	0.0147
<i>Dual</i>	9099	0.2566	0.4368	0.0000	0.0000	1.0000
<i>Top1</i>	9099	0.3372	0.1482	0.0000	0.3203	0.7156
<i>Board</i>	9099	2.1479	0.1881	1.6094	2.1972	2.7081
<i>Indpt</i>	9099	0.3700	0.0518	0.3000	0.3333	0.5714

2. 基准回归

表4列示了模型(3)的回归结果^①。第(1)、(2)列分别以*Cash1*、*Cash2*作为被解释变量,研究发现,*Robot_PR*的系数分别为-0.2816和-0.5048,在1%的水平上显著。从经济意义上看,*Robot_PR*每增加一个标准差,*Cash1*和*Cash2*分别下降0.56%和0.99%,降幅相当于样本均值的3.62%和3.78%。这些结果表明,工业机器人应用显著降低了企业现金持有水平。为了进一步佐证上述检验结果,还需要考虑这样一种可能:企业当年的机器人渗透率越高,意味着机器人购置与安装成本以及“机器换人”产生的员工安置成本越高,这些成本费用需要通过现金支付,因此,企业当年现金持有减少可能并不是因为劳动杠杆和代理成本下降,而是扣除相关成本费用的自然结果。

为排除这种巧合,本文在模型(3)的基础上,增加了*t*+1期、*t*+2期企业现金持有对*t*期工业机器人渗透率的回归分析。如果企业减少现金持有是因为购买机器人支付了相关的成本费用,那么这种影响将是短期的,机器人渗透率指标只会影响企业当期的现金持有水平。反之,如果工业机器人应用在提升企业经营弹性、降低代理成本方面发挥积极作用,那么机器人渗透率指标对企业未来的现金持有水平也会存在负向影响。检验结果如表4第(3)~(6)列所示,核心解释变量的系数均显著为负,说明工业机器人应用对企业现金持有的负向影响表现出时滞性,从而排除企业降低现金持有水平是因为支付相关成本费用这一可能性。

表 4 基准回归结果

变量	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1</i> _{<i>t</i>+1}	<i>Cash2</i> _{<i>t</i>+1}	<i>Cash1</i> _{<i>t</i>+2}	<i>Cash2</i> _{<i>t</i>+2}
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot_PR</i>	-0.2816*** (-3.18)	-0.5048** (-2.41)	-0.2900*** (-3.33)	-0.5527*** (-2.72)	-0.2515*** (-2.93)	-0.5635*** (-2.82)
常数项	0.3663*** (16.25)	0.8384*** (15.24)	0.3343*** (15.49)	0.6933*** (14.14)	0.2553*** (12.12)	0.5128*** (10.74)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	9099	9099	9099	9099	9099	9099
调整 R ²	0.3296	0.2820	0.2520	0.2050	0.1856	0.1524

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%的水平下显著;括号内为*t*值。下同

^① 因篇幅限制,下文的实证结果展示省略了控制变量,相关内容正文略去。详见本刊网站登载扩展资料中的附录。

3. 现金持有的分解

企业持有现金既有满足日常需求部分,也有超出正常需求部分。为检验工业机器人应用对企业不同性质现金持有的影响,本文参照 Opler 等(1999)^[6]、辛宇和徐莉萍等(2006)^[39]的做法,构建如下模型,将企业现金持有分解为正常持有和超额持有两个部分。

$$\begin{aligned} \text{LnCash}_{i,j,t} = & \alpha_0 + \alpha_1 \text{Size}_{i,j,t} + \alpha_2 \text{CF}_{i,j,t} + \alpha_3 \text{NWC}_{i,j,t} + \alpha_4 \text{Growth}_{i,j,t} + \alpha_5 \text{Capex}_{i,j,t} \\ & + \alpha_6 \text{LEV}_{i,j,t} + \alpha_7 \text{Div}_{i,j,t} + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \end{aligned} \tag{4}$$

其中,被解释变量为企业现金持有水平的对数值,各解释变量前文已定义。利用样本数据对模型做回归,模型的拟合值为企业正常现金持有,定义为 *Nor_Cash1*、*Nor_Cash2*,模型的残差为企业超额现金持有,定义为 *Ex_Cash1*、*Ex_Cash2*。分别以企业正常现金持有和超额现金持有作为因变量,对模型(3)进行检验,结果如表 5 第(1)~(4)所示,研究发现,核心解释变量的系数均显著为负,说明工业机器人应用既能降低企业正常现金持有水平,也能降低企业超额现金持有水平;但从系数值的绝对值来看,工业机器人应用对企业超额现金持有的抑制作用远远超过其对正常现金持有的影响力度。因此,机器人应用对企业现金持有的影响主要体现在大幅降低企业的超额现金持有水平。

进一步地,本文构建哑变量 *Group* 以反映样本是否属于高额持现倾向企业,即根据企业超额现金持有指标对样本进行分组,若超额现金持有大于行业一年度中位数,则视为高额持现倾向企业, *Group* 赋值为 1;否则视为正常持现企业, *Group* 赋值为 0。将 *Group* 及其与 *Robot_PR* 的交乘项代入基准模型。检验结果如表 5 第(5)、(6)所示, *Robot_PR* 的系数不显著,但 *Robot_PR* × *Group* 的系数显著为负,说明工业机器人应用对现金持有水平的降低作用主要集中在具有高额持现倾向的企业中,这进一步证实工业机器人应用能够抑制企业高额持现行为。

表 5 工业机器人应用与企业高额持现

变量	<i>Nor_Cash1</i>	<i>Nor_Cash2</i>	<i>Ex_Cash1</i>	<i>Ex_Cash2</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot_PR</i>	-0.3600** (-2.28)	-0.3948** (-2.24)	-2.1275*** (-3.76)	-1.9098*** (-3.15)	0.0808 (1.30)	0.2453 (1.51)
<i>Group</i>					0.1424*** (79.89)	0.2890*** (63.39)
<i>Robot_PR</i> × <i>Group</i>					-0.3899*** (-5.18)	-1.0190*** (-5.36)
常数项	-1.0639*** (-26.91)	-0.4771*** (-11.13)	-0.3340** (-2.35)	-0.1816 (-1.14)	0.3026*** (18.59)	0.7119*** (16.16)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	9099	9099	9099	9099	9099	9099
调整 R ²	0.8322	0.7931	0.0549	0.0602	0.6349	0.5157

当然,有高额持现倾向企业大幅减持现金可能并不归因于机器人的使用,而是管理层出于持有现金机会成本的考虑做出调整的结果。为了排除这一可能性,本文从以下三个方面展开检验:第一,在有高额持现倾向企业中,按照机器人渗透率将样本分为高中低三组,测算各个组的现金持有水平的均值。该检验的逻辑在于:如果上文的结果是由管理层自然调整所致,那么各组现金持有水平与机器人渗透率之间不存在相关性。但分组检验结果显示^①,随着机器人渗透率提高,企业的现金持有水平呈现出递减趋势,且机器人渗透率高、低两组企业的现金持有在 1% 的水平上存在

① 因篇幅所限,相关内容正文略去。详见本刊网站登载扩展资料中的附录。

显著差异,这进一步证明企业现金持有水平与机器人渗透率负相关。

第二,根据企业超额现金持有指标将样本分为四组,剔除指标取值最高组,随后以剩余的三组观测作为样本重新进行回归分析。该检验设计基于以下逻辑:若企业超额现金持有量较高时,管理层会自然地进行向下调整,且前文的结果主要由管理层这种自然调整行为驱动,那么剔除相关样本后,核心解释变量的检验结果应当不再显著。然而,表6的实证结果显示,无论因变量为正常现金持有还是超额现金持有,核心解释变量 *Robot_PR* 的系数依旧显著为负。这一结果表明,工业机器人应用对企业现金持有的负向影响广泛存在于各类样本之中,前述的检验结果并非由超额现金持有水平高的企业管理层自然调整现金持有量所致。

表6 剔除超额现金持有较高的样本

变量	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Nor_Cash1</i>	<i>Nor_Cash2</i>	<i>Ex_Cash1</i>	<i>Ex_Cash2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot_PR</i>	-0.1940*** (-3.19)	-0.4714*** (-4.59)	-0.3496** (-2.01)	-0.4402** (-2.31)	-1.4409*** (-2.63)	-1.8289*** (-3.31)
常数项	0.2293*** (13.91)	0.3592*** (13.85)	-1.1373*** (-26.48)	-0.5946*** (-13.04)	-0.8090*** (-5.81)	-0.7738*** (-5.20)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	6876	6876	6876	6876	6876	6876
调整 R ²	0.4037	0.3185	0.8392	0.7910	0.0520	0.0526

第三,本文还在模型中加入以下变量以控制管理层对现金持有的自然调整:①融资约束(*FC*),融资约束程度高的企业更依赖内部资金,促使管理层会主动持有更多现金。融资约束程度以 *KZ* 指数来衡量,该指数取值越高,意味着企业的融资约束程度越严重。②托宾 *Q*(*TQ*),较高的托宾 *Q* 意味着企业在未来有更多的投资机会,此时企业倾向于持有较多的现金,以便在合适的时机迅速投入资金开展项目。*TQ*=期末总市值/总资产。③现金流波动(*Fv*),经营性现金流波动性高的企业倾向于持有更多现金作为缓冲,以应对未来的经营不确定性。本文采用经资产标准化的 *EBITDA* 在未来三年的标准差衡量企业现金流波动水平。回归结果如表7所示,依次加入上述变量后, *Robot_PR* 的系数仍显著为负。说明对工业机器人应用对企业超额现金持有行为的抑制作用并未因管理层的自然调整行为而发生改变。

表7 排除管理层自然调整因素的影响

变量	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot_PR</i>	-0.2758*** (-3.11)	-0.4902** (-2.35)	-0.2692*** (-3.04)	-0.4722** (-2.26)	-0.2816*** (-3.18)	-0.5050** (-2.42)
<i>KZ</i>	0.0053*** (4.29)	0.0141*** (4.88)				
<i>TQ</i>			0.0041*** (6.14)	0.0111*** (6.77)		
<i>Fv</i>					-0.0196 (-0.49)	-0.0723 (-0.79)
常数项	0.3581*** (15.88)	0.8160*** (14.89)	0.3554*** (15.74)	0.8084*** (14.72)	0.3660*** (16.25)	0.8373*** (15.25)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制

续表 7

变量	Cash1	Cash2	Cash1	Cash2	Cash1	Cash2
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	9099	9099	9099	9099	9099	9099
调整 R ²	0.3308	0.2839	0.3326	0.2865	0.3295	0.2822

4. 内生性问题

表 4 的检验结果可能存在内生性问题,主要包括反向因果关系或模型遗漏重要变量偏误,对此,本文采用以下三种方法进行处理。

(1)工具变量法。本文使用美国工业机器人渗透率作为工具变量,以缓解中国企业工业机器人应用与现金持有水平之间可能存在的内生性问题。这一做法主要基于以下两方面考虑:第一,全球制造业技术扩散存在同步性,中美工业机器人应用进程存在高度的技术关联度,符合工具变量相关性要求;第二,既有实证研究未发现美国机器人技术对中国企业现金持有行为存在直接因果渠道,满足外生性条件。基于 Acemoglu 和 Restrepo (2020)^[30]的框架,本文运用“巴蒂克”工具变量法,构建美国工业机器人渗透率指标($Robot_PR^{IV}$):

$$Robot_PR_{i,j,t}^{IV} = \frac{PWP_{i,j,t=2011}}{PWP_median_{t=2011}} \times \frac{Robot_{j,t}^{US}}{employ_{j,t=2010}^{US}} \quad (5)$$

其中, $Robot_{j,t}^{US}$ 表示美国 j 行业在 t 年工业机器人的新增安装数量, $employ_{j,t=2010}^{US}$ 表示美国 j 行业在 2010 年(基期)的就业人数。

检验结果如表 8 所示。其中,第(1)列为第一阶段回归,Kleibergen-Paap rk LM 统计量和 Wald F 统计量的检验结果表明,选取的工具变量不存在“识别不足”以及弱工具变量的问题。观察工具变量 $Robot_PR^{IV}$ 的系数,发现其显著为正,证实中美工业机器人渗透率存在正相关关系,满足工具变量的相关性要求。第(2)、(3)列为第二阶段回归,结果显示,通过工具变量拟合的 $Robot_PR$ 的系数均显著为负。这一结论说明,在采用工具变量处理内生性问题后,工业机器人应用对企业现金持有水平的抑制作用仍具有统计显著性。

表 8 内生性检验

变量	“巴蒂克”工具变量法			倾向得分匹配法		双重差分模型检验	
	$Robot_PR$	Cash1	Cash2	Cash1	Cash2	Cash1	Cash2
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
$Robot_PR^{IV}$	2.1579*** (38.40)						
$Robot_PR$		-1.0649*** (-5.66)	-1.5728*** (-3.41)	-0.3372*** (-3.27)	-0.6740*** (-2.74)		
$Robot_treat \times Policy$						-0.0252*** (-7.33)	-0.0518*** (-6.20)
常数项	-0.0091*** (-4.30)	0.3624*** (16.02)	0.8331*** (15.13)	0.3637*** (13.87)	0.8452*** (13.31)	0.4587*** (8.05)	0.9093*** (6.69)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是		
公司/年份固定效应						是	是
LM 统计量	476.529***						

续表 8

变量	“巴蒂克”工具变量法			倾向得分匹配法		双重差分模型检验	
	<i>Robot_PR</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Wald F 统计量	1474.835						
观测值	9099	9099	9099	7279	7279	9099	9099
调整 R ²	0.7460	0.3243	0.2801	0.3308	0.2893	0.6155	0.5716

(2)倾向得分匹配法。为控制不可观测因素干扰,本文还采用倾向得分匹配方法以缓解潜在的选择性偏差。具体实施过程如下:首先,逐年以工业机器人渗透率中位数为界,将高于中位数的样本划为处理组,低于中位数的作为对照组;接着,以模型(3)的控制变量作为协变量,通过 Logit 模型估算样本企业的倾向得分值,按照 1:1 最近邻匹配原则,为每个处理组企业寻找倾向得分最接近的对照组企业,经过上述匹配程序,处理组和对照组样本在除工业机器人渗透率外的其他特征上均保持高度可比性。最后,将匹配后的样本按照模型(3)进行回归,结果如表 8 第(4)、(5)列所示,核心解释变量 *Robot_PR* 的系数仍显著为负,这一结果进一步佐证了研究结论的可靠性。

(3)双重差分模型检验。为进一步识别工业机器人应用与企业现金持有之间的因果关系,本文参考金祥义和张文菲(2023)^[40]的研究,选择 2016 年工业和信息化部、财政部联合发布《智能制造发展规划(2016—2020 年)》这一事件作为外生冲击,构建如下双重差分模型:

$$Cash_{i,j,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Robot_treat_{i,j,t} \times Policy_t + \alpha X_{i,j,t-1} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \quad (6)$$

其中, *Robot_treat* 表示处理组和控制组的识别变量,当企业工业机器人渗透率小于行业年度均值时, *Robot_treat* 取值为 1,否则为 0; *Policy* 表示与智能制造发展相关的政策冲击,当样本在 2016 年及以后年份时, *Policy* 取值为 1,否则为 0; μ_i, δ_t 分别表示公司固定效应、年份固定效应。其他变量设定与基准回归模型一致。检验结果如表 8 第(6)、(7)所示,交乘项 *Robot_treat* $\times$ *Policy* 的系数显著为负,说明在智能制造发展规划实施以后,受政策影响较大的企业相比于其他企业会显著降低现金持有水平。上述结果说明,在采用一系列方法处理内生性问题后,本文的核心结论依然稳健。

5. 稳健性检验

(1)替换核心解释变量。在基准回归中,研究以工业机器人新增安装量测算安装密度。为降低指标构建过程中可能产生的偏差,本文采用工业机器人安装存量测算的渗透率(*Robot_PRST*)作为替代变量纳入模型重新回归。结果如表 9 第(1)、(2)列,在替换核心变量后,其估计系数依然显著为负,表明本文研究结论不受核心变量测度方式的影响。

(2)更换回归样本。国际机器人联合会的数据显示,汽车制造业的工业机器人新增装机量居各行业之首。上述现象引发研究结论是否由汽车制造业样本主导的质疑。为增强研究结论的稳健性,本文进一步剔除汽车制造业样本后重新进行回归分析。结果如表 9 第(3)、(4)列, *Robot_PR* 的估计系数依然显著为负。这一发现表明,工业机器人应用对企业现金持有水平的抑制效应并非依赖于汽车制造业,而是在更广泛的行业领域中普遍存在。

表 9 替换核心解释变量和更换回归样本

变量	替换核心解释变量		剔除汽车制造业样本	
	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Robot_PRST</i>	-0.0336*** (-2.76)	-0.0627** (-2.27)		

续表 9

变量	替换核心解释变量		剔除汽车制造业样本	
	Cash1	Cash2	Cash1	Cash2
	(1)	(2)	(3)	(4)
Robot_PR			-0.3462*** (-3.62)	-0.7358*** (-3.32)
常数项	0.3675*** (16.31)	0.8405*** (15.29)	0.3794*** (16.03)	0.8637*** (14.94)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	9099	9099	8685	8685
调整 R ²	0.3294	0.2819	0.3359	0.2902

(3)加入其他控制变量。为控制地区经济发展的潜在影响,本文将各省份 GDP的对数($\ln GDP$)作为控制变量引入基准模型重新回归,结果如表 10 第(1)、(2)列所示,加入该控制变量后, $Robot_PR$ 的系数仍显著为负。同时,参考 Baker等(2013)^[41]的研究,构建经济政策不确定指数(EPU)作为控制变量纳入模型,以控制经济政策不确定性的影响。结果如表 10 第(3)、(4)列所示, $Robot_PR$ 的系数仍显著为负,进一步验证了研究结论的稳健性。

表 10 加入其他控制变量

变量	Cash1	Cash2	Cash1	Cash2
	(1)	(2)	(3)	(4)
Robot_PR	-0.2731*** (-3.09)	-0.4962** (-2.37)	-0.2816*** (-3.18)	-0.5048** (-2.41)
$\ln GDP$	-0.0061*** (-3.89)	-0.0062* (-1.67)		
EPU			-0.0207*** (-13.20)	-0.0296*** (-7.23)
常数项	0.4333*** (15.21)	0.9067*** (13.07)	0.3867*** (16.98)	0.8676*** (15.59)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	9099	9099	9099	9099
调整 R ²	0.3308	0.2822	0.3296	0.2820

五、进一步研究

1. 影响机制检验

前文理论分析提出,工业机器人应用对企业现金持有水平的影响存在两条核心作用路径:一是通过降低劳动杠杆率减少企业基于预防性动机的现金持有;二是通过减少代理成本抑制企业因代理动机产生的超额现金持有。为验证上述机制,本文参考 Baron 和 Kenny(1986)^[42]、李凤等(2023)^[43]的分析框架,构建如下中介效应模型:

$$Mediator_{i,j,t} = \beta_0 + \beta_1 Robot_PR_{i,j,t} + \beta X_{i,j,t-1} + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \tag{7}$$

$$Cash_{ij} = \gamma_0 + \gamma_1 Robot_PR_{i,j,t} + \gamma_2 Mediator_{i,j,t} + \gamma X_{i,j,t-1} + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \tag{8}$$

其中, $Mediator$ 为中介变量,包括劳动杠杆($Labor_LEV$)和代理成本(RFR)。如前所述,劳动杠

杆本质上是劳动力成本驱动的经营杠杆。本文参考 Donangelo 等(2019)^[44]、尹力博和魏冬(2022)^[24]的研究,将劳动杠杆界定为企业劳动力成本与生产增加值的比率,其中劳动力成本以职工工资来衡量。代理成本的本质是管理层追求自身利益而偏离股东利益最大化目标所导致的资源浪费,这种自利行为包括不合理的在职消费以及低效管理。本文借鉴 Ang 等(2000)^[45]关于代理成本的测算方法,采用经营费用率作为代理变量,该指标通过将销售费用与管理费用之和除以主营业务收入计算得出。其他变量定义与前文保持一致。

中介效应检验结果如表 11 所示。PanelA 显示了劳动杠杆路径,列(1)列示了企业劳动杠杆对机器人渗透率的回归结果,其中 *Robot_PR* 的系数显著为负,说明劳动杠杆会随着工业机器人应用的增加而下降。列(2)、(3)列示了将劳动杠杆加入模型后的回归结果,核心解释变量 *Robot_PR* 的系数仍然显著为负,但相较于基准回归结果,系数的绝对值有所下降,同时, *Labor_LEV* 的系数显著为正,说明工业机器人应用对企业现金持有的影响有部分是通过降低企业劳动杠杆来实现的,即劳动杠杆存在部分中介效应。PanelB 显示了代理成本路径,列(1)列示了企业代理成本对机器人渗透率的回归结果,其中 *Robot_PR* 的系数显著为负,说明代理成本会随着工业机器人应用的增加而下降。列(2)、(3)列示了将代理成本加入模型后的回归结果,核心解释变量 *Robot_PR* 的系数仍然显著为负,但相较于基准回归结果,系数的绝对值有所下降,同时, *RFR* 的系数显著为正,说明工业机器人应用对企业现金持有的影响有部分是通过抑制企业代理成本来实现的,即代理成本也存在部分中介效应。

表 11 中介效应检验

Panel A: 劳动杠杆优化							
变量	<i>Labor_LEV</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1_{t+1}</i>	<i>Cash2_{t+1}</i>	<i>Cash1_{t+2}</i>	<i>Cash2_{t+2}</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>Robot_PR</i>	-0.2603*** (-4.80)	-0.2520*** (-2.85)	-0.4559** (-2.19)	-0.2636*** (-3.02)	-0.5122** (-2.52)	-0.2209*** (-2.57)	-0.5146*** (-2.57)
<i>Labor_LEV</i>		0.1138*** (5.80)	0.1881*** (4.15)	0.1017*** (5.58)	0.1554*** (3.86)	0.1177*** (6.68)	0.1876*** (4.75)
常数项	0.0331** (2.51)	0.3625*** (16.16)	0.8321*** (15.16)	0.3310*** (15.36)	0.6882*** (14.04)	0.2514*** (11.97)	0.5065*** (10.63)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份/行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	9099	9099	9099	9099	9099	9099	9099
调整 R ²	0.1023	0.3324	0.2834	0.2548	0.2063	0.1900	0.1546
Panel B: 代理成本抑制							
变量	<i>RFR</i>	<i>Cash1</i>	<i>Cash2</i>	<i>Cash1_{t+1}</i>	<i>Cash2_{t+1}</i>	<i>Cash1_{t+2}</i>	<i>Cash2_{t+2}</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>Robot_PR</i>	-1.0873*** (-15.30)	-0.2221** (-2.48)	-0.4131* (-1.94)	-0.2381*** (-2.71)	-0.5054** (-2.46)	-0.2024** (-2.34)	-0.5259*** (-2.61)
<i>RFR</i>		0.0547*** (4.15)	0.0844*** (2.57)	0.0477*** (3.75)	0.0435 (1.43)	0.0451*** (3.70)	0.0345 (1.19)
常数项	0.3152*** (15.89)	0.3490*** (15.38)	0.8118*** (14.66)	0.3193*** (14.62)	0.6796*** (13.67)	0.2410*** (11.27)	0.5019*** (10.33)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	9099	9099	9099	9099	9099	9099	9099
调整 R ²	0.4154	0.3314	0.2828	0.2537	0.2053	0.1874	0.1526

为估计中介效应占比,本文采用 Bootstrap 方法(迭代 500 次),当 *Cash1* 作为被解释变量时,劳动杠杆和代理成本的中介效应分别为-0.0296、-0.0595,均在 1% 的水平上显著。经过计算,中介效应占比分别为 10.52% 和 21.14%。这表明,工业机器人应用对企业现金持有的影响,有 21.14% 通过降低代理成本产生作用,还有 10.52% 是通过降低劳动杠杆产生作用。当 *Cash2* 作为被解释变量时,劳动杠杆和代理成本的中介效应占比分别为 9.69%、18.17%。由此,劳动杠杆和代理成本都是工业机器人应用影响企业现金持有的中介变量,但相较于劳动杠杆优化,代理成本抑制在工业机器人应用抑制企业超额现金持有中发挥的作用更大。

另外,与基准回归结果对应,进一步考察劳动杠杆、代理成本在工业机器人应用影响企业未来现金持有过程中所起的中介作用。对于劳动杠杆的中介效应,检验结果见 Panel A 的第(4)~(7)列。当被解释变量为企业在 $t+1$ 年、 $t+2$ 年的现金持有水平时,无论是 *Cash1* 还是 *Cash2*, *Labor_LEV* 的系数均在 1% 的水平上显著为正, *Robot_PR* 的系数均在 1% 的水平上显著为负,且与表 4 的结果相比, *Robot_PR* 系数的绝对值有所下降。对于代理成本的中介效应,检验结果见 Panel B 的第(4)~(7)列。当被解释变量为 *Cash1* 的滞后期取值时, *RFR* 的系数在 1% 的水平上显著为正;当被解释变量为 *Cash2* 的滞后期取值时, *RFR* 的系数为正,但未通过显著性检验。在加入中介变量以后, *Robot_PR* 的系数均在 1% 的水平上显著为负,且与表 4 的结果相比, *Robot_PR* 系数的绝对值有所下降。综上,表 11 的结果表明,工业机器人应用通过降低劳动杠杆和代理成本进而使企业减少现金持有。

已有研究表明,工业机器人应用可以降低企业劳动力成本粘性(田高良等,2023^[16];覃家琦等,2023^[17])。本文在探讨工业机器人应用对企业“高持现”行为的影响时,聚焦劳动杠杆机制,补充了传统的劳动力成本粘性视角。劳动成本粘性侧重反映劳动力成本在企业营业收入下降时难以下调的刚性特征,而劳动杠杆则衡量单位增加值中劳动力成本的占比。劳动杠杆较高时,企业每单位增加值需承担的劳动力成本风险更大,因此,需要持有更多现金作为缓冲,这与现金持有的预防性动机理论高度契合。此外,现有文献多基于 Anderson 等(2003)^[21]的模型,通过调节效应分析检验工业机器人应用对劳动力成本粘性的影响。不同于以往研究,本文构建劳动杠杆指标,运用中介效应模型,测算其在工业机器人应用影响企业现金持有中的间接效应占比,为研究提供更精准的量化视角。

本文还进一步探讨工业机器人应用通过降低劳动杠杆对不同性质企业现金持有的影响^①。研究发现,存在以下两条传导路径:(1)工业机器人应用→降低劳动杠杆→企业正常现金持有增加。这是因为,引入工业机器人后,尽管劳动力成本有所降低,但机器人的维护、保养费用增加。这些费用通常需要定期支付,企业需要持有足够的现金来应对,因此,企业正常现金持有水平有所上升。(2)工业机器人应用→降低劳动杠杆→企业超额现金持有减少。由于企业引入工业机器人,对劳动力的依赖大幅降低。即使劳动力市场出现波动,如劳动力短缺或工资上涨,企业也不用担心劳动力成本的增加或生产中断。因此,企业不需要保留大量的超额现金来应对劳动力市场的不确定性,使得超额现金持有量得以减少。由上述分析可以看出,工业机器人应用通过优化劳动杠杆降低企业现金持有水平,其主要体现在抑制超额现金持有上。

此外,与工业机器人应用缓解企业劳动杠杆过高的结论相比,机器人应用降低企业代理成本的过程略显抽象。为此,本文还从以下两个方面增加相关拓展性检验,以加强机器人应用降低代理成本的证据。第一,分别根据代理成本和机器人渗透率对样本企业分组,双重分组后考察不同组合的现金持有水平。首先,比较“高代理成本+高机器人渗透率”企业和“低代理成本+高机器人

① 因篇幅所限,相关内容正文略去。详见本刊网站登载扩展资料中的附录。

渗透率”企业的现金持有水平。前者可以被视为机器人降低代理成本作用较大的企业,而后者则被视为机器人降低代理成本作用较小的企业。根据检验结果,前者的现金持有显著低于后者,说明机器人应用降低代理成本的作用越大,企业现金持有水平越低。接着,比较“高代理成本+高机器人渗透率”企业和“高代理成本+低机器人渗透率”企业的现金持有水平。对于后者,这些企业面临较严重的代理问题,但工业机器人应用水平较低,无力降低代理成本进而抑制企业高额持现。根据检验结果,后者的现金持有显著高于前者,说明在代理成本高的企业中,机器人应用程度越高,对高额持现行为抑制作用越明显。上述分组检验结果进一步佐证工业机器人应用通过降低代理成本进而抑制企业高持现行为。

第二,检验机器人渗透率对企业会计信息质量的影响。如果工业机器人应用能够提升企业会计信息质量,那么股东可以更好地监督管理层,从而降低企业代理成本。会计信息质量以根据DD模型(Dechow 和 Dichev, 2002)^[46]构建的企业盈余管理指标来度量。DD模型在修正的Jones模型的基础上,进一步将现金流项目纳入考量,能够更全面地捕捉企业盈余管理的动态过程,从而提高对盈余管理行为识别的准确性。检验结果显示,Robot_PR的系数显著为负,这说明,随着工业机器人应用的增加,企业的盈余管理行为减少,即企业会计信息质量提高,这一结果可作为辅助证据,证明工业机器人应用能够缓解股东与管理层间的代理成本。

2. 异质性分析

(1)企业产权性质。为了考察工业机器人应用对企业现金持有的影响在不同产权性质的企业间是否存在差异,本文依据产权性质将样本分为国有和非国有两类企业,分别检验机器人渗透率对不同类型企业现金持有的影响。结果如表12的(1)~(4)列所示,核心解释变量Robot_PR的系数在国有企业样本回归中显著为负,但在非国有国企样本回归中未通过显著性检验,说明工业机器人应用对于企业现金持有的影响在国有企业中更加明显。原因在于,一方面,从劳动杠杆的角度来看,由于国有企业承担着更多稳就业的责任,引入工业机器人后进行大规模劳动力调整会面临较大的难度。因此,与非国有企业相比,机器人应用通过降低劳动杠杆进而抑制预防性现金持有的效果在国有企业中表现得更弱。但另一方面,从代理成本的角度来看,相对于非国有企业,国有企业由于“所有者缺位”、委托代理链条过长,代理问题更为严重(吴秋生等, 2023)^[47]。因此,与非国有企业相比,机器人应用通过降低代理成本进而抑制超额现金持有的效果在国有企业中表现得更强。而且,对比前文述及的两种中介效应占比,代理成本抑制效应要大于劳动杠杆优化效应。因此,在以上两方面因素的共同作用下,工业机器人应用对现金持有的负向影响在国有企业中表现得更加明显。

表 12 基于企业产权性质的异质性分析

变量	Cash1		Cash2	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	国有企业	非国有企业	国有企业	非国有企业
Robot_PR	-0.2819** (-2.05)	-0.1564 (-1.37)	-0.6040** (-2.02)	-0.2286 (-0.82)
常数项	0.2762*** (8.46)	0.5033*** (15.66)	0.5117*** (6.98)	1.1500*** (14.37)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	3231	5868	3231	5868
调整 R ²	0.3005	0.3751	0.2431	0.3225

(2)企业所在地区。为检验工业机器人应用对企业现金持有的影响在不同地区的企业中是否存在差异,本文根据企业注册地址将样本分为东部地区 and 中西部地区两类^①。结果如表 13 的(1)~(4)列所示,核心解释变量 *Robot_PR* 仅在东部地区样本回归中通过了显著性检验,在中西部地区样本回归中并不显著,说明工业机器人应用对于企业现金持有的影响在东部地区的企业中更加明显。导致上述结果的原因在于,中西部地区机器人产业发展起步较晚,应用环境不够成熟,应用水平相对落后。这种“先天不足”会大大降低工业机器人对公司治理的改善作用。除此之外,中西部地区地方政府受制于市场机制发育不足的客观条件,可能会借助调控手段对本地企业的劳动力配置决策进行引导(孔高文等,2020)^[48],这会制约工业机器人劳动杠杆优化效应的发挥。因此,受到上述各方面因素的影响,工业机器人应用对企业现金持有的影响在中西部地区企业中表现得较弱。与中西部地区相比,东部地区凭借经济基础、技术创新和市场需求等方面的优势,在工业机器人应用上已形成完整的产业链条。而且,东部地区市场化程度高,政府干预力度小,企业可以按照市场化原则利用工业机器人等自动化技术对人力资本结构进行优化。这些因素为工业机器人优化企业资金配置效应的发挥创造了条件。因此,工业机器人应用对企业现金持有的影响在东部地区企业中表现得更为明显。

表 13 基于企业所在地区的异质性分析

变量	Cash1		Cash2	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	东部地区	中西部地区	东部地区	中西部地区
<i>Robot_PR</i>	-0.3187*** (-3.08)	-0.0231 (-0.14)	-0.4457* (-1.74)	-0.2227 (-0.64)
常数项	0.3901*** (13.09)	0.3228*** (9.32)	0.8670*** (11.96)	0.7492*** (8.71)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	5922	3177	5922	3177
调整 R ²	0.3523	0.2978	0.2991	0.2571

(3)企业投入要素密集程度。为考察工业机器人应用对企业现金持有的影响在不同生产要素投入密集程度的企业中是否存在差别,本文借鉴咸金坤等(2022)^[49]的研究,将企业资本密集度定义为企业固定资产净额与员工人数之比,并根据要素密集程度将样本分为劳动密集型和资本密集型两类^②。结果如表 14 的(1)~(4)列所示,核心解释变量 *Robot_PR* 仅在劳动密集型样本回归中通过了显著性检验,在资本密集型样本回归中并不显著,说明工业机器人应用对于企业现金持有的影响在劳动密集型企业中更加明显。原因在于,工业机器人作为技术性手段,本质上是对劳动要素的替代,因此,工业机器人在劳动密集型企业中的边际效应会更为显著。相对地,资本密集型企业本身就较少依赖常规劳动力,因而工业机器人带来的边际替代效应相对有限,进而导致其对现金持有水平的影响难以显著体现。

① 按照经济地带划分,东部地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东、海南 11 个省(市);中部地区包括山西、吉林、黑龙江、安徽、江西、河南、湖北、湖南 8 个省;西部地区包括内蒙古、广西、重庆、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆 12 个省(市、自治区)。

② 当指标值小于样本年度中位数时,将该企业划分为劳动密集型;否则,将企业划分为资本密集型。

表 14 基于企业投入要素密集程度的异质性分析

变量	Cash1		Cash2	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	劳动密集型	资本密集型	劳动密集型	资本密集型
<i>Robot_PR</i>	-0.3657*** (-3.20)	-0.1338 (-0.95)	-0.8586*** (-3.10)	0.1524 (0.48)
常数项	0.4552*** (12.71)	0.2255*** (8.41)	1.0919*** (12.08)	0.4937*** (8.34)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	4575	4524	4575	4524
调整 R ²	0.3632	0.2565	0.3331	0.2027

(4) 高管团队海外背景。根据高阶梯队理论,高管是引领企业发展的核心人物,其背景特征在企业管理和决策过程中发挥着重要作用。考虑到我国企业使用的工业机器人有较大份额是依赖国外进口,因此,高管的海外背景可能影响企业对工业机器人的接受程度和使用效果,进而对企业现金持有决策产生作用。为此,本文参考 Hambrick 等(1996)^[50]的研究,采用 Herfindal-Hirschman 指数法测算高管团队海外背景异质性(*Hos*), $Hos = 1 - \sum_{i=1}^n P_i^2$, P_i 为团队中第 i 类成员所占比例, n 为种类数量,包括海外任职、海外求学、无海外背景三种类型。*Hos* 指标值介于 0~1 之间,取值越大,说明高管团队海外背景异质性程度越高。当指标值大于样本年度中位数时,将该企业划分为海外背景异质性高组,反之划分为异质性低组。

接着,检验工业机器人应用对不同海外背景异质性企业现金持有的影响,结果如表 15 所示。以 *Cash1* 为被解释变量时, *Robot_PR* 的系数在高管团队海外背景异质性高的样本中为 -0.6720,但在异质性低的样本中仅为 -0.2084,且组间系数差异性检验显示,两者存在显著差异($p=0.026$)。以 *Cash2* 为被解释变量时, *Robot_PR* 的系数在高管团队海外背景异质性高的样本中显著为负,但在异质性低的样本中不显著。这些结果表明,工业机器人应用对企业现金持有的负向影响,在海外背景异质性高的企业中表现得更为明显。原因在于,高管团队海外背景异质性越高,意味着管理团队中海外高管和本土高管比例相当,具有海外背景的高管在新兴技术引进方面存在优势,具有本土背景的高管通常对国内市场有更深入的了解,熟悉法律法规、市场规则和商业习惯,两者相互配合能够充分发挥机器人在企业生产制造和运营发展中的作用,因此,工业机器人应用对高管团队海外背景异质性高的企业的影响更为明显。

表 15 基于高管团队海外背景的异质性分析

变量	Cash1		Cash2	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	海外背景异质性高	海外背景异质性低	海外背景异质性高	海外背景异质性低
<i>Robot_PR</i>	-0.6720*** (-3.68)	-0.2084** (-2.07)	-1.3964*** (-3.43)	-0.3028 (-1.27)
常数项	0.4345*** (9.81)	0.3452*** (13.22)	0.9456*** (8.86)	0.8005*** (12.51)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	2129	6970	2129	6970
调整 R ²	0.3611	0.3251	0.3113	0.2780

3. 经济后果分析

(1) 工业机器人应用与企业风险。前文研究表明,工业机器人应用能够显著降低企业现金持有水平,而企业现金流的充裕程度与其面临的风险密切相关,那么工业机器人应用引发的现金减持行为是否会使企业所面临的风险增加?为检验上述可能性,本文参考刘亦文等(2022)^[51]的方法,构建如下模型进行检验:

$$EDP/Zscore/Risk_{i,j,t} = \beta_0 + \beta_1(\gamma Cash_{i,j,t}) + \beta X_{i,j,t-1} + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \quad (9)$$

其中,被解释变量包括:①企业违约风险(*EDP*)。借鉴 Bharath 和 Shumway(2008)^[52]提出的预期违约率模型,估计违约概率(*EDF*)衡量企业违约风险。②企业财务风险(*Zscore*)。借鉴 Altman(1968)^[53]提出的风险 Z 值法进行测算,*Zscore* 数值越大,表明企业陷入财务困境的概率越低。为增强结果解释的便利性,对 *Zscore* 取相反数后纳入回归模型。③企业风险(*Risk*)。参考高文静等(2022)^[54]的研究,使用企业股票周收益率的年度标准差来衡量企业风险。解释变量为 $\gamma Cash$,等于基准模型中 α_{Robot_PR} 的绝对值,表示工业机器人应用导致的企业现金减持量。其他变量定义与基准回归模型保持一致。表 16 列示了模型(9)的回归结果。在第(1)~(3)列中, $\gamma Cash1$ 的系数均不显著;在第(4)~(6)列中, $\gamma Cash2$ 的系数也不显著。以上结果表明,工业机器人应用引起的现金减持行为并不会加剧企业风险。

表 16 工业机器人应用与企业风险

变量	<i>EDP</i>	<i>Zscore</i>	<i>Risk</i>	<i>EDP</i>	<i>Zscore</i>	<i>Risk</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$\gamma Cash1$	0.2078 (0.61)	-27.9948 (-1.47)	0.0318 (0.50)			
$\gamma Cash2$				0.1159 (0.61)	-15.6168 (-1.47)	0.0178 (0.50)
常数项	0.0203 (1.10)	-28.5099*** (-24.89)	0.1186*** (26.26)	0.0203 (1.10)	-28.5099*** (-24.89)	0.1186*** (26.26)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	9099	9099	9099	9099	9099	9099
调整 R^2	0.0300	0.3863	0.4118	0.0300	0.3863	0.4118

(2) 工业机器人应用与企业市场价值。前述研究证实,企业基于预防性动机与代理动机形成的超额现金持有,会随工业机器人应用程度的提升而显著下降。鉴于企业市场价值在一定程度上受现金持有水平的影响,本文进而探讨工业机器人应用场景下,企业现金持有量对其市场价值边际效应的动态演变规律。借鉴 Faulkender 和 Wang(2006)^[55]的研究,本文构建以下模型检验工业机器人应用、企业现金持有水平与市场价值之间的作用关系:

$$\begin{aligned}
 r_{i,t+1} - R_{i,t+1}^B = & \beta_0 + \beta_1 \frac{Cash_{i,t-1}}{M_{i,t-1}} + \beta_2 Robot_PR_{i,t} + \beta_3 Robot_PR_{i,t} \times \frac{Cash_{i,t-1}}{M_{i,t-1}} + \beta_4 \frac{\Delta Cash_{i,t}}{M_{i,t-1}} \\
 & + \beta_5 \frac{\Delta E_{i,t}}{M_{i,t-1}} + \beta_6 \frac{\Delta I_{i,t}}{M_{i,t-1}} + \beta_7 \frac{\Delta D_{i,t}}{M_{i,t-1}} + \beta_8 LEV_{i,t} + \beta_9 \frac{Cash_{i,t-1}}{M_{i,t-1}} \times \frac{\Delta Cash_{i,t}}{M_{i,t-1}} \\
 & + \beta_{10} LEV_{i,t} \times \frac{\Delta Cash_{i,t}}{M_{i,t-1}} + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,t}
 \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $r_{i,t+1}$ 为*i*企业股票在*t*+1年的收益率, $R_{i,t+1}^B$ 为企业所在行业经流通市值加权平均的市场收益率, $r_{i,t+1} - R_{i,t+1}^B$ 表示*i*企业股票在*t*+1年的超额收益率; $Cash_{i,t}$ 和 $Robot_PR_{i,t}$ 的定义与前文一致; $M_{i,t-1}$ 为企业的权益市值,以流通股总市值与非流通股总市值之和来衡量; $E_{i,t}$ 为企业的税息折旧及摊销前

利润; $I_{i,t}$ 为企业的财务费用; $D_{i,t}$ 为企业支付的现金股利; $LEV_{i,t}$ 为企业的资产负债率; θ_j 和 δ_i 分别表示行业固定效应和年份固定效应; $\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项; $\Delta V_{i,t}$ 表示变量 V 当期相对于上一期的变化值。

检验结果如表 17 所示,在第(1)、(2)列中,现金持有水平以 *Cash1* 来衡量,在第(3)、(4)列中,现金持有水平以 *Cash2* 来衡量。在第(1)、(3)列中,*Cash* 的系数显著为正,这表明,在不考虑工业机器人应用的情况下,企业现金持有水平越高,其市场价值也会更高。这是因为,高现金持有水平可以对经营不确定性起到“缓冲垫”的作用,向市场传递公司稳健经营的信号。进一步,在模型中加入工业机器人渗透率与企业现金持有水平的交互项进行回归,结果如(2)、(4)列所示,*Cash* 的系数依旧显著为正,但交乘项 *Robot_PR*×*Cash* 的系数显著为负,这表明,随着工业机器人渗透率的不断提高,现金持有对市场价值产生的边际提升效果逐渐减小。这是因为,工业机器人的增加提高了企业效率和财务弹性,企业不再那么需要通过高现金持有来防范不确定冲击,即减少了对“持现防御”的依赖。

进一步对回归结果进行分析可以发现,当企业工业机器人渗透率较高时,企业现金持有还可能对其市场价值带来负向影响。具体来说,在第(2)、(4)列中,当工业机器人渗透率分别超过 0.0575 和 0.0770 时,企业市场价值与现金持有呈负相关关系,即随着企业现金持有量的增加,企业的市场价值会减少,这表明,市场对于高智能化企业的高额现金持有行为并不认可。这主要由以下两个原因所致:一是企业在运用工业机器人的情况下仍持有高额现金,意味着其未能将资金有效地投入到高回报项目中,市场会认为企业资金使用效率低下,进而对其长期发展持悲观态度。二是企业使用机器人后管理层仍让企业持有高额现金,可能暗示管理层存在在职消费或利益侵占等问题,进而削弱市场信心,影响企业市场价值。

表 17 工业机器人应用与企业市场价值

变量	$r_{i,t+1} - R_{i,t+1}^B$			
	(1)	(2)	(3)	(4)
$Cash_{i,t-1}/M_{i,t-1}$	0.1089*** (3.22)	0.1422*** (3.68)	0.1017*** (3.65)	0.1237*** (3.92)
$Robot_PR_{i,t}$		0.5977* (1.85)		0.5485* (1.70)
$Robot_PR_{i,t} \times Cash_{i,t-1}/M_{i,t-1}$		-2.4736** (-2.01)		-1.6074* (-1.67)
常数项	-0.0240* (-1.76)	-0.0255* (-1.84)	-0.0220 (-1.63)	-0.0225* (-1.65)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	9909	9909	9909	9909
调整 R ²	0.2231	0.2235	0.2235	0.2239

注:在第(1)、(2)中,现金持有水平 *Cash* 以 *Cash1* 来衡量;在第(3)、(4)中,现金持有水平 *Cash* 以 *Cash2* 来衡量

六、结论与启示

1. 研究结论

作为制造业数字化转型与智能化升级的关键驱动力,工业机器人正深度重塑企业财务决策模式。本文以沪深 A 股制造业上市企业为研究对象,考察工业机器人应用对企业现金持有水平的影响,并系统剖析其作用机制、异质性特征及经济后果。研究发现,工业机器人应用对企业现金持有水平具有持续向下的调整效应,能显著抑制企业高额现金持有行为。机制检验表明,这种效应主要通过降低劳动杠杆率与缓解代理冲突两条路径实现,前者减少了企业基于预防性动机的超额现

金持有,后者减少了企业因代理动机驱动的超额现金持有。异质性分析显示,工业机器人应用对企业现金持有的影响存在显著截面差异:在国有企业、东部地区企业、劳动密集型企业以及高管团队海外背景异质性较高的企业中,其对高额持现行为的抑制效果更为显著。在经济后果层面,工业机器人应用引致的现金持有调整并未使企业增加风险,但随着机器人渗透率提升,企业现金持有对市场价值的正向边际效应呈现递减趋势。这表明,工业机器人应用在优化企业现金流管理的同时,也在重塑现金资产的市场估值逻辑。

2. 管理启示

本文的研究具有以下管理启示。

第一,要充分关注工业机器人应用对企业财务决策的深层次影响。当前,全球新一轮的科技革命和产业变革正加速演进,人工智能技术已经成为了推动制造业转型升级的核心引擎。作为人工智能的重要载体,工业机器人应用不仅通过重塑生产模式、优化业务流程,推动企业智能化升级改造,使企业在降低生产成本的同时提高生产效率,实现“降本增效”的协同效应;更通过促进企业资金配置结构优化,降低企业超额现金储备规模,使企业能够释放资金并将其投入研发创新、产能扩张等领域,助力企业高质量发展。因此,企业应充分把握这一战略机遇,加快工业机器人等智能设备的应用布局。

第二,要加大工业机器人应用推广的政策支持力度。本文的研究表明,工业机器人应用对企业现金持有决策的影响在不同产权属性、不同区域的企业间存在显著异质性特征。从企业层面看,非国有企业及中西部地区企业需主动革新生产运营理念,加快推进工业机器人等智能装备的应用落地,实现生产作业的智能化转型与数字化管理,加速制造业向“高端化、智能化、绿色化”的目标迈进。在政策实施维度,政府相关部门需持续推动机器人产业相关政策的有效落地与实施,构建针对非国有企业与中西部地区企业的差异化扶持体系。对相关企业通过设备购置补贴、税收减免等政策工具降低企业智能化改造成本,同步搭建集技术研发、人才培养、设备维护于一体的公共服务平台体系,为企业提供从技术咨询到运维保障的全链条服务支持。在智能制造生态构建方面,建议持续深化与智能制造相关的试点工程,引导更多企业参与工业互联网试点、智能工厂建设等项目,形成政策引导、技术赋能和企业响应协同发力的工业机器人应用新生态。

第三,要构建适应技术变革的人力资本培育体系。随着制造业智能化转型加速,“机器换人”的深度推进对劳动力市场产生结构性冲击。在此背景下,完善与工业机器人相关的教育培训体系、优化就业转型政策,已成为保障就业稳定与产业升级协同发展的关键举措。具体而言,在政策制定过程中,需充分考虑工业机器人对低技能岗位的“替代效应”,为受影响的劳动者提供系统的再就业支持。通过开展定向技能培训等方式,帮助劳动者掌握新技能,实现从传统岗位向新兴岗位的平稳转移,从而确保就业形势的总体稳定。与此同时,工业机器人的广泛应用催生了大量新型技术岗位,迫切需要加快专业化人才培养体系的构建。在人工智能、大数据分析、云计算等前沿技术领域,应积极推动校企合作、产教融合等多元化的培训模式,为智能制造的持续发展提供坚实的人才保障。

第四,要充分发挥工业机器人应用在市值管理中的积极作用。本文的研究表明,随着企业的机器人应用程度增加,企业现金持有对市值的边际效应呈现由正向促进转为负向抑制。基于此,企业可从两个维度利用工业机器人优化市值管理:在价值创造层面,企业应将工业机器人作为提升核心竞争力的关键抓手,通过引入先进技术降低人工成本、优化生产流程,实现生产效率的跨越式提升。在价值实现层面,上市企业需进一步强化财务管理能力,通过科学规划资金配置,提高资金使用效率,将工业机器人应用释放的现金资源精准投入到高价值投资项目之中,以高质量发展夯实资本市场信心,助力实体经济与金融市场协同发展。

本研究仍存在进一步改进的空间:第一,在数据测度方面,目前,国际机器人联合会公布的数

据主要集中在行业层面。本文通过“巴蒂克”工具变量法将行业数据转换为企业层面的数据,以构建工业机器人渗透率指标。虽然这种方法具备可行性,但由此构建的指标可能与企业工业机器人的实际应用情况存在一定偏差。因此,后续研究可以尝试引入更多微观层面的工业机器人应用数据,对本研究的结论进行交叉验证,以增强研究的准确性和可靠性。第二,在研究范畴上,本文主要聚焦于工业机器人对企业“高持现”行为的影响。未来的研究可以进一步拓展研究范围,将企业的投融资决策、股利分配政策以及薪酬分配体系等纳入分析框架。通过构建更全面的理论体系,为理解工业机器人应用对企业财务决策的多维度影响提供更丰富的理论支持。

参考文献

- [1]于泽,钱智俊,方庆,罗瑜.数量管制、流动性错配和企业高额现金持有——来自上市公司的证据[J].北京:管理世界,2017,(2):67-84.
- [2]李万利,徐细雄,陈西婵.儒家文化与企业现金持有——中国企业“高持现”的文化内因及经济后果[J].北京:经济动态,2021,(1):68-84.
- [3]Khadija, S.A. Non-operating Risk and Cash holdings: Evidence from Pension Risk[J]. Journal of Banking and Finance, 2023, 152, 106878.
- [4]Basil, A., and A.Ahmed. Cash Holdings and Corruption Prevention Commitment: Evidence from the UK[J]. International Journal of Finance and Economics, 2024, 29, (3): 3738-3757.
- [5]Ruchi, M., and K.Sujata. Family Control, Agency Conflicts, Corporate Cash Holdings and Firm Value[J]. International Journal of Emerging Markets, 2022, 17, (10): 2636-2654.
- [6]Opler, T., L.Pinkowitz, R.Stulz, and R.Williamson. The Determinants and Implications of Corporate Cash Holdings[J]. Journal of Financial Economics, 1999, 52, (1): 3-46.
- [7]Jensen, M.C. Agency Cost of Free Cash Flow, Corporate Finance, and Takeovers[J]. American Economic Review, 1986, 76, (2): 323-329.
- [8]陆正飞,张会丽.所有权安排、寻租空间与现金分布——来自中国A股市场的经验证据[J].北京:管理世界,2010,(5):150-158,171,188.
- [9]祝继高,陆正飞.货币政策、企业成长与现金持有水平变化[J].北京:管理世界,2009,(3):152-158,188.
- [10]杨兴全,张丽平,吴昊旻.市场化进程、管理层权力与公司现金持有[J].天津:南开管理评论,2014,(2):34-45.
- [11]王磊,朱明,张顺明.重大突发公共卫生事件对企业现金持有的影响研究[J].北京:系统工程理论与实践,2023,(1):20-35.
- [12]Bartik, T.J. Who Benefits from State and Local Economic Development Policies? [R]. Kalalimazoo M: W.E. Upjohn Institute for Employment Research, 1991.
- [13]Goldsmith-Pinkham, P., I.Sorkin, and H.Swift. Bartik Instruments: What, When, Why, and How[J]. American Economic Review, 2020, 110, (8): 2586-2624.
- [14]罗进辉,李小荣,向元高.媒体报道与公司的超额现金持有水平[J].天津:管理科学学报,2018,(7):91-112.
- [15]谢雁翔,覃家琦,金振,耿明阳.增值税税收中性与企业现金持有[J].北京:财贸经济,2022,(12):80-96.
- [16]田高良,施诺,刘晓丰.智能制造与劳动力成本粘性——基于工业机器人应用的视角[J].北京:经济管理,2023,(9):28-49.
- [17]覃家琦,谢雁翔,金振,刘洋.工业机器人应用与企业劳动力成本粘性[J].北京:金融评论,2023,(5):103-124,126.
- [18]倪静洁,郭檬楠.工业机器人应用如何影响企业内部控制质量?[J].北京:经济与管理研究,2023,(6):19-37.
- [19]Miller, M.H., and D.Orr. A Model of the Demand for Money by Firms[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1966, 80, (3): 413-435.
- [20]Bates, T.W., K.M.Kahle, and R.M.Stulz. Why Do US Firms Hold So Much More Cash Than They Used to? [J]. Journal of Finance, 2009, 64, (5): 1985-2021.
- [21]Anderson, M.C., R.D.Banker, and S.N.Janakiraman. Are Selling General, and Administrative Costs “Sticky”? [J]. Journal of Accounting Research, 2003, 41, (1): 47-63.
- [22]Dierynck, B., W.R.Landsman, and A.Renders. Do Managerial Incentives Drive Cost Behavior? Evidence about the Role of the Zero Earnings Benchmark for Labor Cost Behavior in Private Belgian Firms[J]. The Accounting Review, 2012, 87, (4): 1219-1246.
- [23]Favilukis, J., and X.Lin. Does Wage Rigidity Make Firms Riskier? Evidence from Long Horizon Return Predictability[J]. Journal of Monetary Economics, 2016, 78, (4): 80-95.

- [24]尹力博,魏冬.劳动杠杆的定价效力:来自中国A股市场的证据[J].北京:金融研究,2022,(2):117-134.
- [25]Harford,J.Corporate Cash Reserves and Acquisitions[J].Journal of Finance,1999,54,(6):1969-1997.
- [26]冯志华.现金持有、公司治理与代理成本——基于产权的调节效应[J].北京:经济管理,2017,(8):159-176.
- [27]刘井建,纪丹宁,王健.高管股权激励计划、合约特征与公司现金持有[J].天津:南开管理评论,2017,(1):43-56.
- [28]熊凌云,蒋尧明,连立帅,杨李娟.控股股东杠杆增持与企业现金持有[J].北京:中国工业经济,2020,(8):137-155.
- [29]魏下海,万江滔,余玲铮.劳动力成本上涨与制造业企业技术选择方向[J].北京:财贸经济,2023,(1):154-168.
- [30]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128, (6): 2188-2244.
- [31]王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].北京:经济研究,2020,(10):159-179.
- [32]何小钢,朱国悦,冯大威.工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据[J].北京:中国工业经济,2023,(4):98-116.
- [33]冯玲,袁帆,刘小逸.工业机器人与企业创新——来自中国制造业企业的证据[J].北京:经济学(季刊),2023,(4):1264-1282.
- [34]杜善重,李卓,马连福.机器人应用如何影响企业技术创新——来自中国制造业上市公司的经验证据[J].北京:系统工程理论与实践,2024,(2):485-502.
- [35]袁丽静,王婉军,王国新.智能化改造与企业绿色转型——基于进口工业机器人微观数据的研究[J].北京:经济学动态,2024,(3):44-60.
- [36]Bates, T. W., F. Du, and J. Wang. Workplace Automation and Corporate Financial Policy[R]. Arizona State University Working Paper, 2021.
- [37]戚聿东,肖旭.数字经济时代的企业管理变革[J].北京:管理世界,2020,(6):135-152,250.
- [38]吴晓晖,秦利宾,薄文.企业数字化转型与现金持有——基于经营不确定性视角[J].北京:经济管理,2023,(2):151-169.
- [39]辛宇,徐莉萍.公司治理机制与超额现金持有水平[J].北京:管理世界,2006,(5):136-141.
- [40]金祥义,张文菲.人工智能发展与出口持续时间:稳出口效应存在吗?[J].上海:世界经济研究,2023,(4):3-17,46,134.
- [41]Baker, S. R., N. Bloom, S. J. Davis, and X. Wang. A Measure of Economic Policy Uncertainty for China[R]. University of Chicago Working Paper, 2013.
- [42]Baron, R. M., and D. A. Kenny. The Moderator-Mediator Variable Distinction in Social Psychological Research: Concept Strategic and Statistical Considerations[J]. Journal of Personality & Social Psychology, 1986, 51, (6): 1173-1182.
- [43]李凤,吴卫星,李东平,路晓蒙.投资者教育发挥作用了吗?——来自公募基金个人投资者调查数据的证据[J].北京:金融研究,2023,(1):150-168.
- [44]Donangelo, A., G. Francois, K. Matthias, and P. Miguel. The Cross-Section of Labor Leverage and Equity Returns[J]. Journal of Financial Economics, 2019, 132, (2): 497-518.
- [45]Ang, J. S., R. A. Cole, and W. J. Lin. Agency Costs and Ownership Structure[J]. Journal of Finance, 2000, 55, (1): 81-106.
- [46]Dechow, P. M., and I. D. Dichev. The Quality of Accruals and Earnings: The Role of Accrual Estimation Errors[J]. Accounting Review, 2002, 77, (Supplement): 35-59.
- [47]吴秋生,李喆赞,杨瑞平.分红力度、资本混合度与国企资产保值增值[J].北京:经济管理,2023,(2):170-187.
- [48]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].北京:中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [49]戚金坤,兰袁,汪伟.人口老龄化与企业对外直接投资——基于中国制造业上市企业的经验研究[J].北京:国际金融研究,2022,(8):34-43.
- [50]Hambrick, D. C., T. S. Cho, and M. J. Chen. The Influence of Top Management Team Heterogeneity on Firms' Competitive Moves[J]. Administrative Science Quarterly, 1996, 41, (4): 659-684.
- [51]刘亦文,阳超,周韶成,张漾冰.绿色信贷政策对企业环境信息披露的影响研究[J].北京:统计研究,2022,(11):73-87.
- [52]Bharath, S. T., and T. Shumway. Forecasting Default with the Merton Distance to Default Model[J]. The Review of Financial Studies, 2008, 21, (3): 1339-1369.
- [53]Altman, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy[J]. Journal of Finance, 1968, 23, (4): 589-609.
- [54]高文静,施新政,陆瑶,王佳琪.劳动力保护与企业风险——来自2008年新《劳动合同法》的证据[J].北京:金融研究,2022,(1):76-94.
- [55]Faulkender, M., and R. Wang. Corporate Financial Policy and the Value of Cash[J]. Journal of Finance, 2006, 61, (4): 1957-1990.

Industrial Robot Application and the Governance of Corporate “High-level Cash Holdings”

WANG Lei, CAI Jin-peng

(School of Finance, Shanghai University of International Business and Economics, Shanghai, 201620, China)

Abstract: In recent years, the phenomenon of Chinese listed companies holding high amounts of cash has become more prominent. Excessive corporate cash holdings, on one hand, incur significant opportunity costs and reduce capital allocation efficiency; on the other hand, they may lead to issues such as managerial perquisite consumption or overinvestment, ultimately adversely affecting the long-term development of enterprises. Therefore, in the process of pursuing high-quality development in enterprises, optimizing cash holding decisions and improving the efficiency of fund allocation have become important issues that urgently need to be addressed. At the same time, with the advent of the Industry 4.0 era, artificial intelligence technology has flourished, and industrial robots, as key applications, have been widely used in manufacturing enterprises. This trend not only drives manufacturing firms towards intelligent transformation but also profoundly impacts corporate financial decisions, particularly cash holding decisions which are vital to corporate survival and development.

Against this backdrop, this paper delves into the impact of industrial robot application on the high cash holding behavior of listed companies. The results indicate that industrial robot application can significantly reduce corporate cash holding levels and effectively curb the tendency of enterprises to hold excessive cash. Regarding the mechanism, industrial robot application reduces cash holdings motivated by precautionary needs through lowering labor leverage, while simultaneously suppressing cash hoarding stemming from agency problems by alleviating agency costs. Heterogeneity tests reveal that the negative impact of industrial robot application on corporate cash holdings is more pronounced in state-owned enterprises, enterprises in the eastern region, labor-intensive enterprises, and enterprises with highly heterogeneous overseas backgrounds within their senior management teams. Finally, economic consequence analysis shows that the cash reduction induced by industrial robot application does not exacerbate corporate risk. However, as the penetration rate of industrial robots increases, the positive impact of cash holdings on corporate market value gradually weakens. This suggests that the market holds a negative attitude towards high cash holdings in intelligent enterprises, leading to a negative reaction.

The possible marginal contributions of this paper are as follows: first, it enriches the research on the governance of high cash holding behavior in enterprises. While existing studies have examined the restraining effects of factors like media coverage and tax policies on high cash holdings in enterprises, little scholarly attention has been paid to the potential governance role of industrial robot adoption. This paper attempts to explore this topic in order to supplement research literature in this field. Second, it has expanded the interdisciplinary research between artificial intelligence and corporate finance. Previous literature has extensively examined the impact of industrial robot applications on labor cost stickiness and internal control quality. This paper further advances the discourse by identifying labor leverage and agency costs as transmission mechanisms through which robot adoption influences corporate cash holdings. It examines the financial decision-making problems of enterprises in the context of industrial robot applications, thereby supplementing research on the resource allocation functions of firm-level robot applications. Third, this research offers significant practical implications. The application of industrial robots can alleviate both precautionary and agency motives for holding cash, thereby optimizing corporate cash holding decisions and improving capital allocation efficiency. Therefore, policymakers should accelerate the transformation of enterprise intelligence. This requires designing integrated policy frameworks that provide systematic support and guidance for funding, technology, and talent development. Such efforts will maximize the role of industrial robots in refining corporate financial decisions and fostering high-quality enterprise development.

Key Words: industrial robot application; corporate cash holding; labor leverage; agency cost

JEL Classification: G32, G34

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2025.06.005

(责任编辑:刘建丽)