

机器人技术冲击与股票风险定价

——来自中国制造业上市公司的证据^①

乔政¹ 葛瑶² 吴世农³ 沈哲³

(1.西安交通大学管理学院，西安 710049；2.西安交通大学经济与金融学院，西安
710049；3.厦门大学管理学院，厦门 361005)

摘要：在全球工业 4.0 的浪潮之下，以工业机器人为代表的智能制造升级对产业格局和劳动力造成了结构性的冲击。本文通过构建 A 股上市公司机器人渗透度指标来度量机器人的应用程度，并展示了不同企业间机器人应用程度差异的驱动因素。文中主检验通过回归分析和投资组合分析发现机器人渗透度指标与股票风险溢价呈正相关关系——即对于机器人自动化升级介入程度越高，其对应的未来股票收益率越高，反之亦然。机制分析表明公司在技术升级下所承担的基本面不确定性或为该风险溢价的解释因素，同时通过两阶段回归法的一系列测试验证了该风险因子的显著性与稳健性。文章在考虑套利成本和信息摩擦因素后排除了错误定价的潜在解释。本文的研究结论有助于进一步理解以机器人自动化升级为代表的新技术冲击对企业风险与市场定价的影响。

关键词：技术升级 工业机器人 风险溢价 风险因子

^① 基金项目：国家社会科学基金一般项目（24BGL283）。
通讯作者：葛瑶（1989-），女，陕西西安人，博士，讲师。Email:geyao@xjtu.edu.cn

1. 引言

面对当前席卷全球的“工业 4.0”浪潮，为提升制造业水平、优化产业格局，我国政府相继发布《中国制造 2025》、《国家智能制造标准体系建设指南》、《“十四五”智能制造发展规划》等重要政策文件，以促进智能制造的快速发展。而其中以工业机器人为代表的自动化生产技术升级，更是当前工业制造领域中备受全球关注的技术热点。参照早期以蒸汽机为代表的首次工业革命中劳动力结构所呈现的激烈转换，当前技术革命中机器人的推广使用同样会对现有的全球劳动力带来结构性的冲击（Mantoux, 2013; Autor, 2015; Acemoglu & Restrepo, 2020; 王永钦和董雯, 2020; 毛日昇, 2024; 张元钊等, 2025）。工业机器人的发展和应用是我国工业自动化的新趋势，机器人作为一项新的生产要素，对劳动力有着重要的替代与互补作用，也对劳动力市场格局产生着巨大的影响。结合我国当前人口老龄化的加速发展以及适龄劳动人口比例逐年下降的趋势，发展工业自动化、以工业机器人替代人力已成为缓解制造业劳动力供给不足、劳动成本升高态势的重要发展方向（Acemoglu & Restrepo, 2019; 田轩, 2021; 何小钢等, 2023）。制造业企业面对工业自动化带来的技术升级冲击，是占据先机快速完成自动化转型，还是作为落后产能被新技术革命浪潮所淘汰？在这个命题之下，企业为应对新变化采取的技术战略，决定了个体企业的预期价值和潜在风险。因此，深入系统地研究企业应对技术升级的经济后果，不仅有助于正确理解我国实施的科技兴国战略的作用，而且对前瞻性地识别我国当前产业结构升级过程中蕴含的内部结构性风险均具有重要的理论价值和现实意义。

根据现有劳动经济学文献，以机器人为代表的自动化智能制造对于个体企业层面的价值冲击可以汇总为两个方面：一方面，工业机器人的推广使用，会带来对一部分劳动岗位的置换与替代，尤其是对重复性强、标准化程度高的工种（Acemoglu & Restrepo, 2018; Frey & Osborne, 2017; 吴雨桐等, 2025）；若企业转型不及时，其将暴露于因技术升级滞后而被淘汰的负面影响之下，即承担自动化技术转型风险（Transition Risk）的敞口。如果企业主动启动技术升级转型，将面对新投资、新技术、新生产方式带来的不确定性，不可避免地要提高企业风险承担水平。相反，如果竞争者已完成自动化改造并实现减员增效，而企业自身仍未能及时有效进行相应的技术升级，那么企业将背负更高的劳动力成本粘性，面对更加激烈的同行业价格竞争，企业基本面将被动暴露于机器人技术推广所带来的转型风险冲击之下。另一方面，工业机器人使用的增加也会带来正面的效率和生产力提升，提高企业价值（Autor & Salomons, 2018; Nagy et al., 2018; Kromann et al., 2020; 肖兴志等, 2024）。从运营角

度，在企业内部某一流程引入机器人后，会使得其他伴随性的协同工种生产效率提高；从劳动力角度，与机器人等新技术有互补效应的高技术工种可以发挥出更大的潜力，产生横向溢出效应提高生产率与公司价值（Acemoglu & Restrepo, 2019; Graetz & Michaels, 2018）。因此，若企业能有效开展对应的技术升级改造，机器人渗透率的提高同样可能通过提高生产率对企业基本面价值产生正面影响（Productivity Effect）。而在我国当前机器人应用推广的大趋势下，以上两种机制对企业的作用力量孰高孰低，则有待于实证检验去进一步验证。

基于以上两种机制的分析，本文的研究问题如下：（1）如何度量工业机器人升级对于个体公司层面冲击程度？（2）资本市场是否会通过股票价格信号，对受自动化技术冲击影响程度不同的公司进行差异化定价？（3）由工业机器人技术冲击带来的公司间股票定价差异，其背后的定价机制是怎样的？

本文借鉴 Acemoglu & Restrepo (2019)、王永钦和董雯 (2020)、杜善重等 (2024) 等的研究方法，以制造业公司生产部门员工占比与全行业生产部门员工占比中位数的比值作为调整系数，将行业层面指标进行外推，构建了公司层面机器人渗透度指标 *CPR* (*Corporate Penetration Rate*)。本文在主检验中采用回归分析和投资组合分析方法，发现公司机器人渗透度指标越高，其公司股票未来收益率越高，即风险溢价越高。通过进一步的机制分析，本文发现 *CPR* 对应的风险溢价，或源于公司基本面在以机器人为代表的自动化技术转型升级中所承担的不确定性。因此本文按照 Hirshleifer et al. (2012)、Liu et al. (2019)、Leung et al. (2020)、Kelloharju et al. (2021) 中的一系列风险因子标准化测试，通过两阶段回归检验（Two-pass Regression）方法检验机器人转型风险因子的经济显著性与统计显著性，验证了机器人渗透率构建的 *CPR_HML* 因子为系统性风险因子，并与 Liu et al. (2019) 提出的中国系统性风险三因子与四因子进行了控制与对比测试，结果依旧稳健。

本文的研究贡献与创新主要在于：第一，将各行业工业机器人应用数据拓展至公司层面上的经济后果研究。已有文献中关于行业机器人的研究基本聚焦于机器人应用与宏观就业、生产率以及公司劳动力结构的关系，而本文首次从个体公司层面切入，重点研究机器人技术升级对于金融市场维度的影响。第二，探究了我国资本市场对于工业机器人这一技术冲击的定价与机制，丰富了我国实证资产定价的研究。不同于已有资产定价文献中基于 R&D 和专利等汇总性的研发指标，本文聚焦于工业机器人这一具象化技术冲击，进一步拓展和丰富了技术因素对于资产定价的影响研究。第三，探索了我国企业应对自动化技术冲击风险的机制和路径。在当前席卷全球的工业化 4.0 升级浪潮中，不论企业是面对人力成本冲击而不得不进行技术转型和升级改造，还是借当前全球经济周期的机会窗口进行择机置换改造，本文对

于管理层和监管层深刻理解企业层面所面临的基本面冲击和与之伴随的企业风险，都有一定的前瞻性意义。

本文其余部分结构安排如下：第二部分基于现有文献背景进行了梳理，并构建了研究假设；第三部分介绍了数据与样本选择，以及变量的具体构建方法；第四部分检验了公司层面机器人渗透度与股票未来收益的相关关系；第五部分展开了基于机器人渗透度构建的风险因子测试以及排他性测试；第六部分为结论与启示。

2. 文献背景与研究假设

2.1. 文献背景

根据 ISO 的定义，工业机器人是一种能够自动控制并且重复编程，应用于自动化生产的多用途机器。作为工业自动化的重要载体，工业机器人的应用程度已成为衡量国家和企业现代化发展水平的重要标准，日本、美国以及欧洲各国等已先后将工业机器人的研发和应用上升为国家战略（王田苗和陶永，2014；张红霞，2013）。我国 2015 年印发的《中国制造 2025》中明确提出要推进工业智能化，加快工业机器人、数字化控制、人机交互等技术装备在工业制造过程中的发展应用，以提升我国制造业的核心竞争力。工信部于 2016 年推出《机器人产业发展规划（2016-2020 年）》进一步落实工业机器人的发展布局。工业机器人上世纪 50 年代起源于美国，早期的应用场景主要是汽车生产产业，目前已广泛应用于电子制造、机械制造、化工产品、塑料制品等各大制造业。我国自 2013 年起已经成为工业机器人购买量、装机量最高的国家，而从 2015 年起我国机器人存量已超过日本并成为世界工业机器人存量第一的国家。2020 年我国工业机器人购买量达 17 万台，约占全球总数的 40%，存量达 80 万台，位居全球第一。

工业机器人在工业生产中的渗透对劳动力市场需求、劳动力成本、劳动力结构等方面有着重要影响。根据 Hanson (2001)、Acemoglu & Restrepo (2018)、曹静和周亚林 (2018) 等研究结论，以机器人为代表的智能自动化对劳动力需求会产生多方面作用，其一为替代效应 (Displacement Effect)，由于机器人在生产力和成本等方面优于传统劳动力，因此会对人力产生一定的替代；其二为生产力效应 (Productivity Effect)，引入机器人对生产流程实施进一步自动化改造，不仅能提高其生产率，还会协同带动其他流程的产量和效率的提升，从而增大企业的总产出和生产效率。同时机器人与高技术工种这一人力资源的“人力-资本”互补效应，也能迸发出更大幅度的生产效率跃升 (Acemoglu & Restrepo, 2019；杜传文等，2018)。其三为长期经济结构调整中的复位效应 (Reinstatement Effect)，这一效应更多集

中于宏观层面。新技术的应用虽然会淘汰一些已有的劳动岗位，但是新技术所带来的新的技能需求和新工种，会创造出新的就业需求和新的就业岗位，对替代效应导致的失业产生了弥补性的复原（Acemoglu & Restrepo, 2019）。从实证的角度，Acemoglu & Restrepo (2017) 发现美国劳动力市场中机器人的增加导致就业和平均工资的下降。王永钦和董雯 (2020) 通过分析中国机器人对劳动力数据的影响，发现替代效应在我国占据主导地位，机器人的应用会使得企业对劳动力的需求显著降低，而这种影响在低学历员工中更为显著。在成本方面，国内外文献普遍认同机器人的应用能够有效降低劳动力成本。王永钦和董雯 (2020) 认为机器人的应用可以为企业节约生产成本，从而缓解企业的外部融资约束。Acemoglu & Restrepo (2018) 也发现机器人对人力的替代会通过降低劳动需求而减少劳动力成本。Cortes et al. (2017)、Brougham & Haar (2018)，Boyd & Holton (2018)、Black & Spitz-Oener (2010)、孙文凯等 (2018) 和陈媛媛等 (2022) 等研究也发现技术对人力的替代会从教育程度、工作性质、员工性别、劳动力的迁移流动等方面改变劳动力特征结构和空间结构。

综上所述，现有文献已经凸显出工业机器人的推广所带来的对于劳动力结构和社会分工体系的颠覆性的影响，这种系统性的技术冲击无可避免地影响了企业的生产运营效率和财务绩效，从而影响资本市场。针对这一冲击，企业会从战略层面、生产技术路线、研发投入、人力资源等角度，进行不同程度的调整与应对，而资本市场如何解读这一工业技术冲击对于企业价值的影响，正是本文的研究重点。不同于专利信息与研发信息披露等综合性投入，本文聚焦于工业机器人这一具象化技术对微观企业和劳动力结构的冲击，并通过从公司多维的基本面指标变化，去探寻风险溢价的价格表现背后的实体驱动因素。

2.2. 研究假设

技术进步对于企业定价的影响反映在宏观和微观两个层面。一方面，从宏观层面上来看，技术进步可能会对市场造成“创造性破坏”，从而在时间序列上造成股票市场整体性的波动，Greenwood & Jovanovic (1999)、Hobijn & Jovanovic (2001) 发现由于大部分企业无法适应或不愿运用新技术，技术革新通常会导致股票价格的整体下跌。Pástor & Veronesi (2009) 认为技术革新对于股票价格的影响分为两个阶段，第一个阶段中与新技术相关的公司会获得较高的市值；随着技术的应用程度加深，进入第二个阶段，即个体层面的风险演变为系统性风险，股价整体出现泡沫，最终会出现泡沫被引爆的崩盘局面。邓乐平和孙从海 (2001)、赵志耘等 (2007) 等基于对我国市场的分析，认为科技创新与资本市场发展起到相互促进的作用，技术进步与资本累积存在动态融合的关系。宋冬林等 (2010) 通过对我国宏观经济数据的分析发现资本体现式技术进步能够显著提高设备相关的资本投资收益率。

另一方面，从微观层面来看，Chun et al. (2008) 发现在宏观技术升级过程中，公司层面股票收益率和基本面表现的异质性都会增加，这表明在宏观技术革新导致的创造性破坏冲击之下，不同企业的适应能力存在差异性。Lin (2012) 认为有形资产的投资和产品与技术的研发创新共同驱动了技术进步，导致了股票收益率的横截面差异。Greenwood & Jovanovic (1999) 则认为革新意识、旧技术投资、旧技能劳动力的话语权等因素会影响公司对于技术革新的适应能力。Kogan & Papanilolaou (2014) 将公司价值分解为现有资产价值和增长机会价值，而即使是价值相同的企业，也会由于企业间成长性的差异导致两方面价值分配的不同，他们通过模型分析发现，与投资相关的正向技术冲击有助于提高公司的成长机会价值，从而利好高成长机会的企业。Kogan et al. (2020) 提出对旧技术进行了大量投资的公司通常丧失了对于新技术进行投资的未来增长机会，在模型中体现为一种置换风险并影响着公司权益风险溢价，从而导致横截面风险回报的差异。Acemoglu & Restrepo (2022) 提出工业机器人和工业自动化的发展机会存在行业差异，行业中工业机器人的应用程度增加，意味着行业技术水平的整体提升，对于公司而言则意味着“升级或淘汰”的重要风险抉择。基于中国市场的研究则从司法诉讼、产品竞争、研发创新承担等角度探讨了机器人应用的微观经济后果，这些经验证据在一定程度上反映了机器人技术冲击下企业层面的风险变化（张军等，2023；初晓等；2024；崔娜等，2025）。为区分不同公司间机器人渗透度的差异性表现，本文在定价后果的主检验之前，首先通过回归分析展现了公司机器人渗透度的决定因素，以此推断公司层面应对机器人技术冲击的决策动因。

本文进一步尝试检验公司机器人渗透度与市场风险定价的关系。一方面，公司选择提高机器人使用程度是公司在行业剧变的高度竞争风险压力驱动下的转型举措。如果竞争对手完成自动化改造并实现减员增效，而企业自身仍未能及时有效地进行相应技术升级，那么企业将背负更高的劳动力成本粘性，面对更加激烈的同行业成本竞争，企业基本面将被动暴露于机器人技术推广所带来的转型风险冲击之下。故而本文的机器人渗透度指标一定程度捕捉了公司的“被动风险暴露（Passive Risk Exposure）”。而另一方面，当公司主动拥抱技术变革，提高机器人应用率以应对未来不可避免的自动化技术冲击时，则相当于策略性地主动提高公司技术升级带来的潜在不确定性，即“主动风险承担（Active Risk-Taking）”，以期获得更高的风险溢价。综上，面临高机器人渗透度的公司，不论是自身被动暴露于更高的技术转型风险之中，还是主动提高风险承担以启动技术升级转型，其企业基本面的未来预期均面临较大不确定性。资本市场投资者融入了企业面临技术冲击转型下的风险因素，并最终聚合形成均衡价格。而在风险与收益的配比关系之下，更高的预期风险溢价对应着更高的未来预

期收益率，以对投资者承担的技术转型风险进行溢价补偿（Donangelo et al., 2019; Zhang, 2019）。综上，从市场定价的角度，公司层面的机器人渗透度越高，代表公司面临的技术冲击风险以及承受的技术升级不确定性越高。而在套利定价（APT）等经典理论范式下（Fama & French, 1993），投资者也会相应要求更高的风险回报。因此，本文的第一个主假设 H1 列示如下：

H1：公司层面的机器人渗透度越高，其股票未来收益率越高。

进一步地，本文探究风险溢价这一价格行为背后是否有公司基本面实体风险因素的驱动，从而挖掘市场价格行为背后的基本面机制。现有的技术与资产定价相关文献，多围绕研发和专利数据展开，如研发的效率（Hirshleifer et al., 2013）、专利的原创性（Hirshleifer et al., 2018）、专利分类的关联度（Lee et al., 2019）等，重点发掘市场定价错误带来的市场异象：即技术专利等伴生的信息解读门槛，投资者由于有限注意力等行为偏差，无法及时有效地通过交易反映其带来的价值变化。不同于专利披露所带来的个体层面信息解读延迟的“时间差”，工业机器人对于经济结构和劳动力结构的冲击是全局性的，更有可能对企业基本面产生系统性的影响。公司对于此类技术调整的方向、程度和速度不同，直接影响了公司的系统性风险敞口（Garleanu et al., 2012）。鉴于公司对于机器人升级冲击的应对差异，本文尝试通过多维度基本面风险指标交叉验证风险溢价现象背后的机制成因。

已有资产定价文献中多通过将主指标与基本面相关特征关系进行交互验证佐证指标背后的经济意义；如 Lee et al. (2019, 2024) 探究技术关联指标与公司 ROA 以及未预期盈余等运营基本面信息的相关性，Ali & Hirshleifer (2020) 检验了公司间共同分析师关联背后是否隐含公司未来盈利等价值信息。本文参考以上文献中的思路，检验公司层面机器人渗透度指标是否与公司基本面风险的多个方面存在关联关系，从而为价格行为背后的风险机制寻求支撑。当公司面临较大的机器人技术升级冲击时，公司层面不论被动承受冲击带来的市场和运营等系统性波动，抑或主动承担转型升级带来的不确定性风险，都会在基本面运营层面产生映射，这也是公司在技术升级过程中须面临的系统性冲击。因此，本文从盈利波动、业绩下行以及财务困境等维度去度量公司基本面风险，并提出以下假设 H2：

H2：公司层面的机器人渗透度越高，其基本面风险越高。

综上所述，本文通过对公司机器人应用的“动因-定价-机制”三阶段递进展开研究，分析机器人技术冲击在公司层面的影响及其内在机制分析。在进一步检验中，本文探究了依据机器人渗透度构建的风险因子显著性，从而对 CPR 的收益预测力来自系统性风险定价机制抑或错误定价机制进行了探究。

3. 研究设计

3.1. 数据来源与样本选择

本文采用 IFR（国际机器人联合会，International Federation of Robotics）^②公布的世界各国工业机器人数据，选取中国分行业工业机器人存量数据进行分析，构建行业机器人渗透度指标。鉴于工业机器人应用集中在制造业，本文选取证监会 2012 年行业分类中制造业，即行业代码“C”开头的样本进行分析，并将 IFR 行业分类与证监会行业分类进行了手工匹配。此外，尽管 IFR 数据起始时间是 1993 年，但九十年代的机器人大多归属于丹麦、芬兰、法国、德国等欧洲国家，2000 年后美国、日本、韩国等国的机器人数量开始显著增加，而根据王永钦和董雯（2020）的研究，我国工业机器人的存量从 2010 年后开始显著提高，并保持快速增长的趋势，自 2016 年起我国工业机器人数量已经超越日本，至今一直保持在世界机器人存量第一的位置。因此本文选取 2011-2019 年的工业机器人样本数据进行分析。最终样本包含 118857 个公司-月度层面观测值。本文所使用的股价数据、企业财务数据、员工构成等数据均来自国泰安（CSMAR）数据库，国家层面的就业数据和国民生产总值等经济数据均来自于《中国城市统计年鉴》。

3.2. 变量选取与构建

（一）行业机器人渗透度

本文参照王永钦和董雯（2020）和 Acemoglu & Restrepo（2019）的方法构建行业-年度的工业机器人渗透度指标（Penetration of Robots，表示为 PR ），具体构建方法如下：

$$PR_{j,t} = \frac{M_{j,t}}{LR_j} \quad (1)$$

其中， $M_{j,t}$ 表示行业 j 在 t 年末的工业机器人总数； LR_j 表示 j 行业的就业人数基数，鉴于我国机器人数量从 2010 年开始才得到显著提升，且为与上述文献保持一致，本文同样以 2010 年作为行业劳动力就业人数的基期。

（二）企业层面机器人渗透反应系数

为观测个股对于公司层面机器人增量的反应程度，本文借鉴王永钦和董雯（2020）、杜善重等（2024）等文献，以制造业公司生产部门员工占比与全行业生产部门员工占比中位数的比值作为调整系数，将行业层面指标进行外推，构建了公司层面机器人渗透指标^③。

^② IFR 成立于 1987 年，是一个专注于机器人领域开放研究及合作的非营利性组织，其成员机构为来自 20 多个国家地区的相关行业协会和研发机构。该组织公布的工业机器人统计数据是目前国际上最权威的工业机器人数据，包含了 1993-2020 年世界 50 个国家分行业-年度层面的机器人增量和存量数据，涵盖全球工业机器人数量 90% 以上。

^③ 王永钦和董雯（2020）、杜善重等（2024）等文献以 2011 年基期企业生产部门员工占比与制造业生产部门员工占比中位数的比值作为调整系数，对行业层面机器人渗透度进行调整。本文采用当期企业生产部门员工占比与中位数的比值作为调整系数，这一构建方法会使得替代效应的相对差异在时间序列上产生一定的扰动，相较于固定基期的调整系数构建方法，会引入一

$$CPR_{j,t} = \frac{L_{ij,t}^{Manu}}{Med(L_{j,t}^{Manu})} \times PR_{j,t} \quad (2)$$

其中, $L_{ij,t}^{Manu}$ 为公司 i 生产部门员工占比; $Med(L_{j,t}^{Manu})$ 为全行业生产部门员工占比的中位数。CPR 反映了公司层面机器人渗透程度^④, 王永钦和董雯 (2020) 表明我国机器人推广的总体后果呈现对于传统劳动力的替代效应, 因此, 更高的 CPR 指标表明该公司倾向于在更大程度上采用工业机器人去实现对于传统劳动力的替代。与此同时, 此构建方法有赖于行业数据到公司层面的外推假设, 所构建指标为企业层面机器人直接使用情况的代理变量。因此, 在附录表中我们也对这一指标的测度的合理性进行了一系列辅助有效性检验。

(三) 其他变量

本文在回归检验中, 加入了可能影响股票收益率的其他相关变量。包括公司规模 (*Size*)、账面市值比 (*BM*)、资产回报率 (*ROA*)、经营杠杆率 (*Lev*)、动量效应 (*Mom*)、营业收入增长率 (*SG*), 以及与主变量高度相关的企业劳动份额 (*LS*)。此外, 在本文在机制检验中使用了资产回报波动率 (*ROA_Vol*)、业绩下行风险 (*DSRisk*)、财务风险系数 (*O-Score*) 等作为回归检验的被解释变量。在公司财务指标作为因变量的回归检验中, 本文也加入了各个检验中对应的相关指标作为控制变量, 包括托宾 Q 比率 (*TobinQ*)、人均净利润 (*NP_Empno*) 等指标。表 1 对各指标的变量符号、定义和计算方法进行了描述。

表 1 指标描述

变量名	变量描述
<i>Ret</i>	上市公司股票月度收益率
<i>CPR</i>	公司机器人渗透度
<i>Size</i>	公司总市值的自然对数
<i>BM</i>	账面市值比, 公司总资产与总市值的比率
<i>ROA</i>	资产回报率, 公司净利润与总资产的比率
<i>Lev</i>	经营杠杆率, 来自国泰安财务指标分析数据库
<i>Mom</i>	动量效应, 股票过去六个月的复合收益率
<i>LS</i>	劳动收入份额, 参照方军雄 (2011)、王雄元和黄玉菁 (2017) 等文献, 以劳动力成本与营业收入的比值衡量劳动收入份额。
<i>TobinQ</i>	托宾 Q 比率
<i>RD</i>	公司研发投入占营业收入比例

定的估计噪音, 建议读者依据具体研究问题及场景谨慎参考。但因本文研究问题主要聚焦于上市公司股价表现, 旨在为投资者提供策略启示以及为监管层提供企业风险评估的参考依据, 基期调整法导致的近十年上市样本损失 (近 40%), 会严重影响本文实证结果的实践参考价值, 故而我们在采用基期调整法验证主结果经济关系稳健性的同时 (回归结果参见附表 A3), 以全样本最大化原则呈现核心结论, 兼顾方法稳健性与实证有效性。

^④ 为进一步佐证 CPR 作为企业机器人渗透程度指标的合理性, 排除企业之间 CPR 差异仅代表了其在行业内生产部门员工人数占比的差异, 本文通过文本分析的方式对样本企业年报中机器人相关词汇的词频进行了计算, 发现 CPR 较高的企业在年报中对于机器人相关词汇提及率同样较高 (附录图 A1)。由于文本词频指标的计算完全独立于生产部门员工占比, 这在一定程度上排除了 CPR 指标仅捕捉了生产部门员工人数差异这一可能性。

变量名	变量描述
<i>Capex</i>	公司资本性支出, 为购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金除以总资产
<i>Top</i>	公司第一大股东持股比例
<i>SG</i>	营业收入增长率
<i>Hirerate</i>	公司雇佣率, 为当期员工总数对上一期员工总数的增长比率
<i>NP_Empno</i>	人均净利润, 为公司净利润与员工数量的比值
<i>Tangi</i>	有形资产比率, 公司有形资产占总资产的比值
<i>CF</i>	公司经营活动现金流除以总资产
<i>Cash</i>	公司现金持有除以总资产
<i>Illiq</i>	股票非流动性 (Amihud, 2002)
<i>DSRisk</i>	公司业绩下行风险 (Miller and Leiblein, 1996; 贺小刚等, 2017)
<i>O-Score</i>	O 值, 公司财务风险系数 (Ohlson, 1980)
<i>ROA_Vol</i>	资产回报率波动率, 根据季度报表中的资产回报率计算
<i>NI_Vol</i>	净收益波动率的自然对数, 根据季度报表中的净收益值计算
<i>CF_Vol</i>	经营现金流波动率的自然对数, 根据季度报表中公司经营现金流计算
<i>EPS_Vol</i>	公司每股收益波动率, 根据季度报表中的基本每股收益计算

表 2 报告了本文主检验采用的公司-月度层面样本的描述性统计, 所有变量均进行了 1% 和 99% 分位的缩尾处理以控制回归检验中异常值的影响。在本文样本区间内, 主解释变量 *CPR* 均值为 1.025, 标准差为 3.340, 中位数为 0.066, 最小值和最大值分别为 0 和 25.392。个股月度收益率 (*Ret*) 在样本区间内的均值为 1.330%, 标准差为 12.440, 中位数为 0.136%, 最小值和最大值分别为 -29.050% 和 42.751%。

表 2 描述性统计

	样本数	均值	标准差	最小值	25%	中位数	75%	最大值
<i>Ret</i>	108857	1.330	12.440	-29.050	-6.305	0.136	7.740	42.751
<i>CPR</i>	108857	1.025	3.340	0.000	0.005	0.066	0.458	25.295
<i>Size</i>	108857	22.080	1.169	19.980	21.228	21.927	22.749	25.392
<i>BM</i>	108857	0.610	0.235	0.136	0.430	0.612	0.785	1.142
<i>ROA</i>	108857	0.051	0.043	-0.007	0.019	0.041	0.073	0.206
<i>Lev</i>	108857	0.390	0.194	0.050	0.233	0.381	0.532	0.858
<i>Mom</i>	108857	0.065	0.314	-0.438	-0.150	0.004	0.210	1.275
<i>Illiq</i>	108857	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>SG</i>	108857	0.317	7.248	-0.967	0.007	0.117	0.260	665.540
<i>LS</i>	108857	0.123	0.067	0.016	0.075	0.112	0.159	0.355
<i>TobinQ</i>	108857	2.019	1.163	0.876	1.274	1.635	2.326	7.341
<i>Capex</i>	108857	0.026	0.054	-0.084	-0.005	0.010	0.043	0.252
<i>CF</i>	108857	0.052	0.064	-0.125	0.013	0.049	0.090	0.231
<i>Top</i>	108857	33.811	13.809	9.132	23.147	32.068	42.584	71.616
<i>Cash</i>	108857	0.569	0.166	0.181	0.453	0.575	0.692	0.905

4. 实证检验与结果

4.1. 企业机器人渗透度驱动要素分析

在对公司层面机器人渗透度 CPR 进行主检验回归之前，本文首先尝试对主指标的决定因子进行探索性的解析。企业在投入前沿技术及相关设备时，由于市场的接受程度难以预判等原因，通常蕴含着较高的经营不确定性（Fleming, 2001），那么不同企业呈现不同机器人渗透度背后的驱动因素是什么？怎样的公司特征会导致企业间机器人应用程度的差异呢？为考察公司引入机器人的原始动因，本文通过回归分析对公司层面机器人渗透度进行了驱动要素分析。

本文以 CPR 作为被解释变量，将可能对公司技术升级决策产生影响的潜在解释变量滞后一期进行多元回归分析。表 3 的回归结果在一定程度上揭示了影响企业机器人渗透度的前置因素：

第一，从置换成本和收益权衡的角度来看，对于生产规模较大的公司而言，实施设备升级与生产流程整合策略能够在企业内部催生更为显著的规模效应。具体而言，这意味着在既定的固定成本下，企业能够获取更高的边际收益。表 3 中公司规模（*Size*）的回归系数显著为正，这一结果揭示了机器人渗透度较高的企业普遍在前期即拥有较大的规模，而技术设备的升级可能是基于成本收益权衡的理性决策结果。第二，从置换能力的角度来看，在前期对旧技术和设备进行了大量投资的公司，在短期内可能会面临新技术投资机会的丧失。而前期在固定资产和研发方面投入较少的企业，保留了进行技术设备升级与置换的选择权。表 3 中公司有形资产比率（*Tangi*）和研发投入（*RD*）系数为负，这可能与其前期投入不足所致使的机器人投资增长空间相对较大有关。此外，资产收益率（*ROA*）的回归系数显著为正也表明了在前期资产水平下收益率较高的企业，有能力进行新的固定资产投资，实现机器人设备的置换。第三，从置换动机的角度来看，当企业面临人力成本攀升、雇佣难度加剧以及销售增长乏力等外部市场压力时，其进行“技术-劳动力”替代的动机将更为强烈。在回归分析中，雇佣率（*Hirerate*）和销售增长率（*SG*）的系数显著为负，而劳动收入份额（*LS*）的系数为正，这些结果在一定程度上反映了市场竞争加剧、销售增长放缓以及劳动力成本上涨等市场压力因素对机器人置换行为的影响。这些因素共同构成了推动企业提升机器人应用水平、升级设备以实现降本增效的重要外部诱因。

表 3 机器人渗透度决定要素分析

	(1)
CPR_t	
$Size_{t-1}$	1.624 *** (5.82)
ROA_{t-1}	6.579 * (1.66)
$Tangi_{t-1}$	-4.603 (-1.61)
RD_{t-1}	-0.092 ** (-2.47)
SG_{t-1}	-0.221 ** (-2.21)
$Hirerate_{t-1}$	-0.016 *** (-4.66)
LS_{t-1}	3.480 * (1.87)
R^2	0.112
<i>Ind FE</i>	Yes
<i>Year FE</i>	Yes
<i>F</i>	6.269
<i>N</i>	8983

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

4.2. 机器人渗透度与股票未来收益率

(1) 回归分析

为检验研究假设 H1 是否成立，本文从回归分析的角度进行了验证。具体而言，本文参照经典资产定价文献（Fama & French, 1992; 1993）设定收益率预测模型，以公司机器人渗透度 CPR 作为主要解释变量，以未来一期的个股原始收益率作为被解释变量，以普通最小二乘法（OLS）和 Fama-MacBeth（FM）回归法^⑤对样本面板数据进行分析。本文采用回归模型如下：

$$Ret_{i,t+1} = b_0 + b_1 CPR_{i,t} + \sum b_k Control_{i,t}^k + \gamma_i + \delta_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中， $Ret_{i,t}$ 为 i 公司 t 期的股票收益率， $Control_{i,t}^k$ 代表一系列公司层面的控制变量， γ_i 代表时间固定效应， δ_t 代表行业或公司固定效应。为缓解标准误时间序列相关导致的回归结果偏差，本文对 t 值进行了滞后一期的 Newey-West 调整（Newey & West, 1987）。表 4 第

^⑤ FM 回归依托于 Fama & Macbeth (1973) 中提出的经典回归方法，对于面板数据进行横截面的切片分别进行回归，并最终取每一时间切片的估计系数的平均。具体估计模型如下： $Y_{i,t} = \beta_t X_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$; $\hat{\beta}_{FM} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\beta}_t$

(1) - (2) 列展示了 OLS 回归结果，在分别控制了行业和年度固定效应、公司和年度固定效应后，主解释变量 *CPR* 的回归系数分别为 0.122 ($t=6.44$) 和 0.178 ($t=5.48$)。第 (3) 列展示了 FM 回归结果，*CPR* 的回归系数为 0.058 ($t=2.69$)。

由回归结果可知，随着公司机器人渗透度的升高，股票未来收益率增加。该结果支持了本文假设 H1 的成立，即当企业层面的机器人渗透度越高时，其未来收益率越高。市场给予高机器人渗透率公司更高的预期收益率，而这一风险溢价背后或许代表企业面临的技术冲击风险以及承受的技术升级不确定性也相应更高，后文会通过机制检验对风险机制和错误定价机制进行区分。除此之外，控制变量的系数与我国股票市场上已有研究相符：*Size* 的系数显著为负，证明我国制造业企业中市值效应的存在，即小公司比大公司拥有更高的风险溢价；*BM* 的系数显著为负，验证了我国市场中的价值效应，即价值股比成长股拥有更高的预期收益；*Mom* 的系数显著为负，即存在为期六个月的反转效应。

表4 机器人渗透度对个股收益率的预测性

	(1) Panel OLS	(2) Panel OLS	(3) FM Newey
<i>CPR</i>	0.122*** (6.44)	0.178*** (5.48)	0.058*** (2.69)
<i>Size</i>	-0.289*** (-6.11)	-2.042*** (-11.38)	-0.323* (-1.67)
<i>BM</i>	1.575*** (6.27)	6.954*** (16.17)	1.552*** (3.34)
<i>ROA</i>	9.395*** (8.04)	1.026 (0.48)	6.021*** (2.85)
<i>Lev</i>	-0.008 (-0.18)	-0.012 (-0.19)	-0.050 (-0.97)
<i>Mom</i>	-5.835*** (-29.53)	-7.227*** (-36.55)	-1.978*** (-3.54)
<i>Illiq</i>	2.482*** (4.52)	3.336*** (4.53)	2.107** (1.98)
<i>SG</i>	0.543*** (4.52)	0.757*** (5.29)	0.357** (2.62)
<i>LS</i>	2.476*** (3.79)	2.231 (1.44)	1.387** (2.04)
<i>R</i> ²	0.054	0.072	0.156
<i>Ind FE</i>	Yes	No	Yes
<i>Firm FE</i>	No	Yes	-
<i>Year FE</i>	Yes	Yes	-
<i>F</i>	109.239	181.366	2.029
<i>N</i>	108857	108857	108857

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

(2) 工具变量法

基于经典资产定价文献理论构建和实证证据，股价变化多被认为满足随机游走的统计特性，因而股票收益率作为因变量时相对较少收到内生性问题的影响。但出于稳健性的考量，为规避股价对企业的反馈性影响，借鉴王永钦和董雯（2020）等文献，以 Acemoglu & Restrepo (2020) 中构建的美国工业机器人渗透度（USPR）^⑥作为 CPR 的工具变量，通过两阶段最小二乘法（2SLS）进一步验证本文主检验的因果关系。Acemoglu & Restrepo (2019) 指出工业机器人的应用在很大程度上取决于行业特征，因此不同国家中同一行业的工业机器人渗透度应该具有高度相关性，而美国的工业机器人使用情况又与我国股票价格表现并不直接相关。因此，以美国工业机器人行业渗透度（USPR）作为 CPR 指标的工具变量在一定程度上同时满足了相关性与外生性。

表 5 呈现了以美国工业机器人渗透度（USPR）作为工具变量的回归分析结果。第一阶段回归结果中，USPR 与 CPR 在 1% 的统计水平上显著正相关，验证了同行业机器人渗透度在不同国家之间具有高度相关性；第二阶段回归结果显示，主解释变量 CPR 的回归系数依然在 1% 的统计水平上显著，且与主检验保持一致。该结果表明，以 USPR 作为工具变量进行 2SLS 回归分析后，主结果的结论依然稳健。

表5 基于工具变量的两阶段回归（2SLS）

	(1)		(2)	
	1st stage		2nd stage	
	<i>CPR</i>	<i>Ret</i>	<i>CPR</i>	<i>Ret</i>
<i>USPR</i>	0.045*** (11.30)			
<i>CPR</i>			0.172*** (4.05)	
<i>Size</i>	1.026*** (10.49)		-0.324*** (-5.08)	
<i>BM</i>	-0.054 (-0.17)		1.517*** (6.08)	
<i>ROA</i>	3.944*** (3.21)		9.180*** (7.76)	
<i>Lev</i>	0.161*** (3.76)		-0.024 (-0.55)	
<i>Mom</i>	0.276*** (4.93)		-5.860*** (-29.77)	

^⑥ 美国工业机器人渗透度的构建方法为： $USPR_{j,t} = \frac{M_{j,t}^{US}}{LR_{j,t=1990}^{US}}$ 。其中， $M_{j,t}^{US}$ 表示美国行业 j 在 t 年末的工业机器人总数； $LR_{j,t=1990}^{US}$ 表示美国 j 行业在基期（1990 年）的就业人数。

<i>Illiq</i>	0.190 (0.50)	2.825*** (5.02)
<i>SG</i>	-0.039 (-0.45)	0.595*** (4.81)
<i>LS</i>	3.158*** (3.66)	2.526*** (3.73)
<i>R</i> ²	0.503	0.019
<i>Ind FE</i>	Yes	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes
<i>F</i>	30.098	108.671
<i>N</i>	108857	108857

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

(3) 投资组合分析

本文进一步采用单变量投资组合分析的方法，对公司机器人渗透度与个股收益率的关系进行检验。具体而言，在每年年末将制造业企业按照其对应的当期 *CPR* 值从低到高进行排序，并且以 20%、40%、60% 和 80% 分位数将样本划分为五个投资组合。同时观测这五个投资组合和一个多空对冲组合，即买多第一组同时卖空第五组的组合方式。每个投资组合在年末进行调仓，即每年年底重新按照当期 *CPR* 值进行投资组合排序，并买入持有一年时间。

表 6 CPR 单变量投资组合检验

组别	Panel A: 等权平均投资组合回报率				Panel B: 市值加权平均投资组合回报率			
	(1) 原始收益	(2) CAPM α	(3) 三因子 α	(4) 四因子 α	(1) 原始收益	(2) CAPM α	(3) 三因子 α	(4) 四因子 α
1	0.918 (1.13)	-0.421 (-1.02)	-0.400 (-1.52)	-0.458* (-1.73)	0.776 (0.99)	-0.563 (-1.59)	-0.507* (-1.72)	-0.542* (-1.81)
	1.280 (1.54)	-0.048 (-0.11)	0.340 (1.59)	0.244 (1.22)	1.180 (1.49)	-0.114 (-0.27)	0.458 (1.58)	0.363 (1.30)
3	1.392* (1.81)	0.082 (0.23)	0.482** (2.20)	0.434** (1.99)	1.196 (1.65)	-0.070 (-0.23)	0.365 (1.45)	0.328 (1.31)
	1.244 (1.59)	-0.100 (-0.30)	0.273 (1.31)	0.217 (1.06)	1.097 (1.63)	-0.107 (-0.41)	0.067 (0.23)	-0.002 (-0.01)
5	1.336* (1.75)	0.008 (0.03)	0.215 (0.78)	0.161 (0.59)	1.706** (2.42)	0.461 (1.61)	0.658** (2.14)	0.574* (1.93)
	0.418* (1.69)	0.429* (1.71)	0.615*** (2.91)	0.619*** (2.87)	0.930** (2.34)	1.024** (2.56)	1.166*** (3.62)	1.115*** (3.37)

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

表 6 汇报了各个投资组合的平均月收益率以及因子模型 α 水平，其中 Panel A 为等权平均投资组合的月度化收益率，Panel B 为以年末总市值作为权重的加权平均投资组合月度化收益率。组别 1 至 5 代表了以 *CPR* 进行单变量排序的五个投资组合，其中第 1 组为每年横截面上 *CPR* 值最低的一组，第 5 组为每年横截面上 *CPR* 值最高的一组。组别 5-1 代表买多

第 5 组同时卖空第 1 组的多空对冲投资组合（Hedging Portfolio）。第（1）列展示了投资组合未经任何调整的原始收益率，等权和加权平均组合的多空投资组合月度化收益率分别为 0.418% ($t=1.69$) 和 0.930% ($t=2.34$)。除了对资产组合的原始收益率差异进行检验之外，本文进一步检验经过风险因子模型调整后，多空组合策略是否依然表现优异。表 6 第（2）、（3）、（4）列分别展示了资本资产定价模型（CAPM）、中国三因子模型、中国四因子模型^⑦调整后的 α 值。以第（2）列 CAPM 模型为例，经过市场因子调整后的第五组投资组合 α 显著优于第一组，等权平均和市值加权平均下的多空组合月度化 CAPM α 分别为 0.429% ($t=1.71$) 和 1.024% ($t=2.56$)。由投资组合分析结果可知，在调整了各个模型的所有风险因子之后，CPR 多空组合对股票收益率的预测力依然稳健。这说明了 CPR 对股票收益率的预测性难以被风险因子模型所解释，CPR 捕捉了传统风险因子所无法解释的全新维度的信息。投资组合分析在前述回归分析的基础上进一步支持了假设 H1。

该结果验证了 CPR 作为预测指标，对于股票收益率的预测能力，即在当年底的公司 CPR 值越高，其在未来一年的预期收益率越高，基于四因子模型的加权平均 α 年化约为 $1.164\% \times 12 \approx 13.97\%$ ，存在较强的经济显著性。值得注意的是，由于小公司比大公司的信息不对称程度高，因而更容易出现错误定价，产生股价的低估。然而，对比 CPR 单变量等权平均投资组合和加权平均投资组合的表现，可以看出加权平均投资组合无论是在经济显著性还是统计显著性上，都优于等权平均投资组合。加权平均投资组合赋予了大市值公司更多权重，弱化了小市值公司在投资组合收益中的地位。CPR 解释力在大盘股中显著性，说明了 CPR 的预测性并非局限于异象类指标所集中的小市值股票，在一定程度上印证了 CPR 的预测性更可能来自于未能被因子模型所定价的遗漏风险，而非市场行为偏差和套利限制等因素导致的错误定价现象。

（3）稳健性分析

为检验主指标的稳健性，本文借鉴胡楠等（2021）的研究方法，采用 Mikolov et al. (2013) 的 *Word2Vec* 算法，从上市公司年报文本中提取和计算企业机器人文本词频，并在表 7 中予以展示。首先，对样本中所有上市公司中管理层讨论与分析部分（MD&A）文本进行预处理，剔除非中文字符，导入工业相关词典进行 Jieba 分词并剔除停顿词，同时剔除词语数量少于 200 的短文本；其次，基于与机器人高度相关的种子词，采用 *Word2Vec* 算法训练并生成制造业上市公司机器人使用的相关词典；最后，统计 MD&A 文本中机器人相关词语出现次数，

^⑦ 本文采用了 Liu et al. (2019) 基于经典的 Fama-French 三因子模型 (Fama & French, 1993) 所构建的中国 A 股市场的三因子、四因子模型。

并进行标准化处理，同时基于模型扩词时选取相似词的不同阈值以检验其敏感性，得到机器人文本词频指标 *TextRobot1*、*TextRobot2*、*TextRobot3*^⑧。文本指标的回归检验结果依然呈现了显著的正相关关系，与主表保持一致。与此同时，我们在附录中对回归模型设定、指标构建以及数据频率的敏感性等也进行了一系列的稳健性测试。

表 7 稳健性检验：机器人文本词频指标

	(1) Ret	(2) Ret	(3) Ret
<i>TextRobot1</i>	2.055** (2.19)		
<i>TextRobot2</i>		2.110** (2.15)	
<i>TextRobot3</i>			2.170** (2.12)
<i>Size</i>	-0.175*** (-3.78)	-0.174*** (-3.76)	-0.175*** (-3.76)
<i>BM</i>	1.612*** (6.36)	1.608*** (6.35)	1.608*** (6.35)
<i>ROA</i>	10.079*** (8.68)	10.077*** (8.68)	10.075*** (8.68)
<i>Lev</i>	0.017 (0.38)	0.018 (0.39)	0.018 (0.39)
<i>Mom</i>	-5.797*** (-29.32)	-5.797*** (-29.32)	-5.797*** (-29.32)
<i>Illiq</i>	2.564*** (4.67)	2.568*** (4.67)	2.567*** (4.67)
<i>SG</i>	0.538*** (4.48)	0.537*** (4.48)	0.537*** (4.48)
<i>LS</i>	2.675*** (4.12)	2.675*** (4.12)	2.678*** (4.12)
<i>R</i> ²	0.053	0.053	0.053
<i>Ind FE</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes	Yes
<i>F</i>	105.052	105.120	105.121
<i>N</i>	108857	108857	108857

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

从风险定价的角度看，公司不论是因外部同行提高机器人使用程度带来的竞争压力冲击，还是因主动提高机器人应用度以应对技术转型革命，都不可避免地面临更高的风险水平。在

^⑧ 为保证结果稳健性，采用不同的文本指标进行检验。三个文本词频指标的差异在于采用模型进行扩词时所拟定范围大小的不同，也即筛选相似词时所取阈值不同。

资本市场投资者预期聚合所形成的均衡价格下，更高的风险水平对应相对更高的风险溢价，即公司未来更高的预期股票收益率（Donangelo et al., 2019; Zhang, 2019）。下文将进一步对公司风险溢价机制进行验证。

5. 机制分析与进一步检验

5.1. 机器人渗透度与公司基本面风险

为验证 CPR 与股票收益率间关联背后的风险机制，即更高的 CPR 值代表了公司因更大力度的技术转型而承担了更高的风险波动，从而产生了更高的股票风险溢价，本文进一步考察了不同机器人渗透度与公司基本面风险间的关系，为市场定价的风险溢价现象寻求源自基本面的底层解释因素。

本文从公司业绩波动风险、盈利下行风险、财务困境风险三个方面构建公司基本面风险指标：（1）以年内公司资产回报率、净收益、经营净现金流、每股收益的波动率作为业绩波动风险的代理变量（ ROA_Vol 、 NI_Vol 、 CF_Vol 、 EPS_Vol ）；（2）借鉴 Miller & Leiblein (1996)、周超等（2019）等研究，以公司 ROA 偏离其目标值的五年移动平均值构建公司经营业绩下行风险指标（ $DSRisk$ ）；（3）以公司 O 值（ $O\text{-Score}$ ）作为财务风险的代理变量（Ohlson, 1980）。将公司基本面风险指标作为被解释变量， CPR 作为解释变量，对公司年度面板数据进行 OLS 回归分析。

表 8 展示了以不同指标作为公司基本面风险代理变量的回归分析结果。第（1）-（4）列回归结果反映了主解释变量 CPR 与公司业绩波动率呈显著的正相关关系，表明了企业在以机器人替换传统人力的过程中，产生了更高的经营不确定性，承担了更高的业绩波动风险；第（5）列回归结果显示 CPR 与公司经营业绩下行风险有着显著的正相关关系，说明了在技术升级转型过程当中，企业很可能因市场对新技术的短期认可度不足、管理配套措施不完善等原因，面临投资过大、成本收回较慢、经营业绩指标下滑的风险；第（6）列回归结果反映了公司 CPR 值与 $O\text{-Score}$ 有着显著负相关关系，表明在机器人的应用过程中，企业可能因设备购置过程中负债的增加及经营过程中利润下滑、经营现金流不足等原因承担了一定的财务风险。

总体而言，回归检验结果表明了企业机器人渗透度越高，公司基本面风险则越高，支持了本文假设 H2。这一结果说明了高 CPR 公司之所以产生了更高的股票收益率，是由于其在技术升级转型中承担了“转型阵痛”，即更高的基本面风险，其股票价格行为也反映了市场给予高 CPR 的风险溢价。这一结果亦符合套利定价(APT)等经典理论范式(Fama & French,

1993），投资者会对更高的风险敞口要求更高的风险溢价回报。

表 8 机器人渗透度与公司基本面风险

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>ROA_Vol</i>	<i>NI_Vol</i>	<i>OCF_Vol</i>	<i>EPS_Vol</i>	<i>DSRisk</i>	<i>O-Score</i>
<i>CPR</i>	0.055*** (3.26)	0.411*** (5.06)	0.083*** (5.77)	0.003* (1.80)	0.001** (2.47)	-0.026* (-1.88)
<i>Size</i>	-0.019 (-0.43)	2.971*** (16.35)	0.593*** (19.13)	0.081*** (10.60)	-0.005*** (-6.92)	0.298*** (7.02)
<i>TobinQ</i>	0.764*** (14.53)	0.919*** (10.29)	0.110*** (7.81)	0.034*** (6.07)	0.002*** (3.15)	-0.157*** (-3.56)
<i>Capex</i>	-1.896*** (-2.65)	0.472 (0.62)	0.066 (0.50)	0.160*** (2.86)	-0.106*** (-9.28)	-1.303*** (-3.37)
<i>Lev</i>	-0.944*** (-20.70)	-0.647*** (-8.73)	0.008 (0.68)	-0.073*** (-17.17)	0.005*** (7.47)	0.340*** (11.35)
<i>CF</i>	14.913*** (17.77)	10.931*** (8.60)	2.319*** (11.44)	1.164*** (14.56)	-0.113*** (-10.38)	-14.217*** (-26.68)
<i>Top</i>	0.008*** (2.66)	0.010 (1.39)	0.001 (0.73)	0.001*** (3.20)	-0.000*** (-2.92)	-0.005* (-1.95)
<i>SG</i>	1.101*** (9.11)	0.512*** (4.49)	0.005 (0.24)	0.111*** (10.92)	0.015*** (8.25)	0.053 (0.90)
<i>Cash</i>	1.924*** (6.98)	2.376*** (3.89)	0.573*** (6.02)	0.276*** (7.18)	-0.025*** (-4.94)	-2.114*** (-7.32)
<i>R2</i>	0.374	0.506	0.588	0.306	0.236	0.365
<i>Ind FE</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>F</i>	152.402	44.796	59.128	92.940	47.451	113.814
<i>N</i>	10243	10243	10243	10243	7304	9447

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

5.2. 风险溢价的估计与检验

Fama & French (1993) 在其关于价值风险的研究中，基于公司市值与账面市值比的 2×3 双分组策略构建投资组合，通过检验该投资组合中控制了市值因子 (*SMB*) 以后的价值风险溢价，进而检验价值因子 (*HML*)。此后，Fama & French (2015) 以及 Liu et al. (2019) 等诸多文献亦沿用这一双分组方法构建投资组合，以检验包括盈利因子、投资因子、反转因子等多种系统性风险因素。本研究借鉴上述经典文献中的方法，类比 Fama-French 3 因子构建方法，通过公司市值与 *CPR* 的双分组策略，构建 *CPR_HML* 对冲投资组合，通过计算每个月份该组合的对冲收益率差值来构建 *CPR* 因子收益率的时间序列值，用于进一步 *CPR* 因子风险溢价的估计与检验。进一步地，本文借鉴 Leung et al. (2020)、Hirshleifer et al. (2012) 等文献的做法，对 *CPR* 这一异象背后的机制进行分析。具体而言，本文依托 Fama & MacBeth

(1973) 的回归分析方法, 通过两阶段设定检验机器人渗透度因子 (*CPR_HML*) 风险溢价的统计显著性和经济显著性, 从而判定其是否为系统性风险因子 (Risk Factor) 或未被已有风险因子解释的错误定价 (Mispricing)。

本文首先将每年的公司样本通过市值和机器人渗透度指标进行双分组^⑨。具体而言, 以 *Size* 值从低到高分为小市值 (以 *S* 表示)、大市值 (以 *B* 表示) 两组; 与此同时, 以 *CPR* 值从低到高将样本分为机器人渗透度低、中、高三组 (分别以 *CPR_L*、*CPR_M*、*CPR_H* 表示)^⑩。通过这一双分组方法, 样本被划分为 *B/CPR_L*、*B/CPR_M*、*B/CPR_H*、*S/CPR_L*、*S/CPR_M*、*S/CPR_H* 六组。本文进一步以市值加权平均的方法, 计算出六个投资组合月度平均收益的时间序列; 最后按照模型 (4) 构建出 *CPR_HML* 对冲投资组合 (Hedging Portfolio) 的月度时间序列:

$$CPR_{HML} = \frac{1}{2}(B/CPR_H + S/CPR_H) - \frac{1}{2}(B/CPR_L + S/CPR_L) \quad (4)$$

表 9 描述了 *CPR_HML* 对冲投资组合收益率时间序列以及 *Size/CPR* 双分组的六个资产组合收益率时间序列在样本区间内的均值、标准差和 *t* 值。*CPR_HML* 投资组合在小公司中的组合收益率差额在时间序列上的均值 (*S/CPR_H*-*S/CPR_L*) 为 0.535%, 在大公司中的组合收益率差额在时间序列上的均值 (*B/CPR_H*-*B/CPR_L*) 为 0.446%。*CPR_HML* 投资组合在时间序列上的月度平均收益率为 0.486%, 其夏普比率约为 0.239。

表 9 *CPR_HML* 对冲投资组合描述性统计

<i>Size/CPR</i> 分组						
	<i>CPR_HML</i>	<i>S/CPR_L</i>	<i>B/CPR_L</i>	<i>S/CPR_M</i>	<i>B/CPR_M</i>	<i>S/CPR_H</i>
均值	0.486	1.221	0.821	1.388	1.065	1.747
标准差	2.034	9.314	8.416	9.323	7.936	8.97
<i>t</i> 值	2.48	1.36	1.01	1.55	1.39	2.02
						1.7

为检验通过对冲投资组合构建的 *CPR_HML* 因子相对于已有的 *CAPM* 市值因子、中国三因子和中国四因子等模型因子是否有增量信息, 本文参照 Keloharju et al. (2021)、Liu et al. (2019) 的做法, 将以机器人渗透度指标构建的 *CPR_HML* 因子的月度收益率作为被解释变量, 将风险模型中的其他风险因子收益率作为解释变量, 通过检验截距项 α 的统计显著

^⑨ Liu et al. (2019) 论证指出由于我国退市机制尚未完善等原因, 上市公司中“壳公司”的现象广泛存在于市值规模最小的 30% 样本中, 这部分样本不能有效地反映市场对企业的风险定价, 因此对这部分样本做剔除处理。为排除“壳公司”在投资组合构建和风险溢价估计中的干扰, 本文延续该研究中构建中国三因子模型时的样本筛选方法, 将这部分样本剔除后再进行双分组处理。

^⑩ 本文在对样本进行分组构建虚拟投资组合时, 以公司规模 (*Size*) 的 50%、机器人渗透度 (*CPR*) 的 20%、80% 作为为临界点进行分组。

性，来考察机器人渗透度因子中包含的风险溢价是否能够被已有模型中的风险因子所解释。表 10 中回归分析结果显示，在控制了 *CAPM*、中国三因子、中国四因子等不同风险模型因子后，回归的截距项依然显著。这一结果表明 *CPR_HML* 因子所捕捉的独特风险信息未被已有的 *CAPM*、三因子、四因子模型中的已知风险因子所覆盖，在已有上述风险模型的基础上提供了增量信息。

表 10 *CPR_HML* 投资组合的增量信息检验

	<i>CPR_HML</i>		
	(1) <i>CAPM</i>	(2) 三因子	(3) 四因子
<i>a</i>	0.35* (1.77)	0.55*** (2.94)	0.58*** (3.07)
<i>MKT</i>	-0.04 (-1.25)	-0.02 (-0.67)	-0.04 (-1.28)
<i>SMB</i>		-0.32*** (-5.67)	-0.29*** (-4.36)
<i>VMG</i>		-0.12* (-1.85)	-0.14* (-1.96)
<i>PMO</i>			-0.08 (-1.49)

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

本文基于因子模型文献中经典的两步法，进一步检验 *CPR_HML* 因子是否存在系统性的风险溢价定价。借鉴 Leung et al. (2020)、Hirshleifer et al. (2012) 等文献的做法，本文分别通过基于双分组的投资组合法构建测试资产（Testing Assets）收益率以及个股收益率两种颗粒度，采用 Fama-MacBeth 两阶段回归法对 *CPR_HML* 的因子风险溢价进行统计检验。具体而言，第一阶段以测试资产收益率作为被解释变量，以 *CPR_HML* 因子收益率作为主要解释变量，通过时间序列回归（滚动窗口为 60 期）得到所有测试资产在 *CPR_HML* 因子上的风险载荷 $\beta_k^{CPR_HML}$ (Risk Loading)；第二阶段在横截面上进行回归，以测试资产超额收益率 $R_{k,t} - R_{f,t}$ 和 $\beta_k^{CPR_HML}$ 为被解释变量和主要解释变量，每一日期横截面回归对应的 $\beta_k^{CPR_HML}$ 的回归系数 CPR_HML_t 即为 *CPR* 因子在 t 期的估计风险溢价。之后将每个月截面回归估计的 *CPR* 因子风险溢价取时间序列上的算术平均，得到 *CPR_HML* 因子的平均估计风险溢价（Estimated Risk Premium）。

为保证检验的稳健性，本文分别从 5×5 投资组合收益率和个股收益率作为测试资产进行了检验。在表 11 中，本文分别检验了模型 (5) *CPR_HML* 因子单独控制市场因子、模型

(6) 中 CPR_HML 因子控制中国三因子以及模型 (7) 中 CPR_HML 因子控制中国四因子后的风险溢价:

$$R_{k,t} - R_{f,t} = \alpha_{k,\tau} + \beta_k^{CPR_HML} CPR_HML_t + \beta_k^{MKT} MKT_t + \varepsilon_{k,t} \quad (5)$$

$$R_{k,t}$$

$$- R_{f,t} = \alpha_{k,\tau} + \beta_k^{CPR_HML} CPR_HML_t + \beta_k^{MKT} MKT_t + \beta_k^{SMB} SMB_t + \beta_k^{VMG} VMG_t + \varepsilon_{k,t} \quad (6)$$

$$R_{k,t} - R_{f,t} = \alpha_{k,\tau} + \beta_k^{CPR_HML} CPR_HML_t + \beta_k^{MKT} MKT_t + \beta_k^{SMB} SMB_t + \beta_k^{VMG} VMG_t + \beta_k^{PMO} PMO_t + \varepsilon_{k,t} \quad (7)$$

其中, $R_{k,t} - R_{f,t}$ 代表测试资产 k 减去无风险利率后的超额收益率, 即市场因子; $R_t^M - R_{f,t}$ 代表市场收益率减去无风险利率, 为各模型中的市场因子; SMB_t 、 VMG_t 、 PMO_t 分别代表 Liu et al. (2019) 所提出的中国市值因子、价值因子、情绪因子。第二阶段每一期横截面回归中风险载荷 $\beta_k^{CPR_HML}$ 的回归系数代表控制其他因子后 CPR_HML_t 因子在 t 期的估计风险溢价, 最后对各期的估计风险预期取时间序列平均得到机器人渗透率平均风险估计风险溢价 CPR_HML 。

表 11 展示了 Fama-MacBeth 第二阶段截面回归的结果, 其中 Panel A 以 $Size$ 和 CPR 双分组的 25 (5×5) 个资产组合作为测试资产并以其收益率作为被解释变量, Panel B 以样本中上市公司个股作为测试资产并以个股收益率作为被解释变量。回归结果显示, β^{CPR_HML} 的回归系数在不同测试资产、不同模型设定下均显著为正。这一结果表明, 在 Fama-MacBeth 两阶段回归的实证框架下, CPR 因子在控制了已有模型中系统性风险因子后, 依然呈现了显著为正的系统性风险溢价。

表 11 CPR_HML 投资组合风险溢价检验

Panel A: 25 投资组合作为测试资产的风险溢价检验				
	(1) CPR_HML	(2) CPR_HML +CAPM	(3) CPR_HML +三因子	(4) CPR_HML +四因子
β^{CPR_HML}	0.007** (2.112)	0.006* (1.949)	0.008** (2.080)	0.008** (2.118)
β^{MKT}		-0.027* (-1.802)	-0.018 (-1.209)	-0.022* (-1.737)
β^{SMB}			-0.010** (-2.056)	-0.011** (-2.305)
β^{VMG}			0.012* (1.758)	0.012** (2.056)
Observations	1225	1225	1225	1225
R^2	0.246	0.334	0.530	0.518

Panel B: 样本公司个股作为测试资产的风险溢价检验

	(1) <i>CPR_HML</i>	(2) + <i>CAPM</i>	(3) +三因子	(4) +四因子
β^{CPR_HML}	0.004** (2.548)	0.005** (2.452)	0.004* (1.912)	0.004** (2.015)
β^{MKT}		-0.005 (-0.554)	-0.006 (-0.642)	-0.005 (-0.614)
β^{SMB}			-0.012*** (-3.083)	-0.012*** (-3.189)
β^{VMG}			0.002 (0.290)	0.002 (0.321)
β^{CPR_HML}				-0.003 (-0.705)
Observations	23585	23585	23585	23585
R ²	0.025	0.051	0.114	0.125

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

5.3. 排除替代性解释：错误定价与套利限制

根据经典资产定价理论，当因子模型失效且 CPR 多空组合产生显著的 α 时，有两种可能的经济机制：第一，机器人渗透度较高的公司存在未被风险因子模型定价的遗漏风险，因此有着更高的风险溢价，从而导致了更高的收益率，即前文所验证的风险机制；第二，因市场信息摩擦如投资者有限注意力等原因，机器人渗透度较高的公司被投资者低估而产生了短期内的错误定价，从而在后续市场价格发现的过程中表现出较高的后期收益率。或由于客观的套利限制等原因，使得股价难以通过套利回归均衡价格，从而呈现错误定价。

为排除上述第二种替代性解释机制，本文检验了在股票非流动性 (*Illiq*) 更高、媒体关注度 (*News*) 更高以及套利限制 (*IVol*) 更高的股票中，CPR 对股票收益率的预测性是否更为显著。表 12 中回归结果显示，将 *Illiq*、*News*、*IVol* 与 CPR 的交乘项分别加入主回归检验中，交乘项回归系数均不显著。这说明了 CPR 对于股票收益率的预测能力，并非是由于股票的流动性或市场关注不足所导致的错误定价所致，亦难以被市场套利限制导致的股票价格信息融入不足所解释，佐证了 H2 中风险机制解释的合理性。

表 12 替代性机制的排除

	(1) <i>Ret</i>	(2) <i>Ret</i>	(3) <i>Ret</i>
<i>CPR</i>	0.105*** (6.62)	0.091*** (4.20)	0.115*** (3.10)
<i>CPR*Illiq</i>	-0.398		

		(-1.44)	
<i>Illiq</i>	1.509***		
	(3.32)		
<i>CPR*News</i>	0.003		
	(0.46)		
<i>News</i>	0.156**		
	(2.39)		
<i>CPR*IVol</i>	-0.028		
	(-0.26)		
<i>IVol</i>	-2.385***		
	(-6.44)		
<i>Size</i>	-0.315***	-0.412***	-0.425***
	(-7.90)	(-11.19)	(-11.49)
<i>BM</i>	1.718***	1.938***	1.557***
	(8.27)	(9.91)	(7.87)
<i>ROA</i>	8.256***	7.906***	7.360***
	(8.59)	(8.70)	(7.99)
<i>Lev</i>	0.010	0.045	0.038
	(0.28)	(1.26)	(1.04)
<i>Mom</i>	-1.329***	-1.307***	-1.312***
	(-7.71)	(-8.00)	(-8.00)
<i>SG</i>	0.002	-0.002	-0.002
	(0.75)	(-0.85)	(-0.68)
<i>LS</i>	0.553	0.106	-0.002
	(0.86)	(0.31)	(-0.00)
<i>R</i> ²	0.385	0.393	0.393
<i>Ind FE</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes	Yes
<i>F</i>	22.420	26.278	29.060
<i>N</i>	108857	119883	119871

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

6. 结论与启示

针对目前我国制造业面临的行业技术升级冲击，本文首先构建公司层面机器人渗透度指标并分析了其驱动因素。进一步地，本文通过回归分析和投资组合方法展现了公司机器人渗透度（*CPR*）与未来股票收益率的正相关关系。本文从风险溢价的角度对现象进行了解释，发现机器人渗透度较高的公司，其在技术升级转型中承担了更高的基本面不确定性波动，故而其股票呈现出较高的未来预期收益作为风险溢价，并通过工具变量法验证了其稳健性。同时，文章依托资产定价文献中关于风险因子验证的两阶段回归法，展示了基于机器人渗透度所构建的系统性风险因子的显著性与稳健性。最后，文章通过机制分析展现套利成本和信息

摩擦的边际影响，佐证以机器人为代表的技术冲击带来的收益率差异更倾向于源自系统性风险而非错误定价。本研究对于以工业机器人使用和推广为代表的自动化升级和智能制造国家战略，有以下几个方面的政策启示：

第一，面对以机器人为代表的工业智能化升级在全球范围内带来的技术冲击，政策制订方及企业决策者须提高系统性风险意识。智能制造技术升级存在“双刃剑”效应：一方面，对于主动进行升级改造、有效减员增效、提高生产效率、激发出人力资本创新和新技术能力的企业，这是追赶超越的机会。同时，如果中国企业有效地进行系统化的技术升级，对于我国改变原有高人力、高能耗、高污染等旧产能模式是重要的战略窗口。另一方面，人类历史上数次工业革命带来的激进的技术升级都会伴随着颠覆式的产业结构变化。一部分行业、企业、工作岗位在消失的同时，催生出新的产业和就业机会。技术变革在提高社会总生产效率的同时，也在进行着社会福利的横向转移和再分配。在这个转换模式下进行产业升级的企业，面临着放大的风险敞口，伴随着潜在的成本控制难题、市场份额流失、人员失业等系统性和结构性的转型阵痛。这其中隐含的系统性的风险需要企业管理层的预判和政府相关政策的缓冲，以规避其带来的社会溢出效应，保证转型的稳定过渡，降低系统性风险，以增强我国经济发展的韧性。

第二，从资本市场角度，需进一步关注结构性技术冲击带来的金融风险。本文通过实证分析考察了资本市场对于机器人升级所带来的风险溢价。这一产业技术升级蕴含着资本市场底层的系统性风险逻辑，对于投资者的风险管理体系有着全新的参考价值。与此同时，资本市场监管方也应关注技术升级风险冲击所带来的基本面风险，以及此类企业信用环境恶化带来的潜在违约和传染性的连锁反应，构建技术冲击诱发的风险预警指标体系。

第三，在当前国际经济下行背景下，我国需抓住机会窗口进行产业升级改造。结合已有文献，经济下行期是企业主动进行产业升级改造的绝佳窗口，因为在此期间，设备产能闲置和潜在营收损耗的机会成本最低。在当前国际形势紧张和全球贸易需求萎缩的大背景下，我国应抓住机会窗口进行产业结构调整升级。依托政策引导，鼓励企业进行落后产能的淘汰和以智能制造为代表的新质生产力形成，从而把技术冲击的风险有效转化为新动能，在未来的全球经济新周期中抢占先机，实现我国经济的高质量发展。

参考文献:

- 曹静、周亚林, 2018: 《人工智能对经济的影响研究进展》, 《经济学动态》第 1 期。
- 陈媛媛、张竞、周亚虹, 2022: 《工业机器人与劳动力的空间配置》, 《经济研究》第 1 期。
- 初晓, 张丹蕾, 赵勇, 2024: 《工业机器人如何影响出口竞争: “价格竞争”还是“质量竞争”》, 《中国工业经济》第 6 期。
- 崔娜, 陈绍俭, 李军, 2025: 《工业机器人应用如何影响企业创新?》, 《统计研究》第 2 期。
- 邓乐平、孙从海, 2001: 《科技创新与资本市场—理论与经验的考察》, 《金融研究》第 9 期。
- 杜传文、李晴、芮明杰、吕洁, 2018: 《大规模工业机器人应用与异质性技能劳动力之间的替代互补关系》, 《中国科技论坛》第 8 期。
- 杜善重、李卓、马连福, 2024: 《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》, 《系统工程理论与实践》第 2 期。
- 方军雄, 2011: 《劳动收入比重, 真的一致下降吗? ——来自中国上市公司的发现》, 《管理世界》第 7 期。
- 何小钢, 朱国悦, 冯大威, 2023: 《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》, 《中国工业经济》第 4 期。
- 贺小刚、朱丽娜、杨婵、王博霖, 2017: 《经营困境下的企业变革: “穷则思变”假说检验》, 《中国工业经济》第 1 期。
- 胡楠、薛付婧、王昊楠, 2021: 《管理者短视主义影响企业长期投资吗? ——基于文本分析和机器学习》, 《管理世界》第 5 期。
- 毛日昇, 2024: 《工业机器人应用与就业再配置》, 《管理世界》第 9 期。
- 宋冬林、王林辉、董直庆, 2010: 《技能偏向型技术进步存在吗? ——来自中国的经验证据》, 《经济研究》第 5 期。
- 孙文凯、郭杰、赵忠、汤璨, 2018: 《我国就业结构变动与技术升级研究》, 《经济理论与经济管理》第 6 期。
- 田轩, 2021: 《以科技创新应对老龄化挑战》, 《人民日报》, 2021-05-27 (5)
- 王田苗、陶永, 2014: 《我国工业机器人技术现状与产业化发展战略》, 《机械工程学报》第 9 期。
- 王雄元、黄玉菁, 2017: 《外商直接投资与上市公司职工劳动收入份额: 趁火打劫抑或锦上添花》, 《中国工业经济》第 4 期。
- 王永钦、董雯, 2020: 《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》, 《经济研究》第 10 期。
- 吴雨桐, 李军, 路先锋, 2025: 《机器人应用、劳动就业与养老金缴费收入——基于中国四省城镇住户调查的研究》, 《数量经济技术经济研究》第 3 期。
- 肖兴志, 解维敏, 2024: 《人工智能与企业韧性—基于工业机器人应用的经验证据》, 《系统工程理论与实践》第 8 期。
- 张红霞, 2013: 《国内外工业机器人发展现状与趋势研究》, 《电子世界》第 12 期。
- 张军, 闫雪凌, 余沫乐, 张雪原, 2023: 《工业机器人应用与劳动关系: 基于司法诉讼的实证研究》, 《管理世界》第 12 期。
- 张元钊, 朱佳宁, 张永亮, 2025: 《人工智能发展与劳动力流动》, 《经济学动态》第 1 期。
- 赵志耘、吕冰洋、郭庆旺、贾俊雪, 2007: 《资本积累与技术进步的动态融合: 中国经济增长的一个典型事实》, 《经济研究》第 11 期。
- 周超、苏冬蔚, 2019: 《产能过剩背景下跨国经营的实物期权价值》, 《经济研究》第 1 期。
- Acemoglu, D., Restrepo, P., 2017, “Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation”, American Economic Review, 107(5), 174—79.
- Acemoglu, D., Restrepo, P., 2018, “The Race Between Man and Machine: Implications of Technology

- for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, 108(6), 1488—1542.
- Acemoglu, D., Restrepo, P., 2019, “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor”, *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3—30.
- Acemoglu, D., Restrepo, P., 2020, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188—2244.
- Acemoglu, D., Restrepo, P., 2022, “Demographics and Automation”, *The Review of Economic Studies*, 89(1), 1—44.
- Ali, U., Hirshleifer, D., 2020, “Shared analyst coverage: Unifying momentum spillover effects”, *Journal of Financial Economics*, 136(3), 649-675.
- Amihud, Y., 2002, “Illiquidity and Stock Returns: Cross-Section and Time-Series Effects”, *Journal of Financial Markets*, 5(1), 31—56.
- Autor, D., 2015, “Why are There Still so Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 29(3): 3—30.
- Autor, D., Salomons, A., 2018, “Is Automation Labor—Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share”, NBER Working Paper.
- Black, S. E., Spitz-Oener, A., 2010, “Explaining Women's Success: Technological Change and the Skill Content of Women's Work”, *The Review of Economics and Statistics*, 92(1), 187—194.
- Boyd, R., Holton, R. J., 2018, “Technology, Innovation, Employment and Power: Does Robotics and Artificial Intelligence Really Mean Social Transformation?”, *Journal of Sociology*, 54(3), 331—345.
- Brougham, D., Haar, J., 2018, “Technology, Artificial Intelligence, Robotics, and Algorithms, STARA): Employees' Perceptions of our Future Workplace”, *Journal of Management Organization*, 24(2), 239—257.
- Chun, H., Kim, W., Morck, R., Yeung, B., 2008, “Creative Destruction and Firm—Specific Performance Heterogeneity”, *Journal of Financial Economics*, 89(1), 109—135.
- Cortes, G. M., Jaimovich, N., Siu, H. E., 2017, “Disappearing Routine Jobs: Who, How, and Why?”, *Journal of Monetary Economics*, 91, 69—87.
- Donangelo, A., Gourio, F., Kehrig, M., Palacios, M., 2019, “The Cross—Section of Labor Leverage and Equity Returns”, *Journal of Financial Economics*, 132(2), 497—518.
- Fama, E. F., French, K. R., 1992, “The cross-section of expected stock returns”, *Journal of Finance*, 47(2), 427-465.
- Fama, E. F., French, K. R., 1993, “Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds”, *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3—56.
- Fama, E. F., French, K. R., 2015, “A Five—Factor Asset Pricing Model”, *Journal of Financial Economics*, 116(1), 1—22.
- Fama, E. F., MacBeth, J. D., 1973, “Risk, Return, and Equilibrium: Empirical Tests”, *Journal of Political Economy*, 81(3), 607—636.
- Frey, C. B., Osborne, M. A., 2017, “The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254—280.
- Fleming, L., 2001, “Recombinant uncertainty in technological search”, *Management Science*, 47, 117—132.
- Garleanu, N., Panageas, S., Yu, J., 2012, “Technological Growth and Asset Pricing”, *The Journal of Finance*, 2012, 67(4), 1265—1292.
- Graetz, G., Michaels, G., 2018, “Robots at Work”, *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753—768.
- Greenwood, J., Jovanovic, B., 1999, “The Information-Technology Revolution and the Stock Market”,

American Economic Review, 89(2), 116—122.

Hanson, R., 2001, “Economic Growth Given Machine Intelligence”, Technical Report, University of California, Berkeley.

Hirshleifer, D., Hou, K., Teoh, S. H., 2012, “The Accrual Anomaly: Risk or Mispricing?”, Management Science, 58(2), 320-335.

Hirshleifer, D., Hsu, P. H., Li, D., 2013, “Innovative Efficiency and Stock Returns”, Journal of Financial Economics, 107(3), 632—654.

Hirshleifer, D., Hsu, P. H., Li, D., 2018, “Innovative Originality, Profitability, and Stock Returns”, The Review of Financial Studies, 31(7), 2553—2605.

Hobijn, B., Jovanovic, B., 2001, “The Information-Technology Revolution and the Stock Market: Evidence”, American Economic Review, 91(5), 1203—1220.

Keloharju, M., Linnainmaa, J. T., Nyberg, P., 2021, “Are Return Seasonalities Due to Risk or Mispricing?”, Journal of Financial Economics, 139(1), 138-161.

Kogan, L., Papanikolaou, D., 2014, “Growth Opportunities, Technology Shocks, and Asset Prices”, The Journal of Finance, 69(2), 675—718.

Kogan, L., Papanikolaou, D., Stoffman, N., 2020, “Left Behind: Creative Destruction, Inequality, and the Stock Market”, Journal of Political Economy, 128(3), 855—906.

Kromann, L., Malchow-Møller, N., Skakken, R., Sørensen, A., 2020, “Automation and Productivity—a Cross-Country, Cross-Industry Comparison”, Industrial and Corporate Change, 29(2), 265—287.

Lee, C. M. C., Sun S. T., Wang R., Zhang R., 2019, “Technological Links and Predictable Returns”, Journal of Financial Economics, 132:76–96.

Lee, C. M., Shi, T. T., Sun, S. T., Zhang, R., 2024, “Production complementarity and information transmission across industries”, Journal of Financial Economics, 155, 103812.

Leung, W. S., Evans, K. P., Mazouz, K., 2020, “The R&D anomaly: Risk or mispricing?”, Journal of Banking & Finance, 115, 105815.

Lin, X., 2012, “Endogenous Technological Progress And The Cross-Section Of Stock Returns”, Journal of Financial Economics, 103(2), 411—427.

Liu, J., Stambaugh, R. F., Yuan, Y., 2019, “Size and Value in China”, Journal of Financial Economics, 134(1), 48—69.

Mantoux, P., 2013, “The Industrial Revolution in the Eighteenth Century: An Outline of the Beginnings of the Modern Factory System in England”, Routledge.

Mikolov, T., Yih, W. T., Zweig, G., 2013, “Linguistic regularities in continuous space word representations”, Proceedings of the 2013 conference of the north american chapter of the association for computational linguistics: Human language technologies, 746-751.

Miller, K. D., Leiblein, M. J., 1996, “Corporate Risk-Return Relations: Returns Variability versus Downside Risk”, Academy of Management Journal, 39(1), 91—122.

Nagy, J., Oláh, J., Erdei, E., Popp, J., 2018, “The Role and Impact of Industry 4.0 and the Internet of Things on the Business Strategy of the Value Chain—The Case of Hungary”, Sustainability, 10(10), 3491.

Newey, W. K., West, K. D., 1987, “Hypothesis Testing with Efficient Method of Moments Estimation”, International Economic Review, 777—787.

Ohlson, J. A., 1980, “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, Journal of Accounting Research, 109—131.

Pástor, L., Veronesi, P., 2009, “Technological Revolutions and Stock Prices”, American Economic Review, 99(4), 1451—83.

Zhang, M. B., 2019, “Labor-Technology Substitution: Implications for Asset Pricing”, *The Journal of Finance*, 74(4), 1793—1839.

Robotic Technology Shock and Stock Risk Pricing -Evidence from Listed Firms of Manufacturing Industries in China

Abstract: Under the wave of global Industry 4.0, the upgrade of intelligent manufacturing represented by industrial robots has brought about a structural impact on the industrial landscape and labor force. This paper measures the degree of robot promotion and application by constructing the robot penetration index of A-share listed firms, and demonstrates the driving factors of the differences in the degree of robot application among different firms. The main test in the paper, through regression analysis and portfolio analysis, finds that the robot penetration rates are positively correlated with stock risk rewards. The higher the degree of involvement in robot automation upgrades, the higher the corresponding future stock returns, and vice versa. Mechanism analyses suggest that fluctuations in fundamental uncertainty assumed by firms under technological upgrades may be an explanatory factor for this risk premium. We employ two-pass regression method to testify the significance and robustness of the risk factor constructed from the robot penetration rate. In additional tests, we take into account of limits to arbitrage and information friction to rule out the potential explanation of mispricing. The findings of this study contribute to a further understanding of the impact of new technology shocks, represented by robotics automation upgrades, on firm risk and market pricing.

Key words: Technological Upgrade; Industrial Robots; Risk Premium; Risk Factor

附录

1. 机器人渗透度指标（*CPR*）的有效性检验

1.1. 公司层面机器人使用程度的指标构建的可行性分析

由于 IFR 所公布的工业机器人数据仅具体到国家行业层面，本文以及相关的主要参考文献均采用了生产部门员工数量的变化对指标进行外推（王永钦和董雯，2020；杜善重等，2024），从而间接构建了公司层面的机器人渗透度指标。我们在审稿人的审慎提示下，发现该指标所构建的 *CPR* 变量差异在行业内可能仅代表了生产部门员工人数占比的差异，而这一差异所产生的原因可能是与机器人渗透无关的其他遗漏因素。为进一步论证 *CPR* 指标确实能够指代公司层面的机器人渗透程度，本文尝试将 *CPR* 指标与其他客观的公司层面机器人数据进行关联，以期为该指标的有效性及合理性提供一定的科学依据。

本文考察了中外文献中对工业机器人的相关研究，发现通过现有公开数据构建的公司层面的工业机器人相关指标主要有两个途径：第一，《中国海关贸易数据库》网站的企业商品进口明细数据，可以通过商品编码筛选出公司层面海关进口工业机器人的记录信息（李磊等，2021），该数据在一定程度上代表了公司对于工业机器人的使用。但该数据的局限性在于，公司对机器人的进口数据未能涵盖我国自主研发生产的机器人。我国作为世界第一大机器人生产国，工业机器人市场规模已连续 13 年居世界第一位，因此使用该数据对于公司层面机器人使用程度的衡量也有一定的片面性和间接性。第二，通过我国专利研发数据库，可以筛选出公司层面的工业机器人的相关专利的申请和获得，但该数据的与本研究问题的适配性较低。企业所使用的工业机器人可能有两个来源，其一为自主研发使用，其二为从其他公司采购，但该数据难以捕捉后者。使用机器人相关专利申报数据，有将机器人开发与机器人使用混淆之嫌。而 *CPR* 指标的构建在考察机器人数量的同时，也同时融入了生产部门员工数量的变化，在经济意义上更符合本文想要考察的机器人对于传统劳动力的置换。

除此之外，考虑到企业在财务报表中也可能对自身工业机器人的使用信息进行相关披露，文本也探索性地提出了第三种公司层面机器人使用程度的衡量方法。本文借鉴胡楠等（2021）等文献的做法，采用文本分析的方式计算公司管理层讨论与分析中机器人相关词汇的词频，作为公司层面的机器人代理变量，该方法的局限性在于：（1）没有建立在生产部门员工减少程度的基础上，难以衡量机器人的使用是否是对传统人力和资本进行了替换，无法衡量本文逻辑推演中所描述的因置换产生的技术转型风险；（2）无法将机器研发和使用进行区分；（3）文本中的相关词语提及和实际中的应用仍存在一定差距，机器人相关词语出现在

管理层讨论与分析中在一定程度上可能代表了公司未来发展战略，而非现有的机器人使用情况。

以上三种指标构建方法与本文主指标 CPR 的经济意义可能均存在一定差距，但不可否认的是，三种指标均能在一定程度上代表公司对于工业机器人的实用程度，且相较于 CPR 的构建方法更为客观，且由于其独立于生产部门员工数量的变化，交叉验证下以有助于够判断 CPR 指标是否谨代表了生产部门员工数量变化。

1.2. 数据处理与指标构建

(1) 海关工业机器人进口

参照李磊等（2021），从《中国海关贸易数据库》网站获取企业商品进口明细数据；依据《2007 年海关统计商品分类与投入产出部门分类对照表》，将编码为 84795010、84795090 和 84864031 的 3 类进口商品定义为工业机器人；其次，通过企业名称将筛选后的样本和上市公司样本进行模糊匹配，并进一步进行手工筛选，确保匹配后的名称所指代的企业主体一致，最终获取上市公司层面的机器人进口记录。但值得注意的是，采用该方法在进行了样本匹配后，我们发现能够有效匹配的样本数量非常有限，每年仅可获得约 20-30 个公司-年度层面样本。

(2) 我国工业机器人专利申请

从 CNRDS 数据库中直接获取上市公司工业机器人专利申请数据。

(3) 机器人文本词频

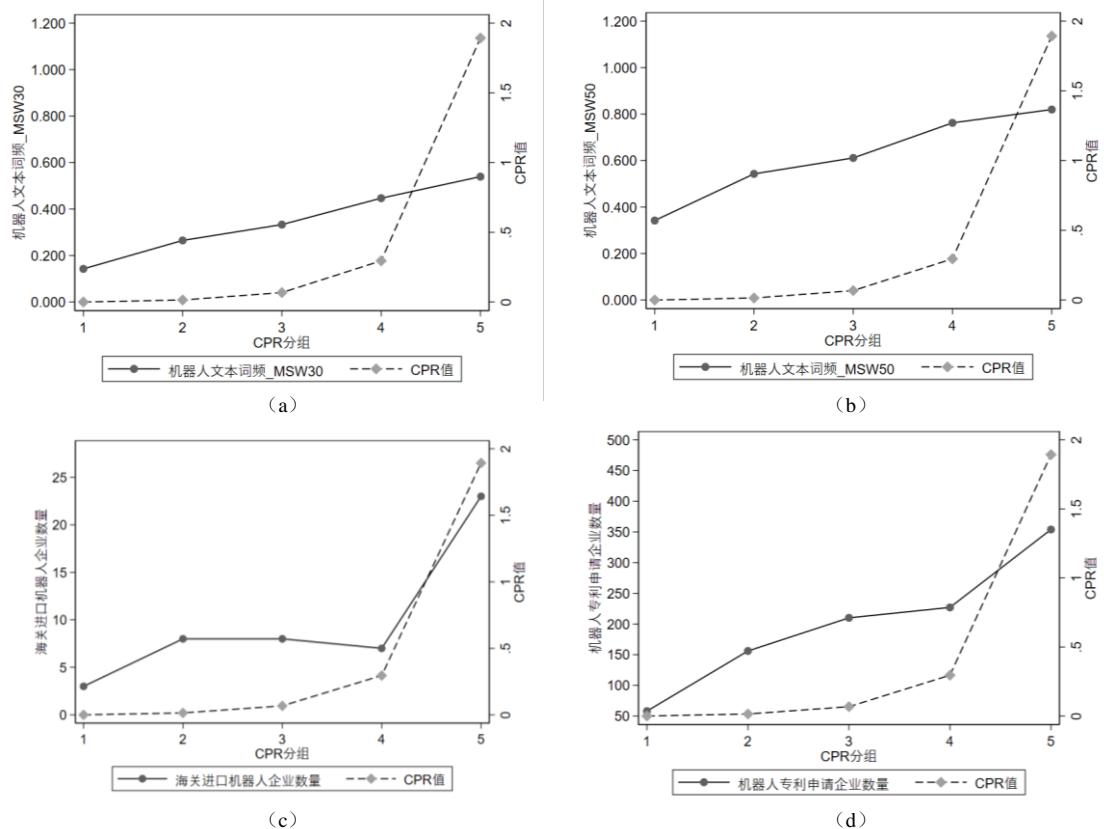
借鉴胡楠等（2021）的研究方法，采用 Mikolov et al. (2013) 的 *Word2Vec* 算法，从上市公司年报文本中提取和计算企业机器人文本词频。具体步骤包括：首先，对 MDA 文本进行预处理，剔除非中文字符，导入工业相关词典进行 Jieba 分词并剔除停顿词以及短文本；其次，对处理后的文本进行训练，剔除低频词并进行迭代训练最终生成制造业上市公司机器人使用的相关词典；最后，统计 MD&A 文本中机器人相关词语出现次数，并标准化处理，得到机器人文本词频指标。

1.3. CPR 投资组合下的指标比对分析

本文尝试通过分组检验和统计的方法对主检验指标 CPR 进行了侧面的有效性验证检验（Validity Test）。具体而言，本文延续投资组合分析中的分组处理方法，将样本公司根据主指标 CPR 值的大小在每个时间截面进行排序，并以 20%、40%、60%、80% 为分界点分进行分组；进一步对各个 CPR 组内不同公司层面代理变量进行了统计分析，分析结果如下图 X1 所示。其中，图 A1 中 (a)、(b) 展示了机器人文本词频指标（相似词数量设定分别为 30、

50) 与各组 CPR 值中位数的比对; (c)、(d) 分别为不同组内海关进口机器人企业数量、机器人专利申请企业数量各组 CPR 值中位数的比对。

由图中统计结果可知, CPR 值更高的组别, 其管理层分析与讨论 (MDA) 中对机器人相关的文本提及频率更高、通过海关进口机器人的企业数量更多、自主研发申请机器人专利的企业数量也更多。该结果在一定程度上侧面验证了 CPR 与企业机器人的实际使用程度高度相关这一前置假设。



2. 图 A1 公司层面机器人相关指标及 CPR 的分组统计分析稳健性检验

表A1 CPR对个股收益率的预测性（删除控制变量及更换公司年度固定效应）

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>
<i>CPR</i>	0.064*** (4.96)	0.101*** (4.71)	0.122*** (6.44)	0.178*** (5.48)
<i>Size</i>			-0.289*** (-6.11)	-2.042*** (-11.38)
<i>BM</i>			1.575*** (6.27)	6.954*** (16.17)
<i>ROA</i>			9.395*** (8.04)	1.026 (0.48)
<i>Lev</i>			-0.008 (-0.18)	-0.012 (-0.19)
<i>Mom</i>			-5.835*** (-29.53)	-7.227*** (-36.55)
<i>Illiq</i>			2.482*** (4.52)	3.336*** (4.53)
<i>SG</i>			0.543*** (4.52)	0.757*** (5.29)
<i>LS</i>			2.476*** (3.79)	2.231 (1.44)
<i>R</i> ²	0.035	0.043	0.054	0.072
<i>Ind FE</i>	Yes	No	Yes	No
<i>Firm FE</i>	No	Yes	No	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>F</i>	24.631	22.177	109.239	181.366
<i>N</i>	108857	108857	108857	108857

表A2 CPR对个股收益率的预测性 (Fama-Macbeth回归及Newey-West调整敏感性)

	(1) FM	(2) FM Newey(3)	(3) FM Newey(6)
<i>CPR</i>	0.058** (2.53)	0.058*** (2.90)	0.058*** (2.92)
<i>Size</i>	-0.323* (-1.78)	-0.323 (-1.56)	-0.323 (-1.44)
<i>BM</i>	1.552*** (3.66)	1.552*** (2.96)	1.552*** (2.83)
<i>ROA</i>	6.021*** (3.06)	6.021*** (2.73)	6.021** (2.44)
<i>Lev</i>	-0.050 (-1.04)	-0.050 (-0.93)	-0.050 (-0.87)
<i>Mom</i>	-1.978*** (-3.59)	-1.978*** (-3.33)	-1.978*** (-3.09)
<i>Illiq</i>	2.107* (1.85)	2.107* (1.87)	2.107* (1.84)
<i>SG</i>	0.357*** (2.79)	0.357** (2.44)	0.357** (2.42)
<i>LS</i>	1.387* (1.95)	1.387** (2.19)	1.387** (2.19)
<i>R</i> ²	0.156	0.156	0.156
<i>Ind FE</i>	Yes	Yes	Yes
<i>F</i>	5.373	1.965	1.833
<i>N</i>	108857	108857	108857

表 A3 公司层面机器人渗透度指标构建方法的替换（依照王永钦和董雯（2020））

	(1)	(2)
	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>
<i>CPR</i>	0.093*** (5.21)	0.108*** (3.03)
<i>Size</i>	-0.315*** (-5.72)	-1.854*** (-9.33)
<i>BM</i>	1.956*** (6.68)	6.569*** (13.40)
<i>ROA</i>	9.400*** (6.97)	3.617 (1.55)
<i>Lev</i>	-0.049 (-0.98)	0.010 (0.14)
<i>Mom</i>	-6.199*** (-27.01)	-7.258*** (-31.33)
<i>Illiq</i>	3.394*** (4.90)	5.469*** (5.97)
<i>SG</i>	0.553*** (3.83)	0.831*** (5.02)
<i>LS</i>	1.549** (2.03)	2.249 (1.33)
<i>R</i> ²	0.055	0.069
<i>Ind FE</i>	Yes	No
<i>Firm FE</i>	No	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes
<i>F</i>	88.756	136.023
<i>N</i>	83009	83009

表 A4 机器人渗透度与公司基本面风险（公司年度固定效应）

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	ROA Firm	NI Firm	OCF Firm	EPS Firm	M13	M11
<i>CPR</i>	0.049*	0.257***	0.064***	0.003**	-0.034***	0.001***
	(1.92)	(5.10)	(6.24)	(2.51)	(-3.24)	(3.71)
<i>Size</i>	-0.267*	2.011***	0.377***	0.083***	0.327***	-0.016***
	(-1.89)	(9.78)	(10.49)	(7.51)	(4.54)	(-6.92)
<i>TobinQ</i>	0.491***	0.425***	0.027***	0.028***	0.032	-0.000
	(9.78)	(8.28)	(3.50)	(6.68)	(1.36)	(-0.71)
<i>Capex</i>	-2.579***	0.355	0.232**	-0.029	-0.189	-0.033***
	(-3.66)	(0.56)	(2.29)	(-0.58)	(-0.67)	(-3.87)
<i>Lev</i>	-0.759***	-0.614***	-0.016	-0.053***	0.257***	0.000
	(-15.46)	(-7.92)	(-1.57)	(-12.95)	(13.68)	(0.08)
<i>CF</i>	7.244***	5.928***	2.275***	0.508***	-8.682***	-0.003
	(8.45)	(7.08)	(13.83)	(8.04)	(-22.60)	(-0.36)
<i>Top</i>	0.011	0.016	0.003	0.001**	0.002	-0.001***
	(1.42)	(1.49)	(1.48)	(2.42)	(0.46)	(-3.94)
<i>SG</i>	1.128***	0.605***	-0.008	0.106***	-0.106**	0.009***
	(8.20)	(5.39)	(-0.43)	(10.80)	(-2.45)	(6.05)
<i>Cash</i>	2.969***	2.950***	0.645***	0.341***	-3.478***	-0.016**
	(5.37)	(5.92)	(7.17)	(8.62)	(-10.90)	(-2.09)
<i>R</i> ²	0.613	0.814	0.853	0.681	0.823	0.651
<i>Firm FE</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>F</i>	64.426	26.203	38.592	53.098	102.958	12.274
<i>N</i>	10165	10165	10165	10165	9266	7213

表 A5 季度与半年度收益率稳健性检验

	(1) 季度频率收益率检验 <i>Ret</i>	(2) 季度频率收益率检验 <i>Ret</i>	(4) 半年度频率收益率检验 <i>Ret</i>	(5) 半年度频率收益率检验 <i>Ret</i>
<i>CPR</i>	0.037*** (4.34)	0.072*** (4.96)	0.025* (1.76)	0.061** (2.17)
<i>Size</i>	-0.367*** (-4.57)	-2.091*** (-7.07)	-0.327*** (-3.03)	-1.926*** (-5.00)
<i>BM</i>	1.961*** (4.29)	7.066*** (5.40)	2.204*** (3.62)	6.377*** (4.03)
<i>ROA</i>	7.661*** (4.31)	0.770 (0.25)	3.715 (1.56)	-0.714 (-0.18)
<i>Lev</i>	0.001*** (17.75)	0.001*** (21.41)	0.000** (2.06)	0.000*** (4.73)
<i>Mom</i>	-5.754*** (-16.88)	-6.875*** (-20.68)	-5.893*** (-11.88)	-6.775*** (-14.47)
<i>Illiq</i>	0.218* (1.86)	0.132 (0.52)	0.269 (0.99)	0.131 (0.72)
<i>SG</i>	-0.007** (-2.11)	0.001 (0.51)	0.009*** (3.02)	0.017*** (4.36)
<i>LS</i>	0.692 (0.51)	-0.061 (-0.04)	1.890 (0.91)	2.064 (0.85)
<i>R</i> ²	0.053	0.100	0.055	0.140
<i>Ind FE</i>	Yes	No	Yes	No
<i>Firm FE</i>	No	Yes	No	Yes
<i>Year FE</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>F</i>	86.180	118.425	19.588	32.836
<i>N</i>	36773	36773	18510	18510

注：括号中为 t 统计值。 * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$