引用格式：张肖飞，郭子涵. 人工智能与公司债券信用利差[J]. 技术经济，2026，45(7)：34-48.

Zhang Xiaofei，Guo Zihan. Artificial intelligence and corporate bond credit spreads[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(7)：34-48.

人工智能与公司债券信用利差

张肖飞，郭子涵

（河南财经政法大学会计学院，郑州 450046）

摘 要：推进“人工智能+”行动是培育新质生产力的重要抓手，评估其微观经济后果对优化资本市场资源配置具有重要现实意义。以2010—2024年沪深A股上市公司发行的公司债和企业债为研究对象，实证检验了人工智能对公司债券信用利差的影响及其微观机理。研究发现，人工智能能够显著降低公司债券信用利差。机制分析表明，缓解信息不对称和降低债务违约风险是人工智能释放信用治理效应的重要微观渠道。异质性分析表明，人工智能对公司信用利差的抑制作用在信息环境较差和风险环境较差的企业样本中更为显著，呈现出明显的“雪中送炭”式边际治理效应。具体而言，从信息环境看，人工智能对公司债券信用利差的降低作用在信息披露水平低和规模小的企业中更加显著；从风险环境看，人工智能对公司债券信用利差的降低作用对处于地区市场化水平低和内部控制水平差的企业更加显著。研究结论不仅拓展了资产定价与技术转型的交叉研究，也为全面实施“人工智能+”行动、驱动实体经济高质量发展提供了经验证据与政策启示。

关键词：人工智能；债券信用利差；信息不对称；债务违约风险；债券定价；法治环境

中图分类号：F810.5；TP18 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)07-0034-15

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26033109

一、引言

《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》提出，积极发展股权、债券等直接融资，稳步发展期货、衍生品和资产证券化。作为实体企业缓解期限错配、优化融资结构的关键工具[1]，截至2025年末，中国债券市场托管余额已达196.7万亿元①。然而，在外部环境不确定性的背景下，投融资双方的信息不对称问题被进一步放大，信用风险溢价也不断增加。如何利用新兴技术提升债券定价效率，降低企业融资成本，已成为防范化解金融风险、推动高质量发展的重要问题。

2025年12月，工业和信息化部等八部门联合印发《“人工智能+制造”专项行动实施意见》（以下简称《意见》），明确提出以“智能产业化”与“产业智能化”为双主线，推动人工智能科技创新与产业创新深度融合，实现从单点工具赋能向系统性产业重构的跃迁。在此背景下，人工智能已成为驱动实体经济高质量发展的重要工具。截至2026年3月，中国日均词元（Token）调用量已超140万亿次，较2024年初增长千余倍，这体现出人工智能应用的爆发式增长②。已有研究表明，人工智能在改善资本市场信息环境[2]，促进公司创新[3-4]，提高新质生产力[5]中发挥了重要作用。然而，现有研究多聚焦于股票市场，少有文献关注人工智能对债券市场的影响。从信用风险定价的本质来看，人工智能应用能够通过优化企业信息环境增强企业偿债能力，进一步降低债券信用利差。但企业在推动“模数共振”建立首席数据官制度、建设高质量数据集的过程中，涉及高昂的沉没成本与持续的管理工程建设。同时，若企业不顾自身基础盲目跟风布局，甚至开展

收稿日期：2026-03-31

基金项目：河南省高等学校哲学社会科学创新团队支持计划项目“数字经济下资本市场财务与会计研究”（2023-CXTD-07）

作者简介：张肖飞（1980—），博士，河南财经政法大学会计学院教授，博士研究生导师，研究方向：数字经济下资本市场财务与会计；郭子涵（2001—），河南财经政法大学会计学院硕士研究生，研究方向：公司财务与会计。

①中国人民银行，《2025年金融市场运行情况》，2026-02-11，https://www.pbc.gov.cn/goutongjiaoliu/113456/113469/2026021010061536132/index.html。

②中华人民共和国中央人民政府，《图表：我国日均词元调用量超140万亿》，2026-03-25，https://www.gov.cn/zhengce/jiedu/tujie/202603/content_7063671.htm。

“蹭热点”式的“伪智能”概念炒作，不仅无法实现技术赋能价值，反而会挤占主营业务资源，降低经营灵活性，甚至诱发流动性风险，对企业信用风险抵御能力产生负面影响。人工智能到底会对公司债券信用利差产生怎样的影响？其背后的作用机制是什么？在不同的市场环境下这一影响又是否存在异质性？对这些问题的解答，具有重要的理论意义和现实意义。

基于此，本文以沪深A股上市公司发行的公司债和企业债为研究样本，实证检验企业人工智能对公司债券信用利差的影响及其作用机制。与现有研究相比，本文的边际贡献主要体现在以下方面：第一，将人工智能应用的微观经济后果拓展至债券市场定价领域，探究人工智能对公司债券信用利差的因果影响，这为技术创新红利在微观信用风险定价中的传导提供了经验证据。第二，在人工智能测度方法上，突破了传统研究依赖单一维度的局限，将人工智能应用层词频、企业人工智能投资及人工智能专利进行多源交叉验证，并进行标准化合成，构建了注意力（言）-资源投入（行）-创新成果（果）三位一体的企业人工智能综合应用水平指标，拓展了微观企业人工智能应用的测度边界。第三，人工智能通过缓解信息不对称和降低债务违约风险进一步降低公司债券信用利差，深化了市场对人工智能如何实现技术赋能与风险防范深层认知，揭示了人工智能影响公司债券信用利差的内在机制。第四，对人工智能对公司债券信用利差在特定环境下的异质性进行了识别，并基于研究结论提出了针对性的政策建议，为全面实施“人工智能+”行动提供了具有洞见性的参考。

二、文献回顾与理论分析

（一）文献回顾

1. 企业人工智能应用的经济后果

关于人工智能的经济后果，已有研究主要围绕信息环境改善和经营活动优化两方面展开。在信息环境改善方面，人工智能能够通过改善信息透明度提升企业的ESG表现[6]。当这种信息改善效应映射至资产定价市场时，人工智能技术显著增强了券商的信息处理与风险识别能力，进而降低了首次公开募股（IPO）抑价[7]。在经营活动优化方面，人工智能在替代常规低技能岗位的同时，显著增加对非常规高技能劳动力的需求并催生了新兴职业[8]，这种技能偏向性的调整不仅能缩小企业内部薪酬差距[9-10]，也有效改善了劳资分配格局[11]。这种劳动力结构的系统优化进一步转化为微观生产率的提升[12]，并通过增加知识多样性、打破组织惯例，有力地推动了企业的产品与流程创新[3,13-14]。伴随着数据要素应用的强化[15]与定向财政支持的吸引[16]，人工智能进一步推动了制造业的转型升级。此外，人工智能也能够重塑外部金融中介与宏观产业格局，在促使银行精准缓解企业融资约束[17]、推动全球价值链重构的同时[18]，也客观存在因宏观技能匹配失衡而拉大高低技能收入鸿沟的潜在风险[19-20]。

2. 公司债券信用利差的影响因素

关于债券信用利差的影响因素，现有研究主要从微观层面和宏观层面两方面展开。在微观层面，已有研究发现，高评级的承销商[21]，以及一致的多重信用评级[22]能够发挥信息认证与担保作用，有效降低债券融资成本。但如果评级机构卷入违约事件引发信用风险关联[23]，或者企业搭配创设信用风险缓释凭证（CRMW）发行债券[24]，则会向市场释放事前高风险信号，反而导致债券发行成本与风险溢价提高。Kliger和Sarig[25]指出，债券评级包含定价相关的信息，债券评级调低会导致债券信用利差上升。此外，发债企业积极承担社会责任[26]或受同行业绿色债券发行溢出效应带动的环保行为[27]，均能有效降低信息不对称，从而降低融资成本；相反，控股股东的股权质押行为因潜在的控制权转移风险，会显著推高二级市场的信用利差[28]。在宏观层面，既有研究围绕正式制度和非正式制度展开。正式制度方面，现有研究表明，新《中华人民共和国证券法》的通过[29]与破产法庭的设立[30]，通过强化投资者保护和改善违约风险，显著降低了公司债信用利差和企业发债成本；同时，以“债券通”为代表的债券市场开放，也通过优化流动性显著降低了信用利差[31]。与直接规范资本市场的制度不同，环保领域的专项法律制度则会对不同行业产生截然不同的影响。例如，环保法庭的设立由于增加了高污染行业的政策转型风险，从而推高了其融资成本[32]。相反《中华人民共和国环境保护税法》的实施则能够通过法律威慑和税收激励双重机制，促使重污染企业主动改善环

境治理,进而推动信用利差收窄[33]。此外,Brugler等[34]发现,市场环境也会对债券信用利差产生显著影响。政策不确定性与信用利差二者之间存在正相关关系,且这一关系在从事政治活动或依赖外部融资的公司中更加显著[35]。非正式制度方面,研究发现地区信任水平也能显著降低信用利差,而失信行为则会导致利差上升[36]。除了上述制度环境外,宏观经济周期的波动与货币政策调控也是决定信用利差的重要外部因素。研究表明,未预期货币政策对企业债券信用利差具有显著的动态与非对称影响[37],且宏观经济的波动性也会显著调节企业风险对短期融资券利差的作用关系[38]。

3. 文献述评

综上所述,现有研究在人工智能的经济后果,以及公司债券信用利差的影响因素方面均已积累了丰富的研究成果,为本文奠定了坚实基础。然而,对现有文献进行深度梳理后可以发现,当前关于人工智能微观金融效应的研究大多聚焦于权益融资和间接融资,鲜有文献直接探讨人工智能对公司债券信用利差的影响。综合文献可知,信息不对称与经营风险是影响债券信用利差的重要因素。因此,将人工智能与债券市场定价机制相结合,剖析人工智能对公司债券信用利差的影响与作用机制。

(二)理论分析与研究假设

1. 人工智能应用与公司债券信用利差

基于委托代理理论,公司债券信用利差不仅取决于企业的财务基本面,更深受企业内部治理质量与代理风险的影响。在债券市场中,处于信息劣势的债权人面临着严重的逆向选择与道德风险,他们往往担忧管理层因内部控制薄弱而实施机会主义行为或掩盖经营风险。在理性的市场定价机制下,企业信息环境越透明,债权人要求的风险溢价就越少,会促使公司债券信用利差的显著收窄[39]。已有研究表明,内部存在缺陷的企业往往面临着更高的贷款溢价[40]与信用违约互换利差[41],人工智能应用能够有效缓解这一问题。具体而言,人工智能能够全面增强内部控制的严密性与有效性[39]。传统内部控制多依赖于人工流转与事后抽查,由于检查频次有限且存在严重的时间滞后,极易给管理层留下绕过控制流实施利益输送或掩盖风险的机会主义空间。而人工智能能够将风控算法与规则嵌入企业的日常采购、资金划转等业务中,增强了内控的严密性。以大型医药流通企业九州通的数智化内控转型为例,企业通过引入大数据、人工智能等新兴技术重塑内控管理系统,实现了内部控制的科学化、精细化、自动化和智能化。这种数智化转型能够对企业日常流通经营中的海量业务数据进行全流程、多维度的穿透式动态监管,精准识别并拦截因人工干预引发的信息偏差或违规操作。在此基础上,人工智能能够压缩企业内部的代理空间,减少债权人对企业道德风险的担忧,增强其对企业未来偿债能力的确定性预期,进而反映在债券市场的定价机制中,降低公司债券信用利差。

基于此,本文提出假设:

人工智能能够显著降低公司债券信用利差(H1)。

2. 信息不对称的中介效应

根据信息不对称理论,在实际的经济运行中,交易双方对信息的掌握存在差异[42]。具体到债券市场中,处于信息劣势的外部投资者难以全面掌握企业的真实资信,这种信息不对称会促使债权人在定价时要求更高的风险补偿[43-44]。因此,信息不对称不仅是推高企业债券融资成本的重要动因[44],而且是决定公司债券信用利差的关键因素。一方面,人工智能实现了对企业“软信息”的客观解读与硬化。由于内部管理层掌握着绝对的信息优势,外部投资者难以甄别企业的内在价值,出于自利动机,管理层也可能会操纵文本信息的复杂性[45],使用专业性强的词汇和复杂修辞来降低文本信息可读性[46]。对难以理解的信息,投资者信息处理成本较高[47],从而面临“柠檬市场”的逆向选择风险。通过人工智能中的情感分析与文本相似度算法等方法,债权人可以对企业披露文本的语调偏离度和信息模糊度进行量化评估,精准识别管理层是否在用大话和空话掩盖经营不确定性。这能够降低债权人的信息搜寻与甄别成本,缓解信息不对称[48],提升资本市场的信息效率与企业透明度。另一方面,人工智能拓宽了债权人的增量信息边界。传统的债券定价依赖标准化的财务报表,但管理层在报表编制过程中可能为了特定目的而实施盈余管理或者数据操纵[49],且传统数据结构相对单一,人工智能中的知识图谱、网络爬虫等编程技术能够突破传统数据格式的非连续性限制,

将发债企业在互联网、社交媒体及政府公示系统中的海量非结构化数据进行实时抓取与交叉验证。这时外部债权人利用人工智能技术可以获得这些额外信息，识别隐藏风险，减少面临的逆向选择与道德风险，降低信息风险溢价及公司债券信用利差。此外，人工智能技术的应用有助于优化上市企业的数据处理流程，提升其自动化与规范化程度，降低由人工干预引发的信息偏差[50]，缓解信息收集与传递中的失真问题，最终提升公司对外披露的会计信息质量，降低债权人与公司的信息不对称，进一步降低公司债券信用利差。

基于此，本文提出假设：

人工智能通过缓解信息不对称来降低公司债券信用利差（H2）。

3. 债务违约风险的中介效应

前景理论表明，潜在的下行风险会引起决策者的损失厌恶心理，促使其采取高度规避风险的防御性策略[51]。具体到债券市场，债权人的这一行为特征尤为显著。由于债权融资契约的固有属性，当企业投资顺利并获得高额收益时，债权人仅能获取固定的本息回报，无法分享企业的超额增长红利。然而，当企业深陷财务危机时，为规避本金完全损失的沉没风险，债权人往往倾向于尽早启动资产清算，以最大化其债权回收价值[52]。因此，债务违约风险是决定债券信用利差的重要因素[53]，并以风险溢价的形式反映在信用利差中[54]。而人工智能的应用能够显著提升企业前瞻性审视、识别与预警潜在风险的能力，通过“节流”式的风险管控降低债务违约风险。在传统管理模式下，企业的生产安全与日常风控往往高度依赖人工经验，存在隐患，一旦突发重大安全事故或合规危机，将对企业经营造成重创并直接诱发债务违约。而人工智能技术能够构建起全方位的智能化风险预测模型，通过“机器换人”和“算法赋能”重塑风控流程，有效强化企业抵抗外部冲击的财务弹性。以山东省“鲁小安”平台的工业应用为例，该技术通过数智化矩阵精准破解了传统风控中人力不足与经验匮乏的底层困境。首先，平台利用图像识别技术与多维数据画像实现隐患的“秒级识别”与风险推理，推动企业风控从“事后处置”向“事前预防”转变；其次，系统依托无人机自动巡航与海量合规标准，构建起“排查—识别—预警—整改—销号”的刚性闭环，极大压缩了人为瞒报与管理疏漏的空间；最后，这种技术治理有效降低了安全生产事故的发生率，避免了因经营中断或行政处罚引发的财务波动，从而切实增强了企业的抗风险能力。出于风险厌恶的内在动机，若发债主体的预期违约概率得到有效缓释且资产长期稳健性得以确认，资金供给方对风险溢价的诉求便会相应下调，进而驱动公司债券信用利差下降[55]。

基于此，本文提出假设：

人工智能通过降低债务违约风险来降低公司债券信用利差（H3）。

三、研究设计

（一）样本选择与数据来源

以2010—2024年沪深A股上市公司发行的公司债和企业债为研究样本，实证检验人工智能对公司债券信用利差的影响和作用机制。遵循以下标准来筛选和处理数据：①剔除金融保险类企业的样本；②剔除相关数据存在缺失的样本；③剔除ST（special treatment）和*ST类企业样本；④剔除资不抵债的样本；⑤剔除一年内到期的债券。上市公司相关数据来自Wind数据库和国泰安（CSMAR）数据库，内部控制水平来自迪博数据库。考虑到样本数据可能存在的异方差干扰，本文实证模型中的标准误均经过了异方差稳健性调整；为减少异常值对实证结果的影响，对变量进行1%和99%分位数的缩尾处理。

（二）变量定义

1. 被解释变量：公司债券信用利差（*CS*）

为了剥离宏观经济波动带来的系统性干扰，借鉴周宏等[26]，采用企业债券到期收益率与同期限国债收益率之间的差额衡量公司债券信用利差（*CS*）。具体而言，该指标由第t年企业债券的到期收益率，扣除发行时间及剩余期限严格匹配的国债到期收益率计算而得，以此有效控制利率期限结构错配带来的期限溢价干扰。此外，考虑到真实市场中国债交易期限的非连续性，对于国债基准收益率缺失的情况，采用线性插值法进行补全。

2. 解释变量：人工智能（*AIcomposite*）

目前，学界关于微观企业人工智能应用水平的测度尚未形成统一共识。现有研究主要采用以下四类方法衡量人工智能：一是基于上市公司年报进行文本挖掘的词典法[12]；二是基于企业人工智能投资的货币度量法[56]；三是基于人工智能专利的度量法[57]；四是基于国家人工智能创新应用先导区进行准自然实验的度量法[58-59]。

然而，前三种衡量方式在单一使用时普遍面临着测度偏误难题。具体而言：一是，单纯的年报词频法极易受到管理层“操纵性披露”或“选择性包装”的干扰，即“言行不一”或“概念炒作”，无法有效区分企业是真正实施了技术落地还是仅进行了修辞性披露；二是，单纯的财务投资数据，如智能软硬件资产投入往往具有跨期波动性，难以全面描述企业在底层技术和战略注意力上的布局；三是，专利获得数据虽反映了技术创新深度，但由于大量中小企业或非技术型企业仅是人工智能技术的使用者而非研发者，导致单纯的专利指标会产生严重的偏误。此外，李晓宇和叶初升[60]也强调，人工智能应用在微观层面具有多维异质性，仅表征单一采用维度的指标无法全面评估其真实智能水平。

基于上述考虑，本文突破传统研究仅依赖单一指标的局限，构建一个涵盖注意力（言）-资源投入（行）-创新成果（果）三位一体的企业人工智能综合应用水平指标，具体构建方法如下：

首先，计算人工智能认知与应用层词频（*ai_word*）。为了剔除纯粹的宏观概念炒作、精准捕捉企业在微观日常经营中的应用，在借鉴姚加权[12]的基础上，进一步筛选了年报中披露的有关人工智能应用的词语。具体关键词如下：机器人流程自动化、人机协同、智能运输、自动驾驶、无人驾驶、智能家居、智能农业、智能零售、智能医疗、智能教育、智能政务、智能养老、智能客服、智慧银行、智慧金融、智能搜索、智能保险，以及底层技术应用类的图像识别、人脸识别、声纹识别、生物识别、语音识别、自然语言处理、机器翻译、问答系统、计算机视觉、人机对话、人机交互、数据挖掘、大数据运营、大数据营销、大数据处理、智能计算，剔除仅为宏观叙述的词汇，然后计算出企业在每年年报中应用类文本词汇的数量。进一步地，为了消除企业年报篇幅差异带来的规模效应，本文将上述应用层词频加总后除以企业当年年报总字数，计算出AI词频比例，以此表征人工智能披露层（*ai_word*），即企业人工智能关注度（言）。

其次，计算企业人工智能实质性投资水平（*ai_invest*）。考虑到财务报表附注的资本化投入代表了企业真实的资源配置，更能精准刻画企业人工智能的实质性进展，因为人工智能要真正赋能企业，必须依赖大模型等基础设施的搭建，这些软硬件的资本化投入直接构成企业的生产力工具。因此，本文基于上市公司财务报告附注，从中利用关键词筛选出有关人工智能的期末无形资产等与人工智能软硬件直接相关的财务资本化投入金额，人工智能软件投资筛选包括软件、智能、信息平台、系统、数据、数字、客户端、服务平台、互联网、云计算、信息技术、5G、人工智能（AI）、物联网、区块链、科技、应用程序（APP）、小程序、网页、网站；人工智能硬件投资筛选包括计算机、电子设备、数据设备、自动化设备、信息设备、服务器、智能终端机房、通信设备、集成设备、存储设备、算力、电脑、芯片、中央处理器（CPU）、网络。为了消除企业自身资产规模的干扰，增强跨企业间的可比性，本文使用企业当年的人工智能投资总额除以企业总资产（*ai_invest*），以此表征企业在人工智能转型上的资源倾斜力度与资产渗透率，即企业人工智能投入（行）。

最后，计算企业人工智能专利数量（*ai_patent*）。选择这一指标的逻辑在于，专利能够体现人工智能的实质性技术落地。企业在财务上追加的人工智能投资最终能否转化为真正的技术生产力存在不确定性，而专利的申请或授权，是研发投入成功转化为制度化、显性化技术资产的直接证据，代表了企业在算法和智能硬件等领域的实质性突破。且专利需要通过国家知识产权局严格的新颖性、创造性和实用性审查，本身具备较强的客观性和公信力，能够较好反映企业在人工智能领域的实际技术积累。此外，为了缓解专利数据分布的右偏问题、平滑其波动性，本文对企业当年的人工智能专利数量进行对数处理，构建出表征技术创新深度的指标（*ai_patent*），即企业人工智能产出成果（果）。

由于上述三个细分指标（*ai_word*、*ai_invest*、*ai_patent*）的原始量纲、计量单位和数值分布存在显著差异，直接进行加总将导致权重失衡，无法客观反映综合水平。为此，借鉴已有研究[61]的处理思路，本文对三个指标进行标准化处理并计算均值，最终生成企业人工智能综合应用水平指标，作为本文的核心解释变量。

3. 控制变量

为了尽可能缓解遗漏变量带来的内生性偏误，准确评估人工智能对公司债券信用利差的影响，借鉴已有研究[31,33,62-63]，从债券自身特征和债券发行人特征两个层面选取了以下控制变量：①债券层面的控制变量包括债券规模和债券期限；②公司层面的控制变量包括企业年龄、资产负债率、现金流量比率、总资产收益率、存货占比、有形资产占比、独立董事占比、董事会规模和产权性质。具体变量定义见表1。

表1　主要变量定义

变量名		变量	变量定义
被解释变量	公司债券信用利差	*CS*	企业债券到期收益率与同期限国债收益率之间的差额
解释变量	人工智能	*AIcomposite*	见前文变量定义中人工智能综合指标构建
控制变量	债券规模	*Bondsize*	债券发行规模的对数值
	债券期限	*Bondterm*	债券发行期限的对数值
	公司年龄	*FirmAge*	当年年份与成立年份之差的对数值
	资产负债率	*Lev*	企业总负债与总资产之比
	现金流比率	*CashFlow*	经营活动现金流量净额与总资产之比
	总资产收益率	*ROA*	企业净利润与企业总资产之比
	存货占比	*Inv*	存货与总资产之比
	有形资产占比	*Tangible*	资产总额减去无形资产净额及商誉净额后的余额与总资产之比
	独立董事占比	*Indep*	独立董事人数与董事会总人数之比
	董事会规模	*Board*	ln(董事会人数+1)
	产权性质	*SOE*	国企为1，否则为0

(三)模型设定

为检验人工智能对公司债券信用利差的影响，构建如式(1)所示模型。

$$CS_{it}=\alpha_0+\alpha_1 AIcomposite_{it}+\alpha_c\sum Controls_{it}+\sum Ind+\sum Year+\varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中：下标 i、t 为 i 企业 t 年；CS_{it} 为公司债券信用利差；$AIcomposite_{it}$ 为人工智能；$Controls_{it}$ 为系列控制变量；*Ind* 和 *Year* 分别为行业和时间固定效应；ε_{it} 为随机扰动项；α 为待估系数。

(四)描述性统计

表2展示了主要变量的描述性统计结果。企业债券信用利差的均值为2.041，标准差为1.564，最小值为0.056，最大值为7.711，这表明不同企业所发行的债券在资本市场上的风险溢价存在较为显著的差异。人工智能的均值分别为0.012，中位数为-0.266，最大值分别为2.318。这表明从整体来看，真正深度融合并大规模应用人工智能的企业仍然是少数，中国微观企业的人工智能转型在整体上仍处于早期探索阶段。控制变量方面，资产负债率的均值为0.606，最小值为0.211，说明样本企业的负债水平差异较为明显，整体资产负债率处于适中区间。其他控制变量与已有文献较一致，不再赘述。

表2　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
CS	6263	2.041	1.564	0.056	1.679	7.711
AIcomposite	6263	0.012	0.543	-0.309	-0.266	2.318
Bondsize	6263	2.406	0.700	0.916	2.398	4.263
Bondterm	6263	1.807	0.279	1.099	1.792	2.398
FirmAge	6263	3.043	0.325	2.079	3.091	3.784
Lev	6263	0.606	0.153	0.211	0.622	0.896
ROA	6263	0.025	0.039	-0.140	0.024	0.135
Inv	6263	0.196	0.208	0	0.111	0.751
CashFlow	6263	0.044	0.058	-0.126	0.042	0.190
Tangible	6263	0.932	0.099	0.148	0.964	1.000
Indep	6263	0.380	0.061	0.333	0.364	0.600
Board	6263	2.207	0.218	1.609	2.197	2.708
SOE	6263	0.609	0.488	0	1.000	1.000

四、实证结果分析

(一)基准回归

本文检验了人工智能与公司债券信用利差之间的关系,基准回归结果见表3。表3的(1)列展示了未加入控制变量并控制行业和年度固定效应后的回归结果。可以看出,人工智能在1%置信水平上显著为负,初步证明假设H1。进一步地,(2)列加入了控制变量,人工智能仍然在1%置信水平上显著为负,再次验证了假设H1。从经济意义上看,人工智能的估计系数为-0.131,表明在控制其他因素不变的情况下,企业人工智能每增加一个标准差,其公司债券信用利差将下降0.045(-0.131×0.543/1.564)个标准差,这进一步证实了人工智能可以降低公司债券信用利差,验证了假设H1。

表3　基准回归

变量	(1)	(2)
AIcomposite	-0.321***	-0.131***
	(-6.344)	(-2.848)
Bondsize		-0.363***
		(-13.902)
Bondterm		-0.181***
		(-2.827)
FirmAge		-0.073
		(-1.148)
Lev		0.502***
		(3.181)
ROA		-9.222***
		(-14.652)
Inv		-0.047
		(-0.274)
CashFlow		1.216***
		(3.736)
Tangible		0.076
		(0.533)
Indep		-0.576*
		(-1.943)
Board		0.058
		(0.638)
SOE		-1.258***
		(-28.672)
常数项	2.045***	4.137***
	(115.337)	(11.565)
行业/年度固定效应	控制	控制
样本量	6263	6263
调整后的R^2	0.197	0.393
F统计量	40.247	142.475

注:*、**、***分别表示在10%、5%、1%置信水平上显著;括号内为t值。

(二)内生性检验

尽管前文的基准回归已初步验证了人工智能能够降低公司债券信用利差,但仍可能受到潜在内生性问题的干扰,从而导致估计结果出现偏差。为了增强因果关系的稳健性,考虑如下内生性问题:一方面,企业进行人工智能应用并非随机发生,而是基于自身资源禀赋与发展战略的主动决策,这极易引发样本自选择偏误。为此,采用熵平衡法与倾向得分匹配对样本进行重新匹配,以尽可能模拟随机分配的实验环境,并进行Heckman两阶段回归。另一方面,尽管基准回归已控制了不同层面的控制变量与固定效应,但仍难规避不可观测的遗漏变量影响结果的可能性。因此,进一步进行遗漏变量检验,以评估不可观测因素对二者之间关系的潜在影响。

1.缓解样本自选择问题

第一,参照Hainmueller[64]的研究,引入熵平衡匹配法,通过赋予对照组连续权重,使得处理组与对照组在各个协变量的均值上实现精准的联合平衡。本文以债券规模、债券期限、企业年龄、产权性质、资产负债率、总资产收益率、存货占比、独立董事占比、董事会规模、现金流比率和有形资产占比作为约束协变量进行赋权调整。从表4的(1)列可以看出,在最大程度消除样本特征分布异质性的干扰后,人工智能与公司债券信用利差之间的负向关系依然成立,结论稳健。

第二,采用近邻匹配和核匹配两种匹配方式进行内生性检验。选取债券规模、债券期限、企业年龄、产权性质、资产负债率、总资产收益率、存货占比、独立董事占比、董事会规模、现金流比率和有形资产作为协变量,对企业样本选择近邻匹配(1:2)和核匹配两种匹配方法。同时进行平衡性检验,结果表明匹配前后所有变量的标准差均大幅缩小,而且匹配后所有协变量的标准化偏差均小于10%,即通过了平衡性检验。将配对成功后的样本运用模型进行回归估计,从表4的(2)列和(3)列可以看出,人工智能的回归系数仍然在1%置信水平上显著为负,验证前文结论。

第三,采用Heckman两阶段回归进行内生性检验。考虑到企业在进行人工智能应用时可能受到不可观测因素的影响,从而引发样本自选择偏误,进一步采用Heckman两阶段法进行内生性检验,以缓解不可观测

因素造成的样本自选择问题。在第一阶段，构建企业人工智能应用强度的二元虚拟变量（treat_AIcomposite）。具体而言，计算出人工智能的行业年度中位数，若发债企业自身的人工智能水平高于该行业年度中位数，则视其具有高强度的人工智能转型意愿，此时 *treat_AIcomposite* 赋值为 1，否则为 0。在此基础上，运用 Probit 模型估计企业选择高水平人工智能应用的概率，并计算相应的逆米尔斯比率（*IMR*）。在第二阶段，将计算所得的 *IMR* 作为控制变量纳入基准回归模型。从表 4 的（4）列和（5）列可以看出，变量的显著性与作用方向均未发生实质性改变。这表明，在剥离了样本自选择效应的干扰后，基准结论依旧稳健。

表 4　缓解样本自选择结果

变量	熵平衡匹配	近邻匹配	核匹配	Heckman 两阶段回归	
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
AIcomposite	−0.155** （−2.334）	−0.144*** （−2.667）	−0.131*** （−2.848）		−0.130*** （−2.823）
IMR					1.825*** （2.752）
常数项	4.320*** （5.786）	3.725*** （8.686）	4.137*** （11.565）	−0.894* （−1.880）	1.300 （1.214）
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	6263	4570	6263	6243	6243
调整后的 R^2/伪 R^2	0.373	0.387	0.393	0.053	0.393
F 统计量/χ^2 值	82.462	102.394	142.475	449.810	131.964

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%置信水平上显著；Heckman 第一阶段括号内为 *z* 值，其余括号内为 *t* 值。

2. 缓解遗漏变量问题

利用可观测变量来度量不可观测变量的偏误程度，对遗漏变量偏误进行检验[65]。具体而言，通过控制有限可观测变量，计算解释变量系数的差异比率，差异比率越大，表明估计结果越不可能完全由不可观测因素导致。从表 5 可以看出，当不加入控制变量和固定效应时，各解释变量的差异比率小于 1，表明此时遗漏变量带来的偏误较大；而加入控制变量和各种固定效应后，差异比率明显提高，证明纳入控制变量和固定效应的合理性。对于本文关心的解释变量人工智能的系数，差异比率介于 1.1274~5.0579。这意味着，只有当不可观测因素的影响至少是可观测因素的 1.1274 倍时，才会导致本文的基准结果有偏。基于此，可以判断因遗漏变量造成估计结果偏误的可能性极小，基准回归结果具有稳健性。

表 5　缓解遗漏变量结果

解释变量	有限集控制变量	有限集回归系数	全集回归系数	差异比率
AIcomposite	无控制变量、无固定效应	−0.3418	−0.1310	0.6214
	仅有控制变量	−0.2472	−0.1310	1.1274
	有控制变量和年度固定效应	−0.1569	−0.1310	5.0579
	有控制变量和行业固定效应	−0.2313	−0.1310	1.3061

（三）稳健性检验

为进一步验证前文基准回归的稳健性，排除因样本特征差异、外生宏观冲击或计量模型设定所引发的估计偶然性，本文在此进行稳健性检验。首先，为排除因样本特征差异造成的干扰，进行了剔除处理。考虑到直辖市在资源上具有特殊性，以及注册地变更可能引发空间维度的特征混淆，分别剔除直辖市样本与样本期内更改过注册地的企业；同时，为避免个别极端值影响回归结果，剔除重复样本和行业内人工智能投入的头部企业。其次，在排除宏观外生冲击方面，考虑到突发性公共卫生事件会对宏观资金面、企业现金流及债券市场风险溢价产生剧烈影响，排除该特殊时期的样本，以剥离宏观危机造成的混淆效应。最后，在计量层面，为确保结果的显著性并非依赖于特定的参数选择，进一步更换解释变量，并依次改变了模型标准误的估计方法，以吸收不同维度下潜在的异方差与组内自相关问题。

1. 排除突发性公共卫生事件的影响

2020 年爆发的突发性公共卫生事件对中国经济造成冲击，这种系统性外部冲击不仅极大地扭曲了债券

市场的风险溢价中枢与投资者的避险情绪,还可能因供应链受阻等原因迫使企业被动调整其智能化战略与投资节奏,从而对基准回归中的因果识别产生干扰。为剥离这一极端宏观事件的潜在影响,剔除2020年及之后的样本,将样本区间界定为2010—2019年。从表6的(1)列可以看出,在排除突发性公共卫生事件的干扰后,人工智能应用的回归系数仍然显著为负,证明研究结论的稳健性。

2. 剔除直辖市样本

考虑到北京、上海、天津、重庆四大直辖市的特殊定位,可能会影响因果识别结果。在债券定价方面,直辖市企业往往享有更强的隐性背书与更优的金融资源可得性,使得其信用利差的定价逻辑可能偏离市场化的一般规律;在人工智能应用方面,与其他省份相比,直辖市内企业的人工智能水平往往更高。因此,剔除注册地位于直辖市的企业样本。从表6的(2)列可以看出,在剔除直辖市的样本后,人工智能对公司信用利差的负向影响仍然存在,本文基准回归结论稳健。

3. 剔除样本期间内注册地更改的样本

考虑到企业所在地的宏观环境及产业政策是影响企业决策的重要因素,若企业在观测期内变更注册地,传统的企业个体固定效应就无法有效吸收所在地随时间不变的不可观测特征。因此,将样本期间内注册地发生变更的样本予以剔除,从表6的(3)列可以看出,在剔除注册地更改的样本后,人工智能的回归系数仍然显著为负,基准回归结论稳健。

4. 剔除重复样本

在基准回归中,由于同一发行主体在同一自然年度内可能发行多期债券,这可能会对实证结果产生潜在干扰。为了缓解潜在的样本选择偏差与过度代表性问题,采用随机剔除样本的方法进行稳健性检验。从表6的(4)列可以看出,在剔除重复样本后,人工智能的回归系数为-0.247,在1%置信水平上显著为负,基准回归结论稳健。

5. 排除行业内人工智能投入的头部企业

为了排除极端异常值对回归结果的潜在干扰,进一步将各行业内人工智能投入水平处于头部,即排名前5%的企业样本予以剔除。在人工智能发展的进程中,少数超级明星企业往往拥有远超行业平均水平的技术禀赋与资金实力,其人工智能应用程度呈现出指数级的极值特征。若将这些企业保留在样本中,可能会导致二者的线性关系仅仅被极少数巨头企业所驱动,而无法真实反映广泛实体企业的普遍规律。从表6的(5)列可以看出,在排除行业内人工智能投入的头部企业后,人工智能的回归系数仍然在5%置信水平上显著为负,再次证明了假设H1。

6. 替换解释变量

除了前文对人工智能指标等权重构建的方法外,进一步引入熵权法重新构建企业人工智能综合应用水平指标(*AI_Index*),以排除因基准回归中言、行、果均等权重设定对实证结论可能带来的干扰。该方法基于各细分指标数据的客观离散程度进行赋权,有效避免了人为设定权重的主观随意性。首先,对可能存在的系统缺失值进行赋0修正以对齐样本;其次,执行全样本极差最大最小化标准化与微量平滑处理以消除量纲影响并避免报错;最后,计算出各指标的信息熵与差异系数,线性加权求和生成替代指标(*AI_Index*),并将其作为解释变量重新进行回归。从表6的(6)列可以看出,*AI_Index*的回归系数仍然在5%置信水平上显著为负,验证假设H1。

表6 稳健性检验

变量	排除突发性公共卫生事件的影响	剔除直辖市样本	剔除样本期间内注册地更改的样本	剔除重复样本	排除行业内人工智能投入的头部企业	替换解释变量	改变模型标准误估计
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
AIcomposite	-0.287***	-0.257***	-0.133***	-0.247***	-0.120**		-0.131***
	(-4.902)	(-3.617)	(-2.878)	(-3.923)	(-2.020)		(-2.993)
AI_Index						-1.116**	
						(-2.505)	
常数项	4.378***	4.551***	4.334***	3.816***	4.250***	4.179***	4.137***
	(10.527)	(9.374)	(12.067)	(8.254)	(11.542)	(11.702)	(11.178)

续表

变量	排除突发性公共卫生事件的影响	剔除直辖市样本	剔除样本期间内注册地更改的样本	剔除重复样本	排除行业内人工智能投入的头部企业	替换解释变量	改变模型标准误估计
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	4363	4337	6156	3745	5952	6263	6263
调整后的 R^2	0.401	0.376	0.391	0.395	0.398	0.393	0.393
F 统计量	121.221	103.693	139.863	85.319	143.720	142.393	

注：*、**、*** 分别表示在10%、5%、1%置信水平上显著；括号内为 t 值。

7. 改变模型标准误估计

在基准回归中，采用异方差稳健标准误进行统计推断。尽管稳健标准误能够在一定程度上放宽经典线性回归的同方差假设，但其本质上仍依赖于大样本的渐近正态分布理论。当样本数据存在潜在的极端值扰动或残差分布严重偏离正态假设时，常规解析法计算的标准误可能存在偏误。相比之下，Bootstrap 作为一种基于数据重抽样的非参数方法，能够通过模拟样本的经验分布，更灵活、更真实地捕捉数据特征，从而提供更为保守和稳健的标准误估计，有效降低过度拒绝原假设的风险。基于此，采用非参数 Bootstrap 方法对基准结论进行稳健性检验。具体而言，以原始样本为基础进行有放回的重复抽样 1000 次（$k=1000$），基于每次重抽样的样本重新估计回归模型，并以这 1000 次估计所得系数的经验分布来计算最终的标准误。在表 6 的（7）列中采用 Bootstrap 稳健标准误后，人工智能的回归系数为-0.131，仍然在1%置信水平上显著为负，说明了基准回归的稳健性。

（四）作用机制分析

本部分重点考察人工智能影响公司债券信用利差的作用机制。前文理论分析表明，人工智能在影响公司债券信用利差时，主要通过信息不对称和债务违约风险这两个路径。因此，将重点检验这两大作用机制。构建如式（2）所示的计量模型。

$$Med_{it}=\alpha_0+\alpha_1 AIcomposite_{it}+\alpha_c\sum Controls_{it}+\sum Ind+\sum Year+\varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中：Med_{it} 为中介变量，代表信息不对称和债务违约风险。

1. 信息不对称机制

由前文分析可知，信息不对称能够在企业人工智能应用与公司债券信用利差之间发挥中介作用。基于此，借鉴已有研究[66-67]，采用分析师关注（*Info*），即对同一家上市公司进行分析的研报数量的对数值衡量信息不对称，该指标越大表示信息不对称越低。逻辑在于较高的分析师关注度意味着更多的外部监督，这会迫使管理层提高信息披露质量，缓解信息不对称[68]。从表 7 的（1）列可以看出，分析师关注（*Info*）的回归系数在 1%的置信水平上显著为正。这表明人工智能能够吸引更多证券分析师的关注，发挥外部监督与信息挖掘效应，缓解企业与债权人之间的信息不对称，债权人在定价时就不会要求更高的风险补偿，从而能够降低公司债券信用利差，验证了假设 H2。

表 7　作用机制检验

变量	*Info*	*EDF*
	信息不对称	债务违约风险
	(1)	(2)
AIcomposite	0.606***	-0.000***
	(15.778)	(-3.773)
常数项	-2.310***	-0.002**
	(-6.144)	(-2.233)
控制变量	控制	控制
行业/年度固定效应	控制	控制
样本量	6263	6144
调整后的 R^2	0.344	0.107
F 统计量	234.744	9.598

注：*、**、*** 分别表示在10%、5%、1%置信水平上显著；括号内为 t 值。

2. 债务违约风险机制

由前文分析可知，债务违约风险能够在企业人工智能应用与公司债券信用利差之间发挥中介作用。基于此，借鉴已有研究[69]，采用基于违约距离（DD）模型计算的债务违约概率衡量企业债务违约风险。该指标越大代表企业债务违约风险越大。从表 7 的（2）列可以看出，债务违约风险（*EDF*）的回归系数在 1%的置信

水平上显著为负。这表明人工智能通过强化风险预警能力降低企业的债务违约风险,当企业的预期违约概率下降,债权人对风险溢价的要求也会相应下调,进一步降低公司债券信用利差,验证了假设H3。

(五)异质性分析

前文的实证结果表明,人工智能通过缓解信息不对称和降低债务违约风险两条核心机制,降低公司债券信用利差。但这并不意味着人工智能的赋能效果对所有发债主体都是同质的。基于此,延续前文机制分析的逻辑,若信息不对称和债务违约风险能够在企业人工智能应用与公司债券信用利差中发挥中介作用,那么应证明人工智能对公司债券信用利差的降低作用在信息不对称高、债务违约风险大的情况下更明显。基于此,从信息环境与风险环境两个视角展开异质性分析。

1. 基于信息环境的异质性分析

1)信息披露水平

人工智能与公司债券信用利差的关系,在很大程度上取决于企业所处的信息环境。对于信息披露水平本就很高的企业,由于其本身外部信息公开透明,市场对其已有充分且全面的认知,此时人工智能所带来的边际作用相对有限。相反,对于信息环境较差的企业,其与外部投资者往往面临着极高的信息不对称,此时人工智能应用能够缓解这一问题[70],即通过提升信息处理效率,降低信息不对称,促使信用利差下降。据此,预期在信息披露水平较差的企业中,人工智能对公司债券信用利差的降低作用更加显著。基于此,参考徐寿福和徐龙炳[71]的研究,采用KV指数衡量信息透明度(*KV*),该指标越大表示信息透明度越低。按*KV*指标的中位数将样本划分为信息披露水平较好组与较差组,分别赋值为1和0,并进行分组回归。从表8的(1)列和(2)列可以看出,人工智能对公司债券信用利差的降低作用在信息披露水平较差的分组中更显著,而在信息环境较好的分组中不显著。

2)企业规模

不同规模的企业资源配置效率、市场竞争力、抵御外部风险能力等存在较大差异[72],它们面对外部冲击或干扰的反应能力各异,这进一步影响了人工智能对公司债券信用利差的作用。已有研究表明,大规模企业具有更强的资源优势、更高的管理能力、更灵活的政策响应与适应能力等[73]。其债务融资成本本身已处于较低水平,因而人工智能对其信用利差的边际改善作用相对有限。相较于大规模企业,中小企业在资源配置、市场竞争力及抵御外部风险方面相对较弱,面临资金短缺、技术瓶颈及市场信息不对称等多重约束,导致其在债券市场上要承受更高的风险溢价,这时人工智能的改善作用更加显著。据此,预期相较于大规模企业,人工智能对公司债券信用利差的降低作用在小规模企业中更加显著。基于此,采用企业总资产取对数衡量企业规模,并根据其中位数将样本分为大规模企业和中小企业两组,并对两个子样本进行检验。从表8的(3)列和(4)列可以看出,人工智能对公司债券信用利差的影响在中小企业中更加显著,即信息环境较差的分组中更显著。

2. 基于风险环境的异质性分析

1)地区法治环境

人工智能与公司债券信用利差的关系,同样可能会受到地区法治环境的影响。对于处于法治化水平较低地区的企业,其本身往往面临更为严重的信息不对称问题、发育相对迟缓的要素市场,以及较高的制度性交易成本,导致外部投资者难以识别优质项目[74]。此时,人工智能的应用能够打破传统的地理和空间限制,促进各类生产要素跨区域流动[75],促使公司债券信用利差大幅下降。相反,对于处于法治环境较好地区的企业来说,区域内金融体系相对完善、法治环境与中介组织较为成熟[76],人工智能对企业资源配置效率与融资环境的边际提升作用相对有限。据此,预期在法治环境较差地区的企业中,人工智能对公司债券信用利差的降低作用更加显著。基于此,采用市场化指数衡量地区法治环境[77]。该指数越大说明地区法治环境越好。具体地,按市场化水平的中位数将样本划分为法治环境较好组与法治环境较差组,分别赋值为1和0,进行分组回归。从表8的(5)列和(6)列可以看出,人工智能对公司债券信用利差的影响在法治环境较差,即风险较大的分组中更显著。

2)内部控制水平

人工智能与公司债券信用利差之间的关系，可能会因企业内部控制质量的差异而呈现出异质性特征。对于内部控制质量较高的企业而言，其内部治理结构相对完善[78]，信息披露水平与质量往往也较高，企业与债权人之间的信息不对称问题不严重[79]，人工智能的技术赋能对内部治理的边际改善空间较为有限。相反，在内部控制水平较低的企业中，委托代理冲突往往更加严重，高管层基于机会主义倾向实施盈余管理的概率显著上升，导致会计信息质量受损[80]。这时人工智能的应用能够发挥一定的治理作用，有效缓解信息不对称，产生显著的边际改善效应，能够降低公司债券信用利差。据此，预期在内部控制水平较低的企业中，人工智能对公司债券信用利差的降低作用更加显著。基于此，借鉴权小锋等[81]，采用迪博内部控制指数衡量企业内部控制水平，该数值越大代表内部控制质量越高。具体地，按内部控制水平的中位数将样本划分为内部控制水平高和内部控制水平低两组，分别赋值为 1 和 0，进行分组回归。从表 8 的(7)列和(8)列可以看出，人工智能对公司债券信用利差的降低作用在内控水平较差，即风险较大的分组中更显著。

表 8　异质性分析

变量	信息环境				风险环境			
	透明度高	透明度低	中小企业	大规模企业	地区法治环境差	地区法治环境好	内控水平低	内控水平高
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
AIcomposite	−0.060 (−0.794)	−0.157** (−2.488)	−0.243*** (−2.980)	−0.089 (−1.535)	−0.295*** (−5.718)	0.037 (0.458)	−0.219*** (−3.193)	−0.044 (−0.730)
常数项	4.753*** (9.492)	3.125*** (5.766)	4.118*** (7.390)	3.398*** (6.116)	2.638*** (5.504)	5.935*** (10.007)	3.640*** (6.684)	4.091*** (8.668)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	3093	3167	3131	3132	3245	3018	3109	3151
调整后的 R^2	0.409	0.370	0.380	0.374	0.446	0.381	0.399	0.383
F 统计量	81.326	62.688	62.279	65.542	81.854	67.649	70.868	56.250

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%置信水平上显著；括号内为 *t* 值。

五、结论与建议

(一)研究结论

基于沪深 A 股发债上市公司的财务与文本数据，系统考察了人工智能对公司债券信用利差的影响。研究发现，人工智能能够降低公司债券信用利差，且该结论在经过一系列内生性检验和稳健性检验后依然成立。基于债券市场信息传导与风险定价逻辑，探讨了人工智能影响公司债券信用利差的作用机制。机制分析表明，人工智能主要通过缓解信息不对称和降低债务违约风险这两个机制向资本市场传递积极的治理与经营信号，影响投资者对企业债券的风险溢价要求。人工智能对公司债券信用利差的影响因企业所处的信息与风险环境不同而存在显著的异质性。当企业处于较差的信息环境和较差的风险环境时，人工智能的边际改善效应更加显著。具体而言，人工智能对公司债券信用利差的降低作用在信息披露水平低、中小企业、地区法治化环境较差和内部控制水平较低的企业中较为显著。

(二)政策建议

第一，基于人工智能能够降低公司债券信用利差的核心发现，企业管理层应将智能化视为优化资本成本的战略工具，加速推进人工智能在经营治理中的实质性应用。人工智能通过缓解信息不对称和降低违约风险，向市场传递了积极的治理与经营信号。因此，企业应深化技术在财务预测、供应链管理、风险预警等核心环节的应用，将技术优势转化为实际的经营效益。同时，企业应主动在年报、ESG 报告等渠道中积极、透明地披露人工智能的实际进展与应用成效，主动向资本市场传递积极信号，从而有效引导投资者预期，实现信用利差的实质性收窄。

第二，基于人工智能对信息环境较差和风险环境较差的企业边际改善效应更显著的异质性结论，相关部门应重点优化中小企业及底层环境薄弱企业的人工智能赋能政策。研究发现，在信息披露水平低、中小企业、地区法治化环境差和内控水平低的企业中，人工智能降低信用利差的作用更为突出。因此，政府和行

业协会应搭建针对中小微和内控薄弱企业的“AI基础设施公共服务平台”,降低其技术准入门槛和转型成本。同时,鼓励金融机构开发普惠性的“数智贷”等专项金融产品,为这些处于劣势环境但具有转型潜力的实体企业提供精准的资金滴灌,利用技术的边际溢出效应帮其跨越信息和风险壁垒。

第三,基于人工智能通过缓解信息不对称和降低违约风险影响信用利差的机制发现,债券市场投资者和评级机构应将人工智能纳入常态化定价模型。信用评级机构在对发债企业进行主体评级和债项评级时,应将企业人工智能应用的实质性成效,如智能风控系统的搭建、信息处理效率的提升,作为评估其违约概率的加分项。机构投资者也应动态调整风险溢价要求,对于积极且实质性部署AI、能有效降低违约风险的企业,应给予更具吸引力的发行利率,从而在全市场形成智能化转型降低融资成本的正向激励循环。

参考文献

[1] 梁上坤, 文雯, 江韫瑶. 地方政府债务与债券信用利差[J]. 中国工业经济, 2024(3): 157-174.
[2] 蔡晓通, 林沛阳, 王睿, 等. 人工智能应用能改善资本市场信息环境吗?——基于分析师行为视角的考察[J]. 会计与经济研究, 2025, 39(2): 51-75.
[3] 李玉花, 林雨昕, 李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. 中国工业经济, 2024(10): 155-173.
[4] 解学梅, 郭潇涵. 人工智能深度学习平台如何实现开源式创新[J]. 中国工业经济, 2024(8): 174-192.
[5] 何新江, 王钦鹏, 杨铭杰. 人工智能对新质生产力影响的研究: 来自中国A股上市企业的经验证据[J]. 技术经济, 2025, 44(2): 97-114.
[6] 唐秋雨, 谭伟杰, 申明浩, 等. 人工智能技术能提高企业ESG表现吗?——基于动态博弈的成本收入分析[J]. 财经研究, 2025, 51(2): 94-108.
[7] 王嘉鑫, 赵牧. “人工智能+”如何赋能券商高质量发展?——基于IPO抑价率的解释[J]. 管理世界, 2025, 41(11): 196-220.
[8] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析[J]. 管理世界, 2024, 40(6): 74-93.
[9] 刘东升, 袁媛. 人工智能、技能剥离与企业收入差距[J]. 财经研究, 2026, 52(1): 123-137.
[10] 张霞, 劳智博. 人工智能如何缩小企业内部薪酬差距?——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验[J]. 技术经济, 2026, 45(3): 98-112.
[11] 苏治, 李颖, 程稚渊. 人工智能如何重塑要素收入分配格局?——基于企业劳动力市场垄断势力的微观证据[J]. 经济研究, 2025, 60(9): 218-238.
[12] 姚加权, 张锟澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116, 133, 117-122.
[13] 权小锋, 李静蕾. 人工智能与企业协同创新——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验[J]. 经济研究, 2025, 60(8): 72-93.
[14] 陈燕萍, 邵云飞, 黄乐仪. 人工智能能力对企业突破性技术创新的影响[J]. 技术经济, 2025, 44(6): 28-39.
[15] 谢卫红, 林漫, 郑迪文, 等. 人工智能技术如何促进制造企业转型升级?——基于数据要素与内部控制的链式中介作用[J]. 技术经济, 2025, 44(4): 72-88.
[16] 邵慰, 刘嘉慧. 人工智能、财政支出与制造业升级[J]. 财经研究, 2025, 51(6): 108-122.
[17] 张一林, 郁芸君, 陈珠明. 人工智能、中小企业融资与银行数字化转型[J]. 中国工业经济, 2021(12): 69-87.
[18] 何宇, 陈珍珍, 张建华. 人工智能技术应用与全球价值链竞争[J]. 中国工业经济, 2021(10): 117-135.
[19] 蒋为, 陈星达, 倪诗程. 人工智能、产业结构转型与跨越“中等收入陷阱”[J]. 经济研究, 2025, 60(10): 239-260.
[20] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. American Economic Review, 2018, 108(6): 1488-1542.
[21] 林晚发, 刘颖斐, 赵仲匡. 承销商评级与债券信用利差——来自《证券公司分类监管规定》的经验证据[J]. 中国工业经济, 2019(1): 174-192.
[22] 陈关亭, 连立帅, 朱松. 多重信用评级与债券融资成本——来自中国债券市场的经验证据[J]. 金融研究, 2021(2): 94-113.
[23] 高昊宇, 欧阳伊玲, 李妮. 评级机构信用风险关联对债券发行定价的影响[J]. 世界经济, 2022, 45(12): 175-200.
[24] 刘颖斐, 李豪飞, 操育楷, 等. 信用风险缓释凭证创设对债券信用利差的影响研究[J]. 会计研究, 2026(2): 116-129.
[25] KLIGER D, SARIG O. The information value of bond ratings[J]. The Journal of Finance, 2000, 6(12): 2879-2902.
[26] 周宏, 建蕾, 李国平. 企业社会责任与债券信用利差关系及其影响机制——基于沪深上市公司的实证研究[J]. 会计研究, 2016(5): 18-25, 95.
[27] 吴育辉, 田亚男, 陈韫妍, 等. 绿色债券发行的溢出效应、作用机理及绩效研究[J]. 管理世界, 2022, 38(6): 176-193.
[28] 史永东, 宋明勇, 李凤羽, 等. 控股股东股权质押与企业债权人利益保护——来自中国债券市场的证据[J]. 经济研究, 2021, 56(8): 109-126.
[29] 甄红线, 李佳. 法治建设与债券信用利差——基于新《证券法》审议通过的准自然实验研究[J]. 证券市场导报, 2024(1): 53-63.

[30] 王永钦，薛笑阳. 法治建设与金融高质量发展——来自中国债券市场的证据[J]. 经济研究，2022，57(10)：173-190.
[31] 甄红线，吉继平. 债券市场开放影响债券信用利差吗？——基于“债券通”的准自然实验[J]. 金融研究，2023(12)：38-55.
[32] 高昊宇，温慧愉. 生态法治对债券融资成本的影响——基于我国环保法庭设立的准自然实验[J]. 金融研究，2021(12)：133-151.
[33] 王磊，王璐瑶，林晚发. 威慑与激励并行：税制绿色化对重污染企业债券信用利差的影响研究[J]. 证券市场导报，2026(3)：51-66.
[34] BRUGLER J，COMERTON-FORDE C，MARTIN J S. Secondary market transparency and corporate bond issuing costs[J]. Review of Finance，2022，26(1)：43-77.
[35] KAVIANI M S，KRYZANOWSKI L，MALEKI H，et al. Policy uncertainty and corporate credit spreads[J]. Journal of Financial Economics，2020，138(3)：838-865.
[36] 杨国超，盘宇章. 信任被定价了吗？——来自债券市场的证据[J]. 金融研究，2019(1)：35-53.
[37] 郭晔，黄振，王蕴. 未预期货币政策与企业债券信用利差——基于固浮利差分解的研究[J]. 金融研究，2016(6)：67-80.
[38] 王雄元，张春强，何捷. 宏观经济波动性与短期融资券风险溢价[J]. 金融研究，2015(1)：68-83.
[39] 吴云朗，袁梦，黄俊，等. 企业数字化转型与境外债券发行定价[J]. 国际金融研究，2025(4)：74-84.
[40] KIM J，SONG B Y，ZHANG L D. Internal control weakness and bank loan contracting：Evidence from SOX Section 404 disclosures[J]. The Accounting Review，2011，86：1157-1188.
[41] TANG D Y，TIAN F，YAN H. Internal control quality and credit default swap spreads[J]. Accounting Horizons，2015，29(3)：603-629.
[42] AKERLOF G A. The market for “lemons”：Quality uncertainty and the market mechanism[J]. The Quarterly Journal of Economics，1970，84(3)：488-500.
[43] DUFFIE D，LANDO D. Term structures of credit spreads with incomplete accounting information[J]. Econometrica，2001，69(3)：633-664.
[44] 周宏，林晚发，李国平，等. 信息不对称与企业债券信用风险估价——基于2008-2011年中国企业债券数据[J]. 会计研究，2012(12)：36-42，94.
[45] 王克敏，王华杰，李栋栋，等. 年报文本信息复杂性与管理者自利——来自中国上市公司的证据[J]. 管理世界，2018，34(12)：120-132，194.
[46] LI F. Annual report readability，current earnings，and earnings persistence[J]. Journal of Accounting and Economics，2008，45(2/3)：221-247.
[47] LOUGHRAN T，MCDONALD B. IPO first-day returns，offer price revisions，volatility，and form S-1 language[J]. Journal of Financial Economics，2013，109(2)：307-326.
[48] GOLDFARB A，TUCKER C. Digital economics[J]. Journal of Economic Literature，2019，57(1)：3-43.
[49] 姜富伟，陈一瑶，丁慧. 企业绩效参照点与控股股东股权质押：动机与治理[J]. 金融研究，2025(12)：169-187.
[50] HUANG M H，RUST R T. Artificial intelligence in service[J]. Journal of Service Research，2018，21(2)：109467051775245.
[51] KAHNEMAN D，TVERSKY A. Prospect theory：An analysis of decision under risk[J]. Econometrica，1979，47(2)：263-292.
[52] 孟庆斌，侯粲然，鲁冰. 企业创新与违约风险[J]. 世界经济，2019，42(10)：169-192.
[53] TANG D Y，YAN H. Market conditions，default risk and credit spreads[J]. Journal of Banking & Finance，2010，34(4)：743-753.
[54] 高强，邹恒甫. 企业债与公司债二级市场定价比较研究[J]. 金融研究，2015(1)：84-100.
[55] 吴育辉，唐浩博. 风险信息披露能预测债券违约风险吗？——来自债券募集说明书的经验证据[J]. 财务研究，2021(5)：15-28.
[56] 李果，白云朴. 人工智能应用如何影响制造企业创新绩效？[J]. 财经论丛，2024(12)：102-112.
[57] 尹志锋，曹爱家，郭家宝，等. 基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据[J]. 中国工业经济，2023(5)：137-154.
[58] 钟娟，丁怡帆，林子昂，等. 人工智能应用与企业客户配置多元化：基于人工智能创新应用先导区的准自然实验[J]. 外国经济与管理，2025，47(6)：18-35.
[59] 周十同，王晓丹，石玉堂. 人工智能创新应用先导区设立对产业链韧性提升的影响——基于双重机器学习的实证研究[J]. 科技进步与对策，2025，42(18)：1-9.
[60] 李晓宇，叶初升. 人工智能的新测度方法及其应用[J]. 世界经济，2026，49(4)：68-110.
[61] 潘丽群，李静，余梦琳. 人工智能如何影响劳动力需求和结构？——基于上市公司年报数据的实证检验[J]. 经济与管理研究，2024，45(10)：77-98.
[62] 张雪莹，王玉琳. 独善其身还是唇亡齿寒：股价崩盘风险是否影响债券定价？[J]. 管理评论，2023，35(6)：33-45，56.
[63] 李佳，徐一博，卞泽阳. 货币政策支持对公司债信用利差的影响[J]. 改革，2024(5)：137-155.
[64] HAINMUELLER J. Entropy balancing for causal effects：A multivariate reweighting method to produce balanced samples in observational studies[J]. Political Analysis，2012，20(1)：25-46.
[65] ALTONJI J G，ELDER T E，TABER C R. Selection on observed and unobserved variables：Assessing the effectiveness of Catholic schools[J]. Journal of Political Economy，2005，113(1)：151-184.
[66] LLORENTE G，MICHAELY R，SAAR G，et al. Dynamic volume-return relation of individual stocks[J]. The Review of Financial Studies，2002，15(4)：1005-1047.
[67] 李志辉，杜阳，胡心怡. 机构投资者对市场操纵行为是否起到抑制作用[J]. 国际金融研究，2021(7)：66-75.

[68] JING C, KEASEY K, LIM I, et al. Analyst coverage and corporate environmental policies[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2024, 59(4): 1586-1619.
[69] BHARATH S T, SHUMWAY T. Forecasting default with the merton distance to default model[J]. The Review of Financial Studies, 2008, 21(3): 1339-1369.
[70] 邓慧慧, 刘宇佳, 王强. 人工智能发展如何提升供应链韧性？——基于上市公司的经验证据[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版), 2024, 54(6): 5-23.
[71] 徐寿福, 徐龙炳. 信息披露质量与资本市场估值偏误[J]. 会计研究, 2015(1): 40-47, 96.
[72] 王稼琼, 于桉邦. 数据资产对企业创新链的影响及作用机理研究[J]. 北京交通大学学报(社会科学版), 2025(3): 107-122.
[73] 杜金柱, 郭永奇, 扈文秀, 等. 数字经济创新政策与制造业创新韧性：效应识别与经验证据[J]. 统计与决策, 2025, 41(9): 123-128.
[74] 武龙. 风险投资、认证效应与中小企业银行贷款[J]. 经济管理, 2019, 41(2): 172-190.
[75] 谭玉松, 孙欢. 人工智能技术赋能共同富裕：理论逻辑与经验证据[J]. 经济问题, 2024(10): 59-67.
[76] 王玺, 刘萌. 研发费用加计扣除政策对企业绩效的影响研究——基于我国上市公司的实证分析[J]. 财政研究, 2020(11): 101-114.
[77] 樊纲, 王小鲁, 马光荣. 中国市场化进程对经济增长的贡献[J]. 经济研究, 2011, 46(9): 4-16.
[78] 张超, 刘星. 内部控制缺陷信息披露与企业投资效率——基于中国上市公司的经验研究[J]. 南开管理评论, 2015, 18(5): 136-150.
[79] 周宏, 周畅, 林晚发, 等. 公司治理与企业债券信用利差——基于中国公司债券2008—2016年的经验证据[J]. 会计研究, 2018(5): 59-66.
[80] 李小荣, 韩琳, 马海涛. 内部控制与劳动力投资效率[J]. 财贸经济, 2021, 42(1): 26-43.
[81] 权小锋, 吴世农, 尹洪英. 企业社会责任与股价崩盘风险："价值利器"或"自利工具"?[J]. 经济研究, 2015, 50(11): 49-64.

Artificial Intelligence and Corporate Bond Credit Spreads

Zhang Xiaofei, Guo Zihan
(School of Accountancy, Henan University of Economics and Law, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: Promoting the "artificial intelligence plus" initiative is considered a crucial leverage for cultivating new quality productive forces, and evaluating its microeconomic consequences is of substantial practical significance for optimizing capital market resource allocation. Corporate bonds and enterprise bonds issued by Shanghai and Shenzhen A-share listed companies from 2010 to 2024 were used as the research sample. The impact of artificial intelligence (AI) on corporate bond credit spreads and its underlying micro-mechanisms were empirically examined. The findings indicate that AI adoption significantly reduces corporate bond credit spreads. Mechanism analysis reveals that mitigating information asymmetry and suppressing debt default risks are vital micro-channels through which AI exerts its credit governance effects. Heterogeneity analysis demonstrates that the mitigating effect of AI on credit spreads is more pronounced among firms with poorer information environments and higher risk exposure, reflecting a distinct "timely assistance" marginal governance effect. Specifically, the reduction in corporate bond credit spreads driven by AI is more significant for enterprises with low levels of information disclosure and smaller firm sizes. Furthermore, this reduction is more prominent for enterprises located in regions with low marketization levels and those with poor internal control systems. The cross-disciplinary research between asset pricing and technological transformation is extended. Empirical evidence and policy implications are provided for the comprehensive implementation of the "artificial intelligence plus" initiative and the promotion of high-quality development in the real economy.

Keywords: artificial intelligence; bond credit spread; information asymmetry; debt default risk; bond pricing; legal environment