

AI 赋能资产配置（二）

AI 重塑 ESG 投资范式

核心观点

AI 技术显著提升了 ESG 数据收集与评分的效率及精准度。人工智能（AI）技术的快速发展，正通过数据整合、策略优化和治理透明化等，重构 ESG 投资范式，为可持续金融注入新动能。传统 ESG 数据存在来源分散、非结构化、更新滞后等痛点，而 AI 通过自然语言处理（NLP）、计算机视觉（CV）和智能文档处理（IDP）等技术，实现了从年报、新闻、社交媒体等多源数据中自动化提取结构化信息。例如，Altilia 智能自动化（AIA）平台利用混合 AI 范式，结合深度学习与持续学习，将非结构化文本转化为可分析的 ESG 指标。同时通过物联网（IoT）、区块链等技术，可以增强数据的实时性与可信度，为动态化、跨区域的 ESG 评分提供了技术基础。

AI 通过情感分析、负向筛选和动态组合管理，优化了 ESG 投资策略。基于 FinBERT 等金融领域专用模型，AI 可分析消费者情感与市场动态，预测企业 ESG 表现，准确率高达 91.76%。同时，NLP 技术快速识别 ESG 争议企业，结合行业特性提升筛选效率。在投资组合管理中，AI 通过实时数据分析、多目标优化和情景模拟，动态调整资产配置，平衡财务回报与 ESG 目标。

AI 技术通过自动化报告与利益相关者互动，强化了 ESG 治理的透明度与问责。借助 NLP 和自动化工具，AI 从海量非结构化数据中提取关键 ESG 指标，生成实时报告并监测公众情绪。聊天机器人与可解释 AI 技术不仅简化了信息披露流程，还增强了模型决策的可追溯性。此外，AI 风险评估工具可识别合规异常与潜在 ESG 风险，推动企业采取更负责任的行为，为投资者提供可信的决策支持。

AI 与 ESG 的深度融合，正在重塑可持续投资的评估框架与执行路径。尽管存在数据偏见、算法透明度等挑战，AI 技术通过高效数据处理、策略创新和治理赋能，为投资者提供了兼顾财务回报与社会价值的解决方案。未来，随着技术迭代与跨领域协作的深化，AI 将加速推动 ESG 投资从理论到实践的规模化落地，助力全球可持续金融目标的实现。

风险提示：历史复盘对未来指引有限，资本市场政策出现调整，技术算法存在模型偏差，文中个股仅作数据梳理，不构成投资推荐意见。

策略研究 · 策略专题

证券分析师：王开

021-60933132

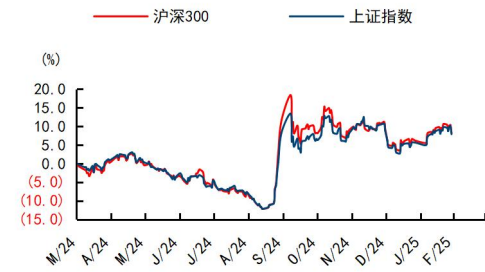
wangkai8@guosen.com.cn

S0980521030001

基础数据

中小板/月涨跌幅(%)	6599.38/4.87
创业板/月涨跌幅(%)	2170.39/5.16
AH 股价差指数	133.62
A 股总/流通市值(万亿元)	113.58/102.17

市场走势



资料来源：Wind、国信证券经济研究所整理

相关研究报告

《价格全方位多维跟踪体系（2025 年第二期）-上游价格回暖，科技浪潮驱动锡需求》——2025-02-25

《资金跟踪与市场结构周观察（第五十四期）-个股层面赚钱效应继续分化》——2025-02-25

《策略周思考-科技成长“关键三问”》——2025-02-24

《估值周观察（2 月第 3 期）-科技成长乘势而上》——

2025-02-22

《全球 ESG 资金追踪表（2025 年第二期）-国内 ESG 股基大幅增配科技》——2025-02-21

内容目录

1. AI 赋能 ESG 评分评级体系	4
1.1 数据整理的自动化与标准化	4
1.2 ESG 评分的精准性与动态化	5
2. AI 驱动 ESG 投资策略优化	7
2.1 基于情感分析模型的 ESG 评分预测	8
2.2 负向筛选效率的提升	10
2.3 投资组合管理优化与绩效提升	11
3. 治理透明度的增强与问责机制	14
3.1 提升 ESG 报告透明度	14
3.2 促进利益相关者参与	14
3.3 强化 ESG 合规与问责	14
参考文献	15
风险提示	16

图表目录

图1: Altilia 智能化（AIA）平台的 ESG 数据收集方法	5
图2: AIA 抓取实验的数据点量	5
图3: AIA 抓取实验结果	5
图4: Archana Saxena 等的 ESG 研究框架	6
图5: ESG 的物联网框架	6
图6: ESG 的 AI 应用流程	7
图7: 金融情绪分析研究论文的比较分析	9
图8: 环保和非环保产品的情绪分类流程和 ESG 影响	10
图9: 负面情感: ESG 和环境得分	10
图10: 正面情感: ESG 和环境得分	10
图11: 上市公司基线模型回归结果	11
图12: 上市公司行业模型回归结果	11
图13: 非上市公司基线模型回归结果	11
图14: 非上市公司行业模型回归结果	11
图15: 受三领域影响的各行业市场变化百分比	12
图16: 网络理论与动态资产定价中 E、S 和 G 的相互连接性	13
图17: 网络理论与动态资产定价中 E、S 和 G 的方向性影响	13
图18: 核心证券的市场特征和因子弹性估计	13

环境、社会和治理（ESG）指标是衡量可持续、负责任投资的关键领域。随着技术的进步，土壤、水污染、气候变化、空气污染、生物多样性丧失和自然资源过度使用等若干相互关联的环境问题已经恶化。近年来，全球对于环境、社会和治理（ESG）相关风险的认识不断增强，非财务因素在投资决策中的重要性日益凸显。随着技术的进步，对环境的关注成为焦点，生物技术和健康产业的投资变得更加热门，同时，新的投资决策也在逐步淘汰或撤资那些不符合可持续发展要求的企业。而人工智能（AI）技术的快速发展，正通过数据整合、策略优化和治理透明化等手段，重构 ESG 投资范式，为可持续金融注入新动能。

1. AI 赋能 ESG 评分评级体系

当前 ESG 数据的质量和一致性面临显著挑战。尽管标准化数据至关重要，但现有的信息却分散在多个来源中。数据来源主要分为两类：主要数据源和次要数据源。主要数据源包括公司自行报告的 ESG 数据（如公司网站、年度报告和可持续性报告等）、第三方 ESG 数据（例如非政府组织或政府网站及报告），以及实时 ESG 信号（如新闻、社交媒体和公司评论等）。次要数据源则是 ESG 数据供应商，他们负责从主要数据源手动收集、整理和分析 ESG 属性。主要数据源通常将 ESG 数据锁定在高度非结构化的文本和文档中，而次要数据源则存在速度慢、不及时，且只为部分企业提供有限的手动构建的 ESG 数据子集的问题。

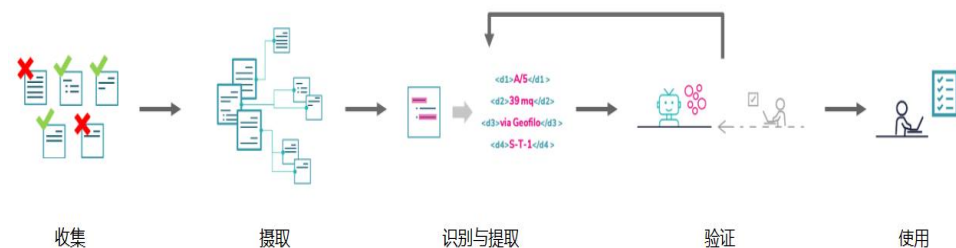
此外，缺乏统一的分类标准也是一个问题。随着投资者在不同行业间转移，ESG 因素不断演变，其定义也随之变化。ESG 因素在不同地区和时间上的再现性较差，部分原因是地区间数据的差异以及数据记录方式的演变。同时，某些因素的实际效果可能与预期存在差异。

1.1 数据整理的自动化与标准化

传统工作方式中，数据分析师完成数据收集工作，同时肩负数据的预处理和分析。这一过程不仅耗费大量人力资本，而且非常耗时，在执行任务时出错的可能性也较高。人工智能（AI）的进步使得自动化处理复杂任务变得前所未有地快速和高效，从而彻底改变了公司处理数据的方式。人工智能（AI）和智能文档处理（IDP）技术能够大规模地提取、过滤和结构化关键数据，这些数据被评级机构、业务分析师、投资者等广泛使用。IDP 利用基于深度学习的计算机视觉和语言模型等 AI 技术，对从各种文档格式中提取的相关信息进行分类、提取和验证。

Francesco Visalli 等¹提出了一种基于 Altilia 智能自动化（AIA）平台的 ESG 数据收集方法。该方法能够从包括年度报告、可持续性报告、财务报表附注、新闻、非政府组织报告以及通过网页抓取技术获得的公司网站等多种文档和内容中收集数据。AIA 平台基于混合和自适应 AI 范式，利用深度学习算法进行计算机视觉（CV）和自然语言处理（NLP）。特别是结合了大型语言模型、Human-In-The-Loop、持续学习、知识表示方法来实现机器阅读理解技术，将非结构化文档转化为结构化数据，并提供许多不同的 ESG 相关问题的答案。具体来看，AIA 平台通过数据收集、摄取、识别与提取、验证和使用等步骤，构建了一个端到端的 ESG 数据收集工作流程。

图1: Altilia 智能化（AIA）平台的 ESG 数据收集方法



资料来源：ESG Data Collection with Adaptive AI (Francesco Visalli 等，2023)，国信证券经济研究所整理

此外，AIA 平台通过利用人工智能技术，特别是深度学习算法，自动理解和处理复杂及非结构化数据源的业务流程。它提供了一个低代码的云界面，使业务专家能够通过训练 AI 模型并将这些模型整合到工作流程中，来自动化提取相关的 ESG 数据。平台能够处理包括 PDF、图像文档、纯文本、表格结构和网页等在内的多种格式和布局的文档，并从这些文档中提取和分析数据点，如公司描述、行业代码、绿色产品信息、非可再生能源使用情况、效率倡议和环境认证等。

图2: AIA 抓取实验的数据量

数据点	可持续性报告	年度报告	网页
公司描述	242	592	645
Ateco	2	577	-
绿色产品	371	15	146
非可再生能源	192	1	-
效率倡议	274	21	19
环境认证	457	68	173

资料来源：ESG Data Collection with Adaptive AI (Francesco Visalli 等，2023)，国信证券经济研究所整理

图3: AIA 抓取实验结果

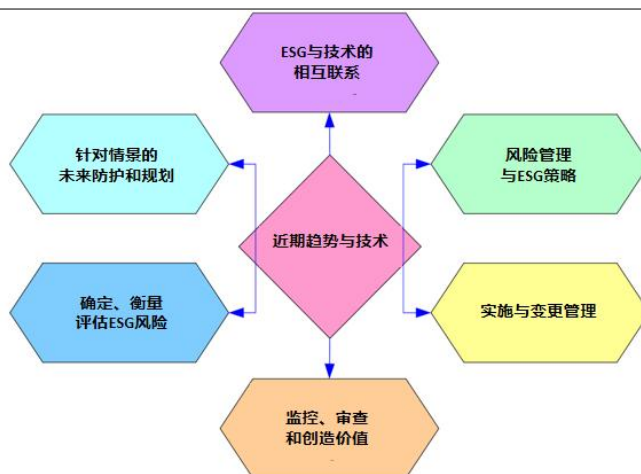
数据点	文档类型	准临界值 (%)	重现性 (%)	分度 (%)
公司描述 - 文本	年度报告	61	73.61	63.32
公司描述 - 表格	年度报告	97	99	97.99
Ateco	年度报告	99.97	100	99.98
绿色产品	可持续发展报告	77.5	96.5	84.3
绿色产品	网页	35.71	100	52.63
不可再生能源 - 文本	可持续发展报告	55.56	73.61	63.62
不可再生能源 - 表格	可持续发展报告	71	89	78.99
效率倡议	可持续发展报告	50	60	54
环境认证	年度报告	40.02	98.31	57.89
环境认证	可持续发展报告	26.26	99.56	41.56
环境认证	网页	33.12	92.31	48.75

资料来源：ESG Data Collection with Adaptive AI (Francesco Visalli 等，2023)，国信证券经济研究所整理

1.2 ESG 评分的精准性与动态化

Archana Saxena 等²分析了工业 4.0 技术在 ESG 数据收集和评估中的应用。分别是，物联网（IoT）：通过传感器网络实时收集环境和社会数据，如空气质量、碳足迹、健康监测等，可以提高数据的实时性和准确性，支持环境和社会指标的评估；区块链：利用分布式账本技术，可以增强 ESG 数据的透明度、安全性和可信度，通过智能合约，可以自动化 ESG 报告的生成和验证过程，减少人为错误和数据操纵的可能性；人工智能（AI）：AI 可以处理和分析大量的 ESG 数据，识别模式和趋势，预测未来机会，AI 还可以用于评估 ESG 对投资决策的影响，帮助投资者更好地理解组织的可持续性表现；大数据：大数据技术可以处理来自 IoT 设备、社交媒体和运营系统的海量数据，通过数据挖掘、预测分析和深度学习等技术，揭示隐藏的模式和趋势，支持更明智的决策。

图4: Archana Saxena 等的 ESG 研究框架

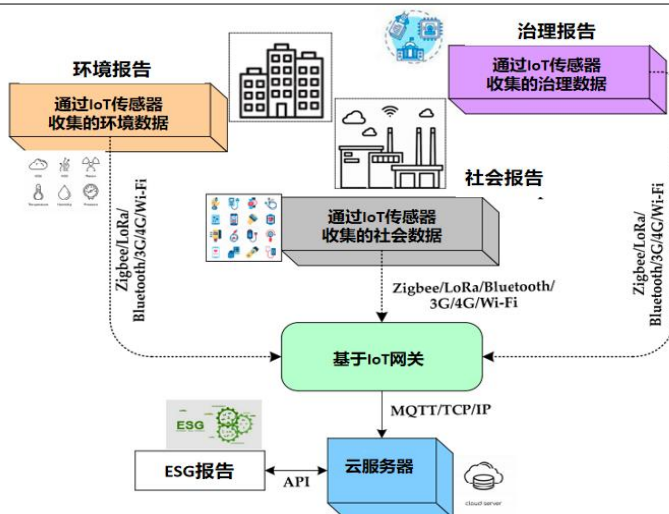


资料来源: Technologies empowered environmental, social, and governance (ESG): An industry 4.0 landscape (Archana Saxena 等, 2022), 国信证券经济研究所整理

ESG 的物联网架构清晰地描绘了物联网 (IoT) 数据流向数据集的过程。这些数据通过多种传感器、通信协议和执行器从设备收集而来，并通过 Web API 被传输至数据库。数据一旦被物联网设备收集，就会进入预处理阶段，在此阶段中，数据将被过滤和清洗，以实现标准化，即转化为结构化的数据，这使得数据集的形成和程序应用变得更加便捷。

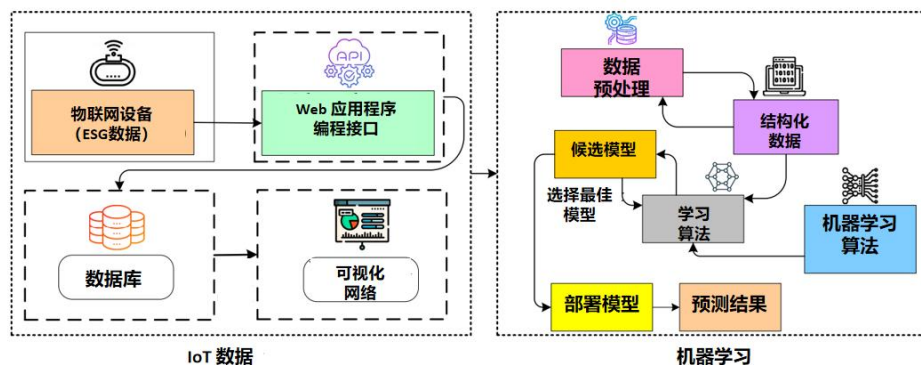
在数据集构建完成后，将选择并训练相应的 AI 或机器学习 (ML) 模型，使用不同的学习算法来找到最适合该数据集的算法。训练完成后，将使用选定的算法对数据集进行测试，以识别潜在的模式并预测未来的机会。这些 AI 框架起到了促进作用，帮助人们评估 ESG 指标中所需的数据，使投资者能够了解他们所投资的企业。在情感分析和自然语言处理方面，AI 算法能够应用并分析文本的上下文、结构和语调，并识别企业高层在实施 ESG 策略时所遵循的模式。其他组织同样可以有效地利用这些技术来执行 ESG 标准。

图5: ESG 的物联网框架



资料来源: Technologies empowered environmental, social, and governance (ESG): An industry 4.0 landscape (Archana Saxena 等, 2022), 国信证券经济研究所整理

图6: ESG 的 AI 应用流程



资料来源: Technologies empowered environmental, social, and governance (ESG): An industry 4.0 landscape (Archana Saxena 等, 2022), 国信证券经济研究所整理

Andrea Gasperini 等³提及, 高盛 (Goldman Sachs) 和阿拉伯科技 AI (Arabesque AI) 等金融机构通过机器学习算法, 将文本信息转化为金融决策所需的数值数据, 以支持投资组合构建和风险管理。Truevalue Lab 利用大数据和 AI 技术分析非结构化数据, 并结合可持续发展会计准则委员会 (SASB) 的分类法, 为投资者提供 ESG 相关的洞察。Novisto 则通过整合 SASB 的实质性地图, 帮助企业更好地管理 ESG 数据。学术界也积极参与相关研究, 意大利央行和西北大学凯洛格管理学院的研究人员利用机器学习技术改进 ESG 评级, 剑桥大学的经济学家团队则通过 AI 模拟气候变化对国家主权债券评级的经济影响。此外, Fleet-Madison 项目专注于研究 ESG 风险与 AI 系统的联系, 而瑞士和德国学者开发的 “ClimateBert” 算法则通过自然语言处理技术提取和分析气候信息披露的质量和完整性。这些案例表明, AI 技术在 ESG 领域的应用不仅能够提升数据处理和分析的效率, 还能增强 ESG 信息披露的透明度和标准化程度, 为可持续金融的发展提供了有力支持。

2. AI 驱动 ESG 投资策略优化

尽管 ESG 投资的概念已有数十年历史, 但 AI 技术与 ESG 投资策略的融合是近年来才逐渐兴起的。这一趋势主要受到 AI 技术的快速发展以及可持续性在投资决策中重要性日益凸显的推动。

Omotayo Bukola Adeoye 等⁴提及, 2010 年代, AI 技术与 ESG 投资的融合开始受到关注, 投资者寻求创新方法将 ESG 因素纳入投资策略。金融科技初创公司和传统金融机构开始利用 AI 驱动的数据分析来分析 ESG 相关数据集, 识别投资机会并评估可持续性风险。机器学习算法被广泛应用于分析来自不同来源的 ESG 数据, 包括公司报告、新闻文章和社交媒体。自然语言处理技术使计算机能够处理非结构化数据并理解围绕 ESG 问题的情感, 为投资者提供了更深入的可持续性风险和机会的见解。随着养老基金、资产管理公司和主权财富基金等机构投资者越来越多地采用 AI 驱动的 ESG 分析来增强其投资决策过程, AI 驱动的 ESG 分析逐渐成为投资组合管理策略的重要组成部分。投资者能够借此构建与可持续发展目标一致且最大化财务回报的平衡投资组合。AI 在 ESG 投资中的应用逐渐获得主流认可, 行业协会和监管机构也承认将 AI 驱动的分析纳入可持续投资实践的重要性。领先的金融机构和资产管理公司将 AI 技术整合到其 ESG 投资流程中, 进一步验证了 AI 在可持续金融背景下提升投资组合管理与绩效的作用。

Popescu 等⁵指出, 随着研究人员和从业者探索 AI 技术的新应用, 如强化学习和

深度学习，以应对新兴的可持续性挑战，AI 在 ESG 投资中的演变仍在继续。AI 专家、ESG 研究人员和行业利益相关者之间的合作促进了创新，并推动了针对 ESG 投资的新 AI 驱动工具和方法论的发展。AI 在 ESG 投资中的发展历程反映了 AI 技术和可持续金融实践的共同进步。从早期对 ESG 因素的探索到 AI 驱动分析的主流采用，AI 的整合彻底改变了 ESG 投资中的投资组合管理与绩效。随着 AI 技术的持续进步，未来有望在投资决策中进一步推动创新与合作，以增强可持续性成果。

2.1 基于情感分析模型的 ESG 评分预测

人工智能（AI）技术在 ESG 投资领域的应用逐渐成为投资决策的重要组成部分。AI 不仅为投资者提供了识别和筛选从事可持续技术开发公司的能力，还通过增强投资组合决策的效率和准确性，特别是在实时处理和分析非财务信息方面，为投资管理带来了显著的变革。随着技术的不断进步，AI 与机器学习、自动化和机器人技术的结合，极大地提升了数据处理的速度和质量，使得企业能够更高效地将 ESG 因素纳入投资决策过程。此外，AI 技术通过情感分析和自然语言处理（NLP）算法，能够对大量文本数据进行快速分析，从而为投资者提供关于公司 ESG 表现的前瞻性视角。这种技术的应用不仅提高了 ESG 数据的可用性和透明度，还为可持续投资提供了更科学、更系统的分析工具。

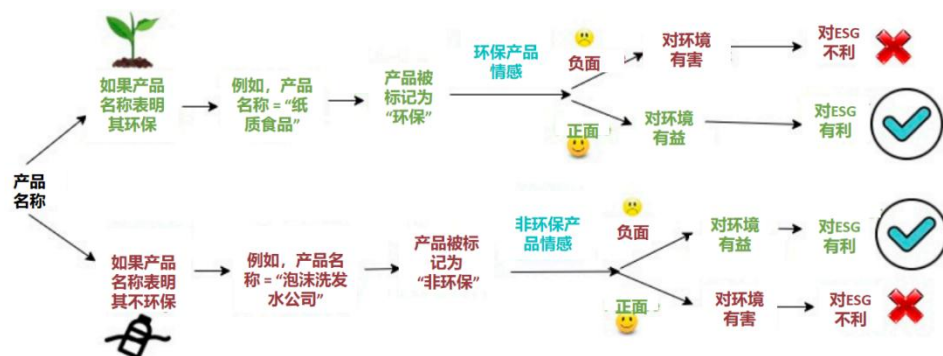
传统情感分析方法难以捕捉消费者情感对 ESG 指标的复杂影响，且模型缺乏透明度，而投资者需要更全面地评估市场动态和企业行为对可持续发展目标的影响。为解决这一问题，Aradhana Saxena 等⁶开发了嵌套情感分析框架，通过 FinBERT 模型和可解释人工智能（XAI）技术对消费者情感进行分类，并预测其对 ESG 评分的影响。研究人员整理了一个包含 910 条记录的自定义数据集，用于分析消费者对环保产品和非环保产品的情感倾向。这些产品被标记为环保或非环保，并被赋予了正面或负面的情感标签。为了进行情感分析，研究者采用了 FinBERT 模型，这是一个专为金融文本优化的模型，能够更准确地处理金融领域的语言特征。为了提高模型的准确性和鲁棒性，研究者通过 Adam 优化器、L2 正则化和 Dropout 技术对模型进行了优化。此外，为了增强模型预测结果的透明度，研究者还运用了 XAI 技术中的 LIME（局部可解释模型无关解释）方法来解释模型的预测结果。通过这些方法，研究者能够更清晰地理解模型的决策过程，从而提高了模型的可信度和实用性。

图7：金融情绪分析研究论文的比较分析

参考文献	使用的算法和数据集	达到的准确率	研究空白
Nested Sentiment Analysis for ESG Impact: Leveraging FinBERT to Predict Market Dynamics Based on Eco-Friendly and Non-Eco-Friendly Product Perceptions with Explainable AI	使用XAI、ECO和非环保标记数据集的FinBERT	准确率90.66%，F分数0.91	使用XAI有更好的准确性，但未使用生态/非生态分类，应用了嵌套情感分析
Deep-learning-based stock market prediction incorporating ESG sentiment and technical indicators.	Bi-LSTM, 标普500指数, 来自LexisNexis的ESG情感数据, 技术指标	MAPE为3.05%	缺乏专门针对环保和非环保产品的嵌套情感分析, 未使用XAI提高模型可解释性
Sentiment Analysis in Finance: From Transformers Back to eXplainable Lexicons (XLex).	在金融文本上使用XLex (可解释的词汇)	准确率84.30%	与使用XAI的FinBERT相比在金融文本上表现较差; 缺乏ESG特定和生态/非生态情感分析, 准确率较低
Designing Heterogeneous LLM Agents for Financial Sentiment Analysis.	使用六个FSA数据集的异构LLM代理框架	平均准确率达到79.53%	研究使用了GPT-3.5, 与FinBERT相比是一个更耗资源的模型, 并且缺乏XAI、生态/非生态标记数据和嵌套情感分析, 准确率较低
Sentiment analysis of financial Twitter posts on Twitter with the machine learning classifiers.	朴素贝叶斯、逻辑回归、SVM、KNN、决策树、多层感知器; 数据集: 土耳其金融推文	SVM准确率为89%	未使用更适合金融数据的FinBERT, 也未使用XAI提高模型可解释性或解决生态/非生态产品标记和嵌套情感分析, 准确率较低
Sentiment Analysis of Financial News Data using TF-IDF and Machine Learning Algorithms.	随机森林、朴素贝叶斯、K最近邻; 数据集: 与金融新闻相关的50,000条推文	RF和NB的准确率为81%	文章缺乏使用FinBERT、XAI, 并且没有解决环保与非环保标记数据集或执行嵌套情感分析, 准确率较低
An Evaluation of Reasoning Capabilities of Large Language Models in Financial Sentiment Analysis.	使用PhraseBank和Twitter金融新闻数据集的LLMs (PaLM-2, GPT-3.5, GPT-4)	PhraseBank上准确率为96.39%	使用了通用LLMs而非FinBERT; 未使用XAI和嵌套情感分析, 未考虑生态/非生态产品分类; 模型较重且不够专门针对金融领域
Discovering Untapped Potential in Finance Markets Using NLP-Driven Sentiment Analysis.	多项式朴素贝叶斯数据集: 6000篇与金融相关的报纸文章和社交媒体评论	准确率为81.39%	研究未使用专门针对金融领域的算法如FinBERT, 也未使用XAI, 缺乏生态/非生态标签用于ESG分析。也未采用嵌套情感分析, 而是专注于更简单的模型, 准确率较低
Modeling crude oil volatility using economic sentiment analysis and opinion mining of investors via deep learning and machine learning models.	AR, SVR, MLP, RNN, GRU, LSTM 数据集: 来自Eastmoney论坛、INE原油期货数据的投资者评论	LSTM准确率为78.853%	未使用FinBERT和XAI; 未进行嵌套情感分析; 未关注生态/非生态友好标签, 准确率较低
Comparative Study for Sentiment Analysis of Financial Tweets with Deep Learning Methods.	神经网络, CNN, 土耳其金融推文数据集	CNN结合预训练词嵌入准确率为83.02%	研究未使用FinBERT或XAI, 缺乏生态友好标签, 使用简单的二元情感分析而未将情感与ESG指标关联。模型比FinBERT更重且效率更低
Lexicon-based prompt for financial dimensional sentiment analysis.	BERT, RoBERTa, Electra, T5. 数据集	使用LP+DANN+方法MAE为0.278	文章缺乏FinBERT和XAI, 未使用生态友好标记数据集, 专注于二元而非嵌套情感分析。使用的模型比FinBERT更重
Supervised Cross-Momentum Contrast: Aligning representations with prototypical examples to enhance financial sentiment analysis.	SuCroMoCo, BERT, RoBERTa 数据集: FinTextSen	准确率为87.75%	未使用专门针对金融领域的算法如FinBERT, 未使用XAI, 且生态友好与非生态友好标签、二元情感分析未与ESG指标关联, 导致准确率较低
A Hybrid Neural Network Model for Sentiment Analysis of Financial Texts Using Topic Extraction, Pre-Trained Model, and Enhanced Attention Mechanism Methods.	混合神经网络 (LFBP) 数据集: FiQATask1	准确率未明确提及; F1分数提高2.05-7.27%	文章缺乏嵌套情感分析和生态友好标签, 未分析情感-ESG关系, 未使用FinBERT或XAI进行金融特定任务
LLMs and NLP Models in Cryptocurrency Sentiment Analysis: A Comparative Classification Study.	GPT-4, BERT, FinBERT; 加密货币新闻+数据集	GPT-4准确率为86.7%	研究空白包括缺少FinBERT, 未使用XAI, 依赖非嵌套二元情感分析, 未关注ESG指标。此外, 未使用专门针对金融领域的算法如FinBERT。
Enhancing the Prediction of Stock Market Movement Using Neutrosophic-Logic Based Sentiment Analysis.	中性逻辑, LSTM, StockNet数据集	准确率为78.48%	缺少FinBERT, 缺少XAI, 使用非嵌套二元情感分析, 缺乏对ESG指标的关注。此外, 使用了比FinBERT更重的模型, 这在金融任务上不够专门化。
Sentiment-Driven Exchange Rate Forecasting: Integrating Twitter Analysis with Economic Indicators.	LSTM神经网络, XGBoost, RNN; 推特数据	准确率为65%	该研究未使用FinBERT或XAI, 专注于非嵌套简单情感分析, 没有生态友好标签。它也未探索情感与ESG指标之间的关系。
Spatial federated learning approach for the sentiment analysis of stock news stored on blockchain.	GAN, 数据集: 经济时报, NIFTY 50指数的新闻数据	GAN准确率为95.80%	文章未使用FinBERT, 缺乏XAI方法, 未纳入生态友好/非生态友好标签或ESG指标分析。它还使用简单的二元情感分析而非嵌套情感分析。

资料来源: Nested Sentiment Analysis for ESG Impact: Leveraging FinBERT to Predict Market Dynamics Based on Eco-Friendly and Non-Eco-Friendly Product Perceptions with Explainable AI (Aradhana Saxena等, 2024), 国信证券经济研究所整理

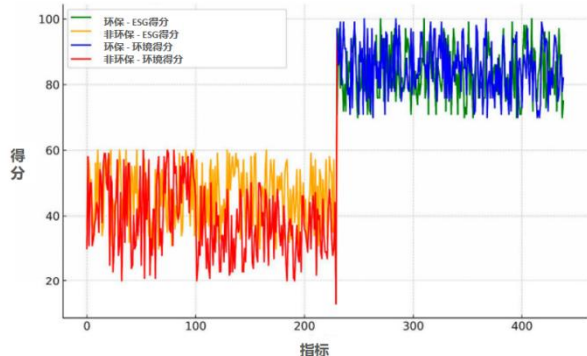
图8: 环保和非环保产品的情绪分类流程和 ESG 影响



资料来源: Nested Sentiment Analysis for ESG Impact: Leveraging FinBERT to Predict Market Dynamics Based on Eco-Friendly and Non-Eco-Friendly Product Perceptions with Explainable AI (Aradhana Saxena 等, 2024), 国信证券经济研究所整理

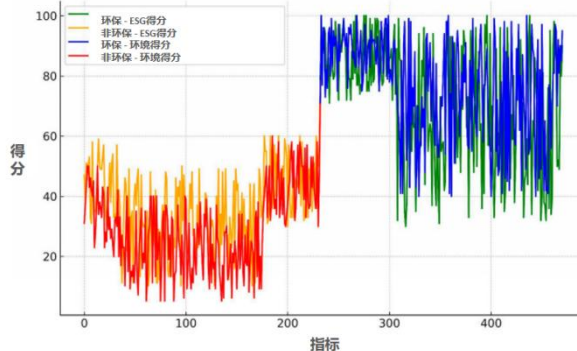
结果显示, 模型在预测 ESG 评分方面达到了 91.76% 的准确率, 在情感分类任务中达到了 99% 的准确率。XAI 技术的应用进一步增强了模型的透明度, 使研究者能够解释模型的预测结果。研究发现, 负面情感对环保产品的 ESG 评分有负面影响, 而对非环保产品则有正面影响; 相反, 正面情感对环保产品有正面影响, 对非环保产品则有负面影响。这一发现为 ESG 投资策略的制定提供了重要依据, 帮助投资者更好地识别和评估企业的可持续性表现。同时, 该研究支持了联合国可持续发展目标 (SDG 12 和 SDG 13), 强调了环保产品在可持续发展中的重要性。

图9: 负面情感: ESG 和环境得分



资料来源: Nested Sentiment Analysis for ESG Impact: Leveraging FinBERT to Predict Market Dynamics Based on Eco-Friendly and Non-Eco-Friendly Product Perceptions with Explainable AI (Aradhana Saxena 等, 2024), 国信证券经济研究所整理

图10: 正面情感: ESG 和环境得分



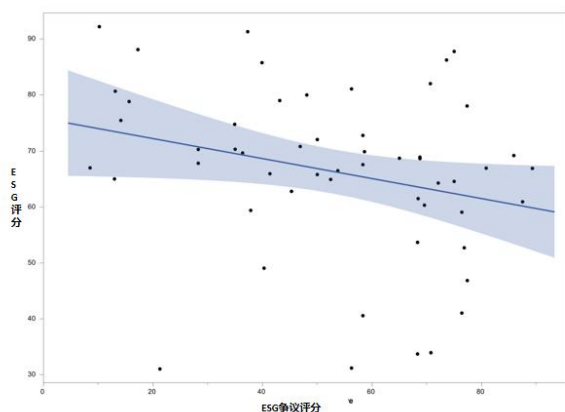
资料来源: Nested Sentiment Analysis for ESG Impact: Leveraging FinBERT to Predict Market Dynamics Based on Eco-Friendly and Non-Eco-Friendly Product Perceptions with Explainable AI (Aradhana Saxena 等, 2024), 国信证券经济研究所整理

2.2 负向筛选效率的提升

Melka Yonas Hambissa¹⁷ 探讨了自然语言处理 (NLP) 技术在 ESG 投资中的应用, 特别是其在提升负向筛选效率方面的潜力。负向筛选通过排除 ESG 表现不佳的公司来降低投资风险, 而 NLP 技术可以通过分析新闻报道、社交媒体和公司披露等文本数据, 快速识别潜在的 ESG 争议, 从而辅助这一筛选过程。研究分别构建了基线模型 (仅使用 ESG 争议评分) 和行业特定模型 (加入行业因素), 以评估不同行业背景下 ESG 争议评分的预测能力。

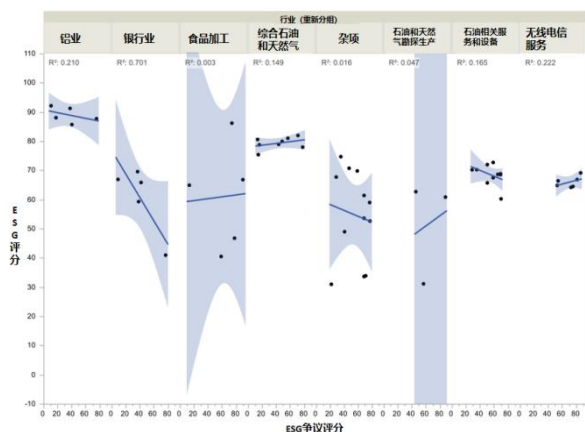
研究发现，NLP 生成的 ESG 争议评分在预测传统 ESG 评级方面具有一定的潜力，但预测能力受到行业特性的影响。在上市公司中，考虑行业因素后，模型的预测能力显著提升 ($R^2 = 0.60$)，而在未上市公司中，预测能力进一步提升 ($R^2 = 0.76$)。尽管 NLP 技术能够提供快速的初步筛选，但其预测能力仍有限，不能完全替代传统的 ESG 评级。在投资决策中，仍需结合更详细的 ESG 分析，以确保投资的安全性和可持续性。

图11: 上市公司基线模型回归结果



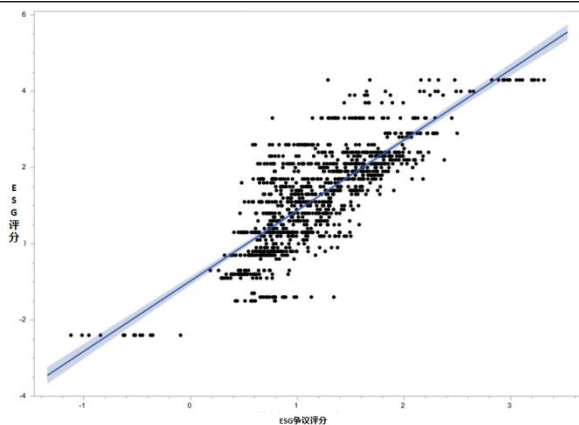
资料来源: Predictive validity of NLP-based ESG controversy scores. (Hambissa M Y, 2024)，国信证券经济研究所整理

图12: 上市公司行业模型回归结果



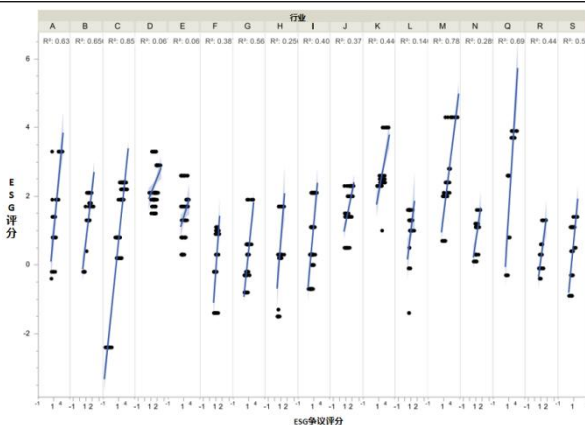
资料来源: Predictive validity of NLP-based ESG controversy scores. (Hambissa M Y, 2024)，国信证券经济研究所整理

图13: 非上市公司基线模型回归结果



资料来源: Predictive validity of NLP-based ESG controversy scores. (Hambissa M Y, 2024)，国信证券经济研究所整理

图14: 非上市公司行业模型回归结果



资料来源: Predictive validity of NLP-based ESG controversy scores. (Hambissa M Y, 2024)，国信证券经济研究所整理

2.3 投资组合管理优化与绩效提升

投资组合管理是环境、社会 and 治理 (ESG) 投资中的一个关键环节，而人工智能 (AI) 技术在投资组合管理与绩效提升方面发挥了显著作用。

2.3.1 AI 驱动的数据分析

AI 驱动的数据分析使投资者能够利用大量 ESG 相关数据来指导投资组合构建决策

³。机器学习算法可以分析历史数据，识别环境表现、社会影响和治理实践中的投资机会与风险⁷。这些算法可以构建定量模型，将 ESG 因素与传统财务指标相结合，以构建平衡的投资组合。这些模型根据可持续发展目标、风险承受能力和财务目标优化投资组合配置，确保与 ESG 原则一致⁸。

此外，AI 驱动的数据分析有助于投资组合构建中的风险评估，通过识别和量化 ESG 相关风险（如气候变化影响、供应链中断和监管变化）来评估其对投资组合的影响⁷。机器学习算法能够分析历史数据，评估 ESG 风险发生的可能性及其对投资组合的影响，从而将风险缓解策略纳入投资组合构建过程。

2.3.2 动态投资组合优化

AI 算法能够通过持续分析市场趋势、ESG 相关数据和投资组合表现指标，动态调整投资组合配置⁹。机器学习模型可以根据市场条件的变化、新兴的可持续性趋势和投资者偏好，实时调整投资组合配置¹⁰。AI 驱动的场景分析使投资者能够评估不同 ESG 情景对投资组合表现的影响³。机器学习模型可以模拟各种情景（如气候变化影响或监管变化），评估其对投资组合回报和风险特征的影响，指导投资者进行主动的投资组合调整¹⁰。

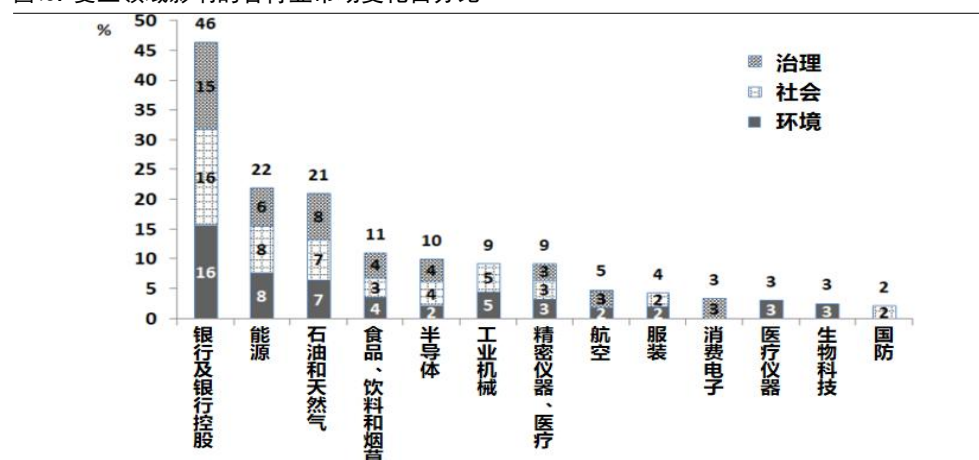
AI 算法能够执行多目标优化，平衡财务回报、风险缓解和 ESG 因素，以优化投资组合配置⁹。机器学习模型可以在多个维度上优化投资组合配置，例如盈利能力、可持续性和风险暴露，以实现期望的投资结果³。

2.3.3 将 ESG 因素整合到投资组合管理策略中

AI 技术使 ESG 因素能够通过复杂的框架和方法整合到投资组合管理策略中¹¹。机器学习算法可以根据 ESG 表现对公司进行分类，识别 ESG 领导者和落后者，并构建多样化的投资组合²。AI 驱动的 ESG 风险管理工具帮助投资者评估和缓解投资组合中的 ESG 相关风险¹²。自然语言处理技术可以分析公司报告、新闻文章和社交媒体中的文本数据，识别 ESG 争议、治理丑闻和声誉风险，指导投资组合调整。

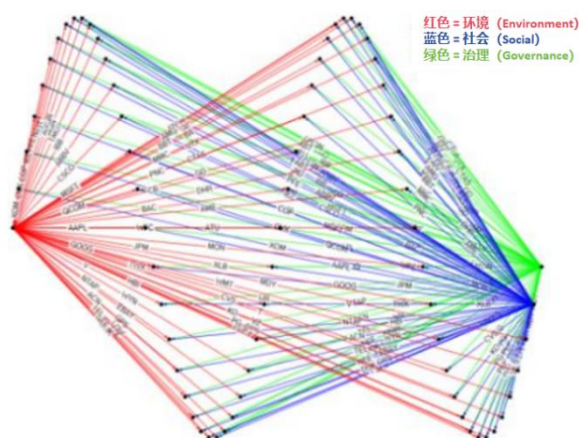
AI 驱动的影响测量工具使投资者能够量化和报告投资组合的环境和社会影响¹³。机器学习算法可以分析 ESG 相关数据，评估投资组合产生的积极和消极外部性，促进对利益相关者的透明和问责报告²。

图15: 受三领域影响的各行业市场变化百分比



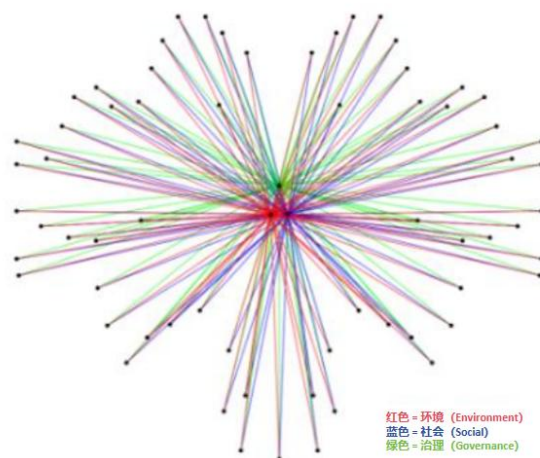
资料来源: Behavioral portfolio management with layered ESG goals and AI estimation of asset returns (Gordon H. Dash 等, 2021), 国信证券经济研究所整理

图16: 网络理论与动态资产定价中 E、S 和 G 的相互连接性



资料来源: Behavioral portfolio management with layered ESG goals and AI estimation of asset returns (Gordon H. Dash 等, 2021) 国信证券经济研究所整理

图17: 网络理论与动态资产定价中 E、S 和 G 的方向性影响



资料来源: Behavioral portfolio management with layered ESG goals and AI estimation of asset returns (Gordon H. Dash 等, 2021) 国信证券经济研究所整理

图18: 核心证券的市场特征和因子弹性估计

美股代码	公司名称	回报率	风险	CVaR	RtF ^E	RtF ^S	RtF ^G	RtS
NEE	NextEra能源	0.0124	0.0327	0.1879	0.196	0.14	-0.272	0.064
DUK	Duke能源	0.0008	0.0384	0.11	0.096	-0.318	-1.059	-1.281
TJX	The TJX	0.0053	0.0301	0.0984	-0.081	-0.021	-0.157	-0.258
CVS	CVS健康	-0.0082	0.0459	0.0809	-0.778	0.387	1.128	0.737
KO	可口可乐	0.0019	0.0233	0.0513	-0.217	-0.16	0.103	-0.274
PG	宝洁	-0.0036	0.0361	0.0907	-0.575	0.76	-0.341	-0.155
PEP	百事	0.0039	0.0258	0.1124	0.408	0.828	0.058	1.294
DPS	Dr. Pepper	0.0133	0.0434	0.1496	-0.193	1.192	0.734	1.733
F	福特汽车	-0.0077	0.051	0.0287	-0.081	-0.021	-0.157	-0.258
EBAY	eBay	0.0123	0.0557	0.0454	-0.553	0.043	0.234	-0.276
HBI	Hanesbrands	-0.0092	0.0607	0.0345	-1.949	0.691	0.561	-0.696
WMT	沃尔玛	0.0011	0.0444	0.1002	1.781	1.094	1.057	3.931
VZ	Verizon通信	0.003	0.0443	0.0548	-0.725	1.795	0.157	1.227
BA	波音	0.0274	0.0525	0.338	0.105	0.981	1.007	2.093
QCOM	高通	-0.0099	0.0683	0.0746	2.315	0.037	0.524	2.876
V	Visa	0.0155	0.032	0.1332	0.4	0.243	1.043	1.685
LOW	Lowe's	0.0056	0.0516	0.0989	-0.363	1.187	1.689	2.513
CTAS	Cintas	0.0196	0.035	0.1706	-0.243	0.445	0.169	0.371

资料来源: Behavioral portfolio management with layered ESG goals and AI estimation of asset returns (Gordon H. Dash 等, 2021) 国信证券经济研究所整理

注: 文中列举的个股和产品仅作为历史梳理, 不作为任何投资推荐依据

2.2.4 AI 在投资组合管理中的作用

AI 技术通过数据驱动的分析、动态优化算法和复杂的 ESG 整合框架, 彻底改变了 ESG 投资中的投资组合管理实践³。AI 驱动的数据分析使投资者能够构建与可持续发展目标一致的平衡投资组合⁷。AI 算法能够根据市场条件的变化实时优化投资

组合配置⁹。AI 技术还能够将 ESG 因素整合到风险管理和报告过程中¹²。

随着 AI 技术的持续发展，有望进一步增强 ESG 投资中的投资组合管理实践，推动积极的环境和社会影响，同时最大化财务回报³。AI 技术为投资者提供了强大的工具，使他们能够导航复杂的 ESG 挑战，实现可持续的财务成功¹⁴。

值得注意的是，尽管 AI 在 ESG 投资中带来了诸多机遇，但也伴随着一定的风险。一方面，AI 技术能够显著提升 ESG 数据的处理效率，为投资者提供更全面、更及时的信息支持，从而推动可持续投资的规模化发展。然而，AI 也可能引入新的治理风险，例如数据偏见、算法不透明以及“漂绿”行为的风险。此外，随着 ESG 数据的增加，数据的一致性、可比性和准确性问题仍然存在，这可能导致投资者面临信息过载和决策失误的风险。

3. 治理透明度的增强与问责机制

透明度和问责制是 ESG 投资的核心支柱，对于增强投资者信任和推动可持续发展至关重要¹⁵。AI 技术在 ESG 投资中的应用，为提升透明度和问责制提供了新的机遇。

3.1 提升 ESG 报告透明度

AI 通过自动化数据收集、分析和报告流程，显著增强了 ESG 报告的透明度。AI 驱动的算法能够从公司报告、新闻文章和社交媒体等大量非结构化数据中提取关键 ESG 信息。自然语言处理（NLP）技术使 AI 能够理解文本数据，识别 ESG 指标和趋势，为投资者提供全面且实时的公司可持续性实践信息，从而增强对 ESG 投资的信任。

3.2 促进利益相关者参与

AI 驱动的工具极大地促进了投资者、公司和其他利益相关者之间的沟通。例如，聊天机器人和虚拟助手可以实时回答问题、提供信息，简化 ESG 报告流程¹⁶。此外，AI 情绪分析工具能够监测社交媒体和新闻平台，评估公众对公司可持续性实践的看法，为投资者和公司提供反馈。通过这些工具，利益相关者可以更积极地参与 ESG 倡议，推动整个投资生态系统的透明度和问责制。

3.3 强化 ESG 合规与问责

AI 驱动的分析能够帮助投资者评估公司对 ESG 标准的遵守情况，识别潜在的合规问题。机器学习算法可以分析历史数据，检测 ESG 绩效中的异常模式，标记可能的违规行为。同时，AI 风险评估工具可以量化公司面临的 ESG 相关风险，如环境责任或社会争议，为投资者提供决策支持。通过 AI 技术，投资者能够更有效地要求公司对其可持续性实践负责，推动其采取更透明和负责任的行为。

透明度和问责制是 ESG 投资的基石。AI 技术通过增强 ESG 报告透明度、促进利益相关者参与以及强化 ESG 合规与问责，为可持续投资提供了有力支持。借助 AI，投资者能够获取更及时、准确的可持续性信息，推动整个投资领域的透明度和问责制提升，从而实现可持续金融的目标。

参考文献

- [1] Visalli F, Patrizio A, Lanza A, et al. ESG Data Collection with Adaptive AI[C]//ICEIS (1). 2023: 468-475.
- [2] Saxena A, Singh R, Gehlot A, et al. Technologies empowered environmental, social, and governance (ESG): An industry 4.0 landscape[J]. Sustainability, 2022, 15(1): 309.
- [3] Macpherson M, Gasperini A, Bosco M. Implications for artificial intelligence and ESG data[J]. Available at SSRN 3863599, 2021.
- [4] Adeoye O B, Okoye C C, Ofodile O C, et al. Artificial Intelligence in ESG investing: Enhancing portfolio management and performance[J]. International Journal of Science and Research Archive, 2024, 11(1): 2194-2205.
- [5] Intersecting Environmental Social Governance and AI for Business Sustainability[M]. IGI Global, 2024.
- [6] Saxena A, Santhanavijayan A, Shakya H K, et al. Nested Sentiment Analysis for ESG Impact: Leveraging FinBERT to Predict Market Dynamics Based on Eco-Friendly and Non-Eco-Friendly Product Perceptions with Explainable AI[J]. Mathematics, 2024, 12(21): 3332.
- [7] Ukoba K, Jen T C. Thin films, atomic layer deposition, and 3D Printing: demystifying the concepts and their relevance in industry 4.0[M]. CRC Press, 2023.
- [8] Smith S S. Integrating AI to Increase the Effectiveness of ESG Projects[M]//Fintech and Sustainability: How Financial Technologies Can Help Address Today's Environmental and Societal Challenges. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 219-232.
- [9] Chen J I. The Drivers of ESG Index Outperformance: A Transatlantic Analysis of US and European Markets[M]. Massachusetts Institute of Technology, 2023.
- [10] Zhang Y. ESG-Based Market Risk Prediction and Management Using Machine Learning and Natural Language Processing[J]. 2023.
- [11] Monk A, Rook D, Sharma R. Transparency and Innovation in Institutional Investing: How To Unlock Beneficial Investment Organizations' Capital for Society's Critical Projects[J]. Available at SSRN 3796535, 2021.
- [12] Selim O. ESG and AI: the beauty and the beast of sustainable investing[M]//Sustainable Investing. Routledge, 2020: 227-243.
- [13] Dash G H, Kajiji N. Behavioral portfolio management with layered ESG goals and AI estimation of asset returns[J]. Available at SSRN 3953440, 2021.
- [14] Minz N K, Khattar Y. Advancing Sustainability: ESG Evolution and the AI Edge[M]//Intersecting Environmental Social Governance and AI for Business Sustainability. IGI Global Scientific Publishing, 2024: 246-261.

- [15] Alsayegh M F, Rahman R A, Homayoun S. Corporate economic, environmental, and social sustainability performance transformation through ESG disclosure. Sustainability, 12 (9), 3910[J]. doi. org/10.3390/su12093910, 2020.
- [16] De Villiers C, Dimes R, Molinari M. How will AI text generation and processing impact sustainability reporting? Critical analysis, a conceptual framework and avenues for future research[J]. Sustainability Accounting, Management and Policy Journal, 2024, 15(1): 96-118.
- [17] Hambissa M Y. Predictive validity of NLP-based ESG controversy scores[D]. Norwegian University of Life Sciences, 2024.

风险提示

- (1) 历史复盘对未来可能具有一定的参考价值，但其意义可能较为有限。
- (2) 资本市场政策可能出现调整，同时，宏观和微观流动性也可能会出现波动。
- (3) 文中个股仅作数据梳理，不构成投资推荐意见。

免责声明

分析师声明

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道；分析逻辑基于作者的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求独立、客观、公正，结论不受任何第三方的授意或影响；作者在过去、现在或未来未就其研究报告所提供的具体建议或所表述的意见直接或间接收取任何报酬，特此声明。

国信证券投资评级

投资评级标准	类别	级别	说明
报告中投资建议所涉及的评级（如有）分为股票评级和行业评级（另有说明的除外）。评级标准为报告发布日后 6 到 12 个月内的相对市场表现，也即报告发布日后的 6 到 12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅作为基准。A 股市场以沪深 300 指数（000300.SH）作为基准；新三板市场以三板成指（899001.CSI）为基准；香港市场以恒生指数（HSI.HI）作为基准；美国市场以标普 500 指数（SPX.GI）或纳斯达克指数（IXIC.GI）为基准。	股票 投资评级	优于大市	股价表现优于市场代表性指数 10%以上
		中性	股价表现介于市场代表性指数 $\pm 10\%$ 之间
		弱于大市	股价表现弱于市场代表性指数 10%以上
		无评级	股价与市场代表性指数相比无明确观点
	行业 投资评级	优于大市	行业指数表现优于市场代表性指数 10%以上
		中性	行业指数表现介于市场代表性指数 $\pm 10\%$ 之间
		弱于大市	行业指数表现弱于市场代表性指数 10%以上

重要声明

本报告由国信证券股份有限公司（已具备中国证监会许可的证券投资咨询业务资格）制作；报告版权归国信证券股份有限公司（以下简称“我公司”）所有。本报告仅供我公司客户使用，本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式使用、复制或传播。任何有关本报告的摘要或节选都不代表本报告正式完整的观点，一切须以我公司向客户发布的本报告完整版本为准。

本报告基于已公开的资料或信息撰写，但我公司不保证该资料及信息的完整性、准确性。本报告所载的信息、资料、建议及推测仅反映我公司于本报告公开发布当日的判断，在不同时期，我公司可能撰写并发布与本报告所载资料、建议及推测不一致的报告。我公司不保证本报告所含信息及资料处于最新状态；我公司可能随时补充、更新和修订有关信息及资料，投资者应当自行关注相关更新和修订内容。我公司或关联机构可能会持有本报告中所提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行、财务顾问或金融产品等相关服务。本公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告意见或建议不一致的投资决策。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，我公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

证券投资咨询业务的说明

本公司具备中国证监会核准的证券投资咨询业务资格。证券投资咨询，是指从事证券投资咨询业务的机构及其投资咨询人员以下列形式为证券投资人或者客户提供证券投资分析、预测或者建议等直接或者间接有偿咨询服务的活动：接受投资人或者客户委托，提供证券投资咨询服务；举办有关证券投资咨询的讲座、报告会、分析会等；在报刊上发表证券投资咨询的文章、评论、报告，以及通过电台、电视台等公众传播媒体提供证券投资咨询服务；通过电话、传真、电脑网络等电信设备系统，提供证券投资咨询服务；中国证监会认定的其他形式。

发布证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

国信证券经济研究所

深圳

深圳市福田区福华一路 125 号国信金融大厦 36 层

邮编：518046 总机：0755-82130833

上海

上海浦东民生路 1199 弄证大五道口广场 1 号楼 12 层

邮编：200135

北京

北京西城区金融大街兴盛街 6 号国信证券 9 层

邮编：100032