气候风险感知是中国股票市场定价因子吗?

李 程[1,*]，张馨元[1]，刘莹斐[2]

1. 天津工业大学 经济与管理学院，天津 300387；
2. 天津大学 经济与管理学部，天津 300072

扫码阅读

摘 要： 本文利用2010—2023年中国A股上市公司年报文本数据，通过文本分析构建气候风险感知因子，并将其纳入Fama-French五因子模型形成六因子模型，采用Fama-MacBeth回归检验其系统性风险属性。研究发现：第一，气候风险感知显著提升股票收益率和风险溢价，高气候风险暴露组合获得更高超额收益，气候风险感知因子对收益率具有显著正向解释作用；第二，冗余检验与吉布斯-罗斯-夏普检验表明，气候风险感知因子无法被传统五因子解释，加入该因子后模型对股票收益横截面差异的解释力显著提升；第三，横截面回归证实，气候风险感知是不可分散的系统性风险，满足定价因子核心条件。以上结论为将气候风险感知纳入资产定价体系提供本土实证证据，为投资者风险管理、企业气候信息披露与监管层政策制定提供参考。

关 键 词： 气候风险感知；Fama-French五因子模型；资产定价；系统性风险

中图分类号： F426 **文献标志码：** A **文章编号：** 2097-4981(2026)04-0543-12

DOI：10.3724/j.issn.2097-4981.JECC-2026-0017

0 引言

在人类活动与自然因素的共同作用下，全球气温呈现持续攀升的态势，各类灾害频发，极端天气事件的出现概率日益增大。同时，世界多地频繁出现极端自然灾害事件，如澳大利亚与西伯利亚发生绵延数月的大面积野火、北美洲遭遇前所未有的高温天气、中国河南引发严重洪涝的特大暴雨等[2]。这些灾害给人类生命与财产安全造成严峻威胁，重创社会秩序和阻碍经济发展，甚至有可能形成恶性循环，致使气候变化进一步加剧。气候风险因其覆盖领域广泛、形成机制复杂的特点，已成为冲击金融稳定的重要风险之一[3]。2021年7月20日，郑州发生特大暴雨并引发严重洪涝灾害，当地上市公司的股价受到较为明显的影响。洪灾发生后一周内，郑州煤电股份有限公司的股价跌幅达13.25%[4]，表明了气候变化对资本市场造成的冲击。这一实例不仅凸显了气候风险的严峻性，也强调了构建气候韧性金融体系的重要性。尽管关于气候风险与股票市场表现的文献日益增多，但鲜有学者将气候风险感知与中国股票市场的定价因子结合研究。

气候风险感知是不是中国股票市场定价因子，气候风险感知和收益率之间有怎样的关系，气候风险感知是否会影响全部行业，气候风险感知是否为系统性风险？回答这一系列问题，能够为气候风险冲击背景下的政府制定气候政策与环保法规、企业将气候风险管理纳入长期战略规划、投资者识别并有效管理气候风险，提供重要的经验证据和政策参考。将气候风险感知因子纳入资产定价体系（如股票、债券等）具有深远意义，不仅会影响投资决策

收稿日期： 2026-04-01；**接受日期：** 2026-06-01

基金项目： 国家社会科学基金后期资助项目（24FJYB026）

通讯作者： 李 程（1981—），博士，教授，研究方向为金融风险。E-mail: licheng81121@163.com

引用格式： 李程, 张馨元, 刘莹斐. 气候风险感知是中国股票市场定价因子吗？[J]. 能源与气候变化, 2026, 2(4): 543−554.

LI C, ZHANG X Y, LIU Y F. Is Climate Risk Perception a Pricing Factor in China's Stock Market?[J]. Journal of Energy and Climate Change, 2026, 2(4): 543−554.

和企业行为，还对整个金融经济体系的可持续发展起到关键作用。为此，本文利用文本分析方法构建气候风险感知因子，并将该因子加入Fama-French（FF）五因子模型进行实证回归，通过Fama-MacBeth（FM）模型来检验其是否为系统性风险。本文主要的边际贡献如下：

1）理论方面：基于年报文本分析构建本土化气候风险感知因子，突破传统气温、灾害数据的局限，实现企业层面气候风险精准测度，丰富气候风险量化方法；实证证实气候风险感知是中国股票市场独立定价因子，拓展FF模型因子体系；明确气候风险感知的系统性风险属性，完善气候金融与资产定价交叉理论。

2）实践方面：为投资者提供气候风险定价基准，指导构建气候韧性投资组合；为企业气候风险管理与信息披露提供依据，减少信息不对称与降低融资成本；为监管层完善气候金融监管、绿色金融政策提供实证支撑。

1 文献综述与理论分析

1.1 文献综述

资产定价是连接投资界与学术界的重要纽带，一直是双方共同关注的热门议题。在投资界，从偏好稳健增值的长期投资者，到善于捕捉市场短期波动的高频交易者，不同类型的参与者均期望通过持有股票资产来获得超额收益；而在学术界，众多学者长期致力于挖掘新的股票资产定价因子[5]。Fama和French[6]创新性地提出三因子模型，这一模型为实证资产定价领域开辟了全新的研究范式，极大地推动了该领域的发展进程。在此基础上，Fama和French[7]以红利贴现模型为基础，将反映企业特征的盈利能力因子以及投资风格因子纳入原有的三因子模型，从而构建五因子模型，该模型能更好地描述横截面上股票组合期望收益率。随着研究深入，多因子模型在投资领域的价值被充分挖掘，越来越多的投资者开始将其应用于资产配置策略[8]。这一系列研究不仅深化了对资产定价机制的理解，也为投资者提供了更精细的投资分析工具。例如，李岩等[9]通过FF模型证明了环境、社会和治理投资绩效因子是中国股票市场的定价因子；夏宇[10]通过FF模型证明了不良资产水平是中国股票市场的定价因子；李新等[5]通过FF模型证明了投资者结构是中国股票市场的定价因子。

在学术界，气候风险通常被划分为物理风险与转型风险两部分。物理风险指由极端天气事件（如飓风、暴雪、超强降雨等）或持续性的气候变化（如全球变暖引发的冰川融化、海平面上升等）直接损害地区经济、破坏生产经营设备等物理层面损害[11]。转型风险指在向绿色经济转型进程中，由于气候政策的推行以及技术变革的驱动而衍生的潜在风险[12]，如碳减排标准实施后，重污染企业在合规成本上升、产品竞争力下降等方面遭受的经营冲击，以及高能耗高污染企业在转型过程中，因各种原因导致转型失败而遭受的利润损失等。国外研究表明，发达国家的资本市场对气候转型风险已具备基本定价能力[13-14]，对气候物理风险的定价一般是在极端天气事件发生后进行[15]。Bouri等[16]证明，气候政策相关的不确定性与绿色能源股票的表现有关。胡丽宁[17]指出，气候变化对宏观经济与金融稳定产生重要影响，并且气候政策不确定性与中国金融市场之间存在显著的正向风险溢出效应。李博阳等[4]从企业角度考察气候风险对公司股票预期收益率的影响，但并未证明其为中国股票市场定价因子。上市公司股票价格受到诸多因素的综合影响，其中内部因素包括公司治理结构、企业盈利能力、运营能力以及偿债能力等；外部因素包括宏观经济环境变化、政治因素以及社会因素等。侯宇恒等[18]发现，气候变化短期内使资产价格和资本收益率减少，温度波动幅度对股票收益率产生负向影响；当气候变化带来的冲击较大、较聚集时，便会演化为气候风险。

相较于已有研究，本文做出如下拓展：一方面，现有研究多关注气候风险对股票收益率的单向影响，但并未严格证明其是否构成独立的定价因子，本文从因子构建、冗余检验到吉布斯-罗斯-夏普（Gibbons-Ross-Shanken，GRS）检验，完整验证气候风险的定价因子属性；另一方面，气候风险是否为系统性风险在实证方面长期缺乏直接证据，本文将通过FM横截面回归，提供中国股票市场的系统性风险检验结果。

1.2 气候风险感知满足定价因子的理论分析

根据套利定价理论与跨期资本资产定价模型，影响资产未来现金流与折现率的不可分散风险，均应成为定价因子并获得风险溢价。气候风险通过极端天气、政策转型、技术替代等渠道，持续冲击企业经营与估值，符合定价因子的理论界定。其中，物理风险直接破坏生产、中断供应链、减少现金流；转型风险推高合规成本、降低高碳资产价值、提升融资成本。两类风险共同改变投资者预期与风险补偿要求，进而影响股票收益率截面差异。气候风险具有跨行业、跨区域、不可分散性特征，传统分散投资无法对冲，符合系统性风险的核心属性，具备成为全市场定价因子的理论前提。这一理论逻辑将气候风险嵌入经典的因子定价框架，为后文的因子构建与实证检验提供清晰的理论锚点。

某一变量若要成为股票定价因子，需满足能带来风险溢价补偿和系统性两大核心特征，而气候风险完全契合这一界定。在风险溢价补偿方面，根据资产定价的核心逻辑，投资者会对承担的额外风险要求风险溢价。气候风险暴露度更高的股票，若要吸引投资者持有，必须提供更高的预期收益，否则其价格会下跌至合理水平。在系统性方面，气候风险并非单一行业的个体风险，而是通过自然环境、宏观政策、产业链传导影响整个资本市场。极端天气会影响农业、交通运输、保险、基建等多个产业链，其影响具有跨行业的系统性特征。传统投资组合可通过分散化降低行业风险，但气候风险是全市场的尾部风险，股票、债券、大宗商品均会受其冲击，分散化投资无法有效对冲。这一逻辑使气候风险与其他风险一样，成为决定股票预期收益和价格的关键变量。

股票定价的核心在于未来现金流的折现，而气候风险直接影响企业现金流和折现率。在现金流方面，极端天气事件直接破坏企业设施、供应链，导致生产中断和收入减少；海平面上升、长期干旱等现象会缓慢影响农业、房地产等行业的基础资产价值。这些风险会传导至资本成本，待投资者意识到气候风险后，可能要求更高的风险溢价，从而推高企业的股权融资成本。在折现率方面，气候不确定性加剧，投资者提高企业必要收益率并压低估值。极端天气事件可能会触发投资者恐慌情绪，引发非理性买卖，放大股价波动。即使没有实际损失，但市场关注度上升、投资者情绪恐慌或出于对政策不确定性的担忧，也会让投资者要求更高的风险溢价，推高折现率，导致股价下跌。金融机构（银行、债券市场）会将气候风险纳入信贷定价框架，对高碳企业提高贷款利率、缩小债券发行规模、提升债券收益率，导致企业的债务融资成本上升；同时，高碳企业的股权融资成本也会因投资者减持而上升，综合融资成本的上升会推高企业的折现率。综合来看，现金流减少和折现率提高均会导致股票价格和收益率发生变化。由此，本文提出假说1。

假说1：气候风险感知是中国股票市场定价因子。

气候风险通过跨部门、跨时空的传导重塑系统稳定性，需以系统性视角协同应对。气候风险因其具有全局性、联动性和不可逆性，能够通过多重渠道冲击经济、金融和社会稳定。首先，气候风险具有广泛性，影响范围超越单一行业或地区，波及能源、农业、房地产、保险等多个领域，并通过供应链、贸易网络等扩散；其次，气候风险具有非线性与阈值效应，一旦气候发生比较剧烈的变化，将对经济系统产生不可逆的连锁反应；最后，气候风险具有长期性与不确定性，影响持续数十年，且科学模型难以精确预测其发生的具体时间点和区域分布，应对难度大。杨建勋等[19]研究表明，气候变化风险具有独特属性，能够在部门内部实现风险传导，还可跨越不同部门进行扩散与放大。这一特性促使形成多个复杂且相互嵌套的风险互联网络。在这些网络中，一处风险源引发的波动会沿着不同产业关联、经济链条及社会联系等渠道不断蔓延，最终催生系统性风险。崔婕和蔡源[20]的研究进一步证实，在气候风险事件发生时，金融机构之间的网络关联程度会显著增强，系统性风险在彼此间的传染水平也随之大幅提升。气候风险会显著提高金融部门的风险暴露程度，金融体系内部各子系统之间存在紧密联系，气候风险借助这一传导体系可以在短时间内蔓延至整个金融市场，由此引发系统性金融风险[21-22]。总之，气候风险已成为影响股票定价的系统性风险

因子。由此，本文提出假说2。

假说2：气候风险感知是系统性风险。

根据上述理论分析，本文借助Fama和French[7]提出的因子构建法，构建气候风险感知RISK因子，同时结合FF五因子模型对假说进行检验。

2 数据与方法

2.1 数据

2010年后全球气候灾害显著增多，本文主要选取2010—2023年的月度数据开展研究，数据来自Wind、国泰安数据库以及巨潮资讯网。参考李新等[5]的研究方法，本文在选取股票样本数据时遵循以下规则：1）剔除上市时间不满1年的股票，且剔除上市后最初250个交易日的数据；2）剔除已退市以及被实施ST等特殊处理的股票；3）剔除期末总市值处于市场后30%的股票；4）剔除近1年交易日数量少于120天以及长期处于停牌状态的股票；5）剔除资产≤0以及数据不全的股票。

2.2 变量定义

在气候风险研究方面，多数学者倾向选用能源使用量数据、气温变化数据以及自然灾害数据，对某一地区的气候风险状况进行量化评估[21]。然而，这类度量方式存在明显的局限性：数据来源较为单一，难以深入企业个体维度，更无法与复杂多变的股票市场建立有效关联。鉴于此，本文主要借鉴杜剑等[3]的研究成果，以中国A股上市公司年报为例开展研究，借助机器学习方法和文本分析方法，构建中文“气候风险”词典，搭建气候风险量化指标体系，具体步骤为：依托巨潮资讯网财经平台，下载2010—2023年符合样本数据要求的所有A股上市公司年报，通过人工阅读以及文本分析相结合的方式获取“气候风险”扩展词集总词频与年报总词频，并将其比值作为气候风险指标[3]，该指标与气候风险呈显著的正相关关系。需要指出的是，本文通过年报文本分析所得的气候风险指标，主要度量企业对气候风险的感知、关注及信息披露强度，而非企业面临的客观物理风险或转型风险水平。这一指标受企业披露策略、行业披露惯例等因素影响，在解读时需保持审慎。

2.3 研究方法

2.3.1 文本分析法

相较于气温、自然灾害等宏观数据，分析年报文本能精准反映企业自身感知的气候风险（覆盖物理风险与转型风险），适配股票定价的微观研究场景。

2.3.2 FF 因子构建法

采用2×3分组、独立排序构造因子，符合本土市场特征，可有效控制市值、账面市值比、盈利、投资风格的干扰，保证气候风险感知因子的独立性与稳健性。

2.3.3 FM 回归

两步法能同时检验因子风险溢价显著性与系统性风险属性，是资产定价领域检验定价因子的标准方法，使用该方法的结果是可靠的。

2.3.4 GRS 检验

GRS检验可直接比较不同因子模型对投资组合收益的解释力，为判断气候风险感知因子是否带来边际信息增量提供严格的统计依据。

2.4 因子构建

Fama和French[7]提出的五因子模型包含市值因子（SMB）、账面市值比因子（HML）、市场因子（MKT）、投资能力因子（CMA）、盈利能力因子（RMW），如式（1）所示。本文借鉴Fama和French[7]的研究成果，并在其基础上引入气候风险感知因子（RISK），如式（2）所示：

$$R_{it}-R_{ft}=\alpha_i+\beta_i(R_{mt}-R_{ft})+\delta_i\mathrm{SMB}_t+\eta_i\mathrm{HML}_t+\gamma_i\mathrm{RMW}_t+\theta_i\mathrm{CMA}_t+\lambda_i\mathrm{MKT}_t+\varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$R_{it}-R_{ft}=\alpha_i+\beta_i(R_{mt}-R_{ft})+\delta_i\mathrm{SMB}_t+\eta_i\mathrm{HML}_t+\gamma_i\mathrm{RMW}_t+\theta_i\mathrm{CMA}_t+\lambda_i\mathrm{MKT}_t+\vartheta\mathrm{RISK}_t+\varepsilon_{it} \quad (2)$$

式中：R_{it}是个股收益率，i是个体股票，t是时间；R_{mt}指按样本股票流通市值占比加权构建的市场组合收益率；R_f代表无风险收益率，本文采用中国国债一年期收益率；（$R_{mt}-R_{ft}$）反映市场风险溢价，即市场因子MKT；SMB_t反映t时期内小、大市值股票投资组合收益率之差；HML_t为账面市值比因子，即高、低利润市值比股票投资组合收益率之差；RMW_t反映

高、低盈利股票收益率之差；CMA_t反映t时期内保守与激进投资风格的股票投资组合收益率之差；RISK是气候风险感知因子。

本文参考Fama和French[7]的研究，在每年第二季度末，依据不同指标的分位点，对样本股票开展分组工作，明确自当年第三季度起始，延续至次年第二季度的股票组合构成。本文运用2×3的分组策略，将市值维度划分为小市值（S）与大市值（B）两种组合类型，并将其与其他组合分别进行两两交叉配对，共构建出30种股票组合。其中，流通市值（size）选取第t−1年12月份的流通市值数据进行度量；利润市值比（ep）通过第t−1年的营业利润除以第t−1年12月份的流通市值计算；营运利润比指标（op）则由第t−1年的营业利润与所有者权益合计之比得出。账面市值比（Bm）使用前一年的公司所有者权益与前一年年底公司总市值的比值来表示，时间界定上前一年的7月到次年的6月为一整年。R_i（i = SH, SN,…, BE）代表组合i的月度平均收益率，该收益率以个股流通市值占总组合流通市值的比重为权重计算得出。在分组过程中，本文采用双重独立排序的构造方式，并依据公司年度总市值、账面市值比等数据进行分组，具体过程如下。1）市值分组：依据股票市值的中位数，将股票划分为小市值组与大市值组；2）账面市值比分组：以账面市值比的30%和70%分位点为阈值，将股票划分为高（H）、中（N）、低（L）3组；3）盈利能力分组：依据盈利能力大小进行排序，以30%及70%分位点为阈值，将股票划分为弱盈利能力（W）组合、中盈利能力（M）组合及强盈利能力（R）组合；4）投资风格（inv）分组：以第t−1年的总资产变动与第t−2年的总资产规模之比进行计算，按照数值大小排序，以30%及70%分位点作为阈值，将股票划分为保守型（C）组合（≤30%）、中立型（U）组合（>30%～<70%）及激进型（A）组合（≥70%）；5）气候风险分组：按气候风险大小的30%和70%分位点将全体股票分成气候风险高（P）、中（V）、低（E）3组。

市值因子的计算公式如式（3）所示：

$$SMB = \frac{SMB_{Bm} + SMB_{op} + SMB_{INV}}{3} \quad (3)$$

$$SMB_{Bm} = \frac{R_{SH} + R_{SN} + R_{SL}}{3} - \frac{R_{BH} + R_{BN} + R_{BL}}{3} \quad (4)$$

$$SMB_{op} = \frac{R_{SR} + R_{SN} + R_{SW}}{3} - \frac{R_{BR} + R_{BN} + R_{BW}}{3} \quad (5)$$

$$SMB_{inv} = \frac{R_{SC} + R_{SN} + R_{SA}}{3} - \frac{R_{BC} + R_{BN} + R_{BA}}{3} \quad (6)$$

账面市值比因子的计算公式如式（7）所示：

$$HML = \frac{R_{SH} + R_{BH}}{2} - \frac{R_{SL} + R_{BL}}{2} \quad (7)$$

盈利能力因子的计算公式如式（8）所示：

$$RMW = \frac{R_{SR} + R_{BR}}{2} - \frac{R_{SW} + R_{BW}}{2} \quad (8)$$

投资能力因子的计算公式如式（9）所示：

$$CMA = \frac{R_{SC} + R_{BC}}{2} - \frac{R_{SA} + R_{BA}}{2} \quad (9)$$

本文构建的气候风险感知因子的计算公式如式（10）所示：

$$RISK = \frac{R_{SE} + R_{BE}}{2} - \frac{R_{SP} + R_{BP}}{2} \quad (10)$$

3 实证分析

3.1 描述性统计与相关性分析

各因子的描述性统计结果见表1。可以看出，市场因子均值为正值，这表明总体收益率呈上升态势，市场总是向着人们希望看到的、利好的方向发展。然而，通过与其他因子对比发现，市场因子的最大值以及标准差均在各因子中最大，而其最小值在各因子中最低。这一特征表明，市场因子的波动幅度较大，上升幅度和下降幅度均远超其他因子。从市场运行逻辑来看，较大的因子波动暗示市场参与者对相关信息反应迅速且多元，在一定程度上验证了市场有效性的存在。从均值层面分析，市值因子系数呈正值，这一结果表明在样本范围内，小市值股票相较于大市值股票在收益率方面更具优势。账面市值比因子系数呈负值，这说明高账面市值比股票的收益率低于低账面市值比股票的收益率，即就样本股池而言，低估值股票在统计意义上并不具备收益率优势。盈利能力因子系数呈负值，这一量化结果直观反映出，在研究涉及的样本体系内，相较于盈利性较弱的股票，盈利性较强的股票所实现的收益率反而更低。投资能力因子系数呈负值，这表明从市场整体投资倾向看，投资能力较弱的公司并未获得市场青睐。气候风险感知因子系数为负，这意

表 1 描述性统计结果
Table 1 Descriptive statistics results

因子	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
MKT	168	0.002 4	0.060 8	−0.250 6	0.177 8
SMB	168	0.006 1	0.039 3	−0.157 9	0.139 8
HML	168	−0.000 2	0.031 3	−0.097 6	0.126 1
RMW	168	−0.000 2	0.024 4	−0.071 9	0.063 0
CMA	168	−0.000 1	0.021 7	−0.066 0	0.058 5
RISK	168	−0.001 8	0.021 5	−0.058 8	0.106 2

味着在股票收益表现上，低气候风险股票所实现的收益率高于高气候风险股票的收益率。

六因子的相关系数矩阵如表2所示。可以看出，气候风险感知因子与市值因子呈显著负相关，与账面市值比因子和投资能力因子呈显著正相关。这可能是因为市值因子代表的是市值较小的公司与市值较大的公司之间的收益率差异，小公司由于规模较小，可能更易受到气候风险的影响，导致其收益率波动较大：当气候风险增加时，小公司可能面临更大的运营和财务风险，从而导致其收益率下降；投资者可能会更倾向投资具有稳定现金流、较低财务风险和较高价值属性的公司。这些公司往往具有较高的账面市值比和稳健的投资风格，因此其收益率与气候风险感知因子呈正相关。同时，气候风险作为一种新的系统性风险，可能会要求投资者获得额外的风险溢价作为补偿。这种风险溢价可能更多地体现在具有稳定价值和稳健投资风格的公司，这些公司的收益率（HML和CMA）与气候风险感知因子呈正相关。

表 2 六因子的相关系数矩阵
Table 2 Correlation coefficient matrix of six factors

因子	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	RISK
MKT	1.000	–	–	–	–	–
SMB	0.158**	1.000	–	–	–	–
HML	−0.126	−0.337***	1.000	–	–	–
RMW	−0.253***	−0.578***	0.031	1.000	–	–
CMA	−0.036	0.235***	0.486***	−0.603***	1.000	–
RISK	−0.040	−0.282***	0.560***	−0.059	0.500***	1.000

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 统计水平上显著，余表同。

3.2 冗余检验与 GRS 检验

对上述6个因子开展冗余检验，结果见表3。可以看出，气候风险感知因子的截距项并不显著。因此在当前因子体系下，气候风险感知因子无法被其他因子所解释，进而充分证明了气候风险感知因子在资产定价过程中是独特的、不可替代的。

表 3 冗余检验结果
Table 3 Redundancy test results

因子	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	RISK
截距项	0.003	0.005**	0.002	0.001	0.000	−0.001
	（0.549）	（2.257）	（1.049）	（1.093）	（0.024）	（−0.669）

注：括号内为 t 值。

本文参考Gibbons等[24]的研究，运用GRS统计量对资产定价模型的有效性展开检验，GRS统计量越小，意味着模型对股票收益波动率的解释能力越强，检验结果如表4所示。可以看出，加入气候风险感知因子的六因子模型，比三因子和五因子模型的GRS统计量小，同时分别在5%和10%的统计水平下显著，这说明加入气候风险感知因子的模型对股票收益的解释更优。本文参考李新等[5]的做法，按照size-RISK（市值规模）、op-RISK（盈利能力因子，用营运利润率表示）、inv-RISK（投资风格因子，用总资产变动率表示）进行5×5分组，1～5分别代表受到气候风险冲击严重或敏感程度的股票组合，按照数值从小到大，各组依次命名为Low、2、3、4、High。

表 4 GRS 检验结果
Table 4 GRS test results

模型	size-RISK 组合	op-RISK 组合	inv-RISK 组合
三因子模型	2.227***	2.145***	2.113***
五因子模型	1.696**	1.650**	1.621**
六因子模型	1.516*	1.469*	1.587**

3.3 模型回归结果

进一步地，本文对构建的六因子模型开展回归分析，旨在通过实证检验，判断气候风险因子是否构成中国股票市场的有效定价因子，回归结果见表5。可以看出，在受到气候风险冲击较严重或较敏感的投资组合中，气候风险感知因子的系数显著为正，

表 5 模型回归结果

Table 5 Model regression results

变量	市值规模–气候风险				
Low	−0.448***	−0.246***	−0.006	0.125	0.495***
	（−5.278）	（−2.815）	（−0.072）	（1.193）	（4.904）
2	−0.386***	−0.136	−0.078	0.235***	0.603***
	（−7.343）	（−1.568）	（−0.991）	（2.919）	（6.233）
3	−0.384***	−0.226**	−0.103*	0.226***	0.699***
	（−4.351）	（−2.551）	（−1.718）	（2.633）	（6.985）
4	−0.481***	−0.274**	−0.015	0.133	0.788***
	（−5.569）	（−2.469）	（−0.118）	（1.269）	（7.141）
High	−0.709***	−0.223***	−0.125	0.162**	0.618***
	（−7.882）	（−3.319）	（−1.449）	（1.988）	（10.908）
变量	盈利能力（营运利润率）–气候风险				
Low	−0.637***	−0.348**	−0.055	0.40***	0.730***
	（−5.832）	（−2.012）	（−0.538）	（2.805）	（5.439）
2	−0.315***	−0.028	−0.136	0.160	0.533***
	（−2.694）	（−0.299）	（−1.522）	（1.541）	（5.315）
3	−0.537***	−0.316**	0.018	0.145	0.777***
	（−4.726）	（−2.117）	（0.133）	（1.082）	（4.982）
4	−0.477***	−0.252**	−0.336**	0.100	0.764***
	（−3.433）	（−2.363）	（−2.452）	（0.985）	（6.919）
High	−0.669***	−0.269***	−0.066	0.169*	0.583***
	（−6.312）	（−3.296）	（−0.447）	（1.800）	（7.018）
变量	投资风格（总资产变动率）–气候风险				
Low	−0.663***	−0.109	−0.154	0.386***	0.620***
	（−6.438）	（−0.983）	（−1.376）	（3.255）	（8.028）
2	−0.255*	−0.399**	−0.095	0.101	0.446***
	（−1.932）	（−2.392）	（−0.535）	（0.698）	（5.578）
3	−0.567***	−0.463***	−0.110	0.038	0.534***
	（−5.302）	（−4.453）	（−0.662）	（0.362）	（3.968）
4	−0.692***	−0.038	−0.087	0.268**	0.681***
	（−4.565）	（−0.327）	（−0.767）	（2.533）	（6.660）
High	−0.618***	−0.248**	−0.035	0.091	0.737***
	（−7.073）	（−2.100）	（−0.317）	（0.838）	（4.240）

而在对气候风险不敏感的组合中，气候风险感知因子的系数显著为负。这表明对气候风险更敏感的股票可以获取更高的预期收益，从而进一步说明气候风险因子是中国股票市场的定价因子。

原因可能在于，气候风险对企业盈利能力以及股票收益率的影响机制错综复杂，涵盖多个关键维度。一方面，气候变化会对企业的生产环节、成本结构、销售策略以及市场需求产生直接作用。例如，极端天气事件可能干扰企业正常生产秩序，导致生产成本上升，同时改变消费者偏好，影响产品销售。另一方面，企业应对气候风险所采取的举措，如绿色转型、节能减排等，会对其市场竞争力、品牌形象以及投资者的认可度产生深远影响。在这些因素的综合作用下，投资者对企业股票的预期收益发生动态变化，进而影响股票收益率[4]；同时气候风险事件会影响市场投资者的气候风险感知，而投资者的气候风险感知能够影响系统性金融风险[13]，甚至可能造成市场恐慌情绪。对气候风险更敏感的投资者可能会调整其投资组合，增加对能够抵御气候风险或受益于气候变化的公司的投资，从而推高这些公司的股票价格和风险溢价。

3.4 稳健性检验

为验证研究结论的可靠性，本文进一步开展稳健性检验。此次检验分别将RISK因子纳入三因子模型，以及替换部分因子后的五因子模型。选择这两个模型进行检验的原因在于，其在股票市场中具有较强的适用性[5]，能够为验证本文结论提供更具说服力的实证支撑，确保研究成果的可靠性。为保证主结论的稳健性，本文通过两种思路进行敏感性测试：1）将RISK因子加入三因子模型，检验其在简约模型下的表现；2）利用气候风险感知因子替换五因子模型中的特定风格因子，考察其对原有因子解释力的替代或补充作用。所有检验均采用5×5分组。

3.4.1 三因子模型加气候风险感知因子

本文将气候风险感知因子纳入三因子模型，构建四因子模型以检验其显著性，从size-RISK（市值规模）、Bm-RISK（账面市值比–气候风险）两个维度进行5×5分组开展实证回归，结果见表6。可以看出，对气候风险敏感度更高的股票，呈现出更高的因子溢价，这一结果与基准回归结论一致。

3.4.2 气候风险感知因子代替投资能力因子的五因子模型

本文参考李新等[5]的研究，利用气候风险感知因子代替投资能力因子加入五因子模型，据此来观察其显著性。本文从size-RISK、Bm-RISK、op-RISK3

表 6 四因子模型回归结果

Table 6 Regression results of the four-factor model

变量	市值规模–气候风险				
Low	−0.373***	−0.272***	−0.056	0.153**	0.413***
	(−4.942)	(−2.806)	(−0.755)	(2.200)	(4.127)
2	−0.331***	−0.120	−0.030	0.284***	0.577***
	(−5.976)	(−1.429)	(−0.406)	(4.817)	(7.748)
3	−0.349***	−0.198***	−0.009	0.288***	0.665***
	(−4.770)	(−2.672)	(−0.151)	(2.988)	(6.964)
4	−0.522***	−0.268**	−0.025	0.193*	0.764***
	(−5.058)	(−2.24)	(−0.176)	(1.916)	(6.188)
High	−0.760***	−0.269***	−0.098	0.233***	0.636***
	(−8.128)	(−4.534)	(−1.147)	(3.095)	(10.746)
变量	账面市值比–气候风险				
Low	−0.766***	−0.357***	−0.028	0.205	0.620***
	(−5.488)	(−3.382)	(−0.202)	(1.624)	(4.413)
2	−0.679***	−0.067	−0.150	0.270***	0.539***
	(−4.936)	(−0.790)	(−1.126)	(3.500)	(5.127)
3	−0.414***	−0.226**	−0.013	0.154*	0.589***
	(−3.864)	(−2.102)	(−0.126)	(1.681)	(4.815)
4	−0.477***	−0.191*	0.012	0.263**	0.690***
	(−3.579)	(−1.795)	(0.112)	(2.025)	(6.027)
High	−0.359***	−0.265***	−0.204*	0.214***	0.558***
	(−2.916)	(−3.302)	(−1.789)	(3.303)	(7.258)

个维度进行5×5分组开展实证回归，结果如表7所示。可以看出，对气候风险更敏感的股票存在较高的因子溢价，与基准回归结果相同。

3.4.3 气候风险感知因子代替盈利能力因子的五因子模型

本文利用气候风险感知因子代替盈利能力因子加入五因子模型并观察其显著性，分别从size-RISK、Bm-RISK、op-RISK 3个维度进行5×5分组开展实证回归，结果如表8所示。可以看出，对气候风险更敏感的股票存在更高的因子溢价，与基准回归结果相同。

综上，无论采用何种模型设定，气候风险敏感度更高的股票组合均呈现显著为正的气候风险感知因子，高、低气候风险组合间的溢价差异稳定存在，这与基准六因子模型结果一致。这表明气候风险因子的定价能力不受特定因子组合选择的影响，结论具有稳健性。由此可见，假说1可以成立。

表 7 气候风险感知因子代替投资能力因子后的五因子模型回归结果

Table 7 Regression results of the five-factor model with the climate risk perception factor replacing the investment capability factor

变量	市值规模–气候风险				
Low	−0.395***	−0.297***	−0.057	0.147*	0.425***
	(−5.528)	(−3.499)	(−0.652)	(1.796)	(3.386)
2	−0.389***	−0.170**	−0.076	0.237***	0.536***
	(−7.267)	(−2.199)	(−0.924)	(4.135)	(7.453)
3	−0.404***	−0.254***	−0.082	0.222***	0.597***
	(−5.602)	(−3.257)	(−1.355)	(2.804)	(6.318)
4	−0.595***	−0.331***	−0.076	0.102	0.682***
	(−6.789)	(−3.141)	(−0.667)	(0.962)	(4.754)
High	−0.788***	−0.255***	−0.075	0.237***	0.590***
	(−9.569)	(−3.264)	(−1.040)	(3.374)	(9.305)
变量	账面市值比–气候风险				
Low	−0.787***	−0.339***	0.029	0.240*	0.642***
	(−6.132)	(−2.956)	(0.237)	(1.919)	(4.256)
2	−0.729***	−0.105	−0.174*	0.215**	0.506***
	(−5.669)	(−1.248)	(−1.895)	(2.286)	(6.356)
3	−0.512***	−0.244**	−0.071	0.080	0.550***
	(−5.827)	(−2.117)	(−0.701)	(0.890)	(4.183)
4	−0.512***	−0.235**	−0.032	0.252	0.608***
	(−4.405)	(−2.152)	(−0.304)	(1.611)	(5.834)
High	−0.340**	−0.243**	−0.209*	0.166**	0.478***
	(−2.589)	(−2.064)	(−1.969)	(2.224)	(6.358)
变量	盈利能力（营运利润率）–气候风险				
Low	−0.589***	−0.366***	−0.116	0.396***	0.649***
	(−5.559)	(−2.891)	(−1.015)	(3.357)	(5.796)
2	−0.403***	−0.195*	−0.171*	0.235***	0.489***
	(−3.148)	(−1.859)	(−1.820)	(3.052)	(4.922)
3	−0.712***	−0.429***	−0.050	0.098	0.549***
	(−5.422)	(−2.818)	(−0.404)	(0.814)	(3.906)
4	−0.531***	−0.255***	−0.326***	0.083	0.708***
	(−5.118)	(−2.681)	(−2.934)	(0.834)	(8.584)
High	−0.701***	−0.223**	0.026	0.258***	0.585***
	(−6.772)	(−2.285)	(0.233)	(2.764)	(9.842)

3.5 系统性风险检验

为验证气候风险是否为系统性风险，本文对其进行横截面回归，以估计气候风险溢价。若此溢价显著不为0，则证明气候风险为系统性风险。在进行

表 8 气候风险感知因子代替盈利能力因子的五因子模型回归结果

Table 8 Regression results of the five-factor model with the climate risk perception factor replacing the profitability factor

变量	市值规模–气候风险				
Low	−0.449***	−0.263**	−0.014	0.125	0.490***
	（−5.620）	（−2.434）	（−0.172）	（1.279）	（4.679）
2	−0.410***	−0.161*	−0.097	0.217**	0.577***
	（−7.058）	（−1.781）	（−1.110）	（2.553）	（6.005）
3	−0.409***	−0.253***	−0.129*	0.199*	0.657***
	（−4.682）	（−3.470）	（−1.878）	（1.898）	（5.654）
4	−0.526***	−0.308**	−0.044	0.092	0.740***
	（−4.424）	（−2.259）	（−0.307）	（0.739）	（4.849）
High	−0.731***	−0.222***	−0.109	0.174**	0.596***
	（−6.911）	（−2.868）	（−1.187）	（2.196）	（6.855）
变量	账面市值比–气候风险				
Low	−0.672***	−0.290**	0.128	0.285*	0.807***
	（−5.005）	（−2.509）	（1.005）	（1.883）	（5.275）
2	−0.662***	−0.122	−0.174	0.210*	0.613***
	（−4.034）	（−1.231）	（−1.067）	（1.933）	（5.649）
3	−0.531***	−0.208	−0.075	0.021	0.644***
	（−4.339）	（−1.556）	（−0.628）	（0.156）	（5.060）
4	−0.592***	−0.191	−0.056	0.213	0.599***
	（−4.467）	（−1.581）	（−0.392）	（1.393）	（4.297）
High	−0.314**	−0.243**	−0.332***	0.073	0.435***
	（−2.539）	（−2.256）	（−3.868）	（1.223）	（4.923）
变量	盈利能力（营运利润率）–气候风险				
Low	−0.691***	−0.142	−0.200*	0.375***	0.571***
	（−5.519）	（−1.079）	（−1.709）	（2.945）	（6.014）
2	−0.286**	−0.414**	−0.115	0.093	0.438***
	（−2.238）	（−2.394）	（−0.838）	（0.691）	（5.968）
3	−0.596***	−0.467***	−0.090	0.050	0.499***
	（−4.565）	（−4.793）	（−0.638）	（0.483）	（3.985）
4	−0.705***	−0.021	−0.043	0.284***	0.677***
	（−4.421）	（−0.132）	（−0.333）	（2.769）	（7.082）
High	−0.644***	−0.285***	−0.071	0.071	0.670***
	（−4.820）	（−2.762）	（−0.581）	（0.580）	（3.025）

横截面回归前，本文首先运用分组方法，探究气候风险暴露程度不同的股票的收益率是否有差异。

3.5.1 投资组合按静态气候风险分组

首先，本文根据全样本下股票的超额收益率，对MKT、SMB、HML、RMW、CMA和RISK这6个因子进行时间序列回归，记录气候风险指标的风险，即气候风险感知因子的系数值β_{RISK}，该值能够体现各个股票的气候风险暴露程度。然后，本文基于气候风险感知因子系数值大小，将所有股票平均分为5组，每组股票数目接近。最后，本文根据每组的股票，分别构造5个股票组合，计算5个股票组合的周度流通市值加权回报率以及算术平均回报率的均值和方差。

气候风险的系统性体现在其不可分散性及对所有股票的共同冲击上。在实证方面，通过FM回归检验横截面上气候风险载荷（β）是否获得显著的风险溢价，是检验系统性风险的经典范式。然而，传统β的符号可能因个股对气候风险的敏感方向不同而正负抵消，导致线性关系不显著。Bollerslev等[25]提出一种新的分解系统性风险的方法，即将传统市场贝塔分解为4个半贝塔，不同状态的半贝塔具有不同的风险溢价。无论个股对气候风险的暴露是正向还是负向（即受益或受损），只要其对这一系统性因子具有较高的敏感度，投资者就会要求相应的溢价补偿，因为这种高敏感度本身意味着更大的不确定性。因此，$|\beta|$分组能更纯粹地根据对气候风险的敏感程度而非暴露方向进行排序，从而更清晰地验证高风险敏感组合是否能获得更高收益。参照其思路，本文对β_{RISK}取绝对值，以全部正值的状态与原β_{RISK}进行对比分析。表9为全样本下股票组合的回报率均值与方差。证券组合按照β_{RISK}分组时，观察其收益率的均值与方差规律，并不能发现明显趋势。而在按照$|\beta_{RISK}|$分组的情况下，在计算流通市值加权回报率和算术平均回报率时，方差和均值的排序基本遵循风险越大，收益越高的规律，在算术平均回报率方面尤为明显。

3.5.2 投资组合按时变气候风险分组

本文运用时变β_{RISK}，进一步验证横截面回归按照气候风险感知因子的回归系数值（绝对值和非绝对值）分组的合理性与可行性。具体地，本文首先采用滚动窗口方法，得到时变β_{RISK}风险值，窗口长度取48周，计算每只股票的β_{RISK}；再分别依据时变β_{RISK}与$|\beta_{RISK}|$大小将全样本股票分为5组，计算每组周度流通市值加权回报率以及算术平均回报率的均值和方差。

表 9 全样本下股票组合的回报率均值与方差 （单位：%）

Table 9 Mean and variance of stock portfolio returns under the full sample (unit: %)

全样本		面板 A：流通市值加权回报率					面板 B：算术平均回报率				
		Low	2	3	4	High	Low	2	3	4	High
按 β_{RISK} 分组	均值	0.659	0.483	0.515	0.602	0.605	1.107	0.818	0.716	0.762	0.910
	方差	0.646	0.446	0.424	0.470	0.615	0.762	0.601	0.573	0.639	0.703
按 $\lvert\beta_{RISK}\rvert$ 分组	均值	0.523	0.335	0.705	0.564	0.666	0.734	0.751	0.807	0.911	1.151
	方差	0.421	0.471	0.434	0.530	0.639	0.575	0.607	0.615	0.646	0.709

表10为滚动窗口股票组合的回报率均值与方差。可以看出，应用时变 β_{RISK} 时，收益率的均值和方差未呈现明显规律；而应用时变 $|\beta_{RISK}|$ 时，流通市值加权回报率和算术平均回报率均呈现风险（方差）越大的投资组合所对应的预期收益率（均值）越高的特征，且方差与均值的大小顺序和 $|\beta_{RISK}|$ 的大小顺序一致。

3.5.3 全样本 FM 回归

FM回归方法通常被用来检验所研究资产的横截面收益率与相应的因子暴露之间的关系。本文基于25个size-EP证券组合，进行FM两步法的第二步——横截面回归检验。同样地，在FM的第二步中，本文将 $|\beta_{RISK}|$ 与原 β_{RISK} 进行横截面回归的对比分析，观察气候风险溢价的显著性。

全样本FM回归结果如表11所示。可以发现，在FM第二步回归中，尽管应用 β_{RISK} 作为回归变量时气候风险感知因子并不显著，但在应用 $|\beta_{RISK}|$ 作为回归变量时，模型中的气候风险溢价在5%水平上显著为正，气候风险感知因子风险暴露每增加1.000个单位，证券组合的期望收益率将增加0.002个单位。这同样表明气候风险是一个系统性风险。$|\beta|$ 分组呈现清晰的“风险–收益”单调关系，表明一旦按敏感程度排序，气候风险暴露程度将被定价。这恰好反映了气候风险的系统性特征：其并非方向性因子，而是一种全市场共同面临的冲击，各股票对其响应方向不同，但敏感程度高的股票整体获得溢价。由此可见，假说2是成立的。

4 研究结论与建议

本文基于2010—2023年中国股票市场上市公司年度财务报告，利用文本分析方法构建气候风险感知因子，通过将其纳入FF五因子模型来考察其是否为定价因子。结果表明，气候风险感知是影响股票定价的重要因子之一。在中国股票市场中，对气候风险敏感度较高的股票能带来更高的预期回报，即企业面临的气候风险越大，股票收益的风险补偿越高。全样本FM回归结果表明，气候风险感知因子表现出系统性风险的统计特征。这些特征充分表明，气候风险感知因子构成中国股票市场的定价因子，本文的稳健性检验结果进一步支持上述结论。

总之，本文不仅检验气候风险对收益率的影响，更严格证明其为定价因子与系统性风险，研究结论更完整；将气候风险与FF五因子模型结合，完成因子构建、冗余检验、GRS检验、FM全流程检验，方法更规范；立足中国资本市场与政策环境，证实气

表 10 滚动窗口股票组合的回报率均值与方差 （单位：%）

Table 10 Mean and variance of return rates for rolling window stock portfolios (unit: %)

滚动窗口		面板 A：流通市值加权回报率					面板 B：算术平均回报率				
		Low	2	3	4	High	Low	2	3	4	High
按 β_{RISK} 分组	均值	1.183	0.549	0.344	0.307	1.097	1.541	0.546	0.511	0.549	1.383
	方差	0.774	0.462	0.427	0.445	0.740	0.952	0.605	0.553	0.583	0.932
按 $\lvert\beta_{RISK}\rvert$ 分组	均值	0.336	0.399	0.520	0.797	1.520	0.498	0.512	0.622	1.002	2.085
	方差	0.423	0.425	0.437	0.495	0.724	0.550	0.556	0.584	0.620	0.891

表 11 全样本 FM 回归结果

Table 11 FM regression results for the full sample

变量	五因子	五因子+β_{RISK}	五因子+$\lvert\beta_{RISK}\rvert$
MKT	0.002	0.002	0.002
	(0.270)	(0.400)	(0.370)
MB	0.000	0.000	0.000
	(−0.020)	(−0.080)	(−0.020)
HML	−0.006**	−0.006**	−0.005**
	(−2.110)	(−2.170)	(−2.010)
RMW	0.001	0.001	0.001
	(0.570)	(0.600)	(0.650)
CMA	−0.003	−0.003*	−0.002
	(−1.630)	(−1.660)	(−1.410)
β_{RISK}	−	−0.002	−
	−	(−1.370)	−
$\lvert\beta_{RISK}\rvert$	−	−	0.002**
	−	−	(2.270)
常数项	0.006	0.005	0.004
	(1.470)	(1.290)	(1.040)
样本量	467 986	467 962	467 962
R^2	0.114	0.130	0.106

候风险感知在新兴市场的定价作用，弥补本土证据不足；不同于已有环境因子，刻画了市场对企业气候风险敏感度的定价，这对改进气候情景下的资产配置和风险管理有独特价值。

在全球气候风险冲击日益严峻的大背景下，本文的研究结论具有较强的实用价值。在此基础上，本文分别对政府、企业、投资者三者提出建议：

（1）政府应从制度、技术、金融三方面着手，搭建一套完善的气候风险管理体系。定期发布行业气候风险报告，为企业提供清晰的风险预警和指导，以便企业更好地了解和管理气候风险；加大对绿色技术的研发支持，推动产业升级转型，特别是鼓励采矿业、制造业等高污染行业采用清洁生产技术；实施差异化气候政策，对积极应对气候变化的行业和企业给予税收优惠、补贴等。

（2）企业需通过治理结构优化与技术创新实现气候风险内化与低碳竞争力重塑。设立专门的气候风险管理委员会或岗位，负责监测和应对气候风险。制定长期减排目标和可持续发展战略，加强技术创新，提高能源效率，采用可再生能源，减少碳足迹；积极主动披露气候风险信息，减少“漂绿”等现象对股票收益率的负面影响。

（3）投资者应保持对气候风险的敏感性。关注企业的气候风险暴露情况，在投资决策中融入气候风险评估，利用专业机构和数据库的信息，识别企业的气候风险暴露程度和应对能力；关注并支持有明确气候行动计划和良好环境绩效的企业，通过资本配置引导资金流向绿色经济；采用多元化投资策略，不仅要关注单一企业的气候风险，还要关注整个投资组合的气候风险敞口，以应对系统性风险。

需要注意的是，本文的气候风险感知因子是基于中国上市公司年报文本构建的，反映的是资本市场对企业气候风险信息的定价行为。采用年报文本表征的气候风险感知，更接近市场关注与预期层面，不完全等同于企业真实物理暴露或碳成本，政策制定仍需结合更细化的微观风险数据。因此，研究建议主要适用于资本市场相关政策，如提升气候信息披露质量、引导气候风险定价、投资者教育等方面。气候风险溢价具有显著异质性，其在高碳行业、重资产企业、气候敏感地区更高，政策应坚持差异化导向，避免“一刀切”。此外，本文证实的是风险感知驱动的系统性溢价，不代表高气候风险具备长期投资价值，监管与投资仍需以风险防控与可持续发展为核心。

参考文献

[1] 周月书, 单楠, 亓浩. 气候变化、金融科技与农村金融机构风险[J]. 农村金融研究, 2024(9): 3–18.

[2] 杨子晖, 李东承, 陈雨恬. 金融市场的“绿天鹅”风险研究：基于物理风险与转型风险的双重视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 47–67.

[3] 杜剑, 徐筱彧, 杨杨. 气候风险影响权益资本成本吗？：来自中国上市公司年报文本分析的经验证据[J]. 金融评论, 2023, 15(3): 19–46.

[4] 李博阳, 张嘉望, 沈徐豪. 气候变化风险存在股票溢价效应吗[J]. 财经科学, 2024(6): 31–47.

[5] 李新, 梁伟, 周率. 投资者结构是中国股票市场定价因子吗？[J]. 证券市场导报, 2023(11): 68–79.

[6] Fama E F, French K R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds[J]. Journal of Financial Economics, 1993, 33(1): 3–56.

[7] Fama E F, French K R. A five-factor asset pricing model[J]. Jour-

nal of Financial Economics, 2015, 116(1): 1–22.
[8] Hou K W, Xue C, Zhang L. Replicating anomalies[J]. Review of Financial Studies, 2018, 33(5): 2019–2133.
[9] 李岩, 何红洁, 牟博佼. ESG投资绩效因子对公司股票资产定价的影响：基于中国A股市场的实证检验[J]. 金融理论与实践, 2024(7): 93–105.
[10] 夏宇. 基于资产定价模型的我国A股市场“不良”因子风险溢价研究[J]. 投资研究, 2024, 43(4): 68–80.
[11] 张帅, 陆利平, 张兴敏, 等. 金融系统气候风险的评估、定价与政策应对：基于文献的评述[J]. 金融评论, 2022, 14(1): 99–120.
[12] 王遥, 任玉洁. “双碳”目标下的中国绿色金融体系构建[J]. 当代经济科学, 2022, 44(5): 1–13.
[13] Bolton P, Kacperczyk M. Do investors care about carbon risk?[J]. Journal of Financial Economics, 2021, 142(2): 517–549.
[14] Li Q, Shan H Y, Tang Y H, et al. Corporate climate risk: Measurements and responses[J]. The Review of Financial Studies, 2024, 37(6): 1778–1830.
[15] Pankratz N, Bauer R, Derwall J. Climate change, firm performance, and investor surprises[J]. Management Science, 2023, 69(12): 7352–7398.
[16] Bouri E, Iqbal N, Klein T. Climate policy uncertainty and the price dynamics of green and brown energy stocks[J]. Finance Research Letters, 2022, 47: 102740.
[17] 胡丽宁. 气候政策不确定性、投资者气候风险感知与系统性金融风险[J]. 世界经济研究, 2024(8): 29–43.
[18] 侯宇恒, 许文立, 冯冬发. 气候变化对资产收益率的影响研究[J]. 金融论坛, 2023, 28(11): 47–59.
[19] 杨建勋, 刘苗苗, 毕军. 气候变化风险互联网络及系统性管理[J]. 中国环境管理, 2022, 14(1): 7–13.
[20] 崔婕, 蔡源. 气候风险与系统性风险传染：来自中国上市金融机构的经验证据[J]. 中南财经政法大学学报, 2024(1): 82–95.
[21] Wu X, Bai X, Qi H Y, et al. The impact of climate change on banking systemic risk[J]. Economic Analysis and Policy, 2023, 78: 419–437.
[22] Song X N, Fang T. Temperature shocks and bank systemic risk: Evidence from China[J]. Finance Research Letters, 2023, 51: 103447.
[23] 丁宇刚, 孙祁祥. 气候风险对中国农业经济发展的影响：异质性及机制分析[J]. 金融研究, 2022(9): 111–131.
[24] Gibbons M R, Ross S A, Shanken J. A test of the efficiency of a given portfolio[J]. Econometrica, 1989, 57(5): 1121–1152.
[25] Bollerslev T, Patton A J, Quaedvlieg R. Realized semibetas: Disentangling “good” and “bad” downside risks[J]. Journal of Financial Economics, 2022, 144(1): 227–246.
[26] Fama E F, MacBeth J D. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests[J]. Journal of Political Economy, 1973, 81(3): 607–636.

Is Climate Risk Perception a Pricing Factor in China's Stock Market?

LI Cheng[1,*], ZHANG Xinyuan[1], LIU Yingfei[2]

1. School of Economics and Management, Tiangong University, Tianjin 300387, China;
2. College of Management and Economics, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: Utilizing textual data from the annual reports of Chinese A-share listed companies spanning 2010 to 2023, this study constructs a climate risk perception factor through text analysis, incorporates it into the Fama–French five-factor model to form a six-factor model, and employs the Fama–MacBeth regression to test its systematic risk attribute. The research findings are as follows: firstly, climate risk perception significantly increases the risk premium of stock returns, with high climate risk exposure portfolios yielding higher excess returns, and the climate risk perception factor having a significant positive explanatory power on returns. Secondly, the redundancy test and the Gibbons–Ross–Shanken test indicate that the climate risk perception factor cannot be explained by the traditional five factors, and the model's explanatory power for cross-sectional differences in stock returns is significantly enhanced after its inclusion. Thirdly, cross-sectional regression confirms that climate risk perception is an undiversifiable systematic risk, meeting the core conditions of a pricing factor. These findings provide local empirical evidence for the inclusion of climate risk perception in the asset pricing system, and offer references for investor risk management, corporate climate information disclosure, and regulatory policy formulation.

Key Words: climate risk perception; Fama–French five-factor model; asset pricing; systematic risk