

引入情绪的反转交易策略研究

Research on Reversal Trading Strategies

Incorporating Investor Sentiment

戴清勐*, 郑铭涛, 蒋雨鸣, 宋佳瑜, 瞿慧

作者信息:

序号	姓名	工作单位	职称及职务	研究领域
1	戴清勐	南京大学商学院	-	-
2	郑铭涛	南京大学软件学院	-	-
3	蒋雨鸣	南京大学商学院	-	-
4	宋佳瑜	南京大学商学院	-	-
5	瞿慧	南京大学工程管理学院	副教授, 博士	金融工程

作者联系方式:

序号	姓名	通信地址	邮编	电子邮件地址	联系电话
1	戴清勐	江苏省南京市栖霞区仙林大道163号	210023	2716143436@qq.com	180-8412-0919
2	郑铭涛			2087179041@qq.com	191-5121-3369
3	蒋雨鸣			2392769881@qq.com	153-1220-8181
4	宋佳瑜			231098121@smail.nju.edu.cn	182-5121-5878
5	瞿慧	江苏省南京市鼓楼区汉口路22号	210093	linda59qu@nju.edu.cn	139-5160-4813

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (72171110, 72571125)

*: 戴清勐为通讯作者

引入情绪的反转交易策略研究

摘要:中国证券市场存在显著的反转效应,但传统反转策略依赖量价数据,对投资者情绪驱动下的价格偏离捕捉能力有限,制约了策略绩效的进一步提升。为提升反转策略的市场适应性,本研究创新性地构建了一种融合个股层面投资者情绪的反转交易策略,通过情绪因子的条件过滤机制动态优化选股流程,显著提升策略的收益能力与风险控制水平。基于 2024 年 1 月 1 日至 2025 年 2 月 28 日沪深 300 成分股数据与东方财富网股吧评论文本,本文通过多任务语义建模与 LightGBM 回归得到基础情绪得分,进一步结合阅读量与评论数构建影响力加权情绪指数,加以热度调节和标准化映射,获得个股层面的情绪因子,并将其作为筛选条件嵌入传统反转策略框架,构建情绪增强型反转策略。回测结果表明,情绪增强策略年化收益率达 47.63%,夏普比率为 1.46,较传统反转策略显著提升,且在收益稳定性、风险调整后绩效与参数鲁棒性方面表现更优。本研究验证了情绪因子在反转策略中的优化价值,为行为金融理论在 A 股量化投资中的应用提供了新的建模思路与实证依据。

关键词: 反转交易策略; 投资者情绪; 影响力加权; 行为金融; 量化投资

中图分类号: F830.9 **文献标识码:** A

1 引言

中国证券市场作为全球规模领先的新兴资本市场,其内部存在的反转效应已被大量本土化实证研究证实,成为量化投资领域不可忽视的市场异象。王永宏、赵学军(2001)^[1]率先对 1993 年前上市的 A 股股票开展惯性与反转策略对比检验,发现 A 股存在显著收益率反转现象,惯性效应不明显,初步揭示 A 股市场“涨久必跌、跌久必涨”的均值回归特征;邹小凡、钱英(2003)^[2]通过对 1993 年至 2001 年沪市数据的严格检验,进一步确认了反转效应的存在;鲁臻和邹恒甫(2007)^[3]拓展了研究的时间频率维度,指出中国股市同时存在短期与长期反转效应,且其强度随市场周期变化;潘莉和徐建国(2011)^[4]在日、周、月多个频率层面验证了个股收益率的反转特征。综合可见,国内学界已形成共识:中国股市的反转效应不仅具有普遍性,且显著强于动量效应,这为反转交易策略的本土化设计与应用奠定了坚实基础。

然而,基于反转效应发展而来的传统反转交易策略,在适配中国股市散户主导、情绪化特征显著的市场环境时仍存在明显局限。其一,传统策略的信号生成机制过度依赖价格、成交量等结构化数据的均值回归特性,忽视了情绪对价格波动的放大效应。行为金融学研究表明,散户的非理性决策(如损失厌恶、过度反应)易导致价格偏离基本面,而传统策略难以识别情绪驱动的价格偏离,易将情绪噪音误判为有效反转信号。例如 2020 年疫情初期,纯量价策略因未捕捉悲观情绪信号,过早买入超跌个股,导致回撤幅度显著扩大。其二,传统策略的假设条件与现实脱节。A 股除显性成本(佣金、印花税)外,还存在滑点损耗与流动性波动,尤其在小市值股票中,这些因素侵蚀实际收益,导致回测与实战偏差。其三,传统策略参数通常静态设定,无法根据市场情绪状态动态调整反转信号强度,在情绪驱动的行情

中易因信号滞后错失收益机会或承担额外风险。

投资者情绪作为行为金融学的核心变量，对股票收益与反转效应具有显著影响，为改进传统反转策略提供了关键思路。从对股票收益的影响来看，Wang 等（2015）^[5]以消费者信心指数为情绪代理变量，发现投资者情绪与未来股票回报之呈负相关；王美今和孙建军（2004）^[6]通过央视看盘指数指出投资者情绪对 A 股收益的影响在市场情绪波动大时更为突出；林枫娇（2022）^[7]发现基于隔夜收益率的投资者情绪与未来一个月股票收益显著正相关，且在估值难度大、套利限制高的股票中更显著。从对反转效应的影响来看，林红新等（2020）^[8]指出股票市场状态在反转效应中起着至关重要的作用，具体来说，在市场动荡时期，投资者情绪的极端变化会显著强化反转效应；游家兴（2010）^[9]进一步发现 A 股在市场整体情绪乐观时易出现反转效应，悲观时则倾向呈现动量效应；Daniel 等（1998）^[10]从理论层面提出，投资者情绪过度波动是反转效应产生的根源，进一步印证情绪对反转效应的基础性影响。上述研究表明，投资者情绪既是影响股票收益的关键变量，也是调节反转效应强度的核心因素，将其纳入反转策略框架具有理论与现实必要性。

准确量化投资者情绪是将其应用于交易策略的前提，现有方法可分为三类。第一类为直接计量法，通过市场调查数据直接代理投资者情绪，如 Fisher 和 Statman（2000）^[11]利用 AAII 调查中的看涨比例作为个人投资者情绪指标，将美林证券编制的华尔街卖方策略师的情绪数据作为华尔街策略师情绪，发现个人投资者的情绪水平和华尔街策略师情绪都是未来标普 500 指数回报的可靠反向指标，但此类方法虽数据直接但覆盖群体有限，难以代表整体市场。第二类为间接计量法，采用封闭式基金折价率、IPO 数量、IPO 首日收益率、换手率等经济变量代理情绪，虽数据易得但易受宏观因素干扰，无法清晰分离情绪与基本面波动。第三类为文本情感分析法，通过挖掘社交媒体、论坛等非结构化文本中提取情绪信息。早期研究多采用情感词典法，如 Ballinari 和 Behrendt^[12]使用金融领域词典提取 Twitter 和 StockTwits 中的情绪信息，但词典法难以解决词语多义性问题，情绪识别准确性受限；随着机器学习技术发展，SVM、KNN 和 NB 等分类算法逐步应用于情绪分析，如 Tsukioka 等（2015）^[13]通过 SVM 从雅虎财经日本股票论坛提取情绪指标，杨晓兰（2016）^[14]利用 KNN 方法分析东方财富网股吧创业板帖子构建情绪模型，显著提升了情绪识别精度。王高山等（2024）^[15]进一步创新，引入帖子阅读量、点赞量和评论量等信息构建基于影响力加权的投资者情绪指数，发现其对股票收益的预测能力优于未加权指数，但尚未解决如何将加权指标有效融入策略及贴合本土情绪特征的问题。

基于上述背景与研究缺口，本文聚焦于投资者情绪对反转策略的优化，具体研究内容如下：以 2020 年 1 月 1 日至 2025 年 4 月 20 日为样本区间，选取沪深 300 指数及成分股日线行情数据，同步采集各成分股在东方财富网股吧的评论文本、阅读量及评论量数据。首先，构建基于影响力加权的个股情绪模型：以贵州茅台股吧评论为训练样本，采用多任务学习与 LightGBM 回归方法计算基础情绪得分，进一步结合阅读量与评论数，构建影响力权重，加以热度调节和标准化映射，最终合成每个交易日内各成分股的日度情绪因子。其次，设计传统反转策略，通过网格搜索优化形成期与持有期参数，验证中国股市反转效应的有效性。随后，在传统策略基础上，将个股情绪因子作为前置筛选条件，构建情绪增强型反转策略，通

过回测对比两类策略在年化收益、夏普比率、最大回撤、Alpha、Beta 等绩效指标上的表现，检验情绪因子对收益与风控的优化效果。最终，从行为金融视角揭示情绪因子影响策略绩效的内在机制，阐明其通过信号提纯与动态调节提升策略适应性的路径，为投资者实施差异化组合策略提供理论依据与实证参考。

本研究的边际贡献主要体现在三方面：其一，填补反转策略情绪优化的研究空白。与现有研究多将情绪因子以线性方式嵌入动量策略的作法不同，本文紧扣 A 股市场反转效应更为显著的结构性特征，首次构建了基于个股情绪的“情绪—价格”双阶段条件筛选框架。该框架将情绪因子作为前置筛选条件，通过识别极端情绪标的池，进而精选价格超跌的个股，从选股机制层面深化了对情绪与反转效应联动关系的理解，为反转策略的行为金融化改进提供了新路径。其二，改进投资者情绪指标的量化方法。现有文本情感分析多聚焦评论文本内容或简单加权，未能有效处理极端值。本研究引入阅读量与评论数作为影响力评估依据，采用非线性幂律标准化方法压缩极端值的分布偏差，并在此基础上通过热度调节与标准化映射，生成具有良好代表性的日度情绪因子，提升了情绪指标对市场真实情绪状态的刻画能力。其三，提升策略研究的实战参考价值。传统回测多基于理想化假设，本研究显式纳入交易成本、滑点与流动性约束，优化参数以贴合动态市场，结论更接近实战，为投资者提供可落地的策略方案与方法参考。

2 数据来源与预处理

2.1 情绪数据来源与预处理

本研究采用的情绪数据均选自东方财富股吧沪深 300 成分股评论区，通过 Python 爬虫技术，定向采集沪深 300 各成分股在东方财富网对应股吧 2024 年 1 月 1 日至 2025 年 2 月 28 日期间的全部评论文本数据，包括评论内容、阅读量、评论数及时间戳等信息，用于构建个股级的投资者情绪指数。本研究将训练集分为人工标注集和 LLM 标注集。其中，人工标注集的内容是词语，而 LLM 标注集的内容是语句。

在数据预处理阶段，首先进行文本清洗，采用正则表达式剔除评论文本中的 HTML 标签、特殊符号及表情符号等无关信息，最大限度降低噪声对情感分析的干扰。对于评论内容或时间缺失的数据，我们直接删除样本；对于阅读量或评论数缺失的数据，我们将其设置为默认值 0。

人工标注集样本来源于上述处理结果中，贵州茅台股吧的同周期评论数据。选取该股票作为训练基础是基于其作为 A 股市场“标杆”的特殊地位，茅台股吧聚集了较多高净值与专业投资者，其评论内容包含更丰富的金融专业术语与理性分析，适合作为情绪评分模型的训练基础。为获取评论关键分词，本研究使用 Python 的 jieba 分词工具将连续的自然语言文本切分为独立的词语单元，为后续情绪特征提取奠定基础。在此基础上，参照哈工大中文停用词表去除“的”、“是”、“在”等无情绪语义贡献的功能词汇，剔除无关词，提升计算效率。最后通过质量校验环节，采用人工抽样核验与程序逻辑筛查相结合的方式，清理乱码数据及时间项为空的无效记录，确保数据完整性与可用性。

经过上述处理流程，最终获得有效评论语句 606 万余条，并完整保留了每条评论对应的

发布时间、所属贴吧标识、阅读量及评论数等辅助信息。需要特别说明的是，分词处理主要应用于训练集的人工标注环节，而整体情绪分析则直接基于评论句级别进行，这一设计既保证了特征提取的粒度适当，又确保了情绪判断的上下文完整性。

2.2 行情数据来源与预处理

策略回测所需行情数据来源于 Python 开源财经数据接口库 Akshare，覆盖 2024 年 1 月 1 日至 2025 年 2 月 28 日期间沪深 300 指数及其全部成分股的日线级数据，主要包括收盘价、日度成交量等核心指标。选取沪深 300 指数及其成分股作为研究对象，主要基于以下三方面学术与实务适配性考量：其一，从市场代表性看，沪深 300 指数由沪深两市中流动性靠前、市值规模领先的 300 家龙头企业构成，覆盖金融、消费、高端制造、科技创新等国民经济核心行业，合计市值约占 A 股市场总市值的 60%，能够较为全面地反映中国资本市场的整体运行状况与宏观经济基本面变化；其二，从数据科学性看，该指数成分股历史数据回溯周期长、标准化程度高，可满足量化策略在长周期回测中对数据连续性的要求，同时沪深 300 指数作为国内量化投资领域主流业绩基准，为策略绩效评估提供了客观、可比的参照体系；其三，从策略机制适配性看，成分股整体流动性较高，有助于降低交易滑点与市场冲击成本对策略执行效果的影响，而机构投资者主导的交易生态易引发短期价格过度反应，恰好契合反转策略捕捉价格均值回归的核心逻辑。

获取数据后，采用后复权收盘价调整原始价格序列，消除上市公司分红、拆股等事件对价格序列的干扰，确保跨期持仓收益计算的准确性，并进行时间格式统一与数据合并等预处理。在回测区间设定方面，综合考虑研究严谨性与数据可得性，将样本区间限定为 2024 年 1 月 1 日至 2025 年 2 月 28 日。该设定主要基于以下考虑：一方面，尽管原样本区间覆盖了包括疫情冲击、结构性行情、全球流动性紧缩等在内的多个典型市场阶段，但早期样本中部分个股数据存在缺失，导致情绪因子在部分时段内样本量不足，影响策略效果的稳定性；经筛选，保留有效样本 606 万条，约占原样本总量的 89%，可在保障数据充分性的同时缓解因样本稀疏所导致的回测结果波动。另一方面，2024 年以来 A 股市场在新技术驱动与政策预期交织下呈现新的价格行为特征，有助于在相对紧凑的时段内检验情绪增强型反转策略对近期市场状态的适应性，增强研究的时效性与现实解释力。

3 模型设计

3.1 基于影响力加权的投资者情绪模型

3.1.1 基础情绪得分

为构建精准的情绪因子，本研究采用多任务学习、预训练语言模型编码评论，并采用集成学习模型回归得到情绪得分。模型训练集分为两个部分，人工标注分词集和 LLM 标注语句集。人工标注分词集方面，从贵州茅台股吧预处理后的分词数据中随机抽取 12000 个样本，由 4 名研究者按[-1,1]区间人工标注情绪得分（-1 为极度负面，1 为极度正面，0 为中性）形成；LLM 标注语句集方面，从近一年沪深 300 成分股股吧所有评论句的总集中随机抽取 16000 个样本，交由通义千问大模型自动评分（评分规则同人工标注）。得到训练集后，利用多任务学习方法结合 Chinese-BERT-sentence 预训练语言模型对训练，得到编码器参数。经过检验，相比于单一任务学习方法，结合人工标注集的多任务学习能够让 Encoder 更好的掌握上下文语

义，可有效解决金融文本中词语多义性问题，避免传统方法局限性。随后采用 LightGBM 模型预测情绪评分。模型训练完成后，将其应用于沪深 300 指数成分股股吧评论数据，输出第 i 只股票在第 t 日的第 n 条帖子的基础情绪得分 $s_{i,t,n}$ ，作为情绪量化的基础变量。

3.1.2 基于阅读与评论行为的舆情影响力测量

为兼顾“沉默的大多数”效应与情绪传播的真实性，本研究引入阅读量因子（ReadabilityInfluence,RI）和评论数因子（EngagementInfluence,EI）作为核心指标，构建双因子影响力模型。其中，阅读量反映信息的传播广度，衡量未直接参与讨论但可能受影响的投资者规模；评论数体现用户的互动深度，由于评论行为需要更高的参与成本，其情感表达更具可信度。

在指标构建过程中，考虑到不同帖子间的数据量级差异，如部分热门帖子阅读量达百万级，而普通帖子仅数百次，本研究采用非线性幂律标准化方法对原始数据进行调整。具体而言，对于第 i 只股票在第 t 日的第 n 条帖子的阅读量 $Read_{i,t,n}$ 和评论数 $Comment_{i,t,n}$ ，分别计算阅读量因子 $RI_{i,t,n}$ 和评论数因子 $EI_{i,t,n}$ ，公式如下：

$$RI_{i,t,n} = \left[\ln(1 + Read_{i,t,n}) \right]^2 \quad (1)$$

$$EI_{i,t,n} = \left[\ln(1 + Comment_{i,t,n}) \right]^2 \quad (2)$$

随后通过线性加权整合双因子，构建综合影响力指标 $Influence_{i,t,n}$ 计算公式为：

$$Influence_{i,t,n} = \alpha \cdot RI_{i,t,n} + \beta \cdot EI_{i,t,n} \quad (3)$$

式中 α 、 β 为调节参数，具有明确经济学含义：当市场波动加剧时，适当降低 α 值、提高 β 值能更好地捕捉“群体极化”效应；而在平稳市场中调高 α 值、降低 β 值以更精准识别潜在趋势性情绪，整体符合行为金融学注意力驱动理论对投资者行为的刻画。

3.1.3 影响力加权评论情绪指数

在行为金融领域，测量投资者情绪时，主要目的是准确估计具有同类情绪的投资者数量，即避免因忽略“沉默的大多数”而产生的偏误。情绪对投资决策的影响主要体现在其与股票收益的关联性上，而情绪的产生机制，如受他人影响或自身固有，并不影响这一关联分析。因此，模型聚焦于通过阅读与评论行为量化情绪持有者规模，而非追溯情绪来源。

通过耦合计算，将基础情绪得分与影响力权重结合，实现舆情热度对原始情感值的精准调制，得到第 i 只股票在第 t 日的第 n 条帖子的加权情绪得分：

$$score_{i,t,n} = s_{i,t,n} \cdot Influence_{i,t,n} \quad (4)$$

3.1.4 聚合单日情绪指数

在获得单条帖子的加权情绪得分 $score_{i,t,n}$ 后，需将同一交易日内所有帖子的情绪信号进行聚合，以反映该交易日投资者情绪的整体强度与方向。由于单一帖子的情绪表达可能受偶然因素干扰，仅依赖个别样本难以准确刻画市场整体的情绪状态，因此有必要对当日所有相关帖子进行系统性汇总，构建具备统计显著性的日度情绪指数。具体而言，通过计算当日所有帖子加权情绪得分的算术平均值，构建日内情绪综合表现的基准指标，第 i 只股票在第 t 日的情绪指数定义为：

$$\overline{score}_{i,t} = \frac{1}{N_{i,t}} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} score_{i,t,n} \quad (5)$$

其中, $N_{i,t}$ 为第 i 只股票在第 t 日的帖子总数。此定义确保了情绪指数既能反映情绪强度的集中趋势, 又保持了不同股票、不同交易日间的可比性。

3.1.5 热度加权单日情绪指数

为准确测度单日市场情绪强度, 本研究对市场讨论热度进行了量化建模。实证观察发现, 不同交易日间的发帖数量存在显著差异, 极端情况下可跨越四个数量级。为避免情绪指数被原始发帖量所主导, 同时有效捕捉市场关注度的实际变化, 本研究采用对数变换对讨论热度进行标准化处理。具体的, 热度因子 (HeatInfluence, HI) 定义为:

$$HI_{i,t} = \ln(1 + N_{i,t}) \quad (6)$$

其中, $N_{i,t}$ 为第 i 只股票在第 t 日的帖子总数。基于热度因子对情绪指数进行加权综合, 构建日内情绪评分指标, 本设计旨在平衡情绪的一致性程度与市场参与规模两大维度: 当特定交易日呈现情绪一致性高且参与规模大的特征时, 该评分机制通过因子间的协同作用实现情绪信号的增强; 反之, 当市场出现情绪分歧或参与不足时, 该机制则通过热度因子的调节作用对最终评分形成有效抑制。这种动态加权方式确保了情绪评分对有效情绪信号的准确捕捉, 同时规避了因参与度不足可能导致的信号失真问题。第 i 只股票在第 t 日的影响力与热度加权情绪指数计算公式如下:

$$Senti_{i,t} = \overline{score}_{i,t} \cdot HI_{i,t} \quad (7)$$

最后, 为提升情绪指数在不同交易日之间的可比性与稳定性, 同时降低极端值对分析结果的干扰, 本研究对前述计算得到的影响力加权情绪指数进行标准化处理, 将其映射至 $[-1,1]$ 的闭区间内。具体采用基于双曲正切函数的 Z-Score 标准化方法, 首先计算当日所有股票情绪得分的 Z-Score 值, 再通过双曲正切函数进行非线性压缩。第 i 只股票在第 t 日的情绪因子表示为:

$$Senti_Factor_{i,t} = \tanh(0.5 \times \frac{Senti_{i,t} - \mu_{i,t}}{\sigma_{i,t}}) \quad (8)$$

其中, $\mu_{i,t}$ 、 $\sigma_{i,t}$ 分别表示第 i 只股票在第 t 日的影响力与热度加权情绪指数 $Senti_{i,t}$ 的均值与标准差。

综上, 本节通过单条帖子影响力加权、日度聚合、热度调节、标准化映射的递进处理流程, 构建了兼顾情绪强度、投资者参与规模与数值稳定性的影响力加权日度情绪指数, 为量化市场情绪、探究情绪与收益的关联提供了可靠指标支撑。

3.2 传统反转策略模型

3.2.1 策略假设

反转交易策略的有效性以市场非有效性为前提, 其核心逻辑依赖于行为金融学对投资者决策偏差的理论刻画。结合市场参与者行为特征与交易环境约束两个维度, 提出以下核心假设:

其一, 投资者为非理性经济人。证券市场交易主体存在显著异质性: 个人投资者受限于专业分析能力, 易受市场情绪、羊群效应等因素驱动, 产生追涨杀跌的非理性交易行为; 机

构投资者虽具备专业研判能力，但短期业绩考核压力可能促使其集中调仓，进而加剧短期价格过度反应。这种决策异质性导致股票价格短期内偏离内在价值，为反转效应提供了获利空间。

其二，市场交易成本约束策略收益。证券市场的制度性规则与运行摩擦对策略收益构成实质性约束，主要体现为显性交易成本与隐性执行损耗两类：一是由于交易所和证券公司的经营需要，现实市场中存在佣金等显性交易成本；二是受市场流动性限制与订单执行偏差影响，存在隐性执行损耗——涨跌停板制度可能导致极端行情下无法及时完成交易，小市值股票的流动性分层现象易使大额订单冲击市场价格，而网络延迟、下单熟练程度等因素也会造成实际交易价格与预期价位的偏差，即交易滑点。

3.2.2 策略因子设定

本文主要参考 Jegadeesh 和 Titman (1993) 的重叠法，实证构造反转策略组合，即输者组合，以检验该投资组合在市场中取得超额收益的能力。具体逻辑如下：

首先，时间窗口定义。形成期 F 为识别股票价格过度反应的观测窗口，持有期 H 为捕捉价格向内在价值回归的持仓窗口，在 t 时刻执行调仓时，股票的形成期为 t-F 至 t，持有期为 t 至 t+H，通过该窗口划分捕捉前期超跌、后期反弹的反转规律。如图 1 所示：

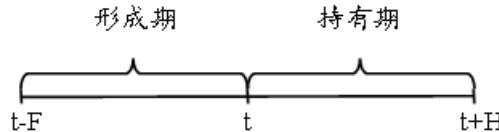


图 1 反转因子示意图

其次，形成期收益率计算。以股票后复权收盘价为基础，计算个股在形成期内的累计收益率，以此反映前期价格波动幅度——累计收益率越低，表明股票前期超跌越显著，后续反转潜力越强。计算公式如下：

$$R_{i,t}^F = \frac{P_{i,t} - P_{i,t-F}}{P_{i,t-F}} \quad (9)$$

其中 F 为股票动量反转的形成期， $P_{i,t}$ 为股票 i 在日期 t 的收盘价， $R_{i,t}^F$ 为在日期 t 股票 i 过去 F 天的收益率。

最后，反转因子标准化处理。为消除市场整体波动对个股收益率的干扰，确保个股收益率的横截面可比性，对形成期收益率进行标准化处理，得到反转因子。计算公式如下：

$$Reversal_Factor_{i,t} = \frac{R_{i,t}^F - \mu_t^F}{\sigma_t^F} \quad (10)$$

其中 μ_t^F 、 σ_t^F 分别表示股票池内所有股票在日期 t 的 F 天收益率均值和 F 天收益率标准差； $Factor_{i,t}$ 表示股票 i 在日期 t 的标准化反转因子值。标准化后，因子值越小，股票反转潜力越强。

3.2.3 策略绩效指标

传统反转交易策略的绩效评价指标体系围绕“收益-风险-操作”三维度设计，全面覆盖策略盈利能力、风险控制能力与实际落地可行性，各指标详细计算公式见附加材料。

从收益与风险评估维度看，年化收益率通过日度收益复利计算转化而来，直观表征策略长期盈利潜力；年化波动率基于日度收益率计算，衡量收益波动幅度以反映整体风险；超额累计收益率通过对比策略与基准(沪深 300 指数)的累计收益差额，评估超额收益获取能力；Alpha 与 Beta 基于资本资产定价模型计算，Beta 反映策略对市场波动的敏感性，Alpha 则衡量独立于市场波动的主动收益能力；夏普比率作为风险调整后收益的核心指标，量化策略承担单位风险所获超额收益。

实操层面，最大回撤衡量策略从净值峰值到谷值的最大亏损比例，反映极端风险承受能力；胜率为策略收益战胜基准的交易日占比，体现盈利稳定性；盈亏比通过对比盈利交易的平均收益与亏损交易的平均损失，评估策略在风险与收益间的平衡能力。三类指标共同确保评价体系既关注策略收益，也兼顾实际交易中的可操作性与风险抵御能力。

3.2.4 策略模型

股票池以沪深 300 指数成分股为标的，剔除交易日成交量为 0 的无效样本，确保组合流动性以降低滑点损耗；绩效基准设定为沪深 300 指数累计收益率，符合大盘股策略的基准选择规范，便于客观评估超额收益。

在计算交易成本时，设置单边佣金率（commission）为 0.03%，单边滑点率（slippage）为 0.02%，换手率（turnover）为新旧仓位差异的绝对值之和，反映交易规模。总成本按调仓时的换手率计算，公式如下：

$$Cost = turnover \times (commission + slippage) \quad (11)$$

采用网格搜索法对形成期 F 与持有期 H 进行遍历测试，结合目标回测区间内的实际数据量，为避免长周期参数导致有效调仓次数不足，将参数范围优化为短周期区间： $F \in \{5, 10, 15, 20, 30, 40\}$ 个交易日，对应一周至一个半月； $H \in \{5, 10, 15, 20, 30\}$ 个交易日，对应一周至一个月。为避免未来函数偏差，过滤 $F < H$ 的无效组合，仅保留 $F \geq H$ 的参数对，共 20 组有效组合，最终通过最大化夏普比率筛选最优参数组合作为策略参数。

选股与调仓机制上，每个调仓日按反转因子值降序排列，选取排名后 10% 的个股构建等权重组合，且组合标的数量不低于 3 只；持有 H 个交易日后再平衡，卖出现有持仓并按最新因子值重新选股，确保及时捕捉价格反转信号。

3.3 情绪增强型反转策略模型

3.3.1 策略改进逻辑

为解决传统反转策略仅依赖量价信号、难以识别情绪驱动型价格偏离的局限，本研究在传统反转交易策略的同构型框架下引入前文 3.1 所构建的基于影响力加权的个股级投资者情绪因子，构建更灵活、更贴切、更逐利的情绪增强型反转交易策略模型（下文简称“情绪增强策略”）。

情绪增强策略设计遵循两大原则：一是同构性原则，除选股环节的因子结合机制外，策略的标的池、绩效基准、交易成本设定及参数优化方法等框架完全复用传统策略，确保两类策略的绩效差异仅源于情绪因子的介入；二是行为适配原则，个股的超跌偏离若由悲观情绪驱动，其后续向内在价值回归的确定性更强；而乐观情绪下的价格波动更可能包含噪声交易干扰。因此，情绪因子的核心作用是筛选出情绪驱动型超跌标的，提升反转信号的有效性。

3.3.2 情绪因子介入机制

情绪增强策略采用两阶段条件过滤法实现情绪因子与反转因子的有机融合，而非简单的

权重耦合，核心逻辑是先筛选、再精选，具体流程如下：

第一阶段：个股情绪筛选。以调仓日为时间节点，提取当日所有有效个股的情绪得分，该得分量化个股当日的投资者情绪强度，得分越低代表个股情绪越悲观。计算当日全市场有效个股情绪得分的 20% 分位数作为筛选阈值，选取得分小于等于该阈值的个股构成候选池。

第二阶段：反转因子精选。对情绪筛选后的标的池，复用传统策略的反转因子计算逻辑，以形成期内的累计收益率为基础，通过横截面标准化得到反转因子，因子值越小代表个股前期超跌越显著。选取候选池中反转因子值最低的 10% 个股构建等权重组合，同时设置最低选股数量阈值（ ≥ 3 只），确保组合的分散性与流动性，降低单一标的风

此外，本文设置了稳健性回退机制。若情绪筛选后的标的池个股数量不足 3 只，策略自动回退至传统反转策略的选股逻辑，该机制可避免因情绪信号有效性不足导致组合构建失效，保障策略的实际落地可行性。

传统反转策略与情绪增强策略的流程对比如下：

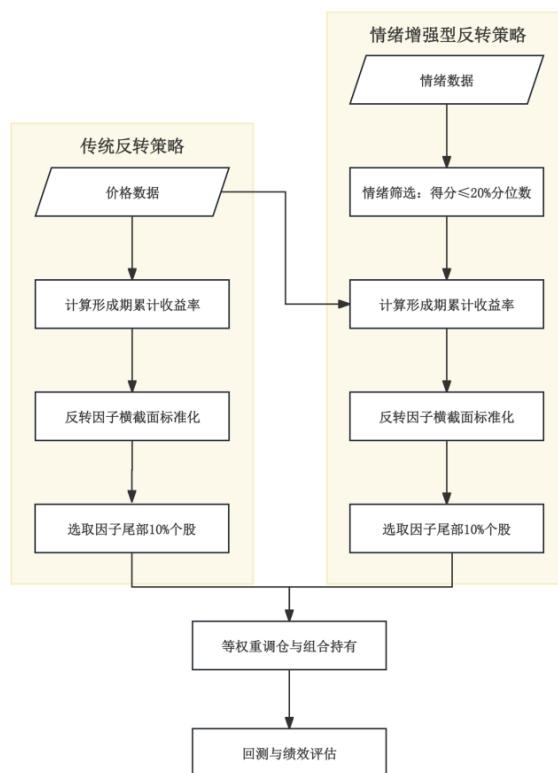


图 2 传统策略与情绪增强策略流程对比图

4 实证分析

4.1 情绪模型有效性的验证

为确保情绪因子引入反转交易策略具备必要的经济合理性与量化基础，本节将从情绪指数时间动态特征与情绪与价格的联动关系两方面，对基于影响力加权的投资者情绪指数进行有效性检验。股吧舆情总量分布以及舆情得分与指数收盘价对比曲线如图 3 所示。

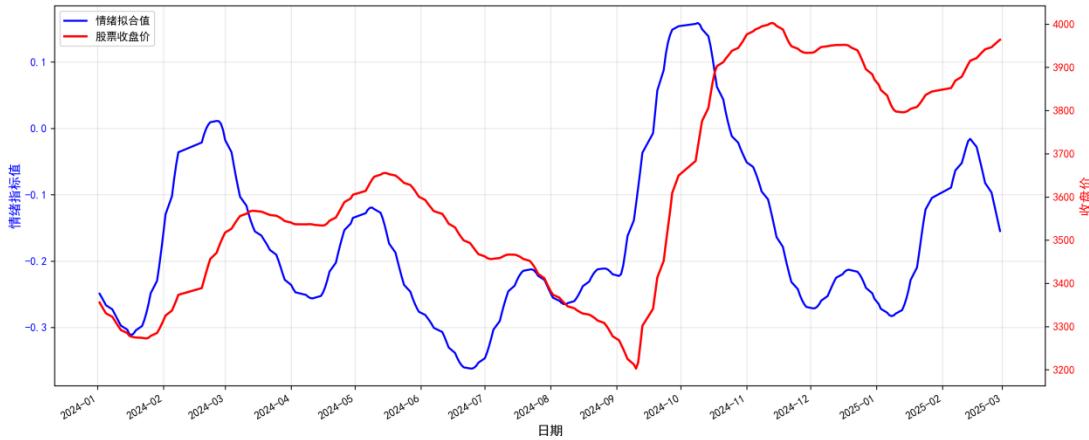


图 3 情绪指数与沪深 300 指数收盘价对比图

4.1.1 情绪指数的时间动态特征

从情绪的时间动态演化特征来看，图 3 中经影响力加权处理后的标准化情绪指数呈现出明显的周期性波动特征，其主要极值点与宏观经济冲击、市场行情转折事件高度吻合，表明该指标能够有效刻画不同阶段投资者风险偏好的变化。

2024 年 1 月，情绪综合值处于 -0.3 低位，主要受当月 CPI 同比降幅扩大、PPI 持续为负等经济数据影响，市场通缩预期升温，投资者对经济基本面的担忧加剧；3 月情绪指数回升至零轴上方，与央行降准、房地产政策优化及《推动大规模设备更新和消费品以旧换新行动方案》等稳增长政策密集出台相关，市场预期有所修复；7 月情绪再度走弱，部分行业中报业绩不及预期叠加海外流动性收紧预期反复，投资者风险偏好明显收缩；2025 年 2–3 月，情绪自高位回落，与前期热门板块回调、部分宏观数据不及预期以及市场阶段性获利了结行为增多有关，反映投资者情绪由乐观向谨慎转变。

整体来看，情绪指数的主要波动节点与市场价格走势变化具有高度一致性，在多数阶段呈现由情绪领先、价格滞后跟随的规律，尤其在由负转正或由高位回落的极端情绪区间，更易对应后续价格方向性变化。这一特征说明，影响力加权机制能够有效提取具有更高市场代表性的情绪信号，减少噪声文本干扰，使情绪指数充分反映投资者对市场基本面与预期变化的主观判断。

4.1.2 情绪指数与市场价格的联动关系

从情绪与市场价格的联动响应关系来看，图 3 显示情绪指数与沪深 300 指数收盘价之间存在具有经济意义的领先—滞后结构，进一步验证了情绪模型的市场预测潜力。

(1) 领先-滞后效应：情绪指标的拐点通常领先股价约 0-3 周。例如，2024 年 9 月情绪指率先见顶，指数价格约三周后达到阶段性高点；2025 年初情绪指数触及谷底后，股价亦快速企稳回升。该现象说明情绪变化可作为价格反转的重要前置信号，风险偏好的修复或恶化往往先反映在情绪上，并通过订单流逐步传导至价格端。

(2) 波动幅度关系：情绪指数整体波动幅度显著高于股价，符合“预期先行、价格缓调”规律。由于情绪反映投资者对未来收益与风险的主观预期，其变化通常早于实际交易行为，因而常呈现情绪先大幅摆动、价格后逐步修正动态结构，有助于提供额外趋势信息。

(3) 背离现象：2024 年 10 月至 11 月，情绪指数由高位快速回落，但指数价格受前期

动量影响仍维持上行，形成短期背离。随后价格进入回调并与情绪重新收敛，表明情绪信号对顶部风险具有提示作用，其领先特征得以进一步验证。

综上，基于影响力加权构建的投资者情绪指数，能够有效反映市场情绪在宏观事件与市场周期下的动态演化，其情绪拐点整体呈现领先于价格变化的特性，体现出对市场趋势的前瞻提示能力。同时，该指数与市场价格之间存在稳定且具有经济意义的联动关系，能为识别潜在反转区间提供有效辅助信息。总体而言，该情绪指数为反转策略提供了具有增量价值的信号基础，有助于实现交易信号的动态调节，为进一步构建情绪增强型反转策略奠定了坚实的量化依据。

4.2 策略回测绩效对比综述

为系统评估投资者情绪对反转策略的绩效优化效果，本节以 2024 年 1 月 1 日—2025 年 2 月 28 日沪深 300 成分股为样本，对传统价格反转策略与情绪增强型反转策略开展回测对比。其中，传统反转策略基于经典价格反向逻辑构建组合；情绪增强策略则融入前文验证有效的投资者情绪因子，通过情绪得分筛选情绪尾部标的池，再结合反转因子精选个股以优化组合构建，强化情绪与价格反转的协同效应。

4.2.1 传统反转策略的基础绩效

传统反转策略的绩效表现与参数组合密切相关。从图 4 可见，策略的夏普比率分布呈现显著的参数依赖性：形成期与持有期的短期组合（形成期 10 天、持有期 10 天）表现最优，该参数组合的夏普比率达 1.41，是传统策略在目标区间内的核心有效参数。

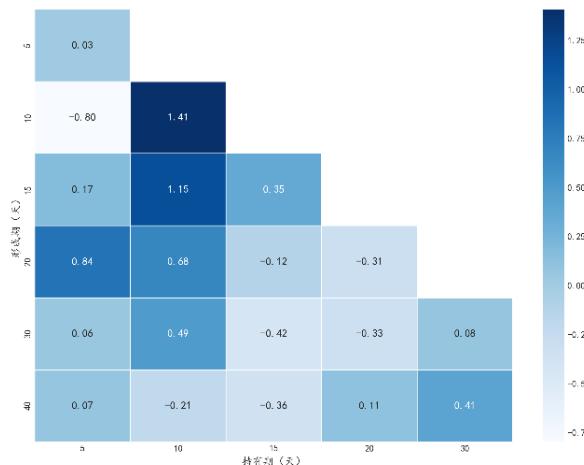


图 4 传统反转策略夏普比率热力图

基于这一最优参数组合开展回测，其关键绩效指标与沪深 300 基准的对比如表 1 所示。策略年化收益率达 36.97%，较基准的 13.45% 高出 23.52 个百分点；累计收益率 40.08%，相对基准的 14.87% 实现 25.21% 的累计超额收益，充分验证了经典反转逻辑在 2024 年 1 月 1 日—2025 年 2 月 28 日区间的有效性。风险维度上，策略年化波动率 26.25% 略高于基准的 20.76%，但风险调整后收益优势显著，夏普比率 1.41 远超基准的 0.65，“风险-收益”性价比显著更优。

从策略稳定性与因子有效性指标来看，Alpha 值 0.30 体现出较强的主动收益获取能力；Beta 值 0.29 远低于 1，表明策略对市场系统性波动暴露较低，抗下行风险能力突出；最大回

撤 16.67%与基准的 15.76%接近，风险控制水平良好，未因收益提升而显著放大极端风险。

表 1 传统反转策略与基准绩效对比

	年化收益率	累计收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤	Alpha	Beta
策略	36.97%	40.08%	26.25%	1.41	16.67%	0.30	0.29
基准	13.45%	14.87%	20.76%	0.65	15.76%	-	1.00

传统反转策略的超额收益分解如图 5，策略在回测区间内的累计超额收益呈现持续增长态势，最大单期超额收益达 36.4%，且无持续负向超额阶段。这一特征与 2024 年以来市场的结构性分化密切相关：沪深 300 成分股行业轮动加快，部分优质标的因短期资金博弈或情绪扰动出现阶段性超跌，传统策略通过捕捉此类标的的价格修复机会实现了持续超额收益；而较低的 Beta 暴露则使其在市场波动中未受显著冲击，进一步强化了收益的稳定性。

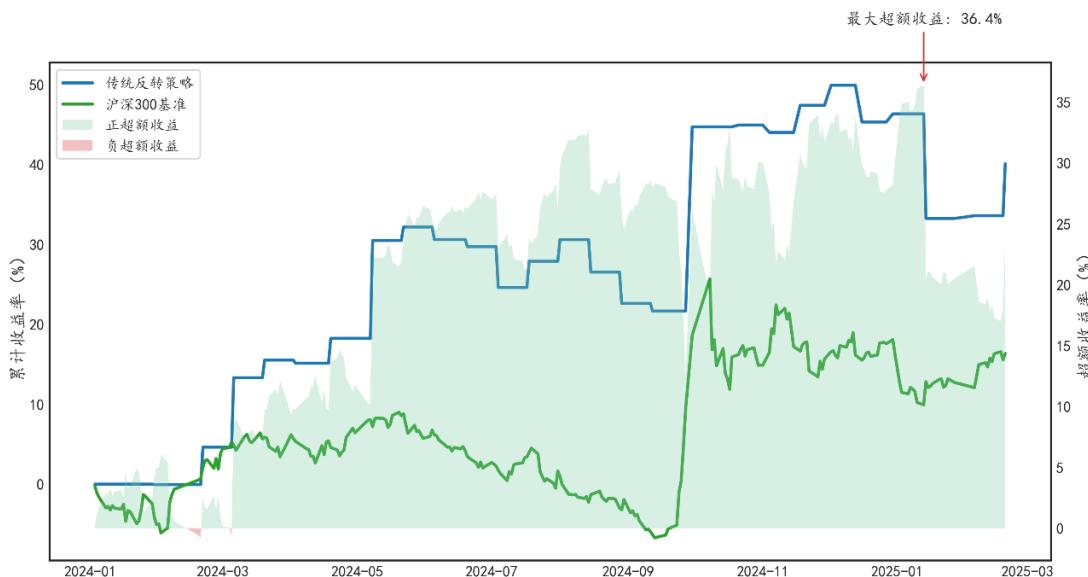


图 5 传统反转策略超额收益分解图

4.2.2 情绪增强型反转策略的绩效优化

情绪增强型反转策略通过融合个股级投资者情绪因子，从参数有效性、收益表现、风险收益结构三个维度实现了对传统反转策略的系统性优化。

一是参数有效性的拓展。从图 6 可见，其有效参数区间较传统策略显著拓宽：除“形成期 10 天、持有期 10 天”这一传统最优组合外，“形成期 15 天-持有期 10 天”“形成期 20 天-持有期 20 天”“形成期 40 天-持有期 20 天”等多组参数也呈现出较高夏普比率，均高于 0.80。其中，最优参数组合（形成期 10 天、持有期 10 天）的夏普比率达 1.46，较传统策略同参数组合的 1.41 提升 3.5%。

这一变化的核心逻辑在于，情绪因子为反转信号引入了“情绪极端性”的筛选维度——当个股同时满足“价格短期下跌”与“情绪过度悲观”时，其反转的确定性与收益弹性更强。这种双维度筛选让更多参数组合具备了捕捉有效反转的能力，本质上是情绪因子对反转策略信号维度的补充与强化，体现了多因子融合对策略参数鲁棒性的提升。

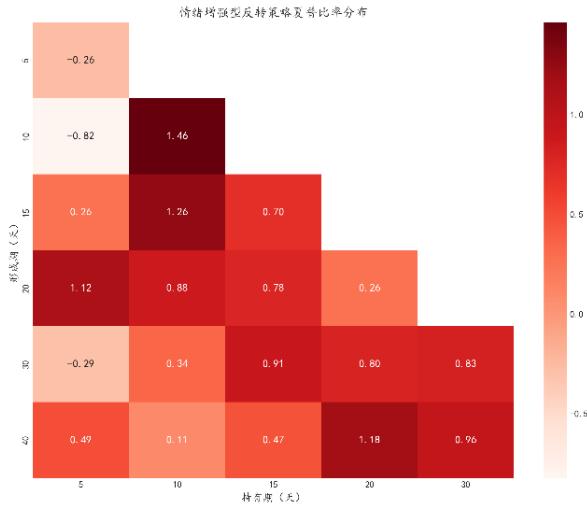


图 6 情绪增强型反转策略夏普比率热力图

二是超额收益能力的跃升。图 7 直观呈现了策略的超额收益优势：情绪增强策略的超额收益率曲线（红色）在回测区间内持续领先于传统反转策略（蓝色），且最大单期超额收益达 57.2%，远超传统策略的表现。分阶段来看，2024 年 3-5 月行业轮动阶段，消费、科技板块因市场风格切换出现阶段性回调，情绪增强策略通过情绪因子精准筛选出被悲观舆情错杀但基本面稳健的标的，超额收益从 0% 快速攀升至 40%，较传统策略同期超额收益领先约 20 个百分点；2024 年 9-11 月市场波动阶段，沪深 300 基准因宏观预期波动出现回撤，传统反转策略超额收益随市场同步调整，而情绪增强策略凭借情绪因子对反转确定性的强化，超额收益从 30% 持续攀升至 57.2% 的峰值，展现出极强的抗波动与收益弹性。

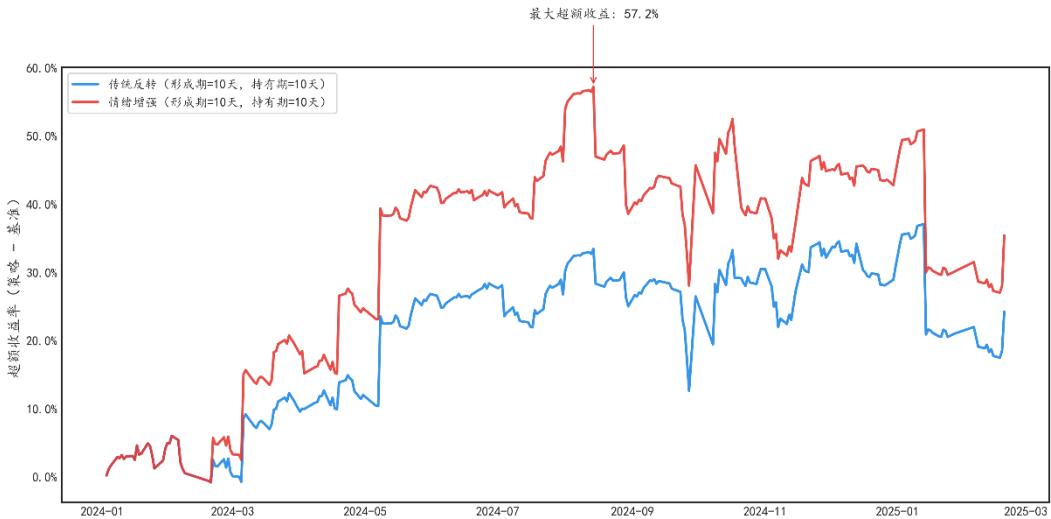


图 7 策略超额收益对比图

三是风险收益结构的优化。根据表 2 所示结果，情绪增强型反转策略的优化效果可从以下三个维度进行量化阐释：首先，收益能力跃升。年化收益率从 36.97% 升至 47.63%，累计超额收益从 23.73% 提升至 35.44%。这一变化源于情绪极端标的的收益弹性——当个股因情绪过度悲观导致价格偏离时，其价值回归的空间与速度更显著，情绪因子的引入使策略更聚焦于这类高弹性标的。其次，风险调整后收益边际改善。尽管年化波动率从 26.25% 升至

32.56%，但夏普比率同步提升至 1.46，单位风险的收益贡献更优；Beta 值从 0.29 降至 0.27，策略对市场系统性波动的暴露进一步降低。这体现了情绪因子的风险分层作用——它能识别投资者可参与的情绪驱动的可逆性波动与需规避的基本面驱动的趋势性波动，从而在提升收益的同时优化风险结构。最后，收益结构精细化改进。胜率微降至 50.74%，但盈亏比从 1.79 升至 1.93，Alpha 值从 0.30 提升至 0.40。胜率微降但盈亏比、Alpha 双升，反映策略收益逻辑从高频小赚转向低频大赚，情绪因子过滤了更多噪声交易导致的虚假反转机会，使策略聚焦于情绪极端导致的高确定性反转机会，最终实现收益结构的精细化优化。

表 2 传统反转策略与情绪增强策略绩效对比

	传统反转策略	情绪增强策略
夏普比率	1. 41	1. 46
年化收益率	36. 97%	47. 63%
年化波动率	26. 25%	32. 56%
最大回撤	16. 67%	21. 54%
累计超额收益	23. 73%	35. 44%
胜率	51. 48%	50. 74%
盈亏比	1. 79	1. 93
Alpha	0. 30	0. 40
Beta	0. 29	0. 27

从学术层面，情绪增强策略的优化效果契合行为金融学核心理论，通过量化手段捕捉个股情绪极端状态，将情绪驱动的价格偏离转化为可交易的反转信号，为情绪因子在量化策略中的应用提供了实践验证。

从实践层面，其对传统反转策略的改进价值在于：通过情绪维度的引入，解决了传统反转策略信号模糊、参数敏感、收益结构不稳定的痛点，为反转策略在短期结构性市场中的应用提供了更具鲁棒性的方法论。

综上，情绪增强型反转策略的绩效优化是情绪因子对反转信号的提纯与拓展的直接体现，其在参数有效性、超额收益能力、风险收益结构三个维度的提升，既验证了情绪因子与反转因子的协同效应，也为量化策略的多因子融合提供了典型范例。

5 结语

在传统反转策略多依赖量价信号、难以有效应对情绪驱动的市场波动，情绪因子对策略的优化价值逐渐受到关注的背景下，本文以 2024 年 1 月至 2025 年 2 月沪深 300 成分股及东方财富网股吧评论数据为基础，构建了融合影响力加权情绪因子的情绪增强型反转策略。

研究首先通过多任务语义建模与 LightGBM 回归以及阅读-评论双因子加权构建了个股级情绪指数，验证了其在捕捉市场情绪动态和预测价格反转方面的有效性；随后将该情绪指数作为筛选条件嵌入传统反转选股流程，形成具备情绪识别能力的增强型策略。

回测结果显示，情绪增强策略在年化收益率、夏普比率等核心绩效指标上均显著优于传统反转策略，反映出情绪因子在提升策略收益能力与风险调整后表现方面的积极作用。此外，情绪因子的引入拓展了策略的有效参数区间，增强了其在不同市场环境下的适应性与稳健性。

本研究既为反转策略的因子升级提供“情绪赋能”新范式，深化了对投资者情绪与市场异象间联动机制的理解，丰富行为金融理论在量化实践中的应用场景，也为市场参与者利用非结构化舆情数据优化组合决策、提升策略绩效提供了可落地的方法论支撑。

参考文献：

- [1] 王永宏,赵学军.中国股市“惯性策略”和“反转策略”的实证分析[J].经济研究,2001,(06):56-61+89.
- [2] 邹小凡,钱英.我国股票市场的中长期回报率的过度反应[J].数理统计与管理,2003,(06):9-14+35.
- [3] 鲁臻,邹恒甫.中国股市的惯性与反转效应研究[J].经济研究,2007,(09):145-155.
- [4] 潘莉,徐建国.A股个股回报率的惯性与反转[J].金融研究,2011,(01):149-166.
- [5] Wang, et al. (2015). "Using consumer confidence index to proxy investor sentiment and its effect on stock returns." *Journal of Financial Economics*.
- [6] 王美今, 孙建军. 中国股市收益、收益波动与投资者情绪[J].经济研究, 2004, (10): 75-83
- [7] 林枫娇.投资者情绪与股票收益关系研究——基于隔夜收益率[J].投资研究,2022,41(11):137-159.
- [8] 林红新,宋高雅,花俊国.投资者情绪对动量效应与反转效应的影响[J].金融理论探索,2020,(01):8-18.
- [9] 游家兴.投资者情绪、异质性与市场非理性反应[J].经济管理,2010,32(04):138-146.
- [10] Daniel, K., Hirshleifer, D., Subrahmanyam, A. (1998). "Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions." *The Journal of Finance*, 53(6): 1839-1885.
- [11] Fisher, K. L., & Statman, M. (2000). Investor Sentiment and Stock Returns. *Financial Analysts Journal*, 56(2), 16 – 23.
- [12] Daniele B ,Simon B .How to gauge investor behavior? A comparison of online investor sentiment measures[J].*Digital Finance*,2021,3(2):169-204.
- [13] Tsukioka Y ,Yanagi J ,Takada T .Investor sentiment extracted from internet stock message boards and IPO puzzles[J].*International Review of Economics and Finance*,2018,56205-217.
- [14] 杨晓兰,沈翰彬,祝宇.本地偏好、投资者情绪与股票收益率:来自网络论坛的经验证据[J].金融研究,2016,(12):143-158.
- [15] 王高山,王越,董宜麟,等.基于影响力加权的在线投资者情绪对股票收益的影响[J].信息系统学报,2024,(02):1-20.
- [16] De BONDT, W.F.M. and THALER, R. (1985), Does the Stock Market Overreact?. *The Journal of Finance*, 40: 793-805.
- [17] Chopra, N., Lakonishok, J., & Ritter, J. R. (1992). Measuring abnormal performance. Do stocks overreact? *Journal of Financial Economics*, 31(2), 235-268.
- [18] LEE CHARLES M. C. SHLEIFER ANDREI THALER RICHARD H.. Investor Sentiment and the Closed-End Fund Puzzle[J]. *The Journal of Finance*, 1991, 46(1) : 75-109.
- [19] Baker M ,Wurgler J .Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns[J].*The Journal of Finance*,2006,61(4):1645-1680.
- [20] Malcolm Baker and Jeremy C Stein. Market liquidity as a sentiment indicator[J]. *Journal of Financial Markets*, 2003, 7(3) : 271-299.
- [21] Barberis,N.,A. Shleifer and R.Vishny.A Model of Investor Sentiment[J].*Journal of Financial Economics*,1998,49:307-343.

- [22] Daniel,K.,D.Hirshleifer and A. Subrahmanyam.Investor Psychology and Security Market Under-and Overreactions[J].Journal of Finance,53:1839-1885.
- [23] Hong H & Stein J C. A unified theory of underreaction, momentum trading, and overreaction in assetmarkets [J]. Journal of Finance, 1999, 54(6): 2143-2184.
- [24] 何诚颖,陈锐,蓝海平,等.投资者非持续性过度自信与股市反转效应[J].管理世界,2014,(08):44-54.
- [25] 何诚颖,陈锐,薛冰,等.投资者情绪、有限套利与股价异象[J].经济研究,2021,56(01):58-73.
- [26] 黄创霞,温石刚,杨鑫,等.个体投资者情绪与股票价格行为的互动关系研究[J].中国管理科学,2020,28(03):191-200.
- [27] 尹海员,吴兴颖.投资者高频情绪对股票日内收益率的预测作用[J].中国工业经济,2019,
- [28] 饶育蕾, 刘达锋著.行为金融学[M].上海:上海财经大学出版社,2003:172.
- [29] 罗伯特·席勒,陈俊君.叙事经济学(上)——叙事的传染模型[J].金融市场研究,2017,(11):51-68.DOI:10.20134/j.cnki.fmr.2017.11.010.
- [30] 范小云,王业东,王道平,等.不同来源金融文本信息含量的异质性分析——基于混合式文本情绪测度方法[J].管理世界,2022,38(10):78-101.
- [31] 段江娇,刘红忠,曾剑平.中国股票网络论坛的信息含量分析[J].金融研究,2017,(10):178-192.

Research on Reversal Trading Strategies Incorporating Investor Sentiment

Abstract: The Chinese stock market exhibits a significant reversal effect; however, traditional reversal strategies, which rely predominantly on price and volume data, demonstrate a limited capacity to capture sentiment-driven price deviations, thereby constraining further performance improvement. To enhance the market adaptability of reversal strategies, this study innovatively constructs a reversal trading strategy that incorporates stock-level investor sentiment, utilizing a conditional filtering mechanism based on the sentiment factor to dynamically optimize the stock selection process and significantly improve both return potential and risk control. Based on data of CSI 300 constituent stocks and comments from East Money stock forums from January 1, 2024, to February 28, 2025, this study derives baseline sentiment scores through multi-task semantic modeling and LightGBM regression using mixed annotated corpora. These scores are then combined with reading counts and comment numbers to build an influence-weighted sentiment index. Subsequently, through heat adjustment and standardized mapping, a stock-level sentiment factor is obtained and embedded as a screening condition into the traditional reversal strategy framework, forming the sentiment-enhanced reversal strategy. Backtesting results show that the sentiment-enhanced strategy achieves an annualized return of 47.63% and a Sharpe ratio of 1.46, representing a significant improvement over the traditional reversal strategy. It also demonstrates superior performance in terms of return stability, risk-adjusted returns, and parameter robustness. This research validates the value of sentiment factors in optimizing reversal strategies and provides novel modeling insights and empirical evidence for the application of behavioral finance theory in quantitative investment within the A-share market.

Keywords: reversal trading strategy; investor sentiment; impact-weighted; behavioral finance; quantitative investment

附件：策略绩效指标计算公式

1. 收益与风险评估指标

(1) 年化收益率 (Annualized Return)

$$R_{annual} = (V_T)^{\frac{252}{T}} - 1$$

其中 V_T 为策略期末累计净值, $V_T = \prod_{t=1}^T (1 + r_t)$, r_t 为第 t 日收益率, T 为策略执行天数。

(2) 年化波动率 (Annualized Volatility)

$$\sigma_{annual} = std(r_t) \times \sqrt{252}$$

(3) 超额累计收益率 (Excess Cumulative Return)

$$R_{excess_cum} = V_T^{strat} - V_T^{bench}$$

其中 V_T^{strat} 为策略期末累计净值, V_T^{bench} 为基准期末累计净值。

(4) α (Alpha) 和 β (Beta)

α 与 β 最早提出于资本资产定价模型 (CAPM), β 衡量投资组合收益率对市场波动的敏感性, 反映投资组合的系统性风险; α 表示投资者所获得的与市场波动无关的收益, 一般用来衡量投资者的主动管理能力。两者计算公式如下:

$$\alpha = (\text{E}(r_t^{strat}) - \beta \times \text{E}(r_t^{bench})) \times 252,$$
$$\beta = \frac{\text{Cov}(r_t^{strat}, r_t^{bench})}{\text{Var}(r_t^{bench})}$$

其中 r_t^{strat} 为策略第 t 日收益率, r_t^{bench} 基准第 t 日收益率。

(5) 夏普比率 (Sharpe Ratio)

夏普比率用于衡量投资策略在承担单位风险时所能获得的超额收益, 同时考虑了收益和风险两个维度。其计算公式如下:

$$SharpeRatio = \frac{R_{annual} - R_f}{\sigma_{annual}}$$

注意策略假设无风险利率 R_f 为 0。

2. 操作评估指标

(1) 最大回撤 (Max Drawdown)

最大回撤用于描述在某一时期内, 资产净值从历史最高点(峰值)下跌至最低点(谷值)的最大亏损比例, 反映了策略在最极端情况下的潜在损失。其计算公式如下:

$$MaxDrawdown = \max_{0 \leq t \leq T} \left(\frac{V_t^{peak} - V_t}{V_t^{peak}} \right)$$

其中 V_t^{peak} 为 t 时刻前累计净值的峰值, V_t 为 t 时刻的累计净值。

(2) 胜率 (Win Rate)

胜率用于描述在一定时间周期内, 策略收益战胜基准或实现盈利的概率。其计算公式如下:

$$WinRate = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{I}_A(r_t^{strat} > r_t^{bench})$$

其中 $\mathbb{I}(\cdot)$ 为指示函数。

(3) 盈亏比 (Profit/Loss Ratio)

盈亏比用于描述盈利交易的平均收益与亏损交易的平均损失之间的比例，它反映了策略在盈利和亏损之间的风险收益平衡能力。其计算公式如下：

$$Profit / LossRatio = \frac{\mathbb{E}(r_t^{strat} | r_t^{strat} > 0)}{\mathbb{E}(-r_t^{strat} | r_t^{strat} < 0)}$$