

中国股市正反馈交易涨强不对称的定价能力

万 谍¹, 杨晓光^{2,3}

(1. 浙江工商大学 金融学院, 杭州 310018; 2. 中国科学院 数学与系统科学研究院, 北京 100190;
3. 中国科学院大学 管理学院, 北京 100080)

摘 要 中国市场存在显著的正反馈交易, 且追涨程度远超过杀跌程度. 这种现象本文称之为正反馈交易的涨强不对称. 本文旨在研究这种涨强不对称是否具有定价能力. 本文在 Fama-French 三因子模型的基础上构建了反转因子、正反馈因子和涨强不对称因子, 对 2010 年以前上市的全部 A 股从 1998 年 1 月至 2016 年 10 月的数据进行实证检验. 本文发现, 涨强不对称因子的表现显著区别于正反馈因子和反转因子; 尽管单一看正反馈因子、反转因子和涨强不对称因子都有一定的定价能力, 但在多因子模型中正反馈因子和反转因子的定价能力很弱, 只有涨强不对称因子有显著的定价效果; 且这种定价能力不是因为追涨、杀跌、流动性溢价或投资者情绪造成的. 总之, 涨强不对称是一个有别于传统因子的新定价因子, 且其定价能力可能源于市场补偿非理性投机带来的风险.

关键词 正反馈交易; 涨强不对称; 反转效应; 多因子模型; 资产定价

Pricing power of rise-favor asymmetry of positive feedback trading in China's stock market

WAN Die¹, YANG Xiaoguang^{2,3}

(1. School of Finance, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China; 2. Academy of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. School of Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

Abstract The positive feedback trading phenomenon is significant in Chinese market, and buying-winners effect is much stronger than selling-losers effect. We call it rise-favor asymmetry of positive feedback trading. This paper studies if this rise-favor asymmetry has asset pricing power. This paper constructs reversal factor, positive feedback factor, and rise-favor asymmetry factor based on Fama-French three factor, and uses a sample that spans from Jan 1998 to Oct 2016 and contains daily data of all A shares that become a listed company before 2010 to do empirical tests. The paper finds that, the performance of rise-favor asymmetry factor is quite different from that of positive feedback factor and reversal factor; Although these three factors all have some pricing power individually, the pricing power of positive feedback factor and reversal factor is weak in the multi-factor pricing model, and only rise-favor asymmetry factor can significantly promote the pricing power of multi-factor model; The pricing power of rise-favor asymmetry factor does not result from price-rising chasing behavior, price-dropping chasing behavior, liquidity risk premium, or investor sentiment. In sum, rise-favor asymmetry is a new pricing factor that different from traditional factors, and its pricing power may relate to the market's compensation on the risk of irrational speculation.

Keywords positive feedback trading; rise-favor asymmetry; reversal; multi-factor model; asset pricing

收稿日期: 2017-12-19

作者简介: 万 谍 (1986-), 男, 汉, 四川眉山人, 博士, 研究方向: 公司金融、资本市场; 杨晓光 (1964-), 男, 汉, 安徽凤台人, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向: 金融市场、金融风险管理.

基金项目: 国家自然科学基金 (71501170, 71532013, 71501170); 浙江省教育厅一般项目 (Y201635318)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (71501170, 71532013, 71501170); General Item of Education Department of Zhejiang Province (Y201635318)

中文引用格式: 万 谍, 杨晓光. 中国股市正反馈交易涨强不对称的定价能力 [J]. 系统工程理论与实践, 2019, 39(1): 1-18.

英文引用格式: Wan D, Yang X G. Pricing power of rise-favor asymmetry of positive feedback trading in China's stock market[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2019, 39(1): 1-18.

1 引言

依据 De Long 等^[1]的定义,正反馈交易者是非理性投资者,他们不考虑资产的基础价值,只要价格上涨就买入,价格下跌就卖出,即‘追涨杀跌’。而正反馈的不对称性指的是追涨的强度和杀跌的强度存在显著差异。Wan 等^[2]发现,不同于发达市场中杀跌效应较强^[3],中国市场的个股中存在着显著的追涨强于杀跌的不对称正反馈交易。在高频区间中,Wan 和 Yang^[4]也发现了中国市场中上涨时正反馈的强度强于下跌时正反馈的强度。Wan 等^[2]将这类不对称性归因于大量存在的散户投资者:中国市场中散户交易量占比较高,且因卖空成本较高以及羊群效应的作用,散户倾向于追逐上涨的股票;而中国市场散户的处置效应比较强¹,杀跌强度相对较低,如此形成了追涨强于杀跌。我们把这种正反馈交易的不对称性称为“涨强不对称”。本文关心的是,中国市场中这种特殊的涨强不对称,会否影响中国股市的资产定价?直观的想,作为与价格直接关联的交易行为,涨强不对称程度高,意味着追涨交易非常活跃,如此长期而言是否会推高资产价格?虽然行为金融理论早已证明非理性投资者行为对资产价格有影响^[9],但作为资产定价的主流模型——多因子模型体系中却没有纯粹的非理性因子^[10,11]。本文的主要研究目的在于,通过直接估计中国股市正反馈交易及涨强不对称的强度,在标准的 Fama-French 框架下分析其定价能力,从而考察在中国市场中非理性投资者行为对定价是否有影响。

正反馈交易对价格的影响首先体现在从理论上影响着价格波动和收益相关性。De Long 等^[1]的理论模型显示,正反馈交易会导致剧烈的价格波动。因此,正反馈交易强度上升伴随着风险的增加,此时投资者要求更高的风险补偿,故期望收益率应该上升,所以正反馈交易可能影响资产定价。另外,Sentana 和 Wadhvani^[3]的模型和实证结果都证实,正反馈交易会影响收益率的自相关性,在价格波动上升时,正反馈交易还可能导致收益率的自相关系数由正变负。由于收益率的自相关性与价格趋势的持续性、价格的有效性都有关联性,正反馈交易也因此影响着资产定价。正反馈交易的涨强不对称对价格的影响直观上体现在非理性投机催生资产泡沫。追涨超过杀跌的不对称程度代表着散户投机的热度,不对称程度越高,表明越多的散户在更激烈地追涨交易。Scheinkman 和 Xiong^[12]的再卖出期权理论指出,当非理性投资者增多时,投资者的过度自信增加,资产价格会蕴含再卖出期权的价值,由此导致投机性资产泡沫。Shleifer 和 Vishny^[13]也强调非理性投机的增加会导致套利限制,从而使得资产价格长期偏离基础价值。在中国这样一个散户活跃度高,散户交易占比高的市场中,这种‘偏离’可能更加持久,最终可能会影响到市场定价机制。

正反馈交易及其不对称性对定价的影响,还体现在与已有的定价因子的关联性上。Jegadeesh 和 Titman^[14]指出,非理性的正反馈交易会推动上涨或下跌的趋势,从而使得动量效应存在²。在发达市场中,广泛存在着中期(1个月至1年)动量效应^[15-17],且动量因子还有显著的定价能力^[10,18]。但中国市场中主要存在的是中期反转效应^[19-22],故动量因子并不适用于中国市场。田利辉等^[22]用反转因子代替了 Carhart^[18]中的动量因子,并发现1周排序期的反转因子具有显著的定价能力。如果考虑正反馈交易,情况将如何?一般而言,正反馈交易将导致趋势持续,那么反转效应会不会因为正反馈强度的增加而有所降低呢?涨强不对称与反转又如何相关:如果反转收益的构成主要来源于赢家空头组合,追涨导致的价格冲高回落就可能会对反转有较大的贡献,那么涨强不对称就应该与反转收益正相关;但如果反转收益主要源于输家多头组合,那么涨强不对称与反转的关联性可能不大。因此,正反馈及涨强不对称可能与反转因子有着直接的关联,本文将讨论涨强不对称与反转在定价方面的区别与联系。

经验资产定价模型主要是用因子来解释横截面上资产收益率的差异,以此来分析资产价格随哪些因素而变化。对因子影响资产定价的原因,当前研究主要有两种解释。一种是基于消费 CAPM 的思路,从传统的风险溢价来解释定价,认为定价因子代表了某种风险得到补偿。比如 Fama 和 French^[23,24]认为其提出的估值、规模等因子在 Merton^[25]的跨期 CAPM 模型和 Ross^[26]的套利定价模型框架下是‘理性’的风险因子。另一

1. 处置效应指的是散户倾向于卖出获利的股票,而不愿卖出下跌的股票,从而导致上涨时流动性提供充足,而下跌时交易萎缩^[5,6]。中国市场也有显著的处置效应证据^[7,8]。

2. 注意,动量策略与正反馈交易有较大的区别:正反馈交易不需要通过历史收益率排序,也没有策略相关的股票池的概念,只要价格上涨或下跌就会有买入或卖出;动量需要构建赢家多头组合和输家空头组合,只有在股票池中排名靠前和靠后的股票才会在动量交易中买入或卖出。

种基于 Tobin 的 q 理论, 从投资的一阶条件出发, 得出股价收益率等于投资收益率^[27-29]。比如, Liu 等^[29]在规模报酬不变的假设下估计了投资收益率, 其对股票收益率的拟合程度超过 Fama 和 French^[23] 的三因子模型。Hou 等^[30] 基于 Tobin 的 q 理论证明, 包含市场收益率、规模、投资和利润率的 q 因子模型表现在大多数情况下超过 Fama-French 三因子模型和 Carhart 四因子模型。虽然从 Kahneman 和 Tversky^[9] 到 Daniel 等^[31] 都证实投资者的非理性对资产定价有影响, 但基于风险溢价或投资收益率的定价模型中并没有因子代表非理性投资者行为的影响。事实上, 非理性投机对定价的影响, 也可以通过消费或投资两类渠道来发挥作用。非理性投机增加, 会增加理性投资者的风险厌恶程度, 进而改变投资者对当前和未来的消费权衡, 从而增加折现率也就是期望收益率。非理性投机增加, 会使得企业在股价上升或流动性改善的状况下更容易通过股权质押或增发配股获得融资以支持投资的增长, 最后在投资更充足的情况下, 可选的投资项目增加, 企业可以选择更佳的投资项目, 从而使得投资收益率上升。那么, 非理性因子如果影响资产定价, 是通过改变理性投资者的风险收益权衡, 还是改变企业的投资决策呢? 本文将分析涨强不对称代表的非理性因子影响资产定价的可能渠道。

综合前期研究 [2, 4, 7, 8] 等可以看出, 中国股市的涨强不对称主要来自于中国股市散户占比高以及散户的处置效应, 是一种已经在市场上有显著表现的非理性投资者行为。本文重点考察涨强不对称的定价能力, 而涨强不对称是正反馈交易 (追涨、杀跌) 衍生, 且反转与正反馈理论上存在关联性, 因此在考察涨强不对称的定价能力的时候, 需要讨论其与正反馈和反转的区别与联系, 并回答涨强不对称的定价能力如果存在的话, 是否源于某种交互作用, 是否有独立的定价能力。因此, 本文的研究设计, 是首先针对本文使用的样本数据集, 检验正反馈、不对称和反转效应的实际表现, 然后测试涨强不对称因子以及相关的正反馈因子和反转因子的单因素定价能力。随后则是侧重考察涨强不对称因子与正反馈因子、反转因子是否有区别, 几个因子之间的定价能力能否相互解释, 涨强不对称因子的定价能力是否仅仅来自追涨或杀跌的单一方面。本文的工作最终是要说明涨强不对称是一个独立的、不可分割的、有显著定价能力且区别于已有定价因子的风险因子。

本文接下来的安排如下: 第二节是数据和描述性统计分析; 第三节检验正反馈、涨强不对称和反转的存在性, 并测试其单变量定价能力; 第四节讨论涨强不对称与正反馈、反转以及已有的其他定价因子如规模、估值等的区别与联系, 同时在多因子定价模型框架下, 用组合和个股数据讨论控制其余定价因子后涨强不对称因子的显著性; 第五节先分别考察追涨和杀跌的定价能力, 之后分析不对称因子与流动性风险溢价和投资者情绪的关联性, 最后通过控制 Hou 等^[30] 的 q 因子来讨论涨强不对称影响定价的渠道; 第六部分是结论。稳健性检验结果都放在附录。

2 数据

本文的数据来自同花顺。我们选取了 2010 年以前上市的全部 A 股从 1998 年 1 月至 2016 年 10 月的数据, 共计 1669 支股票 226 个交易月份。采用 2010 年以前上市的股票是为了保证组合构建时股票数量在一段时间相对稳定, 从而时序上组合不受大量新加入的股票的影响而有较连贯的表现, 保证了整个面板相对平衡。由于有一些股票在 1998 年至 2009 年之间上市, 故该数据集是不平衡面板数据, 合计包含 271285 条数据。一条数据指的是该股票当月的百分比收益率 (计算公式为 $100\% * (\text{当期收盘价} - \text{上期收盘价}) / \text{上期收盘价}$)、收盘市值、市净率 (即市值账面比)。市场指数选取的是 A 股指数 (上证综合指数剔除 B 股, 代码: 000002)。无风险利率选择的是银行同业拆借利率 (30 天加权平均值, 月度)。该利率从 1998 年起有数据, 同时 1998 年起中国 A 股有超过 1000 支股票在交易, 因此该样本期的选择可以同时满足构建组合和计算超额收益率的样本长度需要。除 A 股指数收益率和无风险利率外, 其余指标都采用 1% 和 99% 分位点进行了 Winsorize 处理。数据的描述性分析如表 1 所示。如表中所示, 个股收益率的均值和标准差都超过指数, 表明非系统性风险的存在。相比个股和指数的利率, 无风险利率的数值较小, 波动也不大。A 股平均市净率为 4.5, 估值高于当前美股的平均 (约 2.6, 2016 年数据), 表明高速增长的中国经济使得 A 股估值相对偏高。净资产为负的样本 (即市净率小于 0) 仅有 3211 条, 约占全部样本的 1%, 影响不大。

表 1 数据的描述性统计

指标	收益率 (%)	市值 (万元)	市净率	指数收益率 (%)	无风险利率 (%)
最小值	-36.042	16014	-1.34	-24.599	0.086
25% 分位点	-7.207	75906.7	2.11	-4.529	0.203
中位数	0.203	174848.4	3.33	0.684	0.242
75% 分位点	8.271	439310.2	5.29	5.135	0.316
最大值	43.232	7562599.2	29.44	31.832	0.549
均值	0.84	497532.6	4.5	0.797	0.262
标准差	13.717	1041617.5	4.29	8.228	0.096

注: 表 1 报告了 2010 年之前上市的全部 A 股的收益率、市值和市净率从 1998 年 1 月至 2016 年 10 月的月度数据, 和这期间 A 股指数月度收益率和银行同业拆借 30 天加权平均利率 (转化为月利率) 的描述性统计分析. 其中, 收益率、市值和市净率的样本数为 271285 个, 而指数收益率和无风险利率的样本数为 226 个.

3 正反馈、涨强不对称和反转的存在性检验及单变量定价能力分析

3.1 存在性检验

本节我们首先按照 Wan 和 Yang^[4] 的方法计算正反馈强度及追涨超过杀跌的不对称程度, 然后检验中国股市中涨强不对称的存在性. Wan 和 Yang^[4] 在 Sentana 和 Wadhwani^[3] 的模型框架下, 假设市场中只存在非理性的涨强不对称正反馈交易者和理性投资者, 在两者的交易量满足市场均衡的情况下推知正反馈的强度可以用上期绝对收益率和当期交易量的相关性来估计, 而不对称性则可以用正收益率与交易量的相关系数减去负收益率的绝对值与交易量的相关系数来估计. 结合 Wan 等^[2] 得出的正反馈交易者因存在不同意见, 会对不同期限的股价涨跌进行反馈交易, 我们提出了基于日度数据的正反馈强度估计公式:

$$FC_t^{(f)} = \text{Corr}(re_{k-1}^{(f)}, volume_k),$$
$$PFC_t^{(f)} = \text{Corr}(re_{k-1}^{(f)}, volume_k | re_{k-1}^{(f)} > 0),$$
$$NFC_t^{(f)} = \text{Corr}(-re_{k-1}^{(f)}, volume_k | re_{k-1}^{(f)} < 0).$$

(1)

其中 FC, PFC, NFC 分别表示对正反馈强度、追涨强度、杀跌强度. 其中 $f = 1, 5, 22$ 表示可以用该公式估计交易者对昨日、上周和上月价格变动的反馈, $re_{k-1}^{(f)}$ 表示昨日 ($f = 1$ 即第 $k - 1$ 天)、上周 ($f = 5$ 即第 $k - 5$ 至第 $k - 1$ 天) 和上月 ($f = 22$ 即第 $k - 22$ 至第 $k - 1$ 天) 的收益率³, $volume_k$ 表示第 k 天的交易量, 而 $k = t - 60, t - 59, \dots, t$. 表示最近 3 个月的交易日. 即我们采用上期 (昨日、上周、上月) 收益率和当日交易量在最近 3 个月的相关系数估计当月的正反馈交易强度. Wan 和 Yang^[4] 指出, 正反馈交易指的是过去的上涨或下跌会引发交易量的增加, 且同等价格变化幅度下交易量增幅越大, 正反馈的强度越大. 因此日、周、月的正反馈强度定义为对应期限的上期收益率的绝对值与当期交易量的相关系数. 为了综合考虑正反馈交易者的异质信念, 本文将日周月的正反馈强度加总进行平滑, 即正反馈强度和不对称强度即为不同期限反馈程度的平均值:

$$FC_t = \left(\sum_{f=1,5,22} FC_t^{(f)} \right) / 3, \quad AFC_t = \left[\sum_{f=1,5,22} (PFC_t^{(f)} - NFC_t^{(f)}) \right] / 3.$$

(2)

FC 和 AFC 其实是对 Wan 和 Yang^[4] 的模型中正反馈及涨强不对称参数的估计值. 按照 Wan 和 Yang^[4] 的结论, FC 和 AFC 的估计值显著大于 0, 则说明当期的交易量对于上期收益率有反馈, 且相同价格涨跌下追涨强度显著超过杀跌强度, 从而证明正反馈及涨强不对称在样本中显著存在. 使用样本中 1669 支股票数据 1998 年 1 月至 2016 年 10 月的每日收盘价和交易量数据, 估计出的正反馈强度及其不对称程度的描述性统计如表 2 所示. 由于需要最近 3 个月 (60 天) 来估计当月的正反馈强度, 最终的估计出的指标值从 1998 年 4 月至 2016 年 10 月.

表 2 中报告了对昨日 (D), 上周 (W), 上月 (M) 收益率的反馈强度的均值和分位数. 表中结果显示, 除了对上周和上月的跌幅进行可能出现显著的负反馈交易外, 其余情形下正反馈指标的均值和中位数都为正, 且

3. 采用之前 5 天和 22 天来代表上周和上月是实证中常用的方法, 这样就可以滚动地为每一个交易日的交易量配对出上周和上月的收益率.

在全样本的 Kruskal-Wallis 检验都显著拒绝了中位数等于 0 的假设, 这证明正反馈交易是显著存在的. 正反馈交易的涨强不对称性非常明显, 不管是对昨日、上周还是上月的反馈, 追涨的强度在各个分位点都大于杀跌的强度, 且 AFC 指标的中位数也显著的大于 0, 这在全样本中证明了涨强不对称性的显著存在. 我们还把样本按股票分为 1669 个时序, 和按月份分为 223 个横截面, 报告了这些分样本中 Kruskal-Wallis 检验显著的百分比. 表 2 中最后两列的结果说明, 杀跌主要出现在对昨日价格变动的反馈中, 而对上周和上月的杀跌效应不明显. 无论是正反馈强度 FC 还是不对称性 AFC 在各个分样本中显著的百分比都超过 99.5%, 这又进一步证实中国市场中正反馈交易和追涨强于杀跌的显著存在性. 因此, 我们用非参数的方法估计并验证了不对称正反馈在个股中的广泛存在, 与 Wan 等 [2] 通过回归得到的结果一致.

表 2 正反馈强度及其不对称程度估计值

指标	均值	25% 分位点	中位数	75% 分位点	P 值	股票比例	月份比例
DFC	0.203	0.094	0.204	0.314	0	1	1
DPFC	0.344	0.221	0.359	0.483	0	1	1
DNFC	0.059	-0.093	0.058	0.21	0	0.714	0.753
WFC	0.177	0.033	0.18	0.325	0	0.998	0.987
WPFC	0.318	0.167	0.338	0.489	0	1	1
WNFC	-0.03	-0.223	-0.035	0.158	0	0.09	0.336
MFC	0.104	-0.134	0.113	0.349	0	0.922	0.722
MPFC	0.251	0.051	0.274	0.475	0	1	0.982
MNFC	-0.128	-0.367	-0.148	0.092	0	0.001	0.135
FC	0.186	0.062	0.187	0.311	0	1	0.996
AFC	0.325	0.136	0.34	0.528	0	1	0.996

注: 表 2 报告对于昨日、上周和上月的价格涨跌进行正反馈交易的强度及其不对称性的描述性统计分析. 其中 D、W、M 分别表示前 1、5、22 天的涨跌幅进行反馈交易. 表中报告了各类反馈强度的均值和分位数, 同时报告了对中位数是否显著异于 0 的 Kruskal-Wallis 检验结果. P 值表示的全样本检验结果, 而后面 2 列分别报告了, 在单个股票或单个月份进行该检验时, 在 95% 置信水平下中位数显著大于 0 的股票比例和月份比例. 表 2 基于 1998 年 4 月至 2016 年 10 月的 268285 条数据.

Jegadeesh 和 Titman^[14] 指出, 正反馈交易可能推动趋势存在, 从而与动量效应相关. 这可能使得涨强不对称与动量或反转效应有关. 故本节还需在样本中检验反转效应的存在性, 并讨论其与涨强不对称的关系. 中国市场中, 中期反转效应的证据已经有很多, 比如田利辉等^[22] 在周度和月度频率下构建组合验证了 A 股的中长期反转特征. 不同于何诚颖等^[21]、田利辉等^[22] 都研究了各期限下的反转特征, 本文的关注点是反转效应在标准的 Fama-French 框架下的定价能力, 故主要关注的是在月度频率下反转效应的存在性证据. 在表 3 中报告的是排序期依次为上一年、上半年、上个月、去掉最近一个月的上一年和去掉相同月份的上一年, 而持有期为一个月的策略表现⁴. 从第 2 列至第 6 列分别是排序期收益率从低到高的组合, 每个组合含有最近 7 个月 (包括当月) 持续在交易的股票的 20%, 而表中报告的组合收益率是当月的市值加权平均收益率. 表 3 的结果显示, 除了 Q2 偶尔超过输家组合的收益, 其余组合的收益都随着排序期收益的上升而呈显著下降趋势, 表明反转效应的广泛存在. 表 3 的最后 3 列报告了输家组合多头和赢家组合空头的收益均值、标准差和 t 检验结果. 结果显示, 反转策略的收益在各排序期都显著为正, 因此中国股市的中期反转特征在我们的样本中得到了验证. 表 3 的结果还证实, 反转的收益主要源于超跌反弹: 赢家空头组合并不一定赢利, 且收益远远小于输家多头的收益. 因此, 虽然中国市场中存在着显著的涨强不对称正反馈交易, 但非理性投机追涨并不一定导致中期价格回落, 故追涨超过杀跌的不对称程度可能对反转并没有直接贡献.

3.2 因子构建及单变量定价能力测试

本节将测试正反馈和不对称性是否能显著影响资产价格, 主要采用的方法是标准的 Fama-French 构建组合法. 根据 De Long 等^[1] 的理论结果, 正反馈交易会导致剧烈的价格波动, 如果要求风险补偿立即实现, 则下期收益应该上升. 但又跟据 Campbell 和 Hentschel^[33] 的波动率反馈理论, 波动上升时投资者要求的高

4. 剔除最近一个月的收益率是为了减少持买卖价差的持续影响, 是动量效应研究中的标准做法^[15,16,32]. 而去掉去年当月是为了剔除季节效应的影响^[10].

表 3 月度反转效应的检验

排序期	Low	Q2	Q3	Q4	High	m(L-H)	sd(L-H)	P 值
[t - 12, t - 1]	1.387	1.537	1.174	0.746	0.02	1.367	4.4	0
[t - 6, t - 1]	1.447	1.517	1.348	0.618	-0.004	1.452	4.239	0
t - 1	1.538	1.499	1.146	0.803	-0.275	1.813	4.382	0
[t - 12, t - 2]	1.067	1.148	1.172	0.972	0.331	0.735	4.176	0.011
[t - 11, t - 1]	1.416	1.285	1.129	0.695	-0.038	1.453	4.474	0

注: 表 3 报告了使用 1669 支 2010 年前上市的全部 A 股的收益率排序构建组合的市值加权平均月度收益率。组合每月重新构建, 持有期为 1 个月, 排序期 (第 2 至 5 行) 分别是 1 年、半年、1 个月、1 年 (剔除最近的一个月)、1 年 (剔除去年当月)。从 2 至 6 列依次是从低收益率组合到高收益率组合在第 t 月的平均收益率, 单位是百分比。最后 3 列是低收益率组合多头和高收益率组合空头的当月收益均值和标准差以及对该收益均值为 0 的零假设进行双侧 t 检验的 P 值。样本期从 1999 年 4 月至 2016 年 10 月, 共 211 个月。

风险补偿其实意味着折现率上升, 反而可能使得短期内资产价格下跌。故正反馈交易强度 FC 上升, 可能会导致短期收益上升或下跌。按照再卖出期权理论^[12], 不对称性 AFC 越高代表更多的非理性投资者的参与, 再卖出期权价值更高, 股价会相应上升。

由于本文的实证数据集涉及的股票序列过多, 为了得到更稳健的结果, 我们将采用 Fama 和 French^[23] 构建投资组合的方法来检验 FC 和 AFC 的单变量定价能力。如果正反馈或涨强不对称对股价有显著的影响, 则根据 FC 和 AFC 建的投资组合应该有显著的收益率。

我们首先根据 Fama 和 French^[23,34] 的方法构建三因子。市场超额收益率定义为指数的百分比收益率减去无风险利率 (月度):

$$MKRE_t = \frac{close_t - close_{t-1}}{close_{t-1}} - RF_t.$$

(3)

小盘股多头和大盘股空头组合的收益率计算如下。以去年平均市值 (剔除最近一个月) 排序⁵, 买入市值在 20% 分位点以下的股票, 卖出市值在 80% 分位点以上的股票, 得到的组合持有一个月的收益率为 SMB 。根据 L'Her 等^[32] 的建议, 构建组合时剔除市值规模效应是更稳健的做法。在构建估值 (市净率 market-to-book ratio, MB)、反转、 FC 和 AFC 组合时, 我们都按照 L'Her 等^[32] 对动量效应的处理方法以剔除市值的影响。做法是, 在小市值股票 (市值处于 30% 分位点以下)、中市值 (市值在上下 30% 分位点之间) 和大市值股票 (市值在 70% 分位点以上) 的股票池中, 以上下 30% 的股票分别构建策略⁶, 然后求三类策略收益的平均值即为剔除市值影响后的收益率, 即

$$XHML = \frac{S/H - S/L + M/H - M/L + B/H - B/L}{3}.$$

(4)

其中 S 、 M 、 B 表示小、中、大市值股票, 而 H 、 L 表示高低或输赢, 比如 S/L 表示小市值股票池中该变量值较低的组合收益率。 $XHML$ 表示某个变量剔除市值影响后的组合收益, 包括估值策略组合 HML (高 MB 多头和低 MB 空头)、反转策略组合 LMW (输家多头和赢家空头)、正反馈组合 $FCLMH$ (低 FC 多头和高 FC 空头) 和涨强不对称组合 $AFCHML$ (高不对称多头和低不对称空头)。这些组合收益率的描述性统计和相关系数矩阵见表 4。

从表 4 中可以看出, 除了市场超额收益率统计不显著外, 其余的组合策略都显著区别于 0, 说明每一个因子都有一定的定价能力。 SMB 显著为正, 说明买入小盘股卖出大盘股可以赢利, 而 HML 显著为负, 说明买入低估值卖出高估值组合能显著赢利⁷。 LMW 显著为正, 说明剔除了市值影响后反转效应仍存在。 $FCLMH$ 和 $AFCHML$ 都显著为正, 说明正反馈和涨强不对称都对未来股价有影响。显著为正的 $FCLMH$ 验证了 De Long 等^[1] 和 Campbell 和 Hentschel^[33] 理论结果的正确性, 而 AFC 显著为正则表明中国股市中非理性投

5. Fama 和 French^[10] 的投资组合是每年 7 月按照去年年报的数据构建, 然后持有一年, 但国内股市年份太短, 且股票数量增加较快, 故本文中采取的是每月更新组合, 这样的更新频率也与常用的动量或反转策略的频率保持一致。此外, 附录中的稳健性测试也发现, 每年 7 月构建市值和估值组合并持有一年的方法并不影响结论的稳健性。

6. 股票的分类都是按照变量去年均值 (剔除最近一个月) 进行排序的, 组合都是每月构建一次并持有一个月。选择上下 20%、25% 的股票并不影响结果的稳健性 (见附录)。

7. HML 显著为负与 Fama 和 French^[23] 并不矛盾, 因为他们使用的账面市值比 (BM), 而这里是市值账面比 (MB)。在后续的定价模型中, HML 的系数大都显著为正, 也与 Fama 和 French^[23] 中 HML 系数为负的结果一致。

机行为会提升再卖出期权的价值^[12]。表 4 的 Panel B 还给出了定价因子的相关系数矩阵。在修正了市值的影响后, SMB 与各因子的关联性都不算高, 但 HML 与 LMW 和 AFCHML 都呈负相关关系。LMW 与 FCLMH 的相关度达到了 0.364, 与 AFCHML 的相关性也有 0.215, 这初步说明了正反馈及涨强不对称与反转效应存在关联性。

表 4 定价因子的描述性统计及其相关矩阵

Panel A: 定价因子的描述性统计						Panel B: 定价因子相关系数矩阵					
变量	均值	标准差	t 值	最小值	最大值		MKRE	SMB	HML	LMW	FCLMH
MKRE	0.535	8.236	0.943	-24.877	31.524	SMB	-0.081				
SMB	0.573	2.675	3.109	-10.967	7.635	HML	-0.186	0.16			
HML	-0.678	3.278	-3.006	-16.991	9.753	LMW	0.067	0.267	-0.447		
LMW	0.61	2.878	3.08	-8.961	8.736	FCLMH	-0.13	0.113	-0.053	0.364	
FCLMH	0.369	1.614	3.325	-4.986	5.848	AFCHML	0.274	0.105	-0.479	0.215	-0.180
AFCHML	0.259	1.826	2.065	-5.420	5.955						

注: 表 4 报告了通过构建赢家和输家组合后得到的定价因子的描述性统计和相关性分析。其中, MKRE 是 A 股指数收益率减去无风险利率。SMB 是按照前 12 个月平均市值(剔除最近一个月)排序, 买入小市值的 20% 和卖出大市值的 20% 的股票后持有一个月的收益率序列。HML、LMW、FCLMH 和 AFCHML 都按照式(4)构建。描述性统计报告了序列的均值、标准差、t 统计量、最小值和最大值。所有收益率的单位都是百分比。所有时序定价因子的样本期都为 211 个月。

4 正反馈因子、涨强不对称因子、反转因子定价能力之间的关系

4.1 正反馈因子、涨强不对称因子、反转因子之间的相关关系

正如引言中所述, 由于正反馈交易与动量交易策略的相似性, 正反馈及其不对称性最可能与反转因子有联系。故本节的研究重点在于测试正反馈及涨强不对称与反转因子的区别与联系。理论上, 反转因子应该与正反馈有直接的关联性: 显著的正反馈交易更可能导致趋势的持续^[14], 故正反馈强度的增加可能会降低反转的可能性, 从而降低反转收益。表 3 的结果显示, 赢家空头的收益占反转收益的比例很低, 故涨强不对称所代表的追涨投机程度应该与反转的关联性不大。从表 4 的 Panel B 可以初步看出, 反转因子与正反馈因子和不对称因子都有一定的关联性, 但简单的相关系数矩阵不足以确定各因子之间的关联性, 本节我们将进行更严格的测试。

我们首先仿照 Novy-Marx^[35] 的方法, 让反转、正反馈和不对称因子之间互相回归, 考察在剔除了其余定价因子的影响后, 这些因子之间的关联性是否仍存在。回归的结果在表 5 中报告。表 5 的结果显示, Fama-

表 5 反转和正反馈的回归结果

变量	FCLMH	FCLMH	FCLMH	AFCHML	AFCHML	AFCHML	LMW	LMW	LMW
常数项	0.311*** [0.116]	0.287*** [0.108]	0.284*** [0.105]	-0.02 [0.111]	-0.014 [0.111]	0.053 [0.110]	0.097 [0.174]	-0.074 [0.164]	-0.075 [0.165]
MKRE	-0.027** [0.014]	-0.027*** [0.013]	-0.017 [0.013]	0.045*** [0.013]	0.045*** [0.013]	0.038*** [0.013]	0.0004 [0.020]	0.015 [0.019]	0.015 [0.020]
SMB	0.071** [0.042]	-0.021 [0.042]	0.014 [0.042]	0.135*** [0.040]	0.156*** [0.043]	0.152*** [0.042]	0.374*** [0.063]	0.335*** [0.059]	0.335*** [0.061]
HML	-0.048 [0.168]	0.06** [0.037]	-0.004 [0.041]	-0.264*** [0.033]	-0.289*** [0.039]	-0.275*** [0.038]	-0.441*** [0.052]	-0.414*** [0.048]	-0.415*** [0.057]
LMW		0.245*** [0.043]	0.232*** [0.042]		-0.057 [0.044]	-0.00003 [0.046]			
FCLMH						-0.237*** [0.070]		0.552*** [0.097]	0.552*** [0.101]
AFCHML			-0.223*** [0.066]						-8.02×10 ⁻⁵ [0.104]
R 方	0.022	0.15	0.191	0.293	0.295	0.329	0.307	0.398	0.395

注: 表 5 报告了以 FCLMH、AFCHML、LMW 为因变量, 以其余定价因子为自变量的回归结果, 表中报告了各回归方程的系数、标准差和调整后的 R 方。所有回归的样本都是 211 个。其中‘*’, ‘**’, ‘***’, 分别表示在 90%、95% 和 99% 的置信水平下统计显著。

French 三因子对 FCLMH 的解释 R 方仅有 0.022, 加入 LMW 后上升至 0.15, 这说明 LMW、AFCHML 与 FCLMH 显著正相关, 且是 FCHML 的重要解释变量. 以 LMW 为因变量的回归中, 加入 FCLMH 也对 R 方有显著提升, 且 FCLMH 的系数也显著为正. 这说明正反馈因子与反转因子存在显著的关联性, 但还无法判断正反馈对反转的促进或抑制作用. 在控制了其余因子后, LMW 与 AFCHML 不相关, 不论是以 AFCHML 还是 LMW 为因变量, 另一个在回归中都不显著. 这说明 AFC 与反转无关, 该结果与表 3 中反转策略收益主要来自超跌反弹的结论一致. 此外, 剔除 LMW 的影响后, AFCHML 与 FCLMH 显著负相关, 说明 FCLMH 即使与 LMW 正相关, 其策略收益来源也有显著的差别.

表 6 变量 4×4 组合的收益关系比较

FC/size	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d	AFC/size	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d
Low	1.599	1.252	0.956	0.407	1.193	0.002	Low	1.515	0.736	0.543	0.242	1.273	0.003
Q2	1.672	1.149	0.895	0.571	1.101	0.004	Q2	1.544	1.208	0.854	0.465	1.079	0.005
Q3	1.469	0.971	0.784	0.323	1.146	0.004	Q3	1.435	1.036	0.785	0.426	1.01	0.005
High	1.183	0.916	0.435	0.342	0.84	0.03	High	1.418	1.207	0.881	0.794	0.624	0.081
L-H	0.417	0.336	0.521	0.065			L-H	0.098	-0.471	-0.338	-0.552		
p.d	0.009	0.034	0.002	0.785			p.d	0.573	0.011	0.053	0.017		
FC/MB	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d	AFC/MB	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d
Low	1.298	1.154	1.021	0.683	0.614	0.071	Low	0.678	0.753	0.48	0.244	0.433	0.3
Q2	1.395	1.021	0.91	0.429	0.967	0.007	Q2	1.075	0.836	0.607	0.608	0.466	0.178
Q3	0.895	0.785	0.671	0.438	0.457	0.207	Q3	1.197	0.807	0.86	0.587	0.61	0.066
High	0.857	0.75	0.595	0.432	0.425	0.254	High	1.24	1.179	1.038	0.653	0.588	0.072
L-H	0.44	0.404	0.426	0.251			L-H	-0.563	-0.427	-0.557	-0.408		
p.d	0.073	0.082	0.071	0.315			p.d	0.023	0.072	0.046	0.172		
FC/RE	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d	AFC/RE	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d
Low	1.165	1.046	1.018	0.537	0.627	0.095	Low	0.756	0.735	0.571	0.337	0.419	0.247
Q2	0.862	1.156	0.857	0.351	0.511	0.141	Q2	1.18	0.893	0.78	0.274	0.906	0.011
Q3	0.816	0.94	0.59	0.361	0.455	0.182	Q3	0.965	0.91	1.095	0.326	0.639	0.049
High	0.636	0.684	0.817	0.511	0.124	0.724	High	1.358	1.182	1.115	0.741	0.616	0.039
L-H	0.529	0.362	0.202	0.026			L-H	-0.602	-0.447	-0.545	-0.404		
p.d	0.024	0.136	0.408	0.934			p.d	0.018	0.082	0.051	0.155		
RE/size	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d	RE/MB	Low	Q2	Q3	High	L-H	p.d
Low	1.54	1.352	0.973	0.56	0.98	0.011	Low	0.923	1.163	0.68	0.514	0.409	0.268
Q2	1.854	1.32	1.01	0.24	1.614	0	Q2	1.331	1.094	0.751	0.541	0.79	0.017
Q3	1.676	1.117	0.863	0.274	1.403	0	Q3	1.116	0.932	1.039	0.685	0.431	0.186
High	0.848	0.531	0.25	0.032	0.816	0.038	High	0.54	0.492	0.529	0.155	0.385	0.253
L-H	0.692	0.821	0.722	0.528			L-H	0.383	0.672	0.151	0.359		
p.d	0.006	0	0.005	0.091			p.d	0.267	0.029	0.637	0.256		

注: 表 6 是按照标准的 Fama 和 French^[10,23,33] 方法构建 4×4 组合分析变量定价能力的相关性. 表中报告了 FC、AFC 和收益率 RE 与市值、账面市值比的关联度以及其两两关联性. 以第一个分组为例, ‘FC/size’ 表示后面四列从左到右依次是市值小于 25% 分位点、市值小于中位数、市值大于中位数、市值大于 75% 分位点的 4 个区间, 而下面 4 行则是 FC 从小到大的组合, 而 ‘Low’ 和 ‘Low’ 的交点 1.599 则表示去年平均市值 (除去最近一个月) 在所有股票平均市值 25% 分位点以下且去年平均 FC (除去最近一个月) 也在 25% 分位点以下的股票构成的组合的月度 (市值加权) 收益率的均值为 1.599%. ‘L-H’ 表示相应的行或列中, 最低减去最高的收益均值, 而 ‘p.d’ 是检验 ‘L-H’ 是否统计区别于 0 的 t 检验 P 值. 每月每个组合的股票数量都超过 50, 样本期都是 211 个月.

表 5 的结果证实了涨强不对称与反转无关, 也发现正反馈与反转之间存在显著关联, 但无法说明关联的方向. 表 6 中我们按照 Fama 和 French^[10] 的方法, 构建 4×4 组合来分析各定价因子的相互关系, 具体的做法见表 6 注释. 在 FC/size、FC/MB 组合中, 除了大盘股和高估值股票外, 在其余股票池中买入 FC 较低的股票卖出 FC 较高的股票都有稳定的正收益, 说明 FC 是不同于市值和估值的一个定价因子. 在 AFC/size、AFC/MB 组合中, 除了小盘股和高估值股票外, 其余股票中 AFC 的定价能力也很显著, 说明 AFC 也是不同于市值和估值的定价因子.

更有意思的结果是, 在 FC/RE 组合中, FC 越大, 反转策略的收益就越低, 且随着 FC 增大, 反转策略收益变得不显著, 说明正反馈交易确实限制了反转策略的赢利, 这就完全证实正反馈与反转负相关. 因此本文的结果侧面证实了 Jegadeesh 和 Titman^[14] 的论断: 正反馈交易会推动趋势向前. 虽然中国市场以反转为主, 但反转的赢利会随着正反馈交易的强度上升而下降⁸. AFC/RE 组合中, 无论是 AFC 组合收益还是反转策略收益都没有随着另一个变量的变化有明显趋势, 其显著性也几乎不受影响, 这就进一步证实两者相互独立.

总结表 5 和表 6 的结果, 我们证实了不对称因子显著不同于 Fama-French 三因子和反转因子, 而正反馈因子虽然与反转因子负相关, 但却并不完全一样. 单凭构建组合并不足以证实 FCLMH 和 AFCHML 对已有定价模型的贡献, 因此在下一节我们将通过回归分析考察控制了 Fama-French 三因子和反转因子后, 正反馈及涨强不对称是否仍旧有显著的定价能力, 由此才能回答非理性投资者行为是否能够在多因子模型中被显著定价.

4.2 多因子交互下的定价能力比较

本节我们将在回归模型中, 考察控制了 Fama-French 三因子和反转因子之后, 正反馈因子和不对称因子是否有显著的定价能力. 在之前的分析中, 我们通过构建组合的方法已经初步证实, 正反馈因子和不对称因子有不同于 Fama-French 三因子的特征, 但表 6 的结果仍显示规模和估值仍旧不同程度的影响着 FC 和 AFC 组合的盈利情况. 而且根据 Kelley 和 Tetlock^[37] 的结果, 散户投资者会更倾向于购买高估值、低市值的股票, 如果散户的非理性投机是影响定价的主要因素, 那么可能控制企业的估值和规模后, 涨强不对称所代表的非理性投机对定价不再有显著的影响. 此外, 之前的分析还发现反转因子与正反馈因子相关而与不对称因子不相关, 但正反馈因子又与不对称因子相关, 所以有必要研究一下控制反转因子后正反馈因子和不对称因子是否还有定价能力.

本节的研究方法主要是对个股和组合的超额收益率序列进行多因子模型回归. 为了比较不同的多因子模型之间的定价效果, 我们将有梯度的分析已有经典模型和加入新定价因子的模型之间的定价能力差异. 本节使用的回归模型包括 CAPM 模型、Fama-French 三因子模型、Carhart 四因子模型 (反转代替动量)、三因子模型加上 FCLMH、三因子模型加上 AFCHML 和 Carhart 四因子模型加上 FCLMH 和 AFCHML. 最全的模型含有 6 个可能的定价因子, 其模型形式如下:

$$EXRE_t = \alpha + \beta_1 MKRE_t + \beta_2 SMB_t + \beta_3 HML_t + \beta_4 LMW_t + \beta_5 FCLMH_t + \beta_6 AFCHML_t + \varepsilon_t. \quad (5)$$

EXRE 表示超额收益率.

表 7 的结果是组合的超额收益率序列按照 (5) 式进行回归的结果, 采用的是用市值和估值进行 4×4 分类的 16 个组合, 表中报告了各个定价因子的回归系数和 *t* 统计量. 从表 7 可以看出, 反转因子 LMW 在月度模型中定价能力不显著: 16 个序列中, 只有一个组合序列 (小市值、高估值) 有大于 2 的 *t* 统计量, 其余 *t* 值都较小. 该结果与田利辉等^[22] 用个股周度模型的结果不一致, 可能的原因是充分分散化的组合中, 反转因子的定价能力有限, 也可能是因为 LMW 与 FCLMH 的关联性, 控制了正反馈因子后 LMW 不显著. 正反馈因子 FCLMH 也只在高市值高估值的组合序列中显著, 其余序列中都不显著, 即控制其余因子后正反馈本身的定价能力很弱. 不对称因子 AFCHML 在所有的 16 个序列中都非常显著, 说明在控制了规模、估值和反转等已有定价因子后, 代表非理性投资者行为特征的涨强不对称仍旧显著影响着中国市场的资产定价.

表 8 将表 6 中所有的投资组合分类序列都按照 (5) 式进行了多因子模型回归, 然后报告了每个分组回归的平均 R 方. 从结果上看, 相比三因子模型, 加入 AFCHML 的模型 R 方的提升最为明显, 而 Carhart 四因子模型和加入 FCLMH 的模型的 R 方与 Fama-French 三因子模型相差并不大, 含有 6 个因子的模型 R 方也大都与加入 AFCHML 模型相差不大. 因此, 组合序列回归结果证实了不对称因子是比反转和正反馈都更优的定价因子, 反转因子和正反馈因子都没有定价能力.

下面我们在个股时序中进一步检测 FC 和 AFC 的定价能力. 由于我们的样本由 1669 支个股从 1999 年 4 月至 2016 年 10 月的月度序列组成, 并且有股票在此期间才上市, 因此最终的回归样本是非平衡面板数据.

8. 中国市场中反转的存在原因并不是本文的研究目的, 我们的结果只证实正反馈会阻碍反转策略赢利, 但并不能找出反转的原因. 何诚颖等^[21] 指出, 中国股市的投资者的过度自信难以持续, 且面临的信息质量较差, 倾向于采用高换手率的交易策略^[36], 从而导致中期反转.

表 7 Size/MB 4×4 组合收益的定价因子回归结果

变量	分组	回归系数估计值				t 统计量			
		low	Q2	Q3	high	low	Q2	Q3	high
常数项	low	-0.379	-0.171	-0.203	-0.296	-1.418	-0.657	-0.776	-1.224
	Q2	-0.562**	-0.186	-0.468*	-0.706***	-2.076	-0.689	-1.719	-2.541
	Q3	-0.419	-0.255	-0.493*	-0.500*	-1.525	-0.928	-1.781	-1.891
	high	-0.328	-0.436	-0.275	-0.384	-1.418	-1.72	-1.122	-1.505
MKRE	low	0.995***	1.003***	1.029***	0.986***	31.165	32.361	32.882	34.181
	Q2	0.992***	0.992***	0.993***	0.999***	30.673	30.685	30.527	30.05
	Q3	0.991***	0.990***	0.995***	0.989***	30.136	30.137	30.08	31.287
	high	0.998***	1.013 ***	1.037***	0.945***	36.071	33.485	35.433	30.956
SMB	low	2.101***	1.990***	1.981***	2.063***	19.871	19.376	19.1	21.584
	Q2	1.621***	1.465***	1.556***	1.509***	15.128	13.68	14.441	13.71
	Q3	1.007***	1.077***	1.169***	0.970***	9.25	9.896	10.667	9.267
	high	0.163*	0.249***	0.319***	0.219**	1.777	2.48	3.29	2.169
HML	low	0.023	0.27***	0.388***	0.586***	0.223	2.707	3.845	6.31
	Q2	-0.089	0.309***	0.500***	0.766***	-0.852	2.97	4.773	7.162
	Q3	-0.157	0.330***	0.661***	0.957***	-1.481	3.115	6.207	9.412
	high	-0.536***	0.118	0.452***	1.024***	-6.017	1.208	4.800	10.417
LMW	low	0.073	0.031	0.044	0.250***	0.648	0.28	0.398	2.451
	Q2	0.047	0.043	0.066	0.138	0.407	0.377	0.578	1.173
	Q3	0.08	-0.015	0.039	0.005	0.688	-0.131	0.333	0.044
	high	0.175*	0.196	-0.052	-0.12	1.791	1.826	-0.501	-1.115
FCLMH	low	0.223	0.084	0.019	-0.038	1.278	0.495	0.11	-0.242
	Q2	0.190	0.119	0.092	0.097	1.078	0.676	0.516	0.533
	Q3	0.105	0.031	0.052	0.188	0.587	0.175	0.286	1.093
	high	-0.115	-0.06	0.103	0.373**	-0.764	-0.364	0.644	2.24
AFCHML	low	0.701***	0.734***	0.584***	0.658***	4.148	4.473	3.520	4.305
	Q2	0.995***	1.010***	0.968***	0.821***	5.805	5.899	5.620	4.666
	Q3	0.864***	1.016***	1.057***	0.852***	4.963	5.836	6.029	5.088
	high	0.418***	0.668***	0.683***	0.622***	2.852	4.165	4.404	3.848

注: 表 7 报告了 Size/MB 按照 4×4 分组的 16 个组合收益率序列作为因变量, 使用方程 (5) 的回归结果. 表中报告了各回归的系数和 t 统计量. 每个回归的样本数都是 211. 其中 ‘*’, ‘**’, ‘***’, 分别表示在 90%、95% 和 99% 的置信水平下显著.

表 8 分组回归结果的平均 R 方

模型	FC/Size	FC/MB	FC/RE	AFC/Size	AFC/MB	AFC/RE	RE/Size	RE/MB	FC/AFC
CAPM	0.694	0.714	0.704	0.691	0.71	0.712	0.683	0.702	0.726
FF	0.854	0.839	0.816	0.852	0.838	0.824	0.847	0.828	0.831
Carhart	0.854	0.839	0.827	0.852	0.837	0.837	0.856	0.839	0.831
FF+FC	0.857	0.842	0.82	0.852	0.838	0.826	0.848	0.829	0.835
FF+AFC	0.867	0.85	0.837	0.87	0.854	0.842	0.862	0.841	0.848
Carhart+FC+AFC	0.871	0.853	0.843	0.87	0.854	0.855	0.87	0.852	0.851

注: 表 8 报告了各分组序列使用多因子模型回归结果的平均调整 R 方, 涉及的 4×4 组合包括表 6 中的所有组合以及 FC/AFC 分组. 所有分组回归都包含 16 个回归, 每个回归的样本都是 211 个.

在金融面板数据回归中, 回归系数标准误差的估计需要修正残差序列在公司间和时序上的相关性. 传统的估计方法中, Fama 和 Macbeth^[38] 只修正了给定时点后的公司间相关性, Newey 和 West^[39] 只修正了给定公司时的序列相关性, 而 Thompson^[40] 考虑了两种相关性同时存在且互相影响的情况, 因而是更加稳健的方差估计方法. 表 9 中我们采用固定效应的非平衡面板数据回归模型估计了全样本、大市值和小市值样本、高估值和低估值样本下的多因子模型, 回归系数的标准差都采用了 Thompson^[40] 方法进行稳健估计⁹.

9. 如果采用 Fama 和 Macbeth^[38] 回归并采用 Newey 和 West^[39] 稳健方法, 或者采取固定效应模型回归, 都没有办法消除不同时点的公司相关性, 而本文的公司数量有 1669 家, 远远大于样本期限 211, 故直接用这两种传统方法的结果稳健性较差. 事实上, 我们采用这两种方法得到的结果中, 所有因子都高度显著, 包括一些单变量没有定价能力的因子, 比如流动性因子 (平均日收益率绝对值除以换手率^[41]).

表 9 个股定价的非平衡面板回归

变量	全样本				大市值	小市值	高估值	低估值
MKRE	1.042*** [0.041]	1.042*** [0.040]	1.006*** [0.039]	1.003*** [0.038]	0.996*** [0.038]	1.013*** [0.040]	0.999*** [0.038]	1.006*** [0.039]
SMB	1.432*** [0.109]	1.393*** [0.111]	1.31*** [0.098]	1.262*** [0.097]	0.803*** [0.092]	1.738*** [0.108]	1.468*** [0.098]	1.072*** [0.101]
HML	0.144* [0.089]	0.194** [0.097]	0.352*** [0.096]	0.415*** [0.092]	0.407*** [0.088]	0.432*** [0.103]	0.625*** [0.092]	0.223*** [0.095]
LMW		0.111 [0.089]		0.151* [0.082]	0.137* [0.084]	0.151* [0.084]	0.164** [0.082]	0.140* [0.084]
FCLMH			0.141 [0.141]	0.051 [0.142]	0.015 [0.140]	0.087 [0.153]	0.101 [0.146]	0.012 [0.144]
AFCHML			0.807*** [0.158]	0.810*** [0.155]	0.743*** [0.154]	0.874*** [0.162]	0.851*** [0.158]	0.772*** [0.156]
R 方	0.426	0.426	0.434	0.434	0.404	0.48	0.42	0.458
观测数	259804	259804	259804	259804	130289	129515	125575	134229

注: 表 9 报告了使用个股超额收益率进行固定效应面板数据回归结果。全样本包括 1669 支股票的月度超额收益率序列, 每支股票的月份数从 51 至 211 个, 总计 259804 个观测。表中报告了使用不同定价因子进行回归的系数和 Thompson^[40] 稳健标准差。表中也报告了按照每月平均市值和每月平均账面市值比的中位数分别分类后的样本的回归结果。其中 ‘*’, ‘**’, ‘***’, 分别表示在 90%、95% 和 99% 的置信水平下显著。

从表 9 的结果可以看出, 个股的结果与组合的差异并不大。在 95% 置信水平下, 反转因子在全样本中不显著, 也没有增加模型的 R 方, 正反馈因子同样不显著。加入了不对称因子后, 模型的 R 方提升较为明显, 且不对称因子在任何模型和任何样本中都显著, 这就再次证明不对称因子确实显著影响资产定价。在各类样本的六因子模型回归中 (右边 4 列), 反转因子在 90% 置信水平下都显著, 这说明在控制了正反馈因子后, 反转因子在个股的定价中仍旧可能有较弱的定价能力, 这与田利辉等^[22] 的发现一致。而这些六因子模型中, AFC 影响资产定价的证据都非常充分。不对称因子的显著定价能力说明, 不对称因子所代表的投资者非理性追涨的特征真正影响着中国股市的价格。发达市场中总结出来的资产定价模型不一定适用于新兴市场, 应该结合市场本身的特征来优化外来的模型。发达市场中广泛存在动量效应, 且加入动量因子后显著提升了传统三因子模型的定价效果。中国市场中动量效应变化为反转效应, 并不代表反转因子是提升定价效果的最佳选择。不对称因子更好地抓住了中国市场中存在大量投机性追涨的散户的特征, 是比反转、动量和正反馈更优良的定价因子。

5 涨强不对称定价能力的性质讨论

前文证实不对称因子有显著的定价能力, 但仍旧需要注意至少三个问题: 其一, AFC 是否正确估计了不对称因子背后代表的某类定价因素, 是否还有其他更合理的估计方法? 其二, 不对称因子是否只是已有的其他市场异象的变种估计, 而不是一个新的定价因子? 其三, 不对称因子所代表的非理性投机如何影响资产定价, 是通过影响投资者风险偏好还是企业投资决策? 本节将对这些问题进一步讨论。本节首先讨论单独的追涨强度或杀跌强度是否比 AFC 表现更好, 然后讨论控制了与散户投机强度相关的流动性和投资者情绪后, 不对称因子的定价能力是否仍旧显著, 最后在多因子模型中代表投资的 q 因子之后^[30], 考察涨强不对称因子是否仍旧影响资产定价。

5.1 是否仅仅追涨或杀跌在定价?

正反馈交易的不对称程度为何能够显著的影响资产定价, 是追涨与杀跌之间的差别影响定价还是单纯的追涨或杀跌呢? 如果按照再卖出期权理论, 应该只有追涨的剧烈程度影响资产定价, 杀跌对资产价格的影响应该不大, 但实际的情况是否如此呢? 本节我们将分别分析追涨程度 PFC 和杀跌程度 NFC 对资产定价的影响, 并讨论其对不对称因子定价能力的贡献。PFC 和 NFC 的定义如下:

$$PFC_t = \left(\sum_{f=1,5,22} PFC_t^{(f)} \right) / 3, \quad NFC_t = \left(\sum_{f=1,5,22} NFC_t^{(f)} \right) / 3.$$

(6)

具体地,我们先考察 PFC 和 NFC 的单变量定价能力,然后分析其与不对称因子 AFCHML 的关系,最后考察这三个因子在个股定价回归中的替代效果,这些结果在表 10 中报告.

表 10 追涨、杀跌和不对称定价因子的对比

Panel A: 单变量定价能力							
	Low	Q2	Q3	Q4	High	diff(L-H)	p.diff
PFC	0.7	0.988	0.926	1.124	1.033	-0.333	0.127
NFC	1.194	1.189	0.99	0.807	0.443	0.751	0
Panel B: 追涨、杀跌与不对称的关系							
相关矩阵	AFCHML	FCLMH	PFCLMH	回归结果	系数	P 值	
PFCLMH	-0.65	0.5	1		-0.435***	0	
NFCLMH	0.58	0.29	-0.339		0.609***	0	
Panel C: 定价能力对比							
AFCHML	0.808*** [0.157]						
PFCLMH		-0.763*** [0.138]			-0.698*** [0.171]		
NFCLMH			0.551*** [0.178]		0.139 [0.218]		
R 方	0.434	0.433	0.429	0.433			

注: 表 10 的 Panel A 报告了按照上月 PFC 或 NFC 的数值分别五等分样本中 1669 支 A 股后构建的组合其收益率序列的均值, 最低组合与最高组合的收益差序列 (即 PFCLMH 和 NFCLMH) 的均值和 t 统计检验的 P 值. Panel B 报告了各定价因子的相关系数矩阵以及在控制了市场超额收益率、SMB、HML、FCLMH 后用 PFCLMH、NFCLMH 对 AFCHML 的回归结果. Panel C 报告了将方程 (5) 的回归变量 AFCHML 用 PFCLMH 或 NFCLMH 替换后的模型估计结果, 采用的样本是全样本的个股数据, 第一列同表 9 的第三列结果, 其余列都类似方程 (5) 控制了其余变量. 表中同时还报告了调整后的 R 方和 Thompson^[40] 稳健标准差, ‘*’, ‘**’, ‘***’, 分别表示在 90%、95% 和 99% 的置信水平下显著.

从表 10 的 Panel A 可以看出, 追涨的定价能力一般, 而杀跌的定价能力非常显著, 但 Panel B 的相关性矩阵和回归结果得到, 追涨和杀跌与 AFCHML 的相关度很高, 对 AFCHML 都有非常显著的贡献. 最后 Panel C 给出的定价能力测试结果可以看出, 单独的追涨和杀跌都有一定的定价能力, 但同时加入追涨或杀跌后杀跌的定价能力不显著¹⁰. 即虽然追涨的单变量定价能力不显著, 但在个股定价中却比杀跌因子显著. 此外, 不管是单独还是同时加入追涨因子或杀跌因子, 其调整后的 R 方都小于加入 AFCHML 的定价模型. 因此, 涨强不对称的定价能力并不单独源于追涨或杀跌, 在追涨、杀跌和不对称这三个因子中, 不对称因子本身的定价能力最强的. 对于这些现象, 可能的解释是, 不对称因子度量了在该股票交易中追涨和杀跌力量的不对称性, 只有不对称性较强时, 对资产价格的影响才会显著存在, 不会因为追涨和杀跌的力量同时较强而抵消.

5.2 涨强不对称代表流动性在定价?

正反馈交易强度较高且不对称程度较高时, 应该是散户交易强度较大的时候, 此时市场上的流动性也应该较大. 有很多理论和实证研究指出, 流动性具有定价能力^[42-44]. 虽然流动性定价指的是流动性风险应该有补偿, 即流动性较差的股票预期收益更高, 而 AFC 较高的股票其流动性也较好, 其预期收益应更低, 与 AFCHML 显著为正的结果是矛盾的, 但本节我们仍进一步分析是否 AFCHML 的定价能力与流动性有关. 具体地, 我们构建 3 个流动性度量指标: Amihud^[42] 指标 (每日收益率绝对值除以交易额的月度平均值, ILQ)、Florackis 等^[41] 指标 (每日收益率绝对值除以换手率的月度平均值, RtTR)、每月换手率 (turnover). 这三个流动性指标的定价能力分析在表 11 中报告.

从表 11 的 Panel A 可以看出, 除了 Amihud^[42] 指标外, 其他 2 个流动性指标都没有显著的定价能力. Panel B 的结果进一步指出, Amihud^[42] 指标的定价能力源于其与公司规模的高度相关性, 很少有 ILQ 较低

10. 可能的原因是多重共线性, 即 PFCLMH、NFCLMH 与 FCLMH 相关性太强, 我们同时估计了剔除 FCLMH 后同时加入 PFCLMH 和 NFCLMH 结果, 此时 NFCLMH 在 95% 的置信水平下显著, 但 PFCLMH 在 99% 置信水平下显著.

表 11 流动性指标的定价能力

Panel A: 单变量定价能力								Panel B: ILQ 与公司规模的关系 (样本数量)			
	Low	Q2	Q3	Q4	High	diff(L-H)	p.diff	ILQ/size	Low	Q2	High
ILQ	0.387	0.641	0.936	1.293	1.548	-1.16	0.001	Low	5.59	95.87	235.79
RtTR	0.691	1.067	0.992	1.005	0.737	-0.046	0.825	Q2	79.41	283.68	95.03
turnover	0.823	1.077	1.149	1.097	0.656	0.167	0.528	High	261.64	78.47	7.64

注: 表 11 的 Panel A 中报告了以流动性指标 ILQ、RtTR 和 TNV 五等分后构建组合的收益情况 (方法类似表 3 和表 10), Panel B 报告了以 ILQ 和公司规模的上下 30% 分位点构建 3×3 组合中每个组合每月平均的股票数量。

且公司规模很小的股票, 公司规模大但 ILQ 较大的股票也很少。事实上, ILQ 较低空头和 ILQ 较高多头组合收益率与 SMB 的相关系数达到了 0.93¹¹。因此, 中国市场中的流动性风险溢价其实大部分包含在规模因子中, 在控制了 SMB 之后, AFCHML 仍旧在组合和个股的回归模型中显著, 这说明涨强不对称的定价能力并不是源于流动性风险溢价。

5.3 涨强不对称与投资者情绪的关联性

投资者情绪也代表着非理性程度, 那么正反馈的涨强不对称程度与投资者情绪之间又有什么区别与联系呢? 作为非理性追涨强度的代表, 不对称因子是否仅是投资者情绪的另一种度量, 而在控制了投资者情绪后, 不对称因子就不再有定价能力呢? 首先, 投资者情绪很难从个股时序中进行估计, 只能从市场层面进行整体估计, 而本文的正反馈及不对称性度量是基于个股的交易数据, 可以直接比较横截面上的差异性。其次, 投资者情绪并不是单独的定价因子, 一般只作为交互项进入定价模型, 影响其他定价因子的偏效应。比如, 李进芳^[45]的理论模型指出, 理性不知情者可能误把情绪当作信息, 追逐情绪投资者, 从而放大情绪冲击, 使得资产价格偏离潜在价值; Baker 和 Wurgler^[46]发现投资者情绪对小盘股、高波动、低估值等类型的股票影响更大; Stambaugh 等^[47]发现投资者情绪较高时, 市场异象的收益率更高; 针对中国 A 股市场, 宋泽芳和李元^[48]也发现规模较大、波动率较高、市净率较高的股票易受情绪的影响。投资者情绪也可能影响不对称因子的定价能力: 投资者情绪越高时, 可能非理性追涨入市的散户越多, 涨强不对称性对市场的影响应该越大。为了探讨投资者情绪与不对称因子的关联性, 本文依照 Baker 和 Wurgler^[46]以及易志高和茅宁^[49]的研究, 从同花顺金融数据库中选取消费者信心指数 (CCI), 封闭式基金折价率 (当月所有封闭式基金的折价率按规模加权平均, ZJL), 沪深 A 股平均换手率 (用 A 股月交易额除以月末市值, TNV) 作为投资者情绪的代理变量, 并将其引入定价模型中, 相应的回归结果在表 12 中报告。

表 12 含有投资者情绪指标的个股定价结果

变量	原模型	含 CCI	含 TNV	含 ZJL	所有	交互项
AFCHML	0.808*** [0.157]	0.813*** [0.154]	0.805*** [0.159]	0.332** [0.145]	0.326** [0.147]	4.266*** [1.192]
CCI		0.065 [0.044]			0.078 [0.059]	0.110** [0.054]
TNV			0.281 [1.344]		-0.465 [1.657]	-1.08 [1.581]
ZJL				5.851 [4.037]	5.466 [4.143]	1.638 [3.427]
ZJL*AFCHML						-4.395*** [1.342]
观测数	259804	259804	259804	64424	64424	64424
R 方	0.434	0.434	0.434	0.428	0.428	0.43

注: 表 12 报告了将投资者情绪代理变量 CCI、TNV 和 ZJL 及其与不对称因子的交互项引入多因子定价模型中的结果。表中报告了固定效应面板回归系数及 Thompson^[40] 稳健标准误, 同时报告了回归的样本观测数和调整后的 R 方。由于封闭式基金折价率的数据从 2011 年 9 月才开始有数据, 故含有 ZJL 的面板回归观测较少。投资者情绪指标数据来源于同花顺。‘*’, ‘**’, ‘***’, 分别表示在 90%、95% 和 99% 的置信水平下显著。

11. Florackis 等^[41] 正是为了剔除 ILQ 与公司规模间的高度相关性而构建了 RtTR, 并验证了其在香港市场的优良定价效果, 但其在中国 A 股市场中却不显著。

从表 12 的结果看, 投资者情绪并没有单独的定价能力, 无论是 CCI、TNV 还是 ZJL 在定价模型中都不显著, 且对 R 方几乎没有贡献. 只有在控制了 ZJL 后, AFCHML 的系数有显著减少, 说明不对称因子确实代表着一部分投资者情绪, 控制了投资者情绪后, 其定价能力减弱. ZJL 与 AFCHML 交互项在多因子模型中非常显著, 且 ZJL 越高时, AFCHML 的定价能力越弱. 由于 ZJL 越高表示投资者情绪越低, 因此我们证实了投资者情绪越高确实会导致不对称因子的定价能力增强. 即投资者情绪高意味着非理性追涨增加, 从而涨强不对称的市场影响加强, 因此该结果也反向证明了不对称因子确实度量了非理性投机行为的强度. 总结表 12 的结果, 投资者情绪只是会影响不对称因子的定价能力, 控制投资者情绪并不会使得不对称因子的定价能力消失. 故不对称因子并不是投资者情绪的替代, 它代表着比投资者情绪更丰富的定价信息, 更好地描述了非理性行为对横截面收益率的影响.

5.4 涨强不对称是风险因子还是投资因子?

正如引言中提到的, 非理性投机可能通过改变理性投资者的风险偏好程度或企业的投资决策来影响资产定价. 相对于投资者的风险偏好程度, 基于财务数据的投资收益更易估计. 因此, 本节我们采取排除法, 考虑在控制了投资收益之后, 涨强不对称是否仍旧显著. 如果答案肯定, 则说明涨强不对称代表的非理性投机是通过影响投资者的风险偏好来定价. 以 Hou 等^[30]的 q 因子代表投资收益率, 在控制 Carhart 四因子和 Hou 等^[30]的 q 因子之后, 我们考察 AFCHML 的显著性. 我们从同花顺数据库下载了 A 股从 1998 至 2016 年 10 月的总资产收益率 ROE、净资产和总资产的数据, 并按照 Hou 等^[30]的方法定义了投资与资产比率 IA, 然后以 ROE 和 IA 构建组合, 考察其单变量定价能力. 表 13 的 Panel A 结果显示 ROE 和 IA 都有显著的定价能力. 卖空 ROE 或 IA 较高的股票, 并买入相应较低的股票都可以获得稳定正收益, 该结论与 Hou 等^[30]在美国市场的发现并不完全一致: 美国市场中, 高 ROE 减低 ROE 组合有稳定正收益, 低 IA 减去高 IA 有正收益. 我们按照式 (4) 的方法, 控制规模的影响后, 得到了 ROELMH 和 IALMH, 然后考虑控制 Fama-French 三因子和 ROELMH 和 IALMH 后 LMW、FCLMH 和 AFCHML 的显著性. 结果如表 13 的 Panel B 所示, 除 Fama-French 三因子外, 只有 AFCHML 显著. 该结论说明, 正反馈的不对称性确实是一个新的、与已有定价因子显著区别的定价因子. 非理性投机在控制了投资收益之后仍旧显著, 说明其对资产定价的影响, 很大可能是通过改变投资者的风险偏好程度来实现的. 非理性投机的增加将使得投资者承担更多的风险, 而涨强不对称因子的定价能力显著, 说明非理性投机增加带来的风险增加在中国市场中得到了补偿. 此外, 如果 Carhat 四因子是风险因子, 那么涨强不对称所代表的风险应该与这些因子所代表的风险并不重叠.

表 13 控制投资和利润因子后不对称因子的表现

Panel A: ROE 和 IA 的定价能力							
	Low	Q2	Q3	Q4	High	diff(L-H)	p.diff
ROE	1.405	1.154	0.904	0.819	0.633	0.772	0.022
IA	0.98	1.004	1.265	1.01	0.531	0.448	0.028
Panel B: 多因子模型回归							
变量	系数	标准误	变量	系数	标准误		
MKRE	1.004***	0.037	FCLMH	0.034	0.131		
SMB	1.218***	0.155	AFCHML	0.779***	0.171		
HML	0.428***	0.01	ROELMH	0.114	0.182		
LMW	0.128	0.093	IALMH	-0.154	0.162		
R 方	0.434	观测数	259804				

注: 表 13 报告了 ROE 和 IA 的单变量定价结果, 以及加入 ROEHML 和 IAHML 的多因子模型回归结果. 表中报告了回归系数和 Thompson^[40]稳健标准差、调整后的 R 方和样本数. **, ***, ****, 分别表示在 90%、95% 和 99% 的置信水平下显著.

6 结论

行为金融理论认为非理性的投资者行为影响着资产定价, 但多因子模型中却没有真正代表非理性的定价因子. 本文主要考察代表非理性投资者行为的正反馈交易行为及其不对称性的定价能力. 具体地, 我们针对中国市场 1998 年至 2016 年的 1669 支 A 股进行了研究, 采用 Wan 和 Yang^[4]的非参数方法直接估计了正

反馈交易强度及涨强不对称程度, 探讨其是否显著区别于已有的定价因子且能显著提升多因子模型的定价效果。

本文首先验证了中国市场中涨强不对称与中期反转效应同时存在, 且按照 Fama-French 框架针对正反馈和涨强不对称构建组合有显著的收益。进一步分析发现, 正反馈组合收益与反转收益相关, 且正反馈强度上升会限制反转的收益。反转收益主要源于超跌反弹, 且不对称组合收益与反转收益无关。对于分散化的投资组合而言, 反转因子和正反馈因子都没有显著的定价能力, 但代表散户非理性追涨投机的不对称因子在控制 Fama-French 三因子后统计显著。对于个股而言, 反转因子具有较弱的定价能力, 正反馈因子没有定价能力, 但不对称因子能够显著提升多因子模型的定价效果。这些结果表明, 相比动量或反转, 代表投资者非理性投机行为的不对称正反馈交易是更适合中国市场的定价因子。

进一步的研究中, 我们还发现不对称因子并不单纯来自于追涨或杀跌, 而是来自于追涨与杀跌力量的不对称性; 不对称因子与流动性风险溢价的关系不大; 不对称因子并不是投资者情绪的代理变量, 投资者情绪上升会导致不对称因子的市场影响加强, 但不对称因子含有比投资者情绪更丰富的定价信息, 是对非理性投机强度的更准确度量。且不对称因子在控制投资的 q 因子之后仍旧显著影响资产定价, 说明涨强不对称更可能是一个风险因子, 即非理性投机行为对定价的影响可能是通过改变投资者的风险偏好来实现的。

本文主要贡献在于提供了直接的证据证明非理性的投资者行为在多因子模型中能够被显著的定价。不对称因子在控制了 Fama-French 三因子和反转因子后, 仍旧能够统计显著地提升模型的定价效果, 这说明散户的非理性投机对于中国市场的资产价格有实质的影响。散户投机程度越大, 资产价格也会越高, 说明中国市场在补偿非理性投机程度上升带来的风险增长。相比发达市场, 中国市场中散户投资者占比较高, 活跃程度较高, 从而导致中国市场受非理性行为的影响更大。如果简单的照搬国外的多因子定价模型而不结合中国市场实际, 是难以准确进行资产定价的。本文构建的不对称因子能够对非理性投机的市场影响进行较好的度量, 更加适合于中国市场, 从而是对中国股市已有研究的有效补充。

本文结果还发现, 涨强不对称是一个不同于市场收益率、规模、估值和反转的风险因子。涨强不对称作为风险因子, 更可能代表的是哪类风险呢? 直观地看, 涨强不对称导致了上涨时的交易量上升而下跌时交易量下降, 其实质在于上涨时追涨人数增加从而导致异质性上升, 最终导致价格上涨越快则波动越大, 而下跌时杀跌人数较少, 投资者交易积极性降低, 从而异质性减弱、波动率降低。故涨强不对称程度较高, 表示股价急速上升中崩盘的概率大于急速下跌时反弹回升的概率。因此, 类似于 Scheinkman 和 Xiong^[12] 指出的非理性投机增加导致泡沫增大和崩盘风险增加, 涨强不对称代表的很可能是股价崩盘的风险。当然, 该解释需要进一步的理论和实证研究。后续的研究可以进一步理论分析不对称因子的定价原理, 讨论其他解释涨强不对称定价能力的可能因素, 也可以在更多的市场中检验不对称因子是否有定价能力。

本文的研究结果还有一定的实用价值。对从业人员而言, 多因子模型中加入代表非理性投机程度的不对称因子后, 更准确地揭示和描述了中国市场的资产定价逻辑, 从而有助于股票定价、投资组合优化和风险管理。在制度建设层面, 考虑到散户非理性追涨投机已经实质性地影响到资产定价, 并可能增加股价暴涨暴跌等极端风险, 监管者应该加强投资者教育¹², 鼓励机构投资发展, 同时引入更多的卖空套利工具, 比如扩大融券标的, 降低融券门槛, 取消股指期货的空头仓位限制, 以及开发个股期权等, 从而逐步纠正市场投机性过强的风气, 保障股市的健康发展。

参考文献

- [1] DeLong J B, Shleifer A, Summers L H, et al. Positive feedback investment strategies and destabilizing rational speculation[J]. The Journal of Finance, 1990, 45(2): 379-395.
- [2] Wan D, Liu W, Wang J, et al. Asymmetries of positive feedback trading in individual stocks: Evidences from China[J]. Journal of Management Science and Engineering, 2016, 1(1): 3-27.

12. 澎湃新闻 2017 年 9 月 11 日报道, 作为投资者教育的工作内容之一, 证监会正在推动将投资者教育纳入国民教育体系试点。证监会推动上海、广东、四川、青岛、宁夏等 20 余个省、市、自治区开展试点工作, 将投资者教育纳入中小学、高等院校、职业学校等各级各类学校的课程设置中, 编制了中小学普及金融知识教材, 培训了近万人的师资队伍, 各类课程已覆盖数百万人。

- [3] Sentana E, Wadhwani S. Feedback traders and stock return autocorrelations: Evidence from a century of daily data[J]. *The Economic Journal*, 1992, 102(411): 415–425.
- [4] Wan D, Yang X. High-frequency positive feedback trading and market quality: Evidence from China's stock market[J]. *International Review of Finance*, 2017, 17(4): 493–523.
- [5] Shefrin H, Statman M. The disposition to sell winners too early and ride losers too long: Theory and evidence[J]. *The Journal of Finance*, 1985, 40(3): 777–790.
- [6] Odean T. Are investors reluctant to realize their losses?[J]. *The Journal of Finance*, 1998, 53(5): 1775–1798.
- [7] 池丽旭, 庄新田. 投资者的非理性行为偏差与止损策略 —— 处置效应, 参考价格角度的实证研究 [J]. *管理科学学报*, 2011, 14(10): 54–66.
Chi L X, Zhuang X T. Investors' behavioural biases and stop-loss strategy: Empirical study based on disposition effect and reference point[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2011, 14(10): 54–66.
- [8] 任德平, 龚旭, 文凤华, 等. 中国股票投资者的处置效应检验和参考价格选择 [J]. *中国管理科学*, 2013, 21(3): 1–10.
Ren D P, Gong X, Wen F H, et al. Chinese stock investors' disposition effect testing and reference price choosing[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2013, 21(3): 1–10.
- [9] Kahneman D, Tversky A. Prospect theory: An analysis of decision under risk[J]. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1979: 263–291.
- [10] Fama E F, French K R. Size, value, and momentum in international stock returns[J]. *Journal of Financial Economics*, 2012, 105(3): 457–472.
- [11] Fama E F, French K R. A five-factor asset pricing model[J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, 116(1): 1–22.
- [12] Scheinkman J A, Xiong W. Overconfidence and speculative bubbles[J]. *Journal of Political Economy*, 2003, 111(6): 1183–1219.
- [13] Shleifer A, Vishny R W. The limits of arbitrage[J]. *The Journal of Finance*, 1997, 52(1): 35–55.
- [14] Jegadeesh N, Titman S. Momentum[J]. *Annual Review of Financial Economics*, 2011, 3(1): 493–509.
- [15] Jegadeesh N, Titman S. Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency[J]. *The Journal of Finance*, 1993, 48(1): 65–91.
- [16] Rouwenhorst K G. International momentum strategies[J]. *The Journal of Finance*, 1998, 53(1): 267–284.
- [17] Chan K, Hameed A, Tong W. Profitability of momentum strategies in the international equity markets[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2000, 35(2): 153–172.
- [18] Carhart M M. On persistence in mutual fund performance[J]. *The Journal of Finance*, 1997, 52(1): 57–82.
- [19] 潘莉, 徐建国. A 股个股回报率的惯性与反转 [J]. *金融研究*, 2011, 1(11): 149–166.
Pan L, Xu J G. Price continuation and reversal in China's A-share market: A comprehensive examination[J]. *Journal of Financial Research*, 2011, 1(11): 149–166.
- [20] 许年行, 洪涛, 吴世农, 等. 信息传递模式、投资者心理偏差与股价“同涨同跌”现象 [J]. *经济研究*, 2011(4): 135–146.
Xu N H, Hong T, Wu S N, et al. Information flow model, investor psychological bias and stock price comovement[J]. *Economic Research Journal*, 2011(4): 135–146.
- [21] 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(8): 44–54.
He C Y, Chen R, Lan H P, et al. Investor non-durable overconfidence and stock market reversal effect[J]. *Management World*, 2014(8): 44–54.
- [22] 田利辉, 王冠英, 谭德凯. 反转效应与资产定价: 历史收益率如何影响现在 [J]. *金融研究*, 2014(10): 177–192.
Tian L H, Wang G Y, Tan D K. Reversal effects and asset pricing in China: How do historical returns influence stock performance[J]. *Journal of Financial Research*, 2014(10): 177–192.
- [23] 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.
- [24] Fama E F, French K R. Multifactor explanations of asset pricing anomalies[J]. *The Journal of Finance*, 1996, 51(1): 55–84.
- [25] Merton R C. An intertemporal capital asset pricing model[J]. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1973: 867–887.
- [26] Ross S A. The arbitrage theory of capital asset pricing[J]. *Journal of Economic Theory*, 1976, 13(3): 341–360.
- [27] Cochrane J H. Production-based asset pricing and the link between stock returns and economic fluctuations[J]. *The Journal of Finance*, 1991, 46(1): 209–237.
- [28] Cochrane J H. A cross-sectional test of an investment-based asset pricing model[J]. *Journal of Political Economy*, 1996, 104(3): 572–621.
- [29] Liu L X, Whited T M, Zhang L. Investment-based expected stock returns[J]. *Journal of Political Economy*, 2009, 117(6): 1105–1139.
- [30] Hou K, Xue C, Zhang L. Digesting anomalies: An investment approach[J]. *The Review of Financial Studies*, 2015, 28(3): 650–705.
- [31] Daniel K, Hirshleifer D, Subrahmanyam A. Investor psychology and security market under- and overreactions[J]. *The Journal of Finance*, 1998, 53(6): 1839–1885.

- [32] L'Her J F, Masmoudi T, Suret J M. Evidence to support the four-factor pricing model from the Canadian stock market[J]. *Journal of International Financial Markets Institutions & Money*, 2004, 14(4): 313–328.
- [33] Campbell J Y, Hentschel L. No news is good news: An asymmetric model of changing volatility in stock returns[J]. *Journal of Financial Economics*, 1992, 31(3): 281–318.
- [34] Fama E F, French K R. The cross-section of expected stock returns[J]. *The Journal of Finance*, 1992, 47(2): 427–465.
- [35] Novy-Marx R. Is momentum really momentum?[J]. *Journal of Financial Economics*, 2012, 103(3): 429–453.
- [36] 刘京军, 徐浩萍. 机构投资者: 长期投资者还是短期机会主义者?[J]. *金融研究*, 2012(9): 141–154.
Liu J J, Xu H P. Institutional investors: Are they long-term or short-term investor?[J]. *Journal of Financial Research*, 2012(9): 141–154.
- [37] Kelley E K, Tetlock P C. How wise are crowds? Insights from retail orders and stock returns[J]. *The Journal of Finance*, 2013, 68(3): 1229–1265.
- [38] Fama E F, Macbeth J D. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests[J]. *Journal of Political Economy*, 1973, 81(3): 607–636.
- [39] Newey W K, West K D. A simple, positive semi-definite, heteroscedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix[J]. *Econometrica*, 1987, 55(3): 703–708.
- [40] Thompson S B. Simple formulas for standard errors that cluster by both firm and time[J]. *Journal of Financial Economics*, 2011, 99(1): 1–10.
- [41] Florackis C, Gregoriou A, Kostakis A. Trading frequency and asset pricing on the London Stock Exchange: Evidence from a new price impact ratio[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2011, 35(12): 3335–3350.
- [42] Amihud Y. Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects[J]. *Journal of Financial Markets*, 2002, 5(1): 31–56.
- [43] Pastor L, Stambaugh R F. Liquidity risk and expected stock returns[J]. *Journal of Political Economy*, 2003, 111(3): 642–685.
- [44] Acharya V V, Pedersen L H. Asset pricing with liquidity risk[J]. *Journal of Financial Economics*, 2005, 77(2): 375–410.
- [45] 李进芳. 带信息的情绪资产定价研究 [J]. *系统工程理论与实践*, 2016, 36(5): 1156–1168.
Li J F. Research on the sentiment asset pricing with information[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2016, 36(5): 1156–1168.
- [46] Baker M, Wurgler J. Investor sentiment and the cross-section of stock returns[J]. *The Journal of Finance*, 2006, 61(4): 1645–1680.
- [47] Stambaugh R F, Yu J, Yuan Y. The short of it: Investor sentiment and anomalies[J]. *Journal of Financial Economics*, 2012, 104(2): 288–302.
- [48] 宋泽芳, 李元. 投资者情绪与股票特征关系 [J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(1): 27–33.
Song Z F, Li Y. Relationship between investor sentiment and stock characteristic[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2012, 32(1): 27–33.
- [49] 易志高, 茅宁. 中国股市投资者情绪测量研究: CICSII 的构建 [J]. *金融研究*, 2009(11): 174–184.
Yi Z G, Mao N. Research on the measurement of investor sentiment in Chinese stock market: The CICSII's construction[J]. *Journal of Financial Research*, 2009(11): 174–184.
- [50] 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(9): 145–155.
Lu Z, Zou H P. Momentum and reversal in China stock market[J]. *Economic Research Journal*, 2007(9): 145–155.

附录: 稳健性分析

本节的稳健性分析首先比较如下的 6 种情形下个股定价的六因子模型回归的结果:

1. HML、LMW、FCLMH、AFCHML 等变量直接通过单变量 5 等分投资组合来计算, 不再修正市值的影响.
2. HML、LMW、FCLMH、AFCHML 等变量在修正市值影响时, 在小、中、大市值股票池内用 5 等分方法构建组合并计算收益率, 即买入上下 20% 的股票 (文中是 30%).
3. SMB 和 HML 的计算不再是每月调整投资组合, 而是每年 7 月按照去年末的变量值构建组合.
4. 剔除所有净资产为负的交易月份. 剩余样本数量为 256597, 剔除了约 1% 的样本.
5. 分别讨论 2010 年前和 2010 年之后的模型估计差别, 验证结果在时间轴上的稳健性. 2010 年后中国市场出现卖空机制, 也是与不对称正反馈强度有关联的变量^[2].
6. 将样本分为高换手率和低换手率的股票, 讨论结果是否受影响, 原因在于鲁臻和邹恒甫^[50]发现高换手率的股票反转效应更明显.

这些结果在附表 1 中报告. 从附表 1 的结果可以看出, 各类情况下, 不对称因子都非常显著, 在某些情形下反转因子的显著性会变强, 但其对 R 方的贡献是比较低的 (相关回归结果可以联系作者索要). 故本文的结果是稳健的: 不对称因子是比反转和正反馈更优的定价因子.

附表 1 稳健性分析结果								
情形	单变量	20% 分类	按年调整	正资产	1998-2009	2010-2016	高换手率	低换手率
MKRE	1.016***	0.996***	0.999***	1.007***	0.961***	1.08***	1.016***	0.991***
	[0.036]	[0.041]	[0.038]	[0.038]	[0.033]	[0.034]	[0.041]	[0.037]
SMB	1.081***	1.218***	1.358***	1.258***	1.187***	1.182***	1.611***	0.967***
	[0.117]	[0.095]	[0.105]	[0.095]	[0.115]	[0.113]	[0.108]	[0.091]
HML	0.370***	0.411***	0.517***	0.386***	0.448***	0.473***	0.590***	0.253***
	[0.152]	[0.088]	[0.154]	[0.087]	[0.087]	[0.079]	[0.099]	[0.088]
LMW	0.352***	0.215***	0.188**	0.102	0.184**	0.094	0.177*	0.141*
	[0.131]	[0.077]	[0.082]	[0.086]	[0.099]	[0.104]	[0.092]	[0.076]
FCLMH	0.236	-0.101	-0.017	0.085	-0.009	0.071	0.072	0.029
	[0.180]	[0.105]	[0.139]	[0.126]	[0.125]	[0.147]	[0.153]	[0.137]
AFCHML	0.873***	0.603***	0.797***	0.809***	1.073***	0.526***	0.975***	0.652***
	[0.220]	[0.106]	[0.171]	[0.154]	[0.186]	[0.116]	[0.162]	[0.151]
R-square	0.434	0.433	0.434	0.435	0.446	0.415	0.454	0.427
Nobs	259804	259804	259804	256597	143355	116449	118240	141564

注: 附表 1 报告了在各类情形下使用个股超额收益率进行固定效应面板数据回归结果. ‘单变量’ 对应情形 1; ‘20% 分类’ 对应情形 2; ‘按年调整’ 对应情形 3; ‘正资产’ 对应情形 4; ‘1998-2009’ 和 ‘2010-2016’ 表示使用的样本期, 对应情形 5; 最后两列对应情形 6. 表中报告了回归系数和 Thompson^[40] 稳健标准差、调整后的 R 方和样本数. ‘*’, ‘**’, ‘***’, 分别表示在 90%、95% 和 99% 的置信水平下显著.