

如何更有效地刻画行业拥挤度？

专题报告

——多维度行业轮动体系探索

拥挤交易是指因大量资金购买或出售一项资产或一组具有类似特征的资产，从而导致资产价格发生重大变化的现象。在A股市场上，这样的拥挤聚集现象时有发生。当浪潮褪去时，没有及时离场的投资者将会蒙受较大的损失。因此，拥挤风险的研究一直是投资实践中的重要议题。本文作为行业轮动系列报告的续作，将从如何构建能有效识别拥挤风险的指标和如何将其融合至已有模型两个方面，对拥挤度的识别和运用进行探索。

本文首先对市场常见的拥挤度指标——波动率、换手率、配对相关性、集中度和相对估值进行了测试。发现了此类指标普遍存在两个问题，一是部分指标定义下的高拥挤行业组合往往跑赢低拥挤度组合，原因在于刻画的行业拥挤度提示风险过早，往往还未到见顶的时候。二是指标的有效性不够稳定，高拥挤组仅存在阶段性的相对低收益。因此，我们决定摒弃市场上常见的传统拥挤度刻画方式。

本文在剖析了历史波动率失效的原因之后，通过引入GARCH模型构造了预期特质波动率指标，能够较好的实现识别拥挤泡沫破裂。从测试结果来看，自2010年以来高拥挤行业组总收益为-14.99%，最大回撤达到了69.26%（基准总收益为5.65%，最大回撤为50.55%）。

进一步的，我们利用预期特质波动率指标对动量因子施加拥挤惩罚，再将修正后的动量指标加入“预期共振”行业轮动体系得到改进的复合指标。并通过测试得到如下结果：

(1) 加入拥挤度惩罚后的修正动量收益表现有显著的改善。修正后的动量指标的年化超额收益由3.83%提升至8.47%，超额收益的最大回撤由30.14%下降至17.69%，信息比率由0.39提升至1.03。多空年化收益由7.95%提升至16.33%，最大回撤由44.37%下降至23.94%，夏普比率由0.48提升至1.22。

(2) 在加入拥挤惩罚后，“预期共振”模型年化超额收益率由10.50%提升至12.24%，最大回撤由16.19%下降至7.03%，信息比率由1.31提升至1.77。多空组合年化收益由18.96%提升至22.12%，最大回撤由25.41%下降至16.24%，夏普比率由1.43提升至1.88。

任瞳 S1090519080004
rentong@cmschina.com.cn
周靖明 S1090519080007
zhoujingming@cmschina.com.cn

研究助理
许继宏 xujihong@cmschina.com.cn

风险提示：本报告结果通过历史数据统计、建模和测算完成，在政策、市场环境发生变化时模型存在失效的风险，不构成任何投资建议。

正文目录

一、前言	4
二、常见拥挤度	5
2.1 历史波动率	5
2.2 换手率	6
2.3 配对相关性	6
2.4 集中度+相对估值	7
三、使用特质波动率识别拥挤行业	8
3.1 指标构建	8
3.2 指标测试	10
四、与现有行业轮动体系融合	12
4.1 因子相关性	12
4.2 指标融合	12
五、总结	17

图表目录

图 1：偏股主动型公募的板块持仓比例	4
图 2：分组净值表现（历史波动率）	5
图 3：高指标/低指标净值（历史波动率）	5
图 4：分组净值表现（换手率）	6
图 5：高指标/低指标净值（换手率）	6
图 6：分组净值表现（配对相关性）	7
图 7：高指标/低指标净值（配对相关性）	7
图 8：集中度+相对估值指标分组表现	8
图 9：高指标分组表现（历史波动率和修正波动率）	9
图 10：几个显著性水平下通过 ADF 检验的个股比例	10
图 11：指标分组表现（预期特质波动率）	11
图 12：高拥挤度/低拥挤度净值表现（预期特质波动率）	11
图 13：2020-2021 煤炭指数走势和拥挤度情况	13
图 14：2021-2022 电力设备及新能源指数走势和拥挤度情况	13

图 15: 修正动量与原动量多头组合表现对比	14
图 16: 修正动量与原动量多空组合表现对比	14
图 17: 改进复合指标与原复合指标多头组合表现对比	15
图 18: 改进复合指标与原复合指标多空组合表现对比	16
表 1: 分组收益统计 (历史波动率)	5
表 2: 分组收益统计 (换手率)	6
表 3: 分组收益统计 (配对相关性)	7
表 4: 集中度指标体系分组收益表现	8
表 5: 高指标组收益表现 (历史波动率和修正波动率)	9
表 6: 指标分组收益表现 (基于 GARCH 的特质波动率)	11
表 7: 因子相关性	12
表 8: 拥挤度和动量排序在前 20% 的并集	12
表 9: 原动量和修正动量指标 IC 检验	13
表 10: 修正动量与原动量收益表现对比	13
表 11: 改进复合指标与原复合指标 IC 检验	15
表 12: 改进复合指标与原复合指标表现对比	15
表 13: 策略逐年收益统计	16

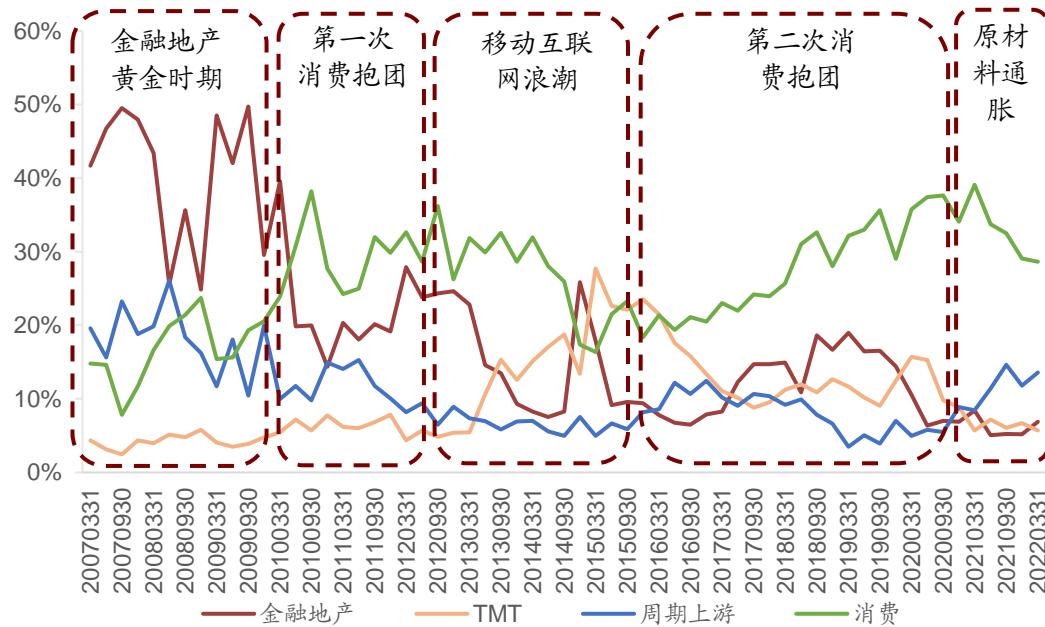
一、前言

“投资与投机之间只有一线之隔，尤其是当市场的参与者都沉浸在这欢愉的气氛当中更是如此——再也没有什么比大笔不劳而获的金钱更让人失去理性。”这是沃伦·巴菲特在 2000 年致股东的信中写的一句话。时至今日，资本市场的拥挤交易和市场泡沫问题仍是投资研究的重要议题。如果将股票市场视为一个果园，将投资者的资金视为浇灌的水，那么过少的水会让果树无法健康成长，而过多的浇灌也将使果树走向慢性死亡。不幸的是，当部分投资者走进果园时，他们往往会被已经聚集了许多投资者的果树所吸引并加入其中。

在 A 股市场上，这样的拥挤聚集现象时有发生。由于公募基金的数据公开且易得，我们可以将基金“抱团”现象作为一种典型的交易拥挤现象进行探讨。自 2007 年以来大概出现了五波较为显著的抱团。分别是 2007-2009 年的金融地产，2010-2012 年的大消费，2013-2015 年的 TMT 板块，2016-2020 年的大消费以及 2021 年开始的周期上游板块。这些抱团都具有以下几个特征：

- (1) 抱团的形成和催化都是基于能够影响经济结构的宏观因素导致的，例如信贷放量、信息技术突破和通货膨胀等。同时，大部分抱团将持续一段时间，并非一个偶发的短期事件。
- (2) 抱团在不断的正反馈中愈演愈烈：初步抱团—板块上涨—抱团基金获得相对高收益—投资者继续申购—基金经理将申购资金投入抱团板块—板块持续高收益—吸引其他资金。因此，抱团的初期和中后期往往伴随着市场不断的炒作和股价的持续上涨，最后在正反馈下导致板块形成不合理的估值溢价。
- (3) 在过多的投机者参与和不合理的估值溢价两个影响因素之下，相应的个股的价格在抱团末期将出现大幅波动。并最终出现抱团松动—资金试探性离场—板块价格回落—基金赎回、各资金出逃—板块持续回撤—资金继续离场的循环现象。最终，在这样的抱团瓦解过程后，前期高涨的标的将经历不同程度的回撤。

图 1：偏股主动型公募的板块持仓比例



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

综上，适度的资金集中将有利于板块获得超额收益，但当资金过于集中将使得板块出现不合理的估值溢价。当溢价泡沫破裂时，相应板块将出现泥沙俱下的价格回撤。因此，对于行业拥挤程度的识别显得尤为重要。它能够帮助我们在投资时避开过于拥挤的行业，及时规避下跌风险，在行业轮动中起到提高策略稳定性的作用。

在投资实践中运用拥挤度时，需要解决两个问题：**一是如何构建能有效识别拥挤风险的指标**。前文我们提到，拥挤现象在到达末期之前往往会出现价格大幅上涨的现象。因此拥挤度的刻画必须适宜，若过于提前将会错失较多的投资收益。**二是作为一个锦上添花的辅助性指标，拥挤度需要与相应的投资模型进行有机融合才能发挥作用**。本

文作为行业轮动系列报告的续作，将从上述两个方面进一步地对拥挤度的识别和运用进行探索。

二、常见拥挤度

首先，我们对常见的几种拥挤度识别指标进行了测试。测试的标的为剔除“综合金融”的29个中信一级行业指数。然而，直接使用指标数值可能存在着可比性的问题。以波动率指标为例，不同行业具有不同的波动特性，会导致部分行业始终具有高于其他行业的波动率特性。因此，在波动率和换手率等指标计算中，我们对原始指标采用历史分位数法进行标准化处理。本次采用计算当前指标原始数值在过去一年内的历史分位数，作为标准化处理后的指标值。

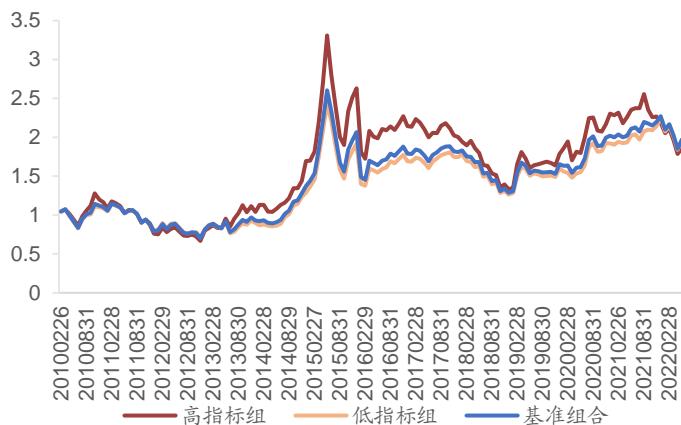
在标准化处理后，我们在横截面上对指标值进行排序并划分为高低两组。由于拥挤度属于极端指标，我们采取不对称分组，取指标排名前20%（前六位）的行业作为高指标值组，其余行业为低指标值组。基准为等权29个中信一级行业指数。指标表现的判断标准为高指标值组能否显著跑输低指标值组，以体现指标能够较好的识别拥挤交易带来的下跌风险。回测区间为2010年1月至2022年5月，每月末最后一个交易日进行调仓。

2.1 历史波动率

波动率指标体现了市场中投资者的分歧程度。当行业发生拥挤现象时，随着投机性泡沫的产生，资产的价格逐步偏离其基本价值。进而导致投资者的分歧程度不断增加，从而提升资产价格的波动率。那么能否通过历史波动率指标来识别拥挤行业呢？

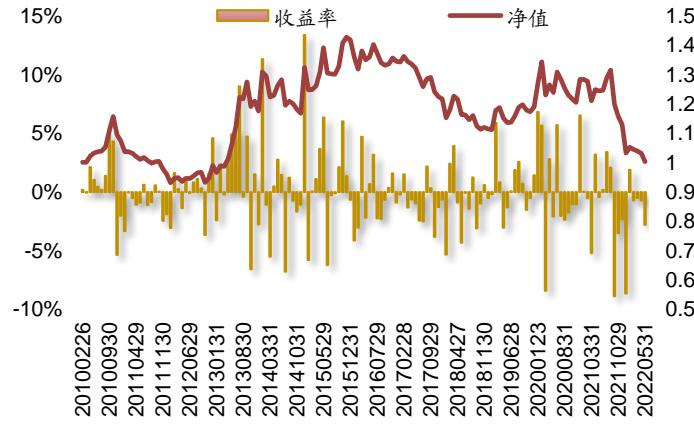
我们取个股过去20个交易日的日度收益率标准差作为个股历史波动率，计算行业内个股的均值作为该行业的因子值用于下一期的筛选分组。从测试结果来看，各组收益差异不大，高波动率组净值在大部分时间并没有跑输低波动率组。由此可见，简单的使用波动率作为拥挤度的识别指标并不能实现规避高拥挤行业的下跌风险。

图2：分组净值表现（历史波动率）



资料来源：招商证券、Wind

图3：高指标/低指标净值（历史波动率）



资料来源：招商证券、Wind

表1：分组收益统计（历史波动率）

分组	总收益率	年化收益率	年化波动率	最大回撤	调仓胜率	夏普比率
高指标组	85.81%	5.15%	28.84%	59.78%	50.68%	0.18
低指标组	96.55%	5.63%	24.16%	47.98%	54.73%	0.23
基准	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23
高指标值/低指标组	0.34%	0.03%	11.86%	29.77%	46.62%	0.00

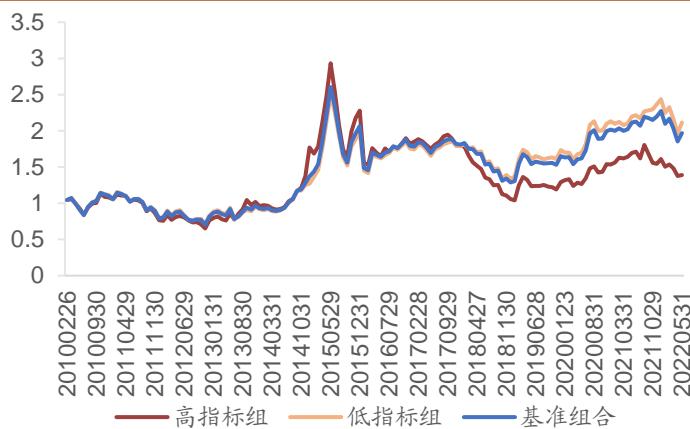
样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

2.2 换手率

换手率是反映股票流通性强弱的重要指标。当换手率越高，意味着该行业的交易越活跃，人们的投资意愿越高，属于热门行业。因此换手率指标在一定程度上能反应行业的拥挤现象。

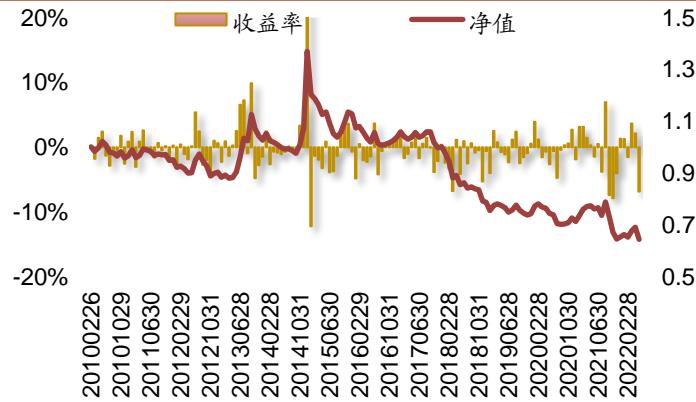
我们计算过去 20 个交易日的日均换手率作为测试指标。根据测试结果，高换手组长期来看在下一期的确存在负超额收益。但从相对净值来看，高换手组跑输低换手组的现象并不稳定，整体的波动情况较大，相对波动率达到了 12.96%。因此，换手率指标能够起到一定的识别拥挤以规避未来下跌风险的目的，但指标的长期稳定性不足。

图 4：分组净值表现（换手率）



资料来源：招商证券、Wind

图 5：高指标/低指标净值（换手率）



资料来源：招商证券、Wind

表 2：分组收益统计（换手率）

分组	总收益率	年化收益率	年化波动率	最大回撤	调仓胜率	夏普比率
高指标组	39.05%	2.71%	27.30%	64.56%	48.65%	0.10
低指标组	111.47%	6.26%	24.74%	46.47%	56.76%	0.25
基准	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23
高指标值/低指标组	-35.55%	-3.50%	12.96%	52.97%	45.27%	-0.27

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

2.3 配对相关性

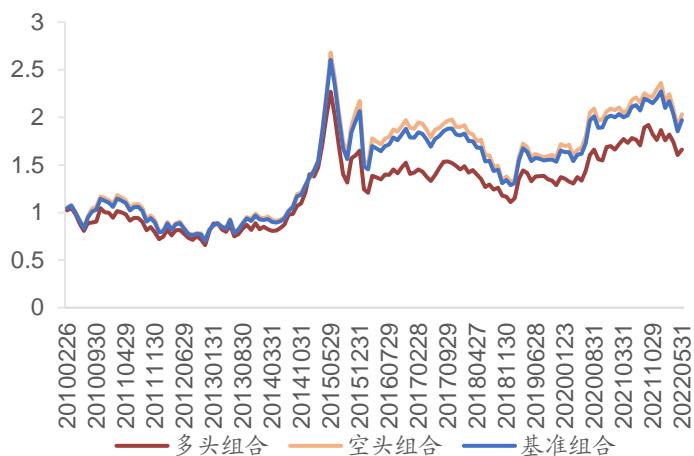
配对相关性衡量行业内个股收益的相关性。当行业内个股收益的相关性提升时，说明个股股价走势开始趋同，行业 beta 占主导地位，个股的特性被弱化，行业很有可能进入了拥挤状态。同时，股票间的相关程度越高，其所组成的市场的系统风险也越强。配对相关性指标具体表达式如下：

$$\text{corr}_k = \text{mean}(\sum_{i,j=1, i \neq j}^n \text{corr}(r_i, r_j))$$

其中， corr_k 为第 k 个行业的配对相关性， r_i 为个股的超额收益，由个股收益减去万得全 A 指数收益率得到。

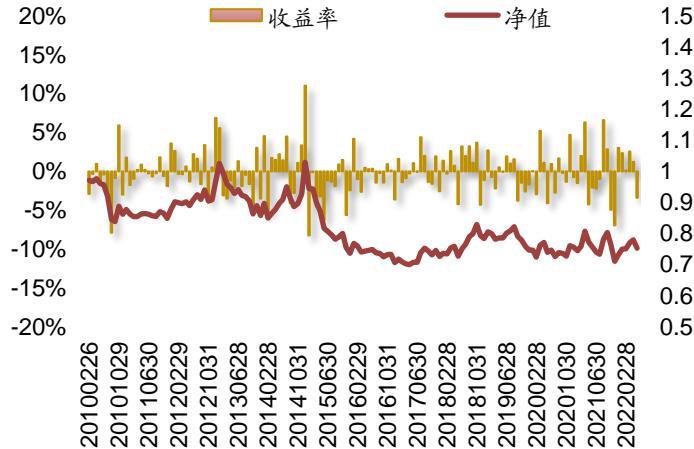
测试结果显示，配对相关性高的组别的整体收益表现更低，这说明该指标具有一定的识别拥挤风险能力。但是可以看到，低指标组通过识别风险形成的超额收益主要集中在 2014 年-2016 年，近年来并没有显示出显著的有效性。

图 6：分组净值表现（配对相关性）



资料来源：招商证券、Wind

图 7：高指标/低指标净值（配对相关性）



资料来源：招商证券、Wind

表 3：分组收益统计（配对相关性）

分组	总收益率	年化收益率	年化波动率	最大回撤	调仓胜率	夏普比率
高指标组	66.16%	4.20%	24.84%	51.16%	50.00%	0.17
低指标组	103.20%	5.91%	25.16%	50.52%	56.08%	0.23
基准	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23
高指标值/低指标组	-24.68%	-2.27%	10.43%	31.96%	45.95%	-0.22

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

2.4 集中度+相对估值

在我们之前的报告《“琢璞”系列报告之五十六：拥挤交易对行业轮动和因子择时的启示》中介绍了文献《Crowded Trades: Implications for Sector Rotation and Factor Timing》提出的通过集中度和相对估值识别拥挤度的方法。其中集中度指标的构造方法如下。

首先，计算一组不同行业间的协方差矩阵。

第二步，对该协方差矩阵进行主成分分析，以确定解释各行业回报率可变性的特征向量。

第三步，计算吸收比 (absorption ratio)，如等式 (1) 所示。其中，N 等于行业的数量，n 代表特征向量的个数。 σ^2_{Ej} 指第 j 个特征向量的方差， σ^2_{Ai} 指 i 行业的方差。吸收比主要用于测量风险集中度。

$$AR^j = \frac{\sigma_{Ej}^2}{\sum_{i=1}^N \sigma_{Ai}^2} \quad (1)$$

第四步，将行业在特征向量上的暴露，按照特征向量的吸收比为权重进行加权。其定义见等式 (2)。其中， C_i 等于一个行业的集中度得分， AR^j 是第 j 个特征向量的吸收比， EV_i^j 等于 i 行业在第 j 个特征向量上的暴露，n 等于 AR 分子中的特征向量数，N 等于行业总数。

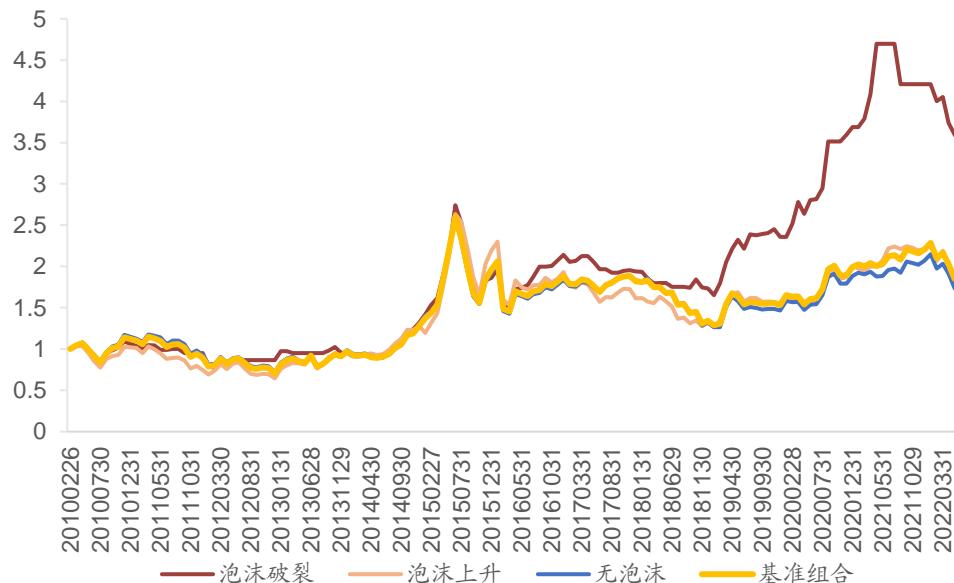
$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^n \left(AR^j \frac{|EV_i^j|}{\sum_{k=1}^N |EV_k^j|} \right)}{\sum_{j=1}^n AR^j} \quad (2)$$

相对估值指标使用标准化后的行业 PB 值。我们按照文献中的方法，集中度指标构造的回溯期设置为 250 个交易日，估值标准化窗口期设置为 500 个交易日，同样以指标排名前 20% (前六位) 的行业作为高指标值组，其余行业为低指标值组，并取两个指标分组的交集构造了泡沫上升组（高集中度高估值）、泡沫破裂组（高集中度低估值）和

无泡沫组（低集中度）。具体构建方法见《“琢璞”系列报告之五十六：拥挤交易对行业轮动和因子择时的启示》。

测试结果显示，泡沫破裂组反而显著跑赢其他组别，文献提供的识别泡沫破裂方法在国内 A 股市场效果较差，难以识别拥挤泡沫的破裂。

图 8：集中度+相对估值指标分组表现



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

表 4：集中度指标体系分组收益表现

分组	总收益	年化收益	年化波动	最大回撤	胜率	夏普比率
无泡沫组	83.96%	5.07%	24.78%	51.20%	54.73%	0.20
泡沫破裂组	248.64%	10.66%	22.67%	45.96%	69.59%	0.47
泡沫上升组	97.68%	5.68%	26.63%	52.15%	53.38%	0.21
基准	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

三、使用特质波动率识别拥挤行业

3.1 指标构建

通过以上的测试结果，可以发现大部分指标难以有效完成识别拥挤泡沫破裂的相关行业以达到避下跌风险的目的。主要存在两种问题，一是部分指标定义下的高拥挤行业组合往往跑赢低拥挤度组合，原因在于刻画的行业拥挤度提示风险过早，往往还未到见顶的时候。二是指标的有效性不够稳定，高指标组仅存在阶段性的相对低收益。因此，我们转而寻找其他能够识别拥挤泡沫破裂的指标。

判断拥挤现象的常见思路有量和价两个方向。前文我们提到，换手率作为一种常用的拥挤度刻画指标具有阶段性的有效性。其存在一定局限性的原因是，不同情况下行业交易热度维持的时间存在差异。例如在长期的基本面改善催化下，部分行业可能维持较长时间的交易活跃。如果片面使用换手率作为拥挤度指标，将可能错过这些行业的

高收益阶段。而从价格的角度来看，当拥挤现象发生时，资产价格将被推高并逐渐偏离其基本面价值。由于过多投资者加入和不合理估值溢价的存在，投资者分歧程度会不断提升，从而导致较高的波动率水平。但不幸的是，在前文的测试中，我们发现简单使用历史波动率并不能有效识别下跌风险。因此，我们做了进一步地思考，认为历史波动率无效的主要原因有如下两个：

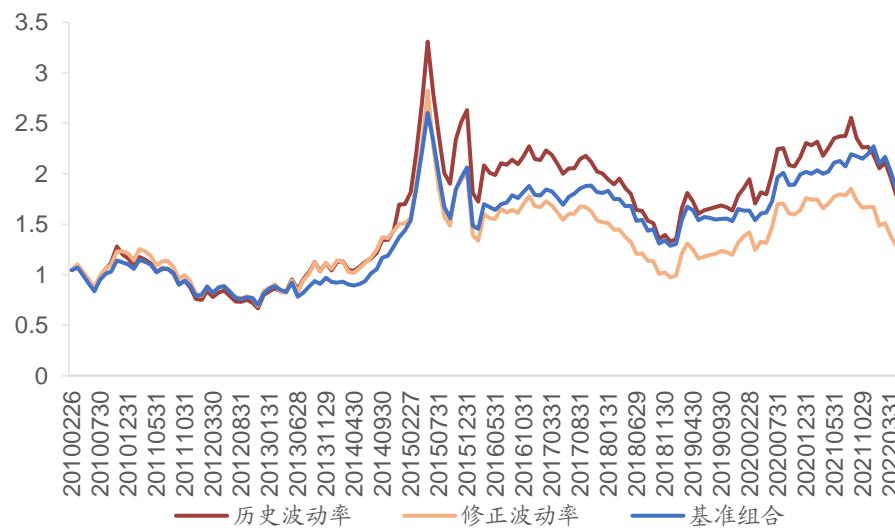
一是市场中实际造成收益波动的原因有很多，并不一定是由于对该行业的拥挤交易造成，还有可能是由于风格炒作形成的。例如，小市值行情，低估值回归等行情，将有可能导致个股出现相应的波动。为了解决这个问题，我们可以引入 Fama-French 三因子模型，通过剥离 Beta、估值和市值的影响，得到更为纯粹的特质波动率，以此来判断行业可能更加真实存在的波动情况。

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i^{MKT}(R_{mt} - r_{ft}) + \beta_i^{SMB}SMB_t + \beta_i^{HML}HML_t + \varepsilon_{it}$$

$R_{i,t}$ 表示*i*资产在t日的收益； $r_{f,t}$ 表示t日的无风险收益，以3%计； $R_{m,t}$ 是t日的市场收益，以市值加权计算资产收益得到； SMB_t 和 HML_t 分别表示规模因子和账面市值比因子。 ε_{it} 是回归残差项，通过其来计算行业的特质波动风险。

二是历史波动率在一定程度上隐含了动量信息。众所周知，股票收益率分布呈现尖峰厚尾形态，若某个资产在一个区间呈现出较大的正收益或负收益，那么这个阶段的收益率标准差可能也将会更大。因此，高收益波动率的个股，可能也会受到动量效应或反转效应的影响。为了验证这个想法，我们以收益率的绝对值作为解释变量，以同期收益波动率作为被解释变量，取残差作为修正波动率进行第二章中的相同测试。可以看到，高修正波动率组的收益跑输了基准组合和高历史波动率组。这说明，剥离动量信息之后，历史波动率的识别下跌风险能力有所提升。

图 9：高指标分组表现（历史波动率和修正波动率）



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

表 5：高指标组收益表现（历史波动率和修正波动率）

分组	总收益	年化收益	年化波动	最大回撤	胜率	夏普比率
高历史波动率组	85.81%	5.15%	28.84%	59.78%	50.68%	0.18
高修正波动率组	34.09%	2.41%	29.00%	65.58%	50.00%	0.08
基准	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

需要说明的是，由于区间收益率和标准差的关系并非完全线性的，因此上述的回归方法虽能够说明问题，但本质上却无法做到完全的剥离。

并且，使用上一期的日均波动率来衡量下一期的波动也并非最佳方案。学术界有研究表明收益率并非随机游走，

收益率时间序列往往具有异方差性，因而使收益波动率具有时变性质。结合前述提到的特质波动率，我们选择通过建立 GARCH (1,1) 模型对下一期的特质波动率进行估计，以更好的刻画下一期标的资产的波动情况。模型如下：

$$\begin{aligned}\varepsilon_{it} &= \sqrt{h_{it}} v_{it} \\ h_{it} &= \alpha_i + \delta_i h_{it-1} + \omega_i \varepsilon_{it-1}^2\end{aligned}$$

其中，残差项 ε_{it} 的条件分布是均值为 0、方差为 h_{it} 的正态分布， v_{it} 服从独立的标准正态分布。在这里，我们采用扩展窗口作为回溯期（2005 年 1 月为初始日期），利用回溯期内的所有月度数据构建 GARCH (1,1) 模型，从而向前估计得到次月的预期特质波动率作为拥挤度指标。

3.2 指标测试

在构建 GARCH 模型之前，我们需要对收益率时间序列进行平稳性检验，只有平稳的时间序列才可以运用 GARCH 模型进行估计。本文我们通过 ADF 方法来进行平稳性检验，可以看到，2010 年以来每个截面上均有 90% 以上的个股能通过 1% 的显著性检验，有 95% 以上的个股能通过 10% 的显著性检验。并且，随着时间样本的增加，通过 ADF 检验的个股比例在逐渐增加。这说明，大部分个股的收益率时间序列都是平稳的，符合构建 GARCH 模型的基本要求。后续，我们就以行业内通过 10% 显著性检验个股的预期特质波动率，做极端值处理后取算术平均值，作为行业的拥挤度指标。

图 10：几个显著性水平下通过 ADF 检验的个股比例



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

由于在特质波动率估计的回归过程中已经得到了具有可比性的指标，故不再对指标进行去量纲处理。接下来，我们将得到的预期特质波动率指标通过与上述其他指标相同方式进行分组测试。在测试中仍采取不对称分组，取指标排名前 20%（前六位）的行业作为高拥挤值组，基准为等权 29 个中信一级行业指数，在相同的测试区间内进行测试。

在对该指标进行进一步测试可以看到，自 2010 以来高拥挤行业组总收益为 -14.99%，最大回撤达到了 69.26%（基准总收益为 5.65%，最大回撤为 50.55%）。同期，避开高拥挤行业的低拥挤组的年化收益率为 7.40%，最大回撤仅为 44.32%，高拥挤组相对低拥挤组年收益率为 -7.22%。总体来看，通过 GARCH 得到的预期特质波动率具备一定的实现识别拥挤行业的能力。

表 6：指标分组收益表现（预期特质波动率）

分组	总收益	年化收益	年化波动	最大回撤	胜率	夏普比率
高拥挤组	-14.99%	-1.31%	29.69%	69.26%	51.35%	-0.04
低拥挤组	141.37%	7.40%	23.80%	44.32%	56.08%	0.31
基准	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23
高拥挤/低拥挤组	-60.37%	-7.22%	10.90%	61.67%	37.16%	-0.66

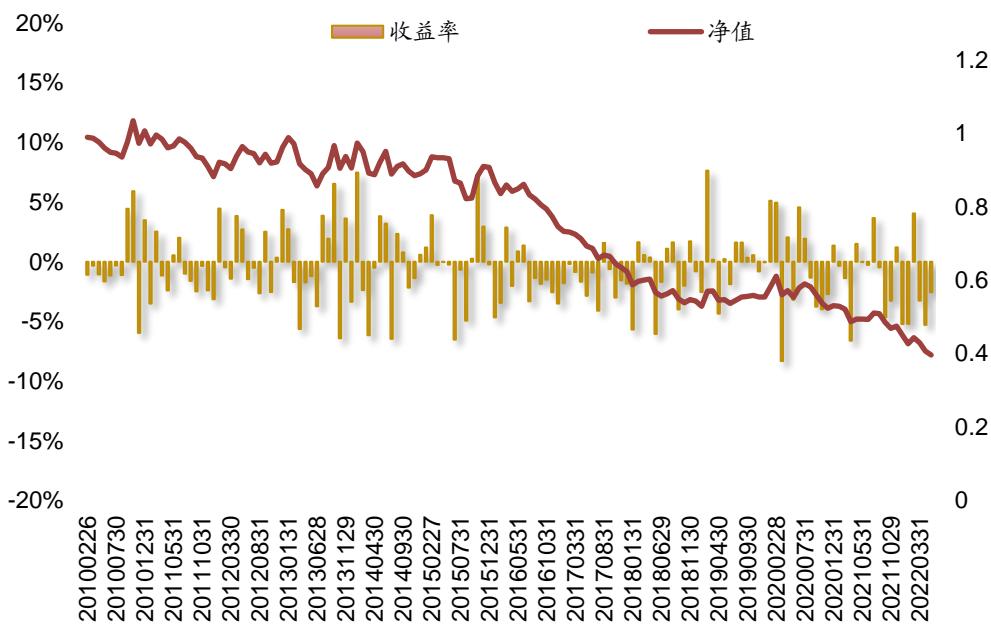
样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

图 11：指标分组表现（预期特质波动率）



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

图 12：高拥挤度/低拥挤度净值表现（预期特质波动率）



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

四、与现有行业轮动体系融合

在我们之前的报告《“蓝海启航”系列研究之三：行业动量、景气度与新闻情绪—多维度行业轮动体系探索》、《“蓝海启航”系列研究之四：分析师预期数据在行业轮动中的应用和创新》中，我们通过淡化个股一致预期变化绝对水平，聚焦行业内个股分析师预期调整的共振。同时，辅以行业动量和行业景气度进行相互印证，构建了一个景气度、一致预期与动量相结合的“预期共振”行业轮动体系。现在，我们希望通过加入预期特质波动率指标实现对拥挤行业的规避，以期达到提高模型收益和控制风险及回撤的目标。

4.1 因子相关性

在进行因子结合之前，我们先对各指标间的相关性进行了测试。相关性测试结果表明，特质波动率指标与景气度指标相关性为-0.0094，与动量指标相关性为0.1596，与一致预期指标相关性为-0.0148。可见，特质波动率与原有“预期共振”模型中的指标相关性都处在较低水平。

表 7：因子相关性

	景气度	动量	一致预期	拥挤度
景气度	1.0000	0.2079	0.1988	-0.0094
动量	0.2079	1.0000	0.3069	0.1596
一致预期	0.1988	0.3069	1.0000	-0.0148
拥挤度	-0.0094	0.1596	-0.0148	1.0000

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

4.2 指标融合

接下来，我们尝试使用特质波动率指标对原有行业轮动体系进行拥挤行业的剔除。动量效应反应了投资者对上涨市场的乐观和下跌市场的悲观情绪，而投资者持续地“追涨”往往导致市场或行业的价值被高估，这与行业的拥挤现象有着相同的内核。

4.2.1 修正动量

因此，我们从动量因子的优化入手，对原有动量因子加入拥挤度惩罚，以实现对拥挤行业的规避。具体来说，我们在每个月末取动量因子的截面行业次序作为因子值，将动量前20%和拥挤度前20%的并集行业视为拥挤风险行业。给予拥挤风险行业因子-30的惩罚，以确保修正的动量因子中拥挤行业因子值靠后。为了展示拥挤度惩罚的实际做法，我们将几个典型的交易拥挤时间点进行了拥挤度和动量的前20%并集做了展示。可以看到，在如下几个时间点，这些行业的拥挤度和动量都排在了行业的前20%，因此在这些时间截面上给予动量-30作为新的修正动量。

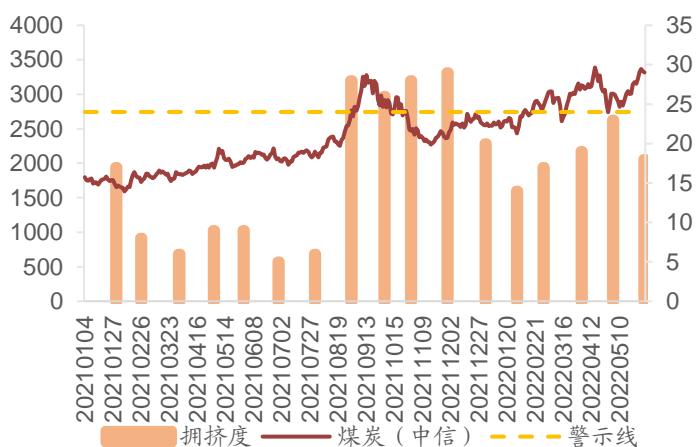
表 8：拥挤度和动量排序在前 20% 的并集

阶段	行业	动量	拥挤度
2013 年 07 月 移动互联泡沫	传媒	1	1
	电子	4	3
2014 年底 小牛市前期	非银行金融	1	3
	房地产	3	6
2019 年 09 月 猪周期高位	农林牧渔	1	1

2021年02月 基金抱团瓦解	有色金属	4	1
	国防军工	6	4
2021年09月 周期板块崩溃	煤炭	1	4
	有色金属	2	1
	电力设备及新能源	3	3
	钢铁	4	2
	基础化工	5	6

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind；注：数值代表着指标的行业排名

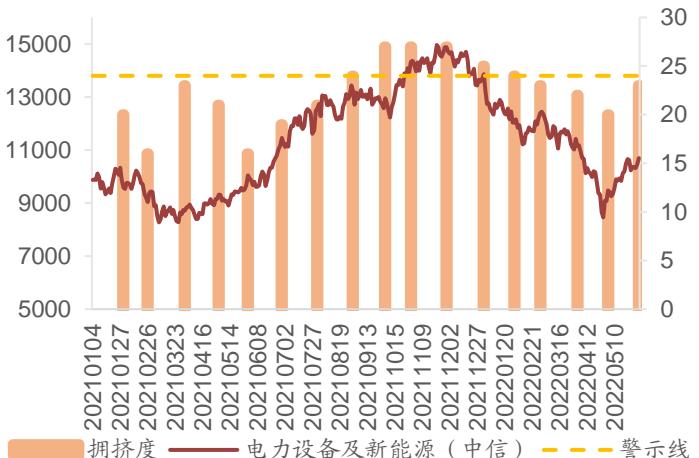
图 13：2020-2021 煤炭指数走势和拥挤度情况



资料来源：招商证券、Wind

在得到修正动量因子之后，我们首先对其进行 IC 测试。从测试结果来看，在加入对拥挤度的考察后，动量的 IC 均值有 7.41% 提升至 10.91%，IC_IR 由 0.22 提升至 0.38。

图 14：2021-2022 电力设备及新能源指数走势和拥挤度情况



资料来源：招商证券、Wind

从测试结果来看，在加入对拥挤度的考察后，动量的 IC

表 9：原动量和修正动量指标 IC 检验

因子名称	持仓周期	IC 均值	IC_IR	IC 胜率	T-value	P-value
原动量指标	月频	7.41%	0.22	58.78%	2.62	0.0098
修正动量指标	月频	10.91%	0.38	65.54%	4.60	0.0000

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

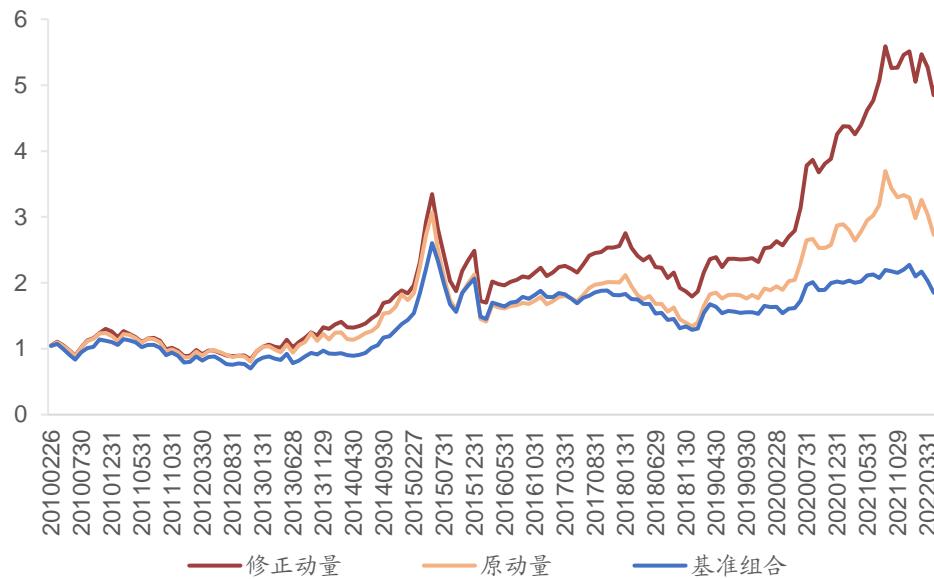
从分组测试中可以看出，加入拥挤度后的修正动量的收益表现有显著的改善。具体来说，指标的年化超额收益由 3.83% 提升至 8.47%，超额收益的最大回撤由 30.14% 下降至 17.69%，信息比率由 0.39 提升至 1.03。多空年化收益由 7.95% 提升至 16.33%，最大回撤由 44.37% 下降至 23.94%，夏普比率由 0.48 提升至 1.22。指标构建策略的绝对收益和稳定性都得到了较大提升。

表 10：修正动量与原动量收益表现对比

指标	分组	总收益率	年化收益率	年化波动率	最大回撤	调仓胜率	夏普比率
原动量指标	多头	196.53%	9.21%	28.38%	61.68%	56.76%	0.32
	超额	58.95%	3.83%	9.70%	30.14%	55.41%	0.39
	多空	157.06%	7.95%	16.58%	44.37%	58.11%	0.48
修正动量指标	多头	423.73%	14.36%	27.01%	55.37%	60.14%	0.53
	超额	172.70%	8.47%	8.19%	17.69%	62.84%	1.03
	多空	546.70%	16.33%	13.35%	23.94%	65.54%	1.22
基准	/	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23

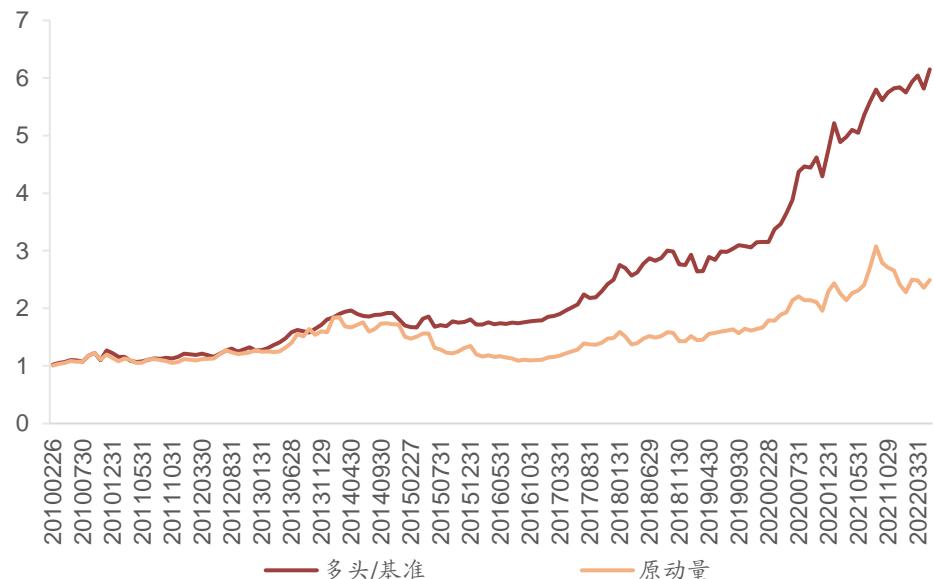
样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

图 15：修正动量与原动量多头组合表现对比



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

图 16：修正动量与原动量多空组合表现对比



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

4.2.2 融入“预期共振”模型

进一步地，我们将修正动量与景气度、分析师预期因子融合复合得到改进复合指标，将原有的三因子复合得到原复合指标。其中，复合方式为将多个因子的截面行业排名次序取均值。

首先，从 IC 测试的结果上看，在纳入了对拥挤行业的惩罚后，改进复合指标较原复合指标在各个方面都有一定的改善。IC 均值由 10.55% 提升至 12.57%，IC_IR 由 0.39 提升至 0.50，IC 胜率由 62.16% 提升至 68.92%，T 统计量由 4.73 提升至 6.035。

表 11：改进复合指标与原复合指标 IC 检验

因子名称	持仓周期	IC 均值	IC_IR	IC 胜率	T-value	P-value
原复合指标	月频	10.55%	0.39	62.16%	4.73	0.0000
改进复合指标	月频	12.57%	0.50	68.92%	6.05	0.0000

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

进一步地，我们对两个复合指标进行分位数组合测试。可以看到，改进指标的净值曲线要优于原指标。从具体的收益统计来说，在加入拥挤惩罚后，超额收益的年化收益率由 10.50% 提升至 12.24%，最大回撤由 **16.19%** 下降至 **7.03%**，信息比率由 **1.31** 提升至 **1.77**。多空组合年化收益由 18.96% 提升至 22.12%，最大回撤由 **25.41%** 下降至 **16.24%**，夏普比率由 **1.43** 提升至 **1.88**。

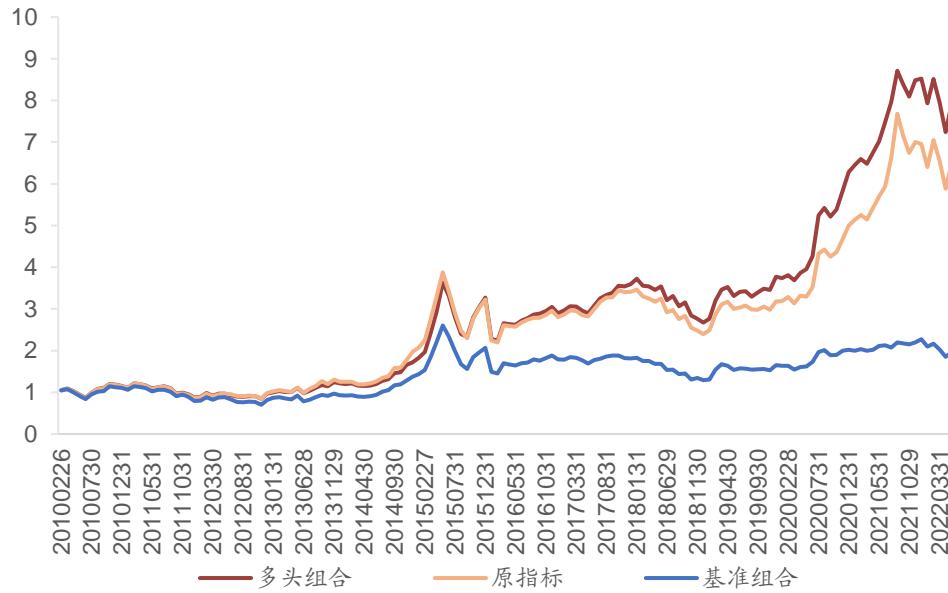
结果表明，加入拥挤惩罚以规避拥挤行业，可以显著的降低波动和减小回撤风险，并提升策略的收益表现。

表 12：改进复合指标与原复合指标表现对比

指标	分组	总收益率	年化收益率	年化波动率	最大回撤	调仓胜率	夏普比率
原复合指标	多头	550.98%	16.39%	27.34%	52.84%	58.78%	0.60
	超额	243.10%	10.50%	8.04%	16.19%	62.16%	1.31
	多空	752.00%	18.96%	13.29%	25.41%	66.22%	1.43
改进复合指标	多头	698.89%	18.34%	26.64%	51.18%	60.14%	0.69
	超额	315.71%	12.24%	6.91%	7.03%	69.59%	1.77
	多空	1078.26%	22.12%	11.79%	16.24%	70.27%	1.88
基准	基准	96.95%	5.65%	24.74%	50.55%	55.41%	0.23

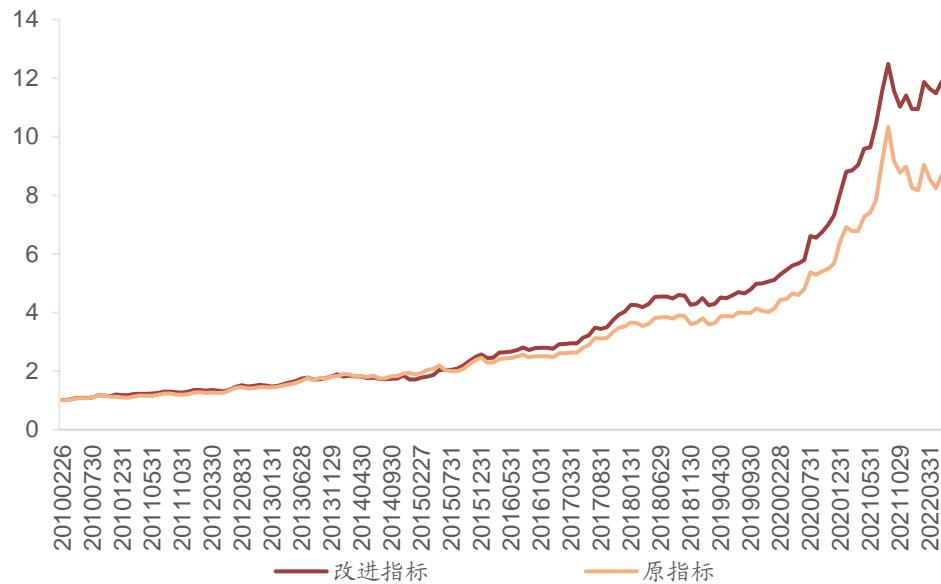
样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

图 17：改进复合指标与原复合指标多头组合表现对比



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

图 18：改进复合指标与原复合指标多空组合表现对比



样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

表 13：策略逐年收益统计

年份	改进指标多头	基准	改进指标超额	原指标超额
2010	16.85%	11.92%	4.93%	4.81%
2011	-25.19%	-29.66%	4.47%	3.38%
2012	12.34%	5.44%	6.89%	11.17%
2013	25.82%	13.88%	11.94%	13.85%
2014	42.44%	46.44%	-4.00%	10.50%
2015	83.32%	46.60%	36.72%	14.97%
2016	-1.22%	-5.20%	3.98%	0.75%
2017	22.44%	0.14%	22.30%	19.97%
2018	-26.38%	-29.88%	3.50%	-0.50%
2019	42.57%	29.41%	13.16%	4.68%
2020	64.67%	19.96%	44.72%	35.23%
2021	32.35%	10.52%	21.83%	25.10%
2022	-5.29%	-14.22%	8.93%	8.92%

样本区间：2010/01/29-2022/05/31；资料来源：招商证券、Wind

五、总结

本文我们从行业拥挤现象出发，尝试构建能够适时提示拥挤风险的拥挤度指标，并通过规避未来下跌风险来实现提升行业轮动策略表现的目的。我们首先对常见的拥挤度的刻画方式——历史波动率、换手率、配对相关性以及集中度与相对估值结合等指标方法进行了测试。结果显示这些指标在刻画行业拥挤现象上存在一定的局限性。我们在剖析了历史波动率失效的原因之后，提出引入 Fama 模型和 GARCH 模型来解决波动率指标的弊端。在通过平稳性检验后，我们基于 GARCH 模型对下一期的特质收益率波动进行了估计，最终得到了一个较为有效的拥挤度指标。进一步的，我们将预期特质波动率指标加入了“预期共振”行业轮动体系，发现其的确能够对模型带来明显的边际改善。

后续我们将进一步完善我们的行业轮动体系，并定期发布行业轮动策略的结果，也请各位投资者继续关注我们后续的研究！

分析师承诺

负责本研究报告的每一位证券分析师，在此申明，本报告清晰、准确地反映了分析师本人的研究观点。本人薪酬的任何部分过去不曾与、现在不与，未来也将不会与本报告中的具体推荐或观点直接或间接相关。

任瞳：研究发展中心执行董事，量化与基金评价团队负责人，管理学硕士，18年证券研究经验，2010年、2015年、2016年、2017年、2018年、2020年新财富最佳分析师（金融工程方向）。在量化选股择时、基金研究以及衍生品投资方面有深入独到的见解。

周靖明：资深量化分析师，武汉大学金融工程硕士，7年量化策略研究开发经验。研究方向是量化选股与创新基金产品研究，在多因子选股，SmartBeta产品等方面有长期深入的研究。

投资说明

报告中所涉及的投资评级采用相对评级体系，基于报告发布日后6-12个月内公司股价（或行业指数）相对同期当地市场基准指数的市场表现预期。其中，A股市场以沪深300指数为基准；香港市场以恒生指数为基准；美国市场以标普500指数为基准。具体标准如下：

股票评级

强烈推荐：预期公司股价涨幅超越基准指数20%以上

增持：预期公司股价涨幅超越基准指数5-20%之间

中性：预期公司股价变动幅度相对基准指数介于±5%之间

减持：预期公司股价表现弱于基准指数5%以上

行业评级

推荐：行业基本面向好，预期行业指数超越基准指数

中性：行业基本面稳定，预期行业指数跟随基准指数

回避：行业基本面转弱，预期行业指数弱于基准指数

重要声明

本报告由招商证券股份有限公司（以下简称“本公司”）编制。本公司具有中国证监会许可的证券投资咨询业务资格。本报告基于合法取得的信息，但本公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。本报告所包含的分析基于各种假设，不同假设可能导致分析结果出现重大不同。报告中的内容和意见仅供参考，并不构成对所述证券买卖的出价，在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议。除法律或规则规定必须承担的责任外，本公司及其雇员不对使用本报告及其内容所引发的任何直接或间接损失负任何责任。本公司或关联机构可能会持有报告中所提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。客户应当考虑到本公司可能存在可能影响本报告客观性的利益冲突。

本报告版权归本公司所有。本公司保留所有权利。未经本公司事先书面许可，任何机构和个人均不得以任何形式翻版、复制、引用或转载，否则，本公司将保留随时追究其法律责任的权利。