

分析师:

郑兆磊

S0190520080006

刘海燕

S0190520080002

如何结合行业轮动的长短信号？

2022年5月27日

报告关键点

本文以泡沫理论作为研究的重点，从量价分析的维度构建行业轮动体系，使用泡沫检测和变点检测方法识别量价的突变，并尝试将中长期的基本面信号与短期的量价信号相结合，构建出更加稳定的综合模型。

相关报告

《行业轮动系列二：基于机构实时持仓分歧的行业轮动模型研究》2021-09-06

《基于盈余惊喜(基本面)、残差动量(技术面)、北向资金(资金流)的行业轮动模型》2022-04-05

投资要点

- 传统行业轮动研究通常聚焦于截面动量和拥挤度，本文另辟蹊径从泡沫理论视角出发，通过捕捉市场的泡沫增长和泡沫破裂从而获得超额收益：一方面我们借助泡沫增长的东风，买入短期有望大幅上涨的行业；另一方面我们将长周期的基本面策略信号与短周期的泡沫量价信号进行结合，构建了基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略。
- 在市场有效且理性预期的前提下，股票的实际价格不仅反映其基本面价值，还包含有理性泡沫的成分，这种泡沫的存在不是错误定价的结果，而是所允许的股票价格对基本面价值的偏离，因此及时准确地预测泡沫开始与结束的时间对于利用泡沫放大收益与减少损失具有重要意义。
- 配置正向泡沫的行业轮动策略（周度）在中信一级行业上等权多头的年化收益率为33.01%，收益波动比为1.12，最大回撤为39.96%，卡玛比率为0.83；多头相较于基准的年化超额收益率为14.25%，收益波动比和卡玛比率均超过1，效果非常显著。
- 基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略（周度）在中信一级行业等权多头的年化收益率为24.85%，收益波动比为0.90，卡玛比率为0.62；多头相较于基准的年化超额收益率为14.28%，收益波动比超过1；多头相较于基本面策略的年化收益率增加了4.41%，且最大回撤明显降低，剔除反向泡沫后的基本面策略更加稳健。
- 本篇报告提出的行业轮动策略具有较强的实战性、创新性和拓展性，尤其对于ETF周度轮动具有较强的参考价值。

图表、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配量表现（2007/1/26-2022/5/13）

	年化收益率	收益波动比	卡玛比率
等权多头	33.01%	1.12	0.83
等权基准	16.68%	0.67	0.36
相对表现	14.25%	1.03	1.18

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

图表、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配量的表现（2014/1/3-2022/5/13）

	年化收益率	收益波动比	卡玛比率
等权多头	24.85%	0.90	0.62
等权基准	8.84%	0.33	0.15
相对表现	14.28%	1.25	0.75
基本面等权	20.44%	0.73	0.38

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

风险提示：本报告模型及结论全部基于对历史数据的分析，当市场环境变化时，存在模型失效风险。

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

目录

1、兴证金工行业轮动体系介绍.....	- 4 -
1.1、行业轮动方法论介绍.....	- 4 -
1.2、兴证金工行业轮动成果回顾.....	- 5 -
2、泡沫检测理论概述.....	- 6 -
2.1、基于递归单位根的测试.....	- 6 -
2.2、基于分整模型的测试.....	- 7 -
2.3、基于 Markov 状态转换的测试.....	- 8 -
2.4、基于 johansen-ledoit-sornette(JLS)模型的测试.....	- 8 -
2.5、基于神经网络的测试.....	- 9 -
2.6、泡沫检测方法小结.....	- 10 -
3、兴证金工量价行业轮动框架.....	- 10 -
3.1、基于 BSADF 的 PSY 算法概述.....	- 10 -
3.2、贝叶斯变点检测算法概述	- 11 -
3.3、基于 BSADF 和 BOCD 的行业轮动策略思考	- 14 -
4、乘风而起：配置正向泡沫的行业轮动策略.....	- 15 -
4.1、逻辑和策略构建	- 15 -
4.2、回测结果展示和分析	- 16 -
5、双剑合璧：基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略	- 20 -
5.1、逻辑和策略构建	- 20 -
5.2、回测结果展示和分析	- 21 -
6、总结.....	- 24 -
附录、参考文献	- 24 -

图表目录

图表 1、根据研究视角和换手频率划分的行业轮动模式.....	- 5 -
图表 2、递归进化算法思路展示.....	- 11 -
图表 3、PSY 算法检测泡沫示例	- 11 -
图表 4、BOCD 变点检测算法检测数据突变示例	- 14 -
图表 5、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置表现(2007/1/26-2022/5/13)	- 16 -
图表 6、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置净值(2007/1/26-2022/5/13)	- 17 -
图表 7、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的分年度表现-17 -	
图表 8、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业每周买入行业个数(2007/1/26-2022/5/13)	- 18 -
图表 9、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业的分年度配置情况... -18 -	
图表 10、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置表现(2007/1/26-2022/5/13)	- 19 -
图表 11、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置的净值(2007/1/26-2022/5/13)	- 19 -
图表 12、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信二级行业上等权配置的表现(2007/1/26-2022/5/13)	- 20 -
图表 13、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的表现 (2014/1/3-2022/5/13)	- 21 -
图表 14、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的	

净值（2014/1/3-2022/5/13）	- 22 -
图表 15、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的分年度表现	- 22 -
图表 16、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略分年度配置情况	- 23 -
图表 17、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置的表现（2014/1/3-2022/5/13）	- 23 -
图表 18、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置的净值（2014/1/3-2022/5/13）	- 24 -

报告正文

1、兴证金工行业轮动体系介绍

1.1、行业轮动方法论介绍

行业轮动现象是指在一定时间内，不同行业的股价轮番上涨或下跌的现象，行业轮动策略的本质是利用不同投资品种强势时间的错位，对行业品种进行切换实现投资收益最大化或者规避系统性风险。由于A股市场存在明显的行业轮动效应，因此把握行业轮动的内在规律是投资者非常关注的方向。

根据研究视角和换手频率的差异，我们将主流的行业轮动模式进行了划分。综合而言，行业轮动的研究思路大致可以分为以下几种模式：

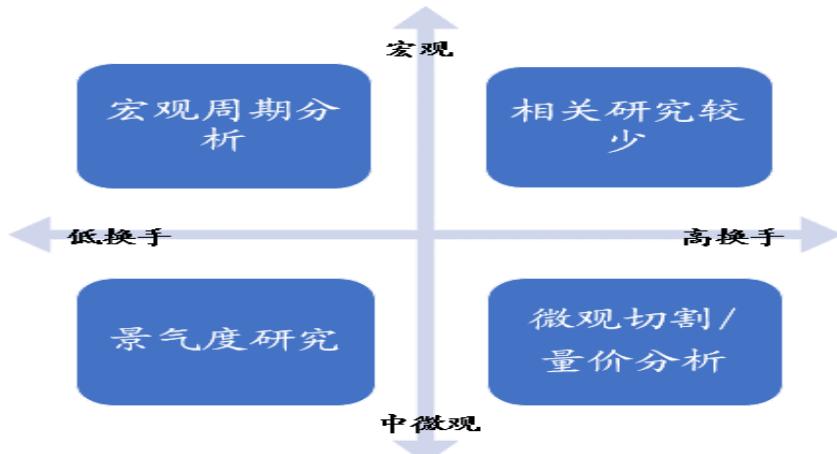
1、自上而下的宏观分析（宏观+低换手）：根据宏观周期场景下利好的板块或行业，以及当前宏观环境的变化信息来配置相应的板块或行业，换手频率较低适合作为长周期的配置参考。例如，可选取经济增长、货币政策等指标构成宏观因子数据库，并定义历史高点、历史低点等事件模式，通过观察宏观因子触发特定事件后下期各行业的超额收益来配置行业；

2、中观层面的景气度研究（中微观+低换手）：作为行业轮动体系中承上启下的一环，中观层面的行业轮动模型主要从行业基本面层面/景气度层面出发，以构建行业轮动模型，这也是目前市场上行业轮动的主流模型体系。同时该方法又可以进一步拆分成两种细分模式：一种是从时序的角度出发，构建单行业赛道的景气度分析；另一种则偏向于截面分析，根据多个维度的中观指标（如基本面、资金面等）在截面上选出当前的占优行业；

3、自下而上的微观切割分析体系（中微观+高换手）：通过分析行业内个股和指数的特征差异（包括基本面层面、量价层面等），挖掘行业机会以进行行业配置；

4、基于量价的轮动体系搭建（中微观+高换手）：利用行业价格走势进行轮动策略的搭建。这种方法弱化行业基本面的信息，通过对高频量价进行挖掘以构建行业轮动模型。

图表 1、根据研究视角和换手频率划分的行业轮动模式



资料来源：兴业证券经济与金融研究院整理

1.2、兴证金工行业轮动成果回顾

围绕以上思路，兴证金工目前已产出多篇行业轮动的深度报告。其中，《基于盈余惊喜(基本面)、残差动量(技术面)、北向资金(资金流)的行业轮动模型》尝试结合基本面、技术面、资金流等多个维度来构造月度调仓的行业轮动模型，《行业轮动系列二：基于机构实时持仓分歧的行业轮动模型研究》则从创新的角度给出一些行业轮动的探索视角。

虽然行业的长期表现由景气度决定，但是其短期走势主要受到市场情绪影响，在基本面不变的情况下行业指数出现大幅波动的现象更是屡见不鲜，因此进行短期情绪和量价的研究非常必要。本文中我们以泡沫理论作为研究的重点，从量价分析的维度搭建行业轮动模型（即 1.1 章节中提到的第四种方法），并尝试将短期的量价信号与中长期的基本面信号相结合，构建出更加稳定的综合模型。

本文的内容安排如下：

第一章：介绍兴证金工的行业轮动体系以及目前的部分成果；

第二章：对泡沫理论以及泡沫检测的主流方法进行综述；

第三章：完成泡沫理论综述之后，本章详细介绍了后文构建行业轮动模型中使用的 PSY 算法和贝叶斯在线变点检测算法，并思考如何使用这两个模型构建基于泡沫视角的量价行业轮动框架；

第四章：使用前文介绍的泡沫检测和变点检测方法识别量价的突变，并叠加简单的动量过滤条件筛选正向泡沫，在这个基础上构建配置正向泡沫的行业轮动策略；

第五章：同样使用上述模型识别量价突变并叠加简单的动量过滤条件筛选反向泡沫，尝试将短期的量价信号与中长期的基本面信号相结合，在基本面模型选出的行业组合中剔除出现反向泡沫的行业，以提高组合的胜率。

2、泡沫检测理论概述

在经济学中泡沫是一种资产价格的状态现象，体现为某种价格水平相对于经济环境决定的理论价格的非平稳性偏移。股市价格泡沫的实证研究多是基于理性泡沫(rational bubble)理论，其基本含义是：在市场有效且理性预期的前提下假定下，股票的实际价格不仅反映其基本面价值，还包含有理性泡沫的成分，这种泡沫的存在不是错误定价的结果，而是所允许的股票价格对基本面价值的偏离，因此及时准确地预测泡沫开始与结束的时间对于利用泡沫放大收益与减少损失具有重要意义。

下面，我们首先通过资产定价公式介绍泡沫的概念：

$$P_t = \sum_{i=0}^{\infty} \left(\frac{1}{1+r_f} \right)^i E_t(D_{t+i}) + B_t$$

其中 P_t 是 t 时刻的资产价格, D_t 是从资产中获得的未来收益, E_t 表示对时间 t 处信息的条件； r_f 是无风险利率, B_t 是泡沫成分，此公式表明资产的价格可以表示为基本面价值与泡沫成分之和。大量的学术研究(如：Diba and Grossman[1])表明泡沫成分满足下鞅的性质：

$$E_t(B_{t+1}) = (1 + r_f)B_t$$

不难发现，若不存在泡沫（即 $B_t=0$ ），资产价格则完全由股息的预期值决定，经验表明其价格数据通常在一阶差分后平稳；若泡沫存在且初始值 $B_t > 0$ ，根据下鞅的性质可知资产价格将出现爆炸性的增长。根据最近的泡沫检测综述文献 Wöckl et al.[2] 和 Harsha et al.[3]，现有的泡沫检测方法主要分为五大类，分别是基于递归单位根的测试、基于分整(Fractional Integration)模型的测试、基于 Markov 状态转换的测试、基于 johansen-ledoit-sornette(JLS)模型的测试以及基于神经网络的测试，下面我们将介绍以上的泡沫检测方法。

2.1、基于递归单位根的测试

高级平稳性和协整测试在泡沫检测的研究中占据了半壁江山，在实际应用中主要被细分为三大类：递归单位根测试、分整 (fractional integration) 模型测试以及 Markov 状态转换测试，其中递归单位根检验是计量经济泡沫检测最重要的研究成果之一。递归单位根检验由耶鲁大学 Peter C.B. Phillips[4] 团队开创并改进，模型的思想是将单位根检验逐个、周期性地应用于数据子样本而非完整样本，通过定位具有不同爆炸行为的子样本来检测泡沫。与标准平稳性和协整测试相比，递归单位根测试由于能够将局部的周期性泡沫与全局的纯单位根过程区分开而体现出明显的优势。

Phillips et al.[4]首先提出了 PWY 递归单位根检验算法，他们将价格繁荣定义为爆炸性自回归行为，并试图通过 Sup ADF 检验来检测是否存在理性泡沫，Sup ADF 检验的前向递归回归对总样本的子集执行检测任务，这些子集的起点都在完整样本中的第一个观察值上固定，子集在每次扫描时都将向右扩展一个观察值。如果单位根存在，则算法认为时间序列数据存在理性泡沫的迹象。Phillips 团队将

他们的技术应用于 1973 年-2005 年纳斯达克综合价格指数和纳斯达克综合股息收益率的月度数据，并成功地记录了轻度爆炸性现象存在的时期。随后，Gutierrez et al.[1]提出了一种非参数 bootstrap（自助抽样）方法来计算 PWY 方法的经验分布和临界值。与基于渐近理论的 PWY 相关研究相比，bootstrap 有助于更准确地计算有限样本中检验统计量的临界值。不久 Harvey et al.[6]又提出了一种 wild bootstrap 方法，以提升 PWY 在非平稳波动下控制有限样本量方面的有效性。

总的来说，PWY 方法有两个明显的优点：使用简单且效果也相对令人满意。然而由于前向递归回归检测的各子集的起点固定，这导致 PWY 仅适用于数据中存在单个繁荣时期的情况。当时间序列中存在周期性泡沫时，PWY 方法测试的一致性和最终的功效都会降低。对此，Phillips 对 PWY 方法进一步扩展，进而提出了 PSY 方法。PSY 方法可以适用于数据中出现多次泡沫情况，且已成为近年来泡沫递归测试相关文献中算法的最优范本。PSY 方法是 sup ADF 泡沫测试的通用版本，其进阶版本包括 GSADF 和 BSADF 等泡沫检测方法，其中 BSADF (Backward Sup ADF) 方法固定检测窗口的结尾时间，改变窗口的起始时间点。

至此，我们已覆盖泡沫检测中基于单位根测试的重要研究成果。

2.2、基于分整模型的测试

上文提到，时间序列的单整阶数 (order of integration) 为 $I(p)$ ，表示时间序列进行 p 阶差分后可得平稳且可逆的自回归移动平均 (ARMA) 过程。对基于平稳性和协整检验的早期研究主要关注 p 为整数的情况。然而，最近的研究对资产价格的分数阶单整（即 p 为分数的情况）也进行了测试。与平稳过程和单位根过程不同，分整过程(时间序列进行分数阶差分后可得平稳且可逆的自回归移动平均过程)是持久的（即拥有长记忆的）以及均值回复的。另外，由于分整过程还允许在短期内显著偏离均衡，因此一些研究者认为该过程更适合模拟股票价格、股息及其相应均衡关系的低频行为 (Koustas et al.[7])。下面我们首先对分整过程进行介绍：

一般我们可以将 $I(p)$ 时间序列统一表示为 ARFIMA 模型，形式如下：

$$\Phi(L)(1 - L)^p(y_t - \mu_t) = \Theta(L)\epsilon_t,$$

其中 μ_t 是序列 $\{y_t\}$ 的均值， L 是滞后算子(即有 $L^k y_t = y_{t-k}$)，且 $\Phi(L) = 1 - \sum_{i=1}^m \phi_i L^i$ ， $\Theta(L) = 1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i$ 分别代表平稳的自回归和移动平均算子。 ϵ_t 服从非条件的正态分布 $N(0, \sigma^2)$ 。阶数 p 既可取整数、又可取非整数。事实上，

$$(1 - L)^p = 1 - pL - \frac{p(p-1)}{2!}L^2 - \frac{p(p-1)(p-2)}{3!}L^3 - \dots$$

所以在 p 取非整数时为了使用 $(1 - L)^p$ 有意义，取上述等式右边的表达式再将非整数 p 带入作为 $(1 - L)^p$ 的值。分数阶单整 ($0 < p < 1$) 是均值回归过程，表现出较长但有限的记忆性。与平稳的 ARMA 模型相比，分整的 ARFIMA 模型的自相关系数衰减速度较慢。

在泡沫检测方面，Koustas et al.[7]利用自回归分整移动平均(ARFIMA)过程来检测股票价格的理性繁荣。他们将分整技术应用于 1871 年-2000 年的标准普尔 500 综合股票市场指数和股息收益率数据。由于算法能够在对数红利收益率上实现对

单位根和平稳性原假设的稳健拒绝，作者得出对数红利收益率是一个分整过程的结论。由于对数红利收益率所服从的分整过程的特点与股市理性泡沫的特点不一致，因而他们得出数据中不存在理性泡沫迹象的结论。同年，Cunado et al.[8]同样使用分整技术进行泡沫检测。他们使用 Robinson et al.[9]的测试版本，并将其应用于1994年-2003年的纳斯达克综合股票市场指数及其相应的股息收益率数据。结果表明，使用月度数据时作者无法拒绝原假设，因此得出数据中存在理性泡沫的结论；然而当使用日度和周度数据时，测试拒绝了原假设从而支持分整的替代假设，这与月度时间序列存在泡沫的结论有所冲突。因此，由Cunado的实验可知，分整测试并非检测泡沫的终极武器，它还存在很大的改进空间。

2.3、基于 Markov 状态转换的测试

Markov 状态转换模型是另一类计量经济学模型，它可以捕获时间序列数据中的离散变化，从而被用于金融泡沫的检测。Hall SG et al.[10]提出了 Markov 状态转换模型在泡沫检测中的一个重要应用：将泡沫过程的每个组成部分视为一个单独的状态，每两个状态之间具有恒定的转移概率。他们使用蒙特卡罗实验分析了带有 Markov 状态转换的 ADF 单位根测试效果，并应用测试程序来检测泡沫周期。尽管可能会因理论的不完备而受到质疑，但由于可以对在两个或多个状态之间切换的泡沫进行建模，Markov 状态转换方法不失为一种有用的工具。

Lammerding 等人(2013)[11]调查原油市场(WTI(1983-2011; 日度数据)、布伦特原油(1989-2011; 日度数据))是否由投机泡沫驱动。他们试图将油价分为基本面成分和泡沫成分并通过状态空间形式表达标准的原油价格模型。此外，他们在状态空间表示中引入了两个 Markov 机制，以区分泡沫过程中的两个不同阶段：一个阶段中油价泡沫是一个稳定的过程，另一个阶段中泡沫爆发。他们使用计量经济学稳健的贝叶斯马尔科夫链蒙特卡罗(MCMC)方法来估计整个 Markov 转换状态空间规则，他们认为这两个时间序列都存在投机性泡沫。

目前对状态转换模型的研究中，通常允许泡沫在两种或两种以上状态之间切换，而基本面不变。也有对状态转换基本面的检测，即基本面在两个或更多状态之间切换，这些检测内在泡沫的研究最早是由 Driffill 和 Sola(1998)[12]提出的状态转换基本面模型。他们使用一个框架来比较股息的状态转换模型，其中股息被建模为具有两个状态的 Markov 过程，以及内在泡沫作为股票价格行为的解释。他们发现，当他们考虑基本面中的状态转换时，内在泡沫的解释性贡献很低。这再次突显出对可能的泡沫成分的解读非常含糊。尽管他们的分析显示，数据似乎存在一定的非线性，但目前尚不清楚这种非线性应归因于状态转换基本面还是内在泡沫。为了更好地了解这些非线性的起源，还需要进行更多的研究。

2.4、基于 johansen-ledoit-sornette(JLS)模型的测试

Gurukaynak et al.[13]基于大量计量经济学测试指出，任何呈指数增长的价格

机制都可以通过基本估值模型来合理化，因此得出结论：不可能将泡沫与非平稳时间序列以及出现状态转换（regime-switching）的时间序列区分开来。为打破此僵局，Johansen et al.[14]与 Sornette et al.[15]开发了 Johansen-Ledoit-Sornette(JLS) 模型（Log-Periodic Power Law Singularity(LPPLS)模型）。由于有许多成功的预测案例，该模型和一系列后续研究迅速引起了金融从业者的广泛关注。

经济学家认识到，正反馈尤其是羊群行为是导致泡沫的关键因素。JLS 提出金融市场包含两种类型的投资者：具有理性预期的理性投资者和易于表现出羊群行为的噪音交易者。噪音交易者通过其集体羊群行为促使崩溃风险率的增大，从而导致临界状态的发生和超指数加速的价格变化，泡沫的特征恰恰是价格的超指数增长。除了羊群行为，价格动态还可能和“对数周期”振荡相关，因此 JLP 模型最终通过拟合价格走势对未来状态进行样本外预测。

JLS 类模型已被广泛用于事前检测各种市场中的泡沫和崩溃。在其受追捧的过程中，质疑的声音也不时冒出。例如 Chang et al.[16]使用应用于收益时间序列的贝叶斯方法测试了 JLS 的机制，并指出 JLS 模型中的随机游走组件具有随时间增加的方差，因此其预测的轨迹将远离可观察的价格路径，其对价格的估计也就不再一致。其他的质疑还包括 Bothmer et al.[17]、Geraskin et al.[18]以及最近的 Geraskin et al.[19]提出的关于 JLS 模型过往工作的利弊。为讨论和回答上述质疑，Lin et al.[20]提出了使得 LPPLS 拟合残差遵循自洽的均值回复过程的诊断测试；对于 Filimonov et al.[21]的批评，Sornette et al.[22]详细解释了模型的拟合方法和概率预测问题，并提供了一种改进的推断方法以估计泡沫的结束及其崩溃时刻。该方法考虑了其他非线性（干扰）参数的影响，以便正确调整参数的不确定性。此外，该方法为临界时间提供了严格的区间估计，而非过往方法中的点估计。干扰参数的区间估计也同样可以获得，这可用于改进对校准结果的过滤。研究表明，修改后的方法通过构建更简单平滑的对数似然方程，显著减少了不相关局部极值的数量，这对提升泡沫检测的精度很有帮助。

2.5、基于神经网络的测试

神经网络是一种试图根据人脑突触神经元结构对数据进行建模的机器学习工具。由于其强大的自动特征挖掘和非线性逼近能力，越来越多的研究将神经网络用作财务决策的工具。

Michaelides et al.[23]通过使用人工神经网络试图近似单位根过程，以解决被忽略的非线性问题。此外，Ristolainen et al.[24]开发了一个预警系统，通过构建基于人工神经网络 ANN 的模型来预测银行危机的发生。文章使用了 1970 年 1 月至 2003 年 6 月期间 18 个国家/地区的月度数据集。结果表明，基于 ANN 的模型明显优于通常的预测模型（如逻辑回归模型），这表明在危机指标空间中分隔危机时期和正常时期的决策边界是非线性的。尽管基于神经网络的测试体现出巨大的优势和广阔的前景，但在构建应用广泛且可靠的金融行业危机预警系统方面，该类测试还存在不少挑战。危机时间范围的选择、危机信号阈值的选择、模型对不同类型噪音的鲁棒性、模型的泛化性以及理论分析等问题仍等待研究者进一步探究。

2.6、泡沫检测方法小结

尽管目前泡沫检测相关文献数不胜数，但目前主流的体系依然是 PSY 类和 LPPLS (JLS 类) 算法。LPPLS 相对于 PSY 类算法的优点是前者可以通过拟合价格走势对未来状态进行样本外预测，但 LPPLS 存在一些明显的缺陷：(1)事先设定资产价格的表达形式，缺乏具有分布的实际检验统计量，其过滤条件的设置较为主观；(2)增加新的数据点时，缺少对价格拟合函数的微量更新机制，故而需要重新拟合。这使得当历史数据较多时，实时预测下一数据点是否处于泡沫阶段将较为耗时。故而，本文将关注点对准一类前沿的 PSY 类算法——BSADF 算法，希望对其进行深度优化，以提高其在中信一级行业指数上的收益、风险表现以及泛化性。

3、兴证金工量价行业轮动框架

传统的行业轮动量价研究通常聚焦于截面动量和拥挤度，本文希望从理性泡沫理论的视角出发，通过泡沫检测等方式发现市场的异常波动，并把握短期的交易机会，本章将详细介绍我们最终用于行业轮动的市场检测算法：基于 BSADF 的 PSY 算法和贝叶斯变点检测算法。

3.1、基于 BSADF 的 PSY 算法概述

在前文 2.1 章节中我们花了大量的篇幅介绍泡沫理论中的递归单位根检测思路，下面我们将主要介绍基于 BSADF 的 PSY 算法，对于给定样本的回归模型如下：

$$\Delta y_t = \mu + \rho y_{t-1} + \sum_{j=1}^p \phi_j \Delta y_{t-j} + v_t$$

其中， y_t 是 t 时刻的股票价格， p 是滞后阶数，误差项 $v_t \stackrel{i.i.d.}{\sim} (0, \sigma^2)$ ，ADF 统计量是系数 ρ 使用最小二乘估计的 t 检验统计量。

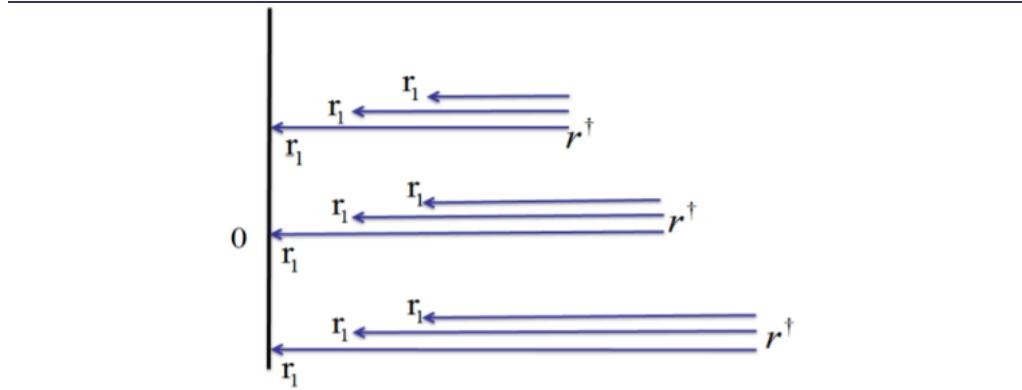
在前文中我们介绍过，与普通的单位根检验不同，PSY 的递归进化算法允许样本周期内存在多个泡沫且能够实时识别泡沫。设置观察样本的长度为 T，若 r_1 和 r_2 为回归样本的起点和终点， $ADF_{r_1}^{r_2}$ 则表示根据样本区间 $[r_1, r_2]$ 计算的 ADF 统计量。假设 r^\dagger 为任意感兴趣的观察时点，PSY 算法将所有样本的终点 r_2 固定在观察点 r^\dagger 上，即令 $r_2 = r^\dagger$ 并允许起点 r_1 在其可行范围 $r_1 \in [1, r^\dagger - r_0]$ 内变化 (r_0 是检验窗口的最小长度，实证时一般设置 $r_0 = (0.01 + \frac{1.8}{\sqrt{T}}) * T$)。最终得到的 PSY 统计量(又称为 BSADF 统计量)是整个递归过程所有 ADF 统计量取值的极大值，即：

$$PSY_{r^\dagger}(r_0) = \sup_{r_1 \in [0, r^\dagger - r_0], r_2 = r^\dagger} \{ADF_{r_1}^{r_2}\},$$

因此，在确定了样本数据和观察时点 r^\dagger 之后，我们可以计算出时间序列中每一个时点的 BSADF 统计量，其中 BSADF 统计量的临界值可以由其分布或蒙特

卡洛模拟等方法计算得到，将样本 BSADF 序列与临界值比较，可以判别样本序列价格泡沫过程的起点和终点。

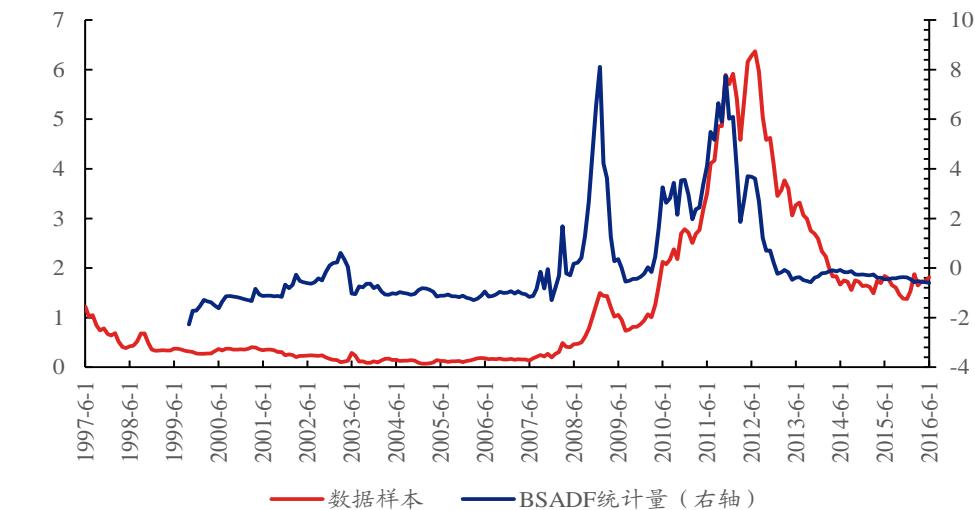
图表 2、递归进化算法思路展示



资料来源：文献《REAL TIME MONITORING OF ASSET MARKETS: BUBBLES AND CRISES》，
兴业证券经济与金融研究院整理

下面通过具体案例对 PSY 算法进行展示，我们对某市场数据样本使用上文介绍的 PSY 算法检测其泡沫出现的时间以及幅度，并将结果展示在下图中，其中红色曲线表示被检测的数据样本，蓝色曲线表示依据上述算法得到 BSADF 统计量。从时间序列维度分析，不难发现在 2003 年、2008-2009 年和 2011-2012 年期间样本数据的 BSADF 统计量快速上升，同期的数据样本确实产生了明显波动，可以证明 PSY 算法对于泡沫检测（尤其是大趋势判断）有明显效果。

图表 3、PSY 算法检测泡沫示例



资料来源：兴业证券经济与金融研究院整理

3.2、贝叶斯变点检测算法概述

一方面基于泡沫检测的行业交易信号相对稀疏，另一方面若仅仅基于泡沫检测发射信号，策略的稳健性略有不足（若有多个检测模型，当单模型偶尔失效时，还有其他模型可以提高策略的胜率，所有模型同时失效的概率相对较低），为了增

加信号频率和策略的稳健性，我们在本文中引入在线变点检测方法。

在线变点检测是统计学中可以跟踪时间序列小趋势的经典分支，目前亦有文献 (Homm et al.[25]) 使用在线变点检测的经典方法证明该方法在提早检测泡沫发生的时刻以及支持对更短时间段的泡沫检测上有较大潜力。下面我们将对在线变点检测及其经典算法--基于概率的贝叶斯在线变点检测算法进行介绍。

Adams et al.[26]是贝叶斯在线变点检测最经典的论文之一，下文中我们将介绍该论文提出的算法 Bayesian Online Changepoint Detection(后文简称为 BOCD 算法)。假设变化点前后的模型参数独立，BOCD 算法可以比较精确地推断最近的变化点。该算法使用简单的消息传递方法计算自上次变化点以来的时间间距的概率分布，实现过程是高度模块化的因此可被应用于各种类型的数据，尤其在金融数据、传感器数据、生物识别等方面的应用较为广泛。

具体来说，假设 x_1, \dots, x_{t-1} 为历史观测点。对于新的观测点 x_t ，BOCD 将推导在该点处发生突变的概率。设 δ_t 为 t 时刻与最近一次突变点的时间间距，则若 t 时刻发生突变， $\delta_t = 0$ ；否则 $\delta_t = \delta_{t-1} + 1$ ，因此对 t 时刻发生突变的概率的推导可以转化为对 $P(\delta_t | x_1, \dots, x_t)$ 的推导。

由条件概率的公式可得：

$$P(\delta_t | x_1, \dots, x_t) = \frac{P(\delta_t, x_1, \dots, x_t)}{P(x_1, \dots, x_t)}.$$

由于 x_1, \dots, x_t 已知时，分母 $P(x_1, \dots, x_t)$ 为常数，故而我们只需聚焦于对分子的计算。将分子以递归形式拆开可得：

$$\begin{aligned} P(\delta_t, x_1, \dots, x_t) &= \sum_{\delta_{t-1}} P(\delta_t, \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_t) \\ &= \sum_{\delta_{t-1}} P(\delta_t, x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1}) P(\delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1}) \\ &= \sum_{\delta_{t-1}} P(\delta_t | \delta_{t-1}) P(x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1}) P(\delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1}) \end{aligned}$$

其中的 $P(\delta_t | \delta_{t-1})$ 代表突变点发生的先验概率， $P(x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1})$ 代表新观测点的预测概率， $P(\delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1})$ 与上式左侧形式相同，可由 $t-2$ 及之前时刻的相关项递推得到，下面推导 $P(\delta_t | \delta_{t-1})$ 和 $P(x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1})$ 的计算过程。

1、 $P(\delta_t | \delta_{t-1})$:

将变点的发生比作死亡，则 $P(\delta_t | \delta_{t-1})$ 可以由描述死亡规律的风险函数 (Hazard Function) 来度量。风险函数 $H(\tau)$ 表示活到 t 时刻的个体，在此后的单位时间内死亡的概率，其数学表达式如下：

$$H(\tau) = \frac{P_{\text{gap}}(g = \tau)}{\sum_{t=\tau}^{\infty} P_{\text{gap}}(g = t)}$$

其中 $P_{\text{gap}}(g)$ 是参数为 λ 的指数分布，该过程是无记忆的。由于风险函数 $H(\tau)$ 的含义与 $P(\delta_t | \delta_{t-1})$ 较为吻合，BOCD 赋予 $P(\delta_t | \delta_{t-1})$ 基于 $H(\tau)$ 的先验概率：

$$P(\delta_t | \delta_{t-1}) = \begin{cases} H(\delta_{t-1} + 1) & \text{如果 } \delta_t = 0 \\ 1 - H(\delta_{t-1} + 1) & \text{如果 } \delta_t = \delta_{t-1} + 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

2、 $P(x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1})$:

假设数据遵循参数为 θ (未知) 的分布, 也即 $x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1} \sim D(\theta)$ 。基于此, BOCD 将条件概率拆分为似然部分 (下式第一项) 与先验部分 (下式第二项):

$$p(x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1}) = \int_{\theta} p(x_t | \theta) * p(\theta | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1}) d\theta$$

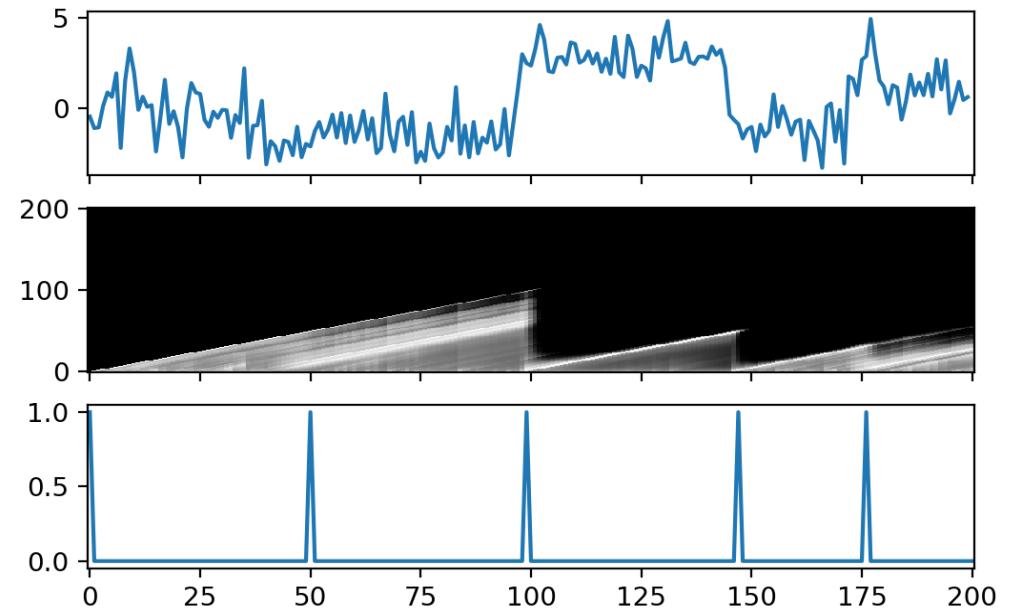
一般来说, 上述积分需要用 MCMC 方法进行数值估计, 但是根据共轭先验和指数族分布的特征, 上式 $p(x_t | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1})$ 可以用 $\int_{\mu, \sigma^2} N(x_t | \mu, \sigma^2) p(\mu, \sigma^2 | \delta_{t-1}, x_1, \dots, x_{t-1}) d(\mu, \sigma^2)$ 表示, 因此上述积分等于 t 分布的概率密度 $t_{2\alpha}(\hat{\mu}, \frac{\beta(\kappa+1)}{\alpha\kappa})$, 且其参数可以在每得到一个新的观测值 x 时动态更新:

$$\begin{aligned} \kappa &\rightarrow \kappa + 1, \alpha \rightarrow \alpha + 0.5 \\ \hat{\mu} &\rightarrow \frac{\kappa\mu + x}{\kappa + 1}, \beta \rightarrow \beta + \frac{\kappa}{\kappa + 1} \frac{(x - \hat{\mu})^2}{2}. \end{aligned}$$

得到上述两个分量后再结合递归公式, 我们可以得到 $P(\delta_t, x_1, \dots, x_t)$ 并进一步推得 $P(\delta_t | x_1, \dots, x_t)$, 从而利用 BOCD 对每个时刻是否发生突变做出实时检测, 最终我们根据上述检测结果返回一个上三角的突变概率矩阵。

下面通过一个案例对 BOCD 算法进行展示, 下图中从上往下第一幅子图中的是随机生成的一个时间序列; 第二幅图横轴坐标表示已经观测到的数据量, 纵轴坐标表示在当前所观测数据的条件下, 根据 BOCD 算法估计得到的 δ_t 取不同值的概率, 颜色越亮表示概率越大; 第三幅图表示我们根据算法所判断的在该时刻是否发生模式突变(值为 0 表示我们认为未突变, 值为 1 表示我们认为发生突变), 具体来说, 在该例中, 如果在 t 时刻使 $P(\delta_t | x_1, \dots, x_t)$ 最大的 δ_t 值相比在 $t-1$ 时刻使 $P(\delta_{t-1} | x_1, \dots, x_{t-1})$ 最大的 δ_{t-1} 值减小的程度大于某一个阈值(在该例中我们将其设置为 10), 那么我们就认为 t 时刻发生了模式突变。

图表 4、BOCD 变点检测算法检测数据突变示例



资料来源：兴业证券经济与金融研究院整理

注：横坐标为时间轴

3.3、基于 BSADF 和 BOCD 的行业轮动策略思考

直观来看，BSADF 算法擅长检测金融时间序列中的大趋势，而 BOCD 算法有助于检测金融时间序列中的小波动，二者互为补充，有利于及时准确地把握市场上的行业机会从而获取超额收益。最终我们希望将检测大趋势的 PSY 算法和检测小波动的 BOCD 算法双剑合璧，构建量价层面的行业轮动模型。在使用 BSADF 与 BOCD 模型构建行业轮动策略的时候，我们需要注意以下两点：

1、泡沫检测以及变点检测模型的本质是找出数据的异常波动，但是在实际投资中应该如何应用呢？我们觉得一方面可以借助泡沫的力量，短期买入有望大幅上涨的行业，从而获得价格快速上行的收益；另一方面也需要避免持有当前泡沫破裂并可能下跌的行业，对基于基本面/景气度等模型中选出的行业进行反向剔除，进一步提高模型的胜率。

2、在进行泡沫和变点检测的时候，我们不仅仅可以将模型应用于价格等数据，还可将其用于交易量的数据，如成交量、成交额、换手率等，因为当市场追逐热点行业的时候经常会出现“价量齐升”的现象，使用多维数据可以作为单一价格信号的补充，以提高策略的胜率。

在介绍了模型的逻辑之后，下面我们将重点聚焦于行业轮动策略的构建，在后文中我们将分别从买入正向泡沫和基本面叠加反向剔除泡沫两个维度展开。

4、乘风而起：配置正向泡沫的行业轮动策略

4.1、逻辑和策略构建

在本章中，我们将使用前文介绍的 BSADF 和 BOCD 方法识别泡沫和变点(为了方便我们统称为突变)，并叠加简单的动量过滤筛选正向泡沫(在此我们将价量数据检测出突变且有望快速上涨的变动称为正向泡沫)。对于单个行业的周度数据(数据的时间窗口为 2005 年 1 月 7 日-2022 年 5 月 13 日)，我们启动以下机制进行识别：

- 1、在确定了最小的检测窗口后 ($r_0 = 62$ 周)，每个时点使用基于当前时点的全部历史数据计算 BSADF 统计量(计算方法请参考 3.1 章节内容)，若本周基于价格的 BSADF 统计量和基于成交额的 BSADF 统计量均位于历史 40 周的中位数之上，我们认为基于 BSADF 的泡沫检测信号提示当前出现了价量泡沫信号；
- 2、基于过去滚动 100 周时间窗口的收益率数据，使用 BOCD 变点检测方法返回突变概率矩阵，若发现最近 $P(\delta_t \leq 5 | x_1, \dots, x_t)$ 最近 3 周持续单调递增(表明当前是突变点的概率持续增加)，我们认为 BOCD 方法提示当前资产价格的收益率出现了变点信号；
- 3、在当前时点 t ，某行业满足上述条件 1 或条件 2，且通过了动量筛选条件：本周的行业收益率 $r(t) > 0$ ，我们认为当前行业存在正向泡沫，应该及时买入(信号为 1)，其余情况则暂不买入(信号为 0)。

在进行正向泡沫配置的时候，一方面我们要抓住价格上涨的行业获取超越基准的超额收益，所以当市场整体表现较好的时候我们可以配置风口行业让收益扶摇直上，但是考虑到不同行业的反应速度各不相同，若能利用各行业历史数据的时变相似度，将对牛市反应较快行业的预测传导到对牛市反应较慢的行业上，将 BSADF 与 BOCD 互为补充所得的信号进一步加强，有助于策略在上涨行情中尽可能撷取更大的收益，锐化策略表现；另一方面我们也要在市场整体表现不佳的时候避开出现正向泡沫的行业，以避免短期上涨行业未来补跌以及市场整体下行带来的损失。因此我们还设置了牛市邻近信号加强和熊市的行业止损条件，具体机制如下：

牛市邻近信号加强：在过去 4 周时间内，若至少有 3 周满足全部行业收益率的均值都大于 0，则启动信号加强机制：对于时刻 t 与行业 n ，若行业 n 的原始正向泡沫配置信号为 0，我们计算行业 n 的历史收益率序列示性函数与全部行业周度历史收益率序列的示性函数的余弦相似度，若与行业 n 历史收益率序列的余弦相似度最大的 8 个行业中(包括本行业)，超过半数行业的正向泡沫信号为 1，则从收益率相似的角度对该行业进行正向配置(信号调整为 1)。

熊市止损条件：若市场行情恶化但突变算法对各行业预测的配置信号却十分乐观，则强制平仓以控制回撤。具体而言，在过去 4 周时间内若至少有 3 周满足全部行业收益率的均值都小于 0 则启动止损机制，我们将所有行业的配置信号调整为 0。

我们使用 29 个中信一级行业(剔除基期为 2019 年 11 月 29 日的综合金融)

作为轮动标的，对各行业指数的价量数据构建配置正向泡沫的行业轮动策略。

策略的相关细节如下：

- 1、时间窗口：模型回测数据的时间窗口为 2005 年 1 月 7 日-2022 年 5 月 13 日，因为需要一定的时间作为滚动观察窗口，策略结果的时间窗口为 2007 年 1 月 26 日-2022 年 5 月 13 日；
- 2、策略细节：周频发出信号，如果本周持有某个行业，那么以周五收盘价买入，下周五收盘价卖出；如果本周持有多个行业，那么持有的行业等权/市值加权分配；如果本期所有行业的信号都为 0，则空仓。
- 3、轮动基准：我们仅观察正向泡沫存在时的表现，即当本期配置行业数量大于 0 时，我们以上述中信一级行业等权/市值加权作为策略多头对比的基准；若本期配置行业数量为 0，表明配置正向泡沫的行业轮动策略暂无截面信号，本期不作为测算的样本（因此后文中测算的多头和基准表现并不是全时段的表现，而是出现了正向泡沫期间的表现）。

4.2、回测结果展示和分析

➤ 中信一级行业等权测试

我们首先在中信一级行业上等权测试策略的表现，在 2007/1/26-2022/5/13 期间有 56.91% 的时间持有行业数量大于 0，等权多头的年化收益率为 33.01%，收益波动比为 1.12，最大回撤为 39.96%，卡玛比率为 0.83；等权基准的年化收益率为 16.68%，收益波动比为 0.67，最大回撤为 45.73%，卡玛比率为 0.36；多头相较于基准的年化超额收益率为 14.25%，收益波动比和卡玛比率均超过 1，效果非常显著。

细心的读者不难发现，出现正向泡沫时的等权基准要高于全时段的等权基准，且回撤也有所降低，由此看出正向泡沫不仅具有行业轮动能力，还有一定的择时效果，由于篇幅原因在此不详细展开，欢迎感兴趣的投资者与我们交流。

**图表 5、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置表现
(2007/1/26-2022/5/13)**

	年化收益率	年化波动率	收益波动比	最大回撤	卡玛比率
等权多头	33.01%	29.38%	1.12	39.96%	0.83
等权基准	16.68%	25.07%	0.67	45.73%	0.36
相对表现	14.25%	13.84%	1.03	12.12%	1.18

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 6、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置净值
(2007/1/26-2022/5/13)



资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

分年度来看，等权配置的多头在 75% 的年份中都战胜了基准的表现，即使在表现不佳的年份中，多头表现仅仅略低于基准，整体表现较为稳健。

图表 7、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的分年度表现

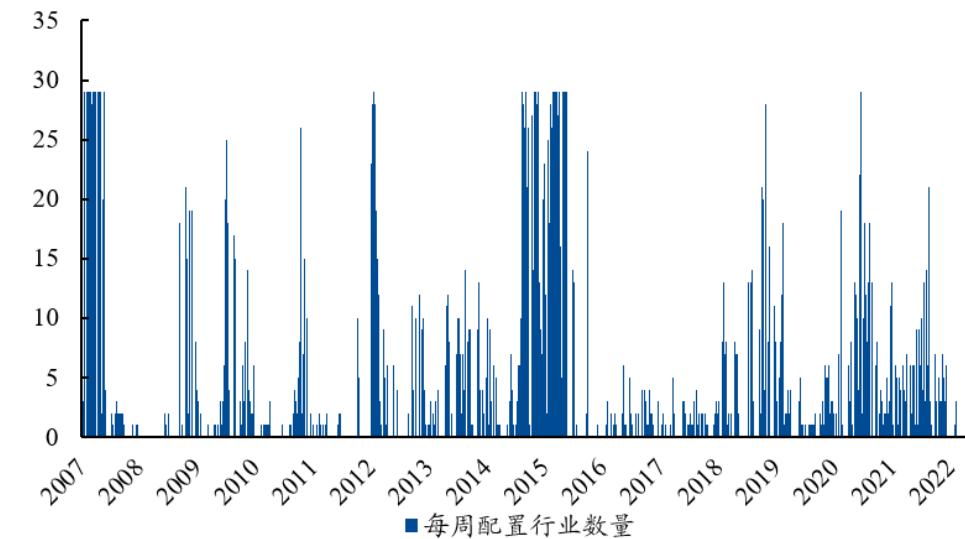
年度	多头收益率	基准收益率	超额收益
2007	100.14%	55.53%	44.61%
2008	-17.83%	-17.13%	-0.70%
2009	45.15%	37.68%	7.47%
2010	28.33%	3.53%	24.81%
2011	-4.93%	-2.97%	-1.95%
2012	-6.50%	-5.11%	-1.39%
2013	20.54%	2.39%	18.15%
2014	39.01%	31.08%	7.93%
2015	75.36%	68.13%	7.24%
2016	8.67%	1.72%	6.95%
2017	-7.45%	-7.65%	0.21%
2018	-15.08%	-20.43%	5.35%
2019	37.73%	36.09%	1.64%
2020	5.77%	-1.85%	7.62%
2021	28.63%	3.82%	24.81%
2022	-11.75%	-6.08%	-5.66%

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

注：2007 年的统计区间为 2007/1/26-2007/12/31, 2022 年的统计区间为 2022/1/1-2022/5/13

我们对策略的特点进行了一些统计分析。从全局来看，多头策略每周买入中信一级行业的数量均值为 4.41 个。从历史上每周买入的行业数目趋势分析，在 2007 年以及 2015 年的牛熊市期间，配置正向泡沫的行业轮动策略买入行业数目达到高峰，每周买入的行业数量的均值分别为 11.22 和 11.54，这也比较契合经验认知。

**图表 8、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业每周买入行业个数
(2007/1/26-2022/5/13)**



资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 9、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业的分年度配置情况

年度	配置行业数量大于 0 的时间占比	周度配置行业数量均值 (单位:个)
2007	69.57%	11.22
2008	23.08%	1.96
2009	54.90%	3.51
2010	47.06%	2.08
2011	29.41%	0.65
2012	48.00%	5.10
2013	70.59%	3.94
2014	75.47%	8.34
2015	59.62%	11.54
2016	52.00%	1.12
2017	54.90%	1.00
2018	54.90%	4.45
2019	66.67%	2.59
2020	76.92%	5.65
2021	84.62%	4.77
2022	16.67%	0.56
全局	56.91%	4.41

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

注：2007 年的统计区间为 2007/1/26-2007/12/31,2022 年的统计区间为 2022/1/1-2022/5/13

➤ 中信一级行业市值加权配置

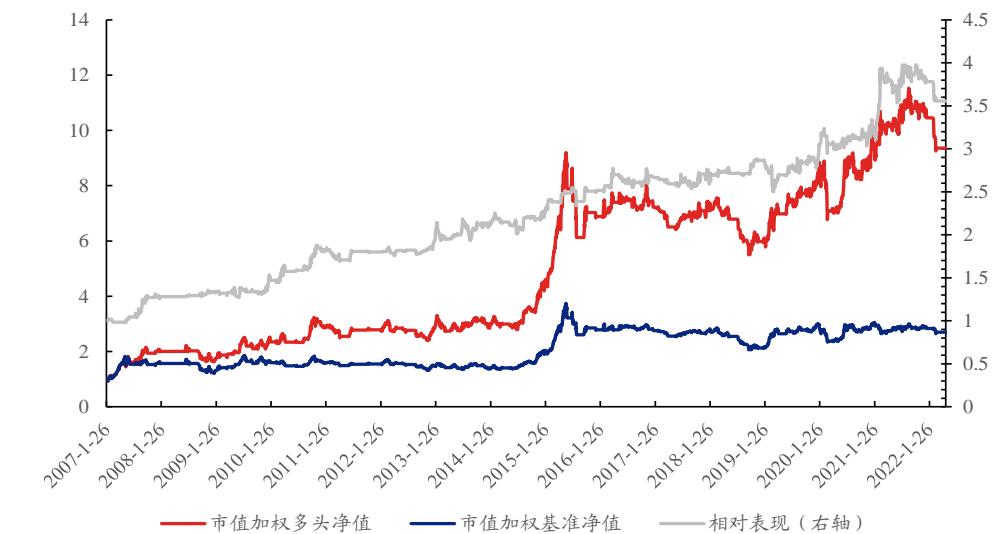
我们接下来使用市值加权的方法测算买入正向泡沫的行业轮动表现，市值加权策略多头年化收益率为 33.01%，收益波动比为 1.02，最大回撤为 40.26%，卡玛比率为 0.75；市值加权策略基准的年化收益率为 12.36%，收益波动比为 0.51，最大回撤为 44.93%，卡玛比率为 0.28；**多头相较于基准的年化超额收益率为 16.14%，收益波动比和卡玛比率均超过 1，效果同样显著。**分年度来看，市值加权策略的多头在 75% 的年份中都战胜了基准的表现，整体表现同样稳健。

**图表 10、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置表现
(2007/1/26-2022/5/13)**

	年化收益率	年化波动率	收益波动比	最大回撤	卡玛比率
市值加权策略多头	30.13%	29.45%	1.02	40.26%	0.75
市值加权策略基准	12.36%	24.26%	0.51	44.93%	0.28
相对表现	16.14%	14.92%	1.08	13.29%	1.21

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

**图表 11、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置的净值
(2007/1/26-2022/5/13)**



资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

为了检验策略的普适性，我们在使用完全相同的模型参数在中信二级行业上进行测试，无论是等权还是市值加权方法的多头均能战胜基准。以等权配置为例，配置正向泡沫的行业轮动策略的等权策略多头年化收益率为 25.66%，收益波动比为 0.86，最大回撤为 50.45%；等权基准的年化收益率为 14.57%，收益波动比为 0.59，最大回撤为 62.03%；多头相较于基准的年化超额收益率为 9.89%。

图表 12、配置正向泡沫的行业轮动策略在中信二级行业上等权配置的表现
(2007/1/26-2022/5/13)

	年化收益率	年化波动率	收益波动比	最大回撤	卡玛比率
等权多头	25.66%	29.81%	0.86	50.45%	0.51
等权基准	14.57%	24.68%	0.59	62.03%	0.23
相对表现	9.89%	15.57%	0.63	23.03%	0.43

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

根据测试结果不难发现，在完全相同的参数和模型设定下，配置正向泡沫的行业轮动策略无论在中信一级还是二级行业上的表现都比较稳定。市值加权下测试结果与等权测试结果一致表明其投资性更强，不会出现资金容量问题。而且即使在一定范围内调整本策略中使用的参数（如观察的时间窗口、泡沫判别分位点的选取等），模型也不会失效，由于篇幅原因在此不再一一展示全部的测算结果。

5、双剑合璧：基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略

5.1、逻辑和策略构建

在前文中我们介绍了配置正向泡沫获得超额收益的思路，同时我们也可以考虑避免持有当前泡沫破裂并可能下跌的行业，从而剔除反向泡沫。举例而言，若在基本面模型选出的行业组合中发现某些行业存在可能下跌的反向泡沫，我们应该将这部分行业从组合中剔除从而提高基本面模型的胜率。该思路的逻辑是合理的，因为基本面模型擅长把握中长期的机会，通常是从景气度、中期动量或者资金流等维度进行行业配置，调仓频率一般较低（通常为月度或者季度）而且信号不容易受到市场短期（日度或者周度）变动的影响；而本文提出的周度量价模型主要基于短期价格和成交数据的快速波动，对于短期机会的捕捉和风险识别更加灵敏，因此将短期的量价信息作为中长期基本面信息的补充并构建综合模型，本质是对基本面和量价模型各自擅长的领域取长补短。下面我们将对基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略进行介绍，我们在本章中使用《基于盈余惊喜(基本面)、残差动量(技术面)、北向资金(资金流)的行业轮动模型》作为基本面月度配置模型的依据。

我们同样使用前文介绍的 BSADF 和 BOCD 方法识别泡沫和变点，并叠加简单的动量过滤条件筛选反向泡沫（将价量数据检测出突变且有可能下跌的变动称为反向泡沫）。对于任意行业指数，我们使用与正向泡沫检测相同的 BSADF 和 BOCD 方法，若当前行业存在量价突变且本周的行业收益率 $r(t) < 0$ ，我们认为当前行业存在反向泡沫，应该从每月的基本面配置组合中剔除该行业（若该行业不在基本面配置组合多头中则不进行调整），其余情况下暂不剔除该行业。

策略的相关细节如下：

1. 时间窗口：策略结果的时间窗口为 2014 年 1 月 3 日 - 2022 年 5 月 13 日；
2. 策略细节：周频发出信号，如果本周持有某个行业，那么以周五收盘价买入，下周五收盘价卖出；如果本周持有多个行业，那么持有的行业等权/市值加权分配；如果本期所有行业的信号都为 0，则空仓。
3. 轮动基准：我们以剔除了综合金融后的中信一级行业等权/市值加权作为策略多头对比的基准。

5.2、回测结果展示和分析

➤ 中信一级行业等权配置

我们首先在中信一级行业中等权配置基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略。在 2014/1/3-2022/5/13 期间，等权多头的年化收益率为 24.85%，收益波动比为 0.90，最大回撤为 40.24%，卡玛比率为 0.62；等权基准的年化收益率为 8.84%，收益波动比为 0.33，最大回撤为 58.69%，卡玛比率为 0.15。多头相较于基准的年化超额收益率为 14.28%，收益波动比超过 1，效果非常显著。

本策略的多头回撤为 40.24%，相较于基准明显降低，一般而言行业轮动的多头回撤较难控制，通常多头的最大回撤在 50% 以上，从 2014 年至今即使周度完美轮动（每周都配置本周表现最好的 5 个中信一级行业），等权多头的最大回撤也达到了 23.31%。

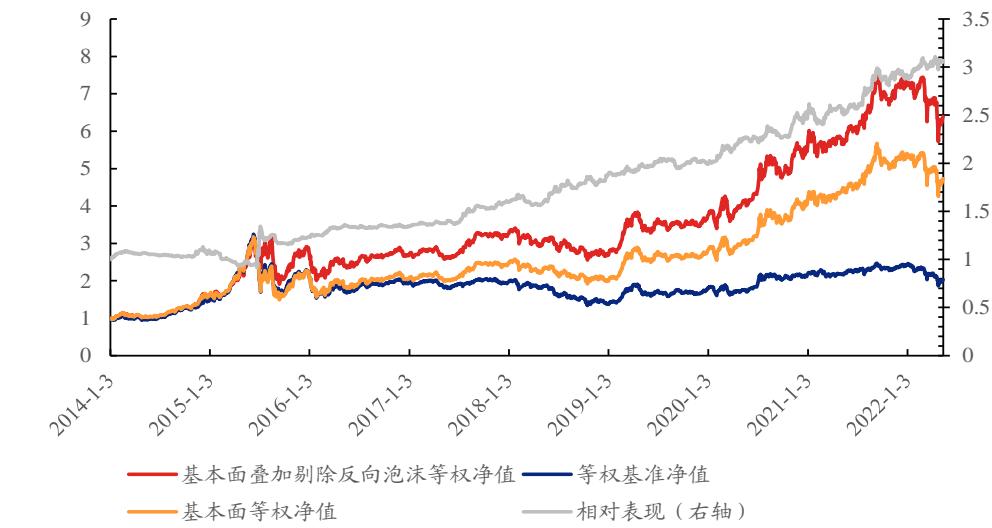
进一步，我们将模型与基本面模型相比：多头相较于基本面策略的年化收益率增加了 4.41%，且最大回撤明显降低，剔除反向泡沫后的基本面策略更加稳健。

图表 13、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的表现（2014/1/3-2022/5/13）

	年化收益率	年化波动率	收益波动比	最大回撤	卡玛比率
基本面叠加剔除反向泡沫等权多头	24.85%	27.56%	0.90	40.24%	0.62
等权基准	8.84%	26.61%	0.33	58.69%	0.15
相对表现	14.28%	11.42%	1.25	18.99%	0.75
基本面等权	20.44%	28.16%	0.73	53.18%	0.38

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 14、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的净值（2014/1/3-2022/5/13）



资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

分年度来看，基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略多头在全部年份中都战胜了基准的表现，且相较于纯基本面策略的年度胜率达到了 77.78%。

图表 15、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上等权配置的分年度表现

年份	基本面叠加剔除反向泡沫策略收益率	基本面策略收益率	基本面叠加剔除反向泡沫策略相较于基本面策略的超额收益	基准表现	基本面叠加剔除反向泡沫策略相较于基准的超额收益
2014	61.76%	60.22%	1.54%	47.63%	14.12%
2015	75.85%	38.40%	37.45%	50.46%	25.39%
2016	-6.08%	-7.80%	1.73%	-13.27%	7.19%
2017	20.83%	19.18%	1.65%	1.12%	19.71%
2018	-17.06%	-18.33%	1.26%	-28.96%	11.90%
2019	37.87%	39.63%	-1.76%	28.40%	9.47%
2020	49.68%	47.18%	2.50%	22.02%	27.66%
2021	33.02%	32.07%	0.95%	12.33%	20.69%
2022	-13.01%	-12.34%	-0.67%	-16.65%	3.64%

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

注：2022 年的统计区间为 2022/1/1-2022/5/13

我们对策略的特点进行了一些统计分析。从全局来看，多头策略每周买入中信一级行业的数量均值为 4.43 个。在 2015 年和 2018 年市场持续下跌的部分期

间，由于基本面所选择的行业全部被反向泡沫所剔除，所以在这两年中有部分时间空仓，这也是多头策略相比基本面策略回撤大幅降低的主要原因。

图表 16、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略分年度配置情况

年度	配置行业数量大于 0 的时间占比	周度配置行业数量均值 (单位:个)
2014	100.00%	4.37
2015	92.31%	4.19
2016	100.00%	4.78
2017	100.00%	4.80
2018	98.04%	4.10
2019	100.00%	4.67
2020	100.00%	4.33
2021	100.00%	4.10
2022	100.00%	4.78
全局	98.83%	4.43

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

注：2022 年的统计区间为 2022/1/1-2022/5/13

➤ 中信一级行业市值加权配置

我们接下来测试市值加权时的策略表现，市值加权策略多头的年化收益率为 22.65%，收益波动比为 0.83，最大回撤为 39.53%，卡玛比率为 0.57；市值加权策略基准的年化收益率为 8.29%，收益波动比为 0.33，最大回撤为 54.22%，卡玛比率为 0.15。

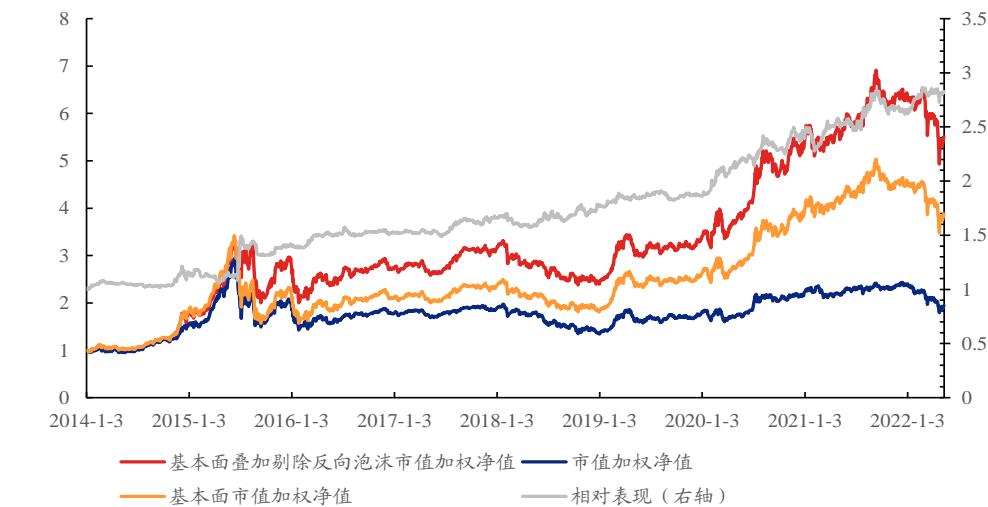
使用市值加权方法时，多头相较于基准的年化超额收益率为 13.19%，收益波动比和收益回撤比均超过 1；多头相较于纯基本面策略的年化收益率增加 5.03%，最大回撤降低了 14.64%。

图表 17、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置的表现（2014/1/3-2022/5/13）

	年化收益率	年化波动率	收益波动比	最大回撤	卡玛比率
基本面叠加剔除反向泡沫市值加权策略多头	22.65%	27.32%	0.83	39.53%	0.57
市值加权策略基准	8.29%	24.85%	0.33	54.22%	0.15
相对表现	13.19%	11.98%	1.10	12.89%	1.02
基本面市值加权	17.62%	27.76%	0.63	54.16%	0.33

资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 18、基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略在中信一级行业上市值加权配置的净值（2014/1/3-2022/5/13）



资料来源：Wind，兴业证券经济与金融研究院整理

6、总结

传统行业轮动的量价研究通常聚焦于截面动量和拥挤度，本文另辟蹊径从理性泡沫理论的视角出发，通过捕捉市场的泡沫增长和泡沫破裂从而获得超额收益。我们对于泡沫展开了不同维度的探索，一方面我们借助泡沫增长的东风，买入短期有望大幅上涨的行业，构建了配置正向泡沫的行业轮动策略；另一方面我们将长周期的基本面策略信号与短周期的泡沫量价信号进行结合，构建了基本面叠加剔除反向泡沫的行业轮动策略，进一步提高了模型的胜率。

从某种意义上讲，本文具有较强的创新性、实战性以及拓展性：

创新性：传统的行业轮动多为截面研究，我们将时序信息纳入，从量价角度出发，利用泡沫理论并叠加突变点检测以解决泡沫理论信号稀疏的问题。

实战性：A股的走势从来都不是基本面所能决定的，基本面不变的情况下，短期市场仍然可能产生较大波动，那么将基于基本面的中期模型和基于市场短期情绪变动量价信号进行结合提升了行业轮动的落地可行性。

拓展性：即便在本文的框架下，依然有诸多需要继续尝试和努力的视角，比如利用泡沫理论进行择时的研究、泡沫相对大小的相关研究等等。这些也是我们后续的重点。

附录、参考文献

- [1] Diba, B.T., Grossman, H.I., 1988. Explosive rational bubbles in stock prices?The American Economic Review 78, 520-530.

- [2] Wöckl, I. (2019). "Bubble Detection in Financial Markets-A Survey of Theoretical Bubble Models and Empirical Bubble Detection Tests" In: SSRN 3460430.
- [3] Harsha, S. and Ismail, B., (2019), "Review on financial bubbles" In: Statistical Journal of the IAOS, 35(3), pp.501-510.
- [4] Phillips, P. C. B., Wu, Y., and Yu, J. (2011). " Explosive Behavior in the 1990s NASDAQ: When Did Exuberance Escalate Asset Values?" In: International Economic Review 52.1, pp. 201– 226.
- [5] Gutierrez, L. (2013). "Speculative Bubbles in Agricultural Commodity Markets. " In: European Review of Agricultural Economics 40.2, pp. 217–238.
- [6] Harvey, D. I., Leybourne, S. J., Sollis, R., and Taylor, A. M. R. (2016). "Tests for Explosive Financial Bubbles in the Presence of Non-Stationary Volatility ". In: Journal of Empirical Finance. Recent Developments in Financial Econometrics and Empirical Finance 38, pp. 548 – 574.
- [7] Koustad, Z. and Serletis, A. (2005). " Rational Bubbles or Persistent Deviations From Market Fundamentals? " In: Journal of Banking & Finance 29.10, pp. 2523– 2539.
- [8] Cunado, J., Gil-Alana, L. A., and de Gracia, F. P. (2005). " A Test for Rational Bubbles in the NASDAQ Stock Index: A Fractionally Integrated Approach ". In: Journal of Banking & Finance 29.10, pp. 2633–2654.
- [9] Robinson, P. M. (1994). " Efficient Tests of Nonstationary Hypotheses " In: Journal of the American Statistical Association 89.428, pp. 1420–1437.
- [10] Hall SG, Psaradakis Z, Sola M. (1999). "Detecting periodically collapsing bubbles: a Markov-switching unit root test" In: Journal of Applied Econometrics 14(2), pp. 143-154.
- [11] Lammerding, M., Stephan, P., Trede, M., and Wilfling, B. (2013). "Speculative Bubbles in Recent Oil Price Dynamics: Evidence from a Bayesian Markov-Switching State-Space Approach". In: Energy Economics 36, pp. 491–502.
- [12] Driffill, J. and Sola, M. (1998). "Intrinsic Bubbles and Regime-Switching". In: Journal of Monetary Economics 42.2, pp. 357–373
- [13] Gurukaynak. (2005). "Econometric tests of asset price bubbles" In: Journal of Economic Survey 22, pp. 166-186.
- [14] Johansen A, Ledoit O, Sornette D. (2000). "Crashes As Critical Points" In: International Journal of Theoretical and Applied Finance 3(2), pp. 219-255.
- [15] Sornette D. (2003). "Why Stock Markets Crash? Critical Events in Complex Financial Systems" In: Princeton, NJ: Princeton University Press.
- [16] Chang G, Feigenbaum J. (2006). "A Bayesian analysis of log-periodic precursors to financial crashes" In: Quantitative Finance 6(1), pp. 15-36.
- [17] Bothmer H-CGV, Meister C. (2003). "Predicting critical crashes? A new restriction for the free variables" In: Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications 320, pp. 539-547.
- [18] Geraskin P, Fantazzini D. (2013). "Everything you always wanted to know about log-periodic power laws for bubble modelling but were afraid to ask" In: The European Journal of Finance 19(4), pp. 366-391.

- [19] Brée DS, Challet D, Peirano PP. (2013). “Prediction accuracy and sloppiness of log-periodic functions” In: Quantitative Finance 13(2), pp. 275-280.
- [20] Lin L, Ren R, Sornette D. (2014). “The volatility-confined LPPL model: A consistent model of ‘explosive’ financial bubbles with mean-reverting residuals” In: International Review of Financial Analysis 33, pp. 210-225.
- [21] Filimonov V, Demos G, Sornette D. (2017). “Modified profile likelihood inference and interval forecast of the burst of financial bubbles” In: Quantitative Finance 17(8), pp. 1167-1186.
- [22] Sornette D, Woodard R, Yan W, Zhou W-X. (2013). “Clarifications to Questions and Criticisms on the Johansen-Ledoit-Sornette Bubble Model” In: Physica A 392(19), pp. 4417-4428.
- [23] Michaelides PG, Tsionas EG, Konstantakis KN. (2016). “Financial Bubble Detection: A Non-Linear Method With Application To S&P 500” In: Munich Personal RePEc Archive, MPRA Paper No. 74477.
- [24] Ristolainen K. (2017). “Predicting Banking Crises with Artificial Neural Networks: The Role of Nonlinearity and Heterogeneity” In: The Scandinavian Journal of Economics 120(1), pp. 31-62.
- [25] Homm, U. and Breitung, J. (2012). “Testing for Speculative Bubbles in Stock Markets: A Comparison of Alternative Methods”. In: Journal of Financial Econometrics 10.1, pp. 198–231.
- [26] Adams RP, MacKay DJC. (2017). “Bayesian Online Changepoint Detection” In: Machine Learning.

风险提示：本报告模型及结论全部基于对历史数据的分析，当市场环境变化时，存在模型失效风险。

分析师声明

本人具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格并注册为证券分析师，以勤勉的职业态度，独立、客观地出具本报告。本报告清晰准确地反映了本人的研究观点。本人不曾因，不因，也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接收到任何形式的补偿。

投资评级说明

投资建议的评级标准	类别	评级	说明
报告中投资建议所涉及的评级分为股票评级和行业评级（另有说明的除外）。评级标准为报告发布日后的12个月内公司股价（或行业指数）相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅。其中：A股市场以上证综指或深成指为基准，香港市场以恒生指数为基准；美国市场以标普500或纳斯达克综合指数为基准。	股票评级	买入	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅大于15%
		审慎增持	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在5%~15%之间
		中性	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在-5%~5%之间
		减持	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅小于-5%
		无评级	由于我们无法获取必要的资料，或者公司面临无法预见结果的重大不确定性事件，或者其他原因，致使我们无法给出明确的投资评级
	行业评级	推荐	相对表现优于同期相关证券市场代表性指数
		中性	相对表现与同期相关证券市场代表性指数持平
		回避	相对表现弱于同期相关证券市场代表性指数

信息披露

本公司在知晓的范围内履行信息披露义务。客户可登录 www.xyzq.com.cn 内幕交易防控栏内查询静默期安排和关联公司持股情况。

使用本研究报告的风险提示及法律声明

兴业证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。

本报告仅供兴业证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的客户使用，本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。本报告中的信息、意见等均仅供客户参考，不构成所述证券买卖的出价或征价邀请或要约，投资者自主作出投资决策并自行承担投资风险，任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效，任何有关本报告的摘要或节选都不代表本报告正式完整的观点，一切须以本公司向客户发布的本报告完整版本为准。该等信息、意见并未考虑到获取本报告人员的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐。客户应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求，必要时就法律、商业、财务、税收等方面咨询专家的意见。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及/或其关联人员均不承担任何法律责任。

本报告所载资料的来源被认为是可靠的，但本公司不保证其准确性或完整性，也不保证所包含的信息和建议不会发生任何变更。本公司并不对使用本报告所包含的材料产生的任何直接或间接损失或与此相关的其他任何损失承担任何责任。

本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可升可跌，过往表现不应作为日后的表现依据；在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告；本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时，本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现。过往的业绩表现亦不应作为日后回报的预示。我们不承诺也不保证，任何所预示的回报会得以实现。分析中所做的回报预测可能是基于相应的假设。任何假设的变化可能会显著地影响所预测的回报。

本公司的销售人员、交易人员以及其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。本公司没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。本公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。

本报告并非针对或意图发送予或为任何就发送、发布、可得到或使用此报告而使兴业证券股份有限公司及其关联子公司等违反当地的法律或法规或可致使兴业证券股份有限公司受制于相关法律或法规的任何地区、国家或其他管辖区域的公民或居民，包括但不限于美国及美国公民（1934年美国《证券交易所》第15a-6条例定义为本「主要美国机构投资者」除外）。

本报告的版权归本公司所有。本公司对本报告保留一切权利。除非另有书面显示，否则本报告中的所有材料的版权均属本公司。未经本公司事先书面授权，本报告的任何部分均不得以任何形式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。未经授权的转载，本公司不承担任何转载责任。

特别声明

在法律许可的情况下，兴业证券股份有限公司可能会持有本报告中提及公司所发行的证券头寸并进行交易，也可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。因此，投资者应当考虑到兴业证券股份有限公司及其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。

兴业证券研究

上海	北京	深圳
地址：上海浦东新区长柳路36号兴业证券大厦 15层 邮编：200135 邮箱：research@xyzq.com.cn	地址：北京市朝阳区建国门大街甲6号SK大厦 32层01-08单元 邮编：100020 邮箱：research@xyzq.com.cn	地址：深圳市福田区皇岗路5001号深业上城T2 座52楼 邮编：518035 邮箱：research@xyzq.com.cn