

分析师：

徐寅

xuyinsh@xyzq.com.cn

S0190514070004

郑兆磊

zhengzhaolei@xyzq.com.cn

S0190520080006

西学东渐--海外文献推荐系列之一百二十

2021年5月27日

投资要点

报告关键点

泡沫存在的情况下，标的价格一般会呈现爆炸性和周期性的崩溃行为，而不是在正常时期观察到的现象。利用该现象，作者对各个行业进行时序建模，以预测行业未来一段时间是否存在泡沫，并结合当下行业股价的表现以确定是否买入并持有。为了验证策略的有效性，作者构建了买入持有等策略。针对于美国市场1975年-2015年期间的检测结果显示：同期策略年化收益率11.3%，远高于同期其他基准的表现。本文还对策略进行了稳健性和敏感性分析，结果验证了策略的优异表现。

相关报告

《西学东渐--海外文献推荐系列之一百一十九》

《西学东渐--海外文献推荐系列之一百一十八》

《西学东渐--海外文献推荐系列之一百一十七》

- 西学东渐，是指从明朝末年到近代，西方学术思想向中国传播的历史过程。西学东渐不仅推动了中国在科学技术和思想文化方面的发展，也有力地促进了社会与政治的大变革。在今天，西学东渐仍有其重要的现实意义。作为A股市场上以量化投资为研究方向的卖方金融工程团队，在平日的工作中，常常深感海外相关领域的研究水平之高、内容之新。而这也促使我们通过大量的材料阅读，去粗取精，将认为最有价值的海外文献呈现在您的面前！
- 泡沫存在的情况下，标的价格一般会呈现爆炸性和周期性的崩溃行为，而不是在正常时期观察到的现象。利用该现象，作者对各个行业进行时序建模，以预测行业未来一段时间是否存在泡沫，并结合当下行业股价的表现以确定是否买入并持有。为了验证策略的有效性，作者构建了买入持有等策略。针对于美国市场1975年-2015年期间的检测结果显示：同期策略年化收益率11.3%，远高于同期其他基准的表现。本文还对策略进行了稳健性和敏感性分析，结果验证了策略的优异表现。
- 进一步我们以中信一级行业作为泡沫理论的应用标的，构建PSY、MBI模型（用wind全A作为基准，称之为BM模型）。基于A股的实证分析显示，在2006年3月31日-2021年4月30日期间，wind全A年化收益率13.31%、PSY模型年化收益率15.93%、MBI模型年化收益率高达20.22%，验证了泡沫理论在A股的有效性。

风险提示：文献中的结果均由相应作者通过历史数据统计、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。

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

目录

第一部分：原文献翻译	- 3 -
1、引言	- 3 -
2、文献综述：	- 7 -
2.1、实时泡沫检测	- 7 -
2.2、交易策略	- 8 -
2.3、随机优势	- 9 -
2.3.1、随机优势定义	- 9 -
2.3.2、随机优势测试	- 10 -
3、数据和经验泡沫期	- 11 -
3.1、数据集和爆发动态	- 11 -
4、交易结果和表现评估	- 14 -
4.1、初步分析	- 15 -
4.2、随机优势测试结果	- 16 -
5、稳健性和敏感性分析	- 18 -
5.1、子样本周期投资	- 18 -
5.2、不同置信水平下的交易策略	- 20 -
5.3、MBI 策略的改进	- 21 -
6、结论	- 23 -
第二部分：原文献翻译在 A 股的相关实证分析研究	- 26 -
1、A 股实证细节介绍	- 26 -
2、实证分析结果展示	- 27 -
 图表 1、市盈率和泡沫指标的动态变化 I	- 12 -
图表 2、市盈率和泡沫指标的动态变化 II	- 13 -
图表 3、泡沫时期的描述性统计	- 13 -
图表 4、策略表现评估	- 15 -
图表 5、交易策略特点	- 16 -
图表 6、两两比较(SD 测试的 p 值)	- 17 -
图表 7、检验各个策略随机优于所有其他策略的原假设(p 值)	- 17 -
图表 8、MBI 策略相对于 BH 策略的滚动窗口表现	- 19 -
图表 9、三年滚动窗口的平均年实际回报率	- 20 -
图表 10、表现评估和不同置信度水平的 SD 测试结果(p 值)	- 20 -
图表 11、MBI(j, j*)修正的表现评估和 SD 检验结果，零假设为策略随机优于所有其他策略(p 值)	- 22 -
图表 12、MBI-NB(d)改进后的表现评估和 SD 测试结果	- 23 -
图表 13、BM、PSY、MBI 策略收益	- 27 -
图表 14、BM、PSY、MBI 净值曲线	- 27 -
图表 15、BM、PSY、MBI 策略分年度收益（一）	- 28 -
图表 16、BM、PSY、MBI 分年度收益（二）	- 28 -
图表 17、PSY、MBI 每周买入行业个数	- 29 -
图表 18、PSY、MBI 一年中每周买入行业个数均值	- 29 -
图表 19、PSY 策略各行业泡沫统计	- 30 -
图表 20、MBI 策略各行业泡沫统计	- 31 -

报告正文

基于泡沫检测的行业指数实时交易策略

文献来源:

Milunovich, G., Shi, S., & Tan, D., Bubble detection and sector trading in real time. Quantitative Finance, 2018.

推荐理由:

泡沫存在的情况下,标的价格一般会呈现爆炸性和周期性的崩溃行为,而不是在正常时期观察到的现象。利用该现象,作者对各个行业进行时序建模,以预测行业未来一段时间是否存在泡沫,并结合当下行业股价的表现以确定是否买入并持有。为了验证策略的有效性,作者构建了买入持有等策略。针对于美国市场 1975 年-2015 年期间的检测结果显示:同期策略年化收益率 11.3%,远高于同期其他基准的表现。本文还对策略进行了稳健性和敏感性分析,结果验证了策略的优异表现。

我们的思考:

行业轮动一直是量化投资的焦点,尤其是在当下市场,很多策略或者产品的收益大部分来自于行业的 beta,在这种情况下,行业轮动的研究更是值得关注。本文另辟蹊径,从享受泡沫收益的角度出发,构建了全新的行业轮动思路,值得尝试。

第一部分:原文献翻译

1、引言

最近发生的金融危机促使人们致力于研究检测资产价格泡沫的方法。虽然一些替代检测方法的推导援引了略微不同的假设,但对所有这些过程而言,投机泡沫在其膨胀阶段是否可被检测是一个关键问题。新测试方法的构建、计算能力的提高和更大的数据可利用性促进了泡沫检测方法的进步,并使得对泡沫的检测在实时中具有可行性。基于这些最新的发展,市场参与者可能会考虑是否有可能利用泡沫检测技术来进行主动投资组合管理。因此,当投资者发现泡沫处于扩张阶段时,该采取什么样的策略是很重要的问题。根据有效市场理论,理性投资者会做空他们认为被高估的资产。然而一些模型显示,投资者可能希望在抛售泡沫之前,先得到一段时间的泡沫所带来的收益(例如, Abreu and Brunnermeier 2002, Wurgler and Zhuravskaya 2002, Abreu and Brunnermeier 2003)。这种策略是否能够持续获得异常收益是一个开放的实证问题,我们将在本文中进一步讨论。

自上而下的投资策略通常首先考虑对总体市场的估值,然后再评估基于共同风险敞口的行业机会,最后是个股层面的选择。目前大多数关于价格泡沫的文献都与市场层面的指数有关(例如 Brooks 和 Katsaris 2005, Homm 和 Breitung 2012, Phillips 等人 2011, Phillips 等人 2015a, Narayan 等人 2016),关于行业层面泡沫形成的问题基本上没有被探究。然而,市场参与者和政策制定者都对行业层面的泡沫

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

- 3 -

表现出了兴趣。行业层面的研究还涉及了一些市场层面没有考虑到的问题,例如,目前尚不清楚各个行业对泡沫动态的敏感性是否存在差异,也尚不清楚不同行业之间泡沫重合的频率可能是多少。由于属于同一行业的股票受到类似的风险因素和技术变化的影响,我们可以预期泡沫会在行业层面上发展。此外,相对于公司层面来说,泡沫交易在行业层面上更有可能发挥作用。因为相对于行业指数来说,公司层面的特有噪音在很大程度上更为分散,从而使得对泡沫检测和时机把握的准确性需要更高的要求,同时还需要保持交易成本在可控范围内。

尽管直接评估泡沫主动策略表现的研究相对较少,但可盈利泡沫交易的例子可以追溯到18世纪。例如, Temin 和 Voth(2004)将 Hoare 银行在1720年至1721年间对南海公司泡沫进行的交易描述为投机历史上最成功的事件之一。Brunnermeier 和 Nagel(2004)研究了1998年至2000年科技行业泡沫期间对冲基金的股票持有情况。他们的报告提到,对冲基金设法抓住了这一上升趋势,并通过投资组合严重偏向科技股而有效利用了泡沫。有趣的是,这些基金能够把握住泡沫破裂的时间,在泡沫达到顶峰前6个月左右减少了持仓量。基于1946年至2003年间的标普500指数, Brooks 和 Katsaris(2005)使用了一种制度转换模型对资产价格泡沫进行建模,并检验了其产生可盈利交易策略的能力。他们的投资者要么选择在反弹(崩盘)可能性高的时候买进(卖出)标普500综合指数,要么选择投资3个月期的美国国债。相对于其他交易策略, Brooks 和 Katsaris 的策略实现了更高的夏普比率和最终财富。与上述相似的是, Guenster 和 Krole(2013)采用了一种制度转换模型来识别美国行业投资组合中的泡沫。他们的分析表明,在短于4个月的时间内重新平衡投资组合的投资者最适合利用泡沫,而重新平衡时间长于6个月的长期投资者则应该做空资产泡沫。

本文的研究首先采用 Phillips 等人(2015a, 2015b, PSY)提出的一种新方法,对美国行业层面的指数中是否存在投机性泡沫进行了测试。本质上, PSY 方法将投机泡沫的膨胀阶段确定为运动规律从鞅行为转变成爆发变化的时间段。相对于其他替代方法来说,我们采用 PSY 方法有许多原因,其中最重要的是泡沫交易策略的实施(下文有详细解释)需要每周和实时获得泡沫指标。因此,我们将聚焦于在实际中的计算方面和数据可利用性方面具有可行性的实时泡沫监测策略。PSY 方法是一种实时检测技术,它模拟了交易员在实际操作中会如何获取泡沫的时机信息。Phillips 等人(2015b)表明,在渐近和有限样本中, PSY 过程表现出了优于其他几种实时泡沫检测技术的性能,这其中包括 Phillips 等人(2011)的递归测试和 Himm 与 Breitung(2012)的 CUSUM 策略。此外,存在一些需要数值优化的测试,例如 Hall 等人(1999)的马尔可夫切换测试以及 van Norden(1996)和 Brooks and Katsaris(2005)的状态切换方法。相比上述需要数值优化的测试来说, PSY 检验相对容易实现。PSY 策略只需要 P/E 市盈率数据,而不需要额外的复杂数据集。相比之下, Pavlidis 等人(2017)和 Guenster 等人(2009)的方法依赖于更广泛的数据集,这使得实时计算泡沫指标变得十分困难。

本文的分析以每周一次的频率进行,这个特定频率的选取主要有两个原因。首先,我们希望增加在泡沫周期的早期进入交易头寸的机会。如果利用月度数据,我们可能会在泡沫后期建立头寸,从而导致利润减少甚至利润为负。其次,我们

希望避免每日数据(Eraker et al. 2003)中出现可能会混淆交易信号的价格跳跃现象。因此,为了平衡这两个相反的需求,周频率数据提供了一个中间立场。然而,周频率金融数据的一个显著特征是异方差性,即随时间变化的波动率(Engle 1982, Bollerslev 1986)。上述特性对主要用于低频数据的 PSY 测试的表现提出了挑战,并且 Harvey 等人(2015)指出上述特性增加了检测出假泡沫样本的概率。不难发现,假泡沫样本检测率会对依赖 PSY 测试的策略的盈利能力产生负面影响。为了克服这个问题,我们使用了一种能够通过 WildBootstrapping 过程产生异方差一致性临界值的 PSY 泡沫检测方法 (Etienne et al. 2014, Harvey et al. 2015)。

本文的交易策略是由针对行业层面指数的 PSY 检测所提供的泡沫信号制定的。我们构造了两个泡沫指标:(i)一个基于原始 PSY 检验的指标(PSY-BI), (ii)一个将原始 PSY 泡沫信号与指数运动方向信号相结合的修正泡沫指标(MBI)。尽管 PSY 测试的性能优于其他实时泡沫检测技术, PSY 测试仍然有可能会产生假阳性的结论,并且可能会在对泡沫起始和终止日期的预期上产生延迟 (Phillips 等人(2015a) 和 Phillips and Shi (2017b))。修正后的指标有望减少因错误的泡沫检测而进入某个行业的机会,同时提高泡沫破裂时退出的及时性。我们在这些指标的基础上构建并重新平衡成同等权重的泡沫投资组合。本文交易策略的表现以投资于市场指数的买入并持有策略(BH)为基准,同时还以一个仅仅依赖于最新的指数运动的方向的策略为基准,即方向信号(DS)。上述 DS 策略旨在衡量最新的指数运动方向中所呈现的信息内容的盈利能力,与 PSY 方法无关。现有文献表明(如 Brooks et al. 2001, Hirshleifer and Shumway 2003, Otchere and Chan 2003), 购买并持有策略是难以超越的,尤其是在考虑交易成本的情况下,因此这种策略可以作为一个强有力的基准。

本文策略回报的计算方法是,假设一个投资者的头寸以每周的频率进行交易,观察周二交易日结束时的交易信号并在周三执行交易。投资者持有市场投资组合,并买入(卖出)那些被发现进入扩张(缩小)泡沫阶段的行业。随着新信息的出现,所有头寸的权重被重新平衡至相等。适当的双向交易成本被设定为每周实际回报的 0.5%。如上所述,我们考虑了四种交易策略:PSY-BI、MBI、BH 和 DS,并计算了初始 1 美元投资的扣除交易成本后的回报和最终财富数据。

扣除交易成本后的回报的表现是根据最终财富、平均回报和夏普比率来评估的。此外,本文还根据随机优势(SD)准则对交易策略进行了排名。随机优势准则评估了资产回报的整体分布,而不仅仅是对平均值和方差进行简单比较。在常见的均值-方差分析中需假设收益是正态分布的,或者投资者具有二次效用函数。与上述均值-方差分析方法不同的是,随机优势准则没有做出这样明确的假设。此外,该框架与投资者效用函数最小假设下的预期效用最大化行为一致。例如,在一阶随机优势的情况下,不满足感是唯一的投资者偏好。由于随机优势方法不依赖于特定的资产价格均衡模型,因此一种策略相对于其他投资策略的随机优势不太可能由基准定价模型遗漏了相关风险因素的情况引起。在文献中,有许多金融实践中使用了随机优势检验。例如,Levy(1985)应用随机优势研究期权定价, Seyhun(1993)应用随机优势研究小公司效应, Post(2003)应用随机优势研究投资组合选择, Abhyankar 等(2008)应用随机优势检验价值与成长型公司, Fong 等

(2005) 应用随机优势检验动量策略。

我们所应用的随机优势检验是一种 Kolmogorov-Smirnov 随机优势检验的推广, 即根据 Linton 等人(2005)提出的步骤, 以下称为 LMW 检验。在 K 变量($K \geq 2$)的情况下, LMW 检验适用于检验任意阶数的随机优势。这有利于检验成对的投资策略以及联合策略中一阶(SD1)、二阶(SD2)和三阶(SD3)的随机优势。这些测试还允许观测值具有序列依赖性, 并且允许被测变量之间具有依赖性。这很重要, 其中有两个原因:(1)市盈率的爆发性变化导致了自相关的收益序列, (2)投资组合是由相同的潜在的行业指数集合构成的, 因此它们不太可能相互独立。最后, LMW 方法允许将条件模型的残差作为测试序列, 这其中也包括基于 PSY 测试的推断而构建的投资组合。

本文的一些研究发现如下所述。所有行业的投资组合中都存在泡沫行为, 尽管其频率在各个行业中有显著差异。在例如 1987 年和 2000 年等重大市场崩盘的年份里, 各类行业指数检测到泡沫出现的时间一致, 而这种偶然性在正常时期似乎不那么显著。本文中, 采用 MBI 泡沫指标的交易策略明显优于基于原始 PSY 泡沫指标的交易策略、基于方向信号的交易策略和买入并持有交易策略。具体来说, MBI 交易策略创造的最终财富(按实际价值计算)是第二名积累财富的两倍以上, 而且其夏普比率比第二名高出近 2%。一阶、二阶、三阶随机优势的两两检验和联合检验表明, MBI 交易策略在 5% 水平上领先于其他三种策略。

通过考虑持续时间在 1 年到 5 年之间的滚动窗口投资, 本文对 MBI 策略相较于 BH 策略表现的一致性进行了分析。结果显示, MBI 策略在一年期子样本中有 35%(28%)的表现优于(劣于)BH 策略, 而在五年期子样本中有 77%(21%)的表现优于(劣于)BH 策略。其次, 鉴于所构建的泡沫指标依赖于 99% 置信水平的统计推断, 我们还对结果相对于其他置信水平的敏感性进行了分析。因此, 我们在 PSY 测试中分别应用 95% 和 90% 的临界值来分析我们首选的 MBI 策略。如果将交易成本考虑在内, 99% 的置信水平测试产生了最高的最终财富、实际年平均回报和夏普比率。根据 SD 测试的结果显示, 置信度为 99% 的策略排名也是最高的。另一方面, 在不考虑交易成本的情况下, 90% 的置信度水平在所有标准下都表现得更好, 这说明了交易频率和交易成本的影响。

最后, 我们考虑了两种对上述 MBI 策略进一步修改的方法。首先, 我们使用时间更长的方向信号来增强泡沫指标。其次, 当行业指数中没有发现泡沫时, 我们不会投资于市场指数, 而会投资于那些在一段时间内没有经历泡沫的行业。根据所有的评估标准, 原始 MBI 策略表现优于这些修改后的策略, 并且原始 MBI 策略一阶随机优于修改后的策略。这证明了 MBI 泡沫指标在子样本中的稳健性, 以及相对于不同置信水平和简单修改交易策略的稳健性。

本文的其余部分如下。在第 2 节中, 我们讨论了本文中使用的实证方法, 包括用于泡沫检测的 PSY 测试, 本文交易策略, 以及修改 PSY 测试后的交易策略。这一部分还呈现了本文用于评估投资组合表现的随机优势检验。在第 3 节中, 我们讨论了数据集, 并提供了在美国行业指数中检测泡沫的实证证据。在第 4 节中, 我们评估了本文在第 2.2 节中提出的策略的表现。在第 5 节中, 提供了一些稳健性和敏感性分析。我们在第 6 节得出了结论。

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

- 6 -

2、文献综述：

2.1、实时泡沫检测

Diba 和 Grossman(1988)认为相比于在正常时期内观察到的价格预期的执行行为，在投机性泡沫存在的情况下，价格预期会表现出爆发性和周期性暴跌的行为。而 PSY 的检测过程是基于资产价格的上述两个动态特征的。因此，我们需要鉴别一个特定的观察对象是来自爆发性过程(H_A)还是正常的执行行为(H_0)。本文使用的测试算法是基于 Phillips 等人(2014)提出的右尾单位根检验。定义回归模型为：

$$\Delta y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \sum_{i=1}^K \psi_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

其中， y_t 是 t 时刻的股票价格， K 是滞后阶数(在本文中设为 1)， ε_t 是误差项。

PSY 测试要求对子样本进行回归。令 τ_1 和 τ_2 为子样本回归的起始点和终止点，则对应的 ADF 统计量可表示为 $ADF_{\tau_2}^{\tau_1}$ ，其中 ADF 统计量被定义为基于 β 的 OLS 估计的 t-ratio。在一个向后扩展的样本序列上，算法将重复计算 ADF 统计量。假定 τ 是当期感兴趣的时间点，将所有样本的终止点定义为 τ ，样本的起始点则被设定为由第一个观察值到 $\tau - \tau_0$ 间的所有值，其中 τ_0 是启动回归所需的最小窗口长度。那么，对应的 ADF 统计量序列可以表示为 $\{ADF_{\tau_2}^{\tau_1}\}_{\tau_2=\tau}^{\tau_1 \in [1, \tau - \tau_0]}$ 。本文中，对观测值 τ 的爆发性推断基于 ADF 序列的最大值，记为 $MADF_{\tau}$ ，它的公式如下：

$$MADF_{\tau} = \max\{ADF_{\tau_2}^{\tau_1} : \tau_2 = \tau \text{ and } \tau_1 \in [1, \tau - \tau_0]\}$$

为了实际应用，Phillips 等人(2015a)提议根据 $\tau_0 = (0.01 + 1.8/\sqrt{T}) \times T$ 这个公式来设定 τ_0 的值，以此减少规模失真的可能性，尤其是在存在条件异方差的情况下。然而，Harvey 等人(2015)通过模拟表明，在非平稳波动存在的情况下，Phillips 等人(2011)使用的方法作为 PSY 方法的特例，其规模明显高于普通水平，显示出了严重的规模失真。同时提出，一种 Wild Bootstrapping 方法是渐近有效的，该方法能够在非平稳波动情况下有效地控制有限的样本量。在本文的情况下，也得到了与上述相类似的结论。

条件异方差是许多金融数据序列中被公认的特征，与此同时，例如波动偏移和趋势波动等的非平稳波动也很常见。因此，为了尽可能避免发生规模失真的情况，我们使用 Wild Bootstrapping 方法来得到 $MADF_{\tau}$ 统计量的临界值。该过程的实现如下：

Step1: 根据零假设 $\beta = 1$ 来估计 ADF 模型，整个样本区间内：

$$\Delta y_t = \alpha + \sum_{i=1}^K \psi_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

其中， $t = K + 2, \dots, T$ ， ε_t 代表误差项。同时，我们能够得到 OLS 参数估计值 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\psi}_1$ ，以及 $(T - K - 1) \times 1$ 维度的残差值，记作 e_t 。

Step2: 根据 $e_t^b = \tilde{e}_t \omega_t$ 生成 Wild Bootstrapping 残差值 e_t^b ，其中， $\tilde{e}_t := e_j$ ， $\{\omega_t\}_{t=1}^{T-K-1}$ 代表一个独立的 $N(0,1)$ 标量序列， j 是由 $K+2$ 至 T 间均匀分布生成的随机数， $t = K + 2, \dots, T$ 。以 e_j 为条件， e_t^b 相对时间有独立性，且以 0 为均值， e_j^2 为方差。

乘法因子 ω_t 用于复制在原始冲击中存在的异方差模式。

Step3: Wild Bootstrapping 样本生成过程如下, 令 $\Delta y_t^b = \Delta y_t$, 可以由下列等式得到 Δy_t^b , 并且计算出 y_t^b :

$$\Delta y_t^b = \hat{a} + \sum_{i=1}^K \hat{\varphi}_i \Delta y_{t-i}^b + e_{t-K}^b, \quad t = K+2, \dots, T$$

$$y_t^b = y_1 + \sum_{j=1}^t \Delta y_j^b, \quad t = 2, \dots, T$$

Step4: 根据上述步骤得到的 Wild Bootstrapping 数据序列, 计算 MADF 统计量, 即 $MADF^b$ 。重复这个步骤 500 次, 得到一个 Wild Bootstrapping 测试统计量序列 $\{MADF^b\}_{b=1}^{500}$ 。上述统计量序列的 90%, 95%, 99% 百分位数可以记作 90%, 95%, 99% 的 Wild Bootstrapping 临界值。

2.2、交易策略

为了评估 PSY 检验所产生的信号的实际意义, 我们制定了一种根据计算出的泡沫指标在美国各个行业指数上配置资金的交易策略。在更详细地描述该策略之前, 我们要先讨论假泡沫检测的问题, 因为这有可能对交易结果产生不利影响。本文提出了一种减少上述假泡沫检测情况发生的方法。

正如 Phillips et al. (2015a) 和 Phillips et al. (2014) 所指出的, 在某些条件下, PSY 测试和相似的测试一方面可能会导致错误识别泡沫期, 另一方面可能会导致延迟发现泡沫的终止日期。例如时间序列上的价格跳跃可能会触发 PSY 的泡沫指标, 因为这种价格变化会引起波动率的变化, 从而触发 PSY 泡沫指标的变化。此外, MADF 统计数据是根据假设每个子样本本周期内波动率恒定的模型计算的。虽然我们通过 PSY 检验进行 Wild Bootstrapping 来尽量避免随时间变化的波动率的影响, 但为了减少在错误信号下交易的可能性, 我们构建了一个修正的泡沫指标。本文所提出的修正指标结合了从 PSY 测试中获得的推断和最新的指数方向信号。

对于 PSY 泡沫指标来说, 当 Wild Bootstrapping 检验统计量 $MADF_t$ 大于 Wild Bootstrapping 临界值 scv_t 时, 该指标取 1, 即:

$$I_t = 1(MADF_t > scv_t)$$

而修正后的泡沫指标需要同时满足两个条件, 即:

$$I_t^* = 1(MADF_t > scv_t \& R_t > 0)$$

不满足上述两种情况时, 泡沫指标皆取 0。因此, 修正后的泡沫指标通过考虑最新回报 R_t 的符号, 增强了 PSY 检验提供的推断。事实上, 为了使 PSY 检验形成的推断具有有效性, R_t 必须为正。通过考虑最近指数的走势, 我们希望减少产生虚假信号引发泡沫交易的可能性。同样, 该指标也能更快地恢复到零, 也许能更及时地发现泡沫破裂的情况。

我们注意到, 所有指标都是根据周二交易日结束时的每周数据计算的。鉴于这里的 t 表示以周为单位的时间, 上述 I_t 和 I_t^* 中的指标对计划在周三重新平衡投资组合的交易者来说都是已知的。本文将考虑四种交易策略, 详细的介绍如下。

策略 1: 修改的泡沫指标(MBI)策略。当某些行业的 I_t^* 从 0 变为 1 时, 该策略需

要购买上述行业，并在行业的 I_t^* 重置为 0 时平仓。如果一个以上的行业同时表现出爆发性变化，那么需要使得所有这些行业指数上的资金配置比例相等。如果没有发现泡沫，资金就会转入市场指数。

策略 2: PSY 泡沫指标(PSY-BI)策略。这个策略类似于策略 1，但使用原始泡沫指标 I_t 。相似地，当某些行业的 I_t 从 0 变为 1 时，该策略需要购买上述行业，并在行业的 I_t 重置为 0 时平仓。如果一个以上的行业同时表现出爆发性变化，那么需要使得所有这些行业指数上的资金配置比例相等。如果没有发现泡沫，资金就会转入市场指数。

策略 3: 方向信号(DS)策略。策略 1 和策略 2 的区别在于，PSY-BI 策略只依赖于对泡沫的 PSY 检验，而 MBI 策略还需要通过最近的指数走势来验证 PSY 推断。因此，可能是指数本身的方向运动驱动了 MBI 策略的盈利能力，而不是上述 I_t^* 所要求的联合条件驱动了 MBI 策略的盈利能力。鉴于此，本文还单独测试了定向策略的盈利能力。该策略仅仅依赖于定向指标 $I_t = 1$ (当 $R_t > 0$)，其他条件下为 0。因此，投资者将投资于 $I_t^D = 1$ 的行业，并在该指标返回到 0 时反向交易。如果方向性指标为正的板块多于一个，我们将资金等量配置到所有这些行业指数上。如果所有行业的 $I_t = 0$ ，投资者将持有市场指数。

策略 4: 买入并持有(BH)策略。我们将上述三种主动策略与买入并持有基准策略进行比较。该策略是样本周期开始时买入市场组合，并在样本周期结束时平仓。

2.3、随机优势

虽然第 1 节强调了随机优势方法相对于传统表现评估的一些优点，但在本节中，我们将进一步提供更具体的定义，讨论相关文献，并给出在后续分析中使用的检验统计。

2.3.1、随机优势定义

随机优势通过考虑累积分布函数 $F_l(z)$ 和 $F_p(z)$ 来对两个投资 X_l 和 X_p 排序。用 U_1 表示所有递增 von Neumann-Morgenstern 型效用函数的类别，即对所有 $u \in U_1$ 来说， $u' \geq 0$ 。我们也可以参照 U_1 及其子集定义一阶、二阶、三阶随机优势的概念。

X_l 一阶随机优于 (SD1) X_p 当且仅当：(i) 对所有 z 来说， $F_l(z) \leq F_p(z)$ ，或 (ii) 对所有 $u \in U_1$ 来说， $E[u(X_l)] \geq E[u(X_p)]$ 。SD1 意味着持有投资 X_l 的预期效用至少与持有 X_p 的预期效用一样大，并且对于 U_1 中的某些效用函数来说，前者更大。因此，在财富越多越好(效用函数递增)的假设下，所有期望效用最大化的投资者的投资顺序是明确的。二阶随机优势的概念基于递增效用函数的一个严格凹子集 $U_2 \subset U_1$ ，即对所有 $u \in U_2$ 来说， $u'' \leq 0$ 。更具体地说， X_l 二阶随机优于 (SD2) X_p 当且仅当：(i) 对所有 z 来说， $\int_{-\infty}^z F_l(t) dt \leq \int_{-\infty}^z F_p(t) dt$ ，或 (ii) 对所有 $u \in U_2$ 来说， $E[u(X_l)] \geq E[u(X_p)]$ 。在 SD2 下， F_l 下的面积处处小于 F_p 下的相应面积，或者等价地，投资者需要是风险厌恶的，即他们的效用函数属于凹函数，并且单调递增。最后，三阶随机优势需要一个进一步的要求，即投资者偏好正向倾斜的投资。其实质是把效用函数的集合进一步限定在 $U_3 \subset U_2$ 上，即对所有 $u \in U_3$ 来说，

$u''' \geq 0$ 。 X_l 三阶随机优于 $(SD3)X_p$ 当且仅当: (i) 对所有 z 来说, $\int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^k F_l(t) dt dk \leq \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^k F_p(t) dt dk$, 或 (ii) 对所有 $u \in U_3$ 来说, $E[u(X_l)] \geq E[u(X_p)]$ 。值得注意的是, $SD(j)$ 意味着 $SD(j+1)$, 例如, $SD(1)$ 意味着 $SD(2)$ 和 $SD(3)$ 。

根据文献, 如 Davidson 和 Duclos(2000), Barrett 和 Donald(2003), 我们用 $I_k^{(s)}(\cdot; F_k)$ 代表随机优势的阶数。对 $F_k(z) = P(X_k \leq (z))$, 令:

$$I_k^1(z; F_k) = F_k(z);$$

$$I_k^{(s)}(z; F_k) = \int_{-\infty}^z I_k^{(s-1)}(t; F_k) dt, \quad \text{for } s \geq 2$$

使得如果 $I_l^{(s)}(z; F_l) \leq I_p^{(s)}(z; F_p)$, X_l 在 s 阶上随机优于 X_p 。同样, 也可以用下式来定义:

$$D_{lp}^{(s)}(z) = I_l^{(s)}(z; F_l) - I_p^{(s)}(z; F_p), \quad \text{for } s \geq 1$$

使得如果 $D_{lp}^{(s)}(z) \leq 0$, X_l 在 s 阶上随机优于 X_p 。

现在, 定义函数 $d_1^{(s)} = \sup_{z \in \delta} D_{lp}^{(s)}(z)$, 其中 δ 代表 X_l 和 X_p 的并集。这也可以用下面的式子来表示:

$$H_0^{(s)}: d_1^{(s)} \leq 0 \text{ vs. } H_A^{(s)}: d_1^{(s)} > 0$$

虽然上述公式提供了成对的随机优势关系, 但我们可以将分析扩展到双变量情况之外。考虑 K 个投资, 记为 X_1, X_2, \dots, X_K 。我们希望通过这个多变量框架中检验的假设是, 一个被检验的变量 X_l 是否随机地支配所有其他变量 $\{X_k\}_{k=1; k \neq l}^K$, 假设如下:

$$H_0: d_2^{(s)} \leq 0 \text{ vs. } H_A: d_2^{(s)} > 0$$

其中 $d_2^{(s)} = \max_{k: k \neq l} \sup_{z \in \delta} D_{lp}^{(s)}(z)$ 。在这个情况下, $d_2^{(s)}$ 中的最大值是从 $K-1$ 对数据中取得的, 包括 X_l 。

2.3.2、随机优势测试

对随机优势的统计检验用经验分布代替了未知的真实累积分布函数。这些检验可大致分为两类, 一类是与所有备选假设一致的检验, 另一类是对有限维备选假设有效的检验。检验不一致可能有两个原因: (i) 随机优势检验涉及关于不等式约束的复合假设, (ii) 一些检验对分布的个别点进行固定数量(而不是完全)的测试比较。正如 Barrett 和 Donald(2003)所指出的, 基于变量范围内所有点的比较检验有可能与随机优势所表示的全部限制相一致。

在 Kolmogorov-Smirnov 检验的推广中, McFadden(1989)假设被检验变量和独立相似分布的观察值之间相互独立, 并基于此假设提出了 $SD1$ 和 $SD2$ 检验。他的测试是通过基于蒙特卡罗近似临界值的计算实现的。Klecan 等人(1991)通过放宽独立相似分布的观察值这一假设来推广 McFadden 的结果。Barrett 和 Donald(2003)扩展了分析, 考虑了任何预先指定阶数的随机优势检验, 并允许检验变量的样本大小不同。他们提供了一致乘数法和 Bootstrapping 方法, 在零假设的最不利点上具有渐近精确的大小。然而, 他们的方法假设测试变量是相互独立的, 并且观察值遵循独立相似分布。

在本文中，我们使用 Linton 等人(2005,LMW)提供的一种推广的 Kolmogorov Smirnov 检验来比较投资策略。这些检验对所有的备选假设都是一致的，并且适用于检验 K 变量($K \geq 2$)情况下任意阶数的随机优势。此外，这个检验允许观测中的序列依赖性、被检验变量之间的一般依赖性以及被检验序列由条件模型的残差来构建。检验统计量如下所示：

$$T_{T,m}^{(s)} = \sqrt{N} d_m^{(s)}, \quad form = 1, 2 \text{ and } s = 1, 2, 3$$

其中 $d_m^{(s)}$ 代表一个 $d_m^{(s)}$ 的经验分布，使得当 $m = 1$ 时，是一个双变量测试统计量；当 $m = 2$ 时，是一个多变量 SD 测试统计量。 N 代表样本大小。将 s 由 1 到 3 取值，分别可以得到 SD1、SD2、SD3 的值。

以上测试统计量的值表明了关于零假设的判断。尽管 LMW 表明统计量收敛于高斯过程的泛函，测试统计量的分布依赖于数据的未知分布，不能被制成表格。根据 LMW，我们使用基于子采样和 BlockBootstrapping 的两种重采样过程获得 p 值。我们应用了两个重采样过程是因为基于子抽样的测试对于接近零假设和备选假设边界的一些局部备选项表现出更强大的能力，而 BlockBootstrap 方法相对于远离边界的一些备选假设更有效。

3、数据和经验泡沫期

3.1、数据集和爆发动态

我们研究了由 Datastream International 构建的 11 个美国行业板块指数，分别是石油和天然气、基础材料、工业、消费品、医疗保健、消费者服务、电信、公用事业、科技、金融和多元房地产信托投资基金。样本周期从 1973 年 1 月 2 日到 2015 年 5 月 12 日(包含 2211 个以周为频率的观测数据)，其中需要注意的是，多样化房地产信托投资基金板块的样本周期是从 1998 年 1 月 27 日到 2015 年 5 月 12 日(903 个观测数据)。

我们的数据集包含以下系列:(i)用于泡沫检测的 11 个行业板块周二市盈率;(ii) 11 个板块周三价格指数和股息率，以及周三 Datastream 市场指数;(iii)消费者价格指数(所有城市，所有项目，未经过季节性调整)。用 Denton(1971)提出的方法将以月为频率的消费者价格指数(CPI)插入到每周数据中。(ii)和(iii)中的序列被用于实现交易策略，并计算实际收益。

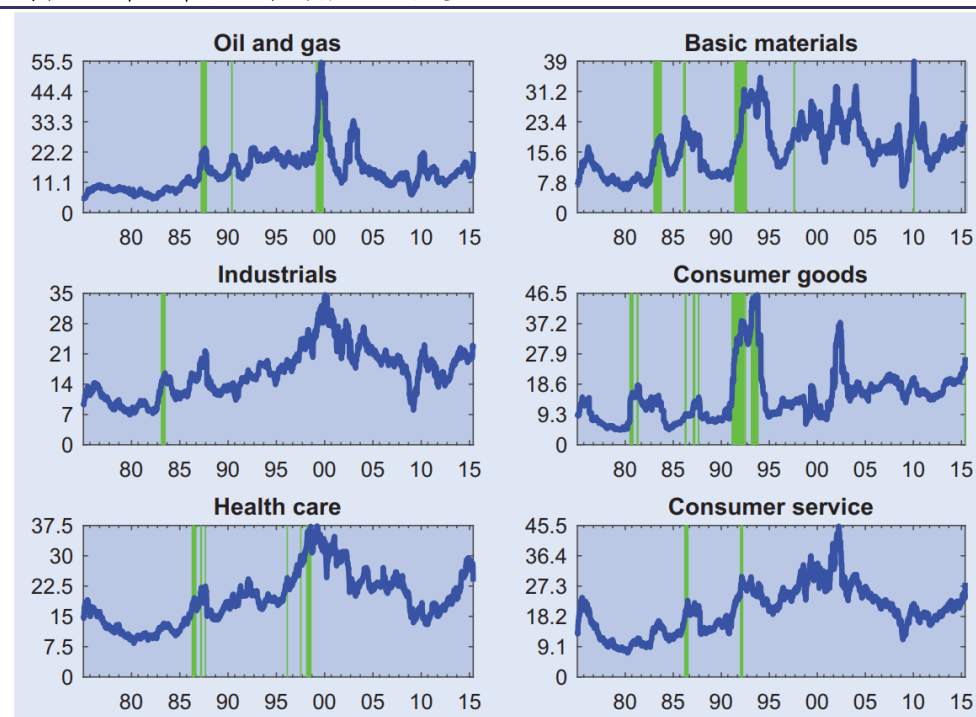
为了测试爆发性的泡沫动态，我们将 PSY 方法应用于 11 个板块周二市盈率。相较于 Phillips 等人(2011)所用的更传统的市盈率-股息率，本文中采用了市盈率，因为股息取决于公司董事会决定的股息派息率。上述支付比率受到公司规模、盈利能力、增长机会的影响，同时也会传递出信息(Bar-Yosef 和 Huffman 1986, Denis 和 Osobov 2008)。例如，在 20 世纪 90 年代中期的互联网扩张时期，许多科技公司经历了快速增长，但没有支付股息。因此，收益为股市基本面提供了一个更可靠的指标。最小窗口 τ_0 是根据 $\tau_0 = (0.01 + 1.8/\sqrt{T}) \times T$ 这个公式设定的，其中多样化房地产信托投资基金板块的观测数据为 63 条，其他板块的观测数据为 106 条。因此，房地产信托投资基金板块的检验统计量和临界值序列是从 1999 年 3

月 31 日开始计算的，其余的行业板块则是从 1975 年 1 月 7 日开始计算的。临界值从 2.1 节中描述的 WildBootstrapping 过程中获得。如上述 I_t 的公式所示，当 MADF 大于 99% 临界值时，泡沫指标取 1，否则取 0。

图表 1 显示的是石油和天然气、基础材料、工业、消费品、医疗保健和消费服务板块的市盈率(蓝线)和泡沫指标(绿色阴影区域)，图表 2 显示的是电信、公用事业、科技、金融和多元化房地产信托投资基金板块的市盈率和泡沫指标。值得注意的是，在次贷危机期间，与金融板块相关的市盈率并没有出现大幅价格下跌的情况。这表明，收益在数据贴现方面发挥了重要作用，并为我们在发现泡沫时对市场基本面进行核算的方法提供了支持。我们在识别泡沫方面有一些值得注意的发现。

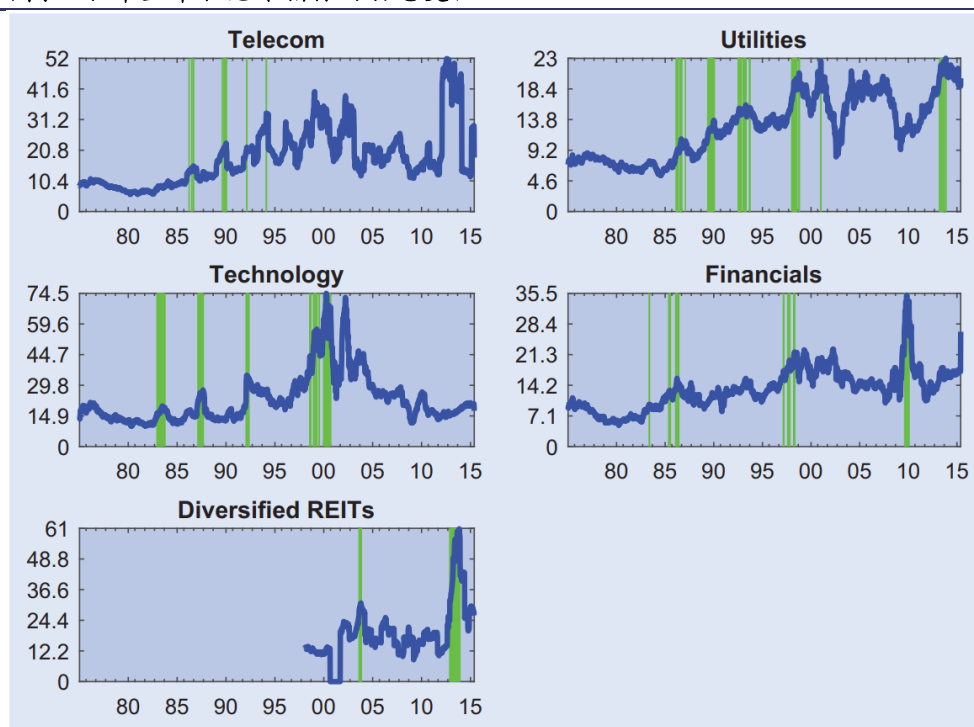
首先，本文使用的 PSY 方法识别了各个行业板块的泡沫事件，但它们出现的频率存在显著差异，图表 3 所列数字证实了这一点。例如，公用事业和科技板块在整个样本周期中分别出现了 19 次和 22 次泡沫周期，而石油、天然气和工业板块似乎不太容易发生爆发现象，分别出现了 6 次和 4 次。其次，基于行业指标的变动表明，各个行业的泡沫存在高度的协变性。最后，不同行业的泡沫指标在发生时间和持续时间上存在差异。

图表 1、市盈率和泡沫指标的动态变化 I



资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

图 2、市盈率和泡沫指标的动态变化 II



资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

图 3、泡沫时期的描述性统计

Industry Sector	# of bubble observations	# of bubble episodes	Median	Duration of bubble episodes		
				Min.	Max.	Std.
Oil and gas	59	6	2	1	28	12.95
Basic materials	83	15	3	1	27	6.81
Industrials	12	4	3	1	5	1.83
Consumer goods	123	17	3	1	32	8.74
Health care	39	9	2	1	23	7.09
Consumer services	28	4	4.5	1	18	8.04
Telecom	21	9	2	1	7	1.80
Utilities	130	19	3	1	24	7.04
Technology	118	22	2	1	20	6.24
Financials	59	15	1	1	17	4.62
Diversified REITs	67	3	22	13	32	9.50

资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

绝大部分上述发现的泡沫期是被公认的，并在一些文献中被讨论过。从行业角度观察这些泡沫期，能显示出泡沫动态在整个经济中的蔓延。上世纪 90 年代末著名的互联网泡沫显然在多个行业都存在，但开始和结束的日期各不相同。这个泡沫期始于科技板块，并蔓延至金融、医疗保健、公用事业、基础材料和石油和天然气板块。这与 Anderson 等人(2010)的研究结果一致，他们的报告中表示，互联网泡沫并不局限于科技板块，而是已经波及到其他不那么传统的经济板块。

另一个值得注意的阶段是上世纪 90 年代初，各个行业中出现的泡沫对美国经济的影响持续时间较短，但却更为广泛。这个时点与 1991 年经济衰退结束，经济开始强劲复苏相重合。这个泡沫指标很可能体现了投资者的乐观情绪，这反映在消费品、基础材料、消费者服务、公用事业、电信和科技行业。有趣的是，例如 anderson 等人(2010 年)和 Brooks 和 Katsaris 等人(2005 年) 聚焦于在总体市场指数水平上分析泡沫的其他相关研究并没有发现上世纪 90 年代短暂但广泛的泡沫。

在 1987 年黑色星期一之前，似乎除了工业外的所有行业都经历了泡沫，泡沫

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

- 13 -

在 1987 年 10 月 19 日突然消散。公用事业和金融板块在崩盘前相当长的一段时间内就被发现了泡沫的存在(1985 年的金融板块和 1986 年的公用事业板块),而石油和天然气的泡沫指标在崩盘前几个月才被激活。著名经济学家认为,金融市场处于导致崩盘的投机泡沫中是因为投资者基于情绪而非理性进行交易(Shiller 2015)。然而,在整体市场层面上分析时,泡沫存在的证据要弱得多,仅在崩盘前一两个月才发现(Phillips 等人, 2015a)。

根据更近期的泡沫指标显示,2010 年金融和基础材料板块经历了泡沫,这个时间与全球金融危机后美国经济的复苏相吻合。尽管在图 1 和图 2 中还有其他特定行业的泡沫实例,但其中许多可能是鲜有人知的事件,很少或没有已知的参考文献记录。

另外,有一些行业在确定泡沫破裂日期方面存在延迟。科技行业的指标显示,泡沫的终结日期是 2000 年 9 月,但从图表 2 中来看,科技板块的市盈率在 2000 年 3 月就达到了峰值。另一方面,PSY 方法还识别出了一些与市场低迷相关的时期,例如 2008 年金融危机期间,工业、医疗保健、消费者服务、公用事业和科技板块都出现了泡沫信号。这与 Phillips 和 Shi (2017a)的研究结果一致。为了避免混淆,本文从图表 1 和图表 2 中剔除了这些信号。

我们在图表 3 中还提供了一些关于泡沫持续时间的描述性统计数据。如表中所示,泡沫期的数量从多样化房地产信托投资基金的 3 个到科技板块的 22 个,观察到泡沫的频率从电信板块的 21 次到公用事业板块的 130 次。泡沫持续时间的中间值范围为 1 - 22 周,而泡沫的最长持续时间为在消费板块和多样化房地产信托投资基金中检测到的 32 周。同样,泡沫持续时间的标准差在不同行业也存在显著差异,电信和石油天然气行业的标准差分别为 1.8 周和 12.95 周。上述信息显示出了不同行业的泡沫投机机会存在差异。

我们将在下一节中看到,交易成本在交易策略的盈利能力中起着至关重要的作用。因此,在选择采样频率和数据聚合程度时需要仔细考虑。虽然用公司层面的泡沫信号交易会导致更大的交易成本,但用市场综合指数交易限制了利用泡沫动态的机会数量。例如,本文中利用 Datastream 提供的总数为 2106 的市盈率数据所计算出的泡沫指标,通过市场指数识别出了 18 个泡沫,而通过行业指数识别出了 739 个泡沫。因此,相对于公司层面的交易来说,行业层面的泡沫信号提供了一种务实的方法,可以利用更多的泡沫投机机会,同时控制交易成本。

4、交易结果和表现评估

利用从周二收盘价计算出来的泡沫信号,我们采用周三的价格来实施 2.2 节中描述的交易策略。实际收益 R_t 可由下述等式表示:

$$R_t = \frac{P_t + D_t}{P_{t-1}} - \pi_t$$

其中, P_t 是周三交易日结束时的价格, D_t 是每周股息, $\pi_t = \frac{\Delta CPI_t}{CPI_{t-1}}$ 。为了计算交易成本,我们假设购买和出售的双向过程产生的交易成本为实际回报的 0.5%,这与 Brooks 和 Katsaris(2005)所做的假设一致。

4.1、初步分析

图表 4 显示了在样本时间段(1975 年 1 月 7 日至 2015 年 5 月 12 日)内,在 2.2 节中讨论的四种策略中,每种策略投资一美元后所积累的最终财富。同时,图表 4 还展示了扣除交易成本后的回报和夏普比率。

如图表 4 所示,在将交易成本列入考虑范围内时,MBI 策略的表现在所有三个投资标准下都明显优于其他三种投资。上述 MBI 策略在没有泡沫的情况下,将资金留在市场投资组合中,最终得到扣除交易成本后的回报率为每年 11.13%(按实际价值计算),即在交易期开始时投资 1 美元,最终阶段得到的财富为 71.72 美元。这一数字可以与依赖渐近而非 WildBootstrapping 得到相应临界值的相同策略所产生的最终财富 57.51 美元相比较。上述对比清楚地说明了通过 WildBootstrapping 方法得到临界值所增加的价值。排名第二的策略是在投资期间持有市场指数的买入并持有策略(BH)。该策略的平均年回报率为 8.30%,即从 1975 年的 1 美元投资累积到 2015 年的 25.24 美元。排名在 BH 策略表现之后的是使用原始 PSY 泡沫信号的 PSY-BI 策略。图表 4 中的前两列的数据显示,通过加入指数变化方向来增强的 PSY 泡沫信号表现出了收益方面的提高。然而根据这些结果,可能存在一种情况是定向信号本身产生了更出色的表现。出于这个原因,我们提出了 DS 策略,该策略根据最近的指数运动方向信号进行交易。从图表 4 中可以看出,DS 策略排名在最后,平均每年亏损 44.57%,到交易周期结束时投资全部亏损。这一结果表明 MBI 策略的有效性并不仅仅依赖于方向信号,而是通过修正后的泡沫信号中,指数运动方向信号和 PSY 泡沫指标一起提供有价值的交易信息。最后需要指出的是,如果我们考虑风险调整后的回报(根据图表 4 中的夏普比率),这四种策略的排名仍然相同。

图表 4、策略表现评估

Performance measure	Trading strategies			
	MBI	PSY-BI	DS	BH
Final wealth (\$)	71.72	18.94	0.00	25.24
Average return (%)	11.13	7.53	-44.57	8.30
Sharpe ratio (%)	8.95	6.08	-55.21	7.055

资料来源: Quantitative Finance, 兴业证券经济与金融研究院整理

接下来,在图表 5 中,我们将更详细地研究每种策略的特征。我们给出了每种策略的交易周期数,以及在交易和非交易期间计算得到的每周平均回报、标准差和夏普比率。比较前两行的策略,我们观察到 MBI 策略和 PSY-BI 策略交易周期数量的差异。通过增加一个方向信号,我们避免了在回报为负时加仓,即该策略将在泡沫信号变成零或回报为负时退出对应行业。因此,交易周期数量从 532 个减少到 363 个。这种更具选择性的泡沫交易策略提供了更高的平均回报和夏普比率。如图表 5 所示,在泡沫交易期间计算得到的平均周收益率(夏普比率)从 PSY 策略的 0.38%(11.44%)上升到 MBI 策略的 1.51%(65.82%)。所有策略中,DS 策略交易最多,有 1900 个交易周期。这种高交易频率导致了巨大的交易成本,从而在泡沫交易和非泡沫交易期间形成了负的扣除交易成本后的回报和夏普比率。

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

- 15 -

图表 5、交易策略特点

Investment strategy	# of Trading periods (/2106)	Av. weekly returns (Std.) %		Sharpe ratio %	
		trading period	non-trading period	trading period	non-trading period
MBI	363	1.51 (2.24)	-0.04 (2.26)	65.82	-2.43
PSY-BI	532	0.38 (2.98)	0.10 (2.21)	11.44	3.73
DS	1900	-0.75 (1.65)	-4.36 (2.39)	-46.85	-183.27
BH	2	N/A	N/A	N/A	N/A

资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

我们还考虑用两个替代指标来增强本文的泡沫主动交易策略。(1)我们将 PSY 泡沫信号与 Ziemba 等人(例如 Lleo 和 Ziemba 2012, Lleo 和 Ziemba 2015, Shiryaev 2014)提出的债券股票收益差分(BSEYD)信号相结合。也就是说，我们在构建 MBI 时，用 BSEYD 指标代替正回报信号。BSEYD 将股票收益率(用收益与股价之比衡量)与国债收益率联系起来。当相对债券收益率足够高时，投资者会从股票转向债券，这将导致股市回调和股市崩盘现象。因此，BSEYD 信号或许能让我们更准确地把握时机。当 BSEYD 大于 $\hat{\mu}_{BSEYD} + 1.645\hat{\sigma}_{BSEYD}$ 时，BSEYD 指标取 1，否则为 0。其中， $\hat{\mu}_{BSEYD}$ 和 $\hat{\sigma}_{BSEYD}$ 是 BSEYD 的均值和标准差的两年滚动窗口估计。(2)在构建 MBI 时，我们用一个基于市盈率的阈值指标代替正回报信号。正如 Shiller(2000)所讨论的那样，高市盈率预示着“非理性繁荣”，因此市盈率超过特定的阈值也就意味着泡沫即将破裂。更具体地说，当市盈率的变化百分比超过 $\hat{\mu}_{PE} + 1.645\hat{\sigma}_{PE}$ 时，阈值指标取 1，否则为 0。其中， $\hat{\mu}_{PE}$ 和 $\hat{\sigma}_{PE}$ 是市盈率变化百分比的均值和标准差的两年滚动窗口估计。我们发现这两种改进策略并没有优于原始 MBI 策略。(1)和(2)的最终财富分别为 17.81 美元和 23.56 美元，大大低于原始 MBI 策略产生的最终财富金额 71.72 美元。这一发现表明，加入到当前 MBI 策略中的指数运动方向指标比 BSEYD 指标和阈值指标更好地起到了补充 PSY 泡沫检验的作用。基于上述构建方法，BSEYD 指标和阈值指标的激活频率远低于指数运动方向信号的激活频率。这意味着，使用策略(1)和(2)，交易员需要卖出泡沫投资组合的频率低于 MBI 策略，从而降低了交易成本。另一方面，BSEYD 和门槛指标对市场低迷不那么敏感。在行业崩盘的情况下，MBI 策略会让投资者在更早的阶段退出市场，从而保持现有财富。

最后，我们检验了一个市场指数泡沫交易策略。当市场层面的 MBI 指标等于 1 时，我们持有 Datastream 市场投资组合；否则，我们将投资 3 个月期的国债。该交易策略带来的最终财富为 1.80 美元，而相比之下，买入并持有策略的最终财富为 25.24 美元，MBI 策略的最终财富为 71.72 美元。这是因为市场层面的 MBI 指标在 2106 周中只有 18 周等于 1。正因为如此，在 99% 以上的情况下，该策略的投资组合选择持有现金，以此赚取了非常低的回报。

4.2、随机优势测试结果

上述分析基于累积财富、平均回报和夏普比率来评价交易表现。在这一节中，我们通过根据随机优势准则重新评价策略表现来扩展研究。我们首先在图表 6 中对这四种策略进行两两比较。

图表 6、两两比较(SD 测试的 p 值)

Null hypothesis	SD1		SD2		SD3	
	KS1	KS2	KS1	KS2	KS1	KS2
MBI \geq BH	0.554	0.248	0.320	0.247	0.421	0.266
MBI \geq DS	1.000	1.000	0.984	1.000	0.943	1.000
MBI \geq PSY-BI	0.411	0.256	0.903	0.688	0.889	0.688
PSY-BI \geq BH	0.004	0.000	0.001	0.000	0.021	0.000
PSY-BI \geq DS	0.999	1.000	0.773	0.792	0.917	1.000
PSY-BI \geq MBI	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DS \geq BH	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DS \geq PSY-BI	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DS \geq MBI	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
BH \geq DS	1.000	1.000	0.975	1.000	0.937	1.000
BH \geq PSY-BI	0.004	0.000	0.910	0.986	0.900	0.712
BH \geq MBI	0.002	0.000	0.004	0.000	0.026	0.010

资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

关于 MBI 策略，SD 检验的结果与根据图表 4 所示的平均回报和夏普比率得出的结果一致。从图表 6 的顶部可以观察到 MBI 策略相对其他三种策略的随机优势检验的 p 值，通过 BlockBootstrapping(KS1)和子采样(KS2)方法计算的 p 值在前三行的所有单元格上产生了一致的结果。也就是说，我们不能拒绝 MBI 策略在任何常规显著水平上随机支配 BH、DS 和 PSY-BI 策略的零假设。此外，研究结果同样适用于一阶、二阶和三阶随机优势准则。

考虑图表 6 中的第二组，我们注意到 PSY-BI 策略在一阶、二阶、三阶上都随机优于 DS 策略。然而，在 5% 的显著水平上，两种测试都拒绝了 PSY-BI 策略对 BH 策略和 MBI 策略的随机优势的零假设，并且对所有阶数的 SD 都是如此。接下来，DS 策略的随机优于其余三种策略的零假设的 p 值是 0(小数点后三位)，这提供了拒绝零假设的有力证据。这与图表 4 中的结果一致，其中 DS 策略也产生了最差的表现。最后，考虑图表 6 的最后一组的第一行，我们观察到根据 SD1、SD2 和 SD3，买入并持有策略随机优于 DS 策略。另一方面，在 5% 的显著水平上，我们在所有阶的随机优势下都拒绝 BH 策略优于 MBI 策略的零假设。一个有趣的现象是 BH 策略和 PSY-BI 策略之间的关系，在 SD1 下我们拒绝 BH 策略随机优于 PSY-BI 策略的零假设，但在 SD2 或 SD3 下我们无法拒绝零假设。上述 SD2 和 SD3 的结果与图表 6 中第二组的结果一致，而 SD1 的发现提供了非结论性推论。总的来说，图表 6 中显示的结果在所有的组别上基本上是一致的，并且在三个级别的 SD 上都提供了有力的支持 MBI 策略的证据。

上述分析是在 SD1、SD2 和 SD3 的基础上对交易策略进行两两比较的，现在我们一起考虑这四种策略。具体来说，我们感兴趣的是假设的四种策略中，各个策略是否随机优于所有其他策略。图表 7 提供了这些检验的 p 值。

图表 7、检验各个策略随机优于所有其他策略的原假设(p 值)

Tested Strategy	SD1		SD2		SD3	
	KS1	KS2	KS1	KS2	KS1	KS2
MBI	0.575	0.248	0.300	0.248	0.437	0.266
PSY-BI	0.004	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DS	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
BH	0.004	0.000	0.007	0.000	0.039	0.102

资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

如图表 7 所示，存在强有力的证据支持 MBI 策略，因为在考虑范围内的各阶

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

SD 上, MBI 策略随机支配了其他三个策略。具体来说, 第一行的 p 值表明, 根据 KS1 和 KS2 检验, 在任何常规显著性水平上, MBI 策略主导其他三种策略的零假设都被接受。这一结果证实了图表 6 中两两测试的结果。接下来, 图表 7 中横跨第 2 行和第 3 行的 p 值表明, 在 5% 的显著水平上, 我们拒绝了 PSY-BI 策略和 DS 策略各自主导剩余其他策略的零假设。最后, 最后一行中买入并持有策略的 p 值表明, 在 SD1 和 SD2 上, BH 策略主导剩余其他策略的零假设被两种测试有力拒绝。然而, 在 SD3 上的结论并不一致。KS1 测试的 p 值基于 BlockBootstrapping 过程计算, 在 5% 的显著水平上拒绝了零假设。另一方面, 基于子抽样方法的 KS2 检验产生的 p 值为 0.102, 即在 5% 的显著水平上, 根据 SD3, BH 策略优于其他三种策略。然而, 结合图表 6 和图表 7 所示证据, 无论是从单独还是从共同的方面考虑, MBI 策略都随机支配着其他三个策略。

5、稳健性和敏感性分析

在本节中, 我们考虑许多可选场景, 以评估上面报告的结果的稳健性。首先, 我们评估本文策略的子样本表现情况。接下来是对其他置信水平下的盈利能力的研究, 以及对 PSY 泡沫指标的进一步修正。

5.1、子样本周期投资

在上一节中, 我们比较了这四种策略在 1975 年 1 月 7 日至 2015 年 5 月 12 日样本期间的表现。尽管这为机构投资者提供了一个充分的评估时间长度, 但较小的私人投资者可能更感兴趣了解低于上述 40 年期限的投资回报情况。在本小节中, 我们通过在 1 年到 5 年之间改变投资窗口长度, 并每次滚动 1 周的投资周期来评估较短子样本的相对表现。本节将重点介绍修改后的泡沫交易策略(MBI)和市场指数买入并持有策略(BH), 因为这两种策略在上述分析中分别排名第一和第二。

我们的假设是投资者可以在任何时间点进入市场并且在 k 个周期之后退出, $k = 52, 52 \times 2, \dots, 52 \times 5$ 周。收益是以每个滚动窗口的期末数据计算的, 它将告诉我们 MBI 策略在不同持仓期间表现的一致性程度, 以及它对任何关键子样本期的敏感性。

令 $\Delta \tilde{R}_{t,k}^P$ 为从 t-k 到 t 期间 MBI 和 BH 投资组合的平均年化实际收益之差, 即:

$$\Delta \tilde{R}_{t,k}^P = \tilde{R}_{t,k}^{MBI} - \tilde{R}_{t,k}^{BH}$$

其中, $\tilde{R}_{t,k}^{MBI}$ 代表 t-k 到 k 期间 MBI 策略的平均年实际回报率, $\tilde{R}_{t,k}^{BH}$ 代表 t-k 到 k 期间 BH 策略的平均年回报率, k 代表滚动窗口长度。图表 8 显示了 MBI 策略优于 ($\Delta \tilde{R}_{t,k}^P > 0$)、劣于 ($\Delta \tilde{R}_{t,k}^P < 0$)、等于 ($\Delta \tilde{R}_{t,k}^P = 0$) BH 策略的频率。

图表 8、MBI 策略相对于 BH 策略的滚动窗口表现

Window size	Outperformance		Underperformance		Equal performance
	Frequency	Av. return diff.	Frequency	Av. return diff.	Frequency
1 year	34.94%	12.46% (5.14)	28.22%	-3.21% (-8.85)	36.84%
2 years	52.42%	7.27% (5.81)	29.16%	-1.86% (-9.11)	18.42%
3 years	64.99%	5.28% (6.59)	26.09%	-0.02% (-9.51)	8.92%
4 years	73.88%	4.35% (7.26)	21.91%	-1.54% (-9.30)	4.21%
5 years	77.42%	4.02% (7.90)	21.06%	-1.34% (-10.38)	1.52%

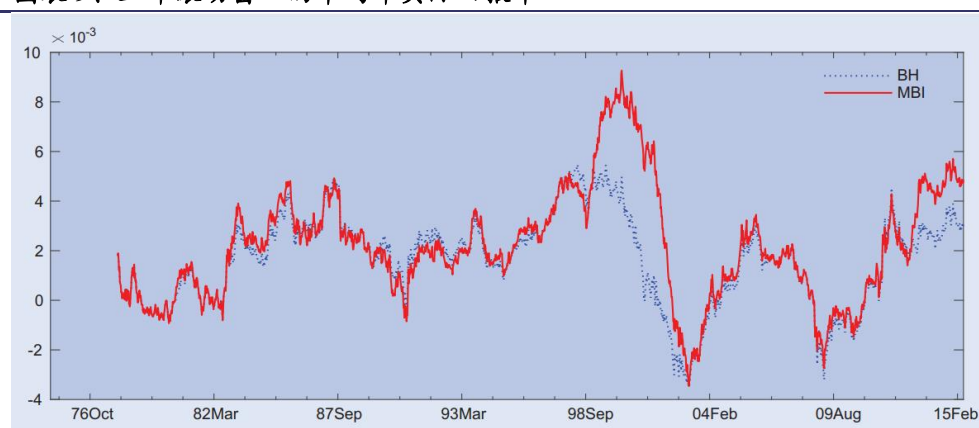
资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

在所有滚动窗口中，MBI 策略优于 BH 策略的频率远远高于其表现不佳的频率。例如，令 $k = 52$ ，对应一年期的投资期限，我们观察到在整个样本周期中包含的所有一年期投资期限中，MBI 策略表现优于 BH 策略表现的频率为 34.94%。相比之下，根据平均回报标准，MBI 策略有 28.22% 的时间表现不佳。MBI 策略的优异表现体现在年平均回报相较 BH 策略多 12.46%，而表现不佳体现在年平均回报少 3.21%。为了评估这些数字的统计意义，我们还研究了异方差性和自相关 (HAC) 稳健 t-ratio（在收益差异旁边的括号中）。很明显，在任何常规的统计显著性水平上，表现出色和表现不佳的数字在统计上都是显著的。

最后，通过未被评估为表现优异和表现不佳的实例与 k 个投资期总数的分数来计算相等表现期频率。在窗口长度为 1 年的情况下，MBI 策略和 BH 策略有 36.84% 的情况提供了相同的平均年化回报。这个数字很大程度上是由于在一年期投资期内 MBI 策略和 BH 策略相等，即当所有 MBI 指标为零时，MBI 策略将资金配置到市场指数中。随着滚动窗口长度从 1 年增加到 5 年，两个策略表现相等的周期频率减少，而 MBI 策略表现更优的次数增加。出现了更多优异表现的原因是，MBI 策略有更多的时间来检测泡沫，从而能够投资于不断增长的泡沫行业。平均年化回报率差异的幅度随着滚动窗口的增大而减小。这是由于在较长的投资期限中，MBI 策略有更多的非泡沫交易期，因此，MBI 策略和 BH 策略之间的回报差异缩小。

为了进一步阐明图表 8 中的数据，图表 9 提供了 $k = 3 \times 52$ 周的 MBI 策略和 BH 策略的滚动窗口投资回报时间序列图，其余滚动窗口长度的图表有类似的模式。如图表 9 所示，一个值得注意的现象是 MBI 策略和 BH 策略的较优表现和较劣表现的非对称模式。也就是说，当 MBI 策略表现优于 BH 策略时，其表现幅度明显大于表现不佳时。1998 年 9 月开始的互联网泡沫时期以及样本末尾的 3 年期间最能清楚地说明这一点，在这些子样本时期，MBI 策略有着出色表现。另一方面，1991-1993 年期间 MBI 策略的表现不佳，但相比之下影响较小。在 2000 年初科技泡沫破裂后，这两种策略都出现了巨额亏损。构建策略时规定，当泡沫指标消失时，MBI 策略将进入市场指数。因此，在互联网泡沫破灭期间，两个投资组合都主要包含市场指数，这也解释了类似的下行轨迹。值得注意的是，自 2013 年以来，MBI 策略主要投资于两个领域（即公用事业和多元化房地产信托投资基金），见图表 1 和图表 2。

图表 9、三年滚动窗口的平均年实际回报率



资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

5.2、不同置信水平下的交易策略

之前的分析基于 99% 的置信水平，采用了 PSY 测试检测泡沫的形成日期。在本节中，我们调查了不同置信水平对 MBI 策略盈利能力的影响，并将结果呈现在图表 10 中。为了便于比较，该表还提供了有交易成本和没有交易成本的数据，以及随机优势的检验。

图表 10、表现评估和不同置信度水平的 SD 测试结果(p 值)

Performance		With transaction costs			Without transaction costs		
Measure		MBI-90%	MBI-95%	MBI-99%	MBI-90%	MBI-95%	MBI-99%
Final wealth (\$)		29.96	41.33	71.72	4810	1294	740.77
Annual return (%)		8.76	9.62	11.13	23.29	19.35	17.72
Sharpe ratio (%)		7.17	7.83	8.95	17.45	14.78	13.64
# of trading periods		650	473	363	650	473	363
<i>p</i> -values for SD tests of H_0 : tested strategy stochastically dominates the other two strategies							
KS1	SD1	0.049	0.091	0.928	0.905	0.000	0.000
	SD2	0.011	0.002	0.863	0.846	0.000	0.000
	SD3	0.009	0.003	0.934	0.822	0.000	0.000
KS2	SD1	0.012	0.000	0.645	0.743	0.000	0.000
	SD2	0.045	0.000	1.000	0.892	0.000	0.000
	SD3	0.001	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000

资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

首先，我们注意到置信水平与交易周期数之间的反比关系。随着置信度从 99% 下降到 95% 和 90%，交易周期从 363 个增加到 473 个和 650 个。然而，这些变化很大程度上受到是否考虑交易成本的影响。

考虑扣除交易成本后的表现，我们发现最终财富、年回报率和夏普比率都随着活跃交易周期的增加而单调下降。然而，在 90% 的置信水平上(本文考虑的最低置信水平)，MBI 策略仍然优于 BH 策略，详细的回报数据见图表 4。通过比较图表 10 的前三列和后三列能够说明交易成本的影响。与前一种情况相反，当交易成本被忽略时，所有这三个表现评估标准都随着置信水平的降低而增加。最显著的差异是最终财富数据，这两组结果的最终财富规模明显不同。例如，当置信水平在 {99%, 95%, 90%} 范围内下降时，没有交易成本和有关交易成本的场景的最终财富数字之间的比率在序列 {10, 30, 160} 中增加。这是由于在较低的置信水平能更及时地探测到关键泡沫和较小泡沫。然而，正如扣除交易成本的数据所显示的那样，

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

这些好处很快就会被更大的交易成本所抵消。

根据图表 10 底部，我们观察到为零假设计算的 p 值，即每个被检验策略随机优于其余其他策略。因此，大的 p 值为被检验策略的随机优势提供了证据。本测试针对两组回报进行计算，一组考虑了交易成本，另一组不考虑交易成本。每一组都是根据 99%、95% 和 90% 的置信水平生成的 MBI 策略。我们首先注意到 KS1(Block Bootstrapping)和 KS2(子抽样)测试在 5% 的显著性水平上产生了很大程度上一致的结果。同样的情况是，p 值在一阶、二阶和三阶随机优势检验中是一致的。

考虑前三列，很明显，在 5% 的置信水平上，基于 99% 置信水平计算的 MBI 回报随机支配基于 95% 和 90% 置信水平计算的 MBI 回报。唯一的例外是计算 95% 的置信水平上计算 MBI 回报的 SD1 的 KS1 检验，其 p 值为 0.091，因此在 5% 的置信水平上接受该策略优于 99% 和 90% 策略的零假设。然而，鉴于 SD2 和 SD3 的零假设在这个例子中被拒绝，而在理论上 SD1 意味着 SD2 和 SD3，我们将这一发现归因于偶然而不是规律性。上述解释得到了 SD1 的 KS2 检验的进一步支持，它明确拒绝了零假设。

在没有考虑交易成本的情况下，我们明确通过 SD1、SD2 和 SD3 拒绝了 MBI-99% 和 MBI-95% 的随机优势的零假设。另一方面，有力证据表明在 SD1、SD2、SD3 上，MBI-90% 主导了其他两个策略。这些发现证实了基于夏普比率得出的结论，并说明了交易成本对泡沫时机策略盈利能力的影响。似乎所有效用函数增加的投资者在面对交易成本时都会倾向于 99% 的置信水平的投资，而在没有交易费用的情况下，他们的偏好会转向 90% 的置信水平。

5.3、MBI 策略的改进

我们进一步研究了对 PSY-BI 策略修改的两个策略。对 MBI 策略的第一个修改策略使用了时间跨度更长的方向信号来增强 PSY 指标。当 PSY 指标为 1 且过去 j 个周期均为正回报时，新的泡沫信号指标为 1。另一方面，如果 PSY 指标变为零，或者过去 j* 周期回报都是负的，那么新的泡沫信号指标就从 1 变为 0。这个指标 I_t^+ 更简洁的描述如下：

$$I_t^+ = \begin{cases} 1 & (\text{BSADF}_t > \text{scv} \ \& \ R_t > 0, \dots, R_{t-j} > 0 | I_{t-1}^+ = 0) \\ 1 - 1 & (\text{BSADF}_t < \text{scv} \ \text{or} \ R_t < 0, \dots, R_{t-j^*} < 0 | I_{t-1}^+ = 1) \end{cases}$$

其中 R_t 表示周期 t 上的周回报率，j = 0, 1, 2，并且 j* = 0, 1, 2。此策略在图表 11 中表示为 MBI(j, j*)。

图表 11、MBI(j, j*)修正的表现评估和 SD 检验结果，零假设为策略随机优于所有其他策略(p 值)

Investment strategy	Final wealth (\$)	Average return (%)	Sharpe ratio (%)	KS1			KS2		
				SD1	SD2	SD3	SD1	SD2	SD3
MBI(0,1)	34.62	9.15	7.38	0.035	0.001	0.002	0.000	0.000	0.000
MBI(0,2)	29.32	8.70	7.00	0.002	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000
MBI(1,0)	39.33	9.49	7.83	0.240	0.005	0.037	0.055	0.021	0.177
MBI(1,1)	23.25	8.08	6.64	0.015	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000
MBI(1,2)	19.97	7.67	6.27	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
MBI(2,0)	30.90	8.84	7.39	0.005	0.005	0.024	0.000	0.000	0.000
MBI(2,1)	20.69	7.77	6.50	0.014	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
MBI(2,2)	16.12	7.11	5.95	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
MBI	71.72	11.13	8.95	0.263	0.555	0.586	0.015	0.601	0.688

资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

首先，根据这里考虑的三个表现标准，MBI(1,0)策略优于其余的 MBI(j, j*)修改策略。紧随其后的是 MBI(0,1)方案，相比之下该方案产生的平均回报率和夏普比率略低。然而，在最后一行的原始 MBI 策略，即 MBI(0,0)，表现仍然是第一位的，最终财富为 71.72 美元，这几乎是其他修改策略所提供的最大最终财富的两倍。其余 MBI(j, j*)策略的排名并不是按照这三个标准统一排序的。一旦通过夏普比率考虑到风险，一些在最终财富和平均回报方面排名较高的策略排名也会下降。例如，在平均回报方面，MBI(0,1)的排名高于 MBI(2,0)。但根据夏普比率，这两种策略的排名大致相同。同样，当考虑夏普比率相对于平均回报时，MBI(0,2)和 MBI(2,2)的排名颠倒了

图表 11 的最后六列是零假设计算的 p 值，即所检验的每个策略都随机支配其余 8 个策略。表中的 9 个策略分别计算了 KS1(Block Bootstrapping)和 KS2(子抽样)检验结果，与之前的 SD 测试结果一样，这些策略在 5%的置信水平上显示了大约一致的结果。此外，p 值在一阶、二阶和三阶随机优势度的测试中基本一致。

只有两种策略在 5%的置信水平下对其他策略随机优势的零假设被接受，分别是原始 MBI 策略及其 MBI(1,0)修改策略。图表 11 的最后一行显示，所有 SD 测试中 p 值相对较大，即除了 SD1 的 KS2 检验外，KS1 检验和 KS2 检验都接受 SD1、SD2 和 SD3 的零假设。然而相比之下，MBI(1,0)的 SD 证据较弱，因为 KS1 和 KS2 测试提供了有些矛盾的结果。KS1 表明 MBI(1,0)在一阶上随机支配其余策略，而 KS2 为该策略提供了 SD1 和 SD3 的证据。由于 SD1 意味着 SD2，而本例的测试结果有力拒绝 SD2 和 SD3，同时又接受 SD1，本例中 KS1 测试提供的结果可能会受到质疑。总的来说，最近观察到的指数方向变化的信息内容，就像原始 MBI 策略一样，对 PSY 泡沫指标产生了最好的修正结果。这反过来又会产生最有盈利能力的战略。另一方面，MBI(j, j*)中存在的延迟方向信号，对于某些 $j > 0$ 或 $j^* > 0$ ，会降低投资表现。

对原始 MBI 策略的第二种修改是在非泡沫时期投资于行业指数，而不是像原始 MBI 策略那样持有市场指数。然而，资金并非配置在所有非泡沫行业，因为这将产生巨大的交易成本，最终相当于投资于整个市场。相反，我们根据自上次泡沫时期以来的持续时间(d)来区分不同行业。因此，在任何一个行业指数都不存在泡沫的情况下，新修改的策略将同等权重投资于那些至少有 d 周没有经历泡沫的行业。除了降低交易成本，这种策略还试图进入那些相对不受最近泡沫破裂影响的行业。我们构建并评估在 6 个月至 3 年期间没有经历泡沫期的投资组合，即 $d =$

26, ..., 156。为了进一步限制交易成本，在 MBI 指标检测到一个或多个行业形成泡沫之前，我们不会重新平衡这些非泡沫行业的投资组合。该策略在图表 12 中称为 MBI-NB(d)。

图表 12、MBI-NB(d)改进后的表现评估和 SD 测试结果

Investment strategy	Final wealth (\$)	Average return (%)	Sharpe ratio (%)	KS1			KS2		
				SD1	SD2	SD3	SD1	SD2	SD3
MBI-NB(26)	13.35	6.61	5.42	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
MBI-NB(52)	16.03	7.09	5.77	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
MBI-NB(78)	22.84	8.03	6.47	0.001	0.000	0.000	0.000	0.007	0.000
MBI-NB(104)	27.43	8.52	6.88	0.022	0.003	0.000	0.000	0.113	0.085
MBI-NB(130)	29.56	8.72	7.03	0.007	0.001	0.000	0.000	0.140	0.106
MBI-NB(156)	31.90	8.93	7.17	0.001	0.006	0.000	0.000	0.158	0.107
MBI	71.72	11.13	8.95	0.853	0.931	0.816	0.592	0.968	0.911

资料来源：Quantitative Finance，兴业证券经济与金融研究院整理

很明显，MBI-NB(d)策略的表现随着非泡沫部门在泡沫期之外的时间跨度 d 而提高。由于 d 从 6 个月(26 周)到 3 年(156 周)不等，在样本周期开始时投资 1 美元的最终财富从 13.35 美元到 31.90 美元不等。夏普比率中也观察到类似的模式，它随着 d 的增加而增加。然而，如同上述 MBI(j, j*)策略的情况一样，根据考虑的三个标准，当前 MBI-NB(d)修改策略仍然劣于原始 MBI 策略。类似地，原始 MBI 策略的 SD 检验提供的 p 值未能拒绝原始 MBI 策略在一阶、二阶和三阶 SD 上支配其余策略的零假设。另一方面，KS1 测试在 5% 的置信水平下拒绝所有 MBI-NB(d)修正策略的零假设，而 KS2 测试接受 MBI-NB(104)至 MBI-NB(156)修正策略的零假设。因此，虽然 SD 的 p 值提供了一些混合证据，但原始 MBI 策略明显优于其他修改策略。因此可以推断，在没有泡沫的情况下，相比于将资金留在非泡沫行业指数中，留在市场指数中的策略更受到效用函数增加的投资者的青睐。

6、结论

本文将 Phillips 等人(2015a)和 Phillips 等人(2015b)最新研究的泡沫检测方法应用于 1973 年至 2015 年间的 11 个美国行业板块，并且选择使用了以周为频率的数据。本文中，一个 WildBootstrapping 过程被用来处理具有潜在异方差特征的每周股票价格。我们的测试结果在两个方面有了一些重要的发现，分别是：(i)投机泡沫的存在和持续时间，(ii)构建主动投资于行业指数泡沫的投资组合的可能性。

我们在经济领域的各个行业都发现了泡沫动态存在的证据。两次主要的投机行为分别发生在 1987 年和 1998-2000 年期间。1987 年的泡沫始于金融和公用事业行业，并扩散到除工业以外的所有其他行业。同样，互联网泡沫起源于科技和金融行业，之后影响了医疗保健、公用事业、石油和天然气以及基础材料行业。

为了评估检测到的泡沫信号在金融领域的有效性，我们提出了两种交易策略，这两种策略分别基于原始 PSY 检验提供的泡沫信号和 MBI 检验提供的泡沫信号。修改后的泡沫信号结合了 PSY 泡沫信号和指数最近的运动方向。而交易策略的表现则是通过最终财富、扣除交易成本后的平均回报和夏普比率来评估的，并且以一个买入并持有策略和一个基于最近指数走势方向信号的策略为基准。交易策略的相对表现进一步按照随机优势(SD)标准进行排序，这种方法和 Linton 等人(2005)

请务必阅读正文之后的信息披露和重要声明

- 23 -

提出的检验方法是一致的。SD 框架允许我们对构建的投资组合进行排序，而无需对资产定价模型、投资者效用函数或资产回报分布做出明确的假设。

所有的表现测试都证明了基于改进泡沫信号的 MBI 策略的优越性能。具体来说，在样本期开始时，以 1 美元作为初始投资，可以预计 40 年后的最终财富(扣除交易成本)为 71.72 美元，这意味着(平均)11.13%的年回报率。相比之下，买入并持有策略产生的最终财富为 25.24 美元，平均年回报率为 8.30%。子样本分析和规格检查证实了我们发现的稳健性。尽管我们还发现了优于买入并持有基准的其他泡沫交易策略，但 MBI 策略在实际回报和风险调整回报以及随机优势准则方面仍旧更胜一筹。

在一些利用了实时交易策略的研究中，如 brooks 和 Katsaris(2005)，一旦计入交易成本，获得的任何可观利润都在很大程度上被减少。相比之下，我们在最近发展的泡沫检测方法基础上构建的主动泡沫策略，为交易后成本的盈利能力提供了证据。由于“主动泡沫”不是一种套利形式，只要投资者愿意交易泡沫，投机泡沫的存在就会持续下去。此外，这种主动泡沫的行为可能会延长泡沫期，防止市场立即出现回调。

参考文献

- 【1】Abhyankar, A., Ho, K.Y. and Zhao, H., Value versus growth: Stochastic dominance criteria. Quant. Finance, 2008, 8, 693 - 704.
- 【2】Abreu, D. and Brunnermeier, M.K., Synchronization risk and delayed arbitrage. J. Financ. Econ., 2002, 66, 341 - 360.
- 【3】Abreu, D. and Brunnermeier, M.K., Bubbles and crashes. Econometrica, 2003, 71, 173 - 204.
- 【4】Anderson, K., Brooks, C. and Katsaris, A., Speculative bubbles in the S&P 500: Was the tech bubble confined to the tech sector? J. Empirical Financ., 2010, 17, 345 - 361.
- 【5】Bar-Yosef, S. and Huffman, L., The information content of dividends: A signalling approach. J. Financ. Quant. Anal., 1986, 21, 47 - 58.
- 【6】Barrett, G.F. and Donald, S.G., Consistent tests for stochastic dominance. Econometrica, 2003, 71, 71 - 104.
- 【7】Bollerslev, T., Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. J. Econom., 1986, 31, 307 - 327.
- 【8】Brooks, C. and Katsaris, A., A three-regime model of speculative behaviour: Modelling the evolution of the S&P 500 composite index*. Econom. J., 2005, 115, 767 - 797.
- 【9】Brooks, C., Rew, A.G. and Ritson, S., A trading strategy based on the lead-lag relationship between the spot index and futures contract for the FTSE 100. Int. J. Forecast., 2001, 17, 31 - 44.
- 【10】Brunnermeier, M. and Nagel, S., Hedge funds and the technology bubble. J. Financ., 2004, 59, 2013 - 2040.
- 【11】Carlstein, E., The use of subsamples values for estimating the variance of a general statistic from a stationary sequence. Ann. Stat., 1986, 14, 1171 - 1179.
- 【12】Chernozhukov, V. and Fernández-Val, I., Subsampling Inference on Quantile Regression Processes, pp. 253-276, 2005 (Indian J. Stat: Sankhyā).
- 【13】Davidson, R. and Duclos, J.Y., Statistical inference for stochastic dominance and for the measurement of poverty and inequality. Econometrica, 2000, 68, 1435 - 1464.
- 【14】Denis, D.J. and Osobov, I., Why do firms pay dividends? International evidence on the determinants of dividend policy. J. Financ. Econom., 2008, 89, 62 - 82.
- 【15】Denton, F.T., Adjustment of monthly or quarterly series to annual totals: An approach based on quadratic minimization. J. Am. Stat. Assoc., 1971, 66, 99 - 102.
- 【16】Diba, B.T. and Grossman, H.I., Explosive rational bubbles in stock prices? Am. Econom. Rev., 1988, 78, 520 - 530.
- 【17】Engle, R.F., Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. Econom. J. Econom. Soc., 1982, 50, 987 - 1007.
- 【18】Eraker, B., Johannes, M. and Polson, N., The impact of jumps in volatility and returns. J. Financ., 2003, 58, 1269 - 1300.
- 【19】Etienne, X.L., Irwin, S.H. and Garcia, P., Bubbles in food commodity markets: Four decades of evidence. J. Int. Money Financ., 2014, 42, 129-155.
- 【20】Fong, W.M., Wong, W.K. and Lean, H.H., International momentum strategies: A stochastic dominance approach. J. Financ. Markets, 2005, 8, 89 - 109.
- 【21】Guenster, N. and Kole, E., Bubbles and long-term investors, Working Paper, 2013.
- 【22】Guenster, N., Kole, E. and Jacobsen, B., Riding bubbles. 2009. ERM Report Series Reference No. ERS-2009-058-F&A. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1606083>
- 【23】Hall, S.G., Psaradakis, Z., Sola, M., et al., Detecting periodically collapsing bubbles: A Markov-switching unit root test. J. Appl. Econom., 1999, 14, 143 - 154.
- 【24】Harvey, D.I., Leybourne, S.J., Sollis, R. and Taylor, A.R., Tests for explosive financial bubbles in the presence of non-stationary volatility. J. Empirical Financ., 2015, 38, 548 - 574.
- 【25】Hirshleifer, D. and Shumway, T., Good day sunshine: Stock returns and the weather. J. Financ., 2003, 58, 1009 - 1032.
- 【26】Homm, U. and Breitung, J., Testing for speculative bubbles in stock markets: A comparison of alternative methods. J. Financ. Econom., 2012, 10, 198 - 231.
- 【27】Klecan, L., McFadden, R. and McFadden, D., A robust test for stochastic dominance. Unpublished paper, MIT, 1991.
- 【28】Levy, H., Upper and lower bounds of put and call option value: Stochastic dominance approach. J. Financ., 1985, 40, 1197 - 1217.
- 【29】Linton, O., Maasoumi, E. and Whang, Y.J., Consistent testing for stochastic dominance under general sampling schemes. Rev. Econom. Stud., 2005, 72, 735 - 765.
- 【30】Lleo, S. and Ziemba, W.T., Stock market crashes in 2007 - 2009: Were we able to predict them?

- Quant. Finance, 2012, 12, 1161 – 1187.
- 【31】Lleo, S. and Ziemba, W.T., Some historical perspectives on the bondstock earnings yield model for crash prediction around the world. Int. J. Forecast., 2015, 31, 399 – 425.
- 【32】McFadden, D., Testing for stochastic dominance. In Studies in the Economics of Uncertainty, edited by T.B. Fomby and T.K. Seo, pp.113 – 134, 1989 (Springer: New York).
- 【33】Narayan, P.K., Mishra, S., Sharma, S. and Liu, R., Determinants of stock price bubbles. Econom. Model., 2013, 35, 661 – 667.
- 【34】Narayan, P.K., Sharma, S.S. and Phan, D.H.B., Asset price bubbles and economic welfare. Int. Rev. Financ. Anal., 2016, 44, 139 – 148.
- 【35】van Norden, S., Regime switching as a test for exchange rate bubbles. J. Appl. Econom., 1996, 11, 219 – 251.
- 【36】Othchere, I. and Chan, J., Short-term overreaction in the Hong Kong stock market: Can a contrarian trading strategy beat the market? J. Behav. Financ., 2003, 4, 157 – 171.
- 【37】Pavlidis, E.G., Paya, I. and Peel, D.A., Testing for speculative bubbles using spot and forward prices. Int. Econom. Rev., 2017, 58, 1191–1226.
- 【38】Phillips, P.C. and Shi, S., Detecting financial collapse and ballooning sovereign risk. Cowles Foundation Discussion Paper No. 3010, Yale University, 2017a.
- 【39】Phillips, P.C. and Shi, S., Financial bubble implosion and reverse regression. Econom. Theory, 2017b, 1 – 49. Available at: <https://doi.org/10.1017/S0266466617000202>
- 【40】Phillips, P.C., Shi, S. and Yu, J., Specification sensitivity in right-tailed unit root testing for explosive behaviour. Oxford Bull. Econom. Stat., 2014, 76, 315 – 333.
- 【41】Phillips, P.C., Shi, S. and Yu, J., Testing for multiple bubbles: Historical episodes of exuberance and collapse in the S&P 500. Int. Econom. Rev., 2015a, 56, 1043 – 1078.
- 【42】Phillips, P.C., Shi, S. and Yu, J., Testing for multiple bubbles: Limit theory of real time detectors. Int. Econom. Rev., 2015b, 56, 1079 – 1134.
- 【43】Phillips, P.C., Wu, Y. and Yu, J., Explosive behavior in the 1990s NASDAQ: When did exuberance escalate asset values? Int. Econom. Rev., 2011, 52, 201 – 226.
- 【44】Politis, D., Romano, J.P. and Wolf, M., Weak convergence of dependent empirical measures with application to subsampling in function spaces. J. Stat. Plann. Infer., 1999, 79, 179 – 190.
- 【45】Politis, D.N. and Romano, J.P., The stationary bootstrap. J. Am. Stat. Assoc., 1994, 89, 1303 – 1313.
- 【46】Post, T., Empirical tests for stochastic dominance efficiency. J. Financ., 2003, 58, 1905 – 1932.
- 【47】Seyhun, H.N., Can omitted risk factors explain the January effect? A stochastic dominance approach. J. Financ. Quant. Anal., 1993, 28, 195 – 212.
- 【48】Shiller, R.J., Irrational Exuberance, 2000 (Princeton University Press: Princeton, NJ).
- 【49】Shiller, R.J., Irrational Exuberance: Revised and Expanded Third Edition, 2015 (Princeton University Press: Princeton, NJ).
- 【50】Shiryaev, A.N., Zhitlukhin, M. and Ziemba, W.T., When to sell Apple and the NASDAQ? Trading bubbles with a stochastic disorder model. J. Portfolio Manage., 2014, 40, 54 – 63.
- 【51】Wurgler, J. and Zhuravskaya, E., Does arbitrage flatten demand curves for stocks? J. Bus., 2002, 75, 583 – 608.

第二部分：原文献翻译在 A 股的相关实证分析研究

1、A 股实证细节介绍

根据原文的思想，我们结合 A 股进行实证分析，以中信一级行业作为择时标的，构建基于泡沫理论的 A 股行业选择模型。相关细节如下：

1、时间窗口：模型回测的时间窗口为 2005 年 1 月 7 日-2021 年 4 月 30 日。

策略的时间窗口为 2006 年 3 月 31 日-2021 年 4 月 30 日；

2、策略细节：

周频发出信号，如果持有某个行业，那么当周五收盘价买入，下周五收

盘价卖出；如果某一期持有多个行业，那么持有的行业等权分配；如果某一期没有行业买入，则买入 wind 全 A。在此基础上形成 PSY 策略。结合原文对 PSY 的改进，我们进一步也构建了 MBI 策略；

- 3、基准：我们以 wind 全 A 作为对比的基准，基准策略我们称之为 BM(Bench Mark)；
- 4、其他：WildBootstrap 仿真次数设置为 500 次、ADF 检验置信水平设置为 90%；

2、实证分析结果展示

从实证分析的结果来看，MBI、PSY、BM 三个策略的表现依次为：MBI>PSY>BM，具体结果如下：

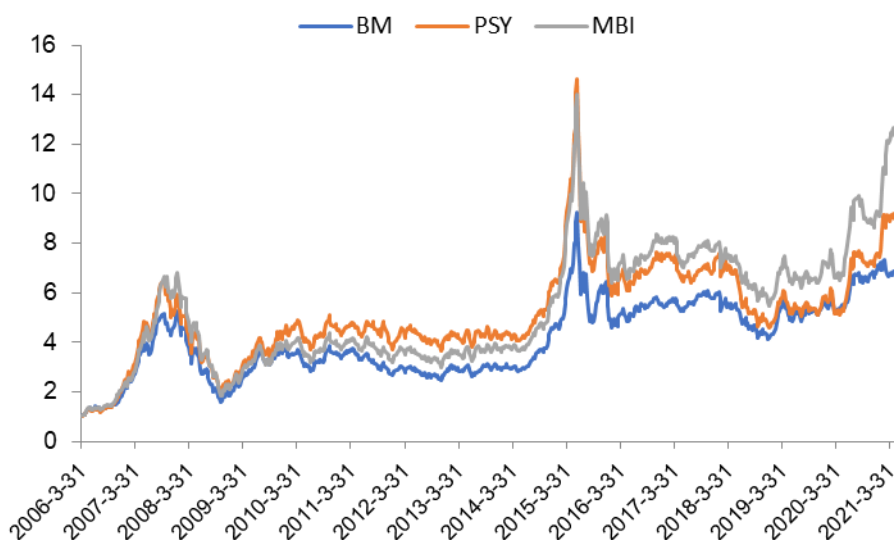
- 1、考察期间，BM 基准年化收益率 13.31%，而 PSY 策略年化收益率 15.33%，MBI 策略年化收益率 20.22%。从风险收益比的角度来看，也是 MBI 最优；
- 2、分年度来看，MBI 相对于 PSY 的胜率达到了 50%，相对于 BM 的胜率达到了 75%，改进有效性较为明显。

图表 13、BM、PSY、MBI 策略收益

策略	年化收益率	最大回撤率	风险收益比
BM	13.31%	55.08%	0.488
PSY	15.93%	68.77%	0.556
MBI	20.22%	60.99%	0.761

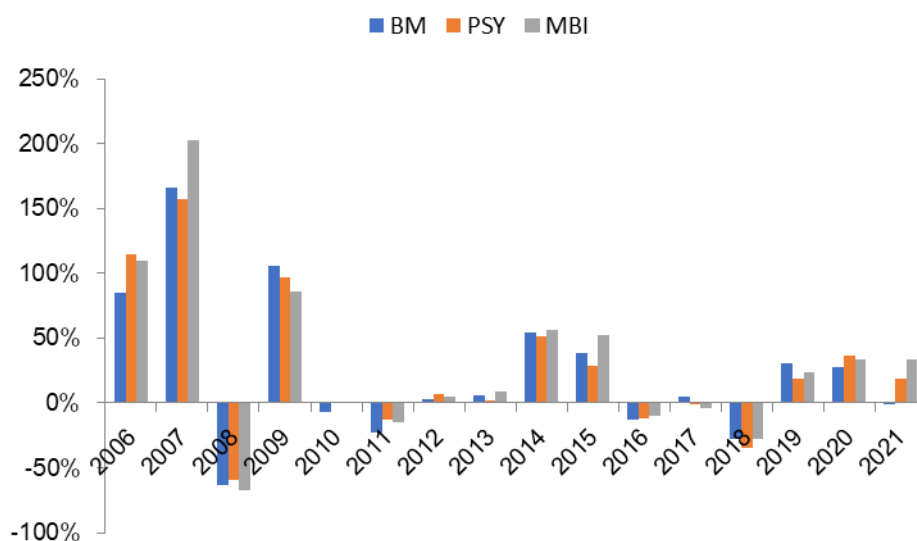
资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 14、BM、PSY、MBI 净值曲线



资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 15、BM、PSY、MBI 策略分年度收益（一）



资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

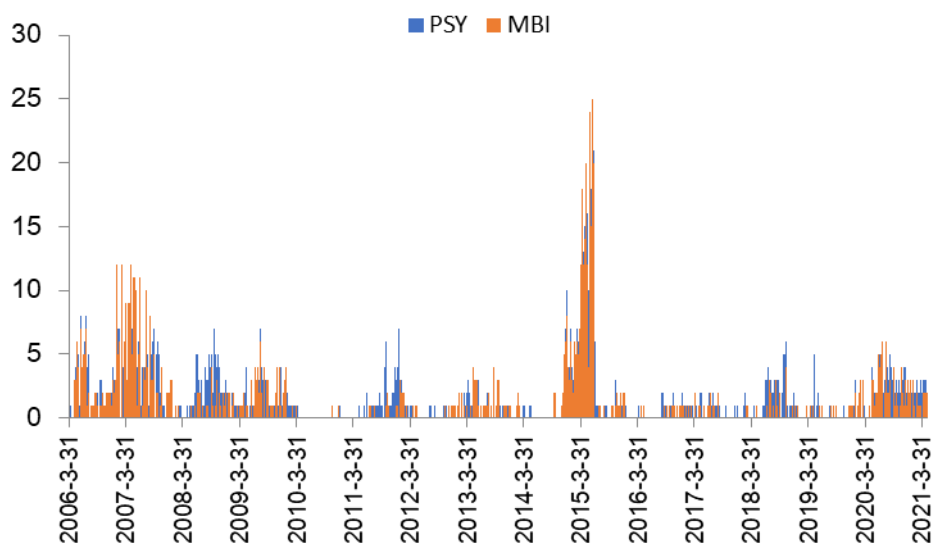
图表 16、BM、PSY、MBI 分年度收益（二）

年度	BM	PSY	MBI
2006	85.10%	114.79%	109.39%
2007	166.21%	156.91%	202.72%
2008	-62.92%	-59.41%	-66.99%
2009	105.47%	97.08%	85.58%
2010	-6.88%	1.33%	0.03%
2011	-22.42%	-12.71%	-15.23%
2012	3.16%	7.01%	4.68%
2013	6.00%	1.72%	8.41%
2014	53.87%	51.57%	55.84%
2015	38.50%	28.28%	51.97%
2016	-12.91%	-11.65%	-9.60%
2017	4.93%	-1.14%	-3.73%
2018	-28.25%	-35.17%	-27.33%
2019	30.96%	19.06%	23.76%
2020	27.60%	36.10%	33.93%
2021	-1.10%	18.68%	33.42%

资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

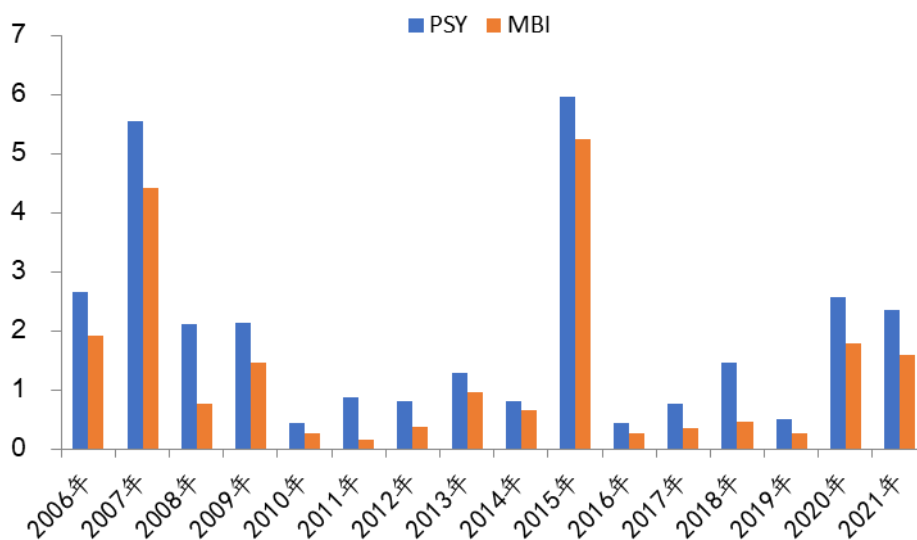
我们对 PSY 以及 MBI 策略的特点进行了一些统计分析。首先我们观察两个策略历史上每周买入的行业数目趋势（参见图表 17），从结果来看：在 2007-2008 年以及 2015 年的牛熊市期间，PSY 以及 MBI 买入行业数目达到高峰，这也比较契合经验认知。

图表 17、PSY、MBI 每周买入行业个数



资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 18、PSY、MBI 一年中每周买入行业个数均值



资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

我们以 MBI 为例，统计不同行业的泡沫特征。钢铁、商贸零售、石油石化、机械、基础化工是出现泡沫次数最多的行业，分别出现 49、31、31、27、25 次；而从每次泡沫持续的时间角度来讲，房地产、医药、计算机、机械、纺织服装则是排名前五的行业（这里面排除轻工制造，因其仅仅发生过一次泡沫），持续周数分别达 3.9、3.4、2.9、2.6、2.5 周。

图表 19、PSY 策略各行业泡沫统计

中信一级行业	累计泡沫个数	泡沫周期均值	最小周数	最大周数
钢铁	48	2.67	1	13
传媒	38	1.84	1	10
基础化工	31	1.90	1	7
有色金属	28	2.36	1	7
商贸零售	27	3.70	1	21
石油石化	26	2.85	1	13
电力及公用事业	23	1.48	1	3
机械	23	3.83	1	12
煤炭	23	2.13	1	6
建材	19	1.21	1	2
汽车	18	2.28	1	7
农林牧渔	16	1.50	1	2
电子	15	2.07	1	8
通信	15	2.47	1	12
建筑	14	3.57	1	12
电力设备及新能源	13	3.54	1	21
计算机	12	3.83	1	23
房地产	10	10.80	1	31
纺织服装	9	7.11	1	29
国防军工	9	5.11	1	14
消费者服务	9	9.33	1	50
家电	8	2.38	1	8
交通运输	7	2.71	1	5
医药	7	5.57	3	11
银行	7	7.29	1	45
综合	7	2.43	1	5
食品饮料	4	9.25	4	24
轻工制造	1	5.00	5	5
综合金融	0			
非银行金融	0			

资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 20、MBI 策略各行业泡沫统计

中信一级行业	累计泡沫个数	泡沫周期均值	最小周数	最大周数
钢铁	49	1.76	1	5
商贸零售	31	1.90	1	12
石油石化	31	1.65	1	6
机械	27	2.63	1	11
基础化工	25	1.88	1	5
有色金属	25	1.88	1	6
消费者服务	23	2.30	1	7
传媒	22	1.23	1	3
电力及公用事业	22	1.41	1	3
房地产	21	3.90	1	12
煤炭	19	1.84	1	5
纺织服装	17	2.53	1	12
银行	17	1.47	1	4
汽车	16	2.06	1	7
国防军工	15	2.20	1	9
建筑	15	2.47	1	8
电子	14	1.64	1	6
计算机	14	2.86	1	8
电力设备及新能源	13	1.77	1	4
农林牧渔	13	1.31	1	2
通信	13	2.46	1	12
食品饮料	10	2.00	1	4
家电	8	1.63	1	4
建材	8	1.25	1	2
医药	8	3.38	1	7
综合	8	1.63	1	4
交通运输	5	1.40	1	2
轻工制造	1	5.00	5	5
综合金融	0			
非银行金融	0			

资料来源：Wind，聚源，兴业证券经济与金融研究院整理

通过 A 股的实证分析，我们验证了泡沫理论在 A 股的有效性。后续我们将继续关注该领域的研究，希望能有更加好的效果。

风险提示：文献中的结果均由相应作者通过历史数据统计、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。

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圳成指为基准，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。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方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利差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/或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	地址：北京西城区锦什坊街35号北楼601-605	地址：深圳市福田区皇岗路5001号深业上城T2座52楼
邮编：200135	邮编：100033	邮编：518035
邮箱：research@xyzq.com.cn	邮箱：research@xyzq.com.cn	邮箱：research@xyzq.com.cn