

投资者面临泡沫的理性行为： 抛售、旁观还是骑乘？*

陈国进^{1 2} 马 柯²

(1. 厦门大学王亚南经济研究院 361005; 2. 厦门大学金融系 361005)

内容摘要：关于投资者面临泡沫时的行为，学术界存在截然不同的三种观点：抛售、旁观和骑乘。本文构建了一个仅需基本信息的、适用于一般投资者的泡沫识别模型，以1996年5月至2010年12月的数据为样本识别泡沫，在此基础上分析泡沫期之后的崩溃风险，并测算投资于泡沫期之后的超额收益，探寻当期识别到泡沫与下一期标准化的超额收益之间的关系。结果表明，崩溃与泡沫没有必然联系，投资者面临具有极端收益的泡沫时的理性行为是骑乘泡沫。

关键词：泡沫 理性行为 骑乘 崩溃 超额收益

中图分类号：F832.5 文献标识码：A 文章编号：1005-1309(2012)03-0084-009

一、引言

从金融市场的早期开始，投资者就已认识到阶段性的泡沫以及随之而来的崩溃。著名的例子包括18世纪的南海泡沫，20世纪20年代以及几年前的网络泡沫。近的例子包括2008年我国证券市场受美国次贷危机影响，上证指数从6124点一路下挫，市值一度跌去近四分之三，使投资者损失惨重。因此，研究和分析中国证券市场中投资者在面临泡沫时的理性行为具有积极的现实指导意义。

资产价格泡沫方面的理论文献就投资者的理性选择有着矛盾的结论。有效市场假说(EMH)预测理性投资者会卖出资产导致泡沫的破灭。对于套利者的限制理论提出理性投资者不应当对错误定价进行主动交易。Shleifer和Vishny(1997)^[26]表明信息不充分的套利者面临资本限制以及有限的视野，因此他们不会在存在噪声交易者风险时对错误定价进行交易。而De Long et al.(1990b)^[18]以及Abreu和Brunnermeier(2003)^[18]提出投资者在发现泡沫时应当主动增加他们持有的证券。

为了克服理论上的分歧，本文从实证视角，系统性地分析了一般投资者在观察到资产经历泡沫时该采取何种策略。本文的分析基于历史数据，去除了理论模型过多的特定假设，通过实证研究揭示理论预测的正确与否。

本文研究方法的核心在于采用了一种可应用于真实环境的泡沫识别方法，它与Campbell和

收稿日期：2012-01-13

* 基金项目：本文是国家自然科学基金“我国股市泡沫识别和投资者骑乘泡沫行为研究”(71071132)阶段性研究成果。

Shiller(1987)^[15]提出的方法不同,并不需要很长时间序列的数据。相反,其只需用各个时点可以获得的关于资产收益率的基本信息。因此,一个真实的投资者可以运用它来识别泡沫。由于泡沫总是从特定的行业开始的,本文的分析对象为我国A股市场的13个行业。

泡沫识别的结果基于泡沫的两个主要特征:(1)资产价格的增长快于资产基础价值的增长;(2)资产价格的增长率经历了突然的加速。我们假设在以上两个条件都满足时,投资者得出存在泡沫的结论。基础价值的估计基于Fama-French(1993)^[21]三因素模型。同时,我们通过检测收益率是否存在结构性变动来确定资产价格增长率是否经历突然加速。

本文的研究结果表明,投资于泡沫之后的期间并不存在明显的崩溃风险,其超额收益在多数行业中显著大于投资于非泡沫期后。并且,下一期标准化的超额收益与当期识别到泡沫是明显正相关的。从而可以证明我国证券市场的投资者在面临具有极端收益的泡沫时的理性行为是骑乘泡沫。这一结论对于广大普通的投资者都是适用的,它既非限于特定的案例,也并不限于经验丰富的投资者。

本文将接下来的分析安排如下:首先,我们就以往的文献做简要回顾。其次,介绍如何识别泡沫。再次,我们在识别泡沫的基础上比较投资于是是否存在泡沫之后期间的崩溃风险,计算和对比二者的超额收益,并从总体上分析了下一期标准化超额收益与识别到泡沫的关系。最后,我们基于上述分析得出基本结论和政策含义。

二、文献回顾

Fama(1965)^[20]的有效市场假说(EMH)认为,在一个有效市场中,精明的投资者会通过套利交易消除错误定价。尽管理论上泡沫会被消除,但是现实中我们仍能感受到程度不一的泡沫。因而,一些学者探讨了错误定价存在的原因。De Long et al.(1990a)^[17]提出,噪声交易者会使价格变动到远离基础价值的价位,而资产价格无法回归基础价值的风险,或是两者差距变得更大的风险超过了通过套利能获得的潜在收益。他还指出,即便没有基础风险,对于风险厌恶型短视的的套利者,理想的选择仍然是不就价格偏差进行套利。对于有基础风险的资产,例如股权,即便是基于长期投资,投资者也不会就价格偏差进行交易而获利。Dow和Gorton(1994)^[19]进一步提出交易成本的概念,解释了在套利链没有破裂的前提下只有信息充分的交易者才会基于信息而获利。Shleifer和Vishny(1997)^[26]表明信息不充分的套利者面临资本以及投资期限的限制,因此他们不会在存在噪声交易者风险时对错误定价进行交易。Goldman和Slezak(2003)^[22]对对冲基金的研究也得出了相似的结论。

学者们解释了泡沫可能长期持续存在的原因,即理性与非理性投资者的行为会与经典理论所设定的投资行为相左。目前,泡沫期间投资者行为研究领域的理论和实证研究提供了各种对于投资者不同行为的证据。

Griffin et al.(2006)^[23]提出,机构投资者将骑乘泡沫,但是除了短期交易者之外的个人投资者将消除泡沫,并通过比较交易的方向与同期、滞后期收益分析了不同类型投资者在科技泡沫期间的交易行为。他们依据执行交易的经纪商对投资者进行分类,结果表明机构投资者、对冲基金以及短线交易者促使了泡沫的形成和破裂。这些市场参与主体与同期市场变动保持同向交易。然而,对冲基金以及短期交易者的交易受到滞后期市场收益的制约。其他个人投资者的交易行为,包括衍生品交易者受到更多的约束。基于Griffin et al.(2006)^[23]的结果,某些投资者骑乘泡沫而另一些主动进行反向交易。此外,Greenwood and Nagel(2007)^[24] and Dass et al.(2007)^[16]证明某些共同基金经理骑乘泡沫而另一些并非如此。

而由De Long et al.(1990b)^[18]提出的理论则预测理性投资者将主动投资于泡沫资产。他们

不会只对泡沫资产进行反向交易,相反会骑乘着泡沫价格使之偏离基础价格更远。Abreu 和 Brunnermeier(2003)^[12]提出了一个套利者存在同步风险时通过骑乘泡沫获得激励的模型。如果每个套利者自己不能使得泡沫破裂,那么将得出其他套利者也不可能破除泡沫的结论。因此他的理性选择是通过骑乘泡沫并从噪声交易者处获得收益。Temin and Voth(2004)^[27]发现,Hoare's 银行作为一个精明的投资者,充分意识到南海泡沫却仍积极主动地进行投资于其中。Brunnermeier and Nagel(2004)^[14]发现对冲基金在最近的互联网泡沫中依然投资于科技股。此外,基金经理可以计算崩溃来临的时间并因此通过骑乘泡沫获得丰厚的回报。Dass et al.(2007)^[16]认为共同基金经理的投资策略比对冲基金经理的更具差异性:某些会骑乘泡沫,而另一些则选择破除泡沫。而只要泡沫持续,骑乘泡沫的基金经理就能从中获利;但当泡沫破裂时,他们将遭遇巨额损失。Brunnermeier and Nagel(2004)^[14]证明四分之一的对冲基金经理一致地选择增持,直至泡沫顶端,而 Griffin et al.(2006)^[23]证明他们的交易会受到前一交易日收益的限制。潘越等(2011)^[9]以我国股市最新一轮泡沫周期(2006-2008年)为研究对象,通过实证分析得出我国基金经理的投资经验对其投资泡沫股票的行为具有显著影响的结论。但除此之外,国内还罕有针对泡沫期间投资者行为的相关研究。

与现有的实证研究相比,本文利用一个适用于一般投资者的模型系统地识别泡沫并分析了一般投资者面临泡沫时的理性策略。因此,我们的发现并不限于特定类型的投资者或是特定的泡沫期间,这种系统分析的方法让我们可以对上述相互矛盾的理论提供实证依据。

三、泡沫的识别

对于中国证券市场有效性的研究自从 20 世纪九十年代初就已开始,如龙小波、吴敏文(1999)^[8],徐家根、黄才伟(2000)^[11]等。近年来相关研究结论仍存在分歧,但争论焦点集中于我国证券市场是否达到弱有效(刘剑锋、蒋瑞波 2010^[7];李俊贤、梁朝晖 2009^[6])。可见我国证券市场与国外成熟市场相比,有效性依然较低。Campbell & Shiller(1987)^[15]利用贴现模型对证券市场泡沫进行测试,而这一方法需要巨大的信息集合。在当前中国证券市场有效性仍不高的情况下,假设一般的投资者能获得这一巨大的信息集合来识别泡沫恐怕并不合适。

虽然资产泡沫的定义在不同的理论模型中多有分歧,但泡沫的两个重要特征对于很多模型以及泡沫描述中都是非常普遍。第一,从早期的泡沫文献开始,泡沫就被界定为价格涨幅超过资产的基础价值。第二,泡沫代表了价格上涨的突然加速。Abreu 和 Brunnermeier(2003)^[12]使用的正是这两个特征来定义泡沫的。

在理论模型中,一个投资者若非收到资产经历泡沫的信号则具有泡沫存在的先验信息。由于我们旨在调查现实世界中不同理论预测的可信度,因而假设一般投资者只从公开信息中了解泡沫。此外,本文的结论应该适用于大量一般投资者而非极少数能负担得起大量时间和金钱以获取超额信息的精明套利者。因此,我们将公开的信息限制在过去的价格。那么,投资者将不能确定地识别泡沫:有时他可能错过泡沫而另一些时候他可能错误地相信泡沫存在。虽然本文的实时泡沫识别法将噪声交易者引入分析而削弱了我们的发现,但我们相信这更贴近真实的环境,因为投资者们都面临相似的不确定性。事实上,对于是否存在泡沫或过高的价格是否会向基础价值调整的争论表明,即便事后人们还是不能确定地识别泡沫。我们在 1% 的显著性水平下识别泡沫,因为能通过较低的显著性水平的检验代表程度更为严重的泡沫,而这将被更多的一般投资者所认同。

本文的泡沫识别方法旨在利用过去的价格信息捕捉泡沫的两个基本特征,采用 Fama and French 三因素资产定价模型计算基础价值的增长率。根据国内现有的研究,多数学者认为资本资产定价模型(CAPM)在我国资本市场定价中并不适用(陈小悦、孙爱军 2000^[3])。而对于三因素

模型的适用性,多数观点认为其适用于我国证券市场(王伟 2007^[10]),但也存在不同的结论。我们认为存在这些不同结论的原因主要有二,一是部分文献的实证采用的数据过短,二是部分文献构造的资产组合中的证券数量有限,因此结论的稳健性值得怀疑。崔多伦(2009)^[4]利用510家沪深两地A股上市公司1998年7月至2009年1月的数据验证了Fama and French三因素模型在我国证券市场的适用性。因此,本文采用三因素模型作为我国证券市场资产基础价值的估算模型。

为识别价格增长的突然加速,我们检测收益率是否发生结构性破坏。此外,为了确定资产价格增长快于基础价格,我们需要检验资产在出现结构性破坏之后是否存在显著为正的超额收益。与由Campbell and Shiller(1987)^[15]提出的方法和Brooks et al.(2005)^[13]提出的模型不同,本文的泡沫识别模型允许我们使用公开的、有限的过去价格信息,这对于投资者也是易得的。

具体地,我们参考Nadja Guenster et al.(2008)^[25]提出的识别泡沫的方法。

我们通过对以下模型的估计调查资产是否在 t 期经历泡沫:

$$r_{\tau} = \alpha_{\tau} + \beta f_{\tau} + \varepsilon_{\tau}, \quad \tau = t - T + 1 \dots t \quad (1)$$

r_{τ} 代表资产的超额收益, T 是估计窗口。向量 f_{τ} 代表风险因素向量,它代表了CAPM中包含的市场因素和Fama and French三因素模型中拓展了的SMB和HML因素。

我们的检验过程主要针对 α_{τ} 。为了捕捉泡沫的两个特征,我们将泡沫解读为:(i) α_{τ} 有结构性破坏,(ii) 在此之后 α_{τ} 是显著为正的。不存在泡沫的原假设要求 α_{τ} 在检验期内没有发生显著变化:

$$H_0: \alpha_{\tau} = \alpha_0 \text{ 对于所有的 } \tau \quad (2)$$

被择假设是我们观察到 α_{τ} 发生结构性变化。由于我们没有对于泡沫什么时候开始的先验信息,因此我们对不同的时点进行检验。正式的,我们将被择假设写作:

$$H_{1T}(\zeta): \alpha_{\tau} = \begin{cases} \alpha_1(\zeta) & \text{for } \tau = t - T + 1, \dots, t - \zeta \\ \alpha_2(\zeta) & \text{for } \tau = t - \zeta + 1, \dots, t \end{cases} \quad (3)$$

且要求 $\alpha_2(\zeta) > \alpha_1(\zeta)$ 。

$\alpha_1(\zeta)$ 对应检测期的第一部分, $\alpha_2(\zeta)$ 对应检测期的第二部分。我们对原假设 $\alpha_1(\zeta) = \alpha_2(\zeta)$ 进行Chow检验。同时,我们通过在检测期的第二部分添加虚拟变量进行回归,计算 t 统计量以检测 $\alpha_2(\zeta)$ 是否显著大于 $\alpha_1(\zeta)$ 。接下来,再利用 t 统计量检测 $\alpha_2(\zeta)$ 是否显著大于零。如果这两个标准都满足,我们可以得出资产在当期正经历泡沫的结论。由于我国证券市场成立时间较晚,所能取得的十三个行业收益率的数据从1996年5月至2010年12月(采掘业在1996年5月前没有相应的上市公司)。我们将69个月度数据作为一个估计窗口 ζ 取作35。这是由于我国证券市场中三因素模型的结构在短期比在长期中具有更高的稳定性(邓长荣、马永开 2006 [5]),因此我们对第一段期间使用34个数据回归,对第二段期间使用35个数据回归(因为第二段期间估计时需要多加入一个虚拟变量),这样设计可以使(3)式的检验前后两部分都具有至少30个自由度,满足回归分析需要大样本的最低要求,也可以使我们检测更多的期间是否存在泡沫,减小偶然性的偏差。

四、投资者面临泡沫的理性行为分析

(一) 样本选择和数据来源

根据研究需要,本文使用由Fama and French(1993) [21]建立的资产定价模型,对于我国A股市场的13个行业进行分析。数据包括从1996年5月至2010年12月的月度流通市值加权收益率、三因素模型数据和无风险利率。全部数据来源于锐思数据库(www.resset.com.cn),其中收益率已进行对数化处理。识别泡沫的显著性水平为1%。表1对行业收益提供了描述性统计。行业

月度平均收益是 1.09% 每年, 标准差是 10.13%。最小值和最大值表明某些行业经历了极端收益。我们进一步调查发现所有行业收益率的最小值发生在 2008 年, 并且几乎都在 2008 年 10 月前后, 这是受到美国次贷危机的影响。而行业收益率的最大值几乎全部发生在 1996 年和 2007 年的两次大牛市中。文中的数据处理和统计分析利用 stata10.0 和 Eviews5.0 完成。

表 1 行业收益率的描述性分析

行业	开始时间	样本数	均值	标准差	偏度	峰度	最小值	最大值
采掘	1996.05	176	0.0136	0.1071	-0.231	1.660	-0.4045	0.3439
制造	1996.05	176	0.0127	0.0947	-0.221	1.350	-0.3271	0.3045
电力、煤气及水的生产和供应	1996.05	176	0.0107	0.0935	0.012	1.142	-0.2523	0.3208
建筑	1996.05	176	0.0059	0.0965	0.205	0.817	-0.2451	0.3361
交通运输、仓储	1996.05	176	0.0094	0.0909	-0.234	1.706	-0.3411	0.2753
信息技术	1996.05	176	0.0107	0.1022	0.419	3.050	-0.3038	0.4856
批发和零售贸易	1996.05	176	0.0126	0.0974	-0.139	1.200	-0.3400	0.3217
金融、保险	1996.05	176	0.0119	0.1089	0.390	1.318	-0.3313	0.3577
房地产	1996.05	176	0.0104	0.1051	0.097	0.451	-0.2908	0.3170
社会服务	1996.05	176	0.0108	0.0969	0.149	1.853	-0.3466	0.3575
传播与文化产	1996.05	176	0.0107	0.1156	0.027	1.459	-0.3533	0.3912
综合类	1996.05	176	0.0105	0.1074	0.109	1.455	-0.3038	0.3724
小计	1996.05	2112	0.0109	0.1013	0.066	1.432	-0.4045	0.4856

(二) 泡沫识别结果

我们运用上述的泡沫识别方法利用我国 A 股市场 1996 年 5 月至 2010 年 12 月的数据, 对 2002 年 1 月至 2010 年 12 月的 108 个月份进行了泡沫识别。

表 2 展示了不同显著性水平下泡沫识别的基本情况。对比泡沫期后的平均收益和非泡沫期的平均收益, 可以发现, 在全部识别到泡沫的 12 个行业中有 9 个的泡沫期后收益率大于非泡沫期后的。也就是说, 大部分行业的泡沫期后的收益率大于非泡沫期后的。

但是由于没有考虑风险因素, 因此这一发现并不足以得出投资者是否该抛售、旁观或是骑乘的结论。投资者理性行为的确定应基于是否获得正的超额收益来判断。

表 2 泡沫识别的结果

行业	泡沫期数	非泡沫期数	泡沫期后平均收益	非泡沫期后平均收益
农林牧渔	0	108	-	0.0094
采掘	63	45	0.0183	0.0076
制造	66	42	0.0090	0.0212
电力、煤气及水的生产和供应	51	57	-0.0126	0.0152
建筑业	25	83	0.0115	0.0038
交通运输、仓储	60	48	0.0004	0.0146
信息技术	34	74	0.0384	-0.0068
批发和零售贸易	47	61	0.0147	0.0099
金融、保险	37	71	0.0151	0.0110
房地产	49	59	0.0096	0.0085
社会服务	33	75	0.0259	0.0043
传播与文化产	26	82	0.0221	0.0047
综合类	29	79	0.0271	0.0026

(三) 投资于泡沫期后的崩溃风险

虽然前面的结果表明,多数行业在识别到泡沫后的收益率较大,但是这可能使投资者面临泡沫崩溃的风险,因此我们考察投资于泡沫期后是否与遭遇崩溃有必然的联系。

我们将崩溃定义为显著大的负收益。具体地,我们计算每一个行业每一期标准化的超额收益,如果这个值低于给定的门限值 -1.65 (标准正态分布 10% 显著性水平的分位数),那么就认定该期为崩溃期。这与 Nadja Guenster(2008) [25] 的定义方法是类似的。

崩溃的识别结果列示于表 3 中。对照泡沫识别的结果,我们可以计算每个行业崩溃发生在泡沫期后的比例。具体地,在识别到的所有 13 次崩溃中,仅在采掘业和交通运输、仓储业的泡沫期后各发生一次,占全部崩溃的 15.38%。而另外的 11 次均发生在非泡沫期后,占比 84.62%。这一结果可以初步证明,投资于泡沫期后并不意味着比投资于其他期更大的崩溃风险,泡沫与之后发生崩溃二者在我国证券市场并无明显的必然联系。

表 3 泡沫期后崩溃发生的概率

行业	崩溃期数	发生在泡沫期后的崩溃数	崩溃发生在泡沫期后的概率	崩溃未发生在泡沫期后的概率
农林牧渔	6	0	0.00%	100.00%
采掘	1	1	100.00%	0.00%
制造	0	-	-	-
电力、煤气及水的生产和供应	0	-	-	-
建筑业	1	0	0.00%	100.00%
交通运输、仓储	1	1	100.00%	0.00%
信息技术	0	-	-	-
批发和零售贸易	0	-	-	-
金融、保险	0	-	-	-
房地产	0	-	-	-
社会服务	0	-	-	-
传播与文化产	3	0	0.00%	100.00%
综合类	1	0	0.00%	100.00%
合计	13	2	15.38%	84.62%

(四) 泡沫期后的超额收益

我们利用 $\eta_{t+1} = r_{t+1} - \beta f_{t+1}$ 计算泡沫各期的超额收益,利用超额收益的标准差来衡量超额收益的波动,并分别计算三个显著性水平下各行业的 t 统计量,利用 10% 显著性水平下的分位数 1.29 作为是否显著的临界值。具体结果列示于表 4。

从表 4 中可以看出,所有识别到泡沫的 12 个行业在识别到泡沫后的超额收益大于未识别到泡沫期后的,并且其中有 8 个行业的泡沫期后超额收益在 10% 的显著性水平下是显著大于非泡沫期后的,仅有 4 个行业的不显著。由此,可以认为投资者在识别到泡沫时,由于大多数行业在识别泡沫后的超额收益均显著大于投资于未识别到泡沫后的期间,因此骑乘泡沫是投资者面临泡沫时的理性行为。

表 4 泡沫期后各行业的超额收益

行业	泡沫期后的 平均超额收益	泡沫期后 超额收益波动	非泡沫期后的 平均超额收益	非泡沫期后 超额收益的波动	t 统计量	平均收益是否 有显著差异 (临界值 1.29)
农林牧渔	-	-	0.0023	0.0982	-	无法判断
采掘	0.0504	0.0677	0.0349	0.0535	1.3234	显著大
制造	0.0456	0.0701	0.0412	0.0487	0.3867	不显著
电力、煤气及水的 生产和供应	0.06396	0.059069	0.031767	0.042891	3.186723	显著大
建筑业	0.0815	0.0805	0.0293	0.0616	2.9362	显著大
交通运输、仓储	0.0423	0.0589	0.0366	0.0354	0.6092	不显著
信息技术	0.0634	0.0652	0.0301	0.0373	2.7406	显著大
批发和零售贸易	0.050162	0.064162	0.037833	0.050877	1.073353	不显著
金融、保险	0.0778	0.0821	0.0372	0.0551	2.6791	显著大
房地产	0.0635	0.0657	0.0392	0.0493	2.1171	显著大
社会服务	0.0579	0.0891	0.0325	0.0490	1.5185	显著大
传播与文化产	0.0622	0.1018	0.0383	0.0868	1.0602	不显著
综合类	0.0813	0.0834	0.0365	0.0548	2.6449	显著大

(五) 超额收益与泡沫的关系

在前一部分中 我们得出在多数行业中投资于识别到泡沫之后期间的超额收益超过投资于未识别到泡沫后的超额收益。为了确认模型的正确性 我们进一步估计一个包含了前期崩溃和泡沫特征的更为扩展的模型。投资者可以使用这种分析方法对未来的超额收益进行预测。

我们利用 $\eta_{i,t+1} = \eta_{i,t} / \sigma_{i,t+1}$ 计算每一期的标准化超额收益。在此基础上 我们借鉴 Nadja Guenster(2008)^[25] 提出的多元回归模型:

$$\eta_{i,t+1} = \delta_c + \delta_1 B_{it} + \delta_2 C_{it} + u_{it} \quad E[u_{i,t+1}] = 0$$

$$\text{和 } \eta_{i,t+1} = \delta_0 + \delta_1 B_{it} + \delta_3 \text{STRENGTH}_{it} + \delta_4 \text{LENGTH}_{it} + \delta_5 C_{it}(1 - B_{it}) + \delta_6 C_{it} B_{it} + u_{it}$$

进行多元回归分析并根据 t 统计量和 \bar{R}^2 选择最优模型。其中 B_{it} 为是否识别到泡沫的虚拟变量。 C_{it} 为是否发生崩溃的虚拟变量。当第 t 期的标准化超额收益低于 -1.65 时 我们定义其发生崩溃 则 C_{it} 等于 1; 否则 C_{it} 等于 0。 STRENGTH_{it} 是代表泡沫强度的变量 我们将其定义为泡沫识别过程中 Chow 检验的 F 值。不难发现 F 值越大 收益率发生结构破坏的程度越大 因此可以认为发生的泡沫强度越大。 LENGTH_{it} 代表泡沫持续期的长度。我们在识别到泡沫后开始计数 并将其定义为泡沫的长度。通过 t 统计量和 \bar{R}^2 的比较 多元回归模型的最优结果如下:

$$\eta_{i,t+1} = 0.393 + 0.149B_{it} - 2.837C_{it}(1 - B_{it}) - 2.616C_{it}B_{it}$$

(16.97) (3.97) (-13.04) (-5.69)

$$R^2 = 0.1485, \bar{R}^2 = 0.1465, F = 74.41, DW = 1.88$$

上述回归结果表明 下一期标准化的超额收益与当期识别到的泡沫呈显著的正相关关系 与是否识别到泡沫后的崩溃均呈显著的负相关关系。因此 其进一步确认了投资者在识别到泡沫后的理性行为是骑乘泡沫。

五、基本结论与政策含义

(一) 实证结果

上述实证结果表明 在我国的证券市场 泡沫期之后的投资并不意味着更大的崩溃风险。并

且多数行业的泡沫期之后的超额收益显著大于投资于非泡沫期之后的超额收益,且当期识别到的泡沫与下一期标准化的超额收益呈正相关关系,因此我们可以认为我国证券市场的投资者在面临泡沫时的理性策略是骑乘泡沫。通俗地说,当市场中一般投资者意识到当前已处于严重的泡沫期时,其理性行为是追加投资,即骑乘泡沫。这种投资行为既不存在显著的崩溃风险,还很可能为投资者带来显著的超额收益。以1%显著性水平识别泡沫的分行业的具体结论在表5中予以归纳。同时,从总体上看,泡沫与之后的超额收益是呈显著正相关的。并且,我们还可以证明,随着识别泡沫的显著性水平降低(如取0.5%或0.1%),识别到的泡沫数量将减少,骑乘泡沫策略的效果将更为显著。这一结论并不只适用于有特殊信息的精明套利者或是具有正反馈效应的理性投资者,而是在我们界定的泡沫识别方法下对于一般的投资者都是适用的。

表5 1%显著性水平下不同行业间投资者的理性行为

投资者面临泡沫的理性行为	抛售	旁观(4个行业)	骑乘(8个行业)
行业	无	制造、交通运输与仓储、批发和零售贸易、传播与文化产业	采掘、电力煤气及水的生产和供应、建筑、信息技术、金融保险、房地产、社会服务、综合类

(二) 理论解释与政策含义

对投资者骑乘泡沫的动机进行解释的理论包括 De Long et al. (1990b)^[18]的噪音交易者风险理论和 Abreu and Brunnermeier(2003)^[12]的一致性风险理论。它们分别从噪音交易者的市场情绪和套利者的过度自信角度进行分析,得出投资者会骑乘泡沫的结论。

就我国证券市场的实际情况来看,一方面,我国噪声交易者的情绪化倾向较欧美成熟市场更为严重^[2]。同时,相对于发达国家的成熟市场,我国证券市场个人投资者参与程度更高,投资者的受教育水平、收入水平、职业、年龄以及经历存在更大差异,即更大的异质个人信息,加之我国目前卖空机制门槛依然很高,这反映到证券投资行为上,必然导致证券价格的非理性上涨由对市场持乐观态度的部分投资者推动^[1]。因此,我国证券市场噪声交易者的情绪化、异质信念和卖空机制的高门槛共同造成投资者骑乘泡沫的动机。

基于此,本文的政策含义在于:首先,应注意到现阶段有效市场假说关于精明的投资者会通过套利消除错误定价的论断在我国证券市场并不成立,投资者具有骑乘泡沫的动机。其次,如果要消除投资者骑乘泡沫的动机,应当在合适时机进一步降低融资融券门槛,使卖空机制切实发挥作用。再次,从长远看,除了继续加强投资者教育,还应重视投资者预期管理,并从制度层面继续规范信息披露,严惩内幕交易,不断提高市场有效性。□

参考文献:

1. 陈国进,张贻军,王景. 异质信念与盈余惯性—基于中国股票市场的实证分析[J]. 当代财经, 2008(7): 43-48.
2. 陈国进,张贻军,刘淳. 机构投资者是我国股市暴涨暴跌的助推器吗? [J]. 金融研究, 2010(11): 45-59.
3. 陈小悦,孙爱军. CAPM 在中国股市的有效性检验[J]. 北京大学学报, 2000(4): 28-37
4. 崔多伦. 中国股票市场三因素定价模型的实证研究[D]. 北京:北京大学, 2009.
5. 邓长荣,马永开. 中国证券市场三因素模型敏感系数稳定性和可测性研究[J]. 电子科技大学学报(社科版), 2006(3): 80-84.
6. 李俊贤,梁朝晖. 中国证券市场有效性的检验研究[J]. 经济研究导刊, 2009(33): 58-59.
7. 刘剑锋,蒋瑞波. 中国证券市场弱有效性检验—来自收益率方法比的证据[J]. 金融理论与实践, 2010(4): 83-87.
8. 龙小波,吴敏文. 证券市场有效性理论与中国证券市场有效性实证研究[J]. 金融研究, 1999(3): 53-58.

9. 潘越 戴亦一 陈梅婷. 基金经理的投资经验、交易行为与股市泡沫[J]. 中国工业经济, 2011, (1): 120 - 129.
10. 王伟. 三因素模型在中国资本市场的有效性研究[D]. 成都: 西南财经大学, 2007.
11. 徐家根, 黄才伟. 对我国证券市场有效性的检验[J]. 财经科学, 2000, (4): 37 - 40.
12. Abreu, D. and Brunnermeier, M. K. (2003). Bubbles and crashes [J]. *Econometrica* 71(1): 173 - 204.
13. Brooks, C. and Katsaris, A. (2005). A three - regime model of speculative behaviour: Modelling the evolution of the S&P 500 Composite Index [J]. *Economic Journal*, 115: 767 - 797.
14. Brunnermeier, M. K. and Nagel, S. (2004). Hedge funds and the technology bubble [J]. *Journal of Finance* 59(5): 2013 - 2040.
15. Campbell, J. Y. and Shiller, R. J. (1987). Cointegrating and tests of present value models [J]. *Journal of Political Economy* 95(5): 1062 - 1088.
16. Dass, N., Massa, M., and Patgiri, R. (2007). Mutual funds and bubbles: The surprising role of contractual incentives [J]. *Review Of Financial Studies*, forthcoming.
17. De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H., and Waldmann, R. J. (1990a). Noise trader risk in financial markets [J]. *Journal of Political Economy* 98(4): 703 - 738.
18. De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H., and Waldmann, R. J. (1990b). Positive feedback investment strategies and destabilizing rational speculation [J]. *Journal of Finance* 45(2): 379 - 95.
19. Dow, J. and Gorton, G. (1994). Arbitrage chains [J]. *Journal of Finance* 49(3): 819 - 849.
20. Fama, E. F. (1965). The behavior of stock market prices [J]. *Journal of Business* 38(1): 34 - 105.
21. Fama, E. F. and French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds [J]. *Journal of Financial Economics* 33(1): 3 - 56.
22. Goldman, E. and Slezak, S. (2003). Delegated portfolio management and rational prolonged mispricing [J]. *Journal of Finance* 58(1): 283 - 311.
23. Griffin, J. M., Harris, J. H., and Topaloglu, S. (2006). Who drove and burst the tech bubble? Working Paper, Queen's University.
24. Greenwood, R. and Nagel, S. (2007). Inexperienced investors and bubbles. Working Paper, Harvard Business School and Stanford University.
25. Nadja Guenster, Eric Kole, and Ben Jacobsen (2008). Riding Bubbles. Working paper, Maastricht University, Erasmus University and Massey University.
26. Shleifer, A. and Vishny, R. (1997). The limits of arbitrage [J]. *Journal of Finance* 52(1): 35 - 55.
- Greenwood, R. and Nagel, S. (2007). Inexperienced investors and bubbles. Working Paper, Harvard Business School and Stanford University.
27. Temin, P. and Voth, H. -J. (2004). Riding the South Sea bubble [J]. *American Economic Review* 94(5): 1654 - 1668.

Investors' Optimal Behavior Faced with Bubbles: Going short, Sidelineing or Riding?

Chen Guo-jin Ma Ke
(Xiamen University 361005)

Abstract: Academic opinions vary about investors' reaction when they are facing bubbles: going short, sidelineing or riding. This paper constructs a model to identify bubbles which only needs some basic information and is generalizable to many investors. Moreover, we compare the crash risk, calculate the abnormal return gained from the periods after bubbles, and analyze relationship between standardized abnormal return of the next period and the current bubble, using the data from March 1996 to December 2010. The result has shown that there is no necessary relation between bubble and crash and investors' optimal behavior is riding when they are facing bubbles with extreme return.

Keywords: Bubble Rational Behavior Riding Bubbles Crash Abnormal Return