

中国股市的崩盘系统性风险与 投资者行为偏好

刘圣尧 李怡宗 杨云红

(北京大学光华管理学院, 北京 100871)

摘 要: 股价崩盘作为金融市场上普遍存在并且具有广泛影响力的极端现象,对股票的定价产生了至关重要的作用。本文主要研究我国股市中股票的崩盘系统性风险,研究发现:(1) 股票的崩盘系统性风险与预期收益率显著正相关,并且对冲组合可以获得 8.86% 的年化收益;(2) 投资者的博彩型股票偏好和吉祥数字偏好都会显著影响崩盘系统性风险与预期收益率之间的关系。本文的研究对于进行投资决策、风险管理以及理解投资者行为都具有参考意义。

关键词: 股价崩盘; 系统性风险; 投资者偏好

JEL 分类号: G11, G12, G14 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-7246(2016)02-0055-16

一、引 言

股价崩盘作为资本市场上的一种重要现象,不仅会给投资者带来极大的财富损失,同时也会严重影响整个市场的平稳运行。在美国股市“闪电崩盘”期间,超过 90% 的股票暴跌,股市市值当即蒸发数万亿美元,道琼斯指数创 1987 年股灾以来最大单日跌幅。如果崩盘风险无法通过投资组合实现充分分散化,那么这就是一种极端的系统性风险,投资者在进行投资决策或风险管理时应当予以充分考虑,同时监管部门也有必要谨慎关注并防范其进一步扩散。因此,崩盘风险的研究应受到来自市场投资者、风险管理者和监管部门的广泛关注。

崩盘风险作为一种金融市场上普遍存在并且具有广泛影响力的风险因素,是几乎所有市场参与者进行决策时重点关注的风险之一,对股票的定价产生了非常重要的作用。

收稿日期: 2015-04-29

作者简介: 刘圣尧,金融学博士,北京大学光华管理学院,Email: liushengyao@pku.edu.cn.

李怡宗,企业管理博士,教授,北京大学光华管理学院,Email: ytleee@gsm.pku.edu.cn.

杨云红,理学博士,教授,北京大学光华管理学院,Email: yhyang@gsm.pku.edu.cn.

* 本文感谢国家自然科学基金项目“资本市场中信息不对称与资产风险(71172027)”和“中国股票市场的流动性度量与交易成本管理(71172025)”资助。感谢匿名审稿人的宝贵意见。文责自负。

Rietz (1988)、Barro (2006) 以及 Gabaix (2012) 证明了对极端事件(Rare Disasters) 较敏感的资产具有更高的风险溢价,进而表明较高的股权溢价现象是对极端事件的风险补偿,Bollerslev and Todorov (2011) 通过实证支持了这一结论。而 Kelly and Jiang (2014) 也发现个股层面的崩盘事件对整体市场收益率具有很强的预测能力。另外,Ruenzi and Weigert (2013) 来自美国个股层面的证据表明,股票对市场崩盘的敏感程度越高,则同一时期的收益率往往越高,并且这种现象在不同国家的股票市场中都显著存在(Weigert 2013)。

本文将市场崩盘时个股出现崩盘的条件概率定义为崩盘系统性风险,这是一种个股的系统性风险^①,其数值越大表示个股对市场崩盘这种风险的暴露程度(或敏感程度)越高。该风险指标具有以下两点内涵:第一,该风险指标很可能是一种个股在市场极端情况下的系统性风险。因为市场发生崩盘往往意味着很多个股同时出现崩盘,投资者面临的崩盘风险很可能是难以分散的。Poon et al. (2004) 指出该指标表示一种资产对市场出现崩盘时系统性风险的暴露程度,而 Piplack and Straetmans (2010) 也认为这种极值相关性是决定金融市场系统性风险的关键因素之一。第二,该风险指标数值较大的股票应该具有较高的收益率。一方面,投资者往往是崩盘风险厌恶的(Bates 2008),因而将会对崩盘系统性风险较大的股票要求更高的回报率;另一方面,个人投资者往往只持有少数股票以及一只分散化的基金(Bali et al. 2014),如果这些股票对市场崩盘的暴露程度较高,那么投资组合在市场出现崩盘时的分散化程度将会大幅下降,投资者也应该要求更高的收益率作为风险补偿。因此,这种崩盘风险很可能是一种系统性风险,投资者将会对承担这种风险要求更高的收益率。于是,本文主要探讨了国内股票市场崩盘系统风险的状况,并希望研究这种风险与预期收益率的关系以及二者关系的影响因素。

相比于国外市场,中国股票市场中存在着股价暴跌事件频发(陈国进和张贻军,2009)、同涨同跌现象严重(陈梦根和毛小元 2007)、羊群效应突出(许年行等 2013)等重要特征,因而崩盘风险在中国股市更可能是一种无法充分分散的系统性风险,换言之,崩盘系统性风险在中国股市很可能会显著存在,并且显著影响了股票的收益率。此外,中国股市是一个以个人投资者为主体的订单驱动市场,这些投资者在投资行为上常常会表现出非理性的一面,如博彩型股票偏好(郑振龙和孙清泉 2013)、吉祥数字偏好(赵静梅和吴风云 2009)等。而这些具有不同偏好的投资者对待股价崩盘的态度也很可能不尽相同,进而会对崩盘系统性风险要求不同程度的溢价,因此投资者的行为偏好很可能会影响崩盘系统性风险与收益率之间的关系。因此,在中国股票市场中,深入研究崩盘系统性风险对于进行投资决策、风险管理以及进一步理解投资者行为都具有重要意义。

本文发现,在中国股市中崩盘风险是一种无法充分分散的系统性风险,通过对冲高低风险组合可以获得 8.86% 的年化收益,并且通过双变量分组法分别控制了现有文献的崩盘风险指标、公司特征指标以及交易特征指标后,这种崩盘系统性风险溢价依然不能被完

^① 这里需要明确个股系统性风险的概念:学术文献通常将个股对于系统性风险的暴露程度作为个股系统性风险,以 CAPM 模型 Beta 作为个股系统性风险的衡量指标。本文所讨论的崩盘系统性风险概念与此类似。

全解释,进一步使用 Fama - Macbeth 回归控制了常见的收益率预测变量和现有文献的崩盘风险指标后,结论依然成立,并且在熊市中投资者会对崩盘系统性风险要求更高的溢价。此外,本文还发现投资者的博彩型股票偏好和吉祥数字偏好都会对崩盘系统性风险与预期收益率之间的关系产生显著影响。

本文使用的极值相关性方法曾被广泛应用于研究不同市场之间崩盘风险的传染特征,除 Ruenzi and Weigert (2013) 外少有文献用其进行个股层面的议题研究。本文将这种方法引入到股票的崩盘系统性风险与预期收益率关系的研究中,相对于现有文献,本文的主要贡献在于以下三个方面:首先,本文给出了崩盘风险不可分散性的证据,证明了崩盘风险是中国市场上一种重要的系统性风险,并以此作为崩盘系统性风险能够被定价的基础。其次,本文研究了崩盘系统性风险对收益率的预测作用^②,并且分别对牛市和熊市两种不同的情况进行了检验,此外本文还进一步给出了崩盘系统性风险与风险价格(夏普比率)之间的关系。最后,本文分析了投资者博彩型股票偏好和吉祥数字偏好对崩盘系统性风险与预期收益率关系的影响,是对行为金融领域相关研究的补充。

本文的安排如下:第二部分介绍崩盘系统性风险指标,第三部分介绍样本和变量选择,第四部分是崩盘风险的不可分散性分析,第五部分研究崩盘系统性风险与预期收益率之间是否存在显著关系,第六部分研究投资者行为偏好对二者关系的影响,第七部分是结论。

二、崩盘系统性风险指标

本文参考 Poon et al. (2004) 将崩盘系统性风险定义为

$$\text{Crash} = \lim_{q \rightarrow 0} \Pr [F_i(R_i) < q | F_m(R_m) < q] \quad (1)$$

其中 R_i 和 $F_i(\cdot)$ 分别是个股的日收益率及其分布函数, R_m 和 $F_m(\cdot)$ 分别是市场的日收益率及其分布函数, q 是分位数。

该指标衡量的是在极端负收益率附近,个股伴随市场出现崩盘的概率,也表示个股崩盘对市场崩盘的暴露程度(或敏感程度)大小。不同的股票对于市场发生崩盘这种风险的暴露程度并不相同^③,有些股票经常跟市场一起崩盘、有些股票则很少跟市场一起崩盘。这意味着对崩盘系统性风险较低的股票,当市场崩盘时这类股票较少发生崩盘,因而持有这类股票可以更多地规避市场崩盘的风险;对于崩盘系统性风险较高的股票,往往会跟随市场一起崩盘,因而持有这类股票对于规避市场崩盘风险的作用就会大幅下降。

对于崩盘系统性风险指标(1)式的计算,具体处理过程如下:首先,本文参考 Poon et

^② Ruenzi and Weigert(2013) 研究的是崩盘敏感程度与同期收益率之间的关系。本文在回归模型设定时将崩盘系统性风险指标选择滞后一期,以表明该风险指标对收益率的预测作用,同时也避免了内生性问题,因此与 Ruenzi and Weigert(2013) 的处理方法和探讨议题有所区别。

^③ 这一点也可以从本文表1中看出,Crash 指标平均值为0.476,而最大值为0.902,分别表示当市场发生崩盘时个股也跟着崩盘的概率为47.6%和90.2%,因此不同股票的崩盘系统性风险有所不同。

al. (2004) 使用以下变换使得个股与市场的收益率具有相同的 Frechet 边际分布^④

$$T_i = -1/\log(1 - F_i(R_i)) \quad , T_m = -1/\log(1 - F_m(R_m))$$

其中 T_i 和 T_m 分别是对个股收益率 R_i 和市场收益率 R_m 进行变换。根据 Embrechts et al. (2002) 证明, 进行此变换后两个变量的相关性并不改变, 而进行变换的目的在于保留相关性的同时, 消除个股与市场收益率边际分布不同所产生的影响。于是, 崩盘系统性风险可以表示为

$$\text{Crash} = \lim_{t \rightarrow +\infty} \Pr[T_i > t \mid T_m > t] \quad (2)$$

其中 t 是临界点, 与 (1) 式中的分位数 q 对应。

然后, 本文参考 Poon et al. (2004) 提出的方法, 计算崩盘系统性风险指标。Poon et al. (2004) 认为 (2) 式表示的是 T_i 和 T_m 在极端值处的相关性, 可以通过极值相关性结构完备地描述这两个变量在极端值处的相关性形式和程度。当 (2) 式为零时, 表示 T_i 和 T_m 是渐进独立的, 当 (2) 式不为零时, 表示 T_i 和 T_m 是渐进相关的。极值相关性结构包括渐进独立性 (Asymptotically Independent) 和渐进相关性 (Asymptotically Dependent), 极值相关性结构的两个衡量指标定义如下:

$$AI = \lim_{t \rightarrow +\infty} \frac{2\log\Pr[T_m > t]}{\log\Pr[T_i > t, T_m > t]} - 1, AD = \lim_{t \rightarrow +\infty} \frac{\Pr[T_i > t, T_m > t]}{\Pr[T_m > t]}$$

其中 AI 指标衡量的是两个变量的渐进独立性, 且有 $-1 < AI \leq 1$, AD 指标衡量的是两个变量的渐进相关性, 且有 $0 \leq AD \leq 1$, AI 和 AD 提供了关于极值相关性结构的所有信息。崩盘系统性风险指标的非参数估计方法详见 Poon et al. (2004)。

三、样本与变量选择

(一) 样本选择

本文以 1999 年 1 月 1 日至 2014 年 9 月 30 日为样本区间, 选择中国 A 股上市公司为研究对象, 并按照以下标准进行筛选: (1) 考虑到金融类公司的资产负债结构与其他行业公司存在显著差异 (Fama and French, 1992), 本文剔除了金融行业公司; (2) 为了排除一些特殊股票的影响 (王茵田和朱英姿, 2011), 这里还剔除了 ST 股票的交易数据; (3) 此外, 本文还剔除了上市后首三个月的交易数据以及 2011 年及以后上市的公司, 以避免新上市股票价格异常行为 (潘莉和徐建国, 2011) 和上市时间较短导致回归可用数据较少的影响。本文股票收益率数据来自 CSMAR 数据库, 财务数据来自 RESSET 数据库。

(二) 变量选择

本文的研究对象是崩盘系统性风险指标, 此外还选取了与崩盘风险相关的常用指标作为解释变量, 包括负偏度系数、波动率比率、协偏度和下跌风险 Beta, 具体如下所述。

^④ 这里的变换与 Poon et al. (2004) 中的变换实质上是一致的, 只不过 Poon et al. (2004) 的例子是关于正尾部的变换, 而本文的变换是针对负尾部的变换。

1. 崩盘系统性风险

根据本文第二部分,崩盘系统性风险为

$$\text{Crash} = \lim_{q \rightarrow 0} \Pr [F_i(R_i) < q \mid F_m(R_m) < q]$$

并使用第二部分介绍的方法进行估计,其中分界点选取参考 Gabaix et al. (2006) 的建议,设定为收益率变量 T_m 尾部 5% 所对应的值。

这里使用第 $T-12+1$ 月至第 T 月的日收益率数据逐月滚动估计个股的崩盘系统性风险,主要有以下两点考虑:一方面,由于本文关心的是个股与市场出现极端负收益率的情况,如果估计区间太短,在这段时间内则没有足够多的极值观测 (Ang et al. 2006); 另一方面,由于崩盘风险是随时间不断变化的 (Gabaix 2012),如果估计区间太长,则指标无法及时反映出风险的变化情况。在稳健性检验部分,本文还讨论了不同的估计区间和分界点选择,发现结果并无明显变化^⑤。

2. 其他崩盘风险相关指标

本文参考 Chen et al. (2001) 以及许年行等 (2013) 的方法计算负偏度系数 (Ncskew) 和波动率比率 (Duvol),当其数值较大时表示崩盘风险越大。本文还借鉴 Harvey and Siddique (2000) 计算协偏度 (Coskew),并借鉴 Ang et al. (2006) 计算下跌风险 Beta (Downside) 作为崩盘风险的相关指标。

3. 控制变量

此外,本文还选取对股票横截面收益产生显著预测作用的其他变量作为控制变量,包括贝塔 (Beta)、公司规模 (Size)、账面市值比 (B/M)、历史 (上月) 收益率 (Pastret)、换手率 (Turnover)、非流动性 (Illiq)、历史最大日 (上月) 收益率 (Maxing)、特质波动率 (Idvol)。

四、崩盘风险的不可分散性

崩盘风险的不可分散性是崩盘系统性风险能够被定价的前提。如果崩盘风险可以通过投资组合实现充分分散,那么投资者就不会对承担崩盘系统性风险而要求更高的溢价,也就不需要再进一步研究崩盘系统性风险与预期收益率的关系了。因此,在研究崩盘系统性风险与预期收益率的关系之前,本文先对崩盘风险的不可分散性进行讨论。

以股票每年收益率分布的 5% 分位数作为判定该股票发生崩盘事件的分界点,计算每天市场上发生崩盘的股票占股票总数的比例。在 1999 年 1 月至 2014 年 9 月共计 3805 个交易日中,每个交易日平均只有 5.2% 的股票会发生崩盘,而在市场崩盘的交易日,这一比例将骤升至 42.5%,并且有 92 个交易日股票崩盘比例超过 50%,有 33 个交易日超过 70%,甚至有 4 个交易日超过 90% 的股票都出现崩盘。由此可见,市场崩盘的出现往

^⑤ 本文还对按崩盘系统性风险分组并分别持有 6 个月、12 个月和 24 个月,崩盘系统性风险指标估计数据使用周度数据,估计区间为 24 个月,以及分界点选取指数收益率尾部 10% 分位数的情况进行了稳健性测试,结论没有明显变化。

往意味着很多股票同时发生崩盘,因而这种崩盘风险可能是难以分散的。

为了进一步验证崩盘风险的不可分散性,本文通过构建投资组合的方法,研究投资组合多元化程度对崩盘风险的分散情况。本文以 1999 年以前已经上市的 757 只股票为例,通过不放回随机抽样的方式产生 30 种投资组合,分别包含 1、2、……、30 只股票。对于每种投资组合重复抽样 1000 次,分别计算每次抽样的平均收益率,然后参考 Hill (1975) 的方法估计出现崩盘的概率,并以这 1000 个概率的均值作为该种投资组合崩盘风险的度量。

图 1 显示了具有不同股票数量的投资组合的崩盘风险。可以发现,如果将股票收益率小于均值减 2 个标准差识别为崩盘事件,从使用 1 只股票构建投资组合到 10 只股票构建投资组合,崩盘风险从 6.41% 迅速下降至 3.35%,通过投资组合多元化分散了 47.74% 的风险。但随着股票数量的增加,崩盘风险的分散程度将不再明显。若以 3.2 个标准差作为识别崩盘的分界点也有类似结论,这表明投资者不能通过持有多元化的投资组合充分分散崩盘风险。

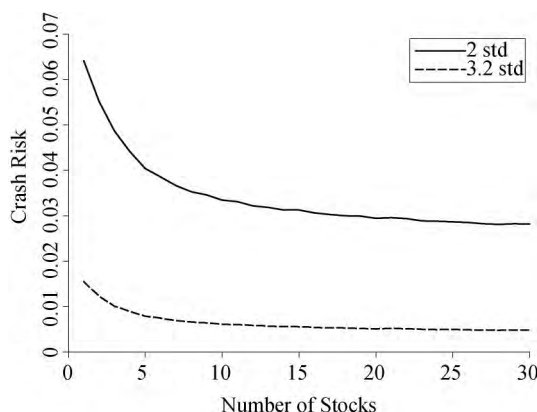


图 1 投资组合多元化对崩盘风险的分散程度

五、崩盘系统性风险与预期收益率

(一) 描述性统计

表 1 中 Panel A 是变量描述性统计,共计 194 886 个观测。可以发现,在中国股票市场上崩盘系统性风险平均值为 0.476,这意味着当市场出现崩盘时,对于任意一只股票有将近一半的概率也出现崩盘,这也间接说明崩盘风险很可能是一种难以分散的系统性风险。而崩盘系统性风险最小值为 0、最大值高达 90.2%,说明有些股票出现崩盘与市场崩盘不存在显著相关性(大约有 2.2% 的样本),而有些股票的崩盘与市场崩盘几乎每次都同时发生。Panel B 是对五种崩盘风险指标进行相关性分析。其中,与崩盘系统性风险相关性最高的是下跌风险 Beta,尚未超过 35%,而其他指标相关性均更低,说明该崩盘系统性风险指标所度量的崩盘风险维度与现有文献使用的崩盘风险指标有所不同。此外,负

偏度系数与波动率比率的相关性高达 88.1% ,这是由于二者度量的都是收益率的不对称程度 ,因此两个指标所包含的信息比较类似所致(刘圣尧等 2015) 。

表 1 描述性统计

Panel A 描述性统计分析						
	Mean	Min	P1	Median	P99	Max
Crash	0.476	0.000	0.000	0.477	0.734	0.902
Ncskew	-0.501	-4.434	-2.698	-0.438	1.134	2.424
Duval	-0.372	-2.109	-1.565	-0.363	0.766	1.303
Coskew	-2.182	-45.011	-17.018	-1.768	10.613	22.276
Downside	1.176	0.049	0.317	1.187	1.981	2.555
Panel B 相关系数分析						
	Crash	Ncskew	Duval	Coskew	Downside	
Crash	1	-0.091	-0.106	-0.125	0.345	
Ncskew		1	0.881	0.037	-0.068	
Duval			1	0.018	-0.053	
Coskew				1	-0.630	

(二) 分组检验

1. 单变量分组检验

按照第 T-1 月的崩盘风险指标从小到大平均分为 10 组 ,每组股票构成一个投资组合 ,计算第 T 月各投资组合的平均收益率 ,得到各个组合的月收益率时间序列 ,最后计算每个组合的平均月收益率以及高低风险对冲组合的差值 ,括号内为显著性检验 t 值 ,如表 2 所示。

表 2 单变量分组的投资组合收益率分析

Group	Crash	Ncskew	Duval	Coskew	Downside	SharpeRatio
Low	0.89%	1.20%	1.21%	1.63%	0.97%	0.076
2	1.27%	1.48%	1.39%	1.61%	1.35%	0.120
3	1.38%	1.35%	1.37%	1.66%	1.42%	0.125
4	1.43%	1.38%	1.52%	1.63%	1.52%	0.123
5	1.44%	1.42%	1.48%	1.49%	1.47%	0.123
6	1.39%	1.43%	1.41%	1.50%	1.57%	0.121
7	1.64%	1.56%	1.50%	1.35%	1.56%	0.144
8	1.64%	1.44%	1.46%	1.35%	1.54%	0.144
9	1.61%	1.59%	1.56%	1.21%	1.58%	0.142
High	1.60%	1.60%	1.55%	1.02%	1.46%	0.141
H-L	0.71% ***	0.40% ***	0.35% *	-0.61% **	0.50% *	0.188
t-value	(2.78)	(2.74)	(1.91)	(-2.35)	(1.86)	—

从表 2 看出,崩盘系统性风险 Crash 最低组到第二组月收益率从 0.89% 迅速上升至 1.27%,之后收益率继续比较稳定地上升,从最低组到最高组,月收益率共计提高 0.71%,并且此差值在 1% 的显著性水平上显著。因此,崩盘系统性风险溢价显著存在,这表明崩盘系统性风险越高,投资者要求的回报率也越高。并且,通过持有崩盘系统性风险最高组合并卖出最低组合可以获得 8.86% 的年化收益,这在五种崩盘风险指标中是最大的。而其他崩盘风险指标最高组与最低组收益率差异也都在 10% 的水平上显著。

表 2 最后一列还给出了按崩盘系统性风险分组投资组合的夏普比率。从最低组到最高组,夏普比率从 0.076 上升至 0.141,提高了接近一倍。这表明投资者对于承担更高的崩盘系统性风险,不仅会要求额外的风险溢价,而且还会要求更高的单位风险溢价^⑥。

2. 双变量分组检验

现有文献已经发现了一些崩盘风险指标和一些对收益率具有预测能力的指标,那么本文还需要研究的一个问题就是崩盘系统性风险的溢价是否会被这些变量所完全解释。本文采用双变量分组法,即每月按照控制变量从小到大分成 5 组,然后在各组内再按照崩盘系统性风险分成 5 组,构成 25 个投资组合,计算各个投资组合的平均收益率,最后计算各崩盘系统性风险投资组合的收益率均值。表 3 报告了在控制崩盘风险指标、公司特征指标或交易特征指标后双变量分组的结果。

表 3 二元变量分组检验的投资组合收益率分析

Panel A: 崩盘风险指标							
Variable	Low	2	3	4	High	H - L	t - value
Ncskew	1.22%	1.49%	1.50%	1.68%	1.74%	0.51% ***	(2.83)
Duval	1.22%	1.48%	1.53%	1.68%	1.71%	0.49% ***	(2.65)
Coskew	1.25%	1.45%	1.67%	1.61%	1.65%	0.41% **	(2.30)
Downside	1.23%	1.54%	1.56%	1.67%	1.64%	0.40% **	(2.39)
Panel B: 公司特征指标							
Variable	Low	2	3	4	High	H - L	t - value
B/M	1.31%	1.53%	1.47%	1.61%	1.73%	0.42% **	(2.39)
Size	1.24%	1.50%	1.48%	1.66%	1.74%	0.50% ***	(2.96)
Leverage	1.18%	1.65%	1.48%	1.71%	1.71%	0.53% ***	(2.75)
PE Ratio	1.19%	1.44%	1.48%	1.79%	1.73%	0.54% ***	(3.09)

⑥ 本文还使用 CAPM 模型、Fama - French 三因子模型进行风险调整,发现崩盘系统性风险最高组与最低组对冲后仍然有显著的超额收益率 Alpha,进一步表明投资者对承担崩盘系统性风险会要求额外的溢价。

续表

Panel C: 交易特征指标							
Variable	Low	2	3	4	High	H - L	t - value
Beta	1.22%	1.44%	1.53%	1.67%	1.78%	0.56% ^{***}	(3.15)
Illiq	1.28%	1.55%	1.44%	1.70%	1.66%	0.38% ^{**}	(2.10)
Pastret	1.25%	1.50%	1.51%	1.65%	1.72%	0.46% ^{***}	(2.68)
Idvol	1.34%	1.50%	1.53%	1.62%	1.65%	0.31% [*]	(1.95)
Maxing	1.27%	1.41%	1.57%	1.67%	1.71%	0.44% ^{**}	(2.45)
Turnover	1.30%	1.48%	1.56%	1.57%	1.63%	0.33% [*]	(1.92)

表 3 可以看出,在控制已有的崩盘风险指标负偏度系数、波动率比率、协偏度或下跌风险 Beta 之后,崩盘系统性风险高低组间的收益率差异均超过 0.40%,并且在统计上显著,说明崩盘系统性风险溢价不能够被现有文献的崩盘风险指标所完全解释。本文还控制了公司特征指标,包括账面市值比 B/M、公司规模 Size、杠杆率 Leverage 以及市盈率 PE Ratio,发现这些公司特征指标均无法完全解释崩盘系统性风险溢价。另外,本文还对交易特征指标进行了控制,包括贝塔 Beta、非流动性 Illiq、历史收益率 Pastret、特质波动率 Idvol、历史最大日收益率 Maxing 和换手率 Turnover,发现特质波动率和换手率对崩盘系统性风险的解释能力较强,但崩盘系统性风险溢价依然显著存在。因此,已有的崩盘风险指标、公司特征和交易特征指标虽然能够或多或少地影响崩盘系统性风险溢价,但均不能完全解释崩盘系统性风险溢价,表明崩盘系统性风险是股票收益率预测的一个新维度。

(三) Fama - Macbeth 回归分析

下面本文将采用 Fama - Macbeth 横截面回归方法,使用个股月度收益率对解释变量以及控制变量进行回归检验,研究中国股票市场上崩盘系统性风险与预期收益率之间的关系,回归结果如表 4 所示,括号内为 Newey - West 调整的显著性检验 t 值。其中,回归模型中的解释变量和控制变量均取滞后一期,以体现出对收益率的预测作用,同时还可以避免内生性问题(张玉龙和李怡宗,2013)。

表 4 中 Model 1 至 Model 5 是对五种崩盘风险指标单独进行横截面回归。本文发现五种崩盘风险指标在统计上都显著异于零,其中 Model 1 中的崩盘系统性风险指标最为显著,而 Model 5 中的下跌风险 Beta 指标的显著性最弱,仅在 10% 的水平上显著。

Model 6 至 Model 10 是在控制了贝塔、公司规模、账面市值比、上月收益率、非流动性、历史最大日收益率和特质波动率变量后,研究五种崩盘风险指标对收益率的预测作用。本文发现在加入控制变量后,Model 7 至 Model 10 中现有文献的崩盘风险指标均不再显著,只有 Model 6 中崩盘系统性风险指标在 1% 的水平下显著异于零,这表明在控制了常见的收益率预测变量后,崩盘系统性风险对未来收益率依然具有预测作用。换句话说,崩盘系统性风险是一种极端的系统性风险,所度量的风险维度与常见的收益率预测变量有所不同。Model

11 和 Model 12 是控制了所有其他变量后,将股票收益率对崩盘系统性风险指标进行回归,由于负偏度系数和波动率比率指标具有高度相关性,因而这里分成两个回归进行检验。可以看到,崩盘系统性风险指标仍然在 5% 的水平下显著异于零,因此结论保持不变。

表 4 横截面 Fama – Macbeth 回归分析

Variable	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	Model 8	Model 9	Model 10	Model 11	Model 12	Model 13	Model 14
Crash	2.360*** (3.21)					1.612*** (2.68)					1.543** (2.57)	1.502** (2.51)	0.908 (1.07)	2.308*** (2.78)
Ncskew		0.156*** (2.90)					0.034 (0.65)				0.038 (0.76)			
Duvol			0.190** (2.25)					0.012 (0.14)				0.013 (0.17)		
Coskew				-0.088** (-2.41)					-0.011 (-0.52)		0.039 (1.21)	0.040 (1.23)		
Downside					0.495* (1.74)					0.443 (1.64)	0.343 (0.74)	0.358 (0.77)		
Beta						-0.128 (-0.26)	0.196 (0.44)	0.203 (0.46)	0.307 (0.66)	-0.250 (-0.45)	-0.086 (-0.13)	-0.092 (-0.14)	3.340*** (3.60)	-3.560*** (-5.11)
Size						-0.460 (-1.25)	-0.489 (-1.30)	-0.484 (-1.29)	-0.502 (-1.40)	-0.449 (-1.22)	-0.541 (-1.52)	-0.538 (-1.51)	-0.986** (-2.08)	0.0593 (0.13)
B/M						0.709** (2.44)	0.794*** (2.66)	0.774*** (2.61)	0.770*** (2.70)	0.765*** (2.61)	0.786*** (2.71)	0.768*** (2.67)	0.905* (1.96)	0.515 (1.32)
Pastret						-0.037*** (-4.80)	-0.036*** (-4.56)	-0.036*** (-4.65)	-0.035*** (-4.59)	-0.035*** (-4.52)	-0.035*** (-4.58)	-0.036*** (-4.68)	-0.081*** (-4.94)	0.007 (0.68)
Idvol						-0.968 (-0.73)	-1.812 (-1.23)	-1.843 (-1.24)	-2.019 (-1.36)	-1.792 (-1.19)	-0.907 (-0.68)	-0.946 (-0.70)	1.588 (0.70)	-3.498*** (-2.63)
Illiq						1.689*** (4.25)	1.684*** (4.24)	1.689*** (4.23)	1.680*** (4.20)	1.696*** (4.23)	1.650*** (4.22)	1.656*** (4.21)	0.952** (2.17)	2.418*** (3.30)
Maxing						-0.131*** (-5.92)	-0.136*** (-5.86)	-0.136*** (-5.87)	-0.135*** (-5.88)	-0.135*** (-5.83)	-0.133*** (-6.23)	-0.133*** (-6.25)	0.001 (0.02)	-0.260*** (-8.05)
Cons	0.371 (0.41)	1.611* (1.68)	1.609* (1.68)	1.416 (1.51)	0.962 (1.08)	4.027 (1.46)	4.726 (1.64)	4.693 (1.63)	4.666* (1.67)	4.427 (1.57)	4.156 (1.51)	4.147 (1.51)	10.050*** (2.76)	-1.929 (-0.62)
N	189	189	189	189	189	189	189	189	189	189	189	189	95	94
Adj R ²	0.011	0.003	0.004	0.016	0.019	0.095	0.094	0.094	0.095	0.094	0.101	0.101	0.103	0.088

表 4 中 Model 13 至 Model 14 是针对牛市和熊市时段内的回归结果。这里参考 Ang et al. (2006) 使用市场收益率的中位数作为牛熊市的判别标准^⑦。本文发现在牛市中,崩盘系统性风险的回归系数不显著,而在熊市中的回归系数则显著为正。这说明在牛市和熊市中,投资者对崩盘系统性风险的厌恶程度有所差异。可能的原因是,在牛市中投资者预期未来收益率将会进一步上涨,对崩盘风险不会很敏感;而在熊市中,投资者预期未来收益率可能会持续下跌,因而对崩盘风险非常敏感,于是会对承担这种系统性风险要求更高溢价。

⑦ 本文还参考何兴强和周开国(2006)使用波峰波谷法作为牛熊市的判别标准,该方法可以较好地呈现出市场收益率趋势的周期性特征,被何兴强和李涛(2007)等诸多文献广泛使用,结论依然保持不变。感谢匿名审稿人的建议。

六、投资者行为偏好对崩盘系统性风险与预期收益率关系的影响

由于投资者存在崩盘风险厌恶(Bates 2008),导致崩盘系统性风险较高的股票往往具有较高的溢价。然而对于不同类型的股票,会吸引具有不同偏好的投资者,这些投资者对待崩盘风险的态度也很可能不尽相同,因此这些投资者会对崩盘系统性风险要求不同程度的溢价,导致崩盘系统性风险与预期收益率之间的关系有所变化。下面本文将按照投资者行为偏好对股票进行分类,研究投资者的行为偏好将会如何影响崩盘系统性风险与预期收益率之间的关系。

(一) 博彩型股票偏好

博彩行为深深地根植于人类的天性之中,尤以投资行为中表现得最为明显。Kumar (2009) 将投资者的社会和经济特征因子作为博彩偏好的衡量指标,并以低股价、高特质波动率和高特质偏度区分博彩型股票与非博彩型股票,研究发现投资者的博彩偏好会显著反映在股票投资行为之中,并且个人投资者相比机构投资者更加偏好博彩型股票。Bali et al. (2011) 采用过去一个月最高日收益率衡量股票的博彩特征,发现博彩型股票的收益率显著较低。国内学者郑振龙和孙清泉(2013)也有类似发现。从行为金融的视角出发,部分学者对这一现象给出了理论解释,认为投资者行为偏差会过高估计巨额尾部收益的概率,从而高估博彩型股票的价格,导致此类股票具有显著为负的超额收益率(Barberis and Huang 2008)。

Kumar (2009) 发现个人投资者更加偏好博彩型股票,而个人投资者也更加厌恶崩盘风险(Weigert 2013),因此博彩型股票可能会具有更高的崩盘系统性风险溢价。此外,博彩型股票投资者更愿意以小额损失以换取大额收益,而股票发生崩盘会给投资者造成较大的损失,这与投资者之前的预期不一致,从而该类投资者对股票崩盘风险可能会更加敏感,从而可能会对崩盘系统性风险要求更高的溢价。下面,本文将研究投资者的博彩型股票偏好是否会对崩盘系统性风险与预期收益率的关系产生影响。具体而言,对于博彩型股票,如果崩盘系统性风险与收益率的正向关系显著更强,说明博彩型股票投资者对此类股票的崩盘系统性风险要求更高的溢价,从而影响了崩盘系统性风险与预期收益率之间的关系。

参考郑振龙和孙清泉(2013),本文按照上月的换手率 Turnover、高历史日收益率 Maxing 和收盘价格 Price 对股票的博彩特征进行划分,当换手率大于中位数、高历史日收益率大于中位数或收盘价格小于中位数时,博彩特征变量 Lottery 赋值为 1,表示股票具有博彩特征,否则赋值为零。此外,鉴于单一指标刻画股票博彩特征可能有失偏颇,多个指标综合识别可以更加全面地捕捉博彩特征(郑振龙和孙清泉 2013),本文还进一步将同时满足上述三个条件的股票识别为博彩型股票,并将博彩特征变量 Lottery 赋值为 1,将同时不满足上述三个条件的股票识别为非博彩型股票,并将 Lottery 赋值为 0,然后对这两组博彩特征更为明确的样本进行研究。这里采用 Fama - Macbeth 回归方法研究博彩型股票偏

好对崩盘风险与预期收益率关系的影响情况,回归结果如表 5 所示,其中控制变量选取与表 4 相同。

Model 1 和 Model 2 中,崩盘系统性风险与博彩特征变量的交叉项回归系数均大于零,并在 5% 的水平上显著。即在换手率和高历史日收益率较大时,崩盘系统性风险与收益率的正向关系显著更大,这表明对于博彩型股票,投资者会对崩盘系统性风险要求更高的溢价。Model 3 中,崩盘系统性风险与博彩特征变量的交叉项回归系数在统计上不显著,这可能是以收盘价格单一指标衡量博彩特征的缺陷所致(刘圣尧和李怡宗,2015)。因此,在 Model 4 中,本文首先通过多指标综合识别法寻找出博彩型股票和非博彩型股票,然后对两组股票进行回归,发现交叉项回归系数仍然显著为正,并且在数值上明显高于 Model 1 和 Model 2 中的回归系数,也进一步证明了博彩型股票会有更高的崩盘系统性风险溢价。因此,投资者的博彩型股票偏好会显著增强崩盘系统性风险与预期收益率之间的正向关系。

表 5 投资者博彩型股票偏好对崩盘系统性风险与预期收益率关系的影响

Variable	Turnover	Maxing	Price	Lot v. s. Non - Lot
Crash	0.537 (0.71)	0.908 (1.33)	1.728 ** (2.28)	-0.281 (-0.24)
Crash * Lottery	1.275 ** (2.06)	1.365 ** (2.23)	-0.495 (-0.75)	2.386 * (1.86)
Lottery	-1.324 *** (-3.97)	-0.567 * (-1.95)	0.297 (0.74)	-1.790 ** (-2.59)
Control Variables	Control	Control	Control	Control
Cons	6.099 ** (2.13)	4.314 (1.52)	3.092 (1.15)	4.071 (1.43)
N	189	189	189	189
Adj R ²	0.099	0.096	0.102	0.112

(二) 吉祥数字偏好

由于对吉祥数字的偏好,人们在进行决策时往往会表现出非理性行为,甚至愿意支付更高的价格来购买涉及吉祥数字的商品。Block and Kramer (2009) 认为,如果一件商品能够让人产生积极的联想(例如与吉祥数字有关),那么消费者就会对这种商品产生一个较高的预期,从而愿意为此支付更高的价格或提高购买商品的可能性。在股票市场中,投资者也表现出类似的非理性行为^⑧。赵静梅和吴风云(2009)发现股票代码尾数为 8 的股票超额收益率在上市首日最高,但之后 12 个月里随着投资者行为趋于理性,尾数为 8 的股票与非 8 的股票累计超额收益率差值出现显著的下降,而尾数为 4 的股票则有相反的现象。

^⑧ 也有不少文献研究了股票报价中的吉祥数字偏好: Brown et al. (2002) 发现香港股市中股票价格尾数呈现出 8 多 4 少的特征,饶品贵等(2008)使用中国股票市场分笔交易的高频数据也支持了类似结论。

当股票市场发生崩盘时,崩盘系统性风险越大的股票对市场崩盘越敏感,当日价格下跌幅度平均而言就越大,即在市场崩盘事件日崩盘系统性风险与收益率应当呈现负向关系。与此同时,投资者往往会出现恐慌情绪,出于趋吉避凶的动机(吉祥数字偏好),投资者可能会更愿意持有或买入吉祥数字的股票、卖出不祥数字的股票,这将可能导致吉祥数字的股票在市场崩盘当天的收益率相对较高。而对于那些崩盘系统性风险较高(价格跌幅较大)的股票,投资者趋吉避凶的动机将会更加强烈,导致投资者更加偏好吉祥数字的股票,进而吉祥数字股票的收益率下跌幅度将会相对较小,因此当市场发生崩盘时,投资者吉祥数字偏好可能会减弱崩盘系统性风险与收益率之间的负向关系。

本文以每年中国A股市场市值加权收益率的尾部5%分位数作为认定崩盘事件的分界点,研究市场出现崩盘事件时吉祥数字股票与不祥数字股票的收益率差异情况。其中吉祥数字股票是指股票代码尾数为8的股票,不祥数字股票是指股票代码尾数为4的股票。样本区间为1999年1月至2014年9月。如图2所示,8组合股票收益率在市场崩盘当日明显高于4组合股票收益率,两种组合的日收益率之差接近0.30%,这验证了市场出现崩盘时吉祥数字股票当日收益率高于不祥数字股票的结论。而在非崩盘事件日,8组合与4组合股票收益率差异则围绕在零值附近波动。

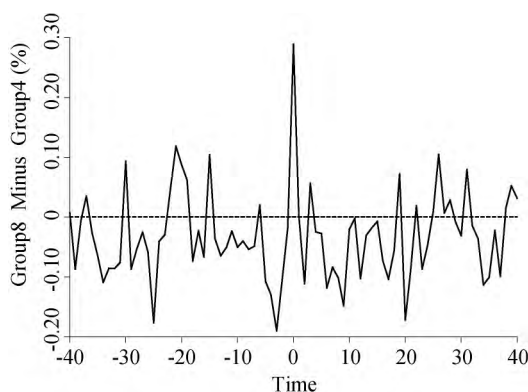


图2 崩盘日前后股票代码8组合与4组合收益率差异

鉴于崩盘事件发生日的特殊性,本文进一步研究在市场崩盘事件日,投资者的吉祥数字偏好对崩盘系统性风险与收益率关系的影响。表6报告了当市场崩盘事件发生时个股收益率的回归分析结果,其中 D_4 是股票代码尾数为4的虚拟变量, D_8 是股票代码尾数为8的虚拟变量,Crash是崩盘系统性风险,控制变量选取与表4相同。

在Model 1中,虚拟变量 D_8 与崩盘系统性风险交叉项回归系数显著为正,表明在市场崩盘日,投资者对吉祥数字8的偏好弱化了崩盘系统性风险与个股收益率之间的负相关关系。Model 2中交叉项回归系数并不显著,说明不祥数字4并没有显著影响崩盘系统性风险与收益率之间的关系。最后Model 3同时将虚拟变量 D_4 和 D_8 加入到回归中,虚拟变量 D_8 与Crash交叉项回归系数依然显著为正。以上结果表明,当市场发生崩盘时,投资者的吉祥数字偏好减弱了崩盘系统性风险与股票日收益率之间的负向

关系。

表 6 投资者吉祥数字偏好对崩盘系统性风险与预期收益率关系的影响

Variable	Model 1	Model 2	Model 3
D_8	-0.019 ** (-2.11)		-0.018 ** (-2.05)
$D_8 * \text{Crash}$	0.043 ** (2.34)		0.043 ** (2.33)
D_4		0.006 (0.56)	0.004 (0.36)
$D_4 * \text{Crash}$		0.005 (0.21)	0.011 (0.44)
Crash	-0.473 *** (-11.47)	-0.468 *** (-11.58)	-0.473 *** (-11.43)
Control Variables	Control	Control	Control
Industry	Control	Control	Control
Cons	-0.058 (-1.21)	-0.0614 (-1.28)	-0.0589 (-1.22)
N	232488	232488	232488
Adj R ²	0.095	0.095	0.095

七、结 论

股价崩盘作为金融市场上普遍存在并且具有广泛影响力的极端现象,对股票的定价产生了至关重要的作用。本文主要探讨了中国 A 股市场上的崩盘系统性风险情况,并研究了这种特殊的崩盘风险与预期收益率之间的关系,以及投资者行为偏好对二者关系大小程度的影响。首先,本文以市场崩盘时个股出现崩盘的条件概率构建了崩盘系统性风险的度量指标,发现崩盘风险具有不可分散性。其次,在控制了传统的收益率预测变量后,崩盘系统性风险与预期收益率之间存在显著的正向关系,而已有的崩盘风险指标则不再具备预测能力,通过对冲高低崩盘系统性风险组合可以获得 8.86% 的年化收益。最后,本文验证了投资者的博彩型股票偏好和吉祥数字偏好会对崩盘系统性风险与预期收益率之间关系产生显著影响。

本文的研究发现在学术理论和投资实践方面都具有一定的参考意义。从学术理论的角度,一方面,中国股市中崩盘风险是一种无法充分分散的系统性风险,崩盘系统性风险所度量的风险维度与过去文献中的风险指标有所不同,因而控制传统风险指标后,崩盘系统性风险仍然对未来收益率具有预测作用;另一方面,投资者行为偏好会显著影响这种风险与股票预期收益率之间的关系。从投资实践的角度,在投资决策方面,投资者可以通过

承担这种风险而赚取相应的风险溢价;在风险管理方面,如果投资者不愿意承担甚至厌恶市场崩盘风险,那应当避免持有过多高崩盘系统性风险的股票,以降低投资组合跟随市场一起崩盘的概率。

参 考 文 献

- [1] 陈国进和张贻军 2009,《异质信念、卖空限制与我国股市的暴跌现象研究》,《金融研究》第 4 期,第 80 ~ 91 页。
- [2] 陈梦根和毛小元 2007,《股价信息含量与市场交易活跃程度》,《金融研究》第 3 期,第 125 ~ 139 页。
- [3] 何兴强和李涛 2007,《不同市场态势下股票市场的非对称反应——基于中国上证股市的实证分析》,《金融研究》第 8 期,第 131 ~ 140 页。
- [4] 何兴强和周开国 2006,《牛、熊市周期和股市间的周期协同性》,《管理世界》第 4 期,第 35 ~ 40 页。
- [5] 刘圣尧和李怡宗 2015,《股票博彩特征与市场风险异象》,工作论文。
- [6] 潘莉和徐建国 2011,《A 股市场的风险与特征因子》,《金融研究》第 10 期,第 140 ~ 154 页。
- [7] 饶品贵、赵龙凯和岳衡 2008,《吉利数字与股票价格》,《管理世界》第 11 期,第 44 ~ 49 页。
- [8] 王茵田和朱英姿 2011,《中国股票市场风险溢价研究》,《金融研究》第 7 期,第 152 ~ 166 页。
- [9] 许年行、于上尧和伊志宏 2013,《机构投资者羊群行为与股价崩盘风险》,《管理世界》第 7 期,第 31 ~ 43 页。
- [10] 张玉龙和李怡宗 2013,《基于随机折现因子方法的流动性定价机制研究》,《管理世界》第 10 期,第 35 ~ 48 页。
- [11] 赵静梅和吴风云 2009,《数字崇拜下的金融资产价格异象》,《经济研究》第 6 期,第 129 ~ 141 页。
- [12] 郑振龙和孙清泉 2013,《彩票类股票交易行为分析: 来自中国 A 股市场的证据》,《经济研究》第 5 期,第 128 ~ 140 页。
- [13] Ang, Andrew, Joseph Chen, and Yuhang Xing. 2006. "Downside Risk." *Review of Financial Studies*, 19(4): 1191 ~ 1239.
- [14] Bali, Turan G., Nusret Cakici, and Robert F. Whitelaw. 2011. "Maxing Out: Stocks as Lotteries and the Cross - Section of Expected Returns." *Journal of Financial Economics*, 99(2): 427 ~ 446.
- [15] Bali, Turan G., Nusret Cakici, and Robert F. Whitelaw. 2014. "Hybrid Tail Risk and Expected Stock Returns: When Does the Tail Wag the Dog?" *Review of Asset Pricing Studies*, Forthcoming.
- [16] Barberis, Nicholas, and Ming Huang. 2008. "Stocks as Lotteries: The Implications of Probability Weighting for Security Prices." *American Economic Review*, 98(5): 2066 ~ 2100.
- [17] Barro, Robert J. 2006. "Rare Disasters and Asset Markets in the Twentieth Century." *Quarterly Journal of Economics*, 121(3): 823 ~ 866.
- [18] Bates, David S. 2008. "The Market for Crash Risk." *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32(7): 2291 ~ 2321.
- [19] Block, Lauren, and Thomas Kramer. 2009. "The Effect of Superstitious Beliefs on Performance Expectations." *Journal of the Academy of Marketing Science*, 37(2): 161 ~ 169.
- [20] Bollerslev, Tim, and Viktor Todorov. 2011. "Tails, Fears, and Risk Premia." *Journal of Finance*, 66(6): 2165 ~ 2211.
- [21] Brown, Philip, Angeline Chua, and Jason Mitchell. 2002. "The Influence of Cultural Factors on Price Clustering: Evidence from Asia - Pacific Stock Markets." *Pacific - Basin Finance Journal*, 10(3): 307 ~ 332.
- [22] Chen, Joseph, Harrison Hong, and Jeremy C. Stein. 2001. "Forecasting Crashes: Trading Volume, Past Returns, and Conditional Skewness in Stock Prices." *Journal of Financial Economics*, 61(3): 345 ~ 381.
- [23] Embrechts, Paul, Alexander McNeil, and Daniel Straumann. 2002. "Correlation and Dependence in Risk Management: Properties and Pitfalls." *Risk Management: Value at Risk and Beyond*, Published by Cambridge University Press.
- [24] Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. 1992. "The Cross - Section of Expected Stock Returns." *Journal of Finance*, 47(2): 427 ~ 465.

- [25] Gabaix ,Xavier. 2012. “Variable Rare Disasters: An Exactly Solved Framework for Ten Puzzles in Macro – Finance.” *Quarterly Journal of Economics* ,127(2) : 645 ~ 700.
- [26] Gabaix ,Xavier ,Parameswaran Gopikrishnan ,and Vasiliki Plerou. 2006. “Institutional Investors and Stock Market Volatility.” *Quarterly Journal of Economics* ,121(2) : 461 ~ 504.
- [27] Harvey ,Campbell R. ,and Akhtar Siddique. 2000. “Conditional Skewness in Asset Pricing Tests.” *Journal of Finance* ,55(3) : 1263 ~ 1295.
- [28] Hill ,Bruce M. 1975. “A Simple General Approach to Inference about the Tail of a Distribution.” *The Annals of Statistics* ,3(5) : 1163 ~ 1174.
- [29] Kelly ,Bryan ,and Hao Jiang. 2014. “Tail Risk and Asset Prices.” *Review of Financial Studies* ,Forthcoming.
- [30] Kumar ,Alok. 2009. “Who Gambles in the Stock Market?” *Journal of Finance* ,64(4) : 1889 ~ 1933.
- [31] Piplack ,Jan ,and Stefan Straetmans. 2010. “Comovements of Different Asset Classes during Market Stress.” *Pacific Economic Review* ,15(3) : 385 ~ 400.
- [32] Poon ,Ser – Huang ,Michael Rockinger ,and Jonathan Tawn. 2004. “Extreme Value Dependence in Financial Markets: Diagnostics , Models ,and Financial Implications.” *Review of Financial Studies* ,17(2) : 581 ~ 610.
- [33] Rietz ,Thomas A. 1988. “The Equity Risk Premium: A Solution.” *Journal of Monetary Economics* ,22(1) : 117 ~ 131.
- [34] Ruenzi ,Stefan ,and Florian Weigert. 2013. “Crash Sensitivity and the Cross – Section of Expected Stock Returns.” *Working Paper*.
- [35] Weigert ,Florian. 2013. “In Search of Cushion? Crash Aversion and the Cross – Section of Expected Stock Returns Worldwide.” *Working Paper*.

The Systematic Crash Risk and Investor Preference in Chinese Stock Market

LIU Shengyao LEE Yi – Tsung YANG Yunhong

(Guanghua School of Management ,Peking University)

Abstract: As an extreme phenomenon ,price crash is common and influential in financial markets and plays an important role in asset pricing. This paper studies systematic crash risk in China stock market. The empirical results suggest that there is a significantly positive relationship between systematic crash risk and expected return ,and after hedging the highest and lowest risk portfolio ,the annual excess return is 8.86% . This paper also provides evidence that investors’ lottery preference and lucky number preference significantly affect the relationship between them. This paper has important implications for investment decision ,risk management ,and understanding the behavior of investors.

Key words: Stock Price Crash ,Systematic Risk ,Investor Preference

(责任编辑: 王 鹏)(校对: WH)