

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2022.10.004

# 概率扭曲与 A 股市场风险定价<sup>①</sup>

石芸<sup>1</sup>, 芮灏<sup>2</sup>, 周勇<sup>1</sup>

(1. 华东师范大学统计学院和统计交叉科学研究院, 统计与数据科学前沿理论及应用教育部重点实验室, 上海 200062; 2. 上海大学管理学院, 上海 200444)

**摘要:** 在等级依赖效用(RDU)框架下研究了概率扭曲对于 A 股市场的风险定价影响. 理论上, 通过推导概率扭曲下的 CAPM 模型, 发现概率扭曲会通过影响投资者对于尾部风险的感知强弱程度而扭曲定价核, 进而影响风险与收益的定价关系. 当投资者低估(高估)尾部风险时, 定价核呈钟型(U型), 风险与收益之间负向(正向)关联. 实证上, 通过上证 50ETF 期权和 A 股截面数据证实了本文的理论发现. 首先, 由期权数据估计经验定价核, 发现 A 股市场钟型定价核占主导, 即大部分时期投资者会低估尾部风险. 随后, 构建概率扭曲指标将市场区分为高估时期和低估时期, 回归结果发现: 当市场处于低估(高估)尾部时期, 系统性风险和特质风险都与预期收益显著负(正)相关.

**关键词:** 概率扭曲; 等级依赖效用; 系统性风险; 特质波动率

**中图分类号:** F830.91   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1007-9807(2022)10-0076-20

## 0 引言

概率扭曲(probability distortion), 又称为概率权重(probability weighting)描述的是决策者在不确定性环境下的一种心理偏差: 高估(或低估)尾部小概率事件发生的客观概率, 是投资者心理偏差的一种有效度量, 近年来受到国内外金融学家的重视. 在金融市场中, 概率扭曲首先会影响投资者对尾部风险的感知, 进而影响投资者的投资决策行为, 最终落在对资产均衡价格的影响. 现实中, 投资者会为了规避左尾风险而做出保守的投资决策, 同时也会因追逐右尾收益而产生博彩行为. 在概率扭曲的作用下, 这两种投资行为又会受到怎样的影响? 资产的风险定价是否会因之而改变? 为了回答这些问题, 本文将立足中国 A 股市场, 从理论和实证两个角度来探究概率扭曲对于资产风险与收益关

系的影响.

经典资本资产定价模型(CAPM)使用  $Beta$  来衡量系统性风险, 并指出一个风险厌恶型的投资者自然要求“高风险高收益”, 即  $Beta$  风险和收益应是正向关联的. 然而, 实证研究的结果却往往并非如此. Fama 和 French<sup>[1]</sup>的研究结果指出了  $Beta$  与预期收益率没有显著关系. Baker 等<sup>[2]</sup>更进一步指出在美国市场中卖空高  $Beta$  的股票并买入低  $Beta$  的股票能获得较高的超额收益(即  $Beta$  和预期收益之间呈负向关联). 这种实证结果与理论预期的不一致在文献中又称为  $Beta$  异象( $Beta$  anomaly). Frazzini 和 Pedersen<sup>[3]</sup>发现  $Beta$  异象在 19 个发达国家股票市场普遍存在. A 股市场也有很多  $Beta$  异象的相关研究. 陈浪南和屈文洲<sup>[4]</sup>发现 A 股市场  $Beta$  与预期收益率的相关性不稳定. 靳云汇和刘霖<sup>[5]</sup>指出  $Beta$  与预期收益率的关系是非线性的. 陈收和曹雪平<sup>[6]</sup>将市场状态划分为

① 收稿日期: 2020-05-25; 修订日期: 2020-08-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71971083; 71931004).

作者简介: 石芸(1983—), 女, 安徽蚌埠人, 博士, 副教授. Email: yshi@fem.ecnu.edu.cn

牛市和熊市,发现当市场处于牛市(熊市)时  $Beta$  与收益率正(负)相关。潘莉和徐建国<sup>[7]</sup>同时检验了  $Beta$ 、市值等多个因子对于 A 股的回报率的影响,并发现  $Beta$  对 A 股市场定价没有影响。

针对  $Beta$  异象的背后原因,现有文献从不同的角度给出了解释:市场的无效性<sup>[8]</sup>,市场摩擦<sup>[2,9]</sup>,杠杆约束<sup>[3]</sup>,投资者情绪影响<sup>[10]</sup>,投机性需求<sup>[11]</sup>,彩票偏好<sup>[12]</sup>,以及特质波动率与  $Beta$  异象的互动关联<sup>[13]</sup>等。本文从概率扭曲的视角,为理解  $Beta$  异象提供了一个新的渠道。

为了弄清楚概率扭曲的作用,本文先从相关文献中的一些解释出发,探讨概率扭曲在  $Beta$  资产定价的影响。Bali 等<sup>[12]</sup>提出的彩票偏好(lottery preferences),认为很多投资者偏好类似于彩票的投资,从而为具有潜在高收益可能性的资产(也就是高  $Beta$  资产)付出了过高的价格,使得其预期收益下降;而低  $Beta$  资产由于受到冷落,预期收益上升,从而导致了低  $Beta$  资产能带来更好回报这一异象。Frazzini 和 Pedersen 这篇经典文章<sup>[3]</sup>则从杠杆约束角度提出了另一种解释。他们指出,在很多市场上,加杠杆是受限的,无论是客观的交易约束,还是投资者对杠杆的主观恐惧所致。在这种情况下,为了追逐更高的收益,很多投资者会更倾向买入具有较高  $Beta$  的资产,从而推高了高  $Beta$  资产的价格。可以看出,上述文献中的两种解释,都是试图找出高  $Beta$  资产的价格高估背后的额外需求:彩票偏好或者杠杆约束。不管高  $Beta$  资产的价格高估背后的原因为何,可以预见的是当投资者低估尾部小概率事件时, $Beta$ 和收益的负向关联应该仍然存在(或者负向关联更强)。而当投资者足够重视尾部风险时,可能会纠正这种风险和收益的扭曲关联(即  $Beta$  风险和收益呈 CAPM 预测的正向关联)。

除了用传统  $Beta$  来研究风险定价外,大量学者还构建了其他风险指标讨论尾部风险定价。Ang 等<sup>[14]</sup>指出相比于资产价格上涨,投资者更关心资产的下行风险,他们使用下行  $Beta$ (downside  $Beta$ ,记为  $DBeta$ )来衡量资产的左侧尾部风险,并发现  $DBeta$  和预期收益呈正向关系。王志强和胡玥<sup>[15]</sup>在中国市场检验的结果发现  $DBeta$  和预期收益无直接显著关系,但在同时控制市场  $Beta$  和  $DBeta$  后得到了与 Ang 等<sup>[14]</sup>类似的结果。凌爱凡

和谢林利<sup>[16]</sup>将投资组合的尾部风险分解为特异性尾部风险、个股的系统性尾部风险和混合尾部风险来分别分析研究。Barberis 和 Huang<sup>[17]</sup>基于前景理论提出投资者喜欢具有彩票式回报的股票,即具备正偏度的股票,因而承担了更多的特质性风险。Mitton 和 Vorkink<sup>[18]</sup>和郑振龙等<sup>[19]</sup>分别在美国市场和中国市场通过实证检验证明了这一想法。本文从概率扭曲的新视角,考察投资者对于尾部风险的感知强弱程度对于尾部风险定价的影响。

文献中,扩展传统期望效用理论(expected utility theory, EUT)模型以包含概率扭曲行为特征的两个最著名的理论模型为:等级依赖效用理论(rank dependent utility, RDU)<sup>[20,21]</sup>和累计前景理论(cumulative prospect theory, CPT)<sup>[22,23]</sup>。RDU 理论由 Quiggin<sup>[20,24]</sup>、Schmeidler<sup>[25]</sup>和 Abdellaoui<sup>[26]</sup>等提出并发展至今,为分析概率扭曲影响提供了直接而明确的分析框架。在 RDU 模型中,投资者对未来事件由最坏的结果到最好的结果进行排序,不同的结果赋予不同的决策权重(decision weight)。决策权重并非事件结果客观概率分布的线性函数,而是在左尾和右尾会发生扭曲。换句话说,投资者的决策权重并不是客观发生概率而是受概率扭曲影响后的主观概率。本文选取 RDU 框架而不是 CPT 框架来研究概率扭曲的影响,是因为 RDU 框架可以提供更为清晰直接的分析框架来剥离出概率扭曲的作用。RDU 模型可以看作传统 EUT 模型仅仅添加了概率扭曲这一额外行为特征;而 CPT 框架除了概率扭曲之外还有许多其他行为特征(比如,损失厌恶,参考点依赖等)。这些额外行为特征的加入一方面使得模型复杂化,另一方面可能与概率扭曲复合形成叠加影响,难以清晰剥离出概率扭曲的单独作用。

相比于传统 EUT 模型中效用函数中蕴含的风险厌恶态度,概率扭曲为本文提供了多一层渠道,即投资者对于尾部风险的感知强弱程度,来重新审视 A 股市场的风险和收益关系。在 RDU 框架下,均衡定价核由边际效用函数与概率权重函数的一阶导数的乘积共同决定。也就是说,概率扭曲所描述的投资者对于(尾部)风险的感知变化会最终通过其一阶导数的形式落在对均衡定价核的影响上。因此,本研究的实证工作也分为两步:

首先,通过 A 股市场的期权数据估计出经验定价核(empirical pricing kernel);第二步,通过定价核和概率扭曲函数的关系反推出概率扭曲指标,最后以此指标来观察投资者对于尾部风险的主观偏好的变化,进而考察概率扭曲对于定价的影响。通过理论推导和实证检验,首先发现 A 股市场经验定价核具备时变特征(time-varying):当代表性投资者高估尾部事件时,经验定价核呈 U 形;而当投资者低估尾部事件时,经验定价核则呈现钟形。关于经验定价核的形状,国内外都有大量的文献对此研究讨论。早期 Singleton<sup>[27]</sup>使用了宏观的总消费数据来估计定价核,但是宏观数据的测量有较大的误差,因此这样估计出来的定价核并不准确。Ait-Sahalia 和 Lo<sup>[28,29]</sup>使用了美国标普 500 期权数据来估计定价核。吴鑫育<sup>[30]</sup>使用了恒生指数期权来估计了港股市场的定价核,并发现港股的经验定价核形状为驼峰(钟形)。赵凯<sup>[31]</sup>使用了中国波动率指数(IVIX)数据作为上证 50ETF 期权的代理指标,通过联合极大似然估计得到 A 股市场的经验定价核,指出经验定价核为单调递减。相较于国外研究,中国 A 股的期权发展时间并不长,关于 A 股定价核的文献较少,本文在这方面也提供了有益的发现。

本研究设计如下,首先,通过推导出 RDU 框架下的 CAPM 模型,从理论上分析概率扭曲对于系统性风险的定价影响。传统 CAPM 模型假定代表性投资者是风险厌恶的,因此承担高风险必然要求高回报,即风险和收益之间应为正向关联。相比于传统模型中的风险厌恶,概率扭曲为本文提供了多一层渠道,即投资者对于尾部风险的感知强弱程度,来额外影响风险和收益的关系。然后,使用上证 50ETF 期权的数据估计得到 2015 年~2018 年期间(周频)经验定价核的形状,对 A 股市场的概率扭曲时变特征有个初步了解。紧接着,构造多个概率扭曲指标来将市场状态分为高估和低估的状态,并使用一元投资组合排序法(one-way sort),Fama-MacBeth 回归和面板回归检验了系统性风险  $Beta( DBeta)$  与股票的预期收益率之间关系。最后,检验概率扭曲对于代表特质性风险的特质波动率的定价影响。综合本研究发现:当市场处于低估尾部时期,不管是系统性风险还是特质风险,都与预期收益显著负相关;而在高估时期,系

统性风险和特质风险都与预期收益显著正相关。

本文的研究是对文献中已有 A 股市场的风险定价研究的一个补充,并且为理解 A 股市场的风险定价提供了一个崭新的视角。

## 1 理论模型与样本数据

### 1.1 概率扭曲下的 CAPM 模型

本节主要从理论角度来讨论概率扭曲对于系统性风险的定价影响。从 Cochrane<sup>[32]</sup>经典的定价公式出发,考虑具备 CRRA(相对风险厌恶不变)效用函数的代表性投资者,具体定价公式为

$$E[R_i] - R_f = -R_f Cov(R_i, m^{CRRA}) \quad (1)$$

任意资产的超额回报由该资产的回报和定价核  $m^{CRRA}$  的协方差共同决定,而 CRRA 投资者的定价核  $m^{CRRA}$  受效用函数的一阶导函数  $u'(R_M)$  影响。考虑概率扭曲的影响,投资者效用函数替换为符合 RDU 偏好的效用函数,上式的定价核  $m^{CRRA}$  则相应地替换为  $m^{RDU}$ ,定价公式为

$$E[R_i] - R_f = -R_f Cov(R_i, m^{RDU}) \quad (2)$$

Xia 和 Zhou<sup>[33]</sup>指出,在 RDU 框架下的定价核  $m^{RDU}$  的形状由效用函数的一阶导函数和概率扭曲函数的一阶导函数共同决定,具体形式为

$$m^{RDU} = \lambda^{-1} w'(F_{R_M}(R_M)) u'(R_M) \quad (3)$$

其中  $\lambda = (1 + r_f) E[w'(F_{R_M}(R_M)) u'(R_M)]$  是一个常数,  $R_M$  为市场组合的回报,  $F_{R_M}(R_M)$  为市场组合的回报的累计概率分布函数(CDF),  $w(p)$  为概率扭曲函数。比较式(1)和式(2)不难看出,传统的期望效用理论中,能够影响投资者权衡风险和收益关系的是效用函数中蕴含的风险厌恶程度(凹型的效用函数就代表了风险厌恶型投资者)。而 RDU 框架下的概率扭曲函数为本文提供了多一层渠道,即投资者对于尾部风险的感知强弱程度,来分析投资者如何权衡风险和收益关系。换句话说,在 RDU 框架下,不仅风险厌恶程度(边际效用函数)会影响投资者权衡风险和收益关系,投资者的风险感知强弱程度(概率扭曲强弱)也会产生叠加影响。后面的理论和实证分析都表明投资者对尾部风险的低估甚至会扭曲原本效用函数中蕴含的风险厌恶态度表现为风险喜好行为,从而扭曲市场的风险和收益的定价关系。

关于概率扭曲函数  $w(p)$  的函数形式,文献中有很多(比如 Tversky 和 Kahneman<sup>[23]</sup>, Lopes<sup>[34]</sup>).为后面实证方便起见,选取 Prelec<sup>[35]</sup>提出的单参数函数形式<sup>②</sup>

$$w(p) = \exp(-(-\ln(p))^\alpha) \quad (4)$$

其中  $p$  为客观概率,  $\alpha$  为概率扭曲参数,其控制了概率扭曲函数的形状.当  $\alpha > 1$  时,概率扭曲函数  $w(p)$  的形状为 S 型(S-shape),意味着投资者低估尾部小概率事件;当  $\alpha < 1$  时,概率扭曲函数  $w(p)$  的形状为反 S 型(inverse S-shape),即投资者高估尾部小概率事件.

当概率扭曲函数形状变化时,对应的定价核  $m^{RDU}$  形状也会随之而变化,相依关系见式(3).在设定市场回报率符合 A 股市场情况和选用幂效用函数下,图 1 为定价核与市场收益的关系图.<sup>③</sup>当  $\alpha = 1$  时(即不考虑概率扭曲),定价核退化为传统模型结果,只依赖于效用函数的一阶导函数,因此呈微向下倾斜直线(图中实线).当  $\alpha < 1$  时,投资者高估尾部小概率事件,对两个尾部都愿意支付更高的价格,从而产生一个 U 形的定价核(图 1 中长点虚线).当  $\alpha > 1$  时,投资者低估尾部小概率事件,定价核形状变为钟形曲线(Bell shape,图 1 中短点虚线).

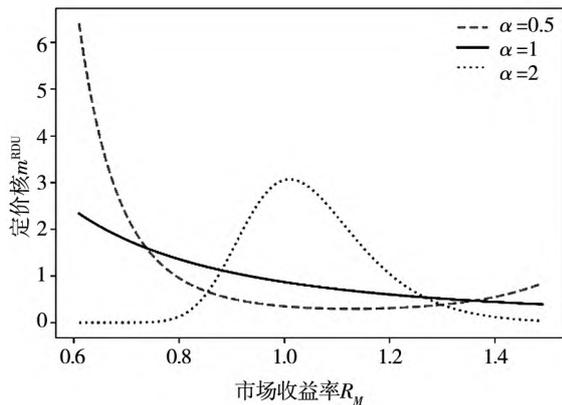


图 1 不同概率扭曲水平下的定价核

Fig. 1 Shape of the pricing kernel with different probability weighting level

定义函数  $m(x) = \lambda^{-1} w(F_{R_M}(x)) u'(x)$ , 可以将 RDU 定价核看成是  $R_M$  的函数,并在  $R_M = 1$  这一点进行一阶泰勒展开

$$\begin{aligned} m^{RDU} &= m(1) + m'(1)(R_M - 1) \\ &= \lambda^{-1} w(F_{R_M}(1)) u'(1) + \lambda^{-1} \times \\ &\quad [w'(F_{R_M}(1)) u'(1) + w''(F_{R_M}(1)) \times \\ &\quad u'(1) F_{R_M}(1)] (R_M - 1) \end{aligned} \quad (5)$$

将式(5)代入 Cochrane 定价式(2)可得 RDU-CAPM

$$E[R_i] = R_f + ACov(R_i, R_M) \quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned} A &= - \frac{1}{E[w(F_{R_M}(R_M)) u'(R_M)]} \times \\ &\quad [w'(F_{R_M}(1)) u'(1) + w''(F_{R_M}(1)) \times \\ &\quad u'(1) F_{R_M}(1)] \end{aligned} \quad (7)$$

表达式(6)就是考虑了概率扭曲的 RDU-CAPM 定价公式,系数  $A$  代表着市场风险的风险溢价水平.当不考虑概率扭曲,RDU-CAPM 退化为经典 CAPM 模型,其中系数  $A$  退化为

$$A = - \frac{u''(1)}{E[u'(R_M)]} \quad (8)$$

经典 CAPM 模型下,CRRRA 型投资者风险厌恶(凹性效用函数),因此风险溢价系数  $A$  取值为正.比较式(7)和式(8)不难发现,在 RDU 框架下,市场风险的风险溢价水平不仅会受到市场状况和代表性投资者风险厌恶程度的影响,还会受到概率扭曲水平的影响.正是添加的概率扭曲函数,在风险厌恶水平之外,为本文提供了多一种渠道来分析(主观)风险与收益之间的联系,即投资者对于尾部风险的感知强弱程度会影响投资者权衡风险和收益.

经典 CAPM 模型,市场风险溢价系数  $A$  取值为正,代表着“高风险高收益”:一个理性的风险厌恶型投资者承担风险,自然要求正的预期回报.然而经典 CAPM 模型在实证检验中常常遇到困

② 本文为方便起见选用 Prelec<sup>[35]</sup>提出的单参数函数形式代表概率扭曲函数,实际上如果选用其他文献中常用的概率扭曲函数,比如 Tversky 和 Kahneman<sup>[23]</sup>提出的双参数函数,并不会影响本文的主体结论.为节约篇幅,只给出了 Prelec 概率扭曲函数下的结果.

③ 绘制定价核需要先假设市场收益分布,吴鑫育等<sup>[36]</sup>指出上证 50ETF 收益率存在明显的偏度和尖峰厚尾特征,因此假定市场收益服从偏正态分布(Skew-normal distribution).本文对 2005 年 1 月~2018 年 12 月的上证 50ETF 的日频数据进行估计,将市场组合分布参数具体设定为相应估计值:均值为 0.096,波动率为 0.20,偏度为 0.03(年化后的数值)的偏正态分布,无风险利率设为 0.04.效用函数为 CRRRA(常相对风险规避效用函数),其中风险系数为  $\gamma = 2$ .

难,高风险未必对应高回报(*Beta* 异象).而在本文的模型中,考虑了概率扭曲的影响,风险溢价系数  $A$  的符号理论上可正可负,取决于投资者对于尾部风险的感知强弱程度.后面的仿真实验(图2)和A股市场的实证检验都表明:当投资者高估(低估)尾部风险时,系数  $A$  为正(负).如果不考虑概率扭曲的影响,直接去检验CAPM模型,那么市场高估时期的正向关联和低估时期的负向关联,正负相抵,往往得出的结论就如前人实证发现的  $A$  系数不显著(参见Fama和French<sup>[1]</sup>美股市场结果及潘莉和徐建国<sup>[7]</sup>A股市场结果).通过添加概率扭曲的影响,本文的模型为理解认知 *Beta* 异象提供了崭新视角.

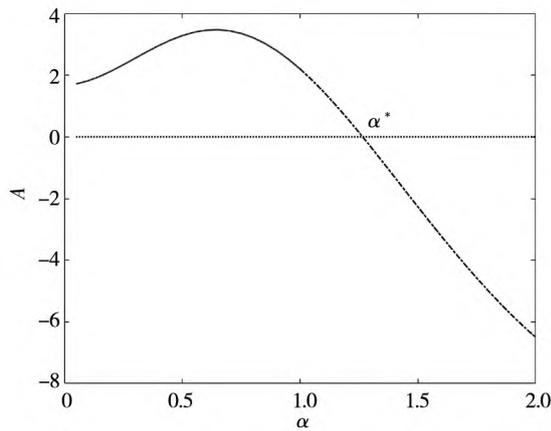


图2 不同概率扭曲水平  $\alpha$  参数下的风险溢价系数  $A$

Fig.2 Risk premium  $A$  with different probability weighting level  $\alpha$

在利用实际数据检验  $A$  的符号之前,不妨先用仿真作图考察不同概率扭曲水平对于风险溢价水平的影响.在设定市场回报率符合A股市场和选用幂效用函数下(参数设定与图1一致),图2所示为不同  $\alpha$  参数下对应的  $A$  的变化.由图2可见,当  $\alpha < 1$  时,投资者高估尾部小概率事件(关于尾部风险的感知比较强),此时风险溢价系数  $A$  为正,即投资者对于高风险的资产要求高回报.当  $\alpha > 1$  时,投资者低估尾部小概率事件(关于尾部风险的感知比较弱),此时风险溢价系数  $A$  由正转负.这意味着低估尾部风险甚至会扭曲投资者原本的风险厌恶态度,呈现出风险喜好行为,从而扭曲风险和预期回报之间的关系.这是在等级依赖效用理论(RDU)框架下的新发现,背后的主要

因素是概率扭曲水平  $\alpha$  的变化会影响投资者对尾部风险的感知,从而影响尾部风险的定价.之后的实证研究将会围绕本节的理论结论进行相应的实证检验.

### 1.2 变量的定义与计算方式

使用 *Beta* 作为系统性风险的代理变量,使用 *DBeta* 作为左尾风险的代理变量,同时考虑了特质波动率作为特质性风险的代表.为了实证结果更具稳健性,在回归中加入了文献中常用的4个控制变量:市值因子、反转因子、动量因子和账面市值比因子.这些因子的具体计算方式如下.

#### 1.2.1 系统性风险的计量

使用180天日频数据滚动回归来计算 *Beta*,然后将每周最后一个交易日的 *Beta* 作为当周的 *Beta*.具体的回归形式如下

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i r_{m,t} + \varepsilon_{i,t}, \forall t \in T \quad (9)$$

其中  $r_{i,t}$  为股票  $i$  在  $t$  日的收益率;  $r_{m,t}$  为第  $t$  日的市场组合收益率,这里的市场组合收益率使用了等权的计算方式,  $\alpha_i$  和  $\varepsilon_{i,t}$  分别为回归的常数和残差.<sup>④</sup>

也有学者如Ang等<sup>[14]</sup>提出使用下行 *Beta* (*DBeta*) 计量左尾风险.因为真实世界中的投资者一般更关注资产的下跌,使用 *DBeta* 可以更好地刻画投资者这种心理.同样使用180天日频数据滚动回归来计算 *DBeta*,具体计算如下

$$r_{i,t} = \alpha_i^- + \beta_i^- r_{m,t} + \varepsilon_{i,t}^- \text{ 当 } r_{m,t} \leq \bar{r}_m - \sigma_{r_m} \quad (10)$$

计算 *DBeta* 选取了市场收益率低于180天平均收益  $\bar{r}_m$  减去一个方差  $\sigma_{r_m}$  的那些样本,因此在对应的 *Beta* 回归参数上加上了上标负号以示区分,其余与估计 *Beta* 时相同.

#### 1.2.2 特质波动率的计算

Liu等<sup>[13]</sup>的研究发现,特质波动率与 *Beta* 存在显著的正相关(美股数据二者的相关系数达0.33).而前面的理论分析已经表明概率扭曲对于 *Beta* 风险定价的影响,那么概率扭曲对于特质波动率的定价可能也存在影响.另一方面,具备高特质波动率的股票往往更容易发生尾部极端回报(而尾部正是概率扭曲起作用的地方),因此从这

④ 实证中计算市场组合收益率常用等权和市值加权两种方式.两种计算方式并不影响本文的主体结论,出于篇幅考虑,本文只汇报了等权结果,读者如感兴趣市值加权下的结果可以联系作者索取.

个角度出发, 概率扭曲也可能对于特质波动率的定价产生影响. 然而, 由于特质波动率代表了非系统性风险, 不能像前面分析  $Beta$  风险那样, 先从理论上推导 RDU-CAPM, 分离出概率扭曲对其影响, 然后再用实证数据检验理论得到的结果是否成立. 因此, 拟在后文的 Fama-MacBeth 回归中直接加入特质波动率, 从实证的角度分析概率扭曲对于特质波动率定价的可能影响.

通过对 Fama-French 三因子进行 OLS 日频数据滚动回归的方式来提取特质波动率, 回归的窗口期同样为 180 天, 具体的回归公式如下

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_{MKT}^i MKT_t + \beta_{SMB}^i SMB_t + \beta_{HML}^i HML_t + \varepsilon_{i,t} \quad (11)$$

其中  $r_{i,t}$  为股票  $i$  在  $t$  日的超额收益率,  $MKT_t$  为  $t$  日的市场收益率,  $SMB_t$  为市值因子,  $HML_t$  为价值因子,  $\beta_{MKT}^i$ 、 $\beta_{SMB}^i$  和  $\beta_{HML}^i$  分别代表了 3 个因子的回归系数,  $\varepsilon_{i,t}$  为股票  $i$  在  $t$  日的回归残差. 在求得回归残差后按式 (12) 计算特质波动率 ( $IV$ )

$$IV = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n \varepsilon_{i,j}^2}{n-4}} \quad (12)$$

### 1.2.3 变量标识与说明

表 1 总结了本文所使用的变量符号及计算说明.

表 1 变量定义

Table 1 Variable definition

变量	符号	变量解释
解释变量	$Beta$	$Beta$ 风险, 具体计算见式 (9)
	$DBeta$	下行 $Beta$ 风险, 具体计算见式 (10)
控制变量	$Size$	选用了公司的流通市值, 并进行了对数处理
	$BM$	公司的账面市值比, 具体计算为财报账面市值/流通市值
	$Mom$	动量因子, 具体计算公式为 $\prod_{j=1}^{11} (r_{i,t-j} + 1)$
	$Rev$	反转因子, $t$ 周的反转因子为 $t-1$ 股票回报率
	$IV$	特质波动率, 具体计算见式 (11) 和式 (12)

### 1.3 数据来源

本文所使用的股票、Fama-French 三因子和上证 50ETF 期权的数据来源于国泰安数据库, 所选择的数据时长为从 2015 年 2 月 1 日 ~ 2018 年 12 月 31 日, 实际交易周数为 171 周. 股票数据选

取了 A 股包含 ST 和创业板的所有股票数据, 为了避免新股发行数据造成扰动, 剔除了上市时间过短 (6 个月之内) 的股票数据, 筛选后共有 3 039 只股票数据. 本文的波动率指数 ( $IVIX$ ) 的数据来源于 Wind 数据库, 时间跨度为 2015 年 2 月 9 日 ~ 2018 年 2 月 18 日. 由于  $IVIX$  数据跨度比其他数据要短, 因此下面的实证分析分别针对两个时间段进行检验. 用“全样本”标记时间跨度为 2015 年 3 月 1 日 ~ 2018 年 12 月 31 日的长数据段 (扣除缺失数据后一共 169 周). 用“ $IVIX$ -样本”来标记时间跨度为 2015 年 2 月 9 日 ~ 2018 年 2 月 18 日的短数据段 (扣除缺失数据后一共有 158 周).

## 2 实证研究与结果分析

### 2.1 经验定价核和概率扭曲函数的估计

首先使用上证 50ETF 期权和上证 50ETF 的数据, 参照 Bliss 和 Panigirtzoglou<sup>[37]</sup> 和 Kostakis 等<sup>[38]</sup> 所提出的非参数方法, 估计得到上证 50ETF 周收益率在风险中性世界的概率分布函数  $Q(x)$  和概率密度函数  $q(x)$ .

参照 Polkovnichenko 和 Zhao<sup>[39]</sup> 以及吴鑫育<sup>[30]</sup> 等的做法, 对上证 50ETF 的日收盘数据建立如下的 EGARCH(1, 1) 模型

$$\begin{cases} \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) = \mu + \sqrt{h_t} e_t \\ \ln(h_t) = \omega + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 [ |e_{t-1}| - E(|e_{t-1}|) ] + \varphi_1 \ln(h_{t-1}) \end{cases} \quad (13)$$

其中  $S_t$  是  $t$  时刻上证 50ETF 的收盘价,  $\mu$  为上证 50ETF 收益率的条件均值,  $h_t$  为上证 50ETF 收益率的条件方差,  $e_t$  为独立同分布标准正态随机变量,  $E(|e_{t-1}|) = \sqrt{2/\pi}$ . 在选用了过去 500 天日收盘价估计得到 EGARCH 模型的参数后, 模拟 20 000 条上证 50ETF 收益率在一个星期内的样本路径, 进而得到上证 50ETF 周收益率的经验概率分布, 即客观世界的概率分布函数  $P(x)$  和概

率密度函数  $p(x)$  .<sup>⑤</sup>

下面根据定价核的定义,可以求出每个时间点的定价核  $m(x)$  .具体计算公式如下

$$m(x) = \frac{q(x)}{p(x)} \rho \tag{14}$$

其中  $\rho$  为一个星期的无风险贴现因子.最后,利用 Polkovnichenko 和 Zhao<sup>[39]</sup> 所提出的非参数估计方法得到了概率扭曲函数  $w(P_0)$  .具体计算公式如下

$$w(P_0) = c \left[ \frac{Q(R_0)}{u'(R_0)} + \int_0^{R_0} Q(R) \frac{u''(R_0)}{u'(R_0)^2} dR \right] \tag{15}$$

其中常数  $c = \left( \int_0^\infty (q(R) / u'(R)) dR \right)^{-1}$  ,  $u'(R)$  和  $u''(R)$  为相对风险厌恶系数为 2 的 *CRRA* 的效

用函数的一阶导数和二阶导数,  $R_0$  为上证 50ETF 客观概率分布的  $P_0$  分位点,即  $P(R_0) = P_0$  .

首先,选取两个代表性的例子来展示定价核和概率扭曲函数的估计结果.图 3 为 2018 年 4 月第一周的结果,定价核为 U 形,对应概率扭曲函数呈反 S 形(高估小概率).图 4 为 2016 年 3 月第一周的结果,定价核为钟形,对应概率扭曲函数呈 S 形(低估小概率).对 2015 年 2 月 ~ 2018 年 12 月期间的周频定价核和周频概率扭曲函数进行了统计,发现在总计 169 周的估计结果中钟形定价核(S 形概率扭曲函数)和 U 形定价核(反 S 形概率扭曲函数)的比例约为 2 : 1.这一结果表明 A 股市场大部分时间处于低估尾部状态,这与 Polkovnichenko 和 Zhao<sup>[39]</sup> 的美国市场的结果恰好相反.

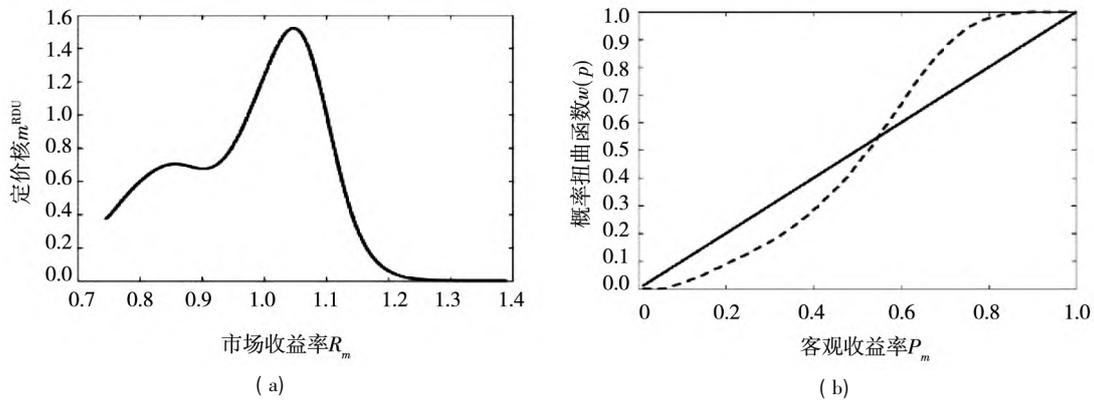


图 3 2018 年 4 月第一周的定价核和概率扭曲函数  $w(p)$

Fig. 3 The pricing kernel and probability distortion function  $w(p)$  in the first week of April 2018

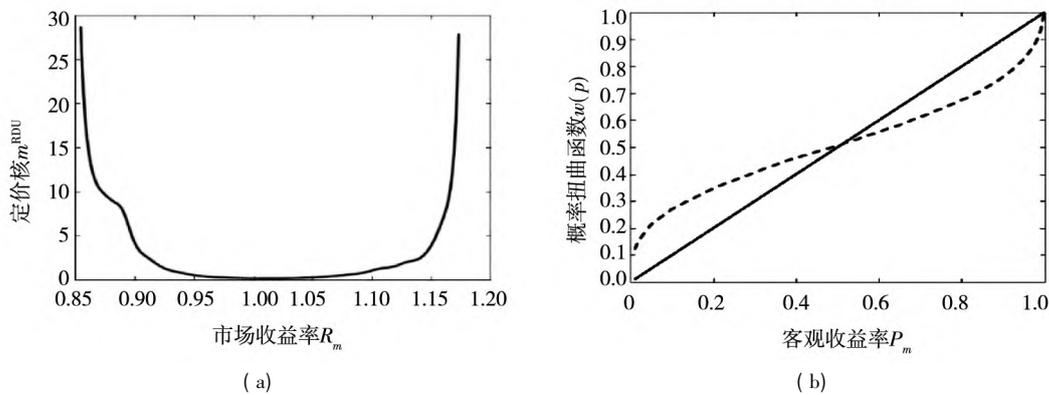


图 4 2016 年 3 月第一周的定价核和概率扭曲函数  $w(p)$

Fig. 4 The pricing kernel and probability distortion function  $w(p)$  in the first week of March 2016

⑤ 作者尝试用过过去 300 天、400 天,以及增大模拟路径数,并不影响本文主体实证结果.

A 股市场低估状态占主导这一结果是符合大众对于 A 股市场印象的。众所周知, A 股市场中存在着大量的个人投资者, 这些投资者并没有受到很好的风险教育, 对于风险感知很容易受到了概率扭曲的作用和影响, 为了追求高回报常常处于低估风险(尤其是低估小概率极端损失事件)的状态。基于中国市场的低估状态占主导这一现象, 本文尝试着检验概率扭曲对于风险因子的定价影响。

## 2.2 概率扭曲指标构建

在估计得到 A 股市场的经验定价核和概率扭曲函数之后, 本文进一步构造了一些概率扭曲指标在时序上将概率扭曲强弱程度区分开。具体地, 通过构建的概率扭曲指标将市场区分为高估尾部时期和低估尾部时期, 然后可以进一步分析风险定价在这两个时期的差异性。如果实证结果确实证明风险因子的定价在这两个时期存在显著差异性, 那么也就证明了前面的理论发现是有数据支撑的: 高估时期, 风险和收益关系为传统 CAPM 模型所预测的正向关联; 而低估时期, 投资者因为低估尾部风险而扭曲风险和收益的关系为负向关联。

### 2.2.1 概率扭曲指标 ( $PW$ )

假设概率扭曲函数符合 Prelec 单参数函数形式(见式(4)), 基于上文从期权数据得到的非参数概率扭曲函数, 可以以平方误差最小的方式反拟合得到 Prelec 概率扭曲函数的参数  $\alpha$ 。为了方便标记高估时期和低估时期, 设定概率扭曲指标  $PW = 1/\alpha$ 。这样构建  $PW$  指标的好处是,  $PW$  值越大, 投资者越倾向于高估尾部。具体地, 当  $PW > 1$  时, 投资者高估尾部风险, 反之, 则意味着投资者低估尾部风险。这样, 每一周都可以计算一个概率扭曲指标  $PW_t$ , 并利用这个指标是否大于(小于) 1 可以标记下一个星期 ( $t+1$ ) 为高估(低估) 时期。<sup>⑥</sup>

### 2.2.2 左尾指标和右尾指标 ( $LS$ & $RS$ )

上述  $PW$  指标度量的是市场整体的概率扭曲程度, 同时包含了投资者对左尾和右尾的看法。为了区别投资者对于左、右尾的看法, 本文参考

Polkovnichenko 等<sup>[40]</sup> 所提出的方法使用上证 50ETF 数据构造两个概率扭曲尾部指标, 以区别投资者对于左、右尾的看法。Left slope(后文简称为  $LS$ ) 为损失状态的客观累计概率与对应的风险中性累计概率之比。Right slope(后文简称为  $RS$ ) 为收益状态的客观累计概率与对应的风险中性累计概率之比。具体的计算公式如下

$$LS = \frac{\int_0^{P_0} m(P) dP}{P_0} = \frac{Q_0}{P_0} \quad (16)$$

$$RS = \frac{\int_{P_0}^1 m(P) dP}{1 - P_0} = \frac{1 - Q_0}{1 - P_0} \quad (17)$$

其中  $P_0$  为低于损益状态分割点  $R_0$  的客观累计概率, 即  $P(R_0) = P_0$ ,  $Q_0$  为低于损益状态  $R_0$  的风险中性累计概率, 即  $Q(R_0) = Q_0$ 。针对  $RS$ , 选取  $R_0 = 1.01$ , 即 1% 的净回报率。针对  $LS$ , 选取  $R_0 = 0.99$ , 即 -1% 的净回报率。这两个比率可以理解为投资者愿意为一些概率事件所支付的平均价格。左尾指标 ( $LS$ ) 越大意味着投资者高估左尾小概率事件导致对于左尾风险的风险厌恶程度越大, 那么愿意支付的价格也相应地越高; 而右尾指标 ( $RS$ ) 越大则意味着投资者高估右尾小概率事件导致对于潜在上行幅度的偏好程度越大, 那么愿意支付的价格也相应地越高。对于投机气氛浓厚的 A 股市场, 本文预期  $RS$  指标作用会比较明显。此外, 使用这两个尾部指标的另外一个好处是并不需要对于概率函数形式进行任何假设。基于这两个尾部指标 ( $LS$ ,  $RS$ ) 是否在中位线之上同样可以标记下一个星期为高估/低估时期。

### 2.2.3 波动率指数 ( $IVIX$ )

本文同时也使用波动率指数  $IVIX$  作为概率扭曲指标。波动率指数, 常被称作“恐慌指数”。波动率指数越高, 在一定程度上反映了市场中投资者对于未知极端事件恐慌程度越高, 因此可以用来衡量投资者对左侧尾部风险的风险感知。A 股市场的波动率指数 ( $IVIX$ ) 是上海证券交易所采用方差互换原理基于上证 50ETF 的数据计算而得的数

⑥ 利用是否大于(小于) 1 来标记高估和低估, 低估样本数为 111, 高估样本数为 58。为了更好的平衡高估/低估样本数, 文献中另一个合理的方式是用中位数标记下一个星期为高估/低估时期。本文也做了这样的尝试, 发现并不会影响这里呈现的主要结论。

据. 该指数正式发布于 2015 年 6 月 26 日, 于 2018 年 2 月 22 日停止发布. 本文使用了每周最后一天的 *IVIX* 指数收盘价标记下一个周为高估或者低估状态. 预期高 *IVIX* 代表的恐慌情绪之下, 投资者更容易高估小概率事件, 即标记中位线之上为高估时期, 反之为低估时期.

2.2.4 概率扭曲指标间的相关性分析

在构造上述 4 个指标之后, 下面首先对于构造的指标进行相关性分析. 由表 2 的相关系数可知, 各个指标的相关性很强.<sup>⑦</sup> 其中, *IVIX* 和 *PW* 的相关性最强, 达 0.71. 图 5 为 4 个指标的时序图, 可以看出 4 个指标的联动性也很强. 在市场大幅波动的时候(如 2015 年 6 月和 2018 年 1 月), 各指标均达到峰值, 反映了市场此时处于高估小概率时期. 此外, 图中的 *PW*、*LS* 和 *RS* 存在的缺失点是受当期的期权数量限制, 无法计算出对应的概率扭曲指标.(本文所选取的时间段包含 203 个自然交易周, 一共缺失了 34 个点, 缺失率约 16%).

表 2 4 个概率扭曲指标相关系数矩阵

Table 2 The correlation coefficient matrix of four probability weighting indices

	<i>PW</i>	<i>IVIX</i>	<i>RS</i>	<i>LS</i>
<i>PW</i>	1			
<i>IVIX</i>	0.716 707	1		
<i>RS</i>	0.436 314	0.592 364	1	
<i>LS</i>	0.609 866	0.100 805	0.256 247	1

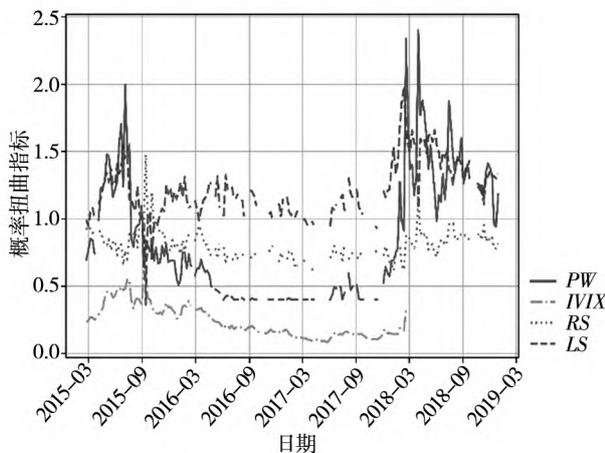


图 5 4 个概率扭曲指标时序图

Fig. 5 The time series of four probability weighting indices

2.2.5 概率扭曲指标的直观理解

概率扭曲指标刻画了投资者对于尾部风险的敏感程度, 对于理解 A 股市场的尾部风险定价有非常重要的作用. 这一节将本文构建的概率扭曲指标与金融市场中的一些常见指标进行相关性分析, 以帮助读者更好地理解概率扭曲指标背后的经济含义.

为此选取了两个情绪指标: 分析师情绪指标 *Analys* 和投资者情绪指标 *CICSI*; 两个市场状况指标: 市场流动性指标 *Liquidity* 和市场波动率 *MarketV*; 以及两类尾部极值指标: 时序极值 *MAX/MIN* 和截面分位数指标  $Q_1$  和  $Q_{99}$ . 其中, 流动性指标 *Liquidity* 和情绪指标 *CICSI* 来源于国泰安数据库. 投资者情绪指标 *CICSI* 为月频数据, 为了对齐本文的周频数据进行了插值处理. *Analys* 为每周市场平均研报数作为市场分析师情绪的代表. 时序极值指标 *MAX/MIN* 的计算方式为先计算个股回报每周的最大值和最小值, 然后等权平均得到 *MAX/MIN* 市场指标. A 股市场所有个股的周回报构成一个截面分布,  $Q_1$  和  $Q_{99}$  分别对应该截面分布的 1% 和 99% 分位点, 用来刻画截面层面的市场极值事件.

上述指标与概率扭曲指标的相关系数矩阵见表 3. 由表 3 可知, 与概率扭曲指标 *PW* 相关性最高的是流动性指标, 达 0.47; 其次是代表市场波动和极值表现的指标,  $Q_1$ , *MIN* 和市场波动率 *MarketV*. 投资者情绪指标与概率扭曲指标弱负相关, 这也是与直观相符的: 投资者情绪倾向于衡量市场上涨的热度, 而概率扭曲指标更倾向于刻画投资者对于左尾风险的敏感程度. 图 6 进一步直观呈现了上述指标与概率扭曲指标的时序图. 如图所示, 流动性 (*Liquidity*)、市场波动率 *MarketV* 和尾部极值指标 (*MIN*) 与 *PW* 指标在峰值时的变动基本一致, 与分析师情绪指标的变动相关较低.

综上所述, 概率扭曲指标设计之初是为了刻画投资者对于尾部风险的敏感程度, 那么当市场处于高波动时期(往往对应尾部极值事件多发, 流动性较差时期), 注意力驱动(attention driven)

⑦ 由于 *IVIX* 指标时间跨度较短, 因此在计算变量与 *IVIX* 相关系数时, 选用了 2015 年 3 月~2018 年 2 月较短时间跨度的数据. 其余指标计算时段选用了 2015 年 3 月~2018 年 12 月的数据.

表 3 概率扭曲指标与其他指标的相关系数矩阵

Table 3 The correlation coefficient matrix of probability weighting index and other indices

	<i>PW</i>	<i>Liquidity</i>	<i>Analys</i>	<i>CICSI</i>	<i>MarketV</i>	<i>MAX</i>	<i>MIN</i>	$Q_1$	$Q_{99}$
<i>PW</i>	1								
<i>Liquidity</i>	0.471 656	1							
<i>Analys</i>	0.205 475	-0.003 92	1						
<i>CICSI</i>	-0.205 97	-0.387 85	0.072 093	1					
<i>MarketV</i>	0.235 123	0.333 248	-0.058 99	-0.550 43	1				
<i>MAX</i>	0.125 623	0.284 403	-0.048 09	-0.396 73	0.613 664	1			
<i>MIN</i>	-0.212 75	-0.340 47	0.051 155	0.471 068	-0.795 91	-0.257 45	1		
$Q_1$	-0.260 6	-0.357 33	0.044 25	0.416 105	-0.434 43	-0.150 85	0.549 535	1	
$Q_{99}$	0.133 46	0.326 9	-0.111 48	-0.090 07	0.334 37	0.587 73	-0.192 75	0.192 355	1

的投资者往往对于风险更加敏感,能更加审慎地评估风险,承担风险要求正的风险补偿。反之,投资者对于尾部风险的忽略会导致风险与收益之前呈负向关联。这也是本文理论和实证的主体结论——高估(低估)尾部时期,风险正向(负向)定价——的心理学基础。

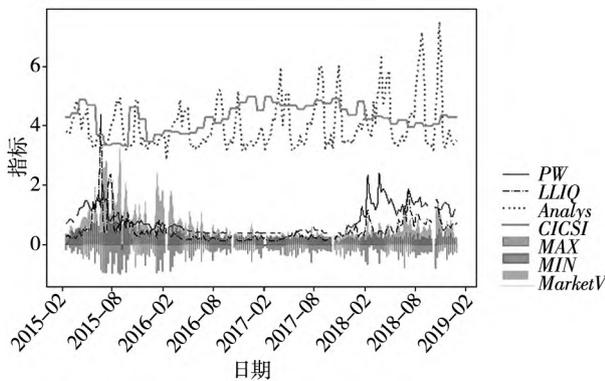


图 6 概率扭曲指标与其他指标时序图

Fig. 6 The probability weighting index and other indices

### 2.3 概率扭曲对于系统性风险定价的影响

前面定价核分析的结果显示 A 股市场大部分时间处于低估状态,那么这样的状态对于市场系统性风险定价的影响究竟如何?为了回答这一问题,本文首先用单变量投资组合排序法来直观地呈现风险与收益之间的关系,然后运用 Fama-MacBeth 回归和面板回归考察概率扭曲对风险定价的影响。

#### 2.3.1 单变量分组排序结果

首先使用之前所构造概率扭曲指标 *PW*、*LS*、*RS* 和 *IVIX* 将市场状态分为高估和低估两个状态,然后分别在两个市场状态下做对应的单变量分组排序。以 *Beta* 风险为例,首先用 *Beta* 对 A 股

市场全部股票排序,分为 10 组,然后分组计算组内平均预期回报率。*P1* 代表 *Beta* 最小的那一组, *P10* 代表 *Beta* 最大的那一组, *P10 - P1* 表示 *Beta* 最高的组合和 *Beta* 最低的组的平均预期收益之差, *T* 值检验了 *P10 - P1* 的差值是否显著不为 0。

表 4 为 *Beta* 单变量投资组合排序结果。表 4 结果表明,当投资者高估尾部风险时, *Beta* 风险与收益显著正相关;当投资者低估尾部风险时, *Beta* 风险与收益显著负相关。但是,如果不用概率扭曲指标分离出两种时期的风险态度转变,全样本时期的 *Beta* 风险与收益没有显著关系(这一结论与潘莉和徐建国<sup>[7]</sup>所检验的结果一致)。右尾指标 *RS* 和波动率指数 *IVIX* 作为概率扭曲指标可以有统计上显著的区别结果,比如在 *IVIX* 指标之下的高估尾部风险时期, *Beta* 值最高的组(*P10*)比 *Beta* 值最低的组(*P1*)有显著的 1.397 7% 的超额周频收益。图 7 对应为表 4 中 *RS* 指标的结果,图中实线为全样本状态下 *Beta* 风险与收益关系,虚线为低估状态,点虚线为高估状态。可以直观地看出: *Beta* 风险和收益在低估时呈负向关联,而在高估时期呈显著的正向关系。*PW* 虽然在趋势上显示出:高估(低估)尾部时期,随着 *Beta* 值增大,预期回报有增大(减小)趋势,但是并没有得到统计上显著的区别结果。这背后的原因可能来源于 *PW* 指标的构建方法。首先假定概率扭曲函数具备某种特殊函数形式,再通过反拟合得出单个参数代表概率扭曲的强弱程度,这一过程(虽然直观上更容易理解,但也容易造成模型误判的风险)可能损失过多信息。同样地使用期权信息, *RS*

指标和 *IVIX* 指标因为都不需要指定概率函数的特殊形式,反而能得到比较稳健的结果.这也从侧面说明了本文从同一个信息源构建多个概率扭曲

指标的必要性.*LS* 指标的作用不太理想,这也与本文的预期一致,因此在后文回归中不再考虑 *LS* 指标的作用.

表 4 *Beta* 单变量排序结果

Table 4 The result of *Beta*-sorted portfolios returns

<i>Beta</i> /%	全样本		低估				高估			
	全样本	<i>IVIX</i> -样本	<i>PW</i>	<i>LS</i>	<i>RS</i>	<i>IVIX</i>	<i>PW</i>	<i>LS</i>	<i>RS</i>	<i>IVIX</i>
P1	0.008 7	0.181 3	0.141 7	0.316 3	0.061 1	0.155	-0.306 4	-0.386 9	-0.060 2	0.207 2
P2	-0.034 8	0.091 1	0.048 5	0.262 7	-0.194 2	-0.025 3	-0.232 1	-0.417 4	0.174 5	0.206
P3	0.080 1	0.168 5	0.109 7	0.361 8	-0.184 7	-0.063 6	0.01	-0.282 1	0.427 9	0.397 6
P4	0.078 9	0.181 1	0.117 3	0.397 8	-0.266 5	-0.085 9	-0.011 9	-0.331 1	0.532 6	0.444 5
P5	0.123 4	0.233 1	0.162	0.456 2	-0.269 9	-0.156 7	0.032 1	-0.304 4	0.639 9	0.617 6
P6	0.082 4	0.170 9	0.049 8	0.413 1	-0.395 2	-0.253 7	0.159 8	-0.342 7	0.709 6	0.589 7
P7	0.144 8	0.242 4	0.134 5	0.493 5	-0.427 5	-0.305 9	0.169 1	-0.303 6	0.896 4	0.783 3
P8	0.141 9	0.221 5	0.101 7	0.484 8	-0.441 4	-0.331 9	0.237 1	-0.298 9	0.908	0.767 7
P9	0.168	0.231 1	0.078 7	0.499 9	-0.524 8	-0.416 9	0.379 5	-0.258 8	1.077 9	0.870 5
P10	0.195 1	0.210 3	0.020 6	0.539 7	-0.674 8	-0.549 4	0.608 5	-0.248	1.337 5	0.959 9
P10 - P1	0.186 4	0.029	-0.121 1	0.223 5	<b>-0.735 9</b>	<b>-0.704 4</b>	0.914 9	0.138 8	<b>1.397 7</b>	0.752 7
<i>T</i> 统计量	0.573 1	0.073 9	-0.343 4	0.473 2	<b>-2.254 0**</b>	<b>-2.187 6**</b>	1.297 5	0.321 2	<b>2.348 2**</b>	1.067

注:\*\*\*, \*\*, \* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的置信水平上显著,下同.

表 5 为 *DBeta* 单变量投资组合排序结果.与 *Beta* 结果一致,当投资者高估尾部风险时,*DBeta* 风险与收益显著正相关;当投资者低估尾部风险时,*DBeta* 风险与收益显著负相关.值得指出的是,相比于 *Beta*,*DBeta* 作为更直接刻画尾部下行风险的指标,概率扭曲对于其作用更明显,体现为表 5 中更多的显著正向/负向关系.在 *RS*、*PW* 和 *IVIX* 指标低估时,*DBeta* 最高的组 (P10) 和 *DBeta*

最低的组 (P1) 的差值显著为负,*t* 值分别为 -1.90、-2.40、-2.88 和 -2.02;而在 *PW* 指标高估时期,P10 组和 P1 组差值显著为正,*t* 值为 2.022 4.综上,单变量投资组合排序的结果表明当市场处于低估状态的时候,*Beta*(*DBeta*) 风险与收益为负向关系,而当市场处于高估状态的时候,*Beta*(*DBeta*) 风险与收益为正向关系,这与本文的理论结果相一致.

表 5 *DBeta* 单变量排序结果

Table 5 The result of *DBeta*-sorted portfolios returns

<i>Beta</i> /%	全样本		低估				高估			
	全样本	<i>IVIX</i> -样本	<i>PW</i>	<i>LS</i>	<i>RS</i>	<i>IVIX</i>	<i>PW</i>	<i>LS</i>	<i>RS</i>	<i>IVIX</i>
P1	0.008 5	0.227 5	0.224 2	0.382 9	-0.110 8	0.110 5	-0.502 4	-0.472 8	0.165 2	0.342 9
P2	0.129 2	0.282 1	0.240 1	0.506 2	-0.166 7	0.026 3	-0.133 4	-0.355 4	0.517 9	0.534 5
P3	0.096 7	0.243 6	0.187	0.496 9	-0.221 6	-0.022 8	-0.117 3	-0.417 9	0.514 6	0.506 4
P4	0.15 6	0.277 2	0.191 8	0.516 3	-0.256 1	-0.096 7	0.071 2	-0.307 2	0.697 1	0.646 1
P5	0.162 5	0.264 5	0.164 7	0.504	-0.298 4	-0.154 9	0.157 1	-0.276 7	0.767 7	0.678 2
P6	0.126 3	0.202	0.076	0.430 9	-0.372 7	-0.257 2	0.245 5	-0.265 2	0.781 7	0.655 1
P7	0.123 4	0.181 3	0.062 8	0.430 3	-0.371 7	-0.298 6	0.266 8	-0.271 2	0.773 6	0.654 9
P8	0.115 5	0.160 9	0.037 1	0.403 8	-0.417 1	-0.356 2	0.301 3	-0.255 2	0.815	0.671
P9	0.077 9	0.089 6	-0.057 5	0.320 3	-0.492 5	-0.426 4	0.398 7	-0.233 7	0.827	0.598 6
P10	-0.006 4	0.003 9	-0.161 1	0.235 6	-0.609 5	-0.557 9	0.359 9	-0.317 6	0.785 6	0.558 3
P10 - P1	-0.015	-0.223 6	-0.385 4	-0.147 3	-0.498 7	-0.668 5	0.862 3	0.155 2	0.620 3	0.215 4
<i>T</i> 统计量	-0.077 1	-0.972 2	<b>-1.905 5*</b>	-0.526 5	<b>-2.408 6**</b>	<b>-2.889 9***</b>	<b>2.022 4**</b>	0.595 4	1.788 5	0.551 2

2.3.2 Fama-MacBeth 回归结果

通过单变量分组排序的方法, 本文对于概率扭曲对  $Beta$  ( $DBeta$ ) 风险的定价作用有了一个初步直观的了解, 但大量的文献结果表明影响收益率的并不只是  $Beta$  因子这一个变量, 众所周知的市值、动量、反转等因子同样也会影响股票的收益率。加入这些常见因子作为控制变量之后, 概率扭曲对于股票收益率与风险之间的关系是否还有显著的影响? 本节使用 Fama-MacBeth 回归来回答这一问题。

同样地, 分别在高估/低估状态下进行 Fama-MacBeth 回归, 并且加入文献常用的影响收益率的动量和反转、市值因子和账面市值比作为控制变量。由于金融数据存在序列相关性, 还对检验产生的  $t$  值进行了 Newey-West<sup>[41]</sup> 的调整, 表格中的括号部分为调整后的  $t$  值。由于  $IVIX$  指数数据交易所只发布至 2018 年 2 月, 而其他指标都可以计算至 2018 年 12 月, 两者的时间跨度不同, 因此在图 7 中的全样本分别包含了全样本和  $IVIX$  - 样本两个数据时段作为对照分析。

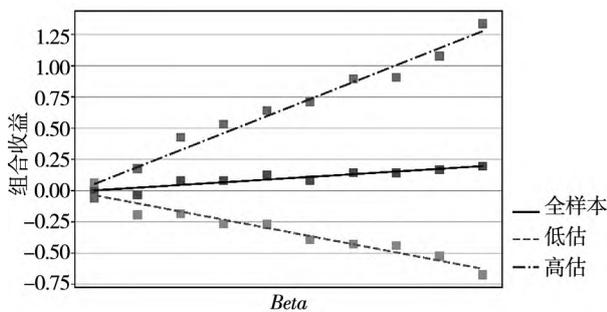


图 7  $RS$  指标下的  $Beta$  单变量排序结果

Fig. 7 The result of  $Beta$ -sorted portfolios returns ( $RS$ )

表 6 为  $Beta$  的 Fama-MacBeth 回归结果和前面单变量投资组合排序的结果相一致。在低估状态时 ( $RS$  和  $IVIX$  标记), 股票的预期收益率和  $Beta$  显著负相关; 在高估市场状态 ( $RS$  标记), 股票的预期收益率和  $Beta$  显著正相关。在全样本的状况下, 个股预期收益率与  $Beta$  的之间关系不显著。在加入控制变量后, 高估尾部时期, 股票的预期收益率和  $Beta$  之间的负向关联仍然显著。表 7 为  $DBeta$  的 Fama-MacBeth 回归结果, 与  $Beta$  的结果类似, 在高估状态时, 股票的预期收益率和  $DBeta$  显著正相关; 但在低估状态时,  $DBeta$  与预期收益率的关系变为负向。在全样本的状况下, 个股收益率与  $DBeta$  的之间关系不显著。

综上, 概率扭曲通过影响投资者对尾部风险的感知, 对于系统性风险定价确实会产生影响。当投资者高估尾部风险, 个股的  $Beta$  ( $DBeta$ ) 和预期收益率呈正向关联, 这与传统的 CAPM 模型预测的结果一致。然而, 当投资者低估尾部风险时, 个股的  $Beta$  ( $DBeta$ ) 和预期收益率是负向相关的。如果不用概率扭曲强弱程度分离出两个时期的风险态度转变, 正负相抵, 就会得到全样本下的  $Beta$  ( $DBeta$ ) 与收益没有显著关系 ( $Beta$  异象)。这也从实证的角度再次证明, 概率扭曲为理解 A 股市场的风险定价提供了可靠的渠道。

表 6 预期收益率与  $Beta$  的 Fama-MacBeth 回归结果

Table 6 Fama-MacBeth regression result for expected return and  $Beta$

Panel A								
变量名	全样本		低估状态			高估状态		
	全样本	$IVIX$ -样本	$PW$	$RS$	$IVIX$	$PW$	$RS$	$IVIX$
常数	-0.004 22	-0.001 03	-0.002 37	0.002 71	0.003 33	-0.007 7	-0.011	-0.005 33
	( -1.26)	( -0.29)	( -0.7)	( 1.06)	( 1.64)	( -1.63)	( -1.62)	( -0.79)
$Beta$	0.005 5	0.002 79	0.003 66	<b>-0.006 98*</b>	<b>-0.005 63*</b>	0.008 95	<b>0.017 68**</b>	0.011 11
	( 1.22)	( 0.52)	( 0.68)	( -1.89)	( -1.86)	( 1.28)	( 2.28)	( 1.18)
$R^2$	0.000 026	-0.000 190	-0.000 346	0.000 603	0.001 356	0.000 820	0.001 378	0.000 296
平均样本数	2 535	2 394	2 740	2 530	2 580	2 425	2 539	2 221

续表6  
Table 6 Continues

Panel B: 加入控制变量								
变量名	全样本		低估状态			高估状态		
	全样本	IVIX-样本	PW	RS	IVIX	PW	RS	IVIX
常数	0.030 83 <sup>*</sup> (1.74)	0.034 64 <sup>*</sup> (1.78)	0.042 05 <sup>**</sup> (2.07)	0.018 43 (0.83)	-0.014 53 (-0.74)	0.009 76 (0.28)	0.042 93 <sup>**</sup> (2.19)	0.083 16 <sup>***</sup> (2.98)
Beta	-0.001 56 (-0.54)	-0.004 35 (-1.29)	-0.005 99 (-1.59)	<b>-0.007 24<sup>***</sup></b> (-3.52)	<b>-0.003 82<sup>*</sup></b> (-1.77)	0.006 75 (1.63)	0.003 97 (0.64)	-0.004 86 (-0.74)
Mom	<b>-0.007 73<sup>***</sup></b> (-2.64)	<b>-0.006 48<sup>**</sup></b> (-2.12)	<b>-0.005 81<sup>*</sup></b> (-1.7)	-0.000 72 (-0.23)	0.000 56 (0.24)	<b>-0.011 33<sup>**</sup></b> (-2.38)	<b>-0.014 56<sup>***</sup></b> (-4.18)	<b>-0.013 43<sup>***</sup></b> (-3.93)
Rev	<b>-0.014 5<sup>*</sup></b> (-1.73)	-0.007 98 (-0.87)	<b>-0.014 13<sup>*</sup></b> (-1.66)	-0.009 64 (-1.47)	-0.000 13 (-0.01)	-0.015 18 (-0.79)	-0.019 23 (-1.55)	-0.015 73 (-1.14)
BM	<b>0.004 13<sup>*</sup></b> (1.80)	<b>0.004 94<sup>*</sup></b> (1.92)	0.003 72 (1.27)	<b>0.006 44<sup>**</sup></b> (2.56)	<b>0.005 76<sup>***</sup></b> (2.85)	0.004 91 (1.10)	0.001 88 (0.58)	0.004 12 (0.87)
Size	<b>-0.001 99<sup>**</sup></b> (-2.12)	<b>-0.002<sup>*</sup></b> (-1.92)	<b>-0.002 44<sup>**</sup></b> (-2.22)	-0.001 07 (-0.86)	0.000 82 (0.76)	-0.001 13 (-0.61)	<b>-0.002 88<sup>***</sup></b> (-2.74)	<b>-0.004 78<sup>***</sup></b> (-3.44)
R <sup>2</sup>	-0.000 171	0.000 607	-0.000 941	-0.001 905	0.001 515	0.000 633	-0.002 172	0.003 661
平均 样本数	2 535	2 394	2 740	2 530	2 580	2 425	2 539	2 221

表7 预期收益率与 DBeta 的 Fama-MacBeth 回归结果  
Table 7 Fama-MacBeth regression result for expected return and DBeta

Panel A								
变量名	全样本		低估状态			高估状态		
	全样本	IVIX-样本	PW	RS	IVIX	PW	RS	IVIX
常数	0.000 76 (0.23)	0.003 33 (0.78)	0.003 11 (0.51)	-0.001 88 (-0.63)	0.001 13 (0.35)	-0.003 64 (-0.49)	0.003 34 (0.42)	0.005 49 (0.52)
DBeta	0.000 59 (0.47)	-0.001 39 (-1.06)	-0.001 61 (-0.97)	<b>-0.002 21<sup>*</sup></b> (-1.83)	<b>-0.003 22<sup>***</sup></b> (-3.21)	<b>0.004 71<sup>**</sup></b> (2.52)	0.003 32 (1.18)	0.000 42 (0.16)
R <sup>2</sup>	-0.000 084	0.000 058	-0.000 056	0.000 406	0.001 376	0.000 406	0.000 220	-0.000 014
平均 样本数	2 535	2 394	2 740	2 530	2 580	2 425	2 539	2 221
Panel B: 加入控制变量								
变量名	全样本		低估状态			高估状态		
	全样本	IVIX-样本	PW	RS	IVIX	PW	RS	IVIX
常数	0.025 46 (1.37)	0.024 54 (1.13)	0.028 52 (1.25)	0.003 8 (0.18)	-0.020 63 (-1.23)	0.019 73 (0.50)	0.046 6 <sup>*</sup> (1.83)	0.069 1 <sup>*</sup> (1.93)
DBeta	0.000 5 (0.63)	-0.000 59 (-0.74)	-0.000 72 (-0.76)	<b>-0.001 2<sup>**</sup></b> (-2.06)	<b>-0.001 79<sup>***</sup></b> (-2.67)	<b>0.002 79<sup>**</sup></b> (2.10)	<b>0.002 15<sup>*</sup></b> (1.73)	0.000 6 (0.43)
Mom	<b>-0.007 63<sup>***</sup></b> (-2.67)	<b>-0.006 14<sup>**</sup></b> (-2.15)	<b>-0.005 5<sup>*</sup></b> (-1.69)	-0.001 15 (-0.35)	0.000 54 (0.15)	<b>-0.011 62<sup>**</sup></b> (-2.38)	<b>-0.013 95<sup>***</sup></b> (-4.03)	<b>-0.012 73<sup>***</sup></b> (-3.84)
Rev	<b>-0.014 53<sup>*</sup></b> (-1.69)	-0.007 41 (-0.82)	-0.013 24 (-1.58)	-0.009 4 (-1.51)	-0.000 63 (-0.06)	-0.016 93 (-0.91)	-0.019 53 (-1.47)	-0.014 11 (-1.0)
BM	<b>0.004 66<sup>*</sup></b> (1.83)	<b>0.005 86<sup>*</sup></b> (1.96)	0.004 79 (1.54)	<b>0.007 49<sup>**</sup></b> (2.56)	<b>0.005 93<sup>**</sup></b> (2.35)	0.004 41 (0.81)	0.001 89 (0.49)	0.005 8 (1.08)
Size	<b>-0.001 78<sup>*</sup></b> (-1.92)	-0.001 6 (-1.48)	<b>-0.001 93<sup>*</sup></b> (-1.68)	-0.000 53 (-0.42)	0.001 09 (1.22)	-0.001 52 (-0.76)	<b>-0.003 01<sup>**</sup></b> (-2.55)	-0.004 26 (-2.58)
R <sup>2</sup>	-0.000 084	0.000 058	-0.000 056	0.000 406	0.001 376	0.000 406	0.000 220	-0.000 014
平均 样本数	2 535	2 394	2 740	2 530	2 580	2 425	2 539	2 221

### 2.3.3 面板回归结果

在前面的 Fama-MacBeth 回归中,用概率扭曲指标划分样本为高估和低估时期,考察概率扭曲

在不同样本时期的定价作用.出于稳健性的考虑,本节使用虚拟变量来进一步考察概率扭曲对于 A 股市场风险定价的影响.

具体地,采用适合金融数据的固定效应面板回归,并添加虚拟变量以标记高估/低估尾部时期.面板回归如下

$$Return_{i,t} = a + b_1 Beta_{i,t} + b_2 Dummy_t \times Beta_{i,t} + b_3 Contrl_{i,t} \quad (18)$$

其中  $Dummy_t$  取值为 1 代表市场处于高估尾部状态,取值为 0 代表低估状态.这样引入虚拟变量可以清晰地刻画概率扭曲的影响, $Beta$  前的系数  $b_1$  代表了低估状态时风险溢价水平, $Beta \times Dummy$  乘积项前系数  $b_2$  代表了概率扭曲处于高估状态时的增量影响.换句话说, $b_1 + b_2$  代表了高估状态时的风险溢价水平.如果面板回归结果与前面的 Fama-MacBeth 回归结果一致,那么  $b_1$  应该显著为负,而  $b_2$  应显著为正,且  $b_2$  的数值水平应远大于  $b_1$  以保证  $b_1 + b_2$  符号为正.

表 8 的 Panel A 和 Panel B 为预期收益与  $Beta$  关

系的面板回归结果.结果与本文的预期完全一致, $b_1$  显著为负, $b_2$  显著为正.单从统计结果来看,面板回归的结果甚至强于 Fama-MacBeth 回归结果:表现为更多的显著性结果,更强的显著性水平.以  $RS$  指标为例,面板回归结果显示:市场低估状态下的  $Beta$  风险溢价水平为  $-0.00737$  (99% 水平显著);市场高估状态下  $Beta$  风险溢价水平为  $0.01295$  (99% 水平显著).Fama-MacBeth 回归结果显示(表 6):市场低估状态下的  $Beta$  风险溢价水平为  $-0.00698$ ,在 90% 水平下显著;市场高估状态下, $Beta$  风险溢价水平为  $0.01768$  在 95% 水平下显著.加入控制变量,面板回归结果不变.表 8 的 Panel C 和 Panel D 为预期收益与  $DBeta$  关系的面板回归结果,同样与 Fama-MacBeth 的结果一致.在低估状态时, $DBeta$  与预期收益率呈负向关系;在高估状态时, $DBeta$  与预期收益率则呈正向关系.

表 8 预期收益率与  $Beta/DBeta$  的面板回归结果

Table 8 Panel regression result for expected return and  $Beta/DBeta$

Panel A: $Beta$				Panel C: $DBeta$			
变量名	PW	RS	IVIX	变量名	PW	RS	IVIX
常数	0.000 54	-0.000 77	0.000 2	常数	0.000 73	0.000 38	0.002 46**
	-0.22	(-0.33)	-0.05		-0.74	-0.39	-2.02
$b_1$	-0.004 4	<b>-0.007 37***</b>	<b>-0.007 44***</b>	$b_1$	<b>-0.002 75**</b>	<b>-0.003 05***</b>	<b>-0.003 78***</b>
	(-1.43)	(-2.64)	(-2.59)		(-2.38)	(-2.71)	(-3.23)
$b_2$	<b>0.012 95**</b>	<b>0.019 39***</b>	<b>0.017 96**</b>	$b_2$	<b>0.007 15***</b>	<b>0.006 78***</b>	<b>0.005 46**</b>
	-2.44	-3.56	-2.1		-3.42	-2.97	-2.19
$R^2$	0.001 016 05	0.002 348 44	0.001 570 33	$R^2$	0.001 023	0.000 986	0.000 832
Panel B: $Beta$ 加入控制变量				Panel D: $DBeta$ 加入控制变量			
变量名	PW	RS	IVIX	变量名	PW	RS	IVIX
常数	0.027 96**	0.025 48**	0.034 19**	常数	0.023 74*	0.025 02*	0.034 39*
	-2.31	-2.1	-2.13		-1.87	-1.94	-1.87
$b_1$	<b>-0.007 26***</b>	<b>-0.009 72***</b>	<b>-0.010 93***</b>	$b_1$	<b>-0.003 7***</b>	<b>-0.004 13***</b>	<b>-0.005 21***</b>
	(-2.77)	(-3.78)	(-3.66)		(-3.23)	(-4.01)	(-4.22)
$b_2$	<b>0.014 32***</b>	<b>0.019 77***</b>	<b>0.019 75**</b>	$b_2$	<b>0.007 13***</b>	<b>0.006 97***</b>	<b>0.006 4**</b>
	-2.74	-3.64	-2.39		-3.47	-3.15	-2.45
$Mom$	<b>-0.011 13***</b>	<b>-0.010 77***</b>	<b>-0.011 43***</b>	$Mom$	<b>-0.010 93***</b>	<b>-0.010 9***</b>	<b>-0.010 94***</b>
	(-3.77)	(-3.67)	(-3.68)		(-3.74)	(-3.67)	(-3.38)
$Rev$	-0.005 57	-0.005 94	-0.001 56	$Rev$	-0.005 02	-0.005 9	-0.001 16
	(-0.66)	(-0.72)	(-0.17)		(-0.59)	(-0.7)	(-0.12)
$BM$	<b>0.003 87**</b>	<b>0.004 05**</b>	<b>0.004 9**</b>	$BM$	<b>0.004 01**</b>	<b>0.003 85**</b>	<b>0.004 58*</b>
	-2.22	-2.33	-2.17		-2.21	-2.13	-1.82
$Size$	<b>-0.001 68**</b>	<b>-0.001 63**</b>	<b>-0.002 06**</b>	$Size$	<b>-0.001 5*</b>	<b>-0.001 59**</b>	<b>-0.002 02*</b>
	(-2.18)	(-2.13)	(-2.04)		(-1.87)	(-1.97)	(-1.77)
$R^2$	0.027 96**	0.025 48**	0.034 19**	$R^2$	0.003 944	0.003 963	0.004 234 1

综上所述,不管是加入了虚拟变量后的面板回归,还是 Fama-MacBeth 的分样本回归结果都与前面的理论模型结果相一致。即当投资者高估尾部风险时,个股的  $Beta$  ( $DBeta$ ) 和预期收益率关系与传统 CAPM 模型一致,为正向相关;当投资者低估风险时  $Beta$  ( $DBeta$ ) 和预期收益率呈负向相关。而如果不考虑概率扭曲区分高估/低估时期,正负相抵,可能得到预期收益率与风险关系不显著的实证结果。

#### 2.4 概率扭曲对于特质风险定价影响

在完成概率扭曲对于系统性风险的定价影响分析之后,本文进一步来检验概率扭曲对特质风险定价的影响。特质波动率 (idiosyncratic volatility  $IV$ ) 是特质风险的一个代理变量。与系统性的市场风险不同,特质风险被认为是上市公司面对的特有风险,是可以被分散化的。既然是可以被分散化的风险,经典的定价理论认为特质风险不存在风险补偿,即特质波动率与收益之间应该没有显著关系。长久以来,大量的实证研究也试图搞清楚特质波动率和股票预期收益率之间是否存在某种关系。早期的理论倾向认为特质波动率和预期收益率之间存在正相关(比如 Merton<sup>[42]</sup>)。然而,Ang 等<sup>[43]</sup>指出特质波动率和预期收益率之间负相关——即当其他条件相同时,特质波动率低的股票未来可能获得更高的收益,这便形成了特质波动率之谜 (idiosyncratic volatility puzzle)。

Liu 等<sup>[13]</sup>实证研究发现,高特质波动率的股票往往也是高  $Beta$  的股票。前面的理论和实证研究已经表明概率扭曲对于高  $Beta$  股票的价格高估有一定的解释作用。那么,可以预见概率扭曲对于特质波动率的定价也应该起作用。具备高特质波动率的股票往往更容易发生尾部极端回报,如果投资者又恰好处于忽视尾部极端损失风险的低估时期,那么这类高特质波动率股票的价格会进一步高估,因此本文预期收益和  $IV$  的负向关联在低估时期应该更加显著。反之,如果投资者能够重视尾部风险(高估时期),这类高特质波动率股票的负向收益应该削弱(甚至特质波动率呈理性的正向定价)。下面的回归结果证实了本文的猜想。

表 9 是同时考虑系统性风险和特质风险的 Fama-MacBeth 回归结果。Panel A 选用  $Beta$  作为系统性风险指标,Panel B 选用  $DBeta$  作为系统性风险指标,都以特质波动率  $IV$  为特质风险指标。首先,在全样本下  $Beta/DBeta$  和预期收益无显著关系,特质波动率  $IV$  和预期收益也无显著关系。在低估状态下,  $Beta/DBeta$  和预期收益负相关,  $IV$  与预期收益也呈负向关联,  $IV$  变量前系数分别为  $-0.000\ 09$  和  $-0.000\ 13$ , 在 5% 的水平上显著。在高估状态下,  $Beta/DBeta$  和预期收益正相关,  $IV$  与预期收益也呈显著正向关联,  $IV$  变量前系数则变为  $0.000\ 19$  和  $0.000\ 21$ , 同样在 5% 的水平上显著。

表 9 同时考虑系统性风险和特质风险的 Fama-Macbeth 回归结果

Table 9 Fama-MacBeth regression result for considering both systematic risk and idiosyncratic risk

Panel A: $Beta$ 作为系统性风险指标								
变量名	全样本		低估状态			高估状态		
	全样本	$IVIX$ -样本	$PW$	$RS$	$IVIX$	$PW$	$RS$	$IVIX$
常数	0.031 45*	0.034 09*	0.040 94**	0.019 12	-0.013 12	0.013 63	0.043 48**	0.080 68***
	(1.75)	(1.74)	(2.05)	(0.97)	(-0.71)	(0.39)	(2.27)	(3.02)
$Beta$	-0.001 43	-0.004 54	<b>-0.006 24*</b>	<b>-0.006 73***</b>	-0.002 99	<b>0.007 59*</b>	0.003 73	-0.006 07
	(-0.48)	(-1.46)	(-1.69)	(-3.12)	(-1.35)	(1.92)	(0.60)	(-1.01)
$IV$	-0.000 04	0.000 05	0.000 03	-0.000 05	<b>-0.000 09***</b>	-0.000 18	-0.000 04	<b>0.000 19**</b>
	(-0.53)	(0.80)	(0.55)	(-0.91)	(-2.88)	(-1.2)	(-0.3)	(2.34)
$Mom$	<b>-0.009 56***</b>	<b>-0.008 2**</b>	<b>-0.008 2*</b>	-0.000 65	0.000 87	<b>-0.012 12***</b>	<b>-0.018 26***</b>	<b>-0.017 15***</b>
	(-2.74)	(-2.2)	(-1.95)	(-0.18)	(0.32)	(-2.63)	(-4.47)	(-3.98)
$Rev$	<b>-0.015 63**</b>	-0.009 35	<b>-0.015 74*</b>	-0.009 98	-0.000 31	-0.015 41	<b>-0.021 15*</b>	-0.018 28
	(-1.98)	(-1.04)	(-1.91)	(-1.31)	(-0.03)	(-0.84)	(-1.9)	(-1.4)

续表 9  
Table 9 Continues

<i>BM</i>	<b>0.004 1*</b>	<b>0.005 4**</b>	0.004	<b>0.006 26**</b>	<b>0.005 05**</b>	0.004 29	0.001 99	0.005 75
	( 1.79)	( 2.21)	( 1.42)	( 2.29)	( 2.33)	( 0.97)	( 0.69)	( 1.30)
<i>Size</i>	<b>-0.002 02**</b>	<b>-0.002 03*</b>	<b>-0.002 44**</b>	-0.001 08	0.000 82	-0.001 22	<b>-0.002 93***</b>	<b>-0.004 84***</b>
	( -2.04)	( -1.87)	( -2.21)	( -0.95)	( 0.78)	( -0.65)	( -2.69)	( -3.62)
<i>R</i> <sup>2</sup>	-0.000 709	0.000 153	0.000 513	-0.002 858	-0.000 915	-0.000 474	-0.004 694	-0.000 234
平均 样本数	2 535	2 394	2 740	2 530	2 580	2 425	2 539	2 221
Panel B: <i>DBeta</i> 作为系统性风险指标								
变量名	全样本		低估状态			高估状态		
	全样本	<i>IVIX</i> -样本	<i>PW</i>	<i>RS</i>	<i>IVIX</i>	<i>PW</i>	<i>RS</i>	<i>IVIX</i>
常数	0.026 59	0.024 39	0.027 76	0.006 58	-0.016 01	0.024 41	0.046 12*	0.064 25*
	( 1.47)	( 1.20)	( 1.27)	( 0.36)	( -1.11)	( 0.62)	( 1.84)	( 1.90)
<i>DBeta</i>	0.000 59	-0.000 48	-0.000 52	-0.001 04	<b>-0.001 56**</b>	<b>0.002 68**</b>	<b>0.002 19*</b>	0.000 59
	( 0.85)	( -0.7)	( -0.61)	( -1.55)	( -2.56)	( 1.99)	( 1.88)	( 0.48)
<i>IV</i>	-0.000 02	0.000 04	0.000 02	-0.000 07	<b>-0.000 13**</b>	-0.000 1	0.000 03	<b>0.000 21**</b>
	( -0.31)	( 0.63)	( 0.24)	( -1.29)	( -2.34)	( -0.69)	( 0.22)	( 2.37)
<i>Mom</i>	<b>-0.009 12***</b>	<b>-0.007 67**</b>	<b>-0.007 51*</b>	-0.000 88	0.000 97	<b>-0.012 16**</b>	<b>-0.017 18***</b>	<b>-0.016 19***</b>
	( -2.76)	( -2.23)	( -1.81)	( -0.26)	( 0.26)	( -2.56)	( -4.38)	( -4.17)
<i>Rev</i>	<b>-0.015 72*</b>	-0.008 66	<b>-0.014 79*</b>	-0.009 89	-0.000 83	-0.017 47	<b>-0.021 42*</b>	-0.016 4
	( -1.95)	( -0.96)	( -1.95)	( -1.37)	( -0.07)	( -0.97)	( -1.74)	( -1.23)
<i>BM</i>	<b>0.004 71*</b>	<b>0.006 3**</b>	<b>0.004 97*</b>	<b>0.007 05**</b>	<b>0.004 89**</b>	0.004 23	0.002 44	0.007 69
	( 1.92)	( 2.36)	( 1.71)	( 2.17)	( 1.98)	( 0.85)	( 0.75)	( 1.59)
<i>Size</i>	<b>-0.001 86*</b>	-0.001 66	<b>-0.001 95*</b>	-0.000 61	0.000 96	-0.001 69	<b>-0.003 07**</b>	<b>-0.004 25***</b>
	( -1.93)	( -1.55)	( -1.65)	( -0.56)	( 1.21)	( -0.83)	( -2.5)	( -2.7)
<i>R</i> <sup>2</sup>	-0.000 604	0.000 314	0.000 434	-0.003 413	-0.001 601	-0.001 913	-0.004 385	0.000 247
平均 样本数	2 535	2 394	2 740	2 530	2 580	2 425	2 539	2 221

表 10 为面板回归结果. 与前文类似, 通过引入虚拟变量 *Dummy* 来检验概率扭曲对于系统风险与特质风险的影响. *IV* 前的系数代表了低估状态下的特质风险溢价水平, 而 *Dummy* × *IV* 的乘积项系数代表了高估状态下的增量影响. 面板回归的结果与 Fama-MacBeth 的结果一致. 在低估状态影响下, *IV* 和 *Beta/DBeta* 与预期收益率呈现负向的关系. 而在高估状态下, *IV* 则和预期收益率显著正向相关.

综上, 概率扭曲通过影响投资者对于尾部风险的感知会同时影响系统性风险和特质风险的定价. 当投资者高估尾部风险时, 不管是系统性风险

还是特质性风险都与预期收益率呈理性的正向相关. 这与传统 CAPM 模型预测一致. 然而, 当投资者低估尾部风险时, 不管是系统性风险还是特质性风险都与预期收益率呈负向关联. 而如果不考虑概率扭曲区分尾部的高估和低估时期, 正负相抵, 则得到经验检验中 A 股市场风险与收益关系不显著的实证结果(这正是经典 CAPM 模型在实证检验中的困难之处, 也称为 *Beta* 异象). 本文的实证结果一再表明, 概率扭曲为解释 *Beta* 异象提供了一个新的视角, 为理解 A 股市场的风险定价提供了一条可靠的渠道.

表 10 同时考虑系统性风险和特质风险的面板回归结果

Table 10 Panel regression result for considering both systematic risk and idiosyncratic risk

Panel A: Beta 作为系统性风险指标				Panel B: DBeta 作为系统性风险指标			
变量名	PW	RS	IVIX	变量名	PW	RS	IVIX
常数	0.028 82 **	0.025 44 **	0.034 13 **	常数	0.024 95 **	0.025 54 **	0.035 41 *
	-2.41	-2.12	-2.13		-2.05	-2.03	-1.94
Beta	<b>-0.007 35 ***</b>	<b>-0.009 45 ***</b>	<b>-0.010 65 ***</b>	DBeta	<b>-0.003 7 ***</b>	<b>-0.004 07 ***</b>	<b>-0.005 05 ***</b>
	(-2.9)	(-3.73)	(-3.61)		(-3.22)	(-4.0)	(-4.2)
Dummy × Beta	<b>0.015 45 ***</b>	<b>0.019 33 ***</b>	<b>0.019 32 **</b>	Dummy × DBeta	<b>0.007 2 ***</b>	<b>0.006 9 ***</b>	<b>0.006 31 **</b>
	-3.21	-3.7	-2.37		-3.6	-3.15	-2.45
IV	0.000 01	<b>-0.000 03 **</b>	-0.000 03	IV	-0.000 02	<b>-0.000 06 ***</b>	<b>-0.000 08 **</b>
	-0.01	(-2.33)	(-1.5)		(-0.6)	(-3.25)	(-2.42)
Dummy × IV	-0.000 18	0.000 06	0.000 06	Dummy × IV	-0.000 07	<b>0.000 12 *</b>	0.000 11 **
	(-1.37)	-0.91	-1.25		(-0.46)	-1.66	-1.99
Mom	<b>-0.010 78 ***</b>	<b>-0.010 94 ***</b>	<b>-0.011 68 ***</b>	Mom	<b>-0.010 65 ***</b>	<b>-0.011 23 ***</b>	<b>-0.011 29 ***</b>
	(-3.65)	(-3.52)	(-3.6)		(-3.64)	(-3.56)	(-3.37)
Rev	-0.005 53	-0.006 27	-0.001 96	Rev	-0.004 81	-0.006 59	-0.001 71
	(-0.65)	(-0.75)	(-0.21)		(-0.56)	(-0.78)	(-0.18)
BM	<b>0.003 42 **</b>	<b>0.004 01 **</b>	<b>0.004 89 **</b>	BM	<b>0.003 69 **</b>	<b>0.003 73 **</b>	<b>0.004 31 *</b>
	-1.98	-2.38	-2.22		-2.09	-2.14	-1.75
Size	<b>-0.001 68 **</b>	<b>-0.001 62 **</b>	<b>-0.002 05 **</b>	Size	<b>-0.001 52 *</b>	<b>-0.001 61 **</b>	<b>-0.002 05 *</b>
	(-2.18)	(-2.12)	(-2.04)		(-1.94)	(-2.0)	(-1.8)
R <sup>2</sup>	0.004 229 39	0.005 352 52	0.005 202 6	R <sup>2</sup>	0.003 986 27	0.004 163 57	0.004 412 39

### 3 结束语

本文从理论和实证上讨论了概率扭曲对于 A 股市场系统性风险和特质风险定价的影响。首先,通过理论推导 RDU-CAPM,发现概率扭曲通过影响投资者对于尾部风险的感知强弱程度从而扭曲定价核,进而影响风险与收益的定价关系。具体地,发现低估尾部风险,有时甚至会扭曲投资者原本的风险厌恶态度而呈现出风险喜好行为,进而扭曲风险和收益之间的理论正向定价关系为负向关联。换句话说,本文认为投资者低估尾部风险是 Beta 异象中风险被负向定价的一个可能来源。实证上,通过 50ETF 期权数据,首先发现 A 股市场投资者低估尾部风险状态(即钟型定价核)占主导,这一结果和美国市场不同。此外,本文还构建了一系列概率扭曲指标来定量衡量市场整体的概率扭曲强弱程度,并通过这些指标将市场分为高估和低估尾部状

态,最后使用 Fama-MacBeth 回归和面板回归检验了概率扭曲对于 A 股市场的系统性风险和特质风险定价的影响。本文的主要实证结论为:当投资者高估尾部风险时,不管是系统性风险和特质风险都被理性正向定价(这与传统 CAPM 模型理论一致);当投资者低估尾部风险时,不管是系统性风险和特质风险都被负向定价;而如果不运用概率扭曲区分高估和低估时期,全样本状态下,正负相抵,不管是系统性风险和特质风险都与收益关系不显著。因此,本文运用概率扭曲强弱程度分开讨论高估/低估尾部风险时期,一方面可以厘清概率扭曲(投资者尾部风险感知强弱程度)对于风险和收益定价关系的影响;另一方面,也为传统 CAPM 模型在实证检验中的困难提供了一条可能解决之道。

本文的主要贡献在于提供了一个新的视角(概率扭曲)来理解 A 股市场的风险定价。研究发现,概率扭曲通过影响投资者对于尾部风险的感知会同时影响系统性风险和特质风险的定价。政

策意义上, 监管部门需要关注市场的概率扭曲程度, 做出相应措施, 防范系统性风险发生。

#### 参 考 文 献:

- [1] Fama E F, French K R. The cross-section of expected stock returns [J]. *The Journal of Finance*, 1992, 47(2): 427–465.
- [2] Baker M, Bradley B, Wurgler J. Benchmarks as limits to arbitrage: Understanding the low-volatility anomaly [J]. *Financial Analysts Journal*, 2011, 67(1): 40–54.
- [3] Frazzini A, Pedersen L H. Betting against beta [J]. *Journal of Financial Economics*, 2014, 111(1): 1–25.
- [4] 陈浪南, 屈文洲. 资本资产定价模型的实证研究 [J]. *经济研究*, 2000, (4): 26–34.  
Chen Langnan, Qu Wenzhou. An empirical study on capital asset pricing model [J]. *Economic Research Journal*, 2000, (4): 26–34. (in Chinese)
- [5] 靳云汇, 刘 霖. 中国股票市场 CAPM 的实证研究 [J]. *金融研究*, 2001, (7): 106–115.  
Jin Yunhui, Liu Lin. An empirical study on CAPM in Chinese stock market [J]. *Journal of Financial Research*, 2001, (7): 106–115. (in Chinese)
- [6] 陈 收, 曹雪平. 不同态势下  $\beta$  特征及其与收益关系研究 [J]. *管理科学学报*, 2007, 4(1): 71–78.  
Chen Shou, Cao Xueping. Research on Beta characteristics and the relationship between Beta and stock returns in different market states [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2007, 4(1): 71–78. (in Chinese)
- [7] 潘 莉, 徐建国. A 股市场的风险与特征因子 [J]. *金融研究*, 2011, (10): 140–154.  
Pan Li, Xu Jianguo. Risk and characteristic factors of A-share market [J]. *Journal of Financial Research*, 2011, (10): 140–154. (in Chinese)
- [8] Roll R, Ross S A. On the cross-sectional relation between expected returns and betas [J]. *The Journal of Finance*, 1994, 49(1): 101–121.
- [9] Black F. Beta and return [J]. *Journal of Portfolio Management*, 1993, 20(1): 8–18.
- [10] Antoniou C, Doukas J A, Subrahmanyam A. Investor sentiment, beta, and the cost of equity capital [J]. *Management Science*, 2015, 62(2): 347–367.
- [11] Hong H, Sraer D A. Speculative betas [J]. *The Journal of Finance*, 2016, 71(5): 2095–2144.
- [12] Bali T G, Brown S J, Murray S, et al. A lottery-demand-based explanation of the beta anomaly [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2017, 52(6): 2369–2397.
- [13] Liu J, Stambaugh R F, Yuan Y. Absolving beta of volatility's effects [J]. *Journal of Financial Economics*, 2018, 128(1): 1–15.
- [14] Ang A, Chen J, Xing Y. Downside risk [J]. *Review of Financial Studies*, 2006, 19(4): 1191–1239.
- [15] 王志强, 胡 玥. 下行贝塔与股票横截面收益: 来自中国 A 股的证据 [J]. *财经问题研究*, 2018, (9): 59–67.  
Wang Zhiqiang, Hu Yue. Downside beta and stock cross-sectional returns: Evidence from Chinese A shares market [J]. *Research on Financial and Economic Issues*, 2018, (9): 59–67. (in Chinese)
- [16] 凌爱凡, 谢林利. 特异性尾部风险、混合尾部风险与资产定价——来自我国 A 股市场的证据 [J]. *管理科学学报*, 2019, 22(8): 71–87.  
Ling Aifan, Xie Linli. Idiosyncratic tail risk, hybrid tail risk and asset pricing: Evidence from China's A-share market [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(8): 71–87. (in Chinese)
- [17] Barberis N, Huang M. Stocks as lotteries: The implications of probability weighting for security prices [J]. *American Economic Review*, 2008, 98(5): 2066–2100.
- [18] Mitton T, Vorkink K. Equilibrium under diversification and the preference for skewness [J]. *Review of Financial Studies*, 2007, 20(4): 1255–1288.

- [19]郑振龙,王磊,王路路. 特质偏度是否被定价? [J]. 管理科学学报, 2013, 16(5): 1-12.  
Zheng Zhenlong, Wang Lei, Wang Luzhi, Is idiosyncratic skewness priced? [J]. Journal of Management Sciences in China, 2013, 16(5): 1-12. (in Chinese)
- [20]Quiggin J. A theory of anticipated utility [J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 1982, 3(4): 323-343.
- [21]Yaari M E. The dual theory of choice under risk [J]. Econometrica, 1987, 55(1): 95-115.
- [22]Kahneman D, Tversky A. Prospect theory: An analysis of decision under risk [J]. Econometrica, 1979, 47(2): 263-291.
- [23]Tversky A, Kahneman D. Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty [J]. Journal of Risk and Uncertainty, 1992, 5(4): 297-323.
- [24]Quiggin J. Generalized Expected Utility Theory: The Rank-Dependent Model [M]. Dordrecht: Springer Science & Business Media, Springer Press, 2012.
- [25]Schmeidler D. Subjective probability and expected utility without additivity [J]. Econometrica, 1989, 57(3): 571-587.
- [26]Abdellaoui M. A genuine rank-dependent generalization of the Von Neumann-Morgenstern expected utility theorem [J]. Econometrica, 2002, 70(2): 717-736.
- [27]Singleton H K J. Generalized instrumental variables estimation of nonlinear rational expectations models [J]. Econometrica, 1982, 50(5): 1269-1286.
- [28]Ait-Sahalia Y, Lo A. Nonparametric estimation of state-price densities implicit in financial asset prices [J]. Journal of Finance, 1998, (53): 499-547.
- [29]Ait-Sahalia Y, Lo A W. Nonparametric risk management and implied risk aversion [J]. Journal of Econometrics, 2000, 94(1-2): 9-51.
- [30]吴鑫育. 定价核之谜与概率权重函数 [J]. 中国管理科学, 2015, 23(9): 26-36.  
Wu Xinyu. Pricing kernel puzzle and probability weighting functions [J]. Chinese Journal of Management Science, 2015, 23(9): 26-36. (in Chinese)
- [31]赵凯. 上证50ETF期权市场的经验定价核估计研究 [J]. 潍坊学院学报, 2017, 17(6): 92-98.  
Zhao Kai. Empirical pricing kernel of SSE 50 ETF options market [J]. Journal of Weifang University, 2017, 17(6): 92-98. (in Chinese)
- [32]Cochrane J. Asset Pricing [M]. Princeton: Princeton University Press, 2009.
- [33]Xia J M, Zhou X Y. Arrow-debreu equilibria for rank-dependent utilities [J]. Mathematical Finance, 2016, 26(3): 558-588.
- [34]Lopes L L. Between hope and fear: The psychology of risk [J]. Advances in Experimental Social Psychology, 1987, (20): 255-295.
- [35]Prelec D. The probability weighting function [J]. Econometrica, 1998, 66(3): 497-527.
- [36]吴鑫育,赵凯,李心丹,等. 时变风险厌恶下的期权定价——基于上证50ETF期权的实证研究 [J]. 中国管理科学, 2019, 27(11): 11-22.  
Wu Xinyu, Zhao Kai, Li Xindan, et al. Option pricing under time-varying risk aversion: An empirical study based on SSE 50ETF options [J]. Chinese Journal of Management Science, 2019, 27(11): 11-22. (in Chinese)
- [37]Bliss R R, Panigirtzoglou N. Option-implied risk aversion estimates [J]. Journal of Finance, 2004, 59(1): 407-446.
- [38]Kostakis A, Panigirtzoglou N, Skiadopoulos G S. Market timing with option-implied distributions: A forward-looking approach [J]. Management Science, 2011, 57(7): 1231-1249.
- [39]Polkovnichenko V, Zhao F. Probability weighting functions implied in options prices [J]. Journal of Financial Economics, 2013, 107(3): 580-609.
- [40]Polkovnichenko V, Wei K D, Zhao F. Cautious risk takers: Investor preferences and demand for active management [J].

The Journal of Finance ,2019 ,74( 2) : 1025 – 1075.

[41] West N K D. A simple , positive semi-definite , heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix [J].

Econometrica ,1987 ,55( 3) : 703 – 708.

[42] Merton R C. A simple model of capital market equilibrium with incomplete information [J]. The Journal of Finance ,1987 ,  
( 42) : 483 – 510.

[43] Ang A , Hodrick R J , Xing Y , et al. The cross-section of volatility and expected returns [J]. The Journal of Finance ,  
2006 ,61( 1) : 259 – 299.

## Probability weighting and risk pricing of A – share market

SHI Yun<sup>1</sup> , RUI Hao<sup>2</sup> , ZHOU Yong<sup>1</sup>

1. School of Statistics and Academy of Statistics and Interdisciplinary Sciences , Key Laboratory of Advanced Theory and Application in Statistics and Date Science-MDE , East China Normal University , Shanghai 200062 , China;
2. School of Management , Shanghai University , Shanghai 200444 , China

**Abstract:** This paper studies the effect of probability weighting on risk pricing in A-share market under the framework of rank dependent utility ( RDU) . Theoretically , the paper derives the RDU-CAPM and finds that probability weighting will distort the pricing kernel through distorting the perceived tail risk , and then affect the relationship between risk and return. When investors underweight ( overweight) the tail risk , the pricing kernel is bell shaped ( U-shaped) , and the risk is negatively ( positively) related to expected return. Next , by using Shanghai Stock Exchange 50ETF option data and A-share market cross-section data , the paper confirms empirically our theoretical findings. Based on the implied pricing kernel from option data , the pricing kernel in A-share market is found to be bell shaped most of the time; that is , the investors often underweight tail risk in most times. After that , by constructing several probability weighting indices , the whole samples are divided into the over-and underweighting periods. Fama-MacBeth and Panel Regression finds that during underweighting ( overweighting) periods , both systematic risk and idiosyncratic risk are significantly negatively ( positively) related to expected return.

**Key words:** probability weighting; rank dependent utility; systematic risk; idiosyncratic volatility