

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2025.02.012

牛市贝塔与股票收益率^①

陈 蓉¹, 杨荔海², 郑振龙^{1*}

(1. 厦门大学管理学院, 厦门 361005; 2. 香港城市大学商学院, 中国香港 999077)

摘要: 本文提出牛市风险这一概念, 将其定义为牛市概率的变化, 并探究其是否被定价. 由于期权市场上的牛市价差组合反映投资者对未来牛市概率的风险中性预期, 本文以该组合的短期收益率来度量牛市风险. 这种度量方式属于隐含信息法, 更符合风险的事前属性, 可以避免用历史数据估计时存在的比索问题. 在用中国的股票和期权数据进行实证时, 发现在中国市场上牛市风险不能被传统的因子模型所解释. 此外, 个股对牛市风险的暴露, 即牛市贝塔, 与其未来的收益率之间存在显著且稳健的正向关系, 表明牛市风险在横截面上被定价.

关键词: 牛市风险; 牛市贝塔; 定价因子; 隐含信息; 比索问题

中图分类号: F830.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2025)02-0171-20

0 引 言

风险与收益的关系是金融学界的永恒话题. Sharpe^[1] 和 Lintner^[2] 提出了资本资产定价模型 (CAPM), 指出个股的预期收益率应该和其对应的系统性风险 (即贝塔) 正相关, 这为风险与收益的关系研究奠定了基础, 引起了极大关注. 但贝塔系数的不足之处在于它没有区分不同的市场状态, 如股市上涨或下跌、牛市或熊市等不同的情形, 而投资者对这些不同情形的态度显然是有很大差异的.

于是, 后续的学者们就提出了上行贝塔 (upside beta)、下行贝塔 (downside beta)、尾部风险等更具针对性的风险度量指标, 但是实证结果却经常不是那么一致和显著. Ang 等^[3] 通过区分市场上上涨和下跌两种不同状态, 分别计算个股收益率对市场收益率的敏感性, 提出了上行贝塔和下行贝塔的概念, 并发现个股的下行贝塔与其收益率之间存在正相关, 而上行贝塔对收益率的解释力不足. 但 Atilgan 等^[4] 用最新的数据重新检验却发现

现下行贝塔与股票收益率之间并没有显著的关系. Bollerslev 等^[5] 进一步按照个股涨跌和市场涨跌共四个维度拆分成四个贝塔, 发现只有个股、市场都下跌时的贝塔与市场下跌、个股上涨时的贝塔对未来收益率才有显著的预测力. 随着市场上黑天鹅事件的频发 (如 1997 年亚洲金融危机、2008 年全球金融危机等), 学者们渐渐地关注起个股的系统性尾部风险, 即个股对市场尾部风险 (主要是左尾风险) 的敏感性. Kelly 和 Jiang^[6] 通过综合所有个股的收益率数据来估计市场尾部风险指标, 并将个股收益率对该指标回归来估计个股的尾部贝塔, 发现高尾部贝塔的个股在未来的收益率更高. Chabi-Yo 等^[7] 通过拟合个股收益率和市场收益率间的 Copula 函数来求个股对市场的尾部依赖性, 同样发现高左尾风险依赖性的股票未来收益率更高. 然而, Van Oordt 和 Zhou^[8] 通过计算个股在市场处于极端负收益时对市场收益率的敏感性来估计个股的尾部贝塔, 却发现个股的尾部贝塔和其未来收益率之间并没有显著的关系. Long 等^[9] 用全球市场数据检验不同的计算方

① 收稿日期: 2021-02-20; 修订日期: 2021-10-07.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71871190; 72371210; 72071168).

通讯作者: 郑振龙 (1966—), 男, 福建平潭人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: zzheng@xmu.edu.cn

式下个股系统性尾部风险与其未来收益率间的关系,得到了互相矛盾和不符合预期的结论。

这些文献对不同状态下个股系统性风险的估计主要采用历史法,存在一定的局限性,这可能是造成得到的实证结果存在一定矛盾或不符合预期的原因。首先,这种估计方式只使用了市场真实发生上涨、下跌或尾部事件的那部份样本来进行估计,而这种样本量通常较少,会造成估计结果的不准确。其次,预期不等于实现,使用历史数据无法反映投资者在事前的概率预期,从而导致比索问题^②。

为了解决这个问题, Lu 和 Murray^[10]创造性地利用期权市场上熊市价差组合的短期收益率来度量投资者对未来熊市概率预期的变化,即熊市风险,并估计个股收益率对熊市风险的敏感性,即熊市贝塔。高熊市贝塔的股票在未来熊市概率上升时收益率较高,投资者愿意为持有这种类似保险的股票而接受较低的预期收益率,而实证结果也证实了个股的熊市贝塔与其未来的收益率之间存在显著的负相关。熊市贝塔不同于下行贝塔或系统性尾部风险,其估计并不要求熊市真正发生,而是计算个股对事前熊市概率变化的敏感性,因此可以避免历史法存在的比索问题以及样本量较少的问题。

而如果投资者关心熊市概率的变化,那么他们是否也关心牛市概率的变化? 个股收益率对牛市概率变化的敏感性(即牛市贝塔)和其预期收益率之间存在怎样的关系? 这些都是值得探讨的问题,但国内外学术界一直鲜有人涉足。从现有文献看,学术界似乎更关注股票对市场下行或熊市的反应程度与其未来收益率之间的关系,而比较少研究股票对市场上行或牛市状态的反应程度如何影响其预期收益率。虽然 Ang 等^[3]对上行贝塔在横截面上是否被定价进行过探究,但如前所述,其采用的历史法估计方式存在很大的缺陷,急需方法上的改进。

借鉴 Lu 和 Murray^[10]定义熊市风险的基本思路,本文首次提出牛市风险的概念,并将其定义为牛市概率预期的变化,继而用期权的牛市价差组

合(称为 AD 牛市组合)的短期收益率来度量牛市风险。进一步地,本文计算个股对牛市概率变化的敏感性,即牛市贝塔,并探究其与个股未来收益率之间的关系。牛市贝塔不同于上行贝塔,后者度量的是在市场真实发生上行时个股对市场收益率的敏感性,而牛市贝塔衡量的是个股对事前牛市概率变化的反应程度,其计算并不要求牛市真正发生,这样可以有效地避免比索问题。

本文采用中国股票和期权市场数据进行实证,发现 AD 牛市组合的短期超额收益率显著为正,且该收益率不能被传统的因子模型所解释,这说明牛市风险不同于其它传统的风险。而在横截面上,高牛市贝塔的股票组合的未来收益率显著地高于低牛市贝塔的股票组合的未来收益率,通过构建牛市贝塔的多空股票组合可以获得近 1.26% 的月收益率,且该多空收益率无法被传统的因子模型所解释。进一步的分析表明,高牛市贝塔的股票主要是低 CAPM 贝塔、大市值、高账市比、高盈利能力、低上行贝塔、彩票特征较弱、低下行贝塔、低特质波动率的股票,但是在单独控制这些变量进行双变量分组后,基本上仍然可以观察到牛市贝塔和组合未来收益率之间的显著正相关。Fama-Macbeth 回归的结果也显示,个股的牛市贝塔可以显著地正向预测其未来的收益率,且在控制了 CAPM 贝塔、规模、价值、盈利、投资、动量因子后仍然显著。此外,牛市贝塔包含了不同于上行贝塔和彩票效应这两个衡量个股上涨潜力的指标的信息,即使在额外引入这两个变量做控制后,牛市贝塔仍然可以显著地正向预测个股未来的收益率。而上行贝塔和个股未来的收益率间没有显著的关系,彩票效应变量则显著地负向预测个股未来的收益率。另外,在额外引入下行贝塔和特质波动率这两个和个股风险有关的控制变量后,牛市贝塔的回归系数仍然显著为正,表明牛市贝塔所衡量的风险不同于以往的风险。

目前,国内的相关文献主要在探究个股的下行贝塔或系统性尾部风险如何影响其预期收益率,缺乏对个股上行或牛市贝塔的研究,而且都是采用历史法的估计方式,难以避免比索问题,本文

② 比索问题这一术语是根据 1976 年以前墨西哥比索市场所表现出的特点而命名的,指样本中没有发生的事件,从事前的角度看,并不代表发生的概率为零,例如,第三次世界大战实际上并没有发生,但是上个世纪的人们却认为这种事件发生的可能性很高。

的研究是对这方面文献的重要补充. 王志强和胡玥^[11]探究了中国市场上股票的下行贝塔与其未来收益率之间的关系. 陈国进等^[12]参考 Kelly 和 Jiang^[6]度量个股系统性尾部风险的方式, 用中国市场数据探究尾部风险与股票收益率之间的关系. 凌爱凡和谢林利^[13]发现, 在中国市场上个股的特异性尾部风险和混合尾部风险可以显著地预测其未来的收益率. 刘圣尧等^[14]运用极值相关性的方法估计中国股市上个股的崩盘风险, 并发现其在横截面上被定价. Long 等^[15]采用 Van Oordt 和 Zhou^[8]的方法估计中国市场上个股的系统性尾部风险, 发现高尾部风险的股票未来收益率反而比较低.

本文的主要贡献如下: 首先, 首次提出了牛市风险的概念, 并用 AD 牛市组合的短期收益率来度量, 发现其不能被传统的因子模型所解释. 虽然本文在提出牛市风险时借鉴了 Lu 和 Murray^[10]的熊市风险的基本思路, 但在具体计算时针对中国市场的特殊性做了大量的修改, 使之更适合中国情况、更精确. 其次, 本文发现了一个可能的横截面定价因子. 个股对牛市风险的暴露, 即牛市贝塔, 可以显著地正向预测其未来的收益率, 且不能被其它常见的定价因子所解释. 最后, 本文的研究具有重要的政策启示. 研究表明, 期权市场上具有丰富的信息, 可以帮助投资者更好地预测股市, 建议我国进一步发展和完善期权市场, 提高市场效率.

1 理论分析

1.1 AD 牛市组合与牛市概率估计

本节主要从理论出发, 对 AD 牛市组合和牛市概率之间的关系进行阐述, 而不涉及 AD 牛市组合的构建细节, 具体的变量计算详见第二章.

Arrow-Debreu (简称 AD) 证券是一种状态证券, 在未来到期时如果某种状态发生则获得 1 单位回报, 不发生则回报为 0. 如果将该状态定义为牛市 (即股市大涨), 这种状态证券就称为 AD 牛市证券, 它只有在未来到期时牛市发生才能获得回报.

根据风险中性定价原理, 任何一种证券的价格都等于其到期时回报的风险中性期望值以无风险利率贴现. 据此, 可以将一个剩余期限为 T 的

AD 牛市证券的价格表示为

$$P(B) = e^{-rT} E^*(B) \quad (1)$$

其中 B 为该牛市状态证券在未来到期时的回报, 其未来牛市发生时取值为 1, 不发生则取值为 0, r 表示按连续复利计算的无风险利率, $E^*(\cdot)$ 表示风险中性测度下的期望值.

如果以 $\pi^*(B)$ 来表示未来牛市发生的风险中性概率, 那么可将 (1) 化为

$$\begin{aligned} P(B) &= e^{-rT} \{ \pi^*(B) \times 1 + [1 - \pi^*(B)] \times 0 \} \\ &= e^{-rT} \pi^*(B) \end{aligned} \quad (2)$$

上式表明, AD 牛市证券的价格等于牛市发生的风险中性概率以无风险利率贴现的值. 由于无风险利率在当前时刻已知, 因此, AD 牛市证券的价格和未来牛市发生的风险中性概率间便是一一对应的. 也就是说, 如果知道 AD 牛市证券的价格, 就可以推算出该价格隐含的牛市发生的风险中性概率.

1.2 牛市风险

由于 AD 牛市组合的价格等于未来牛市发生的风险中性概率的贴现值, 而无风险利率在短期内变化通常很小, 所以 AD 牛市组合的短期收益率就反映了牛市发生的风险中性概率的变化. 而如果将牛市风险定义为牛市概率的变化, 那么 AD 牛市组合的短期收益率就可以近似代表牛市风险. 本文将这种从市场价格中估计牛市风险的方法称为隐含法.

使用隐含法具有诸多优点^[16]: 第一, 可以有效地避免比索问题. 隐含法有别于历史法, 主要是从当前的资产价格中提取投资者对未来牛市发生概率的事前判断, 而不依赖于未来牛市是否真实发生. 而历史法则只在牛市真实发生时才能事后统计其发生的概率, 具有一定的滞后性, 且存在比索问题; 第二, 不依赖模型 (model-free). 在隐含法中, 估计牛市风险只需要用到 AD 牛市组合的市价和无风险利率, 而这两个变量都是可以从市场数据中直接获得的, 并不依赖于模型设定.

当然, 隐含法也有两个缺点: 第一, 牛市风险指的是现实测度下牛市概率的变化, 而隐含法只能得到风险中性测度下牛市概率的变化, 这两个测度间的差别在于风险态度. 但由于风险态度是一个人的特性, 其在短期内是相对稳定的^[17], 因此可以用风险中性测度下牛市概率的短期变化近

似现实测度下牛市概率的变化;第二,牛市风险指的是客观的牛市概率的变化,而从 AD 牛市组合的价格中只能得到市场对牛市概率的主观估计.但由于中国的期权市场对投资者有较高的准入门槛^③,期权投资者的专业性较强,也较为理性,因此市场对牛市概率的主观估计不太可能与客观概率发生很大的系统性偏差.

根据 Cochrane^[18],任何一种证券(包括 AD 牛市组合)的预期超额收益率取决于随机贴现因子 M 和该证券超额收益率 R^e 之间的协方差,如下式

$$E(R^e) = -R^f \text{COV}(M, R^e) \quad (3)$$

由于随机贴现因子是边际效用的正向函数,边际效用是投资者财富水平的递减函数,而牛市发生时投资者的财富水平是增加的,因此,牛市发生时随机贴现因子比较低.但是在牛市发生时,AD 牛市组合的回报比较高,所以随机贴现因子 M 和 AD 牛市组合的收益率 R^e 是负相关的.因此,依据上式,AD 牛市组合的预期超额收益率在理论上应该为正.下文将进行相应的实证,探究实证结果是否与理论预期相符.

1.3 牛市贝塔

通过跨期资本资产定价模型来说明本文引入牛市贝塔的合理性,并分析其和个股预期收益率之间的关系.

传统的 CAPM 是一种静态的两期模型,即假定投资者在未来时刻 T 就会把剩下的所有财富消费掉,这显然不够合理,因为投资者往往要面临多期的决策.如果投资者面临着不变的投资机会,则 CAPM 的结论在多期情况下也仍然成立.然而,现实是投资机会往往在不断变化,因此一些能够预测未来投资机会变动的状态变量就会影响投资者决策,也必须纳入到模型中,而 Merton^[19] 的跨期资本资产定价模型(ICAPM)便是这方面的代表.根据 ICAPM,投资者的价值函数 $V(W_t, Z_t)$,即未来各种消费路径所能带来的最大预期效用水平,不仅与当前的财富水平 W_t 有关,还取决于一些与未来投资机会集相关的状态变量 Z_t .

此时,随机贴现因子 M_{t+1} 可以表示为下式(见 Cochrane^[18])

$$M_{t+1} = k \frac{V_W(W_{t+1}, Z_{t+1})}{V_W(W_t, Z_t)} \quad (4)$$

其中 $V_W(\cdot)$ 指价值函数 V 对财富水平 W 取偏导, k 为某个常数.

据此,可以将个股的预期超额收益率 $E_t(R_{t+1}^i) - R_t^f$ 表示为下式(见 Cochrane^[18])

$$E_t(R_{t+1}^i) - R_t^f \approx rra_t \text{COV}_t\left(R_{t+1}^i, \frac{\Delta W_{t+1}}{W_t}\right) + \lambda_{zt} \text{COV}_t(R_{t+1}^i, \Delta Z_{t+1}) \quad (5)$$

其中 rra_t 为投资者的相对风险厌恶系数, $\frac{\Delta W_{t+1}}{W_t}$ 为从 t 到 $t+1$ 期的财富增长率, ΔZ_{t+1} 为状态变量 Z 在 t 到 $t+1$ 期间的变化.

从式(5)可以看出,个股的预期超额收益率和两个协方差有关,即个股收益率和财富增长率的协方差、个股收益率和状态变量变动值的协方差.而如果以股票市场收益率 R_{t+1}^m 代表财富增长率,并将牛市状态发生的概率 $P(B)$ 当成状态变量中的一种(未来发生牛市的概率显然和未来的投资机会集有关,而牛市概率的变动可能蕴含着未来投资机会集变动的信息,因此牛市概率本身可以作为一种投资者关心的状态变量),则式(5)可以化为

$$E_t(R_{t+1}^i) - R_t^f \approx rra_t \text{COV}_t(R_{t+1}^i, R_{t+1}^m) + \lambda_{zt} \text{COV}_t(R_{t+1}^i, \Delta P_{t+1}(B)) + \dots \quad (6)$$

其中省略号是因为还有其它除牛市概率外的状态变量.

而牛市概率的变化 $\Delta P_{t+1}(B)$ 可以用 AD 牛市组合的超额收益率 R_{t+1}^{ADbull} 来替代,故个股的预期超额收益率便和个股与市场收益率的协方差、个股与 AD 牛市组合超额收益率的协方差有关.而协方差又可以表示成贝塔的形式,所以个股的 CAPM 贝塔(个股对市场收益率的敏感性)和牛市贝塔(个股收益率对牛市概率变动的敏感性)会影响到个股的预期收益率.而如 1.2 节中所述,承担牛市风险所要求的回报(AD 牛市组合超额

③ 如投资者申请开户时托管在其委托的期权经营机构的证券市值与资金账户可用余额合计不低于人民币 50 万元、有期权模拟交易经历、在证券公司 6 个月以上并具备融资融券业务参与资格或者金融期货交易经历或在期货公司开户 6 个月以上并具有金融期货交易经历、通过上交所认可的期权知识测试等.

收益率的预期值)应该为正,所以拥有高牛市贝塔的股票预期收益率应该比低牛市贝塔的更高(如果CAPM贝塔一样)。

2 数据和变量

2.1 数据来源

本文使用中国的50ETF期权构建AD牛市组合。50ETF期权于2015年2月9日上市,是中国最早上市的股票型期权,其可用的数据区间最长,故选取它进行相关的实证研究。50ETF期权为欧式期权,其对应的标的资产为50ETF。而50ETF追踪上证50指数,其收益率和上证50指数的收益率很接近,和市场收益率的相关性也非常高,在一定程度上可以代表市场收益率^④,而50ETF期权也可以被视为股指期货。本文用到的50ETF期权及其标的50ETF的日交易数据都来自于WIND数据库,时间区间为2015年2月9日—2020年12月31日,共1439个交易日。

本文使用处于正常交易状态的全A股数据(剔除金融行业)来检验牛市贝塔和股票收益率之间的关系。A股股票的日交易数据及其财务报表数据(年报)都来自于CSMAR数据库,时间区间为2012年1月1日—2020年12月31日,个股数据需要满足过去一年中的交易天数不少于120日。本文还用中国市场的因子收益率数据,包括中国的Fama-French三因子^[20]、五因子^[21]、Carhart四因子^[22]、Q四因子^[23],时间区间为2014年1月1日—2020年12月31日。其中,前三种因子模型的数据来自于中央财经大学资产管理中心,而Q四因子的数据来自于BetaPlus小组^⑤。由于Liu等^[24]的中国三因子和四因子模型的因子收益率数据只更新到了2018年年底,而重新构造这些因子收益率所需的WIND底层数据难以获得,因此本文不选用这两种模型。此外,本文选用期限为7d的银行间质押式回购利率(R007)来代表无风

险利率,并对其原始数据进行节假日调整,其日数据来自WIND数据库。另外,因子收益率数据中的无风险利率为银行的一年期存款利率,这与本文所用的R007利率有点差异。为了保证无风险利率的一致性,本文对因子数据中的市场超额收益率进行了调整,调整为市场收益率减去R007利率。

参考Zheng等^[25]的作法,本文对中国期权数据进行如下预处理:当期权收盘价缺失时,以结算价代替;去除剩余期限小于3d的期权;去除交易量都为0的同一个行权价的看涨看跌期权;当行权价和剩余期限相同的看涨或看跌期权的数据出现重复时,保留成交量最大的那个。

2.2 变量构造

2.2.1 AD牛市组合

1) 构建方法

纯粹的AD牛市证券在现实中并不存在,但可以用期权的牛市价差组合来近似。牛市价差组合既可以用虚值看涨期权来构造,也可以用实值看跌期权来构造。而由于虚值期权的流动性通常好于实值期权,因此本文使用虚值看涨期权来构造,具体做法如下:买入 $\frac{1}{K_2 - K_1}$ 份行权价为 K_1 的看涨期权,同时卖出 $\frac{1}{K_2 - K_1}$ 份相同到期期限的行权价为 K_2 的看涨期权(其中, $K_2 > K_1 > F$, F 为平值点),这种组合在到期时的回报如图1所示。

如果把 K_2 设定为牛市的临界值,那么当 K_1 和 K_2 非常接近时,这种组合就近似于AD牛市证券。该证券在牛市发生时回报为1元,否则回报为0,其价格 P 为构造这种证券的成本,即

$$P = \frac{C(K_1) - C(K_2)}{K_2 - K_1} \quad (7)$$

其中 $C(K_1)$ 和 $C(K_2)$ 分别表示行权价为 K_1 和 K_2 的看涨期权价格。

④ 准确地说,50ETF收益率代表的是大股票的收益率,其反映的牛市可能只是大股票的牛市。虽然如此,但在本文的样本区间内,50ETF日超额收益率和市场日超额收益率的相关性高达0.77,表明整体而言50ETF收益率还是能较好地代表全市场收益率,当50ETF处于牛市状态时,市场大概率也处于牛市。

⑤ 见<https://www.factorwar.com/data/factor-models/>。由于中央财经大学资产管理中心因子数据不包括Q4因子,因此只好从另外的数据源下载。

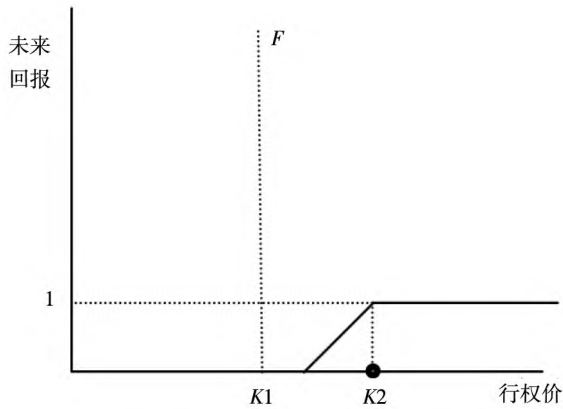


图 1 AD 牛市组合回报图

Fig. 1 Payoff graph of the AD bull portfolio

2) 确定牛市分界点

根据 AD 牛市组合的定义,组合中空头看涨期权的行权价 K_2 为牛市的分界点. 参考 Lu 和 Murray^[10], 本文通过平值点往上浮动标准差的方式来确定牛市分界点. 考虑到中国 50ETF 期权的行权价个数较少,选择的行权价 K_2 太高会找不到满足条件的期权,因此选择平值点上浮 0.5 个标准差确定 K_1 , 然后根据期权行权价的自然间隔上浮 1 挡来确定 K_2 , 如下式. 其中,平值点 $F_{t,T}$ 的确定见下文

$$K_1 = F_{t,T} e^{0.5\sigma(T-t)} \quad (8)$$

$$K_2 = K_1 + g \quad (9)$$

其中 g 代表期权的行权价间隔,而按照上交所规定,当 50ETF 价格在 3 元以下时,期权的行权价间隔为 0.05 元,在 3 元以上时,行权价间隔为 0.1 元,因此当 K_1 低于 3 元时, g 取 0.05 元,高于 3 元时 g 取 0.1 元. 至于为何选择从 K_1 上浮一个行权价间隔得到 K_2 , 主要是为了在条件允许的范围内尽可能地使 K_1 和 K_2 足够接近,从而使构造出的牛市价差组合更接近 Arrow-Debreu 状态证券. σ 为标的资产收益率标准差的预期值,本文用所有虚值看涨和虚值看跌期权的隐含波动率平均值来代替. 由于中国市场上现货存在较为严格的卖空限制,因此 Black-Scholes 期权定价公式^[26]并不准确,但是上证 50 股指期货卖空受限较少,因此 Black 公式^[27]在中国是近似成立的. 所以,在中国,通过期货价格和 Black 公式^[27]倒推隐含波动率更合理. 另一方面,由于上证 50 股指期货和 50ETF 期权的到期日存在一定的差异,因此 50 期货的价格也不能直接采用,但可以先通过期权

的看涨看跌平价公式计算出期权隐含的远期价格,然后再将其和 Black 公式^[27]结合,倒推出隐含波动率^[28],这也是本文的做法.

3) 确定平值点

期权的平值点是实值期权和虚值期权的交汇点. 对于欧式期权来说,应该把平值点设定为与期权同一到期日的远期价格^[29]. 但是,由于 50ETF 并没有远期市场,只有上证 50 指数期货. 而上证 50 指数期货的到期日为到期月的第三个周五, 50ETF 的到期日为到期月的第四个周四,因此也不能用期货价格代替远期价格作为平值点.

参考郑振龙和陈焕华^[29]、Zheng 等^[25], 本文根据期权的看涨期权和看跌期权平价公式 (PCP), 从期权价格中估计隐含的远期价格. 具体做法为: 每个交易日,在同一到期期限下,先找出不同行权价下价格最接近的那对看涨看跌期权,然后将其代入有红利保护情况下的 PCP 平价公式求出对应的远期价格,如下

$$F_{t,T} = (C_{t,T}(K) - P_{t,T}(K)) e^{r(T-t)} + K - D \quad (10)$$

其中 $F_{t,T}$ 为在 t 日对应到期日为 T 的隐含远期价格, $C_{t,T}(K)$ 和 $P_{t,T}(K)$ 分别表示在 t 日对应到期日为 T 、行权价为 K 的看涨和看跌期权价格, r 为无风险利率, D 为期权剩余期限内标的分红的终值.

4) 期权选择

由于期权的行权价不可能精确地等于用式 (8) 和式 (9) 算得的 K_1 或 K_2 , 本文先通过在 K_1 或 K_2 左右浮动一个小区间的方式确定行权价区间,再将在该区间内的所有符合条件的看涨期权的价格按成交额加权平均得到 $C(K_1)$ 和 $C(K_2)$, 见式 (11) 和式 (12). 此外,由于 1 个月期限的期权的交易一般是最活跃的,因此在式 (11) 和式 (12) 的计算中,本文只选择在下个月到期的看涨期权

$$C(K_1) = \sum_{K \in [K_1 - \tilde{g}(K_1), K_1 + \tilde{g}(K_1)]} C(K) W(K) \quad (11)$$

$$q(K_2) = \sum_{K \in [K_1 + \tilde{g}(K_1), K_2 + \tilde{g}(K_2)]} C(K) W(K) \quad (12)$$

其中 $\tilde{g}(K)$ 的取值取决于 K , 当 K 低于 3 元时, $\tilde{g}$ 取 0.025 元, 高于 3 元时 $\tilde{g}$ 取 0.05 元. 之所以这

样设定,是为了保证左右浮动的总区间大小等于一个行权价间隔,方便找到行权价接近 K 的期权。 $W(K)$ 为符合条件的各看涨期权的成交额占比。

2.2.2 牛市风险

如前所述,牛市风险为牛市概率的变化,可以用持有 AD 牛市组合的短期收益率来代替。一方面,持有 AD 牛市组合的时间越短,其收益率越能反映瞬时的牛市概率变化。但是,持有时间太短容易受到市场交易噪音和现货期权市场非同步性的影响。借鉴 Lu 和 Murray^[10],本文在实证时采用 AD 牛市组合的五日超额收益率来代表牛市风险,如下

$$r_{ADbull} = \frac{(C_5(K_1) - C_5(K_2)) - (C(K_1) - C(K_2))}{C(K_1) - C(K_2)} - r_f \quad (13)$$

其中 $C_5(K_1)$ 和 $C_5(K_2)$ 是将五日后的期权价格分别代入式(11)和式(12)算得的加权价格, r_f 是对应五日期限的无风险利率。

2.2.3 牛市贝塔

借鉴 Lu 和 Murray^[10],本文使用过去 12 个月的日数据来估计牛市贝塔。对每个股票,在每个月月末,使用其过去 12 个月间所有的日数据,将其五日超额收益率对同时段的 AD 牛市组合的五日超额收益率以及市场五日超额收益率进行回归,估计出该股票在该月月末的牛市贝塔 $\beta_{i,t}^{bull}$,如下式。其中,进行回归的有效观测值不得少于 120 日

$$r_{i,d} = \alpha_{i,t} + \beta_{i,t}^{MKT} MKT_d + \beta_{i,t}^{bull} r_{ADbull,d} + \varepsilon_{i,d} \quad (14)$$

其中 $r_{i,d}$ 表示个股 i 从 d 日收盘算起的未来五日超额收益率, MKT_d 为从 d 日收盘算起的市场五日超额收益率, $r_{ADbull,d}$ 为在 d 日收盘时构建的 AD 牛市组合在未来五日的超额收益率。在回归前,这些始于同一日的个股、市场、AD 牛市组合的五日超额收益率数据要先进行匹配,使得五日后的日期也保持一致。为了保证 t 月末牛市贝塔的估计不用到 $t+1$ 月的数据,本文以五日后日期作为筛选条

件,要求五日后日期在 t 月末之前的 12 个月内。另外,在实际计算中,为了使贝塔数值相对合理,本文将 AD 市场组合的超额收益率进行了一定比例的缩小,使其标准差等于同期市场超额收益率的标准差。

2.2.4 控制变量

在检验牛市贝塔与横截面个股的预期收益率之间的关系时,需要探究牛市贝塔对个股未来收益率的解释力能否被一些传统的收益率预测变量所解释,为此需要控制这些变量。本文选择的控制变量为国内外文献中常见的收益率预测变量,包括 CAPM 贝塔 β^{capm} ^[1];流通市值的对数 $\ln(Size)$ 和账市比的对数 $\ln(BM)$ ^[30];总资产增长率 AG ^[31];盈利能力 ROE ^[32],用权益报酬率来衡量;动量 MOM ^[33],用过去 12 个月收益率(跳过最近一个月)来衡量。此外,本文还控制了与股票上涨潜力相关的一些变量,包括上行贝塔 β^{up} ^[3] 以及过去一个月最大收益率 MAX ^[34],控制了与股票风险相关的一些变量,包括下行贝塔 β^{down} ^[3] 和特质波动率^[35]⑥。在这些变量的构造过程中,如果有用到财务报表数据,则按照通常以 6 月底作为去年年报公布时点的假定,在每年 6 月底之前用 $t-2$ 年的年报数据,6 月底过后用 $t-1$ 年的年报数据。

3 实证结果

3.1 描述性统计

3.1.1 AD 牛市组合的超额收益率

由于中国 50ETF 期权的行权价个数较少且分布不够密集,在总共 1 439 个交易日里共构建了 1 255 个 AD 牛市组合五日超额收益率,平均每月缺少约 2.6 个观测值。

AD 牛市组合的五日超额收益率($AD\ bull$)的统计特征如表 1 所示。可以看出,AD 牛市组合平均的五日超额收益率为正,达到 9.57%,这与理

⑥ 本文并不把熊市贝塔作为控制变量,理由如下:本文首次提出牛市风险和牛市贝塔的概念,并对牛市贝塔和股票收益率之间的关系进行初步探究,至于牛市贝塔和熊市贝塔之间的关系,很难紧接着在同一篇文章里探讨清楚,可待后续进行深入研究。在 Lu 和 Murray^[10]的熊市贝塔该文里,作者也只探究了单边的熊市风险和熊市贝塔,而并没有对牛市贝塔进行控制。此外,本文探究的是中国 A 股市场,而此前并没有文献指出熊市贝塔可以显著地预测中国股票的横截面收益率,因此直接控制熊市贝塔显得比较突兀,还得先用各种方法检验一下熊市贝塔的收益率预测效果。由于牛市和熊市的界定是以远期价格往上或往下浮动多少个标准差来确定的,所以这两种状态之间还存在一个非牛非熊的正常涨跌状态。因此,牛市概率降低并不代表熊市概率一定增大,还可能是正常涨跌状态的概率增大。所以,牛市风险和熊市风险并非从不同角度衡量同一种东西,据此估计出的牛市贝塔和熊市贝塔包含的信息也是不太一样的。

论预期相符. 其波动相对较高, 可以从最低的 -96.88% 变到最高的 577.41%, 标准差为 71.01%, 这也相对合理, 因为期权交易具有明显的杠杆特性.

为了便于与其它因子比较, 这里将 AD 牛市组合的超额收益率按一定的比例缩小, 使调整后的 AD 牛市组合超额收益率 (*AD bull Scaled*) 的标准差等于市场超额收益率 (*MKT*) 的标准差^⑦. 经调整后的 AD 牛市组合五日超额收益率均值 0.56%, 而同期的市场五日超额收益率 (*MKT*)、

规模因子五日收益率 (*SMB*)、价值因子五日收益率 (*HML*)、动量因子五日收益率 (*UMD*)、盈利因子五日收益率 (*RMW*)、投资因子五日收益率 (*CMA*) 的均值分别为 0.08%、-0.05%、-0.02%、0.13%、0.27%、-0.21%, 同期 Q 四因子中的市场五日超额收益率 (*MKT_Q*)、规模因子五日收益率 (*ME_Q*)、投资因子五日收益率 (*INV_Q*)、盈利因子五日收益率 (*ROE_Q*) 的均值分别为 0.11%、-0.02%、-0.03%、0.25%^⑧, 都明显小于 AD 牛市组合的五日平均超额收益率.

表 1 AD 牛市组合超额收益率的描述性统计

Table 1 Summary statistics of AD bull portfolio excess returns

变量	均值	标准差	偏度	最小值	25%	中位数	75%	最大值	观测数
<i>AD bull</i>	9.57%	71.01%	2.33	-96.88%	-38.20%	-5.08%	39.80%	577.41%	1 255
<i>AD bull Scaled</i>	0.56%	4.18%	2.33	-5.71%	-2.25%	-0.30%	2.35%	34.02%	1 255
<i>MKT</i>	0.08%	4.18%	-1.24	-28.41%	-1.57%	0.38%	2.12%	19.14%	1 255
<i>SMB</i>	-0.05%	2.14%	-0.91	-14.69%	-1.03%	0.08%	1.05%	8.81%	1 255
<i>HML</i>	-0.02%	1.75%	0.01	-8.16%	-1.06%	-0.06%	0.98%	6.30%	1 255
<i>UMD</i>	0.13%	2.68%	-0.76	-17.78%	-1.13%	0.33%	1.48%	13.96%	1 255
<i>RMW</i>	0.27%	2.84%	2.45	-10.50%	-1.14%	0.14%	1.40%	28.75%	1 255
<i>CMA</i>	-0.21%	1.49%	0.14	-7.26%	-1.07%	-0.28%	0.63%	6.34%	1 255
<i>MKT_Q</i>	0.11%	3.43%	-1.02	-22.29%	-1.25%	0.42%	1.87%	11.92%	1 254
<i>ME_Q</i>	-0.02%	2.11%	-0.93	-13.82%	-0.96%	0.14%	1.07%	10.10%	1 254
<i>INV_Q</i>	-0.03%	1.01%	-0.74	-9.00%	-0.52%	-0.05%	0.47%	4.68%	1 254
<i>ROE_Q</i>	0.25%	1.67%	1.94	-5.93%	-0.56%	0.19%	0.90%	14.85%	1 254

注: 这里只统计了存在 AD 牛市组合收益率的那些时段内的其它因子收益率特征, 并不是全样本期间. 为了方便观察, 表中除了偏度和观测数不用百分数表示外, 其它的收益率统计特征全都以百分数表示.

进一步地, 将 AD 牛市组合的五日超额收益率对同时段的传统的因子收益率进行回归, 检验 AD 牛市组合的超额收益率能否被传统的因子模型所解释, 如下式所示

$$r_{AD\ bull,d} = \alpha + \beta F_d + \varepsilon_d \quad (15)$$

其中 $r_{AD\ bull,d}$ 为在 d 日收盘时构建的 AD 牛市组合的未来五日超额收益率 (*Scaled* 后的), F_d 为同时段内传统因子模型中各因子的五日收益率. α 衡量 AD 牛市组合超额收益率中不能被传统的因子收益率所解释的部分. 回归系数的标准误按照 Newey 和 West^[36] 的方式调整自相关和异方差, 滞后阶数采用 $4 \times (T/100)^{2/9}$ 的一般作法计算^[37], 为

8 阶. 参考国内外文献, 本文选用的因子模型包括 CAPM^[1]、FF3 因子模型^[20]、FFC 四因子模型^[22]、FF5 因子模型^[21]、Q4 因子模型^[23]. 而如 2.1 节中所述, 由于数据原因, 本文不采用 Liu 等^[24] 提出的中国三因子和四因子模型.

回归结果如表 2 所示. 可以看出, AD 牛市组合的五日超额收益率均值为 0.56%, 且显著为正. 此外, AD 牛市组合的超额收益率不能被其它传统的因子模型所解释, CAPM、FF3 因子模型、FFC 四因子模型、FF 五因子模型、Q 四因子模型只能分别解释 AD 牛市组合超额收益率的 23.3%、42.2%、42.5%、42.4%、53.4%. 而在经

⑦ 为了便于比较, 下文用到的 AD 牛市组合收益率都是按此比例调整过的. 由于是同乘以一个常数, 因此并不影响结论.

⑧ 虽然 Q 四因子中的市场因子 (*MKT_Q*) 应该和 Fama-French 因子中的市场因子 (*MKT*) 保持一致, 但由于这两种因子数据来自不同的数据平台 (见 2.1 节), 其数值略有差异, 本文都予以保留, 而 Q4 因子中的其它三个因子虽然和 Fama-French 因子所描述的意思类似, 但构建方法不一样, 因此数值是不同的.

过这些因子模型调整后的 α 也都显著为正,分别为 0.53%、0.47%、0.48%、0.44%、0.44%。这些表明牛市风险(牛市概率变化)包含着不同于以往定价因子的信息。

表 2 AD 牛市组合收益率的因子分析
Table 2 Factor analysis of AD bull portfolio returns

变量	原始	CAPM 模型	FF3 模型	FFC 模型	FF5 模型	Q4 模型
α (%)	0.56 ** (2.50)	0.53 *** (2.67)	0.47 *** (2.84)	0.48 *** (2.95)	0.44 ** (2.54)	0.44 *** (2.78)
β^{MKT}		0.48 *** (6.10)	0.75 *** (8.34)	0.77 *** (8.69)	0.78 *** (8.49)	
β^{SMB}			-0.81 *** (-7.64)	-0.85 *** (-8.92)	-0.63 *** (-3.43)	
β^{HML}			0.45 *** (4.17)	0.39 *** (3.09)	0.41 *** (3.92)	
β^{UMD}				-0.11 (-1.50)		
β^{RMW}					0.18 * (1.80)	
β^{CMA}					0.06 (0.56)	
β^{MKT_Q}						0.94 *** (10.37)
β^{ME_Q}						-0.90 *** (-5.59)
β^{INV_Q}						-0.07 (-0.66)
β^{ROE_Q}						0.02 (0.14)
调整 R^2		23.3%	42.2%	42.5%	42.4%	53.4%

注：回归系数的标准误按照 Newey 和 West^[36] 的方式调整自相关和异方差,滞后为 8 阶,对应的 t 值在表中的括号内显示。***、**、* 分别代表在 1%、5%、10% 的水平上显著,下同。

3.1.2 牛市贝塔

表 3 的 Panel A 是个股的牛市贝塔以及一些控制变量的描述性统计,关于控制变量的选择和来源详见 2.2.4 节。表 3 的每个结果是对月度的描述性统计量进行时间序列平均,而且在每个截面数据上,只统计存在牛市贝塔数据的个股对应的变量特征以及相关性的。从表 3 可以看出,个股的牛市贝塔取值介于 -1.48~0.99 之间,均值为 -0.21,标准差为 0.27。从 Panel B 的相关系数来看,个股的牛市贝塔 β^{bull} 和其 CAPM 贝塔 β^{capm} 之间有较为明显的负相关(Pearson 和 Spearman 相关系数分别为 -0.368 和 -0.398),和下行贝塔 β^{down} 、特质波动率 $IVOL$ 也存在较为明显的负相

关,而和市值 $Size$ 、账市比 BM 、权益报酬率 ROE 存在一定的正相关,但和资产增长率 AG 、动量因子 MOM 的相关性则比较弱。

值得注意的是,个股的牛市贝塔和另外两个衡量个股上涨潜力的特征变量之间,即上行贝塔 β^{up} 和过去一个月最大的日收益率 MAX ,存在一定的负相关(Pearson 相关系数和 Spearman 相关系数大致都在 -0.15 左右)。这表明牛市贝塔很可能包含着不同于这两个变量的信息,这也是因为在牛市贝塔估计时用到的 AD 牛市组合反映的是投资者对未来牛市概率的事前判断,而不同于另外两个变量那样纯粹地采用历史数据估计。

表 3 主要变量的描述性统计
Table 3 Summary statistics of main variables

Panel A: 各变量的描述性统计										
变量	均值	标准差	偏度	最小值	25%	中位数	75%	最大值	观测数	
β^{bull}	-0.21	0.27	-0.09	-1.48	-0.37	-0.21	-0.04	0.99	2 694	
β^{capm}	1.17	0.27	-0.36	0.09	1.00	1.18	1.35	2.04	2 694	
Size	111.27	388.51	22.26	6.16	28.32	47.60	92.07	13 790.33	2 694	
BM	0.61	0.50	4.44	0.00	0.31	0.50	0.77	8.31	2 687	
ROE	0.03	0.88	-34.21	-38.80	0.03	0.07	0.11	0.86	2 687	
AG	0.32	3.17	29.80	-0.73	0.02	0.10	0.24	132.21	2 547	
MOM	-0.01	0.34	2.54	-0.73	-0.22	-0.08	0.11	3.86	2 693	
β^{up}	1.09	0.33	0.25	-0.27	0.87	1.06	1.29	2.59	2 694	
MAX	0.05	0.03	0.85	0.00	0.03	0.04	0.07	0.11	2 676	
β^{down}	1.24	0.36	-0.51	-0.55	1.03	1.27	1.49	2.49	2 694	
IVOL	0.26	0.14	1.33	0.04	0.16	0.23	0.33	1.03	2 676	

Panel B: 变量间的相关系数											
变量	β^{bull}	β^{capm}	Size	BM	ROE	AG	MOM	β^{up}	MAX	β^{down}	IVOL
β^{bull}		-0.398	0.369	0.165	0.182	0.037	0.067	-0.168	-0.151	-0.399	-0.165
β^{capm}	-0.368		-0.267	-0.162	-0.132	-0.010	-0.081	0.635	0.232	0.764	0.178
Size	0.213	-0.185		-0.109	0.212	0.107	0.242	-0.018	-0.039	-0.330	-0.048
BM	0.172	-0.150	0.022		-0.122	-0.009	-0.279	-0.144	-0.244	-0.055	-0.291
ROE	0.051	-0.030	0.031	0.023		0.374	0.102	-0.017	-0.048	-0.200	-0.044
AG	0.007	-0.005	-0.003	0.111	0.021		0.048	0.061	0.026	-0.085	0.037
MOM	0.034	-0.055	0.109	-0.217	0.045	-0.011		-0.012	0.111	-0.144	0.197
β^{up}	-0.144	0.652	-0.075	-0.125	0.000	0.009	0.025		0.177	0.334	0.122
MAX	-0.138	0.213	-0.045	-0.173	-0.029	0.007	0.126	0.159		0.145	0.813
β^{down}	-0.371	0.787	-0.200	-0.060	-0.045	-0.019	-0.137	0.333	0.131		0.115
IVOL	-0.157	0.155	-0.056	-0.200	-0.035	0.013	0.203	0.099	0.811	0.101	

注: Panel A 中 Size 变量的单位为亿元,其它变量的单位都为 1,未经过缩放,如特质波动率均值为 0.26 代表 26%。Panel B 中左下为 Pearson 相关系数,右上为 Spearman 相关系数。

3.2 牛市贝塔与横截面收益率

3.2.1 单变量组合分析

下面进行单变量组合分析,将个股的牛市贝塔作为分组变量,分析股票组合的牛市贝塔与其未来的收益率之间的关系。

在每个月月末,按照个股牛市贝塔的大小从低到高把所有股票等分成 5 组,然后将同一组内所有股票在下个月的月超额收益率进行流通市值加权平均,得到各个组在下个月的月超额收益率。在得到各组的月超额收益率时间序列后,可以计算各组的平均月超额收益率,由此可以观察组合收益率随着牛市贝塔的增大如何变动(平均而言)。另外,将第五组和第一组的月超额收益率时间序列进行比较,可以得到这两组间月超额收益率的平均差异以及其对应的 t 值,用来探究牛市

贝塔的差异是否能造成组合收益率的显著差异,即牛市贝塔是否是有效的股票定价因子。其中 t 值对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 的方式调整自相关和异方差,滞后阶数采用 $4 \times (T/100)^{2/9}$ 的一般作法计算^[37],为四阶。

如表 4 所示,随着牛市贝塔的增大,组合的原始月超额收益率从 -0.06% 变到 1.20%,存在单调增加的趋势。而高减低组的月收益率达到 1.26%,且显著为正,这表明牛市贝塔和股票未来收益率之间存在显著的正相关,股票的牛市贝塔越大,其下个月收益率越高。从经济含义上来看,如果投资者买进牛市贝塔最高的股票组合,同时做空牛市贝塔最低的股票组合,构建零成本的高减低组合,则可获得 1.26% 的月收益率(年化收益率为 15.12%),相当可观。

表4 按牛市贝塔分组的组合收益率
Table 4 Portfolio returns sorted by bull beta

	$\beta^{bull} 1$	2	3	4	$\beta^{bull} 5$	5 - 1
Excess Return	-0.06% (-0.07)	0.25% (0.29)	0.48% (0.59)	0.63% (0.90)	1.20% (2.08)	1.26% ** (2.15)
CAPM α	-0.98% (-2.68)	-0.61% (-2.05)	-0.37% (-2.06)	-0.12% (-0.94)	0.57% (3.42)	1.54% *** (3.01)
FF3 α	-0.67% (-2.26)	-0.35% (-1.93)	-0.18% (-1.46)	-0.02% (-0.16)	0.41% (3.98)	1.07% *** (2.83)
FFC α	-0.56% (-1.77)	-0.31% (-1.64)	-0.14% (-1.19)	0.06% (0.53)	0.42% (3.75)	0.98% ** (2.40)
FF5 α	-0.35% (-1.16)	-0.15% (-0.86)	-0.08% (-0.74)	0.03% (0.24)	0.33% (2.93)	0.68% * (1.76)
Q4 α	-0.53% (-1.66)	-0.31% (-1.60)	-0.20% (-1.46)	-0.08% (-0.53)	0.23% (1.38)	0.76% * (1.89)

注：为了方便观察，表中的收益率数值都以百分数表示表中“5-1”列表示按牛市贝塔分组的第五组和第一组的收益率差

异表中括号内为 t 值，其对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 方式调整自相关和异方差，滞后阶数为 4。

下面进一步探究牛市贝塔分组的组合收益率差异能否被传统的资产定价因子模型所解释，由此观察牛市贝塔是否有别于传统的资产定价因子按照通常的做法，本文选择 CAPM^[1]、FF3 因子模型^[20]、FFC 四因子模型^[22]、FF5 因子模型^[21]、Q4 因子模型^[23] 作为基准，将按牛市贝塔分组的各组月超额收益率以及高减低组月收益率对这些因子模型的各种因子收益率进行时间序列回归，观察回归的截距项大小（即 α ）及其显著性（同样按照 Newey 和 West^[36] 的方式调整自相关和异方差），探究这些模型中的因子收益率能否解释牛市贝塔分组的组合收益率差异。

从表 4 后几行可以看出，传统的因子模型无法解释牛市贝塔分组的组合收益率差异。牛市贝塔分组的高减低组收益率在控制了 CAPM、FF3、FFC、FF5、Q4 的因子模型收益率后，仍然有着 1.54%、1.07%、0.98%、0.68%、0.76% 的月 α 收益率，且都显著为正，这相当于 18.48%、12.84%、11.76%、8.16%、9.12% 的年化超额收益率。

图 2 为按牛市贝塔分组的高减低组的月收益率时间序列，这种策略的收益在大部分时间都为正，在 59 个月里有 39 个月收益为正，占比为 66.1%，进一步证实了中国股市上牛市贝塔与股票未来收益率之间的正相关。

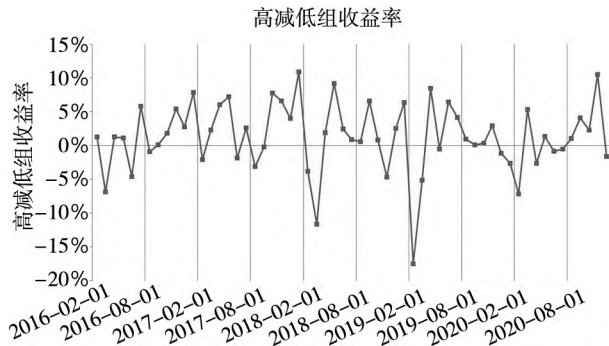


图2 牛市贝塔分组的高减低组月收益率时间序列

Fig. 2 Monthly time series of high minus low returns sorted by bull beta

3.2.2 双变量组合分析

虽然前文按牛市贝塔进行单变量分组的结果显示牛市贝塔的大小和组合未来收益率以及 α 之间呈现显著的正向关系，但这可能是因为牛市贝塔捕捉了其它横截面定价因子的信息，而其本身不具有额外的信息。为了检验这种可能性，这里进一步进行双变量分组的组合分析，在控制其它常见的横截面因子后观察牛市贝塔分组的结果。

首先，考察按牛市贝塔分组的各个组合的控制变量特征及其之间的差异，关于控制变量的选择和来源详见 2.2.4 节。在每个月月末，按照个股牛市贝塔的大小从低到高把所有股票等分成 5 组，然后将同一组内所有股票在该月月末的控制变量各自进行等权平均，得到各个组在该月的特征变量的平均特征。而通过对各组的特征变量

平均值的时间序列进行对比,可以观察不同牛市贝塔大小的组别对应的特征变量的平均差异。

从表 5 可以看出,随着组合牛市贝塔的增大,组合的 CAPM 贝塔、上行贝塔、彩票特征 MAX、下行贝塔、特质波动率都有着显著的下降,而组合的市值、账市比、权益报酬率都有着显著的上升,但

是组合的资产增长率和动量特征并没有显著的变化。这些和表 3 中的相关性分析结果保持一致,说明高牛市贝塔组的股票主要是大市值、高账市比、高盈利能力、低 CAPM 贝塔、低上行贝塔、彩票特征不那么明显、低下行贝塔、低特质波动率的股票。

表 5 按牛市贝塔分组的组合特征

Table 5 Characteristics of portfolios sorted by bull beta

变量	$\beta^{bull} 1$	2	3	4	$\beta^{bull} 5$	5 - 1	$t(5 - 1)$
β^{bull}	-0.57	-0.33	-0.21	-0.08	0.16	0.73 ***	10.95
β^{capm}	1.32	1.24	1.17	1.09	1.02	-0.30 ***	-10.01
Size	53.54	58.79	70.18	97.67	276.11	222.56 ***	22.06
BM	0.50	0.56	0.62	0.66	0.72	0.22 ***	6.78
ROE	-0.04	0.03	0.03	0.05	0.07	0.11 ***	3.79
AG	0.28	0.31	0.37	0.36	0.26	-0.02	-0.65
MOM	0.03	-0.04	-0.04	-0.03	0.04	0.01	0.17
β^{up}	1.18	1.11	1.07	1.03	1.03	-0.15 ***	-4.64
MAX	0.06	0.05	0.05	0.05	0.05	-0.01 ***	-9.54
β^{down}	1.43	1.34	1.26	1.16	1.03	-0.40 ***	-8.51
IVOL	0.31	0.27	0.25	0.24	0.25	-0.06 ***	-10.24

注:表中“5-1”列表示按牛市贝塔分组的第五组和第一组间的特征变量差异,“ $t(5-1)$ ”列为其对应的 t 值。 t 值对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 方式调整自相关和异方差,滞后阶数为 4。表中 Size 单位为亿元,其它变量的单位都为 1,未经过缩放。

其次,进一步进行双变量组合分析,分析在控制了其它因子后牛市贝塔和组合未来收益率之间的关系。在每个月月末,先选择任一个其它因子作为控制变量,按其大小从低到高将股票等分为 3 组,然后在每组内按照其中股票的牛市贝塔大小等分为 5 组,总共形成 15 个组。再将同一组内所有股票在下个月的超额收益率进行流通市值加权平均,并各自求 3 个控制变量组别下的牛市贝塔的高减低组收益率,以及这 3 个高减低组收益率的平均值。最后,对这四个高减低组的收益率时间序列进行分析,可以探究在控制变量数值相对接近的情况下,牛市贝塔和组合未来收益率之间的关系。

表 6 显示双变量分组的结果,可以看出,在不同的控制变量组别下,牛市贝塔的高减低收益率虽然都为正,但是显著性有所不同。牛市贝塔和组合未来收益率之间的正向关系在高 CAPM 贝塔组、大市值组、低账市比组、高盈利能力组、高资产

增长率组、高动量组、高上行贝塔组、彩票特征明显的组、中下行贝塔组、高特质波动率组中更显著,且高减低组的收益率数值基本上也更大,而在其它组则不显著。

表 6 的最后一列进一步计算了不同控制变量组别下高减低组收益率的平均值,这种平均值相当于对控制变量进行中性化处理,可以近似地将其视为排除了控制变量影响后牛市贝塔对组合未来收益率的净影响。可以看出,即使选择不同的控制变量进行中性化处理,按牛市贝塔分组的高减低组收益率基本也都显著为正,表明牛市贝塔包含了其它常见定价因子所不具有的信息,其对预期收益率的解释力不能被其它因子所解释。虽然在以权益报酬率 ROE 作为控制变量时,平均的高减低组收益率并不显著为正,似乎表明盈利因子和牛市贝塔之间存在一定的信息重叠,但是下文会用更严格的 Fama-Macbeth 回归同时控制多个控制变量进行深入的探究。

表 6 双变量分组的高减低组收益率
Table 6 High minus low returns of bivariate sort

控制变量	分组变量: β^{bull}			
	控制组 1	控制组 2	控制组 3	平均
β^{capm}	0.91% (1.56)	1.05% * (1.92)	0.90% * (1.92)	0.95% ** (2.17)
$Size$	0.34% (1.32)	0.50% (1.49)	1.29% ** (2.06)	0.70% ** (2.10)
BM	2.06% *** (3.60)	0.78% (1.34)	0.54% (0.77)	1.13% ** (2.08)
ROE	0.73% (1.01)	0.36% (0.53)	1.73% *** (2.93)	0.94% (1.52)
AG	0.57% (0.81)	1.26% * (1.90)	1.66% *** (2.89)	1.17% * (1.88)
MOM	0.17% (0.35)	0.77% (1.53)	1.86% *** (2.72)	0.93% * (1.87)
β^{up}	1.01% (1.57)	1.15% ** (2.07)	1.08% ** (2.09)	1.08% ** (2.08)
MAX	0.61% (0.99)	0.94% (1.57)	2.08% *** (3.66)	1.21% ** (2.24)
β^{down}	0.88% (1.52)	0.79% * (1.88)	0.51% (0.95)	0.73% * (1.65)
$IVOL$	0.62% (0.96)	0.95% (1.61)	1.58% *** (3.19)	1.05% * (1.95)

注：表中的数值指的全是按牛市贝塔分组的高减低收益率（以“控制变量”下的单个变量为控制变量），而且为了方便观察，收益率数值直接以百分数表示。表中括号内为 t 值，其对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 方式调整自相关和异方差，滞后阶数为 4。

3.2.3 Fama-Macbeth 回归

前文的双变量组合分析一次只能控制一个变量，而不能同时控制多个变量，并且其假定同一控制变量组别下的股票在该控制变量维度上没有差异（但其实仍然有一定差异）。本部分将进一步使用 Fama-Macbeth 回归^[38]将控制变量直接加入回归式中，并且同时控制多个控制变量，来探究牛市贝塔因子是否有别于传统的定价因子。

将个股在 $t + 1$ 月的月超额收益率对其在 t 月末使用历史滚动数据估计的牛市贝塔进行 Fama-Macbeth 回归，并加入其它控制变量，如下式其中 t 值对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 的方式调整自相关和异方差，滞后阶数为 4 阶

$$R_{i,t+1} = \alpha_t + \beta_{i,t}^{bull} \lambda_t + \sum_j X_{i,t,j} \lambda_{i,t,j} + \varepsilon_{i,t} \quad (16)$$

其中 $R_{i,t+1}$ 为股票 i 在 $t + 1$ 月的超额收益率， $\beta_{i,t}^{bull}$ 为股票 i 在 t 月末估计的牛市贝塔， $X_{i,t,j}$ 表示第 i 个股票在 t 月末的第 j 个控制变量。回归得到的

λ_t 即为牛市贝塔对应的风险价格， $\lambda_{i,t,j}$ 则为控制变量对应的风险价格。

Hou 等^[39]在对 452 个异象因子进行复制时指出，传统的 Fama-Macbeth 回归法在每个截面回归时使用最小二乘法（OLS），这会给予小市值股票过高的权重，而通常而言小市值股票的收益率以及因子值比较极端、流动性较差、交易成本高，这会造成因子检验不合理。他们建议在 Fama-Macbeth 回归中使用加权最小二乘法（WLS），并以个股的流通市值作为权重，以降低这种小市值股票的影响，本文同样采用这种做法。

本文选择不同的控制变量组合方式来保证结果的可信度，关于控制变量的选择和来源详见 2.2.4 节。表 7 的第（1）列是不加任何控制变量的结果，第（2）列是加入个股的 CAPM 贝塔 β^{capm} 作控制，第（3）列是加入 β^{capm} 、市值因子（ $Size$ ）和价值因子（ BM ）作控制，第（4）列是加入 β^{capm} 、

$\ln(Size)$ 、 $\ln(BM)$ 以及投资因子 AG 和盈利因子 ROE 作控制,第(5)列是加入 β^{capm} 、 $\ln(Size)$ 、 $\ln(BM)$ 、 AG 、 ROE 以及动量因子 MOM 作控制此外,第(6)列还控制了与股票上涨潜力相关的变量一些变量,包括上行贝塔 β^{up} 以及过去极端收益率指标 MAX ,探究牛市贝塔对个股未来收益率的解释力能否被这些类似的因子所解释.第

(7)列还控制了一些与股票风险相关的变量,包括下行贝塔 β^{down} 和特质波动率 $IVOL$,探究牛市贝塔这一风险指标是否包含不同于其它风险指标的信息此外,由于表6中的双变量组合分析结果显示 ROE 似乎可以解释牛市贝塔异象,为了进一步探究两者之间的关系,第(8)列只控制了 ROE .

表 7 Fama-Macbeth 回归结果

Table 7 Fama-Macbeth regression results

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Const.</i>	0.008 (1.23)	0.006 (0.84)	0.013 (0.36)	0.013 (0.36)	0.019 (0.56)	0.022 (0.63)	0.030 (0.82)	0.006 (0.97)
β^{bull}	0.022 ** (2.06)	0.017 ** (2.07)	0.014 ** (2.50)	0.013 ** (2.41)	0.013 ** (2.52)	0.013 ** (2.50)	0.012 ** (2.27)	0.020 * (1.96)
β^{capm}		0.002 (0.28)	-0.005 (-0.79)	-0.005 (-0.75)	-0.007 (-0.99)	-0.002 (-0.27)	-0.010 (-1.05)	
$\ln(Size)$			-0.000 (-0.17)	-0.000 (-0.20)	-0.001 (-0.41)	-0.001 (-0.45)	-0.001 (-0.61)	
$\ln(BM)$			-0.006 * (-1.92)	-0.006 * (-1.85)	-0.005 * (-1.85)	-0.005 * (-1.96)	-0.006 ** (-2.08)	
<i>ROE</i>				0.006 ** (2.10)	0.006 ** (2.30)	0.011 *** (2.87)	0.011 *** (2.68)	0.014 ** (2.44)
<i>AG</i>				-0.001 (-0.80)	-0.000 (-0.70)	-0.000 (-0.77)	-0.000 (-0.72)	
<i>MOM</i>					0.001 (0.29)	0.003 (0.73)	0.005 (1.19)	
β^{up}						-0.002 (-0.43)	-0.000 (-0.04)	
<i>MAX</i>						-0.106 ** (-2.36)	0.033 (0.66)	
β^{down}							0.005 (0.78)	
<i>IVOL</i>							-0.035 *** (-3.03)	
调整 R^2	4.46%	7.25%	12.43%	12.87%	13.87%	15.04%	16.12%	4.93%

注:表中括号内为 t 值,其对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 方式调整自相关和异方差,滞后阶数为 4.表中所有数值的单位都为 1,不存在按比例缩放.

表 7 的第(1)列到第(5)列回归结果显示,在加入不同的传统因子作为控制变量时,牛市贝塔对应的系数都显著为正,表明其对个股未来收益率有着显著的正相关,且不被 β^{capm} 、 $\ln(Size)$ 、 $\ln(BM)$ 、 AG 、 ROE 以及 MOM 所解释.而表 7 的第(6)列显示,牛市贝塔对个股未来收益率的解释力不被其它类似的衡量个股上涨潜力的相关变量

(β^{up} 和 MAX) 所解释.此外,个股的上行贝塔 β^{up} 对应的系数为负,且并不显著,而个股的过去极端收益率 MAX 对应的系数显著为负,这和牛市贝塔对应的显著为正的系数相反,进一步说明了牛市贝塔包含了不同于这些因子的信息.表 7 的第(7)列结果显示,在额外控制了下行贝塔和特质波动率这两个风险指标后,牛市贝塔的回归系数仍然

显著为正,表明牛市贝塔包含了不同于这两个风险指标的信息。最后,表7的第(8)列结果表明, ROE 无法完全吸收牛市贝塔对收益率的解释力,在单独控制了 ROE 后,牛市贝塔的回归系数仍然显著为正^⑨。

虽然表6中的双变量组合分析结果显示,控制了 ROE 后牛市贝塔的预测力消失,但是在表7的Fama-Macbeth回归中却发现,在控制了 ROE 后牛市贝塔系数仍然显著(不管是表7第(8)列的只控制 ROE ,还是表7第(4)列~第(7)列的多个控制变量),这两种方法下的结果似乎存在一定的矛盾。实际上,双变量组合分析是一种较为简单的控制变量的方式,其假定同一控制变量组别下的股票在该控制变量维度上没有差异(但其实仍然有差异),而Fama-Macbeth回归则是直接将控制变量加入回归式中,相对更严谨,而且可以同时控制多个控制变量。这两种方法各有利弊,不能只从双变量组合分析的结果看就否定了牛市贝塔对收益率的解释力。此外,表6中双变量组合分析的结果显示,虽然在中低 ROE 组别下牛市贝塔异象相对较弱,但在高 ROE 的组别下牛市贝塔异象特别强,这说明牛市贝塔和 ROE 之间其实是具有一定的互补性,引入牛市贝塔可以提高对股票收益率的解释力。

综上,Fama-Macbeth回归的结果进一步证实了中国股票市场上存在个股的牛市贝塔与其未来收益率之间的显著正相关。

4 稳健性检验

下面对主要的实证结果进行稳健性检验。首先,主体部分使用过去12个月的数据估计牛市贝塔,为了分析估计窗口选择是否会对结果造成较

大影响,这里将使用过去11个月数据(保证至少有110个有效观测值)来重新估计牛市贝塔以及检验牛市贝塔和股票收益率之间的关系。表8的Panel A显示,在11个月估计窗口下,按牛市贝塔分组的组合未来收益率同样随着牛市贝塔的增加而增大,而且高减低组的原始收益率和因子模型调整后的 $Alpha$ 收益率都显著为正。而表9中Panel A的Fama-Macbeth回归结果显示,不管引入何种控制变量,11个月估计窗口计算的牛市贝塔对应的风险价格全都显著为正。这些结果表明,本文的发现对牛市贝塔估计窗口的选择相对稳健。

其次,本文主体部分以AD牛市组合的五日超额收益率来反映牛市风险,这里将用三日超额收益率来反映牛市风险,探究以此估计出的个股牛市贝塔(仍然采用过去12个月的估计窗口)能否显著地正向预测其未来的收益率。表8的Panel B显示,在以三日超额收益率估计出的牛市贝塔分组时,组合未来的收益率同样随着牛市贝塔的增加而增大,而且高减低组的原始收益率显著为正。虽然高减低组收益率在经过五因子模型调整后的 $Alpha$ 不再显著,但这可能是因为三日窗口太短,容易受到市场噪音交易以及现货期权市场不同步的影响,使得牛市风险以及牛市贝塔的估计不如五日窗口下的准确。此外,表9中Panel B的Fama-Macbeth回归结果显示,不管引入何种控制变量,以三日超额收益率估计出的牛市贝塔对应的风险价格全都显著为正,与表7中的结论保持一致。这些结果表明,虽然将五日超额收益率变为三日超额收益率后,结果的显著性有所下降,但主要结论基本上是不变的。

第三,表8的Panel C还呈现了牛市贝塔十分

⑨ 表7第(3)列~第(7)列 $\ln(BM)$ 的系数显著为负,而 $\ln(Size)$ 的系数虽然为负,但并不显著,这些与现有文献的结果不太相符,很可能是由于样本区间的不同。由于本文要用到期权数据,所以样本区间从2015年2月9日—2020年12月31日,而由于牛市贝塔的估计要用到过去12个月的数据,因此Fama-Macbeth回归的区间为2016年2月—2020年12月,可能由于这段时间的股市特征和通常文献中所用数据区间(一般从2000年开始)的特征不同,导致规模和价值因子的解释力出现差异。当时对SMB和HML因子的月收益率进行检验时,也发现SMB收益率在本文的样本区间内并不显著,而HML收益率均值为负,但也不显著,这也从侧面说明了样本区间的影响。至于 $\ln(BM)$ 的回归系数显著为负,可能是由于本文采用的Fama-Macbeth回归中每个截面的回归方式是WLS,这会增加大市值股票的权重,可能使 $\ln(BM)$ 变得显著为负。在OLS方式下,不同回归式下 $\ln(BM)$ 的系数时正时负,但也都都不显著。

组的结果,用来对表 4 中五分组的结果进行补充可以看出,在十分组下,随着牛市贝塔的增大,组合的收益率也近似单调地增加,而且高减低组的月收益率达到 1.34%,并显著为正. 经五因子模型调整后的 α 为 0.80%,仍然显著. 这些结果表明,牛市贝塔和股票未来收益率之间的关系对分组的数量相对稳健.

第四,为了说明 Fama-Macbeth 回归的结果不受变量极端值的影响,本文还在表 9 的 Panel C 中呈现所有自变量经过上下 0.5% 缩尾处理后^[10]的回归结果. 结果显示,在不同的回归式下,牛市贝塔的回归系数都显著为正,表明本文主要结论并不是由变量极端值推动的.

第五,为了降低小市值股票的影响,本文主体部分在进行 Fama-Macbeth 回归时,每个截面回归采用的是 WLS 的方法^[39],而非 OLS. 为了分析两者之间的差异,表 9 的 Panel D 呈现了 OLS 下全样本和不同市值子样本的结果. 可以看出,在全样本下,截面回归若采用 OLS,则牛市贝塔的回归系数在表 9 第(1)列不添加任何控制变量、表 9 第

(2)列只控制 β^{capm} 、表 9 第(8)列只控制 ROE 时显著为正,但在表 9 第(3)列~第(7)列控制多个变量后就不显著了. 进一步地,细分不同的市值子样本后分别进行回归,发现在大市值样本下,牛市贝塔的回归系数在表 9 第(1)列~第(8)列各个回归式下都保持显著为正,但在中市值和小市值样本下,牛市贝塔的回归系数都不显著. 这些结果表明,牛市贝塔对股票收益率的解释力只在大市值样本下存在,这也和 WLS 方法下牛市贝塔的回归系数全部显著为正的结果相吻合,因为 WLS 方法给予了大市值股票更大的权重. 而这种在大市值样本下更显著的现象,暗示牛市贝塔和股票收益率之间的关系并非是错误定价,而更可能是代表某种风险^[40],与本文提出的牛市风险相符. 另外,牛市贝塔的回归系数在大市值样本下更大更显著这点,也说明了牛市贝塔异象具有较强的可操作性,因为大市值股票的交易成本比小市值股票的更低且流动性更好.

综上,稳健性检验结果进一步支持了本文的主要结论.

表 8 按牛市贝塔分组的组合收益率(稳健性检验)

Table 8 Portfolio returns sorted by bull beta (Robustness test)

Panel A: 过去 11 个月窗口估计											
	$\beta^{bull} 1$	2	3	4	$\beta^{bull} 5$	5 – 1					
<i>Excess Return</i>	– 0.66%	– 0.20%	– 0.14%	0.17%	0.87%	1.53% **					
	(– 0.70)	(– 0.21)	(– 0.16)	(0.22)	(1.34)	(2.56)					
FF5 α	– 0.33%	– 0.06%	– 0.17%	0.03%	0.38%	0.70% *					
	(– 1.05)	(– 0.32)	(– 1.29)	(0.29)	(3.05)	(1.78)					
Panel B: 三日超额收益率											
	$\beta^{bull} 1$	2	3	4	$\beta^{bull} 5$	5 – 1					
<i>Excess Return</i>	0.02%	0.08%	0.48%	0.66%	1.21% **	1.18% *					
	(0.03)	(0.10)	(0.60)	(0.89)	(2.02)	(1.81)					
FF5 α	– 0.19%	– 0.25%	– 0.01%	0.09%	0.30% **	0.49%					
	(– 0.63)	(– 1.57)	(– 0.09)	(0.67)	(2.23)	(1.21)					
Panel C: 单变量十分组检验											
	$\beta^{bull} 1$	2	3	4	5	6	7	8	9	$\beta^{bull} 10$	10 – 1
<i>Excess Return</i>	– 0.07%	– 0.05%	0.36%	0.15%	0.42%	0.53%	0.45%	0.80%	0.94%	1.27%	1.34% **
	(– 0.07)	(– 0.06)	(0.40)	(0.18)	(0.52)	(0.64)	(0.60)	(1.17)	(1.36)	(2.34)	(2.03)
FF5 α	– 0.39%	– 0.30%	– 0.02%	– 0.29%	– 0.04%	– 0.09%	– 0.07%	0.14%	0.11%	0.41%	0.80% *
	(– 1.00)	(– 1.14)	(– 0.11)	(– 1.71)	(– 0.39)	(– 0.54)	(– 0.58)	(0.72)	(0.72)	(2.83)	(1.69)

注: 表中括号内为 t 值, 其对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 方式调整自相关和异方差, 滞后阶数为 4. 为了方便观察, 表中的收益率数值都以百分数表示. 为了不显得冗长, 这里只列示组合的原始超额收益率和经 FF5 因子模型调整后的 α .

表 9 Fama-Macbeth 回归结果 (稳健性检验)
Table 9 Fama-Macbeth regression results (Robustness test)

Panel A: 过去 11 个月窗口估计								
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
β^{bull}	0.023 ** (2.20)	0.017 ** (2.06)	0.013 ** (2.37)	0.013 ** (2.27)	0.012 ** (2.39)	0.012 ** (2.33)	0.011 ** (2.06)	0.022 ** (2.12)
Panel B: 三日超额收益率								
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
β^{bull}	0.023 ** (2.07)	0.018 ** (2.11)	0.015 ** (2.56)	0.014 ** (2.45)	0.014 ** (2.47)	0.014 ** (2.49)	0.013 ** (2.38)	0.021 * (1.94)
Panel C: 上下 0.5% 的缩尾处理								
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
β^{bull}	0.023 ** (2.08)	0.017 * (1.99)	0.012 ** (2.15)	0.011 * (1.99)	0.010 ** (2.07)	0.011 ** (2.13)	0.010 * (1.85)	0.019 * (1.84)
Panel D: Fama-Macbeth 中的截面回归采用 OLS								
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
全样本								
β^{bull}	0.011 * (1.74)	0.008 * (1.74)	0.005 (1.19)	0.005 (1.15)	0.005 (1.11)	0.004 (0.88)	0.002 (0.53)	0.011 * (1.73)
大市值样本								
β^{bull}	0.018 ** (2.19)	0.015 ** (2.08)	0.012 ** (2.32)	0.011 ** (2.11)	0.010 ** (2.18)	0.010 ** (2.33)	0.009 ** (2.02)	0.016 * (1.98)
中市值样本								
β^{bull}	0.007 (1.15)	0.005 (0.94)	0.003 (0.53)	0.004 (0.67)	0.004 (0.61)	0.002 (0.39)	0.001 (0.23)	0.007 (1.16)
小市值样本								
β^{bull}	0.001 (0.33)	0.002 (0.41)	0.001 (0.32)	0.001 (0.20)	-0.000 (-0.04)	-0.002 (-0.51)	-0.004 (-0.75)	0.002 (0.45)

注：为了节省空间，本表中只呈现了各个回归式下牛市贝塔的回归系数和显著性，第(1)列至第(8)列各自代表的回归式和表 7 中相同表中括号内为 t 值，其对应的标准误按照 Newey 和 West^[36] 方式调整自相关和异方差，滞后阶数为 4 表中所有数值的单位都为 1，不存在按比例缩放。

5 结束语

本文主要牛市风险以及中国市场上牛市贝塔与横截面个股的预期收益率之间的关系。

首次提出了牛市风险这一概念，把牛市风险定义为牛市概率的变化，并使用隐含法利用期权市场上牛市价差组合的短期收益率来度量牛市风险。相较于传统的历史法，隐含法具有符合经济直觉、不依赖模型 (model-free)、易于度量、可交易、可以有效避免比索问题等优点。

本文从理论上说明了牛市价差组合含有丰富的定价信息，接着从理论上说明牛市风险溢价应

该为正。实证上，用中国的 50ETF 期权数据发现 AD 牛市组合的确具有很高的超额收益率，且该超额收益率在经过 CAPM、FF 三因子、FFC 四因子、FF 五因子、Q4 因子模型调整后的 α 也都显著为正，这表明牛市风险不同于其它传统的风险。

既然在时间序列上牛市风险是个不同于其它传统风险的风险源，那么个股对该风险的暴露贝塔是否可以解释横截面上股票预期收益率间的差异呢？为了探究这个问题，本文进一步估计了个股收益率对 AD 牛市组合收益率的敏感性，即牛市贝塔。实证发现，在以牛市贝塔分组时，组合的牛市贝塔与其未来收益率之间存在较为单调的正

向关系,且高减低组收益率及其经因子模型调整后的 α 都显著为正. 进一步的分析表明,高牛市贝塔的股票主要是低 CAPM 贝塔、大市值、高账市比、高盈利能力、低上行贝塔、彩票特征较弱、低下行贝塔、低特质波动率的股票,但是在单独控制这些变量进行双变量分组后,基本上仍然可以观察到牛市贝塔和组合未来收益率之间的显著正相关. 此外,个股层面的 Fama-Macbeth 回归结果也显示牛市贝塔对应的风险价格显著为正,且在引入各种常见的因子同时作为控制变量后仍然显著. 另外,更改牛市贝塔的估计窗口、采用 AD 牛市组合的 3 日超额收益率来估计牛市贝塔、变换单变量组合分析的分组数量、对变量取值作缩尾处理、变换 Fama-Macbeth 回归中截面回归的方法作稳健性检验,也得到类似的结果.

本文的不足之处在于数据的局限性. 目前,中国期权市场还处于起步阶段,股票期权的品种比较少,只有上证 50ETF 期权、沪深 300 指数期权以及 300ETF 相关的期权,而后两种期权在 2019 年 12 月 23 日才正式上市交易,即使是历史最长的 50ETF 期权,其数据量也只将近 6 年,这对实证结果的可靠性会产生一定的影响. 此外,中国股票期权的行权价数量相对较少,缺乏深度虚值的期权,这使得本文在构建 AD 牛市价差组合时难以选择更高的牛市分界点. 尽管如此,本文的研究仍然具有一定的意义,表明了即使是尚未成熟的中国期权市场,其数据里仍然蕴含了丰富的信息,可以为横截面上的股票定价提供一定的帮助. 随着中国期权市场的快速发展,后续可做更为深入的研究.

参 考 文 献:

- [1] Sharpe W F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk[J]. Journal of Finance, 1964, 19(3): 425–442.
- [2] Lintner J. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets[J]. Review of Economics and Statistics, 1965, (47): 13–37.
- [3] Ang A, Chen J, Xing Y. Downside risk[J]. Review of Financial Studies, 2006, (19): 1191–1239.
- [4] Atilgan Y, Demirtas K O, Gunaydin A D. Downside beta and the cross section of equity returns: A decade later[J]. European Financial Management, 2020, 26(2): 316–347.
- [5] Bollerslev T, Patton A J, Quaedvlieg R. Realized semibetas: Disentangling “good” and “bad” downside risks[J]. Journal of Financial Economics, 2022, 144(1): 227–246.
- [6] Kelly B, Jiang H. Tail risk and asset prices[J]. Review of Financial Studies, 2014, 27(10): 2841–2871.
- [7] Chabi-Yo F, Ruenzi S, Weigert F. Crash sensitivity and cross-section of expected stock returns[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2018, 53(3): 1059–1100.
- [8] Van Oordt M R, Zhou C. Systematic tail risk[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2016, 51(2): 685–705.
- [9] Long H, Zhu Y, Chen L, et al. Tail risk and expected stock returns around the world[J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2019, (56): 162–178.
- [10] Lu Z, Murray S. Bear beta[J]. Journal of Financial Economics, 2019, 131(3): 736–760.
- [11] 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 cross-section stock returns: Evidence from Chinese A share stocks[J]. Research on Financial and Economic Issues, 2018, (9): 59–67. (in Chinese)
- [12] 陈国进, 许 秀, 赵向琴. 罕见灾难风险和股市收益——基于我国个股横截面尾部风险的实证分析[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2186–2199.
Chen Guojin, Xu Xiu, Zhao Xiangqin. Rare disaster risk and asset return: Evidence from tail risk in Chinese stock market[J]. System Engineering: Theory & Practice, 2015, 35(9): 2186–2199. (in Chinese)
- [13] 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)
- [14] 刘圣尧, 李怡宗, 杨云红. 中国股市的崩盘系统性风险与投资者行为偏好[J]. *金融研究*, 2016, (2): 55–70.
- Liu Shengyao, Li Yizong, Yang Yunhong. The systematic crash risk and investor preference in Chinese stock market[J]. *Journal of Financial Research*, 2016, (2): 55–70. (in Chinese)
- [15] Long H, Zaremba A, Jiang Y. Beware of the crash risk: Tail beta and the cross-section of stock returns in China[J]. *Applied Economics*, 2019, 51(44): 4870–4881.
- [16] 郑振龙. 资产价格隐含信息分析框架: 目标、方法与应用[J]. *经济学动态*, 2012, (3): 33–40.
- Zheng Zhenlong. The framework of implied information from asset prices: Goals, methods and applications[J]. *Economic Perspectives*, 2012, (3): 33–40. (in Chinese)
- [17] Hu W, Zheng Z. Expectile CAPM[J]. *Economic Modelling*, 2020, (88): 386–397.
- [18] Cochrane J H. *Asset Pricing*: Revised[M]. Princeton: Princeton University Press, 2005.
- [19] Merton R C. An intertemporal capital asset pricing model[J]. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1973, 41(5): 867–887.
- [20] Fama E F, French K R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds[J]. *Journal of Financial Economics*, 1993, (33): 3–56.
- [21] Fama E F, French K R. A five-factor asset pricing model[J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, (116): 1–22.
- [22] Carhart M M. On persistence in mutual fund performance[J]. *Journal of Finance*, 1997, (52): 57–82.
- [23] Hou K, Xue C, Zhang L. Digesting anomalies: An investment approach[J]. *Review of Financial Studies*, 2015, 28(3): 650–705.
- [24] Liu J, Stambaugh R F, Yuan Y. Size and value in China[J]. *Journal of Financial Economics*, 2019, 134(1): 48–69.
- [25] Zheng Z, Jiang Z, Chen R. AVIX: An improved VIX based on stochastic interest rates and an adaptive screening mechanism[J]. *Journal of Futures Markets*, 2017, (37): 374–410.
- [26] Black F, Scholes M S. The pricing of options and corporate liabilities[J]. *Journal of Political Economy*, 1973, (81): 637–659.
- [27] Black F. The pricing of commodity contracts[J]. *Journal of Financial Economics*, 1976, (3): 167–179.
- [28] 张不凡. 期权隐含信息: 基于中国上证50ETF期权市场的研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2018.
- Zhang Bufan. Option Implied Information: Analysis Based on 50ETF Option Market in China[D]. Xiamen: Xiamen University, 2018. (in Chinese)
- [29] 郑振龙, 陈焕华. 寻找期权的平值点[J]. *中国证券期货*, 2018, (3): 62–65.
- Zheng Zhenlong, Chen Huanhua. Finding the at-the-money point of options[J]. *Securities & Futures of China*, 2018, (3): 62–65. (in Chinese)
- [30] Fama E F, French K R. The cross-section of expected stock returns[J]. *Journal of Finance*, 1992, 47(2): 427–465.
- [31] Cooper M J, Gulen H, Schill M J. Asset growth and the cross-section of stock returns[J]. *Journal of Finance*, 2008, 63(4): 1609–1651.
- [32] Cohen R B, Gompers P A, Vuolteenaho T. Who underreacts to cash-flow news? Evidence from trading between individuals and institutions[J]. *Journal of Financial Economics*, 2002, 66(2–3): 409–462.
- [33] Jegadeesh N, Titman S. Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency[J]. *Journal of Finance*, 1993, 48(1): 65–91.
- [34] Bali T G, Cakici N, Whitelaw R F. Maxing out: Stocks as lotteries and the cross-section of expected returns[J]. *Journal of Financial Economics*, 2011, 99(2): 427–446.
- [35] Ang A, Hodrick R J, Xing Y, et al. The cross-section of volatility and expected returns[J]. *Journal of Finance*, 2006, 61

(1): 259 – 299.

- [36] Newey W K, West K D. A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix[J]. *Econometrica*, 1987, 55(3): 703 – 708.
- [37] Bali T G, Engle R F, Murray S. *Empirical Asset Pricing: The Cross Section of Stock Returns*[M]. Chichester: John Wiley & Sons, 2016.
- [38] Fama E F, MacBeth J D. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests[J]. *Journal of Political Economy*, 1973, 81(3): 607 – 636.
- [39] Hou K, Xue C, Zhang L. Replicating anomalies[J]. *Review of Financial Studies*, 2020, 33(5): 2019 – 2133.
- [40] Shleifer A, Vishny R W. The limits of arbitrage[J]. *Journal of Finance*, 1997, 52(1): 35 – 55.

Bull beta and stock returns

*CHEN Rong*¹, *YANG Li-hai*², *ZHENG Zhen-long*^{1*}

1. School of Management, Xiamen University, Xiamen 361005, China;

2. College of Business, City University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China

Abstract: This paper proposes the concept of bull market risk, i. e. , the time variation in the probability of a future bull market state, and explores whether it is priced. Since a bull spread option portfolio reflects investors' ex-ante expectations about future bull market risk-neutral probability, its short-term return is used to measure bull market risk. This measurement, which belongs to the implied information method, aligns more closely with the ex-ante attributes of risk and can avoid the Peso problem by using historical data. Based on China's stock and option market data, the paper finds that bull market risk cannot be explained by traditional factor models. What's more, an individual stock's exposure to bull market risk, which is defined as bull beta, has a significantly robustly positive relation with its future return, indicating that bull market risk is priced in the cross-section.

Key words: bull market risk; bull beta; pricing factor; implied information; Peso problem