

上证 50ETF 隐含高阶矩风险对 股票收益的预测研究

王琳玉 倪中新 郭 婧

内容提要: 高阶矩是刻画资产收益涨跌非对称和“尖峰厚尾”现象中不可忽略的系统性风险。本文基于我国上证 50ETF 期权数据采用无模型方法估计隐含波动率、隐含偏度和隐含峰度,通过自回归滑动平均模型提取期权隐含高阶矩新息(Innovations),将它们作为高阶矩风险的度量,探讨其对股票收益的预测作用。研究表明:①在控制换手率和股息率等变量后,隐含波动率对于上证 50 指数和市场未来 4 周的超额收益有显著负向的预测作用;②隐含偏度新息越低,上证 50 指数和市场的超额收益越高,这种预测能力在未来 1 周和未来 4 周均显著,但随着时间的推移,隐含偏度新息的预测能力逐渐下降;③隐含偏度风险对于我国股市横截面收益也有显著的解释能力,投资组合在隐含偏度风险因子上的风险暴露越大即因子载荷值越大,则未来的收益会越低;④隐含峰度新息总体上与股票收益负相关。

关键词: 期权隐含高阶矩; 股票收益; 预测; 定价因子

DOI: 10.19343/j.cnki.11-1302/c.2020.12.006

中图分类号: C812

文献标识码: A

文章编号: 1002-4565(2020)12-0075-16

Research on the Predictability of Stock Returns with Implied Higher-moment Risks of SSE 50ETF

Wang Linyu Ni Zhongxin Guo Jing

Abstract: Higher order moments are the non-ignorable systemic risk to depict the asymmetry between the rise and fall of assets' returns and “leptokurtosis and fat-tail” characteristics. Based on China's Shanghai 50ETF option data, this paper estimates implied volatility, implied skewness and implied kurtosis with model-free method and then extracts innovations of higher order moments with ARMA. Using the higher-moment innovations to measure the higher-moment risks and further explore the predictive ability of these risk variables. The research results indicate that: 1) Implied volatility has significant predictive ability for four-week ahead excess returns of SSE 50 index and market after controlling turnover and dividend yield; 2) The smaller the value of innovation in implied skewness, the higher the excess returns of SSE 50 index and market. Its predictive ability is significant in the following 1 week and 4 weeks, but the predictive ability of implied skewness innovation will become less significant as time passes. 3) The implied skewness risk also has a significant ability to explain the cross-section returns, and the stocks with higher exposure to innovation in skewness exhibit lower risk compensation. 4) Generally, implied kurtosis risk is negatively correlated with stock returns.

Key words: Option-implied Higher Moment; Stock Returns; Predictability; Pricing Factor

一、引言

股票收益与风险的关系研究是现代金融投资研究的核心内容。Markowitz 均值方差模型的提

出揭开了现代金融风险测度与防范的序幕,在此基础上 Sharpe(1964) 和 Mossin(1966) 等提出了资本资产定价模型(CAPM),该模型假设资产收益为正态分布。然而大量的研究表明资产收益率并非服从正态分布,而是具有非对称和尖峰厚尾特性。此时若仅考虑资产收益的二阶矩则明显不足以解释股票市场涨跌概率不一致以及尾部极端风险等问题。而这些被忽略的风险特征则可以通过资产收益的高阶矩来进行刻画。黄文彬和郑振龙(2010) 研究发现带有偏度和峰度的高阶矩 CAPM 模型更适合我国的金融资产定价。王鹏和吴金宴(2018) 则发现协偏度和协峰度等高阶矩特征是测度上海和我国香港两地金融风险传染的主要途径。由此可见,高阶矩风险在研究我国股市系统风险中占有重要的地位。

期权是金融市场重要的风险管理工具之一,期权市场中包含着许多对于底层标的资产具有预测作用的信息。上证 50ETF 期权为我国首支场内的股指期货,于 2015 年 2 月 9 日正式上市交易,截止 2019 年 4 月总成交额达 600 多亿元。本文主要采用无模型的方法从期权价格中估计隐含高阶矩信息,相比传统的从股票历史数据中估计高阶矩(许启发,2006;王鹏,2013;史代敏等,2017)的方法,从期权价格中估计的隐含高阶矩在预测分析时更具有前瞻性,更符合预期的基本理论(Vanden,2004)。且高阶矩是采用期权价格的日度数据计算来的,因此在概念上更适合检验条件资产定价模型。

隐含高阶矩主要暗含标的资产未来收益的偏态以及尖峰厚尾信息,与尾部风险或跳跃风险高度相关(Doran 等,2010;Pan,2002)。理性的投资者会偏好低波动、正偏态以及低峰度的资产,因此当波动率和峰度上升以及出现负偏态时,他们需要额外的补偿。关于隐含偏度风险对股票收益的影响机理主要有以下两点:①隐含偏度值越小,则预示着未来资产收益分布越左偏,即资产收益出现大幅下跌的概率会增加,此时投资者通过提高风险回报的方式,获得承担风险的价格补偿,因此隐含偏度值越小(大),股票收益会越高(低)。②Scott 和 Horvath(1980) 认为风险厌恶的投资者多偏爱正偏态资产。在期望效用理论中, Kim(1990)、Ebert 和 Wiesen(2011) 进一步发现了投资者对于正偏资产的偏好与谨慎态度有关。因此另一种关于隐含偏度与资产收益关系的解释为投资者对于正偏资产的偏好,会导致正偏资产的价值被高估,进而产生负向收益,因此隐含偏度值越大,股票未来收益越低。峰度反映了股票收益尖峰厚尾的特征,隐含峰度越大,则说明未来资产收益的尾部风险越大,因此投资者同样需要尾部风险的补偿。但此时的尾部风险包括两部分,右尾部风险和左尾部风险,投资者对于两种尾部风险的态度不同,需要的风险补偿也会不同。

隐含波动率和隐含高阶矩本身存在很强的序列相关性,此时若直接选用隐含高阶矩本身进行预测可能会影响预测结果。隐含高阶矩新息为剔除了趋势项和周期项的隐含高阶矩,相对来说更加平稳,且更能反映隐含高阶矩在 t 时刻出现的新信息。其次, Zhang 等(2012) 发现期权隐含波动率和隐含高阶矩中均包含资产收益的跳跃风险。隐含高阶矩新息则可以更加直观地反映出这种跳跃信息。此外, Chabi-Yo(2012) 提出了跨期的高阶矩 CAPM 模型,此时的定价核中包含高阶矩以及他们的新息,这说明高阶矩新息会影响资产收益。因此本文分别从时间序列和横截面角度研究隐含高阶矩新息对于股票收益的预测作用,并构造投资策略。

二、文献综述

关于波动率和高阶矩风险的研究有很多,但已有文献对于波动率、偏度、峰度与资产收益关系的观点并不一致。Bali 和 Engle(2010) 以及 Ang 等(2006) 研究发现波动率与股票收益负相关。他们认为波动率通过改变对未来市场收益率的预期或者风险收益的关系造成未来投资机会恶化,因此高波动率会有负的风险溢价。而 Adrian 和 Rosenberg(2008) 则认为投资者因为承担了波动率风

险,因此需要正的风险溢价作为补偿,所以波动率与收益正相关。在国内,学者们关于波动率与收益的关系也持有不同的看法,郑振龙和汤文玉(2011)选用我国 A 股股票为样本,研究发现波动率风险是一个显著的横截面定价因子,其风险价格为负。邱世远和高鸿桢(2006)则发现我国股市具有“政策市”的特点,波动率因子价格为正。

对于高阶矩风险的讨论始于 20 世纪 70 年代,Kraus 和 Litzenberger (1976) 在 CAPM 模型的基础上提出了三阶矩 CAPM 模型,该模型显示与资产定价相关的是系统偏态,而不是总偏态,这表明传统 CAPM 模型的经验表现较差可能是由于忽略了系统偏态。Chabi-Yo (2012) 则提出了跨期的高阶矩 CAPM 模型,证明了市场偏度和峰度的风险价格受投资者的风险厌恶、偏态偏好和峰度偏好的制约。

虽然学者们发现高阶矩应该被定价,但人们对于收益与高阶矩的关系,特别是收益与偏度的关系却持有不同的观点。Chabi-Yo(2012)利用投资者边际效用的泰勒展开式,发现偏度的风险价格为负。Chang 等(2013)选用美国期权数据,研究了市场隐含偏度新息对个股股票收益的预测作用,发现了偏度风险与股票收益负相关。张婷(2016)采用我国 A 股高频数据进行研究,同样发现市场偏度和股票收益率呈现显著且稳定的负向关系。对此的主要解释为隐含偏度预示下跌风险或尾部风险(Doran 等 2010; Pan 2002),偏度值越负,尾部风险越大,投资者需要的风险补偿越高。Bali 等(2019)和 Conrad 等(2013)则主要基于需求的期权定价模型,研究发现了期权隐含偏度与资产收益正相关,但由于这些研究将期权的供需失衡视为外生因素,因此无法直接用模型解释期权隐含偏态与未来投资机会集变化之间的关系。史代敏等(2017)在 NAGARCHSK 模型基础上选用基金数据,研究发现了在市场稳定时期条件偏度对收益的影响在正向和负向之间不断交替,而条件峰度只有在极端金融危机期间才对投资收益有正向影响。方立兵和曾勇(2016)则就我国市场高阶矩风险产生的机制进行研究分析,发现了波动率反馈效应和利空信息揭示是高阶矩产生的主要原因。

综上所述可以发现,目前学者们关于隐含波动率风险和隐含偏度风险与未来股票收益之间的关系还没有一致的结论。我国作为全球第二大资本市场,有着全球最大的投资者群体,因此研究我国期权市场隐含高阶矩风险与股票收益的关系,一方面可以改善投资者交易行为,另一方面还可以为完善我国资本市场风险管理体系提供实证依据。本文的主要研究贡献如下:①基于期权数据,采用无模型方法估计隐含高阶矩。目前我国市场关于高阶矩的测度均从股票历史数据或者复杂模型中提取,考虑到期权数据反映了投资者基于当前信息对未来市场走势的预期,在进行预测分析时更具有前瞻性,且站在 t 时刻可直接选取期权数据进行测算,具有很强的时效性。因此本文主要选用期权数据估计高阶矩。②选用隐含高阶矩新息刻画隐含高阶矩风险。考虑到隐含高阶矩本身存在很强的序列相关性,因此本文选用隐含高阶矩新息刻画隐含高阶矩风险,这在一定程度上可以克服由于序列相关性所带来的预测不准确的问题。此时的隐含高阶矩新息为剔除趋势项和周期项的隐含高阶矩,相比直接采用隐含高阶矩进行计算,本文的度量方法可以更加直接地测度隐含高阶矩在 t 时刻出现的扰动信息,即 t 时刻出现的新高阶矩信息对股票收益的影响,提高预测的准确性。③本文不仅研究了隐含高阶矩风险对于指数以及市场收益的预测作用,还从横截面角度验证了隐含偏度新息是一个显著的横截面定价因子,即股票在隐含偏度新息上风险暴露越大,股票的收益越低。这一发现不仅可以揭示投资者对风险的偏好,还可以依据此因子构造投资组合进行风险对冲,加强资产风险管理。

三、研究设计

(一) 数据选取及处理

本文所用的期权和股票数据来源于 wind 数据库以及 Choice 数据库。在计算隐含高阶矩的过

程中,选取 2015 年 2 月 9 日至 2018 年 12 月 28 日上证 50ETF 期权的日度数据,总计 1514 支期权,共 143.83 万条期权价格和到期日数据。剔除所有期权观察值中明显违背无套利条件的样本。选择期权到期期限为 10 天至 60 天,并且每天至少有两支认购和认沽期权的样本。关于股票数据,本文选取上证 50 指数及其成分股作为研究对象。无风险利率、公司规模因子、账面市值比因子以及动量因子均来源于国泰君安数据库。

(二) 高阶矩风险的度量

目前从期权价格计算高阶矩的方法主要分为有模型和无模型两种,前者容易受模型不确定性影响,因此自 Bakshi 等(2003)奠基性的研究之后,无模型高阶矩计算方法受到越来越多的关注。

本文在 Bakshi 等(2003)的基础上,参考了 Bali 等(2019)无模型已实现的高阶矩方法,由虚值期权(out of money)推导市场隐含高阶矩。设 $[t, t + \tau]$ 时间段股票的收益为 $R(t, \tau) = \ln S(t + \tau) - \ln S(t)$, 其中 $S(t)$ 、 $S(t + \tau)$ 分别为 t 时刻和 $t + \tau$ 时刻股票的价格。隐含波动率、隐含偏度和隐含峰度的定义分别为:

$$VOL(t, \tau) = (e^{r\tau} V(t, \tau) - \mu(t, \tau)^2)^{1/2} \quad (1)$$

$$SKEW(t, \tau) = \frac{e^{r\tau} W(t, \tau) - 3\mu(t, \tau) e^{r\tau} V(t, \tau) + 2\mu(t, \tau)^3}{[e^{r\tau} V(t, \tau) - \mu(t, \tau)^2]^{3/2}} \quad (2)$$

$$KURT(t, \tau) = \frac{e^{r\tau} X(t, \tau) - 4\mu(t, \tau) e^{r\tau} W(t, \tau) + 6\mu(t, \tau)^2 e^{r\tau} V(t, \tau) - 3\mu(t, \tau)^4}{[e^{r\tau} V(t, \tau) - \mu(t, \tau)^2]^2} \quad (3)$$

其中, $\mu(t, \tau) = e^{r\tau} - 1 - \frac{e^{r\tau}}{2} V(t, \tau) - \frac{e^{r\tau}}{6} W(t, \tau) - \frac{e^{r\tau}}{24} X(t, \tau)$, r 为无风险利率, τ 为期权剩余到期日。高阶矩中对应的函数 V 、 W 和 X 的具体形式如下:

$$V = \int_{K=S}^{\infty} \frac{2(1 - \ln[\frac{K}{S}])}{K^2} C(K) dK + \int_{K=0}^S \frac{2(1 + \ln[\frac{S}{K}])}{K^2} P(K) dK \quad (4)$$

$$W = \int_{K=S}^{\infty} \frac{6\ln[\frac{K}{S}] - 3(\ln[\frac{K}{S}])^2}{K^2} C(K) dK - \int_{K=0}^S \frac{6\ln[\frac{S}{K}] + 3(\ln[\frac{S}{K}])^2}{K^2} P(K) dK \quad (5)$$

$$X = \int_{K=S}^{\infty} \frac{12(\ln[\frac{K}{S}])^2 + 4(\ln[\frac{K}{S}])^3}{K^2} C(K) dK + \int_{K=0}^S \frac{12(\ln[\frac{S}{K}])^2 + 4(\ln[\frac{S}{K}])^3}{K^2} P(K) dK \quad (6)$$

其中 K 为期权执行价格, S 为资产现值, P 为认沽期权价格, C 为认购期权价格。为书写方便,下文将 $VOL(t, \tau)$ 记为 VOL_t , 将 $SKEW(t, \tau)$ 记为 $SKEW_t$, 将 $KURT(t, \tau)$ 记为 $KURT_t$ 。考虑到现实中期权执行价格是离散的,因此本文主要参照 Bali 和 Murray (2013) 的做法,采用梯形离散方法计算期权的高阶矩。

通过上述方法计算出的隐含波动率和隐含高阶矩时间序列具有很强的序列自相关性,在 t 时刻的隐含高阶矩不仅包含 t 时刻市场新出现的信息,还包含之前的趋势项和周期项信息,本文主要关注隐含高阶矩在 t 时刻出现的扰动信息,即 t 时刻出现的新信息,称之为 t 时刻的新息(innovation)对股票收益的影响。因此参照 Chang 等(2013)的方法对隐含波动率求差分记为 ΔVOL ,通过 ARMA 模型对隐含高阶矩时间序列进行估计,将得到的残差项作为隐含偏度和隐含峰度的新息,分别记为 $\Delta SKEW$ 和 $\Delta KURT$ 。关于 ARMA 模型的定阶,本文综合考虑偏自相关函数和自相关函数,首先采用 ARMA(1,1) 模型对隐含高阶矩进行计算,并且为了保证实验结果的可靠性,还分析了自动定阶后得到的 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 和 $\Delta KURT$ 对股票收益的预测作用。

四、实证分析

(一) 变量的描述性统计

本文采用无模型方法计算得到的日度市场隐含高阶矩,结果如图 1 所示。图 1 显示:① 50ETF 期权隐含波动率在 2015 年下半年股灾期间波动值较大,之后一直较为平稳,直到 2018 年 2 月又出现迅速攀升。② 相比于 Chang 等(2013)计算的美国市场的隐含偏度,中国市场的偏度值有一部分大于零,位于 0 到 1.5 之间,这说明此时市场预期收益率呈现右偏的现象。这可能是因为两国投资者在进行期权交易时动机不一样,美国市场相对成熟,交易对象多为机构交易者,通过买入认沽期权规避资产价格下行风险,此时认沽期权价格会高于认购期权,因此对应更高的隐含波动率,认购和认沽期权的波动率曲线斜率更大,偏度值更加负。而中国期权交易并不像美国市场那么活跃,期权的规避风险作用弱化。③ 由隐含峰度图可以发现,我国市场大部分的峰度值大于 3,这表明我国市场收益存在厚尾的特征。

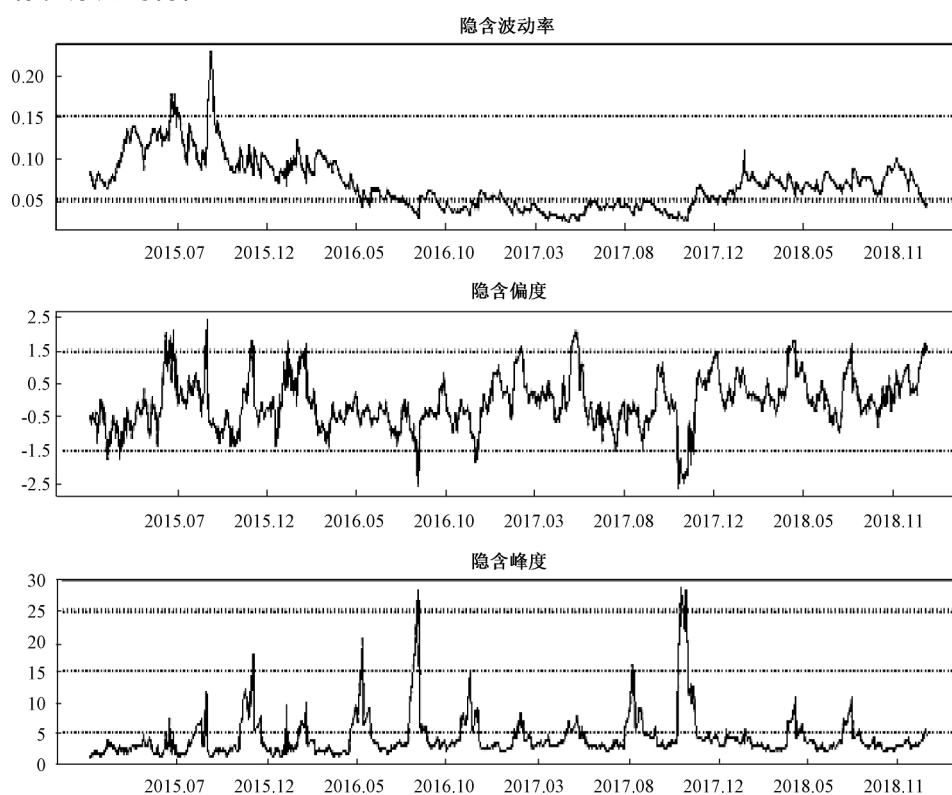


图 1 上证 50ETF 期权日度隐含高阶矩

图 2 中从左到右,第一列为隐含波动率、隐含偏度和隐含峰度本身的自相关函数;第二列分别为对隐含波动率求差分,对隐含高阶矩进行 $ARMA(1,1)$ 模型估计后,所得残差序列的自相关函数;第三列为采用自动定阶 $ARMA$ 模型对隐含波动率和隐含高阶矩进行估计后,得到的残差序列的自相关函数。可以看出经过 $ARMA(1,1)$ 处理后隐含高阶矩残差的自相关系数绝大部分位于 95% 置信区间以内,对隐含波动率求差分后的结果也位于 95% 置信区间以内,说明经以上处理,剔除了隐含波动率和隐含高阶矩的大部分趋势项,所得到的隐含高阶矩新息时间序列更平稳。同理,经过自动定阶 $ARIMA$ 模型对隐含波动率和隐含高阶矩进行估计所得到的残差序列的自相关系数也在明显变弱。

基于以上分析,对隐含波动率求一阶差分,求偏度和峰度的自回归移动平均模型,可得到 AR

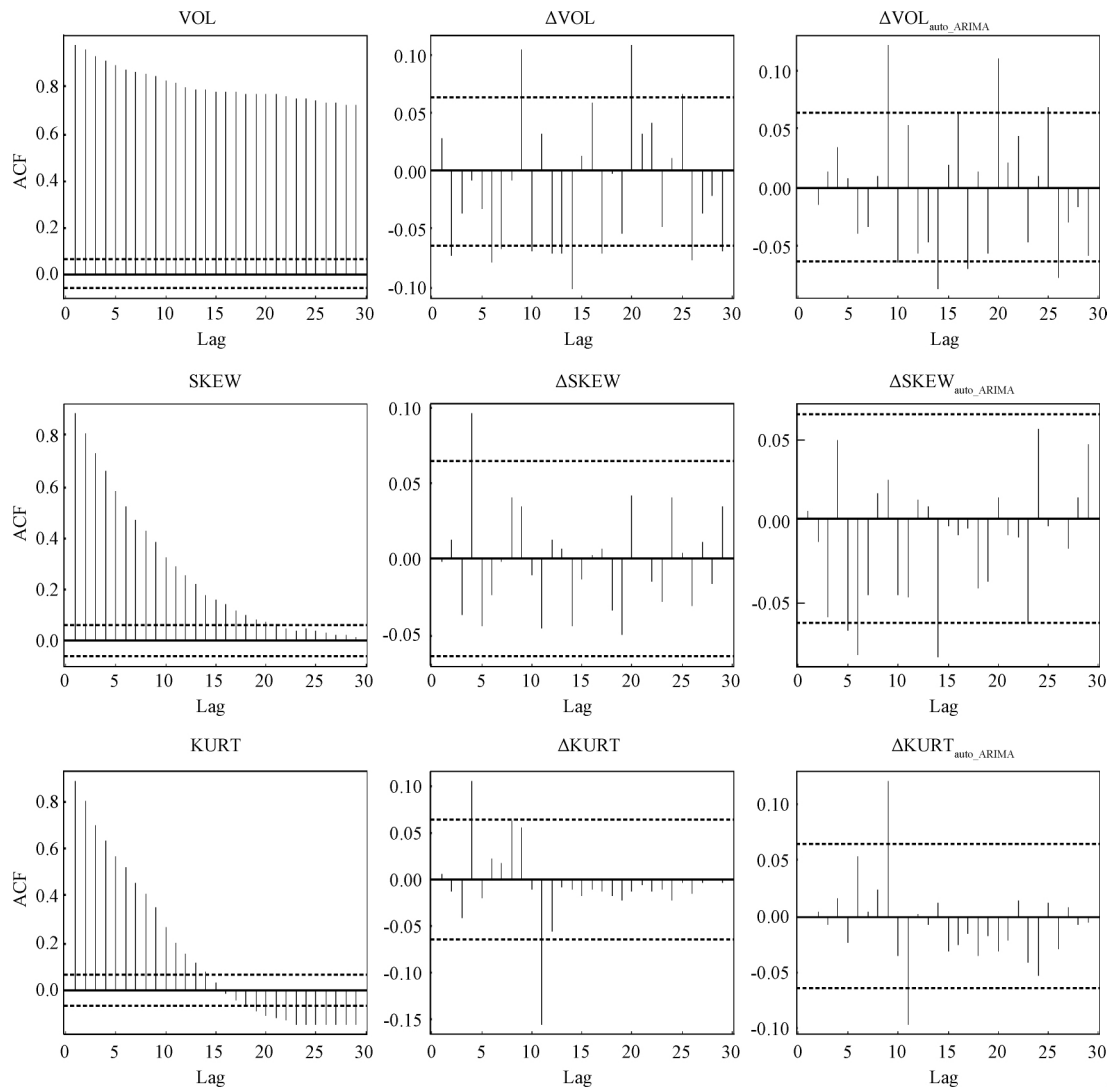


图2 期权隐含高阶矩 高阶矩新息及自动定阶后的高阶矩新息 ACF 图

(1) 和 MA(1) 参数以及各因子之间的相关性如表 1 所示。

由表 1 可以发现偏度和峰度 AR(1) 的系数都比较接近 1 除了 ΔVOL 的均值为负数, 其他变量均值均大于零。此外表 1 还给出了隐含高阶矩新息与已知的市场风险因子($R_m - R_f$)、规模因子(SMB)、账面市值比因子(HML)以及动量因子 UMD 之间的相关性。 ΔVOL 与 $R_m - R_f$ 为负相关, 说明市场的波动率风险越大市场的超额收益越低, $\Delta SKEW$ 与 $R_m - R_f$ 的相关系数为 -0.35 , 说明偏度值越小, 市场超额收益越高。

Panel B 中介绍了 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 、 $\Delta KURT$ 的描述性统计, 从表中可以看出相对 ΔVOL $\Delta SKEW$ 和 $\Delta KURT$ 的均值为正, 说明剔除趋势项后的高阶矩具有平均值为正的扰动, T 值均不显著, 说明波动率新息和高阶矩新息均不能拒绝异于零的原假设, 这与 ARMA 模型中新息的定义相符合。运用表 1 的 AR(1) 和 MA(1) 参数, 可得高阶矩新息计算公式为:

$$\Delta VOL_t = VOL_t - VOL_{t-1} \quad (7)$$

$$\Delta SKEW_t = SKEW_t - 0.9093 \times SKEW_{t-1} + \Delta SKEW_{t-1} \times 0.1989 \quad (8)$$

$$\Delta KURT_t = KURT_t - 0.8928 \times KURT_{t-1} + \Delta KURT_{t-1} \times 0.2256 \quad (9)$$

表1 变量相关性以及用于构造 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 、 $\Delta KURT$ 的 AR(1) 和 MA(1) 参数

Panel A: 变量相关性及参数值

因子	AR(1)	MA(1)	均值	相关系数		
				ΔVOL	$\Delta SKEW$	$\Delta KURT$
ΔVOL	-1.0000	0.0000	-4.08E-05		-0.0049	-0.4669***
$\Delta SKEW$	0.9093	-0.1989	9.53E-04			0.0053***
$\Delta KURT$	0.8928	-0.2256	3.34E-03			
$R_m - R_f$			2.45E-05	-0.1164***	-0.3522***	0.0211
SMB			4.69E-04	-0.1038***	0.1370***	-0.0738
HML			4.79E-05	0.1481***	-0.1008***	-0.0093
UMD			-5.97E-05	0.0215	-0.1277***	0.0225

Panel B: ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 、 $\Delta KURT$ 的描述性统计

	标准差	25%	均值	中位数	75%	T 值
ΔVOL	0.0067	-2.69E-02	-4.08E-05	-9.47E-04	9.54E-04	-0.18
$\Delta SKEW$	0.4152	-0.1793	9.53E-04	0.0023	0.1984	0.07
$\Delta KURT$	3.1358	-0.4421	3.34E-03	-0.1915	0.2515	0.32

注: 表 1 相关系数中, * 代表两个变量的相关性在 10% 水平显著, ** 代表两个变量的相关性在 5% 水平显著, *** 代表两个变量的相关性在 1% 水平显著。T 值为单变量 t 检验值。

图 3 是由 50ETF 期权计算的隐含高阶矩新息走势图, 从图中可以看出 ΔVOL 在 2015 年下半年波动较大, 说明这段时间市场较为动荡, 所以剔除趋势项后的波动率新息也变化较大。 $\Delta SKEW$ 的值主要界于 -1 到 1 之间, 在 15 年偏度的新息也变化较大。

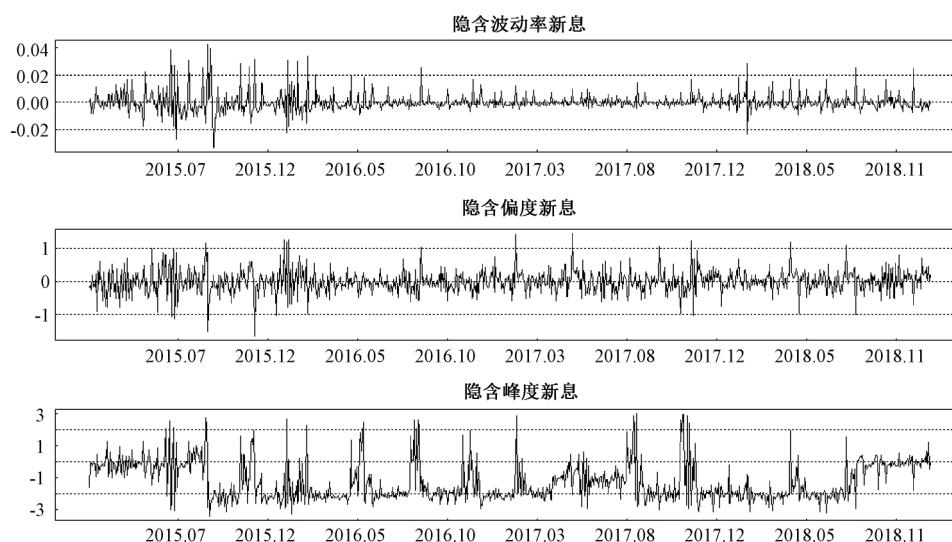


图 3 由 50ETF 期权计算的日度市场隐含高阶矩新息

(二) 隐含高阶矩风险对上证 50 指数及市场收益的预测

Jondeau 等(2019) 选用美国数据, 研究发现偏度可以预测市场的超额收益, 其预测能力在控制当前的经济环境后表现仍旧稳健。那么在我国市场隐含偏度是否也可以预测 50 指数以及整体市场的超额收益呢?

为了验证隐含偏度风险对 50 指数以及市场超额收益的预测作用, 本文选用隐含波动率风险因子、隐含偏度风险因子和隐含峰度风险因子, 对上证 50 指数的累计超额收益以及市场超额收益进行回归分析。市场的超额收益数据来源于国泰安数据库关于市场超额收益风险因子。为了控制来自上一期收益的动量效应, 本文控制了 50 指数和市场前 30 天的超额收益, 并分别记为 IND_{30} 、 MRT_{30} 。此外, 为了结果稳健, 本文还控制了换手率 ($Turn$)、股息率 (D/P)、账面市值比 (Vol)、市盈率 (PE) 和指数历史波动率 ($Hvio$) 等指标。在这些变量前添加前缀 IND 表示该指标为 50 指数的

指标,前缀 *MRT* 代表市场指标^①。

主要解释变量间的相关性如表 2 所示,由表 2 可以看出 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 与 $\Delta KURT$ 和其他变量的相关性并不是很强,这说明他们包含其他变量所没有的用来预测上证 50 指数和市场超额收益的信息。

表 2 主要解释变量的相关性

变量	ΔVOL	$\Delta SKEW$	$\Delta KURT$	<i>MRT</i> _30	<i>MKT</i> _Turn	<i>MKT</i> _D/P	<i>IND</i> _30	<i>IND</i> _Turn	<i>IND</i> _PE
$\Delta SKEW$	-0.379								
$\Delta KURT$	-0.066	-0.076							
<i>MRT</i> _30	-0.056	0.088	-0.006						
<i>MKT</i> _Turn	0.018	-0.021	-0.133	0.548					
<i>MKT</i> _D/P	0.002	-0.023	-0.035	-0.507	-0.534				
<i>IND</i> _30	0.004	0.141	0.021	0.784	0.186	-0.324			
<i>IND</i> _Turn	0.011	-0.036	-0.141	0.389	0.840	-0.401	0.096		
<i>IND</i> _D/P	-0.031	-0.024	-0.012	-0.426	-0.396	0.667	-0.369	-0.476	
<i>IND</i> _PE	0.011	0.039	0.008	0.396	0.318	-0.281	0.364	0.465	
<i>IND</i> _Hvio	-0.121	0.014	-0.177	0.115	0.604	0.010	-0.294	0.578	0.011

表 3 为隐含高阶矩风险对 50 指数收益的预测结果,由下表可以看出加入全部变量后 ΔVOL 与 50 指数未来累计超额收益显著负相关,目前对于这种关系产生原因的解釋主要为杠杆效应和波动率反馈效应。而 $\Delta SKEW$ 对于 50 指数未来 1 周及 4 周的累计收益都有显著的预测能力,隐含偏度风险自己对于未来 12 周的累计收益也具有预测能力,对应 R^2 为 1.17%,这可以理解为投资者多偏好正偏的资产,因此正偏的资产价值倾向于被高估,最终导致负向的收益。也可从尾部风险来理解,负的偏度值意味着资产收益的负偏态,负偏态暗示资产收益下跌的风险增加,而作为风险厌恶的投资者为了规避尾部风险的冲击,会要求更多的风险补偿,因此隐含偏度越小,资产收益越高。值得注意的是 $\Delta SKEW$ 的预测系数的绝对值呈现逐步下降趋势,说明随着时间的增加,隐含偏度风险对于 50 指数收益的预测能力逐渐变弱,这与偏度多是进行突发极端事件预警相一致。隐含峰度风险对于上证 50 指数收益的预测结果不太稳定,整体为负向关系,这可能由于投资者情绪以及人们对于左尾和右尾风险态度不一致所导致的。

表 3 隐含高阶矩对 50 指数收益的预测

变量	未来 1 周超额收益		未来 4 周超额收益			未来 12 周超额收益			
	(1)	(2)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
ΔVOL	-0.1247 (-1.12)	-0.1585 (-1.38)	-0.2151 (-1.23)	-0.2265 (-1.29)	-0.4292 (-2.42)		-0.0471 (-0.26)		-0.2767 (-1.71)
$\Delta SKEW$	-0.0115 (-7.08)	-0.0116 (-7.09)	-0.0101 (-3.95)	-0.0103 (-4.02)	-0.0091 (-3.60)	-0.0083 (-2.71)			-0.0019 (-0.84)
$\Delta KURT$	-0.0010 (-1.79)	-0.0014 (-2.24)	-0.0006 (-0.71)	-0.0008 (-0.89)	-0.0017 (-1.84)			0.0017 (1.80)	0.0002 (0.25)
<i>IND</i> _30	-0.0663 (-3.31)	-0.0762 (-3.15)	-0.4109 (-13.03)	-0.4074 (-12.83)	-0.5021 (-13.45)		-0.3731 (-10.69)	-0.3744 (-10.76)	-0.6096 (-17.86)
<i>IND</i> _Turn		0.0017 (0.43)		-0.0032 (-1.16)	-0.0013 (-0.20)				0.0388 (6.56)
<i>IND</i> _D/P		-0.0052 (-1.99)			-0.0043 (-1.07)				-0.0145 (-3.94)
<i>IND</i> _PE		-0.0007 (-1.16)			0.0002 (0.19)				0.0039 (4.24)
<i>IND</i> _Vol		-0.0021 (-1.02)			0.0032 (0.98)				-0.0100 (-3.33)
<i>IND</i> _Hvio		-0.00003 (-0.54)			-0.0003 (-3.89)				-0.0006 (-7.43)
R^2	11.06	11.66	27.39	27.48	30.29	1.17	17.36	17.85	47.02

① 市场的股息率,换手率,账面市值比,市盈率和历史波动率来自于 wind 全 A 指数。

表 4 为隐含高阶矩对市场收益的预测, 预测结果与表 3 基本一致。 $\Delta SKEW$ 对未来 1 周以及未来 4 周市场的超额收益也具有很强的预测作用, 且偏度风险越大, 市场未来的收益会越低。相对来说, $\Delta KURT$ 对未来 1 周的市场超额收益有预测作用, 而加入全部变量, 在模型 (11) 中它的预测作用不再显著, 说明隐含峰度新息的预测能力相对较弱。

表 4 隐含高阶矩对市场收益的预测

变量	未来 1 周市场超额收益						未来 4 周市场超额收益				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
ΔVOL	-0.1521 (-2.29)			-0.2391 (-3.39)	-0.2463 (-3.50)	-0.1942 (-2.72)		-0.0616 (-1.97)	-0.1004 (-2.99)	-0.1066 (-3.22)	-0.065 (-2.09)
$\Delta SKEW$		-0.0043 (-4.28)		-0.0048 (-4.73)	-0.0048 (-4.71)	-0.0044 (-4.40)	-0.0015 (-3.16)		-0.0017 (-3.57)	-0.0017 (-3.55)	-0.001 (-3.12)
$\Delta KURT$			-0.0003 (-0.99)	-0.0009 (-2.54)	-0.001 (-2.66)	-0.0006 (-1.63)			-0.0004 (-2.51)	-0.0005 (-2.76)	-0.0001 (-0.82)
MKT_{30}	-0.4189 (-3.86)	-0.3645 (-3.39)	-0.4056 (3.73)	-0.3841 (-3.61)	-0.5103 (-4.14)	-0.6030 (-4.27)	-0.4216 (-8.29)	-0.4414 (-8.65)	-0.4298 (-8.51)	-0.5415 (-9.34)	-0.694 (-11.2)
MKT_{Turn}						-0.0002 (-0.08)					0.0009 (0.83)
$MKT_{D/P}$					-0.0030 (-2.01)	-0.0017 (-0.58)				-0.0027 (-3.78)	0.0007 (0.57)
MKT_{PE}						0.00006 (0.19)					0.0002 (1.80)
MKT_{Vol}						0.0014 (0.44)					0.0003 (0.25)
MKT_{Hvio}						$7.4e-05$ (2.44)					$5.7e-05$ (4.31)
R^2	3.12	5.43	25.44	7.39	8.78	10.95	13.29	12.30	14.75	17.61	29.88

(三) 隐含高阶矩风险对个股收益的预测

1. 基于隐含高阶矩新息的投资组合分组收益。

若隐含高阶矩风险在个股上有定价能力, 则依据个股在高阶矩风险上因子载荷的不同将股票进行分组后, 分组收益中的差额有一部分应该是由因子载荷的不同带来的。因此为了验证高阶矩风险因子的定价能力, 首先选用 $t - \tau$ 到 $t - 1$ 时间段的历史数据估计每只股票 i 在风险因子上的因子载荷 β_i , 然后依据 β_i 由小到大将股票分组, 计算每一组股票在 t 到 $t + k$ 时间段的平均收益和 Carhart 阿尔法值。假设将股票分为 5 组, 第一组由 β_i 最小的股票组成, 第五组为 β_i 最大的股票组成, 那么第五组与第一组收益的差值则体现了风险因子的横向定价能力, 可以通过单样本 t 检验, 验证收益的差值是否显著异于零。

本文计算个股在 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 与 $\Delta KURT$ 上的因子载荷时, 分别选取单变量和双变量两个模型。

单变量模型:

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \beta_0^i + \beta_{MKT}^i (R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_{\Delta VOL}^i \Delta VOL_t + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \beta_0^i + \beta_{MKT}^i (R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_{\Delta SKEW}^i \Delta SKEW_t + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \beta_0^i + \beta_{MKT}^i (R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_{\Delta KURT}^i \Delta KURT_t + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

多变量模型:

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \beta_0^i + \beta_{MKT}^i (R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_{\Delta VOL}^i \Delta VOL_t + \beta_{\Delta SKEW}^i \Delta SKEW_t + \beta_{\Delta KURT}^i \Delta KURT_t + \varepsilon_{it} \quad (13)$$

其中, $R_{i,t}$ 为股票 i 的对数收益率, $R_{f,t}$ 为无风险收益率, β_{MKT}^i 、 $\beta_{\Delta VOL}^i$ 、 $\beta_{\Delta SKEW}^i$ 和 $\beta_{\Delta KURT}^i$ 分别为第 i 支风险资产在市场超额收益、市场波动、市场偏度、市场峰度上的因子载荷。假设 ε_{it} 为同方差的, 且独

立于变量 $R_{m,t} - R_{f,t}$ 、 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 、 $\Delta KURT$ 。

已知每只股票在隐含高阶矩风险上的因子载荷后,可以通过下式求得每只股票在风险因子上的风险溢价(risk premium) λ ,也可以将 λ 看成风险因子价格,风险因子的定价能力就体现在 λ 的估计上。

$$E[R_i] - R_f = \lambda_0 + \lambda_{MKT}\beta_{MKT}^i + \lambda_{\Delta VOL}\beta_{\Delta VOL}^i + \lambda_{\Delta SKEW}\beta_{\Delta SKEW}^i + \lambda_{\Delta KURT}\beta_{\Delta KURT}^i$$

针对每一个隐含高阶矩新息,首先分别选用单量模型或多变量模型,对每只股票选用前 12 周^①或前 24 周数据计算因子载荷,然后依据因子载荷从小到大将股票分为 5 组,通过对比各组股票未来 4 周的市值加权平均收益和 Carhart 阿尔法值,判断隐含高阶矩风险是否在横截面被定价。在验证单变量波动率风险时,为了和 Ang 等(2006)选择的变量保持一致,选用 ΔiVX 作为 ΔVOL 的代理变量, iVX 来源于上交所编制的中国波指,时间为 2015 年 6 月 2 日至 2018 年 2 月 14 日。

表 5 为分别选用单变量和多变量模型估计的 $\beta_{\Delta VOL}$ 值,以及对个股收益和 Carhart 阿尔法分组的结果。若 ΔVOL 为风险因子,则在分组过程中,投资组合的收益率和阿尔法值很有可能呈现递减的趋势,同时组合 5-1 的收益率和阿尔法值也应为负。从表 5 可以看出,选用 12 周数据对 ΔVOL 进行单变量回归时,市值加权的平均收益和四因子阿尔法总体呈现递减趋势,尤其是 Carhart 阿尔法值从第 1 组递减至第 5 组,5-1 的月度阿尔法差值为 -0.20%,差异显著异于零。但在添加了 $\Delta SKEW$ 和 $\Delta KURT$ 后,5-1 的平均收益和 Carhart 阿尔法均不显著。当选用 24 周数据做分组验证时,在多变量模型中,平均收益和 Carhart 阿尔法仍不显著,这说明隐含波动率新息对于个股没有显著的定价能力。

表 5 依据 ΔVOL 对股票分组

分类统计量	分组构造投资组合						
	1	2	3	4	5	5-1	t 值
Panel A: 12 周数据估计 $\beta_{\Delta VOL}$							
$\beta_{\Delta VOL}$ (单变量)	-0.6380	-0.2628	-0.1010	0.0495	0.3973		
平均收益	0.2059	0.0020	0.4147	0.1168	-0.1659	-0.3718	-0.79
Carhart 阿尔法	0.0586	0.0320	-0.0181	-0.0112	-0.1432	-0.2017	-2.29
$\beta_{\Delta VOL}$ (多变量)	-0.9052	-0.1868	0.1215	0.3954	1.0939		
平均收益	-0.8124	-1.2021	-0.0580	-0.8484	-2.1351	-1.3226	-0.53
Carhart 阿尔法	0.9011	0.0603	0.7870	0.2174	0.2130	-0.6881	-1.68
Panel B: 24 周数据估计 $\beta_{\Delta VOL}$							
$\beta_{\Delta VOL}$ (单变量)	-0.4367	-0.2156	-0.1217	-0.0287	0.1278		
平均收益	0.2595	0.2453	0.3597	0.4397	-0.0082	-0.2677	-0.82
Carhart 阿尔法	0.0812	0.0388	0.0376	0.1127	-0.1271	-0.2083	-2.14
$\beta_{\Delta VOL}$ (多变量)	-0.5139	-0.0695	0.1064	0.2654	0.6705		
平均收益	0.0782	-0.3856	0.0089	0.6430	-0.4988	-0.5770	-0.22
Carhart 阿尔法	0.0873	0.0313	0.1207	0.0798	0.0800	-0.0073	-0.20

注:表中报告了依据 $\beta_{\Delta VOL}$ 对个股进行分组的结果,Panel A 为选用 12 周数据估计 $\beta_{\Delta VOL}$,Panel B 为选用 24 周数据估计 $\beta_{\Delta VOL}$ 。最右侧的 t 值为针对 5-1 序列的样本 t 检验。

依据 $\Delta SKEW$ 对股票分组的结果如表 6 所示,从表 6 可以看出选用 12 周数据对 $\Delta SKEW$ 进行单变量回归时,市值加权平均收益除第 3 组外,总体呈现递减趋势,差异性显著异于零。当将 ΔVOL 和 $\Delta KURT$ 加入到模型中构造多变量模型后,第 5 组与第 1 组市值加权平均收益的差值为 -1.72%,Carhart 阿尔法值为 -0.12%,均显著异于零。当把回归数据长度增加到 24 周时,多变量的 5-1 差值仍旧为负且显著。综上,实证结果表明 $\Delta SKEW$ 是一个横截面定价因子,其风险价格为负。说明人们对偏度的喜好,以及对尾部风险的厌恶很可能导致在偏度风险上暴露大的股票

① 本文假定每周为 5 天,在计算过程中,每次向前滚动一周。

产生负向的收益。

表 6 依据 $\Delta SKEW$ 对股票分组

分类统计量	分组构造投资组合						
	1	2	3	4	5	5-1	t 值
Panel A: 12 周数据估计 $\beta_{\Delta SKEW}$							
$\beta_{\Delta SKEW}$ (单变量)	-0.0263	-0.0179	-0.0128	-0.0076	0.0041		
平均收益	-0.9926	-0.9941	-0.7376	-1.1887	-1.4779	-0.4853	-0.73
Carhart 阿尔法	0.1337	-0.0060	0.0044	0.0316	-0.0541	-0.1878	-2.29
$\beta_{\Delta SKEW}$ (多变量)	-0.0339	-0.0222	-0.0159	-0.0093	0.0051		
平均收益	-0.5798	-0.6281	-0.6335	-0.6587	-2.2988	-1.7190	-1.89
Carhart 阿尔法	0.1372	-0.0140	0.0673	0.0584	0.0216	-0.1156	-1.78
Panel B: 24 周数据估计 $\beta_{\Delta SKEW}$							
$\beta_{\Delta SKEW}$ (单变量)	-0.4367	-0.2156	-0.1217	-0.0287	0.1278		
平均收益	2.5952	2.4530	3.5970	4.3974	-0.0821	-2.6773	-1.21
Carhart 阿尔法	0.8123	0.3876	0.3757	1.1271	-1.2709	-2.0832	-1.15
$\beta_{\Delta SKEW}$ (多变量)	-0.0198	-0.0142	-0.0109	-0.0073	0.0005		
平均收益	-0.0465	0.0331	-1.4106	1.4879	-0.0630	-0.0165	-2.69
Carhart 阿尔法	1.1612	1.0080	0.4267	0.4102	0.3685	-0.7927	-2.26

表 7 为市场隐含峰度风险因子的分组结果,可以看出,选用 12 周数据做分组时,得到的平均收益和 Carhart 阿尔法值均未表现出递减的趋势,且 5-1 的结果并不显著。但是当选择 24 周数据做多变量分组回归时,第 5 组与第 1 组市值加权平均收益的差值为 -0.63%,Carhart 阿尔法值为 -0.99%,两者均显著异于零。

表 7 依据 $\Delta KURT$ 对股票分

分类统计量	分组构造投资组合						
	1	2	3	4	5	5-1	t 值
Panel A: 12 周数据估计 $\beta_{\Delta KURT}$							
$\beta_{\Delta KURT}$ (单变量)	-0.0043	-0.0018	-0.0008	0.0004	0.0032		
平均收益	-1.3226	-1.0853	-0.8660	-0.8764	-0.4820	0.8406	0.49
Carhart 阿尔法	0.6674	0.5808	0.3312	-0.0367	0.6349	-0.0325	-0.05
$\beta_{\Delta KURT}$ (多变量)	-0.0052	-0.0014	0.0002	0.0020	0.0060		
平均收益	-0.9036	-0.9131	-1.0027	-0.8621	-1.1974	-0.2938	-0.50
Carhart 阿尔法	0.7909	0.1664	-0.0885	0.2413	1.0674	0.2765	0.54
Panel B: 24 周数据估计 $\beta_{\Delta KURT}$							
$\beta_{\Delta KURT}$ (单变量)	-0.0021	-0.0012	-0.0007	-0.0001	0.0013		
平均收益	0.0100	-0.0871	0.2809	0.1239	-0.7808	-0.7909	-1.85
Carhart 阿尔法	0.8271	0.8131	1.4305	0.5851	0.3348	-0.4924	-0.72
$\beta_{\Delta KURT}$ (多变量)	-0.0018	-0.0001	0.0006	0.0013	0.0031		
平均收益	-0.4182	-0.3754	0.6393	0.2514	-1.0527	-0.6346	-1.87
Carhart 阿尔法	1.6190	0.5757	0.6217	0.5474	0.6267	-0.9923	-1.98

为了进一步验证隐含高阶矩风险对股票收益的横截面影响,本文采用分组方式,首先根据市场因子载荷 β_{MKT} 将股票分成 H 、 M 、 L 三组,然后在这三组内再分别依据 $\beta_{\Delta VOL}$ 、 $\beta_{\Delta SKEW}$ 、 $\beta_{\Delta KURT}$ 将股票分成三组,最终获得 3×3 的股票投资组合。在投资组合的基础上参照 Chang 等(2013)的方法构造 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 和 $\Delta KURT$ 的代理变量,这些代理变量记为 $FVOL$ 、 $FSKEW$ 和 $FKURT$ 。构造方法如下:

$$FVOL = 1/3 \times (R\beta_{\Delta VOL H} - R\beta_{\Delta VOL L})$$

$$FSKEW = 1/3 \times (R\beta_{\Delta SKEW H} - R\beta_{\Delta SKEW L})$$

$$FKURT = 1/3 \times (R\beta_{\Delta KURT H} - R\beta_{\Delta KURT L})$$

其中, $R\beta_{\Delta VOL H}$ 和 $R\beta_{\Delta VOL L}$ 分别为依据 $\beta_{\Delta VOL}$ 分组后,最高投资组合的平均收益与最低投资组合的平

均收益, $R\beta_{\Delta SKEW_H}$ 和 $R\beta_{\Delta SKEW_L}$ 以及 $R\beta_{\Delta KURT_H}$ 和 $R\beta_{\Delta KURT_L}$ 计算方法同上。FVOL、FSKEW 和 FKURT 分别表示承担时变隐含波动、偏态和峰度的风险补偿。

接下来依据这三个代理变量以及已知的市场风险因子 ($R_m - R_f$)、规模风险因子 (SMB)、账面市值比风险因子 (HML) 以及动量因子 UMD 构造单因子投资策略。首先选取 24 周数据求解每个因子的因子载荷, 依据因子载荷将股票分为 5 组。然后依据每个因子对股票未来收益正向 (负向) 的影响, 持有因子载荷对应的最高 (最低) 20% 的股票。在测算过程中, 考虑到我国市场缺乏完善的做空机制, 对于投资者来说很难构造做空组合, 因此本文只考虑做多投资组合。图四给出了单因子策略的累计收益图, 由图四可以看出隐含偏度风险因子的累计收益高于隐含波动率因子、隐含峰度因子、市场风险因子、规模风险因子、账面市值比风险因子以及动量因子, 最高累计收益可达到 60%, 进一步说明了隐含偏度风险因子的横截面定价能力。

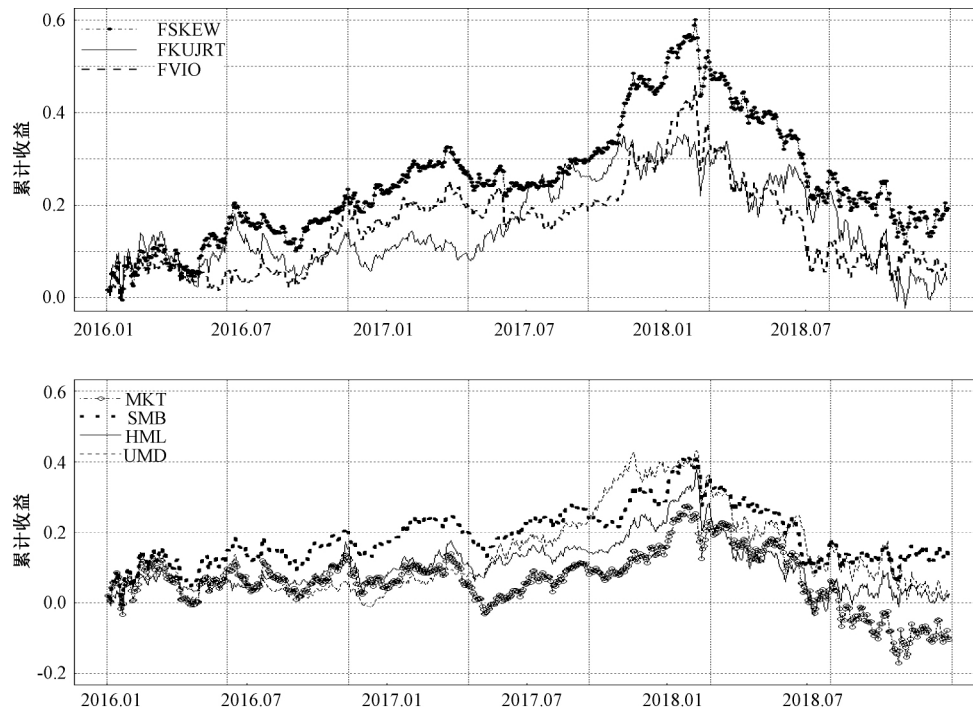


图 4 横截面因子策略累计收益

2. 隐含高阶矩因子价格。

为了进一步估计三个因子的风险价格, 本文选用 Fama-MacBeth 两步法进行回归, 首先考虑因子的不同组合模型, 选择 24 周数据, 在时间序列上计算个股收益率的因子载荷, 然后在每个时间点选择未来 4 周股票超额收益数据进行横截面回归, 得到风险因子价格。在每个时间点, 选取风险价格的平均值。其中包含所有因子的模型为:

$$E[R_i] - R_f = \lambda_0 + \lambda_{MKT}\beta_{MKT}^i + \lambda_{\Delta VOL}\beta_{\Delta VOL}^i + \lambda_{\Delta SKEW}\beta_{\Delta SKEW}^i + \lambda_{\Delta KURT}\beta_{\Delta KURT}^i + \lambda_{SMB}\beta_{SMB}^i + \lambda_{HML}\beta_{HML}^i + \lambda_{UMD}\beta_{UMD}^i$$

其他因子模型的构造方法与上式类似, 计算结果如表 8 所示。由表 8 可以看出 $\lambda_{\Delta VOL}$ 在模型 (1) 中取值为 -0.0021, t 值为 -2.36, 在 5% 水平上显著, 但当在模型中加入所有因子后 $\lambda_{\Delta VOL}$ 仍旧为负, 但此时并不显著, 说明在我国市场波动率风险对股票收益的影响并不是很稳健。 $\lambda_{\Delta SKEW}$ 值在 -0.23 到 -0.95 之间, 在加入四因子后仍旧显著, 说明隐含市场偏度风险与股票的横截面收益负相关。风险因子的经济意义可以从其风险价格的大小和因子载荷在不同资产之间的分布来衡

量,在模型(12)中 $\lambda_{\Delta SKEW}$ 的最大因子载荷值为 0.057,最小因子载荷值为 -0.036,说明市场隐含偏度风险导致 $\beta_{\Delta SKEW}$ 最小的资产比 $\beta_{\Delta SKEW}$ 最大的资产在未来 4 周的平均收益高出 0.089%,每年高出 1.157%。

表 8 市场隐含波动、偏度和峰度风险的价格

因子	以 CAPM 为基准的模型				以三因子为基准的模型				以四因子为基准的模型			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
截距项	0.0065 (2.23)	0.0054 (1.79)	0.0056 (1.89)	0.0051 (1.79)	0.0041 (1.37)	0.0052 (1.79)	0.0027 (0.92)	0.0047 (1.54)	0.0060 (1.96)	0.0051 (1.65)	0.0061 (2.03)	0.0061 (1.95)
$R_m - R_f$	-0.0116 (-0.63)	-0.0108 (-1.12)	-0.0107 (-2.22)	-0.0121 (-2.34)	-0.0084 (-1.60)	-0.0091 (-1.78)	-0.0093 (-0.24)	-0.0120 (-2.39)	-0.0118 (-1.25)	-0.0113 (-2.21)	-0.0112 (-2.20)	-0.0129 (-1.55)
ΔVOL	-0.0021 (-2.36)			-0.0046 (-1.44)			-0.0011 (-1.86)		-0.0058 (-2.31)	-0.0036 (-0.82)		-0.0047 (-1.05)
$\Delta SKEW$		-0.2259 (-2.19)		0.3721 (-1.76)		-0.4811 (-1.93)			-0.9005 (-3.31)		-0.7723 (-3.03)	-0.9561 (-3.57)
$\Delta KURT$			-1.7652 (-0.76)	-1.5091 (-0.60)	-6.1254 (-2.61)					-5.3782 (-2.09)		-4.7229 (-2.47)
SMB					-0.0016 (-0.48)	-0.0022 (-0.58)	-0.0025 (-0.72)	-0.0023 (-0.60)	-0.0038 (-0.94)	-0.0022 (-0.61)	-0.0034 (-0.85)	-0.0046 (-1.18)
HML					-0.0012 (-0.41)	-0.0020 (-0.64)	0.0006 (0.21)	0.0015 (0.54)	0.0011 (0.34)	0.0017 (0.59)	-0.0003 (-0.13)	0.0021 (0.69)
UMD								-0.0196 (-4.40)	-0.0219 (-4.04)	-0.0195 (-4.08)	-0.0224 (-4.17)	-0.0190 (-3.53)
R^2	7.98	8.75	9.62	12.37	16.02	16.08	15.70	16.48	19.78	19.72	18.47	20.74

五、稳健性检验

(一) 采用自动拟合 ARIMA 模型计算隐含高阶矩风险

前文在计算隐含高阶矩新息时,对隐含波动率求一阶差分,求隐含偏度和隐含峰度的自回归移动平均模型。为了进一步验证结果的稳健性,本文选用自动拟合 ARIMA 模型计算隐含波动率和隐含高阶矩新息。然后分别选用 12 周和 24 周数据进行回归分析,结果同 ARMA(1,1) 基本一致。下面主要给出 24 周数据回归的测算结果,如表 9 所示。

表 9 基于自动拟合模型,依据 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 、 $\Delta KURT$ 对股票分组

分类统计量	分组构造投资组合						
	1	2	3	4	5	5-1	t 值
$\beta_{\Delta VOL}$ (单变量)	-0.4680	-0.0605	0.1061	0.2638	0.5828		
平均收益	0.1966	-0.2770	0.1890	-0.1685	0.8289	0.6323	1.08
Carhart 阿尔法	0.0329	0.0819	0.0935	0.0836	0.1073	0.0744	1.24
$\beta_{\Delta VOL}$ (多变量)	-0.5435	-0.0618	0.1241	0.2926	0.6698		
平均收益	0.2669	-0.7366	0.1522	0.2512	0.1947	-0.0722	-0.18
Carhart 阿尔法	0.1105	0.0536	0.0523	0.0664	0.1163	0.0058	0.15
$\beta_{\Delta SKEW}$ (单变量)	-0.0206	-0.0148	-0.0114	-0.0077	0.0008		
平均收益	0.2569	-0.0202	-0.3516	0.4319	-0.3817	-0.6386	-2.24
Carhart 阿尔法	1.5788	0.8190	0.5229	0.4441	0.3619	-1.2170	-1.72
$\beta_{\Delta SKEW}$ (多变量)	-0.0241	-0.0168	-0.0127	-0.0084	0.0012		
平均收益	0.3525	-0.2036	-1.0489	1.3669	-0.4178	-0.7704	-1.80
Carhart 阿尔法	1.6769	0.8855	0.6890	0.4301	0.3092	-1.3678	-2.01
$\beta_{\Delta KURT}$ (单变量)	-0.0022	-0.0012	-0.0007	0.0000	0.0014		
平均收益	-0.0199	-0.2002	0.4316	0.2380	-0.5636	-0.5437	-1.76
Carhart 阿尔法	1.0492	0.4484	1.3012	0.7356	0.4563	-0.5929	-0.90
$\beta_{\Delta KURT}$ (多变量)	-0.0044	-0.0012	0.0002	0.0017	0.0051		
平均收益	-0.5430	-0.9736	-0.0340	-1.3810	-1.8037	-1.2607	-2.53
Carhart 阿尔法	0.4312	-0.0945	1.2367	-0.4085	1.0141	0.5829	1.50

(二) 选择不同到期日的期权

Bakshi 等(2003)提出的风险中性高阶矩估计方法允许选用不同到期日的期权。不同的到期日暗含不同的隐含信息,在股价不变的情况下越临近到期日,期权的时间价值就会越低,人们的投资决策也会不同。因此本文接下来选择到期日为 10 到 90 天的期权数据计算隐含高阶矩,选用 24 周数据进行回归,分组测算结果如表 10 所示。

表 10 分别依据 ΔVOL 、 $\Delta SKEW$ 、 $\Delta KURT$ 对股票分组

分类统计量	分组构造投资组合						t 值
	1	2	3	4	5	5-1	
$\beta_{\Delta VOL}$ (单变量)	-0.3896	-0.0881	0.0478	0.1797	0.4354		
平均收益	-1.6021	0.2719	0.4822	0.5897	-0.2944	1.3078	1.58
Carhart 阿尔法	0.0972	0.0833	0.1152	0.1461	-0.0427	-0.1398	-2.32
$\beta_{\Delta VOL}$ (多变量)	-0.4701	-0.1527	-0.0074	0.1419	0.4676		
平均收益	-0.7195	-0.0793	0.3322	0.6482	-0.7584	-0.0389	-0.69
Carhart 阿尔法	0.0709	0.0599	0.1088	0.0723	0.0872	0.0163	0.37
$\beta_{\Delta SKEW}$ (单变量)	-0.0194	-0.0135	-0.0102	-0.0067	0.0012		
平均收益	-0.4760	-0.8067	-0.2029	-0.6702	-0.8254	-0.3494	-0.60
Carhart 阿尔法	0.1122	0.0380	0.1206	0.1273	0.0009	-0.1113	-1.75
$\beta_{\Delta SKEW}$ (多变量)	-0.0233	-0.0153	-0.0114	-0.0075	0.0015		
平均收益	-0.0860	-0.7339	-0.7385	0.4121	-0.8471	-0.7611	-1.71
Carhart 阿尔法	0.1274	0.0726	0.0802	0.1387	-0.0198	-0.1472	-2.27
$\beta_{\Delta KURT}$ (单变量)	-0.0023	-0.0012	-0.0007	-0.0001	0.0013		
平均收益	0.7161	0.5946	-0.6336	0.4231	-1.2572	-1.9732	-2.97
Carhart 阿尔法	0.1703	0.1134	0.0893	0.0704	-0.0444	-0.2147	-3.30
$\beta_{\Delta KURT}$ (多变量)	-0.0023	-0.0007	-0.0001	0.0005	0.0022		
平均收益	0.6661	-0.2589	0.0242	0.1830	-0.2152	-0.8811	-1.77
Carhart 阿尔法	0.1341	0.0692	0.0203	0.0827	0.0927	-0.0414	-0.89

(三) 选择全部 A 股数据

本文主要研究的是高阶矩风险对上证 50 成分股收益的横截面预测作用,通过以上分析可以发现隐含偏度风险对个股有显著的收益预测能力,那么隐含偏度新息对上证 A 股股票是否也具有预测能力呢?本文通过 wind 数据库获取 2015 年 3 月至 2018 年 12 月 A 股数据,分别选用 12 周和 24 周数据做多变量回归,将接下来 4 周的个股超额收益及阿尔法数据依据各自的因子载荷进行分组,最终得到未来 4 周投资组合超额收益和阿尔法的百分比值,如表 11 所示。

表 11 依据 $\Delta SKEW$ 对上证 A 股分组

分类统计量	分组构造投资组合						t 值
	1	2	3	4	5	5-1	
Panel A: 12 周数据估计 $\beta_{\Delta SKEW}$							
$\beta_{\Delta SKEW}$ (单变量)	-0.8453	-0.3059	-0.0620	0.1836	0.7250		
平均收益	-2.4960	-2.9951	-3.2413	-0.8226	-3.3541	-0.8581	-3.72
Carhart 阿尔法	-2.2559	-3.1262	-3.4744	-3.1370	-3.5187	-1.2629	-2.56
$\beta_{\Delta SKEW}$ (多变量)	-0.0161	-0.0022	0.0044	0.0114	0.0260		
平均收益	-1.0701	-2.9940	-2.7445	-3.9155	-4.5165	-3.4464	-3.66
Carhart 阿尔法	-3.0265	-4.3710	-2.8229	-3.4891	-4.2206	-1.1941	-2.40
Panel B: 24 周数据估计 $\beta_{\Delta SKEW}$							
$\beta_{\Delta SKEW}$ (单变量)	-0.0087	-0.0007	0.0034	0.0074	0.0148		
平均收益	-0.8432	-5.5271	-5.1218	-6.6708	-1.8336	-0.9904	-0.33
Carhart 阿尔法	-2.2077	-3.5817	-3.4173	-3.0579	-3.2476	-1.0399	-2.41
$\beta_{\Delta SKEW}$ (多变量)	-0.0111	-0.0008	0.0042	0.0094	0.0195		
平均收益	-0.8784	-5.1318	-1.4875	-6.2040	-5.3360	-4.4575	-0.36
Carhart 阿尔法	-2.3445	-3.6161	-3.0857	-3.1430	-3.3229	-0.9785	-2.07

由上表可以看出选用12周数据对隐含偏度新息进行单变量回归时,市值加权的平均收益除第4组外,总体呈现递减趋势,从第一组的-2.49%递减至-3.35%, $5-1$ 的月度阿尔法差值为-1.26%,差异性显著异于零。当将 ΔVOL 和 $\Delta KURT$ 加入到模型中构造多变量回归时,依据因子载荷 $\beta_{\Delta SKEW}^i$ 从小到大将股票进行分组时,第5组与第1组未来4周市值加权平均收益的差值为-3.44%,Carhart阿尔法值为-1.19%,均显著异于零。当选择24周数据估计因子载荷时,多变量的 $5-1$ 的Carhart阿尔法差值仍旧显著为负。

针对上述模型的稳健性检验可以发现隐含波动率新息和隐含峰度新息与股票收益总体呈负相关,但显著性不太稳定。从理论上来说,波动率和峰度是偶数阶矩估计出来的,因此他们是不具有方向性的,而偏度刻画的是三阶矩、具有方向性的。隐含波动率刻画的是资产收益的上下波动情况,人们对于“好”波动和“坏”波动可能有不同的喜好,因此导致在预测时可能出现波动率新息对收益预测不显著的情况。此外,我国股票市场中的投资者结构主要以个体投资者为主,而个体投资者的交易行为极易受其情绪因素的影响,因此隐含波动率新息与收益关系的不显著很可能受投资者情绪的影响。隐含峰度则刻画了资产收益分布的尖峰厚尾特征,峰度值越大,说明资产收益出现正向和负向极值的可能性增加,人们对于这两种极端值的风险态度会影响隐含峰度新息的预测结果。

六、结论分析

本文采用上证50ETF期权数据,通过无模型方法测算了期权隐含波动率和隐含高阶矩,对隐含波动率求差分,选用ARMA模型剔除隐含高阶矩中的趋势项,主要关注隐含高阶矩扰动即高阶矩新息对于股票指数、市场超额收益以及个股收益的预测作用。通过研究可以发现:①控制市盈率、股息率、换手率和交易量等可能影响上证50指数和市场超额收益的变量后,隐含波动率对于上证50指数和市场未来1周和4周的超额收益有负向的预测作用,这为我国市场可能存在杠杆效应和反馈效应提供了一定的实证依据。②在预测上证50指数和市场超额收益过程中,隐含偏度新息的系数一直显著为负,且预测系数的绝对值呈现逐步下降趋势,说明随着时间的增加,隐含偏度风险对于上证50指数和市场超额收益的预测能力逐渐变弱。③从横截面上看,那些在隐含偏度新息上风险暴露大的股票会有较低的超额收益,通过改变ARMA模型参数、筛选不同到期日期权数据估计隐含高阶矩新息,得到的结果都较为一致,即隐含偏度风险越大,股票收益越低。④隐含峰度新息反映了股票收益分布的厚尾特征,在大多数情况下隐含峰度新息与股票收益呈负相关,说明投资者更加偏爱低峰度的资产。综上所述,资产收益不仅受波动率影响,还会受高阶矩风险的影响,因此投资者在制定投资策略时应考虑高阶矩风险信息,合理分配资产。同时监管部门也应关注高阶矩风险,以便更好地进行风险防控。

在后续的研究中,可以进一步将隐含波动率进行分解,考虑其中的跳跃成分对于股票收益的影响,也可以研究我国市场和其他市场中隐含高阶矩的联动效应,或者分析不同市场环境下隐含高阶矩对于股票的预测作用等。由于样本量限制,本文只选择了2015至2018年的期权数据,且个股数据也主要选择上证50成分股,随着数据量的增加,在以后的研究中可以将时间长度进行拓展,并进行整体市场的相关研究。

参考文献

- [1] 方立兵,曾勇. 股市收益率高阶矩风险的产生机制检验[J]. 中国管理科学, 2016, 24(4): 27-36.
- [2] 黄文彬,郑振龙. 基于高阶矩的金融资产定价和配置[J]. 福州大学学报(哲学社会科学版), 2010(1): 23-28.
- [3] 邱世远,高鸿桢. 中国股市收益波动率的持久成分与短期冲击成分分解[J]. 统计与决策, 2006(23): 111-112.

- [4] 史代敏, 田乐蒙, 刘震. 中国股市高阶矩风险及其对投资收益的冲击[J]. 统计研究, 2017, 34(10): 68–78.
- [5] 王鹏. 基于时变高阶矩波动模型的 VaR 与 ES 度量[J]. 管理科学学报, 2013, 16(2): 33–45.
- [6] 王鹏, 吴金宴. 基于协高阶矩视角的沪港股市风险传染分析[J]. 管理科学学报, 2018, 21(6): 34–47.
- [7] 许启发. 高阶矩波动性建模及应用[J]. 数量经济技术经济研究, 2006, 23(12): 135–145.
- [8] 张婷. 探究我国股市高阶矩和横截面收益率之间的关系[D]. 四川: 西南财经大学, 2016.
- [9] 郑振龙, 汤文玉. 波动率风险及风险价格——来自中国 A 股市场的证据[J]. 金融研究, 2011(4): 143–157.
- [10] Adrian T, Rosenberg J. Stock Returns and Volatility: Pricing the Short-Run and Long-Run Components of Market Risk[J]. The Journal of Finance, 2008, 63(6): 2997–3030.
- [11] Ang A, et al. The Cross-Section of Volatility and Expected Returns[J]. Journal of Finance, 2006, 61(1): 259–299.
- [12] Bakshi G, Kapadia N, Madan D. Stock Return Characteristics, Skew Laws, and the Differential Pricing of Individual Equity Options[J]. The Review of Financial Studies, 2003, 16(1): 101–143.
- [13] Bali T G, Engle R F. The Intertemporal Capital Asset Pricing Model with Dynamic Conditional Correlations[J]. Journal of Monetary Economics, 2010, 57(4): 377–390.
- [14] Bali T G, Hu J, Murray S. Option Implied Volatility, Skewness, and Kurtosis and the Cross-Section of Expected Stock Returns[J]. Georgetown McDonough School of Business Research Paper, 2019.
- [15] Bali T G, Murray S. Does Risk-Neutral Skewness Predict the Cross-Section of Equity Option Portfolio Returns? [J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2013, 48(4): 1145–1171.
- [16] Chabi-Yo F. Pricing Kernels with Stochastic Skewness and Volatility Risk[J]. Management Science, 2012, 58(58): 624–640.
- [17] Chang B Y, Christoffersen P, Jacobs K. Market Skewness Risk and the Cross Section of Stock Returns[J]. Journal of Financial Economics, 2013, 107(1): 46–68.
- [18] Conrad J, Dittmar R F, Ghysels E. Ex ante Skewness and Expected Stock Returns[J]. The Journal of Finance, 2013, 68(1): 85–124.
- [19] Doran J S, Peterson D R, Tarrant B C. Is There Information in the Volatility Skew? [J]. Journal of Futures Markets, 2010, 27(10): 921–959.
- [20] Ebert S, Wiesen D. Testing for Prudence and Skewness Seeking[J]. Management Science, 2011, 57(7): 1334–1349.
- [21] Jondeau E, Zhang Q, Zhu X. Average Skewness Matters[J]. Journal of Financial Economics, 2019, 134(1): 29–47.
- [22] Kimball M S. Precautionary Saving in the Small and in the Large[J]. Econometrica, 1990, 58(1): 53–73.
- [23] Kraus A, Litzenberger R H. Skewness Preference and the Valuation of Risk Assets[J]. The Journal of Finance, 2012, 31(4): 1085–1100.
- [24] Markowitz H. Portfolio Selection[J]. The Journal of Finance, 1952, 7(1): 77–91.
- [25] Mossin J. Equilibrium in a Capital Asset Market[J]. Econometrica: Journal of the Econometric Society, 1966, 34(4): 768–783.
- [26] Pan J. The Jump-Risk Premia Implicit in Options: Evidence from an Integrated Time-Series Study [J]. Journal of Financial Economics, 2002, 63(1): 3–50.
- [27] Scott R C, Horvath P A. On the Direction of Preference for Moments of Higher Order than the Variance[J]. The Journal of Finance, 1980, 35(4): 915–919.
- [28] Sharpe W F. Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk[J]. The Journal of Finance, 1964, 19(3): 425–442.
- [29] Vanden J M. Options Trading and the CAPM[J]. The Review of Financial Studies, 2004, 17(1): 207–238.
- [30] Zhang J E, Zhao H, Chang E C. Equilibrium Asset and Option Pricing under Jump Diffusion[J]. Mathematical Finance: An International Journal of Mathematics, Statistics and Financial Economics, 2012, 22(3): 538–568.

作者简介

王琳玉, 上海大学经济学院数量经济学专业博士研究生。研究方向为资产定价、金融风险管理。

倪中新(通讯作者), 上海大学经济学院教授、博导。研究方向为金融计量经济、金融风险管理。电子邮箱: zhongxin@shu.edu.cn。

郭婧, 上海大学经济学院数量经济学专业博士研究生。研究方向为资产定价、金融风险管理。

(责任编辑: 董倩)