

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2024.03.006

# 基于前瞻信息的广义风险与收益率预测<sup>①</sup>

黄金波<sup>1</sup>, 尤亦玲<sup>2</sup>, 李仲飞<sup>3\*</sup>

(1. 深圳大学经济学院, 深圳 518060; 2. 对外经济贸易大学中国金融学院, 北京 100029;  
3. 南方科技大学商学院, 深圳 518055)

**摘要:** 当预期资产价格可能会下跌时, 投资者可以交易期权来对冲风险, 因此期权价格中隐含未来市场风险的前瞻信息, 理论上基于这部分信息预测未来可提高预测的准确性和前瞻性. 本文综合运用有限差分、约束最小二乘和广义极值分布等技术构建一种非参数方法, 提取我国上证 50ETF 期权中隐含的前瞻性分布信息, 以测算我国股票市场的广义风险. 实证结果发现: 隐含广义风险指标对未来风险调整收益具有显著预测能力, 在其它预测因子基础上加入该指标可以显著改进风险调整收益的样本外预测精度; 隐含广义风险指标还能反映收益率的高阶矩和尾部信息, 进而能预测未来收益率发生下跳风险的概率. 以上结论在控制一系列其它风险因子及不同样本区间和不同预测窗口下是稳健的, 说明基于前瞻信息的广义风险指标含有其它风险因子所不具备的额外预测信息. 本研究为投资者和监管部门防范化解金融市场风险提供新的前瞻性管理工具和手段.

**关键词:** 前瞻信息; 广义风险; 收益率预测; 非参数方法; 上证 50ETF 期权

**中图分类号:** F830.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2024)03-0091-21

## 0 引言

近年来在经济增长内外交困和金融风险复杂多变的形势下, 党和国家领导人多次强调防范化解金融风险的重要性. 党的十九大报告指出“要坚决打好防范化解重大风险攻坚战”, 并将防范化解金融风险放在重中之重. 习近平同志多次指出“金融是现代经济的核心, 金融要牢牢守住不发生系统性金融风险底线”, 着重强调“金融稳, 经济稳, 金融安全是国家安全的重要组成部分”, 专门提出“着力防范化解重点领域金融风险, 着力完善金融安全防线和风险应急处置机制”. 近日在经济下行压力和新冠疫情反复等各种不确定性因素叠加的背景下, 我国政府又提出“风险应

对要走在市场曲线前面”的工作思路, 强调金融风险的预期管理和政策的预判性. 由此可见, 前瞻性防范和化解金融风险是我国政府当前亟待解决的重要现实问题, 也是金融业乃至整个国民经济健康发展的保障.

前瞻性防范和化解金融风险的关键在于对未来市场的准确预测. 自上世纪 50 年代以来, 许多学者就如何预测金融风险进行了广泛而深入的研究, 理论方面和实证方面都取得了许多很有份量的成果. 然而, 近年来越来越多的证据表明, 经典的风险管理模型在实践中的表现并不尽人意. 著名风险管理专家 McNeil 等<sup>[1]</sup>认为, 当前“向后看”的风险管理策略对来自前方的冲击准备不足, 作用有限. Brunnermeier 和 Pedersen<sup>[2]</sup>甚至得

① 收稿日期: 2021-01-12; 修订日期: 2021-11-05.

基金项目: 国家自然科学基金资助重大项目(71991474); 国家自然科学基金资助项目(71971068; 72371079); 广东省自然科学基金资助项目(2023B1515020045); 广州市科技计划资助项目(20212210002); 深大社科 2035 计划资助重大攻关项目(ZYZD2302); 深圳市软科学研究重点项目(202310173000042).

通讯作者: 李仲飞(1963—), 男, 内蒙古鄂尔多斯人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: lnslzf@mail.sysu.edu.cn

出当前的风险管理方法具有风险放大效应 (amplification effect) 的结论. 经典的风险管理策略在实践中的表现之所以不尽人意, 其根本原因在于它们对未来的预测是基于已经发生的历史信息. 利用历史信息进行预测的假设前提是过去能够代表未来. 样本内的结果能够推广到样本外, 但在现实生活中, 这种“过去代表未来”假设显然是不成立的. 因此, 基于历史向后信息 (backward-looking information) 的风险管理策略在实践中常常达不到预期的效果.

提取期权价格中隐含的前瞻信息 (forward-looking information) 为预测未来开启另一扇大门. 在理论上, 期权价格是未来预期损益的折现值, 隐含人们对未来盈亏状况的整体预测. 在实践中, 当预期未来市场可能出现下跌时, 投资者会用期权来对冲风险, 因此期权价格中隐含人们对未来市场风险的预期信息<sup>[3, 4]</sup>. 提取这部分信息预测未来既可增强预测前瞻性, 又可避免基于历史信息预测未来所隐含的不现实假设, 提高预测准确性. 在国外, 提取期权价格隐含信息已成为金融学领域的重要研究方向之一, 许多的研究成果已成功应用于行业实践. 例如芝加哥期权交易所 (CBOE) 于 1993 年和 2010 年分别编制 S&P500 指数期权隐含的波动率指数和偏度指数, 以反映人们对未来市场风险的预期, 并基于这两个指数开发出系列衍生产品以便于人们管理风险. 我国期权市场的起步较晚, 2015 年 6 月才正式发布中国版的隐含波动率指数, 目前尚无隐含偏度指数. 因此, 受我国期权产品稀缺、衍生品市场发展不完善等问题限制, 国内学者对期权隐含信息的研究主要基于境外数据<sup>[5-8]</sup>, 而基于国内期权数据的理论和应用研究还十分有限. 随着我国期权市场的逐步发展和完善, 提取我国期权价格隐含信息必将成为未来研究的热点和前沿.

提取期权价格隐含信息的过程比较复杂, 根据提取对象不同已经形成多种提取方法, 目前主要提取对象包括隐含波动率、隐含偏度和隐含峰度等. 早期隐含波动率主要从期权定价模型中反推出来, 但因期权定价模型本身并不完美, 使得从期权定价模型角度的研究结果一直不尽人意. 为

此, Britten-Jones 和 Neuberger<sup>[9]</sup> 以及 Jiang 和 Tian<sup>[10]</sup> 提出无模型隐含波动率的提取方法, 此后 Taylor 等<sup>[11]</sup>、Prokopczuk 和 Simen<sup>[12]</sup>、Ross<sup>[13]</sup> 以及黄蕙舟和郑振龙<sup>[14]</sup> 将该方法进行推广和应用. 1987 年全球股灾之后, 股票期权市场隐含的波动率曲线从“波动率微笑”转为“波动率偏斜”<sup>[15]</sup>, 刻画这种现象的隐含偏度开始受到人们的重视. Bates<sup>[4]</sup> 用虚值看涨期权与虚值看跌期权的隐含波动率之比, 来反映期权隐含分布的偏斜程度. Bakshi 和 Madan<sup>[16]</sup> 及 Bakshi 等<sup>[17]</sup> 采用现金流复制方法, 通过二次、三次和四次合约得到隐含波动率、偏度和峰度的计算公式, 此后这种合约复制的方法得到普遍认可, 并被许多学者应用到资产定价、资产配置和风险溢酬等问题的研究中<sup>[18-23]</sup>.

尽管隐含高阶矩的提取方法和应用研究已经十分成熟, 但它们不具有直接的经济含义, 且每个高阶矩只能刻画风险某方面特征, 因此人们提出许多风险度量指标来测算风险. 目前主流的风险度量指标是以方差为基础的对称风险度量和以在险价值 (value at risk, VaR) 为基础的下方风险度量. 诺贝尔经济学奖得主 Aumann 与其合作者 Serrano<sup>[24]</sup> 指出, 以方差为基础的对称风险度量不区分收益和损失, 而以 VaR 为基础的下方风险度量仅考虑损失而完全忽略收益, 这两类风险指标的定义都与人们对风险的认知存在偏差. 因此他们在赌徒决策的框架下引入新的风险度量 AS, 并将 AS 解释为使得人们参与赌局的最大风险规避系数. Foster 和 Hart<sup>[25]</sup> 尝试对 AS 的可操作性进行探索, 形成相对更易操作的 FH 风险度量, FH 被解释为使得人们参与赌局所要求的最低财富水平. Bali 等<sup>[26]</sup> 进一步认为人们是否参与某项赌局应同时考虑风险规避系数和财富水平, 因而提出广义风险度量 (generalized measure of riskiness, GR), GR 拓展了 AS 和 FH 的定义并继承二者的优点, 在理论上可以反映所有矩的信息, 被认为是更加理想的风险度量指标.

作为全新的风险度量, GR/AS/FH 被提出之后受到国外学者的广泛关注, 并被部分学者应用到金融学研究领域. 例如: Hogg 和 Pigorsch<sup>[27]</sup> 基于 AS 定义新的投资表现指标以拓展经典的夏普

比率; Chen 等<sup>[28]</sup> 基于  $AS$  得到新的套期保值策略以改进最小方差策略; Kadan 和 Liu<sup>[29]</sup> 发现  $AS$  和  $FH$  可以刻画尾部灾难风险 (disaster risk). 与此同时提取期权价格中隐含的  $GR/AS/FH$  也颇受关注, 例如: Bali 等<sup>[26]</sup>、Bali 等<sup>[30]</sup> 以及 Leiss 和 Nax<sup>[31]</sup> 分别提取 S&P500 指数期权中隐含的  $GR/AS/FH$  研究风险收益关系与资产定价问题. 然而, 国内学者还较少关注这些风险度量, 仅有曾燕和黄金波<sup>[32]</sup> 将  $AS$  指标运用到投资组合选择问题, 并基于我国股票市场数据给出资产组合的有效前沿, 但由于当时我国期权产品匮乏, 他们的研究仍是基于历史样本的后向信息, 目前尚没有基于我国期权数据提取  $GR/AS/FH$  的研究. 2015 年 2 月 9 日, 我国推出首只场内金融期权——上证 50ETF 期权. 经过近 5 年的发展, 该期权已经成为全球主要的 ETF 期权品种之一. 2019 年全年的累计成交攀升至 6.18 亿, 累计成交面值达 17.71 万亿元, 其中非投机交易超过 76%, 期权的风险管理功能日益凸显, 期权价格中隐含的风险信息也越来越受重视. 鉴于此, 本文尝试提取上证 50ETF 期权价格中隐含的前瞻信息, 测算我国股票市场的广义风险, 并依此对股票市场的未来收益和下跌风险进行前瞻性预测.

本文的创新包括两方面: 一方面, 本文基于前瞻信息来测算风险并研究我国股票市场的风险收益关系, 规避基于历史信息预测未来所隐含“过去代表未来”的不现实假设, 解决理论假设与现实情况不相符的问题, 这使得本研究与过去大量基于历史样本的研究区别开来. 另一方面,  $GR$  作为新的风险度量, 其提取和估计方法无前例可循, 本文综合运用 Breeden 和 Litzenberger<sup>[33]</sup> 的有限差分法、Ait-Sahalia 和 Duarte<sup>[34]</sup> 的约束最小二乘法以及 Figlewski<sup>[35]</sup> 的广义极值 (generalized extreme value, GEV) 分布, 给出隐含  $GR$  的非参数提取方法, 该方法容易推广到其它风险度量指标, 为其他学者的类似研究提供借鉴. 因此, 在理论上, 本文研究可拓展金融风险的研究范畴, 突破金融风险研究受限于历史信息的瓶颈; 在实践中, 提取

前瞻信息来测算风险, 契合我国政府对于风险处置“要增强预判性, 理解市场心态”的工作思路, 为我国政府和投资者的金融风险防控提供科学建议.

## 1 $GR$ 的定义与估计

### 1.1 $GR$ 的定义

Diamond 和 Stiglitz<sup>[36]</sup> 指出, 人们是否参与某项赌局, 关键取决于两个因素: 一是该赌局的风险有多大, 二是个人的风险偏好如何. Arrow<sup>[37]</sup> 和 Pratt<sup>[38]</sup> 定义绝对风险规避系数来刻画人们的风险偏好, Markowitz<sup>[39]</sup> 首次提出用方差来度量风险. 随后经过半个多世纪的发展, 风险度量和风险偏好的相关研究都取得巨大进展, 但由于这两方面研究相互独立发展, 风险度量与风险偏好之间如何关联的问题始终没有得到解决. 鉴于此, Aumann 和 Serrano<sup>[24]</sup> 提出新的风险度量指标  $AS$ , 该指标可以将风险大小与风险规避系数联系起来, 解决 Diamond 和 Stiglitz<sup>[36]</sup> 提出的两个度量之间的关联问题. Foster 和 Hart<sup>[25]</sup> 在此基础上形成更具可操作性的  $FH$  指标, 实际上  $AS$  与  $FH$  的计算结果非常接近<sup>②</sup>, 二者只是从不同方面对风险进行解释,  $AS$  指标与人们的风险规避系数相关, 而  $FH$  指标与人们的财富水平相关. Bali 等<sup>[26]</sup> 认为人们在进行决策时, 往往同时考虑风险规避程度和财富水平, 良好的风险度量应该同时与这两方面有关, 因此提出  $GR$  风险测度指标.

期望效用理论是研究不确定环境下决策行为的理论基石,  $GR$  指标同样可以通过期望效用理论得到. 假设赌局的回报为随机变量  $g$ , 个人的财富为  $w$  且具有幂效用函数  $u(w) = w^\delta / \delta$ , 参数  $\delta < 0$  表示人们是风险规避型理性人, 当参与和拒绝该赌局的期望效用相等时, 可得

$$E\left[\frac{(w+g)^\delta}{\delta}\right] = \frac{w^\delta}{\delta} \quad (1)$$

化简可得

$$\delta^{-1} E[(1+g/w)^\delta - 1] = 0 \quad (2)$$

② Foster 和 Hart<sup>[25]</sup> 研究表明, 当基于金融资产的日收益率数据来测算风险时,  $AS$  和  $FH$  度量出来的结果几乎相等.

容易证明

$$\lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{(1 + g/w)^\delta - 1}{\delta} = \ln(1 + g/w) \quad (3)$$

定义如下依赖于  $w$  和  $\delta$  的函数

$$\varphi_\delta(w, g) = \begin{cases} \delta^{-1} E [(1 + g/w)^\delta - 1], & \delta < 0 \\ E [\ln(1 + g/w)], & \delta = 0 \end{cases} \quad (4)$$

容易证明, 当  $\delta \leq 0$  时,  $\varphi_\delta(w, g)$  为  $w$  的凹函数并且对于任意随机变量  $g$ , 存在唯一正实数  $w^*$  使得  $\varphi_\delta(w^*, g) = 0$  成立. 广义风险测度被定义为  $GR = w^*$ . 易得: 在  $\delta$  给定情况下, 如果个人的当前财富水平  $w > w^*$ , 参与赌局的期望效用大于不参与赌局的效用, 理性人应该接受该赌局. 相反, 当个人的当前财富水平  $w < w^*$  时, 参与赌局的期望效用小于不参与赌局的效用, 因此理性人应该拒绝该赌局. 可见  $GR$  为人们参与该赌局所要求的最低财富水平,  $GR$  越大表明参与该赌局所要求的最低财富水平越高, 表明该赌局的风险越大.  $GR$  指标不仅与人们的财富水平有关, 还依赖风险规避系数  $\delta$ . 容易证明  $GR$  随着  $\delta$  的下降而增加,  $\delta$  越小表明人们的风险规避程度越大, 此时使得人们参与该赌局所要求的最低财富水平越高. 当  $\delta = 0$  时  $GR$  取得最小值, 此时  $GR$  退化为  $FH$  指标<sup>[25]</sup>, 因此  $FH$  为  $GR$  的下限, 在这个意义上  $GR$  扩展了  $AS$  和  $FH$  的定义. 此外,  $GR$  的提出基于经济学中的赌博模型, 具有丰富的内涵和良好的性质<sup>[26]</sup>, 在此不再赘述. 鉴于  $GR$  在风险测度方面的优势, 本文尝试将  $GR$  运用到我国股票市场的风险测算, 并检验  $GR$  指标对未来收益及其下跳风险的预测能力.

### 1.2 GR 的估计

若要从式(4)中解出  $GR$ , 需要知道随机收益  $g$  的分布信息. 在现实的金融市场中, 通常有两类方法获取资产收益的分布信息, 第一类方法是基于资产的历史收益数据, 该方法被称为向后看的方法. 向后看的方法以严谨的数理统计理论为基础, 如果时间序列数据满足一定平稳性条件, 该方法可以得到统计性质良好的估计量, 更为重要的是该方法所依赖的历史样本相对容易获取. 然而

向后看的方法隐含历史代表未来, 样本内的结果能够拓展到样本外的假设, 显然该假设在瞬息万变的金融市场中是难以被满足的. 因此另一类向前看的方法走进人们的视野, 向前看的方法主要基于金融资产 (特别是面对未来交易的衍生资产) 价格中所隐含的预期信息, 其中期权合约因其品种繁多, 收益结构灵活, 交易策略多样被广泛用来提取标的资产的分布信息. Breeden 和 Litzenberger<sup>[33]</sup> 首次在理论上证明标的资产的风险中性密度 (risk-neutral density, RND) 可以从欧式期权价格中提取出来, 并建议用有限差分法来估计 RND. 以下给出从欧式看涨期权价格中提取标的资产隐含分布的原理<sup>③</sup>.

假设执行价格为  $k$  的欧式看涨期权在时刻  $t$  的价格为  $c_t(k)$ , 标的资产在时刻  $t$  和到期日  $T$  的价格分别为  $S_t$  和  $S_T$ , 期权的剩余期限  $\tau = T - t$ , 无风险利率为  $r$ , 令  $f_{S_T}(s)$  为  $S_T$  的 RND,  $F_{S_T}(s)$  为相应的分布函数. 根据风险中性定价原理, 欧式看涨期权当前时刻的价格等于风险中性测度  $Q$  下预期到期收益的折现值

$$\begin{aligned} c_t(k) &= e^{-r\tau} E_t^Q(\max(S_T - k, 0)) \\ &= e^{-r\tau} \int_k^\infty (s - k) f_{S_T}(s) ds \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)两边对执行价格  $k$  求导可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial c_t(k)}{\partial k} &= -e^{-r\tau} \int_k^\infty f_{S_T}(s) ds \\ &= -e^{-r\tau} (1 - F_{S_T}(k)) \end{aligned} \quad (6)$$

移项可得标的资产的风险中性分布函数为

$$F_{S_T}(k) = e^{r\tau} \frac{\partial c_t(k)}{\partial k} + 1 \quad (7)$$

式(7)两边对执行价格  $k$  求导, 可得标的资产的风险中性密度函数为

$$f_{S_T}(k) = e^{r\tau} \frac{\partial^2 c_t(k)}{\partial k^2} \quad (8)$$

由于现实市场上可以观察到的期权价格和执行价格都是有限的, 通常需要基于离散价格信息, 运用有限差分对式(7)和式(8)进行估计. 假设市场上存在  $N$  个不同执行价格的看涨期权合约, 执

③ 也可从看跌期权价格中提取标的资产隐含分布信息, 其推导过程和数据处理过程与看涨期权是类似的.

行价格从小到大依次为  $k_1 < k_2 < \dots < k_N$ , 一般情况下, 场内期权合约的执行价格设定是等间距的, 即  $\Delta k = k_2 - k_1 = k_3 - k_2 = \dots$ . 利用三个连续执行价格  $k_{n-1}$ ,  $k_n$  和  $k_{n+1}$  的看涨期权, 可以获得以  $k_n$  为中心的离散估计式

$$\hat{F}_{S_T}(k_n) \approx e^{rT} \frac{c_i(k_{n+1}) - c_i(k_{n-1})}{k_{n+1} - k_{n-1}} + 1 \quad (9)$$

$$\hat{f}_{S_T}(k_n) \approx e^{rT} \frac{c_i(k_{n+1}) - 2c_i(k_n) + c_i(k_{n-1}))}{\Delta k^2} \quad (10)$$

金融资产的价格常常具有时间趋势或随机趋势, 是非平稳时间序列, 而收益率通常满足平稳性要求, 因此文献中主要基于收益率计算风险. 令  $g = \ln(S_T/S_t)$  为标的资产的对数收益率, 记  $f_g(x)$  为  $g$  的 RND,  $F_g(x)$  为相应分布函数. 根据  $g$  与  $S_T$  之间的函数关系, 容易得到

$$f_g(x) = f_{S_T}(S_t e^x) S_t e^x, F_g(x) = F_{S_T}(S_t e^x) \quad (11)$$

同理, 实际操作中需要基于离散价格信息对式 (11) 进行估计, 因此取  $x = \ln(k_n/S_t)$ , 可得

$$\begin{aligned} \hat{f}_g(\ln(k_n/S_t)) &= \hat{f}_{S_T}(k_n) k_n \\ \hat{F}_g(\ln(k_n/S_t)) &= \hat{F}_{S_T}(k_n) \end{aligned} \quad (12)$$

将式 (12) 代入式 (4), 并令其等于零, 可以得到 GR 的估计式

$$\begin{cases} \delta^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} [(1+x/w)^\delta - 1] \hat{f}_g(x) dx = 0, \delta < 0 \\ \int_{-\infty}^{\infty} [\ln(1+x/w)] \hat{f}_g(x) dx = 0, \delta = 0 \end{cases} \quad (13)$$

求解方程 (13) 得到关键财富水平  $w^*$ , 即为风险中性概率测度  $Q$  下的广义风险估计值<sup>④</sup>, 记为  $GR^Q$ . 该指标的提取基于市场上期权价格及其执行价格的信息, 不需要对收益率分布做任何假设, 因此是一种非参数提取方法. 与基于历史数据得到的风险指标相比, 它能更好地反映市场对未来风险的预期. 此外, 期权市场上每天都交易着不同

到期期限的期权合约, 通过该方法可以方便地计算不同到期期限的风险, 具有较大的灵活性.

另一种 GR 的估计方法是基于  $g$  的历史数据估计密度函数, 再根据式 (4) 得到 GR 的估计值. 基于历史数据估计密度函数的方法有很多种, 本文采用不需要对分布做事前设定的核估计方法<sup>⑤</sup>. 设  $g_{-t}, t = 1, 2, \dots, T$  为  $g$  的历史样本, 则  $f_g(x)$  的核估计式为<sup>[40]</sup>

$$\tilde{f}_g(x) = \frac{1}{Th} \sum_{t=1}^T K\left(\frac{x - g_{-t}}{h}\right) \quad (14)$$

其中  $K(z)$  为核函数, 通常取 Gauss 核函数  $K(z) = (2\pi)^{-1/2} e^{-z^2/2}$ ,  $h = 1.06 \times T^{-1/5} \times \hat{\sigma}(g)$  为窗宽,  $\hat{\sigma}(g)$  为  $g$  的样本标准差. 依据式 (14) 得到的密度函数常被称为真实密度 (physical density, PHD) 函数, 因为它是基于真实发生的历史数据得到的. 将式 (14) 代入式 (4), 并令其等于零, 可以得到 GR 的估计式

$$\begin{cases} \delta^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} [(1+x/w)^\delta - 1] \tilde{f}_g(x) dx = 0, \delta < 0 \\ \int_{-\infty}^{\infty} [\ln(1+x/w)] \tilde{f}_g(x) dx = 0, \delta = 0 \end{cases} \quad (15)$$

求解方程 (15) 得到关键财富水平  $w^*$ , 即为真实概率测度  $P$  下的广义风险估计值, 记为  $GR^P$ .

对比式 (13) 和式 (15) 可知, 两种 GR 估计方法的不同点在于获取密度函数的信息来源不同. 向前看的方法基于期权价格隐含的前瞻信息, 而向后看的方法基于标的资产自身的历史价格信息. 相对而言, 向后看的方法信息获取更加直接, 相应分布函数的估计方法也更加成熟. 向前看的方法虽然具有天然的前瞻性, 但信息提取方法相对复杂, 且受限于国内期权产品上市时间短, 产品种类单一以及市场不完备等问题, 提取国内期权

④ Bakshi 和 Madn<sup>[16]</sup> 的研究指出, 依赖标的资产未来价格的任意收益结构都可以通过一组看涨期权和看跌期权生成, 并给出具体的生成公式. Bali 等<sup>[26]</sup> 基于此给出隐含 GR 的估计式, 而本文直接估计收益率的 RND, 这样既可以估计隐含 GR, 还可以方便地估计其它风险测度指标, 以便于对比分析.

⑤ 基于历史收益率估计其密度函数有三类方法: 参数法、半参数法和非参数法. 参数法和半参数法事先设定收益率服从某一个分布或者模型, 估计出其中的参数, 进而得到收益率的分布. 相对参数法和半参数法, 非参数法不需要对收益率分布做任何形式的事前设定, 直接用数据对收益率的后验分布进行估计, 避免人为的模型设定风险和参数估计偏差, 能够给出更为准确的估计, 因此本文仅给出非参数核估计方法.

隐含信息的研究尚有待深入。

## 2 数据处理与变量定义

我国期权类衍生产品的起步较晚,2015年2月9日上市的上证50ETF期权是我国首只场内期权,其对应标的资产为华夏基金公司发行的上证50交易型开放式指数证券投资基金(简称上证50ETF)。2019年12月23日,上交所、深交所分别推出沪深300ETF期权,中金所推出沪深300股指期货期权。由于新上市的3种期权的交易时间不长,可以利用的数据有限,本文基于上证50ETF期权数据进行实证研究。上证50ETF期权上市之初就经受2015年夏季“千股跌停、千股涨停”异常波动,为避免这类极端事件对实证结果的影响,本文选取2016年1月—2020年5月所有可交易期权的日结算价和执行价数据。交易所每天交易着不同执行价格和不同到期期限的看涨期权和看跌期权,有些期权虽然可交易,但是交易量很低。因此遵从多数文献的做法,按以下标准对原始数据进行剔除<sup>[41]</sup>:首先,剔除当天交易量为零的期权数据;其次,剔除剩余期限不足7个交易日的期权数据;最后,剔除当月合约剩余期限超过30d的样本。最终样本包含687个交易日的数据。

标的资产的价格数据为华夏上证50ETF的日收盘价,样本区间为2015年1月—2020年6月<sup>⑥</sup>。无风险利率为上海银行间同业拆放利率(SHIBOR),该利率是信用等级较高银行自主报出的同业拆出利率的算术平均利率,与受管制的定期存款利率相比,该利率是更加市场化的利率,无风险利率的样本区间为2016年1月—2020年6月<sup>⑦</sup>。需要说明的是,SHIBOR每天会报出隔夜、1周、2周、1个月、3个月、6个月、9个月和1年期的利率,当需要的利率期限不属于上述期限时,基于上述期限中最接近所需期限的两个收益率报价,运用线性插值的方法得到所需期限的无风险

利率。期权和标的资产价格数据来自Wind资讯金融数据库,SHIBOR数据来源于官方网站。

### 2.1 提取RND和PHD

虽然理论上代入期权、标的资产和无风险利率数据,就可以通过式(12)的有限差分法得到期权价格隐含的RND。但是该方法要求期权市场是完备的,存在足够多且执行价格完整的期权数据,这样才能运用离散形式的密度函数估计值逼近理论上的真实值,而实际期权市场并不能满足这些要求:第一,由于期权市场并不完备,实际观察到的期权价格数据可能存在违背无套利条件等缺陷,使得从这类期权中提取的RND具有不可接受的特征,例如可能存在密度函数取值为负的区域;第二,由于市场上可观察到的执行价格数据是有限且有界的,需要采取适当方法将执行价格的范围扩展,以获得完整的RND。因此,从原始的期权价格中提取标的资产的RND是较为复杂的过程,本文在现有文献基础上,运用Ait-Sahalia和Duarte<sup>[34]</sup>的约束最小二乘法(简称AD法)解决期权价格不满足无套利条件的问题;运用三次样条插值解决期权执行价格有限的问题;运用GEV分布解决期权执行价格有界的问题。附录给出提取RND的详细步骤。

与RND提取过程相比,基于历史数据估计PHD相对容易,但样本区间选择对PHD的估计精度至关重要。样本区间太短会导致样本量不足,而样本区间太长又可能导致样本期内的数据结构发生变化,因此实证研究往往需要平衡二者的综合影响选择适合的样本区间。参考Leiss和Nax<sup>[31]</sup>的研究,在每个交易日,计算其未来30d的收益率,将这些收益率逐日向前滚动就构成未来30d收益率的日数据序列;在当前交易日,将该序列过去一年的日数据(约250个样本)代入式(14)计算当前交易日的PHD。图1给出2016年1月4日RND与PHD的函数图像,从中可以发现向前看方法得到的RND与向后看方法得到的PHD显著不同,

⑥ 标的资产价格数据时间跨度要大于期权价格数据,原因在于:为基于前1年的历史数据估计标的资产收益率的真实密度函数,标的资产价格数据的样本要比期权数据向前推1年,同时为计算和预测未来30d持有期的超额收益,标的资产价格数据要比期权数据向后推1个月。

⑦ 同上,为计算和预测未来30d持有期的超额收益,无风险利率数据要比期权数据向后推1个月。

二者蕴含不同的风险和收益信息; 特别地, 与 PHD 相比, RND 具有“尖峰厚尾”特征, 左尾损失发生的概率更高, 隐含的尾部风险更大。

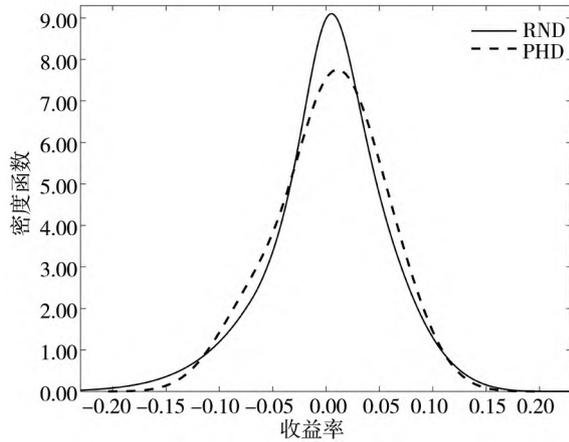


图 1 RND 与 PHD 的函数图像 (2016/1/4)

Fig.1 The function graph of RND and PHD on January 4<sup>th</sup> 2016

### 2.2 风险测度指标

基于前文得到的风险中性概率测度  $Q$  和真实概率测度  $P$  下的密度函数, 可以进一步计算各种风险测度指标. 由  $GR$  的定义可知,  $GR$  的大小与人们风险规避系数  $\delta$  有关, 许多学者对人们风险规避程度进行估计, Bali 等<sup>[26]</sup>认为, 理性投资者的风险规避系数取  $\delta = -2$  是合理的, 而当  $\delta = 0$  时  $GR$  退化为  $FH$  指标. 因此本文分别取  $\delta = -2$  和  $\delta = 0$ , 计算风险中性概率测度  $Q$  和真实概率测度  $P$  下的广义风险值, 分别记为  $GR^Q$ ,  $FH^Q$ ,  $GR^P$  和  $FH^P$ <sup>⑧</sup>. 为了与  $GR$  指标进行比较, 本文还关注如下风险测度指标.

$VaR$  和预期损失 (expected shortfall,  $ES$ ) 是目前业界广为流行的两大风险指标,  $VaR$  表示在一定置信水平下的最大可能损失,  $ES$  表示超过  $VaR$  的损失的平均值, 因此二者都代表损失, 其数值越大表示风险越大. Ait-Sahalia 和 Lo<sup>[42]</sup> 率先用期权价格隐含的  $VaR$  来捕捉市场风险, 并得出风险中性概率测度下的  $VaR$  比真实概率测度下的  $VaR$  更加有效, 能够捕捉更多的市场风险. 在此基础上, Bali 等<sup>[26]</sup> 又加入期权价格隐含的  $ES$  指标,

证明期权价格隐含的风险度量指标对收益率的预测有重要作用. 因此, 根据以下公式计算损失概率  $\alpha = 5\%$  时的  $VaR$  和  $ES$  值

$$VaR = -\sup\{z \in \mathbb{R} : F_g(z) \leq \alpha\} \quad (16)$$

$$ES = -E[g : g \leq -VaR]$$

其中  $F_g(z)$  表示资产收益率  $g$  的分布函数, 同理, 根据分布函数信息来源不同, 分别得到风险中性概率测度  $Q$  和真实概率测度  $P$  下的  $VaR$  和  $ES$ , 分别记为  $VaR^Q$ ,  $ES^Q$ ,  $VaR^P$  和  $ES^P$ .

2008 年次贷危机以来, 金融市场极端事件频发, 人们对于尾部极端风险关注持续上升, 以偏度为代表的高阶矩风险受到越来越多重视, 而波动率是最经典且应用最广泛的风险度量指标, 因此, 根据 CBOE 编制波动率指数和偏度指数的方法, 计算上证 50ETF 期权隐含的波动率指数  $VIX$  和偏度指数  $SKEW$ . 另外, 作为  $GEV$  分布的副产品,  $GEV$  分布的左尾形状参数隐含左尾的损失信息, 许多研究表明该指标可以捕捉厚尾分布的损失特征<sup>[31, 43]</sup>, 因此本文也将其作为广义风险指标的比较对象, 记为  $LT$ .

### 2.3 风险调整收益

风险收益关系是金融学研究领域永恒的主题, 预测未来收益是提取风险指标之后的具体应用. 本文以风险测度指标为自变量, 以风险调整收益为因变量, 以考察风险因子的预测能力, 参考 Bali 等<sup>[26]</sup>的研究, 本文的风险调整收益定义为单位风险所获得的超额收益

$$y_{t+\tau} = \frac{g_{t+\tau} - r_{t+\tau}}{\sigma_{t+\tau}} \quad (17)$$

其中  $t$  为当前时刻,  $g_{t+\tau}$  为上证 50ETF 未来  $\tau$  d 的收益率;  $r_{t+\tau}$  为未来期限为  $\tau$  d 的无风险利率;  $\sigma_{t+\tau}$  为上证 50ETF 在未来  $\tau$  d 的已实现波动率<sup>⑨</sup>,  $y_{t+\tau}$  为未来期限为  $\tau$  d 的风险调整收益. 根据现有文献和 CBOE 的常用设定, 本文取  $\tau = 30$  d.

所有变量的描述性统计如表 1 所示,  $y$  的均值为正, 说明样本期内标的资产的平均收益率大

⑧ 理论上  $AS$  与  $FH$  是等价的, 本文实证结果也印证二者数值结果十分接近, 因此不再报告  $AS$  的结果.

⑨ 根据 Bali 等<sup>[26]</sup>的做法,  $\sigma_{t+\tau}$  为上证 50ETF 在时间区间  $[t, t+\tau]$  内的标准差, 其计算公式为  $\sigma_{t+\tau} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_{i,j+\tau}} (r_i - \bar{r})^2}$ , 其中  $n_{i,j+\tau}$  为时间区间  $[t, t+\tau]$  内的总交易天数,  $r_i$  为上证 50ETF 第  $i$  日的收益率,  $\bar{r}$  为时间区间  $[t, t+\tau]$  内日收益率的平均值.

于无风险收益率;  $GR$  的平均值大于同概率测度下  $FH$  的平均值, 这符合二者之间的理论关系, 即  $FH$  是  $GR$  的下限;  $ES$  平均值大于同概率测度下  $VaR$  的平均值, 这符合二者的定义, 即  $ES$  是超过  $VaR$  的损失的平均值. 另外, 风险中性概率测度下的风

险指标与真实概率测度下的风险指标的描述性统计量数值相差较大, 进一步印证两种方法得到的密度函数差别较大, 基于两种密度函数得到的风险测度蕴含不同的风险信息. 所有变量在 1% 显著性水平下通过平稳性检验.

表 1 数据的描述性统计

Table 1 Data and descriptive statistics

变量	平均值	标准差	偏度	峰度	最大值	最小值	ADF
$y$	0.163	1.580	0.202	2.273	5.110	-3.697	-6.241
$GR^Q$	8.634	7.049	1.628	5.737	42.33	1.053	-3.561
$FH^Q$	1.077	0.045	0.712	3.268	1.216	1.000	-3.758
$GR^P$	9.444	5.294	0.295	2.095	22.50	0.550	-5.520
$FH^P$	0.919	0.426	0.042	5.593	2.580	-1.370	-8.349
$VaR^Q$	0.306	1.247	8.781	94.22	15.78	-0.119	-7.735
$ES^Q$	0.528	1.826	6.412	50.38	19.02	0.017	-7.888
$VaR^P$	0.096	0.051	1.001	3.195	0.216	0.023	-4.386
$ES^P$	0.116	0.058	1.072	3.204	0.253	0.030	-4.434
$VIX$	19.97	6.257	0.567	2.901	46.49	8.911	-3.796
$SKEW$	103.7	5.563	0.495	4.558	127.0	82.67	-5.273
$LT$	0.301	0.887	5.109	45.51	10.95	-0.547	-8.131

注: 由于上证 50ETF 的 30 d 已实现平均收益率在某些时期呈现负值, 因此真实测度下的  $FH$  可能出现负值, 这与 Bali 等<sup>[26]</sup>的发现一致. ADF 为含常数项无趋势项模型下的平稳性检验结果, 其 1% 和 5% 显著性水平下的临界值分别为 -2.576 和 -1.950.

表 2 风险测度指标的相关系数

Table 2 The correlation matrix of risk measure indexes

变量	$FH^Q$	$GR^P$	$FH^P$	$VaR^Q$	$ES^Q$	$VaR^P$	$ES^P$	$VIX$	$SKEW$	$LT$
$GR^Q$	0.756	0.226	0.234	-0.082	-0.111	0.002	-0.023	0.664	-0.263	-0.263
$FH^Q$		0.201	0.129	-0.218	-0.249	0.290	0.257	0.758	-0.208	-0.350
$GR^P$			0.033	-0.069	-0.074	-0.078	-0.084	0.144	-0.100	-0.090
$FH^P$				-0.001	0.009	0.029	0.017	0.187	-0.218	-0.036
$VaR^Q$					0.972	0.060	0.053	0.244	-0.011	0.438
$ES^Q$						0.092	0.087	0.219	-0.028	0.523
$VaR^P$							0.998	0.457	-0.183	0.099
$ES^P$								0.419	-0.166	0.106
$VIX$									-0.382	-0.012
$SKEW$										-0.018

从 11 个风险测度之间的相关系数来看 (见表 2) 除  $VIX$  和  $FH^Q$  以外,  $GR^Q$  与其它 8 个风险测度之间的相关性都很低, 这说明其确实包含了不同于其它风险测度的信息.  $VaR$  与同概率测度下

的  $ES$  之间相关性接近 1, 这是因为  $ES$  是在  $VaR$  基础上定义出来的, 二者具有天然联系. 同时风险中性概率测度下的指标与真实概率测度下对应指标之间的相关性都很低, 最大值为  $GR^Q$  与  $GR^P$  之

间的相关系数 0.226,说明风险中性概率测度下的分布与真实概率测度下的分布隐含不同的信息.

图 2 展示期权隐含广义风险  $GR^Q$  与上证 50ETF 收盘价  $S$  及其风险调整收益  $y$  的时间趋势. 从图中可以直观看出,  $GR^Q$  与  $S$  呈现相反变化趋势,  $GR^Q$  的上升往往伴随着  $S$  的下降和负的风险调整收益  $y$ , 反之亦然. 分年度来看, 2016 年—2017 年市场整体呈缓慢上涨趋势,  $y$  大部分在零以上, 此时风险值  $GR^Q$  处于较低水平且波动较小. 2018 年, 在内部去杠杆和外部“贸易战”双重压力下, 上证综指回撤幅度高达 25%,  $y$  全年基本都在零以下, 我国金融市场风险骤增,  $GR^Q$  值上升到样本期内的最高水平. 2019 年—2020 年 5 月, 市场呈震荡盘整之势, 市场波动较大,  $y$  在零上下不断切换,  $GR^Q$  值处高位震荡; 值得注意的是, 在此期间风险局部高点发生在 2020 年初新冠疫情爆发时期, 但疫情对市场的影响并不大且短暂, 这主要表现在两个方面: 第一, 疫情期间  $GR^Q$  局部高点比 2018 年中美贸易战期间的两次高点更小, 说明疫情的影响比中美贸易战的影响更小; 第二, 疫情被有效控制后市场迅速恢复,  $GR^Q$  也在达到局部高点之后迅速回落, 说明疫情的影响比中美贸易战的影响更短暂. 图 3 更加直观地显示  $GR^Q$  与  $y$  之间呈现很强的负相关关系, 即当前较高的风险预期预示着未来风险调整收益的下降. 以下将通过严格的统计检验来研究  $GR^Q$  对上证 50ETF 风险调整收益的预测能力.

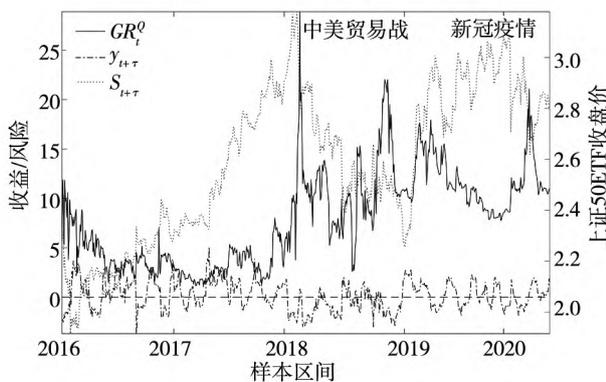


图 2  $GR^Q$  与  $S$  及  $y$  的时间趋势

Fig. 2 The time trend of  $GR^Q$ ,  $S$  and  $y$

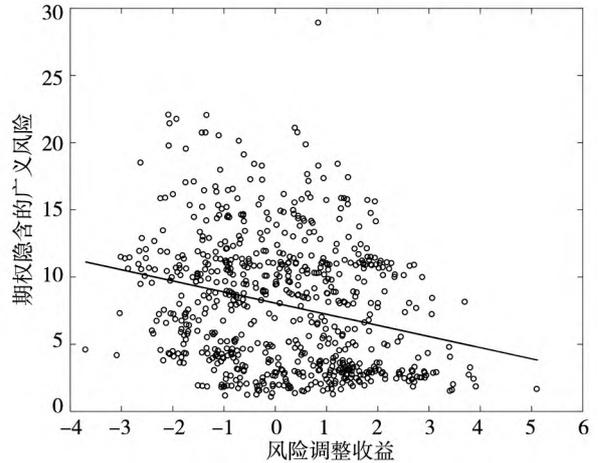


图 3  $GR^Q$  与  $y$  的散点图

Fig. 3 The scatter diagram of  $GR^Q$  and  $y$

### 3 预测风险调整收益

基于以上数据构建回归模型, 从样本内检验和样本外预测两方面检验风险测度  $GR^Q$  对未来风险调整收益的预测能力.

#### 3.1 样本内实证结果与分析

以当前  $GR^Q$  作为自变量, 未来 30 d 的风险调整收益为因变量, 建立单变量回归模型, 以检验当前  $GR^Q$  对未来 30 d 风险调整收益的预测能力

$$y_{t+30} = \alpha + \beta GR_t^Q + \varepsilon_{t+30} \quad (18)$$

同时将  $GR^Q$  替换成其它风险测度指标进行单变量回归, 以进行对比分析. 回归结果见表 3 中的 A, 由此可知,  $GR^Q$  对未来风险调整收益具有显著的预测能力, 其系数估计值在 1% 的显著性水平下显著为负, 说明预期未来风险越高, 风险调整收益越低, 这与 Bali 等<sup>[26]</sup> 基于美国 S&P500 数据得到的结论一致. 另外, 以  $GR^Q$  作为预测变量的回归模型所产生的调整  $R^2$  为 0.07, 说明该指标可以解释未来风险调整收益变动的 7%. 与其它风险测度的回归结果相比,  $GR^Q$  的调整  $R^2$  明显大于其它变量的调整  $R^2$ , 且  $GR^Q$  的回归系数显著性强于其它指标, 表明  $GR^Q$  具有更强的预测能力.

为检验  $GR^Q$  预测能力的稳健性, 在模型中加入其它风险因子作为控制变量, 建立双变量回归模型以考察  $GR^Q$  是否依然具有显著的预测能力

$$y_{t+30} = \alpha + \gamma GR_t^Q + \varphi Z_t + \varepsilon_{t+30} \quad (19)$$

其中  $Z$  代表  $GR^Q$  以外的其它风险测度指标. 结果

如表3中的B所示,在控制其它风险测度指标后,GR<sup>Q</sup>指标在所有回归结果中依然在1%的显著性水平下显著为负,说明其预测能力十分稳健.与表3中的A结果相比,加入GR<sup>Q</sup>之后,原来统计显著的变量FH<sup>Q</sup>的显著性变弱,同时,加入GR<sup>Q</sup>后的

模型所产生的调整R<sup>2</sup>都大幅提升,这说明基于已有预测因子的模型中加入GR<sup>Q</sup>可以大幅提升模型的预测效果.同时也说明GR<sup>Q</sup>包含其它预测因子所没有的预测信息.因此,在实际的投资决策和风险管理中应考虑这部分信息.

表3 样本内回归结果

Table 3 In-sample regression results

回归模型	A 单变量回归		B 双变量回归			C 多元回归
变量	$\beta$	R <sup>2</sup>	$\gamma$	$\varphi$	R <sup>2</sup>	$\varphi_i$
GR <sup>Q</sup>	-0.063*** (-3.102)	0.070				-0.074*** (-3.665)
FH <sup>Q</sup>	-5.540* (-1.932)	0.023	-0.085*** (-2.857)	4.289 (1.035)	0.075	
GR <sup>P</sup>	0.040 (0.873)	0.016	-0.074*** (-3.652)	0.062 (1.542)	0.108	0.0580 (1.465)
FH <sup>P</sup>	-0.560 (-1.483)	0.020	-0.058*** (-2.918)	-0.348 (-0.941)	0.077	
VaR <sup>Q</sup>	0.008 (0.198)	-0.002	-0.064*** (-3.086)	-0.019 (-0.481)	0.069	
ES <sup>Q</sup>	0.009 (0.266)	-0.001	-0.064*** (-3.111)	-0.017 (-0.488)	0.069	-0.029 (-1.066)
VaR <sup>P</sup>	0.506 (0.115)	-0.001	-0.063*** (-3.100)	0.468 (0.111)	0.069	
ES <sup>P</sup>	0.686 (0.180)	-0.001	-0.063*** (-3.092)	0.461 (0.126)	0.069	0.641 (0.207)
VIX	-0.037 (-1.252)	0.020	-0.073*** (-2.789)	0.015 (0.409)	0.071	
SKEW	0.007 (0.357)	-0.001	-0.065*** (-3.296)	-0.011 (-0.591)	0.070	-0.012 (-0.653)
LT	0.162 (1.633)	0.007	-0.062*** (-2.973)	0.035 (0.353)	0.069	0.078 (0.871)

注:表中R<sup>2</sup>为调整R<sup>2</sup>,多元回归的调整R<sup>2</sup>为0.112,所有回归都包含截距项,为展示主要结果,省略截距项结果.圆括号里面的数值为Newey-West<sup>[44]</sup>调整后的t值;\*\*\*表示1%的显著性水平,\*\*表示5%的显著性水平,\*表示10%的显著性水平.

为进一步检验GR<sup>Q</sup>预测能力的稳健性,本文在模型中控制多个风险因子,构建如下多元回归模型

$$y_{t+30} = \alpha + \sum_i \varphi_i Z_{i,t} + \varepsilon_{t+30} \quad (20)$$

值得注意的是,根据各风险测度指标的定义,有些风险测度之间存在较高相关性,例如:GR<sup>Q</sup>与FH<sup>Q</sup>,VaR<sup>Q</sup>与ES<sup>Q</sup>以及VaR<sup>P</sup>与ES<sup>P</sup>的相关系数达到0.75以上(见表2),因此进行多元回归面临变量选择问题.本文基于LASSO回归筛选回归元,以避免回归模型出现多重共线性问题.LASSO回归是在最小二乘法基础上增加一个惩罚函数项

来对回归系数进行压缩,当回归系数小于某个阈值时,就令其为零,从而筛选出对因变量影响较大的回归元.LASSO在保留尽可能多信息的同时,有效剔除高度相关的变量以解决多重共线性问题,最终得到一个比较简洁的模型.因此,式(20)中的Z表示运用LASSO回归进行筛选之后的回归元,分别为GR<sup>Q</sup>,GR<sup>P</sup>,ES<sup>Q</sup>,ES<sup>P</sup>,SKEW和LT.表3中的C多元回归结果进一步表明,在控制其它多个风险测度变量之后,GR<sup>Q</sup>的显著性依然十分稳健.

### 3.2 样本外预测检验与分析

虽然在所考察的样本期间内,GR<sup>Q</sup>能够显著

地预测未来的风险调整收益,但在实际投资活动中,人们往往更关心变量的样本外预测能力。预测变量即使有很好的样本内预测能力,也不一定具有一致的样本外预测效果。因此,本节基于 Campbell 和 Thompson<sup>[45]</sup> 与 Welch 和 Goyal<sup>[46]</sup> 提出的方法检验  $GR^Q$  对未来风险调整收益的样本外预测能力。下面以单变量回归模型为例,简要说明样本外预测的检验步骤。

假设有  $T$  个样本点  $\{GR_t^Q, y_{t+30}\}_{t=1}^T$ , 前  $T_1$  个样本作为估计子样本, 后  $T - T_1$  个样本作为检验子样本, 基于  $T_1$  个估计子样本得到系数估计值  $\hat{\alpha}_1, \hat{\beta}_1$ , 代入下式得到  $y_{T_1+1+30}$  的样本外预测值

$$\hat{y}_{T_1+1+30} = \hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1 GR_{T_1+1}^Q \quad (21)$$

然后将估计子样本向前推进一天, 即以以前  $T_1 + 1$  个样本为估计子样本, 重新估计回归系数, 记为  $\hat{\alpha}_2, \hat{\beta}_2$ , 代入下式得到  $y_{T_1+2+30}$  的样本外预测值

$$\hat{y}_{T_1+2+30} = \hat{\alpha}_2 + \hat{\beta}_2 GR_{T_1+2}^Q \quad (22)$$

依此类推, 可以得到样本外的预测值系列  $\{\hat{y}_{t+30}\}_{t=T_1+1}^T$ , Campbell 和 Thompson<sup>[45]</sup> 定义如下指标来检验模型的预测能力

$$\mathfrak{R}^2 = 1 - \frac{\sum_{t=T_1+1}^T (y_{t+30} - \hat{y}_{t+30})^2}{\sum_{t=T_1+1}^T (y_{t+30} - \bar{y}_{t+30})^2} \quad (23)$$

其中  $\bar{y}_{t+30} = \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^{t-1} y_{i+30}$ , 即风险调整收益的历

史平均值。该估计量的原理是: 将风险调整收益的历史平均  $\bar{y}_{t+30}$  作为样本外的基准预测, 如果模型预测值  $\hat{y}_{t+30}$  的样本外表现优于  $\bar{y}_{t+30}$ , 则可以说明该预测变量包含重要的预测信息。当  $\mathfrak{R}^2 > 0$  时,  $\hat{y}_{t+30}$  的样本外预测误差小于  $\bar{y}_{t+30}$  的预测误差, 则  $\hat{y}_{t+30}$  表现优于  $\bar{y}_{t+30}$ , 当  $\mathfrak{R}^2$  大于某个正的临界值时,  $\hat{y}_{t+30}$  表现显著优于  $\bar{y}_{t+30}$ , Clark 和 West<sup>[47]</sup> 提出均方预测误差 (mean squared prediction errors, MSPE) 调整统计量对  $\mathfrak{R}^2$  进行显著性检验。类似地, 也可基于双变量回归模型式(19)和多元回归模型式(20)进行样本外预测和样本外预测的显著性检验。

本文将 2016 年和 2017 年的样本作为初始估计子样本, 将剩余期限的样本作为检验子样本, 样本外预测检验结果见表 4。单变量回归模型的结果显示:  $GR^Q$  的  $\mathfrak{R}^2$  等于 8.4%, 且在 1% 的显著性水平下统计显著, 说明基于  $GR^Q$  的回归模型的预测误差显著小于基于历史平均值所产生的预测误差; 其它预测因子的  $\mathfrak{R}^2$  都小于  $GR^Q$  的  $\mathfrak{R}^2$ , 部分风险因子的  $\mathfrak{R}^2$  小于零, 说明它们的预测能力不如  $GR^Q$ , 甚至不如历史平均值的预测能力。在双变量回归模型检验中, 计算在单变量模型基础上加入  $GR^Q$  之后带来的  $\mathfrak{R}^2$  增量 ( $\Delta\mathfrak{R}^2$ ), 即双变量回归模型的  $\mathfrak{R}^2$  减去单变量回归模型的  $\mathfrak{R}^2$ 。可以发现, 在基于已有预测因子的模型上加入  $GR^Q$  之后, 模型的样本外  $\mathfrak{R}^2$  大幅提高, 增量在 1.2% ~ 9.7% 之间且在 1% 显著性水平下统计显著。

表 4 样本外预测检验结果

Table 4 Out-of-sample forecasting power testing

变量	单变量回归		双变量回归	
	$\mathfrak{R}^2$	MSPE 调整统计量	$\Delta\mathfrak{R}^2$	MSPE 调整统计量
$GR^Q$	0.084 ***	7.815		
$FH^Q$	0.049 ***	4.739	0.012 ***	7.770
$GR^P$	-0.055	-1.360	0.097 ***	8.118
$FH^P$	0.003	2.328	0.078 ***	7.626
$VaR^Q$	-0.001	-1.237	0.084 ***	7.815
$ES^Q$	-0.000	-0.280	0.083 ***	7.815
$VaR^P$	-0.003	-2.297	0.083 ***	7.876
$ES^P$	-0.002	-1.580	0.082 ***	7.883
VIX	0.027 ***	3.912	0.043 ***	7.950
SKEW	-0.010	-2.062	0.065 ***	7.465
LT	0.011 ***	2.591	0.070 ***	7.754

注: \*\*\* 代表 1% 的显著性水平; MSPE 调整统计量服从  $t$  分布, 该检验为  $t$  分布下的单侧检验。

此外,为检验多个风险因子联合起来对风险调整收益的预测能力,基于 LASSO 筛选出来的六个风险测度进行多元回归模型的样本外预测检验. 检验结果显示: 不加入  $GR^Q$  得到的  $R^2$  为  $-0.049$ , 加入  $GR^Q$  得到的  $R^2$  为  $0.001$ , 因此加入  $GR^Q$  带来的  $\Delta R^2 = 0.050$ , 对应的 MSPE 调整统计量为  $8.025$ , 说明加入  $GR^Q$  可在  $1\%$  的显著性水平下显著改进样本外预测精度. 同时也说明并不是模型的解释变量越多, 模型的样本外预测效果越好. 综上, 样本内和样本外检验结果一致表明: 期权隐含的  $GR^Q$  具有较强的预测能力.

### 4 预测收益率下跳风险

金融学中将资产价格的不连续变动称之为跳跃, 其通常被用来刻画金融市场上的异常风险<sup>[48]</sup>. 理论上许多学者建立跳跃-扩散模型来描述标的资产的价格运动轨迹, 进而得到跳跃-扩散模型下的期权定价公式. 实践中, 当人们预期未来标的资产价格会大幅下跌时, 投资人会通过交易期权来对冲下跌风险, 因此期权价格中隐含未来标的资产价格或收益下跌风险的信息. 鉴于此, 本节进一步研究  $GR^Q$  是否可以预测未来收益的下跳风险 (downturn risk).

#### 4.1 预测收益下跳风险

前文研究表明  $GR^Q$  可以预测未来的风险调整收益, 且与未来风险调整收益显著负相关, 即预期风险越大, 未来风险调整收益越低. 本节进一步建立如下 Logistic 回归模型, 以检验  $GR^Q$  是否可预测

未来收益下跳风险发生的概率

$$I_{g_{t+30} \leq \rho} = \alpha + \sum_i \varphi_i Z_{i,t} + \varepsilon_{t+30} \quad (24)$$

其中被解释变量为虚拟变量, 其定义如下

$$I_{g_{t+30} \leq \rho} = \begin{cases} 1, & g_{t+30} \leq \rho \\ 0, & g_{t+30} > \rho \end{cases} \quad (25)$$

其中  $\rho$  为事先确定的阈值, 当收益率  $g_{t+30}$  低于该阈值时就认为发生了大幅下跳, 被解释变量取  $1$ , 反之, 被解释变量取  $0$ . 本文分别取收益率序列  $g_{t+30}$  的  $15\%$  和  $20\%$  下分位数作为阈值, 即  $\rho = -5.937\%$  和  $\rho = -4.747\%$ .  $Z$  为风险测度指标, 同模型式 (20) 一样, Logistic 回归模型也面临变量选择问题, 采用 LASSO 回归剔除冗余变量, 最终进入 Logistic 回归的变量为  $GR^Q, GR^P, FH^P, VaR^P$  和  $SKEW$ .  $\varphi_i$  为待估参数, 表示风险测度  $Z$  对未来收益下跳风险发生概率的影响, 本文重点关注  $\varphi_i$  的大小和显著性. 假设扰动项  $\varepsilon_{t+30}$  服从 Logistic 分布, 上述模型即为 Logistic 回归模型. 表 5 同时报告了单变量和多变量的回归结果.

表 5 结果表明,  $GR^Q$  系数显著为正, 即期权价格隐含的广义风险越高, 未来收益发生下跳风险的概率越大; 无论是单变量回归还是加入控制变量,  $GR^Q$  的回归系数都在  $1\%$  或  $5\%$  的显著性水平下统计显著, 而且该结果在不同的阈值  $\rho$  下具有稳健性, 因此  $GR^Q$  可以稳健地预测未来收益的下跳风险. 当不控制其它变量情况时,  $FH^P$  和  $SKEW$  可以预测未来收益下跳风险的发生概率, 但控制其它变量后,  $FH^P$  和  $SKEW$  的显著性水平下降.

表 5 Logistic 回归结果

Table 5 The regression results of Logistic model

A: $\rho = -5.937\%$ 的回归结果						
截距项	-2.581 *** ( -5.857)	-2.286 *** ( -3.982)	-4.198 *** ( -3.523)	-2.074 *** ( -2.980)	5.711 ( 1.420)	-8.021 ( -1.612)
$GR^Q$	0.066 *** ( 3.107)					0.044 ** ( 2.030)
$GR^P$		0.036 ( 0.817)				0.018 ( 0.368)
$FH^P$			2.131 ** ( 2.248)			1.938 * ( 1.710)
$VaR^P$				1.461 ( 0.237)		1.517 ( 0.273)
$SKEW$					-0.074 * ( -1.894)	-0.013 ( -0.396)
AIC	504.715	523.295	465.561	525.611	514.099	462.361
样本量	687	687	687	687	687	687

续表 5

Table 5 Continues

B: $\rho = -4.747\%$ 的回归结果						
截距项	-2.484 *** ( -5.325)	-2.013 *** ( -3.485)	-3.877 *** ( -3.572)	-1.826 *** ( -3.032)	4.421 ( 1.090)	-4.618 ( -1.043)
$GR^Q$	0.075 *** ( 2.881)					0.060 ** ( 2.205)
$GR^P$		0.028 ( 0.573)				0.006 ( 0.113)
$FH^P$			2.043 *** ( 2.331)			1.863 * ( 1.807)
$VaR^P$				0.941 ( 0.205)		1.192 ( 0.243)
$SKEW$					-0.060 ( -1.501)	0.002 ( 0.041)
$AIC$	552.950	582.662	521.966	584.425	575.561	512.473
样本量	687	687	687	687	687	687

注: 括号中的数值为 Newey-West<sup>[44]</sup> 调整后的  $t$  值; \*\*\* 表示 1% 的显著性水平, \*\* 表示 5% 的显著性水平, \* 表示 10% 的显著性水平。

#### 4.2 $GR^Q$ 的信息含量

Aumann 和 Serrano<sup>[24]</sup> 指出风险测度就是将整个分布的信息, 总结到单一风险测度指标, 良好的风险测度指标应该尽可能反映分布的信息, 才能更准确地预测未来. Kadan 和 Liu<sup>[29]</sup> 的研究发现  $AS$  和  $FH$  之所以可以捕捉尾部灾难风险, 是因为它们可以反映分布函数的高阶矩信息. 作为  $AS$  和  $FH$  的拓展指标,  $GR$  是否继承该优点是本小节要检验的问题. 为此, 建立以下多元回归模型

$$Z_t = \alpha_0 + \alpha_1 Ivol_t + \alpha_2 skew_t + \alpha_3 kurt + \alpha_4 LT_t + \varepsilon_t \quad (26)$$

其中  $Z$  分别取 Logistic 回归中的风险测度  $GR^Q$ ,

$GR^P$ ,  $FH^P$ ,  $VaR^P$  和  $SKEW$ .  $Ivol$ ,  $skew$  和  $kurt$  分别为期权隐含的风险中性密度函数的二阶矩、三阶矩和四阶矩,  $LT$  是 GEV 分布的左尾形状参数, 描述期权隐含风险中性密度函数的左尾特征.

从表 6 的回归结果来看, 相比其它风险指标,  $GR^Q$  可以反映期权隐含密度函数的更多特征. 特别地  $GR^Q$  可以抓住三阶矩、四阶矩和尾部参数的信息, 而大幅下跳风险往往都是由这些尾部特征来驱动. 其它风险测度指标仅包含部分尾部特征的信息, 例如:  $GR^P$  仅对二阶矩敏感,  $FH^P$  仅对四阶矩敏感,  $SKEW$  仅反映三阶矩的信息, 而  $VaR^P$  包含二阶矩和左尾参数的信息但显著性并不高.

表 6 风险度量指标信息含量的回归结果

Table 6 Testing information content of risk measure indexes

因变量	$GR^Q$	$GR^P$	$FH^P$	$VaR^P$	$SKEW$
截距项	10.500 *** ( 6.886)	10.082 *** ( 6.870)	0.961 *** ( 18.558)	0.097 *** ( 13.848)	103.663 *** ( 224.532)
$Ivol$	-0.313 ( -1.257)	-0.174 ** ( -2.001)	0.002 ( 0.295)	-0.003 * ( -1.758)	0.375 ( 1.406)
$skew$	-0.145 ** ( -2.082)	-0.059 ( -0.696)	-0.007 ( -1.208)	-0.002 ( -1.599)	0.314 *** ( 3.546)
$kurt$	0.046 *** ( 4.029)	-0.012 ( -1.547)	-0.001 * ( -1.901)	-0.000 ( -0.982)	-0.003 ( -0.415)
$LT$	-1.220 *** ( -2.788)	-0.248 ( -0.942)	-0.012 ( -0.548)	0.007 * ( 1.775)	-0.089 ( -0.258)
$R^2$ (%)	14.167	1.412	0.648	3.361	5.640
样本量	687	687	687	687	687

注: 表中  $R^2$  为调整  $R^2$ , 括号中的数值为 Newey-West<sup>[44]</sup> 调整后的  $t$  值; \*\*\* 表示 1% 的显著性水平, \*\* 表示 5% 的显著性水平, \* 表示 10% 的显著性水平。

## 5 稳健性检验

根据前文对图2的分析可知,整个样本期可被分成上涨阶段(2016年—2017年)、下跌阶段(2018年)和震荡阶段(2019年—2020年5月)。为检验以上结果的稳健性,基于这三个阶段的子样本重复表3的回归,结果见表7。表中第1列显示回归模型包含的解释变量,例如“ $GR^Q + FH^Q$ ”表示回归模型包含变量 $GR^Q$ 和 $FH^Q$ ，“LASSO”表示回归模型包含LASSO选出的回归元。为节省篇

幅,表7仅报告 $GR^Q$ 的回归系数及其 $t$ 值。表中所有结果都显示: $GR^Q$ 至少在10%显著性水平下与风险调整收益显著负相关,说明 $GR^Q$ 对风险调整收益率预测能力具有稳健性<sup>⑩</sup>。对比子样本的回归结果还可以发现: $GR^Q$ 的系数估计值在上涨阶段最大,在下跌阶段最小,在震荡阶段介于二者之间,这是因为 $GR^Q$ 在上涨阶段取值普遍较小,而在下跌阶段取值普遍较大(见图2),从而导致 $GR^Q$ 对风险调整收益的边际影响在不同阶段存在较大差异;此外,所有回归模型在震荡阶段的解释能力最强,调整 $R^2$ 最大。

表7 基于子样本的回归结果

Table 7 Robust tests from different sub-samples

子样本 变量	上涨阶段		下跌阶段		震荡阶段	
	$GR^Q$ 系数	$R^2$ / %	$GR^Q$ 系数	$R^2$ / %	$GR^Q$ 系数	$R^2$ / %
$GR^Q$	-0.188* (-1.735)	5.620	-0.040* (-1.784)	2.039	-0.072* (-1.802)	13.810
$GR^Q + FH^Q$	-0.385*** (-3.677)	11.290	-0.079* (-1.765)	4.618	-0.234* (-1.765)	13.705
$GR^Q + GR^P$	-0.242*** (-2.864)	16.140	-0.030* (-1.665)	4.799	-0.076** (-2.115)	19.446
$GR^Q + FH^P$	-0.169* (-1.851)	6.198	-0.056* (-1.957)	8.026	-0.072* (-1.784)	13.512
$GR^Q + VaR^Q$	-0.188* (-1.845)	5.335	-0.034* (-1.653)	4.554	-0.077** (-2.011)	14.459
$GR^Q + ES^Q$	-0.188* (-1.823)	5.326	-0.034* (-1.748)	4.332	-0.072* (-1.810)	13.379
$GR^Q + VaR^P$	-0.209*** (-2.446)	5.694	-0.029* (-1.851)	8.859	-0.103*** (-3.018)	20.113
$GR^Q + ES^P$	-0.209** (-2.438)	5.689	-0.030* (-1.933)	9.560	-0.080** (-1.990)	13.819
$GR^Q + VIX$	-0.313*** (-3.040)	7.008	-0.103** (-2.104)	14.010	-0.278*** (-11.031)	53.834
$GR^Q + SKEW$	-0.245*** (-2.453)	9.614	-0.050* (-1.733)	4.454	-0.069* (-1.767)	13.742
$GR^Q + LT$	-0.185* (-1.848)	5.830	-0.035* (-1.654)	3.961	-0.078** (-1.953)	16.890
LASSO	-0.329*** (-3.847)	21.025	-0.032* (-1.657)	11.491	-0.091** (-2.375)	23.024

注:表中 $R^2$ 为调整 $R^2$ ,括号中的数值为Newey-West<sup>[44]</sup>调整后的 $t$ 值;\*\*\*表示1%的显著性水平,\*\*表示5%的显著性水平,\*表示10%的显著性水平。

<sup>⑩</sup> 与表3全样本的回归结果相比,子样本回归结果中 $GR^Q$ 的系数显著性下降。究其原因在于,上涨阶段 $GR^Q$ 普遍较小,而下跌阶段 $GR^Q$ 普遍较大,这导致全样本下 $GR^Q$ 标准差较大,而子样本内 $GR^Q$ 的标准差较小。由经典的计量经济理论可知,解释变的标准差下降会导致系数估计值的标准误上升,进而导致 $t$ 值下降。为此,本文计算了每个样本下 $GR^Q$ 的标准差,结果显示:全样本下 $GR^Q$ 的标准差为7.049,上涨阶段、下跌阶段和震荡阶段下 $GR^Q$ 的标准差分别为1.959、4.643和5.387,验证了本文的猜测。

在整个样本期,有两个较为突出的事件导致股票市场发生较大幅度的下跌.第一个事件是中美贸易战:2018年3月23日,特朗普签署对华贸易备忘录,正式打响贸易战.2018年12月1日,在G20峰会上中美达成共识,暂停互相加征新的关税,本文将这段时期定义为中美贸易战时期;另一事件是新冠疫情:2019年12月8日,我国官方通报首例不明原因新型冠状病毒肺炎病例.2020年3月17日首批援鄂医疗队撤离武汉,抗疫取得初步胜利,本文将这段时期定义为新冠疫情时期.为进一步检验  $GR^Q$  预测能力的稳健性,引入如下虚拟变量回归模型进行分析

$$y_{t+30} = \alpha_0 + \alpha_1 GR_t^Q + \sum_{i=1}^2 \beta_i D_i + \sum_{i=1}^2 \gamma_i D_i GR_t^Q + \sum_i \eta_i Z_i + \varepsilon_{t+30} \quad (27)$$

其中

$$D_1 = \begin{cases} 1, & \text{中美贸易战时期} \\ 0, & \text{其它时间} \end{cases}, D_2 = \begin{cases} 1, & \text{疫情时期} \\ 0, & \text{其它时间} \end{cases} Z_i \text{ 为}$$

基于 LASSO 的其它风险测度.

表 8 中的 A 报告了不控制其它风险测度时的回归结果.从表中可以看出,当不控制  $GR^Q$  时,  $D_1$  的系数估计值显著为负,说明风险调整收益在中美贸易战时期比其它时期显著更低.当引入  $GR^Q$  变量之后,  $D_1$  的显著性水平下降,进一步引入  $GR^Q$  与  $D_1$  的交乘项后,  $D_1$  显著性进一步降低,与此同时  $GR^Q$  始终在 1% 的显著性水平下显著为负,这说明  $GR^Q$  具有很强的预测能力,包含虚拟变量  $D_1$  的信息.同理,当不控制  $GR^Q$  时,  $D_2$  系数估计值为负但并不显著性,不显著的原因是:  $D_2$  定义中其它时间包含中美贸易战时期,中美贸易战对市场负面影响更大且更持久,从而导致相对包含中美贸易战的其它时期,疫情对市场的负面影响并不显著<sup>①</sup>.即便如此,当加入  $GR^Q$  以及  $GR^Q$  与  $D_2$  的交乘项后,  $D_2$  的显著性也逐步下降,同时  $GR^Q$  始终在 1% 的显著性水平下显著为负.此外加入  $GR^Q$  之后,所有模型的调整  $R^2$  显著提高,进一步说明  $GR^Q$  解释能力具有稳健性.表 8 中的 B 展示出类似的结论,不再赘述.

表 8 引入虚拟变量的回归结果

Table 8 The regression results with dummy variables

A: 不控制其它风险测度 Z 的回归结果						
截距项	0.390 (1.417)	0.784 *** (2.532)	0.790 *** (2.511)	0.233 (0.953)	0.712 ** (2.080)	0.752 *** (2.512)
$GR^Q$		-0.058 *** (-2.751)	-0.059 *** (-2.588)		-0.058 ** (-1.959)	-0.063 *** (-3.120)
$D_1$	-1.020 *** (-2.592)	-0.721 * (-1.911)	-0.845 (-1.225)			
$D_1 GR^Q$			0.011 (0.243)			
$D_2$				-1.060 (-1.368)	-0.716 (-0.474)	-1.441 (-0.078)
$D_2 GR^Q$						0.053 (0.029)
Z	NO	NO	NO	NO	NO	NO
$R^2 / \%$	7.089	10.586	10.483	2.617	8.925	9.241

<sup>①</sup> 为验证这个解释,本文用风险调整收益对  $D_1$  和  $D_2$  同时进行回归.结果显示:  $D_2$  的系数估计值为 -1.330,  $t$  值为 -1.692,说明控制  $D_1$  之后,  $D_2$  在 10% 显著性水平上显著为负;同时  $D_1$  的系数估计值为 -1.132,  $t$  值为 -2.876,在 1% 显著性水平上显著为负,说明这两个时期的风险调整收益都显著低于其它时期.

续表 8

Table 8 Continues

B: 控制其它风险测度 $Z$ 的回归结果						
截距项	0.366 (0.187)	2.262 (1.150)	2.227 (1.159)	-0.534 (-0.269)	2.007 (0.855)	2.075 (1.017)
$GR^Q$		-0.070*** (-3.462)	-0.069*** (-3.486)		-0.069*** (-2.780)	-0.076*** (-3.721)
$D_1$	-0.995** (-2.370)	-0.635 (-1.535)	-0.506 (-0.544)			
$D_1 GR^Q$			-0.012 (-0.183)			
$D_2$				-1.195* (-1.918)	-0.941 (-0.823)	-1.898 (-0.542)
$D_2 GR^Q$						0.070 (1.012)
$Z$	YES	YES	YES	YES	YES	YES
$R^2 / \%$	8.391	13.120	12.987	5.496	13.098	13.733

注:  $Z$  表示是否控制其它风险测度,表中  $R^2$  为调整  $R^2$ ,括号中的数值为 Newey-West<sup>[44]</sup> 调整后的  $t$  值;\*\*\* 表示 1% 的显著性水平,\*\* 表示 5% 的显著性水平,\* 表示 10% 的显著性水平。

此外,本文对预测窗口  $\tau = 30$  d 进行调整,运用期权价格隐含的未来  $\tau = 60$  d 和  $\tau = 90$  d 信息来预测未来 60 d 和 90 d 的风险调整收益及下跳风险,重复以上的实证步骤得到的研究结果是稳健的,限于篇幅不再报告。总之,期权价格隐含的广义风险度量  $GR^Q$  在不同的样本区间和不同预测窗口下,都通过了显著性检验,说明其对未来风险调整收益和下跳风险的预测能力具有稳健性。

## 6 结束语

风险测度与管理是金融学研究领域常提常新的话题,自从 Markowitz<sup>[39]</sup> 提出方差风险指标之后,学界和业界开发出多种风险测度指标,Bali 等<sup>[26]</sup> 提出的广义风险指标因具有良好性质受到学者的广泛关注。同时,在国外自从上世纪 70 年代 BS 期权定价公式被提出之后,从期权价格中提取前瞻信息来预测未来已经成为金融学研究的一个重要分支,并且许多的研究成果已经成功应用于行业实践。受限于我国金融衍生产品市场发

展滞后,国内学者对期权价格隐含信息的研究还主要基于境外数据。鉴于此,本文从我国首只场内期权——上证 50ETF 期权的价格中提取隐含广义风险,检验隐含广义风险的信息含量及其对未来收益的预测能力,并将其与其它广泛使用的风险测度指标进行对比。得到如下结论:

1) 上证 50ETF 期权价格中隐含的广义风险可以预测未来的风险调整收益,且二者显著负相关,即当前人们的高风险预期预示着未来的风险调整收益下降,该结论在控制一系列其它风险测度变量下依然显著成立,同时其它风险测度的预测能力及其显著性低于隐含广义风险指标,说明隐含广义风险包含其它风险测度不具有的额外预测信息。

2) 一步向前的样本外预测检验显示,上证 50ETF 期权价格中隐含的广义风险在样本外的预测精度显著优于历史平均值的预测精度,也显著优于其它风险测度指标的预测精度,且在其它风险测度的回归模型中加入隐含广义风险,可以显著提高模型的样本外预测精度。

3) 上证 50ETF 期权价格中隐含的广义风险

可以预测未来收益率的下跳风险,且二者呈显著正相关,即当前人们的高风险预期预示未来收益率下跳风险的概率增加,该结论在控制一系列其它风险测度变量后依然显著成立.进一步的检验表明,隐含广义风险之所以能够预测未来下跳风险发生的概率,是因为其能反映风险中性概率分布的高阶矩和尾部信息,而这些变量信息是刻画下跳风险的关键.

基于以上研究发现,本文给出如下建议:对于金融市场中的投资者而言,期权市场的发展和完善可以丰富风险管理手段,而且期权价格中隐含的前瞻信息有助于预测未来的收益和风险,人们在实际投资中应充分考虑和利用这部分信息,以控制风险、提高收益.对于金融监管机构而言,股

指代表股票市场的总体走势,从股指期权中提取的指数风险可反映市场参与者的整体预期,因此提取这部分信息有助于政府前瞻性地管理系统性风险和人们的风险预期,提高政策的有效性和针对性.总之,本文研究契合我国政府近期提出的“风险应对要走在市场曲线前面”的工作思路,是落实防范化解金融风险工作的有力工具.最后,基于我国期权数据提取隐含前瞻信息的研究方兴未艾<sup>[49]</sup>,随着我国期权产品的日益丰富,解读和利用期权价格隐含信息将持续成为研究热点.未来研究还可以从期权价格中提取下偏矩<sup>[50]</sup>、安全首要等其它风险指标以及利率预期、通胀预期和汇率预期等宏观经济变量信息,这为研究宏观经济变量之间关系提供另一条渠道.

#### 参考文献:

- [1] McNeil A J, Frey R, Embrechts P. Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools, Second Edition [M]. Princeton: Princeton University Press, 2015.
- [2] Brunnermeier M K, Pedersen L H. Market liquidity and funding liquidity [J]. The Review of Financial Studies, 2009, 22(6): 2201–2238.
- [3] Bates D S. Post '87 crash fears in the S&P 500 futures option market [J]. Journal of Econometrics, 2000, 94(1): 181–238.
- [4] Bates D S. The crash of '87: Was it expected? The evidence from options markets [J]. The Journal of Finance, 1991, 46(3): 1009–1044.
- [5] 郑振龙, 郑懿. 订单流、存货风险与期权收益率 [J]. 管理科学学报, 2020, 23(11): 74–86.  
Zheng Zhenlong, Zheng Yi. Order flow, inventory risk and option returns [J]. Journal of Management Sciences in China, 2020, 23(11): 74–86. (in Chinese)
- [6] 郑振龙, 郑国忠. 隐含高阶协矩: 提取, 分析及交易策略 [J]. 统计研究, 2017, 34(4): 101–111.  
Zheng Zhenlong, Zheng Guozhong. Option-implied higher-order co-moments: Extraction, analysis and trading strategy [J]. Statistical Research, 2017, 34(4): 101–111. (in Chinese)
- [7] 陈坚, 张轶凡, 洪集民. 期权隐含尾部风险及其对股票收益率的预测 [J]. 管理科学学报, 2019, 22(10): 72–81.  
Chen Jian, Zhang Yifan, Hong Jimin. Option implied tail risk and predictability of stock return [J]. Journal of Management Sciences in China, 2019, 22(10): 72–81. (in Chinese)
- [8] 陈淼鑫, 武晨. 随机跳跃强度与期权隐含风险溢酬 [J]. 管理科学学报, 2018, 21(4): 28–42.  
Chen Miaoxin, Wu Chen. Stochastic jump intensity and option implied risk premiums [J]. Journal of Management Sciences in China, 2018, 21(4): 28–42. (in Chinese)
- [9] Britten-Jones M, Neuberger A. Option prices, implied price processes, and stochastic volatility [J]. The Journal of Finance, 2000, 55(2): 839–866.
- [10] Jiang G J, Tian Y S. The model-free implied volatility and its information content [J]. The Review of Financial Studies,

- 2005, 18(4): 1305 – 1342.
- [11] Taylor S J, Yadav P K, Zhang Y. The information content of implied volatilities and model-free volatility expectations: Evidence from options written on individual stocks [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2010, 34(4): 871 – 881.
- [12] Prokopczuk M, Simen C W. The importance of the volatility risk premium for volatility forecasting [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2014, (40): 303 – 320.
- [13] Ross S. The recovery theorem [J]. *The Journal of Finance*, 2015, 70(2): 615 – 648.
- [14] 黄慧舟, 郑振龙. 无模型隐含波动率及其所包含的信息: 基于恒生指数期权的经验分析 [J]. *系统工程理论与实践*, 2009, 29(11): 46 – 59.
- Huang Yizhou, Zheng Zhenlong. Model-free implied volatility and its information content: Evidence from Hang Seng Index options [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2009, 29(11): 46 – 59. (in Chinese)
- [15] 陈蓉, 林秀雀. 波动率偏斜与风险中性偏度能预测尾部风险吗? [J]. *管理科学学报*, 2016, 19(8): 113 – 126.
- Chen Rong, Lin Xiuque. Can implied volatility skew or risk-neutral skewness predict tail risk? [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(8): 113 – 126. (in Chinese)
- [16] Bakshi G, Madan D. Spanning and derivative-security valuation [J]. *Journal of Financial Economics*, 2000, 55(2): 205 – 238.
- [17] 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.
- [18] Driessen J, Maenhout P J, Vilkov G. The price of correlation risk: Evidence from equity options [J]. *The Journal of Finance*, 2009, 64(3): 1377 – 1406.
- [19] Kostakis A, Panigirtzoglou N, Skiadopoulos G. Market timing with option-implied distributions: A forward-looking approach [J]. *Management Science*, 2011, 57(7): 1231 – 1249.
- [20] Chang B Y, Christoffersen P, Jacobs K, et al. Option-implied measures of equity risk [J]. *Review of Finance*, 2012, 16(2): 385 – 428.
- [21] 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.
- [22] DeMiguel V, Plyakha Y, Uppal R, et al. Improving portfolio selection using option-implied volatility and skewness [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2013, 48(6): 1813 – 1845.
- [23] Kempf A, Korn O, Saßning S. Portfolio optimization using forward-looking information [J]. *Review of Finance*, 2015, 19(1): 467 – 490.
- [24] Aumann R J, Serrano R. An economic index of riskiness [J]. *Journal of Political Economy*, 2008, 116(5): 810 – 836.
- [25] Foster D P, Hart S. An operational measure of riskiness [J]. *Journal of Political Economy*, 2009, 117(5): 785 – 814.
- [26] Bali T G, Cakici N, Chabi-Yo F. A generalized measure of riskiness [J]. *Management Science*, 2011, 57(8): 1406 – 1423.
- [27] Homm U, Pigorsch C. Beyond the Sharpe ratio: An application of the Aumann-Serrano index to performance measurement [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2012, 36(8): 2274 – 2284.
- [28] Chen Y T, Ho K Y, Tzeng L Y. Riskiness-minimizing spot-futures hedgeratio [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2014, (40): 154 – 164.
- [29] Kadan O, Liu F. Performance evaluation with high moments and disaster risk [J]. *Journal of Financial Economics*, 2014, 113(1): 131 – 155.
- [30] Bali T G, Cakici N, Chabi-Yo F. A new approach to measuring riskiness in the equity market: Implications for the risk

- premium[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2015, 57(8): 101–117.
- [31] Leiss M, Nax H H. Option-implied objective measures of market risk[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2018, 88(3): 241–249.
- [32] 曾燕, 黄金波. 基于均值-AS模型的资产配置[J]. *管理科学学报*, 2016, 19(2): 95–108.  
Zeng Yan, Huang Jinbo. Asset allocation based on mean-AS model[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(2): 95–108. (in Chinese)
- [33] Breeden D T, Litzenberger R H. Prices of state-contingent claims implicit in option prices[J]. *The Journal of Business*, 1978, 51(4): 621–651.
- [34] Ait-Sahalia Y, Duarte J. Nonparametric option pricing under shape restrictions[J]. *Journal of Econometrics*, 2003, 116(1): 9–47.
- [35] Figlewski S. Estimating the Implied Risk Neutral Density[C]. In: Bollerslev T, Russell J, Watson M. (Eds.), *Volatility and time series econometrics*, Oxford University Press, Oxford, 2010.
- [36] Diamond P A, Stiglitz J E. Increases in risk and in risk aversion[J]. *Journal of Economic Theory*, 1974, 8(3): 337–360.
- [37] Arrow K J. Aspects of the Theory of Risk-bearing[M]. Helsinki: Yrjö Jahnssonin Säätiö, 1965.
- [38] Pratt J W. Risk aversion in the small and in the large[J]. *Econometrica*, 1964, 32(2): 122–136.
- [39] Markowitz H. Portfolio selection[J]. *The Journal of Finance*, 1952, 7(1): 77–91.
- [40] Li Q, Racine J S. *Nonparametric Econometrics: Theory and Practice*[M]. Princeton: Princeton University Press, 2007.
- [41] Bliss R R, Panigirtzoglou N. Testing the stability of implied probability density functions[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2002, 26(2): 381–422.
- [42] Ait-Sahalia Y, Lo A W. Nonparametric risk management and implied risk aversion[J]. *Journal of Econometrics*, 2000, 94(1–2): 9–51.
- [43] Markose S M, Alentorn A. The generalized extreme value distribution, implied tail index and option pricing[J]. *Journal of Derivatives*, 2011, 18(3): 35–60.
- [44] Newey W K, West K D. A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix[J]. *Econometrica*, 1987, 55(3): 703–708.
- [45] Campbell J Y, Thompson S B. Predicting excess stock returns out of sample: Can anything beat the historical average?[J]. *The Review of Financial Studies*, 2008, 21(4): 1509–1531.
- [46] Welch I, Goyal A. A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction[J]. *The Review of Financial Studies*, 2008, 21(4): 1455–1508.
- [47] Clark T E, West K. Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models[J]. *Journal of Econometrics*, 2007, 138(1): 291–311.
- [48] 陈海强, 张传海. 股指期货交易会降低股市跳跃风险吗?[J]. *经济研究*, 2015, 50(1): 153–167.  
Chen Haiqiang, Zhang Chuanhai. Does index futures trading reduce stock market jump risk?: Evidence from Chinese stock market[J]. *Economic Research Journal*, 2015, 50(1): 153–167. (in Chinese)
- [49] 郑振龙, 许肇, 陈蓉. 期权“净购买压力”的隐含信息[J]. *管理科学学报*, 2021, 24(6): 42–56.  
Zheng Zhenlong, Xu Yun, Chen Rong. Information content of options' net buying pressure[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(6): 42–56. (in Chinese)
- [50] 黄金波, 李仲飞, 邹新月. 考虑下偏矩约束的增强指数模型[J]. *管理科学学报*, 2019, 22(12): 56–69.  
Huang Jinbo, Li Zhongfei, Zou Xinyue. Enhanced indexation model with lower partial moment constraint[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(12): 56–69. (in Chinese)

[51] Fisher R A , Tippett L H C. Limiting forms of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample [J].  
Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society , 1928 , 24( 2) : 180 – 190.

## Generalized measure of risk based on forward-looking information and predictability of return rate

HUANG Jin-bo<sup>1</sup> , YOU Yi-ling<sup>2</sup> , LI Zhong-fei<sup>3\*</sup>

1. College of Economics , Shenzhen University , Shenzhen 518060 , China;

2. China School of Banking and Finance , University of International Business and Economics , Beijing 100029 , China;

3. School of Business , Southern University of Science and Technology , Shenzhen 518055 , China

**Abstract:** When the expected asset prices are likely to fall sharply , investors can use options to hedge. Therefore , option prices contain forward-looking information about future market risk. Theoretically , the forward-looking information can improve forecast accuracy and foresight. This paper employs finite difference , constrained least square and generalized extreme value distribution methods to construct a non-parametric , generalized option-implied risk measure ( *GR* ) in order to measure risk in China's stock market. The empirical results based on the SSE 50ETF options show that the *GR* index has a significant predictive ability for the future risk-adjusted return and adding this index to other predictors can improve the out-of-sample predictive power of other factors. Furthermore , the *GR* index can reflect the high-order moments and tail information of returns , and can be used as a significant predictor for a downward jump risk in future returns. The above results are robust after controlling a series of risk factors and using alternative sample periods and prediction windows , indicating that the *GR* index with forward-looking information contains additional prediction information that other risk factors do not have. This study provides a new forward-looking management tool and approach for investors and regulators to prevent and mitigate financial market risks.

**Key words:** forward-looking information; generalized measure of riskiness; predictability of return rate; non-parametric method; SSE 50ETF options

附录: 提取 RND 的非参数方法

从原始的期权价格中提取 RND 是一个复杂的过程,本文基于 Ait-Sahalia 和 Duarte<sup>[34]</sup> 的约束最小二乘法对期权价格数据进行预处理;借鉴 CBOE 的 VIX 指数编制方法,采用线性插值构建 30 d 期限的隐含波动率,运用三次样条插值得到隐含波动率曲线;基于 Breeden 和 Litzenberger<sup>[33]</sup> 的有限差分法提取截断 RND;最后运用 GEV 分布对截断 RND 的尾部进行填充<sup>[35]</sup>。由于该方法不需要事前模型设定和参数估计,避免模型设定偏差和参数估计误差,故称之为非参数方法。具体步骤如下:

### 步骤 1 选择期权合约

上证 50ETF 期权合约的到期月包括当月、下月以及随后两个季月,到期日为到期月的第四个星期三,期权合约到期日固定而剩余期限随时间变化,为提取 30 d 的隐含信息,借鉴 CBOE 的 VIX 指数编制方法,本文选取当月合约和下月合

约进行研究,这是因为当月和下月合约的剩余期限与 30 d 最接近. 以下基于某交易日数据分别构建当月合约和下月合约的隐含波动率曲线.

首先,挑选出该交易日当月合约中的虚值看跌期权和虚值看涨期权. 相对于实值期权,虚值期权的交易量大,流动性好且信息含量多<sup>[41]</sup>. 其次,通过“看涨-看跌期权平价公式”将虚值看跌期权价格转换成相应看涨期权价格,以便于运用 Ait-Sahalia 和 Duarte<sup>[34]</sup>的约束最小二乘法对所有挑选出来的和通过看跌期权转换得到的看涨期权数据进行预处理<sup>⑫</sup>. 经过预处理后的数据可规避期权价格违背无套利条件所导致的 RND 为负的不合理情况. 第三,将预处理后的看涨期权价格、执行价格和无风险收益率数据代入 BS 公式,计算相应的隐含波动率  $\sigma$  以及  $\Delta = \partial c / \partial S$  和  $\Lambda = \partial c / \partial \sigma$ .  $\Delta$  值小于 0.05 或大于 0.95 的期权是深度实值或深度虚值期权,交易量低且数据噪音大,予以剔除. 最后,以  $1/\Lambda$  为权重用三次样条插值法得到当月合约的隐含波动率曲线  $\sigma_1 = \sigma_1(\Delta)$ <sup>⑬</sup>.

类似地,基于该交易日的下月合约数据重复以上过程,即得到下月合约的隐含波动率曲线  $\sigma_2 = \sigma_2(\Delta)$ .

#### 步骤 2 构建 $\tau = 30$ d 隐含波动率曲线

取  $I = 10$  个不同的  $\Delta$  值,代入当月和下月合约的隐含波动率曲线,分别得到当月和下月隐含波动率  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$ . 记当月和下月合约的剩余期限分别为  $\tau_1$  和  $\tau_2$ , 则期限  $\tau = 30/365$  的隐含波动率  $\sigma$  可以通过以下线性插值公式得到

$$\sigma^2 \tau = \sigma_1^2 \tau_1 \frac{\tau_2 - \tau}{\tau_2 - \tau_1} + \sigma_2^2 \tau_2 \frac{\tau - \tau_1}{\tau_2 - \tau_1} \quad (\text{A1})$$

基于式 (A1) 可以得到  $I$  个数据点  $(\Delta, \sigma)$ . 再次运用三次样条插值法得到 30 d 隐含波动率曲线  $\sigma = \sigma(\Delta)$ .

#### 步骤 3 提取 RND

基于步骤 2 中拟合出的 30 d 隐含波动率曲线,等间隔地取  $N = 1000$  个不同的  $\Delta^*$ ,代入波动率曲线得到  $N$  个不同的数据点  $(\Delta^*, \sigma^*)$ . 基于  $(\Delta^*, \sigma^*)$ ,运用 BS 公式计算出相应的欧式看涨期权价格和执行价格,得到  $N$  个看涨期权价格和执行价的样本  $(c_n, k_n)$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ . 将样本代入式 (12) 得到期权隐含的 RND.

#### 步骤 4 填充 RND 的“尾部”

记  $k_{\min}$  为步骤 3 得到的最小交割价,  $k_{\max}$  为步骤 3 得到的最大交割价. 通过式 (12) 只能得到执行价格区间  $(k_{\min}, k_{\max})$  内的截断 RND. 因此为得到完整的 RND,还需要对两边的尾部进行外推. 由中心极限定理可知样本均值的极限分布是正态分布,而 Fisher-Tippett 定理则证明样本极大值的渐近分布为 GEV 分布. 因此,本文用 GEV 分布填充隐含分布的尾部,得到完整的 RND<sup>⑭</sup>.

最后,基于每个交易日的期权数据,重复以上四个步骤,即可得到每个交易日的期权隐含 RND.

<sup>⑫</sup> 读者可来信索取 AD 法的详细推导过程,限于篇幅不再报告.

<sup>⑬</sup> 符号  $\Delta$  表示期权价格对标的资产价格的一阶偏导数,符号  $\Lambda$  表示期权价格对波动率的一阶偏导数. 文献中有两种波动率曲线的定义方式,部分文献将隐含波动率与交割价之间的函数关系曲线定义为波动率曲线,另一部分文献将隐含波动率与  $\Delta$  之间的函数关系曲线定义为波动率曲线. 在其它条件给定情况下,交割价与  $\Delta$  是一一对应的,两种定义方式是等价的,本文按照后一种方式定义.

<sup>⑭</sup> 读者可来信索取风险中性密度函数外推的详细推导过程,限于篇幅不再报告.