

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2024.05.007

高阶矩风险与市场收益：来自中国期权市场的证据^①

周 倜¹, 王云奇²

(1. 南方科技大学商学院金融系, 深圳 518055; 2. 深圳证券交易所博士后工作站, 深圳 518038)

摘要: 基于上证 50ETF 期权隐含的方差和高阶矩的期限结构, 本研究使用偏最小二乘回归的降维方法构造了与中国股票市场收益相关的方差-高阶矩风险因子。实证结果显示, 在 2015 年到 2020 年的样本期内, 该风险因子显著地预测未来 1 个月以及 2 周至 8 周的市场收益, 月度样本内和样本外 R^2 分别达到了 10.08% 和 6.55%。在控制了常见的经济预测变量和期权变量后, 该因子的预测能力仍然保持显著。这表明我国股市收益中包含了对偏度和峰度风险的补偿, 与含时变高阶矩的资产定价模型相一致。在经济价值方面, 方差-高阶矩因子的预测能力可为投资者在市场择时交易中带来可观的收益。结果表明, 中国期权市场提供了高阶矩风险的独特信息, 这为理解我国股市风险与收益的权衡关系提供了新的角度。

关键词: 上证 50ETF 期权; 风险中性高阶矩; 股票收益率可预测性; 偏最小二乘回归; 时变高阶矩 CAPM

中图分类号: F830.9 文献标识码: A 文章编号: 1007-9807(2024)05-0122-19

0 引言

股票收益率的可预测性历来是理论与实务界的重要话题。一方面, 研究收益率的时变特征可以帮助识别影响股票风险溢价变化的因素, 进而有助于学者们改进已有的资产定价模型; 另一方面, 对收益率进行实时预测在资产管理中十分重要^[1,2]。根据资产定价理论, 决定股票风险溢价的核心因素是不可分散的系统性风险。随着时间的推移, 系统性风险的衡量指标也在不断演化。传统的资本资产定价模型(CAPM)用股票市场组合收益率的方差来衡量系统性风险^[3], 但众多研究表明股票收益率的分布具有“尖峰厚尾和负偏态”等非正态分布的特征, 所以方差不足以全面地刻画风险。自 Kraus 和 Litzenberger^[4]后的一系列理论研究指出, 除了方差, 市场组合的高阶矩(特别是偏度和峰度风险)也是系统性风险, 其在解释

风险溢价的变化上也应该起重要作用^[5,6]。在非常一般的假设下, Chabi-Yo 和 Loudis^[7]论证了股票市场组合风险溢价的下界主要受条件方差、偏度和峰度的影响。

在实证研究方面, 部分文献检验了高阶矩风险与未来股票收益的关系。由于高阶矩无法被直接观测, 采用无模型方法计算高阶矩是近期文献中较为常见的做法, 以基于日内高频收益率数据计算的已实现矩和基于期权价格计算的隐含矩为代表。相比于已实现矩, 期权隐含矩具有期限结构的特性, 包含了市场对未来预期的丰富信息, 更具有前瞻性, 因此在预测方面别具优势^[8,9]。Chen 等^[10]发现, 美国标普 500 指数期权隐含偏度的新息(innovations)可以负向预测美、中、英等 24 个国家或地区的股市收益。Luo 和 Zhang^[11]和 Andreou 等^[12]发现, 标普 500 指数期权的隐含方差

① 收稿日期: 2022-05-05; 修订日期: 2023-01-01。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71971068); 广东省哲学社会科学“十三五”规划资助项目(GD20XGL31); 深圳市自然科学基金资助稳定支持项目(20200925160401001); 中国博士后科学基金资助项目(2024M752155)。

作者简介: 周 倜(1985—), 男, 江西上饶人, 博士, 副研究员, 博士生导师。Email: zhout@sustech.edu.cn

和偏度的期限结构中含有能够预测美国股市收益的重要信息。

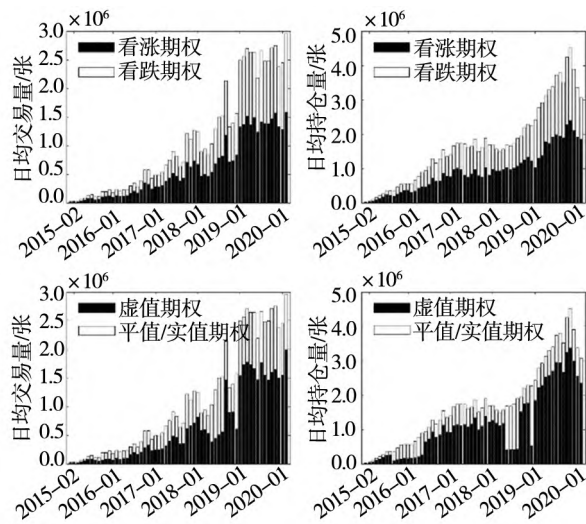


图 1 上证 50ETF 期权月均成交量和持仓量

Fig. 1 Monthly average trading volume and open interests of SSE 50ETF Options

以上研究主要针对美国股票期权市场,而我国作为全球第二大资本市场,于 2015 年 2 月才推出首支场内股指期货——上证 50ETF 期权(标的资产为上证 50ETF),因此现有关于中国股市高阶矩风险的研究主要采用已实现矩。例如,陈坚和张轶凡^[13]发现中国股市已实现偏度可以负向预测股市收益。尽管 50ETF 期权推出时间较短,但短短 5 年间,其交易规模呈几何式增长,日平均交易量最高接近 300 万张,日平均持仓量也一度突破 400 万张(图 1),这表明 50ETF 期权受到了投资者的青睐。市场参与者对高阶矩风险的预期表达在期权价格里,这为研究高阶矩风险对中国股市收益的影响提供了新的角度。与国外成熟市场相比,我国资本市场仍处于发展阶段,市场中用来对冲风险的金融工具有限,且存在大量缺乏经验、易受市场情绪影响的“散户”投资者^[14]。这使得我国股票市场的波动较发达市场相比更为剧烈,容易出现暴涨暴跌的现象,导致收益率的分布更加偏离正态分布。因此,研究中国股市高阶矩风险对理解我国股市风险与收益的权衡关系和构建适合我国市场的动态资产定价模型方面具有重要的理论和实践意义。

在实证分析中,本研究采用 Bakshi 等^[15]和 Kozhan 等^[16]的无模型方法构造了 50ETF 期权隐

含的市场条件方差、偏度和峰度的期限结构(30 天、60 天、90 天和 180 天),然后使用偏最小二乘回归的降维方法(Partial Least Squares, PLS, Kelly 和 Pruitt^[17])将上述隐含矩期限结构整合为单一因子(方差-高阶矩风险因子),研究其对中国市场收益的预测能力。研究发现方差-高阶矩风险因子在隐含偏度上的权重整体为负,在隐含峰度上的权重均为正。在 2015 年 3 月到 2020 年 3 月的样本期内,该因子可以正向预测未来一个月的 50ETF 收益,样本内回归系数为 2.14 且显著(t 值为 2.54)。因此,在其他情况不变时,当市场条件偏度下降或条件峰度上升时,预期市场收益也随之上升,这与含时变高阶矩的资产定价模型相符^[5,6]。更重要的是,方差-高阶矩风险因子的预测能力比仅从隐含方差期限结构中提取的方差风险因子的预测能力更稳健,在控制了一系列经济变量后仍然十分显著,这表明中国股市收益包含了对高阶矩风险的补偿。在样本外预测中,方差-高阶矩风险因子的月样本外 R^2 (R_{os}^2) 为 6.55%,且统计显著,这说明其样本外预测能力优于历史平均收益的预测能力。而在以周为频率的多期样本外预测中,方差-高阶矩风险因子同样展示了出色的预测能力,其对未来 2 周、4 周和 8 周市场收益的样本外 R_{os}^2 不仅显著为正,而且均高于方差风险因子的 R_{os}^2 。样本外嵌套测试的结果显示,方差-高阶矩风险因子含有不同于传统经济变量的预测信息,将这部分信息与经济变量相结合能够获得对中国股市收益更好的预测能力。最后,资产配置分析结果显示,基于方差-高阶矩风险因子构建的市场择时策略可为一个风险厌恶系数为 5 的投资者带来 3.48% 的年化效用收益(CER gain),并且在考虑了 25 基点的交易费用后,CER gain 仍可达到 3.24%。因此,方差-高阶矩风险因子的预测能力具有显著的经济价值。

本研究还对比了方差-高阶矩因子和现有其他期权变量的关系。部分文献指出,由于期权的高杠杆特性,具有信息优势的投资者往往会优先选择在期权市场进行交易,这使得私有信息的传导路径是从期权市场至股票市场,所以基于期权数据所构建的变量对股票收益的预测能力可能源于其反映了投资者的私有信息。此外,Bollerslev 等^[18]发现方差风险溢价(Variance Risk Premium, VRP)——即

期权隐含方差减去已实现方差——显著地正向预测美国市场收益。为进一步探究方差-高阶矩因子预测能力的来源,本研究分析了其与VRP和信息优势假说中一些预测变量的关系,包括期权股票交易量比^[19,20]和看涨看跌期权成交比^[21]。实证结果表明方差-高阶矩因子与上述变量的相关性不高,在控制它们后预测能力仍然显著。因此,信息优势假说和方差风险溢酬不能够解释方差-高阶矩因子的预测能力,这进一步支持了对高阶矩风险的补偿是其预测能力的来源。最后,在进行一系列稳健性检验后,包括预测沪深300指数收益和超额收益、考虑其他降维方法和样本外检验期、使用样条插值法计算期权隐含矩等,本研究的主要结论依然成立。

本研究主要有以下三点贡献。第一,本研究发现50ETF期权隐含的高阶矩风险对中国股市收益有显著的预测能力,这表明中国期权市场含有市场高阶矩风险的独特信息,该信息可为理解股票期望收益的变化以及为投资者更好地进行投资决策提供重要参考。与本研究不同,现有关于我国期权市场的研究大多围绕市场定价效率及有效性等方面进行讨论。虽然我国期权市场的深度和广度已有显著地提升,但仍处于发展早期。丛明舒^[22]发现与美国市场的特征相反,50ETF期权隐含方差与股市未来收益之间呈负向关系,该现象有悖于理论上风险与收益之间正向的跨期关系^[23]。郑振龙和秦明^[24]和陈蓉等^[25]的研究皆指出,与美国市场不同,50ETF的隐含波动率与已实现波动率的理论关系与它们的实际关系不符,反映出50ETF期权价格可能被高估,市场定价效率还有待提升。但本研究的结果显示,50ETF期权隐含的高阶矩对市场收益有显著预测能力,该预测能力与含条件高阶矩的CAPM^[5,6]和ICAPM模型^[23]相符,且无法被信息优势假说所解释,这说明中国期权市场和股票市场在高阶矩风险定价上存在着紧密联系,与美国市场的研究相符^[11,12]。

第二,本研究更全面地检验了期权隐含的方差和高阶矩风险与中国股市收益的关系,而现有研究大多分开研究方差或高阶矩风险对股票收益的影响。郑振龙等^[26]研究了个股的特质偏度风险与股票横截面收益的关系。陈坚和张轶凡^[13]发现中国股市已实现偏度能显著地预测整体市场的收

益,但已实现方差和已实现峰度的预测能力并不显著。王琳玉等^[27]发现50ETF期权隐含的未来10天到60天偏度的新息对股市收益有显著的预测能力,且优于隐含波动率新息和隐含峰度新息的预测能力。李志勇等^[28]检验了50ETF期权隐含未来30天的方差风险溢酬对股市收益的预测能力。与大部分文献仅关注到期日较近的期权隐含信息不同,本研究综合考虑了不同到期日的隐含信息,所计算的隐含矩具有更加全面和立体的信息结构。此外,本研究借助PLS这一具有监督学习特性的数据降维方法,提取了隐含方差、偏度和峰度的期限结构中,与股市收益相关的公共部分,去除了单个矩中的噪音,从而使得预测能力更加稳健。对比研究显示,在隐含方差的基础上加入隐含偏度和峰度的信息能获得更加稳健的预测能力,这代表高阶矩风险在解释中国股票市场收益的变化时扮演了重要角色。

第三,本研究重点考察了期权隐含矩在样本外预测中国股市收益的能力,而现有国内研究大多关注的是期权隐含信息的样本内预测能力,因此本研究弥补了现有文献对中国期权隐含信息的样本外预测能力研究的不足。王琳玉等^[27]和倪中新等^[29]分别考察了50ETF期权的隐含高阶矩新息和隐含波动率倾斜对上证50指数的样本内预测能力,以及对横截面上个股收益的定价能力。李志勇等^[28]检验了向上和向下的方差风险溢酬对未来1周到18周市场收益的样本内预测能力。不同于样本内预测,样本外预测更具挑战性。例如Welch和Goyal^[30]发现许多流行的预测变量虽然可以在样本内预测市场收益,但在样本外预测中并没有优于历史平均收益这一简单预测。由于样本外预测有效地避免了前视偏误(look ahead bias),且不受样本内过拟合问题的影响,因此本研究通过样本外预测进一步证实了方差-高阶矩风险因子预测能力的稳健性,同时挖掘了该预测能力在实际投资中的经济价值。综上,本研究的创新点在于联合使用了50ETF期权隐含的方差及高阶矩期限结构,发现他们中存在一个公共因子能够在样本内和样本外预测股市收益,且该因子可提供不同于已有经济变量的有关市场风险的前瞻性信息,为理解中国股市风险与收益之间的短期权衡关系提供了新的角度。

1 理论背景及实证研究框架

本节首先从理论上论述为何条件高阶矩会影响预期市场收益,其次阐述期权隐含条件高阶矩和现实测度条件高阶矩的关系,进而介绍期权隐含的方差-高阶矩风险因子的构造,最后简述实证部分所使用的预测模型。

1.1 条件高阶矩和预期市场收益

根据资产定价基本原理,当市场中不存在套利机会时,存在一个随机贴现因子,可以对所有资产进行定价,包括市场组合

$$E [(1 + R_{t+1}) m_{t+1} | \Omega_t] = 1 \quad (1)$$

其中 m_{t+1} 为随机贴现因子, R_{t+1} 为 $t+1$ 期市场组合的简单收益率, Ω_t 为 t 时刻的信息集。仿照已有文献^② 本研究假设 m_{t+1} 的形式为 $U(W_{t+1})/U(W_t)$, 其中 U 为代表性投资者的效用函数, W_t 为 t 时刻投资者的财富水平。因此 m_{t+1} 又可理解为投资者的边际效用替代率。对 m_{t+1} 进行泰勒展开并保留前四项,则有

$$m_{t+1} = 1 + W_t \frac{U'(W_t)}{U(W_t)} R_{t+1} + W_t^2 \frac{U''(W_t)}{2U(W_t)} R_{t+1}^2 + W_t^3 \frac{U'''(W_t)}{6U(W_t)} R_{t+1}^3 \quad (2)$$

其中 $W_{t+1}/W_t = 1 + R_{t+1}$, 即代表性投资者的财富增长率与市场整体回报率相同。式(2)可进一步简写为^③

$$m_{t+1} = a_t + b_t R_{t+1} + c_t R_{t+1}^2 + d_t R_{t+1}^3 \quad (3)$$

将式(3)代入式(1)中,得到预期市场收益的表达式

$$E_t [R_{t+1}] = R_{f,t+1} - \tilde{b}_t \text{Var}_t [R_{t+1}] - \tilde{c}_t \text{Skew}_t [R_{t+1}] - \tilde{d}_t \text{Kurt}_t [R_{t+1}] \quad (4)$$

其中 $R_{f,t+1}$ 为无风险利率, $\tilde{b}_t = b_t R_{f,t+1}$, $\tilde{c}_t = c_t R_{f,t+1}$, $\tilde{d}_t = d_t R_{f,t+1}$ 。式(4)表明预期的市场收益

应当包含对市场组合的条件方差、偏度和峰度风险的补偿,这从理论上解释了条件矩对预期市场收益的影响^④。由于以上分析并没有对效用函数 U 做形式上的假设,因此以上结论不受投资者效用函数形式的影响。

上述结论也可由 Merton^[23] 的跨期资本资产定价模型(ICAPM)得出。在 ICAPM 中,市场波动率是刻画投资机会集的状态变量(state variable),其变化会影响投资者的消费和投资决策,从而改变资产的均衡收益。根据 Campbell 等^[33] 的 ICAPM,当市场波动增大时,厌恶风险的投资者会减少消费和在风险资产上的投资,增加预防性储蓄;这导致市场组合的均衡收益会由于投资者对风险资产的需求下降而上升。简而言之,当市场波动增大时,投资者会要求更高的预期收益作为风险补偿。另一方面,市场组合的条件偏度与市场下行风险密切相关^[10],而条件峰度则刻画了极端事件发生的概率。因此,条件偏度与峰度也应该是影响投资机会集的状态变量。当市场的下行风险和极端事件发生的概率增加时,投资者会要求更高的风险补偿,因此预期市场收益与条件偏度之间应为负向关系,而与条件峰度间应是正向关系。总之,根据含时变高阶矩的 CAPM 和 ICAPM 模型,市场组合的条件方差和高阶矩会影响市场的风险溢价。

1.2 期权隐含风险中性矩与仿射模型

条件矩无法被直接观测,近期文献侧重于研究条件矩的无模型估计方法,以基于高频收益率数据估计的已实现矩和基于期权价格估计的隐含矩为代表。本研究旨在探索中国期权市场的信息含量,因此采用 Bakshi 等^[15] 和 Kozhan 等^[16] 提出的基于期权价格的无模型方法,计算 50ETF 期权隐含的风险中性方差(risk-neutral variance, RNV)、偏度(risk-neutral skewness, RNS)、峰度(risk-neutral kurtosis, RNK),并探究其对市场收益的预测

② 使用类似假设的文献还有 Harvey 和 Siddique^[5]、Dittmar^[6] 和 Christoffersen 等^[31]。

③ Dittmar^[6] 保留式(2)中的前四项,并根据边际效用为正、投资者风险厌恶和绝对风险厌恶递减假设得出: $U' > 0$, $U'' < 0$, $U''' > 0$, $U'''' < 0$ 。因此 $b_t < 0$, $c_t > 0$, $d_t < 0$ 。

④ Harvey 和 Siddique^[5] 保留式(2)中的前三项,得到含条件协偏度的三阶矩条件资本资产定价模型(three-moment conditional CAPM)。Harvey 和 Siddique^[32] 将该模型用于解释股票市场组合预期收益的变化,提出市场组合的预期收益包含了与条件方差和条件偏度有关的两部分。

能力. 相比于已实现矩, 期权隐含矩不仅具有前瞻性, 还具有期限结构, 反映了关于未来不同到期日的市场预期, 因此信息含量更为丰富. 然而, 期权隐含的方差、偏度和峰度是在风险中性测度 (\mathbb{Q}) 下的条件矩, 而影响预期市场收益的条件矩是现实测度 (\mathbb{P}) 下的, 这两类条件矩并不完全等同^[16, 18, 34]. 在此, 本研究借助仿射模型 (affine model) 这一被广泛运用于衍生品定价的模型^[35, 36] 来阐明风险中性条件矩与现实测度条件矩之间的内在联系.

根据 Feunou 等^[36] 的仿射模型, $t+1$ 期的市场对数收益 r_{t+1} 在 \mathbb{P} 或者 \mathbb{Q} 测度下的累积量母函数 (cumulant generating function) 皆为一组状态变量 Z_t 的仿射线性函数

$$\ln E_t^M [\exp(u r_{t+1})] = \mathcal{F}_{r\rho}^M(u) + \mathbf{Z}_t^T \mathbf{F}_{rZ}^M(u) \quad (5)$$

$$M = \{\mathbf{P}, \mathbf{Q}\}$$

其中 $\mathcal{F}_{r\rho}^M(u)$ 和 $\mathbf{F}_{rZ}^M(u)$ 为变量 u 的函数. 对式 (5) 分别求关于 u 在 0 点的二阶、三阶和四阶导数可得^⑤

$$\text{Var}_t^M [r_{t+1}] = \alpha_{\text{Var}}^M + \mathbf{Z}_t^T \boldsymbol{\beta}_{\text{Var}}^M \quad (6)$$

$$\text{Skew}_t^M [r_{t+1}] = \alpha_{\text{Skew}}^M + \mathbf{Z}_t^T \boldsymbol{\beta}_{\text{Skew}}^M \quad (7)$$

$$\text{Kurt}_t^M [r_{t+1}] = \alpha_{\text{Kurt}}^M + \mathbf{Z}_t^T \boldsymbol{\beta}_{\text{Kurt}}^M \quad (8)$$

从式 (6) ~ 式 (8) 可知, 风险中性条件矩与现实测度条件矩都是状态变量 Z_t 的仿射函数, 具有同等的信息含量. 该结论对于多期累计对数收益率的条件矩依然成立^[36]. 结合 1.1 节的结论, 可推出预期市场收益与 Z_t 有如下近似关系

$$E_t [r_{t+1}] = \alpha + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{Z}_t \quad (9)$$

为了保持模型的简洁, 本研究在接下来的分析中假设 Z_t 为一元变量.

1.3 方差 - 高阶矩风险因子

根据定义, r_{t+1} 可以写为 $E_t [r_{t+1}]$ 加上 $t+1$ 期的冲击 ϵ_{t+1}

$$r_{t+1} = \alpha + \beta Z_t + \epsilon_{t+1} \quad (10)$$

当 Z_t 可以被观测时, 回归方程 (10) 是预测市场收益的最优模型. 然而实际中, Z_t 是不可被观测的

潜在因子. 本研究结合仿射模型, 使用期权隐含的风险中性条件矩来估计 Z_t . 考虑到风险中性条件矩在计算时存在截断误差和离散误差^[37], 结合式 (6) ~ 式 (8), 本研究假设其服从如下的因子结构

$$m_{i,t} = \delta_{0,i} + \delta_{1,i} Z_t + \delta_{2,i} \Psi_t + \eta_{i,t} \quad (11)$$

$$m_i \in \{RNV, RNS, RNK\}$$

其中 Z_t 为待估计的潜在因子, Ψ_t 为同时影响所有风险中性矩的公共误差, $\eta_{i,t}$ 为风险中性矩 i 的特质噪声, 与 Z_t 和 Ψ_t 都无关. 显然, 受 Ψ_t 的影响, 使用最小二乘法 (OLS) 将 r_{t+1} 对风险中性矩回归得到的预期收益估计是有偏的. 为解决该问题, 本研究采用 Kelly 和 Pruitt^[17] 提出的偏最小二乘法 (PLS) 从风险中性矩的期限结构中提取潜在因子 Z_t , 进而基于式 (10) 对市场收益进行预测. 在估计潜在因子时, PLS 充分利用了式 (10) ~ 式 (11) 所示的因子结构, 所以能有效地提取风险中性矩中与预期收益相关的部分 (Z_t), 同时剔除无关的部分 (Ψ_t 和 $\eta_{i,t}$), 从而最大限度地整合隐含矩期限结构中的相关信息^⑥.

首先, 本研究使用 PLS 从 RNV 的期限结构中提取 Z_t . PLS 的实现过程分为两个阶段. 在第一阶段, 先对每个风险中性方差 $RNV^i (i = 1, \dots, N)$ 进行标准化, 使其标准差为 1, 然后对每个标准化后的风险中性方差进行如下的时间序列回归

$$RNV_t^i = \delta_{0,i} + \delta_{1,i} r_{t+1} + \xi_t^i, \quad t = 1, \dots, T-1 \quad (12)$$

其中 T 为样本长度, δ_i 衡量了 RNV_t^i 对 r_{t+1} 的敏感性. 式 (12) 本质上是将 r_{t+1} 视作 Z_t 的代理变量, 这是因为前者为后者的仿射函数外加不可预测的噪声 ϵ_{t+1} (式 10), 并且这也与现有文献的做法是一致的^[17]. 因此, δ_i 越大代表 RNV^i 在 Z_t 上有更大的因子载荷, 从而在构建 Z_t 的估计量时 RNV^i 应该被赋予更大的权重. 在第二阶段, 对每个时点 $t (t = 1, \dots, T-1)$ 进行如下的横截面回归, 将 t 期所有标准化的条件矩回归到第一阶段得到的回归系数上

⑤ 实际上, 对式 (5) 所求得的二阶、三阶和四阶导数分别对应二阶、三阶和四阶累积量. 根据定义, 二阶累积量与方差相同, 三阶累积量与三阶中心矩相同, 而四阶累积量等于四阶中心矩减去 3 倍的方差平方. 由于三阶和四阶中心矩很大程度上反应了偏度和峰度的信息, 故本研究将三阶和四阶累积量视为偏度 (RNS) 和峰度 (RNK) 的代理变量.

⑥ 文献中常用的通过提取潜在因子来进行预测的方法是主成分分析法 (principal component analysis, PCA). PCA 从期权隐含风险中性矩中抓取主成分 (PC), 其中第一个 PC 最大程度地刻画了隐含矩的协同变化, 因此也常被用作 Z_t 的代理变量. 但如果式 (11) 中的公共误差 Ψ_t 是导致隐含矩变化的主要原因, 那么第一个 PC 主要反映了 Ψ_t 的信息而非 Z_t , 此时第一个 PC 的预测能力将弱于 PLS 因子^[17].

$$RNV_t^i = \phi_{0_i} + \hat{\delta}_i RNV_t^{PLS} + \varepsilon_{i_t}, i = 1, \dots, N \quad (13)$$

其中 $RNV_t^i (i = 1, \dots, N)$ 是被解释变量, 第一步回归的系数估计值 $\hat{\delta} = (\hat{\delta}_1, \dots, \hat{\delta}_N)^T$ 是解释变量, 而横截面回归的系数即是从风险中性方差期限结构中提取的 PLS 因子, 本研究称之为方差风险因子 (RNV_t^{PLS}). RNV_t^{PLS} 本质上是 $RNV_t^i (i = 1, \dots, N)$ 的线性加权, 其权重取决于 RNV_t^i 与未来市场收益 r_{t+1} 的协方差. 协方差越大的 RNV_t^i 在 PLS 因子中会被赋予更大权重. 因此, PLS 方法最大限度地整合了 RNV 与预测对象 r_{t+1} 相关的信息, 从而最优化了 PLS 因子的预测能力. 在式 (10) 和式 (11) 正确设定的前提下, 当 T 和 N 都很大时, RNV_t^{PLS} 会趋于 Z_t 的一个线性变换, 并且基于 PLS 的收益预测值会收敛于真实的预期收益^[17].

其次, 本研究在 RNV 期限结构的基础上加入 RNS 和 RNK 的期限结构来提取 PLS 因子, 记该因子为 $RNVSK^{PLS}$ (即方差 - 高阶矩风险因子). 本研究将 $RNVSK^{PLS}$ 与 RNV^{PLS} 进行对比, 以探究隐含偏度和峰度期限结构中是否含有预期市场收益的额外信息. 因步骤与上述过程相同, 故不再赘述.

1.4 预测回归模型

参照现有文献^[38], 本研究首先采用单变量回归来检验 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 对中国股市收益的样本内预测能力

$$r_{t+1} = \alpha + \beta X_t + \varepsilon_{t+1} \quad (14)$$

其中 r_{t+1} 是上证 50ETF 的对数收益, X_t 为 RNV^{PLS} 或 $RNVSK^{PLS}$. 本研究使用 OLS 来估计 β 并汇报 Newey 和 West^[39] 的 t 值和调整后的回归 R^2 . 检验的原假设是 $\beta = 0$, 即预测变量 X_t 不能预测中国股市收益; 备选假设是 $\beta \neq 0$, 即 X_t 能够预测市场收益. 其次, 文献中发现一些宏观经济和金融市场变量 (以下统称经济变量) 可以预测中国股市收益^[38, 40]. 借鉴已有文献的结论, 本研究选取 12 个经济变量作为控制变量, 估计以下的二元回归模型

$$r_{t+1} = \alpha + \beta X_t + \psi C_t + \varepsilon_{t+1} \quad (15)$$

其中 C_t 为 12 个经济变量之一. 如果在式 (15) 中 β 仍然显著不为 0, 则说明 X_t 含有不同于已有经济变量的额外信息.

样本内预测检验可能存在前视偏误和过拟合等问题, 而样本外检验不受这些问题的影响. 此外, 资产配置要求投资者对市场收益进行实时预测, 故样本外预测能力对于实际投资更为重要. 因此, 本研究进一步检验 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的样本外预测能力. 参考 Welch 和 Goyal^[30] 和姜富伟等^[38], 将全部样本划分为长度为 n_1 的初始训练集和长度为 $n_2 = T - n_1$ 样本外测试集. 以 RNV^{PLS} 为例来介绍第一个样本外预测值 \hat{r}_{n_1+1} 的计算过程. 首先, 使用截止到 n_1 期的数据对每个标准化后的风险中性方差分别运行回归 (12), 得到回归系数 $\hat{\delta}_{n_1}$. 其次, 对于每个时点 $s (s = 1, \dots, n_1)$, 运行横截面回归 (13), 将该时点上的风险中性矩回归到 $\hat{\delta}_{n_1}$ 上, 所得的回归系数即是 $RNV_s^{PLS} (s = 1, \dots, n_1)$. 最后, 计算 \hat{r}_{n_1+1}

$$\hat{r}_{n_1+1} = \hat{\alpha}_{n_1} + \hat{\beta}_{n_1} RNV_{n_1}^{PLS} \quad (16)$$

其中 $\hat{\alpha}_{n_1}$ 和 $\hat{\beta}_{n_1}$ 是 $\{r_{s+1}\}_{s=1}^{n_1-1}$ 对常数项和 $\{RNV_s^{PLS}\}_{s=1}^{n_1-1}$ 做回归得到的估计值. 值得注意的是, 整个过程仅使用了 n_1 时点可用的信息, 不存在前视偏误. 将估计窗口扩展一期并重复以上步骤, 下一期的样本外预测为

$$\hat{r}_{n_1+2} = \hat{\alpha}_{n_1+1} + \hat{\beta}_{n_1+1} RNV_{n_1+1}^{PLS} \quad (17)$$

其中 $\hat{\alpha}_{n_1+1}$ 和 $\hat{\beta}_{n_1+1}$ 是 $\{r_{s+1}\}_{s=1}^{n_1}$ 对常数项和 $\{RNV_s^{PLS}\}_{s=1}^{n_1}$ 做回归得到的估计值. 不断扩展估计窗口并重复上述过程直到样本外测试集结束, 总共可得到 n_2 个样本外预测值. 本研究使用历史平均收益 $\bar{r}_{t+1} = 1/(t) \sum_{i=1}^t r_i$ 作为样本外预测的基准. 在中国股市收益不可预测的原假设下, 期望收益为常数, 此时历史平均收益就是最优预测. 本研究使用 Campbell 和 Thompson^[41] 的 R_{OS}^2 统计量来评测 RNV^{PLS} 相对于基准模型的样本外预测表现

$$R_{OS}^2 = 1 - \frac{\sum_{t=n_1}^{T-1} (r_{t+1} - \hat{r}_{t+1})^2}{\sum_{t=n_1}^{T-1} (r_{t+1} - \bar{r}_{t+1})^2} \quad (18)$$

其中 \bar{r}_{t+1} 为历史平均收益, \hat{r}_{t+1} 为 RNV^{PLS} 产生的预测. 如果 $R_{OS}^2 > 0$, 则说明 \hat{r}_{t+1} 的均方预测误差 (Mean Squared Forecast Error, MSFE) 优于历史平

均收益的 MSFE, 即 RNV^{PLS} 提供了 \bar{r}_{t+1} 所没有的信息. 本研究采用 Clark 和 West^[42] 的 MSFE-adjusted 统计量(下文中统称 CW-test) 来检验 R_{OS}^2 的显著性. 该检验的原假设为历史平均收益预测的 MSFE 低于 RNV^{PLS} 的 MSFE, 即 $H_0: R_{OS}^2 \leq 0$, 其备选假设为 $H_1: R_{OS}^2 > 0$.

2 实证研究结果

2.1 数据与统计描述

本研究从 Wind 终端获取了 50ETF 期权的日交易数据. 样本期为 2015 年 2 月 9 日到 2020 年 3 月 31 日, 总共观测值为 154 778 条, 来自于 2 278 个不同期权. 对收集的期权交易数据进行如下处理: 1) 删除剩余到期时间小于 6 天的观测值; 2) 删除交易价格违背套利边界的观测值^⑦. 经过上述筛选, 最终得到有关 2 209 个不同期权的 134 838 条观测值. 表 1 展示了经筛选后的 50ETF 期权数据描述性统计. 从表 1 中可知, 根据剩余到期时间 (τ) 来分类时, 小于 60 天的期权平均数量最多、交易更活跃, 且基于 Black-Scholes 模型计算的隐含波动率 (IV) 更高; 根据货币性 (moneyness) 来分类时, 虚值期权具有更大的持仓量, 而平值期权的交易量更大, 其 IV 与虚值和实值期权相比更低, 呈现出“隐含波动率偏斜”的特征. 这表明平均而言, 50ETF 期权隐含的风险中性分布具有尖峰厚尾和负偏的形态.

基于整理后的期权数据, 本研究采用 Bakshi 等^[15] 和 Kozhan 等^[16] 提出的无模型方法, 在每个交易日计算各个期限的隐含矩. 其次, 参考美国市场波动率 (VIX) 指数的计算方法, 通过对到期期限进行线性插值, 获得到期期限固定为 30 天、60 天、90 天和 180 天的 RNV 、 RNS 和 RNK ^⑧. 以 30 天到期期限为例, 在图 2 中绘制了样本外预测期间 (2016 年 3 月至 2020 年 3 月) RNV 、 RNS 和 RNK 的时间序列图, 以及同期上证 50ETF 的价格

走势图. 图 2 显示, 在 2016 年初到 2018 年初期间, 市场稳步上升, 30 天的 RNV 、 RNS 和 RNK 的波动较为平缓. 而在 2018 年市场经历反复震荡并出现下跌时, 各风险中性矩也随之大幅波动. 尤其在 2020 年初受新冠疫情暴发的影响股市出现大幅下跌时, 隐含方差攀升至样本期内的最高值.

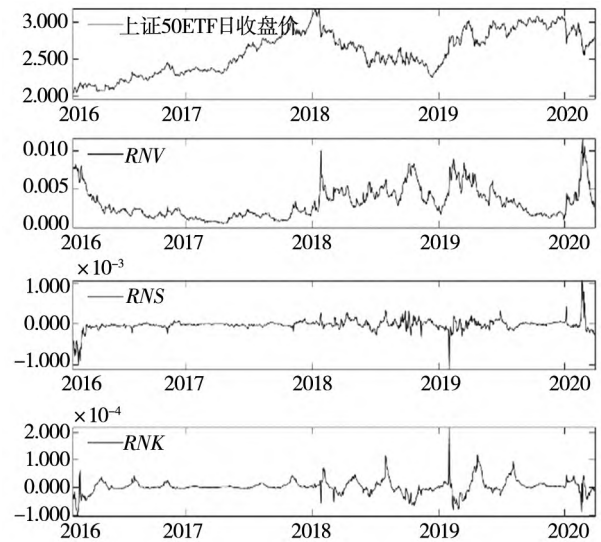


图 2 50ETF 期权隐含的 30 天风险中性矩与 50ETF 日收盘价
Fig. 2 30-day risk-neutral moments and daily closing prices of 50ETF

表 2 汇报了 50ETF 收益率、无风险利率以及 4 个期限的风险中性矩的描述性统计量. 由于表 2 中汇报的风险中性矩并未年化, 因此 RNV 、 RNS 和 RNK 数值的绝对值随期限增加而增大. 而当年化后, RNV^{30} 、 RNV^{60} 、 RNV^{90} 、 RNV^{180} 的均值分别为 5.61%、5.24%、5.19%、4.09%, 呈单调下降趋势. 这一特征与表 1 所展示的 IV 随到期时间增加而下降的特征一致. 平均来说, 50ETF 期权隐含的风险中性偏度略微为负, 这与表 1 中隐含波动率偏斜的现象是一致的. 在样本期内, 上证 50ETF 月对数收益率的平均值为 0.28%, 样本偏度为 -0.4, 样本峰度为 4.19, 因此上证 50ETF 收益率的分布也具有尖峰厚尾和负偏的形态.

参照现有关于股票收益可预测性的文

⑦ 参考美国股市波动率 (VIX) 指数的计算方法和文献中对期权数据常见的筛选步骤^[37], 剔除了到期期限较短的期权观测值. 这主要是为了避免到期日临近时, 期权流动性下降影响了隐含风险中性矩的准确性. 另外, 在计算期权隐含矩时, 只使用价外期权, 因为这部分期权的流动性更好、准确度更高. 在实际数据中, 违反套利边界的价外期权极少.

⑧ 根据 50ETF 期权合约条款, 上市合约到期月份为当月、下月及随后两个季月. 因此, 对应考虑四个固定期限 (30 天、60 天、90 天和 180 天) 的期权隐含矩.

献^[38,40], 本研究选取了以下 12 个中国市场的经济变量进行预测能力的对比: $M0$ 增长率 ($M0G$)、 $M1$ 增长率变动量 ($M1G$) 和 $M2$ 增长率 ($M2G$), 分别由 $M0$ 、 $M1$ 和 $M2$ 算出, 数据来源于中国人民银行; 通胀率 ($INFL$) 定义为国家统计局公布的居民消费价格指数 (CPI) 的同比增长率, 由于 t 月的 CPI 数据一般在 $t + 1$ 月发布, 因此使用 $t - 1$ 月的 CPI 同比增长率作为 t 月的通胀率 $INFL_t$; 股票市场方差 (SVR) 为上证 50 指数收益率的月度已实

现方差, 定义为当月的指数日收益的平方和; 上证 50 指数的股息率 (DY)、盈余价格比 (EP)、账面市值比 (BM) 和换手率 (TO) 的数据来源于 Wind; 3 个月期限的上海银行间同业拆借利率 ($Shibor$), 数据来源于 Wind; 信用利差 (DFY) 为中债 5 年期 AAA 级企业债到期收益率与 5 年期国债收益率的差值; 十年期国债到期收益 (LTY)、 DFY 和 LTY 的数据均来源于中央国债登记结算有限责任公司。

表 1 期权交易描述性统计量

Table 1 Descriptive statistics of option trading activities

变量	看涨期权				看跌期权			
	合约数	成交量	持仓量	IV	合约数	成交量	持仓量	IV
$\tau \leq 60$	22	474 607	649 884	0.25	25	390 782	533 222	0.29
$60 < \tau \leq 180$	21	36 332	155 899	0.21	24	35 328	160 761	0.26
$\tau > 180$	7	10 180	37 929	0.19	8	10 474	42 641	0.25
$m \leq 0.97$	18	51 385	80 029	0.22	25	150 387	411 044	0.26
$0.97 < m \leq 1.03$	13	306 452	319 954	0.21	13	241 521	233 321	0.25
$m > 1.03$	20	167 138	448 916	0.24	18	43 352	83 082	0.29

注: 所有期权数据先按照看涨与看跌期权分为两类, 而后根据剩余到期时间 (τ) 与货币性 (m) 分别再次分类。货币性定义为期权的行权价与标的资产远期之比 (K/F)。对于每个子分类, 汇报时间序列上的日平均合约数、成交量、持仓量以及 Black-Scholes 隐含波动率 (IV)。

表 2 描述性统计量

Table 2 Descriptive statistics

变量	Mean	Std	Skew	Kurt	Min	Max	AR(1)
市场收益 / %	0.28	6.28	-0.40	4.19	-20.15	16.67	0.11
无风险利率 / %	0.21	0.04	1.01	3.42	0.15	0.32	0.84
$RNV^{30} (\times 10^2)$	0.47	0.43	2.78	14.67	0.05	3.70	0.97
$RNV^{60} (\times 10^2)$	0.87	0.72	2.04	8.28	0.10	4.73	0.97
$RNV^{90} (\times 10^2)$	1.30	1.04	2.20	9.49	0.14	6.88	0.99
$RNV^{180} (\times 10^2)$	2.05	1.41	2.03	8.86	0.27	9.86	0.99
$RNS^{30} (\times 10^2)$	0.00	0.07	-0.04	71.59	-0.82	0.71	0.83
$RNS^{60} (\times 10^2)$	-0.01	0.11	0.25	43.66	-1.11	1.17	0.81
$RNS^{90} (\times 10^2)$	-0.02	0.17	2.91	32.87	-1.10	1.66	0.86
$RNS^{180} (\times 10^2)$	-0.03	0.33	3.57	31.41	-1.54	3.31	0.91
$RNK^{30} (\times 10^2)$	0.00	0.02	-6.98	116.84	-0.31	0.19	0.73
$RNK^{60} (\times 10^2)$	-0.01	0.04	-5.88	74.66	-0.62	0.40	0.85
$RNK^{90} (\times 10^2)$	-0.03	0.08	-5.47	60.12	-1.02	0.60	0.89
$RNK^{180} (\times 10^2)$	-0.09	0.18	-5.49	46.36	-2.23	0.57	0.89

注: Mean 代表数据时间序列的均值, Std 代表时间序列的标准差, Skew 和 Kurt 分别代表数据分布的偏度和峰度, Min 和 Max 分别代表数据时间序列的最大值与最小值, AR(1) 表示一阶自相关系数。数据样本期为 2015/02—2020/03。

2.2 样本内预测结果

按照 1.3 小节中描述的步骤, 本研究使用全样

本数据估计了方差风险因子 (RNV^{PLS}) 和方差 - 高阶矩风险因子 ($RNVSK^{PLS}$)。图 3 绘制了这两个

因子在标准化后的风险中性矩上的权重^⑨。

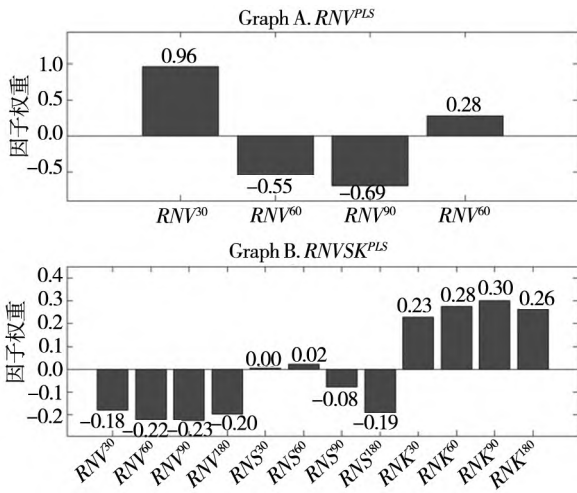


图3 RNV^{PLS}和RNVSK^{PLS}因子权重

Fig. 3 Factor weights of RNV^{PLS} and RNVSK^{PLS}

RNV^{PLS}在风险中性方差上的因子权重呈现出“U型”的特征,即在30天和180天的风险中性方差上权重为正(分别为0.96和0.28),在中期(60天和90天)的风险中性方差上权重为负(分别为-0.55和-0.69)。另一方面,RNVSK^{PLS}在RNV上的权重均为负,而在RNK上的权重均为

正,且数值相对较大。对于四个期限的RNS来说,RNVSK^{PLS}在30天和60天风险中性偏度上的权重接近于0,而在90天和180天的风险中性偏度上有较大的负向权重。

表3报告了样本内回归的结果,包括回归系数β的估计值、对应的Newey和West^[39]调整后t统计量(NW-t)和调整后R²(R²_{adj})。为了便于解释,本研究将所有预测变量都进行了标准化,使其均值为0和标准差为1。表3面板A汇报了单变量回归的结果。在2015年3月到2020年3月的样本期内,RNV^{PLS}和RNVSK^{PLS}可以正向预测未来一个月的市场收益,回归系数分别为1.66和2.14。RNVSK^{PLS}的系数在5%的水平下显著,而RNV^{PLS}的并不显著,并且RNVSK^{PLS}的回归R²_{adj}达到10%以上,超过RNV^{PLS}的R²_{adj}(5.37%)近一倍。相比于RNV^{PLS},RNVSK^{PLS}所包含的关于市场条件偏度与峰度的信息在解释市场收益时起到了重要作用。在经济意义上,RNVSK^{PLS}上升一个标准差预示着未来一个月的50ETF收益平均将上升2.14%。因此,RNVSK^{PLS}的预测能力在统计上和经济上都是显著的。

表3 月度样本内预测结果 2015/02—2020/03

Table 3 Monthly in-sample forecasting results, 2015/02 - 2020/03

回归模型	面板 A: 单变量回归			面板 B: 含控制变量的回归					面板 C: 含控制变量的回归				
	$r_{t+1} = \alpha + \beta X_t + \epsilon_{t+1}$			$r_{t+1} = \alpha + \beta RNV_t^{PLS} + \psi C_t + \epsilon_{t+1}$					$r_{t+1} = \alpha + \beta RNVSK_t^{PLS} + \psi C_t + \epsilon_{t+1}$				
预测变量	$\hat{\beta}$	NW-t	R ² _{adj}	$\hat{\beta}$	NW-t	$\hat{\psi}$	NW-t	R ² _{adj}	$\hat{\beta}$	NW-t	$\hat{\psi}$	NW-t	R ² _{adj}
DY	1.71	2.07**	5.87	1.53	1.28	1.60	2.19**	10.39	1.91	3.23***	1.40	2.08**	13.55
SVR	-2.20	-3.42***	10.81	1.53	2.28**	-2.11	-4.58***	15.39	0.98	0.72	-1.38	-1.30	10.03
EP	1.37	1.75*	3.13	1.72	1.35	1.44	1.93*	9.17	2.11	3.08***	1.33	1.88*	13.17
BM	1.41	1.17	3.40	1.48	1.34	1.19	1.05	7.35	1.87	2.11**	0.75	0.63	9.82
DFY	0.34	0.36	-1.39	1.64	1.37	0.07	0.07	3.75	2.13	2.50**	0.30	0.32	8.76
Shibor	1.10	1.34	1.43	1.52	1.32	0.86	1.04	5.61	2.01	2.39**	0.78	0.95	10.09
LTY	-0.28	-0.32	-1.50	1.74	1.43	-0.54	-0.67	4.48	2.13	2.53**	-0.13	-0.16	8.58
TO	-0.92	-0.60	0.48	1.64	1.53	-0.89	-0.63	5.81	2.60	1.68*	0.73	0.44	9.36
INF	-0.82	-1.30	0.04	1.71	1.37	-0.92	-1.58	5.95	2.34	2.62***	-1.21	-2.26**	12.24
M0G	-0.26	-0.28	-1.53	1.65	1.38	-0.05	-0.06	3.75	2.15	2.55**	-0.35	-0.39	8.84
M1G	0.04	0.05	-1.69	1.67	1.41	-0.15	-0.20	3.79	2.18	2.59***	0.31	0.41	8.78
M2G	-0.80	-0.97	-0.06	1.57	1.35	-0.54	-0.72	4.48	2.07	2.64***	-0.53	-0.74	9.25
RNV ^{PLS}	1.66	1.39	5.37										
RNVSK ^{PLS}	2.14	2.54**	10.08										

注: NW-t代表Newey和West^[39]调整后的t值。R²_{adj}为调整后R²。*、**和***分别代表10%、5%和1%的显著性水平。

本研究通过分析RNVSK^{PLS}的因子权重来理解其经济含义。RNVSK^{PLS}在所有期限的RNV上

⑨ 为便于展示,图3中RNVSK^{PLS}权重乘以了10。

的因子权重均为负, 由于 $RNVSK^{PLS}$ 正向预测市场收益, 这表明隐含方差与未来市场收益的关系为负. 这与 1.1 小节时变高阶矩 CAPM 模型和 ICAPM 模型的结论相悖(即: 随着市场波动风险上升, 投资者要求更高的预期收益), 但和丛明舒^[22]以及李志勇等^[28]在基于相近样本期对中国股市收益进行预测的结果一致. 其次, $RNVSK^{PLS}$ 在 RNS^{30} 和 RNS^{60} 上的权重为正, 但数值较小, 而在 RNS^{90} 和 RNS^{180} 上有较大的负向权重, 因此总体上期权隐含偏度和未来收益呈负向关系. 最后, $RNVSK^{PLS}$ 在各期限 RNK 的因子权重皆为正, 这意味着隐含峰度与预期收益为正向关系. 综上, RNS 和 RNK 与预期收益的实证关系与 1.1 小节中的理论关系相符, 这表明 A 股整体市场收益包含了对高阶矩(偏度和峰度)风险的补偿. 值得注意的是, $RNVSK^{PLS}$ 分配给 RNK 的权重比 RNS 更大, 这意味着在解释我国 A 股市场收益的变化上, 峰度风险较偏度风险相比扮演了更为重要的角色.

作为比较, 12 个经济变量中仅有三个变量有显著的预测能力(DY 、 SVR 和 EP), 其余变量的 β 估计值均不显著, 且不少变量的 R^2_{adj} 为负(DFY 、 LTY 、 MOG 、 $M1G$ 以及 $M2G$), 这些结果与已有发现大致相符^[13]. DY 和 EP 的系数显著为正, 符合股利贴现模型的结论, 也与文献中的结果一致. 而与 RNV 的结果类似, 已实现方差 SVR 的系数显著为负, 这同样与 1.1 小节的理论相悖. 表 3 面板 B (C) 汇报了基于 RNV^{PLS} ($RNVSK^{PLS}$) 和经济变量的二元回归结果. RNV^{PLS} 的回归系数依然不显著, 而 $RNVSK^{PLS}$ 的系数在控制已有预测变量后仍然保持显著, 并且使用 $RNVSK^{PLS}$ 的预测模型 R^2_{adj} 都高于 RNV^{PLS} 的, 唯一例外的是当回归中加入 SVR 作为控制变量时^⑩. 总体上, $RNVSK^{PLS}$ 对市场收益的样本内预测能力比 RNV^{PLS} 更为稳健, 包含了传统经济变量所不具备的独立信息. 综上, 实证结果支持了高阶矩会影响预期市场收益的理论, 同时也表明将传统经济变量与期权市场隐含信息相结合可以获得对中国市场收益更好的解释能力.

2.3 样本外预测结果

基于 1.4 小节式(16)~式(17)所述步骤, 本研究进一步检验 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的样本外预测表现. 选取样本的第一年作为初始估计窗口, 2016 年 3 月至 2020 年 3 月为样本外检验期. 这样一方面可以保留尽可能多的样本外预测值用于模型评价, 同时也兼顾初始参数估计的准确性. 表 4 汇报了样本外 R^2 (R^2_{OS}) 以及对应的 CW -test 统计量. 如面板 A 的前两行所示, RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的 R^2_{OS} 分别为 8.53% 和 6.55%, 均在 5% 的水平下统计显著. 这说明使用 RNV^{PLS} 或 $RNVSK^{PLS}$ 预测市场收益所产生的均方差显著低于历史平均收益预测. 李志勇等^[28]发现, 已实现方差和期权隐含方差对市场收益的预测能力在市场波动剧烈时(例如 2015 年)尤为突出, 而在剔除该样本后二者的预测能力减弱. 由于样本外预测始于 2016 年 3 月, 因此 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的预测能力并不限于市场剧烈波动时期.

表 4 月度样本外预测结果, 2016/02—2020/03

Table 4 Monthly out-of-sample forecasting results, 2016/02 - 2020/03

预测变量	R^2_{OS}	CW-t	预测变量	R^2_{OS}	CW-t
面板 A: 期权隐含矩			面板 B: 传统预测变量		
RNV^{PLS}	8.53	1.83 **	DY	4.21	1.30 *
$RNVSK^{PLS}$	6.55	2.15 **	SVR	4.10	2.09 **
RNV^{Comb}	4.08	2.35 ***	EP	4.89	1.48 *
$RNVSK^{Comb}$	7.34	2.27 **	BM	6.20	1.73 **
			DFY	-29.76	-1.30
			$Shibor$	-42.80	-0.75
			LTY	-10.10	-1.26
			TO	2.60	1.36 *
			INF	-2.70	-0.16
			MOG	-5.45	-0.31
			$M1G$	-10.12	-1.22
			$M2G$	-12.15	0.81

注: CW-t 代表 Clark 和 West^[42] 所提出的 MSFE-adjusted 统计量.

*、** 和 *** 分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

组合预测法(forecast combination method) 也是常用的降维预测方法之一^[43]. 为检验预测结果是否依赖于所使用的降维方法, 面板 A 的最后两

⑩ 在 $RNVSK^{PLS}$ 的回归中控制 SVR 后, 两者回归系数变的都不显著. 这是由于在 2015 到 2020 期间, $RNVSK^{PLS}$ 和 SVR 相关系数较高导致了在二元回归中两者系数的 OLS 估计值的标准差增大, 使得 t 值都不显著. 尽管如此, 后续分析显示, $RNVSK^{PLS}$ 的样本外表现优于 SVR , 且嵌套测试显示 R_{t+1} 包含了 SVR 所没有的信息.

行汇报了基于 RNV 和 $RNVSK$ 的等权组合预测模型 (RNV^{Comb} 和 $RNVSK^{Comb}$) 的表现. 等权组合预测模型通过将多个单变量预测模型的样本外预测值进行平均来整合一组预测变量中的信息. 结果表明, RNV^{Comb} 的 R_{OS}^2 较 RNV^{PLS} 相比有所下降, 但却更加显著; 而另一方面, $RNVSK^{Comb}$ 表现出较 $RNVSK^{PLS}$ 更强的预测能力. 这表明隐含高阶矩的预测能力对于降维方法来说是稳健的. 表 4 面板 B 中的结果显示, 12 个经济预测变量中有 5 个的 R_{OS}^2 为正 (DY, SVR, EP, BM 和 TO), 最高为 6.20%, 但都不及 RNV^{PLS} 或 $RNVSK^{PLS}$ 的表现.

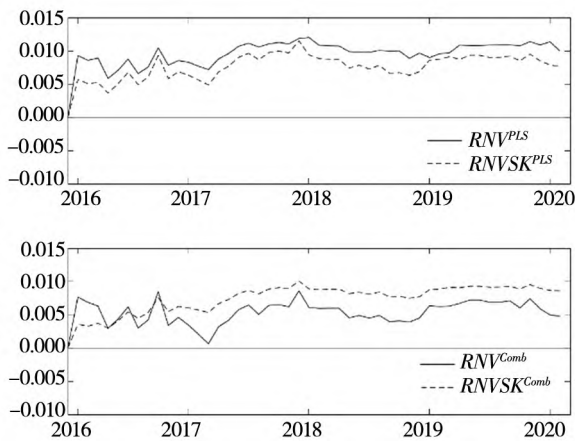


图 4 相对于历史均值的样本外累积平方预测误差

Fig. 4 Out-of-sample cumulative squared forecast error differences relative to historical means

为进一步考察 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 样本外预测表现的稳健性, 参考 Welch 和 Goyal^[30] 的做法, 本研究计算了预测模型在样本外测试期的累积预测误差平方和 (Cumulative Squared Forecast Error, CSFE), 并绘制历史平均收益预测的 CSFE 与预测模型的 CSFE 之差的时间序列图^①. 如果一个预测模型具有稳健的样本外预测能力, 则其 CSFE 的差异图应呈现上升的趋势并在测试期的末尾还保持正值^[30]. 如图 4 所示, 基于期权隐含矩的预测模型的 CSFE 差异值在样本末期都保持为正, 这与它们具有正的 R_{OS}^2 相一致. 值得注意的是, 基于 $RNVSK$ 模型的 CSFE 曲线较 RNV 相比更为平稳, 这一特点在对比 $RNVSK^{Comb}$ 和 RNV^{Comb} 的 CSFE 时尤为突出, 即前者的 CSFE 表现出更加稳定的趋势. 由于和 RNV 相比, $RNVSK$ 还包含了市场

偏度和峰度风险的信息, 因此上述样本外预测结果表明基于 $RNVSK$ 的预测模型更加全面地刻画了风险与未来收益间的关系, 从而产生更加稳健的预测能力. 本节的样本外检验进一步证明了 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 对市场收益有良好的预测能力, 且 $RNVSK^{PLS}$ 的表现更为稳健.

2.4 多期预测结果

表 3 和表 4 的结果表明方差风险因子和方差-高阶矩风险因子可以预测 50ETF 的月度收益. 由于期权隐含矩的期限结构包含了投资者对不同到期日的市场方差和高阶矩的预期, 根据时变高阶矩模型, RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 应当能够预测较长期的市场收益. 因此, 本研究进一步检验它们对多期市场收益的预测能力. 由于上证 50ETF 期权自 2015 年 2 月才开始上市交易, 以月为单位的观测点较少, 本研究采用以周为频率进行多期预测. 参考文献中的常见做法, 本研究采用重叠的收益率数据, 对未来 1 周、2 周、4 周和 8 周的市场收益进行预测, 回归模型如下

$$r_{t \rightarrow t+h} = \alpha + \beta X_t + \epsilon_{t \rightarrow t+h}, \quad h = 1, 2, 4, 8 \quad (19)$$

其中 h 为预测期限, $r_{t \rightarrow t+h}$ 是第 t 周至 $t+h$ 周的 50ETF 对数收益. 与上节类似, 本研究使用前 48 周的数据作为样本外预测的初始估计窗口. 考虑到收益率观测值的重叠使得预测残差具有自相关性, 本研究使用滞后期为 $2(h-1)$ 的 Newey-West 标准误来计算 MSPE-adjusted 统计量和判断 R_{OS}^2 的显著性.

表 5 汇报了多期预测的样本内 R^2 、样本外 R_{OS}^2 和对应的 CW-test 统计量. 当预测期限大于 1 周时, RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 对以周为频率的多期市场收益也有良好的预测能力. 随着预测期限的增长, RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的 R^2 与 R_{OS}^2 逐步上升. $RNVSK^{PLS}$ 继续展现了更为稳健的预测能力. 在样本外预测时, 其 R_{OS}^2 在 2 周、4 周和 8 周分别达到了 1.55%、4.00% 和 14.87%, 皆在 5% 的水平下显著, 而 RNV^{PLS} 对应的 R_{OS}^2 仅为 1.04%、1.56% 和 7.69%. 表 5 下半部分汇报了等权组合预测 RNV^{Comb} 和 $RNVSK^{Comb}$ 的表现. 类似的, $RNVSK^{Comb}$ 的 R_{OS}^2 高于 RNV^{Comb} . 这些结果凸显了 $RNVSK$ 更

① 预测模型 i 截止至 t 时的 CSFE 定义为 $CSFE_{i,t} = \sum_{s=n_1+1}^t (r_s - \hat{r}_s)^2$, 其中 $n_1 + 1$ 代表样本外预测的起始点.

为全面的信息含量,进一步支持了高阶矩风险会影响期望市场收益。

表 5 多期预测结果

Table 5 Multi-horizon forecasting results

预测期限	RNV ^{PLS}			RNVSK ^{PLS}		
	R ²	R _{OS} ²	CW-t	R ²	R _{OS} ²	CW-t
1 周	1.19	0.50	0.88	0.31	0.26	0.97
2 周	3.76	1.04	1.32*	2.06	1.55	1.86**
4 周	5.28	1.56	1.28	5.64	4.00	2.23**
8 周	11.18	7.69	1.90**	10.87	14.87	2.37***
预测期限	RNV ^{Comb}			RNVSK ^{Comb}		
	R ²	R _{OS} ²	CW-t	R ²	R _{OS} ²	CW-t
1 周	0.52	0.09	1.07	0.37	0.08	0.52
2 周	2.27	1.10	1.98**	2.16	1.31	1.70**
4 周	6.22	2.54	2.49***	6.16	4.05	2.35***
8 周	13.55	12.47	2.56***	11.34	13.58	2.58***

注: *、**和*** 分别代表 10%、5%和 1%的显著性水平。

2.5 RNV^{PLS} 和 RNVSK^{PLS} 的信息含量

表 4 的结果显示一些经济变量可以样本外预测中国股市收益。因此,本研究进一步检验 RNV^{PLS} 和 RNVSK^{PLS} 是否含有独立于已有经济变量的额外信息。仿照 Rapach 等^[43],本研究采用嵌套测试来回答这个问题。令 $\hat{r}_{t+1}^{(1)}$ 和 $\hat{r}_{t+1}^{(2)}$ 分别为新模型和已有模型对 r_{t+1} 的样本外预测值。嵌套测试的思想是构建一个最优组合预测: $\hat{r}_{t+1}^* = \lambda \hat{r}_{t+1}^{(1)} + (1 - \lambda) \hat{r}_{t+1}^{(2)}$, $0 \leq \lambda \leq 1$ 。如果在最优组合预测 \hat{r}_{t+1}^* 中 $\lambda = 0$ 则说明新模型与老模型相比没有提供任何额外的预测信息——即新模型被老模型所嵌套(encompassed);若 $\lambda > 0$,则说明新模型提供了额外信息。使用 Harvey 等^[44]提出的 HLN 统计量来检验 λ 是否显著大于 0。该检验的原假设为 $\lambda = 0$ 而备选假设即为 $\lambda > 0$ ^⑫。

首先,检验在月度样本外预测中 RNV^{PLS} 或 RNVSK^{PLS} 是否被已有经济变量所嵌套。表 6 面板 A 的前两行汇报了相应的 HLN 统计量的 p 值。结果显示,绝大多数的 p 值小于 10%。对于 RNVSK^{PLS} 来说,HLN 统计量能显著拒绝经济预测变量嵌套了 RNVSK^{PLS} (除 BM 外),即 50ETF 期权的方差和高阶矩期限结构中含有经济变量所不具备的额外信息。作为比较,本研究检验经济变量

是否会被 RNV^{PLS} 或 RNVSK^{PLS} 所嵌套。面板 B 的前两行汇报了测试结果。在大多情况下无法拒绝原假设,这表示绝大多数经济变量的预测能力被 RNV^{PLS} 或 RNVSK^{PLS} 所包含(除了 DY 和 EP)。表 6 中基于 RNV^{Comb} 和 RNVSK^{Comb} 的检验结果进一步巩固了上述结论。

值得注意的是,股息率 DY 不能嵌套 RNV^{PLS} 或 RNVSK^{PLS},而后两者也不能嵌套 DY。因此,股息率和期权隐含矩包含了不同的信息,将两者结合可以更好地预测中国股市收益。Fama 和 French^[45]指出,市场的股息率反映了未来长期经济基本面的状况,且具有很高的自相关性,故可预测长期的市场收益(2 年到 4 年),而 50ETF 期权最长到期时间小于 1 年,所以期权隐含矩主要反应了市场对中短期风险的预期(1 年以内)。因此,从信息跨度上可以理解为什么期权隐含矩与 DY 中的信息互为补充。此外,虽然在样本内预测时,当控制了 SVR 后,RNVSK^{PLS} 和 SVR 都变得不显著,但是样本外嵌套检验能显著地拒绝 SVR 嵌套了 RNVSK^{PLS} 而无法拒绝 RNVSK^{PLS} 嵌套了 SVR 的假设。这表明在样本外预测中 RNVSK^{PLS} 不仅提供了 SVR 所包含的信息,而且还提供了 SVR 所没有的信息。

⑫ 根据定义: $HLN = \sqrt{T-h} \bar{d} \sqrt{\sum_{t=1}^{T-h} (d_{t+h} - \bar{d})^2 / T-h-1}$ 渐近服从标准正态分布,其中 $d_{t+h} = (\hat{u}_{t+h}^{(2)} - \hat{u}_{t+h}^{(1)}) \hat{u}_{t+h}^{(2)} \hat{\mu}_{t+h}^{(1)} = r_{t+h} -$

$\hat{r}_{t+h}^{(1)} \hat{\mu}_{t+h}^{(2)} = r_{t+h} - \hat{r}_{t+h}^{(2)}$ 分别为模型 1 和模型 2 的预测误差, $T-h$ 指代样本外预测值的个数 h 为预测期限。在月度预测中 $h = 1$ 。

表6 嵌套测试(HLN统计量p值)
Table 6 Forecast encompassing test (p-value of HLN statistics)

面板 A: 原假设为经济变量模型(列) 包含期权隐含矩模型(行)												
预测变量	DY	SVR	EP	BM	DFY	Shibor	LTY	TO	INF	MOG	M1G	M2G
RNV^{PLS}	0.02	0.04	0.04	0.15	0.03	0.00	0.06	0.10	0.04	0.01	0.04	0.00
$RNVSK^{PLS}$	0.04	0.09	0.06	0.17	0.02	0.00	0.03	0.08	0.03	0.01	0.01	0.01
RNV^{Comb}	0.02	0.31	0.03	0.11	0.02	0.00	0.02	0.05	0.02	0.01	0.01	0.01
$RNVSK^{Comb}$	0.07	0.07	0.09	0.22	0.02	0.00	0.03	0.08	0.02	0.01	0.01	0.01
面板 B: 原假设为期权隐含矩模型(行) 包含经济变量模型(列)												
预测变量	DY	SVR	EP	BM	DFY	Shibor	LTY	TO	INF	MOG	M1G	M2G
RNV^{PLS}	0.06	0.29	0.12	0.23	0.70	0.65	0.61	0.36	0.42	0.41	0.63	0.39
$RNVSK^{PLS}$	0.06	0.64	0.07	0.19	0.70	0.62	0.55	0.29	0.34	0.29	0.45	0.23
RNV^{Comb}	0.01	0.31	0.01	0.05	0.35	0.36	0.18	0.07	0.09	0.07	0.14	0.09
$RNVSK^{Comb}$	0.14	0.37	0.18	0.34	0.87	0.79	0.86	0.65	0.71	0.71	0.81	0.37

2.6 收益率预测能力的经济价值

以上小节考察了 50ETF 期权隐含矩的信息含量和对市场收益预测能力的统计显著性,接下来本研究检验 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的预测能力是否具有经济价值. 由于样本外 R_{Os}^2 仅衡量了样本外预测的准确度,因此仿照 Campbell 和 Thompson^[41] 和陈坚和张轶凡^[13] 等,本研究通过构造实时的市场择时策略来量化 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 预测能力的经济价值.

考虑一个具有均值-方差效用的投资者,她可以在市场组合(50ETF)和无风险债券上进行动态配置. 假设她使用某种模型预测市场收益,那么在 t 月末,她配置在 50ETF 上的最优权重为

$$\omega_t = \frac{\hat{R}_{t+1}^e}{\gamma \hat{\sigma}_{t+1}^2} \quad (20)$$

其中 γ 衡量了投资者的风险厌恶程度, \hat{R}_{t+1}^e 为投资者基于 t 月信息对 $t+1$ 月 50ETF 超额收益率的样本外预测, $\hat{\sigma}_{t+1}^2$ 是对 $t+1$ 月 50ETF 收益率方差的样本外预测,使用过去五年窗口的月超额收益方差作为估计. 参考现有文献^[41],本研究对股票权重施加卖空约束以及最大杠杆不超过 50% 的限制,即 $\omega_t \in [0, 1.5]$. 值得注意的是,不同投资策略在 50ETF 上的权重差异仅由其所使用的收益预测模型所决定. 给定 ω_t ,该策略在 $t+1$ 月末的实现收益为

$$R_{t+1}^p = \omega_t R_{t+1} + (1 - \omega_t) R_{f,t+1} \quad (21)$$

其中 R_{t+1} 为 50ETF 在 $t+1$ 月的简单收益率, $R_{f,t+1}$ 为无风险债券的收益. 假设投资者在每个月末都

进行换仓并根据式(20)重新计算权重. 在样本外期间,该择时策略为投资者带来的确定性效用收益(Certainty Equivalent Return, CER)为

$$CER_p = \hat{\mu}_p - \frac{1}{2} \gamma \hat{\sigma}_p^2 \quad (22)$$

其中 $\hat{\mu}_p$ 和 $\hat{\sigma}_p^2$ 分别表示该策略在样本外期间收益率的均值与方差. CER 的经济含义可以解释为与该择时策略具有相同效用的无风险收益.

本研究采用流行的效用收益差值(CER gain)指标来量化预测模型的经济价值^[13, 43]. CER gain 定义为基于该预测模型构建的择时策略的 CER 与基于历史平均收益预测构建的择时策略的 CER 之差. 所汇报的 CER gain 为年化百分数,因此 CER gain 可以解释为投资者为超过历史平均收益预测所愿意支付的最高管理年费. 本研究使用 Diebold 和 Mariano^[46] 的统计量来检验 CER gain 这一“超基准”经济价值的统计显著性. 此外,本研究还汇报了择时策略的夏普率(Sharpe ratio),并使用 Jobson 和 Korkie^[47] 的统计量来检验预测模型的夏普率是否显著高于历史平均收益预测的夏普率.

表 7 汇报了基于各变量的市场择时策略的表现. 为节省篇幅,仅考虑样本外 R_{Os}^2 为正的预测变量(见 2.3 小节). 面板 A 和面板 B 中分别报告了 γ 为 1 和 5 时的策略表现,每个面板的最后一行还汇报了买入持有策略的表现. 如表 7 面板 A 和面板 B 所示,在不考虑交易费用时, RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的 CER gain 都在 5% 水平下

显著,这说明基于二者所构造的择时策略显著优于基于历史平均的策略,而且基于 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 策略的 CER gain 和夏普率均战胜了买入持有策略. 与月度样本外 R_{Os}^2 的结果类似,不考虑交易费用时 RNV^{PLS} 的 CER gain 高于 $RNVSK^{PLS}$. 而在考虑了 25 个基点 (bps) 每次的交易费用后,不论当 γ 为 1 或者 5, $RNVSK^{PLS}$ 的 CER gain 都高于 RNV^{PLS} 和买入持有策略. 例如当 $\gamma = 5$ 时, $RNVSK^{PLS}$ 扣费后的 CER gain 为

3.24%, 其经济含义可以解释为: 投资者为了从基于历史平均收益的策略转到基于 $RNVSK^{PLS}$ 的策略所愿意支付的最高年化管理费用为 3.24%. 对于经济变量来说,所有经济变量均产生了正的 CER gain,这与它们具有正的 R_{Os}^2 是一致的,但基于经济变量的择时策略的 CER gain 往往低于 RNV^{PLS} 或 $RNVSK^{PLS}$ 的^⑬. 综上, RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 的样本外预测能力可为投资者带来显著的经济价值.

表 7 资产配置结果

Table 7 Asset allocation results

预测变量	面板 A: 风险厌恶系数 $\gamma = 1$			面板 B: 风险厌恶系数 $\gamma = 5$		
	CER gain	CER gain (25 bps)	SR	CER gain	CER gain (25 bps)	SR
RNV^{PLS}	14.47**	13.49**	0.60***	3.72*	3.08	0.56**
$RNVSK^{PLS}$	13.74**	13.65**	0.52***	3.48*	3.24	0.53***
DY	10.92*	10.56*	0.46*	3.47	3.09	0.52*
SVR	13.05**	12.60*	0.49**	3.68	3.29	0.54**
EP	13.99**	13.41**	0.69**	2.82**	2.61*	0.58**
BM	11.13*	10.94*	0.44**	1.67	1.43	0.28*
TO	5.62*	5.43*	0.15***	1.16*	1.10*	0.16***
买入持有	11.72***	12.14***	0.52***	2.71	2.79	0.52***

注: *、** 和 *** 分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平. CER gain 为基于预测变量的市场择时策略(或买入持有策略)的 CER 与基于历史平均收益预测的择时策略的 CER 之差, SR 代表策略的夏普率. 此外还汇报了考虑了 25 个基点 (bps) 的交易费用后的 CER gain. 以上结果均已年化, 其中 CER gain 为百分比.

2.7 与其他期权变量的对比研究

一些文献指出,期权的高杠杆特性促使具有信息优势的投资者优先在期权市场交易,这使得私有信息先在期权市场上表达而后再传导至股票现货市场^[19,20]. 根据该信息优势假说,期权变量的预测能力可能源于其蕴含的私有信息,而非源于风险与收益的补偿关系. 此外, Bollerslev 等^[18]发现方差风险溢酬 (VRP) 可以显著地正向预测美国市场收益率. 因此,本节将检验方差-高阶矩风险因子的预测能力是否可被信息优势假说或者方差风险溢酬所解释.

首先选取信息优势假说下的两个代表变量: 期权股票成交量比 (Option-Stock Volume Ratio,

O/S ^[19,20]) 和看跌看涨期权成交量比 (Put-Call Volume Ratio, PCR ^[21]). 直观上说,期权与现货的相对交易活跃度、看跌与看涨期权的相对交易活跃度一定程度上反映了期权投资者的信息优势. 本研究采用 50ETF 期权数据构造了 O/S 、 PCR 和 VRP 这三个变量. 在构造时,本研究尽可能复制原文的做法. O/S 定义为全部 50ETF 期权的月成交量(乘以 10 000, 因为每张期权合约对应 10 000 份 50ETF 份额)除以 50ETF 的月成交量得到; PCR 由看跌期权的月成交量除以看跌与看涨期权的月成交量之和得到; VRP 定义为 30 天的风险中性方差 RNV^{30} 减去上证 50 指数近一个月的已实现方差.

^⑬ Kan 和 Zhou^[48] 指出,理论上 CER gain 对择时策略的杠杆率高度敏感,错误的杠杆率会显著降低 CER gain,而夏普比率对杠杆率并不敏感,不会惩罚错误的杠杆率. 因此, CER gain 更能体现择时策略在权衡风险与收益时的表现,故本研究将 CER gain 做为衡量投资策略表现的主要指标.

表8 对比已有的期权预测变量

Table 8 Comparing with existing predictive variables based on option information

模型	$RNVSK^{PLS}$	O/S	PCR	VRP	R_{adj}^2
模型 1	2.52 (2.54**)	-0.91 (-1.05)			10.29
模型 2	2.14 (2.42**)		1.53 (2.27**)		14.68
模型 3	2.13 (2.69***)			0.95 (2.02**)	10.89
模型 4	2.58 (2.43**)	-1.01 (-1.25)	1.58 (2.35**)		15.39
模型 5	2.59 (2.57**)	-1.06 (-1.34)	1.46 (2.26**)	0.79 (1.97**)	15.54

注: 括号内所展示的为 OLS 回归系数所对应的 Newey 和 West^[39] 调整后 t 值. 最后一列汇报了各回归模型的调整后 R^2 (R_{adj}^2).
*、** 和 *** 分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

表 8 汇报了控制上述变量的样本内回归结果. 模型 1、模型 2 和模型 4 的估计结果显示, 分别控制 O/S 、 PCR 或者同时控制二者时 $RNVSK^{PLS}$ 的系数保持在 5% 或者更高的水平下显著. 对比表 3 中 $RNVSK^{PLS}$ 的一元回归系数(2.14)可知, 在控制了 O/S 和 PCR 后 $RNVSK^{PLS}$ 的系数不变或略有增大, 因此 $RNVSK^{PLS}$ 的信息含量与 O/S 和 PCR 的不同. 模型 3 的估计结果显示, VRP 可以正向预测未来一个月的中国市场收益, 这一发现与李志勇等^[28] 的结论相似. 然而 VRP 的回归系数 0.95 仅为 $RNVSK^{PLS}$ 系数 2.13 的一半, 而且 $RNVSK^{PLS}$ 的系数显著性水平更高. 这说明与 VRP 相比, $RNVSK^{PLS}$ 对于解释中国市场收益的变化更为重要. 最后模型 5 同时控制了 O/S 、 PCR 和 VRP , 结果显示 $RNVSK^{PLS}$ 的系数为 2.59, 仍然保持显著. 因此, $RNVSK^{PLS}$ 的预测能力并不能被方差风险溢价或者信息优势假说所解释, 这进一步印证了对高阶矩风险的补偿是 $RNVSK^{PLS}$ 预测能力的来源. 此外, 本研究还考虑了 Atilgan 等^[49] 提出的隐含波动率价差 (implied volatility spread, IVS) 指标, $RNVSK^{PLS}$ 的预测能力在控制 IVS 后依旧显著. 由于篇幅所限, 此部分结果未报告. 文献中还存在其他相关的期权变量, 如郑振龙等^[50] 发现 50ETF 期权“净购买压力”指标对上证 50 指数收益率有预测能力, 但由于该预测能力主要存在于日内, 故在

此未进行比较.

3 稳健性检验

本研究对所发现的预测能力进行了一系列稳健性测试. 首先, 检验 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 对 50ETF 超额收益的预测能力. 此外, 还将预测对象替换为沪深 300 指数, 检验 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 对该宽基指数的收益率和超额收益率的预测表现. 与先前的实证结果类似, 将 50ETF 收益替换为超额收益并不影响 RNV^{PLS} 特别是 $RNVSK^{PLS}$ 的预测能力, 而且 RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 均展示出对沪深 300 指数良好的样本外预测能力. 其次, 将月度 (周度) 样本外预测的初始训练集由 12 个月 (48 周) 调整为 18 个月 (72 周). 在调整训练集长度后, RNV^{PLS} 和 $RNVSK^{PLS}$ 在月度预测中均能战胜历史平均收益预测, 而在以周为频率的多期预测中, $RNVSK^{PLS}$ 的 R_{OS}^2 更大且更为显著. 本研究还使用了文献中其它的降维预测方法来构建基于隐含方差及高阶矩期限结构的风险因子, 包括主成分分析法 (PCA) 以及缩放主成分分析法 (scaled PCA^[51]) 等, 并发现了相似的预测表现. 因此, 本研究的结论并不局限于预测方法的选择. 最后, Jiang 和 Tian^[37] 指出由于现实中不同行权价的期权数量有限, 在使用数值积分法计算期权隐含矩时会面临“离散误差”问题. 为减少离散误差, 本研究参考 Jiang 和 Tian^[37] 采用三次样条法对隐含波动率曲线进行了插值, 然后用 Black-Scholes 公式将插值后的隐含波动率转化为期权价格, 最后基于填充后的期权价格计算风险中性矩. 结果显示, 插值后计算的风险中性矩的变动更为平滑, 并且保持了对市场收益良好的预测能力. 限于篇幅, 本部分的结果未报告, 可以来函索取.

4 结束语

党的二十大报告提出要强化金融稳定保障体系以及金融风险的防控能力, 推动金融市场的高质量发展. 衍生品市场对于建设一个完善、有效的金融体系至关重要, 而期权市场作为衍生品市场

最为重要的组成部分之一,在风险对冲和价格发现方面扮演了独特且重要的角色.现有针对我国期权市场的研究大多围绕定价效率和市场有效性等方面进行讨论,对于期权市场隐含矩的信息含量研究较少.本研究系统性地检验了A股市场第一只场内期权——50ETF期权——隐含的方差和高阶矩期限结构的信息含量.本研究采用偏最小二乘的降维方法,从50ETF期权隐含方差和高阶矩期限结构中提取了与市场收益相关的方差-高阶矩风险因子,实证结果表明:1)该因子可以显著地预测未来1个月和2周至8周的市场收益,且提供了独立于已有经济变量和期权变量的信息;2)在隐含方差的基础上加入隐含偏度和隐含峰度的信息提升了预测的准确性和稳健性,这表明我国股市收益包含了对偏度和峰度风险的补偿,支持了含时变高阶矩的CAPM和ICAPM模型;3)方差-高阶矩因子的样本外预测能力可为投资者在市场择时交易中带来可观的经济价值.综上,50ETF期权所反映的高阶矩风险有助于理

解我国股市风险与收益之间的短期权衡关系,结合这些期权信息和经济变量的信息可更准确地捕捉我国股市风险溢酬的时变特性.理论上,本研究的结果有助于准确刻画我国股市的系统性风险,为构建适合我国市场的动态资产定价模型提供参考;实践上,本研究的结果表明投资者可以将期权隐含高阶矩的信息用于投资组合构建和风险管理中,提升策略的表现.

2022年我国期权市场迎来了井喷式增长,短短一年内上市了两只股指期权(上证50股指期货和中证1000股指期货)和四只ETF股票期权(深市中证500ETF期权、创业板ETF期权、深证100ETF期权和沪市中证500ETF期权).随着我国期权市场的不断创新与发展,本研究的对象还可拓展到其他股票期权或商品期权等.相关研究有助于进一步理解场内期权价格的信息含量和完善资产定价模型,并且对于投资者进行资产配置以及监管机构进行市场监控和信息引导也将具有参考价值.

参考文献:

- [1] Cochrane J H. Presidential address: Discount rates [J]. *Journal of Finance*, 2011, 66(4): 1047 - 1108.
- [2] 张春玲, 姜富伟, 唐国豪. 资本市场收益可预测性研究进展 [J]. *经济学动态*, 2019, (2): 133 - 148.
Zhang Chunling, Jiang Fuwei, Tang Guohao. The progress of research on return predictability in the capital market [J]. *Economic Perspectives*, 2019, (2): 133 - 148. (in Chinese)
- [3] Sharpe W F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk [J]. *Journal of Finance*, 1964, 19(3): 425 - 442.
- [4] Kraus A, Litzenberger R H. Skewness preference and the valuation of risk assets [J]. *Journal of Finance*, 1976, 31(4): 1085 - 1100.
- [5] Harvey C R, Siddique A. Conditional skewness in asset pricing tests [J]. *Journal of Finance*, 2000, 55(3): 1263 - 1295.
- [6] Dittmar R F. Nonlinear pricing kernels, kurtosis preference, and evidence from the cross section of equity returns [J]. *Journal of Finance*, 2002, 57(1): 369 - 403.
- [7] Chabi-Yo F, Loudis J. The conditional expected market return [J]. *Journal of Financial Economics*, 2020, 137(3): 752 - 786.
- [8] Christoffersen P, Jacobs K, Chang B Y. Forecasting with option-implied information [J]. *Handbook of Economic Forecasting*, 2013, 2: 581 - 656.
- [9] 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 implied information of financial assets prices: Goals, approaches and applications [J]. *Economic Perspectives*, 2012, (3): 33 - 40. (in Chinese)
- [10] Chen J, Jiang F, Xue S, et al. The world predictive power of U. S. equity market skewness risk [J]. *Journal of International Money and Finance*, 2019, 96: 210 - 227.

- [11] Luo X, Zhang J E. Expected stock returns and forward variance [J]. *Journal of Financial Markets*, 2017, 34: 95 – 117.
- [12] Anderou P, Kagkadis A, Philip D, et al. The information content of forward moments [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2019, 106: 527 – 541.
- [13] 陈 坚, 张轶凡. 中国股票市场的已实现偏度与收益率预测 [J]. *金融研究*, 2018, (9): 107 – 125.
Chen Jian, Zhang Yifan. Realized skewness of Chinese stock market and the predictability of stock return [J]. *Journal of Financial Research*, 2018, (9): 107 – 125. (in Chinese)
- [14] 王道平, 范小云, 贾昱宁, 等. 投资者情绪、过度交易与中国 A 股市场波动——基于证券投资者信心指数调查数据的分析 [J]. *管理科学学报*, 2022, 25(7): 85 – 105.
Wang Daoping, Fan Xiaoyun, Jia Yuning, et al. Investor sentiment, overtrading and Chinese A: Shares market volatility in China: A research based on SICI survey data [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2022, 25(7): 85 – 105. (in Chinese)
- [15] Bakshi G, Kapadia N, Madan D. Stock return characteristics, skew laws, and the different pricing of individual equity options [J]. *Review of Financial Studies*, 2003, 16(1): 101 – 143.
- [16] Kozhan R, Neuberger A, Schneider P. The skew risk premium in the equity index market [J]. *Review of Financial Studies*, 2013, 26(9): 2174 – 2203.
- [17] Kelly B, Pruitt S. The three-pass regression filter: A new approach to forecasting using many predictors [J]. *Journal of Econometrics*, 2015, 186(2): 294 – 316.
- [18] Bollerslev T, Tauchen G, Zhou H. Expected stock returns and variance risk premia [J]. *Review of Financial Studies*, 2009, 22(11): 4463 – 4492.
- [19] Roll R, Schwartz E, Subrahmanyam A. O/S: The relative trading activity in options and stock [J]. *Journal of Financial Economics*, 2010, 96(1): 1 – 17.
- [20] Johnson T L, So E C. The option to stock volume ratio and future returns [J]. *Journal of Financial Economics*, 2012, 106(2): 262 – 286.
- [21] Pan J, Poteshman A M. The information in option volume for future stock prices [J]. *Review of Financial Studies*, 2006, 19(3): 871 – 908.
- [22] 丛明舒. 中国场内期权市场研究——基于中美关于期权隐含方差的差异 [J]. *金融研究*, 2018, (12): 189 – 206.
Cong Mingshu. Research on China's option market: Based on two empirical differences about option-implied variances between China and US [J]. *Journal of Financial Research*, 2018, (12): 189 – 206. (in Chinese)
- [23] Merton R. An intertemporal capital asset pricing model [J]. *Econometrica*, 1973, 41(5): 867 – 887.
- [24] 郑振龙, 秦 明. 隐含波动率与实际波动率的关系: 中美比较 [J]. *管理科学*, 2018, 31(6): 58 – 73.
Zheng Zhenlong, Qin Ming. Relationships between implied volatility and real volatility: Sino-US comparison [J]. *Journal of Management Science*, 2018, 31(6): 58 – 73. (in Chinese)
- [25] 陈 蓉, 张不凡, 姚育婷. 波动率风险和波动率风险溢价: 中国的独特现象 [J]. *系统工程理论与实践*, 2019, 39(12): 2995 – 3010.
Chen Rong, Zhang Bufan, Yao Yuting. Volatility risk and volatility risk premium: Anomalies in China's market [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2019, 39(12): 2995 – 3010. (in Chinese)
- [26] 郑振龙, 王 磊, 王璐跣. 特质偏度是否被定价? [J]. *管理科学学报*, 2013, 16(5): 1 – 12.
Zheng Zhenlong, Wang Lei, Wang Luzhi. Is idiosyncratic skewness priced? [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2013, 16(5): 1 – 12. (in Chinese)
- [27] 王琳玉, 倪中新, 郭 婧. 上证 50ETF 隐含高阶矩风险对股票收益的预测研究 [J]. *统计研究*, 2020, 37(12): 75 – 90.
Wang Linyu, Ni Zhongxin, Guo Jing. Research on the predictability of stock returns with implied higher-moment risks of SSE 50ETF [J]. *Statistical Research*, 2020, 37(12): 75 – 90. (in Chinese)
- [28] 李志勇, 余 湄, 汪寿阳. 方差风险溢价和收益率预测: 来自上证 50ETF 期权市场的证据 [J]. *系统工程理论与实*

- 践, 2022, 42(2): 306–319.
- Li Zhiyong, Yu Mei, Wang Shouyang. Variance risk premiums and return predictability: Evidence from SSE 50ETF Options [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2022, 42(2): 306–319. (in Chinese)
- [29]倪中新, 郭 婧, 王琳玉. 上证 50ETF 期权隐含波动率微笑形态的风险信息容量研究 [J]. *财经研究*, 2020, 46(4): 155–169.
- Ni Zhongxin, Guo Jing, Wang Linyu. Research on the risk information contained in the shape of implied volatility smile of SSE 50ETF Options [J]. *Journal of Finance and Economics*, 2020, 46(4): 155–169. (in Chinese)
- [30]Welch I, Goyal A. A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction [J]. *Review of Financial Studies*, 2008, 21(4): 1455–1508.
- [31]Christoffersen P, Fournier M, Jacobs K, et al. Option-based estimation of co-skewness and co-kurtosis risk [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2021, 56(1): 65–91.
- [32]Harvey C R, Siddique A. Time-varying conditional skewness and the market risk premium [J]. *Research in Banking and Finance*, 2000, 1: 25–58.
- [33]Campbell J, Giglio S, Polk C, et al. An intertemporal CAPM with stochastic volatility [J]. *Journal of Financial Economics*, 2018, 128(2): 207–233.
- [34]郑振龙, 孙清泉, 吴 强. 方差和偏度的风险价格 [J]. *管理科学学报*, 2016, 19(12): 110–123.
- Zheng Zhenlong, Sun Qingquan, Wu Qiang. Risk prices of variance and skewness [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(12): 110–123. (in Chinese)
- [35]Duffie D, Pan J, Singleton K. Transform analysis and asset pricing for affine jump-diffusion [J]. *Econometrica*, 2000, 68(6): 1343–1376.
- [36]Feunou B, Fontaine J S, Taamouti A, et al. Risk premium, variance premium, and the maturity structure of uncertainty [J]. *Review of Finance*, 2014, 18(1): 219–269.
- [37]Jiang G J, Tian Y S. The model-free implied volatility and its information content [J]. *Review of Financial Studies*, 2005, 18(4): 1305–1342.
- [38]姜富伟, 涂 俊, Rapach D E, 等. 中国股票市场可预测性的实证研究 [J]. *金融研究*, 2011, (9): 107–121.
- Jiang Fuwei, Tu Jun, Rapach D E, et al. How predictable is the Chinese stock market [J]. *Journal of Financial Research*, 2011, (9): 107–121. (in Chinese)
- [39]Newey K, West N. A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix [J]. *Econometrica*, 1987, 55(3): 703–708.
- [40]蒋志强, 田婧雯, 周炜星. 中国股票市场收益率的可预测性研究 [J]. *管理科学学报*, 2019, 22(4): 92–109.
- Jiang Zhiqiang, Tian Jingwen, Zhou Weixing. Return predictability in the Chinese stock markets [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(4): 92–109. (in Chinese)
- [41]Campbell J, Thompson S. Predicting excess stock return out of sample: Can anything beat the historical average? [J]. *Review of Financial Studies*, 2008, 21(3): 1455–1508.
- [42]Clark T, West K. Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models [J]. *Journal of Econometrics*, 2007, 138(1): 291–311.
- [43]Rapach D E, Strauss J K, Zhou G. Out-of-sample equity premium prediction: Combination forecasts and links to the real economy [J]. *Review of Financial Studies*, 2010, 23(2): 821–862.
- [44]Harvey D S, Leybourne S J, Newbold P. Tests for forecast encompassing [J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 1998, 16(2): 254–259.
- [45]Fama E F, French K R. Business conditions and expected returns on stocks and bonds [J]. *Journal of Financial Economics*, 1989, 25(1): 23–49.
- [46]Diebold F, Mariano R. Comparing predictive accuracy [J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 1995, 13(3): 253–263.

- [47] Jobson J D , Korkie B M. Performance hypothesis testing with the Sharpe and Treynor measures [J]. *Journal of Finance* , 1981 , 36(4) : 889 – 908.
- [48] Kan R , Zhou G. Optimal portfolio choice with parameter uncertainty [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* , 2007 , 42(3) : 621 – 56.
- [49] Atilgan Y , Bali T G , Demirtas K O. Implied volatility spreads and expected market returns [J]. *Journal of Business & Economic Statistics* , 2015 , 33(1) : 87 – 101.
- [50] 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)
- [51] Huang D , Jiang F , Li K , et al. Scaled PCA: A new approach to dimension reduction [J]. *Management Science* , 2021 , 68 (3) : 1591 – 2376.

Higher-order moment risk and stock market returns: Evidence from China's options market

ZHOU Ti¹ , WANG Yun-qi²

1. Department of Finance , School of Business , Southern University of Science and Technology , Shenzhen 518055 , China;
2. Postdoctoral Workstation , Shenzhen Stock Exchange , Shenzhen 518038 , China

Abstract: Using the term structures of risk-neutral variances and higher-order moments implied from SSE 50 ETF Options , this paper employs partial least squares regression to construct a variance-higher moment risk factor that tracks China A-share market returns. During the sample period from 2015 to 2020 , the factor significantly predicts monthly market returns and weekly cumulative returns from two weeks up to eight weeks into the future. The in-and out-of-sample R^2 statistics reach 10.08% and 6.55% at the monthly horizon. The predictability of the factor is robust to the inclusion of popular economic variables and alternative option-based predictors. This result suggests that the risk premium of China's A-share market involves the compensation for bearing systematic skewness and kurtosis risk , consistent with the conditional CAPM with higher-order moments. The predictability of the moment risk factor can deliver sizable economic gains to investors in real-time. Overall , our evidence reveals that China's options market provides unique information about higher-moment risk that helps to understand the risk-return tradeoff in the A-share market.

Key words: SSE 50ETF Options; risk-neutral higher-order moments; stock return predictability; partial least squares regression; conditional CAPM with higher-order moments