隐含高阶协矩：提取、分析及交易策略*

郑振龙　郑国忠

内容提要：在多资产投资组合的分析框架中，除单资产的收益及波动率等高阶矩外，协偏度以及协峰度等高阶协矩亦是不可忽视的系统性风险度量。本文借鉴 Bakshi 等（2003）等文献的研究框架，利用台湾期权市场数据提取隐含高阶总矩、隐含协矩和隐含特质矩，探讨其各自对相关已实现矩的预测效果；并进一步构建协矩交易策略。结果表明：相较偏度及峰度，隐含波动率与实际波动率走势及统计特征均更为一致。协偏度、协峰度的波动相比协方差要剧烈得多。引入多市场信息的预测效果要优于单独采用某一市场信息的效果。协矩交易策略方面：历史矩与隐含矩信息在组合构建的差异主要体现在偏度与峰度等更高阶矩上。历史协方差与协偏度在市场趋稳时期表现相对较佳；隐含协矩的优势在于策略构建的稳健性更好。期权市场信息的有效反映取决于市场的成熟、演进及交易活跃度的提升。

关键词：股指期权；隐含协矩；隐含特质矩；交易策略

DOI：10.19343/j.cnki.11－1302/c.2017.04.009

中图分类号：C81　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1002－4565（2017）04－0101－11

Option-implied Higher-order Co-moments: Extraction，Analysis and Trading Strategy

Zheng Zhenlong & Zheng Guozhong

Abstract: In multi-asset portfolio analysis framework，in addition to the single asset returns and volatility of such moments，the higher-order co-moments such as co-skewness and co-kurtosis are also systemic risk measure which cannot be ignored. In Bakshi etc. （2003） and other scholars' research framework，this paper extracts implied high-order total moments，implied co-moments and idiosyncratic moments with Taiwan options market data. This paper inspects their characteristic differences，discusses their respective prediction effect of related realized moments，and then builds co-moments trading strategies. The research results indicate that: In comparison of skewness and kurtosis，the tendency and statistical characteristics of the implied volatility and the actual volatility are more consistent. The fluctuation of co-skewness and co-kurtosis is much more severe than covariance. Co-moments trading strategies: The differences of historical moments and implied moments mainly reflecte in the higher-order co-moments such as co-skewness and co-kurtosis. The historical covariance and co-skewness strategies perform better in stabilization period. The advantage of implied co-moments is their robustness in trading strategies. The effective reflection of options market information depends on the market's matures，evolution and ascension of trading activity.

Key words: Stock Index Options; Option-implied Co-moments; Option-implied Idiosyncratic Moments; Trading Strategy

* 本文获国家自然科学基金面上项目"资产价格中隐含通货膨胀信息的提取、分析与应用"（71371161）、国家自然科学基金面上项目"波动率微笑：隐含信息与动态建模"（71471155）资助。

一、引言

资产收益率分布中除前两阶矩外，其他高阶矩同样不可忽视。Harvey 和 Siddique（2000）[1] 等学者的实证分析表明，金融市场存在有偏性，且呈尖峰厚尾性，从而，仅基于二阶矩信息（如波动率）无法完全反映金融市场的实际分布状况，故需从更高阶矩（如偏度、峰度）中寻找解释信息。在金融市场中，偏度和峰度等高阶矩对资产收益的分布和投资者决策行为有着显著影响（刘杨树等，2012）[2]。在投资组合、资产定价、风控中均强调对证券收益率非对称性、尖峰肥尾特征等建模的重要性，而这些特征的获得正是基于偏度、峰度等高阶矩展开。由 George 和 Roger（2010）[3] 的定义，现实中的日度收益时序的偏度为三阶与二阶中心距的 3/2 次方的比值；峰度表征尖峰程度，为四阶与二阶中心距的 2 次方的比值。

如何预测高阶矩是学术界和业界的热门主题。高阶矩的预测可以分为两大类：一是利用历史高阶矩来预测未来的高阶矩；二是利用期权价格中隐含的高阶矩来预测未来的高阶矩。早期研究表明，隐含波动率对未来波动率的预测要优于现货时序，黄薏舟和郑振龙（2009）[4] 基于 Britten 等（2000）[5] 的无模型法研究表明，无模型隐含波动率比 BS 模型隐含波动率含更多信息；郑振龙和黄薏舟（2010）[6] 进一步结合 GARCH 族模型做比较，结论表明：短期预测下，GARCH 模型所含波动率或优于隐含信息；而长期预测下，隐含波动率所含波动率信息最多。

然而在多资产投资组合的分析框架中，除单资产的收益、波动率及偏度、峰度等高阶矩外，其收益与风险还取决于组合内各资产间的相关性；且根据 Hwang 和 Satchell（1999）[7]、Ang 等（2006）[8] 的研究可知，协偏度与协峰度同样是不可忽视的系统性风险测度。Harvey 和 Siddique（2000）[1]、郑振龙和黄文彬（2009）[9]、黄文彬和郑振龙（2010）[10] 以及 Victoria Dobrynskaya（2014）[11] 等学者均在随机贴现因子框架下说明了协偏度与协峰度信息是如何进入定价方程的。协偏度代表某项风险资产 i 的引入对一个广泛分散的投资组合偏度的贡献。负的协偏度就意味着该项风险资产的引入给组合增加了负的偏度，从而是“不好的东西”，根据传统的投资者偏好理论，投资者不喜欢这种情形，从而一项具有负的协偏度的资产具有较高的预期收益率，因为投资者要求更高的回报（或者说补偿）。一般而言，协偏度风险溢酬为负，协峰度风险溢酬为正。Christie 和 Chaudhry（2001）[12] 研究表明系统性协偏度、协峰度对市场收益有显著解释力。郑振龙和黄文彬（2009）[9] 通过检验基于高阶矩的基金绩效考核模型发现，引入协偏度、协峰度的高阶矩资产定价模型相比均值－方差模型更为适用于我国资本市场。Conrad 等（2013）[13] 基于隐含协偏度与协峰度构建交易策略，结论表明：组合未来的 alpha 收益与隐含协方差正相关，与隐含协偏度负相关，而与隐含协峰度正相关；虽然在统计意义上系数并不显著，但系数符号均符合预期。

综上所述，已有文献大部分支持隐含高阶矩能够对相应的实际矩提供一定的预测效力，但对隐含协矩及隐含特质矩的分析较少。同时，已有文献关于该领域的分析多基于欧美指数期权与股票期权市场，较少涉及新兴市场的检验。而关于隐含高阶协矩交易策略在新兴市场的应用探讨更是乏文可陈。因此，本文拟基于中国台湾股指现货市场及其期权市场的数据，研究隐含协方差、隐含协偏度和隐含协峰度等高阶协矩的特征差异；在此基础上进一步构建高阶矩以及高阶协矩的相关交易策略，探讨其在新兴市场的应用价值。同时，拟通过本文的研究，进一步充实国内期权隐含信息提取的相关研究，以期为中国大陆期权市场的建设与完善提供有益的经验证据。

本文的主要贡献有：①将期权隐含信息的提取与分析拓展到高阶协矩与特质矩层面的探讨，较为系统地比较了现有隐含高阶协矩领域的有关理论及研究方法，填补了对新兴市场协矩及特质矩风险溢酬研究的空白，为后续研究提供了初步的经验证据。②首次对新兴市场的协矩交易策略进

行了多视角的综合比较，探讨其在新兴市场的应用价值。

二、数据说明与模型设定

(一) 实际协矩的计算

Harvey 和 Siddique(2000) [1] 对协偏度 γ_{im} 与协峰度 δ_{im} 定义如下:

$$\gamma_{im} = \frac{E[\varepsilon_{i,t}\varepsilon_{m,t}^2]}{\sqrt{E[\varepsilon_{i,t}^2]}E[\varepsilon_{m,t}^2]} \tag{1}$$

$$\delta_{im} = \frac{E[\varepsilon_{i,t}\varepsilon_{m,t}^2]}{\sqrt{E[\varepsilon_{i,t}^2]}(E[\varepsilon_{m,t}^2])^{3/2}} \tag{2}$$

其中，$\varepsilon_{i,t} = R_{i,t} - E(R_{i,t})$，$\varepsilon_{m,t} = R_{m,t} - E(R_{m,t})$; Harvey 和 Siddique(2000) [1] 认为该方式构造的协矩要比直接基于市场收益平方项回归的方式更优。综上，参考郑振龙和黄文彬(2009) [9] 的提法并综合统计上的定义考量，本文后续的分析亦采用 Harvey 和 Siddique(2000) [1] 的定义。

(二) 隐含协矩的提取

已有文献关于隐含协偏度与协峰度的定义基本是基于前文现实中的协偏度与协峰度定义展开的。Bakshi 等(2003) [14]、Conrad 等(2013) [13] 等文献将证券 i 的隐含协偏度 $COSKEW_t^Q$ 和隐含协峰度 $COKURT_t^Q$ 定义为:

$$COSKEW_t^Q(r_{i,t+\tau}, r_{m,t+\tau}) = \frac{E_t^Q[(r_{i,t+\tau} - E_t^Q(r_{i,t+\tau}))(r_{m,t+\tau} - E_t^Q(r_{m,t+\tau}))^2]}{\sqrt{VAR_t^Q(r_{i,t+\tau})}VAR_t^Q(r_{m,t+\tau})} \tag{3}$$

$$COKURT_t^Q(r_{i,t+\tau}, r_{m,t+\tau}) = \frac{E_t^Q[(r_{i,t+\tau} - E_t^Q(r_{i,t+\tau}))(r_{m,t+\tau} - E_t^Q(r_{m,t+\tau}))^3]}{VAR_t^Q(r_{i,t+\tau})VAR_t^Q(r_{m,t+\tau})} \tag{4}$$

为了与前文中的协偏度与协峰度的定义相一致，本文参考 Harvey 和 Siddique(2000) [1]、Ang 等(2006) [8] 等研究的做法，将以上隐含协偏度与协峰度的定义修正为:

$$COSKEW_t^Q(r_{i,t+\tau}, r_{m,t+\tau}) = \frac{E_t^Q[(r_{i,t+\tau} - E_t^Q(r_{i,t+\tau}))(r_{m,t+\tau} - E_t^Q(r_{m,t+\tau}))^2]}{\sqrt{VAR_t^Q(r_{i,t+\tau})}VAR_t^Q(r_{m,t+\tau})} = b_{im}Skew_{m,t}^Q(\tau)\frac{\sqrt{VAR_{m,t}^Q(\tau)}}{\sqrt{VAR_{i,t}^Q(\tau)}} \tag{5}$$

$$COKURT_t^Q(r_{i,t+\tau}, r_{m,t+\tau}) = \frac{E_t^Q[(r_{i,t+\tau} - E_t^Q(r_{i,t+\tau}))(r_{m,t+\tau} - E_t^Q(r_{m,t+\tau}))^3]}{\sqrt{VAR_t^Q(r_{i,t+\tau})}(VAR_t^Q(r_{m,t+\tau}))^{3/2}} = b_{im}Kurt_{m,t}^Q(\tau)\frac{\sqrt{VAR_{m,t}^Q(\tau)}}{\sqrt{VAR_{i,t}^Q(\tau)}} \tag{6}$$

其中，$VAR_{m,t}^Q(\tau)$ 和 $VAR_{i,t}^Q(\tau)$ 分别为市场组合 m 与证券 i 的隐含方差，$Skew_{m,t}^Q(\tau)$、$Kurt_{m,t}^Q(\tau)$ 为市场组合隐含偏度、隐含峰度，而 b_{im} 即为证券 i 的隐含 β 系数。本文中隐含方差等风险中性高阶矩的信息提取方法均基于 Bakshi 等(2003) [14] 方法。

参照 Conrad 等(2013) [13]，同样可基于上述思路定义市场组合 m 与证券 i 的隐含协方差 $COVAR_t^Q(r_{i,t+\tau}, r_{m,t+\tau})$ 为:

$$COVAR_t^Q(r_{i,t+\tau}, r_{m,t+\tau}) = E_t^Q[(r_{i,t+\tau} - E_t^Q(r_{i,t+\tau}))(r_{m,t+\tau} - E_t^Q(r_{m,t+\tau}))] = b_{im}VAR_{m,t}^Q(\tau) \tag{7}$$

进一步根据 Coval 和 Shumway(2001) 可知，风险中性 β 系数 b_{im} 可以表示为:

$$b_{im} = \frac{S_{i,t}}{C_{i,t}}\mathrm{N}\left(\frac{\ln(S_{i,t}/K_i) + (r - q + 0.5\sigma^2)\tau}{\sigma\sqrt{\tau}}\right)\beta_{im} \tag{8}$$

其中，β_{im} 为现实中证券 i 的 β 系数，$S_{i,t}$ 为 t 时刻证券 i 的现货价格，$C_{i,t}$ 为其看涨期权价格，K_i

为执行价，r 为无风险利率，q 为分红率，τ 表示期权的到期期限。首先求出证券 i 的隐含 β 系数 b_{im}，代入式(5)、式(6)即可求得本文的隐含协偏度与隐含协峰度。Conrad 等(2013)[13]参照 Coval 和 Shumway(2001)的方式采用过去一年的历史数据进行 β_{im} 的求解，且证券 β_{im} 与其期权隐含 b_{im} 均为静态表示。但已有诸多文献表明，无论是现实中还是风险中性条件下，β 系数均呈现较为显著的时变性。故可通过求解时变隐含 b_{im}，对上述隐含协偏度、隐含协峰度解法做进一步改进。

另外，既然在式(5)~(7)中的 b_{im} 系数为期权隐含 β，则可根据 French 等(1983)[15]所定义的隐含 β 系数 $\beta_{i,M,t}^{FGK}$、以及 Chang 等(2012)[16]所定义的隐含 β 系数 $\beta_{i,M,t}^{CCJV}$ 分别代入上述式中进行比较分析，可以通过不同的隐含协偏度与协峰度求解，检验何种隐含协偏度与协峰度定义具有更好的"统计意义"上的显著性。

(三)隐含特质矩的提取

在前文获得隐含高阶矩与协矩的基础上，可以进一步求得其各自的风险中性特质矩。Conrad 等(2013)通过构建如下模型进行风险中性特质矩的提取:

$$V_{i,t}^{Q} = \kappa_{i0}^{V} + \kappa_{i1}^{V} COVAR_{i,t}^{Q} + \zeta_{i,t}^{V} \tag{9}$$

$$S_{i,t}^{Q} = \kappa_{i0}^{S} + \kappa_{i1}^{S} COSKEW_{i,t}^{Q} + \zeta_{i,t}^{V} \tag{10}$$

$$K_{i,t}^{Q} = \kappa_{i0}^{K} + \kappa_{i1}^{K} COKURT_{i,t}^{Q} + \zeta_{i,t}^{V} \tag{11}$$

其中，$V_{i,t}^{Q}$、$S_{i,t}^{Q}$、$K_{i,t}^{Q}$ 分别表示证券 i 的隐含方差、偏度和峰度(本文称之为总矩)；$COVAR_{i,t}^{Q}$、$COSKEW_{i,t}^{Q}$、$COKURT_{i,t}^{Q}$ 分别表示证券 i 与市场组合的隐含协方差、协偏度和协峰度(本文称之为协矩)；而将各模型的截距项 κ_{i0}^{V}、κ_{i0}^{S}、κ_{i0}^{K} 分别作为证券 i 与市场组合的隐含特质方差、特质偏度、特质峰度(本文称之为特质矩)。

根据式(9)~(11)可知，取各模型截距项作为特质矩信息的提取方式，仅可获得静态的特质矩信息，而由各总矩与协矩的时变性可知，"特质矩信息是时变的"应是更合理的假定;而且在该模型设定下，一方面可能协矩信息未包含总矩中能被市场矩信息解释的所有部分;另一方面直接忽略了残差项也可能导致信息的漏损。有鉴于此，本文分别从两种思路对以上模型进行检验:一种提取思路是若截距项有显著性，则取该截距项与残差之和;若无显著性，则仅取无截距项回归残差。另一种思路是按相应的期权到期期限作为窗口进行滚动回归，取其时变的截距项为日频的特质矩信息。为了与隐含特质矩信息的提取方式保持一致，并延伸到特质矩信息的风险溢酬分析中，本文关于现实中的实际特质矩信息也同样采用上述方式进行求解。

本文基于台股加权指数及台指期权(TXO)数据，并选取其所对应的三个分行业指数(因个股期权数据缺失，故暂将成分指数视为成分股作为示例进行检验)金融保险类(TF)、电子类(TE)、非金电类指数(XI)及其各自相应的期权数据(分别为 TFO、TEO、XIO)等作为研究对象。样本期上，考虑到上市初期交易尚不活跃，本文以 2008 年 1 月 2 日至 2013 年 12 月 3 日交易数据为样本进行检验。另外，本文所采用的无风险利率数据均以台湾 TEJ 数据库的一年定期存款利率数据为准。

三、隐含高阶协矩:提取及特征分析

(一)协矩的提取及特征分析

由实际矩的计算结果与描述统计结果可知:①各高阶协矩间的统计特征与变化规律均较为一致。协偏度与协峰度的波动则相比协方差要剧烈得多。②各行业与全市场的实际协方差在 2008 年及 2011 年年底趋于上升，在市场行情上涨阶段趋于减弱，这是由于在市场下跌阶段，一方面各行业及全市场指数的波动率趋增;另一方面，该时期相关系数也趋于提升;从而使得市场下跌阶段的

协方差要平均高于市场上涨时的协方差。

基于前文对 Conrad 等(2013)[13]方法的修正,本部分进一步求解隐含协方差、隐含协偏度与隐含协峰度。首先是隐含 β 系数 b_{im} 的求解,需先计算实际 β 值。经综合比较,本文基于样本期内台湾市场的 TX、TF、TE,以及 XI 指数的日度时间序列数据,以每月第三个周三后的第二个交易日为准,利用单指数模型对 β 系数进行过去一年窗口期的求解; 进而可得与前文月度隐含高阶矩序列对应的月度 β 代入其公式求解隐含 b_{im} 系数,并进一步代入协矩公式可得 Conrad 等(2013)[13]方法下的改进的动态协矩信息。

另外,本文也引入基于 Chang 等(2012)[14]以及 French 等(1983)[15]两种方式修改的隐含协方差、协偏度以及协峰度的定义。下文用 $I\_COVAR_t^{CDG}$、$I\_COVAR_t^{CCJV}$、$I\_COVAR_t^{FGK}$ 分别表示基于 Conrad 等(2013)[13]、Chang 等(2012)[14]以及 French 等(1983)[15]三种方式调整的风险中性下的隐含协方差矩; 协偏度 $I\_COSKEW_t^{CDG}$、$I\_COSKEW_t^{CCJV}$、$I\_COSKEW_t^{FGK}$ 和协峰度 $I\_COKURT_t^{CDG}$、$I\_COKURT_t^{CCJV}$、$I\_COKURT_t^{FGK}$ 的表示意义同上。而已实现协矩与历史协矩则分别以前缀 R 与 H 指代。由三种定义下的各隐含高阶协矩的描述性统计结果可知: ①隐含协方差的估计结果较为稳定,协偏度与协峰度则波动较大,但其各自标准差与现实中的实际矩相近。②在三种定义以及三类行业的检验中,基于 CDG 方法所求得的隐含协方差、协偏度以及协峰度信息的波动均较为剧烈,统计特征较不稳定,与现实中的有较大出入。而基于 CCJV 和 FGK 方法所求得的隐含高阶协矩的统计特征则较为接近,与实际矩亦相对更为一致。因此,后文分析中将仅针对后两种方法所定义的隐含高阶协矩展开。

(二) 隐含协矩对实际协矩的预测效果

下面进一步检验各行业隐含高阶协矩对实际协矩的预测效果。首先是协方差的检验,结果如表 1 所示,可知: ①在基于 CCJV 方法的定义下,历史协方差对于未来协方差有着更好的预测效果。基于 FGK 方法的定义下,隐含矩的检验结果要稍好于基于 CCJV 方法的情形。就三个行业的比较而言,电子类(TE)的检验结果最优,金融保险类(TF)次之,非金电类(XI)的检验结果稍逊一筹,但均具有显著预测力。②无论是何种行业,隐含协方差与历史协方差均在各自的单变量回归中显著; 且在双变量的联合检验中,隐含协方差与历史协方差同样均在 1% 置信水平上显著,可见: 隐含协方差与历史矩均对未来实际矩具有较好的预测作用,二者信息存在一定的融合,但并不完全一致。

表 1　　隐含协矩对实际协矩的预测: 协方差 &TE

	模型设定	α	β^I	β^H	R^2
CCJV 法	系数(t 值)	0.0001(0.9720)	0.7920***(11.6171)	−0.0498(−0.6175)	0.8580
	系数(t 值)	8.5E−06(0.6998)	0.7741***(20.6417)		0.8586
	系数(t 值)	4.3e−05*(2.1143)		0.7371***(9.7803)	0.5783
FGK 法	系数(t 值)	−2.3E−06(−0.1843)	0.7797***(19.8921)	−0.0353(−0.2983)	0.8488
	系数(t 值)	−3.6e−06(−0.2761)	0.7959***(19.7304)		0.8472

注: ***、**、* 指在 1%、5%、10% 的显著性水平上显著,下同。

同样的,关于隐含与历史协偏度、协峰度对未来实际矩的预测结果如表 2 所示(限于篇幅,此处仅列示电子类 TE 行业的结果),可知: 隐含协偏度、协峰度的模型 R^2 均较小; 可见,相比协方差,对协偏度、协峰度等更高阶协矩的预测更为困难。

表 2　　隐含高阶协矩对实际协矩的预测: 协偏度与协峰度

	模型设定	α	β^I	β^H	R^2
协偏度	系数(t 值)	0.1172(0.7466)	0.2899(1.4269)	0.1567(1.3030)	0.0286
	系数(t 值)	0.1175(0.7825)	0.3025(1.5124)		0.0181
协峰度	系数(t 值)	3.0951***(6.9200)	−0.0650(−0.4840)	0.1008(0.8290)	0.0116
	系数(t 值)	3.0777***(7.4585)	−0.0560(−0.4479)		0.0029

综上所述，本文得出以下结论，对于协方差的检验结果要显著优于协偏度及协峰度的检验结果，即波动率的检验结果要显著优于偏度及峰度的情形，波动率相比更高阶的偏度、峰度更易于预测。无论是期权隐含还是实际矩的情形下，各行业高阶协矩间的关联性及变化规律均较为相近。另外，基于 CDG 与 CCJV 方法的协矩定义在经济意义上更为适合；但基于 CDG 所求协矩的结果波动较大且与实际矩相去甚远；而基于 CCJV 方法与 FGK 方法的协矩定义则在统计意义上表现出更好的预测效力。综合而言，本文以 CCJV 方法所得结果作为隐含协矩的代表。

（三）特质矩的提取

下面进一步根据前文计算所得的总矩与协矩求解期权隐含及实际的特质矩，包括特质波动率、特质偏度以及特质峰度。基于前文分析，本文以两种方式求解：①定义 1 是以每个月第三个周三后的第二个交易日为起点，基于未来一个月的日度序列进行含截距项的单变量回归，进而取其每个月单变量回归结果的时变截距项为特质矩。②定义 2 同 Conrad 等（2013），但取分行业总矩对其协矩的含截距项的单变量回归结果的截距项与残差之和作为特质矩。限于篇幅仅以电子类行业（TE）为例，对前述各模型对特质矩的提取方程进行检验，结果如表 3 所示，可知：无论是何种情形下，协矩的系数均呈现显著性，即均对个股（各行业）的总矩有着较好的解释力。

表 3　隐含高阶特质矩提取：TE

		模型设定	α	$\beta^{协矩}$	R^2
隐含矩	特质波动率	系数（t 值）	0.0073***（3.2944）	0.9296***（32.8353）	0.8497
	特质偏度	系数（t 值）	−0.1317***（−2.9887）	0.5375***（9.1600）	0.5422
	特质峰度	系数（t 值）	1.2967***（7.2955）	0.5646***（10.491）	0.6091
实际矩	特质波动率	系数（t 值）	0.0071*（1.7152）	0.8842***（13.9024）	0.7331
	特质偏度	系数（t 值）	−0.0470（−0.9611）	0.2317**（2.4869）	0.0689
	特质峰度	系数（t 值）	2.8981***（8.3016）	0.1514（1.3232）	0.0106

（四）隐含特质矩对实际特质矩的预测效果

首先对以上不同定义下隐含特质矩与其实际矩的相关性进行简要分析，这里以 TE 为例，结果如表 4 所示，可知：整体而言，特质波动率间的关联性要远好于特质偏度与特质峰度的关联性。特质波动率在定义 1 下二者相关性最高；而在特质偏度与特质峰度的检验中，则均是定义 2 的情形相对最优。因此，可以预见在隐含特质矩对实际特质矩的预测检验中，特质波动率情形的整体检验结果会相对最好；而在特质偏度与特质峰度的检验中，定义 2 下的模型拟合与预测效果会相对更佳。

表 4　不同定义下隐含特质矩与实际矩的相关性：TE

	定义 1	定义 2
特质波动率	0.5040	0.2412
特质偏度	0.0106	0.0697
特质峰度	0.0371	0.1169

进一步分别对两种定义下隐含特质矩对实际矩的预测效果进行检验，结果如表 5 所示，可知：与前文预计一致，特质波动率情形的检验结果模型拟合与预测评价指标均优于特质偏度与特质峰度情形。且无论是特质波动率、特质偏度还是特质峰度的检验中，均为定义 1 的隐含矩对实际矩具有相对最好的预测力，定义 2 次之。

鉴于 Conrad 等（2013）[13] 的定义及上述检验结果，且考虑到定义 2 是从前文所求的总矩与协矩的月度序列出发，而定义 1 则是基于日度时序出发；并且一般而言，行业特质信息具有一定的短期稳定性，不应波动较大。综合而言，本文以定义 2 作为分行业特质矩的定义。

表 5　　隐含特质矩对实际特质矩的预测: TE

		模型设定	α	β^I	R^2
特质波动率	定义 1	系数(t 值)	0.1130***(3.2916)	0.7226***(3.9554)	0.1751
	定义 2	系数(t 值)	0.0884***(2.7678)	0.2686(1.1050)	0.0173
特质偏度	定义 1	系数(t 值)	−0.0737(−0.7474)	−0.2979(−0.6491)	0.0062
	定义 2	系数(t 值)	−0.0091(−0.1810)	−0.2865(−0.4697)	0.0031
特质峰度	定义 1	系数(t 值)	0.2420***(6.2942)	0.0294*(1.7220)	0.0417
	定义 2	系数(t 值)	2.6791***(7.3450)	0.0273(0.0715)	0.0001

四、协矩交易策略

下面是关于协方差、协偏度、协峰度等高阶协矩信息的应用分析，即利用高阶协矩信息来构建交易策略，来比较利用这些信息交易可获得的收益率是否存在显著差异①。本文也引入总矩及特质矩的相应策略做比较，并分别从历史矩、隐含矩以及未来已实现矩进行综合比较。在隐含矩的选择上，除前文的月度信息外，本文也引入日度信息的探讨; 并分别采用到期期限 $T = 1$ 月和 $T = 3$ 月两种期限结构的矩信息。而在投资组合的持有期上分别进行为期 1、3、6 个月的三种交易结果比较。继而将证券按相应的矩信息大小分三组，分别进行相应期限的投资交易，比较各不同组别的到期平均收益率是否有差、以及差异是否具有显著性异及其与相应矩分组方式的关联性。

(一) 基于日度序列的检验

首先，是到期期限 T = 1 月的日度序列的检验结果比较，并按 2008—2010 年和 2011—2013 年分成两个阶段，历史、隐含及已实现情形的结果如表 6 至表 8 所示(限于篇幅，此处略去关于总矩及特质矩的检验结果) 。其中，“波动率 & 大”表示三组中波动率最大分组组合在样本期内的持有到期收益率的描述性特征，其余指标同上。“大 - 小”就表示最大分组—最小分组到期收益率的检验结果。F 统计量用于检验大、小两种分组的收益序列是否存在显著性差异。由表 6 ~ 8可知:

历史矩方面: 协方差大小均与收益率呈显著负相关; 而协偏度与协峰度与组合收益率的关系在两个分阶段的符号及显著性均有所差异，呈现阶段性特征。

隐含矩方面: 各阶协矩与组合收益率的关系均在不同阶段内保持良好的一致性。其中，协方差与组合收益率显著负相关，这与总矩中波动率与组合收益率呈显著负相关有关。协偏度与分组收益率正相关，而协峰度则与其呈显著负相关。在阶段一隐含矩的表现均优于历史矩。而阶段二历史矩在协方差和协偏度组合方面的表现较优，隐含矩则在协峰度组合方面效果更好。综上所述，高协方差分组收益率普遍小于低协方差分组; 分组收益率与协方差大小呈显著负相关; 而协偏度和协峰度等更高阶矩信息在历史矩与隐含矩方面的结论相反。历史协方差与协偏度在阶段二的表现相对更佳; 隐含协矩的优势在于策略构建的稳健性较好。

限于篇幅，特质矩的部分仅列示历史矩与隐含矩的阶段二的结果比较，如表 9 所示，可知: 隐含矩和历史矩在协方差组合方面的表现较为接近，均无显著性; 但就符号而言波动率大小仍与分组收益率呈负相关。隐含矩除在特质峰度方面 F 统计量显著外，在特质偏度的组合表现明显逊于历史矩。这也与前文关于隐含矩对实际矩的预期结论一致。

---

① 这里没有考虑交易成本，其目的是更单纯地比较各种协矩本身的信息内涵是否存在区别。即利用高阶协矩信息来构建交易策略，来比较利用这些信息交易可获得的收益率是否存在显著差异。

表 6　　协矩交易策略: 日度 & 持有期 1 月 & 阶段一

		协方差		协偏度		协峰度	
		均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
历史矩	大	-0.0230	0.0837	0.0025	0.0700	0.1130	0.0674
	中	0.0407	0.0626	0.0259	0.0717	0.0046	0.0748
	小	0.0576	0.0639	0.0464	0.0706	-0.0428	0.0695
	大-小	-0.0636	0.0429	-0.0233	0.0412	0.1083	0.0429
隐含矩	大	-0.0149	0.0818	0.0643	0.0647	0.0152	0.0726
	中	0.0678	0.0595	0.0145	0.0728	0.0592	0.0646
	小	0.0219	0.0691	-0.0041	0.0744	0.0004	0.0747
	大-小	-0.0827	0.0443	0.0498	0.0423	-0.0440	0.0424

表 7　　协矩交易策略: 日度 & 持有期 1 月 & 阶段二

		协方差		协偏度		协峰度	
		均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
历史矩	大	-0.1233	0.0410	0.0219	0.0368	-0.0458	0.0383
	中	0.0140	0.0376	-0.0511	0.0377	-0.0133	0.0397
	小	0.0629	0.0361	-0.0188	0.0410	0.0111	0.0376
	大-小	-0.1374	0.0251	0.0730	0.0260	-0.0325	0.0273
隐含矩	大	-0.0532	0.0370	0.0167	0.0389	-0.0230	0.0369
	中	0.0086	0.0382	-0.0280	0.0366	0.0132	0.0387
	小	-0.0035	0.0404	-0.0367	0.0400	-0.0382	0.0400
	大-小	-0.0618	0.0256	0.0447	0.0248	-0.0362	0.0246

表 8　　协矩组合的策略效果对比: 日度 & 持有期 1 月

			均值	标准差	夏普比率	F 统计量
协方差组合(小-大)	历史矩	阶段一	0.0636	0.0429	1.1673	1.1173
		阶段二	0.1374	0.0251	4.9274	17.09***
	隐含矩	阶段一	0.0827	0.0443	1.5607	1.9660
		阶段二	0.0618	0.0256	1.8855	3.759***
协偏度组合(大-小)	历史矩	阶段一	-0.0233	0.0411	-0.8976	0.1771
		阶段二	0.0729	0.0260	2.2799	5.737***
	隐含矩	阶段一	0.0498	0.0423	0.8559	0.7316
		阶段二	0.0447	0.0248	1.2544	2.0694
协峰度组合(小-大)	历史矩	阶段一	-0.1083	0.0429	-2.8440	3.3700**
		阶段二	0.0325	0.0273	0.6928	1.0343
	隐含矩	阶段一	0.0440	0.0424	0.7184	0.5878
		阶段二	0.0362	0.0246	0.9178	1.3189

表 9　　特质矩组合的策略效果对比: 日度 & 持有期 1 月

		均值	标准差	夏普比率	F 统计量
特质波动率(小-大)	历史矩	0.0028	0.0253	-0.4277	0.0021
	隐含矩	0.0029	0.0245	-0.4352	0.0124
特质偏度(大-小)	历史矩	0.0364	0.0278	0.8194	1.2086
	隐含矩	0.0084	0.0240	-0.2163	0.0755
特质峰度(小-大)	历史矩	-0.0219	0.0305	-1.1629	0.4620
	隐含矩	0.0656	0.0238	2.1845	4.116***

(二)基于月度序列的检验

以上是日度时序的检验结论，下面同样基于到期期限为 1 个月的隐含和实际信息，检验月度时序的结果是否存在差异。本文分两种方式检验，一是同前文做法，取持有期为 1 个月的到期收益率均值进行检验；二是参照 Conrad 等(2013)[13]做法，取月度矩信息的季度均值(即连续 3 个月均值)并持有一个季度(即 3 个月)的结果进行检验，协矩部分的结果如表 10 ~ 12 所示(限于篇幅，此处

仅保留协矩及特质矩部分的检验结果) ,可知:

在持有期 1 个月的情形下,无论是历史矩还是隐含矩方面,各组合的夏普比例均相对较低,且各分组差异均不具有显著性。历史矩在持有期为 1 个月和 3 个月两种情形下的符号不尽相同。而隐含矩在两种情形下,分组收益率与矩信息符号具有一致性。

在取 3 个月均值并持有 3 个月的情形下,隐含协矩与分组收益率具有良好的关联性,其中: 隐含协偏度与分组收益率呈正相关,隐含协方差、协峰度与分组收益率呈负相关。另外,无论何种情形下,隐含矩各分组收益的夏普比率均普遍高于历史矩分组。这里既体现出隐含矩信息的优越性,也体现出其稳健性。

表 10 协矩组合的策略效果对比

		月度 & 持有期 1 月			3 个月均值 & 持有期 3 月		
		均值	标准差	夏普比率	均值	标准差	夏普比率
协方差组合(小 - 大)	历史矩	0.0373	0.1546	0.1534	0.0443	0.0864	0.3551
	隐含矩	0.0400	0.1475	0.1788	0.0510	0.0765	0.4893
协偏度组合(大 - 小)	历史矩	-0.0984	0.1594	-0.7034	-0.0449	0.1055	-0.5548
	隐含矩	0.0154	0.1562	0.0106	0.1071	0.0815	1.1480
协峰度组合(小 - 大)	历史矩	0.0181	0.1767	0.0252	-0.0126	0.1008	-0.2597
	隐含矩	0.0447	0.1492	0.2083	0.0513	0.0701	0.5380

此外,由特质矩组合的效果对比可知: 在持有期 1 个月情形下,历史矩与隐含矩检验结果的经济符号相同,但隐含矩在两种情形下具有一致性。即特质波动率情形呈负相关,特质偏度、特质峰度情形则均呈正相关。在取 3 个月均值并持有 3 个月的情形下,隐含特质偏度与分组收益率呈显著正相关。历史矩和隐含矩在特质峰度方面的结果存在较明显不同。综合总矩、协矩及特质矩的结论,相比历史信息,隐含信息在高阶矩交易策略构建上大部分表现较优。总体而言,基于特质矩信息交易的策略效果稍逊于协矩的情形。

表 11 特质矩组合的策略效果对比

		月度 & 持有期 1 月			3 个月均值 & 持有期 3 月		
		均值	标准差	夏普比率	均值	标准差	夏普比率
特质波动率(小 - 大)	历史矩	-0.0643	0.1546	0.3281	-0.0466	0.0947	0.3487
	隐含矩	-0.0002	0.1561	-0.0856	-0.0617	0.0918	0.5240
特质偏度(大 - 小)	历史矩	0.0180	0.1523	-0.2078	0.0122	0.0883	-0.0162
	隐含矩	0.0242	0.1444	-0.2617	0.0706	0.0841	0.6775
特质峰度(大 - 小)	历史矩	0.0601	0.1735	0.2683	-0.0211	0.0959	-0.3621
	隐含矩	0.1076	0.1518	0.6189	0.0490	0.0737	0.4807

以上均是基于到期期限为 1 个月的期权隐含及实际信息,同时也引入到期期限为 3 个月的矩信息做比较。与前文做法相似,取两种情形: 一是取矩信息的 3 个月均值进行判断,并持有 3 个月,这与 Conrad 等(2013) 做法一致; 二是取矩信息的 6 个月均值进行分组判断,并持有 6 个月。限于篇幅,此处仅列示协矩组合的检验结果,如表 12 所示,可知: 在取 3 个月均值并持有 3 个月的情形下,无论是历史矩还是隐含矩方面,各阶矩与分组收益率的关系仍不具有显著性。在取 6 个月均值并持有 6 个月的情形下,各阶矩情形下大小分组组合的收益差异具有一定的显著性。隐含协方差与分组收益率呈显著负相关、隐含协偏度与其负相关。到期期限为 $T = 3$ 月的隐含信息在持有 6 个月情形下表现出显著性。而在 3 个月均值且持有期 3 月情形中,不如到期期限为 1 个月的情形。而到期期限为 $T = 1$ 月的隐含信息在持有期为 1 个月的表现不如其在持有期为 3 个月中的表现。

表12 协矩组合的策略效果对比

		3个月均值&持有期3月			6个月均值&持有期6月		
		均值	标准差	夏普比率	均值	标准差	夏普比率
协方差组合(小-大)	历史矩	-0.0016	0.0790	-0.1516	0.0013	0.0567	-0.2627
	隐含矩	-0.0012	0.0741	-0.1677	-0.0341	0.0472	0.4341
协偏度组合(大-小)	历史矩	-0.0265	0.0848	-0.4722	-0.0469	0.0496	-1.2199
	隐含矩	0.0058	0.0963	-0.0805	-0.0233	0.0478	-0.7720
协峰度组合(小-大)	历史矩	0.0105	0.0858	-0.0357	0.0342	0.0482	-0.9905
	隐含矩	-0.0092	0.0979	-0.2326	0.0354	0.0466	-1.0508

五、结论

在多资产投资组合的分析框架中，除单资产的收益及波动率等低阶矩外，协偏度以及协峰度等高阶协矩亦是不可忽视的系统性风险度量。本文借鉴Bakshi等(2003)[14]等文献的研究框架，利用台湾期权市场数据提取隐含高阶总矩、隐含协矩和隐含特质矩，考察其特征差异，探讨其各自对相关已实现矩的预测效果；并进一步构建协矩交易策略。本文的研究结论表明:

1. 隐含波动率和历史波动率均对未来实际波动率有较好解释力，且所含信息较为一致，各市场波动率绝大部分受共同因素驱动。引入多市场信息的预测效果要优于单独采用某一市场信息的效果。期权市场信息的有效反映取决于市场的成熟、演进及交易活跃度的提升。期权隐含信息在对未来实际矩的预测上相比历史信息具有一定优势。

2. 基于CDG方法所求得的隐含协方差、协偏度及协峰度信息的波动较为剧烈，统计特征较不稳定，与现实中的相应矩有较大出入。而基于CCJV和FGK方法所求得的隐含高阶协矩的统计特征则较为接近，与实际矩亦相对更为一致。基于CDG与CCJV方法的协矩定义在经济意义上更为契合；但基于CDG所求协矩的结果波动较大且与实际矩相去甚远；而基于FGK方法的协矩定义则在统计意义上表现出良好的预测效果。

3. 交易策略方面：无论总矩、协矩、特质矩，还是历史矩、隐含矩等，波动率大小均与分组收益率呈负相关，且显著性良好。历史矩与隐含矩在组合构建的差异主要体现在偏度、峰度等更高阶矩上且存在一定程度的阶段性。总矩方面：高波动率分组收益率普遍低于低波动率分组，分组收益率与波动率呈显著负相关；而偏度、峰度等更高阶矩在历史矩与隐含矩方面的表现有所差异。协矩方面：历史协方差与协偏度在阶段二的表现相对更佳；隐含协矩的优势同样在于策略构建的稳健性较好。月度信息在持有期1个月的情形下，无论是历史矩还是隐含矩方面，各分组差异均不具有显著性；而在持有3个月的情形下，隐含协矩则与分组收益率具有良好的关联性，其中：隐含协偏度与分组收益率呈显著正相关，隐含协峰度与之呈显著负相关。特质矩方面：特质波动率与分组收益率显著负相关；特质偏度与之正相关；历史特质峰度与之负相关，隐含特质峰度则与之正相关。日度时序的显著性好于月度，或与其样本量更大有关。基于到期期限为$T=1$月的隐含信息在持有3个月情形中表现更好；基于到期期限为$T=3$月的隐含信息在持有6个月情形中显著性更好。历史信息在较为平稳的阶段二，表现尚可；而隐含信息在各阶段及各阶矩策略构建中的稳健性更高。

参考文献

[1] Harvey C R, A Siddique. Conditional skewness in asset pricing tests [J]. Journal of Finance, 2000, 55(3):1263-1295.
[2] 刘杨树，郑振龙，张晓南. 风险中性高阶矩：特征、风险与应用[J]. 系统工程理论与实践，2012, 32(3):647-655.
[3] George Casella, Roger L Berger. 统计推断[M]. 北京：机械工业出版社. 2010.01.
[4] 黄薏舟，郑振龙. 无模型隐含波动率及其所包含的信息[J]. 系统工程理论与实践，2009(11):46-59.
[5] Britten-Jones M, Neuberger A. Option Prices, Implied Price Processes, and Stochastic Volatility [J]. The Journal of Finance, 2000 (55): 839-866.

[6] 郑振龙,黄薏舟. 波动率预测: GARCH模型与隐含波动率[J]. 数量经济技术经济研究,2010(2):140-151.
[7] Hwang S, Satchell SE. Modelling Emerging Market Risk Premia Using Higher Moments[J]. International Journal of Finance and Economics, 1999(4):271-296.
[8] Ang A, et al. The cross-section of volatility and expected returns[J]. The Journal of Finance, 2006, 61(1): 259-299.
[9] 郑振龙,黄文彬. 基于高阶矩的基金绩效考核模型[J]. 厦门大学学报(哲社版),2009(4):72-78.
[10] 黄文彬,郑振龙. 基于对偶分析的四阶矩CAPM基金分离定理[J]. 厦门大学学报: 自然科学版,2010(4):457-461.
[11] Victoria Dobrynskaya. Downside market risk of carry trades[J]. Review of Finance, 2014(18): 1885-1913.
[12] Christie-David Rohan, Chaudhry Mukesh. Coskewness and cokurtosis in futures markets[J]. Journal of Empirical Finance, 2001, 8(1):55-81.
[13] Conrad J, Dittmar R F, Ghysels E. Ex-ante skewness and expected stock returns[J]. The Journal of Finance, 2013, 68(1): 85-124.
[14] Bakshi Gurdip, et al. Stock return characteristics, skew laws, and the differential pricing of individual equity options[J]. Review of Financial Studies, 2003, (16):101-143.
[15] French, et al. Current investor expectations and better betas[J]. The Journal of Portfolio Management, 1983, 10(1):12-17.
[16] Chang B Y, et al. Option-implied measures of equity risk[J]. Review of Finance, 2012, 16(2): 385-428.

作者简介

郑振龙,男,1995年毕业于厦门大学获货币金融学专业博士学位,现为厦门大学管理学院教授、博导,国务院学科评议组成员,闽江学者特聘教授。研究方向为资产定价、金融工程和风险管理。

郑国忠,男,2015年毕业于厦门大学获金融工程专业博士学位,现就职于厦门国际银行总行发展研究部。研究方向为宏观经济、金融工程和风险管理。

(责任编辑: 郭明英)

《统计研究》"中图分类号"要求

《统计研究》中图分类号可参考下表,并与以下的文献标识码列在一行用五号宋体标示。

《统计研究》主要栏目中图分类号简明对照表

主栏目	分栏目	分类号
统计工作的改革与发展		C829. 2
	法律法规	C829. 21
	统计方法制度	C829. 22
	统计管理体制	C829. 23
	统计资料管理,统计信息化建设,统计数据库	C816
国外统计工作		C829. 1
经济统计学		F222
国民经济核算		F222. 33
统计方法的应用与创新		C81
	统计调查、抽样与抽样分布	C811
	概率论	0211
	数理统计方法(如非参数统计、参数估计、假设检验、时间数列、贝叶斯统计、相关分析与回归分析)	0212
	统计指数	C813
统计实证分析		C812
	统计模型的应用	F222. 3
统计史		C829. 29
统计教育		C829. 29