

隐含波动率曲面的预测研究: 来自中国台湾市场的证据

陈 蓉^{1,2}, 赵永杰¹

(1. 厦门大学 经济学院, 厦门 361005; 2. 厦门大学 管理学院, 厦门 361005)

摘 要 本文采用“两步法”构建了期权隐含波动率曲面的动态模型, 并利用该动态模型检验了台指期权隐含波动率曲面的可预测性. 结果显示, 台指期权隐含波动率曲面无论在统计意义上还是经济意义上都具有可预测性, 当在预测过程中加入看涨(看跌)期权市场净购买压力信息后, 台指看涨(看跌)期权隐含波动率曲面的样本外预测效果得到了显著提高, 在不考虑交易成本以及合适的交易成本的情形下, 依据模型预测结果构建的交易策略能获得正的超额收益.

关键词 隐含波动率曲面; 净购买压力; 预测; 超额收益; 台指期权

Forecasting implied volatility surface: Evidence from Taiwan China market

CHEN Rong^{1,2}, ZHAO Yongjie¹

(1. School of Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China; 2. School of Management, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract The paper first builds the dynamic models of option implied volatility surface by using the “two-step” method, and then exploits the predictability of TXO implied volatility surface. The results show that the predictability of TXO implied volatility is both statistically and economically significant. Incorporating of net buying pressure index into forecasting process leads to enhancement of out-of-sample predictability of the models. Moreover, trading strategies based on the predicted results of implied volatility surface could generate positive abnormal profits even when moderate transaction costs are considered.

Keywords implied volatility surface; net buying pressure; forecasting; abnormal profits; TXO

1 引言

波动率是资产价格的关键属性之一, 也是期权类产品定价的关键参数之一. 在经典的 Black-Scholes-Merton (以下简称 BSM) 期权定价模型中假定了波动率为常数, 隐含波动率就是在给定标的资产价格, 行权价, 剩余期限, 无风险利率, 红利率等参数之后, 将欧式期权的市场价格代入 BSM 定价公式中反推出的波动率. 根据 BSM 期权定价公式的假定, 隐含波动率是与期权的行权价格和到期期限无关的常数, 然而人们市场中观察到的现象却是, 隐含波动率系统性地随着期权的行权价和剩余期限的不同而变化, 形成所谓的“隐含波动率曲面”. 不仅如此, 大量的研究还发现隐含波动率曲面的形状也并非一成不变, 而是随着时间的推移呈现明显的时变特征 (Dumas 等^[1], Cont 和 Fonseca^[2], Goncalves 和 Guidolin^[3], Fengler 等^[4]). 时至

收稿日期: 2017-01-04

作者简介: 陈蓉 (1976–), 女, 汉, 福建人, 金融学博士, 厦门大学教授, 研究方向: 资产定价, 金融工程和风险管理, E-mail: aronge@xmu.edu.cn; 赵永杰 (1983–), 男, 汉, 甘肃人, 厦门大学金融工程博士研究生, 研究方向: 资产定价, 金融工程, E-mail: zhaoyj0719@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金 (71471155, 71371161, 71101121)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (71471155, 71371161, 71101121)

中文引用格式: 陈蓉, 赵永杰. 隐含波动率曲面的预测研究: 来自中国台湾市场的证据 [J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(8): 1949–1962.

英文引用格式: Chen R, Zhao Y J. Forecasting implied volatility surface: Evidence from Taiwan China market[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2017, 37(8): 1949–1962.

此文是第十三届金融系统工程与风险管理国际年会优秀论文.

今日,无论在学术研究还是在实际市场中,普遍接受的观点是,隐含波动率曲面不仅在给定时点表现为与行权价格和到期期限相关的曲面形态,而且在时间维度上该曲面还是随机变动的。

那么,给定隐含波动率曲面具有时变性的事实,本文想要研究的问题是,隐含波动率曲面的动态变化是否可以预测?资产价格的可预测性,可谓是金融研究的永恒主题,期权价格的可预测性也不例外。但由于期权的复杂性,直接研究期权价格可预测性的难度较大。与期权价格一一对应的隐含波动率,自然成为研究期权价格性质的较优替代变量。若能准确预测隐含波动率的变化,就能有效帮助预测期权价格的变化,这对于期权交易和风险管理的重要意义不言而喻。不仅如此,大量的场外衍生品和奇异衍生品通常是基于场内欧式期权拓展的复杂产品,隐含波动率曲面的动态模型和外推预测模型的建立对其具有基础性的作用。另外,郑振龙^[5,6]指出,隐含波动率本身蕴含着市场参与者对标的资产未来波动率的预期信息,对隐含波动率可预测性的研究,还可进一步放射至标的资产市场。

尽管如此,这个有趣的领域目前并没有太多人进行研究。主要的原因有二:第一,高维度研究的难度太大。由于每个时刻的隐含波动率都是一个曲面,研究其在时间上的可预测性,就是研究一个曲面的动态随机过程,这比研究股票价格(单个点)的动态随机过程和研究利率期限结构(一条曲线)的动态随机过程显然要难的多;第二,将“历史波动率”的预测与“隐含波动率”的预测混为一谈。谈及预测波动率,很多人自然想起著名的 GARCH 类模型,事实上 GARCH 类模型所考察的是“历史波动率”,也就是从标的资产价格序列中用统计方法估计得到的波动率,现有关于波动率预测的研究基本是针对这类波动率,比如林宇,陈粘和陈宴祥^[7]采用 HMM-EGARCH 模型研究了上海银行间同业拆放利率(Shibor)市场的波动率预测;施雅丰,艾春荣^[8]利用基于周历日时变参数的已实现 GARCH 模型研究了上海股票市场波动率的预测;田凤平,杨科^[9]采用时变稀疏的 HAR 模型(TVS-HAR)研究了农产品期货已实现波动率的预测。而本文所要研究的是期权隐含波动率,是市场在期权交易中形成的对未来波动率预期的直接反映,与历史波动率在内涵和估计方法上截然不同,这也必然使其性质,特征和研究方法不一样。相比基于历史波动率的预测研究,对隐含波动率预测的研究甚少。目前仅有的少数研究都是针对美国等成熟期权市场,对新兴市场的研究几乎空白。本文的研究对象选取与大陆文化传统相同,且投资者分布结构相似的中国台湾期权市场,弥补了这一研究空隙,也希望能为大陆期权市场发展提供有益的参考。

对于隐含波动率曲面可预测性的研究,在理论层面,Guidolin 和 Timmermann^[10],Garcia 等^[11]在一般均衡框架下利用机制转换,信息学习等模型说明了在机制转换和信息学习过程中的持续性会导致隐含波动率的可预测性,从而在理论上分析了预测隐含波动率的可能性。在实证研究层面,Cont 和 Fonseca^[2],Fengler 等^[12]等利用主成分分析的方法刻画了隐含波动率曲面的时变动态性,Carr 和 Wu^[13]则在设定隐含波动率曲面的随机过程之后,利用无套利条件推导了隐含波动率曲面的表达式,但这些研究并没有涉及隐含波动率曲面的预测,其目的仅仅限于描述隐含波动率曲面的动态行为。Harvey 和 Whaley^[14],Guo^[15],Brooks 和 Oozer^[16]分别研究了 S&P100 股指期权,费城股票交易所外汇期权,伦敦国际金融期货交易所长期国债期货期权的隐含波动率的可预测性,他们利用一些经济变量作为预测因子(如 Harvey 和 Whaley^[14]利用了日历效应虚拟变量,指数收益率的滞后项,隐含波动率的滞后项以及利率)对隐含波动率做回归预测。结果表明,隐含波动率单日预测性在统计意义上显著,但依据预测结果构建的交易策略当考虑交易成本后将不能产生超额收益,即不具有经济意义上的显著性。这些研究虽然将隐含波动率的可预测性作为研究的直接目的,但仅仅针对短期平值期权隐含波动率而非整个波动率曲面。此外,Fernandes 等^[17],Konstantinidi 等^[18]利用波动率指数 VIX 研究了隐含波动率的可预测性,同样也不是针对整个波动率曲面。与本文相近的研究为 Dumas 等^[1],Goncalves 和 Guidolin^[3],Bernales 和 Guidolin^[19]等。Dumas 等^[1]首先采用“两步法”构建动态隐含波动率曲面模型¹,即第一步将隐含波动率曲面表达为在值程度和剩余期限的函数,做横截面回归;第二步对横截面回归的系数构建时间序列模型。进一步作者证明利用该“两步法”得到的预测效果要优于确定性波动率模型。Goncalves 和 Guidolin^[3]同样采用“两步法”构造了 S&P500 指数期权隐含波动率曲面的动

1. “两步法”在固定收益领域也有广泛的应用。例如,Diebold 和 Li^[20]就采用这种方法对动态利率期限结构进行了建模,第一步中作者用 Nelson-Siegel 模型刻画了静态的利率期限结构,第二步对估计得到的参数构建了 ARIMA 时间序列模型。但波动率研究中考察的是曲面的变动,比固定收益领域更为复杂。

态模型, 然后基于该模型, 作者从统计意义和经济意义两个判别维度检验了隐含波动率的可预测性. 他们的结果显示, 对于标准的统计意义上的样本外预测, 可预测性具有较高的显著性. 而在经济意义上, 基于预测结果构建的交易策略在没有交易成本或交易成本较低时可获得 (风险调整的) 超额收益率, 但是在考虑了适度的交易成本后, 所构建的交易策略将不能获得显著的 (风险调整的) 超额收益率. 基于类似的隐含波动率曲面模型, Bernales 和 Guidolin^[19] 考察了美国个股期权隐含波动率曲面的可预测性, 得到了与上述研究相似的结论.

另一方面, 前面提及的关于隐含波动率可预测性的研究都只从市场价格出发, 未考虑市场交易行为对价格的影响. Cont 和 Fonseca^[2] 指出期权价格不仅与标的资产的市场变化有关, 而且受期权市场本身的供求等信息的影响. 在过去几十年, 全球衍生品市场快速发展, 其交易活跃度远远超过了标的市场, 由于期权的高杠杆性, 低交易成本以及更方便卖空操作, 信息交易者为了追求更高的收益, 常常优先选择期权市场进行交易. 基于这样的事实, 出现了大量的基于市场行为的期权定价理论. 与此同时, 一些研究开始利用期权交易行为信息来帮助预测波动率, 比如 Donaldson 和 Kamstra^[21], Le 和 Zurbrugg^[22,23] 研究交易量所含信息对预测隐含波动率的影响. Bollen 和 Whaley^[24] 提出了期权净购买压力理论, 指出净购买压力指标对期权隐含波动率的变化具有显著的影响. 郑振龙, 吕恺和林苍祥^[25] 利用中国台指期权数据研究了净购买压力的信息含量, 通过实证发现在中国台湾期权市场, 信息交易者的看涨 (看跌) 期权的净购买压力对看涨期权的隐含波动率具有显著正向 (负向) 影响, 对看跌期权的隐含波动率具有显著负向 (正向) 影响.

与历史波动率的研究成果颇丰相比, 国内关于期权隐含波动率曲面的研究才刚刚起步, 且都侧重于隐含波动率曲面模型的构建以及隐含信息的提取, 比如陈蓉, 吕恺^[26] 构建了一个以统计因子为主的五因子随机隐含波动率曲面动态模型, 毛娟, 王建华^[27] 则对隐含波动率曲面的非参数拟合方法进行了研究, 陈蓉, 廖木英, 徐婉菁^[28] 则从中国台指期权隐含波动率曲面的偏斜形态出发, 研究了隐含的偏度风险溢价信息. 就笔者所知, 目前国内尚未有文献对隐含波动率曲面的预测进行研究.

基于现有的国内外研究现状, 本文所做的工作主要在以下几方面区别于现有的研究: 首先, 在隐含波动率曲面的预测过程中考虑净购买压力信息对隐含波动率曲面的影响, 结果发现当加入净购买压力指标后, 隐含波动率曲面的可预测性显著提高; 第二, 针对台湾期权市场的独特性, 本文分别针对看涨期权和看跌期权构建隐含波动率曲面并分别考虑可预测性. 结果表明, 将看涨和看跌期权分开建模, 能显著地提高隐含波动率的可预测性, 这一结论对实际期权交易和风险管理有直接的重要意义; 最后, 本文根据隐含波动率曲面的预测结果构建了不同的期权交易策略, 发现即使考虑交易成本之后仍然能够获得超额收益率, 这一点与现有文献中对欧美成熟期权市场的结论不同, 反映了台湾期权市场的有效性不及欧美成熟市场, 也反映出新兴期权市场的独特性.

全文的结构安排如下: 第1节为引言; 第2节介绍实证方法, 包括隐含波动率模型的构建, 样本外预测方法以及效果评估方法; 第3节主要对样本数据进行描述; 第4节主要展示样本外预测结果; 第5节进行总结和展望.

2 实证方法

本节主要介绍隐含波动率曲面动态模型的构建方法, 这将是本文检验隐含波动率曲面可预测性的基础, 之后介绍样本外预测效果的评估方法.

2.1 预测模型

本文采用 Goncalves 和 Guidolin^[3], Dumas^[1] 等提出的“两步法”构建隐含波动率曲面的动态参数因子模型. 所谓的“两步法”就是, 第一步首先对每天隐含波动率的横截面数据进行回归拟合, 然后第二步用拟合得到的参数估计值的时间序列作为数据输入, 再估计参数的时间序列模型. 这样经过两步估计之后, 隐含波动率曲面的动态特征就通过横截面回归系数的时间序列特征反映出来. “两步法”的最大优点在于其简便性, 它把横截面的估计和时间序列的估计分开进行, 参数估计较容易实现. 正如 Goncalves 和 Guidolin^[3] 所述, “两步法”可以认为是那些能够刻画具有持续性影响因素的期权价格或隐含波动率结构模型的某种简化模型, 其在预测方面的表现并不逊色于那些复杂的结构模型. 下面按照这两步具体介绍建模步骤.

2.1.1 第一步: 隐含波动率曲面的横截面模型

根据“两步法”的步骤, 首先对样本期内的每一天都拟合出一个隐含波动率曲面. 具体来讲, 对每一天的隐含波动率数据按照其关于在值程度和剩余期限的某个函数拟合出一个曲面. 根据泰勒展开, 我们考虑隐含波动率曲面与在值程度和剩余期限的二次关系式, 即考虑如下的参数模型:

$$\ln \sigma_i(M_i, \tau_i) = \beta_1 + \beta_2 M_i + \beta_3 M_i^2 + \beta_4 \tau_i + \beta_5 (M_i \times \tau_i) + \varepsilon_i \quad (1)$$

其中, $M_i = \ln(K_i/S^{\tau_i})/\sqrt{\tau_i}$ 为经过期限调整后的在值程度; $\sigma_i(M_i, \tau_i)$ 表示对于行权价格为 K_i 和剩余期限为 τ_i 的期权合约的 BSM 隐含波动率, $i = 1, 2, \dots, N$, N 为每一天的期权合约样本个数².

从形式上分析, 模型 (1) 的意义如下: β_1 与平价点的隐含波动率相关, 反映了对数隐含波动率的水平值; β_2 反映隐含波动率关于在值程度 M 的斜率; β_3 反映隐含波动率关于 M 的曲度; β_4 反映隐含波动率关于期限 τ 的斜率; β_5 反映了 M 和期限 τ 对隐含波动率曲面的交互影响. 固定期限 τ , 可以看出隐含波动率关于 M 为二次多项式形式, 期限不同, 该二次多项式关于 M 的斜率也不同. 固定 M 的值, 隐含波动率是关于期限 τ 的一次函数.

另外, 对于国外成熟期权市场的隐含波动率微笑或曲面的拟合, 通常的做法为只采用虚值期权, 这样做的原因除了虚值期权的交易比较活跃之外, 还有重要前提就是, 成熟期权市场的无套利条件一般都成立, 特别地 PCP (put-call-parity) 平价关系成立, 因此看涨和看跌期权的隐含波动率相等. 而新兴期权市场由于市场的不完美性, 看涨和看跌期权的隐含波动率相差较多 (参见数据描述部分). 因此如果同时采用虚值看涨和虚值看跌期权, 则会存在平价点处衔接不平滑的问题. 另外考虑到市场对看涨期权和看跌期权的交易偏好差异, 本文考虑了将看涨和看跌期权隐含波动率曲面分别建模和预测的情形.

2.1.2 第二步: 隐含波动率曲面的动态模型

本节主要构建 β 系数的时间序列模型以刻画隐含波动率曲面的时变性, 主要考虑三类时间序列模型, 分别为 VAR 模型, 带参数限制的 VAR 模型 (RVAR 模型), Straw Man 模型. 其中 RVAR 模型是指将普通 VAR 模型中交叉项系数限定为 0, 以减少待估参数的数量, 从而减少由于参数估计引入的预测误差. 这种限定形式的 VAR 模型与 AR 模型形式上具有相似之处, 不同之处在于这种设定保留了各个 β 系数之间的交叉相关性. Straw Man 模型最早由 Dumas^[1] 用来研究波动率的时变性, 该模型仍然采用两步法建模, 但假设 β 系数服从简单的随机游走, 显然 Straw Man 模型的参数设定在三个模型中最少.

此外, 本文考虑净购买压力对期权价格或隐含波动率曲面的影响, 检验净购买压力指标是否对隐含波动率曲面的预测具有一定的效用? 如前所述, 市场买卖交易行为是驱动期权价格变动的因素之一, 期权价格中隐含着市场交易中所包含的信息. 根据 Bollen 和 Whaley^[24] 的理论, 期权净购买压力通过有限套利和信息学习两种机制对隐含波动率产生影响. 因此我们在预测过程中加入反映市场交易信息的净购买压力指标, 以期能提高隐含波动率的可预测性. 具体地, 我们在构建 β 系数的 VAR 和 RVAR 模型时, 将净购买压力指标的一期滞后项作为 VAR 和 RVAR 模型的外生变量, 如此得到 VAR+NBP 模型以及 RVAR+NBP 模型. 对于净购买压力指标的构造, Bollen 和 Whaley^[24] 最先针对美国期权市场构建了净购买压力指标, 他们定义的净购买压力指标为所有非做市商投资者在某一个交易日对某类期权的主动买量减去主动卖量, 不同类别的期权交易量求和采用 Delta 进行加权. 郑振龙, 吕恺和林苍祥^[25] 对 Bollen 和 Whaley^[24] 的指标构建方法做了改进, 考虑到平仓交易受更多其他因素的影响而导致不能很有效地反映信息, 他们在构建净购买压力指标时剔除了所有的平仓交易量数据而仅选取开仓交易的数据作为指标构建基础. 这里我们采用郑振龙, 吕恺和林苍祥^[25] 的构建方法, 从台指期权高频成交簿数据中提取了每日的主动开仓做多量和主动开仓做空量, 其中不同期权合约的交易量求和仍然采用 delta 进行加权, 然后用主动开仓做多量减去主动开仓做空量得到每日的净购买压力指标 (NBP) 序列. 应用中我们将每日的净购买压力指标除以每日的交易量作为下面模型中的百分比净购买压力指标 (仍然记为 NBP).

表 1 总结了本文考虑的所有隐含波动率曲面的动态模型:

2. 需要说明的是, 模型中多项式的次数的选择是按照横截面回归调整 R^2 较大和拟合误差 RMSE 较小的标准来选取的. 参考已有文献的研究以及考虑模型的复杂度, 我们只考虑多项式次数小于等于 4 的情形, 最终选择了 (1) 式的参数形式, 受篇幅所限我们没有列出中间的比较过程和结果.

表 1 隐含波动率曲面动态模型描述

模型	序号	模型描述
VAR	(I)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + u_t$
	(II)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + u_t$
	(III)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + u_t$
VAR_NBP	(IV)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + \Phi NBP_{t-1} + u_t$
	(V)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + \Phi NBP_{t-1}^c + u_t$
	(VI)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + \Phi NBP_{t-1}^p + u_t$
RVAR	(VII)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + u_t$, 其中 Φ_j 为对角矩阵
	(VIII)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + u_t$, 其中 Φ_j^c 为对角矩阵
	(IX)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + u_t$, 其中 Φ_j^p 为对角矩阵
RVAR_NBP	(X)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + \phi NBP_{t-1} + u_t$, 其中 Φ_j 为对角矩阵
	(XI)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + \phi NBP_{t-1}^c + u_t$, 其中 Φ_j^c 为对角矩阵
	(XII)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + \phi NBP_{t-1}^p + u_t$, 其中 Φ_j^p 为对角矩阵
Straw Man	(XIII)	$\hat{\beta}_t = \hat{\beta}_{t-1} + u_t$
	(XIV)	$\hat{\beta}_t^c = \hat{\beta}_{t-1}^c + u_t$
	(XV)	$\hat{\beta}_t^p = \hat{\beta}_{t-1}^p + u_t$

表 1 中 $u_t \sim \text{i.i.d.} N(0, \Omega)$, (I), (II), (III) 式分别为不考虑净购买压力影响下对混合 Call 和 Put, 只对 Call, 以及只对 Put 三类样本情形下的 VAR 模型; (IV), (V), (VI) 式中 NBP_{t-1} (NBP_{t-1}^c , NBP_{t-1}^p) 表示滞后一期的期权百分比净购买压力指标 (看涨期权百分比净购买压力指标, 看跌期权百分比净购买压力指标). 我们将滞后一期的百分比净购买压力指标作为外生变量加入 VAR 模型中构建 VAR_NBP 模型, 然后对比加入净购买压力指标和不加净购买压力指标对隐含波动率曲面的样本外预测效果, 来检验净购买压力对隐含波动率曲面的预测效力. 类似地, (VII), (VIII), (IX) 式为不考虑净购买压力影响下对混合 Call 和 Put, 只对 Call, 以及只对 Put 三种情形下构建的带参数限制的 VAR 模型 (RVAR), (X), (XI), (XII) 式分别为考虑净购买压力影响下的对混合 Call 和 Put, 只对 Call, 以及只对 Put 三种情形下构建的带参数限制的 VAR 模型 (RVAR_NBP); (XIII), (XIV), (XV) 式分别为对全部 Call 和 Put, 只对 Call, 以及只对 Put 三种情形下构建的 “Straw Man” 模型.

此外, 诸多研究都证明市场交易量的信息含量丰富, 是信息流冲击在交易行为上的体现, 如 Le 等^[23] 就证明了交易量对于预测 S&P 500 期权隐含波动率具有增强作用. 一个自然的问题是, 在预测过程中考虑了交易量之后是否对净购买压力的预测效力有影响? 因此这里进一步将基础模型设定为包含交易量的 VAR 和 RVAR 模型 (VVAR 和 RVVAR 模型), 然后在基础模型之上加入净购买压力指标, 在考虑交易量的情形下, 检验净购买压力对隐含波动率预测的效果. 表 2 列出了具体的模型形式, 其中 V_{t-1} (V_{t-1}^c , V_{t-1}^p) 为滞后一期的总交易量 (看涨期权交易量, 看跌期权交易量), 其余的符号与表 1 相同³.

表 2 包含交易量的隐含波动率曲面动态模型描述

模型	序号	模型描述
VVAR	(I)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + \varphi V_{t-1} + u_t$
	(II)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + \varphi V_{t-1}^c + u_t$
	(III)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + \varphi V_{t-1}^p + u_t$
VVAR_NBP	(IV)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + \varphi V_{t-1} + \phi NBP_{t-1} + u_t$
	(V)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + \varphi V_{t-1}^c + \phi NBP_{t-1}^c + u_t$
	(VI)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + \varphi V_{t-1}^p + \phi NBP_{t-1}^p + u_t$
RVVAR	(VII)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + \varphi V_{t-1} + u_t$, 其中 Φ_j 为对角矩阵
	(VIII)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + \varphi V_{t-1}^c + u_t$, 其中 Φ_j^c 为对角矩阵
	(IX)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + \varphi V_{t-1}^p + u_t$, 其中 Φ_j^p 为对角矩阵
RVVAR_NBP	(X)	$\hat{\beta}_t = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j \hat{\beta}_{t-j} + \varphi V_{t-1} + \phi NBP_{t-1} + u_t$, 其中 Φ_j 为对角矩阵
	(XI)	$\hat{\beta}_t^c = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^c \hat{\beta}_{t-j}^c + \varphi V_{t-1}^c + \phi NBP_{t-1}^c + u_t$, 其中 Φ_j^c 为对角矩阵
	(XII)	$\hat{\beta}_t^p = \mu + \sum_{j=1}^p \Phi_j^p \hat{\beta}_{t-j}^p + \varphi V_{t-1}^p + \phi NBP_{t-1}^p + u_t$, 其中 Φ_j^p 为对角矩阵

3. 我们对审稿专家针对该点提出的宝贵意见表示感谢!

2.2 样本外预测效果评估方法

为了比较不同模型的预测效果, 我们计算样本外 R^2 统计量:

$$R_{OS}^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^{T-h} \sum_m \sum_{\tau} (\sigma_{j+h}(m, \tau) - \hat{\sigma}_{j+h}^1(m, \tau))^2}{\sum_{j=1}^{T-h} \sum_m \sum_{\tau} (\sigma_{j+h}(m, \tau) - \hat{\sigma}_{j+h}^2(m, \tau))^2} \quad (2)$$

上面 (2) 式中 $\sigma_{j+h}(m, \tau)$ 为真实的隐含波动率, $\hat{\sigma}_{j+h}^1(m, \tau)$ 为由模型 1 预测的隐含波动率, $\hat{\sigma}_{j+h}^2(m, \tau)$ 为由模型 2 预测的隐含波动率, h 为预测步长. 若 $R_{OS}^2 > 0$, 则说明模型 1 的预测效果优于模型 2 的预测效果, 反之则说明模型 2 的预测效果优于模型 1 的预测效果. 本文的主要目的之一就是检验利用了 NBP 信息与不利用 NBP 信息的模型之间的预测差异性, 而这两类模型之间存在嵌套关系, 因此为了检验 R_{OS}^2 的显著性, 定义经过 MSPE (mean squared prediction error) 调整的统计量 f_t :

$$f_{t+h} = \sum_m \sum_{\tau} (\sigma_{j+h}(m, \tau) - \hat{\sigma}_{j+h}^1(m, \tau))^2 - \frac{\left[\sum_m \sum_{\tau} (\sigma_{j+h}(m, \tau) - \hat{\sigma}_{j+h}^2(m, \tau))^2 - \sum_m \sum_{\tau} (\hat{\sigma}_{j+h}^1(m, \tau) - \hat{\sigma}_{j+h}^2(m, \tau))^2 \right]}{2} \quad (3)$$

上式中假设模型 1 嵌套于模型 2 之中, 将 f_{t+h} 对常数做回归, 若常数显著且 $R_{OS}^2 > 0$, 则说明模型 1 的预测效果显著优于模型 2; 反之, 若常数显著且 $R_{OS}^2 < 0$, 则说明模型 2 的预测效果显著优于模型 1.

2.3 经济意义下预测效果评估方法

本节我们依据模型预测结果构建交易策略, 并检验该交易策略能否为投资者带来经风险调整后的超额收益. 具体地, 若在当前时刻 (第 t 天) 预测第 $t+h$ 天的看涨 (看跌) 隐含波动率比当天的隐含波动率大, 则买入该隐含波动率对应的看涨 (看跌) 期权合约, 同时卖出 (买入) delta (绝对值) 份的现货指数进行 delta 对冲以保证投资组合只受波动率的影响⁴. 相反, 若预测第 $t+h$ 天的看涨 (看跌) 隐含波动率比当天的隐含波动率小, 则卖出该隐含波动率对应的看涨 (看跌) 期权合约, 同时买入 (卖出) delta (绝对值) 份的现货指数进行 delta 对冲. 这里对冲比率 delta 根据 BSM 期权定价公式计算, 公式中的波动率采用模型预测的隐含波动率.

对于交易的合约类型, 考虑两种交易规则: 第一种交易规则 (trading rule 1) 是每天只交易根据预测结果能产生最大预期收益的合约来构建 delta 中性组合, 并且持有与预测步长相同的期限; 第二种交易规则 (trading rule 2) 是选择所有根据预测结果能产生收益的一篮子期权合约, 构建 delta 中性组合, 资产组合的持有期限与预测步长相同.

根据上述的交易策略和规则, 我们模拟每天固定投资 100000 新台幣. 令 P_t 为第 t 天 1 单位投资组合的价值, 即:

$$P_t = \sum_{i \in \Pi_+^{Call}} (Call_{i,t} - S_t \Delta_{i,t}^C) + \sum_{i \in \Pi_+^{Put}} (Put_{i,t} + S_t \Delta_{i,t}^P) - \sum_{i \in \Pi_-^{Call}} (Call_{i,t} - S_t \Delta_{i,t}^C) - \sum_{i \in \Pi_-^{Put}} (Put_{i,t} + S_t \Delta_{i,t}^P) \quad (4)$$

其中 $\Pi_+^{Call}(\Pi_-^{Call})$ 指产生买入 (卖出) 信号的看涨期权合约, $\Pi_+^{Put}(\Pi_-^{Put})$ 的意义相同; $Call_{i,t}(Put_{i,t})$ 为看涨 (看跌) 期权价格; S_t 为标的指数价格; $\Delta_{i,t}^C(\Delta_{i,t}^P)$ 为看涨 (看跌) 期权的 delta 的绝对值. 按照每天 100000 新台幣的投资总额, 每日的投资组合的总头寸为: $Q_t = 100000/|P_t|$. 在持有期末, 分 $P_t > 0$ 和 $P_t < 0$ 两种情况, 总投资收益为:

当 $P_t > 0$ 时:

$$\begin{aligned} V_{t+h} = & Q_t \left[\sum_{i \in \Pi_+^{Call}} (Call_{i,t+h} - Call_{i,t}) + \sum_{i \in \Pi_+^{Put}} (Put_{i,t+h} - Put_{i,t}) \right] + \\ & Q_t \left[\sum_{i \in \Pi_-^{Call}} (Call_{i,t} - Call_{i,t+h}) + \sum_{i \in \Pi_-^{Put}} (Put_{i,t} - Put_{i,t+h}) \right] - \\ & Q_t (S_{t+h} - S_t) \left[\sum_{i \in \Pi_+^{Call}} \Delta_{i,t}^C + \sum_{i \in \Pi_-^{Put}} \Delta_{i,t}^P - \sum_{i \in \Pi_-^{Call}} \Delta_{i,t}^C - \sum_{i \in \Pi_+^{Put}} \Delta_{i,t}^P \right] \end{aligned} \quad (5)$$

4. 这里我们模拟的交易策略采用现货指数, 现实中通常会采用期货合约来对冲 delta 风险, 由于期货交易为每日盯市和保证金交易, 这会使得投资组合的收益有所不同, 同时用期货合约对冲会面临基差风险, 而对基差风险的建模超出了本文的研究范围.

当 $P_t < 0$ 时:

$$\begin{aligned}
 V_{t+h} = & Q_t \left[\sum_{i \in \Pi_+^{Call}} (Call_{i,t+h} - Call_{i,t}) + \sum_{i \in \Pi_+^{Put}} (Put_{i,t+h} - Put_{i,t}) \right] + \\
 & Q_t \left[\sum_{i \in \Pi_-^{Call}} (Call_{i,t} - Call_{i,t+h}) + \sum_{i \in \Pi_-^{Put}} (Put_{i,t} - Put_{i,t+h}) \right] - \\
 & Q_t (S_{t+h} - S_t) \left[\sum_{i \in \Pi_+^{Call}} \Delta_{i,t}^C + \sum_{i \in \Pi_-^{Put}} \Delta_{i,t}^P - \sum_{i \in \Pi_-^{Call}} \Delta_{i,t}^C - \sum_{i \in \Pi_+^{Put}} \Delta_{i,t}^P \right] + 200000 * \exp(r_f/365)
 \end{aligned} \quad (6)$$

因此总投资收益率为 $V_{t+h}/100000$, 最后分别计算不同投资组合策略的 Sharpe ratio 和 Leland's alpha 来衡量经风险调整的投资收益. Leland's alpha 考虑了投资组合收益率的非正态性, 将偏度, 峰度等高阶矩的影响也考虑在内. 正的 Leland's alpha 表明具有正的超额收益率. 其计算公式分别为:

$$\text{sharpe ratio} = \frac{E(r_P - r_f)}{\sqrt{\text{var}(r_P - r_f)}} \quad (7)$$

$$\text{Lelands alpha} = E(r_P) - \beta_P [E(r_m - r_f)] - r_f \quad (8)$$

其中 r_P 为投资组合的收益率; r_m 为市场收益率, 这里用指数收益率来近似市场收益率; $\beta_P = \frac{\text{cov}(r_P, -(1+r_m)^{-\gamma})}{\text{cov}(r_m, -(1+r_m)^{-\gamma})}$ 反映系统性风险, $\gamma = \frac{\ln(E(1+r_m)) - \ln(1+r_f)}{\text{var}(\ln(1+r_m))}$ 为相对风险厌恶系数.

3 数据描述

本文选用中国台湾期货交易所上市交易的中国台湾加权股价指数选择权 (以下简称台指期权) 作为实证研究的对象. 台指期权是中国台湾金融市场上交易最为活跃的产品, 是一个成交活跃, 成熟度较高的期权品种. 台指期权属欧式期权, 合约到期月份为当月起连续 3 个月份加上 3 月, 6 月, 9 月, 12 月其中的 2 个接续的季月, 共计 5 个到期期限的合约在市场交易. 合约到期日一般为到期月的第 3 个星期三.

本文的实证分析所用的数据包括中国台湾加权股价指数和台指期权的日收盘价格数据, 台指期权逐笔成交数据以及中国台湾五大行的定存利率, 样本期为 2007 年 1 月 2 日至 2012 年 11 月 30 日, 共 1474 个交易日. 中国台湾加权股价指数数据来自中国台湾证券交易所网站, 台指期权日收盘价数据来自于中国台湾期货交易所网站, 五大行定存利率来自中国台湾经济新报数据库 (TEJ).

为了排除数据中夹杂的噪音成分和不合理部分, 参考陈蓉, 吕恺^[26], Goncalves 和 Guidolin^[3] 等的做法, 对台指期权原始数据进行以下筛选处理: ①剔除掉所有剩余期限小于等于 7 个日历日的期权价格数据, 因为期限过短或过长的期权都存在较大的流动性问题, 并且期限很短的期权包含的时间价值或波动信息已经很少; ②剔除日交易量小于 10 的合约, 因为过少的交易量难以反映真实的价格; ③剔除明显不合理的期权数据, 如违反期权理论价格上下约束的数据. 按照以上的规则经过筛选之后, 我们得到的数据总量为 131697, 其中看涨期权数量为 64222, 看跌期权样本数量为 67475, 每个交易日横截面数据量最大为 126, 最小为 12, 平均为 83.

按照在值程度和剩余期限对样本数据进行分组统计, 统计的结果如表 3 所示. 这里采用 Goncalves 和 Guidolin^[3] 等文献中普遍采用的分类准则, 即: 取在值程度为 $m = \frac{K}{Se^{r(T-t)}} - 1$, 对于看跌期权而言, 当 $m > 0.06$ 时为深度实值; 当 $0.06 \geq m > 0.01$ 时为实值; 当 $0.01 \geq m > -0.01$ 为平值; 当 $-0.01 \geq m > -0.06$ 为虚值; 当 $-0.06 \geq m$ 为深度虚值. 对于看涨期权而言只需要将 m 替换为 $-m$ 即可. 对于剩余期限, 定义短期期权合约约为距离到期日小于 60 天的合约, 中期合约为大于等于 60 天而小于等于 180 天的合约, 长期合约为大于 180 天的合约.

按照上述的分类准则, 可以看到: ①短期合约占合约类型的大多数, 其次是中期, 最后是长期合约, 其占比分别为 62.97%, 29.07%, 7.96%, 说明中国台湾期权市场更倾向于交易短期合约; ②从在值程度的维度来看, 合约数目最多的为虚值期权和深度虚值期权, 其次是实值期权和平值期权, 最后是深度实值期权; ③从交易

量来看, 交易最活跃的是虚值期权, 深度虚值期权及平值期权, 占比分别为 51.05%, 24.68% 和 17.95%, 这也和大多数期权市场的情况相类似.

表 3 台指期权隐含波动率曲面统计描述

		短期		中期		长期		总计	样本量	交易量
		看涨	看跌	看涨	看跌	看涨	看跌		百分比	百分比
深度虚值	样本数量	16024	17985	10560	14623	3776	4394	67362	51.15%	24.68%
	平均 IV	0.2262	0.3020	0.1916	0.2744	0.1652	0.2708	0.2510		
	标准差	0.0805	0.1077	0.0644	0.0834	0.0456	0.0608	0.0955		
虚值	样本数量	10131	10126	4604	3515	804	465	29645	22.51%	51.05%
	平均 IV	0.1981	0.2563	0.1652	0.2406	0.1496	0.2720	0.2177		
	标准差	0.0818	0.1084	0.0573	0.0850	0.0466	0.0790	0.0955		
平值	样本数量	4136	4022	1446	815	273	104	10796	8.2%	17.95%
	平均 IV	0.1971	0.2444	0.1673	0.2434	0.1581	0.2789	0.2140		
	标准差	0.0818	0.1084	0.0573	0.0850	0.0466	0.0790	0.0955		
实值	样本数量	7622	7261	1512	647	396	100	17538	13.32%	6.02%
	平均 IV	0.2183	0.2596	0.1694	0.2561	0.1550	0.3032	0.2316		
	标准差	0.0933	0.1209	0.0725	0.0980	0.0679	0.0738	0.1081		
深度实值	样本数量	2545	3082	286	275	107	61	6356	4.83%	0.3%
	平均 IV	0.3414	0.4031	0.2257	0.3496	0.1844	0.3152	0.3636		
	标准差	0.1699	0.2379	0.0907	0.1232	0.0764	0.0638	0.2062		
合计	样本数量	82934		38283		10480		131697	100%	100%
		(62.97%)		(29.07%)		(7.96%)		(100%)		
	平均 IV	0.2546		0.2263		0.2159		0.2433		
	标准差	0.1202		0.0884		0.0792		0.1100		

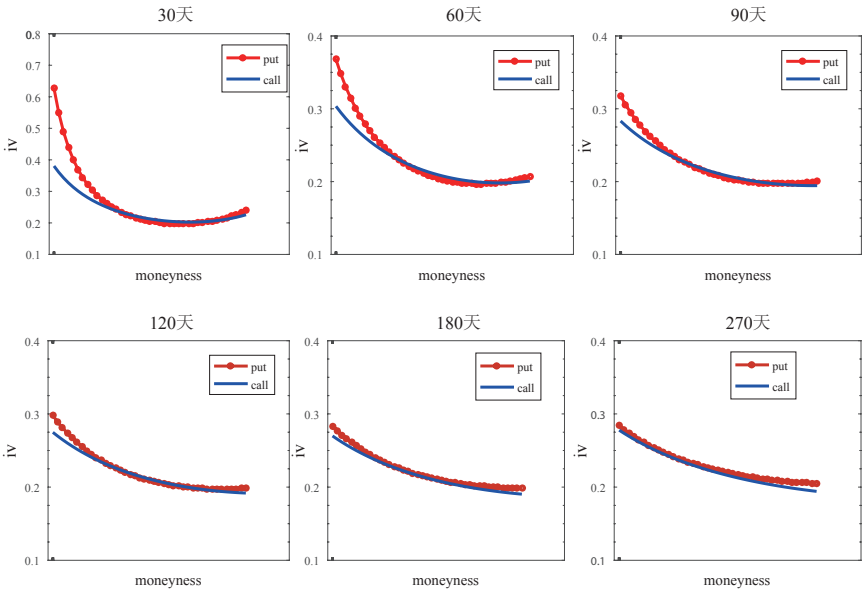


图 1 台指期权隐含波动率微笑

图 1 通过数值拟合给出了不同剩余期限下台指期权平均隐含波动率微笑的曲线形态, 结合表 3 的统计可以直观地得到台指期权隐含波动率曲面的一些主要特征: ①无论是看涨还是看跌, 隐含波动率都具有两端高中间低的非对称“微笑”的特征; ②所有看涨期权的隐含波动率都随着期限的增加而减小, 而看跌期权中只有深度虚值和深度实值具有这样的特征, 而虚值, 实值和平值期权都具有先略微下降而后上升的期限结构特征. 无论怎样, 这些特征都说明了台指期权隐含波动率确实随着在值程度和剩余期限的不同, 呈现出一定的规律性, 主要表现为非对称的波动率微笑和递减的期限结构; ③另外还可以看到, 看跌期权的隐含波动率总是比看涨期权的隐含波动率高, 这说明看跌期权市场价格偏高, 因此具有较高的隐含波动率.

4 实证结果

4.1 隐含波动率曲面的横截面拟合

对于样本周期内的每一天我们都根据 (1) 式拟合隐含波动率曲面, 得到系数 $\beta = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5)$ 的估计值, 采用的拟合方法为最小二乘拟合. 删除因数据太少而导致无法回归的交易日, 最终样本中满足条件的天数为 1470 天, 若仅考虑看涨期权合约, 样本中满足条件的天数为 1459 天, 而仅考虑看跌期权合约时样本中满足条件的天数为 1460 天. 表 4 给出了全样本横截面回归估计的统计描述结果. 从表中可见, 横截面回归的调整 R^2 平均为 79.15%, 最大的调整 R^2 为 98.10%, 最小的为 26.30%. Ljung-Box (LB) 统计量反映了每个 β 系数都具有显著的自相关性.

表 4 横截面回归估计结果

系数	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度	LB(1)	LB(10)
β_1	-1.4910	0.3688	-2.1020	-0.3384	0.4775	2.3405	1421.9***	12889***
β_2	-0.4188	0.3044	-2.4740	1.1563	-1.1916	8.2280	927.61***	5035.1***
β_3	0.5339	0.5870	-3.0596	4.3503	0.5770	7.6485	992.24***	6683.9***
β_4	0.0496	0.2697	-1.2192	1.0223	-0.4780	4.1925	948.04***	6293.9***
β_5	-1.0768	0.9338	-5.9415	2.5837	-0.1848	3.8558	1041.6***	8182.4***
\bar{R}^2	79.15%	12.35%	26.30%	98.10%	-82.66%	312.90%		
RMSE	0.0935	0.0535	0.0187	0.3465	1.3819	5.0167		

图 2 给出了 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$ 的时间序列图, 从图中可以看到所有 β 系数在时间维度上波动较大, 具有明显的时变性, 这也说明了台指期权隐含波动率曲面的时变性. 这为我们后面通过构造 β 系数的时间序列模型来刻画隐含波动率曲面的动态变化提供了依据. 图 3 给出了 β 系数的自相关和交叉相关图. 可以看出, 除了自相关明显外, 系数之间无论是同期还是滞后, 领先都具有明显的交叉相关特性. 这也说明了我们采用 VAR 模型对 β 系数进行时间序列建模以考察隐含波动率曲面的动态行为的合理性.

如前所述, 从理论上讲, 看涨和看跌期权隐含波动率曲面应该一致, 但是考虑到新兴市场的不完美性以及市场对看涨期权和看跌期权偏好上的差异, 两类期权交易行为的不同对隐含波动率曲面的形状会有所影响. 因此, 针对台指期权市场, 我们尝试对看涨和看跌期权隐含波动率曲面分开来拟合. 表 5 给出了分别对看涨和看跌期权隐含波动率利用 (1) 式拟合的结果. 可以看到, 由于看涨和看跌分开拟合时包含所有的虚值和实值期权, 因此导致拟合的调整 R^2 均有所下降.

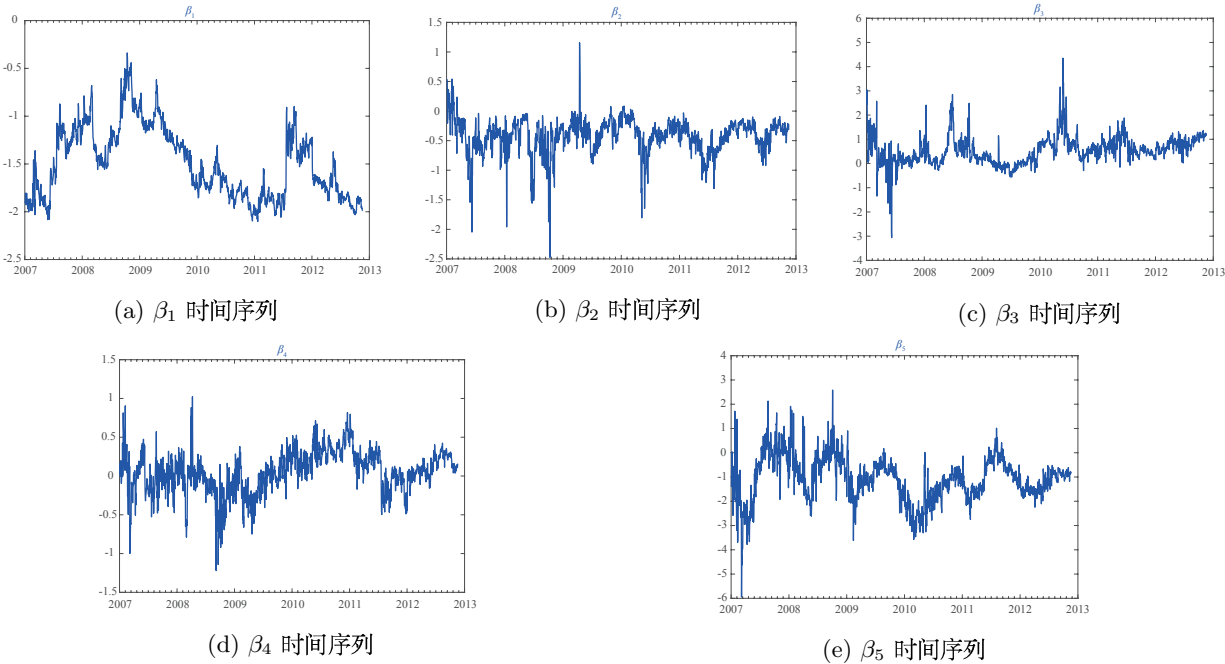


图 2 β 时间序列图

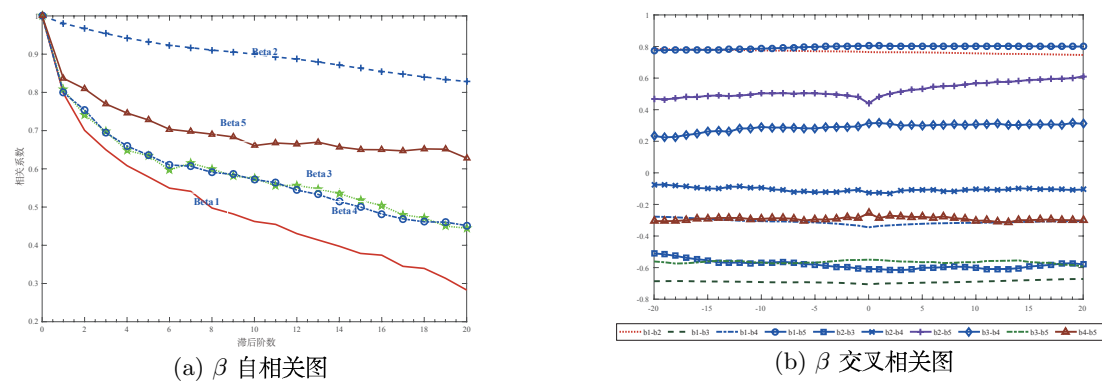


图 3 β 自相关与交叉相关图

表 5 看涨和看跌的横截面回归结果

系数	Call				Put			
	均值	标准差	最大值	最小值	均值	标准差	最大值	最小值
β_1	-1.6319	0.4312	-3.0181	-0.1924	-1.3865	0.4297	-2.4552	0.2596
β_2	0.0761	0.8285	-3.9251	4.6683	-0.1916	0.6461	-7.4680	1.6395
β_3	0.1910	1.1749	-7.2956	7.5508	0.3653	0.9318	-12.6804	2.5856
β_4	-0.0785	0.4582	-1.5672	2.3322	0.2642	0.5872	-3.5788	2.9700
β_5	0.3301	1.9668	-14.2784	17.0525	0.1116	1.6339	-15.9051	12.1026
\bar{R}^2	67.91%	22.04%	-9.18%	99.54%	77.70%	20.72%	-23.84%	99.14%
RMSE	0.0543	0.0243	0.0059	0.2384	0.0615	0.0579	0.0083	0.9093

4.2 隐含波动率曲面动态模型与样本外预测结果

我们估计表 1 中关于 β 系数的时间序列模型, 并在此基础上做外推预测. 预测起始时间点定为 2010 年 1 月 4 日, 使用截止该天的历史数据估计模型参数, 然后外推预测得到 2010 年 1 月 4 号之后 1 天至 7 天的隐含波动率. 按照相同的步骤, 采用滚动窗口估计每天的模型参数并进行外推预测.

表 6, 表 7 分别给出了所有模型向前 1 天的样本外预测结果以及预测效果对比的统计检验结果. 在评估样本外预测效果时, 我们采用 RMSE (root mean square error), MAE (mean absolute error), MCP (mean correct prediction) 三个度量指标, 其中 RMSE 表示每一天中所有合约的预测误差平方的均值平方根, 然后对整体预测区间取均值; MAE 表示每一天中所有合约的预测误差绝对值的均值, 然后对整体预测区间取均值; MCP 表示每一天中对隐含波动率的变化方向预测正确的百分比的均值. 表 7 给出了模型对比的检验统计量 R_{OS}^2 的估计值, 若 $R_{OS}^2 > 0$, 则说明前面的模型优于后面的模型; 括号内的数值为根据 (3) 式给出的统计量 f_t 对常数回归的 p 值, 用来检测 R_{OS}^2 的显著性. 在进行对比检验时, 我们首先针对所有样本, Call 样

表 6 向前 1 天隐含波动率样本外预测结果

		RMSE	MAE	MCP
VAR	模型 (I)	0.02497064	0.01957914	0.52120689
	模型 (II)	0.01586758	0.01186840	0.56711603
	模型 (III)	0.02364635	0.01705697	0.52553670
VAR_NBP	模型 (IV)	0.02497314	0.01958238	0.52101034
	模型 (V)	0.01586513	0.01186661	0.56583652
	模型 (VI)	0.02364710	0.01705566	0.52642842
RVAR	模型 (VII)	0.02493939	0.01955547	0.52389724
	模型 (VIII)	0.01591453	0.01196169	0.55789702
	模型 (IX)	0.02386718	0.01751303	0.50408130
RVAR_NBP	模型 (X)	0.02493279	0.01955318	0.52455390
	模型 (XI)	0.01590174	0.01195146	0.55723416
	模型 (XII)	0.02388359	0.01752615	0.50486423
Straw Man	模型 (XIII)	0.02516519	0.01958636	0.52045187
	模型 (XIV)	0.01589443	0.01167660	0.56405172
	模型 (XV)	0.02377595	0.01705451	0.51678493

表7 隐含波动率模型样本外预测对比检验 R_{OS}^2 结果

A. VAR 类与 VAR.NBP 类的对比:			B. RVAR 类与 RVAR.NBP 类的对比:		
All	Call	Put	All	Call	Put
0.000170	-0.001202**	0.000767	-0.000338	-0.003152**	0.000709
(0.788)	(0.048)	(0.534)	(0.162)	(0.027)	(0.951)
C. VAR 类与 RVAR 类的对比:			D. VAR/RVAR 类与 Straw Man 的对比:		
Call	Put		Call	Put	
0.008180***	-0.028797***		-0.075663***	-0.109506***	
(0.000)	(0.000)		(0.01)	(0.000)	

注: 括号中的数值为相应的 p 值. *, **, *** 分别代表 10%, 5%, 1% 的显著性水平.

本, Put 样本分别对比包含了 NBP 信息的模型与无 NBP 信息的模型之间的优劣 (表 7 的 A、B 部分), 然后对比 VAR 类模型和 RVAR 类模型的优劣 (表 7 的 C 部分), 最后将优胜者再与 Straw man 模型进行对比.

从表 6 和表 7 的结果我们可以得出以下结论:

第一, 净购买压力对隐含波动率曲面确有一定的预测力, 这与 Bollen 和 Whaley^[24], 郑振龙, 吕恺和林苍祥^[25] 的结论相符. 无论是 VAR 模型还是带限制条件的 RVAR 模型, 加入了 NBP 信息的预测模型在一定程度上要优于不加入 NBP 信息的预测模型. 具体来看: ①对于 Call 样本, 加入了 NBP 信息的 VAR 和 RVAR 模型的预测效果均要优于不加入 NBP 信息的 VAR 和 RVAR 模型, 对比结果均在 5% 的显著性水平下显著; ②对于 Put 样本, 加入了 NBP 信息的 VAR 和 RVAR 模型与不加入 NBP 信息的 VAR 和 RVAR 模型的预测效果对比均不显著, 可以认为两种情况无差异. 从表 6 可以看出对于 Put 样本的预测效果整体上总是明显差于 Call 样本, 略微优于混合样本, NBP 的信息对 Put 样本无预测效力; ③对于 Call 和 Put 的混合样本, 加入了 NBP 信息的 VAR 和 RVAR 模型与不加入 NBP 信息的 VAR 和 RVAR 模型的对比结果均不显著, 可以认为两种情况无差异. 我们推测, 这是由于每天不同的期权合约种类的净购买压力都有所不同, 而不同期权合约种类的净购买压力应该对不同的期权合约品种产生不同的影响, 根据所有看涨看跌期权计算出的净购买压力指标将不能准确反映这些差异性. 这个结果建议我们在预测隐含波动率曲面时应利用看涨期权的净购买压力指标和看跌期权的净购买压力指标分别对看涨和看跌期权隐含波动率曲面进行预测.

第二, 预测模型并不是越复杂越好. VAR, RVAR 以及 Straw Man 三类模型同是属于“两步法”, 差别在于第二步对 β 时间序列的设定不同. 对比之下, 我们发现虽然 VAR 的参数设定比 RVAR 复杂, 但两者实际上表现相当, 由模型对比的假设检验结果可以看出, RVAR.NBP 对于 Call 样本的表现优于 VAR.NBP, 而对于 Put 样本的表现又劣于 VAR.NBP. 而 Straw Man 模型的表现差于 RVAR.NBP 与 VAR.NBP, 显然这是由于 Straw Man 模型的设定太过于简单, 并不能反映出隐含波动率曲面的动态变化特征.

第三, 对比 Call 样本和 Put 样本的预测发现, 所有模型对 Call 样本的预测效果总是优于 Put 样本的预测效果. 这再次建议我们分别对看涨和看跌期权隐含波动率曲面进行预测是较优的选择.

进一步依据表 2, 在考虑交易量的情形下, 检验净购买压力对隐含波动率曲面的预测效果是否发生变化? 表 8 给出了统计检验的结果, 由 A 和 B 部分的结果可以看到, 结论与表 7 基本一致, 对于包含交易量信息的基础模型, 引入净购买压力指标的预测效果仍然要优于不包含净购买压力的预测效果, 并且预测效果也是主要来自于 Call 样本. 事实上, 从表 8 的 C 和 D 部分可以看到, 对于台指期权, 引入交易量的基础模型与无交易量的基础模型统计上并无显著性差异, 这也证明了净购买压力对隐含波动率曲面的影响要大于交易量.

表8 包含交易量的隐含波动率模型样本外预测对比检验 R_{OS}^2 结果

A. VVAR 类与 VVAR.NBP 类的对比:			B. RVVAR 类与 RVVAR.NBP 类的对比:		
All	Call	Put	All	Call	Put
-0.0002	-0.0013**	-0.0008	0.0003	-0.0032**	-0.0008
(0.155)	(0.041)	(0.235)	(0.853)	(0.014)	(0.276)
C. VVAR 类与 VAR 类的对比:			D. RVVAR 与 RVAR 的对比:		
All	Call	Put	All	Call	Put
-0.0002	-0.0009	-0.0006	0.00005	-0.0016	-0.0004
(0.454)	(0.282)	(0.353)	(0.843)	(0.111)	(0.46)

注: 括号中的数值为相应的 p 值. *, **, *** 分别代表 10%, 5%, 1% 的显著性水平.

此外, 我们也对向前 2 至 7 天的隐含波动率曲面分别进行了预测, 图 4 给出了向前 1 到 7 天的样本外预测的 RMSE 结果, 可以看到随着预测区间的增加, RMSE 所代表的预测误差近乎线性增加。

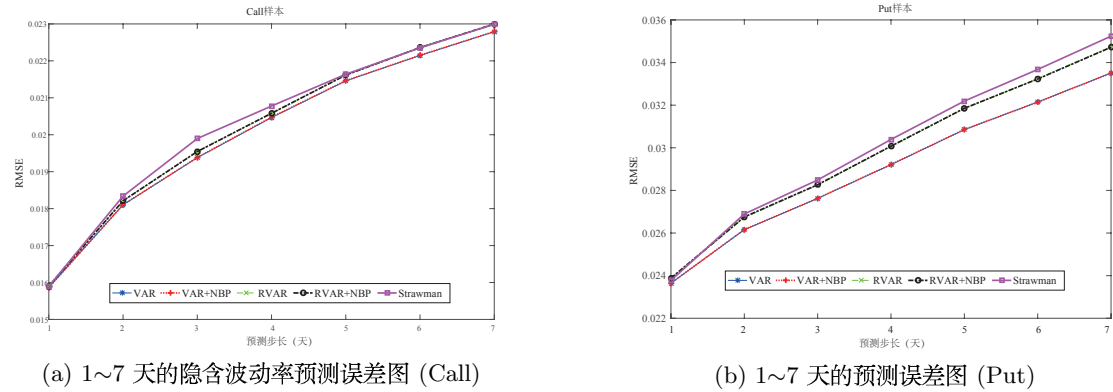


图 4 1~7 天预测误差图

4.3 样本外预测的经济意义显著性

根据模型的预测结果, 我们按照第 2.3 节的方法构造交易策略来检验模型样本外预测的经济意义显著性. 根据表 7 和 8 的结论, 我们只考虑引入净购买压力后的模型表现. 表 9 和表 10 分别给出了不考虑交易成本

表 9 不考虑交易成本的收益率					
	平均收益 (%)	标准差	t 统计量	Sharpe ratio (%)	Leland' alpha (%)
Trading rule 1:					
VAR_NBP	0.145	0.0119	3.28	11.75	0.14
RVAR_NBP	0.148	0.0123	3.24	11.62	0.14
Straw man	0.102	0.0122	2.25	7.95	0.096
Trading rule 2:					
VAR_NBP	0.286	0.0371	2.08	7.57	0.28
RVAR_NBP	3.711	0.918	1.09	4.06	3.69
Straw man	0.152	0.0360	1.13	4.07	0.14
Buy and hold:	-0.0043	0.0115	-0.10	-0.79	0

表 10 考虑交易成本的收益率					
	平均收益 (%)	标准差	t 统计量	Sharpe ratio (%)	Leland' alpha (%)
交易成本 = NT\$20					
Trading rule 1:					
VAR_NBP	0.141	0.0119	3.18	11.39	0.13
RVAR_NBP	0.143	0.0123	3.14	11.26	0.13
Straw man	0.097	0.0122	2.15	7.57	0.091
Trading rule 2:					
VAR_NBP	0.221	0.0351	1.7	6.17	0.21
RVAR_NBP	3.438	0.8587	1.08	4.00	3.42
Straw man	0.092	0.0376	0.66	2.32	0.085
Buy and hold:	-0.0056	0.0115	-0.13	-0.90	0
交易成本 = NT\$50					
Trading rule 1:					
VAR_NBP	0.134	0.0119	3.03	10.85	0.13
RVAR_NBP	0.137	0.0123	2.99	10.71	0.13
Straw man	0.090	0.0122	2.00	7.01	0.08
Trading rule 2:					
VAR_NBP	0.124	0.0323	1.04	3.70	0.12
RVAR_NBP	3.027	0.7762	1.05	3.89	3.01
Straw man	0.0035	0.0406	0.02	-0.03	-0.003
Buy and hold:	-0.0075	0.0115	-0.18	-1.07	0

和考虑交易成本下的各个模型在不同交易规则下的平均收益率, Sharpe ratio 以及 Leland's alpha 等. 从表 9 中可以看到: 首先, 第二种交易规则 (交易所有预测收益大于 0 的合约) 与第一种交易规则 (只交易预测收益最大的合约) 相比, 第二种交易规则的平均收益要明显大于第一种交易规则, 但是 Sharpe ratio 却小于第一种交易规则, 这说明在传统的均值 - 方差度量框架下, 第二种交易规则的高收益伴随着高风险. 但是从 Leland's alpha 来看, 第二种交易规则反而更大, 这也说明了期权收益的非正态性. 总的来说, 第二种交易规则的表现要好于第一种交易规则, 因为第二种交易规则利用了隐含波动率曲面上的所有预测信息, 因而获得的收益率更高. 针对第二种交易规则具体来看, 所有预测模型产生的收益都要大于简单的持有指数策略 (Buy and hold TWSE) 所产生的收益, 而三类预测模型中, RVAR_NBP 模型的表现最好, Sharpe ratio 和 Leland's alpha 都是三者之中最大的, 表现最差的为 Straw Man, Sharpe ratio 和 Leland's alpha 均是最小.

考虑交易成本的引入对上述结果的影响. 台指期权交易成本包含交易经手费, 结算手续费, 交割手续费以及交易税, 中国台湾期货交易所规定每份期权合约的交易费用包括交易手续费 NT\$6, 结算手续费 NT\$4, 交割手续费 NT\$4 以及交易税率 0.001. 我们将一单位组合的交易成本设置为 NT\$20 以及 NT\$50 后的结果如表 10 所示. 可以看到, 考虑交易成本之后, 收益率以及 Sharpe ratio 和 Leland's alpha 指标均有所下降, 但基本结论与表 7 保持一致, 除了交易成本为 NT\$50 下的 Straw Man 模型在第二种交易策略下超额收益率为负之外, 其余模型均能获得超额收益率.

5 结论与展望

能否对期权市场隐含波动率曲面进行预测一直是期权理论研究和实务探索的重要问题. 由于隐含波动率曲面的高维属性, 对隐含波动率曲面进行动态建模并通过模型进行预测一般在理论上具有较大的难度. 本文针对台指期权市场, 采用“两步法”构建了台指期权隐含波动率曲面动态模型, 并考察了期权净购买压力信息对隐含波动率曲面预测的影响. 通过实证研究, 本文构造的隐含波动率曲面动态模型能较好地捕捉台指期权隐含波动率曲面的动态变化特征, 依据模型结果构造的简单交易策略能够获得超额收益. 这启示我们, 对于中国 50ETF 期权市场, 在历史样本量足够的情况下, 可以采用同样的方法来刻画隐含波动率曲面动态行为. 另外, 发现当不区分看涨和看跌期权合约时, 净购买压力指标对隐含波动率曲面不具有稳定的预测效力, 而分别对看涨 (看跌) 期权隐含波动率曲面加入看涨 (看跌) 期权净购买压力指标之后, 模型的样本外预测效果得到提升, 这说明期权净购买压力的确具有对隐含波动率曲面的预测效力. 另一方面, 可以看到“两步法”模型本质是基于计量统计方法的模型, 其对隐含波动率曲面的动态行为缺乏经济意义上的解释, 因此进一步探索更具经济意义的隐含波动率曲面动态模型, 以及更加高效且简便易行的隐含波动率曲面预测模型是后续研究中重点努力的方向.

参考文献

- [1] Dumas B, Fleming J, Whaley R E. Implied volatility functions: Empirical tests[J]. The Journal of Finance, 1998, 53: 2059-2106.
- [2] Cont R, Fonseca J. Dynamics of implied volatility surface[J]. Quantitative Finance, 2002, 2: 45-60.
- [3] Goncalves S, Guidolin M. Predictable dynamics in the S&P 500 index options implied volatility surface[J]. The Journal of Business, 2006, 79(3): 1591-1635.
- [4] Fengler M R, Hardle W, Mammen E. A semi-parametric factor model for implied volatility surface dynamics[J]. Journal of Financial Econometrics, 2007, 5: 189-218.
- [5] 郑振龙. 金融资产价格的信息含量: 金融研究的新视角 [J]. 经济学家, 2009, 11: 69-78.
Zheng Z L. Information contents of financial asset prices: A new perspective on financial studies[J]. Economist, 2009, 11: 69-78.
- [6] 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 Z L. The implied information of financial assets prices: Goals, approached and applications[J]. Economic Perspectives, 2012, 3: 33-40.
- [7] 林宇, 陈粘, 陈宴祥. 基于 HMM-EGARCH 的银行间同业拆放利率市场波动预测研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(3): 593-603.
Lin Y, Chen Z, Chen Y X. Shibor volatility forecast based on hidden Markov model EGARCH model[J]. Systems

- Engineering — Theory & Practice, 2016, 36(3): 593–603.
- [8] 施雅丰, 艾春荣. 中国股市波动率的广义周内特征及其预测模型 [J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(8): 1918–1927.
Shi Y F, Ai C R. A volatility model for Chinese stock market with generalized day-of-the-week effect[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2016, 36(8): 1918–1927.
- [9] 田凤平, 杨科. 基于 TVS-HAR 模型的农产品期货市场已实现波动率的预测研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(12): 3003–3016.
Tian F P, Yang K. Forecasting realized volatility of agricultural commodity futures using TVS-HAR model[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2016, 36(12): 3003–3016.
- [10] Guidolin M, Timmermann A. Option prices under Bayesian learning: Implied volatility dynamics and predictive densities[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2003, 27: 717–769.
- [11] Garcia R, Richard L, Eric R. Empirical assessment of an inter temporal option pricing model with latent variables[J]. Journal of Econometrics, 2003, 116: 49–83.
- [12] Fengler M R, Hardle W K, Villa C. The dynamics of implied volatilities: A common principal components approach[J]. Review of Derivatives Research, 2003, 6: 179–202.
- [13] Carr P, Wu L. Analyzing volatility risk and risk premium in option contract: A new theory[J]. Journal of Financial Economics, 2016, 120: 1–20.
- [14] Harvey C R, Whaley R E. Market volatility prediction and the efficiency of the S&P 100 index option market[J]. Journal of Financial Economics, 1992, 31: 43–73.
- [15] Guo D. Dynamic volatility trading strategies in the currency option market[J]. Review of Derivatives Research, 2000, 4: 133–154.
- [16] Brooks C, Oozeer M C. Modeling the implied volatility of options on long gilt futures[J]. Journal of Business Finance and Accounting, 2002, 29: 111–137.
- [17] Fernandes M, Medeiros M C, Scharth M. Modeling and predicting the CBOE market volatility index[J]. Journal of Banking & Finance, 2014, 40: 1–10.
- [18] Konstantinidi E, Skiadopoulos G, Tzagkaraki E. Can the evolution of implied volatility be forecasted? Evidence from European and US implied volatility indices[J]. Journal of Banking & Finance, 2008, 32: 2401–2411.
- [19] Bernales A, Guidolin M. Can we forecast the implied volatility surface dynamics of equity options? Predictability and economic value tests[J]. Journal of Banking & Finance, 2014, 46: 326–342.
- [20] Diebold F X, Li C. Forecasting the term structure of government bond yields[J]. Journal of Econometrics, 2006, 130: 337–364.
- [21] Donaldson R G, Kamstra M J. Volatility forecasts, trading volume, and the ARCH versus option-implied volatility trade-off[J]. Journal of Financial Research, 2005, 28(4): 519–538.
- [22] Le V, Zurbuegg R. The role of trading volume in volatility forecasting[J]. Journal of International Financial Markets Institutions and Money, 2010, 20(5): 533–555.
- [23] Le V, Zurbuegg R. Forecasting option smile dynamics[J]. International Review of Financial Analysis, 2014, 35: 32–45.
- [24] Bollen N P B, Whaley R E. Does net buying pressure affect the shape of implied volatility functions?[J]. The Journal of Finance, 2004, 59: 711–753.
- [25] 郑振龙, 吕恺, 林苍祥. 净购买压力的信息含量: 台湾期权市场的证据 [J]. 金融研究, 2014, 4: 114–127.
Zheng Z L, Lü K, Lin C X. Information content of net buying-pressure: Evidence from the TXO market[J]. Journal of Financial Research, 2014, 4: 114–127.
- [26] 陈蓉, 吕恺. 隐含波动率曲面: 建模与实证 [J]. 金融研究, 2010, 8: 136–154.
Chen R, Lü K. Implied volatility surface: Modeling and empirical test[J]. Journal of Financial Research, 2010, 8: 136–154.
- [27] 毛娟, 王建华. 隐含波动率曲面的非参数拟合 [J]. 武汉理工大学学报 (信息与管理工程版), 2009, 2: 197–199.
Mao J, Wang J H. Nonparametric fitting of implied volatility surface[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2009, 2: 197–199.
- [28] 陈蓉, 廖木英, 徐婉菁. 期权隐含偏度风险溢价: 来自中国台湾市场的证据 [J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(5): 1099–1108.
Chen R, Liao M Y, Xu W J. The option-implied skewness risk premium: Evidence from Taiwan China market[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2016, 36(5): 1099–1108.