

中国股票市场尾部风险与收益率预测

——基于 Copula 与极值理论的 VaR 对比研究

陈 坚

(厦门大学 经济学院,福建 厦门 361005)

摘 要:目前,在险价值(VaR)被广泛应用于风险管理与投资组合分析中,在股票市场,它表示股票收益的尾部风险。相关研究发现 VaR 对未来股票收益具有预测作用。根据 Copula 方法和极值理论方法分别构建 VaR ,考察其对中国股票市场是否具有样本内和样本外的预测能力,实证结果发现:与传统经济变量作对比,基于极值理论的 VaR 具有较强的预测能力,而基于 Copula 方法的 VaR 的预测效果并不十分显著。

关键词:样本外预测;极值理论;Copula; VaR ;尾部风险

中图分类号:F830 **文献标识码:**A **文章编号:**0438-0460(2014)04-0045-10

一、引言

股票市场收益预测一直是金融学领域的核心问题之一,同时它与投资组合管理、资金成本和市场有效性等其他金融学问题紧密相关。大量文献围绕这一问题展开了研究。例如,姜富伟等(2011)发现经济变量可以预测中国股票市场收益。除了传统的经济变量外,Bali等(2009)发现股票收益的尾部风险同样具有一定的预测能力。针对美国个股收益和国际股票收益,Huang等(2012)和 Galsband(2012)同样发现尾部风险的预测能力。根据 Bali(2009),在险价值(VaR)可以衡量股票收益的尾部风险。目前, VaR 已经被银行、证券公司、基金公司等金融机构广泛采纳,作为风险管理的有效手段。但是,对于如何构建 VaR ,却存在不同的方法。现阶段较为流行的两种估计 VaR 的方法是极值法和 Copula 方法。对于这两种方法在风险管理中的应用,相关文献展开了大量的讨论,比如花拥军和张宗益(2010),陈守东等(2007),韦艳华和张世英(2007),江涛(2010),以及 Gupta 和 Liang(2005)等。

上述两种方法都有各自的优点。由于股票收益往往呈现出具有“厚尾”特点的非对称分布,传统的正态分布方法计算的 VaR 会低估极端事件造成的影响,从而使得 VaR 的估计值出现偏差。而极值法的 VaR 可以不用考虑股票收益的整体分布,而只需要关注尾部分布。这种方法充分考虑了极端事件出现的可能性,例如金融危机造成的股票市场暴跌。Copula 方法则是根据上证和深证两

收稿日期:2014-03-10

基金项目:国家自然科学基金项目“基于扇形偏好的一般均衡期权定价方法及其对股价跳跃的应用”(71201136)

作者简介:陈坚,男,北京人,厦门大学经济学院助理教授,经济学博士。

个交易市场上股票收益率的联合分布,从而构造整体股票市场的 VaR 。这种方法充分考虑了两个交易市场的关联,而不是独立地去研究某一个股票市场。

因此,本文通过极值法和 Copula 方法分别构建 VaR ,并考察其对中国股票市场超额收益的预测能力。针对中国股票市场,虽然大量文献讨论了 VaR 在股票市场中的应用,但本文是第一篇从股票收益可预测性的角度比较两种不同的 VaR 构建方法。具体来说,我们从三个方面对比极值法 VaR 和 Copula VaR :样本内预测、样本外预测以及投资组合管理的应用。

首先,样本内分析是通过传统的预测回归模型,分别考察极值法 VaR 和 Copula VaR 对中国股票市场的预测能力,并与经济变量的预测结果相对比。实证结果显示,基于极值理论的 VaR 具有很强的样本内预测能力。其回归模型的 R^2 达到了 4.55%,且统计显著。这种预测能力明显优于经济变量的预测能力,说明极值法 VaR 提供了比经济变量更多的可预测未来股票市场收益的信息。与之对比,Copula VaR 对中国股市的预测能力较弱,预测效果没有明显优于经济变量。

其次,我们参考 Campbell 和 Thompson(2008)与 Welch 和 Goyal(2008)的做法,对两种 VaR 进行了样本外的检验。结果和样本内的预测结果是一致的。极值法 VaR 表现出较强的样本外预测能力,样本外 R^2 达到了 4.31%。这说明使用极值法 VaR 作为预测变量的模型显著优于使用历史平均值预测的基准模型。而 Copula VaR 的样本外预测效果不佳,样本外 R^2 为负,说明其预测能力没有超过使用历史平均值的预测。与经济变量相对比,极值法 VaR 的样本外表现明显好于所有经济变量,而 Copula VaR 并没有比经济变量提供更多的预测信息。

最后,我们利用两种 VaR 的样本外预测结果构建不同投资组合,判断哪种投资组合可以为投资人带来更多的经济收益。根据 Campbell 和 Thompson(2008),我们主要有三种评价标准:夏普比率(Sharpe Ratio)、效用收益(CER Gain)以及考虑交易成本后的效用收益。显然,由于极值法 VaR 提供了更多的预测信息,因此通过基于 VaR 的预测模型得到的投资组合的夏普比率最高,为 0.20。这一结果是购买和持有市场收益投资策略(Buy-and-hold)的两倍多。而 Copula VaR 只有 0.01,基本与购买和持有投资策略的结果持平。对于效用收益(CER Gain)以及考虑交易成本后的效用收益,极值法 VaR 对应的结果分别为 5.04%和 4.94%。这说明利用极值法 VaR 构建的投资组合为风险厌恶的投资人带来了更大的经济效用,为此投资人愿意支付 504 个基点(494 个基点)的每年投资组合管理费用。Campbell 和 Thompson(2008)称之为经济上显著。而 Copula VaR 的效用收益为负,表示该变量的样本外预测能力经济上不显著。

总之,通过本文的样本内和样本外的检验,发现基于极值理论的 VaR 对中国股票市场未来收益具有更强的预测能力,而基于 Copula 方法的 VaR 预测能力较弱。

二、构建在险价值(VaR)

(一)基于极值理论的 VaR

传统方法的 VaR 需要假设股票收益服从正态分布,而大量文献发现股票收益分布具有明显的“厚尾”特征。这表明,正态分布法的 VaR 忽略了极端事件的影响,从而低估了尾部风险。而基于极值理论的 VaR (VaR^{EVT})区别于传统的正态分布方法,只需要假设股票对数收益的尾部分布服从广义帕累托分布(Generalized Pareto Distribution, GPD)。

具体的估计方法如下^①:首先,假设 $X_t, t = 1, 2, \dots, n$ 为样本观测值,其分布函数为 $F(x) = \Pr$

^① 关于极值理论与 VaR 估计的更详细介绍,读者可参考花拥军和张宗益(2010),以及陈守东等(2007)。

$\{X_i < x\}$ 。对于超过某一阈值(u)的样本观测值 $X_i > u$,超出阈值的部分定义为 $y = X_i - u$ 。那么,超阈值的条件分布函数为

$$F_u(y) = \Pr\{X - u \leq y \mid X > u\} \quad (1)$$

其条件概率可以写为

$$F_u(y) = \frac{\Pr\{X - u \leq y \mid X > u\}}{\Pr\{X > u\}} = \frac{F(y + u) - F(u)}{1 - F(u)} \quad (2)$$

既然对于 $X > u$, $x = y + u$,那么

$$F(x) = [1 - F(u)]F_u(y) + F(u) \quad (3)$$

其次,根据 Balkema 和 De Haan(1974)以及 Pickands(1975),超阈值(y)近似服从广义帕累托分布(Generalized Pareto Distribution, GPD)。GPD 的具体表达式为

$$G_{\xi, \sigma, \nu}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x - \nu}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}} & \text{如果 } \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-\frac{(x-\nu)}{\sigma}} & \text{如果 } \xi = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, ξ, σ, ν 分别是 GPD 的形状参数,规模参数,以及位置参数。如果 $F_u(y)$ 满足 GPD 形式,那么

$$F(x) = [1 - F(u)]G_{\xi, \sigma, \nu}(x - u) + F(u) \quad (5)$$

其中, $F(u)$ 可以近似写为 $F(u) = \frac{N-n}{N}$, n 表示超过阈值的样本数,而 N 是全部观测值。至此,公式(5)可以改写为

$$\begin{aligned} F(x) &= \left(\frac{n}{N}\right) \left[1 - \left(1 + \frac{\xi}{\sigma}(x - u)\right)^{-1/\xi}\right] + \left(1 + \frac{n}{N}\right) \\ &= 1 - \frac{n}{N} \left(1 + \frac{\xi}{\sigma}(x - u)\right)^{-1/\xi} \end{aligned} \quad (6)$$

如果用 p 表示超出 VaR 的概率,即显著性水平,那么 $p = 1 - F(x)$ 。

实际应用中,可以根据最大似然估计法对 GPD 中的参数进行估计,从而得到 $F(x)$ 的估计值,对于给定某个置信水平 p ,由公式(6)可以得到

$$VaR = u + \frac{\sigma}{\xi} \left[\left(\frac{N}{n}p\right)^{-\xi} - 1 \right] \quad (7)$$

当 $\xi = 0$ 时, GPD 分布简化为指数分布,而 $VaR = u - \sigma \ln\left(\frac{N}{n}p\right)$ 。

(二) 基于 Copula 方法的 VaR

设随机变量 (x_1, \dots, x_n) 的联合分布函数为 F , 令边缘分布为 $F_1(\cdot), \dots, F_n(\cdot)$, 那么存在一个 Copula 函数 C , 满足: $F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n))$ 。由于本文的研究重点在于上证和深证股票市场,因此上述多元 Copula 函数可以简化为二元。若随机变量 (x, y) 分别服从边缘分布 $F_x(\cdot)$ 和 $F_y(\cdot)$, 则存在一个 Copula 函数 C , 使得 $F(x, y) = C(F(x), F(y))$ 。

本文选用了 Genest 和 Mackay(1986)提出的阿基米德 Copula 分布函数(Archimedean Copula)。其具体表达式为

$$C(u_1, \dots, u_n) = \varphi^{-1}(\varphi(u_1), \dots, \varphi(u_n)) \quad (8)$$

其中,函数 $\varphi(\cdot)$ 又称为阿基米德 Copula 函数 $C(u_1, \dots, u_n)$ 的生成元,阿基米德 Copula 函数由其生成元唯一确定。常用的三种阿基米德 Copula 函数包括 Gumbel Copula, Clayton Copula, 以及

Frank Copula^①

Copula VaR 的构建方法具体如下^②:首先,利用 EGARCH 模型刻画股票收益的波动特性,进而对收益率的条件分布特征进行描述。EGARCH(1,1)模型如下,

$$x_t = \mu_x + \eta_t$$

$$\ln(\sigma_{x,t}^2) = \omega_x + \alpha_x \left| \frac{\eta_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{x,t-1}^2}} \right| + \beta_x \frac{\eta_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{x,t-1}^2}} + \gamma \ln(\sigma_{x,t-1}^2) \quad (9)$$

其中, x_t 为股票收益率, μ_x 为收益率分布的均值, η_t 为干扰项且 $\eta_t | I_{t-1} \sim i. i. N(0, \sigma_{x,t-1}^2)$, $\sigma_{x,t}$ 为股票收益率的条件波动率。如果用 EGARCH 模型分布描述上证和深证两个市场,则各自的边缘函数为

$$F_t(x_t | I_{t-1}) \sim \Phi\left(\frac{x_t - \mu_x}{\sqrt{\sigma_{x,t}^2}} | I_{t-1}\right), G_t(y_t | I_{t-1}) \sim \Phi\left(\frac{y_t - \mu_y}{\sqrt{\sigma_{y,t}^2}} | I_{t-1}\right) \quad (10)$$

其中, Φ 为标准正态分布的累积分布函数。

其次,将公式(10)中的边缘分布代入到 Copula 函数(8)中,可以得到

$$(x_t, y_t) | I_{t-1} \sim C\left(\Phi\left(\frac{x_t - \mu_x}{\sqrt{\sigma_{x,t}^2}} | I_{t-1}\right), \Phi\left(\frac{y_t - \mu_y}{\sqrt{\sigma_{y,t}^2}} | I_{t-1}\right)\right) \quad (11)$$

至此,对于选取的上证和深证市场的股票收益率组合,只要先确定其各自的边缘分布函数,然后代入到选取的 Copula 函数中,就可以获得这两个收益率序列的条件相关结构了。

最后,利用最大似然估计法估计 Copula 函数中的参数,从而求出联合分布函数的概率密度函数。根据 Copula 函数模拟产生两个均匀分布的时间序列,并利用反函数得到收益率的取值,最终计算得出上证和深证等权重组合的 VaR。

三、股票市场预测的计量方法

(一) 样本内预测检验

样本内预测回归模型,

$$R_{t+1} = \alpha + \beta VaR_t + \varepsilon_{t+1} \quad (12)$$

其中, R_{t+1} 代表了时间 $t + 1$ 的股票超额收益, VaR_t 是 t 时刻的在险价值, ε_{t+1} 是残差项。通过最小二乘法(OLS)估计参数 β , 从而获得对应的 t 统计量,进而判断 VaR 是否具有预测能力。具体来说,原假设是 $\beta = 0$, 即没有预测能力;备选假设是 $\beta \neq 0$, 即 VaR 包含的信息可以预测未来股票超额收益。与此同时,对比 VaR 的预测能力,我们考虑了六个中国经济变量作为预测因子。^③

$$R_{t+1} = \alpha + \beta X_t + \varepsilon_{t+1} \quad (13)$$

其中, X_t 代表了中国经济变量。为了考察 VaR 预测能力的稳健性,我们在回归模型(12)中加入经济变量作为控制变量,即

$$R_{t+1} = \alpha + \beta_1 VaR_t + \beta_2 X_t + \varepsilon_{t+1} \quad (14)$$

(二) 样本外预测检验

根据 Campbell 和 Thompson(2008)与 Goyal 和 Welch(2008)的样本外方法,我们把总样本观测

① 本文对这三种阿基米德 Copula 函数分别进行了检验,发现 Frank Copula 函数能够很好地描述上证与深证市场的相关结构,因此在本文接下来的分析中,我们将主要讨论 Frank Copula 函数。

② 更多关于 Copula 在风险度量 and 构建 VaR 中的应用,可以参考韦艳华和张世英(2007)以及江涛(2010)。

③ 姜富伟等(2011)发现中国经济变量对中国股市有预测作用。

值分成由 n_1 个观测值组成的样本内估计期和 n_2 个观测值组成的样本外检测期两部分。 VaR 对股票超额收益的初始样本外预测是

$$\hat{R}_{n_1+1} = \hat{\alpha}_{n_1} + \hat{\beta}_{n_1} VaR_{n_1} \quad (15)$$

把 $\{R_{t+1}\}_{t=1}^{n_1-1}$ 对常数项和 $\{VaR_t\}_{t=1}^{n_1-1}$ 做线性回归可以得到公式(12)中的最小二乘估计量 $\hat{\alpha}_{n_1}$ 和 $\hat{\beta}_{n_1}$ 。下一期的样本外预测是

$$\hat{R}_{n_1+2} = \hat{\alpha}_{n_1+1} + \hat{\beta}_{n_1+1} VaR_{n_1+1} \quad (16)$$

把 $\{R_{t+1}\}_{t=1}^{n_1}$ 对常数项和 $\{VaR_t\}_{t=1}^{n_1}$ 做线性回归可以得到 $\hat{\alpha}_{n_1+1}$ 和 $\hat{\beta}_{n_1+1}$ 。以此类推,一共可以得到 n_2 个 VaR_t 对股票超额收益 R_{t+1} 的样本外预测值, $\{\hat{R}_{t+1}\}_{t=n_1}^{T-1}$ 。

我们用历史平均收益作为样本外预测基准, $\bar{r}_{t+1} = \sum_{j=1}^t r_j$ 。如果潜在预测变量包含的信息能预测中国股票超额收益,那么该变量的样本外预测表现应该优于使用历史平均收益预测这一基准模型,因为后者忽略了有用的预测信息。

根据 Campbell 和 Thompson(2008),样本外 R^2 (R_{OS}^2) 可以用来比较 \hat{R}_{t+1} 和 \bar{R}_{t+1} 的样本外预测能力。

$$R_{OS}^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{n_2} (R_{n_1+k} - \hat{R}_{n_1+k})^2}{\sum_{k=1}^{n_2} (R_{n_1+k} - \bar{R}_{n_1+k})^2} \quad (17)$$

当 $R_{OS}^2 > 0$ 时, \hat{R}_{t+1} 的样本外预测优于 \bar{R}_{t+1} 的样本外预测。Clark 和 West(2007)提出了 $MSPE-adjusted$ 统计量对 R_{OS}^2 进行假设检验。

(三) 资产配置与投资组合管理

根据 Campbell 和 Thompson(2008),预测变量除了应具有样本外的预测能力,同时也应该具有一定的经济意义。从资产配置和投资组合管理的角度来说,当一个预测变量可以预测未来股票收益时,投资人便可以利用这一预测结果进行投资组合管理,从而获得比利用历史均值构造的投资组合更高的经济收益。具体方法如下,

在时间 t ,投资人最优地进行资产配置,其赋予投资组合中股票的权重为

$$\omega_t = \frac{1}{\gamma} \frac{\hat{R}_{t+1}}{\hat{\sigma}_{t+1}^2} \quad (18)$$

其中, γ 是风险厌恶参数, \hat{R}_{t+1} 是样本外的股票超额收益预测,而 $\hat{\sigma}_{t+1}^2$ 是股票变动方差的预测。投资人赋予无风险债券的权重则为 $1 - \omega_t$ 。因此, $t + 1$ 时刻的投资组合收益 (R_{t+1}^p) 为

$$R_{t+1}^p = \omega_t R_{t+1} + (1 - \omega_t) R_{t+1}^f \quad (19)$$

其中, R_{t+1}^f 是无风险利率。根据 Campbell 和 Thompson(2008),我们使用三年滚动窗口的股票收益数据来估计其变动方差,股票资产权重 (ω_t) 允许最多 50% 的卖空,风险厌恶系数 (γ) 给定 为 5。

判断投资组合收益 (R_{t+1}^p) 的标准有三个:夏普比率(Sharpe Ratio)、效用收益(CER Gain)以及换手率(Turnover)。月度的夏普比率是由投资组合的超额收益与标准差的比计算得出的。月度换手率是平均每月交易资产的百分比。而投资组合效用(CER)等于

$$CER = \hat{\mu}_p + 0.5\gamma\hat{\sigma}_p^2 \quad (20)$$

其中, $\hat{\mu}_p$ 和 $\hat{\sigma}_p^2$ 分别是样本外预测期间的投资组合样本均值和方差。CER 可以解释为投资人

愿意放弃风险投资从而获得的等价无风险收益。

效用收益(CER gain)则是投资人使用预测模型构建的投资组合的 CER 与利用历史均值预测构建的投资组合 CER 之差。乘以 12 后,效用收益可以被解释为每年的投资组合管理费用,即投资人愿意为了获得通过模型预测的未来股票收益而支付的金额,以取代通过历史平均收益预测未来股市收益。这里我们考虑不存在交易成本和存在 50 个基点的交易成本两种情况。

四、实证研究

(一)数据描述

首先,我们选用了上证和深证所有的 A 股非 ST 股票的市值加权市场投资组合。样本期为 2001 年 1 月到 2012 年 12 月。^① 所有股票收益数据和用来构造超额收益的无风险利率均来自锐思数据库。

其次,在险价值(VaR)是根据极值理论和 Copula 方法构建的,分别用 VaR^{EVT} 和 VaR^{Copula} 表示。我们使用上证和深证所有股票的日度收益率以五年滚动窗口估计 95% 置信度的 VaR 。

最后,参照姜富伟等(2011),本文选用了六个经济变量。^② 股利支付率(D/E),是在上证和深证上市的所有 A 股上市公司的总股利的对数与总盈余的对数之差,总股利和总盈余分别是通过把过去 12 个月的股利和盈余移动加总得到的。股利价格比(D/P)是在上证和深证上市的所有 A 股上市公司的总股利的对数和总市值的对数之比。股息率(D/Y)是在上证和深证上市的所有 A 股上市公司的总股利的对数与滞后总市值的对数之差。盈余价格比(E/P)是在上证和深证上市的所有 A 股上市公司的总盈余的对数与总市值的对数之差。面值市值比(B/M)是在上证和深证上市的所有 A 股上市公司的总账面价值除以总市值。通货膨胀率(INF)是根据国家统计局公布的居民消费价格指数(CPI)计算得出的。

表 1 中给出了市场组合、 VaR 以及经济变量的描述性统计。我们可以看出,两种方法构建的 VaR 均值基本一致,但是 Copula VaR 的标准差、偏度以及峰度较大,且自相关性较低。

表 1 描述性统计

	均值	标准差	偏度	峰度	最小值	最大值	AR(1)系数	夏普比率
$R(\%)$	0.348	8.46	-0.09	3.57	-25.40	23.81	0.12	0.04
$VaR^{EVT}(\%)$	12.42	1.86	0.82	4.12	9.19	17.89	0.95	
$VaR^{Copula}(\%)$	11.99	4.34	1.17	4.01	5.53	25.41	0.54	
D/P	-2.92	0.40	1.84	5.88	-3.35	-1.66	0.95	
D/Y	-2.91	0.41	1.83	5.82	-3.35	-1.64	0.95	
D/E	-1.59	0.44	0.91	3.39	-2.33	-0.49	0.95	
B/M	-1.06	0.38	-0.36	2.04	-1.69	-0.29	0.96	
E/P	-1.45	0.20	-0.25	1.66	-1.71	-1.04	0.96	
INF	0.02	0.03	0.56	2.50	-0.02	0.09	0.96	

① 本文参考了姜富伟等(2011)的做法选用了 1996 年起的中国股票市场数据。其中,1996—2000 年日度数据用来做估计 VaR 。

② 作者感谢姜富伟提供中国经济变量的相关数据。

(二) 样本内预测结果

根据预测回归模型(12)、(13)、(14),表2中给出了样本内预测结果。首先,单变量的预测回归结果显示,基于极值理论的 VaR 对中国股票市场具有预测能力。其 Newey 和 West(1987) t 统计量(NW- t)为-2.56,在5%的显著性水平下统计显著。同时, VaR^{EVT} 可以预测中国股票市场4.55%的股票收益率变动。与相关文献的研究结果对比,这一比例相当高。例如, Campbell 和 Thompson (2008)认为,月度股票收益的预测性回归, R^2 只要约大于0.5%,其预测能力在经济上就是显著的。而 Bali 等(2009)的研究结果显示,美国市场的 VaR 预测能力只有1.6%。

另外, VaR^{EVT} 的回归系数为-1.80,且统计显著,说明中国市场的风险收益成负相关。这与 Campbell (1987), Whitelaw (1994), 以及 Brandt 和 Kang (2004) 等的实证结果一致。根据 Miller (1977)的理论,当市场存在卖空约束时,投资者的异质信念会导致股票高估,从而导致较低的股票预期收益。由于中国股票市场发展时间短、不允许卖空^①和市场主体主要由缺乏投资经验的非理性个人投资者构成,这些因素使得 Miller(1977)的理论在中国股票市场尤其适用。

然而, Copula VaR 对中国股市的预测效果并不明显。其 NW- t 为0.14,统计不显著,且 R^2 仅为0.02%。因此,基于极值理论的 VaR 对中国股票市场的预测能力要好于基于 Copula 方法的 VaR 。与经济变量的预测能力对比,不难发现, VaR^{EVT} 的预测能力要优于本文选用的六个经济变量,意味着基于极值理论的 VaR 包含了更多的信息可以有助于预测未来的股票收益。而 VaR^{Copula} 的预测能力并没有显著优于经济变量。

表2 样本内预测结果

A. 单变量回归结果							
预测变量	β	NW- t	R^2 (%)	预测变量	β	NW- t	R^2 (%)
VaR^{EVT}	-1.80	-2.56	4.55	VaR^{Copula}	0.11	0.14	0.02
D/P	1.39	0.58	0.43	B/M	3.10	1.56	1.84
D/Y	0.85	0.37	0.17	E/P	3.68	1.50	1.08
D/E	-1.48	-0.95	0.52	INF	-13.37	-0.43	0.02
B. 多变量回归结果							
预测变量	β_1	β_2	R^2 (%)	预测变量	β_1	β_2	R^2 (%)
D/P+ VaR^{EVT}	-1.76 (-2.56)	0.84 (0.37)	4.70	D/P+ VaR^{Copula}	-0.18 (-0.21)	1.61 (0.62)	0.46
D/Y+ VaR^{EVT}	-1.78 (-2.58)	0.36 (0.16)	4.58	D/Y+ VaR^{Copula}	-0.07 (-0.08)	0.93 (0.37)	0.17
D/E+ VaR^{EVT}	-1.88 (-2.69)	-1.93 (-1.23)	5.44	D/E+ VaR^{Copula}	-0.11 (-0.13)	-1.56 (-0.99)	0.54
B/M+ VaR^{EVT}	-1.62 (-1.73)	1.06 (0.42)	4.72	B/M+ VaR^{Copula}	0.33 (0.41)	3.26 (1.68)	1.99
E/P+ VaR^{EVT}	-1.76 (-2.13)	0.34 (0.11)	4.56	E/P+ VaR^{Copula}	0.10 (0.13)	3.67 (1.50)	1.10
INF+ VaR^{EVT}	-1.87 (-2.63)	-23.24 (-0.72)	5.01	INF+ VaR^{Copula}	0.26 (0.33)	-17.00 (-0.56)	0.24

注: β_1 和 β_2 分别对应回归模型(14)中 VaR 和经济变量的回归系数,面板B中括号里面为对应参数估计的 Newey 和 West(1987) t 统计量(NW- t)。

① 2010年中国股市才开始允许部分投资人开展融资融券业务。

其次,在加入经济变量作为控制变量后, VaR^{EVT} 的预测能力依然稳健,所有回归的NW-t至少在10%的显著性水平下统计显著。而 VaR^{Copula} 的预测效果也和单变量回归结果一致,依然不显著。

本文同样考察了其他构建VaR的方法,包括传统的正态分布法及Bali等(2009)的方法。^①限于篇幅,这部分结果未报告。结果显示, VaR^{EVT} 的预测能力依然是最强的,明显优于正态分布法和Bali等(2009)的方法。

(三) 样本外预测结果

虽然样本内分析可以帮助我们考察变量的预测能力,但是Goyal和Welch(2008)提出样本外预测对于现实世界投资者的实时投资决策更有意义。本文将2008年1月至2012年12月作为样本外的考察期。表3中给出了样本外的预测结果。首先,单变量的样本外结果显现, VaR^{EVT} 的 R_{OS}^2 为4.31%,且统计显著,说明其样本外预测能力好于基于历史平均收益预测的结果。而且,基于极值理论的VaR的样本外预测能力明显高于经济变量。所有经济变量中只有B/M的 R_{OS}^2 为0.25%。与之相对比, VaR^{Copula} 的 R_{OS}^2 为负,说明其不能提供比历史平均收益这一基准模型更多的预测信息。

其次,在多变量样本外预测中,加入 VaR^{EVT} 后,经济变量的样本外预测能力明显提升,大部分 R_{OS}^2 为正。而加入 VaR^{Copula} 后,经济变量的样本外 R_{OS}^2 都为负。

表3 样本外预测结果

预测变量	R_{OS}^2 (%)	MSPE-adjusted	预测变量	R_{OS}^2	MSPE-adjusted
VaR^{EVT}	4.31	2.68	VaR^{Copula}	-2.32	-0.97
D/P	-5.47	0.71	B/M	0.25	0.75
D/Y	-5.89	0.61	E/P	-0.72	0.57
D/E	-1.52	-0.89	INF	-3.11	-0.54
D/P+ VaR^{EVT}	-0.82	1.37	D/P+ VaR^{Copula}	-7.96	0.59
D/Y+ VaR^{EVT}	-1.17	1.34	D/Y+ VaR^{Copula}	-8.34	0.48
D/E+ VaR^{EVT}	3.25	1.73	D/E+ VaR^{Copula}	-3.52	-1.07
B/M+ VaR^{EVT}	0.44	0.87	B/M+ VaR^{Copula}	-1.96	-0.10
E/P+ VaR^{EVT}	1.63	1.33	E/P+ VaR^{Copula}	-3.17	-0.03
INF+ VaR^{EVT}	1.05	1.28	INF+ VaR^{Copula}	-4.79	-0.94

(四) 资产配置与投资组合管理

表4中给出了资产配置与投资组合管理的结果。首先,通过 VaR^{EVT} 预测未来股票收益而构造的投资组合的夏普比率是0.20。作为对比,表1中给出中国股票市场超额收益的夏普比率为0.04。显然, VaR^{EVT} 的结果是市场超额收益的五倍。这说明,如果投资者的投资策略是简单的购买和持有(buy-and-hold),其所带来的投资收益远不如通过 VaR^{EVT} 预测模型而构建的投资组合的收益。与之相对比,通过 VaR^{Copula} 预测得到的投资组合的夏普比率低于市场,即投资人没有通过该预测模型获得更多的收益。对于经济变量来说,所有变量的夏普比率都不高于 VaR^{EVT} 对应的比率,但除了通货膨胀率这一指标外,所有经济变量的夏普比率都高于 VaR^{Copula} 的结果。

其次,表4中用 Δ 表示效用收益(CER Gain)。可以看到, VaR^{EVT} 对应的效用收益为5.04%。说明对于风险厌恶的投资人来说, VaR^{EVT} 预测模型带来的平均经济效用远高于使用历史平均值预

^① Bali等(2009)使用了美国股票市场历史收益的最小值作为VaR的值。

测的结果,为此投资人愿意支付每年 5.04% 的投资组合管理费用。Campbell 和 Thompson(2008)称之为经济上显著。对于 VaR^{Copula} 和大部分经济变量来说,通过模型预测并没有对投资人产生比通过历史平均值预测更高的经济效用。这一结果在加入交易成本后依然成立。表 4 中 $\Delta(50bp)$ 表示考虑 50 个基点的交易成本后的效用收益(CER Gain)。可以看到,考虑交易成本后, VaR^{EVT} 对应的换手率为 2.65%,而效用收益依然经济显著,为 4.94%。但是对于其他大部分经济变量来说,包括 VaR^{Copula} 在内,换手率都比较大,从通货膨胀率对应的最小换手率 3.22% 到 VaR^{Copula} 的 8.82%。这导致考虑交易成本后,除 VaR^{EVT} 外所有变量的效用收益均有大幅下降。比如, VaR^{Copula} 对应的效用收益从没有交易成本时的 -1.04% 降为 -1.23%。这说明,在考虑交易成本后,大部分变量的经济预测效果依然没有优于历史平均值的预测。

表 4 资产配置与投资组合管理

	夏普比率	Δ	$\Delta(50bp)$	换手率
VaR^{EVT}	0.20	5.04%	4.94%	2.65%
VaR^{Copula}	0.01	-1.04%	-1.23%	3.80%
D/P	0.13	-2.89%	-3.08%	4.12%
D/Y	0.12	-3.09%	-3.29%	4.17%
D/E	-0.00	-0.56%	-0.73%	3.22%
B/M	0.08	0.97%	0.73%	4.64%
E/P	0.06	-0.91%	-1.42%	8.80%
INF	-0.08	-2.25%	-2.58%	5.71%

五、结论

本文通过极值理论和 Copula 方法构建两种不同的 VaR 指标,并对比它们对中国股票市场超额收益的预测能力。我们的实证研究通过样本内预测、样本外预测以及投资组合管理三个方面进行。结果显示,基于极值理论的 VaR 具有较强的预测能力。其样本内预测 R^2 显著高于 Copula VaR 以及经济变量。同时,极值法 VaR 的样本外 R^2 为正且统计显著,说明利用极值法 VaR 作为预测变量的模型提供了比历史平均收益这一基准模型更多的预测信息。作为对比,Copula VaR 的样本外 R^2 为负,说明其无法提供比历史平均基准模型更好的预测效果。最后,我们基于样本外预测结果构建不同的投资组合,发现利用极值法 VaR 预测结果构造的投资组合的夏普比率最高,而且对于风险厌恶投资者来说,该投资组合的效用收益较大,说明投资人愿意放弃利用历史平均收益来预测,而选用极值法 VaR 作为预测变量。

(厦门大学经济学院硕士研究生洪集民为本文的研究做出贡献,特此致谢)

参考文献:

- 陈守东、孔繁利、胡铮洋,2007:《基于极值分布理论的 VaR 与 ES 度量》,《数量经济技术经济研究》,第 3 期。
 花拥军、张宗益,2010:《基于峰度法的 POT 模型对沪深股市极端风险的度量》,《系统工程理论与实践》,第 5 期。
 江涛,2010:《基于 GARCH 与半参数法 VaR 模型的证券市场风险的度量和分析:来自中国上海股票市场的经验证据》,《金融研究》,第 6 期。

- 姜富伟等,2011:《中国股票市场可预测性的实证研究》,《金融研究》,第9期。
- 韦艳华、张世英,2007:《多元 Copula-GARCH 模型及其在金融风险分析上的应用》,《数理统计与管理》,第3期。
- Balkema, A., and L. de Haan, 1974, “Residual life time at great age”, *Annals of Probability*, 2(8).
- Brandt, M. W., and Q. Kang, 2004, “On the relationship between the conditional mean and volatility of stock returns: A latent VaR approach”, *Journal of Financial Economics*, 72(3).
- Bali, T. G., K. O. Demirtas, and H. Levy, 2009, “Is there an intertemporal relation between downside risk and expected returns?”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44(4).
- Campbell, J. Y., 1987, “Stock returns and the term structure”, *Journal of Financial Economics*, 18(2).
- Clark, T. E., and K. D. West, 2007, “Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models”, *Journal of Econometrics*, 138(1).
- Campbell, J. Y., and S. B. Thompson, 2008, “Predicting the equity premium out of sample: can anything beat the historical average?”, *Review of Financial Studies*, 21(4).
- Galsband V., 2012, “Downside risk of international stock returns”, *Journal of Banking and Finance*, 36(8).
- Genest, C., and J. Mackkay, 1986, “The joy of copula: bivariate distributions with uniform marginals”, *The American Statistician*, 40(4).
- Goyal, A., and I. Welch, 2008, “A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction”, *Review of Financial Studies*, 21(4).
- Gupta, A., and B. Liang, 2005, “Do hedge funds have enough capital? A value-at-risk approach”, *Journal of Financial Economics*, 77(1).
- Huang, W., Liu, Q., Rhee, S. G., and Wu, F., 2012, “Extreme downside risk and expected stock returns”, *Journal of Banking and Finance*, 36(5).
- Miller, E. M., 1977, “Risk, uncertainty, and divergence of opinion”, *Journal of Finance*, 32(4).
- Newey, W., and K. West, 1987, “A simple, positive semidefinite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix”, *Econometrica*, 55(3).
- Pickands, J., 1975, “Statistical inference using extreme order statistics”, *The Annals of Statistics*, 3(1).
- Whitelaw, R. F., 1994, “Time variations and covariations in the expectation and volatility of stock market returns”, *Journal of Finance*, 49(2).

[责任编辑:叶颖玫]

China's Stock Market Tail Risk and Return Prediction: A Contrastive Study of VaR Based on Copula and EVT

CHEN Jian

(School of Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian)

Abstract: Currently, Value-at-Risk (*VaR*) has been heavily used in risk management and investment analysis. On the stock market, *VaR* represents the tail risk of stock return distribution. Related studies show that *VaR* is able to predict future excess stock returns. In this paper, we construct *VaR* through the extreme value theory (EVT) and the Copula method, and investigate the predictability of two *VaR* measures. Empirical results show that, compared with economic variables, the *VaR* based on EVT has strong in-sample and out-of-sample predictive power. By contrast, the predictability of *VaR* based on the Copula method is not very significant.

Key Words: out-of-sample prediction, extreme value theory, copula, *VaR*, tail risk