

基于 GARCH – VaR 模型的对冲基金 市场风险度量研究

严伟祥 张 杰

(南京审计学院金融学院,江苏 南京 211815;南京审计学院金融风险管理研究中心,江苏 南京 211815)

[摘 要] 对冲基金已成为全球资本市场重要的参与者,但其高风险投资一直备受诟病。为了精确度量对冲基金风险,利用对冲基金日交易数据,基于条件异方差 GARCH 模型来预测其波动率并估算在险价值(VaR)。通过 Kupiec 检验发现对冲基金为了追求高收益,长期依据低置信水平(90%)下的在险价值进行风险管理。因此,为了减少对冲基金激进的投资策略对市场的冲击,加强监管显得尤为重要。

[关键词] 对冲基金;GARCH 模型;VaR

[中图分类号]F831.5 [文献标识码]A [文章编号]2095 – 3410(2013)05 – 0078 – 06

一、引言

自 1990 年以来,高速成长的对冲基金通过卖空和积极参与金融衍生品交易获取了高额的收益。但是以次贷危机为背景的世界金融危机爆发后,证券、外汇、商品等市场的巨幅波动让善于操作的对冲基金遭受了巨额损失。巨额的损失被曝光后,投资家们纷纷要求解约,赎回资金,大量的对冲基金被迫清算、关闭甚至陷入了破产的困境。在此次危机中,充分揭示了投资对冲基金存在高风险。如何精确地度量对冲基金的市场风险,最大限度地减少投资损失将是本文所关注的问题。

当前,VaR(Value at Risk)是世界各国银行证券、保险公司、投资基金的市场风险管理的主要度量工具。国内外的学者对 VaR 进行了广泛而深入地研究,为金融产品的风险管理提供了大量的理论基础和可操作性。

Jorion (2000) [1] 指出长期资本管理公司(LTCM)基于短期交易数据估算出 VaR 低估了风险,致使 LTCM 陷入危机。Cupta and Liang

(2005) [2] 将 VaR 和传统的风险指标波动率(Volatility)进行了比较,发现对冲基金的收益率呈负偏态分布,并指出在对冲基金市场风险管理中 VaR 更有效。上述研究都是假定对冲基金的收益率为正态分布的前期下估算出风险指标 VaR。实际上,包括对冲基金在内的很多金融资产收益率具有尖峰厚尾和偏态特性,这种方法计算出的 VaR 被认为缺乏精确性,因此很多学者认为使用基于 GARCH(Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)模型计算出的 VaR 更有效。

So and Yu(2006) [3] 使用 GARCH 模型对 12 个国家的股票指数和 5 种汇率的 VaR 做出了预测,确认了股票指数和汇率的收益率的分布具有厚尾特性,在置信水平 99% 下基于 GARCH 模型推算的 VaR 在风险管理中非常有效。我国的封建强(2002) [4] 运用 GARCH 模型度量了深沪股市的 VaR;杨翔和刘志伟(2011) [5] 也利用此模型拟合了沪深 300 股指期货的风险价值。以上研究为我国的证券市场波动及风险度量方法奠定了理论和实证基

[基金项目] 本文是江苏省高校优势学科建设工程资助项目“国家审计、风险管理与经济安全”(项目编号:YSXKKT14)的阶段性成果,并受到江苏省高校哲学社会科学重点研究基地南京审计学院金融风险管理研究中心(苏教社政[2010]9 号)和南京审计学院人才引进项目(NRSC12006)的资助。

[作者简介] 严伟祥(1974 –),男,安徽安庆人,南京审计学院金融学院讲师,日本鹿儿岛国际大学博士。主要研究方向:证券投资、金融风险研究。

础。但我国很少有学者以 GARCH - VaR 模型度量对冲基金的市场风险,因此在这方面的研究亟待突破。

另外,前面的学者研究对象期间金融市场均未出现大幅的波动。众所周知,从 2007 年 6 月美国第五大投行贝尔斯登旗下的两只对冲基金爆出巨额损失开始,美国的次贷危机愈演愈烈,2008 年 9 月的雷曼兄弟的破产将世界金融危机推向高潮,全球证券市场跌幅惨重。据美国对冲基金研究所的数据显示,2008 年对冲基金行业损失了约 3740 亿美元,接近其资产规模的五分之一。为了度量全球对冲基金的风险,本文选取 HFR 的数据,利用 GARCH 模型推算 VaR,同时为了比较不同期间的数据对计算 VaR 有否影响,我们选取 1 年(250 天)和 3 年(750 天)数据来估算 VaR,然后通过 Kupiec 检验来确认 VaR 度量对冲基金的风险的有效性。

二、风险度量模型

(一) VaR 定义及计算

VaR 是指持有股票、债券、外汇等金融资产,在一定的期间内,一定的置信水平下因市场的波动而产生的最大损失额(损失率),其表达公式如下:

$$\text{prob}\{r_t \leq -\text{VaR}_t\} = \alpha \quad (1)$$

如果公式(1)成立,那么在持有期间 T,称作置信水平 $(100 - \alpha)\%$ 下的 VaR。

本文以对冲基金指数为单一资产,假定对冲基金的日收益率是正态分布,即满足 $r \sim N(\mu, \sigma^2)$,在置信水平 $(100 - \alpha)\%$ 下, Khindanova et al. (2001)^[6]给出了 VaR 的计算公式:

$$\text{VaR}_t = -(z_\alpha \cdot \sigma + \mu) \quad (2)$$

其中, z_α 为标准正态分布的 $\alpha\%$ 点的分位数, σ 为标准差, μ 为平均收益率。

在实际应用中假定投资家的期待收益率为零,计算出 μ 的结果一般比标准差 σ 要小很多,可以忽略不计。因此式(2)可简化为式(3)。

$$\text{VaR}_t = -z_\alpha \cdot \sigma \quad (3)$$

由于多数金融资产的时间序列都具有自相关和波动聚类性 (Volatility Clustering) 现象, Engle (1982)^[7]提出了自回归条件异方差模型 ARCH,即条件方差看作前期误差的函数,条件方差随着时间变化而变化。ARCH 模型对参数的限制非常严格,

并且随着 ARCH 阶数的增加,其限制更加复杂。为了解决 ARCH 模型参数过多的限制, Bollerslev (1986)^[8]在 ARCH 模型的基础上加入条件方差 h 变量的滞后项,这就是广义自回归条件异方差模型 (Generalized ARCH, GARCH 模型)。本文使用 AR - GARCH(p, q) 模型来预测对冲基金的条件方差。其中,式(4)为均值模型,式(5)为方差模型。

$$r_t = c + \sum_{k=1}^m \phi_k r_{t-k} + \varepsilon_t \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (4)$$

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}, \omega > 0, \alpha_j, \beta_i > 0, \sum_{j=1}^q \alpha_j + \sum_{i=1}^p \beta_i < 1 \quad (5)$$

如果式(5)中 $\beta_i = 0$, GARCH(p, q) 模型就是 Engle 的 ARCH(q) 模型。另外为了保证模型有意义,式(5)中的参数必须大于零,如果 α 与 β 之和小于且接近 1,波动率就具有稳定性。

式(3)中 σ 为标准差,考虑到金融资产的波动聚类性,利用式(5)估计条件标准差 $\sqrt{h_t}$,将它带入式(3)替换标准差 σ ,如下:

$$\text{VaR}_t = -z_\alpha \cdot \sqrt{h_t} \quad (6)$$

本文将使用式(6)来计算对冲基金在世界金融危机前后的 VaR。

三、实证分析与结果

(一) 数据选取及描述性统计

本文从美国 HFR (Hedge Fund Research, Inc.) 数据库中选取 HFRX 股票对冲基金指数作为分析数据,此指数是以股票多空操作策略为中心的对冲基金构成。股票多空投资策略是建立预期上涨股票的看多头寸,同时建立预期下跌股票的看空头寸,通过这种组合可以抵御市场整体波动所带来的风险从而获利。HFRX 股票对冲基金指数收益率从 2003 年 3 月 31 日开始到 2010 年 3 月 31 日,7 年共 1765 个交易日数据。

本文利用 1 年(250 天)和 3 年(750 天)的观测数据分别估算从第 751 天到 1765 天共计 1015 天的 VaR,并比较其有效性。使用 1 年(250 天)观测数据时,第 751 天的 VaR 是根据第 501 天到第 750 天的历史数据计算,第 752 天的 VaR 则依据第 502 天到第 751 天的历史数据计算。使用 3 年(750 天)观

测数据时,第 751 天的 VaR 根据第 1 天到 750 天数据计算,第 752 天的 VaR 则依据第 2 天到第 751 天的历史数据计算。用同样的方法,依次计算到第 1765 天的 VaR。

表 1 是计算第 751 天 VaR 的观测数据的描述性统计。从表中可以看出 250 天和 750 天观测期间的平均值非常小,几乎接近零。由偏度 (Skewness) 为负值,峰度 (Kurtosis) 均超过了 3,可知对冲基金的日收益率具有负偏态、尖峰的特征。另外, Jarque – Bera 检验的统计量显示,对冲基金的收益率在置信水平 5%、1% 下都拒绝了正态分布的假设,即可认为第一次观测期间,对冲基金的收益率是非正态分布的。因为篇幅有限其他观测期间的描述统计省略,但总体特征基本相似。

HFRX 股票对冲基金指数的日收益率					
表 1	的描述统计				
	Mean	Volatility	Skewness	Kurtosis	Jarque – Bera
250 天	0.0004	0.0032	-0.3563	3.5433	8.3649 **
750 天	0.0003	0.0029	-0.4635	3.5765	37.1873 ***

注: **、*** 是指置信水平 5%、1% 下显著。

(二) ARCH 效应的检验

一般来说,金融资产价格的收益率等时间序列都有条件异方差特性 (ARCH 效应),只有当时间序列有 ARCH 效应时,建立 GARCH 模型才具有现实意义。为了检验 HFRX 对冲基金股票指数收益率是否有 ARCH 效应,本文采用 Ljung – Box 的自相关检验和 Engle (1982) 的 ARCH 检验,其检验结果如表 2 所示。

表 2	ARCH 效应的检验结果		
	Q(5)	Q ² (5)	ARCH(5)
250 天	6.782	31.095 ***	3.956 ***
750 天	1.736	61.035 ***	7.308 ***

注: Q(5) 是残差滞后 5 项 Ljung – Box 统计量; Q²(5) 是残差平方滞后 5 项 Ljung – Box 统计量。

从 Q(5) 统计量来看,250 天和 750 天观测数据具有自相关的假定都不显著,但 Q²(5) 统计量显示对冲基金的收益率的自相关的假定在置信水平 1% 下显著。而且残差滞后 5 项的 ARCH 检验结果显示在置信水平 1% 下不能拒绝 ARCH 效应的假定。通过以上的检验表明可以建立 GARCH 模型来预测 HFRX 股票对冲基金的波动率,进一步估算其 VaR。

(三) 参数估计

本文首先基于 250 天和 750 天的数据 AR(1) – GARCH(1,1) 模型估计参数。表 3 给出了相应的估计结果。

表 3	GARCH 模型参数的估计结果	
	250 天	750 天
$\hat{\mu}$	0.0005 * (0.0002)	0.0003 ** (0.0001)
$\hat{\phi}$	0.1927 * (0.0071)	0.2143 *** (0.0401)
$\hat{\omega}$	7.08E – 07 (6.43E – 07)	6.98E – 07 * (3.92E – 07)
$\hat{\alpha}$	0.0785 ** (0.0052)	0.0768 *** (0.0295)
$\hat{\beta}$	0.8476 *** (0.1033)	0.8337 *** (0.0707)
LogL	1093.83	3349.94
AIC	-8.7106	-8.9437
SIC	-8.6402	-8.9128
Q(5)	6.4695	1.053
Q ² (5)	1.2430	0.5234
ARCH LM Test	0.2261	0.1082

注: Q(5), Q²(5) 是 Ljung – Box 检验的统计量; 括号内的是标准误差。*, **, *** 是在置信水平 10%、5%、1% 上显著。

从表 3 中 GARCH 模型参数的估计结果来看,大部分参数在 1%、5% 和 10% 的置信水平上显著,另外 $\hat{\alpha}$ 、 $\hat{\beta}$ 和 $\hat{\alpha} + \hat{\beta}$ 都满足参数限制条件。Ljung – Box 的 Q(5) 和 Q²(5) 统计量都拒绝了自相关的虚无假设,而且 ARCH – LM 检验结果表明 250 天和 750 天各时间序列的残差都不存在 ARCH 效应了。可见 AR(1) – GARCH(1,1) 模型拟合程度比较好。

用同样的方法估算出其他 1014 个 GARCH 模型的参数,其参数的 Q – Q 图如图 1 所示。 $\hat{\alpha}$ 、 $\hat{\beta}$ 均大于零, $\hat{\alpha} + \hat{\beta}$ 之和均小于 1。即 1014 个 GARCH 模型的参数均满足条件。

(四) 计算 VaR

根据 AR(1) – GARCH(1,1) 模型预测 out of sample 下一期的方差,其下一期 (t + 1) 的方差 h_{t+1} 的计算方法如下:

$$\hat{h}_{t+1} = \hat{\omega} + \hat{\alpha} \cdot \varepsilon_t^2 + \hat{\beta} \cdot h_t$$

(7)

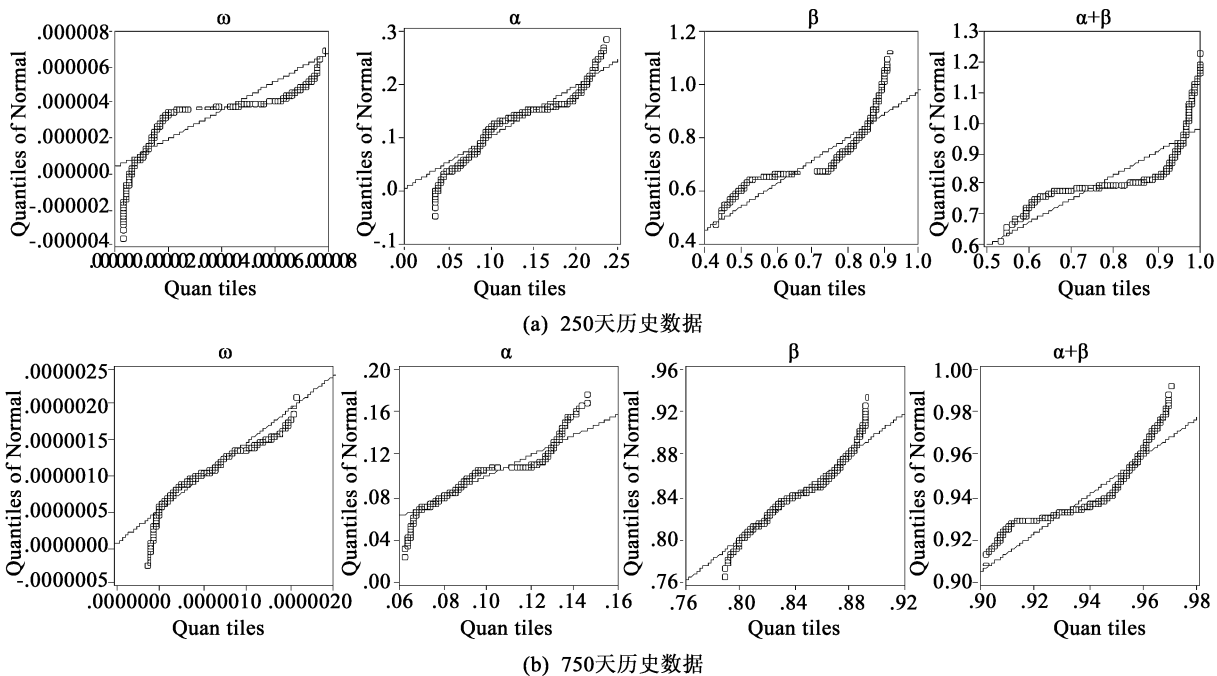


图1 GARCH模型参数的Q-Q图

其中 ε_t 为前一期白噪音, h_t 为前一期方差。根据式(7)计算出从第751天到第1765天共计1015个方差,另将不同置信水平下的 z_α 值^①一并代入式(6)估算出基于GARCH模型的VaR值。这里计算250天观测数据和750天观测数据在置信水平99%、95%、92.5%和90%下的VaR,加上对冲基金的收益率绘制成图2。

从图2中发现即使不同观测期各置信水平下的VaR差别不大,非常接近。但250天观测期的VaR比750天观测期的VaR的波动幅度较大,能较好地跟随并反映对冲基金收益率波动的变化。特别是2007年3月,2007年8月至2008年3月和2008年9月雷曼兄弟破产前后的三个时期,250天观测期的VaR迅速地反映了金融市场的波动。但是这三个时期,对冲基金的损失率明显有不少超过了基于GARCH模型估算的VaR,也就是说这三个时期的VaR存在低估了市场风险。其原因是金融市场陷入混乱后,市场的波幅骤然扩大,基于GARCH模型很难精确地预测市场的波动。实际上,基于历史数据的GARCH模型预测的波动率比市场波动率小,所以估算出的VaR小于对冲基金的损失率。

除了上述三个时期,基于250天观测期和750天观测期的VaR基本上接近对冲基金收益率的下方,表明这时的VaR比较好地捕捉到了市场风险。

但是单从图3中很难判断250天观测期和750天观测期的VaR哪一个更有效,同时为了检验GARCH模型是否适合度量对冲基金的风险,我们使用Kupiec检验来回测。

(五) Kupiec 检验

基于GARCH模型估算出VaR可以使用Kupiec (1995)^[9]的似然比统计量来确定模型是否有效。在T日内计算出VaR,假定收益率超过VaR的次数为N,如果模型有效,N是符合 $B(T, p)$ 二项分布。因此虚无假设 $H_0: p = p^*$ 时,似然比检验统计量的计算方法如下:

$$LR = 2\ln\left[\frac{(1 - N/T)^{T-N}(N/T)^N}{(1 - p^*)^{T-N}(p^*)^N}\right] \quad (8)$$

如果虚无假设成立,LR统计量服从自由度为1的 $\chi^2(1)$ 分布。如果 $LR > 3.84$,拒绝虚无假设。另外,似然比统计量的p-value值越小,虚无假设成立的概率越低,拒绝虚无假设的成立。相反如果p-value值越大,说明构建的模型有效。

为了更好地检验,我估计250天观测期和750天观测期在置信水平99%、97.5%、95%、92.5%和90%的VaR,然后统计收益率超过不同置信水平下VaR的次数N。Kupiec检验结果如表4所示。

从表4中发现基于250天观测期的VaR被超过的次数明显低于750天观测期。另外,Kupiec统

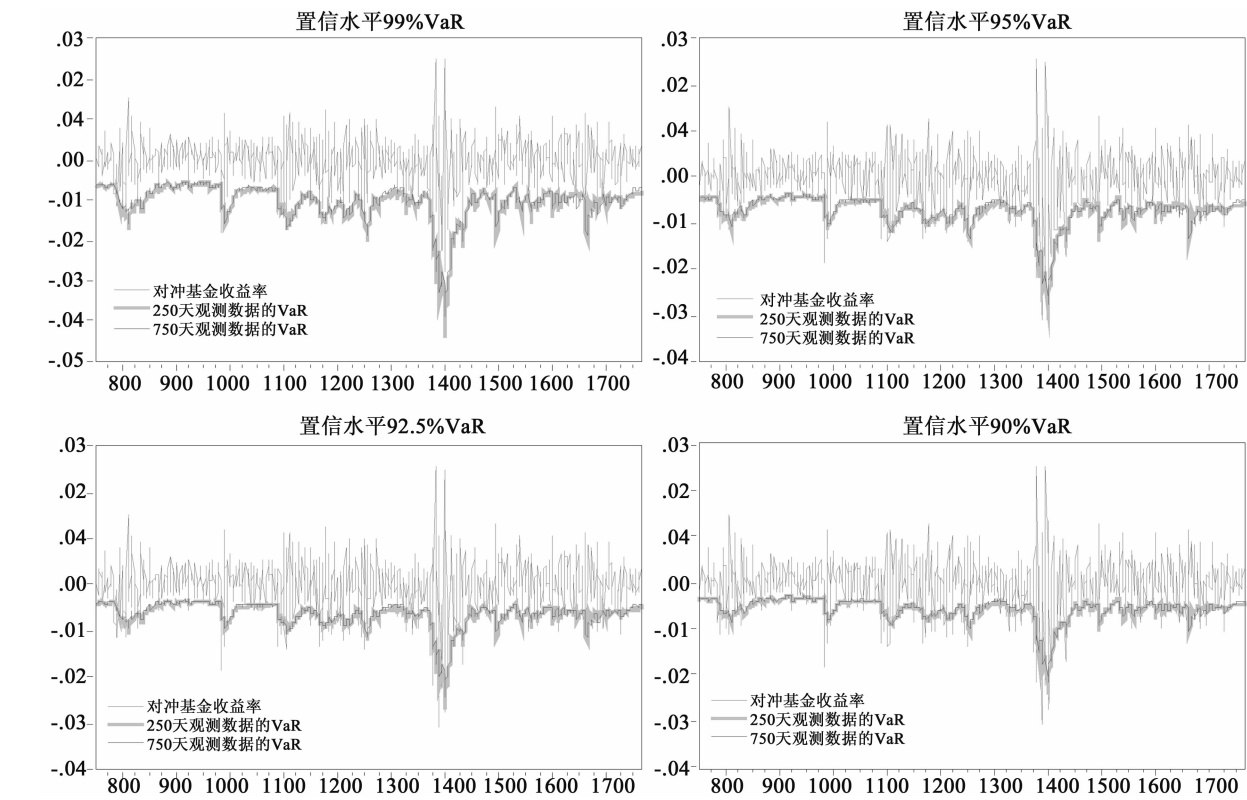


图2 对冲基金在不同置信水平下的 VaR

表 4		Kupiec 检验结果					
概率 水平 p *	VaR 置信水平	250 天观测期			750 天观测期		
		超过 次数 N	超过率	LR	超过 次数 N	超过率	LR
0.01	99%	27	2.66%	21.380 (0.0000)	28	2.76%	21.444 (0.0000)
0.075	97.5%	46	4.53%	13.912 (0.0002)	50	4.93%	19.194 (0.0000)
0.05	95%	71	7.0%	7.607 (0.0058)	73	7.19%	9.095 (0.0026)
0.075	92.5%	90	8.87%	2.594 (0.1073)	96	9.46%	5.212 (0.0224)
0.1	90%	111	10.94%	0.962 (0.3267)	120	11.82%	3.560 (0.0592)

注：括号内数为 p-value 值。

计量 LR 值来看,250 天观测期的 VaR 在置信水平 92.5% 和 90% 下认定 GARCH 模型有效。750 天观测期的 VaR 只有在置信水平 90% 下认为 GARCH 模型有效。表 4 中的 p-value 值在 90% 时最大,所以可以认为利用 250 天观测期的数据基于 GARCH 模型估计 VaR 能够较好地捕捉到市场的风险。

风险偏好的对冲基金如果依据置信水平 95% 或 99% 的 VaR 来进行风险度量时,需要预备充实的资本金(风险金),这样会加大对对冲基金的投资成本,而且会错失一些扩大收益的机会。在置信水平

很低的情况下确认 VaR 为对冲基金有效的风险管理指标,这也印证了对冲基金为了追求收益最大化,而漠视存在的风险。一旦市场出现巨幅波动时,系统风险加大,对冲基金遭受损失在所难免。2008 年 IMF 的报告中指出在世界金融危机期间,很多对冲基金使用了 5-10 倍的信用杠杆。当系统风险积聚时,对冲基金很难像银行快速充实资本金化解风险,这也是对冲基金在金融危机遭受巨大损失的一方面原因。

四、结论

本文基于 GARCH 模型估算了对冲基金的 VaR,通过 Kupiec 检验表明在置信水平 90% 下,利用 250 天历史数据计算 VaR 有效地度量了对冲基金风险。为了追求高收益,对冲基金在低置信水平下进行风险管理能够有效地运用资金,减少资金占用成本,但存在着高风险。对于基金经理人来说需要高超的操作技巧把控风险。当金融市场出现巨大波幅时,稍有失误,遭受巨额损失是不可避免的。

在套利交易者中,对冲基金往往使用 5 倍甚至更高的信用杠杆,有些金融机构因对冲基金取得骄人业绩而盲目复制其投资组合。一旦市场发生动荡

时,他们同时消除或轧平头寸,势必对市场的波动起到推波助澜的作用。因此监管机构应该加强监督和要求对冲基金等金融机构公布高风险的投资组合和信用杠杆,使之透明化。另外,在金融市场动荡不安时期,仅凭 VaR 度量风险是不全面的,应该要求他们定期进行压力测试(stress test)来掌握自身能够抵御多大的市场风险,并确认资产的安全性。

我国从 2010 年陆续推出了股指期货和融资融券等对冲工具,国内的对冲基金行业迎来了新的发展局面。为了防止对冲基金的过度投机行为冲击我国的金融体系,有必要制定更加严格的监管措施,防微杜渐。

【注】

① 置信水平 99%、97.5%、95%、92.5% 和 90% 的 z_{α} 分别是 2.33、1.96、1.65、1.44 和 1.28。

参考文献:

[1] Jorion, P.. Risk management lessons from long term capital management [J]. European Financial Management, 2000 (6): 277 - 300.

[2] Gupta, A. and B. Liang. Do hedge funds have enough capital? A value - at - risk approach [J]. Journal of Financial

Economics, 2005 (77): 219 - 253.

[3] So, M. K. P. and Philip L. H. Yu. Empirical analysis of GARCH models in value at risk estimation [J]. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 2006 (16): 180 - 197.

[4] 封建强. 沪、深股市收益率风险的极值 VaR 测度研究 [J]. 统计研究, 2002, (04): 34 - 38.

[5] 杨翔, 刘志伟. 基于 GARCH - VaR 模型的股指期货风险度量实证研究 [J]. 中国证券期货, 2011, (05): 30 - 32.

[6] Khindanova, I., S. Rachev and E. Schwartz. Stable modeling of value at risk [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2001 (34): 1223 - 1259.

[7] Engle, R. F.. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the Variance of United Kingdom Inflation [J]. Econometrica, 1982 (50): 987 - 1008.

[8] Bollerslev, T.. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity [J]. Journal of Econometrics, 1986 (31): 307 - 327.

[9] Kupiec, P. H.. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models [J]. The Journal of Derivatives, 1995 (3): 73 - 84.

(责任编辑:刘 军)

