

文章编号: 1003-207(2010)04-0001-07

基于虚拟变量分位点回归模型的条件 VaR 估计以及杠杆效应分析

叶五一, 陈杰成, 缪柏其

(中国科学技术大学管理学院统计与金融系, 安徽 合肥 230026)

摘要: 已有成果在研究杠杆效应时大多数都是基于 ARCH 类模型, 从波动率的角度进行分析的。本文应用分位点回归模型以及含有虚拟变量的分位点回归模型分析了“已实现”波动率条件下的 CVaR, 并尝试从市场风险的角度对杠杆效应进行分析。最后, 对中国股票市场进行了实证研究, 得到了“已实现”波动率条件下的 CVaR 估计, 并从风险的角度证实了中国股市的市场风险存在杠杆效应。

关键词: 虚拟变量分位点回归模型; “已实现”波动率; 条件 VaR; 杠杆效应

中图分类号: F830.9 文献标识码: A

1 引言

在险价值简称 VaR (Value at Risk), 可以被定义为“在一定的期间内, 在一定的置信水平 (如 95%) 下, 一个金融头寸所面临的最大的潜在损失”。计算 VaR 的方法主要有三种方法: 历史模拟方法、分析方法 (方差-协方差方法) 和蒙特卡罗模拟方法。Duffie 和 Pan^[1], Dowd^[2] 等给出了关于 VaR 估计方法的系统的介绍。

传统的 VaR 理论一般假定某种收益率的统计分布特征在一定时期内基本稳定, 然后在此基础上进行 VaR 的研究。然而市场条件时刻发生变化, 往往使得收益率的分布会产生变化, 这时传统理论的应用就会受到限制。为了克服这种限制, 引入了动态 VaR 模型和计算, 例如基于 GARCH 模型的 VaR 计算^[3]。在现实的金融领域中, 经济变量之间存在很大的相关关系, 最简单的例子就是广泛应用的线性回归模型方法, 该方法可以描述经济变量之间的线性关系。在金融风险管理的研究中也应该考虑变量之间的相关关系, 以及各种风险因子之间的

相互影响。然而在当今的风险管理研究中, 重点都放在了某种金融资产本身的风险研究上, 而从金融风险事件研究中可以看出, 各种风险是相互作用、相互扩散的, 常常需要研究在某种条件下某个变量对某种风险度量的影响, 例如不同的资产的价格条件下, 该资产的市场风险会不同。在某种条件下的条件风险, 可以在一定程度上描述上述问题。

要计算条件 VaR, 一般就需要解决条件分布的问题。叶五一等 (2006a, 2006b)^[4-5] 分别基于 Copula 方法和非参数方法对条件分布进行了估计, 并得到了 CVaR 的估计方法。本文给出了另外一种估计条件 VaR 的方法, 我们对条件分布不作任何的假定和估计, 而是应用分位点回归方法直接得到收益率在某置信水平下分位点的值, 即在一定的条件下 (解释变量值) 的 VaR 值, 这样就避免了分布是正态等假设, 而且计算相对容易。Koenker 和 Bassett (1978)^[6] 提出的分位点回归模型避免了分布的估计, 可以直接得到分位点的值。叶五一等 (2007)^[7] 给出了分位点回归模型的变点检测方法, 并对金融危机传染问题进行了研究。

在资本市场上, 波动率对市场下跌信息的反应要比市场上涨时更加迅速、更加大, 这种现象称为“杠杆效应”。Engle 和 Ng (1993)^[8] 描述了好消息与坏消息对进行市场冲击的非对称现象。一般在分析杠杆效应时, 都是基于 GARCH 类模型。Zakoian 和 Glosten (1993)^[9] 提出了 TARCh 描述了上述非对称性, Ding 等人 (1993)^[10] 提出了 PARCh 模型

收稿日期: 2009-11-30; 修订日期: 2010-07-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71001095); 国家自然科学基金创新研究群体科学基金资助项目 (70821001); 安徽省自然科学基金资助项目 (090416245); 教育部科学技术研究重大研究项目 (309017)

作者简介: 叶五一 (1979-), 男 (汉族), 山东安丘市人, 中国科学技术大学统计与金融系, 讲师, 金融工程博士, 研究方向: 风险管理与金融工程。

以描述冲击对条件方差的影响。Bouchaud 和 Poters(2001)^[11]对金融市场的一些特征进行了分析,包括杠杆效应以及下尾部的相关系数等。Eislerahc 和 Kertesz(2004)^[12]通过杠杆效应建立了描述资产收益率的多重分形模型。Ruiz 和 Veiga(2008)^[13]通过建立 A-LMSV 模型,同时考虑了杠杆效应和波动率的长记忆性质。

本文打算对“已实现”波动率条件下的 CVaR 进行估计,并从条件风险的角度来分析杠杆效应,即:当其他市场条件相同时,如果当收益率为负时市场风险(以 CVaR 度量)更大,则说明金融市场存在杠杆效应。在本文中,我们以“已实现”波动率刻画市场条件,“已实现”波动率(realized volatility)是针对高频时间序列而开发的一种全新的波动率度量方法。这种波动率的度量方法避免了模型假定(model free),而且计算简便,在金融研究领域和实际操作领域都有很广阔的应用前景。Andersen 和 Bollerslev(1998)^[14]证实过去的外汇交易波动能被 288 个每五分钟取样的数据的变化平方和(“已实现”波动率)很好的估计。五分钟的取样频率是在兼顾精确性和减少微观噪声之间的一个平衡,是用极大似然方法得到的理论最优频率。国内也有很多很好的“已实现”波动率方面的研究,徐正国、张世英(2004)^[15]在“已实现”波动率的基础上提出了一种更有效的调整“已实现”波动,针对调整“已实现”波动的长记忆性和“杠杆”效应建立 ARFIMAX 模型,并与 GARCH 模型以及 SV 模型比较了预测能力。施红俊、马玉林、陈伟忠(2003)^[16]基于沪深股市中随机抽取的 30 支股票数据进行了实证分析。在 Jacod 和 Protter(1998)^[17], Barndorff-Nielsen 和 Shephard(2002)^[18]的文章中研究了“已实现”波动率的渐近正态分布特性。Nielsen 和 Frederiksen(2006)^[19]研究了有限样本情况下对数“已实现”的中心极限理论,指出有限样本下,“已实现”波动率的对数具有渐近正态特性。

本文将从市场风险的角度,基于分位点回归模型,对“已实现”波动率对 CVaR 的影响进行分析。其中,在分析市场风险的杠杆效应时,为了区别正负收益率对 CVaR 的影响,我们借助了收益率虚拟变量。

2 分位点回归模型及其估计

分位点回归模型是由 Koenker 和 Bassett 于 1978 年提出的^[6],是对传统的分位点方法的一种扩

展。一般的线性模型都是考虑被解释变量的条件期望与解释变量之间的线性关系,分位点回归模型则是假定被解释变量的分位点(常见的如中位数)与解释变量之间满足线性关系,并通过模型参数的估计,得到分位点的表示形式。假定 X 为 $K \times 1$ 维随机向量, $\{x_1, \dots, x_n\}$ 为其样本,其中 x_i 的第 j 个分量为 $x_{i,j} (i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, K)$ 。条件分位点的估计可以相应地转化为下面最小化问题的解: $Q(\tau) = \arg \min_{\xi \in \mathbb{R}^K} E[\rho_{\tau}(Y - \xi) | X = x]$, 其中 $\rho_{\tau}(u) = (\tau - I(u < 0)) \cdot u, \tau \in (0, 1)$ 。类似于一般的线性模型,分位点回归模型可以表示为:

$$y_i = x_i \beta_{\tau} + u_{\tau} \tag{1}$$

这里对误差项 u_{τ} 的分布不作过多假定,只需要满足条件 $Q_{\tau}(u_{\tau} | x) = 0$ 。为了满足可识别性,即无条件分位点也可以由该模型得到,一般假定解释变量 X 的第一个分量恒等于 1, 即: $x_{i,1} \equiv 1$ 。

同样类似于线性模型参数估计的最小二乘方法,该模型的参数估计问题可以用最小化方法得到。假定有数据集 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, 我们可以通过最小化 $\sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - x_i \beta)$ 得到参数 β 的估计 β_{τ} 。得到参数 β 的估计 β_{τ} 以后,线性假设下的条件分位点函数即为:

$$Q_{\tau}(Y | X = x) = x \beta_{\tau}.$$

3 “已实现”波动率条件下的 CVaR 估计以及杠杆效应分析

3.1 CVaR 的定义

假定 Y_t 是某债券或者投资组合的价格过程, X_t 是状态过程或者是信息向量,在实际应用中,包括股票指数,债券收益率,流动性指标以及其他能够影响价格过程的因素。在本文中我们将研究在 X_t 条件下,债券或者投资组合的 VaR——条件 VaR 的计算。

在时期 $[t, t+h)$ 中,组合的对数收益率为 $r_t^h = \ln Y_{t+h} - \ln Y_t$ 。按照 VaR 的定义,在该时期内置信水平为 $p(0 < p < 1)$ 的 VaR 为: $V_t^h(p) = \inf_v \{v: P(r_t^h \leq v) \geq 1 - p\}$ 。

假定 r_t^h 在给定 X_t 条件下的分布函数是 $F(\cdot | X_t)$, 那么条件 VaR 定义为:

$$V_t^h(p) = F^{-1}(1 - p | X_t) \tag{2}$$

这里 $F^{-1}(\cdot | X_t)$ 为 $F(\cdot | X_t)$ 的反函数或者称为条件分位数函数。可见确定条件 VaR 实际上就是确定条件分位点的值,本文通过分位点回归方法

直接确定出条件分位点的值, 避免了条件分布的假设和计算。

3.2 “已实现”波动率及其分布特征

为了对日内数据进行建模, 首先假定在 t 交易日, 交易价格数据是离散的。用 $P_{t,i}, i = 1, \dots, n_t$ 表示第 t 交易日的第 i 个交易价格数据, n_t 是第 t 交易日所观测的数据总数。

考虑一个简单的连续时间过程:

$$d \ln P(t) = \alpha(t) dw(t)$$

其中 $\sigma^2(t)$ 表示瞬时波动率, 且假定和维纳过程 $w(t)$ 独立。积分波动率定义为:

$$IV_t = \int_t^{t+1} \sigma^2(s) ds$$

定义“已实现”波动率为金融资产日内高频收益率的平方和, 由下式表出:

$$RV_t = \sum_{i=0}^{n_t} r_{t,i}^2 \quad (3)$$

其中 $r_{t,i} = \ln P_{t,i} - \ln P_{t,i-1}$ 为日内高频收益率。

要对“已实现”波动率 RV 进行建模, 需要对 RV 的渐近分布有所了解。Andersen 等人 (2003)^[21] 应用半马氏过程理论证明了: 当没有微观噪声时, 用所有波动数据得到的“已实现”波动率

RV_t 是积分波动 IV_t 的一致估计: $RV_t \xrightarrow{P} IV_t$ 。

当在实际数据中存在微观噪声的影响时, “已实现”波动率并不是积分波动率的一致估计。当取样频率过高时, 微观噪声会引起“已实现”波动率估计的偏差。Anderson 等人 (2003)^[21] 主张选定一个比较低的取样频率来减少估计的偏差, 比如每五分钟或者十五分钟取样一次, 而不是每秒取样, 这种方法称为稀疏抽样 (Sparse sampling)。由于本文的重点不是抽样频率的确定, 在本文的分析中, 我们选取五分钟的抽样数据进行“已实现”波动率的估计。

3.3 含有虚拟解释变量的分位点回归模型以及杠杆效应分析

要计算条件 VaR, 一般首先需要对条件分布进行估计。本文对条件分布不作任何的假定和估计, 而是应用分位点回归方法直接得到收益率在某分位点的值, 即在一定的条件下 (解释变量值) 的 CVaR 值, 这样就避免了分布是正态等假设, 而且计算相对容易。一般来说, 市场波动率可以作为市场风险的一种度量方法。在收益率分布服从正态的假定下, 可以得知 VaR 值与波动率呈线性关系, 即使不假定正态分布, 很多文献也得出 VaR 的值与市场波动率满足一定的线性关系^[4-5]。基于量纲一致的考虑,

传统市场波动率大都以条件标准差度量, 而“已实现”波动率则是基于高频收益率的平方和定义的, 因此本文以“已实现”波动率的平方根 ($\sqrt{RV_t}$) 作为条件, 应用分位点回归模型估计该条件下日收益率的 CVaR, 以期得到两者之间的关系。

由杠杆效应的定义得知, 当收益率为正和为负时, 相同的市场信息的冲击对市场风险的影响会有所不同。以往文献中大都首先基于 EGARCH 模型对波动率进行估计, 进而对市场风险进行度量, 其中 EGARCH 模型可以用来描述市场的杠杆效应^[21]。本文尝试将 EGARCH 模型中描述杠杆效应的思想应用到分位点回归模型中, 为了比较不同收益率符号下, “已实现”波动率对市场风险 CVaR 的影响, 考虑含有虚拟解释变量的分位点回归模型, 其中虚拟变量表示当天的收益率为正或者为负, 该模型又可称为分段分位点回归模型。

$$r_t = \alpha + \beta \cdot I(r_t < 0) + \gamma \cdot \sqrt{RV_t} + \eta \cdot I(r_t < 0) \sqrt{RV_t} + u_t \tau \quad (4)$$

$$\text{即: } r_t = \begin{cases} \alpha + \gamma \cdot \sqrt{RV_t} + u_t \tau & r_t \geq 0 \\ \alpha + \beta + (\gamma + \eta) \cdot \sqrt{RV_t} + u_t \tau & r_t < 0 \end{cases}$$

这里对误差项 $u_t \tau$ 的分布不作过多假定, 只需要满足条件 $Q_\tau(u_t \tau | x) = 0$ 。

本文首先打算从分位点 (CVaR) 的角度分析股票市场中的杠杆效应。应用分位点回归模型分析上、下 α (比如 0.05) 分位点与“已实现”波动率之间的关系, 得到分位点与波动率之间的斜率系数和截距参数, 通过比较上下分位点模型对应的上述参数的绝对值来分析股票市场的杠杆效应。如果下 α 分位点对应的斜率的绝对值比上 α 分位点斜率的绝对值大, 则说明在相同的“已实现”波动率条件下, 在下尾部受到的影响和冲击将更大, 则说明存在“杠杆效应”。当斜率系数相差不大时, 则需要通过截距系数来进行分析, 如果下 α 分位点对应的截距的绝对值比上 α 分位点截距的绝对值大, 此时市场下跌的风险要比上涨的风险大, 则也说明存在“杠杆效应”。

一般来说, 杠杆效应是指波动率与收益率之间存在负向相关关系, 如果当天的收益率为负, 则波动率相对较大。本文同时从条件 VaR 的角度进行分析, 通过构造负收益率虚拟变量, 分析 0.05 分位点与该虚拟变量之间的关系, 通过比较虚拟变量前斜率系数确定是否存在杠杆效应, 如果 β 和 η 显著为负, 则说明存在杠杆效应。

4 实证分析

众所周知,经济领域的许多变量是相互影响的,例如收益率与风险测度之间存在关系,这也是金融领域的基本原理。本文分析了在“已实现”波动率条件下,日收益率的条件 VaR 值,以期得到 CVaR 与波动率之间的关系。

4.1 数据描述

本文对上证综指和深证成指的日收益率数据以及日内 5 分钟高频数据进行了分析,时间段为 2004 年 1 月 2 日到 2008 年 8 月 22 日。本文采用对数收

益率进行分析,即 $r_t = \log(P_t/P_{t-1})$, 其中 P_t 为 t 交易日的市场指数值。

4.2 “已实现”波动率估计

关于“已实现”波动率的估计已有很多相关的研究,其中抽样频率的确定起着至关重要的作用,由于本文的目的是基于“已实现”波动率来研究条件 VaR 的估计以及杠杆效应问题,因此我们选用五分钟的高频数据对“已实现”波动率进行估计。为了分析的方便,在表 1 中给出了 $\sqrt{RV_t}$ 的描述性特征。

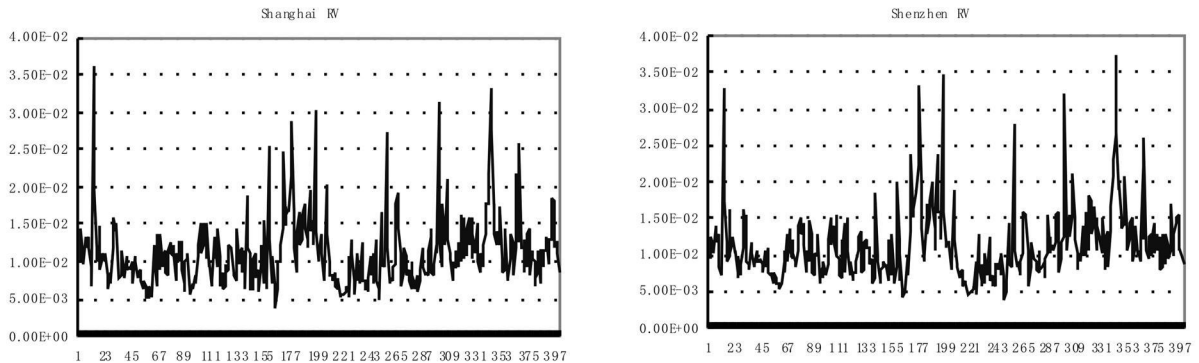


图 1 $\sqrt{RV_t}$ 时间序列图

表 1 $\sqrt{RV_t}$ 的描述性特征

	均值	标准差	偏度	峰度
上证综指	0.0154	0.0092	1.3620	4.7729
深证成指	0.0163	0.0103	1.5547	6.3294

由表 1 可以看出, $\sqrt{RV_t}$ 的偏度和峰度都偏离正态分布。

“已实现”波动率作为分位点回归模型中的被解释变量,首先需要对其平稳性进行检验,单位根检验结果如表 2 所示:

表 2 “已实现”波动率的单位根检验结果

方法	统计量	p 值	Obs
H0: 存在单位根			
Levin, Lin & Chut*	-5.57079	0.0000	1 921
Breitung t-stat	-5.80233	0.0000	1 920
H0: 存在单位根			
Im, Pesaran and Shin W-stat	-5.65820	0.0000	1 921
ADF- Fisher Chi-square	37.1109	0.0000	1 921
PP- Fisher Chi-square	189.836	0.0000	1 927
H0: 存在单位根			
Hadri Z-stat	10.5158	0.0000	1 928

由表 2 的单位根检验结果可以看出,所有的检

验方法的 p-value 都为 0,因此“已实现”波动率序列并不存在单位根,为平稳序列。

4.3 线性分位点回归模型分析

在本文中,为了研究收益率和“已实现”波动率之间的关系,也就是寻找 $\sqrt{RV_t}$ 为条件的条件 VaR 值,我们假定其中的一个因素 $\sqrt{RV_t}$ 。为了得到的模型的截距项,令另外一个影响因素恒等于 1,即 $x_{t1} = 1$ 。那么本文考虑如下模型: $r_t = a + b \sqrt{RV_t} + u_t$, 于是条件分位点为:

$$Q_{\tau}(r_t | \sqrt{RV_t}) = a + b \sqrt{RV_t}$$

为了分析上下尾部分位点的异同,本文分析了上下 0.05 分位点下的参数模型,参数估计结果如表 3 所示,由表 3 可以得到置信水平 95% 下的条件 VaR。

由表 2 可以看出,条件模型的斜率系数结果比较显著,说明收益率的上下 0.05 分位点的确是跟“已实现”波动率有线性关系的。而且由表 2 可以看出两种指数都存在一个相同的特征,在下尾部(下 0.05 分位点)所得到的分位点模型的斜率系数 b 的绝对值要比上尾部(0.95 分位点)的大,这说明在相

同的冲击(“已实现”波动率)下,下尾部(损失部分)的风险要相对大些,即在所分析的时间段内市场存在明显的杠杆效应。当指数上涨或者下跌时,同一

分位点所对应的上述斜率系数有没有显著不同呢?在下一部分,我们将应用含有虚拟变量的分位点回归模型进行分析。

表 3 全部数据分位点回归结果

		上证综指				深证成指			
		估计值	标准差	t 值	p 值	估计值	标准差	t 值	p 值
0.05	a	-0.0021	0.0016	-1.2752	0.2025	-0.0025	0.0019	-1.3260	0.1851
	b	-1.7115	0.1497	-11.4368	0.0000	-1.7910	0.1834	-9.7675	0.0000
0.95	a	0.0077	0.0010	7.8743	0.0000	0.0095	0.0017	5.6642	0.0000
	b	1.3608	0.1471	9.2497	0.0000	1.3584	0.1014	13.3994	0.0000

4.4 含虚拟变量的分位点回归模型

为了分析和比较收益率分别为正和为负时,条件分位点受 $\sqrt{RV_t}$ 的影响,首先分析下面的全模型,即同时考虑了截距和斜率变化的情形:

$$r_t = \alpha + \beta \cdot I(r_t < 0) + \gamma \cdot \sqrt{RV_t} + \eta \cdot I(r_t < 0) \sqrt{RV_t} + u_t \quad (5)$$

本文首先对上述 0.05 以及 0.95 分位点模型进行了估计,含有虚拟变量的分位点回归模型的参数的具体估计结果如表 4 所示:

表 4 含虚拟变量的全模型回归结果

		上证综指				深证成指			
		估计值	标准差	t 值	p 值	估计值	标准差	t 值	p 值
0.05	α	-0.0005	0.0004	-1.3282	0.1844	-0.0001	0.0004	-0.2544	0.7992
	β	-0.0014	0.0021	-0.6696	0.5032	-0.0031	0.0020	-1.5435	0.1230
	γ	0.0907	0.0342	2.6527	0.0081	0.0829	0.0330	2.5109	0.0122
	η	-2.0902	0.1869	-11.1868	0.0000	-2.1104	0.1316	-16.0331	0.0000
0.95	α	0.0046	0.0015	3.1088	0.0019	0.0111	0.0028	3.9828	0.0001
	β	-0.0049	0.0015	-3.2050	0.0014	-0.0109	0.0028	-3.8594	0.0001
	γ	1.8149	0.1623	11.1810	0.0000	1.4503	0.2635	5.5040	0.0000
	η	-1.8490	0.1639	-11.2801	0.0000	-1.5576	0.1014	-15.3570	0.0000

由表 4 可以看出,在 0.05 分位点回归方程中,参数 β 对于上海和深圳两种指数而言,都非常不显著。而其他的几个斜率参数都比较显著,于是考虑下面去除参数 β 的模型。

$$r_t = \alpha + \gamma \cdot \sqrt{RV_t} + \eta \cdot I(r_t < 0) \sqrt{RV_t} + u_t \quad (6)$$

由分位点和 CVaR 的定义,可以得知,95% 置信水平下的 CVaR 为 0.05 分位点的相反数,即:

$$CVaR_{0.95} = -Q_{0.05}(r | \sqrt{RV_t}) = -\alpha - \gamma \cdot \sqrt{RV_t} - \eta \cdot I(r_t < 0) \sqrt{RV_t}$$

在下面表 5 中,我们给出只含有斜率虚拟变量的 0.05 和 0.95 分位点回归结果。

于是: $Q_\tau(r | \sqrt{RV_t}) = \alpha + \gamma \cdot \sqrt{RV_t} + \eta \cdot I(r_t < 0) \sqrt{RV_t}$

表 5 含斜率虚拟变量的模型回归结果

		上证综指				深证成指			
		估计值	标准差	t 值	p 值	估计值	标准差	t 值	p 值
0.05	α	-0.0006	0.0004	-1.7303	0.0839	-0.0014	0.0004	-3.2549	0.0012
	γ	0.1081	0.0321	3.3717	0.0008	0.1507	0.0386	3.9069	0.0001
	η	-2.1971	0.0815	-26.9642	0.0000	-2.2908	0.0861	-26.6168	0.0000
0.95	α	0.0007	0.0002	3.0420	0.0024	0.0012	0.0006	1.8472	0.0650
	γ	2.0878	0.0883	23.6363	0.0000	2.2277	0.1496	14.8940	0.0000
	η	-2.1801	0.0814	-26.7842	0.0000	-2.3776	0.1353	-17.5680	0.0000

由表 4 可以看出,去除参数 β 后的各个斜率参

数都非常显著,而且截距项 α 的显著性水平也大大

提高, p -value 最大为 0.0839, 和表 4、5 中的 p -value 值相比较要显著的小。因此, 从模型显著性的角度来看, 该模型的效果最好。

下面将对金融市场的杠杆效应问题进行分析。由表 5 可以看出两种指数都有相同的特点, 即参数 η 都显著为负。由前面的分析, 0.05 分位点对应的是收益率在波动率条件下的 95% 置信水平下 CVaR 的相反数。因为参数 η 为负, 又因为模型中的虚拟变量表示收益率为负, 说明在相同的“已实现”波动率的条件下, 当收益率为负(股市下跌)时, 所对应的条件 VaR 要显著的比收益率为正时大。因此, 在相同的波动率冲击之下, 当收益率为负时所对应的市场风险更大。因此可以说我国证券市场的市场风险存在显著的杠杆效应。

5 结语

在现实的金融领域中, 经济变量之间存在很大的相关关系, 在某种条件下的条件风险, 可以描述风险和某些变量之间的关系, 以及各种风险之间的关系, 本文用条件 VaR 作为条件风险的度量。“已实现”波动率是基于高频数据对波动率的一种度量方法, 可以对市场风险进行描述, 本文应用 5 分钟高频数据对其进行了计算。本文以“已实现”波动率作为条件, 对条件 VaR 进行了估计。在估计 CVaR 时, 采用分位点回归模型, 避免了联合分布的假设。同时针对金融市场普遍存在的“杠杆效应”, 本文从条件风险的角度对其进行了分析, 首先分别对上下 0.05 分位点与“已实现”波动率之间的关系进行了分位点回归分析, 通过比较斜率系数, 对杠杆效应现象进行了分析。其次, 本文引入了虚拟变量分位点回归模型, 对表示收益率为负的虚拟变量进行回归分析, 通过比较虚拟变量系数的符号对杠杆效应进行了分析, 证实了杠杆效应的存在。本文的方法, 首先需要基于高频数据对“已实现”波动率进行估计, 其中波动率也可以采用日内波幅等其他测度方法。此外, 本文是对股市数据进行实证分析, 也可以基于本文的方法分析外汇市场的高频数据。

本文的研究还存在一定的不足, 例如本文采用的是 5 分钟的高频数据对“已实现”波动率进行估计, 对于本文所分析的高频数据, 可能存在其它更加准确的估计方法, 我们也尝试用 Zhang (2005)^[22] 的方法进行“已实现”波动率的估计, 得到的结论类似。本文首次应用含有虚拟变量的分位点回归模型从条件风险的角度对杠杆效应进行了分析, 指出了中国

股票市场的杠杆效应存在的情况, 但是在实际应用时需要对方杆效应问题进行更加全面和深入的研究。此外, 含有滞后虚拟变量的分位点回归模型可以用来预测 CVaR, 其预测效果也值得进一步进行检验和比较。

参考文献:

- [1] Duffie, D., Pan J.. An overview of value at risk [J]. The Journal of Derivatives 1997, 4(3): 7- 49.
- [2] Dowd, K.. Beyond value at risk: The new science of risk management [M]. New York: Wiley, 1998.
- [3] Wong, C.M., M. K. P. So. On conditional moments of GARCH models, with applications to multiple period value[J]. Statistica Sinica, 2003(13): 1015- 1044
- [4] 叶五一, 缪柏其, 吴振翔, 基于 Copula 方法的条件 VaR 估计[J], 中国科学技术大学学报, 2006, 36(9): 917- 922.
- [5] 叶五一, 缪柏其, 金百锁, 条件 VaR 的非参数估计及实证分析[J], 管理科学与统计决策, 2006(11): 1- 10.
- [6] Roger K., Bassett G.. Regression quantiles[J]. Econometrica, 1978, 46(1): 33- 50.
- [7] 叶五一, 缪柏其, 谭常春. 基于分位点回归模型变点检测的金融传染分析[J], 数量经济技术经济研究, 2007, 24(10), 151- 161.
- [8] Engle, R. F., Victor K. Ng.. Measuring and testing the impact of news on volatility [J]. Journal of Finance, 1993, 48(5): 1749- 1778.
- [9] Ding, Z., Granger, C. W. J., Engle, R. F.. A long memory property of stock market returns and a new model [J]. Journal of Empirical Finance, 1993, 1(1): 83 - 106.
- [10] Zakoian, J. M.. Threshold heteroskedastic models [J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 1994, 18(5): 931- 944.
- [11] Bouchaud J.P., Potters M.. More stylized facts of financial markets leverage effect and downside correlations [J]. Physica A, 2001, 299(1- 2): 60- 70.
- [12] Eisler Z, Kertesz J.. Multifractal model of asset returns with leverage effect [J]. Physica A, 2004, 343: 603- 622.
- [13] Ruiz E., Veiga H.. Modelling long-memory volatilities with leverage effect: A-LMSV versus FIE-GARCH [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2008, 56(6): 2846- 2862.
- [14] Andersen, T. G., Bollerslev T.. Deutsche Mark-Dollar volatility: Intraday activity patterns, macroeconomic announcements, and longer run dependencies [J]. The Journal of Finance, 1998, 53(1): 219- 265.

- [15] 徐正国, 张世英, 调整/已实现波动率与 GARCH 及 SV 模型对波动的预测能力的比较研究[J]. 系统工程, 2004(8): 06- 63
- [16] 施红俊, 马玉林, 陈伟忠, 实际波动率理论及实证综述 [J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2003(3): 101- 105.
- [17] Jacod, J., Protter, P.. Asymptotic error distributions for the Euler method for stochastic differential equations [J]. Annals of Probability, 1998, 26(1): 267- 307.
- [18] Barndorff-Nielsen, O. E., Shephard, N.. Econometric analysis of realised volatility and its use in estimating stochastic volatility models [J]. Journal of the Royal Statistical Society B, 2002 64: 253- 280.
- [19] Nielsen, M., Frederiksen, P.. Finite Sample Accuracy and Choice of Sampling Frequency in Integrated Volatility Estimation[J]. Journal of Empirical Finance, 2008, 15(2): 265- 286.
- [20] Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., Labys, P.. Modeling and forecasting realized volatility [J]. Econometrica, 71, (2): 529- 626.
- [21] 刘晓星, 何建敏, 刘庆富, 基于 VaR-EGARCH-GED 模型的深圳股票市场波动性分析[J]. 南开管理评论, 2005, 8(5), 9- 13
- [22] Zhang, L., Mykland, P. A., Ait-Sahalia, Y.. A tale of two time scales: Determining integrated volatility with noisy high-frequency data [J]. Journal of the American Statistical Association, 2005, 100(472): 1394 - 1411.

Estimating of Conditional VaR and Analysis of Leverage Effect Based on Dull Variable Quantile Regression Model

YE Wu-yi, CHEN Jie-cheng, MIAO Bai-qi

(Department of Statistics and Finance, School of Management, USTC, Hefei 230026, China)

Abstract: The leverage effect is often analyzed by ARCH type models in most articles. In This paper, the dull variable quantile regression model is used to estimate the CVaR, which is conditioned on the realized volatility. And the leverage effect is analyzed from view of market risk. At last, an empirical analysis of Stock market of China is presented. The CVaR is estimated, and the leverage is also verified.

Key words: dull variable quantile regression model; realized volatility; conditional value at risk (VaR); leverage effect