

中国股市截面收益率再研究: 分位数回归方法

郑承利 陈灯塔*

内容摘要 分位数回归方法因为考虑了分布函数的各局部信息而比只考虑条件期望的普通最小二乘回归方法更具有优势,特别是在具有厚尾分布的金融数据分析方面,提供了更详尽的信息。本文通过分位数回归方法重新审视中国股市截面收益率的共同风险因子,查看是否存在规模效应与帐面市值比效应。结果发现,分位数回归结果与普通最小二乘结果显著不同,不同分位数下回归系数及其统计显著性都存在巨大差异。股票收益率与规模正相关的规模效应显著,且高收益率部分的正规规模效应更加强烈。帐面市值比效应在低收益率部分正相关,高收益率阶段负相关,中间部分不显著。

关键词 资产定价 分位数回归 规模效应 帐面市值比效应

JEL分类:C21,G12 **中图分类号:**F830.91;F224.7 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-6249(2006)01-0061-011

资产定价模型是金融学领域经典的研究议题之一,因为风险和期望收益的关系是投资者关心的基本问题。该类理论由最初的CAPM到套利定价理论再到多因素模型,逐渐衍生为一片丰沃的田园。在这块田园上,却同时存在颇多争议。理论模型的实证检验遭遇众多困难。这些困难可以是模型本身的假定所致,也可以是实际检验工具的有效性所产生。各种模型的发展,其本身就表露了这一历史轨迹(Perold, 2004, Fama 和 French, 2004)。于是,新的检验工具或方法在该领域的应用,自然也是受关注的方向了。本文就应用一种新的检验方法——分位数回归方法,重新考察中国股票市场截面收益率与有关定价因素之间的关系,如规模效应和帐面市值比效应等。

一 引言

资本资产定价模型(CAPM)最早由 Sharpe (1964)和 Lintner (1965)提出,该框架深刻揭示了股票收益率与市场组合因子之间的关系,表明股票截面期望收益率可以完全通过市场因子的贝塔进行解释,而无需额外解释因素。Fama 和 MacBeth (1973)据此提出了一种截面收益率回归方法进行检验,以区别于时间序列检验方法。

不幸的是,大量的实证研究表明,CAPM 并不总是得到有力的支持,经常出现无法解释的异常现象(Fama and French, 2004)。学者们一方面检讨检验工具的有效性,另一方面重新审视模型本身的设定问

* 郑承利:北京大学深圳研究生院 深圳 518055;陈灯塔:厦门大学王亚南经济研究院、经济学院金融系 厦门 361005 电子邮箱: maxchen@gsm.pku.edu.cn.

题。Black (1972)放松了无风险利率借贷条件,提出了零 CAPM 模型。另外一个方向就是,使用更为复杂的资产定价模型,因为传统 CAPM 的假定过于理想化。Merton (1973)的跨期资本资产定价模型(ICAPM)是 CAPM 的一种自然扩展。Fama (1996)认为 ICAPM 是 CAPM 的一般化。但应用 ICAPM 需要设定影响期望收益率的状态变量。Fama 和 French(1993)参考 Ross(1976)的套利定价方法,提出三因素模型。他们认为,尽管规模和帐面市值比不是状态变量,但他们间接影响状态变量。他们的三因素模型已经成为检验长期异常收益率的基准方法。

遵循三因素模型思路,验证股票截面收益率与规模以及帐面市值比之间关系的研究热烈起来。首先,Fama 和 French(1992,1993)发现企业规模(Size)和帐面市值比(Book to Market, BM)是股票截面收益率差异的重要解释因素。他们发现,股票规模与收益率之间存在负相关关系,即所谓规模效应。Berk (1995)也发现规模可以解释部分截面收益率,而这部分在不含规模因子的模型中一直无法得到解释。相关研究包括 Fama 和 French (1995,1996),Kothari 等人 (1995),Knez 和 Ready (1997),Chan 等人 (2000)的研究。

另外,许多实证研究发现,股票收益率存在厚尾分布现象。这种极值尾部对规模效应可能产生影响。Knez 和 Ready(1997)应用截尾最小二乘(Least Trimmed Squares, LTS)方法对此进行研究,结果发现,当截断每月尾部极值后,规模效应消失了。他们指出,收益率尾部极值部分不应该被视为“噪声”,因为它们传达了收益率的真实信息。然而,简单的截尾方法无法真正刻画极值的全部面貌。

Horowitz 等人(2000)也发现以前的研究结果在不同样本期不具有稳健性,1982年后规模效应消失,他们认为规模不应该被当作系统风险因子。特别是,当去掉市值在 500 万美元以下规模的企业后,规模效应在整个样本期内不具有显著性。

分位数回归方法是由 Koenker 和 Bassett(1978)提出,该方法充分考虑整个分布的所有信息,包括尾部极值收益率。Chan 和 Lankonishok(1992)采用该方法估计贝塔风险并考察过度反应假设。Hsu 和 Chou (2003)采用该方法结合 Fama 和 Mac-Beth(1973)提出的方法考察美国市场股票收益率与风险因子之间的关系,结果发现,在不同分位数下,规模效应产生变化,收益率与规模之间的关系由正相关到负相关变化,与普通回归结果显然不同。同样地,Fama 和 French(1992)在普通回归情况下得到的帐面市值比与股票收益率之间的显著正相关关系与分位数回归下的结果也显著不同。

在中国,研究股票市场规模效应的文献也很多。最近的有,张祥建等人(2003)、朱世武和郑淳(2003)等。前者选择沪市所有 A 股为样本,以流通市值来衡量公司的规模,他们发现,1997 年 1 月至 2002 年 12 月间沪市股票(组合)的平均收益与公司规模之间具有明显的负相关关系。后者也发现中国存在小盘效应,即股本规模与股权风险溢价水平成反比。据笔者掌握的资料,国内尚未见分位数回归在这方面的应用。

本文沿着前述研究思路,重点借鉴 Fama 和 Mac-Beth(1973)的截面研究方法,采用分位数回归,重新考察中国股票市场截面收益率的风险定价因子。本文其余内容安排如下:第 2 节简单介绍分位数回归方法,第 3 节为基本数据描述,第 4 节介绍采用分位数回归研究中国股市截面收益率情况的具体过程,第 5 节是分析结果与讨论,最后是小结。

二 分位数回归方法

分位数回归模型由 Koenker 和 Bassett(1978)提出。他们将普通的位置参数——分位数扩展为一般

线性回归模型,假设条件分位数具有线性形式。下面对该方法做简要介绍。

设随机变量 Y 的一组样本 Y_1, \dots, Y_n , 其经验分布为:

$$\hat{F}(y) = \frac{1}{n} \# \{Y_i : Y_i \leq y\}$$

其中, $\#$ 表示集合元素个数。对应的 θ 分位数为:

$$\hat{Q}_Y(\theta) = \inf \{y \mid \hat{F}(y) \geq \theta\} \quad \theta \in (0, 1)$$

人们发现,分位数可以通过解如下优化问题获得:

$$\hat{Q}_Y(\theta) = \inf \left\{ y \mid \arg \min_y \sum_{i=1}^n \rho_\theta(Y_i - y) \right\}$$

其中, $\rho_\theta(z) = (\theta - 1(-z)) \cdot z$ 。

若给定 X 时, Y 的条件分布为 $\hat{F}(y|x)$, 且其条件分位数为具有如下线性形式(若设定为非线性形式则为非线性分位数回归):

$$\hat{Q}_Y(\theta|x) = \gamma_0(\theta) + \sum_{k=1}^K x_k \gamma_k(\theta) = X' \gamma(\theta)$$

其中, X 有 $K+1$ 个变量(含截距项)。于是,以 $y = X_i' \gamma(\theta)$ 代入前述分位数公式就有条件分位数:

$$\hat{Q}_Y(\theta) = \inf \left\{ X_i' \gamma(\theta) \mid \arg \min_{\gamma(\theta)} \sum_{i=1}^n \rho_\theta(Y_i - X_i' \gamma(\theta)) \right\}$$

值得庆幸的是,该优化问题可以通过线性规划求解。

注意,在这里, $Y_i = X_i' \gamma(\theta) + \varepsilon_i(\theta)$, $\gamma(\theta)$ 为 θ 的函数,当 $\gamma(\theta)$ 和 $\varepsilon_i(\theta)$ 都与 θ 无关,则为普通最小二乘回归。事实上,普通最小二乘是线性条件期望 $E[Y|X] = X_i' \gamma = \int_0^1 \hat{Q}_Y(\theta|x) d\theta$ (Bassett 等人, 2002)。也就是说,普通线性最小二乘回归是所有分位数回归信息的汇总,分布的局部信息被隐藏了;而分位数回归则充分体现条件分布的各部分信息,比如尾部的重要信息。另外,上式可以写作:

$$\hat{Q}_Y(\theta) = \inf \left\{ X_i' \gamma(\theta) \mid \arg \min_{\gamma(\theta)} \sum_{i=1}^n \rho_\theta(\varepsilon_i(\theta)) \right\}$$

因为 $\rho_\theta(\varepsilon_i(\theta)) = (1-\theta) |\varepsilon_i(\theta)| 1(-\varepsilon_i(\theta)) + \theta |\varepsilon_i(\theta)| 1(\varepsilon_i(\theta))$, 因此分位数回归可以看作正负偏差绝对值加权平均值的最小化结果,而普通最小二乘则为 ε_i^2 求和的最小化结果。

值得一提的是,参数 $\gamma(\theta)$ 除了通过上述线性规划方法估计外,还可以在 GMM 框架下估计,因为上述优化问题的一阶最优条件为:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (1 - \varepsilon_i(\theta) - \theta) X_i = 0$$

此即为常见的 GMM 估计框架,具体估计方法本文不涉及。

三 数据描述

本文所采用股票价格数据来自中国股票市场研究数据库(CSMAR 2004)。所取样本为深、沪两市 1997 年 1 月至 2003 年 12 月上市 A 股股票数据,剔除金融类企业,共 1204 只股票。数据处理时,以每月 19 日为月底计算股票月度收益率: $R_{it} = \left(\frac{P_{it}}{P_{it-1}} - 1 \right) \times 100\%$ 。无风险利率 R_{ft} 用 1 年期定期存款利率折算。市场收益率采用考虑现金再投资的综合月市场回报率(流通市值加权平均法)。将每年年底的股东权益除以年底总股数再除以年底(12 月)收盘价格就得到年度帐面市值比。帐面市值比 Q_t 和总权益 B_t

的当年月度数据取为上一年度年度报告值,规模 S_i 取股票相应的流通市值。只考虑每个月都有交易数据的股票,同时每年度的帐面市值比数据完全,满足以上要求的股票只有 267 只。

股票 β_i 序列的估计方法为:以 $t-24$ 个月到 $t-1$ 月(共 2 年)的月收益率时间序列通过 Scholes 和 Williams(1977)的计算方法估计贝塔,逐月向后滚动,从而获得每只股票贝塔的时间序列,即首个贝塔值从 1999 年 1 月开始,到 2003 年 12 月止,每只股票的贝塔的时间序列长度为 60。Scholes 和 Williams (1977)的估计方法考虑了非同步交易的影响,具体计算方法为:

$$\beta = \frac{b_- + b + b_+}{1 + 2\rho}$$

其中, β 为 CAPM 通过普通最小二乘法估计得到,

$$b_- = \frac{\text{cov}(r_i, r_{M,t-1})}{\text{var}(r_{M,t-1})}$$

$$b_+ = \frac{\text{cov}(r_i, r_{M,t+1})}{\text{var}(r_{M,t+1})}$$

$$\rho = \frac{\text{cov}(r_{M,t-1}, r_{M,t})}{\sigma_{M,t} \sigma_{M,t-1}}$$

最终用于回归的数据序列为 1999 年 1 月到 2003 年 12 月共 60 个月。本文所有数据处理都在 Matlab 上进行,有关分位数回归的计算程序从 Roger 教授的主页上下载,^①在此表示感谢。

这里首先对上述数据的截面收益率月度平均值统计特征做一简单考察。将上面所得到的数据等分为两时期,即 1999 年 1 月至 2001 年 6 月,2001 年 7 月至 2003 年 12 月,分期的目的时为了考察分析结果的时间稳定性。按照 BM 和规模进行分类,以规模(S)和帐面市值比(BM)大小逐月排序,取最小的 20% (以 -20% 表示)和最大 20% (以 +20% 表示)的股票建立等权组合,而后再计算投资组合收益率在月度上的统计量:月度收益率、标准差、偏度和峰度的平均值,见表。由表中可以形成如下粗略印象:股票截面收益率均值随着规模增大而增大,无论是分期与否;而收益率均值与帐面市值比的关系则在不同的样本期内具有不同的特征,前半期内为正相关,在后半期以及总样本期内为负相关。从标准差、偏度和峰度等指标看,截面收益率的分布与规模和帐面市值比强烈相关。

表 1 规模(S)和帐面市值比(BM)分类±20%的统计概要

	1999年1月—2001年6月		2001年7月—2003年12月		全部	
	S	BM	S	BM	S	BM
	-20%, +20%	-20%, +20%	-20%, +20%	-20%, +20%	-20%, +20%	-20%, +20%
均值	2.55, 3.46	3.19, 3.31	-1.52, -0.82	-0.67, -1.02	-0.23, 0.93	0.94, 0.64
标准差	8.12, 8.89	8.21, 8.77	6.66, 5.20	5.25, 5.50	9.07, 8.47	8.09, 8.62
偏度	0.61, 1.45	1.02, 1.37	-0.74, -0.22	0.23, -0.49	0.06, 1.02	0.75, 0.82
峰度	2.55, 5.68	4.85, 5.02	6.70, 7.15	7.01, 7.17	3.46, 5.77	4.61, 5.16

① URL 为: <http://www.econ.uiuc.edu/~roger/>

四 实证方法

分位数回归因为其能够抓住局部信息而具有独特的优势。金融资产定价模型中资产收益率分布具有明显的厚尾现象,尾部信息的挖掘自然就可以采用分位数回归方法。虽然分位数回归在统计界很早就被提出,但大量应用还是最近几年的事情,在金融方面的应用则更晚。本文沿着 Hsu 和 Chou(2003)的思路,采用 Fama 和 Mac-Beth(1973)的横截面收益率研究方法,结合线性分位数回归重新考察中国股票市场截面收益率与贝塔、规模以及帐面市值比例之间的关系。

我们研究了如下的线性模型:

$$R_{it} - R_{ft} = \gamma_{0t} + \gamma_{1t}\beta_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$R_{it} - R_{ft} = \gamma_{0t} + \gamma_{1t}\beta_{it} + \gamma_{2t} \ln S_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

$$R_{it} - R_{ft} = \gamma_{0t} + \gamma_{1t}\beta_{it} + \gamma_{2t} \ln S_{it} + \gamma_{3t} \ln Q_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$R_{it} - R_{ft} = \gamma_{0t} + \gamma_{1t}\beta_{it} + \gamma_{2t} \ln S_{it} + \gamma_{3t} \frac{1}{P_{it}} + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$R_{it} - R_{ft} = \gamma_{0t} + \gamma_{1t}\beta_{it} + \gamma_{2t} \ln S_{it} + \gamma_{3t} B_{it} + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, N \quad t = 1, 2, \dots, T$$

其中, R_{it} 是第 i 只股票第 t 月的收益率, R_{ft} 是第 t 月的无风险利率, S_{it} 是股票相应的流通市值(size), Q_{it} 是总权益与流通市值比(BM), B_{it} 是总权益(帐面值,单位为亿), P_{it} 是原始收盘价格。之所以考虑总帐面价值和原始收盘价格的原因在于一般认为这两个因素也对股票截面收益率产生重要影响,这里就做一一考察。

先采用普通最小二乘回归方法对上述模型进行估计,然后再用分位数回归方法,并与普通回归结果进行比较。依照 Fama 和 Mac-Beth(1973)的研究方法,具体处理程序如下:

(1) 每个月 t 做截面收益率的 θ 分位数回归得到参数的时间序列 $\hat{\gamma}_{j,t}^\theta$, $t=1, 2, \dots, T$, $j=0, 1, \dots, K$, θ 为分位数, K 为回归中考虑的独立因素(风险因子)个数。

(2) 按照分位数 θ 计算各 $\hat{\gamma}_{j,t}^\theta$ 在时间序列上的平均值: $\bar{\gamma}_j^\theta = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\gamma}_{j,t}^\theta$, 及其对应标准差。

(3) 计算各风险因素在不同分位数下 Fama 和 Mac-Beth(1973)的 t -统计量(以下简称记为 FM- t 统计量);

(4) 考虑时间序列相关,采用 Newey 和 West(1987)提出的调整 t -统计量(以下简称记为 NW- t 统计量)。需要用到如下 Newey-West 调整标准差估计量:

$$\tilde{\sigma}_\theta(\gamma_j^\theta) = \left[\frac{1}{T^2} \sum_{t=1}^T (u_{j,t}^\theta)^2 + 2 \frac{1}{T^2} \sum_{h=1}^m \left(1 - \frac{h}{m+1}\right) \sum_{t=h+1}^T (u_{j,t}^\theta u_{j,t-h}^\theta) \right]^{1/2}$$

其中, $u_{j,t}^\theta = \hat{\gamma}_{j,t}^\theta - \bar{\gamma}_j^\theta$, m 取 $T/10$ 的整数部分。

由于普通最小二乘实际上相当于各分位数回归的加权平均,赋予各分位数的权重相等,可能会导致

对极值部分(最高或最低分位数部分)赋权过高,它作为变量之间回归关系的整体评价可能会产生偏颇,为避免这些情况,就产生了稳健测度。稳健测度赋予极值部分的权重低于中位数附近的部分,以之代替普通最小二乘作为整体评价可能会更合适(Hsu 和 Chou,2003)。本文采用的两个稳健测度为:

$$\bar{\gamma}_{TRM}^{-j} = \sum \omega_{\theta} \bar{\gamma}_j^{-\theta}$$

其中, $\theta=0.25, 0.5, 0.75$, 对应的 $\omega_{\theta} = 0.25, 0.5, 0.25$; 和

$$\bar{\gamma}_{SW}^{-j} = \sum \omega_{\theta} \bar{\gamma}_j^{-\theta}$$

其中, $\theta = 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8$, 对应的 $\omega_{\theta} = 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.2, 0.1, 0.05$ 。

五 实证结果与讨论

为了考察贝塔、规模和帐面市值比例等各因素对中国股票市场的截面收益率解释能力,这里分别以普通最小二乘方法(OLS)和分位数回归(QR)方法进行估计,并对其结果进行比较。

(一)普通最小二乘回归的结果

表2是普通最小二乘方法下上述5个模型的回归结果各回归系数 γ_{jt} 的月度平均值 $\bar{\gamma}_j$ 及其 t-统计量。从表中可以看出,贝塔因子回归系数 γ_1 都不显著,而规模的回归系数 γ_2 则都显著为正,这与多数的实证结果很不一致。总权益与流通市值比(BM)回归系数不显著,总帐面值 B 以及原始收盘价格 P 的回归系数则显著为负。

	$\bar{\gamma}_0$	$\bar{\gamma}_1$	$\bar{\gamma}_2$	$\bar{\gamma}_3$
1	0.7958(0.651, 0.759)	-0.3455(-1.249, -1.258)		
2	-12.8621(-2.955, -2.492)	-0.2179(-0.603, -0.768)	0.9979(3.199, 2.702)	
3	-12.9547(-2.879, -2.510)	-0.2559(-0.0351, -0.559)	1.0292(3.070, 2.709)	-0.9720(-0.842, -0.735)
4	-11.3384(-2.795, -2.386)	-0.1605(-0.351, -0.559)	1.0911(3.811, 3.079)	-26.8045(-5.263, -4.600)
5	-11.3384(-3.353, -2.735)	-0.2527(-0.680, -0.898)	1.1562(3.424, 2.919)	-0.0216(-1.881, -1.989)

说明:括号内分别为 NW-t 统计量和 FM-t 统计量

(一)分位数回归分析的结果

采用分位数回归方法,取 $\theta \in [0.05, 0.95]$ 间隔为 5%。计算结果显示,分位数回归与普通最小二乘回归具有显著差别,在不同分位数上所对应的回归结果差异很大。随着 θ 从 5%到 95%变化,各因素的回归系数及其显著性都不断变化。图 1 报告了模型(3)中各参数估计结果的平均值 $\bar{\gamma}_j^{\theta}$ 在不同估计方法下的情况。从图中可以看到,随着分位数变化,各回归系数平均值也产生显著变化,与常用的普通最小二乘回归的系数形成鲜明的对照。这表明,股票收益率与各因素之间的关系并不象普通最小二乘方法揭示的那么简单,而是在不同收益率部分具有不同的依赖形式。由图 2 可以看出,风险溢价(Risk Premium, 即 $\bar{\gamma}_1$)基本为负,只有在极高分位数下才显示为正。 $\bar{\gamma}_2$ 的数值反映规模效应的情况,图中无论在哪种方法下都为正,且随分位数增加,回归系数增加,表明高收益率部分与规模的正相关关系更强。 $\bar{\gamma}_3$ 刻画帐面市值比效应,它由正逐渐转变为负。这表明,股票截面收益率的帐面市值比效应在不同收益率部分具有显著差异。在低收益率部分(低分位数,0%-50%),收益率与帐面市值比例成正相关关系,而在高收益率部分(高分

位数,50%—100%),收益率与帐面市值比例成负相关关系,显示了不对称的帐面市值比效应。而且从中位数(分位数为0.5)分位数回归结果看,除帐面市值比的系数外,基本都与条件期望值回归(普通最小二乘)有差异,表明收益率相对于各因素的条件分布具有非对称性。模型(4)和(5)的在不同估计方法下的系数变化趋势和模型(3)的类似,其结果可以向作者索取。

表3 回归系数的显著性

模型	g ₀			g ₁			g ₂			g ₃		
	ols	qr	rob	ols	qr	rob	ols	qr	rob	ols	qr	rob
1	0	5-40, +65-95	0	0	-5-35	0						
2	-	-	-	0	-5-15	0	+	+	+			
3	-	-	-	0	0	0	+	+45-95	+	0	+5-30, -65-95	0
4	-	-	-	0	-5-15	0	+	+	+	-	-20-95	-
5	-	-	-	0	0	0	+	+	+	-	+5-10, -55-95	0

说明:ols表示普通最小二乘,qr表示分位数回归,rob表示稳健测度;负号“-”表示负相关显著,正号“+”表示正相关显著,“0”表示不显著;对于分位数回归标示数据范围的表示在该分位数范围内显著,未标示的表示所有分位数下都显著;显著性水平为5%。

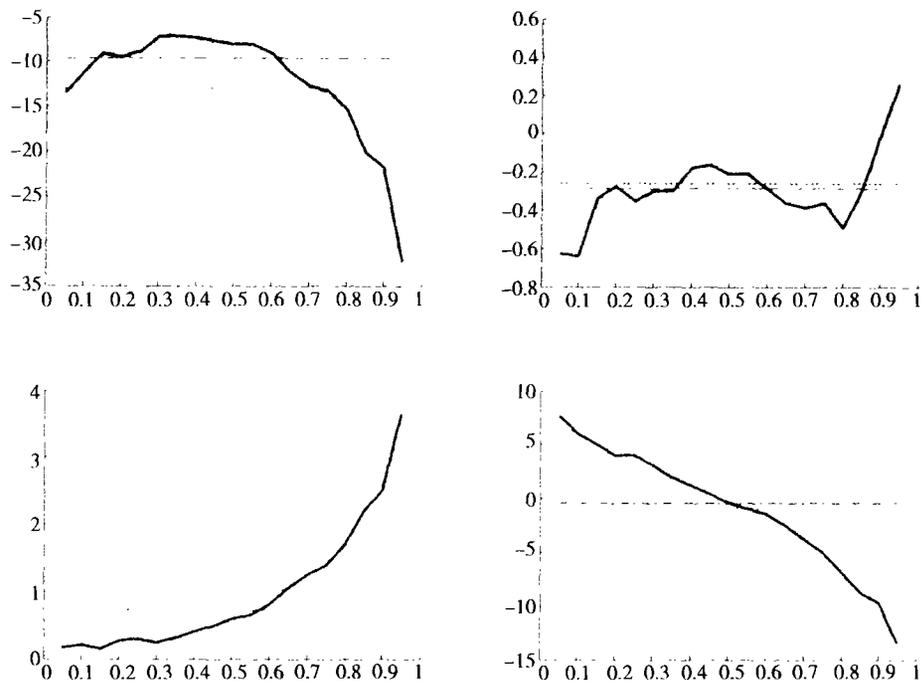


图1 模型(3)的估计结果

各子图分别对应模型(3)中截距、贝塔、规模和帐面市值比的回归系数平均值,横轴为分位数,图中蓝色粗线为分位数回归结果,黑色虚线为普通最小二乘回归结果,红色虚划线和绿色点划为两个稳健测度的结果,稳健测度结果比较接近,有时基本一致,甚至与普通最小二乘结果接近,特别是 $\bar{\gamma}_0$

我们最关心的还是各回归系数的显著性——t-统计量。表3报告了显著性比较情况,仅报告了NW-

t 统计量。¹从表中可以看出,不同分位数下显著性存在差异,有的显著,有的不显著。主要观察结果可以归纳为:

(1)所有模型中,截距项 γ_0 在各种方法下都显著不为零,除模型(1)由显著负向显著正转变(中间部分分位数下不显著)外,其余各式的截距项在各种方法下都显著为负,这表明各因素模型都不能很好地解释中国股市截面收益率。

(2)所有模型中,风险溢价 γ_1 在普通最小二乘以及稳健测度下都不显著,而在分位数回归下仅部分公式在低收益率下显著负相关。

(3)规模效应 γ_2 在所有估计方法下都基本显著为正,只有模型(3)在分位数 0-45% 之间不显著。这与一般文献中报告的负的规模效应不一致(张祥建等人,2003),与 Hsu 和 Chou(2003)报告的美国市场在低分位数情况下正相关而高分位数情况下负相关的结果也不同。

(4)帐面市值比效应在普通回归和稳健测度下均不显著,而在低分位数下(5-30%)显著正相关,在高分位数下(65-95%)显著负相关。这与 Hsu 和 Chou(2003)报告的美国市场情况一致。由于普通最小二乘与稳健测度都是分位数回归的加权平均,因此,帐面市值比效应在高低分位数下的非对称性很容易导致平均后结果不显著。

(5)模型(4)和(5)中,股票截面收益率与收盘价格倒数、帐面价值都显著负相关。

作为代表,图 2 分别报告了模型(3)中各参数平均值的估计结果在不同估计方法下的显著性情况。图中粗线是 NW-t 统计量,细线为 FM-t 统计量,每条曲线前 19 个点为分位数回归(分位数范围 5%-95%),最后三个点(右边游离部分)分别表示普通最小二乘结果和两个稳健测度结果。虚线和虚划线分别表示显著性水平为 5%、1%的标志界限。可以看到,FM-t 统计量与 NW-t 统计量略有差别,只要 FM-t 统计量显著,NW-t 统计量一般也显著。

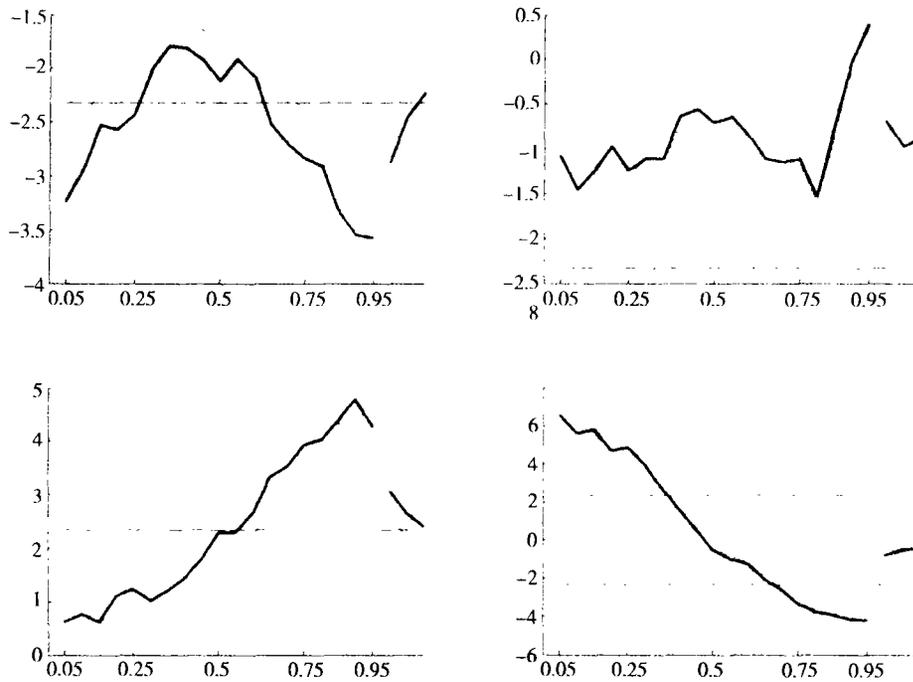


图 2 模型(3)系数的显著性

¹ 因为单就显著与否来说,普通 FM-t 统计量尽管有些差别,但整体上不影响结论。

图3为模型(3)中规模因素的回归系数 $\hat{\gamma}_2^0$ 在不同分位数不同月份下的动态变化过程。可以看到,在不同月份下,回归系数的波动性很大;随着分位数的增大,回归系数更加不稳定。

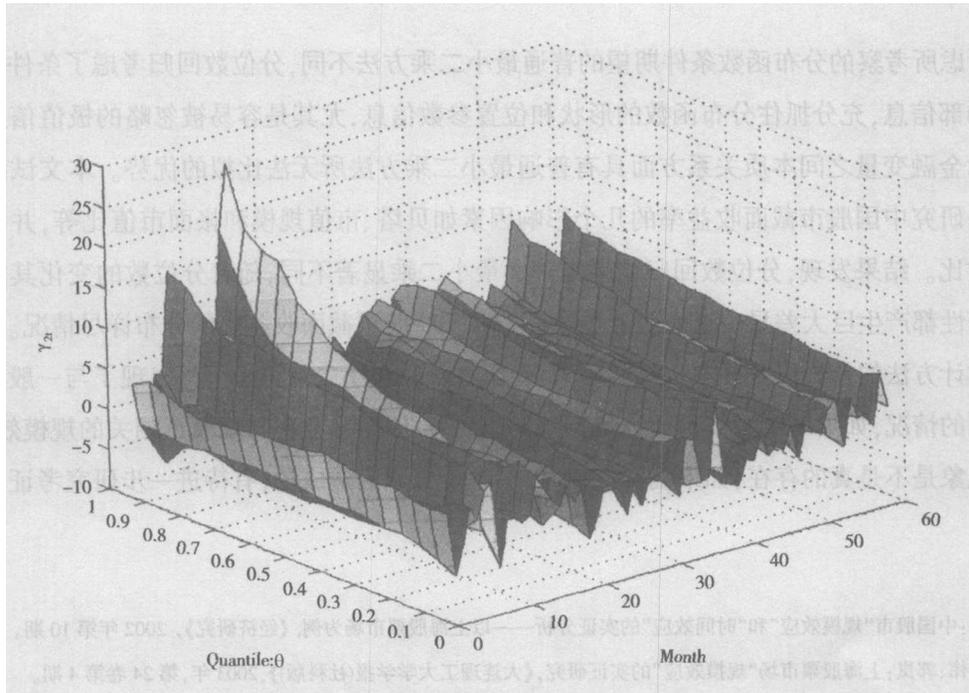


图3 模型(3)回归系数 $\hat{\gamma}_2^0$ 的动态变化

(二)有关结果的讨论与解释

这里的截面收益率回归无论在普通最小二乘回归还是在分位数回归下都出现了与已公布的研究结果不一致的情况,这里做一下简单的探讨,给出试探性的解释:

(1)首先是贝塔负回归系数及其显著性不足,原因可能是中国股票市场受到整个市场因素影响的比重很小,贝塔系数确实不能很好地解释中国股市截面收益率。从中国的股票市场发展状况看,确实存在非规范非良性发展的情况:比如政府的干预以及虚假的财务信息时有发生,股价操纵的屡禁不止等。相比较而言,具有低收益率的股票受到市场因素的影响较大,而具有高收益率的股票受市场因素的影响要小的多,这表明高收益率股票受其它因素的影响较大,高收益率很可能是操纵炒作的结果。此外,需要提醒的是,我们发现市场超额收益统计上与零无差别,市场超额收益与模型估计得到的风险溢价也无显著差异,因此贝塔系数的不显著,不一定表明贝塔系数对我国股市截面收益率没有解释能力,只是本文采用的方法在这种情况下,失去判别能力。

(2)股票截面收益率与市值规模显著正相关,出现这种情况可能与样本的选择有关。Fama 等人所报告的市场负规模效应情况都是采用长时间跨度的超大样本规模数据,而本文这里采用的数据则无论样本规模还是时间跨度都小得多。国内其他研究的样本基本是沪市或深市(汪炜和周宇, 2002;张祥建等人, 2003),本文这里则采用两市综合数据。截距项在各种方法下都基本显著为负,原因可能与贝塔估计方法有关,也有可能确实表明本文的各模型都不能很好地解释中国股市截面收益率。而原始股票价格和账面价值对股市截面收益率的解释能力,到底是什么因素造成的结果,需要更深入的研究,但可以肯定的是,分位数回归方法能揭示更充分的信息,影响我国股市截面收益率的因素比较复杂。

六 小结

与仅考虑所考察的分布函数条件期望的普通最小二乘方法不同,分位数回归考虑了条件分布函数的每一点的局部信息,充分抓住分布函数的形状和位置参数信息,尤其是容易被忽略的极值信息。因此该方法在揭示金融变量之间本质关系方面具有普通最小二乘方法所无法比拟的优势。本文试图通过分位数回归方法研究中国股市截面收益率的几个影响因素如贝塔、市值规模和帐面市值比等,并与普通最小二乘方法对比。结果发现,分位数回归结果与普通最小二乘显著不同,随着分位数的变化其回归系数以及统计显著性都产生巨大差异。这表明分位数回归才反映股票截面收益率的分布详尽情况。同时,可能由于贝塔估计方法的差异以及样本选择的原因,甚至在普通最小二乘方法下都出现了与一般所报告的研究结果不同的情况,如贝塔的回归系数为负且基本不显著,股票收益率与规模正相关的规模效应显著等。这些异常现象是不是真的存在,如果确实存在,那么是什么原因造成的,有待进一步研究考证。

参考文献:

- 汪炜、周宇:中国股市“规模效应”和“时间效应”的实证分析——以上海股票市场为例,《经济研究》,2002年第10期。
- 张祥建、谷伟、郭岚:上海股票市场“规模效应”的实证研究,《大连理工大学学报(社科版)》,2003年,第24卷第4期。
- 朱世武、郑淳:中国资本市场股权风险溢价研究,《世界经济》,2003年第11期。
- Bassett, Gilbert W., Mo-Yin S. Tam, and Keith Knight, 2002, “Quantile models and estimators for data analysis,” *Metrika*, 55, 17-27.
- Berk, J. B., 1995, “A critique of size-related anomalies,” *Review of Financial Studies*, 8, 275-286.
- Chan, L. K. C., J. Karcecki and J. Lakonishok, 2000, “New paradigm or same old hype in equity investing,” *Financial Analysts Journal*, July/August, 23-36.
- Fama, Eugene F, 1996, “Multifactor Portfolio Efficiency and Multifactor Asset Pricing,” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 31: 4, 441-65.
- Fama, Eugene F. and J. D. MacBeth, 1973, “Risk, return and equilibrium: Empirical tests,” *Journal of Political Economy*, 81, 607-636.
- Fama, Eugene F. and Kenneth R. French, 1992, “The Cross-Section of Expected Stock Returns,” *Journal of Finance*, 47:2, 427-65.
- Fama, Eugene F. and Kenneth R. French., 1993, “Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds,” *Journal of Financial Economics*, 33:1, 3-56.
- Fama, Eugene F. and Kenneth R. French, 1992, “The cross-section of expected stock returns,” *Journal of Finance*, 47, 427-465.
- Fama, Eugene F. and Kenneth R. French, 1993, “Common risk factors in the returns on stocks and bonds,” *Journal of Financial Economics*, 33, 3-56.
- Fama, Eugene F. and Kenneth R. French, 1995, “Size and book-to-market factors in earnings and returns,” *Journal of Finance*, 50, 131-155.
- Fama, Eugene F. and Kenneth R. French, 1996, “Multifactor explanations of asset pricing anomalies,” *Journal of Finance*, 51, 55-84.
- Fama, Eugene F., and Kenneth R. French, 2004, “The Capital Asset Pricing Model: Theory and Evidence,” *Journal of Economic Perspectives*, Volume 18, Number 3, 25-46.
- Horowitz, J. L., T. Loughran, and N. E. Savin, 2000, “The disappearing size effect,” *Research in Economics*, vol. 54, no. 1, 83-100(18).
- Hsu Chih-Chiang, Chou Robin K., 2003, “Robust Measurement of Size and Book-to-Market Premia,” *European Financial Management*.
- Knez, P. J., M. J. Ready, 1997, “On the robustness of size and book-to-market in crosssectional regressions,” *Journal of Finance*, 52, 1355-1382.

- Koenker, Roger. and Gilbert Bassett, 1978, "Regression quantiles," *Econometrica*, 46, 33-50.
- Kothari, S. P., J. Shanken and R. G. Sloan, 1995, "Another look at the cross-section of expected stock returns," *Journal of Finance*, 50, 185-224.
- Newey, W. K., and K. D. West, 1987, "A simple positive semi-definite heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix," *Econometrica*, 55,703-708.
- Perold, André F., 2004, "The Capital Asset Pricing Model," *Journal of Economic Perspectives*, Volume 18, Number 3, 3-24.
- Scholes, M. and J.T. Williams, 1977, Estimating betas from nonsynchronous data, *Journal of Financial Economics*, 5, 309-327.

A New Perspective on the Cross-sectional Return in China's Stock Market: Quantile Regression

Chengli Zheng Max Chen

Abstract: OLS (Ordinary Least Square) regression merely reports the conditional expectation. However, QR (Quantile Regression) makes use of local information of the entire distribution, thus is superior in most applications, especially for fat-tailed financial data. In this paper, by utilizing both OLS and QR, we investigate systematic risk factors, such as market betas, size and book-to-market ratio, for cross-sectional returns in China's stock market. As expected, the QR method tells more stories. There is a positive size effect, which becomes stronger for higher quantiles. With respect to book-to-market effect, we find positive effect in lower quantile, yet negative effect in higher quantiles.

Keywords: Asset pricing; Quantile regression; Size effect; Book-to-Market effect

(责任编辑:贾晓斌)