

分位数回归理论及其在金融 风险测量中的应用

王新宇 © 著



科学出版社

www.sciencep.com

分位数回归理论及其在金融 风险测量中的应用

王新宇 著

科学出版社

北京

内 容 简 介

分位数回归统计方法在金融风险测量与建模领域的应用研究是国际学术界的热点之一。本书比较系统地介绍了分位数回归的基本模型及其扩展、分位数回归模型的经典统计推理,重点研究了采用贝叶斯分析和马尔可夫链蒙特卡罗模拟估计分位数回归模型的理论,以及基于分位数回归理论的金融市场风险测度模型、后验测试的方法;在实证研究中,基于(贝叶斯)分位数回归方法对我国股票、期货进行了风险测量和演化模式分析。另外,本书对IPO定价行为、基金流量决定因素、CAPM模型、高频金融数据价量关系、资本结构选择等问题也进行了论证剖析;最后介绍了作者用Ox和WinBUGS语言设计的分位数回归的通用计算程序。

本书可供高等院校金融工程、经济学、计量经济学等专业的师生阅读参考,也可供高等院校从事相关研究的科研人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

分位数回归理论及其在金融风险测量中的应用/王新宇著. —北京:科学出版社, 2010.6

ISBN 978-7-03-027528-8

I. 分… II. 王… III. 金融—风险管理—统计分析 IV. F83
中国版本图书馆CIP数据核字(2010)第085502号

责任编辑:赵静荣 潘继敏 / 责任校对:郑金红
责任印制:张克忠 / 封面设计:耕者设计工作室

科学出版社出版

北京东黄城根北街16号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

北京市农林印务有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2010年6月第一版 开本:B5(720×1000)

2010年6月第一次印刷 印张:10 3/4

印数:1—2 000 字数:215 000

定价:36.00元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

序

目前分位数回归统计方法与金融学相结合的研究是国际学术界的热点之一,尤其是在金融风险的测量与建模领域,分位数回归理论不要求对金融市场收益率作概率分布的设定,但可以实现对 VaR 和 CVaR 风险度量指标的测定,以及对金融市场风险演化模式的探索分析等.作为一种方兴未艾的半参数统计、计量经济方法,分位数回归在金融市场建模领域的诸多优良特征,吸引了大量学者从事相关的理论与应用研究.

王新宇教授从他的博士论文开始就涉及该方向的研究,虽然当时只对分位数回归做了初步的学习和研究,但从那时起,他就认识到分位数回归理论与金融风险测量的结合是一个重要的研究方向.2007年他在国家自然科学基金项目“基于贝叶斯分位数回归的证券市场风险测度模型与风险演化模式研究”的资助下,对本方向开展了深入系统的研究.该书就是他以该项目的研究成果为基础撰写而成的.

该书首先在理论方面,比较系统地介绍了分位数回归的基本模型及其扩展、分位数回归模型的经典统计推理.其次重点研究了采用贝叶斯分析和马尔可夫链蒙特卡罗模拟估计分位数回归模型的理论,以及基于分位数回归理论的金融市场风险测度模型、后验测试的方法;在实证研究方面,基于(贝叶斯)分位数回归方法对我国股票、期货市场进行了风险测量和演化模式分析;另外,由于风险与定价的密不可分性,该书对 IPO 定价行为、基金流量决定因素、CAPM 模型、高频金融数据价量关系、资本结构选择等问题也进行了论证剖析.最后介绍了作者用 Ox 和 WinBUGS 语言设计的分位数回归的通用计算程序.

全球金融危机的爆发及其对经济系统所产生的危害性,提高了各国政府和金融监管部门对金融风险管理重要性的认识.中国金融市场的加快发展和开放,也对金融风险管理水平提出了更高的要求.该书对分位数回归理论及其在金融风险管理领域的应用作出的积极探索和尝试,正好满足了这一迫切要求.该书分位数回归理论和贝叶斯方法相结合,侧重研究贝叶斯方法在分位数回归估计中的理论,是一部反映该研究领域动态的力作.相信该书的出版将会对相关的研究起到抛砖引玉的作用,期待更多的研究成果涌现.

席学峰
2009年岁末于新城

目 录

序

第 1 章 分位数回归模型概述	1
1.1 分位数回归的基本思想	1
1.2 分位数回归模型的线性规划表达	2
1.3 分位数回归模型的扩展	3
1.4 实例 —— 上市公司高管薪酬的影响因素研究	7
参考文献	13
第 2 章 分位数回归模型的统计推理	15
2.1 回归分位的有限样本分布和渐近分布	15
2.2 线性回归模型的渐近统计	17
2.3 渐近协方差矩阵的估计	18
2.4 模型评估与检验	19
参考文献	21
第 3 章 分位数回归模型的参数估计	22
3.1 单纯形估计方法	22
3.2 贝叶斯分析和 MCMC 基础	26
3.3 分位数回归模型的贝叶斯估计	35
参考文献	41
第 4 章 金融市场风险的测度	43
4.1 金融风险分类与金融风险管理过程	43
4.2 金融市场风险测度指标	44
参考文献	51
第 5 章 基于分位数回归的金融市场风险测度模型与实证研究	53
5.1 基于 QR 的 VaR 与 CVaR 估计	53
5.2 非递归的分位数回归模型在风险测量中的应用	55
5.3 递归的分位数回归模型 —— CAViaR	62
5.4 基于 AAVS-CAViaR 模型的深市风险测量	65
5.5 基于间接 TARCH-CAViaR 模型的实证分析	70
5.6 基于 AAVS-CAViaR 模型的沪深港股市风险传导分析	73
5.7 基于 AAVS-CAViaR 的小麦期货市场风险测量	81

参考文献	83
第 6 章 分位数回归在高频价量关系中的应用	86
6.1 引言	86
6.2 价量关系的概率谱系	87
6.3 实证分析	88
参考文献	92
第 7 章 分位数回归在资产定价中的应用	93
7.1 风险-收益关系的理论	93
7.2 样本与指标选择	95
7.3 系统风险测算	96
7.4 多因素资产定价模型	101
7.5 非理性投资行为的检验 —— 羊群效应	105
参考文献	108
第 8 章 基于分位数回归的资本结构影响因素实证研究	110
8.1 变量的设定与假设的提出	110
8.2 样本选择与描述性统计	113
8.3 研究方法的确定	117
8.4 实证研究结论与分析	120
参考文献	135
第 9 章 基于分位数回归的我国新股发行定价行为研究	137
9.1 引言	137
9.2 新股发行定价行为研究模型	138
9.3 实证分析	140
参考文献	144
第 10 章 分位数回归在基金流量决定因素中的实证研究	146
10.1 引言	146
10.2 文献回顾	146
10.3 实证研究	149
参考文献	156
第 11 章 分位数回归模型贝叶斯估计的程序设计	158
11.1 基于 Ox 语言的计算	158
11.2 基于 WinBUGS 的计算	163
参考文献	164
后记	165

第 1 章 分位数回归模型概述

本章介绍分位数回归 (quantile regression, QR) 模型的基本思想、线性分位数回归模型的线性规划表达以及分位数回归模型的若干扩展模型, 并通过一个实例解释分位数回归模型的实际应用.

1.1 分位数回归的基本思想

传统的最小二乘回归模型考察的是随机变量的条件均值函数 (conditional mean function), 也就是说用一组变量去解释某个因变量的均值. 然而在经济学、金融学研究中, 对随机变量在任意概率水平下的分位点 (quantile) 的关注越来越重要, 例如金融风险管理中的风险值 VaR(value at risk)、劳动经济学中对收入分布规律的研究等. 考虑实值随机变量 Y , 其右连续分布函数为 $F(y) = P(Y \leq y)$, Y 的 θ 分位函数为 $F^{-1}(\theta) = \inf\{y : F(y) \geq \theta\}$. 从决策理论的角度考虑, 不同的损失函数所对应决策的内涵是不同的, 在分位数回归模型中, 定义损失函数为

$$\rho_{\theta}(\varepsilon) = \varepsilon(\theta - I(\varepsilon)) \tag{1-1}$$

其中, $I(\varepsilon) = \begin{cases} 0, & \varepsilon \geq 0 \\ 1, & \varepsilon < 0 \end{cases}$, 它是一种分段线性凸函数, 见图 1.1.

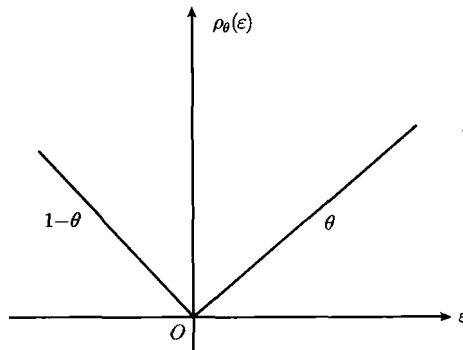


图 1.1 损失函数图

求损失函数期望的最优化问题, 表示为

$$\min E[\rho_\theta(Y - \hat{\xi})] = (\theta - 1) \int_{-\infty}^{\hat{\xi}} (y - \hat{\xi}) dF(y) + \theta \int_{\hat{\xi}}^{+\infty} (y - \hat{\xi}) dF(y) \quad (1-2)$$

对 $\hat{\xi}$ 求一阶导数, 得

$$0 = (1 - \theta) \int_{-\infty}^{\hat{\xi}} dF(y) - \theta \int_{\hat{\xi}}^{+\infty} dF(y) = F(\hat{\xi}) - \theta$$

当具有唯一解时, $\hat{\xi} = F^{-1}(\theta)$; 若有多解, 取解区间的左端点, 显然, 引入不对称线性损失函数 $\rho_\theta(\varepsilon)$ 可以得到分位数的点估计. 考虑样本 $\{y_i\}_{i=1}^n$, 其经验分布函数为

$$F_n(y) = n^{-1} \sum_{i=1}^n I_{y_i \leq y} \quad (1-3)$$

$$\int \rho_\theta(y - \hat{\xi}) dF_n(y) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \rho_\theta(y_i - \hat{\xi}) \quad (1-4)$$

于是求样本 $\{y_i\}_{i=1}^n$ 的 θ 概率水平的分位点问题, 变成了下面的优化问题:

$$\min_{\hat{\xi} \in \mathbf{R}} \sum_{i=1}^n \rho_\theta(y_i - \hat{\xi}) \quad (1-5)$$

给定信息集 x, y 的条件分位函数可表达为 $q_y(\theta|x) = x'\beta$, 参数 β 估计如下:

$$\min_{\beta \in \mathbf{R}^m} \sum_{i=1}^n \rho_\theta(y_i - x'_i \beta) \quad (1-6)$$

1.2 分位数回归模型的线性规划表达

设样本 (y_i, x_i) , $i = 1, \dots, n$, 其中 y_i 为观测值, x_i 为对应的解释变量. 对线性回归方程的回归系数, 常用的估计方法 OLS(ordinary least squares) 是求误差的平方和最小, 即 l_2 估计方法. 1757 年 Roger Joseph Boscovich 提出求误差的绝对值之和 (least absolute deviation LAD) 最小, 即计算回归系数的 l_1 估计问题

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^n |\varepsilon_i| \\ y_i = x'_i \beta + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim \text{i.i.d. } F_\varepsilon, i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1-7)$$

l_1 估计问题在统计理论上的历史很长, 尽管 l_1 估计量具有很好的统计性质, 但是计算上的难度 (尤其是对大规模数据集) 使得其很难被接受和应用. 线性规

划单纯形方法出现之后, 解决较大规模的问题才基本可行. Charnes、Cooper 和 Ferguson(1955) 以及 Wagner(1959) 给出了基于单纯形的计算方法.

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^n (u_i + v_i) \\ y_i = x_i' \beta + u_i - v_i, \quad u_i \geq 0, v_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1-8)$$

l_1 问题的最优估计中, $x_i' \hat{\beta}$ 是在观测到 x_i 的条件下 y_i 的条件中值 (中位数), 即 $\text{Median}(y_i | x_i) = x_i' \hat{\beta}$. 通过给正负偏差施加不对称权重, Koenker (1978) 拓展了上述中位数计算方法, 设 θ 为任一概率水平, 提出了分位数回归方法, 用于计算样本的任意条件 θ 分位点, 其模型为

$$\begin{cases} \min_{\beta} \sum_{i=1}^n [\theta u_i + (1 - \theta) v_i] \\ y_i = x_i' \beta + u_i - v_i \\ u_i \geq 0, v_i \geq 0, \beta \in \mathbf{R}^m, \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1-9)$$

用损失函数式 (1-1) 可等价表达为

$$\begin{cases} \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho_{\theta}(\varepsilon_i) \\ y_i = x_i' \beta + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1-10)$$

模型 (1-9) 可以采用单纯形方法求解, 但对于大规模问题其收敛的速度还是很慢, Koenker 和 Park (1996)、Portnoy 和 Koenker (1997) 提出用内点法求解, Hunter 和 Lange (2000) 提出 Majorize-Minimize(MM) 算法, 后两者均可以适应大规模问题求解. 分位数函数也可以是非线性函数, 如 $q_y(\theta | x) = f(x, \hat{\beta})$, 此时的参数估计可以采用非线性优化方法、遗传算法及基于贝叶斯分析的马尔可夫链蒙特卡罗模拟等途径.

1.3 分位数回归模型的扩展

本节对分位数回归模型的若干扩展略作介绍, 主要包括考虑删失数据 (censored data) 的、具有 ARCH 效应的、加权分位数回归模型及面板数据分位数回归模型等. 还有一个重要的扩展是从非递归模型发展到递归分位数模型, 本书在第 5 章中予以介绍. 相关的新模型在理论和应用两个方面发展迅速, 成为国际上计量经济学、统计学研究前沿的一个热点.

1.3.1 有删失数据的分位数回归模型

考虑模型

$$y_i = \max\{0, x_i' \beta_0 + u_i\}, \quad i = 1, \dots, n \quad (1-11)$$

方程右侧的常数 0 的经济解释是我们只能观测到大于零的样本值. 这一类模型的特点是因变量 y_i 与回归向量 x_i 是可观测的, 而参数向量 β_0 和误差项 u_i 是不可观测的变量, 不可观测的变量称为“潜变量”(latent variable). Powell(1984) 定义了绝对值误差最小估计量如下:

$$\hat{\beta}_n = \arg \min \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \max\{0, x_i' \beta_0\}| \right\} \quad (1-12)$$

将求中位数的思想推广到一般的分位数模型, 对式 (1-11) 两边取 θ 水平分位数得

$$F_Y^{-1}(\theta | x_i, \beta_0) = \max\{0, x_i' \beta_0 + F_u^{-1}(\theta)\} \quad (1-13)$$

由于 $F_u^{-1}\left(\frac{1}{2}\right) = 0$, Powell(1984) 的估计量实际上等价于非线性中位数回归, $\max\{0, x_i' \beta_0\}$ 是 y_i 的中位数的估计. 另外, 设向量 β_0 的第一个参数是截距项, 或者说 $x_{i1} \equiv 1$. 注意到 $u_i (i = 1, \dots, n)$ 是 i.i.d. (independent and identically distributed) 序列, $F_u^{-1}(\theta)$ 可视为“常数”, 将 y_i 的 θ 分位数重新记为

$$F_Y^{-1}(\theta | x_i, \beta_0) = \max\{0, x_i' \beta_0(\theta)\} \quad (1-14)$$

其中, $\beta_0(\theta) \equiv \beta_0 + F^{-1}(\theta) \cdot e_1$, $e_1 = (1, 0, \dots, 0)'$. $\beta_0(\theta)$ 可以通过下面的模型来估计:

$$\hat{\beta}_0(\theta) = \arg \min_{\beta_0(\theta)} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_\theta(y_i - \max\{0, x_i' \beta_0(\theta)\}) \right\} \quad (1-15)$$

Powell (1986) 给出了 $\hat{\beta}_0(\theta)$ 估计量的渐近统计特征和几种假设检验形式, 此处略. 含有删失数据的模型在金融系统中也经常遇到, 但在研究中常被忽略, 例如, 为了抑制股价的异常波动, 世界各国的金融市场普遍采取涨跌幅限制政策, 那么我们能观测到的股票价格理论上是在涨跌限制政策结束下的信息, 真实的股票价格是一个未知的潜变量.

1.3.2 带 ARCH 效应的分位数回归模型

Koenker 和 Zhao (1996) 给出了一个描述存在自回归条件异方差效应 (ARCH 效应) 的分位数回归模型, 该模型是对 Engle(1982) 提出的 ARCH 模型的一个近似. 考虑自回归过程 $\{y_t\}_{t=1}^n$, 有

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + e_t, \quad t = 1, \dots, n \quad (1-16)$$

误差项满足

$$e_t = (\gamma_0 + \gamma_1|e_{t-1}| + \cdots + \gamma_q|e_{t-q}|)u_t \quad (1-17)$$

其中, $(\gamma_0, \gamma_1, \cdots, \gamma_q) \in \mathbf{R}_+^{q+1}$, $\{u_t\}$ 是 i.i.d. 序列且具有零均值和有限方差。
 y_t 的条件 θ 分位数方程为

$$Q_{y_t}(\theta|\Omega_{t-1}) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \left(\gamma_0 + \sum_{j=1}^q \gamma_j |e_{t-j}| \right) F_u^{-1}(\theta) \quad (1-18)$$

其中, Ω_{t-1} 表示当前时刻的信息集, $F_u^{-1}(\theta)$ 是误差项 u_t 的分位数函数。为了方便估计, 记 $\gamma'_j = \gamma_j F_u^{-1}(\theta)$, $j = 0, 1, \cdots, q$, 式 (1-18) 重新表达为

$$Q_{y_t}(\theta|\Omega_{t-1}) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \gamma'_0 + \sum_{j=1}^q \gamma'_j |e_{t-j}| \quad (1-19)$$

记参数向量 $\xi = (\alpha_0, \cdots, \alpha_p, \gamma'_0, \cdots, \gamma'_q)$, 用下面的分位数回归模型估计 $\hat{\xi}$:

$$\min_{\xi} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_{\theta}(y_i - Q_{y_t}(\theta|\Omega_{t-1})) \quad (1-20)$$

Koenker 和 Zhao (1996) 指出, 在一系列正则条件下, 可以采用基于残差的两步法进行估计, 即先估计残差 $\hat{e}_t = y_t - \sum_{k=0}^p \hat{\alpha}_k y_{t-k}$, $t = 1, \cdots, n$, 然后用下面的分位数回归模型估计 $\gamma = (\gamma'_0, \cdots, \gamma'_q)$:

$$\min_{\gamma} \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \rho_{\theta} \left(\hat{e}_t - \left(\gamma'_0 + \sum_{j=1}^q \gamma'_j |\hat{e}_{t-j}| \right) \right) \quad (1-21)$$

1.3.3 加权分位数回归模型

当因变量的条件密度非同质时, 加权分位数回归可能是一个提高效率的途径, 我们知道加权 OLS 是对样本的方差进行加权, 分位数回归的权重和某概率水平下的局部样本密度成比例。Koenker(2005) 给出了下面的加权分位数估计:

$$\hat{\beta}_n(\theta) = \arg \min_{\beta \in \mathbf{R}^p} \sum_{i=1}^n f_i(\xi_i) \rho_{\theta}(y_i - \mathbf{x}_i^T \beta) \quad (1-22)$$

并在一系列正则条件下, 给出了参数的渐近分布

$$\sqrt{n}(\hat{\beta}(\theta) - \beta(\theta)) \sim N(0, \theta(1-\theta)D_2^{-1}(\theta)) \quad (1-23)$$

其中, $D_2(\theta) = \lim_{n \rightarrow \infty} n^{-1} \sum f_i^2(\xi_i) \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$ 是正定矩阵.

Taylor(2008) 提出了指数加权分位数回归估计 (exponentially weighted quantile regression, EWQR), 通过对较近的观测值赋予较大的权重, 较远的观测值赋予较小的权重, 以体现信息的更新和趋势的追踪.

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \sum_{t=1}^n \lambda^{n-t} \rho_{\theta}(y_i - \mathbf{x}_i^T \beta) \quad (1-24)$$

Taylor(2008) 指出, 若系数 β 至少含有一个截距项, 则有下列的性质成立:

$$\frac{\sum_{t=1}^n \lambda^{n-t} I(y_i < \mathbf{x}_i^T \hat{\beta})}{\sum_{t=1}^n \lambda^{n-t}} \leq \theta, \quad \frac{\sum_{t=1}^n \lambda^{n-t} I(y_i > \mathbf{x}_i^T \hat{\beta})}{\sum_{t=1}^n \lambda^{n-t}} \leq 1 - \theta \quad (1-25)$$

指数加权分位数回归模型得到的估计量 $Q_{y_i}(\theta|\cdot) = \mathbf{x}_i^T \hat{\mathbf{b}}$, 其一个解释是样本中小于 $\mathbf{x}_i^T \hat{\mathbf{b}}$ 的权重之和占总权重的比例小于或等于 θ . 在第 2 章将得知分位数回归至少有 p 个残差等于零, p 是向量 \mathbf{b} 的参数个数, 所以 $\sum_{t=1}^n \lambda^{n-t} I(y_i < \mathbf{x}_i^T \hat{\mathbf{b}}) / \sum_{t=1}^n \lambda^{n-t}$ 未必恰好等于 θ .

1.3.4 面板数据分位数回归模型

考虑具有 n 个截面, 第 i 截面有 m_i 个样本的面板数据模型

$$y_{ij} = \mathbf{x}_{ij}^T \beta + \alpha_i + u_{ij}, \quad j = 1, \dots, m_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (1-26)$$

其矩阵形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\beta + \mathbf{Z}\alpha + \mathbf{u}$$

Koenker (2004) 给出了一个处理面板数据的分位数回归模型

$$(\hat{\alpha}(\theta), \hat{\beta}(\theta)) = \arg \min_{\alpha, \beta} \sum_i \sum_j \rho_{\theta}(y_{ij} - \mathbf{x}_{ij}^T \beta(\theta) - \alpha_i(\theta)) + \lambda \sum_{i=1}^n |\alpha_i(\theta)| \quad (1-27)$$

引入 l_1 惩罚项 $\sum_{i=1}^n |\alpha_i(\theta)|$ 的一个意图是考虑个体的固定效应, 以便更好地估计个体的分位数方程, 上述模型的惩罚项 α_i 采用加性构造, 隐含了独立性的假设, 每一个截面的分位数函数如下:

$$Q_{y_{ij}}(\theta|x_{ij}) = \mathbf{x}_{ij}^T \beta(\theta) + \alpha_i(\theta) \quad (1-28)$$

如果每一个截面包含的样本数 m_i 较少, 此时要估计每一个截面的完全分布效应 $\alpha_i(\theta)$ 太苛刻. 一个替代的处理是认为 $\alpha_i(\theta) \equiv \alpha_i$ 不随 θ 变化. 针对这种情况, Koenker (2004) 给出了一个同时估计联合分位数的模型, 改进了对个体效应 α_i 的估计, 即

$$\min_{(\alpha, \beta)} \sum_{k=1}^q \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} w_k \rho_{\theta_k}(y_{ij} - \alpha_i - \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta}(\theta_k)) + \lambda \sum_{i=1}^n |\alpha_i| \quad (1-29)$$

当 $\lambda \rightarrow \infty$ 时 $\alpha_i \rightarrow 0, i = 1, \dots, n$, 上述模型近似于没有固定效应 (fixed effect); $\lambda \rightarrow 0$ 相当于没有惩罚的模型. 参数估计和渐近分布的理论分析见 Koenker(2004). Geraci 和 Bottai(2007) 则借助于不对称 Laplace 分布构造了分位数回归模型的似然函数, 并得到了相应的参数估计.

1.4 实例 —— 上市公司高管薪酬的影响因素研究

高管薪酬的分布特征和影响因素是劳动经济学、公司治理、人力资源管理等领域共同关心的焦点问题之一, 目前分位数回归方法用于收入分布的研究是一个前沿趋势. 本节对江苏省上市公司高管薪酬决定机制的差异性进行实证分析, 虽然该问题不属于本书侧重的金融风险研究领域, 但足以揭示分位数回归方法和传统 OLS 方法的异同.

1.4.1 引言

如何为上市公司设计出有效合理的高管薪酬激励体系是上市公司决策层面面临的一个难题. 国外学者在研究中多以代理理论作为理论依据, 重点研究公司业绩对高管薪酬的影响. 早期的研究中 Baker 等 (1988) 指出高管的薪酬对企业业绩的敏感性过低以至于不能提供有效的管理激励, 政治力量也会削弱首席执行官 (chief executive officer, CEO) 薪酬与企业绩效之间的关系. Kostiuk (1990) 的研究表明 CEO 薪酬与公司的规模有关. Jensen 和 Murphy(1990) 总结得出股东的变化与 CEO 财富之间的关系是微小的且在下降的, 因此管理者薪酬结构和董事会薪酬的决定还受到了公司业务性质的影响. 在国内学者的研究中, 李增泉 (2000) 就资产规模、竞争因素、股权结构及区域因素对高管年度薪酬进行了检验. 李琦 (2003) 从公司业绩、公司规模、公司增长性、公司治理结构及其他诸多影响因素的角度提出了假设. 杜兴强、王丽华 (2007) 选择会计绩效指标、市场指标及股东财富指标构建了模型. 众多学者的研究结果多是对高管薪酬平均水平的影响因素进行了阐释. 然而在上市公司中, 高管薪酬的水平参差不齐, 这是否会导致不同薪酬水平下, 高管薪酬受影响的因素存在差异呢? 本节对此做出回答. 首先, 以往研究方法往往使用最小二乘法 (线性回归) 研究解释变量均值对高管薪酬均值的影响, 但是不同薪酬层次的高管的薪酬影响因素及其权重未必是均一的. 在国外, 分位数回归方法已

成为研究薪酬分布与决定因素的一个主流途径,例如 Falaris(2008) 用分位数方法对巴拿马的工人收入分布特征进行了研究. 本节通过对不同分位点的薪酬水平影响因素进行研究,探索其中的差异. 其次,以往研究中往往采用特定行业或控股类型的数据进行研究,结论有一定的局限性. 本节通过设置行业和控股类型的虚拟变量,力求将行业、控股类型纳入高管薪酬影响因素中. 最后本节选取了江苏省上市公司 2005~2007 年三年的数据进行研究,力求通过大范围数据来弥合一个会计期间研究结论的偏差,旨在为不同发展水平下的上市公司制订薪酬激励方案时提供宏观层面的参考依据.

1.4.2 研究样本和变量选择

本节以我国在沪深两市发行 A 股的江苏省上市公司为研究对象,对 2005~2007 年三年的高管薪酬水平进行了分析. 研究数据来源于北京大学中国经济研究中心 (CCER) 提供的上市公司治理结构数据库、一般上市公司财务数据库、上海证券交易所和深圳证券交易所网站及江苏省上市公司年报. 在剔除掉一些缺失变量数据及含有异常值的公司数据后共选取 268 组数据,其中有效样本是 2005 年 78 组,2006 年 92 组,2007 年 98 组.

被解释变量设定为高管薪酬,由于大部分的企业高管的薪酬是由董事会来决定的,其过程往往缺少透明度,并且年报并未要求单独披露 CEO 的薪酬,故采用“金额最高的前三名高管薪酬总额”的平均数来表示. 江苏省南北地区经济差别很大,根据传统的以经济发展水平作为划分南北的依据,将江苏省划分为苏南、苏北. 苏南为苏锡常三市及其附属县级市,苏北则为苏南以外的所有县市. 控股类型以上市公司第一大股东的最后控股股东的类别为依据,分为国有控股、民营控股、集体控股和外资控股共四种类型,行业的性质依据中国证监会 (China Securities Regulatory Commission, CSRC) 在 1998 年制订的行业分类方法. 由于江苏省的上市公司行业类型较为集中,故将其分为制造业、建筑业、交通运输仓储业、信息技术业、批发和零售贸易、房地产业、社会服务业、综合类八种类型. 净资产收益率以扣除非正常损益为基础. 企业的规模采用总资产、是否属于中小企业板块来衡量. 企业的业绩采用净利润、总资产及净资产收益率三项会计指标衡量. 薪酬委员会的设置与否主要用于考核企业高管薪酬的规范性. 变量说明见表 1.1.

表 1.1 高管薪酬影响因素及变量说明

变量名称	变量符号	变量说明
地区	苏南	苏锡常三市及其附属县级市, 属苏南取 1, 否则取 0
	苏北	苏南以外的所有城市, 属苏北取 1, 否则取 0

续表

	变量名称	变量符号	变量说明
财务指标	净资产收益率	Ros	净利润/平均净资产
	净利润	Profit	一年的利润总额
控股类型	国有控股	M_1	若属国有控股, 取 1, 否则取 0
	民营控股	M_2	若属民营控股, 取 1, 否则取 0
	集体控股	M_3	若属集体控股, 取 1, 否则取 0
	外资控股	M_4	若属外资控股, 取 1, 否则取 0
行业性质	制造业	D_1	若属制造业, 取 1, 否则取 0
	信息技术	D_2	若属信息技术业, 取 1, 否则取 0
	交通运输	D_3	若属交通运输业, 取 1, 否则取 0
	社会服务	D_4	若属社会服务业, 取 1, 否则取 0
	综合类	D_5	若属综合类, 取 1, 否则取 0
	批发零售	D_6	若属批发零售业, 取 1, 否则取 0
	房地产	D_7	若属房地产业, 取 1, 否则取 0
	建筑业	D_8	若属建筑业, 取 1, 否则取 0
企业规模	是否中小企业板	Size	属中小企业板, 取 1, 否则取 0
	总资产的自然对数	Lnsiz	期末总资产的绝对数
其他	薪酬考核委员会	Pc	设置取 1, 否则取 0
	高管持股比例	SH	持股的相对数表示
	高管薪酬	Pay	前三位高管薪酬总额的平均值

1.4.3 实证结果

分位数回归方法和最小二乘法的计算结果见表 1.2. 最小二乘法的回归变量系数并不显著, 说明最小二乘法只能描述平均意义上的因果依赖关系, 对更为细致的在分位水平上的变量因果关系不能分辨和描述.

1) 各指标对不同水平薪酬的影响差异

(1) 高管薪酬与财务指标 (净利润、净资产收益率).

代理理论主张高管薪酬应以可观测到的公司业绩 (即财务指标) 为基础, 进而对高管实施奖励. 在以往的研究资料中也显示会计业绩对于高管薪酬的影响是存在的. 本例研究不同薪酬分位点水平下, 公司业绩 (即会计业绩) 对高管薪酬的影响是否一致. 表 1.2 的系数显示, 高管薪酬从低分位点到高分位点不断变大的过程中 (除 0.7、0.8 两个分位点外), 净利润的系数也在不断变大, 净资产收益率的系数却在不断地减小直至变为负数. 可以看出, 净利润对高管薪酬影响的强度随着分位点的上升不断加强, 而净资产收益率对高管薪酬的影响随着分位点的增加却在不断变弱.

系数的显著性表现为: 在 0.5~0.9 分位点下, 企业的净利润对于高管薪酬的影响是显著的. 但是在相对较低的分位点 (0.1~0.4) 下, 企业的净利润对于高管

表 1.2 分位数回归与最小二乘法估计结果

变量	高管薪酬的分位水平										最小二乘法
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9		
South	-45392.59	-7852.48	63164.76	73450.41	165796	219818.4	-243576.6	-177956	17779.84	17199331	
North	-27323.78	33686.84	161786.1	198875.9	280758.1	338126.20*	-188670.1	-144933.4	-145697.6	-35722870	
Ros	6087.02**	5526.80**	4655.75**	3358.01	2260.53	1804.85	-1164.96	-2993.8	-6125.71	-364685.2	
Profit	5.58E-05	2.21E-04	2.84E-04	4.67E-04	7.10E-04**	8.02E-04**	6.78E-04**	7.04E-04**	1.09E-03**	0.17	
M ₁	-36986.98	54686.22	99732.23	92101	184587	92526.69	212683.8	360535.80**	408527.9	45995646	
M ₂	-34969.42	37580.1	72708.64	9122.79	16248.96	-80847.98	-130395.4	-8798.72	47937.23	6692562	
M ₃	-27450.26	163983.7	175153.8	103495.4	78047.7	-44482.09	-37477.25	-5315.44	-109846.2	9143494	
M ₄	-12715.76	28740.33	78499.33	-41891.04	-47820.09	-175721.7	-282389.2	-251108.2	-181538	25436959	
D ₁	-91618.26	-45424.85	26004.06	86613.29	75597.41	179177	260845.4	321110.4	1011699.00**	44135826	
D ₂	-71255.44	-35394.15	46533.07	78412.42	63969.99	165293.4	270259.9	324738.2	697444.70**	22892764	
D ₃	-146312.8	146224.3	153123.6	116200.5	-46813.81	-50530.7	-174652.1	-19705.6	543093.1	63993749	
D ₄	-85863.04	-115168.1	29663.67	3405.92	-45380.42	10480.76	80800.68	154796.3	532348	20815667	
D ₅	-106882.4	-73315.77	-108232.9	-55476.93	-122821.7	-51485.51	12160.13	53557.53	400841.2	21760508	
D ₆	-79151	-65671.38	266034.7	349293.00*	272699.5	387447.8	425149.1	412337.5	880060.30**	-275479.3	
D ₇	-67554.36	38653.14	215025.2	237443	82171.45	105597.5	-72168.14	-96576.09	262159.4	-362652.9	
D ₈	-60398.23	23880.85	116886.9	67822.34	1177947.00**	1464794.00**	1338437.00**	1340168.00**	195000000.00**	283000000	
Size	-48956.89	-40974.52	25421.5	27954.99	144971.9	215783.60*	302351.10**	352983.90**	261369.5	-19969699	
Lnsize	3489.84	-15850.69	16544.89	-5389.9	25137.01	46086.95*	111098.10**	99331.14**	107043.1	-21365746	
Pc	-5445.42	21809.02	24782.25	22629.04	-63647.23	-74308.88	-188528.3**	-249614.2**	-201768.7	-39626396	
SH	87103.4	-12090.22	11588.28	24799.29	-185196.1	-351904.6	-579662.6*	-894513.40**	-1535497.00*	-202000000	

注: * 表示在 10%水平上显著; ** 表示在 5%水平上显著。

薪酬的影响则是不显著的。同时,在低分位点(0.1~0.3)水平下,企业的净资产收益率对高管薪酬的影响是显著的。但是在更高的分位点下,净资产收益率对高管薪酬的影响却是微弱的。结果显示,企业的财务数据对不同薪酬水平的影响是不一致的。

(2) 高管薪酬与企业规模。

从职位薪酬体系的设定来看,企业规模越大相应的管理层次就越多,职位薪酬的差别就越大。企业规模越大,管理层次越多,处于企业高层的高管们的薪酬可能就越高,即在不同上市公司中高管薪酬可能因为企业规模的不同而存在差异。本节中,取总资产的自然对数及中小企业板(取自企业上市公司年报)两个变量来衡量企业规模的大小。从表 1.2 可以看出,在较高水平(0.7~0.8)薪酬分位点下,高管薪酬与企业规模是有显著正相关性的,但是在其他薪酬分位点下,高管薪酬与企业规模之间的相关性并不明显。

(3) 高管薪酬与高管持股比例。

根据委托代理理论,对高管实施股权激励是促使高管行为与公司利益保持一致的有效方法,可以防止高管自利行为的出现,但不同薪酬水平下的高管薪酬受持股比例的影响可能是不同的。表 1.2 表明,高管持股比例这个变量只有在高分位点(0.7~0.9)下才对高管薪酬的影响是显著的。在中低分位点下,高管持股比例这个变量对高管薪酬的影响是不显著的。持股比例对相对较高的高管薪酬的影响比对相对较低的薪酬的影响要显著得多,这也从另一方面反映出在江苏省上市公司中高管持股在薪酬较高的企业中激励效果较好。

(4) 高管薪酬与地区变量。

鉴于不同地区经济发展水平及生活成本的差异,公司董事会在制订高管薪酬时,会参考当地的生活成本指数。因此相对来讲,经济发达地区的高管薪酬理论上应相对较高。表 1.2 表明,在江苏省上市公司中地区因素对于各个分位点上的高管薪酬的影响是微弱的。这个研究结果与以往文献的研究结果有所不同。随着近十年江苏省振兴苏北老工业基地政策的推动,苏北地区的经济发展水平与苏南的差距日益缩小(尤其是对上市公司来说),地区界限在慢慢淡化。因此就江苏省上市公司而言,高管薪酬与地域因素之间的相关性是很小的。

(5) 高管薪酬与薪酬考核委员会的设立。

在我国大部分企业中,高管的薪酬往往由董事会制订,不需要经过股东大会的评议。而近年来在国内外上市公司中日渐增多的形式是设定薪酬考核委员会,由该委员会负责具体的薪酬制订及考核工作。薪酬考核委员会的设立对高管的寻租行为有一定约束作用。表 1.2 表明,薪酬委员会的设立对于高管薪酬的影响有所差异。在高分位点(0.7, 0.8)下,其对高管薪酬的影响非常显著,而在中低分位点下几乎无太大影响,并且在极高薪酬水平下,薪酬委员会对高管薪酬的影响也是微乎其微的。