



首都经济贸易大学

Capital University of Economics and Business

专业硕士学位论文

论文题目：基于VaR对商业银行 β 系数的测算研究

专 业：资产评估

学 号：22015090662

作 者：晁昊

指导教师：张晓慧 副教授

完成时间：二〇一七年六月

Study on the beta coefficient calculation of the commercial bank based on VaR

Candidate: Chao Hao

Supervisor: A.P. Zhang Xiaohui

Capital University of Economics and Business, Beijing, China

摘要

β 系数无论在 CAPM 模型中还是风险管理体系里都有着举足轻重的地位, 然而, 以往学者在研究 β 系数时往往以数据服从正态分布为假设前提, 而且在实证方面也很少细分到各个行业。基于此, 为了使求得的 β 系数更具有针对性、可靠性和实用性, 本文把研究范围细分到了我国商业银行, 并在实证部分选择了我国 16 家上市商业银行作为研究对象。在估算模型上, 本文选择了姚京、袁子甲、李仲飞、李端 (2009) 共同提出的 VaR- β 模型。在具体选择 VaR- β 模型的估算方法上, 本文借鉴了姚京、袁子甲、李仲飞、李端提出的三种方法之一——核密度估计方法, 在求出各个商业银行的 VaR- β 系数之后, 与传统的 β 系数相比较, 最终得出 VaR- β 模型在我国商业银行价值评估和风险管理中的优势与不足。

通过对实证部分的分析研究, 本文所选择的 VaR- β 模型是在核密度估计方法下计算出的 VaR- β 值, 而核密度估计对核密度函数的选择不敏感, 也即本文在计算 VaR- β 值时不考虑收益率序列的分布特征, 以数据的真实特征计算其 VaR- β 值, 从根本上减小了估算误差。此外, 由于本文计算出的 VaR- β 值在很大程度上取决于置信度水平 α , 所以, 对于企业来说, 可以根据市场中的投资者情绪、自身的经营状况以及风险承受能力, 较准确地确定置信度水平 α , 以最小成本保留企业的资本金和对自身企业价值进行准确的评估; 对于市场中的投资者来说, 在进行投资决策之前, 根据该企业所在的整个市场行情、该企业的经营状况、风险承受能力以及自己的风险偏好, 确定置信度水平 α 的大小, 最终确定该企业的 VaR- β 值, 以求得符合自己投资偏好的企业价值。

关键词: 核密度估计; VaR- β ; 商业银行

Abstract

Beta coefficient has a pivotal position in the CAPM model and risk management, however, previous scholars tend to obey the normal distribution as the assumptions when they calculate the beta coefficient, and few calculate the beta coefficient of various industries in the empirical analysis. Based on this, in order to make the beta coefficient has more reliability, practicability and pertinence, this paper divides the research scope into commercial Banks in China, and chooses 16 listed commercial Banks in China as the research object in the empirical part. On the estimation model, this paper chose VaR-beta model proposed by Yao Jing, Yuan Zi Jia, Li Zhong Fei, Li Duan (2009). In choosing the estimation method of the VaR-beta model, this paper adopts the kernel density estimation method, one of three ways proposed by Yao Jing, Yuan Zi Jia, Li Zhong Fei, Li Duan (2009). Then calculating the VaR-beta coefficient of each commercial bank, after compared with the traditional beta coefficient, this paper finally concludes the advantages and disadvantages of the VaR-beta model in our country commercial bank value assessment and risk management.

Through the analysis of the empirical in this paper, VaR-beta value is calculated under the kernel density estimation method, and the kernel density estimation is not sensitive to the choice of kernel density function, which doesn't consider the distribution characteristics of yield sequence. On the contrary, the calculation is mainly based on the real characteristics of the data, radically reducing the estimation error. In addition, the VaR-beta value calculated by this article is largely depended on the confidence level - α , so the enterprise can determine the confidence level - α according to its operating conditions, risk to bear ability and investor sentiment in the market, keeping enterprise's capital with the minimum cost and accurately evaluating its own enterprise value; For investors in the market, before making the investment decision, they can choose the confidence level - α on the basis of the whole market, management status and risk tolerance of the enterprise and their own preference, and determine the VaR-beta value of the enterprise, ultimately get the enterprise value according with their investment preference.

Keywords: Kernel density estimation ;VaR-beta ;Commercial bank

目录

| | |
|---|----|
| 第 1 章 绪论..... | 1 |
| 1.1 选题背景与研究意义..... | 1 |
| 1.2 国内外研究现状..... | 1 |
| 1.2.1 β 系数的国内外研究现状..... | 1 |
| 1.2.2 VaR 的国内外研究现状..... | 3 |
| 1.2.3 核密度估计的国内外研究现状..... | 4 |
| 1.2.4 国内外文献述评..... | 5 |
| 1.3 研究目标、内容与方法..... | 5 |
| 1.3.1 研究目标..... | 5 |
| 1.3.2 研究内容..... | 6 |
| 1.3.3 研究方法..... | 7 |
| 1.3.4 技术路线..... | 8 |
| 1.4 研究特色与创新..... | 9 |
| 第 2 章 理论基础..... | 10 |
| 2.1 资本资产定价模型..... | 10 |
| 2.1.1 资本资产定价模型的假设前提..... | 10 |
| 2.1.2 资本资产定价模型的表达式..... | 10 |
| 2.2 β 系数..... | 11 |
| 2.2.1 β 系数的经济意义..... | 11 |
| 2.2.2 传统 β 系数的局限性..... | 12 |
| 2.3 VaR 风险度量下的 CAPM 模型与 β 系数..... | 12 |
| 2.3.1 VaR..... | 12 |
| 2.3.2 相对 VaR..... | 13 |
| 2.3.3 基于相对 VaR 的 CAPM 模型与 β 系数..... | 13 |
| 第 3 章 VaR- β 系数的估计方法——核密度估计方法..... | 15 |
| 3.1 核密度估计..... | 15 |
| 3.1.1 概念..... | 15 |
| 3.1.2 核密度估计的标准及性质..... | 16 |
| 3.1.3 核函数的选择..... | 17 |
| 3.1.4 窗宽的选择..... | 18 |
| 3.2 VaR- β 模型在核密度估计方法下的表达式..... | 20 |
| 第 4 章 实证分析..... | 22 |
| 4.1 样本数据的选取..... | 22 |
| 4.2 样本数据的特征分析..... | 22 |
| 4.2.1 收益率序列的集聚性检验..... | 23 |
| 4.2.2 收益率序列的平稳性检验..... | 24 |

| | |
|---|----|
| 4.2.3 收益率序列的正态性检验..... | 26 |
| 4.3 VaR- β 系数的计算 | 28 |
| 4.3.1 核函数的选择..... | 28 |
| 4.3.2 窗宽 h 的估计方法..... | 28 |
| 4.3.3 VaR 的计算 | 28 |
| 4.3.4 VaR- β 系数的计算过程及结果..... | 28 |
| 4.4 模型结果检验与分析 | 30 |
| 4.4.1 VaR- β 系数和传统 β 系数的计算结果比较分析..... | 30 |
| 4.4.2 VaR- β 系数自身的比较分析..... | 31 |
| 研究结论与展望..... | 34 |
| 研究结论 | 34 |
| 研究不足与展望 | 34 |
| 参考文献..... | 36 |
| 致谢..... | 39 |

第 1 章 绪论

1.1 选题背景与研究意义

Sharpe (1964) 在经过多年研究的基础上建立了经典的 CAPM 模型, 一直到现在, 该模型在理论界和实务界都具有举足轻重的地位, 而由此产生的 β 系数也备受关注, 在风险管理中也越显其重要性。然而, 虽然 β 系数在风险管理中尤为重要, 但经过 20 世纪学者对其估计方法的研究之后, 之后学者的研究大多是对估算方法的验证和比较, 对其估算方法的创新却很少出现。而且, 现代学者对 β 系数的研究太过宽泛, 没有在细分行业里进行针对性实证研究。

而且, 值得关注的是, 传统 β 系数的缺点之一就是它的计算是在一系列很强的假设下进行的, 尤其是正态性假设, 这使得 β 系数在实证研究中受到很大的限制。鉴于风险价值 VaR (Value at Risk) 自从提出以来就成为了一种标准的风险管理工具, 况且巴塞尔银行监管委员会于 1996 年推出的巴塞尔协议的补充规定中, 明确提出了基于银行内部 VaR 值的内部模型法, 并要求作为金融机构计量风险的基本方法之一。而且银行的 VaR 可以根据置信度水平 α 的不同而取相应不同的值, 更加贴近银行自身情况和投资者情绪。所以, 本文的研究锁定在了姚京、袁子甲和李仲飞提出的 VaR 风险度量下的 β 系数 (简称 VaR- β 系数), 一种更加适合在金融市场上应用的 β 系数的求解方法。与传统 β 系数不同的是, VaR- β 系数的优点主要具备了 VaR 的特性, 即根据银行自身情况和投资者情绪选择不同的置信度水平 α , 最终反映个股的风险水平。因此, VaR- β 系数不仅能够在资产定价领域得到很好的利用, 同时也能给企业管理者提供一种新的风险管理工具, 对于投资者来说也是一种有效的投资决策手段。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 β 系数的国内外研究现状

Markowitz (1952) 经过多年的研究之后提出了均值-方差模型, 但是该模型在实际应用中受到了很大的限制。比如在一个证券投资组合, 如果所包含的成分股数目过多, 那么模型所涉及的参数就会很多, 这就会导致在模型参数估计过程中的难度就会很大。

Sharpe (1964) 在 Markowitz 等人的研究基础上提出了 CAPM 模型。CAPM 模型的应用前提是有效市场假说, 其对收益率序列也只进行了单一因素方面的考虑。

因此，CAPM 模型作为一个单一因素的均衡模型，没有考虑 β 系数的不稳定性，其所描述的系统风险也是单一因素上的风险，在资本市场中却无法体现资产风险与其收益之间的多元均衡关系。随后，在 CAPM 模型的基础上，威廉·夏普又提出了一种简化模型——市场模型，也叫做单指数模型。该模型主要从简化的角度出发，不考虑收益与影响其变化的因素存在复杂关系，即证券*i*的收益简单得表达为： $r_i = \alpha + \beta r_M + \epsilon$ 表示。该模型的优势之一是，无需估计证券之间的相关性参数，而是直接估计证券与标的市场指数之间的相关性参数。这种简化的市场模型大大提高了证券组合理论在实际市场应用中的有效性。

Ross (1976) 首次提出了“无套利均衡”概念以及由此发展而来的套利定价理论 (APT)。APT 模型在刚开始被提出的时候近似完美，但在随后的实证研究中却发现，由于决定资产价格的因素多种多样，而且数量繁杂，一些研究人员和投资者只能根据自己多年的实战经验自行选择，然后再根据模型的效果逐步调整，最终确定影响因素。相比而言，CAPM 模型在参数选择上就显得尤为简单，所以实际应用中要比 APT 模型更加广泛。

在对 CAPM 模型的检验方法上，也有很多学者提出各种各样的检验方法，其中最著名的就是 BJS 方法和 FM 检验法。Black、Jensen、Scholes (1972) 用 BJS 方法进行了时间序列检验。经过对样本数据的代入以及对结果的检验，他们得出某个特定资产的 β 系数与其预期收益率之间存在相关关系，实验结果表明这种关系往往是负相关的，即预期收益率随着 β 系数值的增大而减小，随着 β 系数值的减小而增大，基本符合市场对这两种指标的预期。Fama、Macbeth (1973) 基于横截面数据对 FM 检验法进行了实证分析，其检验结果与 CAPM 模型相悖。

Rosenberg (1973-1975) 的研究主要针对 β 系数的差异性，并经过大量实验检验建立了著名的“罗森伯格系统”，该系统可以根据企业或资产的历史数据对未来的 β 系数进行修正。

Rosenberg、Mckibben (1973) 试图在不同行业中分析 β 值的差异性，结果显示不同行业的 β 系数确实存在差异。Ross (1976) 提出市场风险只是影响股票收益率的一个因素，行业状况、经济增长以及企业自身经营情况也是影响 β 值的重要因素。Lessard (1974) 在研究中特意挑选各个国家的不同行业进行研究，结果表明行业结构也是影响股票收益率的一个不可忽视的因素。Farrell (1974) 把研究深化到不同经济部门，通过分别计算不同经济部门的 β 值发现， β 系数在增长型和周期型部门中计算出的值普遍高于平均水平，而 β 系数在稳定型和能源型部门中计算出的值普遍低于平均水平。

与国外相比，国内对于 β 系数的研究大都集中在对 β 系数的稳定性、差异性、时变性以及影响因素的研究上，而对 β 系数的估算模型研究较少。

胡勤勤、吴世农（2001）在计算 β 值时通过调整不同因素，发现存在五个主要因素影响 β 值的估算误差，即估算模型、市场组合、样本期间、市场交易频率和市场趋势。张雯、靳军会、刘强强（2008）以上海交易所中的股票为研究范围，选择了 2004 年至 2007 年四年 32 支股票，他们以日收盘价作为样本数据，最终的检验结果表明，我国的证券市场依然不太适合指数模型，即我国的证券市场不能满足指数模型的前提条件。

目前，国内越来越多的学者在对 β 系数的估算上开始倾向于使用计量经济学的相关模型，使用最多的就是 GARCH 模型。陈守东和俞世典（2002）在正态分布， t 分布和 GED 分布三种分布假定下，运用 GARCH-M 模型、EGARCH-M 模型和 IGARCH-M 模型，标的指数选择上证指数和深证指数，然后建立模型，根据计算结果比较不同时期的 β 系数波动情况，得出三种模型下的 β 值存在明显差异。罗登跃、王春峰、房振明（2007）将两个一元 GARCH 模型整合为一个多元 GARCH 模型，然后在动态条件下对 β 系数进行估算。

姚京、袁子甲、李仲飞、李端（2009）表示传统 β 系数受到正态分布假设的约束，而目前已经证实金融序列往往存在“尖峰厚尾”的非正态特征。所以，为了更好地反映金融序列的非正态特征，他们把估算 VaR 值的方法应用到了 β 系数的估计上，从而推导出一个新的 β 系数模型，即 VaR- β 模型，并提出三种模型估算方法：核密度方法、高阶矩方法和 Copula 方法，这三种方法应用在 β 系数的估算上，最大的优点就是不用考虑样本数据的分布特征。为了检验模型以及估算方法的优越性，他们以香港证券市场中的数据为基础，对核密度方法和高阶矩方法的应用进行了实证研究，得出 VaR- β 系数与传统 β 系数相比之下的优势所在，即一方面可以用于 CAPM 模型，对企业价值进行估值，一方面也可以为企业提供一种新的风险管理工具，同时也可以为投资者提供投资决策参考。

1.2.2 VaR 的国内外研究现状

近年来，无论在国外实务界还是理论界，VaR 理论都已经发展得相当成熟，很多大中型企业和机构都把其作为风险管理的重要工具之一。在理论分析方面，自从 VaR 理论被提出之后，很多学者对它的基本概念、应用前提、应用范围以及检验方法上都做了大量研究。Jorison.P.（1996）重点介绍了 VaR 的基本概念，然后在正态分布和 t 分布条件下分别计算 VaR 值，比较不同估计方法下的 VaR 值的优劣性。在 VaR 估计值的有效性检验方面，Kupiec（1995）通过在不同估计方法下的实证研究，提出了检验模型精确度的两种方法：失败率检验法和首次失败时间检验法。在传统的 VaR 估计方法中，如果资产组合存在复杂的风险因子，那么在参数估计时就会遇到很大的困难。基于此，David Li（1999）对估计方法

进行了优化革新,提出了四阶矩估计方法,此方法大大降低了参数估计的难度,进而提高了计算效率和整个模型的准确度。

在 VaR 的实证研究方面,大多数学者主要对其估计方法和检验方法进行了大量研究,产生了很多经典的方法。而估计方法的不同不仅取决于研究者本身,也取决于所选样本数据的特征。比如 J. P. Morgan(1994)和 William Fallon(1996)使用的经典方差-协方差模型, Darryll Hendricks (1996)在 99%的分位数下利用历史模拟法组合得出的 VaR 值要比正态假设预测的 VaR 值要大, Engle. Robert (1982)提出了 ARCH 模型, Bollerslev 和 Tim(1986)在此基础上又提出了 GARCH 模型,随后又有 Timotheos Angelidis et al(2004)将 GARCH 模型具体应用到标普 500 等五大市场指数进行 VaR 的实证估测。

VaR 理论传入我国大约在 90 年代末,当时主要的学者有刘宇飞、牛昂以及郑少通等人,他们也只是在国外学者的研究基础上简单介绍了 VaR 的基本概念和经典的计算方法,对于非参数分析方法的涉足还比较少,也不够系统。随着国际以及国内的各大企业机构和监管部门对 VaR 理论的重视程度越来越大,国内学者也纷纷对 VaR 进行了实证研究。比如,胡海鹏等(2003)从 VaR 的公式推导方面对 VaR 进行了组合分解以及测算组合分解之后各个统计量的相互关系,马超群等(2001)结合参数法和极值理论提出了完善参数的方法,江涛(2009)利用 GARCH 模型与半参数法,以上海股票市场为研究范围,对 VaR 值进行了估算,认为两种方法都能很好的度量我国目前的证券市场风险。

1.2.3 核密度估计的国内外研究现状

核密度估计在实际应用中通常存在两种主要形式,分别是参数核密度估计和非参数核密度估计,而非参数核密度估计是目前最受欢迎并且最实用的一种估计方法,由 Rosenblatt(1956)和 Emanuel Parzen(1962)提出,随后 Rosenblatt(1965)也给出了最优窗宽 h 的理论表达式,即积分均方误差 MISE。与参数估计方法最大的区别就是,非参数估计法在对样本数据进行建模时,不必事先清楚样本数据的总体分布特征,也即是说非参数估计法是一种不受样本数据分布特征约束的估算方法。

在实证研究中,非参数核密度估计方法最关键的就是对窗宽 h 的估算。Rudemo(1982)和 Rowman(1984)提出用交叉验证法对最优窗宽 h 进行估算;Hall(1992)在交叉验证法的基础上进一步改进优化,提出了另一种方法,即光滑交叉验证法;之后,Ahmad 和 Ran(2005)又提出了对比方法对最优窗宽 h 进行估算。

非参数核密度估计方法在刚被引进我国时,国内学者对它的研究相对较少,

很多只是在国外研究的基础上进行简单的验证,并没有突破性的进展。刘海燕和赵联文(1999)在核密度估计中尝试引进了新的估计方法,在未知密度函数的前提下进行了区间估计和最优窗宽 h 的确定。胡蓓蓓等(2014)提出了一种估算窗宽 h 的新方法,即迭代方法,并选择上证指数为研究对象,然后将所得结果与在极大似然估计方法下得出的结果作比较,最终证明了此方法的优越性。

1.2.4 国内外文献述评

综合国内外对 β 系数的研究可知,早期的学者和研究员对 β 系数的估算研究主要集中在 CAPM 模型、市场模型和 APT 模型、对这些模型的有效性检验以及 β 系数的调整,局限性就在于正态分布的假设前提;近年来,大多数学者对 β 系数的研究主要集中在研究范围以及与金融计量经济学的结合上。比如很多学者把 β 系数的研究范围细分到各个行业,使求得的 β 系数更有说服力和针对性;还有一些学者利用金融经济学的知识,提出了一些新的模型,如 GARCH-M- β 模型以及 VaR- β 系数,给 β 系数的研究打开了新的思路。

对 VaR 模型的估算方法,目前越来越多的国内外学者开始倾向于利用计量模型,比如 GARCH 模型以及由此衍生的一系列与 GARCH 相关的模型,只是相关的实证研究还比较少。

对于非参数核密度估计方法的研究,由于其具有自身的优越性,即在未知样本数据的分布特征的情况下依然可以对模型进行比较准确的测算。所以很多学者在实证研究中都趋向于利用该方法进行模型实证,以求得出更好的结果,实证证明非参数估计在实际应用中确实存在很大的优势。而在窗宽 h 的估算方法上,由于现实与理论往往存在一定的差距,理论上的最优窗宽估算方法在现实中并不可用,比如积分均方误差(MISE)在实际应用中相对比较复杂,而交叉验证法却比较实用。

因此,本文结合以上的研究现状,拟利用姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)共同提出的 VaR- β 估算模型,利用非参数核密度估计方法对模型进行估算,并具体应用到我国商业银行中,得出的 VaR- β 值一方面可以用于 CAPM 模型,对商业银行价值进行估值,一方面也可以为商业银行提供一种新的风险管理工具,同时也可以为投资者提供投资决策参考。

1.3 研究目标、内容与方法

1.3.1 研究目标

本文的研究目标是基于姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)共同提出的

VaR- β 模型,把估算商业银行系统性风险最具代表性的 VaR 风险管理工具与资产定价模型的 β 系数结合在一起,并把姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)提出的三种方法之一——核密度估计方法具体应用到我国商业银行中,把所求结果与传统的 β 系数相比较,最终确定 VaR- β 模型在我国商业银行价值评估应用中的优势与不足。此外,鉴于风险价值 VaR 能对金融机构以及非金融机构所面临的市场风险进行较准确的度量,是一种被广泛应用的风险管理工具,而 VaR- β 系数也具备了 VaR 的这些特点。所以,本文希望 VaR- β 模型不仅能够应用到 CAPM 模型中,也能为企业的系统性风险管理提供一种新的管理工具,同时也能为投资者提供一些投资决策信息。

1.3.2 研究内容

以往学者在研究 β 系数时往往以数据服从正态分布为假设前提,而且在实证方面也很少细分到各个行业。基于此,为了使求得的 β 系数更具有针对性和说服力,本文把研究范围细分到了我国商业银行,并在实证部分选择我国 16 家上市商业银行为研究对象。在估算模型上,本文选择了姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)共同提出的 VaR- β 模型。在具体选择 VaR- β 模型的估算方法上,本文借鉴了姚京、袁子甲、李仲飞、李端提出的三种方法之一——核密度估计方法,根据核密度估计方法的具体表达式,把选取的 16 家上市商业银行以及沪深 300 指数的日对数收益率分别带入表达式,求得各个商业银行在 2011-2016 年期间 6 年的 VaR- β 系数,然后再与传统的 β 系数相比较,最终得出 VaR- β 系数在 CAPM 模型应用以及在企业风险管理中的优势。

本文共分为五部分,各部分的结构和内容如下:

第一部分为绪论。该部分首先介绍文章的选题背景、目的及意义。VaR- β 系数的特殊之处就在于它具备了 VaR 的特性,既反映了个股或组合对系统风险的贡献度,同时还可根据企业自身情况和投资者情绪选择不同的置信度水平 α ,最终反映个股的风险水平。然后主要汇总了国内外研究现状,引出本文利用的姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)共同提出的 VaR- β 估算方法,紧接着选择我国商业银行为初始研究对象,以期证明 VaR- β 模型在我国商业银行应用中的优势。最后介绍了本文的研究内容和方法,既定性分析与定量分析相结合。

第二部分为本文的理论基础。首先对 CAPM 模型做了简单介绍。该部分对 CAPM 模型做了简单介绍之后,紧接着分析了在 CAPM 模型中起决定性作用的 β 系数及其存在的不足之处,为下文引出 VaR- β 模型做铺垫。然后是对 VaR- β 模型的理论介绍。本文在研读大量有关 β 系数的估值方法相关文献之后,认为姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)共同提出的 VaR- β 估算方法最具代表性和创新性。

但他们在随后的研究中并没有把该方法具体应用到某个行业,缺少对模型的适应性和可靠性检验。所以,本文在他们的研究基础之上,继续探究其在细分行业中的适用性,并初步以我国商业银行为研究对象,期望得到理想的结果。

第三部分介绍了 VaR- β 模型的具体估计方法。考虑到金融行业数据的“尖峰厚尾”特征以及估算模型的最优方法选择,本文选择了姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)提出的三种方法之一——核密度估计方法,该方法的主要特点就是不必要事先清楚样本数据序列的分布特征,而直接进行模型参数估计。然后本文结合姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)的研究思路,详细分析了 VaR- β 模型的推导过程,为实证部分做准备。

第四部分为实证分析。在进行模型验证之前,首先对数据进行了处理以及一系列的特征描述,然后把处理好的数据逐步带入模型,分别求出我国 16 家上市商业银行在两种置信度水平 α (95% & 99%) 下的 VaR- β 值,然后根据相同的条件从 Wind 资讯下载了传统的 β 值,最后把新旧两种 β 值与个股期望收益率做回归,通过回归方程的 R 方大小比较新旧两种 β 值的优劣。

第五部分为本文结论。结合以上的研究过程与实证结果,总结本文的主要结论与不足,并对有关本文以后的研究作出展望。

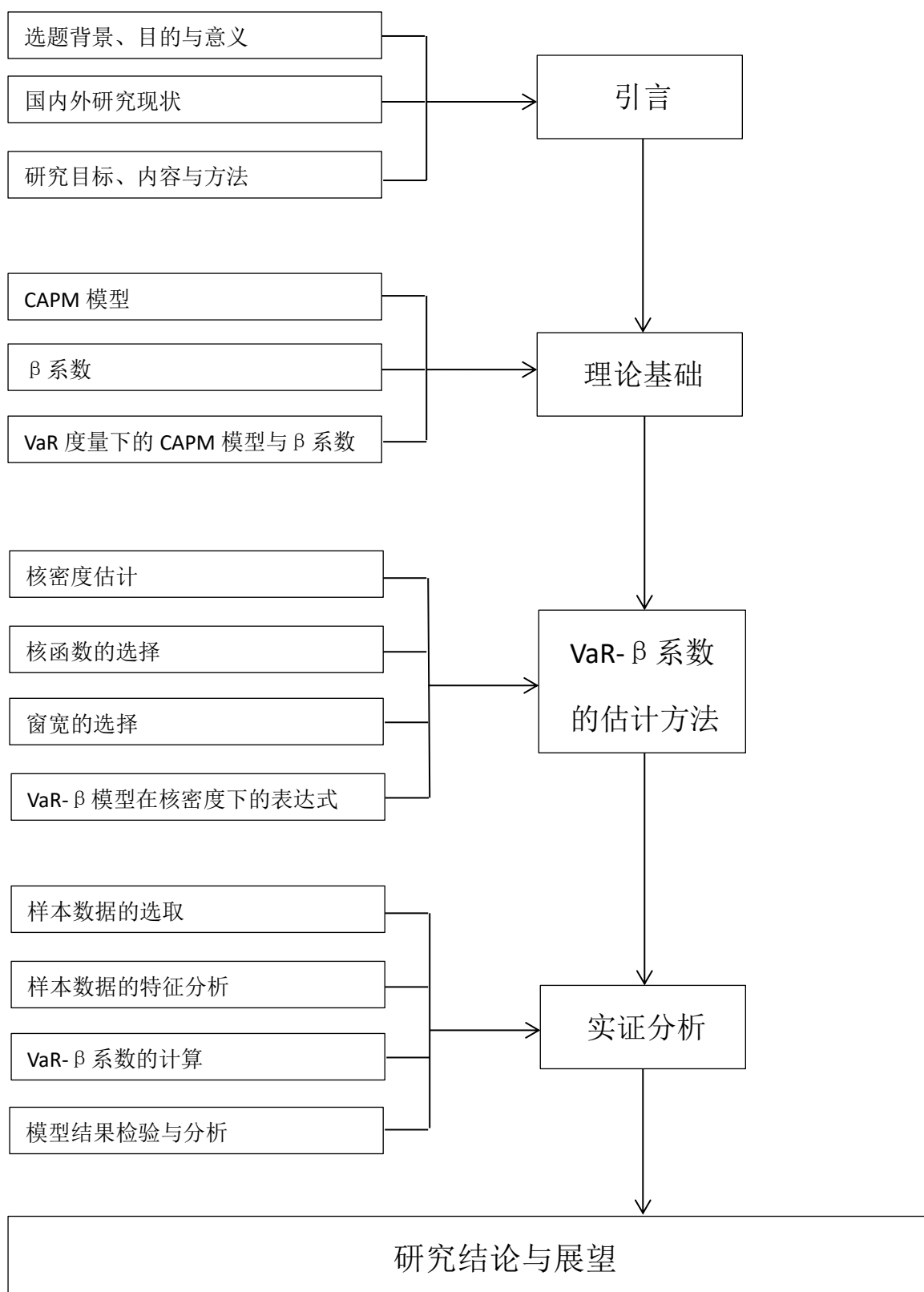
1.3.3 研究方法

定性分析方面主要是对 CAPM 模型、 β 理论和 VaR- β 模型进行了详细的介绍。同时在探究 VaR- β 模型的估算方法上,本文主要借鉴了姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)提出的三种方法之一——核密度估计方法,该方法的优势就是研究者不用事先知道样本数据的密度函数以及分布特征,而是仅从现有的样本数据出发,选择理想的密度函数表达式,然后再由现有样本数据推导出相关的非参数估计值,最后带入整个方程,求出最终解,是一种被广泛应用的非参数估计方法。此外,由于 VaR 是一种非常有用的风险管理工具,而本文借鉴的 VaR- β 模型也具备了这些特征,所以通过本文求得的 VaR- β 系数,不仅能应用到 CAPM 模型之中,提高企业价值评估的准确性,而且还能为企业系统性风险提供一种新的管理工具,以及为投资者在进行投资决策时提供参考。

实证分析方面主要借鉴了姚京、袁子甲、李仲飞、李端提出的三种方法之一——核密度估计方法。在进行模型验证之前,本文现对原始数据进行统计描述,包括数据的集聚性检验、波动性检验、平稳性检验、单位根检验以及正态性检验。然后再根据核密度估计方法下 VaR- β 模型的具体表达式,把处理好的我国 16 家上市商业银行以及沪深 300 指数的日对数收益率分别带入表达式当中,求得 16 家商业银行在两种置信度水平 (95% & 99%) 下的 VaR- β 系数,然后再与传统的

β 系数相比较, 最终得出 VaR- β 模型的优势以及不足。

1.3.4 技术路线



1.4 研究特色与创新

VaR 风险管理工具是目前度量企业系统性风险的主要手段之一，目前全球有很多金融机构以及非金融公司采用 VaR 方法作为金融衍生工具风险管理的手段；除此之外，VaR 风险管理工具还能用于金融机构和非金融机构的绩效测评和风险性资本的估算等。

目前，很多研究人员和学者在对金融数据进行实证分析时都是基于样本数据服从正态分布的假定。然而，经过大量实证人员的多年实证结论表明，金融时间序列往往具有非正态特征，即具有明显的“尖峰厚尾”特征。而现代多数 β 系数的求解方法仍然局限于正态分布假设，这与金融序列往往存在“尖峰厚尾”的事实极为不符。而本文研究的 VaR- β 系数在核密度估计方法下，不用受限于正态性假设，遵循了金融序列的实际情况，能够更好地反映现实。此外，由于本文所选择的 VaR- β 模型是由 VaR 的计算公式推导出来的，所以本文所计算的 VaR- β 值也具备了 VaR 的一些特征。即，置信度水平 α 越大，计算出的 VaR 值也越大，其 VaR 值越大，说明该企业目前的风险承受能力就越低，相应的 β 值越大，也即 VaR- β 值越大。所以本文计算出的 VaR- β 值在很大程度上取决于置信度水平 α 。而置信度水平 α 的取值大小，一方面取决于公司管理层对公司目前的经营状况以及风险承受能力的认知，另一方面也取决于投资者在投资决策时对该企业的经营状况以及风险承受能力的评估，同时也反映了市场中的投资者情绪。

因此，本文的创新之处主要在于借鉴了姚京、袁子甲、李仲飞、李端（2009）共同提出的 VaR- β 模型，并具体应用到我国商业银行中，得出的 VaR- β 值一方面可以用于 CAPM 模型，对商业银行价值进行估值，一方面也可以为商业银行提供一种新的风险管理工具，同时也可以为投资者提供投资决策参考。

第2章 理论基础

2.1 资本资产定价模型

2.1.1 资本资产定价模型的假设前提

在以往学者对有关证券资产风险的研究过程中,产生了很多相关的理论和方法。Markowitz (1952) 建立了现代投资组合理论, 该理论之所以沿用到现在都没有被其他理论取代, 其最大的创新之处就在于, 该理论首次提出了单一证券的风险问题, 它表示此风险的大小与其他与之相关的证券有很大的相关性。该理论改变了人们对资产风险的传统概念, 具有跨时代的革新意义。12年后, 威廉·夏普、约翰·林特纳和简·莫森在此理论上提出了资本资产定价模型, 同时也衍生出了一个度量单个资产风险的新参数- β 系数。

CAPM 模型从理论上很好的解决了资产定价问题, 但 CAPM 模型存在着一个严重缺点就是, 它的成立需要以很多假设为前提。而在现实中, 这些假设前提一般都很难满足, 所以 CAPM 模型的应用结果会跟实际情况存在一定的偏差。

(1) CAPM 模型假定证券市场是有效的, 即在获取市场信息上所有投资者都是平等的。

(2) CAPM 模型假定所有投资者都是理性的, 即所有投资者都是根据自己的最大所得效用来进行投资决策的。

(3) CAPM 模型假定样本数据具有正态性。

(4) CAPM 模型假定投资者在进行投资决策时主要参考期望收益率和风险两项指标。

(5) CAPM 模型假定证券市场存在任意卖空或买多的机会。

(6) CAPM 模型假定所有投资者的投资期限只有一期。这一假设排除了现在的投资决策对未来投资决策的影响, 这一点根据不同投资者的投资风险偏好、资金的闲置情况和市场条件有所不同。

(7) CAPM 模型假定交易无摩擦, 即交易成本为零。

(8) CAPM 模型假定市场上所有投资者的投资行为始终保持一致, 即投资者在证券市场上的有效边界只有一条。

2.1.2 资本资产定价模型的表达式

结合以上的假设前提, 现给出 CAPM 模型的表达式如式(2-1)所示:

$$E(R_i) - r_f = \beta_i(E(R_M) - r_f) \quad (2-1)$$

其中: $E(R_i)$ 为单个资产的期望收益率, r_f 为市场无风险收益率, $E(R_M)$ 市场

组合的期望收益率；

β_i 的表达式如式(2-2)所示：

$$\beta_i = \frac{Cov_{i,M}}{\sigma_M^2} \quad (2-2)$$

其中： $Cov_{i,M}$ 代表单个股票 i 和市场组合 M 的收益率之间的协方差， σ_M^2 代表市场组合 M 收益率的方差。

而 β 系数可看作单个股票收益变动对市场组合收益变动的敏感度，也可以表述为市场组合收益变动对单个股票收益变动的的影响程度。

2.2 β 系数

2.2.1 β 系数的经济意义

由 β 系数的表达式可知，它反映了单个资产相对于某个标的投资组合的变动情况。也即，某个标的投资组合收益率变动对该项资产收益率变动的的影响程度。在实际应用中，某项单个资产的 β 系数往往与临界值 1 相比较。如果该项资产的 β 系数小于 1，那么当投资组合收益率变动 1%，该项资产收益率变动幅度就会小于 1%，说明该项资产的风险要小于该行业的平均风险水平；如果该项资产的 β 系数等于 1，那么当投资组合收益率变动 1%，该项资产收益率也会变动 1%，说明该项资产的风险等同于该行业的平均风险水平；如果该项资产的 β 系数大于 1，那么当投资组合收益率变动 1%，该项资产收益率变动幅度就会大于 1%，说明该项资产的风险要大于该行业的平均风险水平。因此， β 系数自提出以来不仅被广泛应用在 CAPM 模型中，对企业价值进行评估，而且也被投资者用来判断某项资产的风险水平，具有特殊的经济意义。

(1) β 系数能够测定风险资产收益

β 系数作为一种风险测定工具，能够测定投资者在投资一项资产时，所承担的风险要用多少额外收益来补偿。也就是说，如果该投资者属于风险偏好型，那么他往往有能力承担较大的风险，以满足符合自己预期的高额回报率，于是他们就应该选择 β 系数较高的证券；相反，如果该投资者属于风险厌恶型，那么他就会选择 β 系数较低的证券。

(2) β 系数是选择投资组合的一个重要参数

在投资者选择投资组合时，大多数人的做法是把证券收益率之间的正负相关性和协方差作为投资决策时的主要参数，虽然从理论上讲，参数越多模型的估计效果就会越好，但在实际应用中会使整个模型的计算难度增大很多。而目前较为常用的指数模型，其协方差的计算可以直接用一个指标代表，这样 β 系数就成为投资组合决策的重要参数。

(3) β 系数反映证券或证券组合的一个特性

投资者在选择证券或证券组合时,可以通过一个该证券的 β 系数或由证券组合里的所有证券的相关性来决定其风险大小,进而可以估计该证券或证券组合的收益率范围。也即,投资者进行投资决策时,可以根据自身的风险偏好程度,通过比较所选择的证券或证券投资组合的 β 系数大小,来最终确定自己的投资组合。

(4) β 系数可用来选择证券

通常,在不同的市场行情中,投资者往往可以根据证券的 β 系数选择不同的证券。由于 β 系数反映了市场行情的变化对单个证券或证券组合的影响程度,如果投资人认为目前的市场行情较好,市场较为稳定,各项资产的风险也处于很低的水平,那么投资者为了追求资产的高收益,就会更加偏好那些 β 系数相对较高的资产或组合;相反,如果目前市场正处于熊市或者市场走势疲软,投资者普遍认为熊市已经临近,那么此时的投资者就要选择 β 系数较低的证券。

2.2.2 传统 β 系数的局限性

(1) 由于 β 系数是由CAPM模型衍生出的一个风险系数,所以与CAPM模型类似,传统 β 系数的计算也是以很强的假设前提为基础,尤其是样本数据服从正态分布,这与金融时间序列具有“尖峰厚尾”的特征很不相符,计算出的 β 值也会与实际产生一定程度的偏差。

(2) 根据本文的研究思想,传统 β 系数在实际应用中的适用性有限,即不能根据企业自身的经营状况和风险承受能力以及投资者的风险偏好调整相应的 β 值,所以在具体应用时也会与预期产生偏差。

2.3 VaR 风险度量下的 CAPM 模型与 β 系数

2.3.1 VaR

自从2008年金融危机爆发以后,全球越来越多的金融机构和非金融机构纷纷开始重视企业内部风险的控制和管理。近年来,一些大型金融机构和跨国公司因自身风险管理漏洞太大而导致巨额亏损甚至最终破产的事实,也在促使各个大中型机构开始严格监管自身风险口径。很多研究人员也在不断创新风险管理工具,风险度量工具在近年来发展得相当迅速。

VaR方法自从被提出之后,经过不断的发展和完善,已经成为各个大中型企业的重要风险管理工具。不仅如此,巴塞尔协议也将VaR方法列为银行业管理市场风险必须使用的重要工具之一。相比国际上对VaR方法的应用,近年来我国学者对VaR方法的研究也如雨后春笋般涌现,并且也有很多企业开始利用VaR对其

公司风险进行管理和监控。

VaR 的具体定义如下：给定一个投资组合 P，持有期设为 Δt ，置信度水平为 α ，则 VaR 的表达式如式 (2-3) 所示：

$$\text{Prob}(\Delta P > -\text{VaR}) = 1 - \alpha \quad (2-3)$$

其中， ΔP 表示投资组合在持有期内的价值变动。

对 VaR 的计算主要包括三大主要因素：持有期、置信度水平和资产组合价值变化的概率分布。持有期 Δt 是指计算投资组合的时间区间，在此时间范围内可以计算投资组合的价值变化量，一般取为 1 天，1 周，10 天或 1 月；置信度水平 α 的确定主要取决于风险管理者的风险态度、企业的风险承受能力以及还有可能取决于投资者情绪，一般取 90%-99%。有关投资资产组合价值变化的概率分布，由于金融时间序列具有“尖峰厚尾”的特征，所以为了简化计算过程，实践中一般假定样本序列服从 t 分布。但有些对样本数据的分布特征比较敏感的实证研究，还是要首先检验样本数据的分布特征，然后在计算相应的 VaR 值。

2.3.2 相对 VaR

根据 Jorion (1997) 的定义，相对 VaR 的表达式如式 (2-4) 所示：

$$\text{VaR}(\alpha, X) = E[X] - q_\alpha(X), \quad q_\alpha(X) = \inf\{t \in R: \Pr(X \leq t) \geq \alpha\} \quad (2-4)$$

其中 α 表示置信度水平（一般取 90%-99%），X 表示随机变量，即未来财富水平或未来收益率水平。

根据上述对相对 VaR 的定义，它的一些特性与标准差的特性有许多相同之处。

首先，相对 VaR 满足正齐次性，即对任意正数 $\gamma > 0$ ，

$$\text{VaR}(\gamma X) = \gamma \text{VaR}(X) \quad (2-5)$$

其次，相对 VaR 满足平移不变性，即对任意常熟 a，

$$\text{VaR}(X + a) = \text{VaR}(X) \quad (2-6)$$

特别地，当 X 为常数时， $\text{VaR}(X) = 0$ 。

2.3.3 基于相对 VaR 的 CAPM 模型与 β 系数

姚京、袁子甲、李仲飞、李端（2009）根据以前学者已经得出均值-VaR 模型，参照经典 CAPM 模型的理论基础，重新构造一个次优的组合 $p(a)$ ，该组合是在市场组合 M 和风险资产 i（ $i=1, \dots, n$ ）的基础上设立的，其中资产 i 所占的比例为 a，组合 M 所占的比例为 $1-a$ 。记 $x_a = (a, 1-a)'$ 为投资权重向量， $r = (r_i, r_M)'$ 为收益率向量，则组合 $p(a)$ 的收益率的表达式如式 (2-7) 所示：

$$r_{a,i} = x_a' r \quad (2-7)$$

其中， $r_{a,i}$ 的期望和 VaR 都是 a 的函数，分别简记为 $\mu_{a,i}$ ， $\text{VaR}_{a,i}$ 。当 $a=0$ 时，

组合 $p(a)$ 就成为组合 M , 有 $r_{0,i} = r_M$, $VaR_{0,i} = VaR(r_M)$ 。

依照经典理论体系中的定义, 本文将 $\frac{E[r_M] - r_f}{VaR(r_M)}$ 称为风险价格 (r_f 为无风险利率), 它代表了投资者在均衡状态下对资产期望收益率和风险按照自己的投资偏好进行最优搭配。按照微观经济学中的相关理论, 即边际收益等于边际成本的原理, 每种风险资产在投资组合 M 处的边际转换率都应相等, 且与他们之间的最优边际替代率也相等。综合上述, MRT_M^i 的表达式如式 (2-8) 所示:

$$MRT_M^i = \frac{\partial \mu_{a,i} / \partial a}{\partial VaR_{a,i} / \partial a} \Big|_{a=0} = \frac{E[r_i] - E[r_M]}{VaR'_{0,i}} = \frac{E[r_M] - r_f}{VaR(r_M)} \quad (2-8)$$

其中, $VaR'_{0,i} := \frac{\partial VaR_{a,i}}{\partial a} \Big|_{a=0}$ 。

式 (2-8) 中的 MRT_M^i 代表资产 i 在 M 处的边际转换率, 将式 (2-8) 整理可得 VaR 度量下的 CAPM 模型, 其表达式如式 (2-9) 所示:

$$E[r_i] - r_f = \frac{VaR'_{0,i} + VaR(r_M)}{VaR(r_M)} (E[r_M] - r_f), i = 1, \dots, n \quad (2-9)$$

按照姚京、袁子甲和李仲飞 (2006) 对 VaR- β 系数的定义, β_i^{VaR} 的表达式如式 (2-10) 所示:

$$\beta_i^{VaR} := \frac{VaR'_{0,i} + VaR(r_M)}{VaR(r_M)} \quad (2-10)$$

因此可以将 VaR 度量下的 CAPM 模型简化如式 (2-11) 所示:

$$E[r_i] - r_f = \beta_i^{VaR} (E[r_M] - r_f), i = 1, \dots, n \quad (2-11)$$

上式表明每一种风险资产的风险溢价与投资组合 M 的风险溢价呈线性相关关系, 其中, VaR- β 系数最为关键的部分为 $VaR'_{0,i}$, 下文会根据姚京、袁子甲和李仲飞 (2006) 的思路, 利用核密度估计方法推导出 $VaR'_{0,i}$ 的表达式。

第3章 VaR- β 系数的估计方法——核密度估计方法

3.1 核密度估计

3.1.1 概念界定

历年的研究表明,金融时间序列往往具有“尖峰厚尾”的特征。因此一些参数估计模型在金融数据服从正态分布的假设条件下估计参数就会产生一定的误差,甚至在极端情况下会低估风险。因此,为了弥补现实中无法改变的缺陷,很多研究人员往往会选择非参数估计的方法。

非参数核密度估计方法就是典型的实证应用,它可以不用事先清楚样本数据的总体分布特征,直接对密度函数形式进行估计。非参数估计是刚兴起不久的估计方法,经过十几年的发展,非参数估计在经济、医学、社会研究等众多领域都得到了很好的应用。但由于该方法在非参数估计和检验中存在一定的难度,导致很多的实证研究并没有求出最优的非参数估计值,比如对窗宽 h 的估计。因此,非参数估计不仅在应用领域需要进一步拓展,其非参数估计方法和模型还需进一步优化。

非参数密度估计的主要特点在于,研究者不用事先知道样本数据的密度函数以及分布特征,而是仅从现有的样本数据出发,选择理想的密度函数表达式,然后再由现有样本数据推导出相关的非参数估计值,最后带入整个方程,求出最终解。从非参数密度估计方法的发展历程来看,非参数密度估计的最早形式是直方图法,只是直方图法比较粗简,其估计精度也不高。所以一些研究者在不断的实证研究中为了得到更好的实验结果,对直方图法进一步改良优化,逐渐将其发展为一种最近邻法,最后才演变成现在比较完善的核密度估计法,并一直沿用到现在。

直方图法在刚开始被提出时的主要目的就是对一些样本数据或者随机变量的密度特征做出大概直观的描述,初期也被广泛应用在实证研究的数据描述部分,并没有对数据做模型处理。后来随着研究的需要,直方图法的粗简以及估计精度不高的缺陷显现出来,在实际应用中已经很难满足统计需要。因此,为了弥补直方图法的这些缺陷,Parzen(1962)通过大量实证研究之后,最终提出一个新的核函数形式,即光滑可微的核函数,以此代替直方图法中的比较粗糙的矩形核函数,由此产生了现在比较流行的估计方法——非参数核密度估计法。其定义如下:

设 X_1, X_2, \dots, X_n 为 n 个数据样本,此数据样本分布未知,且假设独立同分布,它们的密度函数为 $f(x)$, 则 $f(x)$ 的表达式如式(3-1)所示:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h} k\left(\frac{x-X_i}{h}\right) \quad (3-1)$$

其中, $k(\bullet)$ 为核函数, h 为窗宽, n 为样本容量。

从非参数核密度估计的表达式 (3-1) 可以看出, 核函数 $k(\frac{x-X_i}{h})$ 是一种权函数, 该函数是先通过计算样本点 X_i 到 x 的距离 $(x - X_i)$, 而估计点 x 的密度就是由 X_i 到 x 的距离 $(x - X_i)$ 决定的。

可以说, 非参数核密度估计结果的优劣既取决于样本数据本身, 也取决于核函数 $k(\bullet)$ 和窗宽 h 的选择, 其中窗宽 h 的估算方法在整个模型中尤为重要。

3.1.2 核密度估计的标准及性质

估计量 $\hat{f}(x)$ 的评价标准主要有偏差、方差、均方误差、积分均方误差等, 具体如下:

(1) 偏差是指估计的密度函数期望值与实际分布差异的大小, 表达式如式 (3-2) 所示:

$$\text{BIAS} = E\hat{f}(x) - f(x) \approx \frac{h^2}{2} f''(x) \int x^2 k(x) dx \quad (3-2)$$

BIAS 的绝对值越小, 说明整个模型估计的偏差越小, 相应的核函数的拟合效果就越好。

(2) 方差是指密度函数估计结果的波动大小, 表达式如式 (3-3) 所示:

$$\text{VAR} = E(\hat{f}(x) - E\hat{f}(x))^2 \approx \frac{1}{nh} f(x) \int k^2(x) dx \quad (3-3)$$

其值越小, 说明估计结果的波动性越小, 相应的拟合效果也就越好, 在 $\text{BIAS}=0$ 时使用。

(3) 均方误差用来反映估计函数与真实分布整体估计拟合效果, 表达式如式 (3-4) 所示:

$$\text{MSE} = E(\hat{f}(x) - f(x))^2 \quad (3-4)$$

均方误差越小, 说明整个模型估计的偏差越小, 相应的拟合效果也就越好, 在 $\text{BIAS} \neq 0$ 时使用。

(4) 积分均方误差是在上述 (3) 的基础上, 对所有偏差平方求积分, 然后再累加求和, 表达式如式 (3-5) 所示:

$$\begin{aligned} \text{MISE} &= E \int (\hat{f}(x) - f(x))^2 dx \\ &= \int (\text{bias}\hat{f}(x)^2 + \text{var}\hat{f}(x)) dx \\ &\approx \frac{h^2}{4} \left(\int f''(x) dx \int x^2 k(x) dx \right)^2 + \frac{1}{nh} \int k^2(x) dx \end{aligned} \quad (3-5)$$

从核密度估计的定义以及表达式 (3-1) 来看, 整个模型的重点有两部分需要

确定，第一部分就是核函数 $k(\bullet)$ 的具体表达式，另一个就是最优窗宽 h 估计方法的确定。

3.1.3 核函数的选择

由上述表达式可以看出，核密度估计的精度不仅取决于样本数据，而且很大程度上还取决于核函数 $k(\bullet)$ 的选择和窗宽 h 的估算方法确定。

核函数 $k(\bullet)$ 具有以下性质：

(1) 非负性：核函数 $k(\bullet)$ 是非负的密度函数

$$\int_{-\infty}^{+\infty} k(x)dx = 1 \quad k(x) \geq 0 \quad (3-6)$$

由核密度估计的表达式可以看出，待估计的 $f(x)$ 是一个非负密度函数，这就要求其估计量 \hat{f} 也必须是非负密度函数，因此核函数也必须为非负密度函数。当核函数满足某些光滑条件时， \hat{f} 也会相应地满足这些条件。

(2) 对称性

$$k(-x) = k(x) \quad (3-7)$$

这主要是为了尽可能地减小估计量 \hat{f} 与待估函数 f 之间存在的偏差。

(3) 除此之外，核函数还满足：

$$\sup |k(x)| \leq A < \infty \quad (3-8)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x^i k(x)dx = 0; \quad i = 1, 2, \dots, s-1; \quad s \text{ 为偶数} \quad (3-9)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x^s k(x)dx \neq 0; \quad \int_{-\infty}^{+\infty} x^s |k(x)|dx < \infty \quad (3-10)$$

在实际应用中，常用的核函数如下表 4.1 所示：

表 4.1 一维核函数

| 核函数 | 公式 |
|----------------|---|
| 高斯核 | $k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ |
| 均匀核 | $k(x) = \frac{1}{2} I(x \leq 1)$ |
| 指数核 | $k(x) = \frac{1}{2} \varphi e^{-\varphi x }$ |
| Epanechnikov 核 | $k(x) = 0.75(1 - x^2)I(x \leq 1)$ |

续表 4.1 一维核函数

| | |
|------|---|
| 三角形核 | $k(x) = (1 - x)I(x \leq 1)$ |
| 四次核 | $k(x) = \frac{15}{16}\{(1 - x ^2)I(x \leq 1)\}^2$ |
| 余弦核 | $k(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}\cos(x) & x \leq \frac{\pi}{2} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ |

3.1.4 窗宽的选择

在对核密度估计的影响因素进行分析之后,可以发现,核密度估计中最关键的因素往往并不是对核函数的选择,而是对最优窗宽 h 的估计方法选择上,也即是说非参数核密度估计的结果对于核密度的选择不敏感,而对窗宽 h 比较敏感。因为窗宽 h 的大小会对样本数据的分布长度产生很大的影响,也即是决定着样本数据的估计分布的光滑程度,也就是说窗宽 h 的大小会直接决定最终模型估计结果的好坏。如果窗宽过小,样本数据之间的空隙就会相应过小,也即是核密度估计就会把样本数据分得很密,使得处理的样本数据过于接近观测数据,致使整个估计结果就会失去意义;如果窗宽过大,样本数据之间的空隙就会相应过大,也即是核密度估计就会把样本数据分得太开,那么此时模型就会因过分光滑而遗失掉一些重要特征,此时的估计也没有意义。因此,核密度估计中最重要的问题就是窗宽 h 的确定。

(1) 最优理论窗宽

在评价模型估计量 $\hat{f}(x)$ 的好坏时,核密度估计通常采用积分均方误差 **MISE** 作为衡量标准。它最先由 Rosenblatt(1956)提出,而后被广泛应用。**MISE** 的表达式如式(3-11)所示:

$$\begin{aligned}
 \text{MISE} &= E \left\{ \int (\hat{f}(x) - f(x))^2 dx \right\} \\
 &= \int [(E\hat{f}(x) - f(x))^2 + E(\hat{f}(x) - E\hat{f}(x))^2] dx \\
 &= \int [(\text{bias}\hat{f}(x))^2 + \text{var}\hat{f}(x)] dx
 \end{aligned} \tag{3-11}$$

其中, $\text{bias}\hat{f}(x)$ 为核密度估计 $\hat{f}(x)$ 的偏差, $\text{var}\hat{f}(x)$ 为 $\hat{f}(x)$ 的方差。

由此可见,窗宽 h 对核密度估计 $\hat{f}(x)$ 的光滑程度影响很大,直接决定了 $\hat{f}(x)$ 乃至整个模型的好坏。经过反复验证可知,窗宽 h 越小,样本数据之间的空隙就会相应过小,说明此时的核密度估计曲线过于粗糙,进而导致整个模型估计失真;

窗宽 h 越大, 样本数据之间的空隙就会相应过大, 说明此时的核密度估计曲线又过于光滑, 使得分布的某些重要特征丢失。因此, 在实际计算中, 如果既要顾及样本数据的间隙大小, 又要保证模型结果的真实性, 往往会存在很大困难, 但理论上通常是选取使得核估计 $\hat{f}(x)$ 的 MISE 最小的窗宽 h 作为最优窗宽 h_{opt} 。

如果核密度估计中的核函数是一般函数, 那么此时的核密度估计量 $\hat{f}(x)$ 的积分均方误差的近似表达式如式 (3-12) 所示:

$$MISE \approx \frac{h^4}{4} (\int f''(x) dx \int x^2 k(x) dx)^2 + \frac{1}{nh} \int k^2(x) dx \quad (3-12)$$

再对上式 (3-12) 右端的 h 求极小值, 得到此方法下的最优窗宽 h_{opt} , 其表达式如式 (3-13) 所示:

$$h_{opt} = n^{\frac{1}{5}} (\int x^2 k(x) dx)^{\frac{2}{5}} (\int k^2(x) dx)^{\frac{1}{5}} (\int [f''(x)]^2 dx)^{\frac{1}{5}} \quad (3-13)$$

观察上式 (3-13) 可知, 最优窗宽 h 的值会随样本量的增大而减小, 由表达式可知, 其减小速度可表示为 $o(n^{\frac{1}{5}})$; $f''(x)$ 主要反映了密度函数的震动速率, 最优窗宽 h 的值越小, 对应的密度函数的震动就越强烈; 但是在实际应用中, $f''(x)$ 只是由公式一步一步推导出来的, 它的具体值暂时还没有办法确定, 因此也就无法得到具体的窗宽数值, 进而导致理论上最优的方法在实际中却无法很好的应用, 这一难题还需学者们继续探究。

(2) 实际最佳窗宽的选择

通过上述对确定最优窗宽 h 的方法-积分均方误差法的介绍可知, 由于在现实中无法确定 $f''(x)$ 的值, 进而也就无法得到具体的窗宽 h 的值, 所以该方法并不实用^[31]。因此, 在实际应用中很少将上述方法作为最优窗宽的选择标准。经过研究人员在实践中反复推敲、验证, 最后提出了一个在实际中较为常用且效果较好的估算方法, 即最小二乘交叉验证法 (LSCV 法)。

LSCV 法由 Rudemo(1982)和 Bowman(1984)提出, 一直沿用到现在, 是一种经典的确定最优窗宽 h 的方法。该方法主要基于样本数据本身, 不需要事先对估计密度函数作任何假设, 而是直接从现有的样本数据出发, 最终计算出最优窗宽 h 的值。其主要思想是: 对样本作缺值估计, 估计表达式如式 (3-14) 所示:

$$\hat{f}_i(X_i) = \frac{1}{(n-1)h} \sum_{j \neq i} k\left(\frac{X_i - X_j}{h}\right) \quad (3-14)$$

利用上式 (3-14) 以确定最优窗宽。具体做法是: 为了使密度函数估计量 $\hat{f}(x)$ 的积分平方差 ISE 达到最小, 需要确定一个最优的窗宽值, 具体表达式如式 (3-15) 所示:

$$\begin{aligned} ISE(\hat{f}(x)) &= \int [\hat{f}(x) - f(x)]^2 dx \\ &= \int \hat{f}^2(x) dx + \int f^2(x) dx - 2 \int \hat{f}(x) f(x) dx \end{aligned} \quad (3-15)$$

等价于式(3-16):

$$\text{ISE}(\hat{f}(x)) = \int \hat{f}^2(x)dx - 2 \int \hat{f}(x)f(x)dx \quad (3-16)$$

最终求式(3-16)为最小。

上式(3-16)的第一项的具体表达式如式(3-17)所示:

$$\begin{aligned} \int \hat{f}^2(x)dx &= n^{-2}h^{-1} \sum_i \sum_j \int k\left(\frac{x_i-x}{h}\right)k\left(\frac{x_j-x}{h}\right)dx \\ &= n^{-2}h^{-1} \sum_i \sum_j k^{(2)}\left(\frac{x_i-x_j}{h}\right) \\ &= n^{-2}h^{-1} \sum_i \sum_j k * k\left(\frac{x_i-x_j}{h}\right) \end{aligned} \quad (3-17)$$

其中, $k * k(x) = \int k(x-t)k(t)dt$ 为卷积计算。

上式(3-17)的第二项 $\int \hat{f}(x)f(x)dx = E(\hat{f}(x))$, 其无偏估计的表达式如式(3-18)所示:

$$\frac{1}{h} \sum_i \hat{f}_{-i}(X_i) = \frac{1}{h} \left(\frac{\sum_i \sum_j k\left(\frac{x_i-x_j}{h}\right)}{n(n-1)} - \frac{k(0)}{n-1} \right) \quad (3-18)$$

所以 LSCV 法实际上是选取 h_{opt} 使得下式(3-19):

$$\text{ISE}(\hat{f}(x)) = n^{-2}h^{-1} \sum_i \sum_j k * k\left(\frac{x_i-x_j}{h}\right) - \frac{2}{h} \left(\frac{\sum_i \sum_j k\left(\frac{x_i-x_j}{h}\right)}{n(n-1)} - \frac{k(0)}{n-1} \right) \quad (3-19)$$

达到最小。

此外, 视样本的具体情况和最终的输出结果, 对窗宽 h 的确定还有两种简单普遍的方法。其一是 Silverman 大拇指法则, h 的表达式为: $h = \left(\frac{4}{3n}\right)^{\frac{1}{5}} * \sigma$, n 是样本数, σ 是样本标准差; 其二是极大光滑原则, h 的表达式为: $h = 3 * \left(\frac{R(k)}{35n}\right)^{\frac{1}{5}} * \sigma$, n 是样本数, σ 是样本标准差, k 是核函数。

3.2 VaR-β模型在核密度估计方法下的表达式

根据上式(2-3)中对 VaR 的定义, 有另一种新的表达式如式(3-20)所示:

$$\Pr(\mu_{a,i} - r_{a,i} > VaR_{a,i}) = \alpha \quad (3-20)$$

记 $r_t = (r_{i,t} - r_{M,t})'$ ($t = 1, \dots, T$) 为收益率向量的 T 个样本点, 通过核密度方法可以将上式(3-20)转化成另一种表达式如式(3-21)所示:

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \phi\left(\frac{\mu_{a,i} - x'_a r_t - VaR_{a,i}}{h}\right) = \alpha \quad (3-21)$$

其中 $\phi(\bullet)$ 为标准正态分布的概率分布函数, $h > 0$ 为窗宽。当 $a=0$ 时, 有 $x'_a r_t = r_{M,t}$, $\mu_{a,i} = E[r_M]$, $VaR_{a,i} = VaR(r_M)$, 此式可用来确定核密度估计的窗

宽 h ，并计算出投资组合收益率的 VaR 值。将上式(3-21)两边对 a 求导可得如下式(3-22)所示：

$$\frac{1}{Th} \sum_{t=1}^T \varphi \left(\frac{\mu_{a,i} - x'_a r_t - VaR_{a,i}}{h} \right) \left(E[r_i] - E[r_M] - (r_i - r_M) - \frac{\partial VaR_{a,i}}{\partial a} \right) = 0 \quad (3-22)$$

其中 $\varphi(\cdot)$ 为标准正态分布的概率密度函数，由上述已经推导出来的公式可知，把 $a=0$ 带入上式并经过整理就可以得出本文 VaR- β 模型最为关键的部分，即 $VaR'_{0,i}$ 的表达式如式(3-23)所示：

$$VaR'_{0,i} = \sum_{t=1}^T \frac{\varphi \left(\frac{E[r_M] - r_{M,t} - VaR(r_M)}{h} \right)}{\sum_{t=1}^T \varphi \left(\frac{E[r_M] - r_{M,t} - VaR(r_M)}{h} \right)} (E[r_i] - E[r_M] - (r_{i,t} - r_{M,t})) \quad (3-23)$$

将式(3-23)带入上式(2-10)就可以计算出在非参数核密度估计方法下的 VaR- β 的值。

第4章 实证分析

4.1 样本数据的选取

本文以我国 16 家上市商业银行为初始研究对象，以此验证 VaR- β 模型在我国商业银行中的应用效果，并得出预期结论。所以，本文的样本数据全部来自我国 16 家上市商业银行，考虑到我国 16 家商业银行的不同上市时间，以及数据的准确性和全面性，本文的样本数据截取了每个银行从 2011 年 1 月 4 日至 2016 年 12 月 30 日六年一共 1458 个交易日每日的收盘价。而市场组合的数据来源是沪深 300 指数的每日收盘价。自 2005 年 4 月 8 日，上交所和深交所从股票市场中选取了 300 支 A 股市场的股票，共同编制并发布了沪深 300（HS300）指数，用来反映 A 股市场的整体走势，以及为市场提供价值参考。这 300 支成分股代表的上市公司涵盖了沪深两市所有上市公司股票市值的 60%以上，因而具有良好的市场代表性。

本文采用的样本数据均为日收盘价，为了便于数据处理以得到更好的实证结果，需要把收盘价转换成日对数收益率，且以百分比的形式计算，具体表达式如式(4-1)所示：

$$r_t = 100 * \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) \quad (4-1)$$

其中， r_t 代表 t 时刻的收益率； S_t 代表第 t 日的收盘价； S_{t-1} 代表第 t-1 日的收盘价。

4.2 样本数据的特征分析

为了对这 16 家上市银行以及沪深 300 指数的价格波动有一个更加直观的了解，本文先用 R 程序对上述样本数据进行整体描述。首先做出沪深 300 指数以及建设银行（从 16 家上市银行里任选一家银行）在样本期间内每个交易日收盘价的走势图。如图 4.1 和图 4.2 所示：

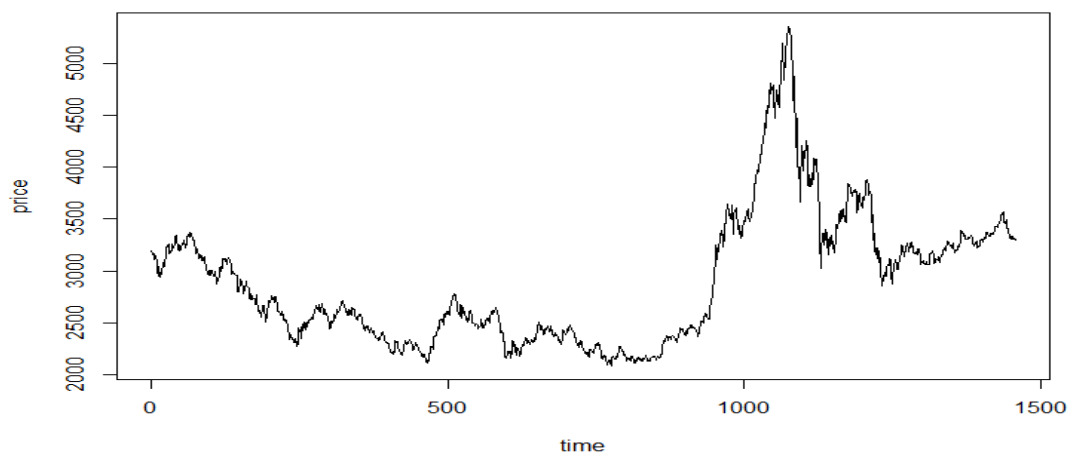


图 4.1 沪深 300 价格走势图

原始数据来源: Wind 资讯

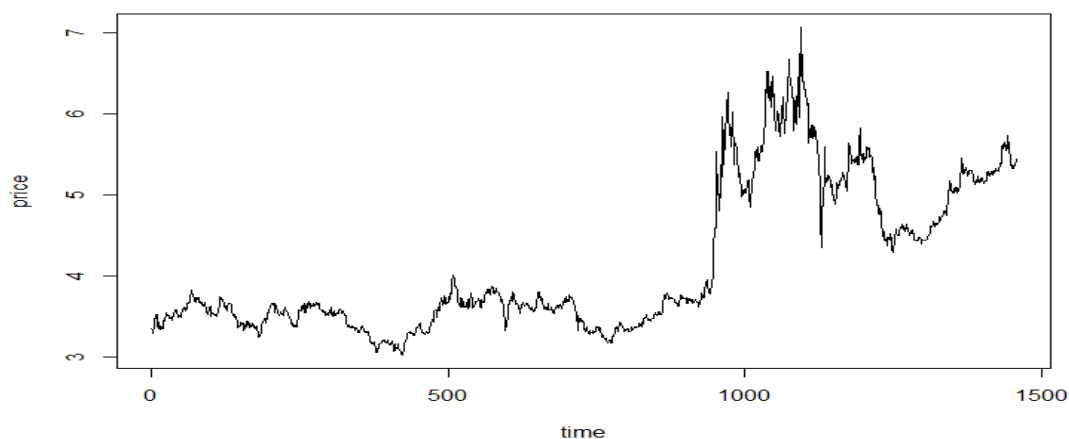


图 4.2 建设银行价格走势图

原始数据来源: Wind 资讯

从上述价格走势图可以大致看出, 沪深 300 以及建设银行的股价在 2015 年第二季度都呈现出了很大的涨幅, 随后回落到正常点位。在本文的数据分析中, 因为股票对数收益率序列在统计上具有良好的特征, 因此在以下的模型中本文采用对数收益率。

4.2.1 收益率序列的集聚性检验

由图 4.3 沪深 300 指数日对数收益率的波动情况和图 4.4 建设银行日对数收益率的波动情况可知, 二者的波动率在一些时间段内波动比较小, 一段时间内波动较大, 具有明显的集聚性和波动性, 而且一次大的波动往往会伴随着很多次小的波动。其他 15 家上市商业银行的日对数收益率的波动情况也呈现出类似的特征, 由于论文篇幅有限, 不在此一一列出。

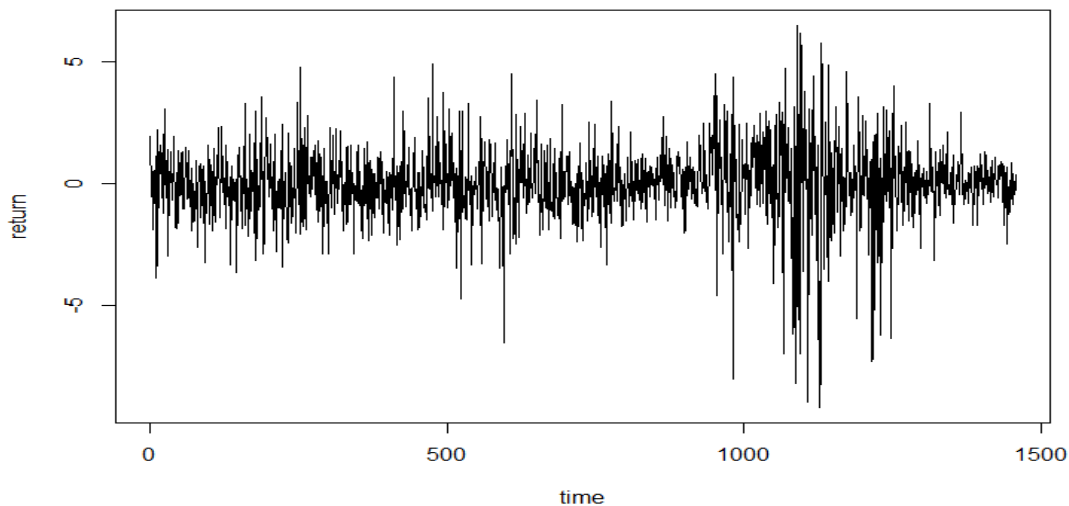


图 4.3 沪深 300 指数日对数收益率序列图

原始数据来源: Wind 资讯

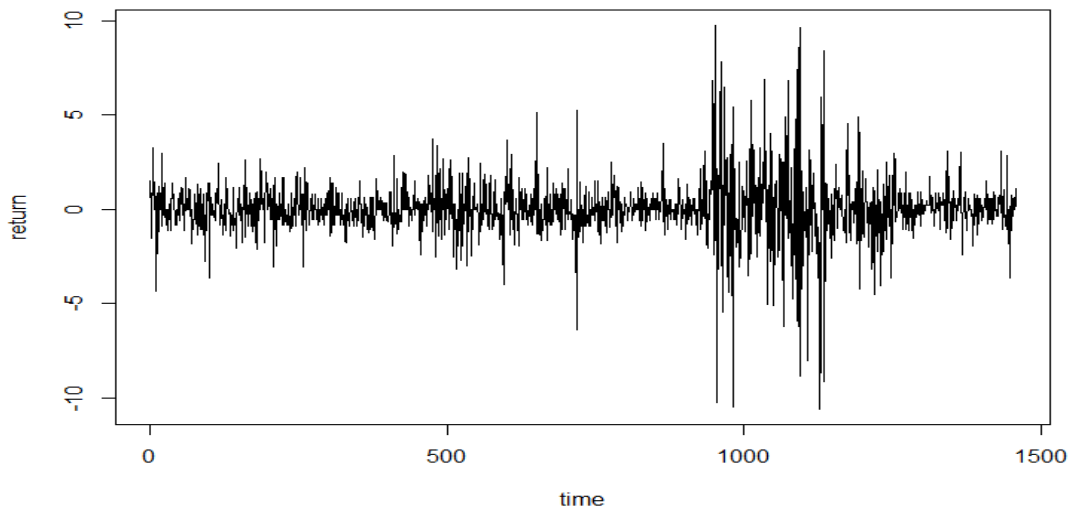


图 4.4 建设银行日对数收益率序列图

原始数据来源: Wind 资讯

4.2.2 收益率序列的平稳性检验

首先要对随机变量的时间序列做平稳性检验, 检验其是否是平稳的, 否则接下来的时间序列分析是没有意义的。

(1) 散点图

判断时间序列平稳性最简单的一种方法就是利用散点图, 通过观察散点图就可以大致看出数据是否平稳。具体步骤是, 为了更好的便于观察, 首先对数据进行对数处理, 并以百分比表示, 然后对其做散点图, 观察其散点图是否围绕其均值也就是 0 值上下波动, 如果是的话, 则可以认为此时间序列是平稳的时间序列, 否则, 是非平稳时间序列。

从图 4.3 和图 4.4 的日对数收益率序列图可以大致看出序列是围绕 0 上下波

动的，但为了印证事实，本文还需进行进一步的 ADF 检验。

(2) ADF 检验

ADF 检验在实证中是对散点图的补充和完善，它可通过更加准确的数字和参考临界值判断某个时间序列是否平稳，应用广泛。在对沪深 300 指数的日对数收益率和建设银行以及剩余的 15 家上市银行的日对数收益率分别进行 ADF 单位根检验之后，得到的检验结果如表 4.1、表 4.2 和表 4.3：

表 4.1 沪深 300 指数日对数收益率的 ADF 检验结果

| | | | |
|---|-----------|-------------|--------|
| Null Hypothesis: RETURN has a unit root | | | |
| Exogenous: Constant | | | |
| Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=23) | | | |
| | | t-Statistic | Prob* |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | | -36.89287 | 0.0000 |
| Test critical values | 1% level | -3.434646 | |
| | 5% level | -2.863324 | |
| | 10% level | -2.567769 | |
| *Mackinnon(1996)one-sided p-values. | | | |

原始数据来源：Wind 资讯

表 4.2 建设银行日对数收益率的 ADF 检验结果

| | | | |
|---|-----------|-------------|--------|
| Null Hypothesis: RETURN has a unit root | | | |
| Exogenous: Constant | | | |
| Lag Length: 5 (Automatic - based on SIC, maxlag=23) | | | |
| | | t-Statistic | Prob* |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | | -16.99745 | 0.0000 |
| Test critical values | 1% level | -3.434646 | |
| | 5% level | -2.863324 | |
| | 10% level | -2.567769 | |
| *Mackinnon(1996)one-sided p-values. | | | |

原始数据来源：Wind 资讯

表 4.3 剩余 15 家商业银行日对数收益率的 ADF 检验结果

| | | |
|------|-------------|--------|
| | t-Statistic | Prob* |
| 北京银行 | -30.30946 | 0.0000 |
| 工商银行 | -31.34962 | 0.0000 |
| 光大银行 | -37.44612 | 0.0000 |
| 华夏银行 | -38.52818 | 0.0000 |
| 交通银行 | -36.62012 | 0.0000 |
| 民生银行 | -38.19747 | 0.0000 |
| 南京银行 | -28.67351 | 0.0000 |

续表 4.3 剩余 15 家商业银行日对数收益率的 ADF 检验结果

| | | |
|------|-----------|--------|
| 宁波银行 | -38.59048 | 0.0000 |
| 农业银行 | -18.31146 | 0.0000 |
| 平安银行 | -38.01431 | 0.0000 |
| 浦发银行 | -38.24609 | 0.0000 |
| 兴业银行 | -38.09021 | 0.0000 |
| 招商银行 | -39.68492 | 0.0000 |
| 中国银行 | -29.28462 | 0.0000 |
| 中信银行 | -36.17817 | 0.0000 |

原始数据来源：Wind 资讯

由表 4.1 和表 4.2 可以看出，沪深 300 指数日对数收益率的 ADF 值和建设银行日对数收益率的 ADF 值分别为-36.89287 和-16.99745，远小于显著性水平 1% 下的临界值-3.434646，p 值也都为 0.0000，故拒绝原假设 H_0 ：收益率序列非平稳，即该序列是平稳的。表 4.3 给出了剩余 15 家商业银行的 ADF 检验结果，结果同样表明剩余 15 家商业银行的 ADF 值都远小于显著性水平 1% 下的临界值-3.434646，p 值也都为 0.0000，即本文所选的日对数收益率序列都是平稳的，可以对其进行后续研究。

4.2.3 收益率序列的正态性检验

(1) Q-Q 图检验

通常检验随机变量的分布是否符合正态分布，最简单的方法是 Q-Q 图检验，当随机变量在 Q-Q 图上时一条直线时，则说明是正态分布。我们对沪深 300 和建设银行的日对数收益率序列分别做 Q-Q 图检验，如图 4.5 和图 4.6 所示：

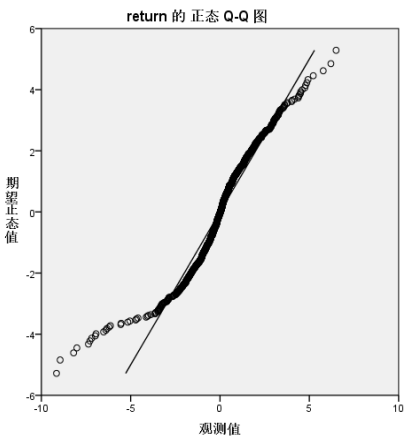


图4.5 沪深300日对数收益率的正态Q-Q图

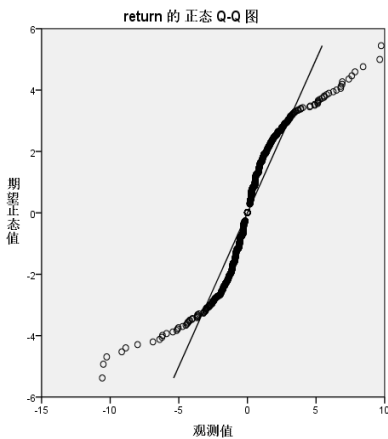


图4.6 建设银行日对数收益率的正态Q-Q图

原始数据来源：Wind资讯

由Q-Q检验图可以看出，沪深300和建设银行的日对数收益率序列并非分布在一条直线上，并且剩余15家商业银行的日对数收益率序列的分布也不是一条直

线上，因此由Q-Q图检验的原理可以初步推断他们的收益率序列均不服从正态分布。

(2) JB检验

检验序列分布是否呈正态性分布的另一种常用的统计量是JB (Jarque-Bera) 统计量，其表达式如式(4-2)所示：

$$JB = \frac{N}{6} [S^2 + \frac{1}{4}(k - 3)^2] \quad (4-2)$$

其中， N 为样本数， k 为峰度， S 为偏度。

根据JB检验的原理可知，如果序列为正态分布，则其峰度值 k 和偏度值 S 在3和0附近，JB统计量约等于自由度为2的卡方分布，即 $JB = \chi_{0.05}^2(2) = 5.99$ 。

利用Eviews软件对沪深300和建设银行的日对数收益率序列进行JB检验，得出检验结果，如图4.7和图4.8所示：

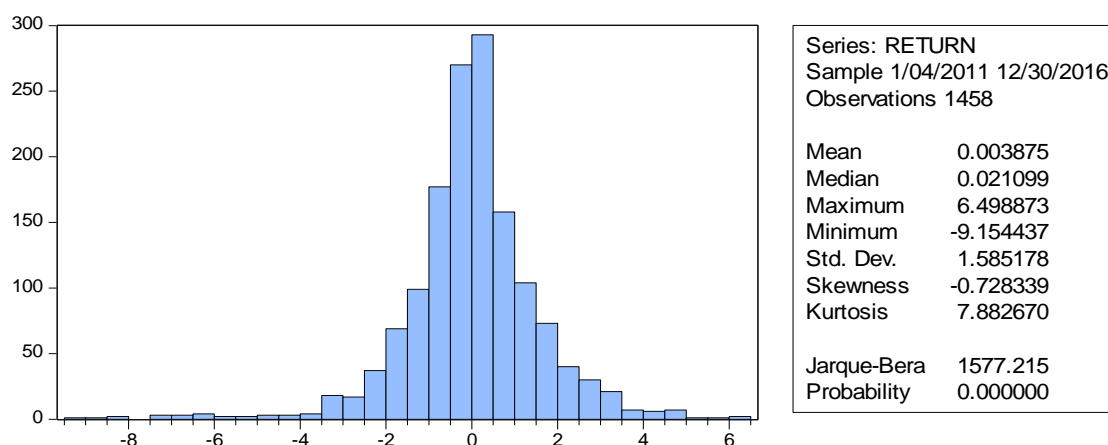


图4.7 沪深300日对数收益率序列的JB检验结果

原始数据来源：Wind资讯

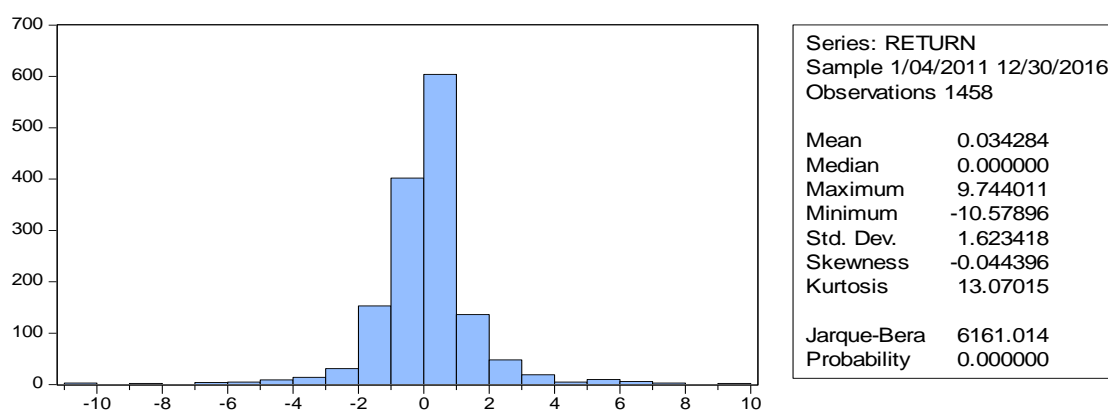


图4.8 建设银行日对数收益率序列的JB检验结果

原始数据来源：Wind资讯

从图4.7和图4.8可以看出，沪深300日对数收益率序列的峰度值 $k=7.88$ ，偏度值 $S=-0.73$ ， $JB=1577.22$ ， p 值为0.0000；建设银行日对数收益率序列的峰度值 $k=13.07$ ，偏度值 $S=-0.04$ ， $JB=6161.01$ ， p 值0.0000。进一步说明沪深300和建设银行的日对

数收益率序列的分布都是非正态的。本文也对剩余15家商业银行的日对数收益率序列进行了正态性检验，结果都呈现出非正态的特征。

综上所述，我们利用集聚性检验、平稳性检验以及正态性检验可以了解沪深300指数及16家上市商业银行的日对数收益率分布的特征，即日对数收益率序列具有集聚性、平稳的非正态分布，符合金融时间序列的特征，同时也是本文利用VaR- β 模型计算 β 系数的主要原因和优势。

4.3 VaR- β 系数的计算

4.3.1 核函数的选择

由于核函数的形状通常不是核密度估计中最关键的因素，即非参数核密度估计的结果对于核密度的选择不敏感，这也是本文选择核密度的主要原因。所以本文选择了高斯核函数，其表达式如式(4-3)所示：

$$k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (4-3)$$

4.3.2 窗宽h的估计方法

由本文第3章可知，最有窗宽的经典方法是最小均值误差(MISE)和最小二乘交叉验证法(LSCV法)，但这两种方法在实际应用中却非常复杂，超出了本文的能力范围。经实证检验，本文通过利用更加简单常用的窗宽确定方法Silverman大拇指法则，即h的表达式为： $h = \left(\frac{4}{3n}\right)^{\frac{1}{5}} * \sigma$ ，也能得出理想的结果。

4.3.3 VaR的计算

本文在计算VaR的时候，主要利用R语言里的分位数函数(Quantile)，并分别在置信水平 $\alpha=95\%$ 和 99% 两种情况下计算VaR值。

4.3.4 VaR- β 系数的计算过程及结果

在VaR- β 系数的计算过程中，本文主要利用R语言对模型进行编程，基本程序如下：

```
setwd("D:/Rdatabase")
da1 <- read.table("沪深 30011.txt",header=T)
da2 <- read.table("建设银行 11.txt",header=T)
x <- da1$return
y <- da2$return
VaR=quantile(-x,0.95/0.99,low=T)
VaR
```

```

g <- mean(x)-x-VaR
n <- length(g)
sigma<- sd(g)
h <- ((4/(3*n))^(1/5))*sigma
h
z <- g/h
k <- (dnorm(z, 0, 1)/sum(dnorm(z, 0, 1)))*(mean(y)-mean(x)-(y-x))
w <- sum(k)
w
beta_VaR <- (w+VaR)/VaR
beta_VaR

```

为了更加易于比较, 本文从 Wind 资讯选取了 16 家商业银行 2011 年至 2016 年一共六年的 β 值, 经过计算汇总, 结果如表 4.4 所示:

表 4.4 VaR- β (95%&99%) 和传统 β 系数的计算结果

| | β | α | 北京银行 | 工商银行 | 光大银行 | 华夏银行 | 建设银行 | 交通银行 | 民生银行 | 南京银行 |
|------|--------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 2011 | VaR- β | 95% | 0.9603 | 0.2404 | 0.7628 | 0.9608 | 0.5725 | 0.7872 | 0.8004 | 0.8745 |
| | | 99% | 0.8542 | 0.2783 | 0.8617 | 1.1040 | 0.5927 | 0.7006 | 0.7467 | 0.9879 |
| | 传统 β | -- | 0.9418 | 0.6374 | 0.8534 | 1.0152 | 0.6709 | 0.7595 | 0.8819 | 0.9471 |
| | 期望收益 | E[r] | (0.0766) | 0.0074 | (0.1201) | 0.0184 | 0.0122 | (0.0418) | 0.0729 | (0.0189) |
| 2012 | VaR- β | 95% | 0.7512 | 0.2463 | 0.5822 | 0.9701 | 0.4473 | 0.5698 | 0.6709 | 0.9492 |
| | | 99% | 0.7681 | 0.2469 | 0.5493 | 0.8850 | 0.3905 | 0.4954 | 0.6541 | 0.8806 |
| | 传统 β | -- | 0.8528 | 0.5875 | 0.7259 | 0.9239 | 0.6228 | 0.7084 | 0.8313 | 0.9169 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.0848 | 0.0050 | 0.0421 | (0.0236) | 0.0281 | 0.0492 | 0.1495 | 0.0105 |
| 2013 | VaR- β | 95% | 1.0262 | 0.2740 | 1.0015 | 1.0669 | 0.7016 | 0.9469 | 1.0028 | 0.9111 |
| | | 99% | 1.1372 | 0.2277 | 0.9871 | 1.2678 | 0.6217 | 0.8791 | 1.4412 | 1.1890 |
| | 传统 β | -- | 1.0948 | 0.6005 | 0.9877 | 1.1511 | 0.7087 | 0.9314 | 1.2882 | 1.0065 |
| | 期望收益 | E[r] | (0.0676) | (0.0156) | (0.0503) | 0.0528 | (0.0189) | (0.0798) | 0.0064 | (0.0331) |
| 2014 | VaR- β | 95% | 0.9188 | 0.3687 | 0.9905 | 0.9399 | 0.7078 | 0.9026 | 0.9328 | 0.8588 |
| | | 99% | 1.0377 | 0.3710 | 1.0598 | 1.0792 | 0.8313 | 0.9674 | 0.8923 | 1.0056 |
| | 传统 β | -- | 1.0699 | 0.8547 | 1.0647 | 1.1472 | 0.9707 | 1.0592 | 1.1280 | 1.0823 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.2362 | 0.0675 | 0.2766 | 0.2064 | 0.2291 | 0.2607 | 0.2202 | 0.2653 |
| 2015 | VaR- β | 95% | 0.7755 | 0.2314 | 0.7864 | 0.6585 | 0.6655 | 0.7090 | 0.6161 | 1.0177 |
| | | 99% | 0.9655 | 0.3513 | 1.0452 | 1.0059 | 0.9348 | 1.0930 | 0.8222 | 0.9490 |
| | 传统 β | -- | 0.9345 | 0.7178 | 0.9512 | 0.8849 | 0.8479 | 0.9200 | 0.7640 | 1.0044 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.0680 | (0.0028) | (0.0443) | 0.0432 | (0.0447) | (0.0073) | (0.0423) | 0.0908 |
| 2016 | VaR- β | 95% | 0.2936 | 0.2497 | 0.7988 | 0.7234 | 0.6420 | 0.5295 | 0.2600 | 0.8306 |
| | | 99% | 0.4369 | 0.1474 | 0.7846 | 0.8483 | 0.5802 | 0.7809 | 0.5017 | 0.9710 |
| | 传统 β | -- | 0.6736 | 0.5954 | 0.8203 | 0.8613 | 0.7164 | 0.7774 | 0.6490 | 0.9446 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.0697 | 0.0024 | (0.0124) | (0.0309) | (0.0023) | (0.0255) | (0.0089) | 0.0494 |
| | β | α | 宁波银行 | 农业银行 | 平安银行 | 浦发银行 | 兴业银行 | 招商银行 | 中国银行 | 中信银行 |
| 2011 | VaR- β | 95% | 0.9893 | 0.5829 | 1.0383 | 0.9311 | 1.0365 | 0.9978 | 0.5081 | 0.8518 |

续表 4.4 VaR-β（95%&99%）和传统β系数的计算结果

| | | | | | | | | | | |
|------|-------|------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 2011 | VaR-β | 99% | 1.1301 | 0.4944 | 0.8795 | 0.9173 | 1.0226 | 0.8469 | 0.4872 | 0.7734 |
| | 传统β | -- | 1.0338 | 0.6504 | 0.9677 | 0.9258 | 1.0245 | 0.8976 | 0.6307 | 0.8539 |
| | 期望收益 | E[r] | (0.1165) | (0.0021) | (0.0053) | (0.0421) | (0.0201) | (0.0219) | (0.0234) | (0.0815) |
| 2012 | VaR-β | 95% | 1.0592 | 0.3723 | 0.7947 | 0.8142 | 0.8185 | 0.7735 | 0.3550 | 0.7470 |
| | | 99% | 1.1028 | 0.3665 | 0.8218 | 0.7534 | 0.7660 | 0.6987 | 0.3366 | 0.7129 |
| | 传统β | -- | 1.0014 | 0.5474 | 0.9573 | 0.8800 | 0.8942 | 0.8612 | 0.5389 | 0.8191 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.0709 | 0.0473 | 0.0144 | 0.0789 | 0.1289 | 0.0753 | 0.0218 | 0.0391 |
| 2013 | VaR-β | 95% | 1.0778 | 0.6958 | 1.3018 | 1.3403 | 1.1191 | 1.0028 | 0.5674 | 1.1859 |
| | | 99% | 1.3566 | 0.7214 | 1.7032 | 1.4528 | 1.4382 | 1.0543 | 0.5997 | 1.4147 |
| | 传统β | -- | 1.1525 | 0.7579 | 1.4809 | 1.2838 | 1.3373 | 1.0872 | 0.6706 | 1.1284 |
| | 期望收益 | E[r] | (0.0488) | (0.0235) | 0.0887 | 0.0011 | (0.0217) | (0.0693) | (0.0203) | (0.0266) |
| 2014 | VaR-β | 95% | 0.9881 | 0.7141 | 1.1153 | 0.9717 | 1.1114 | 0.8167 | 0.7296 | 1.2026 |
| | | 99% | 0.9134 | 0.8185 | 1.1703 | 0.9749 | 1.0637 | 0.8914 | 0.7838 | 1.1799 |
| | 传统β | -- | 1.1152 | 0.9026 | 1.2323 | 1.1134 | 1.1689 | 1.0323 | 0.8709 | 1.1228 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.2362 | 0.1938 | 0.1848 | 0.2369 | 0.2182 | 0.1972 | 0.2183 | 0.3279 |
| 2015 | VaR-β | 95% | 0.9206 | 0.4884 | 0.8212 | 0.6593 | 0.7584 | 0.5076 | 0.5528 | 0.6875 |
| | | 99% | 1.0395 | 0.9049 | 1.0740 | 0.9282 | 1.0030 | 0.8846 | 0.8206 | 0.9418 |
| | 传统β | -- | 1.0378 | 0.7897 | 0.9453 | 0.8483 | 0.9327 | 0.7817 | 0.7835 | 0.8583 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.0780 | (0.0383) | (0.0359) | 0.0812 | 0.0257 | 0.0482 | 0.0022 | (0.0493) |
| 2016 | VaR-β | 95% | 0.9997 | 0.4203 | 0.8199 | 0.4516 | 0.4847 | 0.3902 | 0.5809 | 1.0374 |
| | | 99% | 1.0309 | 0.5221 | 0.7659 | 0.2209 | 0.5504 | 0.6262 | 0.7182 | 0.6720 |
| | 传统β | -- | 1.0430 | 0.6290 | 0.8531 | 0.6639 | 0.6665 | 0.7083 | 0.7264 | 0.8919 |
| | 期望收益 | E[r] | 0.0409 | 0.0053 | (0.0320) | 0.0018 | (0.0073) | 0.0073 | (0.0419) | (0.0343) |

原始数据来源：Wind 资讯

4.4 模型结果检验与分析

4.4.1 VaR-β 系数和传统β系数的计算结果比较分析

本文在比较 VaR-β 系数和传统β系数的计算结果时，主要考虑将其应用到 CAPM 模型当中。最简单有效的方法就是分别将其与个股预期收益率做回归，通过回归的拟合效果来判断两者的好坏。具体回归结果如表 4.5 和图 4.9 所示：

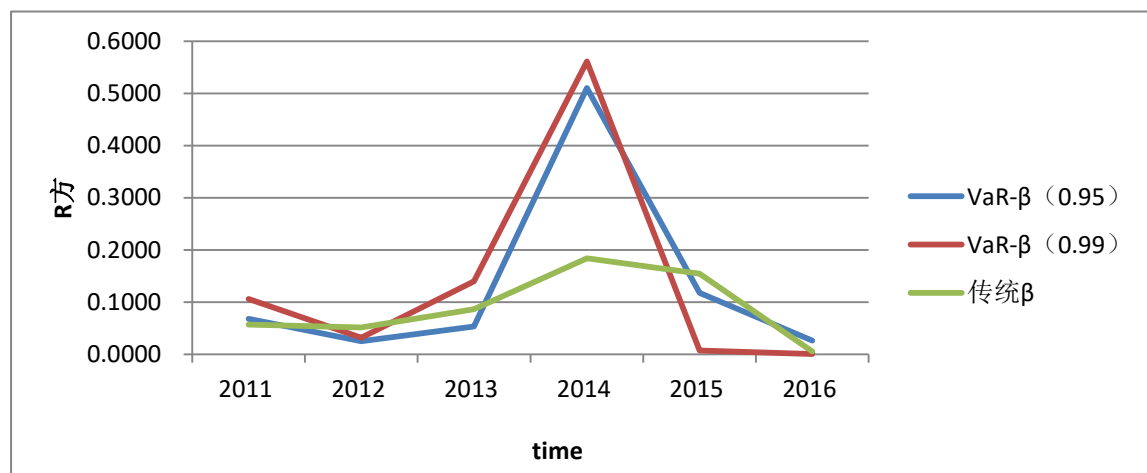
表 4.5 VaR-β 系数和传统β系数的计算结果比较

| 估计β系数所用的时间区间 | VaR-β 系数 | | | 传统β系数 | |
|-----------------------|----------|------------|----------|------------|----------|
| | α | Multiple R | R Square | Multiple R | R Square |
| 2011/01/04-2011/12/30 | 0.95 | 0.2611 | 0.0682 | 0.2380 | 0.0566 |
| | 0.99 | 0.3255 | 0.1060 | | |
| 2012/01/04-2012/12/31 | 0.95 | 0.1574 | 0.0248 | 0.2269 | 0.0515 |
| | 0.99 | 0.1775 | 0.0315 | | |

续表 4.5 VaR- β 系数和传统 β 系数的计算结果比较

| | | | | | |
|-----------------------|------|--------|--------|--------|--------|
| 2013/01/04-2013/12/31 | 0.95 | 0.2307 | 0.0532 | 0.2941 | 0.0865 |
| | 0.99 | 0.3740 | 0.1399 | | |
| 2014/01/02-2014/12/31 | 0.95 | 0.7141 | 0.5099 | 0.4290 | 0.1841 |
| | 0.99 | 0.7489 | 0.5608 | | |
| 2015/01/05-2015/12/31 | 0.95 | 0.3427 | 0.1174 | 0.3926 | 0.1542 |
| | 0.99 | 0.0859 | 0.0074 | | |
| 2016/01/04-2016/12/30 | 0.95 | 0.1613 | 0.0260 | 0.0742 | 0.0055 |
| | 0.99 | 0.0244 | 0.0006 | | |

原始数据来源: Wind 资讯

图 4.9 VaR- β 系数和传统 β 系数的计算结果折线图 原始数据来源: Wind 资讯

从图 4.9 可以很清楚地看出, VaR- β 值与个股预期收益率的显著性除了在 2012 年、2013 年和 2015 年比传统 β 值与个股预期收益率的显著性略微较低之外, 其余三年都高于传统 β 值与个股预期收益率的显著性。虽然除了 2014 年外, VaR- β 值和传统 β 值与个股预期收益率的显著性都不是很高, 但横向比较的话, 依然可以看出本文计算的 VaR- β 值的优越性。

4.4.2 VaR- β 系数自身的比较分析

对于本文所研究的 VaR- β 模型, 除了将其应用到 CAPM 模型之外, 另一个重要的研究目标就是在不同置信度水平下的 VaR 值以及相应的 VaR- β 值。由上述理论可知 VaR- β 模型是在 VaR 的基础上推导出来的, 因此, VaR- β 系数也同时具备了 VaR 的一些特征, 即, 可以根据企业自身的经营情况和风险承受能力以及投资者的风险等级和投资偏好, 选择不同的置信度水平 α , 进而可以得出在不同置信度水平 α 下的 VaR 值和 VaR- β 值。由于论文篇幅有限, 本文只列举了具有代表性的 8 家银行, 其他银行的 VaR- β 值的大致情况也跟这 8 家银行类似, 具体见图 4.10-图 4.17 所示:

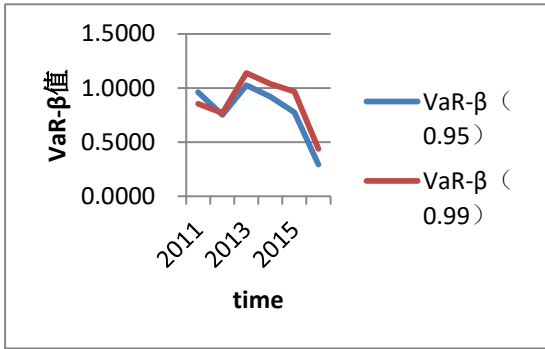


图 4.10 北京银行的 VaR-β 值

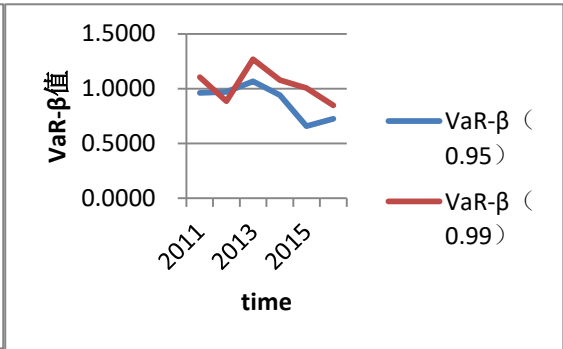


图 4.11 华夏银行的 VaR-β 值

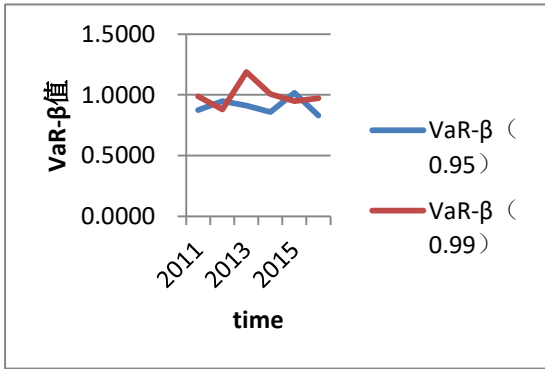


图 4.12 南京银行的 VaR-β 值

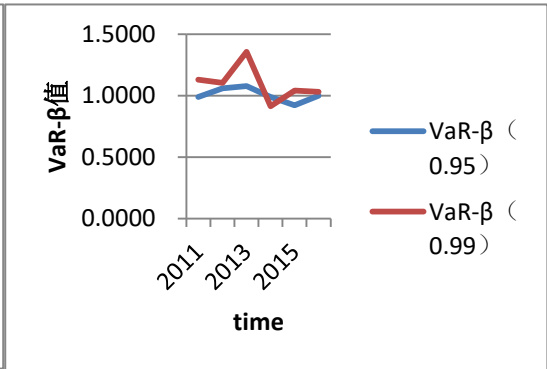


图 4.13 宁波银行的 VaR-β 值

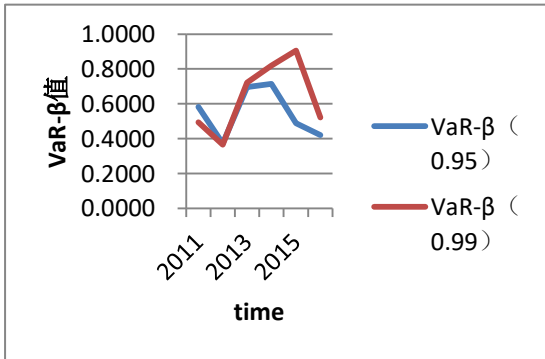


图 4.14 农业银行的 VaR-β 值

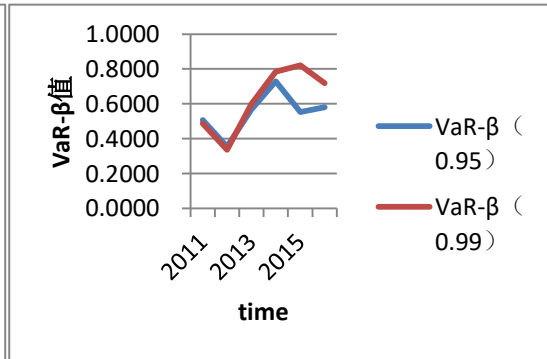


图 4.15 中国银行的 VaR-β 值

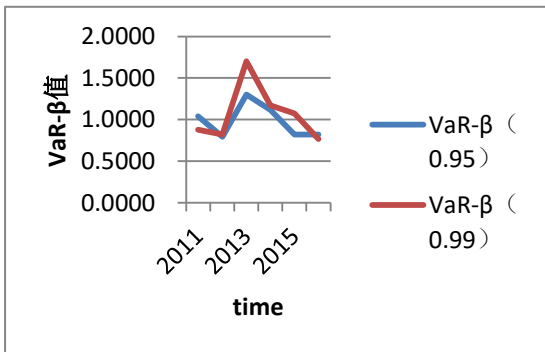


图 4.16 平安银行的 VaR-β 值

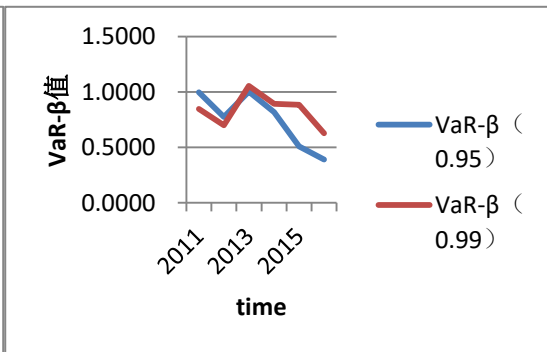


图 4.17 招商银行的 VaR-β 值

由上图可以明显看出，置信度为 99%水平下的 $VaR-\beta$ 值总体上要大于置信度为 95%水平下的 $VaR-\beta$ 值。经本文分析，从 VaR 的定义出发，置信度为 99%水平下的 VaR 值要大于置信度为 95%水平下的 VaR 值。也即是说，如果某家银行要有 99%的把握不在某个时间段内（本文取 1 年）完全损失掉自身持有的资本金 $VaR_{0.99}$ ，那么 $VaR_{0.99}$ 肯定要大于该家银行有 95%的把握不在某个时间段内（本文取 1 年）完全损失掉自身持有的资本金 $VaR_{0.95}$ ，即 $VaR_{0.99} > VaR_{0.95}$ 。因此，如果某家银行在确定 VaR 值时所取的置信度水平越大，其 VaR 值就越大，说明该家银行目前的风险承受能力就越低。而 β 系数也是评价一家机构风险水平大小的重要参数之一，如果该家机构的风险越大，那么其 β 值也就越大。综合本文的模型，置信度水平 α 取的越大， VaR 值就会越大，相应的 β 值越大，也即 $VaR-\beta$ 值越大，而本文的研究结果也证明了这一点，从上述 8 家银行在不同置信度水平（95%和 99%）下计算出的 $VaR-\beta$ 值趋势图中可以明显看出。

研究结论与展望

研究结论

(1) 本文主要借鉴姚京、袁子甲、李仲飞、李端(2009)共同提出的 VaR- β 模型,通过一系列的计算过程,最终得出 16 家商业银行的 VaR- β 值。从上述实证结果可以看出,在与传统 β 值做比较之后,本文计算的 VaR- β 值有相当大的优势所在。原因就在于,通过上述实证部分对我国 16 家上市商业银行的收益率序列的特征分析可以看出,银行的收益率序列与其他金融数据类似,都存在“尖峰厚尾”的非正态特征,而传统 β 系数则是在收益率序列服从正态分布的假设前提下得出的,与现实相悖,计算结果肯定会存在较大误差。与此不同的是,本文所选择的 VaR- β 模型,是在核密度估计方法下计算出的 VaR- β 值,而核密度估计对核密度函数的选择不敏感,也即本文在计算 VaR- β 值时不考虑收益率序列服从哪种分布,以数据的真实特征计算其 VaR- β 值,从根本上减小了估算误差。

(2) 本文所选择的 VaR- β 模型是由 VaR 的计算公式推导出来的,所以本文所计算的 VaR- β 值也具备了 VaR 的一些特征。经上述实证分析可知,置信度水平 α 越大,计算出的 VaR 值也越大,其 VaR 值越大,说明该家银行目前的风险承受能力就越低,相应的 β 值越大,也即 VaR- β 值越大。所以本文计算出的 VaR- β 值在很大程度上取决于置信度水平 α 。而置信度水平 α 的取值大小,一方面取决于公司管理层对公司目前的经营状况以及风险承受能力的认知,另一方面也取决于投资者在投资决策时对该企业的经营状况以及风险承受能力的评估,同时也反映了市场中的投资者情绪。

所以,对于企业来说,可以根据市场中的投资者情绪、自身的经营状况以及风险承受能力,较准确地确定置信度水平 α ,以最小成本保留企业的资本金和对自身企业价值进行准确的评估;对于市场中的投资者来说,在进行投资决策之前,根据该企业所在的整个市场行情、该企业的经营状况、风险承受能力以及自己的风险承受等级,确定置信度水平 α 的大小,最终确定该企业的 VaR- β 值,以求得符合自己投资偏好的企业价值。

研究不足与展望

(1) 基于数据的真实性、可靠性以及可获得性,本文的样本数据只选择了我国 16 家上市商业银行 2011 年至 2016 年之间的收益率,银行数量只占了我国大小银行总数的极小一部分,时间区间也只有 6 年,致使本文的实证结果出现了误差,即得出的 VaR- β 值与相应的个股期望收益率的拟合优度不是很高。所以

作者会在以后的研究中会加大样本数量以及时间区间,使模型结果更加接近预期效果。

(2) 在选择核密度估计的窗宽估算方法上,考虑到作者的能力有限以及模型的复杂程度,本文没有选择经典的最优窗宽估算方法,即最小均值误差(MISE)和最小二乘交叉验证法(LSCV法),而是选择了较为简单常用的 Silverman 大姆指法则,这也是模型可能产生偏差的一个原因。所以,在以后的研究中,作者会尝试使用上述两种经典的方法对模型进行进一步优化。

(3) 由于受到论文篇幅以及写作时间的限制,本文的研究对象只选择了我国商业银行作为初始研究对象,而没有对其他行业进行测算研究,不能确定本文所借鉴的 VaR- β 模型对其他行业是否同样有效。所以,作者会在以后的研究中将其逐步应用到更多的行业中,以充分证明本文所借鉴的 VaR- β 模型的适用性。

参考文献

- [1] Sharpe W F. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under condition of risk. The Journal of Finance. 1964.
- [2] Markowitz HM. Portfolio selection. The Journal of Finance. 1952.
- [3] Ross S A. The arbitrage theory of capital asset pricing. Journal of Econometrics . 1976.
- [4] Blume and Marshall. Betas and their regression tendencies. The Journal of Finance. 1975.
- [5] Black, Fischer, Scholes et al. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. Journal of Politics . 1973.
- [6] Fama EF, MacBeth JD. Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests. Journal of Political Economy. 1973.
- [7] Schroder, Schuler. Systemic risk in European banking-Evidence from bivariate GARCH models. ZEW Discussion Paper . 2003.
- [8] Gray,D,A Jobs. Higher Moments and Multivariate Dependence of Implied Volatilities from Equity Options as Measures of Systemic Risk. Global Financial Stability Report . 2009.
- [9] Michael McAleer, Bernardoda Veiga. Forecasting value-at-risk with a parsimonious portfolio spillover GARCH (PS-GARCH) model[J]. J. Forecast. 2008 (1).
- [10] Germán López-Espinosa, Antonio Moreno,Antonio Rubia,Laura Valderrama. Short-term wholesale funding and systemic risk: A global CoVaR approach[J]. Journal of Banking and Finance . 2012 (12).
- [11] Mathias Drehmann,Nikola Tarashev. Measuring the systemic importance of interconnected banks[J]. Journal of Financial Intermediation . 2013 (4).
- [12] Georg Mainik, Eric Schaanning. On dependence consistency of CoVaR and some other systemic risk measures[J]. Statistics & Risk Modeling. 2014 (1).
- [13] Lamel L F, Rabiner L R, Rosenberg A E, et al. An Improved Endpoint Detector for Isolated Word Recognition. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing. 1981.
- [14] Jorion P. Value at risk: the new benchmark of controlling market risk. Mc Grar-Hill[M]. 1997.
- [15] Kupiec, P. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models[J]. Journal of Derivatives,1995, 2 :73~84.
- [16] David Li.Value at Risk Based on the Volatility, Skewness and Kurtosis. www.gloriamundi.org, 1999.
- [17] Darryll Hendricks. Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data.FRBNY Economic Policy Review[J].1996:39-70.
- [18] Engle,Robert F.Autogressive Conditional Hereroscedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation .Econometric[J].1982,(50):987-1008.
- [19] Timotheos, Angelidi,et al.The use of GARCH models in VaR estimation.Statistical Methodology [J].2004,(1):105-128.

- [20] Rosenblatt M. Remarkson some nonparametric estimates of a density function. *Annals of Mathematical Statistic*,1956,27(6):832-837.
- [21] 任晓萍. 基于 CAPM-GARCH-M 模型对 β 系数的估计研究. 南京大学硕士毕业论文. 2014.
- [22] 胡勤勤, 吴世农. 证券系统风险系数估计中的应注意的几个问题. *证券市场导报*, 2001(11):2-5.
- [23] 张雯, 靳军会, 刘强强. 沪市 CAPM 模型的实证分析[J]. *福建商业高等专科学校学报*. 2008(04).
- [24] 陈守东, 俞世典. 基于 GARCH 模型的 VaR 方法对中国股市的分析[J]. *吉林大学社会科学学报*, 2002(04): 11-17.
- [25] 罗登跃, 王春峰, 房振明等. 深圳股市时变 Beta、条件 CAPM 实证研究[J]. *管理工程学报*, 2007, 21(4):102-109.
- [26] 单娟. 我国股票预期 β 系数与会计变量相关性的实证研究. 华东交通大学硕士毕业论文. 2009.
- [27] 宋薇. 我国上市银行系统性风险预测研究. 中国海洋大学硕士毕业论文. 2009.
- [28] 胡海鹏, 方兆本. 投资组合 VaR 及其分解. *中国管理科学*[J]. 2003(03):2-6.
- [29] 马超群, 李红权, 张银旗. 风险价值方法在金融风险度量中的应用. *预测*[J]. 2001, (20): 34-37.
- [30] 江涛. 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[J]. *金融研究*, 2010, 6:103-111.
- [31] 刘海燕, 赵联文. 非参数估计中核估计的构造及相合性[J]. *西南交通大学学报*, 1999(03):360-364.
- [32] 胡蓓蓓, 宗刚. 非参数核密度估计在异方差模型中的应用. *数量经济技术经济研究*, 2014(10).
- [33] 马峥. 中国证券市场中 Beta 系数预测之实证研究. 上海交通大学硕士毕业论文. 2010.
- [34] 邹飞. 资本资产定价模型中的贝塔值确定方法研究--非上市公司和投资项目. *财经界投资理财*. 2011:124-128.
- [35] 马庆琰. 基于 CAPM 对上市公司 β 值的调整. 西南财经大学硕士毕业论文. 2007.
- [36] 周芸锋、吴雁国. 内外 β 系数相关特性研究综述. *财会通讯综合(下)*. 2009:23-26.
- [37] 刘颜荣. 基于 CoVaR 方法测度我国证券业系统性风险. 厦门大学硕士毕业论文. 2014.
- [38] 程丽娟. 基于 CoVaR 方法的商业银行系统性风险度量. 山西财经大学硕士毕业论文. 2013.
- [39] 姚京、袁子甲、李仲飞. 基于相对 VaR 的资产配置和资本资产定价模型. 中山大学岭南学院. 2006.
- [40] 姚京、袁子甲、李仲飞等. VaR 风险度量下的 β 系数估计方法和实证研究. *系统工程理论与实践*. 2009.
- [41] 程涛、熊正丰. 投资组合 VaR 分解及边际 VaR 的估计. *知识丛林*. 2006:11-16.
- [42] 唐林俊. 核密度估计在预测风险价值中的应用. *数学的实践与认识*. 2005:31-37.
- [43] 闻才喜. 基于神经网络分位数回归及核密度估计的概率密度预测方法研究. 合肥工业大学硕士毕业论文. 2015.

- [44] 王艳朝. 股票市场收益率高阶矩的动态特征研究. 山东大学硕士毕业论文. 2014.
- [45] 易文德. 基于高阶矩波动和 Copula 函数的相依性模型及其应用. 经济与金融. 2012:67-68.
- [46] 黄文彬. 基于高阶矩的金融资产定价和配置. 福州大学学报. 2010.
- [47] 李世元. 一种基于高阶矩的金融危机预测方法. 山东大学硕士毕业论文. 2014.
- [48] 居尔宁. 商业银行系统风险 β 值研究-以华夏银行为例. 会计之友. 2013:12-16.
- [49] 郭卫东. 中国上市银行的系统性风险贡献测度及其影响因素-基于 MES 方法的实证分析. 金融论坛. 2013:23-26.
- [50] 白彩全. 金融危机背景下银行类股票 β 值及其稳定性的实证检验. 经济研究导刊. 2012:12-15.
- [51] 李佳. 市场特征、公司基本因素双重考虑下的 β 值估计. 浙江财经大学经济论坛. 2014:51-56.
- [52] 林源. 风险价值 (VaR) 模型在我国养老基金投资风险控制中的应用[D]. 西南财经大学 2003.

致谢

本论文是在张晓慧副教授的细心指导下，由本人独立完成的。

时光飞逝，转眼间，研究生两年的学习生活接近尾声。再回首，自己经历的点点滴滴仿佛就在昨日。两年时间短暂而珍贵，在这两年里我不仅学会了许多专业知识，也更加深刻地领悟到了为人处事的道理。自己在这两年里也慢慢褪去了少年时的青涩和幼稚，思想上变得更加成熟稳重。

首先，我要感谢我的导师——张晓慧教授。在论文开题之前，张老师就多次给予我们指导，嘱咐我们大量翻阅相关文献，找到自己感兴趣的研究领域。从论文开题到论文基本成型的这段时间内，我多次就有关问题向张老师请教，张老师总是不厌其烦地给我指导和启发。

其次，我还要特别感谢所有的任课老师。在他们的教导下，我不仅学会了很多专业知识，也养成了很好的学术规范和论文写作习惯。

同时，我要感谢两年以来一直陪在我身边的所有同学和朋友。两年的朝夕相处，使我获得的不仅是知识上的进步，更是心灵上的安慰与鼓励。此外，我还要特别感谢郭程翔同学和刘炳越同学，他们在我的论文写作上给予了我很大帮助。

再者，我要感谢我的爸爸妈妈还有姐姐，是他们给我独自一人在外闯荡的勇气和避风港。我今天取得的成绩都少不了他们的支持和相伴，我会带着这份珍贵的爱继续前行。

最后，我还要由衷地感谢各位评委老师。由于本人资历尚浅，对有些问题研究地不够深入，如有不足和需要改进的地方，希望老师们给予指导。



首都经济贸易大学
Capital University of Economics and Business

专业硕士学位论文