

学校编码：10384

分类号_____密级_____

学号：14420051300964

UDC _____

厦 门 大 学

硕 士 学 位 论 文

股票市场尾部特征及其极值依赖结构的
研究

Research on Tail Features and Extreme Value Dependence in
Stock Markets

王 瑞 锋

指导教师姓名：郑振龙教授

专 业 名 称：金融工程

论文提交日期：2008 年 3 月

论文答辩时间：2008 年 5 月

学位授予日期：2008 年 5 月

答辩委员会主席：_____

评 阅 人：_____

2008 年 5 月

厦门大学学位论文原创性声明

兹呈交的学位论文，是本人在导师指导下独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考的其他个人或集体的研究成果，均在文中以明确方式标明。本人依法享有和承担由此论文产生的权利和责任。

声明人（签名）：

年 月 日

摘要

Mandelbrot 1963 年的研究揭示了资产收益率是具有厚尾分布的。这项研究成果引发了对资产收益率序列的异常事件的进一步研究，而且，之后大量的研究都证实了 Mandelbrot 的观点，从而，使得原来基于资产收益率服从正态分布假设的金融风险管理方法与技术、资产配置、套利策略等受到很大的冲击。而且，近些年的一些金融极端事件，在全球范围内造成巨大影响，因而，研究极端事件之间发生的相关度也显得尤为重要。

因而，本文继续对资产收益率序列的尾部特征进行研究，特别是股票市场，并在研究尾部特征的基础上，进一步研究股票市场之间的极值依赖结构，即，同时大幅度下跌与同时大幅度上涨的概率，为资产在全球范围内的有效配置提供基础。

本文采用的主要研究方法是极值理论。基于该理论，利用 POT 模型与 BMM 模型研究股票市场收益率序列，以图有效刻画其尾部特征以及渐近分布形式，并在此基础上，利用 Tawn (2004) 的渐近相关与渐近不相关的度量方式和估计方法，研究不同市场间的极值依赖结构，并重点研究我国股票市场与国际股票市场间的极值依赖，得出结论：股票市场的收益率序列具有非对称的尾部分布，一般左尾厚于右尾，也就是说，股市大幅度下跌的频率要比大幅度上涨的频率大，1996 年 12 月 16 日我国股市发生制度性变革后的上证指数收益率序列也具有此性质；股票市场间的极值依赖结构也是非对称的，一般左尾的极值依赖要比右尾的极值依赖强，也就是说，股市间同时大幅度下跌的概率要比同时大幅度上涨的概率；发达国家间的极值依赖结构相对较稳定，而且极值的有限相关度要比我国与其他国家或地区股市间的有限相关度大，并具有较强的尾部渐近相关性；我国股市与国际股市间的尾部的有限相关度有随时间而增大的趋势，而且 2001 年 12 月 10 日后的实证结果表明，我国股市与香港股市间已经开始存在显著的右尾渐近相关性。综合上述结论，进而可以为我国金融机构的全球资产配置提供一定的基础依据。

关键词：极值依赖；极值理论；尾部分布

Abstract

In the year, Mandelbrot (1963) had indicated that the distribution of asset returns is not well approximated by the Gaussian normal, but with fat tails. And then, much research on rare events arose from this contribution and Mandelbrot's points had been proved well. And the existence of fat tails affects many methods and technologies of financial risk management, portfolio selection, investment hedging strategy, and so on. Further more, some financial extreme events in recent years have made great impact over the world. Therefore, it is becoming more important to study the dependence of extreme events. And this paper continues the research on the tail features of asset returns, especially of stock markets. Based on the research, we go deep into the study of extreme value dependence in stock markets, that is, the probability of the large change for stock price such as rise and drop wildly at the same time. And this research may provide the theoretical basis for efficient asset assignment over the world.

In this paper, extreme value theory (EVT) is its mainly research method. Based on EVT, we apply the POT (Peaks over Threshold) and BMM (Block Maximum Model) model to study the series of asset returns in stock markets and their tail features and their fitted distributions. Then, we apply the measures and estimation method of asymptotically independent and asymptotically dependent provided by Tawn (2004) to study the extreme dependence structure between different stock markets, especially between domestic stock market with other countries' stock markets. Through our analysis, we can make following conclusions: the tail distribution of stock returns series is dissymmetrical, left-tail is fatter than right-tail, that is, the frequency of drop wildly of stock price is larger than that of rise wildly of stock price. And from December 16, 1996 when the system of our country's stock market was transformed, the tail feature of the return series of Shanghai complex index is consistent with the point. And the extreme dependence between stock markets is also dissymmetrical; left-tail dependence is stronger than right-tail dependence. Moreover, the extreme dependence structure between developed countries is more stable, and there is strong tail asymptotic dependence between developed countries. And the tail asymptotic dependence between our country's stock market with other countries' is much weaker. Tail dependence between our country's stock market with other countries' appears to increase in more recent time.

Keywords: Extreme value dependence; Extreme value theory; Distribution of tail

目录

1、引言	8
2、文献综述	10
3、理论概述	11
3.1 厚尾分布.....	11
3.1.1 Hill 统计量.....	12
3.1.2 改变坐标尺度的 Hill 图.....	13
3.1.3 QQ 图.....	13
3.1.4 de Haan 矩估计.....	14
3.2 极值理论.....	14
3.2.1 BMM 模型.....	14
3.2.2 POT 模型.....	17
3.3 极值依赖 (Extreme value dependence)	21
3.3.1 渐近相关与渐近不相关.....	21
3.3.2 渐近相关性的量度标准.....	22
3.3.3 $\bar{\chi}$ 、 χ 估计.....	23
4、实证	24
4.1 基础处理.....	24
4.2 股票市场指数的尾部特征研究.....	24
4.2.1 股票市场指数收益率时间序列的基础统计分析.....	25
4.2.2 基于 POT 模型的股票市场指数收益率数据的尾部特征分析.....	26
4.2.3 基于 BMM 模型的股票市场指数收益率数据的尾部特征分析.....	31
4.2.4 股票市场指数基础收益率数据之间的尾部相关结构分析.....	33
4.2.5 股票市场指数间极值依赖结构实证结果分析.....	38
5、结论与展望	40
5.1 结论.....	40
5.2 论文不足与进一步研究方向.....	41
参考文献	42
附录 A	44

Contents

1、 Introduction	8
2、 Literature Review	10
3、 Theory Review	11
3.1 Tail distribution	11
3.1.1 Hill's estimator	12
3.1.2 Hill plot with changed coordinates	13
3.1.3 QQ plot.....	13
3.1.4 de Haan moment estimator	14
3.2 Extreme Value Theory	14
3.2.1 BMM.....	14
3.2.2 POT	17
3.3 Extreme Value Dependence	21
3.3.1 Asymptotic dependence and asymptotic independence	21
3.3.2 Measures of Asymptotic dependence and asymptotic independence ...	22
3.3.3 Estimation for $\bar{\chi}$ and χ	23
4、 Empirical Analyses	24
4.1 Basic Treatment of Data.....	24
4.2 Empirical research of tail features of stock markets.....	24
4.2.1 Descriptive statistics of return series of stock market indice.....	25
4.2.2 Empirical analyses of tail features of stock market indice based on POT	26
4.2.3 Empirical analyses of tail features of stock market indice based on BMM.....	31
4.2.4 Empirical analyses of extreme dependence struture between stock market indice.....	33
4.2.5 Conclusions of extreme dependence struture between stock market indice.....	38
5、 Conclusions and Further Research in Future	40
5.1 Conclusions.....	40
5.2 Shortages and Further Research in Future	41
References	42
Appendix A	44

1、引言

20 世纪 70 年代以来，一些严重的金融市场波动频繁发生：1987 年 10 月 19 日，美国股市崩溃，道琼斯指数暴跌 508.2 点，跌幅 22.6%；1998 年，亚洲爆发金融危机；2007 年末 2008 年初，因美国次级债影响，全球股市应声下跌……因为这些事件的发生，多家银行证券公司等金融机构遭受巨额亏损，如巴林银行、长期资本管理公司倒闭，花旗银行、美林证券等因次级债巨亏。

这些金融资产价值的暴跌，使金融监管机构和广大的投资者对金融风险技术更加重视，产生了 VaR、RiskMetrics 等风险测量指标和管理系统。VaR 度量的是给定一定的时期和置信水平下，投资组合价值的最大损失额，但 VaR 只能度量在正常条件下的损失额，对于异常的极端波动所可能导致的预期损失则不能很好的度量；RiskMetrics 是基于协方差的风险管理方法，同样不能很好度量极端风险。

早在 1963 年 Mandelbrot 的研究就揭示了资产收益率不是很好的符合高斯正态分布，其尾部是高于正态分布的。之后，大量的实证研究证明 Mandelbrot 的观点是正确的，这使得基于正态分布的 VaR、RiskMetrics 方法受到很大挑战。随着我国金融市场的逐步开放，资金在全球范围内实现优化配置已经成为一种迫切的需求。从而，研究国际金融市场中金融工具收益率的尾部分布特征及其分布形式，对全球资产配置及风险管理有很重要的意义。

金融资产的价格波动，以收益率度量即极端收益率，以概率分布的角度看，则是收益率概率分布的尾行为。极值理论则是研究该尾部行为的方法，其基础则是尾部收益率大致服从广义 Pareto 分布（General Pareto Distribution）。

本文在极值理论上，估计收益率序列的尾部特征，并在此基础上，研究各股票市场间极值依赖。

本文的结构主要分为五个部分：

第一部分：引言。此部分给出了本文研究的基础背景，并粗略描述了本文的研究方法，以及研究的意义所在；

第二部分：文献综述。此部分主要给出了国内外关于极值理论的理论、极值理论的应用以及极值依赖的研究成果的描述，并从中得到本文研究的思路。

第三部分：理论概述。此部分主要描述了本文研究所采用的理论和方法，首先简要描述了厚尾分布和尾指数的概念，以及尾指数的估计方法；然后，详细描述了极值理论的 BMM 模型、POT 模型以及 POT 模型中门限的确定方法，以及

广义极值分布、广义 Pareto 分布的参数估计方法；最后，对极值依赖的渐近相关与渐近不相关的概念进行了解释，并给出其度量方式以及估计方法。

第四部分：实证。此部分主要依据第三部分中所述的理论与方法，研究标准普尔 500 指数、法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数、日经 225 指数、恒生指数、上证指数等七个股票市场指数的日收益率序列的尾部特征及其依赖结构，得出结论。

第五部分：结论与展望。此部分给出了本文研究所得出的结论，本文研究的不足之处以及进一步的研究方向。

2、文献综述

对于极值理论理论方面的研究，最早是由 Fisher&Tippett 开始的，提出了极大顺序统计量标准化的广义极值分布，为极值理论奠定了基础；而 Galambos(1978) 和 Leadbetter(1983)则系统研究了极值理论，给出独立同分布序列标准化的最大顺序统计量存在非退化分布的充分必要条件，并证明了序列在满足一定的相依条件下，最大顺序统计量的标准化极值分布是服从广义极值分布的，并提出超越门限的随机点过程的极限分布，为 POT 模型提供了理论基础。Resnick(1987) 则说明了广义极值分布的三种情形 Gumbel、Frechet、Weibull 分布的尾部特征。

而对于极值理论应用在尾部估计的研究，Resnick(1997) 对 Hill 估计、de Haan 矩估计进行模拟研究，并对平滑 Hill 估计，变换尺度法、QQ 图、de Haan 矩估计等尾指数估计方法做论述。Embrechts(1998)对保险和金融领域的极端时间建模问题综述，讨论 ARCH 模型的极值和尾行为。Reiss&Thomas (2001) 对水文、金融和保险的极值分析，并主要探讨正态混合分布等厚尾分布；Coles (2001) 综合了块方法和 POT 方法，详细讨论了随机点过程模型和非平稳时间序列的极值建模，并应用在降雨、汇率和股票指数收益率等极值分析上。Embrechts、Reiss&Thomas、Coles 以不同形式给出了返回水平和返回期的概念。

Muller, Dacorogna and Pictet (1998) 研究了汇率的尾部特征，Lux (2001) 和 Cotter (2001) 则分别针对股票市场的现货与期货的收益率序列的尾部特征进行了研究，而 Thomas Werner & Christian Upper (2002) 则回答了债券期货是否具有厚尾的问题，并研究了尾部行为的时变性。

王保合(2005)利用 ARMA-AGRACH 过滤上证和深证指数收益率序列，得到

近似独立同分布的残差序列,进而利用极值理论研究尾部行为,并进一步计算了 VaR 和 ES 值。柳会珍(2005)利用建立的 GARCH 模型残差研究新息的尾指和收益率的尾指, POT 方法的极大似然估计结果表明 EGARCH 模型新息的尾指和原收益率的尾指基本一致。潘家柱、丁美春(2000)主要讨论了广义 Pareto 分布的一些性质,对上证指数和深圳指数等收益率进行了分析,并且,对 POT 模型中门限的选择对参数估计结果的敏感性进行了研究。欧阳资生(2006)则综合描述了极值估计在金融保险中的应用。史道济、张春英(2006)则试图研究如何用较好的方法确定 POT 模型中的合适门限,并以美元对日元的汇率,说明了方法的使用。朱国庆(2001)等对上海股市的收益率序列的厚尾性进行了实证研究。

对于极值依赖结构的研究, Ledford & Tawn (1996,1998)和 Tawn (2004)给出了较简单的渐近相关性的度量方式和参数估计方法,并结合单变量 GARCH 与 ADC 对美国、德国、英国、法国、日本的股票市场指数的尾部特征及其极值依赖结构,得到波动是极值依赖结构的主要影响因素。François Longin and Bruno Solnik (2001)研究了国际股票市场间的极值相关性,利用极值理论模拟了多变量联合分布的尾部,发现极值相关性与市场趋势紧密相关,熊市中相关性增强,而牛市中则无此特征。Blake LeBaron and Ritirupa Samanta(2004)则区分发达国家与发展中国家,研究了不同类型国家的股票指数的尾部特征,并研究了同地域内,不同国家间股票市场的极值相关性,在一定程度上解释了亚洲和拉丁美洲的金融危机发生情况。国内关于极值依赖方面的研究比较少,韦艳华、张世英 (2005)针对金融市场间存在的非线性和非对称尾部相关特性,提出了一类具有尾部变结构的 Copula 函数,结合 GARCH 模型,构建出具有尾部变结构特性的 RS-Copula-GARCH 模型,并结合我国股票市场进行了相关的实证研究。韩高峰、鲍建平(2005)则结合极值理论与极值依赖的度量方式和估计方法,研究了商品期货市场(伦敦铜期货与上海铜期货)的尾部相关性。

3、理论概述

3.1 厚尾分布

许多金融研究文献已经证实了金融收益率数据具有比正态分布肥厚的尾部,也就是极端收益率发生的可能性要比正态分布所预测的大,因而,如果用正态分布来拟合收益率数据的概率分布,则可能会严重低估极端收益率发生的风险,所

以，研究收益率序列的尾部特征更显重要。

传统的基于正态分布的统计方法，具有指数衰减的尾部：

$$P\{X > x\} \sim \frac{\phi(x)}{x} = \frac{e^{-x^2/2}}{x\sqrt{2\pi}}$$

由极值理论的研究表明，极端数据具有 Pareto 分布的性质，其尾部特征：

$$P\{X > x\} = x^{-\alpha}, \alpha > 0, x > 1$$

该分布的尾部是幂衰减的，尾部较正态分布厚。

一般的，如果随机变量 X 满足

$$P\{X > x\} = x^{-\alpha}L(x), \quad L(x) \text{ 为慢变函数,}$$

则称 X 有厚尾分布 $F(x)$ ， α 称为尾指数 (tail index)。尾指数是用来衡量尾部厚薄程度的参数，正态分布的尾指数为 0，其尾指数函数衰减。尾指数大于 0，则分布尾部呈幂函数衰减，即呈现厚尾分布，并且尾指数越大，其尾部越厚。尾指数就是广义 Pareto 分布的形状参数。

如何判断一个概率分布是否具有厚尾性质，以及如何估计尾指数 α ，就成为研究尾部分布的一个重要问题。通常，可以采用以下几种方法，这些方法大部分是基于 Hill 估计和 QQ 图。

3.1.1 Hill 统计量

假设 $\{X_i\}$ 是服从 $F(x)$ 分布的独立同分布的随机变量序列， $X_{(1)} > X_{(2)} > \dots > X_{(n)}$ 是顺序统计量，则尾部概率分布 $P(X > x) = 1 - F(x) = \bar{F}$ 。

如果 F 是 Pareto 分布， $\bar{F} = 1 - F(x) = x^{-\alpha}, x > 1$ ，则 $\log X_1, \log X_2, \dots, \log X_n$ 独立同分布，且服从参数为 α 的指数分布。其分布的均值为 α^{-1} ，因此，可以得到 α^{-1} 的估计量 $H_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log X_{(i)}$ ，即， $\hat{\alpha} = 1/H_n = 1/(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log X_{(i)})$ 。

如果 F 不是精确符合 Pareto 分布，则假设 $1 - F(x) = x^{-\alpha}L(x)$ ，满足条件 $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\bar{F}(tx)}{\bar{F}(t)} = x^{-\alpha}$ ，也就是在 $t \rightarrow \infty$ 条件下，尾部分布的行为接近 Pareto，则可以用

$$\text{Hill 估计 } H_{k,n} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \log\left(\frac{X_{(i)}}{X_{(k+1)}}\right), \quad \text{即, } \hat{\alpha} = 1/H_{k,n} = 1/\left(\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \log\left(\frac{X_{(i)}}{X_{(k+1)}}\right)\right)。$$

实际中, 绘制 Hill 图 $\{(k, H_{k,n}^{-1}), 1 \leq k \leq n\}$, 从图中稳定部分选取 α 。但这种方法比较难保证所得的点估计是否精确。而且, Hill 估计也存在一些问题: Hill 估计只能用于厚尾估计, 对于分布是薄尾或者是有界尾的, 该估计则无法捕捉; 有时候 Hill 图中很难找到稳定部分, 波动可能较大; Hill 估计要求尾部分布接近 Pareto 分布, 否则可能会有较大偏差; 对于如何选取 k 值, 得到较好的点估计也是个问题。

基于以上问题, 有些学者提出了一些改进方法, 如 Resnick&Starica(1997)提出平滑 Hill 估计法来应对 Hill 图的波动性问题。平滑 Hill 估计,

$$Smooth_H_{k,n} = \frac{1}{(u-1)k} \sum_{j=k+1}^{uk} H_{j,n}, \text{ 其中 } u \in (n^{0.1}, n^{0.2})。 \text{ Danielsson, de Haan, Peng,}$$

and de Vries(1998)提出 MSE (mean squared error) 方法, 利用 bootstrap 方法选取 k , 使得 Hill 估计的均方误差最小。

3.1.2 改变坐标尺度的 Hill 图

通常, Hill 图的横坐标是 k , 改变坐标尺度之后, 横坐标采用 $\theta, 0 \leq \theta \leq 1$, 则 α 的估计值 $\hat{\alpha} = H_{\lfloor n^\theta \rfloor, n}^{-1}$, 即, $\{(\theta, H_{\lfloor n^\theta \rfloor, n}^{-1}), 0 \leq \theta \leq 1\}$ 。可以将平滑 Hill 估计与该方法结合使用, 获得相对较好的估计结果。

3.1.3 QQ 图

QQ 图是基于 Hill 估计的好坏是与分布函数接近 Pareto 分布的程度正相关的, 用于评价拟合优度和估计位置以及尺度参数常用的方法。

如果 X 服从 Pareto 分布, 即 $P\{X > x\} = x^{-\alpha}, \alpha > 0, x > 1$, 则 $P\{\log X > y\} = e^{-\alpha y}$, 用 $\log X_{(i)}$ 代换 y , 则可得 $P\{\log X > \log X_{(i)}\} = e^{-\alpha \log X_{(i)}} \approx \frac{i}{k+1}$, 所以,

$$\log X_{(i)} \approx \frac{1}{\alpha} \left(-\log \frac{i}{k+1}\right), \text{ 则可以绘出图形 } \left\{\left(-\log \frac{j}{k+1}, \log X_{(j)}\right), 1 \leq j \leq k\right\}。$$

在数据分布近似服从 Pareto 分布时, 所绘出的图形应该近似于一条斜率为 $1/\alpha$ 的直线, 则由该直线就可估计出 α 。

Hill 图、QQ 图都是基于数据分布近似服从 Pareto 分布的假设, 因而这些方法只能对分布属于厚尾情况进行估计, 对于薄尾或者有界的尾, 这些方法则不适用。为应对这种情况, 引入 de Haan 矩估计方法。

3.1.4 de Haan 矩估计

该方法的估计量： $\hat{\xi} = H_{k,n}^{(1)} + 1 - \frac{1/2}{1 - (H_{k,n}^{(1)})^2 / H_{k,n}^{(2)}}$ ，其中，

$$H_{k,n}^{(r)} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\log(\frac{X_{(i)}}{X_{(k+1)}}))^r, \quad r=1,2。$$

绘出 $(k, \hat{\xi})$ 图形，图中较稳定的一段所对应的估计即所求 $\hat{\xi}$ ，尾指数估计即 $1/\hat{\xi}$ 。

3.2 极值理论

早在 20 世纪 30 年代，Dodd(1923)、Frechet(1927)、Fisher 和 Tippett (1928) 开始对极值理论进行研究。极值理论是一门用来分析和预测异常现象或者小概率事件风险的模型技术，主要包括两类模型：传统的 BMM 模型 (Block Maximum Model)，即经典极值理论和 POT 模型 (Peaks Over Threshold)。经典极值理论是最大 (最小) 顺序统计量经过标准化后的极限分布理论，Galambos(1978) 和 Leadbetter(1983) 的定理表明，服从独立同分布序列的标准化的最大顺序统计量的极限分布是广义极值分布 (Generalized Extreme Value Distribution)。POT (Peaks Over Threshold) 则是基于经典极值理论，将最大顺序统计量的广义极值分布和原分布的超限分布紧密联系在一起。BMM 模型通过对数据进行分组，然后在每个小组中选取最大的一个构成新的极值数据组，并以该数据组进行建模，主要用于处理具有明显季节性数据的极值问题上，其前提条件是样本独立同分布；POT 模型则通过事先设定一个阈值，把所有观测到的超过这一阈值的数据构成的数据组，以该数据组作为建模的对象，其前提条件是超限发生的时间服从泊松分布，超限彼此相互独立，服从 GPD (generalized Pareto distribution) 分布，且超限与超限发生的时间相互独立，而样本独立同分布可以保证 POT 模型的前提条件。两模型都是针对尾部建模，而不是整个分布。

3.2.1 BMM 模型

BMM 模型是对大量同分布的样本分块后的极值进行建模。例如，以金融资产日收益率样本为基础，利用该模型可对这些日收益率的月度最大值、季度最大值或者年度最大值建模。

假设 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 是取自分布函数 $F(x)$ 的总体的一个样本，将其按大小排序，采用 BMM 方法获得极值数据组 M_n ，其中 n 表示每个子样本的大小。研究表明，直接研究最大顺序统计量的极限分布是没有意义的，需要将其标准化，也就是 $\frac{M_n - b_n}{a_n}$ ，使得标准化后的极限分布不再是退化分布，由一下定理，我们可以

看到具体的分布形式。

定理 1: (Fisher and Tippett (1928)) 假设 (X_i) 是一个独立同分布的随机变量序列，如果存在常数 $a_n > 0$, $b_n \in R$ ，满足

当 $n \rightarrow \infty$ 时，

$$F^n(b_n + a_n x) = P\left\{\frac{M_n - b_n}{a_n} \leq x\right\}$$

有非退化的极限分布，则存在位置参数和尺度参数 $\mu_n, \sigma_n > 0$ ，使得当 $n \rightarrow \infty$ 时，

$$\left|F^n(x) - G_\xi((x - \mu_n) / \sigma_n)\right| \rightarrow 0$$

其中

$$G_\xi(x) = \begin{cases} e^{-(1+\xi x)^{-1/\xi}}, & 1 + \xi x > 0, \xi \neq 0 \\ e^{-e^{-x}}, & \forall x \in R, \xi = 0 \end{cases}$$

$G_\xi(x)$ 称为标准极值分布，如果将 μ, σ 位置和尺度参数带入 $G_\xi(x)$ 则构成分布函数族 $G_\xi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)$ ，与 $G_\xi(x)$ 统称为广义极值分布 GEV (Generalized extreme value distribution)。

由 ξ 的不同取值，可以得到三种极值类型：当 $\xi = 0$ 时，被称为 Gumbel 分布 (极值类型 I)；当 $\xi > 0$ 时，被称为 Frechet 分布 (极值类型 II)；当 $\xi < 0$ 时，被称为 Weibull 分布 (极值类型 III)。所对应的概率密度函数是：

$$g_\xi(x) = \begin{cases} (1 + \xi x)^{-1/\xi - 1} e^{-(1 + \xi x)^{-1/\xi}}, & x > -1/\xi, \xi > 0; x < -1/\xi, \xi < 0 \\ e^{-x} e^{-e^{-x}}, & \forall x \in R, \xi = 0 \end{cases}$$

则三种极值类型的概率密度函数图如下，

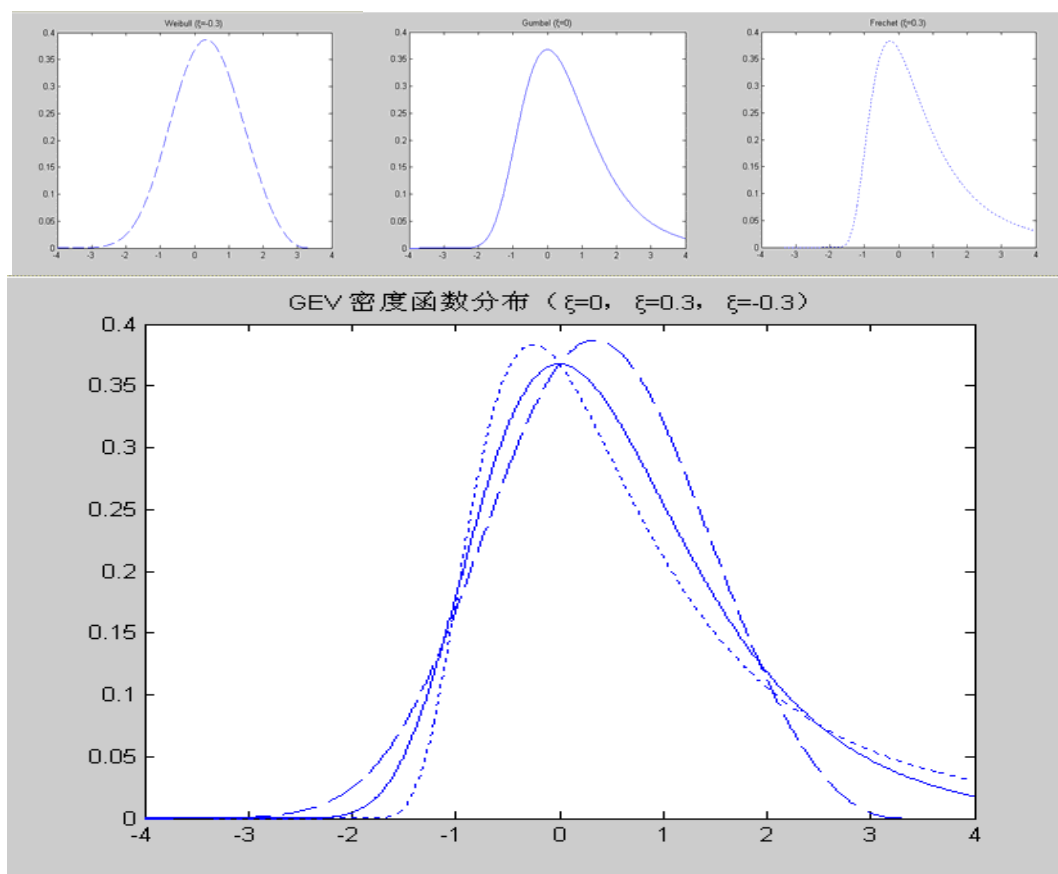


图 3.1 Frechet($\xi = 0.3$)、Weibull($\xi = -0.3$)和 Gumbel($\xi = 0$)分布及对照图

从图3.1可以清楚看到:Frechet分布用来描述那些极值无上界有下界的分布, Weibull分布用来描述极值分布有上界, 无下界的分布, Gumbel分布用来描述极值无上界也无下界的分布。我们通常见到的很多分布函数都可以根据它们尾部的状况划分到上面的三种极值分布分布中去, 例如: 学生分布、帕累托分布 (Pareto distribution)、对数 Gamma 分布、Cauchy distributed 根据尾部特征可以划分到 Frechet 分布中去; 均匀分布和 Beta 分布的尾部分布可以收敛到 Weibull 分布; 正态分布、Gamma 分布和对数正态分布的尾部分布都收敛到 Gumbel 分布。

在定理 1 的基础上, 对于给定一个金融资产的残差序列, 我们就可以首先分组求最大值得到的极值序列记为 X 。将位置参数 μ 和尺度参数 σ 代入 $G_\xi(x)$, 则可以序列 X 的近似分布函数:

$$G_{\xi,u,\sigma} = G_\xi\left(\frac{x-u}{\sigma}\right) = \begin{cases} \exp\left(-\left(1 + \xi \frac{x-u}{\sigma}\right)^{-1/\xi}\right) & \xi \neq 0 \\ \exp\left(-\exp\left(-\frac{x-u}{\sigma}\right)\right) & \xi = 0 \end{cases}$$

其中 $x \in \left\{ x \mid 1 + \xi \frac{x-u}{\sigma} > 0 \right\}$ 。类似的做法，将位置参数 μ 和尺度参数 σ 代入 $g_\xi(x)$ ，

则可以序列 X 的近似分布函数的概率密度函数

$$g_{\xi,u,\sigma}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma} \left(1 + \xi \frac{x-u}{\sigma}\right)^{(-1/\xi)-1} \exp\left(-\left(1 + \xi \frac{x-u}{\sigma}\right)^{(-1/\xi)}\right) & \xi \neq 0 \\ \frac{1}{\sigma} \exp\left(-\frac{x-u}{\sigma}\right) \exp\left(-\exp\left(-\frac{x-u}{\sigma}\right)\right) & \xi = 0 \end{cases}$$

其中 $x \in \left\{ x \mid 1 + \xi \frac{x-u}{\sigma} > 0 \right\}$ 。

为得到该概率密度函数的参数值，我们通过似然函数求解各参数的估计值：

$$\arg \max_{(\xi,u,\sigma)} L_{\xi,u,\sigma}(x) = \arg \max_{(\xi,u,\sigma)} \left(\sum_i \ln(g_{\xi,u,\sigma}(x_i)) \right)$$

在各参数估计值给定的基础上，我们就可以利用极值分布函数计算不同 p 下的分位数值，如用 R^p 表示这一分位数，则在 $\frac{1}{p}$ 周期内出现的极值收益会超过这一

一阈值的预期数量有且仅有一次。 R^p 表达形式为：

$$\hat{R}^p = G_{\xi,\sigma,u}^{-1}(1-p) = \begin{cases} \hat{u} - \frac{\hat{\sigma}}{\hat{\xi}} \left(1 - (-\ln(1-p))^{-\hat{\xi}}\right) & \xi \neq 0 \\ \hat{u} - \hat{\sigma} \ln(-\ln p) & \xi = 0 \end{cases}$$

R^p 也被称为返回周期 (return periods) 为 $\frac{1}{p}$ 的返回水平 (return level)。在实

际金融市场中，金融资产收益率的剧烈变化会吸引投资者、金融机构和金融监管机构的极大关注，这种剧烈变化的出现有无规律可循？平均发生的时间间隔是多少？返回期则是通过资产极端收益率发生的概率度量了这种收益率剧烈变化发生的频率，而与之对应的极端收益率则是返回水平。

3.2.2 POT 模型

经典极值理论在实际应用中采用的是 BMM，即块方法，这种方法基本上是先吧样本数据分块，再求出每一块的最大值，得到极值数据序列，然后对该序列进行统计分析，块内除最大值数据外的数据则舍弃，因此，原序列中所包含的数据信息不能被充分利用。

而 POT 模型则很好的解决了这个问题，POT 是基于经典极值理论，将门限看作极值水平，考虑超越门限的数据，将这些数据作为极值数据，然后利用广义

Pareto 分布来拟合这些超限数据，所以，该方法比 BMM 更能充分利用样本数据所包含的信息。

假设 $\{z_t\}$ 是平稳序列，分布函数为 $F(x)$ ，定义 $F_u(y)$ 为随机变量 Z 超过门值 u 的条件分布函数，它可以表示为：

$$F_u(y) = P(Z - u \leq y | Z > u) \quad y \geq 0$$

称为分布函数 $F(x)$ 的剩余分布函数，即 excess distribution function。如果假设 x 表示金融资产收益率，则该函数就是极端收益率的概率分布函数。

根据条件概率公式我们可以得到：

$$F_u(y) = \frac{F(u+y) - F(u)}{1 - F(u)} = \frac{F(z) - F(u)}{1 - F(u)} \quad z \geq u$$

$$\Rightarrow F(z) = F_u(y)(1 - F(u)) + F(u)$$

定理 2：（Pickand (1975), Balkema and de Haan (1974)）对于一大类分布 F （几乎包括所有的常用分布）条件超量分布函数 $F_u(y)$ ，存在一个 $G'_{\xi, \sigma}(y)$ 使得：

$$F_u(y) \approx G'_{\xi, \sigma}(y) = \begin{cases} 1 - (1 + \frac{\xi}{\sigma} y)^{-1/\xi} & \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-y/\sigma} & \xi = 0 \end{cases} \quad u \rightarrow \infty$$

当 $\xi \geq 0$ 时， $y \in [0, \infty)$ ；当 $\xi < 0$ 时， $y \in [0, -\frac{\sigma}{\xi}]$ 。分布函数 $G'_{\xi, \sigma}(y)$ 被称作广义的 Pareto 分布。其中， σ 为广义 Pareto 分布的尺度参数， ξ 为广义 Pareto 分布的形状参数。

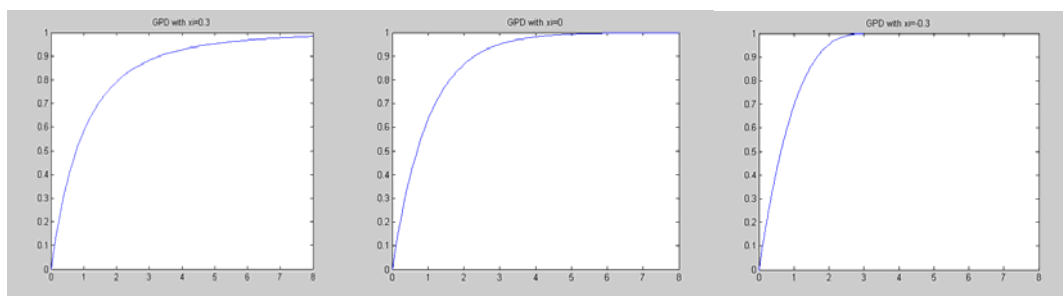


图 3.2 广义 Pareto 分布在 $\sigma = 1$ ， ξ 取 0.3, 0, -0.3 的图形

从图形上我们可以看到 ξ 的不同取值确定了尾部的厚度，尾部指数就是 $1/\xi$ ， ξ 越大则尾部越厚， ξ 越小尾部越薄，从 $G'_{\xi, \sigma}(y)$ 函数我们还可以得到当 $\xi < 0$ 时， y 的最大取值为 $-\frac{\sigma}{\xi}$ ，有上界。Lee and Saltoglu (2003) 在金融资产收益时间序

列上直接使用 EVT 时，由于序列的尖峰后尾，使得确定出来的 ξ 一定是大于零的，但是在我们的模型中，我们对残差序列进行极值分析，因此我们得到的 ξ 不一定大于零。

根据公式 (12) 我们可以得到广义的 Pareto 分布的概率密度函数 $g'_{\xi,\sigma}(y)$ ：

$$g'_{\xi,\sigma}(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma} \left(1 + \frac{\xi}{\sigma} y\right)^{-\left(1+\frac{1}{\xi}\right)} & \xi \neq 0 \\ \frac{1}{\sigma} e^{-y/\sigma} & \xi = 0 \end{cases}$$

3.2.2.1 POT 模型中阈值的确定

在 POT 模型中另一个重要的问题，那就是如何确定我们定理 2 中的阈值 u ，它的确定非常重要，它是正确估计参数 ξ 和 σ 的前提。如果阈值 u 选取的过高，会导致超额数据量太少，使估计出来的参数方差很大；如果阈值 u 选取的过低，则不能保证超量分布的收敛性，使估计产生大的偏差。

Danielsson et al (1997)、de Vries (1997) 和 Dupuis (1998) 给出了对阈值 u 的估计方法，一般有两种：

一是根据 Hill 图，令 $X_{(1)} > X_{(2)} > \dots > X_{(n)}$ 表示独立同分布的顺序统计量。尾部指数的 Hill 统计量定义为：

$$H_{k,n} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \ln\left(\frac{X(i)}{X(k+1)}\right)$$

Hill 图定义为点 $(k, H_{k,n}^{-1})$ 构成的曲线，选取 Hill 图形中尾部指数的稳定区域的起始点的横坐标 K 所对应的数据 X_k 作为阈值 u 。

二是平均剩余函数法，令 $X_{(1)} > X_{(2)} > \dots > X_{(n)}$ ，服从尺度参数为 σ ，形状参数 ξ 的广义 Pareto 分布，其中 $\xi < 1$ ，则有 $E(X) = \frac{\sigma}{1-\xi}$ 。 $X - u$ 在给定条件 $X > u$

下服从 GPD，则对于 u_0 ，有 $E(X - u_0 | X > u_0) \approx \frac{\sigma_{u_0}}{1-\xi}$ ，所以，对于 $u > u_0$ ，有

$$E(X - u | X > u) \approx \frac{\sigma_u}{1-\xi} = \frac{\sigma_{u_0} + \xi u}{1-\xi}$$

可以看到，当 $u > u_0$ 时， $E(X - u | X > u)$ 是 u 的线性函数。 $E(X - u | X > u)$ 为超过门限 u 的平均剩余，则平均剩余函数 (mean

excess function) 可以这样定义: $e(u) = E(X - u | X > u)$ 。而对于样本来说, 我们

可以定义该函数为 $e_n(u) = \sum_{i=1}^{N_u} (X_{(i)} - u) / N_u$, N_u 为超越门限 u 的样本个数。

因为平均剩余函数在 GPD 条件下, 关于 u 是近似线性的, 所以, 通过绘制 $(u, e(u))$ 图形, 选取靠近图形右端近似线性的函数图形的一段, 则该段所对应的最小 u 值即为相应的超越门限, 也就是说选取充分大的超越门限 u , 使得 $x \geq u$ 时 $e(x)$ 为近似线性函数。

这种方法只是对超越门限的定性估计, 只能从图像中观察平均剩余函数的变化趋势, 找出近似线性的一段, 大概确定超越门限。但是, 形状参数的估计对于超越门限选择的敏感性无法解决。而 de Haan 矩估计则能定量刻画不同超越门限的选取对形状参数估计的影响。矩估计图的横坐标是估计所依赖的顺序统计量的序数 k , 选取不同的 k 值, 对应不同的顺序统计量 X_k 作为超越门限 u , 然后将超越门限之后的数据用于估计形状参数 ξ 。

所以, 本文将 Hill 图、平均剩余函数图与 de Haan 矩估计图结合使用, 即, 首先从 Hill 图、平均剩余函数图中选取近似线性的一段图形, 确定该稳定图形在 Hill 图中所对应的 k 值并将其转换为 u 值以及在平均剩余函数图中所对应的 u 值, 计算出样本数据中超越该门限的数据个数 n_u ; 同时, 绘出 de Haan 矩估计图, 找出图中较为平稳的一段图形, 取出这段图形所对应的 k 值; 然后将 k 值与 n_u 比较, 如果 n_u 落在矩估计图平稳段图形所对应的 k 值内, 则确定 u 值为超越门限。

3.2.2.2 GPD 参数估计

当 u 确定以后, 利用 $\{z_i\}$ 的观测值, 根据广义 Pareto 分布的概率密度函数, 可以得到:

对于给定的样本 $\{z_1, \dots, z_n\}$, 对数似然函数 $L(\xi, \sigma | z)$ 可以表示为:

$$L(\xi, \sigma | y) = \begin{cases} -n \ln \sigma - (1 + \frac{1}{\xi}) \sum_{i=1}^n \ln(1 + \frac{\xi}{\sigma} y_i) & \xi \neq 0 \\ -n \ln \sigma - \frac{1}{\sigma} \sum_{i=1}^n y_i & \xi = 0 \end{cases}$$

对其进行最大似然估计得到 $\hat{\xi}$ 和 $\hat{\sigma}$ 。同时, 我们得到 $\{z_i\}$ 的观测值中比阈值 u 大

的个数，记为 N_u ，可以得到 $F(z)$ 在 $x > u$ 时的表达式：

$$F(z) = F_u(y)(1 - F(u)) + F(u) = \begin{cases} \frac{N_u}{N} (1 - (1 + \frac{\xi}{\sigma}(z-u))^{-1/\xi}) + (1 - \frac{N_u}{N}) \\ \frac{N_u}{N} (1 - e^{-(z-u)/\sigma}) + (1 - \frac{N_u}{N}) \end{cases}$$

$$= \begin{cases} 1 - \frac{N_u}{N} (1 + \frac{\xi}{\sigma}(z-u))^{-1/\xi} & \xi \neq 0 \\ 1 - \frac{N_u}{N} e^{-(z-u)/\sigma} & \xi = 0 \end{cases}$$

3.3 极值依赖 (Extreme value dependence)

上述方法都是针对金融时间序列的厚尾特性的，但这种研究只是针对单个金融时间序列，所以，只能得到单个金融时间序列的尾部特征。因而，我们引入对不同金融时间序列的联合尾部特征的研究。

对随机序列的相关性研究，最经典的方法是 Pearson 相关度公式，该方法是基于观测值对均值的平均偏离程度，同时在求解这个平均偏离度时，各观测值所赋予的权重是相等的。但是，金融时间序列的尾部观测值是稀少的，而且，尾部的相关性特征与中心观测值的是不同的，所以，利用 Pearson 相关度对尾部相关度研究，效果是不好的。

因而，本文引入极值依赖的概念和研究方法，结合极值理论研究股票市场收益率时间序列间的尾部相关结构。

3.3.1 渐近相关与渐近不相关

多变量的联合分布可以分解成各自的边缘分布以及变量间的相关结构两部分，因而，研究多变量间的相关结构，需要首先去除边缘分布的影响。我们对原始数据变换，以得到统一尺度的数据。

对于已知边际分布的 (X, Y) ， F_X 、 F_Y 分别为 X 、 Y 的边缘分布，我们可以通过以下变换，得到 (S, T) ： $S = -1/\log F_X(X)$ ， $T = -1/\log F_Y(Y)$ 。对于本文的研究来说， (X, Y) 为金融收益率时间序列， F_X 、 F_Y 则是针对对应极限值的广义 Pareto 分布 (GPD)，即

$$F_X(x) = F_{u_x}(x)(1 - F_X(u_x)) + F_X(u_x) = \begin{cases} \frac{N_{u_x}}{N_X} (1 - (1 + \frac{\xi_x}{\sigma_x} (x - u_x))^{-1/\xi_x}) + (1 - \frac{N_{u_x}}{N_X}) \\ \frac{N_{u_x}}{N_X} (1 - e^{-(x-u_x)/\sigma_x}) + (1 - \frac{N_{u_x}}{N_X}) \end{cases}$$

$$= \begin{cases} 1 - \frac{N_{u_x}}{N_X} (1 + \frac{\xi_x}{\sigma_x} (x - u_x))^{-1/\xi_x} & \xi_x \neq 0 \\ 1 - \frac{N_{u_x}}{N_X} e^{-(x-u_x)/\sigma_x} & \xi_x = 0 \end{cases}$$

其中, $X \geq u_x$, $\frac{N_{u_x}}{N_X}$ 是超越门限 u_x 的极值的个数占 X 原始样本的比例, 即以统计意义上的频率代替 $1 - F_X(u_x)$; ξ_x 、 σ_x 则分别是 GDP 的形状参数和尺度参数。

而当 $X < u_x$ 时, 我们拥有非常多的数据, 则可估计出这些数据所近似服从的分布, 如 $\tilde{F}_X(x)$ 。对于 F_Y , 则与 F_X 类似。

由此, 我们可以定义

$$P(q) = \Pr\{F(T) > q \mid F(S) > q\}$$

$$= \Pr\{Y > F_Y^{-1}(q) \mid X > F_X^{-1}(q)\}$$

如果当 $q \rightarrow 1$ 时, $P(q)$ 有极限值等于 0, 则称 S 、 T 是渐近不相关的; 反之, 如果当 $q \rightarrow 1$ 时, $P(q)$ 的极限值不等于 0, 则称 S 、 T 是渐近相关的。在百分位 q 处, 如果 $P(q)$ 大于、等于或者小于 $1 - q$, 则说明 S 、 T 是正相关、不相关或者负相关。

对于渐近相关性的度量方法, 我们在接下来的部分给出。

3.3.2 渐近相关性的量度标准

对于渐近相关性, 我们定义其量度标准 χ , 它是基于 $P(q)$ 的, 表述如下:

$$\chi = \lim_{q \rightarrow 1} P(q)$$

$$= \lim_{s \rightarrow \infty} \Pr(T > s \mid S > s), \quad 0 \leq \chi \leq 1$$

$$= \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{\Pr(T > s, S > s)}{\Pr(S > s)}$$

其中, s 是某个足够大的值, $\{T > s\}$ 、 $\{S > s\}$ 则是对极值事件的表述。由 3.4.1 可知, $\chi = 1$ 时, S 、 T 渐近相关; 而 $\chi = 0$ 时, S 、 T 渐近不相关。

对于渐近不相关时, 即, $\Pr(T > s \mid S > s)$ 依 $s \rightarrow \infty$ 趋于 0 时, Coles, Heffernan, Tawn (1999) 给出 $\bar{\chi}$, 作为 $\chi = 0$ 时的补充量度标准, 称为有限相关度, 表述如

下:

$$\bar{\chi} = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{2 \log \Pr(S > s)}{\log \Pr(T > s, S > s)} - 1, \quad -1 \leq \bar{\chi} \leq 1.$$

对于 S、T 完全相关, $\Pr(T > s, S > s)$ 和 $\Pr(S > s)$ 相等, 则 $\bar{\chi} = 1$; 对于 S、T 不相关, $\Pr(T > s, S > s)$ 等于 $\Pr(S > s)$ 的平方, 可得 $\bar{\chi} = 0$ 。因而, 如果 $\bar{\chi} > 0$ 、 $\bar{\chi} = 0$ 、 $\bar{\chi} < 0$, 则表明 S、T 分别是正向关联、不相关、负向关联的。对于两变量的联合正态分布, $\bar{\chi}$ 就等于 Pearson 相关度, 即 ρ 。

组合值 $(\chi, \bar{\chi})$ 充分描述出尾部的相关形式和极值依赖程度。对于渐近相关的两个序列, 渐近相关度 $\chi > 0$, 此时, $\bar{\chi} = 1$; 对于渐近不相关的两个序列, $\chi = 0$, 此时, $-1 \leq \bar{\chi} \leq 1$ 。因此, 在基于 χ 给出两序列是渐近相关的结论前, 判断 $\bar{\chi}$ 是否等于 1 就很重要了。如果 $\bar{\chi}$ 在统计意义上明显小于 1, 则我们可以直接给出结论: 两序列渐近不相关, 无需对 χ 做判断。

3.3.3 $\bar{\chi}$ 、 χ 估计

根据 Ledford and Tawn(1996,1998), 当 s 大于某个高门限 u 时,

$$\Pr(T > s, S > s) \sim L(s)s^{-1/\eta}, \quad s \rightarrow \infty.$$

其中, $0 < \eta \leq 1$, $L(s)$ 是慢变函数。由此, 可以得到, $\bar{\chi} = 2\eta - 1$, 如果 $\bar{\chi} = 1$, 即当 $\eta = 1$ 时, $\chi = \lim_{s \rightarrow \infty} L(s)$ 。 η 与 $\lim_{s \rightarrow \infty} L(s)$ 构成了 $\bar{\chi}$ 、 χ 估计的基础。

令 $Z = \min(S, T)$, 则当 s 大于某个高门限 u 时, 有

$$\begin{aligned} \Pr(Z > z) &= \Pr\{\min(S, T) > z\} \\ &= \Pr(T > z, S > z) \\ &= L(s)s^{-1/\eta}, z > u \end{aligned}$$

由极大似然估计方法获取该 GPD 的形状参数的 Hill 统计量, 可以得到

$$\hat{\eta} = \frac{1}{n_u} \sum_{i=1}^{n_u} \log\left(\frac{z_{(i)}}{u}\right), \quad \hat{L}(s) = \frac{n_u}{n} u^{1/\hat{\eta}}. \quad \text{则 } \bar{\chi} = \frac{2}{n_u} \left(\sum_{i=1}^{n_u} \log\left(\frac{z_{(i)}}{u}\right) \right) - 1.$$

如果在统计意义上, 我们无法拒绝 $\bar{\chi} = 1$, 则两序列极值相关, 依据

$$L(s) = \frac{n_u}{n} u^{1/\eta} \text{ 与 } \chi = \lim_{s \rightarrow \infty} L(s), \text{ 可得极值相关度 } \chi = \frac{un_u}{n}。$$

4、实证

本文在上述方法的基础上，着力研究股票市场指数的尾部特征。本文数据主要取自 Wind、Bloomberg。对于针对某个股票市场指数的研究时，选取其可能获得的全部数据；而对于研究两股票市场指数间尾部相关结构时，则以数据开始时间较近的序列为标准截取其他序列数据，并对数据做以下处理：如果某一天只有一个序列中存在数据，则对其他序列的数据从其前后取值加权线性插值所得。

本文实证研究过程分以下几部分：

- (1) 将股票市场指数价格序列处理为收益率序列；
- (2) 利用 POT 方法估计尾部分布的形状参数和尺度参数，获得序列的尾部特征；
- (3) 利用 BMM 方法估计尾部分布的形状参数和尺度参数，获得序列的尾部特征；
- (4) 利用极值依赖的相关方法，研究同类金融市场不同地域间的尾部相关性；
- (5) 最后得出结论。

4.1 基础处理

我们假设，金融资产在 $t, t-1$ 时刻的价格分别为 P_t, P_{t-1} ，由此，可得该金融资产的算术收益率： $\tilde{R}_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$ ；对数收益率： $R_t = \log(\frac{P_t}{P_{t-1}})$ 。本文采用对数收益率。因为与算术收益率相比，对数收益率有很好的统计特征：如果基于正态分布的假设，收益率的取值范围是无界的，而算术收益率是大于-1 的，采用对数收益率则无此限制；由对数收益率的定义，可以得到， $P_T = P_0 \exp(\sum_{t=1}^T R_t)$ 。

依据对数收益率计算方法，将金融资产的价格时间序列转换为收益率时间序列。

4.2 股票市场指数的尾部特征研究

对于本小节而言，金融资产对数收益率序列就是股票价格对数收益率序列。

此部分数据包括标准普尔 500 指数、法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数、日经 225 指数、恒生指数、上证指数等七个股票市场指数的日收益率数据。

4.2.1 股票市场指数收益率时间序列的基础统计分析

我们以标准普尔 500 指数日收益率序列为例做研究，其他序列则采用类似方法。标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列样本容量 8646，时间跨度 1973 年 12 月 3 日~2008 年 2 月 26 日，如图 4.1 所示。

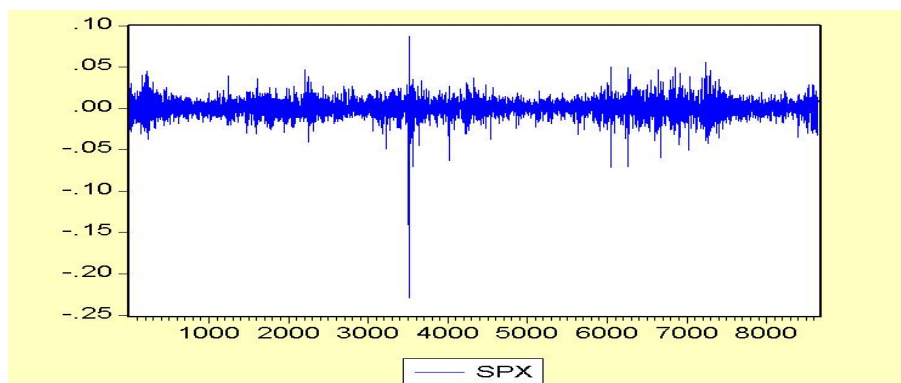


图 4.1 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列

首先，对标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列进行平稳性检验。由图 4.2 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率的 ADF (Augmented Dickey-Fuller) 单位根检验结果可以看出,SPX 的日收益率序列的 ADF 统计量为-65.99201,即使在 99% 的置信水平下,我们依然可以拒绝 SPX 的日收益率序列有单位根的原假设,因而,可以得到 SPX 的日收益率序列是平稳序列的结论。

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-89.10550	0.0001
Test critical values:		
1% level	-3.430930	
5% level	-2.861681	
10% level	-2.566887	

*MacKinnon(1996)one-sided p-values

图 4.2 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列的 ADF 检验

然后，我们对 SPX 进行描述性统计分析和正态性检验。由图 4.3，可以看到标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列的 Skewness 统计量是小于 0 的，因而该序列有左端拖尾； Kurtosis 统计量为 37.22956，大于 3，说明该序列的凸度比正态分布要高；序列的 Jarque-Bera 检验所对应的 p 值为 0.00，因而，可以拒绝序

列正态性的原假设。偏度 (Skewness) $S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((y_i - \bar{y}) / \hat{\sigma})^3$ 衡量序列分布围绕其均值的非对称性。如果序列的分布是对称的, S 值为 0; 正的 S 值意味着序列分布有长的右拖尾, 负的 S 值意味着序列分布有长的左拖尾。

峰度 (Kurtosis) $K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((y_i - \bar{y}) / \hat{\sigma})^4$ 度量序列分布的凸起或平坦程度。正态分布的 K 值为 3; 如果 K 值大于 3, 分布的凸起程度大于正态分布; 如果 K 值小于 3, 序列分布相对于正态分布是平坦的。Jarque-Bera 统计量 $JB = \frac{N-K}{6} [S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2]$ 是用来检验序列是否服从正态分布。在正态分布的原假设下, Jarque-Bera 统计量是自由度为 2 的 χ^2 分布。直方图中显示的概率值是 Jarque-Bera 统计量超出原假设下的观测值的概率。如果该值很小, 则拒绝原假设。

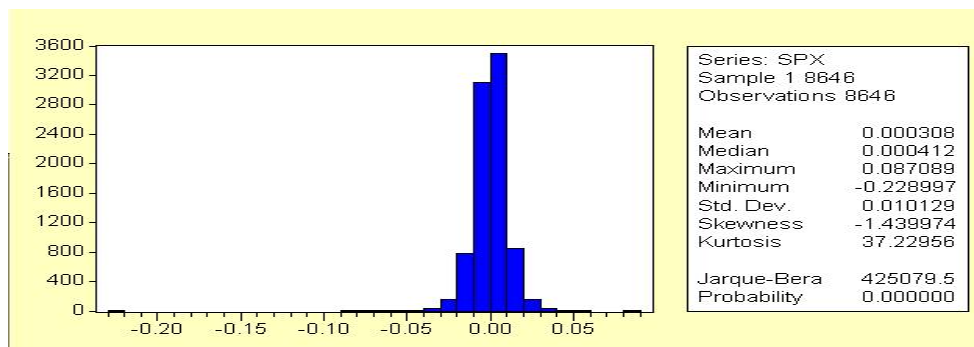


图 4.3 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列的描述性统计分析

对于法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数、日经 225 指数、恒生指数、上证指数等六只股票市场指数的基础统计信息如附录 A 表 4.1 所示, 依据 Jarque-Bera 统计量, 此六只股票市场指数收益率序列均拒绝正态性假设, 同时, 依据 Skewness 统计量, 可以发现, 1996 年 12 月 16 日前的上证指数收益率序列是右端拖尾的, 其余均是左端拖尾。

4.2.2 基于 POT 模型的股票市场指数收益率数据的尾部特征分析

同样, 以标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列分析为例, 估计广义 Pareto 分布的参数。

首先, 依据“3.2.2.1 POT 模型中阈值的确定”中所表述的方法, 画出标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列的平均剩余函数图、Hill 图、de Haan 矩估计图, 如图 4.4、4.5、4.6 所示。对于平均剩余函数图, 观察图形, 我们可以从其近似

线性的一段起点中选取 u 值，如图 4.7 所示，我们选择 $(0.01611, 0.0069)$ ，也就是，选择门限 $u_{mef} = 0.01611$ ， u_{mef} 之后的一段稳定段是近似线性的，我们可以确定这是来自近似广义 Pareto 分布的尾部；而对于 Hill 图，由图 4.8 图形中稳定段，我们可以选择点 $(375, 0.0069)$ ，375 即是我们要选择的 k 值，对应于样本的顺序统计量，可以找出对应 k 值的 $X_{(k)} = 0.0166$ ，而此 $X_{(k)}$ 即是由 Hill 图所选择出的门限，记为 u_{hill} 。出于 Hill 图与平均剩余函数图在稳定段选择中会出现的视觉误差，本文定义 u_{hill} 与 u_{mef} 的均值作为门限 u 的另一种选择，记为 u_{hm} ， $u_{hm} = (u_{hill} + u_{mef}) / 2 = 0.01636$ 。然后，观察图 4.9 de Haan 矩估计图，可以发现，图中稳定段的起始点为 $(330, 0.1626)$ ，330 即由 de Haan 矩估计图选出的 k 值，该 k 值在样本的顺序统计量中所对应的 $X_{(k)}$ 等于 0.0173，记为 u_{dehaan} 。由此可见， u_{hill} 、 u_{mef} 、 u_{hm} 均小于 u_{dehaan} ，也就是说 u_{hill} 、 u_{mef} 、 u_{hm} 所对应的 k 值均落在 de Haan 的稳定图形所对应的 k 值内，从而，我们优先选择 u_{hm} 作为最终的门限 u ，用于广义 Pareto 分布的参数估计。

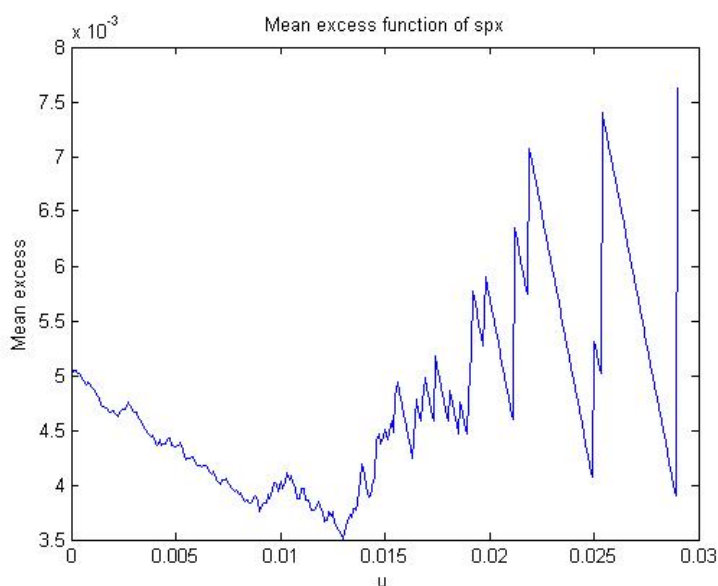


图 4.4 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列右尾的平均剩余函数图

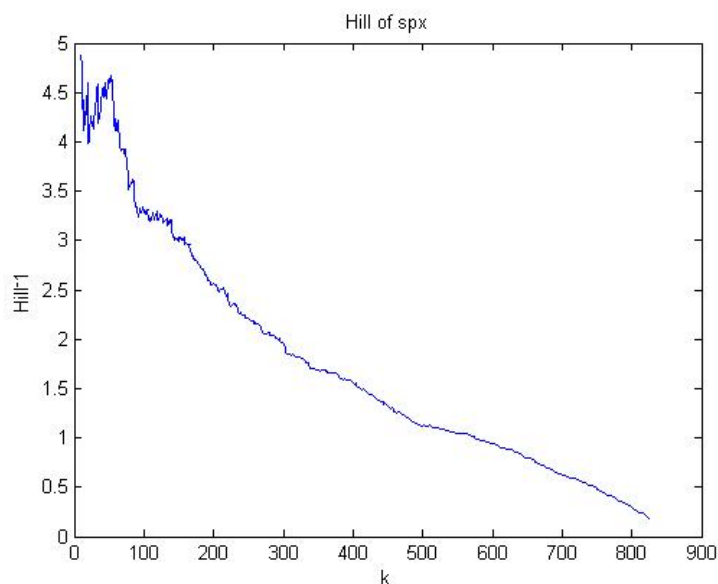


图 4.5 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列右尾的 Hill 估计图

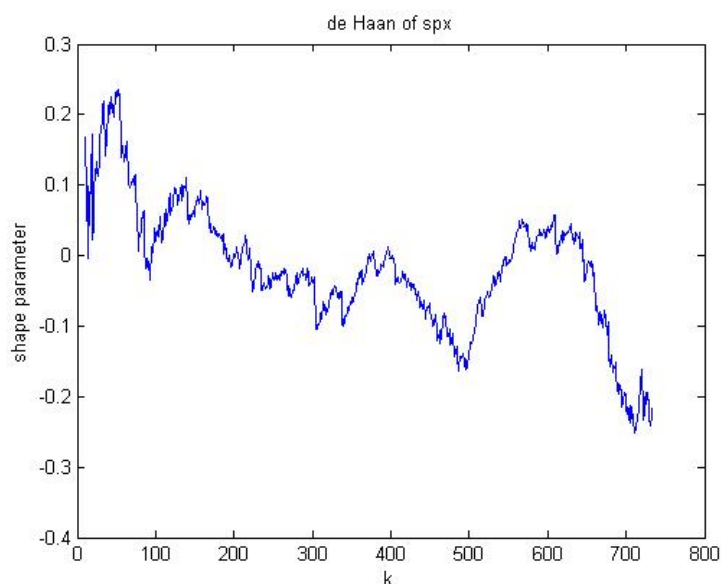


图 4.6 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列右尾的 de Haan 矩估计图

接下来，我们利用极大似然估计方法估计广义 Pareto 分布的形状参数 ξ 和尺度参数 σ 。对于门限 $u=0.01636$ ，标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列中超越该门限的样本有 386 个。通过对广义 Pareto 分布参数的极大似然估计，可以得到， $\xi=0.1293$ ， $\sigma=0.0060$ 。由图 4.7，可以发现，形状参数 0.1293 和尺度参数 0.0060 的广义 Pareto 对标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率的右端尾部具有很好的拟合效果。

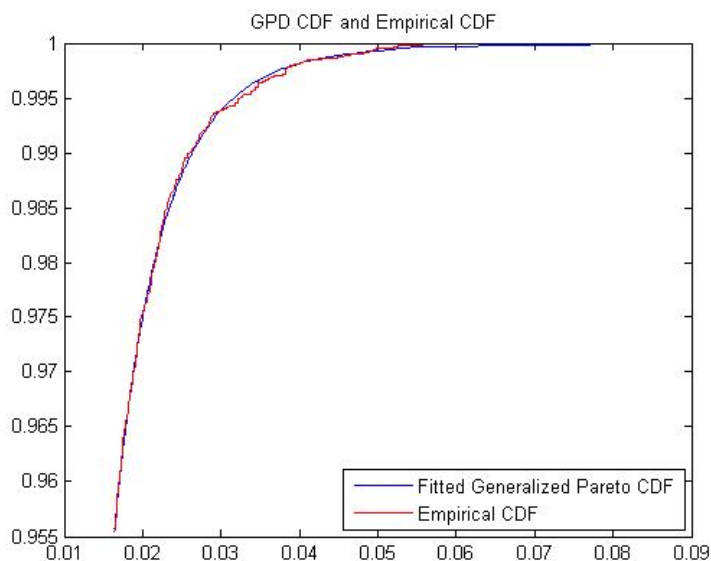


图 4.7 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列右尾的拟合 GPD 与经验分布
 利用 bootstrap 模拟 1000 次所确定的形状参数和尺度参数的经验分布如图 4.8 所示。可以发现形状参数和尺度参数的 95% 的置信区间分别为 (0.0196, 0.1819) 和 (0.0053, 0.0066), 而我们利用极大似然估计方法所估计出的形状参数 (0.1293) 和尺度参数 (0.0060) 是落在该置信区间之内的, 因而, 我们接受该参数估计。

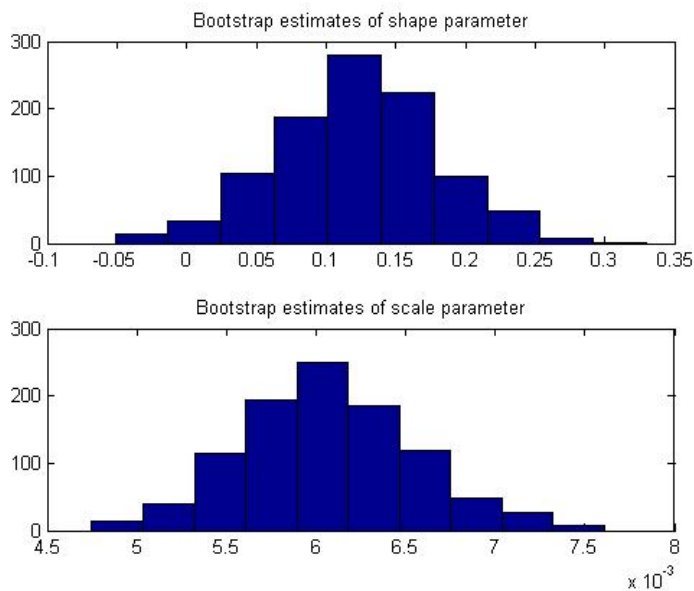


图 4.8 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列右尾 GPD 参数的经验分布

同样的, 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列的左尾参数估计: 我们首先对 SPX 乘与 -1 进行负处理; 然后通过 Hill 图、平均剩余函数图和 de Haan 矩估计图, 选择门限 $u=0.016455$, 超越门限的样本数量为 366; 进而, 利用极大似然估计其对应的广义 Pareto 分布的参数, 形状参数为 0.2511, 95% 的置信区间

(0.1366, 0.3655), 尺度参数为 0.0054, 95%的置信区间 (0.0047, 0.0063)。SPX 左尾的经验分布与估计出的广义 Pareto 分布图如图 4.12 所示, 我们发现, 广义 Pareto 分布对 SPX 左尾同样具有很好的拟合效果。

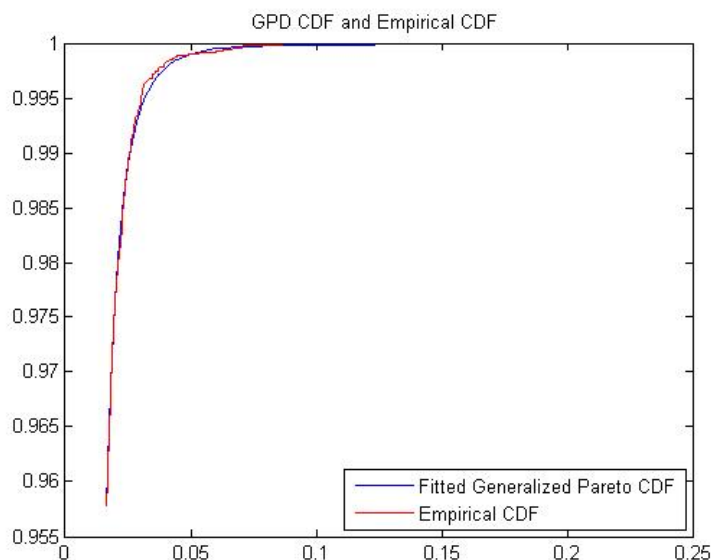


图 4.9 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列左尾的拟合 GPD 与经验分布比较图 4.7 和图 4.9, 标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列左尾比右尾更厚, 反映在形状参数上, 则是左尾的形状参数要大于右尾的形状参数。这说明, 标准普尔 500 指数出现较大跌幅的可能性要大于出现较大涨幅的可能性。

依据对标准普尔 500 指数 (spx) 日收益率序列的右尾和左尾的研究方法, 我们研究法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数、日经 225 指数、恒生指数、台湾加权指数等其他六只股票市场指数的尾部分布特征, 其参数估计结果如附录 A 表 4.2 所示, 形状参数与尺度参数栏目的括号内为对应的 95% 置信区间。由该表, 我们可以得出以下结论: 所有的形状参数与尺度参数估计都落在 95% 的置信区间内, 说明广义 Pareto 分布对尾部特征的解释是比较合理的; 伦敦金融时报 100 指数、恒生指数、台湾加权指数、标准普尔 500 指数、1996-12-16 日之后的上证指数的收益率序列的左尾明显厚于右尾, 即在研究区间内, 指数大幅度下跌的频率要明显高于指数大幅度上涨的频率; 而法国巴黎 CAC40 指数、德国法兰克福 DAX 指数、上证指数、1996-12-16 日之前上证指数的收益率序列的右尾明显厚于左尾, 即在研究区间内, 指数大幅度上涨的频率要明显高于指数大幅度下跌的频率。

重点的, 上证指数 1996 年 12 月 16 日后执行涨跌幅限制, 我们将上证指数

的收益率序列以该日期为界限分成两部分，针对该两部分序列，分别依据对应的 Hill 图、平均剩余函数图、de Haan 矩估计图确定两序列的尾部门限，然后利用 POT 模型对两序列的尾部分布进行拟合，依据两序列的广义 Pareto 分布的形状参数可以发现，1996 年 12 月 16 日之后的上证指数收益率序列的右尾形状参数小于 1996 年 12 月 16 日之前的右尾形状参数，而 1996 年 12 月 16 日之后的上证指数收益率序列的左尾形状参数却远远高于 1996 年 12 月 16 日之前的左尾形状参数，这说明，如果不考虑基本面等因素对上证指数的影响，涨跌幅限制只是在一定程度上限制了大幅度上涨的发生频率，却在一定程度上大大增大了指数大幅度下跌的发生频率，只是幅度受到了限制，也就是收益率进入尾部分布的门限降低了。

4.2.3 基于 BMM 模型的股票市场指数收益率数据的尾部特征分析

首先，我们将股票市场指数收益率序列按月分组，在每个月中选取最大的观测值构成一个极值样本。然后依据广义极值分布的定义，利用极大似然估计方法估计其参数 ξ 、 μ 和 σ 。

以上证指数为例，样本区间为 1990 年 12 月 20 日至 2008 年 3 月 7 日，样本数量 4221。首先对其右尾进行研究，所选出的极值样本数量为 208，利用极大似然估计估计出其右尾参数， ξ 为 0.3483、 μ 为 0.0234 和 σ 为 0.0168，三个参数 95% 的置信区间分别为 (0.2523, 0.4443)、(0.0209, 0.0259)、(0.0147, 0.0191)，这些参数的估计值均落在对应的 95% 置信区间内，而且参数估计的标准差分别为 0.0490、0.0013、0.0011，均在可接受的范围之内。由结果显示，上证指数收益率序列的右尾是服从 Frechet 分布的 (ξ 大于 0)。其广义极值分布与经验分布的比较如图 4.10 所示，可以发现，所估计出的广义极值分布对经验分布具有很好的拟合效果。

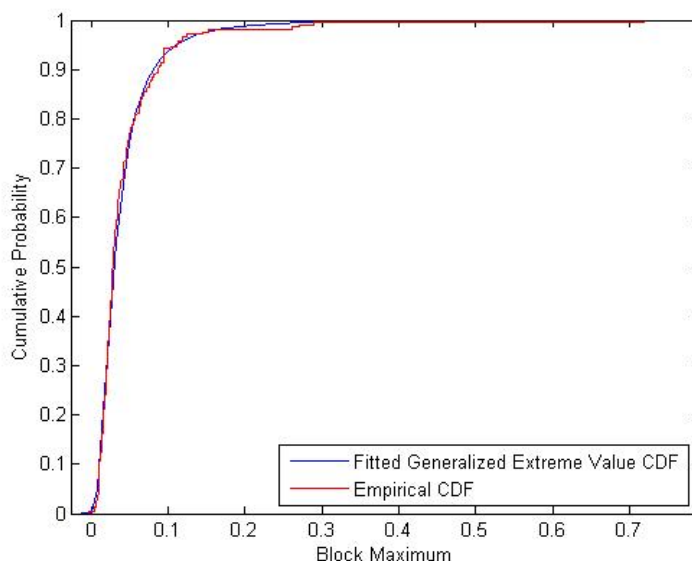


图 4.10 上证指数收益率序列右尾的估计广义极值分布与经验分布图

然后，我们对上证指数整体收益率序列进行负处理，研究其左尾分布。利用研究右尾分布的同样方法，所选出的极值样本数量为 208，我们可以得到其也是服从 Frechet 的广义极值分布，其参数估计为： ξ 为 0.1444、 μ 为 0.0235 和 σ 为 0.0186，对应的 95% 置信区间分别为 (0.0451,0.2436)、(0.0207,0.0264)、(0.0166,0.0209)，参数估计的标准差也很小，分别为 0.0506、0.0014、0.0011。其广义极值分布与经验分布的比较如图 4.11 所示，可以发现，相对于右尾来说，所估计出的广义极值分布对经验分布的拟合效果稍差。依据所估计出的左右尾的广义极值分布的参数 ξ ，左尾 ξ 小于右尾 ξ ，比较图 4.10 与 4.11，可以发现上证指数收益率序列的右尾比左尾拥有更厚的尾部，这与 POT 模型的结论是一致的。

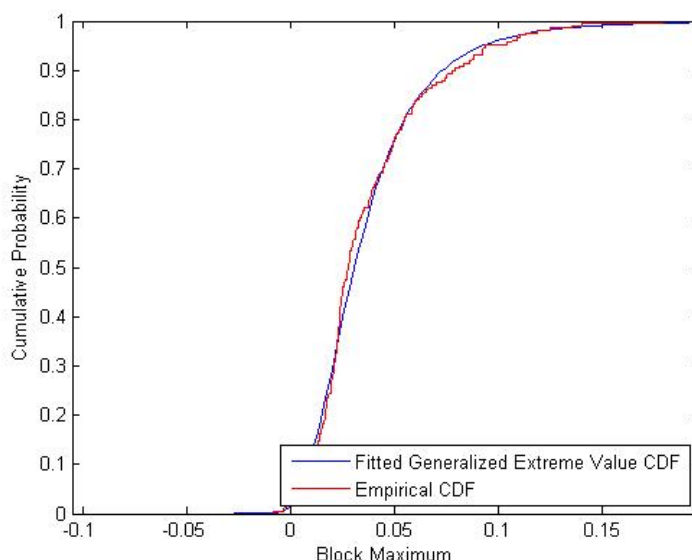


图 4.11 上证指数收益率序列左尾的估计广义极值分布与经验分布图

同样的，我们利用 BMM 对上证指数尾部研究的方法，研究其他六只股票市场指数日收益率序列的尾部，其参数估计结果如附录 A 表 4.3 所示。如果考虑到 POT 模型中 Hill 图、de Haan 矩估计图和平均剩余函数图在视觉上的误差，BMM 模型的研究结果与 POT 模型的是一致的。我们可以发现，1996 年 12 月 16 日之前的上证指数的负向极值的广义极值分布的参数 ξ 的估计值是小于零的，说明该负向极值是服从 Weibull 分布的，与 Frechet 分布的尾部相比较，Weibull 分布的尾部薄很多；上证指数整体、1996 年 12 月 16 日之后的上证指数以及其他指数的左尾和右尾的广义极值分布的参数 ξ 的估计值均大于零，也就是说，服从 Frechet 分布。

4.2.4 股票市场指数基础收益率数据之间的尾部相关结构分析

我们主要分析上证指数与法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数、恒生指数、日经 225 指数、标准普尔 500 指数的尾部相关结构，并将数据以 1996 年 12 月 16 日分为两部分，研究上证指数在发生制度性变革前后，与其它指数的尾部相关结构。综合观察以上几个市场指数，上证指数的样本数量是最小的，因而，以上证指数的时间跨度为基础来确定我们需要的样本数据的时间跨度，即 1990 年 12 月 20 日至 1996 年 12 月 16 日、1996 年 12 月 17 日至 2008 年 2 月 20 日，然后进一步将 1996 年 12 月 17 日至 2008 年 2 月 20 日的时间跨度以 2001 年 12 月 10 日分为两部分。1996 年 12 月 16 日，上证指数实行涨跌停限制，2001 年 12 月 10 日，我国正式加入世界贸易组织。从而，对于上证指数与其他指数的极值相关关系的分时间段研究是很有意义的，以 1996 年 12 月 16 日为界限，我国股票市场在制度性变革后，与国际金融市场的极值相关性是否有变化，而以 2001 年 12 月 10 日为界限，可以研究我国股票市场在我国加入 WTO 后，与国际金融市场间的极值相关性是否有很大变化。

然后，基于上述四个时间跨度，即 1990 年 12 月 20 日至 1996 年 12 月 16 日、1996 年 12 月 17 日至 2008 年 2 月 20 日、1996 年 12 月 17 日至 2008 年 2 月 20 日、2001 年 12 月 10 日至 2008 年 2 月 20 日，利用 POT 模型来估计各指数左右尾部的广义 Pareto 分布参数，估计出其尾部的分布；并结合除尾部之外的经验分布，依据 3.3.1 中所述的转换方式，去除边缘分布的影响，转换对应的指数收益

率序列。进而依据 3.3.2 与 3.3.3 中所述的方法计算渐近相关度的度量标准及其补充度量标准，即组合值 $(\chi, \bar{\chi})$ ，描述尾部的相关形式和极值依赖程度。由于不同国家间股票市场的交易日期是不同的，因而，对于上述四个时间跨度，我们先对某市场指数缺失的值进行线性插值，得到调整后的股票指数收益率序列。

以 1990 年 12 月 20 日至 1996 年 12 月 16 日时间跨度内上证指数与标准普尔指数的右尾极值依赖结构的研究为例。其收益率序列的联合分布散点图如图 4.12 所示。

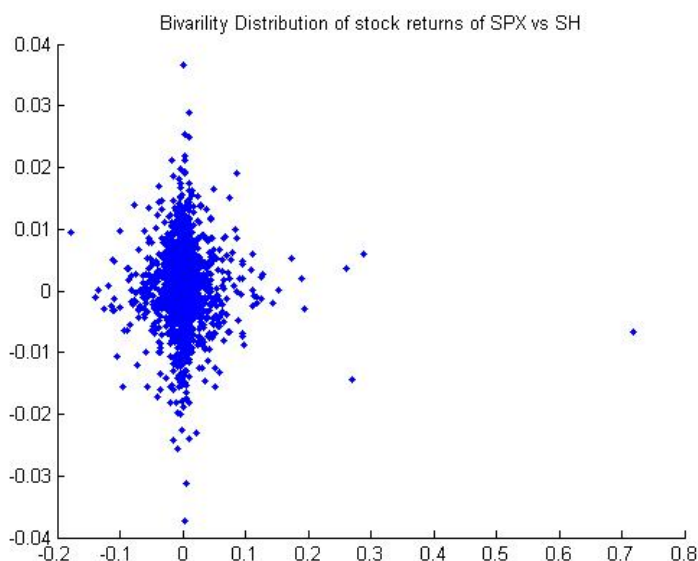


图 4.12 时间跨度 1 内上证指数与标准普尔指数收益率联合分布散点图

第一步：分别研究此时间跨度内上证指数与标准普尔指数单变量的右尾分布，即选择各自的超越门限，估计其各自广义 Pareto 分布。对于上证指数，依据 Hill 图、平均剩余函数图和 de Haan 矩估计图，选择门限 0.0260，极值样本数 200，估计其广义 Pareto 分布的形状参数和尺度参数分别为 0.3304、0.0227。从而，得到上证指数收益率序列在该时间跨度内的概率分布：

$$F_{sh}(x) = \begin{cases} 1 - (1 - \tilde{F}_{sh}(u_x)) \left(1 + \frac{\xi_x}{\sigma_x} (x - u_x)\right)^{-1/\xi_x} & x \geq u_x \\ \tilde{F}_{sh}(x) & x < u_x \end{cases}$$

其中， $u_x = 0.0260$ ， $\xi_x = 0.3304$ ， $\sigma_x = 0.0227$ ， $\tilde{F}_{sh}(x)$ 为上证指数收益率序列的经验分布。

同样的，对于标准普尔指数，选择门限 0.0111，极值样本数量 78，GPD 的

形状参数与尺度参数分别为 0.0390、0.0039。所以，标准普尔指数收益率序列在该时间跨度内的概率分布：

$$F_{spx}(x) = \begin{cases} 1 - (1 - \tilde{F}_{spx}(u_x)) \left(1 + \frac{\xi_x}{\sigma_x} (x - u_x)\right)^{-1/\xi_x} & x \geq u_x \\ \tilde{F}_{spx}(x) & x < u_x \end{cases}$$

其中， $u_x = 0.0111$ ， $\xi_x = 0.0390$ ， $\sigma_x = 0.0039$ ， $\tilde{F}_{spx}(x)$ 为标准普尔指数收益率序列的经验分布。

第二步：由第一步所得到的指数收益率序列的概率分布，依据 $S = -1/\log F_X(X)$ ， $T = -1/\log F_Y(Y)$ 的转换规则，将上证指数与标准普尔指数收益率序列转换为 (S, T) 。

第三步：由 (S, T) 构建新序列 $Z = \min(S, T)$ ，Ledford & Tawn (1996, 1998) 所得到的，在不严格的条件下，当 Z 大于门限 s 时， Z 是渐近服从参数为 η 的广义 Pareto 分布的，如 3.3.3 所述。图 4.13 所示为上证指数与标准普尔指数收益率序列经转换后得到的 Z 序列。

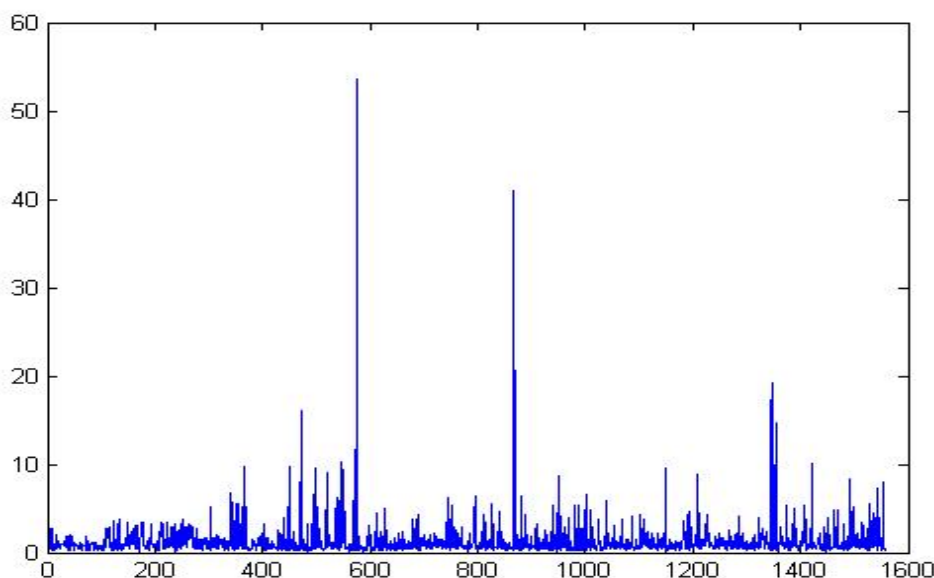


图 4.13 上证指数与标准普尔指数收益率序列的 Z 序列图

依次为基础，研究序列 Z 的尾部特征，得到其参数 η 的估计值，即可估计组合值 $(\bar{\chi}, \bar{\chi})$ ，描述上证指数与标准普尔指数收益率的尾部的相关形式和极值依赖程度。对于该 Z 序列，依据其平均剩余函数图、de Haan 矩估计图、Hill 估计图，

如图 4.14 依次所示，选择门限 4.953363，极值样本数 47。

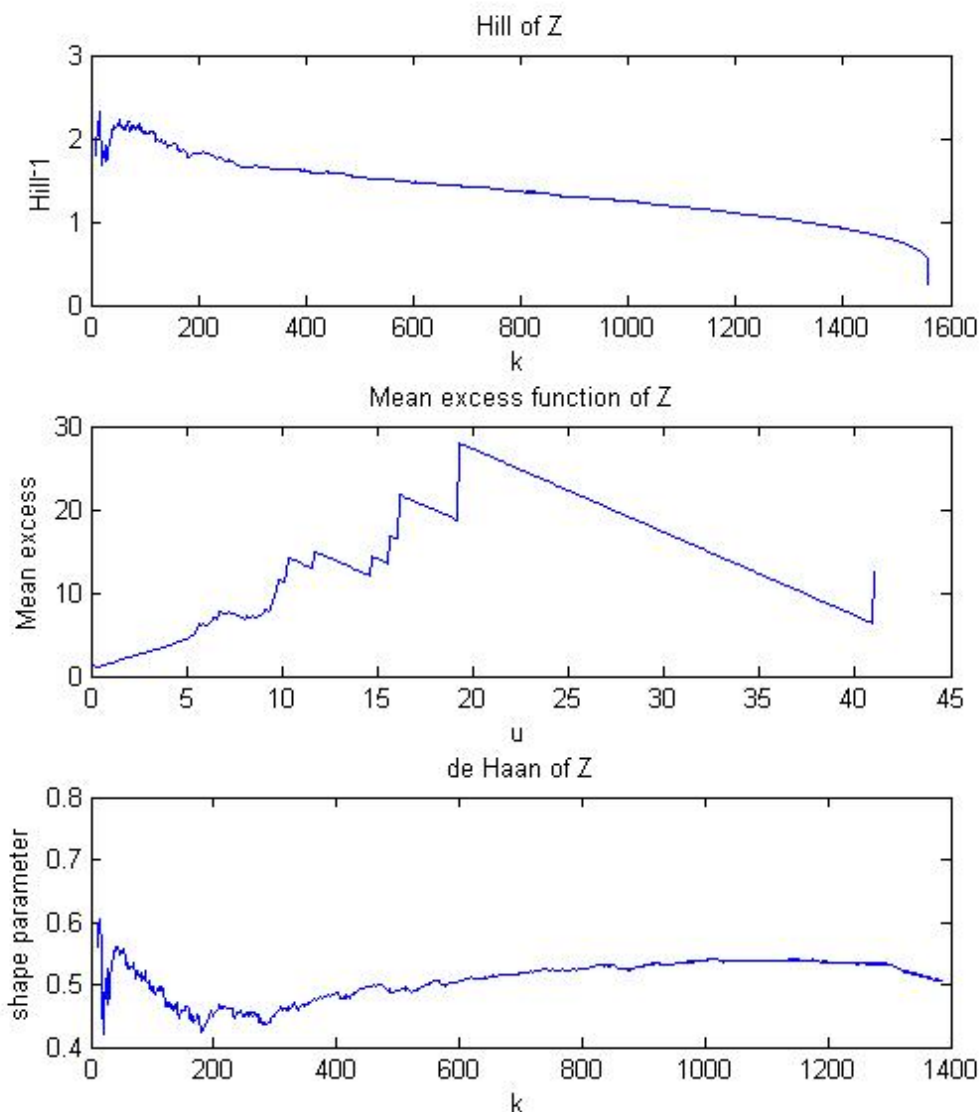


图 4.14 Z 序列的 Hill 估计图、平均剩余函数图、de Haan 矩估计图

依据极大似然估计，可以得到组合值(-, -0.0654)，可以发现 $\bar{\chi}$ 是不接近与 1 的，于是接受 $\chi=0$ ，即上证指数与标准普尔指数的右尾极值在该时间跨度内是渐近不相关的。对于 Z 序列的门限选择的不同，所得到的组合值可能会出现很大的偏差，如图 4.15 所示，不同门限 u 的选择所估计出的 $\bar{\chi}$ 与 χ 图。由图可以看到，u 值的选择会直接决定所估计出的组合值 $(\bar{\chi}, \chi)$ 的有效性，因而，对于 u 的选择，需综合考虑 Z 序列的 Hill 估计图、平均剩余函数图、de Haan 矩估计图，以寻求

尽可能合理的 u 值，提高序列极值依赖度量的有效性。

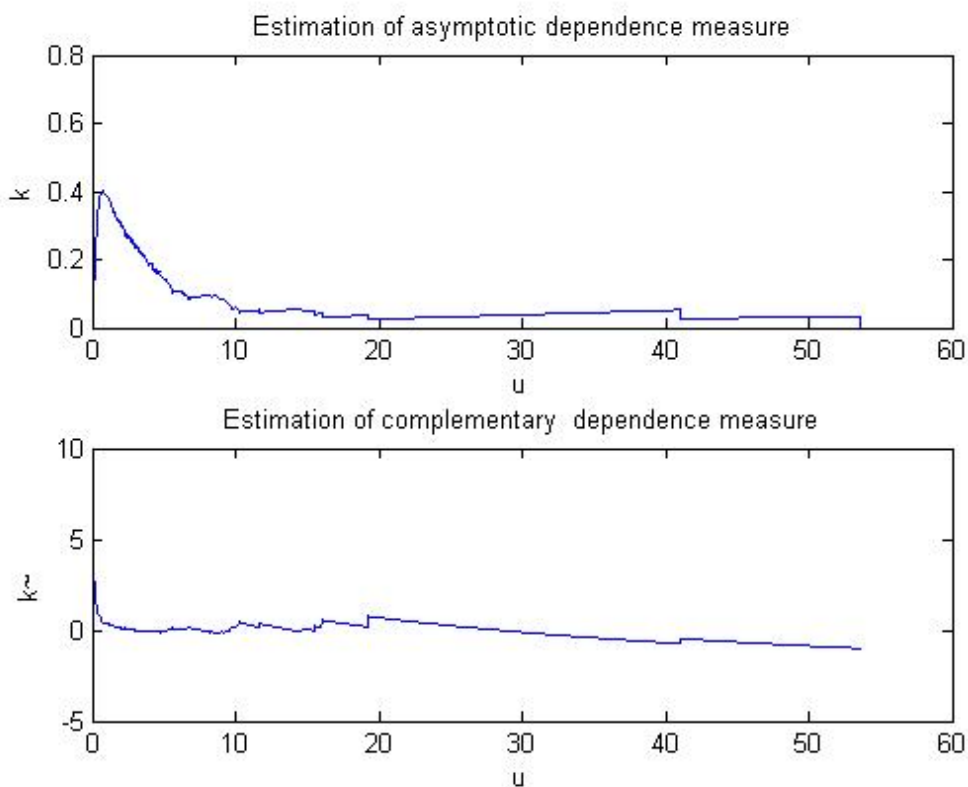


图 4.15 选择不同门限 u 的 $\bar{\chi}$ 与 χ 的估计值图

图 4.16 给出了由所选择的门限 u 的条件下， Z 序列尾部分布的广义 Pareto 分布的拟合情况，可以发现，拟合具有较好的效果，因而，我们接受所选择出的 u 值以及所估计出的组合值 $(\bar{\chi}, \chi)$ 。

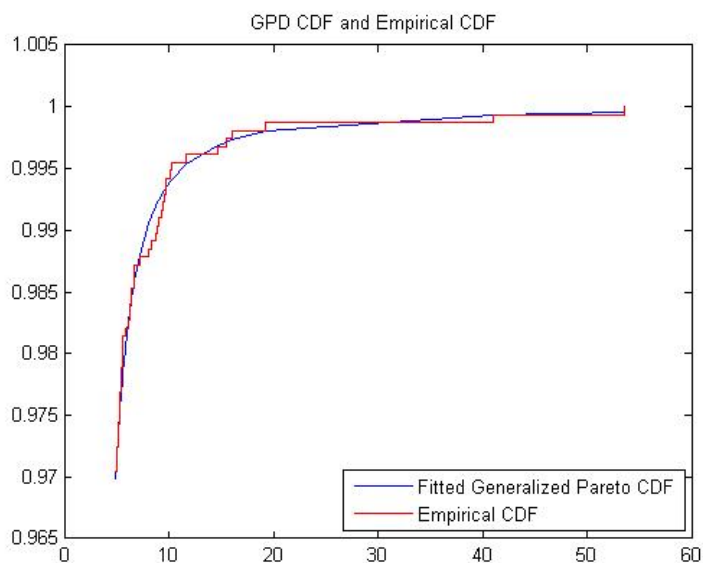


图 4.16 Z 序列的广义 Pareto 分布拟合图

进而，依据同样的方法和步骤，估计其他指数收益率尾部间的组合值 $(\chi, \bar{\chi})$ ，如附录 A 表 4.4 所示。由于时差的原因，我们对时间跨度 3、4 的指数收益率序列数据进行如下处理：将上证指数、恒生指数、日经 225 指数提前一日于标准普尔 500 指数、法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数；将上证指数、恒生指数、日经 225 指数滞后一日于标准普尔 500 指数、法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数。依据新获得的数据重新研究时间跨度 3、4 的指数收益率序列的尾部相关结构，如附录 A 表 4.5 所示。

4.2.5 股票市场指数间极值依赖结构实证结果分析

4.2.5.1 以上证指数为主体的极值依赖结构分析

如附录 A 表 4.4 所示，本文主要对不同时间跨度内上证指数与标准普尔 500 指数、法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数、日经 225 指数、恒生指数间的极值依赖结构进行了研究，并有选择性的研究了标准普尔 500 指数、伦敦金融时报 100 指数、标准普尔 500 指数-日经 225 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数的极值依赖结构。

对于 1990 年 12 月 20 日至 1996 年 12 月 16 日的时间跨度，我们可以发现，上证指数与其他指数的尾部之间不存渐近相关性，也就是说外围国家股票市场大幅度下跌或者大幅度上涨的时候，上证指数出现同方向的大幅度波动。出现这种结果的原因应该是因为在该时间跨度内我国尚未实行改革开放的政策，金融市场与外围市场的波动的联动性较差。比较它们之间的有限相关度，可以发现，上证指数与其它指数的右尾的有限相关度仅有与法国巴黎 CAC40 指数和恒生指数间相对较高，但依然很小；而左尾的有限相关度普遍大于右尾，除与法国巴黎 CAC40 指数的有限相关度之外，也就是说外围股市大幅度下跌的时候对上证指数的影响要比大幅度上涨时大。因而，综上所述，我们可以接受上证指数与其他指数的尾部间在时间跨度 1 内是不存在渐近相关性的。特别的，无论是左尾有限相关度还是右尾有限相关度，均高于与相关指数间的 Pearson 相关系数，也就是说单纯利用 Pearson 相关系数进行资产配置，会降低资产间的关联程度，从而使资产组合规避风险的能力下降。

对于 1996 年 12 月 17 日至 2008 年 2 月 20 日的时间跨度，可以发现，上证指数与其它指数的尾部有限相关性相对与时间跨度 1 而言，已经发生了较大变化，但我们依然无法接受上证指数与其他指数的尾部存在渐近相关性。无论是左尾还是右尾的有限相关度，上证指数与恒生指数、日经 225 指数、标准普尔指数间的有限相关度都出现了大幅度增加，也就是说，这几只指数的大幅度波动对上证指数的影响已经随时间和政策的变化出现了一定的增加。

比较以 2001 年 12 月 10 日划分的时间跨度 3 和时间跨度 4 内，上证指数与其它指数间的极值依赖结构，可以发现，时间跨度 4 内上证指数与恒生指数的联动性已经非常明显，并出现了右尾渐近相关性，而且左尾的有限相关度已经大于 0.69，也就是说，恒生指数的大幅度波动已经能对上证指数的波动形成非常显著的影响。而且，结合附录 A 表 4.5，可以发现，日经 225、标准普尔指数、英国金融时报指数与上证指数间的尾部有限相关性已经较为明显，也就是说，上证指数与这几只指数同方向大幅度变动的可能性已经较大。结合时差的因素，可以由附录 A 表 4.5 中得出结论：上证指数、恒生指数、日经 225 指数滞后一日于其他指数时，上证指数与标准普尔指数、英国金融时报指数的尾部有限相关性出现明显增加，特别是左尾有限相关度，也就是说，标准普尔指数、英国金融时报前一交易日出现大幅度下跌时，上证指数在此交易日出现同方向大幅度波动的可能性较大。而上证指数与德国法兰克福 DAX 指数的尾部依赖结构在上证指数、恒生指数、日经 225 指数领先一日于其他指数时较为明显。

4.2.5.2 其他指数间极值依赖结构分析

综合附录 A 表 4.4 与表 4.5，我们可以发现，标准普尔指数与日经 225 指数的有限相关度在随时间的推移而变大，而且，与上证指数与标准普尔指数的极值依赖结构相类似，日经 225 指数滞后一日与标准普尔指数的左右尾的有限相关度均比对等日期时的有限相关度大；标准普尔指数与伦敦金融时报指数间具有较稳定的极值依赖结构，同时存在左右尾的渐近相关性，而且左尾的有限相关性要大于右尾的有限相关性，也就是说同时大跌比同时大幅度上涨的可能性要大；伦敦金融时报指数与德国法兰克福 DAX 指数的极值依赖结构也较稳定，而且，右尾的有限相关度小于左尾的有限相关度，即，伦敦金融时报指数与德国法兰克福 DAX 指数同时大幅度上涨的可能性要比同时大幅度下跌的可能性小。从而，对于全球资产配置，如果仅选择英国市场与德国市场，规避系统性风险的能力较差，

而跨国大西洋选择美国市场与我国市场，则有较好的规避风险效果。

综上所述，股票指数间极值依赖结构存在非对称性；欧美等发达国家的股票市场指数间的极值依赖结构较稳定，而且具有较高水平的有限相关度和渐近相关度，而我国上证指数与其它指数的尾部几乎不存在渐近相关性，而且有限相关度也较小，除与恒生指数之外，不过随着时间的推移，上证指数与恒生指数、日经 225 指数、标准普尔指数和英国金融时报指数的有限相关度有增大的趋势，并且上证指数与恒生指数的右尾已经存在明显的渐近相关性。因而，对于我国的全球资产配置，选择在欧美市场比选择在香港市场具有更好的风险规避效果。

5、结论与展望

5.1 结论

本文基于极值理论，分别利用 POT 模型和 BMM 模型研究了上证指数、标准普尔 500 指数、法国巴黎 CAC40 指数、伦敦金融时报 100 指数、德国法兰克福 DAX 指数、日经 225 指数、恒生指数的尾部特征，并在此基础上，进一步研究了上证指数与其他指数间以及部分国外市场指数间的左右尾的极值依赖结构。得到结论如下：

1、股票市场收益率序列的尾部是非对称的，一般左尾厚于右尾。利用 POT 模型对股市收益率尾部的研究表明，广义 Pareto 分布能较好的拟合收益率序列的极值分布，所研究的个体股票市场收益率序列的形状参数在 0.12~0.46 之间；而 BMM 模型所得出的结论是与 POT 模型所得出的结论基本一致的，一般收益率序列的极值服从广义极值分布中的 Frechet 分布，也就是具有厚尾现象，仅 1990 年 12 月 20 日~1996 年 12 月 16 日的上证指数收益率序列的左尾（负处理后）是服从 Weibull 分布。

2、特别的，对于 1996 年 12 月 16 日，我国股市发生制度性变革，如果不考虑基本面等因素对上证指数的影响，涨跌幅限制只是在一定程度上限制了大幅度上涨的发生频率，却在一定程度上增大了指数大幅度下跌的发生频率，只是幅度受到了限制，也就是收益率进入尾部分布的门限降低了。

3、对于极值依赖结构的研究，可以发现，股票指数间极值依赖结构存在非对称性；欧美等发达国家的股票市场指数间的极值依赖结构较稳定，而且具有较高水平的有限相关度和渐近相关度。而我国上证指数仅与恒生指数存在右尾渐近

相关性，与其它指数的极值依赖结构则不明显。随着时间的推移，上证指数与恒生指数、日经 225 指数、标准普尔指数和英国金融时报指数的极值依赖结构有趋于稳定的趋势，且有限相关度逐步增大。

因而，对于仅仅以股票市场作为全球资产配置的选择时，我国金融机构应该在欧美市场配置较香港市场更多的资产，以规避股市同时大幅度同方向波动的风险。

5.2 论文不足与进一步研究方向

本文虽然经过一定的研究获得了上述结论，但仍存在一些不足之处：

1、利用 POT 模型研究收益率序列尾部特征时，需确定门限值。此门限值的选择，所采用的方法为 Hill 图、平均剩余函数图、de Haan 矩估计图，虽然本文采用了一定措施，但仍会因图形波动与视觉误差而使得确定的门限值的合理性降低。

2、资产收益率序列不仅具有厚尾现象，还有波动率聚集、序列相关性等现象。这些现象的存在会影响我们对收益率序列的尾部特征及其相关结构的研究的有效性。而且，因时间等原因，本文只研究了股票市场的尾部特征与极值依赖结构。

基于以上不足，本文提出进一步研究的方向：

1、门限确定方法的进一步研究。

2、综合考虑金融收益率序列的特征，结合极值理论与非线性时间序列模型，进一步研究金融收益率序列的尾部特征及其极值依赖结构，特别的，研究不同金融市场之间的极值依赖结构，以更有效的指导资产的全球配置。

参考文献

- [1] Alfarano, S., T. Lux, et al. (2004). "Time-Variation of Higher Moments in a Financial Market with Heterogeneous Agents: An Analytical Approach." *Work in progress, University of Kiel*.
- [2] Christensen, K. and M. Podolskij (2007). "Realized range-based estimation of integrated variance." *Journal of Econometrics* 141(2): 323-349.
- [3] Coles, S., J. Heffernan, et al. (1999). "Dependence Measures for Extreme Value Analyses." *Extremes* 2(4): 339-365.
- [4] Coles, S. and L. Pericchi (2003). "Anticipating catastrophes through extreme value modelling." *Journal of the Royal Statistical Society Series C(Applied Statistics)* 52(4): 405-416.
- [5] Drees, H. (1998). "On Smooth Statistical Tail Functionals." *Scandinavian Journal of Statistics* 25(1): 187-210.
- [6] Hall, P., L. Peng, et al. (2002). "Prediction and nonparametric estimation for time series with heavy tails." *Journal of Time Series Analysis* 23(3): 313-331.
- [7] Heffernan, J. E. and J. A. Tawn (2004). "A conditional approach for multivariate extreme values." *Journal of the Royal Statistical Society Series B(Statistical Methodology)* 66(3): 497-530.
- [8] Hu, L. (2006). "Dependence patterns across financial markets: a mixed copula approach." *Applied Financial Economics* 16(10): 717-729.
- [9] Huisman, R., K. G. Koedijk, et al. (2001). "Tail-Index Estimates in Small Samples." *Journal of Business & Economic Statistics* 19(2): 208-216.
- [10] Katz, M. L. (1963). "The Probability in the Tail of a Distribution." *The Annals of Mathematical Statistics* 34(1): 312-318.
- [11] Kluppelberg, C. and T. Mikosch (1997). "Large Deviations of Heavy-Tailed Random Sums with Applications in Insurance and Finance." *Journal of Applied Probability* 34(2): 293-308.
- [12] LeBaron, B. and R. Samanta (2005). "Extreme Value Theory and Fat Tails in Equity Markets." Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract873656>.
- [13] Longin, F. and B. Solnik (2001). "Extreme Correlation of International Equity Markets." *The Journal of Finance* 56(2): 649-676.
- [14] Longin, F. M. (1996). "The Asymptotic Distribution of Extreme Stock Market Returns." *The Journal of Business* 69(3): 383-408.
- [15] Mashal, R., M. Naldi, et al. (2003). "Comparing the Dependence Structure of Equity and Asset Returns." *Risk* 16(10): 83-87.
- [16] McNeil, A. J. and R. Frey (2000). "Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: an extreme value approach." *Journal of Empirical Finance* 7(3-4): 271-300.
- [17] Poon, S. H., M. Rockinger, et al. (2003). "Modelling extreme-value dependence in international stock markets." *Statistica Sinica* 13(4): 929-953.

- [18] Poon, S. H., M. Rockinger, et al. (2004). "Extreme Value Dependence in Financial Markets: Diagnostics, Models, and Financial Implications." *Review of Financial Studies* 17(2): 581-610.
- [19] Rachev, S. T., C. Menn, et al. (2005). *Fat-tailed and skewed asset return distributions: implications for risk management, portfolio selection, and option pricing*, John Wiley & Sons.
- [20] Schuster, E. F. (1984). "Classification of Probability Laws by Tail Behavior." *Journal of the American Statistical Association* 79(388): 936-939.
- [21] Tawn, J. A. (1988). "Extreme-Value Theory Model for Dependent Observations." *Journal of Hydrology JHYDA* 7 101(1-4).
- [22] Werner, T. and C. Upper (2004). "Time variation in the tail behavior of Bund future returns." *Journal of Futures Markets* 24(4): 387-398.
- [23] Yan, J. (2005). Asymmetry, Fat-tail, and Autoregressive Conditional Density in Financial Return Data with Systems of Frequency Curves."
- [24] Galambos, J. (1994). "Extreme value theory for applications." *Extreme Value Theory and Applications*, 1-14.
- [25] Leadbetter, M. R., Lindgren, G., and Rootzen, H. (1983). "Extremes and related properties of random sequences and series." *Springer Verlag*, New York.
- [26] Reiss, R. D. and M. Thomas (2001). "Statistical analysis of extreme values." *Birkhauser-Verlag*, Basel.
- [27] Resnick, S. (1997). "Heavy tail modeling and teletraffic data." *The Annals of Statistics* 25(5): 1805-1849.
- [28] 史道济, 张春英 (2006). "尾部指标估计中的阈值选择." *天津理工大学学报* 22(006): 78-81.
- [29] 朱国庆, 张维, et al. (2001). "关于上海股市收益厚尾性的实证研究." *系统工程理论与实践* 4: 70-73.
- [30] 柳会珍, 顾岚 (2005). "股票收益率分布的尾部行为研究." *系统工程* 23(002): 74-77.
- [31] 潘家柱, 丁美春 (2000). "GP 分布模型与股票收益率分析." *北京大学学报: 自然科学版* 36(003): 295-306.
- [32] 韩四儿, 田铮, et al. (2006). "厚尾相依序列均值变点的截尾估计及其收敛性." *工程数学学报* 23(006): 1031-1038.
- [33] 韩高峰, 鲍建平. (2005). "商品期货市场尾部相关性初探." *证券市场导报*(002): 45-49.
- [34] 韦艳华, 张世英. (2005). "金融市场非对称尾部相关结构的研究." *管理学报*(05).
- [35] 郑振龙, 王保合. (2005). "基于极值理论的风险价值度量." *金融学季刊*(2005): 65-80.
- [36] 柳会珍. 金融收益率时间序列的极值研究. *中国人民大学博士论文*, 2005.
- [37] 欧阳资生. 极值估计及其在金融保险中的应用. 中国经济出版社, 2006.

附录 A

表 4.1 股票市场指数基础统计分析表

指数 ID	指数名称	样本数量	Mean	Median	Maximum	Minimum	Std.Dev.	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera	Pr.
fchi	法国巴黎 CAC40 指数	4545	0.000220	0.000348	0.070023	-0.076781	0.01315	-0.138649	5.978234	1694.295	0.0000
ftse	伦敦金融时报 100 指数	6046	0.000282	0.000609	0.075970	-0.130286	0.010331	-0.546571	10.72811	15346.42	0.0000
gdaxi	德国法兰克福 DAX 指数	4349	0.000362	0.000793	0.075527	-0.098709	0.013902	-0.269527	7.128123	3140.699	0.0000
hsin	恒生指数	5230	0.000432	0.000673	0.172470	-0.405420	0.017329	-3.130857	74.68359	1128317	0.0000
n225	日经 225 指数	5969	5.55e-5	0.000318	0.124278	-0.161375	0.013778	-0.142085	10.38753	13593.50	0.0000
spx	标准普尔 500 指数	8646	0.000308	0.000412	0.087089	-0.228997	0.010129	-1.439974	37.22956	425079.5	0.0000
Sh	上证指数	4221	0.000891	0.000753	0.719152	-0.179051	0.026330	5.753241	146.8972	3665026	0.0000
Sh_96	1996-12-16 日之前 上证指数	1514	0.001521	0.001021	0.719152	-0.179051	0.038113	5.297936	92.49267	512313.1	0.0000
Sh96	1996-12-16 日之后 上证指数	2707	0.000539	0.000717	0.094008	-0.099200	0.016388	-0.328328	8.382347	3316.172	0.0000

表 4.2 基于 POT 模型的股票市场指数左尾与右尾分布参数表

指数 ID	指数名称	样本数量	右尾				左尾			
			门限	超越门限样本数	形状参数	尺度参数	门限	超越门限样本数	形状参数	尺度参数
fchi	法国巴黎 CAC40 指数	4545	0.0186	286	0.1811 (0.0302,0.3319)	0.0070 (0.0058,0.0084)	0.0191	284	0.0472 (-0.0849, 0.1793)	0.0090 (0.0076,0.0108)
ftse	伦敦金融时报 100 指数	6046	0.0114	601	0.1381 (0.0426,0.2335)	0.0056 (0.0050,0.0063)	0.0143	380	0.2107 (0.0870,0.3345)	0.0063 (0.0054,0.0073)
gdaxi	德国法兰克福 DAX 指数	4349	0.0169	361	0.1330 (0.0100,0.2560)	0.0081 (0.0069,0.0096)	0.0191	292	0.0698 (-0.0602,0.1998)	0.0103 (0.0087,0.0123)
hsin	恒生指数	5230	0.0155	637	0.1788 (0.0906,0.2670)	0.0088 (0.0078,0.0099)	0.0140	645	0.2518 (0.1626,0.3410)	0.0096 (0.0086,0.0108)
n225	日经 225 指数	5969	0.0152	588	0.1264 (0.0398,0.2130)	0.0082 (0.0073,0.0092)	0.0229	276	0.1205 (0.0034,0.2376)	0.0087 (0.0074,0.0103)
spx	标准普尔 500 指数	8646	0.01636	386	0.1293 (0.0196,0.1819)	0.0060 (0.0053,0.0066)	0.01646	366	0.2511 (0.1366,0.3655)	0.0054 (0.0047,0.0063)
sh	上证指数	4221	0.0240	368	0.4588 (0.3051,0.6126)	0.0131 (0.0110,0.0157)	0.0290	234	0.0170 (-0.1489,0.1149)	0.0244 (0.0203,0.0294)
Sh_96	1996-12-16 日之前 上证指数	1514	0.0370	120	0.3897 (0.1491,0.6304)	0.0249 (0.0186,0.0333)	0.0238	198	0.0112 (-0.1429,0.1654)	0.0252 (0.0205,0.0311)
Sh96	1996-12-16 日之后 上证指数	2707	0.0244	159	0.3074 (0.0769,0.5379)	0.0078 (0.0059,0.0102)	0.01912	232	0.3467 (0.1559,0.5376)	0.0084 (0.0067,0.0105)

表 4.3 基于 BMM 模型的股票市场指数左尾与右尾分布参数表

指数名称	极值样本数	右尾				左尾			
		返回水平 (Rm, m=10)	ξ	σ	μ	返回水平 (Rm, m=10)	ξ	σ	μ
法国巴黎 CAC40 指数	216	0.0375	0.2461 (0.1236,0.3686)	0.0066 (0.0058,0.0074)	0.0178 (0.0168,0.0188)	0.0389	0.1132 (0.0047,0.2218)	0.0084 (0.0075, 0.0094)	0.0174 (0.0161,0.0187)
伦敦金融时报 100 指数	287	0.0283	0.2710 (0.1688,0.3732)	0.0049 (0.0044,0.0055)	0.0131 (0.0124,0.0137)	0.0301	0.2239 (0.1245,0.3233)	0.0059 (0.0053,0.0066)	0.0129 (0.0121,0.0137)
德国法兰克福 DAX 指数	208	0.0398	0.1850 (0.0842,0.2858)	0.0080 (0.0071,0.0091)	0.0174 (0.0161,0.0186)	0.0420	0.2147 (0.0903,0.3392)	0.0087 (0.0077,0.0099)	0.0167 (0.0153,0.0181)
恒生指数	254	0.0488	0.3019 (0.1941,0.4098)	0.0088 (0.0078,0.0098)	0.0206 (0.0193,0.0218)	0.0518	0.3710 (0.2607,0.4814)	0.0096 (0.0085,0.0108)	0.0181 (0.0168,0.0194)
日经 225 指数	290	0.0430	0.2459 (0.1356,0.3561)	0.0084 (0.0076,0.0094)	0.0176 (0.0165,0.0188)	0.0436	0.1364 (0.0390,0.2338)	0.0100 (0.0090,0.0110)	0.0174 (0.0161,0.0187)
标准普尔 500 指数	411	0.0288	0.1431 (0.0680,0.2182)	0.0056 (0.0051,0.0061)	0.0140 (0.0134,0.0146)	0.0296	0.1870 (0.1178,0.2561)	0.0060 (0.0055,0.0065)	0.0128 (0.0121,0.0134)
上证指数	208	0.0806	0.3483 (0.2523,0.4443)	0.0168 (0.0147,0.0191)	0.0234 (0.0209,0.0259)	0.0730	0.1444 (0.0451,0.2436)	0.0186 (0.0166,0.0209)	0.02364 (0.0207,0.0264)
1996-12-16 日之前 上证指数	73	0.1476	0.4320 (0.1896,0.6745)	0.0304 (0.0238,0.0389)	0.0319 (0.0237,0.0401)	0.1028	-0.0115 (-0.2119,0.1890)	0.0315 (0.0259,0.0383)	0.0328 (0.0244,0.0412)
1996-12-16 日之后 上证指数	136	0.0508	0.2185 (0.0768,0.3602)	0.0102 (0.0087,0.0119)	0.0212 (0.0193,0.0232)	0.0533	0.2821 (0.1413,0.4230)	0.0103 (0.0088,0.0120)	0.0210 (0.0191,0.0230)

表 4.4 不同时间跨度的指数收益序列间极值依赖度量

指数关系代码	ρ	右尾					左尾				
		u	$\bar{\chi}$	s.e.	χ	s.e.	u	$\bar{\chi}$	s.e.	χ	s.e.
时间跨度 1: 1990 年 12 月 20 日至 1996 年 12 月 16 日 (样本数量 1559)											
SH-FCHI	0.006362	5.051371	0.255774	0.185154	-	-	5.74655	0.041385	0.153544	-	-
SH-FTSE	0.013459	4.840184	-0.03595	0.143711	-	-	5.622983	0.339227	0.197458	-	-
SH-GDAXI	0.014371	5.091557	0.081673	0.161246	-	-	6.541565	0.215954	0.181264	-	-
SH-HSIN	-0.00555	5.504173	0.118599	0.164928	-	-	6.09226	0.101221	0.16416	-	-
SH-N225	0.000461	4.934171	0.014317	0.149553	-	-	5.19459	0.310372	0.193204	-	-
SH-SPX	-0.01396	4.953363	-0.0654	0.1378	-	-	4.821771	0.044341	0.15398	-	-
SPX-N225	0.140156	6.415906	0.329807	0.196069	-	-	6.206406	0.229388	0.181263	-	-
SPX-FTSE	0.315122	7.962363	0.685757	0.248551	0.234938	0.034125	8.347974	0.480571	0.218298	-	-
FTSE-GDAXI	0.465143	8.770262	0.607852	0.237065	-	-	10.95563	0.947444	0.287135	0.323258	0.046953
时间跨度 2: 1996 年 12 月 17 日至 2008 年 2 月 20 日 (样本数量 2913)											
SH-FCHI	0.011672	2.66996	-0.01857	0.057532	-	-	2.739003	0.19119	0.069829	-	-
SH-FTSE	-0.00375	2.66996	-0.01103	0.057974	-	-	2.687852	0.261248	0.073936	-	-
SH-GDAXI	0.016947	2.662858	0.006315	0.058991	-	-	2.776521	0.150421	0.067439	-	-
SH-HSIN	0.157585	3.033705	0.316762	0.07719	-	-	2.922967	0.32391	0.077609	-	-
SH-N225	0.098672	2.765178	0.14539	0.067144	-	-	2.784126	0.299613	0.076316	-	-
SH-SPX	-0.01255	2.603702	0.095722	0.064232	-	-	2.677094	0.120536	0.065687	-	-
SPX-N225	0.120466	2.894297	0.276633	0.074838	-	-	3.161023	0.28796	0.075502	-	-

SPX-FTSE	0.446232	4.066932	0.755334	0.102899	0.406274	0.022595	3.974425	0.779037	0.104289	0.397033	0.022081
FTSE-GDAXI	0.751443	5.357438	0.81556	0.10643	0.535192	0.029765	5.683217	0.894963	0.111085	0.567736	0.031575
时间跨度 3: 1996 年 12 月 17 日至 2001 年 12 月 10 日 (样本数量 1296)											
SH-FCHI	-0.01209	2.598443	0.060674	0.093387	-	-	2.53099	0.174072	0.103371	-	-
SH-FTSE	-0.05377	2.560617	0.025991	0.090333	-	-	2.545734	0.235373	0.108769	-	-
SH-GDAXI	-0.01367	2.660874	0.123456	0.0993	-	-	2.590806	0.122108	0.099181	-	-
SH-HSIN	0.102592	2.845777	0.396565	0.122961	-	-	2.793307	0.090732	0.096034	-	-
SH-N225	0.036954	2.709311	0.105967	0.097375	-	-	2.717524	0.129791	0.099473	-	-
SH-SPX	-0.0542	2.553158	0.128608	0.099368	-	-	2.553158	0.107342	0.097496	-	-
SPX-N225	0.114854	2.759204	0.313976	0.115689	-	-	3.103447	0.306896	0.115066	-	-
SPX-FTSE	0.426195	3.901874	0.598971	0.140782	-	-	3.901874	0.756389	0.154641	0.388381	0.032449
FTSE-GDAXI	0.732968	5.094041	0.761984	0.155134	0.507046	0.042363	5.484815	0.909343	0.168108	0.545942	0.045613
时间跨度 4: 2001 年 12 月 10 日至 2008 年 2 月 20 日 (样本数量 1617)											
SH-FCHI	0.034738	4.983289	-0.22532	0.111816	-	-	5.826882	0.230322	0.179461	-	-
SH-FTSE	0.045341	5.098248	-0.13082	0.126783	-	-	6.456927	0.207238	0.17425	-	-
SH-GDAXI	0.045732	4.582777	-0.05766	0.136016	-	-	5.826882	0.20101	0.173351	-	-
SH-HSIN	0.254608	6.338553	0.805875	0.263414	0.184237	0.02648	7.955496	0.694508	0.244581	-	-
SH-N225	0.166315	5.610154	0.232462	0.177891	-	-	6.610747	0.503484	0.217009	-	-
SH-SPX	0.034104	5.197758	-0.00043	0.144275	-	-	6.006293	-0.07663	0.133277	-	-
SPX-N225	0.127897	6.610747	0.188682	0.171572	-	-	7.188411	0.166181	0.168324	-	-
SPX-FTSE	0.470221	12.74756	1.003567	0.28919	0.378406	0.053801	12.4293	0.675821	0.241884	-	-
FTSE-GDAXI	0.768718	16.88216	0.822208	0.263013	0.50114	0.071252	17.66382	0.925769	0.277961	0.524344	0.074551

“-”标明能拒绝 χ 等于 1 的情况

表 4.5 调整时间滞后因素的时间跨度 3、4 的指数收益序列间极值依赖度量

指数关系代码	ρ	右尾					左尾				
		u	χ	s.e.	χ	s.e.	u	χ	s.e.	χ	s.e.
时间跨度 3: 1996 年 12 月 17 日至 2001 年 12 月 10 日 (样本数量 1295) (SH、N225、HSIN 领先 SPX 一日)											
SH-FCHI	-0.04921	2.682405	0.145527	0.100858	-	-	2.565688	0.220696	0.107476	-	-
SH-FTSE	-0.06062	2.619111	0.191493	0.104905	-	-	2.588366	0.101542	0.096985	-	-
SH-GDAXI	-0.04028	2.66635	0.163769	0.102464	-	-	2.52128	0.201891	0.105821	-	-
SH-HSIN	0.102599	2.843146	0.396699	0.122973	-	-	2.790716	0.090854	0.096044	-	-
SH-N225	0.037018	2.706783	0.106092	0.097386	-	-	2.723237	0.136656	0.100467	-	-
SH-SPX	-0.01239	2.650451	0.219144	0.10734	-	-	2.573212	0.009787	0.088907	-	-
SPX-N225	-0.01945	2.535944	0.100741	0.096915	-	-	2.573212	0.288333	0.113431	-	-
SPX-FTSE	0.426386	3.898443	0.599074	0.140791	-	-	3.898443	0.756496	0.154651	0.388339	0.032444
FTSE-GDAXI	0.733014	5.089698	0.762063	0.155141	0.507005	0.042358	5.508135	0.899977	0.167284	0.548687	0.04584
时间跨度 3: 1996 年 12 月 17 日至 2001 年 12 月 10 日 (样本数量 1295) (SH、N225、HSIN 滞后 SPX 一日)											
SH-FCHI	0.032756	2.765093	0.179584	0.103857	-	-	2.852042	0.151373	0.101373	-	-
SH-FTSE	0.022711	2.682405	0.100042	0.096853	-	-	2.906397	0.120736	0.098675	-	-
SH-GDAXI	0.047739	2.869972	0.073899	0.094551	-	-	2.773591	0.173948	0.10336	-	-
SH-HSIN	0.101948	2.843146	0.396699	0.122973	-	-	2.790716	0.096494	0.096541	-	-
SH-N225	0.037424	2.706783	0.106092	0.097386	-	-	2.723237	0.138564	0.100636	-	-
SH-SPX	0.025939	2.756638	0.066671	0.093915	-	-	2.690491	0.188922	0.104679	-	-
SPX-N225	0.329756	3.283483	0.511545	0.133084	-	-	3.44826	0.611117	0.141851	-	-
SPX-FTSE	0.425454	3.898443	0.599074	0.140791	-	-	3.898443	0.748643	0.153959	0.388339	0.032444

FTSE-GDAXI	0.732754	5.089698	0.762063	0.155141	0.507005	0.042358	5.397812	0.941879	0.170973	0.537697	0.044922
时间跨度 4: 2001 年 12 月 10 日至 2008 年 2 月 20 日 (样本数量 1616) (SH、N225、HSIN 领先 SPX 一日)											
SH-FCHI	0.007641	4.942611	-0.08533	0.132022	-	-	5.404002	0.261149	0.182031	-	-
SH-FTSE	0.005822	4.887644	0.019228	0.147113	-	-	5.49227	0.107835	0.159902	-	-
SH-GDAXI	0.027635	4.438295	0.030918	0.1488	-	-	5.255582	0.319884	0.190509	-	-
SH-HSIN	0.253428	6.334307	0.805926	0.263421	0.184228	0.026479	7.734126	0.729122	0.249577	0.229727	0.032662
SH-N225	0.164546	5.606356	0.232507	0.177897	-	-	6.606333	0.48067	0.213716	-	-
SH-SPX	0.001206	4.780943	-0.10015	0.129882	-	-	5.447812	0.185927	0.171174	-	-
SPX-N225	-0.02394	5.234981	0.271212	0.183484	-	-	6.219941	0.30427	0.188255	-	-
SPX-FTSE	0.470183	12.73936	1.003593	0.289194	0.378397	0.0538	12.42129	0.675846	0.241887	-	-
FTSE-GDAXI	0.768851	16.87141	0.822225	0.263016	0.501131	0.07125	17.65258	0.925787	0.277963	0.524334	0.074549
时间跨度 4: 2001 年 12 月 10 日至 2008 年 2 月 20 日 (样本数量 1616) (SH、N225、HSIN 滞后 SPX 一日)											
SH-FCHI	0.08728	5.318275	-0.01865	0.141645	-	-	5.798135	0.326153	0.191414	-	-
SH-FTSE	0.103645	5.297227	0.257908	0.181563	-	-	6.363506	0.345147	0.194155	-	-
SH-GDAXI	0.06941	4.96118	-0.01681	0.141912	-	-	5.798135	0.169992	0.168874	-	-
SH-HSIN	0.254365	6.334307	0.805926	0.263421	0.184228	0.026479	7.950254	0.694545	0.244586	-	-
SH-N225	0.166024	5.606356	0.232507	0.177897	-	-	6.606333	0.503525	0.217015	-	-
SH-SPX	0.074773	5.469959	0.175205	0.169626	-	-	5.950001	0.103099	0.159219	-	-
SPX-N225	0.395468	10.12335	0.567542	0.226255	-	-	10.33758	0.268073	0.183031	-	-
SPX-FTSE	0.471073	12.73936	1.003593	0.289194	0.378397	0.0538	12.42129	0.675846	0.241887	-	-
FTSE-GDAXI	0.768564	16.87141	0.822225	0.263016	0.501131	0.07125	17.65258	0.925787	0.277963	0.524334	0.074549

“-”标明能拒绝 χ 等于 1 的情况

致谢

岁月始终匆匆，三年的研究生生活已接近尾声。回首这三年的时光，虽然有求学的艰辛，但也有挑战的乐趣。论文能够得以顺利完成，要感谢的人太多太多，是他们一直以来对我的关心和帮助，才让我能够不断前行。借此机会，我希望我能够对所有那些给予我关心和帮助的人表示最诚挚的谢意。

首先要衷心感谢我的导师郑振龙教授。能够成为郑老师的弟子，亲身体会郑老师的言传身教，我感到非常荣幸。郑老师渊博的学识、严谨的治学态度、刻苦钻研的精神和崇高的人格魅力是激励我不断进步的动力。郑老师不仅教给了我许多宝贵的知识，更在人生态度上给予我许多富有意义的启迪，让我一生都受益匪浅。郑老师不仅在学习上给予了我悉心的指导，在生活上也对我关怀备至，让我感受到在家的温暖。郑老师对我的关怀和帮助，我将永远铭记于心。

同时要深深感谢金融系的朱孟楠老师、魏巍贤老师、张顺明老师、郑鸣老师、何孝星老师、陈国进老师、林海老师、陈蓉老师以及金融系的其他老师，他们在学习上给予我的指导和帮助，让我获益良多。

接下来要感谢我的各位师兄师姐们，他们是陈蓉、林海、康朝锋、陈惠玲、邱文华、陈淼鑫、王保合、郑泽星、黄兴李、冯玲、唐革榕、马喜德、俞琳、张睿、张蕾、秦洪远、包苏昱、刘晓曙、何凯浩、胡韡、杨伟、邹春昊、任婕茹、彭博、胡启辉、刘晓颖、洪锐和林舒。他们榜样的力量，永远鞭策着我不断前进。他们在学习上对我的帮助和支持，让我更快的进步。

特别感谢第一创业证券黄后川博士对论文写作提供的指导与支持，林海老师对论文写作提供的资料，以及王保合师兄对我的论文修改提出的宝贵意见。同时也要感谢金融系的几位同学在论文写作过程中对我的关心、帮助和鼓励，他们是李祖景、薛普、郑文旭、蔡艳菲、杜澄凯、陈金盛等。

还要感谢我曾经的舍友，以及其他同班同学，与你们的同学之谊和共同度过的三年时光让我难以忘怀。

最后要感谢我的父母，是你们无私的养育之恩成就了 my 学业。还有我的亲戚朋友，你们对我的帮助和鼓励是我前进的动力。我只有不断努力，才能不辜负你们的期望。

王瑞锋 2008年4月于厦大