

学校代号 10532

学 号

分 类 号

密 级 公 开



湖南大学
HUNAN UNIVERSITY

博士学位论文

金融市场的量价关系理论与实证研究

学位申请人姓名 张小勇

培 养 单 位 工商管理学院

导师姓名及职称 马超群教授

学 科 专 业 工商管理

研 究 方 向 金融工程与风险管理

论文提交日期 2012年10月

学校代号：10532

学 号：

密 级：公 开

湖南大学博士学位论文

金融市场的量价关系理论与实证研究

学位申请人姓名： 张小勇

导师姓名及职称： 马超群教授

培 养 单 位： 工商管理学院

专 业 名 称： 工商管理

论文提交日期： 2013年10月 日

论文答辩日期： 2013年3月23日

答辩委员会主席： 朱慧明 教授

A Theoretical and Empirical Study of the Price-Volume Relation on
the Financial Market

by

ZHANG Xiaoyong

M. A. (Hunan University) 1994

A dissertation submitted in partial satisfaction of the

Requirements for the degree of

Doctor of Management

in

Management Science and Engineering

in the

Graduate School

of

Hunan University

Supervisor

Professor MA Chaoqun

Oct, 2012

摘 要

传统的金融理论基于有效市场假说，以“价格可以充分反映该时点所有可得信息”为前提，仅关注金融市场中资产价格的时间序列特征，仅从价格本身出发对价格波动进行解释和预测。然而，价格波动的复杂性让学术界开始对这一前提产生了怀疑，交易量---这个被忽视的可能包含市场信息的因素，随着金融市场微观结构理论的发展而逐渐受到学者们的重视。其实在投资界，“量价结合”这一准则早已被人们熟练应用在金融市场的技术分析上。因此，从理论与实证的角度对金融市场的量价关系进行深入研究显得尤为必要。

本文基于混合分布假说研究金融市场中的量价关系以及量价关系背后的主要驱动因子。研究从两个方面展开，在股票市场与期货市场分别利用基于低频数据的 GARCH-V 模型检验与基于高频数据“已实现”波动率线性模型检验的方法，来横向比较研究交易量对市场价格波动的解释能力、纵向方法创新研究去异方差交易量与价格波动的关系，以及深入挖掘中国期指市场的量价规律与产生量价关系的主要驱动因子。具体内容如下：

首先，从不同的 GARCH 族模型以及非正态 GARCH 族模型出发，多方位的比较研究了中国股市的价格波动特征，并对市场风险进行了 VAR 度量。研究表明，EGARCH 模型和 APARCH 模型的效果优于其他模型，且学生 t 分布假设和 GED 分布假设下的 GARCH 族模型在总体上要优于正态分布假设，这为今后在针对中国股市选择波动性模型时，提供了重要的参考价值。

其次，在价格波动方程中加入交易量，利用基于 GARCH-V 模型的实证检验方法，横向比较研究了七个国家股票指数交易量对市场价格波动的解释能力；接下来，剔除掉交易量序列的波动丛聚性，创新性的研究了去异方差交易量与价格波动的关系。研究表明，成熟市场上交易量对价格波动的解释能力相对较强，市场价格对信息的吸收和反映能力较强，市场的有效程度较高；并且，去异方差交易量是更好的信息流代表，能够增加交易量对价格波动的解释能力，市场成熟度越高的国家，去异方差交易量对价格波动的解释能力越强。

随后，以沪深 300 股指期货为研究对象，根据 Jone 等(1994)的研究将成交量划分为成交次数和平均交易头寸，并考虑“已实现”波动率的跳跃和非对称性特征，构造了中国股指期货市场量价关系的基础模型、连续和跳跃波动模型及量价关系非对称模型。研究表明：沪深 300 股指期货的成交量与价格波动之间呈现明显的正相关关系；成交量、成交次数及平均交易头寸对连续和跳跃波动都有显著的正向影响，且成交量与连续波动的正相关关系可以较为精确的反映我国期指市场总

的量价关系；下偏已实现半方差较上偏已实现半方差包含更多的市场波动信息；平均交易头寸作为量价关系背后的主要驱动因子，可以更好地解释市场波动。

接下来，用 GARCH-Copula 模型研究股市量价尾部关系，这不仅考察了价格高涨与高交易量，价格大跌与低交易量之间的关系，还考察了大的价格变动与高交易量、小的价格变动与低交易量之间关系。这刻画了在极端市场条件下，量价间尾部的相依性，同时具有时变的特征。

最后，总结了本文的主要研究成果与创新点，提出未来研究方向与展望。

关键词：量价关系；混合分布假说；GARCH-V 模型；去异方差交易量；高频数据；“已实现”波动率

Abstract

Traditional financial theory based on the Efficient Market Hypothesis, which, assuming that price can fully reflect all information available at that time, only focuses on the time series characteristics of the asset price, and strives to explain and predict the price volatilities only with the price itself. Due to the complexity of the price volatility, the academia, however, has called the premise into question; with the development of the micro-structure of the financial market, volatility--the neglected factor which might possibly involve market information--has gradually come under scrutiny. Actually, the thumb rule of the “volume-price analysis” has long been applied adeptly by practitioners in technical analysis in the financial market. Therefore, it is particularly necessary to explore the possible relationship between the trading volume and the asset price theoretically and empirically.

This paper studies the price-volume relation in financial markets and the principal driving factors behind it on the basis of the Mixture Distribution Hypothesis (MDH). This study unfolds from two aspects: 1) in stock market, we compare the explanatory power of trading volumes to price volatility in different countries' stock markets and develop a new method to deal with the trading volume as persistence-free series using a GARCH-V model and low-frequency data; 2) in the futures market, we deeply dig the principal driving factors for the price-volume relationship in the Chinese stock index futures market using some linear models with the “realized volatility” and high-frequency data. The specific contents are as follows:

First, starting from different GARCH-type models as well as non-normal GARCH-type models, the characteristics of the price volatility of China's stock market is studied using some GARCH-type models, and a VAR measure of market risk is developed. The study shows that the EGARCH model and APARCH model perform better than other models, and the GARCH-type models under the assumption of the student t distribution or the GED distribution, in general, work better than GARCH models under the assumption of the normal distribution. The findings serve as an important reference for the selection of volatility models to research in China's stock market.

Subsequently, with the introduction of trading volume into the price volatility equation, the GARCH-V model is employed to empirically test the explanatory power

of trading volume to market price volatility in seven countries' stock market. The volatility clustering of the trading volume is removed and the relationship between the persistence-free trading volume and then the price volatility is innovatively explored. The findings demonstrate that the trading volumes of mature financial markets have more explanatory power to price volatilities, and market prices assimilate and reflect information better, which implies high efficiency of the financial market. More importantly, as the explanatory power of the persistence-free trading volume to the price volatility increases with the maturity of the countries' financial markets, the persistence-free trading volume is a more desirable proxy for the information flow, and capable of enhancing the explanatory power of the trading volume for the price volatility.

Next, according to Jone et al. (1994), we divide its trading volume of the CSI 300 stock index futures into trading times and average trading sizes, and take the jumps and the non-symmetries in the "realized" volatility into account to construct a base model, a continuous and jump volatility model and a non-symmetrical model for volume-price relationship models for China's stock index futures. The study shows that there is an significantly positive correlation between the trading volume and the price volatility; the trading volume, the trading times, and the average trading sizes all have significantly positive effect on the continuous and the jump volatility; the positive correlation between the trading volume and the continuous volatility can reflect more accurately the aggregate volume-price relation in China's futures index market; the downside realized semi-variance includes more market volatility information than the upside realized semi-variance; and the average trading size, as a major driving factor behind the volume-price relationship, has more explanatory power for market volatility.

Then, the relationship between the volume and the price at the tail is studied using a GARCH-copula model. The model not only examines the relationship between high price rises and high volumes, and between big price falls and low volumes, but also the relationship between big price changes and high volumes, and between small price changes and low volumes. This characterizes the interdependence between price and volume at the tail under extreme market conditions, and meanwhile shows the time-varying features.

Finally, we summarize the main findings and contributions, and propose directions in future research.

Key Words: Price-Volume Relation; Mixture Distribution Hypothesis; GARCH-V Model; Persistence-free Trading Volume; High-Frequency Data; Realized Volatility

目 录

学位论文原创性声明和学位论文授权使用授权书	I
摘 要	II
Abstract	IV
插图索引	X
附表索引	XI
第 1 章 导 论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究综述	3
1.2.1 基于 GARCH 族模型的价格波动性研究	3
1.2.2 金融市场的量价关系理论模型	7
1.2.3 金融市场的量价关系实证研究	8
1.2.4 基于 Copula 模型的研究综述	13
1.2.5 基于高频数据的量价关系驱动因子研究	14
1.3 研究目的、研究框架及研究内容	15
1.3.1 研究目的与方法	15
1.3.2 研究框架图	16
1.3.3 研究内容	17
1.4 本章小结	18
第 2 章 基于混合分布假说的量价关系理论与方法	19
2.1 混合分布假说(MDH)及其发展	19
2.2 基于 GARCH 族模型的量价关系实证检验	25
2.2.1 GARCH 族模型简介	26
2.2.2 交易量序列的数据预处理	29
2.2.3 引入交易量的 GARCH-V 模型	30
2.3 基于高频数据的线性量价关系实证检验	31
2.4 本章小结	32
第 3 章 中国股票市场的价格波动特征及其应用	33
3.1 基于 GARCH 族模型的价格波动特征	33
3.1.1 沪深股指序列的统计特征	33
3.1.2 GARCH 族模型识别与建模	33
3.1.3 GARCH 族模型检验效果比较	38

3.2 不同分布假设下 GRACH 族模型预测效果比较	39
3.2.1 学生 t 分布与广义残差分布(GED)	40
3.2.2 模型及其估计方法	40
3.2.3 预测精度指标	41
3.2.4 预测效果评价	42
3.3 基于非正态 GARCH 族模型的 VAR 风险度量	44
3.3.1 VaR 的基本概念	44
3.3.2 VaR 的计算方法	44
3.3.3 实证分析	45
3.4 本章小结	46
第 4 章 交易量对价格波动解释能力的国际比较研究	47
4.1 基于 GARCH-V 模型的实证方法	47
4.1.1 实证方法	47
4.1.2 交易量序列的分解	47
4.2 七国股指序列的统计特征	48
4.3 实证检验结果及分析	49
4.3.1 交易量序列的预处理	49
4.3.2 非预期交易量对价格波动的解释能力	50
4.3.3 结论	52
4.4 本章小结	53
第 5 章 去异方差交易量与价格波动关系的实证研究	54
5.1 实证思路与模型设计	54
5.1.1 非预期交易量序列的波动丛聚性	54
5.1.2 非预期交易量序列的去异方差	54
5.2 样本来源及其统计特征	55
5.2.1 非预期交易量序列的异方差检验	55
5.2.2 非预期交易量序列的 GARCH 模型估计	55
5.3 实证检验结果及分析	56
5.3.1 七国股指价格波动的 GARCH-V _t ^m 模型估计	56
5.3.2 去异方差交易量对各国价格波动的解释能力比较	56
5.3.3 结论	57
5.4 本章小结	58
第 6 章 基于 Copula 模型的股市量价尾部关系研究	59
6.1 Copula 函数介绍	59
6.1.1 Copula 函数定义	59

6.1.2 边缘分布函数的构建	60
6.2 Copula 函数简介	60
6.3 模型参数估计	63
6.4 实证分析	64
6.5 本章小结	69
第 7 章 基于高频数据的中国股指期货市场量价关系研究	70
7.1 基于高频数据的价格波动性估计	70
7.1.1 数据的统计特征	70
7.1.2 “已实现”波动率	71
7.2 基于高频数据的量价关系线性模型	71
7.2.1 基础模型	72
7.2.2 连续和跳跃波动模型	72
7.2.3 非对称模型	73
7.3 “已实现”波动率中跳跃方差的分离	73
7.4 实证检验结果及分析	74
7.4.1 沪深 300 股指期货的统计分析	74
7.4.2 量价关系模型估计及分析	76
7.4.3 结论	79
7.5 本章小结	80
结 语	82
参考文献	84
致 谢	92
附录 A 攻读学位期间所发表的学术论文	93
附录 B 攻读学位期间所参与的课题情况	94

插图索引

图 1.1 研究框架图	16
-------------------	----

附表索引

表 3.1 股指收益率序列的描述性统计量	33
表 3.2 股指收益率序列的平稳性检验	35
表 3.3 GARCH 族模型方程的检验指标值	38
表 3.5 GARCH 模型的预测效果	43
表 3.6 EGARCH 模型的预测效果	43
表 3.7 GARCH-M 模型的预测效果	43
表 3.8 GARCH 模型下的动态 VaR 估计	45
表 4.1 七国股票指数价格序列的描述性统计量	49
表 4.2 交易量序列 V_t 的 ADF 检验	49
表 4.3 交易量序列 V_t 的 ARMA 模型估计	50
表 4.4 七国股指价格波动的 GARCH 模型估计	51
表 4.5 七国股指价格波动的 GARCH- V_t'' 模型估计	52
表 5.1 非预期交易量序列 V_t' 的异方差检验	55
表 5.2 非预期交易量序列 V_t' 的 GARCH 模型估计	55
表 5.3 七国股指价格波动的 GARCH- V_t''' 模型估计	56
表 6.1 收益率与交易量的统计性质描述	64
表 6.2 边缘分布的构建	65
表 6.3 边缘分布的构建	65
表 6.4 边缘分布的构建	66
表 6.5 收益率与交易量的统计性质描述	67
表 6.6 收益率与交易量的统计性质描述	68
表 7.1 沪深 300 股指期货各指标描述性统计分析	75
表 7.2 沪深 300 股指期货各统计量相关系数矩阵	76
表 7.3 量价关系基础模型的参数估计	77
表 7.4 量价关系连续波动模型的参数估计	78
表 7.5 量价关系跳跃波动模型的参数估计	78
表 7.6 量价关系上偏已实现半方差模型的参数估计结果	79
表 7.7 量价关系下偏已实现半方差模型的参数估计结果	79

第 1 章 导 论

1.1 研究背景及意义

金融市场的日益壮大和快速发展，促进了一大批学者对相关理论和实践进行深入研究，对金融市场的研究已经构成金融研究领域乃至经济研究领域举足轻重的一个部分。通过对国外的发展经验以及我国金融市场实践的研究，我们认识到，一方面，金融市场在国民经济发展中所起的促进作用是毋庸置疑的；另一方面，相关制度不完善带来的监管不力以及投资者的过度投机等问题的存在，也可能对国民经济发展带来沉重的打击，九十年代末期的亚洲金融危机便是实例之一。只有在充分借鉴国外金融市场发展经验的基础上，深入分析我国金融场所特有的微观结构等因素，了解其波动特性等问题，才能更好的保障我国股票市场的正常运行，从而更好的发挥其在促进国民经济发展中所起的积极作用。

资产价格和交易量是金融市场上两个核心的变量，由于定价问题及其风险问题是现代金融的核心问题，相关研究中对价格这一变量的论述相对集中，而对交易量的研究还只是处于一个从属地位，已有的研究也大多是围绕量价关系进行的。从经典的金融理论出发，虽然可以得到资产定价的很多相关结论，但是，在实践当中人们发现，金融资产的价格变化过程与理论存在较大差距，经典模型尚不能完全解释实际出现的各种情况，预测则更加困难。在实际操作中，交易量往往是投资者在进行技术分析时不可忽视的一个指标，这就促使学术界对交易量在资产价格变动过程中所起的作用进行研究。

目前学术界大多将交易量作为信息流的代理变量。我们知道，按照有效市场假说，交易量所代表的所谓“信息”，充其量也只不过是一种市场噪声，因而将交易量纳入到价格分析框架中是毫无意义的。但是，在已有的研究以及市场实践中，交易量往往被股市投资者作为分析股票价格变动的一个重要指标，例如，通常发现在牛市期间交易活跃，而在熊市期间，交易量则相对降低，因而，交易量从某一方面体现了这一期间投资者的信心以及投资者之间可获得信息之间的差异，抑或是对可获得信息理解上的差异。

随着金融微观市场结构理论的日益完善以及行为金融学的兴起，交易量被认为包含大量市场信息而逐渐受到重视。在金融市场微观结构理论中，信息传播的速度、方式以及信息被反映的程度等问题是这一领域中的热点问题。近年来市场交易系统的完善使得对高频数据的获得成为可能，从而更加凸显了交易量这一变量在金融市场相关研究中的重要价值。Karpoff(1987)^[1]也指出，对量价关系的研

究具有极其重要的意义，可以使我们加深对金融市场微观结构的了解。

本文基于混合分布假说分别利用低频数据与高频数据的特征来研究金融市场中的量价关系以及量价关系背后的主要驱动因子，将深化我们对证券市场价格的形成过程和波动性的认识，从而建立全新的风险评估体系，使我国金融机构能更好的控制风险，从而保障我国金融市场的稳定和发展，为国民经济的持续稳定发展提供强大支持。具体而言，对量价关系的研究具有以下几方面重要的意义：

(1)传统金融理论对现实世界的描述被证明存在一些无法解释的现象，可以通过对量价关系的研究来解释。例如，传统金融理论认为收益率分布服从正态分布，而大量文献研究发现收益率分布实际上并不如此，而是呈现出明显的“尖峰厚尾”现象。Engle(1982)^[2]对时间序列的研究具有里程碑式的重要意义，他提出用 ARCH 模型来刻画市场上收益率普遍存在的条件异方差现象。此后，一大批学者在 ARCH 模型的基础上陆续提出了 GARCH、EGARCH、GARCH-M 等等模型，丰富了对异方差这一问题的研究，形成了比较完善的 ARCH、GARCH 族模型，并在实际中得到了广泛的应用。这些理论的完善说明传统的正态分布假设是不合理的，条件分布并不遵循同方差的假设。因此，另外一些分布理论被提了出来，比较典型的有稳定分布理论和混合分布假设(Mixture Distribution Hypothesis, MDH)。混合分布理论的支持者们认为信息是引起价格变化的根本原因，交易量的产生也是由信息引起的。利用中心极限定理，很容易由信息到达数量得到价格变化和交易量的条件分布。这里，关于条件分布的形式也还存在争议，Clark(1973)^[3]最初假设其为正态分布形式，而 Andersen(1996)^[4]则认为其服从泊松分布。混合分布理论在其后大量学者的研究中得到了支持，是目前量价关系理论研究中主流理论之一。Harris(1987)^[5]认为，价格变化实际上是有一系列的正态分布组成，且他们具有不同的均值和方差，Harris 证明，可以以此来解释金融时间序列数据中普遍存在的尖峰现象。对于 ARCH 族模型所揭示出来的方差持续性现象，也可以通过上述假设得到，因此，对量价关系的深入研究为人们理解价格变化提供了一个强有力的工具。

(2)从研究本身来讲，可以加深对量价关系的理解。金融市场微观结构理论指出，交易量序列中含有价格序列中所不含有的独立信息。因此，对于不知情交易者而言，可以在股票价格序列的基础上，根据交易量序列得到更多的信息，从而可以推断知情者交易的部分信息。这表明，结合交易量序列进行预测比单独对价格序列进行分析要好的多。基于这样的思想，大量研究者开始在对价格序列的研究中考虑交易量因素可能带来的影响，例如，很多研究者将交易量引入到 GARCH 族模型中，以此来考察交易量对价格波动的解释能力。根据混合分布假说，通过考察交易量与价格两者之间的联合分布情况，可以更好的对价格的异常波动进行解释。以 1987 年美国股票市场的巨大波动以及 20 世纪 90 年代的亚洲金融危机等

为例，这些股票市场上价格指数的巨大波动都同时伴随着交易量的巨大波动。这促使我们进一步考虑交易量与价格之间的关系到底如何，即对量价关系的深入研究将有可能揭示交易量在价格决定机制中所发挥的重要作用。

(3)对股票市场上的投资者而言，迫切需要了解更多的股票信息以便做出更加准确的决策。尽管交易量这一变量在人们进行决策投资时已经被广泛的运用，但是，对市场整体运行情况的了解还有待深入，交易量与价格决定之间到底存在什么样的影响也好尚不十分明确。在交易量可以提供更多的市场信息这一结论得到较大认同的前提下，需要进一步了解这些信息在市场是如何传递的，传递的速度、深度如何，以及这些信息最终会给市场带来怎样的影响。这些问题对于投资者乃至监管当局都是十分重要的。监管当局需要了解这些问题，才能更好的设计各种规章制度，防止内幕交易等阻碍信息有效传递的行为。而投资者则可能通过了解这些问题有效的避免各种风险，获得更大的收益。

(4)对量价关系的深入研究有助于进行时间分析。传统的事件分析由于信息量的不足而存在一些缺陷，交易量的加入可以很好的弥补信息方面的不足，从而能够更好的区分信息方面存在的差异。在特定的重大事件发生时，价格变动同时伴随着交易量的变动，这就可以通过量价关系的研究，使我们更加清楚的了解特定事件所带来的影响，以及在这一事件中，信息的传播情况等等。

1.2 国内外研究综述

1.2.1 基于 GARCH 族模型的价格波动性研究

金融资产领域所说的波动性(Volatility)是指资产回报对预期回报的偏离程度。波动性作为股票市场中资产最为重要的特征之一，一方面，它可以直接作为市场或者单只股票的风险度量，自马克维茨以来所倡导的收益-风险均衡已经成为了资产定价领域的核心概念。另一方面，波动性指标是构建市场其他相关指标的基础，例如流动性、市场效率等。此外，波动性问题对企业运营决策、个人消费投资等行为都具有重要影响，并有可能进一步影响整个经济运行的周期等问题。因此，波动性问题常常是金融市场首先考虑的重点问题。

最初的金融市场经典模型中的波动率，例如 B-S 期权定价模型，大多假定市场收益分布为正态分布，并且波动率保持恒定，遵循随机游走过程。后续的很多模型都是建立在这一假定基础之上的。例如近年来较为常见的向量自回归模型(Vector Autoregression, VAR)。然而，大量的实证研究表明事实并非如此。早在 1964 年，Mandelbrot 就发现了金融市场上随机变量的分布存在的厚尾现象，并且其方差也是不断变化的，变化幅度较大的阶段相对集中，而幅度较小的变化则集中在另外的阶段。这也是我们今天经常提到的波动集群性特征。随后，Fama 在

1965年也发现价格变化和收益率的变化存在稳定期和易变期,也就是说价格的波动呈现出集群特征,方差会随着时间的变化而变化。

可以看出,最初的经典计量模型对波动率的描述存在缺陷,独立同方差这一假定并不适于用来描述金融市场上的时间序列,在这种情况下,学者们开始尝试开发新的模型和方法来描述金融市场时间序列的上述特征。Engle(1982)^[2]的ARCH模型正是在这种背景下提出的,这一模型的提出,标志着对波动性的刻画进入一个全新的时期。Bollerslev(1986)^[6]在此基础上提出了GARCH模型,也就是一般化了的ARCH模型。自此以后,条件波动率模型如雨后春笋一般层出不穷,它们大多是对ARCH和GARCH模型的拓展。至目前为止,ARCH族模型和GARCH族模型相对已经比较成熟。而与此同时,Taylor(1986)^[7]等提出了随机波动(SV)模型。该模型的优点在于比较容易写成连续形式,更加适合用于对衍生工具定价(如期权定价)的理论分析。该模型已经成为几乎与ARCH类模型同等重要的一类模型。本文主要利用GARCH族模型进行相关研究,因此,下面将评述国内外基于GARCH族模型的价格波动性研究。

(1)国外研究现状

从最初Engle提出ARCH模型到Bollerslev将其发展为GARCH,以及后来许多学者对这一类模型的拓展,GARCH族模型的应用可以说已经非常成熟,其对条件异方差的刻画也取得了较好的效果。

ARCH(Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)模型在刻画异方差方面毫无疑问是最成功的,Engle在提出该模型时假定收益率的误差项服从均值为零的条件正态分布,其中条件方差被刻画为关于以前若干期收益率的误差平方的函数。条件正态分布在很大程度上很好的吻合了金融市场上时间序列经常表现出来的波动集群性和异方差性,其对条件方差的处理方式的研究和解决异方差问题提供了一个全新的视角。

但是ARCH模型在描述一些时间序列时,阶数 q 的值需要很大,这会导致模型的表达式变的非常复杂,并给模型估计等带来相当大的困难。Bollerslev(1986)^[6]为了解决上述问题,在方差方程中巧妙的加入了一个无穷期误差项,从而将ARCH模型更加推进了一步,得到了GARCH模型。在Bollerslev的模型中,ARCH模型只是其中的一个特例。这在ARCH模型的基础上更加拓宽了人们的视野,即条件方差不仅仅与扰动项的滞后有关,还可能与条件方差本身的滞后项存在关系。这些在相关的实证中都被证实是非常有价值的一步。

此后,Engle、Lilien和Robbins(1987)^[8]在ARCH模型的基础上考虑了风险溢价的时变性,通过在均值方程中加入条件方差项,使得条件方差的时变性可以同时引起条件期望随时间发生变化,这样,条件方差和条件期望就联系在了一起,从而得到了ARCH-M模型(ARCH-in-mean)。可以看出,ARCH-M模型提供了一

个对风险补偿的时变性进行估计和检验的新方法。

股票价格波动的杠杆效应最早是有 Black(1976)^[9]发现的, 杠杆效应是指未预期的价格下降与未预期的价格上升对波动率存在非堆成的影响, 这里未预期的价格下降和价格上升分别指代利空消息和利好消息。而与此同时, GARCH 模型在刻画收益率分布时候, 对其中的异常点、厚尾以及分布偏度等特征的描述并不是十分成功。

在这种情况下, Nelson(1990、1991)^[10,11], Ding、Granger 和 Engle(1993)^[12], Ding 和 Granger(1996)^[13]等学者提出了各种各样的非对称 ARCH 模型, 本质上都是采用不同的数学变换工具来对异方差的形式进行修正。在这类非对称 ARCH 模型中, 以 Nelson(1990)^[10]提出的 EGARCH 模型(Exponential GARCH)最为成功。该模型能够很好的对金融市场中普遍存在的非对称性进行刻画, 此外, 由于条件方差在模型中被表示成指数形式, 因而模型中的参数可以不受任何约束, 这也是 EGARCH 模型的一大优势。

Zakoian(1990)^[14]通过在条件方差方程中引入名义变量来刻画股票价格上涨和下跌信息对条件方差所产生的不同影响, 从而构建了 TARARCH 模型(Threshold ARCH)。此外, Ding, Granger 和 Engle(1993)^[12]又提出了 APARCH(Asymmetric Power ARCH)模型, 该模型比一般的 GARCH 模型增加了两个参数, 可以用来捕捉金融市场时间序列中存在的杠杆效应。

在对 ARCH 模型的进一步发展中, 更多的基于 ARCH 模型的新的模型被提了出来, 在这些模型中, 试图通过修正 ARCH 模型来得到更好的刻画金融时间序列各个特征的方法。例如 Ding 和 Granger(1996)^[13]提出的非对称的成分 GARCH 模型就是用来刻画收益率序列的短期波动性及其长期波动水平的。总之, 这些对 ARCH 模型的修正和发展很好的完善了对波动率的理论研究, 并且在实证研究中取得很好的成效。

(2)国内研究现状

国内的研究者在这方面的研究大多停留在实证的层面上。例如闫冀楠、张维(1999)^[15]对 ARCH-M 的估计方法进行了改进, 他们利用遗传算法实证估计了上海股票市场上的各种 ARCH-M 模型, 实证研究结果表明在以周为时间刻度的情况下, 上海股票市场的投资收益与投资风险之间存在显著的正相关关系, 这与马克维茨的均值方差理论是一致的。张思奇和马刚(2000)^[16]则主要利用 ARCH-M 模型来研究股票市场中风险溢价的时变性, 其实证过程是通过研究中国股票市场上的收益率的时间序列行为来进行的。ARCH 族模型还被用来分析股票市场的有效性, 例如钱争鸣(2000)^[17]的研究, 他们在分析了中国股票市场有效性的基础上, 还对股票市场的系统风险进行了测度。

利用 ARCH 族模型进行的不对称性研究方面, 同样存在着大量相关的研究。

何宜庆, 曹慧红、侯建荣(2005)^[18]利用 EGARCH 模型研究分析了中国股票市场收益率的波动非对称效应, 通过对沪深两市的数据进行实证分析后他们认为, 沪深两市股票价格的波动较大, 其中投机因素占了很大的比例, 与国外成熟市场相比, 我国股票市场的波动性较大的特征更为明显。张维、张小涛、熊熊(2005)^[19]采用两个非对称 GARCH 模型来研究中国股票市场的非对称性: GJR-GARCH 和 VS-GARCH。他们同时对 VS-GARCH 进行了修正, 实证结果发现修正后的 VS-GARCH 模型能够更好的刻画中国股票市场波动的不对称特征。

条件方差还常常被用来作为测度风险的基础, 而分布假设在其中扮演了重要的角色。例如杨辉耀(2003)^[20]在三种分布假设下采用 APARCH 模型对上证市场综合指数进行了事后模拟及其预测, 并在此基础上计算了相应的 VaR 值。胡援成和姜光明(2004)^[21]则应用 EGARCH 模型来刻画上证综指的波动性特征, 并在此基础上计算了其相应的历史 VaR。

以上研究基本上是利用现有的 ARCH 族模型进行的相关实证研究, 而在对 ARCH 族模型的扩展方面, 国内学者也进行了一定的探索。柯珂和张世英(2001, 2003)^[22,23]对 ARCH 族模型进行了概括, 在对 ARCH 模型的诊断分析问题以及变结构问题进行探讨的基础上, 提出了分整增广 GARCH-M 模型。该模型有效的解决了 ARCH 模型在模型设定、长记忆两方面检验的问题, 并且能够在参数估计上得到更好的表现。他们利用分段建模的方法检测了模型的结构变化点, 并对分段变化模型的选择问题进行了分析, 最后利用上证综合指数对上述诊断方法的有效性进行了验证。

李汉东和张世英(2003)^[24]将资产定价模型引入到 GARCH 模型的条件方差过程当中, 由此讨论了条件方差的持续性问题以及条件方差的持续性在资产定价过程中可能造成的影响, 在进一步研究了该模型条件下的股票价格波动问题后, 他们还针对投资组合策略提出了相应的建议。在他们的另外一篇文章中, 他们利用随机微分方程来研究股票市场的波动性问题, 通过研究 GARCH 模型和 SV 模型之间的相互关系得出了一下结论: 离散 EGARCH(1,1)模型在某些情况下与离散的 SV 模型是一一对应的, 两者之间在本质上存在对应关系。

此外一些对 GARCH 模型的发展主要集中在估计方法上。柯珂和张世英(2001)^[25]的另一篇文章就提出了用禁忌递阶遗传算法来估计 GARCH 模型, 取得了较好的效果。樊智和张世英(2003)^[26]又提出了基于遗传算法的极大似然估计方法, 以此来解决基于梯度信息的多元 GARCH 模型在估计方法上存在的不足。他们的实证研究结果表明, 中国股票市场确实存在着显著的二元 GARCH 效应, 并且, 上海和深圳两市场之间不存在显著的协同持续性。王春峰、蒋祥林和李刚(2003)^[27]对 SV 模型和 ARCH 类模型进行了比较, 由于 SV 类模型的估计存在困难, 他们通过基于马尔科夫链的蒙特卡罗模拟(MCMC)的贝叶斯方法来进行研究。

实证结果表明 SV 模型较 ARCH 模型更好的描述了股票市场收益率的异方差性以及序列相关性。在这一工作的基础上,李双成和王春峰(2003)^[28]又利用上述建模思想和估计方法,通过将成交量分解为预期和非预期部分,对中国股票市场上的量价关系进行了实证研究,相关结论支持了 MDH 理论,即交易量与价格波动之间存在着显著的正相关关系。

国内目前的大部分研究基本上都是运用日交易数据或周交易数据,利用已有的计量模型来对中国股票市场的波动性特征进行实证检验。这些研究只是从波动性的某个特征着手进行的,并没有考虑到各个 GARCH 模型之间可能存在的相互联系及其区别,因而难以对中国股票市场波动性特征做一个整体上的把握。本文将通过对各个模型估计结果的分析,试图更全面的理解中国股票市场的波动性特征,从而为后面进行的量价关系方面的研究打下良好的基础。

1.2.2 金融市场的量价关系理论模型

传统的金融理论基于有效市场假说,以“价格可以充分反映该时点所有可得信息”为前提,仅关注金融市场中资产价格的时间序列特征,仅从价格本身出发来对价格波动进行解释和预测。然而,价格波动的复杂性让学术界开始对这一前提产生了怀疑,交易量---这个被忽视的可能包含市场信息的因素,随着金融市场微观结构理论的发展而逐渐受到学者们的重视。其实在投资界,“量价结合”这一准则早已被人们熟练应用在金融市场的技术分析上。因此,从理论的角度对金融市场的量价关系进行深入研究显得尤为必要。于是,产生了一系列的理论模型。

本文参照 Marilyn 和 Robert(1999)^[29]将模型分为 3 类:第 1 类是信息理论模型,以 Clark(1973)^[30]提出的混合分布假说、Copeland(1976)^[31]提出的信息渐达假说、以及 Pflleiderer(1984)^[32]建立的噪声理性预期均衡模型为代表。信息理论模型认为决定交易量和价格波动的共同动力因素是市场信息;第 2 类是交易理论模型,以 Admati 和 Pflleiderer(1988)^[33]以及 Kyle(1985)^[34]的日内交易行为模型为代表。交易理论模型认为交易行为是日内交易量和价格波动正相关性产生的关键原因。比如,日内交易量与价格波动在时间上的丛聚性,是因为市场越活跃,交易者越热衷交易;第 3 类是理念分散模型,以 Harris 和 Raviv(1993)^[35]以及 Shalen(1993)^[36]建立的模型为代表。理念分散模型认为交易者对市场公共信息的解释方式不同,估价的越分散,所产生的交易量将越大,价格波动也会越剧烈。

在以上 3 类模型中,信息理论模型在国外成熟市场的实证研究中得到了广泛的支持,而且,市场微观结构理论也认为,随着新信息的不断到达,市场上投资者根据到达的信息,不断调整投资策略进行交易,新信息被融进了市场价格之中,正这一过程导致了价格的不断变动。因此,信息理论模型已逐渐称为研究交易量与价格波动的主流模型。下面将简要介绍其中的 3 类代表模型:

(1)混合分布假说。作为目前相对最流行的假说,自 Clark 在 1973 年首次提出之后,在 Epps 和 Epps(1976)^[37]、Tauchen 和 Pitts(1983)^[38]、Harris(1986)、Andersen(1996)^[39]、Liesenfeld(2001)^[40]等研究者的发展下,逐渐形成了一整套较为完善的混合分布理论及实证研究方法。该理论认为,价格波动和交易量是受一个潜在的、不可观测的信息过程所驱动的,所以当信息流达到市场时,价格和交易量同时发生变化。由于价格波动和信息流到来的速率正相关,交易量也和信息流到来的速率正相关,因而价格波动和交易量存在正相关的关系。本文正是基于混合分布假说来研究金融市场量价关系以及量价关系背后的驱动因子,该理论的详细内容请参见 2.1 节。

(2)信息渐达假说。Copeland(1976)^[31]、Morse(1980)^[41]、Hong 和 Stein(1999)^[42]等提出了信息渐达假说,从信息的扩散方式、交易者获取信息后的反应方式等角度来解释量价关系。该假说认为,信息是在交易者之间逐步扩散的,每个交易者在其信息到达下一个交易者之前就采取行动,从而导致价格波动和交易量的正相关关系。与混合分布假说下交易者同时接受新信息,瞬间完成新平衡点不同,信息渐达假说下交易者逐步得到新信息,不断交易,需要经过多个中间平衡点才能达到最后的均衡。尽管该假说揭示了信息是逐步扩散的事实,然而,信息在交易者之间是如何扩散的,其扩散原理与扩散过程的研究仍处于起步阶段,是非常值得进一步探索的。

(3)噪声理性预期均衡模型。Pfleiderer(1984)^[32]扩展了 Clark、Copeland 等模型中的市场信息,在模型中引入了由生命周期交易带来的噪声。模型指出,在达到理性预期均衡的市场中,由于噪声的存在,使得市场价格没有把交易者的私人信息完全反映出来;当私人信息逐步反映到交易中,投机成交量将增加,但这种成交量与价格变动的绝对值 $|\Delta p|$ 无关。可是,随着生命周期交易相对重要程度的上升,成交量和 $|\Delta p|$ 的相关性将会增强。

1.2.3 金融市场的量价关系实证研究

1.2.3.1 交易量研究现状

在传统的金融理论中,由于资产定价为核心内容,因此对价格及其价格变动的研究自然成为理论研究中的核心问题。而对交易量本身的研究在很长一段时间内都处于从属的地位,因而相关的独立研究较为少见。即使是交易量的度量本身都不似价格的度量那样明确,不同的研究者从各自的角度给出了不同的度量方法。

一些学者(Epps and Epps, 1976^[37]; Gallant、Ross and Tauchen, 1992^[43]; Andersen, 1996)在关于交易量的研究中,将交易量简单的定义为交易的股票数量,在这样的定义之下,整个市场的交易量也就是交易股数之和。另外一些学者(Bamber, 1986^[44]; Combell and Grossman, 1993^[45]; Chordia and Swaminathan,

2000^[46])则采用换手率作为交易量的度量,即交易股数除以流通股股数。上述两种定义作为交易量的两种常见度量方式,得到了后来大量学者的肯定和使用。然而,在特定的研究目的和研究环境下,也有其他一些学者采用不同于上述两种方式的交易量度量方式。例如,Tauchen and Pitts(1983)是以交易合同的数量来定义交易量的。James and Edmister(1983)^[47]、Lakonishok and Vermaelen(1986)^[48]采用交易现金金额的大小作为交易量的度量。Conrad、Hameed and Niden(1994)^[49]用交易次数作为交易量的度量指标。而在 Tkac(1996)^[50]的研究中,个股交易量的度量是由个股交易金额除以整个市场的市值来定义的。可以看出,对交易量的度量基本上没有超出了利用交易的次数、数量以及金额来进行度量的范围,选取什么样的度量方式,要根据研究的具体情况而定。

最初的资产定价模型并没有考虑交易量在价格决定方面所起到的作用。以著名的 CAPM 模型为例,股票收益率被描述为关于股票风险的变量,这种风险收益法则则是以马克维茨的资产组合理论为基础的,具体表达形式为:

$$r_i = r_f + \beta_{iM} (r_M - r_f) + \varepsilon_i \quad (1.1)$$

Ross(1976)^[51]年的 ATP 模型则是风险收益法则的另一体现:

$$r_i = r_f + \beta_{i1}F_1 + \beta_{i2}F_2 + \dots + \varepsilon_i \quad (1.2)$$

在上式中,常见的市场风险因素有商业周期、利率、投资者信心、通货膨胀率等。

Black 和 Scholes(1973)^[52]提出的期权定价模型则是另一类定价模型的代表。他们的期权定价模型最具代表性的假设之一是要要求股票价格服从扩散过程。对于这一假定,学者们进行实证研究后发现,实际价格并不像理论价格预测的那样,两者之间存在难以解释的差价,即使模型经过一系列的修正,这种差价仍然存在。甚至有学者研究后发现,上述定价误差的存在和交易量的大小存在显著的相关关系。

就传统的理论而言,在简单的风险收益法则下,交易量难以得到的足够程度的重视。新兴的金融市场微观结构理论从微观角度出发,为人们从更加细微的角度理解资产价格的变化过程提供了一个全新的视角,对价格运动的描述也逐渐从静态平衡过渡到动态过程,即我们通常所说的资产价格的动力学过程。在这一理论视角下,交易量作为市场微观结构中的元素,就有可能被纳入到价格形成机制中加以考虑并发挥其重要作用。

Demsetz(1968)^[53]年的论文被认为是金融市场微观结构理论的开山之作,他指出,在金融市场上,交易者并不是同质的,而是在信息、决策方式等诸多方面存在差异,这就使得传统市场假设下的一些交易因为价格、数量和交易时间的不匹配而无法迅速完成。为了促成这些交易,交易双方可能不得不牺牲掉自身的一些利益,以吸引对方交易。在这篇文章中,容易看出高流动性使得交易双方能够更

快的达成交易，而较低的流动性则阻碍交易的进行。因此，流动性越高，交易也就应当越加频繁，这样就可以将交易量作为衡量流动性的一个指标。既然交易者在流动性较低的时候可能会牺牲一部分利益以吸引对方进行交易，那么交易量作为流动性的度量指标，势必会对资产的最终收益造成影响。Chordia 和 Swaminathan(2000)^[54]关于股票收益的互自相关的实证研究证实了上述观点。

在信息模型之前，从事金融市场微观结构理论研究的学者们(例如 Garman, 1976; O'hara and Oldfield, 1986)^[55,56]尝试用存货理论来解释做市商的定价过程，在这一类理论中，交易量作为一个外生变量被考虑进模型当中，最终对价格决定形成影响。

由于交易量作为外生变量不能够将其作为价格决定的核心因素来进行讨论，随后的学者们尝试将交易量这一变量内生。在金融市场微观结构理论的发展中，信息模型逐渐被很多学者所接受。信息模型最基本的假定是：市场上存在两种基本的交易者，即知情交易者和不知情交易者。知情交易者掌握着决定资产价格的信息，并希望以此获利；而不知情交易者并不具有上述信息，他们进行交易是出于流动性的需要。这样，知情交易者在于做市商的交易中处于有利地位，而不知情交易者在与做市商的交易中则处于劣势。

Easley 和 O'hara(1987)^[57]年提出的序贯交易模型是这一类模型的代表，他们考虑了指令与价格之间存在的关系，并且假设在某一时点上的交易是依次。市场信号在模型中被简化为两种：好与坏。而交易者的交易指令也被假定为只有三种：提交大额交易、提交小额交易、不交易。知情交易者由于掌握着决定资产价值的信息，因而可以通过提交交易指令来使自己的收益最大化。但是，由于做市商的定价会依据交易情况而进行调整(模型中假设这一过程是一个贝叶斯学习过程)，因此，知情交易者就必须考虑到自己提交的交易指令是否会泄露做市商原本不知道的信息，从而影响自己的收益。如果知情交易者提交大额交易量，那么他们的信息就可能被做市商发觉；如果为了保护信息不被泄露而采取较小的交易量，那么其收益同样会受到损害。他们在上述模型假定下进行了分析，结果表明，交易指令的不同选择将导致不同的市场均衡，大额交易量对价格有着持续的影响。

最初的序贯交易模型的局限性是显而易见的，但是，该模型为后来的学者们提供了一个研究思路，即可以通过研究考虑交易量的交易策略来研究资产价格的均衡问题。Kyle(1984、1985)^[58,59]的理性预期模型即是这一类模型中的一种。

在上述早期研究中，金融市场微观结构理论的研究者们初步揭示了交易量在资产定价过程中发挥的作用，但是由于静态研究等的局限，对交易量在资产定价过程中的动力学过程还缺乏研究，并且对交易量在市场中所起的作用的重视仍然不够。

1.2.3.2 交易量与价格波动的相关关系

股价与交易量是股票市场上最核心的两个变量。当前的大量研究结果表明,交易量和价格波动性之间存在显著的正相关关系。例如, Crouch(1970)^[60]用日价格变动的绝对值来衡量价格的波动,对市场指数以及个股的研究表明,价格波动与交易量之间呈现正相关关系。Clark(1973)则利用价格变化的平方来衡量价格波动,通过对棉花期货市场的交易数据的研究发现,价格波动与交易量之间也呈现出正相关关系。Karpoff(1987)从实证方面指出,绝对收益率和交易量存在正的并且是同时的相关关系。上述研究结论都是基于日数据得到的,而针对不同时间间隔的研究所得到的结论也是基本一致的。例如 Wood, McInish 和 Ord(1985)^[61]、Jain 和 Jon(1988)^[62]分别利用分钟数据和小时数据等日内高频数据得出了交易量与价格波动的这种正相关关系。而 Morgan(1976)^[63]、Comiskey、Walking 和 Weeks(1984)^[64]则分别利用月数据和年数据进行了类似的研究,同样得到了交易量和价格波动的正相关关系。不同市场上的类似研究也大量展开, Cornell(1981)^[65]关于期货合约的相关研究、Grammatikos 和 Saunders(1986)^[66]关于外汇市场的相关研究等也证实了这种正相关性的普遍存在。

国内大量学者(例如程海洋, 2004)根据混合分布假说理论,通过在 GARCH 模型中加入交易量变量来实证研究价格波动与交易量之间存在的关系。其结论也基本一致:交易量序列作为信息流的替代指标,能够较好的解释价格波动的持续性,这也说明混合分布假说理论的合理性。李双成(2006)则将股票市场的波动分解为长期波动和短期波动,在此基础上实证研究了混合分布假说理论。与一般的在 GARCH 模型中加入交易量这一方法不同,其他一些学者采用了其他的模型来对量价关系进行研究。例如,李双成和王春峰(2003)利用随机波动模型以及蒙特卡罗模拟技术实证检验了中国股票市场上的交易量与价格波动间存在的关系,得到了与其他学者一致的结论,他们同时发现,非预期交易和预期交易对价格波动存在着显著不同的影响。夏天,华仁海(2007)在混合分布假说理论的基础上,基于 CARR 模型对交易量和价格变化之间的动态关系进行了研究。研究结论认为,CARR 模型对股票价格的波动性具有十分良好的解释作用,相比 GARCH 模型,能够更好的对中国股票市场的波动持续性问题进行拟合。李丹和董玲(2008)采用的则是分位数回归的方法,该方法同样验证了混合分布假说理论,而且能够揭示出好消息和坏消息对波动影响的非对称性^[67-71]。

通过以上综述可以发现,交易量与价格波动之间的正相关关系得到了普遍的验证。这种普遍性体现在:一、无论是在股票市场还是期货市场或者外汇市场上,交易量和价格波动的正相关关系都是成立的;二、针对年、月、周、日、时甚至分钟的从低频到高频的数据都揭示了交易量与价格波动的这种正相关关系。

需要认识到,在上述研究中,少数结论显示了较弱的正相关关系。通常认为的交易量与价格波动之间的正相关关系一般都简单的假定为线性相关关系,并且同时满足同方差、不相关等基本假定。众所周知,对金融时间序列普遍存在的ARCH效应已经基本达成共识,并且量价关系由于金融市场的复杂性而往往呈现出非线性特征。对现实的简单假定所存在的这些偏差可能是导致量价关系较弱的原因。

1.2.3.3 交易量与价格波动的因果关系

交易量与价格波动的正相关关系这一结论并不能揭示两者之间的因果关系,因而许多学者对此进行了研究。Hiemstra和Jones(1994)^[72]对美国纽约股票交易所的Dow Jones综合指数收益率与成交量之间的相互引导关系进行了研究,结论显示两者之间存在双向引导关系,这在Chris Brooks(1998)^[73]的类似研究中也得到了验证。Silvapulle和Choi(1999)^[74]则对韩国股票市场的KOCSPI指数进行了类似的研究,结果表明收益率与成交量之间也存在双向的因果关系。Chen et al.(2001)^[75]的研究对象扩大为多个国家的市场数据,他利用Granger因果检验进行分析,发现收益与交易量之间的因果关系是相互的。

由于我国股票市场发展相对较晚,相关研究大多是借鉴国外的经验来进行的。国内学者对股票市场波动性的研究,以及在此基础上进行的量价关系研究,也基本上没有脱离国外相关研究框架。近年来,随着国内学者对国外相关研究的学习和借鉴不断加强,对我国股票市场的波动特性以及量价关系做了大量的研究。

张维、闰冀楠(1998)^[76]利用通常的Granger因果检验方法,对上证市场中收益和交易量之间的关系进行了实证研究,结果显示收益对交易量存在着显著的线性因果关系,但这一线性因果关系是单向的,即交易量对收益的线性因果关系不存在。文章同时指出,交易量对收益的线性因果关系虽然不存在,但存在显著的非线性因果关系。其他很多学者也进行了类似的实证,例如吴冲锋和吴文锋(2001)^[77]、王承伟和吴冲锋(2002)^[78]等。这些实证研究对中国股票市场上可能存在的量价关系进行了广泛的研究,对正确认识中国股票市场上的量价关系提供了有益的指导,但是这些研究大多没有深入解释量价关系的深层次原因,因而只是初步的。

在对量价之间的因果关系进行研究的基础上,有必要弄清楚交易量和价格之间的具体关系是怎样的,即有必要弄清楚交易量与股票价格之间的关系到底是正的还是负的,在此基础上,需要尝试进一步研究交易量与股票价格之间的具体影响机制。

陈怡玲、宋逢明(2000)^[79]随机抽取了31只股票,对中国股票市场上价格波动与交易量之间的关系进行了全方位的研究,他们的实证结果显示,交易量与价格

波动之间存在线性的正相关关系，并且这种正相关关系式不对称的。由混合分布理论的假设出发，可以将交易量作为信息流的代理变量，根据这一理论，很多学者将交易量序列加入到相应的模型中，试图以此来考察交易量和价格波动之间的深层次关系，例如吴冲锋、吴文锋(2001, 2003^[80])。

将交易量作为信息流的代理变量来解释股票价格的波动特性，这一方法取得了较为一致的结论，学术界对交易量能够解释股票价格波动性这一问题基本达成了一致。但是，对交易量序列能够在多大程度上作为信息流的代理变量这一问题，尚存在争议，具体体现在对交易量序列的数据预处理方法上存在着不一致。很多学者认为，原始交易量序列由于存在自相关、波动集群等问题，在代表信息流的时候会存在一些偏差，因而简单的用原始交易量序列来解释价格波动，就显得略微粗糙。

Blume、Easley 和 O'Hara(1994)^[81]在此方面的工作是开创性的，但是在他们的研究中，交易量在市场中所起的作用并不是直接通过研究交易量和价格之间的关系来体现的，而是通过研究交易量如何影响市场行为来进行研究。他们的研究隐含着，绝对收益率和交易量之间的关系一般可用来揭示信息到达和散步的特征，而交易量包含着大量市场信息以及市场信息的质量、信息扩散行为等等，单独的市场价格特征往往不能反映这些特征。具体而言，由于市场交易噪声的存在，市场上的交易者不能仅仅通过对价格的分析来获得全部市场信息，还必须利用除价格以外的其他市场变量例如交易量来获得额外的信息，而这部分信息是价格所不能提供的。这样，通过结合对交易量的分析，可以改善所能获得的信息质量，从而有可能改善对未来价格变动的预测。

1.2.4 基于 Copula 模型的研究综述

传统的金融理论认为，股票价格反映了市场上的所有信息。因此，只需要对股票市场的价格进行分析。但是通过研究发现，市场并不是完全有效的，价格的发现过程不能立即实现，对股价研究就无法揭示股票市场的微观结构特征。就有必要引入股票市场中其他指标作为其研究对象。而交易量是能反映股市的供求关系的，它即是反映了知情交易者与非知情交易者投资策略动态博弈的过程，又包含了股票价格中没有的其它额外相关信息。此外，交易量也反映了在某种程度上股价的运动趋势。到目前为止，目前的研究主要分析在正常市场条件下量价关系。在极端市场条件下，股市发生大跌大涨时的量价关系更具有特殊性和重要性^{[82]-[83]}。

在极端市场条件下的量价关系能揭示更多的金融市场微观结构特征并能对研究金融危机爆发时的信息动态过程，对提高股市收益率和波动率的预测能力以及规避金融市场风险具有重要意义。目前，用 Copula 函数能刻画极端市场条件下，

量价关系的动态过程。Copula 函数又被称为“相依函数”或“连接函数”，它是把多维的随机变量的联合分布通过用一维边际分布连接的函数。Copula 理论最早由 Sklar(1959)^[84]提出的，随后 Schweizer (1983)^[85]在概率测度空间理论的框架内，系统的介绍了 Copula 函数的定义及相关性质。Embrechts(1999)^[86]将 Copula 函数引进到金融学领域进行了研究，发现在金融市场中采用线性相关指标度量有一定的局限性，并提出了用 Copula 函数来估计随机变量之间的联合分布，随后 Copula 的相关理论很快得以发展应用到金融的各个领域上。Li (2000)^[87]将 Copula 函数用于变量间违约相关关系的研究，指出在对资产之间违约相关关系的研究中，利用正态 Copula 函数和传统 CreditMetrics 方法上在研究结果上是相同的。Bouye (2000)^[88]对 Copula 函数在金融市场风险管理中的应用进行了系统的研究和度量，并对不同类型的 Copula 函数应用进行了较为深入的比较。这为后人在 Bouye 基础上对 VaR 风险度量上用不同的 Copula 函数之间进行比较研究奠定了基础。Roekinger 和 Jondeau(2001)^[89]首次将 GARCH 模型与 Copula 联合起来，对变量的边缘分布用 GARCH 模型进行建模，然后通过用 Copula 函数将它们连接起来，最后对金融变量间的相依性和风险进行研究，通过建立 Copula—GARCH 模型，发现残差为 t 分布的 Copula 能较好描述金融变量之间的相关性。该方法后来被很多学者广泛应用到不同市场之间风险度量。中国的学者大都将该法应用于上证指数和深证成指这两支股票之间的相关性研究，有不少新的发现。国内对于 Copula 函数的研究相对比较晚，最早是张尧庭(2002)^[90-91]从理论上探讨了 Copula 函数在金融风险分析上的应用，指出 Copula 函数在分析金融变量间的相依性。韦艳华和张世英(2004)^[92-94]系统的介绍了 Copula 函数在金融中的应用并将 Copula 应用于 GARCH 模型，对金融时间序列进行分析并度量了其自相关结构。张世英和樊智^[95](2004)研究了 Copula-GARCH 模型对波动性的描述。刘国光和许世刚(2004)^[96]运用 Copula 函数替代相关系数表示风险因子之间的依存关系，从风险因子依存性角度探讨投资组合风险值计算。目前而言，Copula 函数既能可以刻画极端市场条件下量价间的尾部相依性，又具有时变特征，这是本文第 6 章研究的出发点。

1.2.5 基于高频数据的量价关系驱动因子研究

为了更深入地研究交易量与价格波动之间的关系，许多学者从更微观的角度、利用更高频的数据去探究量价关系背后的主要驱动因子，例如：订单流非平衡、交易头寸、成交次数等。相关的代表性研究如下：

(1) Kyle(1985)^[34]研究了知情交易者的订单流非平衡(order imbalance)对价格波动的影响。Chan 和 Fong(2000)^[97]证实了订单流非平衡可以解释一部分股票收益，而且过滤订单流非平衡的成交次数对股价波动率影响很小，因此推断订单流非平衡可能是量价关系主要驱动因子。Chakravarty(2001)^[98]进一步证实了隐藏交

易假设的存在，认为订单流非平衡、成交次数包含更为丰富的股票价格信息。

(2) Jone 等(1994)^[99]将交易量分解成成交次数和平均交易头寸来考察不同交易量成分对股价波动的影响，结果发现成交次数解释了大部分股价波动率。Huang 和 Masulis(2003)^[100]用伦敦交易所的数据进一步证实了他们的结论。Easley 等(1997)^[101]研究发现知情交易者更倾向于大额订单交易，因此，认为交易头寸可能包含更多价格信息。为了避免隐藏信息在市场提前暴露，知情交易者往往倾向于将隐藏信息通过大额交易拆分成许多小额交易的渠道来在市场上逐步释放。

(3) Chan 和 Fong(2006)^[102]用高频已实现波动率代替绝对价格收益来研究量价关系背后的驱动因子，结果发现成交次数能够对量价关系形成有力解释，交易头寸和订单流非平衡对量价关系的解释力有限。Giot et al(2010)^[103]实证了连续样本路径方差和跳跃方差分别与交易量、交易头寸、成交次数和订单流非平衡之间的相关关系。Chevallier and Sevi(2011)^[104]使用能源期货市场日内高频数据考察了已实现波动率及其衍生波动率与交易量、成交次数和交易头寸之间的相关关系。

随着金融高频数据应用的逐步推广，国内学者也开始尝试利用高频数据来对量价关系进行研究。李梦玄、周义(2009)^[105]使用沪深两市高频 5 分钟指数数据对量价关系进行了实证研究，结果表明两市量价之间仅存在双向线性引导关系，并不存在非线性 Granger 因果关系。郭梁、周炜星(2010)^[106]通过高频数据研究了我国股市个股的成交量与价格变化之间的关系，实证研究发现中国股市成交价格波动与成交量之间具有相关关系，量价关系曲线为一非线性凸函数。

然而，综观国内对量价关系的研究，其主要集中在对中国股市交易量与价格波动之间正相关关系检验和因果分析上，且多数停留在宏观层面上的简略分析，对量价关系背后的驱动因子的探索研究几乎没有，此外，鲜有学者对股指期货市场的量价关系做出研究。因此，本文将在混合分布假说(MDH)理论的基础上，以沪深 300 股指期货为研究对象，通过建立相应的线性模型并结合沪深 300 股指期货的高频数据进行实证分析，以求能够综合且全面揭示我国期指市场量价之间的规律性特征。

1.3 研究目的、研究框架及研究内容

1.3.1 研究目的与方法

本文将基于混合分布假说来研究金融市场中的量价关系以及量价关系的主要驱动因子。在选取低频数据的股票市场，利用基于 GARCH-V 模型实证检验的方法，来横向比较研究七个国家股票指数交易量对其市场价格波动的解释能力；随后，剔除掉交易量序列的波动丛聚性，纵向方法研究改进后的去异方差交易量与价格波动的关系。进一步用把 Copula 模型引入到对股票市场量价间关系的研究

中，开拓了新的关于研究量价关系的方向。最后，在选取高频数据的期货市场，利用高频数据“已实现”波动率与成交量、成交次数及平均交易头寸构成的线性模型，如：基本模型、连续和跳跃模型以及非对称模型，来全面揭示期货市场的量价规律，挖掘深藏量价关系背后的主要驱动因子。

1.3.2 研究框架图

本文的研究工作按照以下框架图来展开：

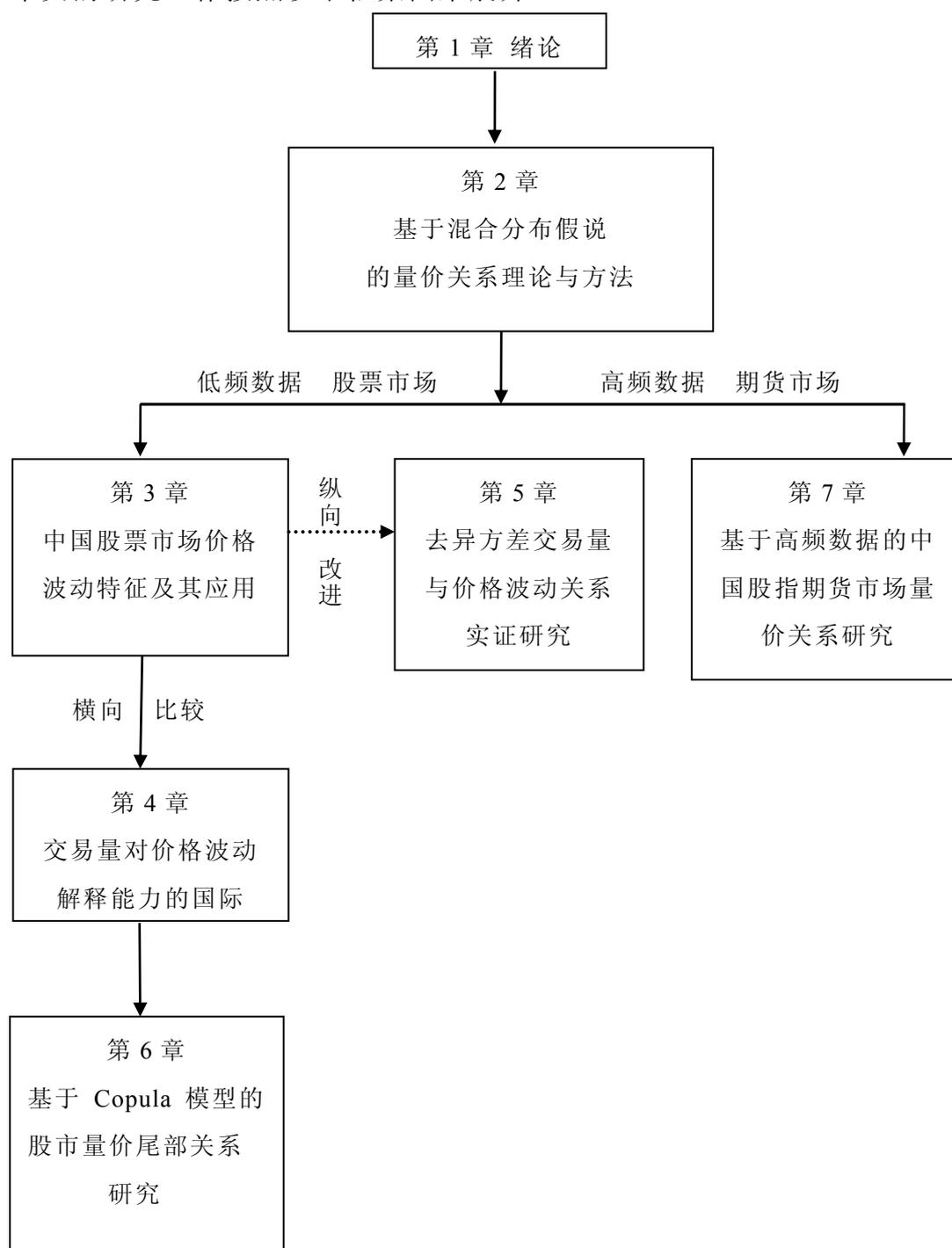


图 1.1 研究框架图

1.3.3 研究内容

具体章节安排如下：

第1章，绪论。在阐述本文的研究背景及意义的前提下，梳理了国内外针对金融市场量价关系研究的理论模型与实证方法，从专门研究金融市场价格波动性的 GARCH 模型与随机波动率模型，到结合交易量来研究价格波动的四大类理论模型；从低频数据领域，基于 GARCH-V 模型与 Granger 因果检验方法对交易量与价格波动的相关关系及因果关系的检验，到高频数据领域，基于“已实现”波动率线性模型对量价关系驱动因子的挖掘，并着重论述了目前研究现状与不足。在此基础上，详细介绍了本文基于混合分布假说，在股票市场与期货市场分别利用基于低频数据的 GARCH 族模型检验与基于高频数据“已实现”波动率线性模型检验的方法，来横向比较研究交易量对股票市场价格波动的解释能力、纵向方法研究改进后的去异方差交易量与价格波动的关系，以及深入挖掘期货市场量价关系规律与主要驱动因子，所遵循的研究框架与具体的研究内容。

第2章，基于混合分布假设的量价关系理论与方法。在把握市场本质的基础上，详述了混合分布假说理论的发展以及其分析框架，介绍了基于 GARCH 族模型的混合分布假说实证检验方法，包括 GARCH 族模型的特征简介、交易量序列的数据预处理以及将处理后的交易量 V 作为新信息流的代表引入适当的 GARCH 族模型，并利用 GARCH-V 模型参数的估计结果来解释金融市场量价关系的过程。此外，还介绍了基于高频数据的线性量价关系实证检验方法，利用高频数据“已实现”波动率与成交量、成交次数以及平均交易头寸建立简单的线性模型，来挖掘深藏在量价关系背后的主要驱动因子。

第3章，中国股票市场的价格波动特征及其应用。与以往采用单独的模型对波动性特征进行考察不同，采用了各类 GARCH 族模型对中国股票市场波动性特征进行了深入研究，并利用对数似然值 $\log L$ 、AIC 准则、SC 准则、D-W 统计量这四个统计量来检验模型对波动性的刻画效果，为今后在针对中国股市选择波动性模型时，提供了重要的参考依据。在“横向”比较各类 GARCH 族模型的基础上，接下来“纵向”考察了不同分布假设下 GARCH 族模型的预测效果。在应用非正态 GARCH 族模型对中国市场的市场风险进行 VAR 度量时，实证结果显示：学生 t 分布假设和 GED 分布假设在总体上要优于正态分布假设。

第4章，交易量对价格波动解释能力的国际比较研究。根据混合分布假说，交易量做为随机信息流的代理变量，将能够很好地解释价格波动。为了检验混合分布假设，了解交易量对价格波动的解释能力，以七个国家的股票市场综合指数序列和交易量序列为样本，利用 GARCH-V 模型对不同市场的量价关系进行了横向的比较研究，在揭示不同市场交易量对价格波动解释能力不同的同时，反映了

各个市场的有效程度。研究表明，成熟市场上交易量对价格波动的解释能力相对较强，市场价格对信息的吸收和反映能力较强，市场的有效程度较高。

第 5 章，去异方差交易量与价格波动关系的实证研究。在对剔除了时间趋势与自相关性的交易量序列进行检验时发现，该序列还存在波动丛聚性，而以往研究均忽略了这一现象，且做为新到达信息的代理变量，交易量序列不应该具有该特性。在对交易量序列的预处理上，创新的提出了交易量的去异方差，并在此纵向的方法研究的基础上，重新考察了不同国家股票市场的量价关系。研究表明，去异方差交易量是更好的信息流代表，能够增加交易量对价格波动的解释能力，而且市场成熟度越高的国家，去异方差交易量对价格波动的解释能力越强。

第 6 章，把 Copula 模型引入到对股票市场量价间关系的研究中，开拓了新的关于研究量价关系的方向。这不仅考察了价格高涨与高交易量，价格大跌与低交易量之间的关系，还考察了大的价格变动与高交易量、小的价格变动与低交易量之间关系。这即刻画了在极端市场条件下，量价间尾部的相依性，又具有时变的特征。

第 7 章，基于高频数据的中国股指期货市场量价关系研究。在混合分布假说 (MDH) 理论上，以沪深 300 股指期货为研究对象，根据 Jones 等(1994)^[99]的研究将成交量划分为成交次数和平均交易头寸，并考虑“已实现”波动率的跳跃和非对称性特征，构造了中国股指期货市场量价关系的基础模型、连续和跳跃波动模型及量价关系非对称模型，实证研究了我国期指市场成交量与价格波动之间的相关关系、成交量、成交次数及平均交易头寸对连续和跳跃波动的影响、下偏与上偏已实现半方差所包含的市场波动信息比较，以及量价关系背后的驱动因子，全面揭示了我国期指市场量价之间的规律性特征。

结语。评析金融市场量价关系的理论与方法研究，结合本文的主要研究成果与创新点，提出未来研究方向与展望。

1.4 本章小结

本章在深刻阐述本文的研究背景及意义的前提下，梳理了国内外针对金融市场量价关系研究的理论模型与实证方法，并着重论述了目前的研究现状与不足。在此基础上，详细介绍了本文所遵循的研究框架与具体的章节安排。

第 2 章 基于混合分布假说的量价关系理论与方法

本章在阐述混合分布假说理论、发展以及分析框架的基础上，介绍了基于 GARCH 族模型的混合分布假说实证检验方法，包括 GARCH 族模型的特征、交易量序列的数据预处理以及引入交易量的 GARCH-V 模型的估计。此外，还介绍了基于高频数据的线性量价关系实证检验方法，为了挖掘量价关系背后的驱动因子提供了可行的研究思路。

2.1 混合分布假说(MDH)及其发展

混合分布假说(Mixture Distribution Hypothesis, MDH)由 Clark 在 1973 年最先提出，此后 Epps 和 Epps(1976)^[37]、Tauchen 和 Pitts(1983)^[38]、Harris(1986)^[5]、Andersen(1996)^[39]、Liesenfeld(2001)^[40]等从 Clark 的基本思想出发，从多个角度完善了混合分布理论，并逐渐形成了一整套较为完善的混合分布理论及实证研究方法。具体如下：

(一)Clark 的 MDH 模型

Clark(1973)^[30]最先提出了混合分布假说，它是研究价格波动以及反映市场相关信息流的理论基础。该理论认为，价格波动和交易量是受一个潜在的、不可观测的信息过程所驱动的，所以当信息流达到市场时，价格和交易量同时发生变化。根据混合分布假说理论，股票价格变化的动态特征是依赖信息流达到过程的时间序列行为。对于给定信息事件数目 m ，中心极限定理认为其日内价格变动近似服从正态分布，方差也与 m 成比例。因此，可以把日内价格变动的条件方差认为是到达市场新信息的单调增函数。由此，我们可以推断出价格波动和信息流到来的速率正相关，交易量也和信息流到来的速率正相关，因而价格波动和交易量存在正相关的关系。

传统的金融理论对收益的分布假设通常较为简单，例如著名的 B-S 期权定价公式，最初也是建立在随机游走的假设基础之上的。在实际中，已经有大量的研究表明，一般的正态分布等简单假设并不能很好的拟合实际的金融数据，比如收益率序列的尖峰厚尾特征。混合分布假设为解决这个问题提供了一个方向，它假定信息流驱动价格和交易量序列的变化，实质上导致了收益率和交易量序列是由一系列的分布构成，而不是简单的正态分布。之所以称之为混合分布，是因为这一系列的分布并不一定是同一分布，分布参数更加有可能不相同。即这一系列的分布看上去像是混合而成的，既可能是来自同一分布而有着不同的分布参数，也有可能是来自不同的分布参数。总之，混合分布假设强调信息是决定价格和交易

量的因素，这种假设决定了交易量序列与价格序列具有同等重要的研究意义。

混合分布假说能够很好的解释价格波动的 ARCH 效应，下面给出用混合分布假说解释 ARCH 效应的推导过程。

将日收益率 r_t 以及日成交量 V_t 分别描述为以下过程：

$$r_t = \sum_{i=1}^{N_t} r_{t_i} = \sum_{i=1}^{N_t} \ln\left(\frac{p_{t_i}}{p_{t_{i-1}}}\right), \quad 1 \leq t_i \leq N_t \quad (2.1)$$

$$v_t = \sum_{i=1}^{N_t} v_{t_i}, \quad 1 \leq t_i \leq N_t \quad (2.2)$$

其中，随机变量 N_t 为混合分布假说中的潜在的混合变量，它表示每天流入市场的相关信息量，其大小反映了信息流入市场的速度。 $\{p_{t_i}\}$ 及 $\{v_{t_i}\}$ 分别表示在第 t 天的第 i 次信息冲击后形成的均衡价格和成交量。

根据 Clark 的说法，收益率 r_t 的方差取决于每日信息达到市场的次数 N_t ，由于 r_t 的分布是混合分布，是混合变量 N_t 驱动。收益率 r_t 的方差可以分解成两个部分：日内信息到达次数的变动和日内每次信息冲击导致的收益率的变动。

$$\text{var}(r_t) = E(r_t)^2 \times \text{var}(N_t) + E(N_t) \times \text{var}(r_t) \quad (2.3)$$

当日收益率的期望值很小时，式中右边第一项可以不计，从因此可以得到第 t 日收益率的条件方差为：

$$\text{var}(r_t | n_t) = n_t \times \text{var}(r_t) \quad (2.4)$$

如果 r_{t_i} 服从一个均值为零，方差为 σ^2 的正态分布，若 t 足够大，根据中心极限定理可知：

$$r_t | n_t \sim N(0, n_t \sigma^2) \quad (2.5)$$

股价波动的持续性被认为是 N_t 的时间序列。因此，可以假定每日信息到达次数是自相关的：

$$N_t = k + b(L)N_{t-1} + \mu_t \quad (2.6)$$

上式中 $b(L)$ 是一个 L 阶的滞后算子，扰动项 μ_t 是白噪声序列。上式表达的是说当信息流速率为 N_t ，对市场的冲击是以一种自回归的方式延续的。定义 $\psi_t = E(r_t^2 | n_t)$ ，由式可知 $\psi_t = n_t \sigma^2$ 。代入式可得：

$$\psi_t = \sigma^2 k + b(L)\psi_{t-1} + \sigma^2 \mu_t \quad (2.7)$$

上式刻画了 GARCH 模型所描述的条件方差 ψ_t 的持续性这一特征。

(二) Epps 和 Epps 的 MDH 模型

Epps 和 Epps(1976)^[37]对 MDH 模型进行了扩展研究，他们的工作对 Clark 的 MDH 假说起到了极大的理论与实证支持作用。在信息流的冲击引致价格和交易量变化的基础上，他们进一步假定：市场上不存在交易成本，可以借入现金或者

卖空证券，市场上交易者对新到达的市场信息流有着异质的信念，因而对未来价格的估计存在不一致，交易价格的波动方差与交易量有关，而交易量可以作为交易者对信息流意见分散程度的度量。在两次交易间隔，交易量与价格的变动是随机相关的。一次交易所引起的价格变动和市场上交易者对信息流的意见分散都成正比例关系。即交易者对信息流的意见分散程度越大，日内价格的变动幅度也就越大。在模型中，由于交易量实质上是信息流的代理变量，因此价格波动与交易量存在正相关关系。Epps 同时还指出，价格变动与交易量的变化关系存在非对称性，价格上涨时所产生的交易量远比价格下跌时所产生的交易量要大。

(三) Tauchen 和 Pitts 的 BMM 模型

Tauchen 和 Pitts(1983)^[38], Harris(1986)^[5]建立了 MDH 假说的二元混合分布模型(Bivariate Mixture Model, BMM)。该模型假设市场上的投资者是完全理性的，根据市场上的价格来形成预期。在这种假设下，如果非预期的信息分布是对称的，投资者的先验交易也将服从均值为零的对称分布，且与市场价格正交。由于交易的存在是相互的，所以总的交易量等于所有交易的绝对值之和的一半。上述对称性的存在，将使得股票价格的变化与交易量的条件协方差等于零。用数学语言可以将其描述为：

$$\Delta P_t \square N(an_t, bn_t | n_t), \quad (2.8)$$

$$V_t \square N(cn_t, dn_t | n_t), \quad (2.9)$$

$$Cov(\Delta P_t, V_t | n_t) = 0, \quad (2.10)$$

其中 a,b,c,d 非负， n_t 代表事件数，可能是随机的，也可能和季节等因素相关。

由于每日到达的事件数是变化的，也就是说每日到达市场的信息数量是不相同的，这样股票价格的变化以及交易量因为受到信息的驱动，因而呈现出混合分布状态。在数学上来看，由于价格变化和交易量的非条件分布的密度函数可以通过条件分布对 n_t 取数学期望得到，而数学期望又可以看做是某种加权平均的结果，因此，价格变化和交易量的非条件分布可以看做是由信息流导致的一系列条件分布的加权平均，这种非条件分布与传统理论所认为的简单正态分布不同，是一种混合分布。

上述假设分析是关于混合分布理论的基本假设，由此出发，可以得到一系列有价值的推论。例如，可以通过数学推导得到，混合分布假设下的价格变化的边际非条件分布比通常的正态分布具有更大的峰度，并且存在一定程度上的右偏现象。这就很好的解释了大量实证研究中所发现的尖峰厚尾现象及其有偏特征，而这些是传统的理论所不能解释的。此外，从基本假设出发，容易得到信息流与价

格变化和交易量之间存在的相关关系。首先，信息到达数量与价格变化、价格变化的平方以及交易量都存在正相关关系。也就是说，每日到达的信息数量越大，价格变化越剧烈，波动也就越大，交易量也越大。其次，由前面的论述容易看到，价格变化、价格变化的平方和交易量之间存在正相关关系。这一推论看似简单，却具有重要的现实意义。由于信息到达数量在市场中往往难以观察到，同时由于上述各种正相关关系都是由于信息流的驱动引起的，因而可以将交易量作为信息的代理变量，通过考察交易量与价格变化之间的关系，来验证混合分布理论。最后，混合分布理论还可以很好的解释价格变化序列和交易量序列可能存在的序列相关性。这种序列相关是由于信息到达序列本身的相关性引起的。

(四)交易理论模型

交易理论模型是由 Kyle 在 1985 年首次提出的，并由 Adrmati 和 Pflleiderer (1988)^[38]对其进行扩展后得到的。它是一类关于连续拍卖的知情交易模型，这类模型是通过研究交易者行为来考交易量与价格波动的关系并揭秘其相关原因。

Kyle 模型是假定资本市场上的交易者有三种类型：知情交易者、造市商和随机流动交易者，并且知情交易者所拥有的私有信息是以不变的速率随着时间的推移不断反映到股票价格中去的。当交易结束时，股票价格就完全反映了市场上的所有的信息。因此，股票收益的波动就完全反映了所有到达市场的私有信息。Pflleiderer 和 Adrmati 根据交易者的交易时机进行建模，认为在资本市场上存在第四类交易者并对市场上的交易时机有一定的判断力，即为自由流动交易者。通过研究表明日内交易有集中交易的现象，产生该现象的原因是由于知情交易者和自由流动交易者的交易策略所导致的，他们偏好市场非常活跃时进行交易，当在市场活跃时，股票价格的波动的方差就达到最大，交易量也会相应的达到最大。

(五)Anderson 的 MMM 模型

二元混合模型只考虑了信息交易，但市场中噪声和信息是同时存在的。Anderson(1996)针对这种情况，将混合分布理论和市场微观结构理论相结合，对二元混合分布模型进行了扩展，建立了修正混合分布模型(Modified Mixture Disturbution Model, MMM)。

在 Glosten 和 Milgrom(1985)^[107]的市场微观结构理论中，序贯交易理论模型被作为描述市场微观结构的主体理论模型。序贯交易理论模型假设在市场上只存在一种资产，存在三种交易者：做市商、知情交易者和非知情交易者，并且交易者是风险中性的。做市商在对金融资产进行定价时遵循以下原则：金融资产的价格等于做市商已有信息条件下对价格的条件期望。这里假设价格是服从一般的鞅过程的。在上述假定下，若每日信息达到数量最大，根据中心极限定理可得，股票价格的收益遵循如下条件分布：

$$R_t | K_t \sim N(0, \sigma^2 K_t) \quad (2.11)$$

其中， K_t 表示在第 t 日到达市场的信息数量与基准日到达市场的信息数量之比。对于交易量的处理，由于市场上存在两种交易者，两种交易者由于接受的信息不同而采取不同的决策，交易量自然有所不同，因而处理起来比较麻烦，需要分别考虑。可以简单的做如下处理：

$$V_t = IV_t + NV_t \quad (2.12)$$

其中 IV_t, NV_t 分别代表在第 t 日，知情交易者和未知情交易者的交易量。

在上述一系列的假定之下，Glosten 和 Milgrom 得到：

$$\bar{V}_t | K_t \sim cP_0(m_0 + m_1 K_t) \quad (2.13)$$

这里 \bar{V}_t 表示消除了趋势项以后的交易量时间序列。 c 是一个比例因子， m_0 表示未知情交易者到达市场的密度， $m_1 = I\mu$ ， I 为一天中知情交易者的最大数目， μ 则表示市场上每个知情交易者根据已有信息确定的期望交易数量的大小。

利用 Glosten 和 Milgrom 的上述思想，Andersen 采用 GMM 方法，对修正后的 MDH 理论进行了实证检验。对 5 个个股样本的实证研究中，修正后的 MDH 理论都展现了比传统 MDH 理论更好的解释能力。

在此基础上，Andersen 进一步假设信息到达具有相关性，且：

$$K_t^{1/2} = \omega + \ln(K_{t-1}) + \sigma_\mu \mu_t \quad (2.14)$$

其中 $\sigma_\mu > 0$ 。结合对收益、交易量以及 K_t 的假设，采用 GMM 方法进行实证检验的结果将与 GARCH 或 EGARCH 的结论类似。但是，结合交易量进行的估计比传统的 ARCH 模型效果较好，而且其方差记忆过程也较短。

(六)Liesenfeld 的 GBMM 模型

Liesenfeld 认为，交易量和价格这两个变量会同时发生变化，因此，在 Lamoureux 和 Lastrapes(1990)^[108]的研究中，不应当将交易量看做外生变量，这样处理会导致一些不正确的结论。基于这一考虑，他们考察了 MDH 理论框架下的动态双变量混合模型(Dynamic Bivariate Mixture Model, DBMM)，与此同时，他们也在模型中考虑了 Andersen 对 MDH 理论提出的修正。与 Andersen 不同的是，他们没有采用 GMM 估计方法，而是采用了仿真极大似然法(Simulated Maximum Likelihood, SML)，运用蒙特卡洛方法计算出了交易量和价格的联合分布函数。在对 4 个德国股票日交易数据的实证检验中，结果表明 SML 方法较 GMM 方法有着较高程度的精确度，因此比 GMM 方法更加合理。同时，相对价格和信息的单变量模型，双变量估计方差时的记忆效果显示其记忆性更小，仅用一个潜在信息到达并不能完全解释价格波动的记忆性。Liesenfeld 由此认为，传统的 MDH 理论

中关于单个信息到达使得交易量和价格发生变化的假设可能是不正确的。信息到达的过程可能是极其复杂的，在对交易量和价格的影响上，可能存在不同的影响。在此基础上，Liesenfeld(2001)^[40]提出了广义二元混合模型(Generalized Bivariate Mixture Model, GBMM)。

(七)Lamoureux 和 Lastrapes 的 GARCH-V 模型

Lamoureux 和 Lastrapes(1990)^[108]在对量价关系的研究中首次提出将交易量做为信息流的替代变量引入收益率序列的 GARCH 模型中，得到 GARCH-V 模型来实证检验 MDH 假说。根据 MDH 假说，作为收益率序列条件异方差的一个解释变量的交易量，将能够吸收波动的异方差特征，而使得收益率波动持续性与丛聚性减少甚至趋向消失，且其系数应大于零。以在 CBOT 具有期权交易的股票为样本的实证研究表明，所有 20 个样本的持续性参数的估计值均由接近于 1 转而趋向于 0。此后，众多学者借鉴该方法，来类似的研究全球金融市场，均得到了基本一致的结论，但仍存在部分差异：交易量只能部分地解释价格波动。

(八)理念分散模型

Shalen (1993)^[36]提出了理念分散模型，它是从交易者如何对公共信息进行反应这个角度来研究量价关系。它是假定交易者对信息的解释不相同并且也绝对相信自己对信息的判断是正确的。因此，得到模型的结论是交易者对市场信息的估价越分散，其价格的波动就会相应变大，成交量也会变大，由此可得到价格变化绝对值与成交量之间是一种正相关关系。

(九)判断差异模型(Differences of opinion model)

Harris 和 Raviv 在 1993 年的一篇文章中提出判断差异模型^[35]。模型假设如下：

①投资者是会有判断差异的，在这里判断差异是指即使每个交易者所获取相关信息是相同的，但是他们对信息的理解上却不相同的，并且他们都认为自己对信息的理解是正确的，并坚定相信自己对信心的判断是正确的。这种现象在我们的身边是普遍存在的；

②投资者对某项特定的资产收益有相同的初始预期。随着投资者对该项资产的信息不断获取和更新，投资者会根据自己最新的信息理解去调整他们对资产收益率最初的预期；

③将投资者分为敏感型和迟钝型这两类。无论是敏感型的投资者还是迟钝型的投资者，他们对于特定性质的信息的判断是相同的。即当传来的是利好的信息，他们都会认为是利好的，如果传来的是利空的信息，他们都会认为是利空的，他们的判断差异主要是体现在对于信息重要性的判断。例如在同时获得很多信息时，是利好的消息占优势还是利空的消息占优势，他们的判断会根据每个人的不同而有所差异。当得到的是利好消息时，敏感型投资者会相应提高对获得高收益的概率的预期，而迟钝型投资者则没有反应；当得到的是利空消息时，敏感型投资者

会相应降低对获得高收益的概率的预期，而迟钝型投资者也是没有反应的。当获得信息的累积冲击由利空变为利好时，敏感型投资者会相应提高对资产价值的估计而买入资产。相反，迟钝型投资者却依旧保持悲观，从而在资产价格上升时会卖出相应的资产。而当信息的累积冲击由利好变为利空时，敏感型投资者会降低对资产价值的估计而卖出相应资产，而迟钝型投资者却依旧乐观，从而在资产价格下降时会买入相应的资产。因此，在对模型预测股价变动的绝对值与成交量之间是存在一种正相的关系的。

(十)理性预期资产定价模型

Wang 在他 1994 年的一篇文章中建立了该模型，模型假设如下：

①交易者之间是易质的，这种易质表现在不同的投资者拥有不同的信息和不同的投资机会；

②交易者对于是否拥有信息都会进行理性的交易；

③如果存在股票和无风险债券这两种资产或者个人投资机会投资者拥有不同的投资机会，并对股票的未來分红有着不相同预期。在该模型中，投资者分为两类，即有信息的投资者和没有信息的投资者。有信息的投资者会有关于股票未来分红的相关信息，而对于没有信息的投资者是根据股价、政策信号等去理性的提取相应信息。有信息的投资者所要进行交易可能是根据有信息的交易也可能是根据没有信息的交易，如果他们是获得了关于股票未来分红的信息而进行的相关交易时，进行的交易就是有信息的交易，如果他们是由于个人投资机会改变而进行相关交易时，所进行的交易就是没有信息的交易。没有信息的交易者往往他们没有办法认出有信息的交易者的交易是根据有信息的交易还是根据个人投资机会的变化而改变其投资组合才进行的相关的没有信息的交易，因此，他们面临着信息不对称风险。由于信息的不对称使得没有信息的投资者在与有信息的投资者进行交易时会对股价要求低一些，以此来弥补面临的信息不足方面的风险，该模型得出的结论是股价变化的绝对值与成交量是成正相关关系的，这种正相关关系随着信息不对称程度的进一步加深而变得显著。

2.2 基于 GARCH 族模型的量价关系实证检验

基于 GARCH 族模型的 MDH 实证检验一般分为两个步骤：首先，对交易量序列进行预处理，剔除掉时间趋势与序列相关性，然后，再把处理后的交易量作为信息流的代表，引入到经过选择的适当的 GARCH 族模型中，利用计量方法对 GARCH-V 模型进行参数估计。下面，将分别介绍有关的 GARCH 族模型，交易量序列的数据预处理方法，以及 GARCH-V 模型的估计。

2.2.1 GARCH 族模型简介

2.2.2.1 ARCH 模型

在 GARCH 族模型中, ARCH 模型是最基础的。对于回归模型: $y_t = x_t' \beta + \varepsilon_t$, 如果随机干扰项的平方 ε_t^2 满足如下条件, 则模型称为 ARCH 模型:

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} \cdot v_t \quad (2.15)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.16)$$

其中 v_t 独立同分布, 且 $E(v_t) = 0$, $D(v_t) = 1$; $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, q)$, 且 $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ 。

ARCH 模型描述了在前 $t-1$ 期的信息集合给定的条件下随机误差项的分布的条件方差是滞后误差项绝对值的增函数。因此, 较大的波动后面一般紧接着较大的波动, 而较小的波动后通常又紧接着另一个较小的波动。滞后阶数 q 表示冲击影响所持续的时间, q 越大表明波动的持续时间越长。

2.2.2.2 GARCH 模型

在金融领域常常会出现 ε_t 的条件方差 h_t 依赖于之前很多时刻的变化量的现象。这就需要估计很多个参数, 而这往往很难精确做到。ARCH 模型运用的难点是, 如果滞后阶数 p 越多, 无限制约束的估计常常会违背 α_i 是非负的限制条件, 而事实上需要这个限定才能保证条件方差 h_t 恒为正数。在早期的研究中, 会对 α_i 增加一个任意的递减时滞结构, 以保证模型满足限定的条件。但是考虑到上式中的 h_t 是一个分布滞后型的模型, 我们可以用一个或者两个 h_t 代替许多 ε_t^2 的滞后值, 得到了 GARCH 模型。这是 Bollerslev(1986)^[6] 首先提出来的, 通过加入了 p 阶滞后条件方差, 使得条件方差成为滞后残差平方和滞后条件方差的线性函数, 形式如下:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (2.17)$$

其中, $p \geq 0, q > 0, \alpha_i \geq 0, \theta_j \geq 0, j = 1, \dots, p$, 宽平稳的参数约束条件 $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \theta_j < 1$ 。

GARCH 模型存在以下优点: 可以用阶数较小的 GARCH 模型来代替高阶的 ARCH 模型, 从而解决高阶条件下 ARCH 模型的复杂性问题, 使得模型的识别和估计都相对比较容易, 因而具有更好的实用性。在实际应用中, GARCH 模型中阶数 q 的值常常比 ARCH 模型中的阶数 q 值要小的多。一般的经验研究表明, GARCH(1,1)模型就能够很好的描述现实中的大多数金融时间序列数据。

GARCH 模型中的 h_t 可以做如下简单理解：它是过去所有残差的一个加权平均，这与波动的集群性是相符合的，也就是说，大的波动后面跟着一个大的波动，小的波动后面跟着一个小的波动。GARCH 模型作为 ARCH 模型的拓展，自然具有 ARCH 模型各个优点，除此之外，GARCH 模型的条件方差过程不仅仅和滞后残差有关，还和条件方差本身的滞后有关，这就更直观的表明当前的波动可能受到以前波动的影响。

总的来说，GARCH 模型较 ARCH 模型取得了更大的成功，但同时也还存在一些不足之处。例如，GARCH 模型不能很好的解释股票收益率和收益变化即波动之间可能出现的负相关现象。这在模型中有着清楚的体现：GARCH 模型的条件方差过程与残差平方的滞后项有关，很显然，残差的符号对波动的影响并不能体现，而经验研究发现正的价格变化和负的价格变化对波动的影响是非对称的，而 GARCH 模型并不能解释这种现象。

由于 GARCH 模型在刻画时间序列的异方差性时存在着一些问题，因此大量学者对这些问题提出了相应的解决方案，下面将简单介绍这些模型的改进工作。

2.2.2.3 GARCH-M 模型

在金融市场中，金融资产的回报率是与风险度紧密联系的，即较高的风险资产可以获得较高的平均收益，这是因为人们认为金融资产的收益应与其风险大小成正比，风险越大，相应的预期的收益就会相应得到提高。为此，Engle、Lilien 和 Bobbins(1987)^[109]提出了 ARCH-M 模型，在条件均值等式中加入了条件方差 h_t 的函数项。 h_t 代表了期望风险的大小或风险补偿，收益率方差的增加导致预期收益率的增加。ARCH-M 模型主方程表达式为：

$$y_t = x_t\beta + \gamma g(h_t) + \varepsilon_t \quad (2.18)$$

其中 $g(h_t)$ 是条件方差 h_t 的单调函数，一般取 h_t 、 $\sqrt{h_t}$ 、 $\log(h_t)$ 。研究表明：

$g(h_t) = \log(h_t)$ 时模型的估计效果较好。ARCH-M 模型的残差与普通的 ARCH 模型一致： $h_t = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q\varepsilon_{t-q}^2$ 。若残差为 GARCH 形式：

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (2.19)$$

则模型可称为 GARCH-M 模型。

ARCH-M 模型和 GARCH-M 模型的建立旨在解释金融资产回报率与波动性(可以看做风险)之间的关系。根据马克维茨的均值方差模型，投资者的期望收益和风险是紧密联系并呈正相关关系的，如果用条件方差 h_t 来代表该资产的风险大小，那么条件方差的增加将导致预期收益率的增加，即模型主方程表达式中的 γ 在理论上应当是正的。

实际上,在上述模型中不难看出, $\gamma = \frac{\Delta y_t}{\Delta g(h_t)}$ 。这表明, γ 是是市场对投资者每承担一单位风险时所做出的相应补偿。Fenghua Wen, Xiaoguang Yang(2009)^[110]认为,与投资相比,投机的风险容忍度要高一些,所以风险补偿系数 γ 相对说来要小一些。一个市场上的投机气氛越浓,平均风险补偿系数 γ 就越小。

2.2.2.4 TARARCH 模型

GARCH 模型假定条件方差是滞后残差的平方的函数,因此,条件方差对正负价格变化的反应是对称的,从而不能解释实际经济运行中的非对称现象。而且 GARCH 模型条件方差式的所有系数均大于零,这表明残差的任何滞后项增大都会增加条件方差,因而排除了条件方差的随机波动行为,这使得在估计 GARCH 模型时可能出现震荡现象。

针对 GARCH 模型的不足, Zakoian(1990)^[14]提出的 TARARCH 模型,它具有如下形式:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \varphi \varepsilon_{t-i}^2 d_{t-1} + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (2.20)$$

其中 d_t 为虚拟变量,当 $\varepsilon_t < 0$, $d_{t-1} = 1$, 否则 $d_{t-1} = 0$, 只要 $\varphi > 0$, 则认为存在杠杆效应。

在上式中,条件方差中的 $\varphi \varepsilon_{t-i}^2 d_{t-1}$ 为非对称项或者 TARARCH 项。条件方差 h_t 依赖于前期的残差平方 ε_{t-1}^2 和条件方差 h_{t-1} 当的大小。我们将 $\varepsilon_t > 0$ 和 $\varepsilon_t < 0$ 分别称为好消息和坏消息,它对条件方差影响就会不同。即:当股价上涨时($\varepsilon_t > 0$), $d_{t-1} = 0$, 该信息对条件方差的作用效果为 $\sum_{i=1}^q \alpha_i$; 当股价下跌时($\varepsilon_t < 0$), 该信息对条件方差的作用效果为 $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \varphi$ 。若 $\varphi \neq 0$, 由此表明信息对条件方差的效果是不对称的。

2.2.2.5 EGARCH 模型

在 GARCH 族模型中,刻画条件方差对市场中正、负干扰所做出的非对称的反应特征的最为经典模型当属 Nelson(1991)^[11]提出 EGARCH 模型。该模型的条件方差为延迟扰动项的反对称函数,模型的条件方差表达式为:

$$\log(h_t) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \theta_j \log(h_{t-j}) + \sum_{i=1}^q \left(\alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \right| + \varphi_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \right) \quad (2.21)$$

在 EGARCH 模型中,条件方差过程采用的是自然对数的形式,这意味着 h_t 是非负的并且杠杆效应是指数型的。如果 $\varphi_i \neq 0$, 说明信息作用存在非对称性。当

$\varphi_i > 0$ 时，杠杆效应显著。

EGARCH 模型最大的优点在于可以很好的对金融市场中时间序列的非对称性进行刻画，同时由于条件方差过程被表示成指数的形式，因此模型参数在估计时不会受到任何约束，从而可以得到更好的应用。

2.2.2.6 成分 GARCH 模型

Ding 和 Granger(1996)^[13]提出的成分 ARCH 模型是在 GARCH(1,1)模型的基础上演变过来的。若 GARCH(1,1)模型的条件方差式表现了条件方差与一个常数的平均偏离程度，成分 ARCH 模型则反映了条件方差对于一个变量的平均偏离趋势：

$$h_t - c_t = \alpha(\varepsilon_{t-1}^2 - c_{t-1}) + \theta(h_{t-1} - c_{t-1}) \quad (2.22)$$

其中 $c_t = \bar{\omega} + \rho(c_{t-1} - \bar{\omega}) + \sigma(\varepsilon_{t-1}^2 - h_{t-1})$ 。这里短期成分 $h_t - c_t$ 以 $\alpha + \theta$ 的势趋于 0；而长期成分 c_t 以 ρ 的势趋于 $\bar{\omega}$ 。另外，可以在两式或者任意一个中加入外生变量，来改变序列短期或者长期波动水平。

2.2.2.7 APARCH 模型

Ding, Granger 和 Engle(1993)^[12]的研究认为，GARCH 模型并不能充分的捕获高频金融时间序列的尖峰厚尾特性，而且对于股票市场中普遍存在的杠杆效应也无法很好的进行刻画，他们因此提出了 APARCH 模型(Asymmetric Power ARCH Model)，模型形式如下：

$$\sigma_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|\varepsilon_{t-1}| - \gamma_i \varepsilon_{t-1})^\delta + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^\delta \quad (2.23)$$

其中参数满足： $\alpha_0 > 0$ ， $\delta \geq 0$ ， $\beta_j \geq 0 (j=1,2,\dots,p)$ ， $\alpha_0 \geq 0$ 以及 $-1 < \gamma_i < 1$ ， $(i=1,2,\dots,p)$ 。

APARCH 模型除了具有一般 GARCH 模型的特点之外，还多了另外两个参数，其中一个参数 γ_i 被用来捕获股票市场中广泛存在的杠杆效应。

2.2.2 交易量序列的数据预处理

以 Lamoureux 和 Lastrapes(1990)^[108]首次提出将交易量做为信息流的替代变量引入 GARCH 模型来检验量价关系为代表的最初的 GARCH-V 模型研究，是直接将交易量代入模型进行估计。然而，根据 MDH 假说，交易量分为两种：非信息交易量和信息交易量，且 Admati 和 Pfleiderer(1988)^[33]的研究发现，这些由于市场发展、投资者头寸调整或者流动性需求产生的非信息交易量，对价格的驱动力较小。因此，只有那部分由于新信息到达所引起的信息交易量才能作为随机信

息流的代替变量，被引入 GARCH-V 模型来研究量价关系。

国内外研究交易量与价格波动关系时，大多参照 Gallant、Ross and Tauchen(1992)^[111]提出的一套交易量预处理方法，来剔除交易量序列的线性与非线性时间趋势，以及自相关性。具体做法如下：

(1)对原始日交易量进行对数处理，得到交易量序列 V_t ；

(2)对 V_t 进行 OLS 回归： $V_t = c_0 + c_1 t + c_2 t^2 + \mu_t$ ，其中， t 为线性时间趋势， t^2 为非线性时间趋势。回归后得到的残差 μ_t 就是剔除掉时间趋势后的交易量序列 V_t' ；

(3)对 V_t' 采用移动自回归 ARMA(p, q) 模型进行估计，来剔除可能存在的高度自相关性：

$$V_t' = \sum_{i=1}^p \alpha_i V_{t-i}' + \sum_{j=0}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} \quad (2.24)$$

回归后得到的残差 ε_t 就是剔除掉时间趋势和自相关性的非预期交易量序列 V_t'' 。

然而，这些研究均忽略了非预期交易量序列还存在的波动丛聚性。作为由拥有巨大自由度的经济系统所产生的新信息，它在到达股票市场时应该是遵循随机游走的，不应该具有任何可预测性。为了更好的代表到达市场的真正的新信息，本文在 Gallant 等(1992)^[43]假设的基础上，对非预期交易量序列 V_t'' 做进一步预处理，以剔除掉序列存在的波动丛聚性，具体做法如下：

(4)对非预期交易量序列 V_t'' 采用 GARCH 族模型进行估计，来剔除可能存在的波动丛聚性：

$$V_t'' = \sqrt{h_t} \cdot V_t''' \quad (2.25)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i V_{t-i}''^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (2.26)$$

估计后的残差 V_t''' 就是同时去除了时间趋势、自相关性以及波动丛聚性的去异方差交易量。本文将把去异方差交易量 V_t''' 做为新信息流的代表，代入 GARCH-V 模型来研究交易量与价格波动之间的关系。

2.2.3 引入交易量的 GARCH-V 模型

本文收益率选取连续复利率的对数形式： $R_t = 100 * (\ln P_t - \ln P_{t-1})$ ，其中， P_t 为第 t 天的指数收盘价格。对于回归模型： $R_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t$ ，如果随机干扰项 ε_t 满足如下条件，则称为 ARCH 模型：

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} \cdot v_t \quad (2.27)$$

其中， μ_{t-1} 为基于前 $t-1$ 期所有可得信息下 R_t 的条件均值， $h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$ 为条件

方差， v_t 为白噪声。为了克服 ARCH 模型中回归阶数 q 取值过大带来的模型复杂性，Bollerslev(1986)^[6]提出了条件方差的扩展形式，即 GARCH 模型：

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (2.28)$$

根据 MDH 假说，Lamoureux 和 Lastrapes(1990)^[108]在对量价关系的研究中首次提出将交易量 V_t 做为信息流的替代变量引入 GARCH 模型，得到 GARCH-V 模型：

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} + \beta V_t \quad (2.29)$$

通过对 GARCH-V 模型的估计与检验，可以在揭示市场中交易量对价格波动解释能力大小的同时反映该市场的有效程度。为了比较不同类型的交易量对价格波动的解释能力，在对原始交易量序列进行数据预处理后，本文将先后把非预期交易量序列 V_t^* 与去异方差交易量序列 V_t^m 引入 GARCH-V 模型进行估计与检验。

2.3 基于高频数据的线性量价关系实证检验

在混合分布假说(MDH)理论上，为了更深入地研究交易量与价格波动之间的关系，许多学者从更微观的角度、利用更高频的数据去探究金融市场量价关系，以及量价关系背后的主要驱动因子，例如：订单流非平衡、交易头寸、成交次数等。代表性研究如下：Chan 和 Fong(2000)^[97]用高频已实现波动率代替绝对价格收益来研究量价关系背后的驱动因子，结果发现成交次数能够对量价关系形成有力解释，交易头寸和订单流非平衡对量价关系的解释力有限。Giot et al(2010)^[103]实证了连续样本路径方差和跳跃方差分别与交易量、交易头寸、成交次数和订单流非平衡之间的相关关系。Chevallier and Sevi(2011)^[104]使用能源期货市场日内高频数据考察了已实现波动率及其衍生波动率与交易量、成交次数和交易头寸之间的相关关系。

然而，尽管在低频数据领域，GARCH 族模型和随机波动率模型在刻画金融时间序列的价格波动特性方面取得了巨大的成功，但由于高频数据自身所特有的统计特性，使得这些模型不能直接平行移植到高频数据领域。因此，前面介绍的基于 GARCH-V 模型的量价关系实证方法将在高频数据领域无法应用。

目前，由 Andersen 和 Bollerslev 提出的一种非参的波动率度量方法--“已实现”波动率(Realized Volatility, RV)，在高频时间序列的波动率研究中获得了广泛应用。通过建立基于高频数据“已实现”波动率与市场成交量、成交次数及平均交易头寸之间的线性模型，将能够实证检验市场的量价关系，并能进一步揭示市场量价关系背后的主要驱动因子。线性基本模型具体如下：

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda Vol_t + \varepsilon_t \quad (2.30)$$

其中 RV_t 表示第 t 天所对应的“已实现”波动率，即： $RV_t = \sum_{j=1}^n r_{t,j}^2$ ； $DUMMY_{t, Friday}$ 为考虑周末效应对高频数据波动特性产生影响引进的虚拟变量； RV_{t-i} 为考虑“已实现”波动率存在很强自相关性引进的“已实现”波动率从的滞后期； Vol_t 为第 t 天所对应的成交量。

为了进一步深入研究市场量价关系，以找出量价关系中最主要的驱动因子。根据 Jones 等(1994)^[99]的研究，将日成交量分解为日成交次数和平均交易头寸，把基本模型进行拓展：

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda_N N_t + \varepsilon_t \quad (2.31)$$

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda_A ATS_t + \varepsilon_t \quad (2.32)$$

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda_N N_t + \lambda_A ATS_t + \varepsilon_t \quad (2.33)$$

其中 N_t 为第 t 天的成交次数， ATS_t 为第 t 天的平均交易头寸(日成交总量除以成交次数)，即 $ATS_t = \frac{Vol_t}{N_t}$ 。

以上为基于高频数据的量价关系实证检验的线性基本模型，在此基础上可以深入研究不同类型的“已实现”方差与成交量、成交次数以及平均交易头寸之间的量价关系。本文将从连续样本路径方差与跳跃方差，以及上偏与下偏已实现半方差的角度，构建相应的连续和跳跃模型、非对称模型来研究基于高频数据的市场量价关系，具体模型与实证结论参见第 7 章。

2.4 本章小结

本章在深刻把握市场本质的前提下，梳理了混合分布假说理论的发展以及其分析框架，介绍了基于 GARCH 族模型的混合分布假说实证检验的两个步骤，在对交易量序列进行预处理后，将其作为新信息流的代表引入到经过选择的适当的 GARCH 族模型中，利用 GARCH-V 模型参数的估计结果来解释金融市场中所存在的量价关系。在此基础上，介绍了利用高频数据来建立“已实现”波动率与成交量、成交次数、平均交易头寸的线性模型，以挖掘深藏在量价关系背后的主要驱动因子的实证思路。

第 3 章 中国股票市场的价格波动特征及其应用

与以往采用单独的模型对波动性特征进行考察不同，本章利用各类GARCH族模型对波动率特征刻画的侧重点的不同，对中国股票市场的价格波动性特征进行了多方位的比较研究，并采用了对数似然值logL、AIC准则、SC准则、D-W统计量这四个广泛应用的统计量来检验各类模型对波动性刻画效果的优劣，为今后在针对中国股市选择波动性模型时，提供了重要的参考依据。在“横向”比较各类GARCH族模型的基础上，接下来“纵向”考察了不同分布假设下GARCH族模型的预测效果，在应用非正态GARCH族模型对中国市场的市场风险进行VAR度量时，其结果告诉了我们波动率模型中分布假设的重要性。

3.1 基于 GARCH 族模型的价格波动特征

3.1.1 沪深股指序列的统计特征

本文采用的原始数据为上证综指(SHZZ)和深证成指(SZCZ)，样本区间 2001 年 1 月 2 日至 2011 年 11 月 28 日。文中，股指收益率定为 $R_t = 100 * (\ln P_t - \ln P_{t-1})$ ，其中 P_t 为 t 时刻股票指数。

表 3.1 给出了股票指数收益率序列的描述性统计量。数据显示：上证综指和深证成指偏度系数值分别为 0.0448 和 0.0913，收益率序列右偏，这与国外很多实证结果表明的收益率负偏相反。例如，曾有人对美国股票市场做过类似的研究，结果显示，其偏度系数一般在-0.3 左右。同该数据相比，中国股票市场的偏度系数值偏正。峰度系数值分别为 8.8466 和 8.2200，收益率序列的统计特性呈现尖峰厚尾特征。研究显示，美国股票市场的峰度系数在 3.8 左右。相比美国市场，中国股票市场的峰度系数值较大，厚尾特征明显。

表 3.1 股指收益率序列的描述性统计量

	均值	标准差	偏度	峰度	Jarque-Bera(P 值)
上证综指	0.0122	1.5386	0.0448	8.8466	2974(0.0000)
深证成指	-0.0043	1.6799	0.0913	8.2200	2374(0.0000)

3.1.2 GARCH 族模型识别与建模

国内的文献对上证综指和深证成指进行 ARCH 族模型拟合的时候，大多将两个指数分别单独建模，导致模型检验效果不是很好。考虑到上证综指和深证成指之间的联动效应，为体现变量间的动态影响，可将深证成指收益引入到上证综指

的主方程中，从而可以在以上证综指为因变量的模型中考虑深证成指的影响。

在以上证综指为因变量建立的模型中，先行一期的深证成指收益率通过了显著性检验，模型的检验效果也很好。由此表明，沪深股票市场联动效应明显，先行一期的深证成指对上证综指走势有着在统计上显著的影响。

然后对于 GARCH 模型进行建模时，需要确定一个最优的滞后阶数，通常采取赤池信息准则(AIC 准则)或者斯瓦茨(SC 准则)作为判定的依据。

$$AIC = -2l/T + 2(k+1)/T \quad (3.1)$$

$$SC = -2l/T + [(k+1)\ln T]/T \quad (3.2)$$

其中 l 为极大似然函数值：

$$l = -\frac{T}{2} \left[1 + \ln(2\pi) + \ln(\bar{u}'u'/T) \right] \quad (3.3)$$

它们都是引入了对增加更多系数的惩罚，在选择变量的滞后系数阶数时，比较 AIC 值(SC 值)系数大小。即：以 AIC 为例，当滞后阶数较小时，虽然 $2(k+1)/T$ 小，但是对数似然函数值也非常小，AIC 值就有可能较大。当滞后阶数太多时，虽然对数似然函数值较大，但是 $2(k+1)/T$ 过大，也可能导致 AIC 值较大，因此 AIC 较小意味着滞后阶数的选取较为合适。

3.1.2.1 平稳性检验

实证研究中往往会涉及到时间序列平稳性的问题，如果对于一个时间序列 $\{\mu_t\}$ 的均值、方差以及协方差都与时刻 t 无关，满足以下三个性质：

$$E(\mu_t) = 0, \text{ 对于所有的 } t$$

$$\text{var}(\mu_t) = \sigma^2, \text{ 对于所有的 } t$$

$$\text{cov}(\mu_t, \mu_{t-s}) = \gamma_s, \text{ 对于所有的 } t \text{ 和 } s$$

那么就可以认为时间序列 μ_t 是弱平稳的。

如果时间序列是平稳的，那么对于方差和均值都不会随时间的改变而发生变化，并且序列在各个时间点上的随机性是服从一定的概率分布的，这样建立模型才不会出现伪回归问题。本文对于收益率序列、绝对收益率以及成交量序列通过采用单位根检验法来检验序列的平稳性。

ADF 检验的模型介绍

假设 y 存在 q 阶序列相关，用 q 阶自回归过程进行修正

$$y_t = a + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_q y_{t-q} + \mu_t \quad (3.4)$$

上式两端同时减去 y_{t-1} ，可得下式：

$$\Delta y_t = a + \phi_1 y_{t-1} + \sum_{i=1}^{q-1} \beta_i \Delta y_{t-i} + \mu_t \quad (3.5)$$

式中：

$$\eta = \sum_{i=1}^p \phi_i - 1, \quad \beta_i = - \sum_{j=i+1}^p \phi_j \quad (3.6)$$

其三种回归模式如下：

$$\Delta y_t = \eta y_{t-1} + \sum_{i=1}^{q-1} \beta_i \Delta y_{t-i} + \mu_t \quad (3.7)$$

$$\Delta y_t = a + \eta y_{t-1} + \sum_{i=1}^{q-1} \beta_i \Delta y_{t-i} + \mu_t \quad (3.8)$$

$$\Delta y_t = a + \delta t + \eta y_{t-1} + \sum_{i=1}^{q-1} \beta_i \Delta y_{t-i} + \mu_t \quad (3.9)$$

其检验的假设为：

$$H_0: \eta = 0; \quad H_1: \eta < 0 \quad (3.10)$$

ADF 检验结果

在进行回归分析时要求所用的时间序列必须是平稳的，否则会产生“伪回归”问题。本文中用 ADF 方法和 PP 方法对序列进行平稳性检验，检验结果见表 3.2。两种方法的检验结果都表明，单位检验的结果是 ADF 统计量和 PP 统计量均落在临界值之外，所以拒绝原假设，认为收益率序列上证综指和深圳成指都是平稳的。

表 3.2 股指收益率序列的平稳性检验

变量名称	ADF 检验	PP 检验
上证综指	-46.05593(0.0001)	-46.05488(0.0001)
深圳成指	-44.36227(0.0001)	-44.41437(0.0001)

3.1.2.2 GARCH 族模型估计

(1)ARCH 模型的估计结果：

经参数估计和结果检验，上证综指每日收益率及其波动的 ARCH(1)模型表示如下：

$$\begin{aligned} SHZZ = & 0.087215 \times SZCZ(-1) + (-0.058098) \times SHZZ(-1) \\ & (2.591290) \quad (-1.339854) \end{aligned} \quad (3.11)$$

$$\begin{aligned} GARCH = & 1.722041 + 0.297262 \times RESID(-1)^2 \\ & (43.73764) \quad (13.59369) \end{aligned} \quad (3.12)$$

从参数估计结果来看，残差项 $RESID(-1)^2$ 的系数 $= 0.297262 < 1$ ，满足平稳性条件。

(2)GARCH 模型的估计结果：

上证综指收益率及其波动的 GARCH(1,1)模型分别表示如下：

$$\begin{aligned} \text{SHZZ} = & 0.078058 \times \text{SZCZ}(-1) + (-0.080823) \times \text{SHZZ}(-1) \\ & (1.775626) \quad (-1.676209) \end{aligned} \quad (3.13)$$

$$\begin{aligned} \text{GARCH} = & 0.116560 + 0.163088 \times \text{RESID}(-1)^2 + 0.800016 \times \text{GARCH}(-1) \\ & (7.193237) \quad (12.02152) \quad (52.56902) \end{aligned} \quad (3.14)$$

从参数估计结果来看，在条件方差过程中，残差项系数和 GARCH(-1)的系数之和小于 1(0.163088+0.800016=0.963104)，满足参数约束条件。表明上证综指收益率的 GARCH 过程为宽平稳的，也即中国股票市场的条件波动满足宽平稳要求。

(3)GARCH-M 模型估计结果：

上证综指每日收益率及其波动的 GARCH(1,1)-M 模型分别表示如下：

$$\begin{aligned} \text{SHZZ} = & 0.128252 \times \text{LOG}(\text{GARCH}) + 0.083858 \times \text{SZCZ}(-1) + (-0.08863065) \times \text{SHZZ}(-1) \\ & (3.050938) \quad (1.943992) \quad (-1.846196) \end{aligned} \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned} \text{GARCH} = & 0.125721 + 0.180124 \times \text{RESID}(-1)^2 + 0.780672 \times \text{GARCH}(-1) \\ & (7.797230) \quad (12.84666) \quad (52.75836) \end{aligned} \quad (3.16)$$

GARCH-M 模型的含义是资产回报率是与风险度密切相关的，LOG(GARCH)代表了期望风险的大小，它的系数是 0.128252 代表了投资者对风险的敏感程度。相比于国外的实证结果来看，中国投资者对风险的敏感程度不强，表明投资者中投机冒险心理较强。

(4)TARCH 模型估计结果：

上证综指每日收益率及其波动的 TARCH(1,1)模型分别表示如下(阈值取为 1)：

$$\begin{aligned} \text{SHZZ} = & 0.129279 \times \text{SZCZ}(-1) + (-0.126868) \times \text{SHZZ}(-1) \\ & (3.246641) \quad (-2.801234) \end{aligned} \quad (3.17)$$

$$\begin{aligned} \text{GARCH} = & 0.069635 + 0.075312 \times \text{RESID}(-1)^2 + \\ & (6.583567) \quad (7.531225) \\ & 0.086673 \times \text{RESID}(-1)^2 \times (\text{RESID}(-1) < 0) + 0.859174 \times \text{GARCH}(-1) \end{aligned} \quad (3.18)$$

$$(7.353661) \quad (86.84081)$$

残差方程(3.18)中，RESID(-1)²×(RESID(-1)<0)代表杠杆效应系数的估计值。从参数估计结果看，该值为 0.086673>0,表明上证综指的收益率存在“杠杆效应”，说明在中国股票市场中信息的作用是非对称的，即负收益率冲击所引起的波动均大于同等程度的正冲击所引起的波动。这与大多数文献的结论是一致的。

(5)EGARCH 模型估计结果：

上证综指每日收益率及其波动的 EGARCH(1,1)模型分别表示如下：

$$\begin{aligned} \text{SHZZ} = & 0.083650 \times \text{SZCZ}(-1) + (-0.080839) \times \text{SHZZ}(-1) \\ & (2.036389) \quad (-1.716525) \end{aligned} \quad (3.19)$$

$$\begin{aligned} \text{LOG}(\text{GARCH}) = & -0.152447 + 0.236261 \times \text{ABS}(\text{RESID}(-1)/\text{SQRT}(\text{GARCH}(-1))) + \\ & (-13.00378) \quad (13.88931) \\ & -0.048339 \times \text{RESID}(-1)/\text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + 0.966236 \times \text{LOG}(\text{GARCH}(-1)) \\ & (-6.695449) \quad (184.7377) \end{aligned} \quad (3.20)$$

在条件方差等式(3.20)中， $-\text{RESID}(-1)/\text{SQRT}(\text{GARCH}(-1))$ 的系数代表杠杆效应系数，在此处估计值为 $0.048339 > 0$ ，表明上证综指的收益率存在“杠杆效应”，说明在中国股票市场中信息的作用是非对称的，这与上述 TARARCH 模型的结论是一致的。

(6)成分 GARCH 模型估计结果：

上证综指每日收益率及其波动的成分 GARCH(1,1)模型分别表示如下：

$$\begin{aligned} \text{SHZZ} = & 0.100722 \times \text{SZCZ}(-1) + (-0.092595) \times \text{SHZZ}(-1) \\ & (2.496167) \quad (-2.065648) \end{aligned} \quad (3.21)$$

$$\begin{aligned} \text{Q} = & 2.762083 + 0.988132 \times (\text{Q}(-1) - 2.762083) + 0.051937 \times (\text{RESID}(-1)^2 - \text{GARCH}(-1)) \\ & (6.332512) \quad (267.5619) \quad (6.332512) \quad (4.330875) \end{aligned} \quad (3.22)$$

$$\begin{aligned} \text{GARCH} = & \text{Q} + 0.147316 \times (\text{RESID}(-1)^2 - \text{Q}(-1)) + 0.684866 \times (\text{GARCH}(-1) - \text{Q}(-1)) \\ & (8.063977) \quad (20.35952) \end{aligned} \quad (3.23)$$

(3.22)式描述了长期成分 Q，以 0.988132 的衰减速度趋于 2.762083。0.988132 接近于 1，表明 Q 的收敛速度足够慢。一个月后，冲击存留的影响约为 $0.988132^{20} = 0.7876$ ；一年后，冲击存留的影响约为 $0.988132^{240} = 0.0570$ ，表明冲击导致的长期波动在一年之后对股指收益仍有影响。(3.23)式描述了条件方差对于一个变量 Q 的平均偏离趋势。 $(\text{GARCH}-\text{Q})$ 以 0.8322 的衰减速度趋于 0。一个月后，冲击存留的影响约为 $0.8332^{20} = 0.0254$ ，表明一个月后冲击导致的短期波动基本消失。

(7)APARCH 模型估计结果：

上证综指每日收益率及其波动的成分 APARCH(1,1)模型分别表示如下 (Asymmetric 取 1)：

$$\begin{aligned} \text{SHZZ} = & 0.047295 \times \text{SZCZ}(-1) + (-0.052480) \times \text{SHZZ}(-1) \\ & (1.195994) \quad (-1.200068) \end{aligned} \quad (3.24)$$

$$\begin{aligned} @SQRT(GARCH)^{0.713937} &= 0.044305 + 0.134125 \times (ABS(RESID(-1))) - \\ &\quad (6.732054) \quad (5.441618) \quad (12.87689) \\ 0.179992 \times RESID(-1) &^{0.713937} + 0.866964 \times @SQRT(GARCH(-1))^{0.713937} \\ &\quad (4.577676) \quad (77.53926) \end{aligned} \tag{3.25}$$

APARCH 模型中用来捕捉杠杆效应的参数 γ_i 在此方程中估计值为 0.179992 > 0。显示存在杠杆效应，印证了前述 TARCH 模型、EGARCH 模型的结论。

3.1.3 GARCH 族模型检验效果比较

本文采用对数似然值 logL、AIC 准则、SC 准则、D-W 统计量这四个变量来度量 GARCH 族模型的检验效果，检验指标值如表 3.3 所示。

表 3.3 GARCH 族模型方程的检验指标值

	ARCH	GARCH	GARCH-M	TARCH	EGARCH	成分 GARCH	APARCH
AIC	3.6227	3.5090	3.5066	3.5025	3.4878	3.5014	3.4879
SC	3.6335	3.5226	3.5228	3.5187	3.5040	3.5203	3.5068
D-W	2.0769	2.0147	2.0147	2.0265	2.0258	2.0367	2.0089
LogL	-3776	-3657	-3653	-3649	-3633	-3647	-3633

其中，D-W 统计量用来衡量残差的序列相关性，各 ARCH 族模型的 D-W 统计量均能通过检验，这 7 个模型没有显著的差别，均较好的消除了自相关。根据对数似然值极大化原则，EGARCH(1,1)模型和 APARCH 模型的效果最好。AIC 准则和 SC 准则通常用于选择模型时度量拟合程度的好坏，这两个准则既考虑模型对现象的拟合程度的好坏，也对通过无限制增加参数个数以促进拟合程度的行为进行了惩罚。从模型的 AIC 准则和 SC 准则来看，EGARCH 模型和 APARCH 模型的 AIC 和 SC 都是最小的。综合以上指标的检验效果可知，EGARCH 模型和 APARCH 模型的效果优于其他模型。

针对各 ARCH 模型的残差进行 LM 检验，检验结果如表 3.4 所示。LM 检验结果表明，除了 APARCH 模型，在其余 ARCH 模型的拟合下，残差序列的平方都不存在 ARCH 现象，模型较好地消除了原序列的 ARCH 效应。

表 3.4 GARCH 族模型残差项的 LM 检验

	ARCH	GARCH	GARCH-M	TARCH	EGARCH	成分 GARCH	APARCH
F-statistic	1.1521	0.3885	0.1540	1.1965	2.0047	0.0852	7.2416
Probability	0.2832	0.5332	0.6948	0.2741	0.1570	0.7704	0.0072
Obs*R-squared	1.1526	0.3888	0.1542	1.1970	2.0047	0.0853	7.2235
Probability	0.2830	0.5330	0.6946	0.2739	0.1568	0.7703	0.0072

本文对 GARCH 族模型进行的这种比较研究，一方面可以揭示此类模型在刻画波动率方面所具有的优势，另一方面，可以更加深刻的体会各个具体模型对中国股票市场波动率的刻画程度，深入认识中国股市波动特征，为投资者规避风险以及证监会对股票市场实施监管提供决策依据。

3.2 不同分布假设下 GRACH 族模型预测效果比较

金融资产波动率被用来衡量一项资产相对于期望收益的偏离程度。波动率是股票市场上最为重要的特征之一。一方面，波动率直接与市场的风险和不确定性相联系，风险与收益之间的关系是资产定价与资本配置的核心内容；另一方面，波动率可以作为股票价格行为简明而有效的刻画因子，同时可以很好的描述股票市场的运行质量和运行效率，因此，波动率同其他有关股票市场运行质量和运行效率的指标(如流动性，交易费用，信息流等等)具有紧密的联系。此外，波动率对企业的投资杠杆、融资杠杆以及操作杠杆具有十分重要的影响，并同时影响到个人的消费与投资，进而影响整个经济体系的运行周期以及其他宏观经济变量。基于上述原因，波动率在金融领域的研究中一直是一个恒久不变的热点问题。

在过去的二十多年里，对波动率模型的研究相当活跃并且取得了一系列丰硕的成果。其中，Engle(1982)^[2]提出的并经 Bollerslev(1986)^[6]等人不断发展完善的 GARCH 族模型毫无疑问是波动率模型中最为成功的。GARCH 族模型能够很好的刻画波动率的丛聚性以及金融时间序列的异方差性。但是，由于简单的假设残差序列服从正态分布，传统的 GARCH 族模型并不能成功的刻画金融时间序列的另外两个显著特征——尖峰厚尾现象(high peak and fat tails)。大量学者针对不同的股票市场进行的研究表明，股票收益率的无条件分布相比正态分布而言，具有更大的峰度和更厚的尾部，而传统的 ARCH 族模型并不能消除上述尖峰厚尾现象。

为了更好的刻画金融时间序列的尾部特征，我们需要对残差序列的分布假设进行更深入的研究。在残差的分布假设上，Bollerslev(1987)提出用学生 t 分布来代替正态分布，Nelson(1991)^[11]以及其他一部分学者则建议采用广义残差分布(Generalized Error Distribution, GED)。考虑到金融市场上的时间序列常常具有明显的有偏性质后，Hansen(1994)^[112]，Lambert and Laurent(2001)^[113]在 GARCH 模型中引入了有偏学生 t 分布假设，这个分布假设能够同时刻画时间序列的偏度特征以及厚尾特征。国内学者在这方面进行了大量研究，其中大部分是基于正态分布假设进行的，针对中国股票市场的基于非正态分布假设进行的研究尚处于不断发展和完善当中。

3.2.1 学生 t 分布与广义残差分布(GED)

学生 t 分布的概率密度函数为：

$$f_n(x) = \frac{\Gamma(\frac{n+1}{2})}{\sqrt{n\pi}\Gamma(\frac{n}{2})} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}} \quad (3.26)$$

其中， n 为参数， $x \in R$ ， Γ 为伽玛函数。

GED 分布的概率密度函数为：

$$f(\varepsilon) = \frac{k \exp(-\frac{1}{2}|\varepsilon/\lambda|^k)}{\lambda 2^{[(k+1)/k]} \Gamma(1/k)}, \quad (0 \leq k \leq \infty) \quad (3.27)$$

其中 $\lambda = [\frac{2^{(-2/k)} \Gamma(1/k)}{\Gamma(3/k)}]^{1/2}$ ， Γ 为伽玛函数， k 为参数，衡量尾部的厚薄。当 $k=2$ ，退

化为正态分布；当 $k > 2$ ，尾部比正态分布更薄；当 $k < 2$ ，则刻画了厚尾性。

3.2.2 模型及其估计方法

在众多类型的条件异方差模型中，Engle(1982)^[2]提出的 ARCH 模型是最基本的模型。1986 年，Bollerslev 对 ARCH 模型进行了拓展，得到了 ARCH 族模型的一个新的形式--广义自回归条件异方差模型(generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH)^[6]。在后来大量的实证研究以及投资风险管理活动中，这一模型被证明是一系列风险决策过程中至关重要的一步。和 ARCH 模型一样，GARCH 模型对随机扰动项的建模也是通过回归模型或者自回归模型得到的。对于规则的回归模型 $y_t = x_t' \beta + \varepsilon_t$ ，序列 y_t 是一个 GARCH(p, q)过程，如果随机扰动项的平方形式 ε_t^2 满足如下条件：

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} v_t \quad (3.28)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (3.29)$$

其中 v_t 独立同分布，且 $E(v_t) = 0$ ， $D(v_t) = 1$ ； $\alpha_0 > 0$ ， $\alpha_i \geq 0 (i=1, 2, \dots, q)$ ， $\theta_j \geq 0 (j=1, 2, \dots, p)$ 。

传统的 GARCH 模型假设 v_t 服从正态分布，但是 Bollerslev(1987)、Nelson(1991)以及其他学者研究发现，ARCH 模型在学生 t 分布假设以及 GED 分布假设下表现比正态分布假设更为优良。在不同的分布假设下，模型参数都是通过极大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE)得到的。以 GARCH(1,1)模型为例，在正态分布假设下，相应的对数极大似然估计函数如下：

$$\ln L(\theta) = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \ln(h_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T (y_i - c - x_i \beta)^2 / h_i \quad (3.30)$$

如果是在学生 t 分布假设下, 那么 GARCH(1,1)模型相应的对数极大似然估计函数如下:

$$\ln L(\theta) = -\frac{T}{2} \ln \left\{ \frac{\pi(k-2)\Gamma(k/2)}{\Gamma[(k+1)/2]} \right\} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \ln(h_i) - \frac{k+1}{2} \sum_{i=1}^T \left\{ 1 + \frac{(y_i - c - x_i \beta)^2}{h_i(k-2)} \right\} \quad (3.31)$$

其中 k 为自由度, $\Gamma(\square)$ 为 Gamma 函数。学生 t 分布假设下的参数估计结果取决于对数极大似然函数在自由度 $k > 2$ 约束下的最大化。

如果是在 GED 分布假设下, 那么 GARCH(1,1)模型相应的对数极大似然估计函数如下:

$$\ln L(\theta) = -\frac{T}{2} \ln \left\{ \frac{\Gamma(1/r)^3}{\Gamma(3/r)(r/2)^2} \right\} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \ln(h_i) - \sum_{i=1}^T \left(\frac{\Gamma(3/r)(y_i - c - x_i \beta)^2}{h_i \Gamma(1/r)} \right)^{r/2} \quad (3.32)$$

当 $r = 2$ 时, GED 分布退化为正态分布。

模型参数的估计可以通过求解上述极大似然函数的最大值得到。

3.2.3 预测精度指标

一个好的 GARCH 模型应当不仅仅在统计上能够很好的拟合数据, 而且应当在对波动率的预测上有着良好的表现。为了考察模型的预测能力, 研究者们通常将样本分为两个子样本。前面时间较早的一部分样本(被称为训练集)被用来估计模型, 而后面的时间较晚的一部分样本(被称为测试集)则被用来作为检验预测效果的标尺, 这种检验可以通过比较预测数据和测试集中的真实数据来进行。一般而言, 训练集的数据量应当取整个样本数据量的 85%-90%。

本文将训练集中的时间标注为 $t = 1, \dots, T$, 而测试集的时间记为 $t = T + 1, T + 2, \dots, T + h$ 。采用以下因子来度量预测精度: 均方根误差(root of mean squard errors, RMSE), 也就是标准误差; 平均绝对误差(mean absolute error, MAE); 平均预测误差(mean predicative error, MPE); Theil 不等系数(Theil's inequality coefficient)。这些因子的计算方式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{h} \sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2} \quad (3.33)$$

$$MAE = \frac{1}{h} \sum_{t=T+1}^{T+h} |\hat{y}_t - y_t| \quad (3.34)$$

$$MPE = \frac{1}{h} \sum_{t=T+1}^{T+h} \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| \quad (3.35)$$

$$Theil = \frac{\sqrt{\frac{1}{h} \sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{h} \sum_{t=T+1}^{T+h} \hat{y}_t^2} \sqrt{\frac{1}{h} \sum_{t=T+1}^{T+h} y_t^2}} \quad (3.36)$$

均方根误差 RMSE 和平均绝对误差 MAE 这两个预测评价因子容易受到变量维数的影响。平均预测误差 MPE 和 Theil 系数则是一个相对指标，独立于变量的维数。RMSE, MAE, MPE 越小，表明模型的预测效果就越好。Theil 系数的取值范围在 0 到 1 之间。容易看出，Theil 系数的分子就是均方根误差 RMSE，因此，可以说 Theil 系数是一个相对均方根误差。此外，均方误差(mean squared errors, MSE，也就是均方根误差 RMSE 的平方)可以被分解为：

$$MSE = \frac{1}{h} \sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 = (\bar{\hat{y}} - \bar{y})^2 - (s_{\hat{y}} - s_y)^2 + 2h(1-r)s_{\hat{y}}s_y \quad (3.37)$$

$\bar{\hat{y}}, \bar{y}$ 分别代表 \hat{y}, y 的平均值； $s_{\hat{y}}, s_y$ 分别代表 \hat{y}, y 的方差； r 表示 \hat{y}, y 两者之间的相关系数。因此，可以定义一下度量因子：偏离比例(bias proportion, BP)，方差比例(variance proportion, VarP)以及协方差比例(covariance proportion, CovP):

$$BP = \frac{h(\bar{\hat{y}} - \bar{y})^2}{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2}, \quad VarP = \frac{h(s_{\hat{y}} - s_y)^2}{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2}, \quad CovP = \frac{2h(1-r)s_{\hat{y}}s_y}{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2}$$

从上述表达式可以看出， $BP + VarP + CovP = 1$ 。BP 度量的是预测均值与真实序列值之间的偏离，代表的是系统误差；VarP 衡量了预测方差和真实方差之间的偏离；CovP 则度量了非系统残差这一预测误差。如果 BP 和 VarP 小于 CovP，则表明模型的预测效果较好。

3.2.4 预测效果评价

运用上述预测效果评价因子来对不同分布假设下的 GARCH 族模型的波动预测效果进行评价，以此来揭示不同的分布假设对 GARCH 族模型的影响。在前面提到的 GARCH 模型的基本构造之下，分别对残差序列施以正态分布假设、学生 t 分布假设、GED 分布假设，并且将全部样本的前 90%作为训练集来对模型进行估计，同时将后 10%的数据作为测试序列，以此来检验估计出来的模型的有效性。

通过计算 RMSE、MAE、MPE 以及 Theil 系数，我们得到了模型预测效果的各个评价因子，结果详见表 3.5、表 3.6 与表 3.7:

表 3.5 GARCH 模型的预测效果

GARCH	Normal	Student-t	GED
RMSE	1.542211(3)	1.537761(1)	1.537965(2)
MAE	1.068963(3)	1.063553(1)	1.064004(2)
MAPE	126.0258(3)	101.7246(1)	104.9335(2)
Theil	0.924075(3)	0.888575(2)	0.876953(1)
BP	0.000076(3)	0.000074(1)	0.000075(2)
VarP	0.831903(3)	0.777063(2)	0.752900(1)
CovP	0.168021(3)	0.222863(2)	0.247026(1)

表 3.6 EGARCH 模型的预测效果

EGARCH	Normal	Student-t	GED
RMSE	1.448518(3)	1.445134(1)	1.445216(2)
MAE	1.076971(3)	1.068632(1)	1.068772(2)
MAPE	118.5668(3)	106.2284(1)	106.3402(2)
Theil	0.922064(3)	0.865840(2)	0.865373(1)
BP	0.002540(1)	0.002717(2)	0.002722(3)
VarP	0.827302(3)	0.728065(2)	0.726878(1)
CovP	0.170158(3)	0.269219(2)	0.270400(1)

表 3.7 GARCH-M 模型的预测效果

GARCH-M	Normal	Student-t	GED
RMSE	1.459239(3)	1.450609(1)	1.452234(2)
MAE	1.097175(3)	1.079576(1)	1.084674(2)
MAPE	131.9098(3)	113.5602(1)	118.6038(2)
Theil	0.899616(3)	0.849288(2)	0.835860(1)
BP	0.018584(3)	0.011504(1)	0.013314(2)
VarP	0.811866(3)	0.752960(2)	0.711708(1)
CovP	0.169550(3)	0.235536(2)	0.274978(1)

研究结果表明：

(1)与正态分布假设相比，学生 t 分布和 GED 分布的系统误差大大降低，MAE 和 MPE 也得到了一定程度上的降低，而 CovP 有轻微的上升。因此，我们有理由认为，在对残差序列施以学生 t 分布假设和 GED 分布假设后，GARCH 族模型的预测效果较之正态分布下的 GARCH 族预测效果要好(只有 BP 这个评价因子稍有例外，在 EGARCH 模型中，正态分布假设下的 BP 是最小的)。

(2)对于学生 t 分布假设和 GED 分布假设,很难区分哪种假设下模型的预测效果更好,不同的评价因子给出了不同的答案。

3.3 基于非正态 GARCH 族模型的 VAR 风险度量

VaR 估计的条件方差方法是计算动态 VaR 的一种分析方法。VaR 度量方法在收益率存在厚尾的情况下会低估真实金融市场的风险,因此,通过 GARCH 族模型估计出的条件方差经常被用来计算股票市场的在险价值 VaR。

3.3.1 VaR 的基本概念

VaR 是 Value at Risk 的缩写,其含义是“在险值”或称为“出于风险中的价值”。表示在某一特定的持有期 t 内,并且在一定的置信水平下,投资组合 P 的可能最大的损失值,用公式表示为:

$$\text{prob}(\Delta P > \text{VaR}) = 1 - \alpha \quad (3.38)$$

其中 ΔP 表示投资组合 P 在持有期内的价格变动量。

3.3.2 VaR 的计算方法

在一般分布中的 VaR 中,假定 W_0 为初始的投资额, R 为股票的收益率。投资组合的价值在目标投资期的期末将为 $W = W_0(1+R)$ 。假设 R 的预期股票的收益率和投资波动率分别为 μ 和 σ 。在给定置信水平下的情况下,投资组合获得投资额的最小值为 $W^* = W_0(1+R^*)$ 。其中 R^* 为最低收益率。则相对于 VaR 的期望值为:

$$\text{VaR}(\text{平均值}) = E(W) - W^* = -W_0(R^* - \mu) \quad (3.39)$$

有时 VaR 又被定义为绝对 VaR,相对于 0 时刻的资产价值损失,它是与期望无关:

$$\text{VaR}(\text{零值}) = W - W^* = -W_0R^* \quad (3.40)$$

在这两种情况下,如果知道了投资组合的最小值 W^* 或收益率的临界点 R^* 就能计算出 VaR。

当期限较短时,平均收益率可能会很小。此时,这两种方法都能算出近似的结果。相反,如果期限相对长的时候,相对 VaR 在算法更加合适,这是因为它的风险来自于对期望值的偏离,或在结算日期时应正确考虑资金的时间价值“预算”值。

我们可以由未来投资组合价值 $f(W)$ 的概率分布中,得到 VaR 最为一般的形式。给出一定的置信水平 α ,我们要找出最小的 W^* ,这样,超出这个值的概率为 α :

$$\alpha = \int_{W^*}^{\infty} f(\omega) d\omega \quad (3.41)$$

或者可以表现为低于 W^* 的概率, $p = P(w \leq W^*)$, 为 $1 - \alpha$:

$$1 - \alpha = \int_{-\infty}^{W^*} f(w)dw = P(w \leq W^*) = p \quad (3.42)$$

VaR 是对未来预期损益可能性大小的测量, 这是为了让投资者和监管者了解损失发生的规模以及相关的可能性。这是对压力测试法以及情景分析法等方法所不能达到的。尽管 VaR 模型有很多的优点, 但在实际运用中也有一些不足之处, 主要有以下极端:

(1) VaR 度量风险方法并未给出在最坏情形下的损失大小;

(2) VaR 方法并没有给出损失时尾部分布的描述情况;

(3) VaR 方法不满足凸性这个性质, 这就决定了 VaR 方法对投资组合进行优化计算时, 会出现多个极值点, 而且局部的最优解就不一定是全局的最优解;

(4) VaR 方法是不满足次可加性, 即对 VaR 进行风险测量时, 投资组合的风险不一定会小于构成组合的各项资产风险之和。

3.3.3 实证分析

本文通过将 GARCH 族模型估计得到的时变的条件方差序列代入 VaR 的计算公式, 并指定时间长度和置信水平的前提下, 容易得到动态 VaR 的估计方法。由此, 本文得到了 95% 和 99% 两种置信度下的 VaR 值, 见表 3.8 所示

表 3.8 GARCH 模型下的动态 VaR 估计

Confidence	Distribution	Mean	Variance	Min	Max	Data above VaR
5%	Student-t	-2.8137	1.2739	-8.4624	-1.1836	117
1%	Student-t	-5.3291	1.6324	-11.736	-2.9134	28
5%	GED	-2.9215	1.3634	-9.0126	-1.3277	113
1%	GED	-4.6322	1.5210	-11.428	-2.0326	35
5%	Normal	-2.4073	0.9271	-8.0023	-1.3611	164
1%	Normal	-3.4049	1.3112	-11.319	-1.9252	36

研究结果显示:

(1) 在残差序列不同分布假设下, 通过 GARCH 模型计算得到的 VaR 结果并不相同。在 GARCH 模型正态分布假设下, VaR 计算结果不能和历史数据相匹配的数量远远高于学生 t 分布假设和 GED 分布假设下的数量。这表明, 正态分布假设下的 GARCH 模型不能够很好的刻画金融时间序列的分布特征, 并可能造成金融风险的低估。

(2) 在 5% 的置信水平下, 对比样本数据高于 VaR 计算结果的数量, 可以发现 GARCH 模型下 GED 分布假设是最优的。而在 1% 的置信水平下, 比较上述数据

可以发现，学生 t 分布假设最优。这表明并不能够对学生 t 分布假设和 GED 分布假设的优劣进行判断。

总而言之，通过 GARCH 模型计算得到的 VaR 值，不同的分布假设下得到的结果是不一样的，学生 t 分布假设和 GED 分布假设在总体上要优于正态分布假设。从极值的刻画程度来看，学生 t 分布假设比 GED 分布假设表现的更好。这一结论有助于投资者对较高的收益及损失进行预判，从而帮助投资者理性判断市场风险。

3.4 本章小结

本章采用了各类 GARCH 族模型对中国股票市场波动性特征进行了深入研究，并利用对数似然值 $\log L$ 、AIC 准则、SC 准则、D-W 统计量这四个统计量来检验模型对波动性的刻画效果，从而对各个模型对波动性刻画的侧重点有了更加深刻的认识。针对中国股市的波动性特征，从指标的检验效果可知，EGARCH 模型和 APARCH 模型的估计效果优于其他模型。在“横向”比较各类 GARCH 族模型的基础上，接下来“纵向”考察了不同分布假设下 GARCH 族模型的预测效果。在应用非正态 GARCH 族模型对中国市场的市场风险进行 VAR 度量时，实证结果显示：正态分布假设下的 GARCH 族模型不能够很好的刻画金融时间序列的分布特征，并可能造成金融风险的低估，而学生 t 分布假设和 GED 分布假设在总体上要优于正态分布假设。

第 4 章 交易量对价格波动解释能力的国际比较研究

根据混合分布假说, 交易量做为随机信息流的代理变量, 将能够很好地解释价格波动。本章以七个国家的股票市场综合指数序列和交易量序列为样本, 利用 GARCH-V 模型对不同市场的量价关系进行了“横向”的比较研究, 在揭示不同市场交易量对价格波动解释能力不同的同时, 反映了各个市场的有效程度。

4.1 基于 GARCH-V 模型的实证方法

4.1.1 实证方法

文中收益率选取连续复利率的对数形式: $R_t = 100 * (\ln P_t - \ln P_{t-1})$, 其中, P_t 为第 t 天的指数收盘价格。对于回归模型: $R_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t$, 如果随机干扰项 ε_t 满足如下条件, 则称为 ARCH 模型:

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} \cdot v_t \quad (4.1)$$

其中, μ_{t-1} 为基于前 $t-1$ 期所有可得信息下 R_t 的条件均值, $h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$ 为条件方差, v_t 为白噪声。为了克服 ARCH 模型中回归阶数 q 取值过大带来的模型复杂性, Bollerslev(1986)^[6]提出了条件方差的扩展形式, 即 GARCH 模型:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (4.2)$$

根据 MDH 假说, Lamoureux 和 Lastrapes(1990)^[108]在对量价关系的研究中首次提出将交易量做为信息流的替代变量引入 GARCH 模型, 得到 GARCH-V 模型:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} + \beta V_t \quad (4.3)$$

通过对 GARCH-V 模型的估计与检验, 可以在揭示市场中交易量对价格波动解释能力大小的同时反映该市场的有效程度。

4.1.2 交易量序列的分解

基于 GARCH-V 模型的量价关系检验的最初研究, 是直接将交易量代入模型进行估计。然而, 根据 MDH 假说, 交易量分为两种: 非信息交易量和信息交易量, 且 Admati 和 Pfleiderer(1988)^[33]的研究发现, 这些由于市场发展、投资者头寸调整或者流动性需求产生的非信息交易量, 对价格的驱动力较小。因此, 只有那部分由于新信息到达所引起的信息交易量才能作为随机信息流的代替变量, 被

引入 GARCH-V 模型来研究量价关系。本文基于此思路, 参照 Gallant、Ross and Tauchen(1992)^[43]提出的一套交易量预处理方法, 剔除交易量序列的线性与非线性时间趋势, 以及自相关性, 将其分解为: 预期与非预期交易量。具体做法如下:

(1)对原始日交易量进行对数处理, 得到交易量序列 V_t ;

(2)对 V_t 进行 OLS 回归: $V_t = c_0 + c_1t + c_2t^2 + \mu_t$, 其中, t 为线性时间趋势, t^2 为非线性时间趋势。回归后得到的残差 μ_t 就是剔除掉时间趋势后的交易量序列 V_t' ;

(3)对 V_t' 采用移动自回归 ARMA(p, q)模型进行估计, 来剔除可能存在的高度自相关性:

$$V_t' = \sum_{i=1}^p \alpha_i V_{t-i}' + \sum_{j=0}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} \quad (4.4)$$

回归后得到的残差 ε_t 就是剔除掉时间趋势和自相关性的非预期交易量序列 V_t'' 。

显然, 预期交易量就是交易量 V_t' 与非预期交易量 V_t'' 的差。

4.2 七国股指序列的统计特征

本文分别选取美洲、欧洲与亚洲七个国家的股票市场综合指数作为研究样本, 来横向比较不同市场交易量对价格波动的解释能力, 数据来源于 Reuters 3000 Xtra 系统。选取的股票指数为: 美国标准普尔 500 指数(S&P)、法国 CAC40 指数(CAC)、德国 XETRA DAX 指数(DAX)、瑞士 SW ISS 市场指数(SWISS)、日本 NIKKEI 225 指数(N225)、新加坡海峡时报指数(STI)、中国上证综指(SSE)以及深证成指(SZE)。本文选取样本的时间跨度为: 2001.10.1~2011.11.28, 股指价格序列与交易量序列的描述性统计量如表 4.1 所示。

统计结果表明, 七国股指价格序列和交易量序列均拒绝了其满足正态分布的假设, 且所有价格序列的分布均存在显著的“尖峰厚尾”现象。但是, 有部分交易量序列, 如 SSE、SZE 以及 SWISS 指数就不具有尖峰厚尾。此外, 所有价格序列都不存在自相关性, 而交易量序列的自相关性十分显著。

表 4.1 七国股票指数价格序列的描述性统计量

		均值	标准差	偏度	峰度	J-B 统计量
S&P	R_t	0.2304	0.0185	0.1073	4.5054	81.6267*
	V_t	23.5106	0.2876	-1.6718	9.3768	2417.051*
CAC	R_t	0.0131	0.01257	0.04103	6.1649	770.4485*
	V_t	19.6537	0.3875	-1.2724	8.1432	1941.485*
DAX	R_t	0.0012	0.0132	-0.0792	5.7733	543.6874*
	V_t	18.3444	0.4178	-0.5731	3.8332	132.0545*
SWISS	R_t	0.1257	0.0138	-0.1457	7.7580	1525.349*
	V_t	17.8135	1.5879	-0.7543	1.8947	248.0278*
N225	R_t	0.0324	0.0468	-0.3840	3.5056	40.8383*
	V_t	11.5146	0.5039	0.1598	3.5178	34.7896*
STI	R_t	0.0012	0.1466	-0.0144	7.8325	2258.759*
	V_t	18.6745	0.4749	-0.1691	3.4717	14.0812*
SSE	R_t	-0.0267	0.0170	0.0071	8.1927	3545.811*
	V_t	16.3579	0.9560	0.3543	2.8430	50.1464*
SZE	R_t	-0.1821	0.0182	0.2534	8.3256	3251.732*
	V_t	15.5311	0.7659	0.2719	2.6514	55.3683*

注：*在 1%的置信水平下显著。

4.3 实证检验结果及分析

4.3.1 交易量序列的预处理

首先，对原始的对数化交易量序列 V_t 进行回归，得到剔除时间趋势的序列 V_t' ，并对其进行 ADF 检验，以考察序列是否为平稳序列。具体的检验结果如表 4.1 所示，所有回归后得到的新的交易量序列 V_t' 都是平稳序列。

表 4.2 交易量序列 V_t' 的 ADF 检验

	S&P	CAC	DAX	SWISS	N225	STI	SSE	SZE
t-Statistic	-5.632	-7.321	-5.548	-4.841	-3.256	-11.463	-5.942	-5.930
Probability	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000

随后，利用 ARMA 模型来去除交易量序列 V_t' 的自相关性。由于各国所面临的宏观经济环境、微观市场结构以及市场参与者行为均大不相同，因此，各国股指交易量序列估计的 ARMA 模型滞后阶数肯定不尽相同，与之相应模型建立，结果见表 4.3。

表 4.3 交易量序列 V_t' 的 ARMA 模型估计

	S&P	CAC	DAX	SWISS	N225	STI	SSE	SZE
a_1	0.6911	0.7628	0.6341	1.7136	0.9316		1.6815	1.6368
a_2				-0.3136		0.3167	-0.4683	-0.2621
a_3	-0.4771				0.6257	0.5169	0.5345	0.4426
a_4	0.7752				-0.4568	0.2742	-0.5894	-0.5783
a_5		0.9457	0.9765	0.8432	-0.2678		-0.4526	-0.4583
a_6	-0.2572	-0.7326	-0.6856	-1.842		0.1924	0.3578	0.5684
a_7	0.2435			-0.4325				
b_1	-0.3424	-0.3853	-0.2427	-0.8537	-0.2258	0.4135	-0.7894	-0.4582
b_2						0.0537		
b_3	0.4573				-0.6258	-0.4274	-0.5267	-0.5367
b_4	-0.5246	0.0356				-0.4368		
b_5	-0.1370	-0.8358	-0.7257	-0.5457	0.3463	-0.5368	0.5318	0.6478
b_6		0.3578	0.2247	0.7351		-0.5327	-0.1735	-0.1642
b_7						0.2843		
L.M	0.6478	0.5379	0.8535	1.4246	1.4687	1.3476	0.4578	0.3467

注：以上各系数均在 1% 的置信水平下显著，L.M 检验在 10% 的置信水平下均不显著。

研究表明，各国股指交易量序列 V_t' 的 ARMA 模型系数均在 1% 的置信水平下显著，并且在相关性检验(L.M Test)下，每个模型估计后的残差序列(V_t'')的相关性均不显著。于是，预处理后剔除时间趋势与序列相关性的非预期交易量 V_t'' 得到。

4.3.2 非预期交易量对价格波动的解释能力

4.3.2.1 七国股指价格波动的 GARCH 模型拟合

在引入非预期交易量 V_t'' 对股指收益率序列的波动性进行解释之前，首先考察收益率序列自身的波动特性。与以往研究中只固定采用某一种同阶的 GARCH 族模型，如：GARCH(1,1)模型，本文将基于各国股指收益率序列的自身特征，分别采用不同阶的 GARCH 模型来拟合股指的价格波动，具体模型如表 4.4 所示。

表 4.4 七国股指价格波动的 GARCH 模型估计

		α_1	α_2	θ_1	θ_2	θ_3	$\sum \alpha_i + \sum \theta_i$	L.M
S&P	Coeff	-0.0677	0.1274	0.9289			0.9886	0.1545
	Prob	0.0052	0.0000	0.0000				0.7643
CAC	Coeff	0.0623		1.5431	-0.6528		0.9526	0.8367
	Prob	0.0004		0.0000	0.0053			0.4732
DAX	Coeff	0.0431		2.3257	-1.8432	0.4561	0.9817	0.5367
	Prob	0.0003		0.0000	0.0046	0.0024		0.4577
SWISS	Coeff	0.0913		1.2902	-0.4397		0.9418	0.0736
	Prob	0.0000		0.0000	0.0000			0.8535
N225	Coeff	0.0245		1.6833	-0.7032		0.9946	0.5923
	Prob	0.0002		0.0000	0.0000			0.4646
STI	Coeff	0.0723	0.0342	0.8846			0.9920	0.0231
	Prob	0.0032	0.0043	0.0000				0.8453
SSE	Coeff	0.1345		0.8471			0.9816	0.4324
	Prob	0.0000		0.0000				0.6245
SZE	Coeff	0.1742		0.8021			0.9736	0.0325
	Prob	0.0000		0.0000				0.8385

研究表明，各国股指收益率序列的 GARCH 模型的滞后阶数均不尽相同，而且所有股指波动方程的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_i$ 均约等于 1，显示所有股指均具有很强的波动集群效应和波动持续性特征。需要说明的是，为了各个指数之间的可比性，本文假设所有指数的误差项均服从正态分布。

4.3.2.2 七国股指价格波动的 GARCH- V_t^n 模型估计

引入非预期交易量 V_t^n 来对七国股指价格波动进行解释的 GARCH- V_t^n 模型估计如表 4.5 所示。结果显示，在各国股指波动的条件方差方程中，所加入的非预期交易量 V_t^n 前的系数估计值均为正，且均在 1% 的置信水平下显著；同时，某些方程中的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_i$ 明显减小。研究表明，在七个国家的股票市场上，均存在交易量与收益率波动的正相关关系，并且所加入的非预期交易量 V_t^n 能部分的吸收收益率波动的持续性，也就是说，非预期交易量 V_t^n 对价格波动确实具有一定的解释能力，它所代替的随机信息流过程是收益率序列时变条件异方差的重要源泉。

表 4.5 七国股指价格波动的 GARCH- V_t^n 模型估计

		α_1	α_2	θ_1	θ_2	θ_3	$\sum \alpha_i + \sum \theta_i$	β	L.M
S&P	Coeff	0.0863	-0.3844	0.2981			0	0.5235	0.5246
	Prob	0.0436	0.3863	0.1357				0.0000	0.5217
CAC	Coeff	0.3573		0.2642	-0.1688		0.6527	0.6157	0.1478
	Prob	0.0000		0.0000	0.3583			0.0000	0.4622
DAX	Coeff	0.1235	0.2135	0.2621			0.5991	0.4215	0.6246
	Prob	0.0000		0.0024	0.5281	0.0478		0.0000	0.0378
SWISS	Coeff	0.0317		0.3467	0.2256		0.6020	0.5227	3.8523
	Prob	0.0000		0.0742	0.0000			0.0000	0.5783
N225	Coeff	0.3317		0.3216	0.0783		0.7316	0.6358	1.9632
	Prob	0.2356		0.2140	0.0000			0.0000	0.3256
STI	Coeff	0.2278		0.2687	0.1852	0.1942	0.6559	0.6128	13.5479
	Prob	0.0000	0.0000	0.0000				0.0000	0.6421
SSE	Coeff	0.0845		0.8931			0.9776	0.5326	0.0134
	Prob	0.0000		0.0000				0.0000	0.742
SZE	Coeff	0.1678		0.8150			0.9828	0.4216	0.0421
	Prob	0.0000		0.0000				0.0000	0.8421

进一步研究非预期交易量 V_t^n 对各国股指价格波动的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_i$ 值变化的影响发现：美国股票市场的价格波动能够利用交易量来进行很好的解释，S&P 500 指数的价格波动方程中的持续性参数值在引入了交易量 V_t^n 以后，由 0.9886 变为 0；法国、德国、瑞士、日本以及新加坡股票市场的价格波动只能利用交易量来进行部分解释，这五国相应指数的价格波动方程中的持续性参数值在引入交易量 V_t^n 以后，由原来的接近 1 下降到了 0.6~0.7 左右，但并不为 0；最为特别的是中国股票市场两个指数，他们的价格波动方程中的持续性参数值在引入交易量 V_t^n 以后，不减反而微有上升，这表明交易量对中国股市价格波动的解释力最弱。

4.3.3 结论

根据 Fama(1970)^[114]正式提出的有效市场假说(Efficient Market Hypothesis, EMH)，金融市场能够迅速、准确且完整地反映信息，在强有效市场中，资产价格将能充分反映该时点的所有可得信息。同时，市场微观结构理论也认为，随着新信息的不断到达，市场上投资者根据到达的信息，不断调整投资策略进行交易，这样新信息被逐渐融进了市场价格之中，这一过程最终导致了价格的不断变动。因此，把非预期交易量作为新信息流的代理变量，能够解释市场价格波动，体现

市场的有效程度。实证结果表明，美国股市是强有效的，德国股市弱之，法国、瑞士、新加坡、日本的股市更弱，而中国股市的有效程度最低，这可能与市场中存在的政策影响力过大、投资者行为非理性等现象有关，而这些现象造成的影响是通过剔除交易量时间趋势和自相关性所不能改变的。

4.4 本章小结

为了检验混合分布假设，了解交易量对价格波动的解释能力，本章利用引入交易量的 GARCH-V 模型对七个国家股票市场的量价关系进行了实证分析。研究表明，成熟市场上交易量对价格波动的解释能力相对较强，市场价格对信息的吸收和反映能力较强，市场的有效程度较高。具体而言，美国股票市场的价格波动可以由交易量很好解释，法国、德国、瑞士、日本、新加坡股票市场的价格波动只能由交易量部分解释，而交易量对中国股票市场价格波动的解释能力最弱，这可能与市场中存在的政策影响力过大、投资者行为非理性等现象有关，而这些现象造成的影响是通过剔除交易量时间趋势和自相关性所不能改变的。

第 5 章 去异方差交易量与价格波动关系的实证研究

研究发现，在剔除交易量序列的时间趋势与自相关性后，新序列还存在波动丛聚性，而以往研究均忽略了这一现象。本章在对交易量序列的预处理上，创新的提出了交易量的去异方差，并在此“纵向”的方法研究的基础上，重新考察了不同国家股票市场的量价关系。处理后的交易量序列能够更好的解释价格波动，这对量价关系的理论研究有所启示。

5.1 实证思路与模型设计

5.1.1 非预期交易量序列的波动丛聚性

在众多关于交易量与价格波动关系的研究中，研究者们均认识到了由于市场发展、投资者头寸调整或者流动性需求等所产生的交易量的时间趋势与自相关性。因此，在考察量价关系时会对原始交易量进行一系列的预处理，会利用已经剔除时间趋势与自相关性的非预期交易量序列来解释价格的波动。

然而，他们忽略了非预期交易量序列还存在的波动丛聚性。作为由拥有巨大自由度的经济系统所产生的新信息，它在到达股票市场时应该是遵循随机游走的，不应该具有任何可预测性。本文在发现非预期交易量序列存在波动丛聚性的基础上，利用剔除掉波动丛聚性的去异方差交易量来解释市场的价格波动，重新考察了不同国家股票市场的量价关系以及所反映出的市场有效程度。

5.1.2 非预期交易量序列的去异方差

为了更好的代表到达市场的真正的新信息，本文在 Gallant 等(1992)^[82]假设的基础上，对非预期交易量序列 V_t^m 做进一步预处理，以剔除掉序列存在的波动丛聚性，具体做法如下：

(4)对非预期交易量序列 V_t^m 采用 GARCH 族模型进行估计，来剔除可能存在的波动丛聚性：

$$V_t^m = \sqrt{h_t} \cdot V_t^m \quad (5.1)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i V_{t-i}^m{}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (5.2)$$

估计后的残差 V_t^m 就是同时去除了时间趋势、自相关性以及波动丛聚性的去异方差交易量。本文将把去异方差交易量 V_t^m 做为新信息流的代表，代入 GARCH-V 模型来研究交易量与价格波动之间的关系。

5.2 样本来源及其统计特征

5.2.1 非预期交易量序列的异方差检验

本章采用的样本数据和上一章相同,为七国股票市场指数序列与交易量序列,其统计特征不再赘述。

下面将对非预期交易量序列 V_t^* 进行 ARCH-LM 检验,考察 V_t^* 的波动丛聚性,检验结果如表 5.1 所示。

表 5.1 非预期交易量序列 V_t^* 的异方差检验

	S&P	CAC	DAX	SWISS	N225	STI	SSE	SZE
F-Statistic	45.536	3.7842	13.537	25.524	27.532	38.534	109.053	62.543
Probability	0.0000	0.1576	0.0002	0.0046	0.0004	0.0012	0.0064	0.0023

5.2.2 非预期交易量序列的 GARCH 模型估计

正如表 5.1 所示,各个国家股指非预期交易量序列 V_t^* 均存在异方差现象,只是彼此的程度有所不同而已。于是,在假设估计误差项服从正态分布的情况下,对非预期交易量序列 V_t^* 进行 GARCH 模型估计,估计结果如表 5.2 所示。

表 5.2 非预期交易量序列 V_t^* 的 GARCH 模型估计

	α_0	α_1	α_2	θ_1	ARCH L.M	
					F	Pro
S&P	0.0057	0.7079		0.4041	0.0765	0.7820
CAC	0.0169	0.0842		0.6601	0.2983	0.5850
DAX	0.0297	0.2240		0.4251	0.1612	0.6880
SWISS	0.0768	0.1246			0.0125	0.9107
N225	0.0298	0.1329			0.0460	0.8300
STI	0.0829	0.1339			0.0040	0.9494
SSE	0.0174	0.2138		0.5192	0.2850	0.5934
SZE	0.0006	0.1409	-0.1129	0.9619	0.3794	0.5379

表 5.2 的估计结果显示,由于不同市场的市场微观结构、市场参与者行为以及市场运行的宏观经济环境均不相同,因此各国股指非预期交易量序列所估计的 GARCH 模型的阶数也不尽相同。具体而言,瑞士、日本、新加坡三国股指非预期交易量序列的异方差能被简单的 ARCH(1)模型刻画;美国、法国、德国以及上证综指的非预期交易量序列的异方差需要 GARCH(1,1)模型刻画;而深圳成指的非预期交易量序列的异方差则需要用 GARCH(2,1)模型才能刻画。此时,剔除时间趋势、自相关性以及波动丛聚性的去异方差交易量序列 V_t^* 得到。

5.3 实证检验结果及分析

5.3.1 七国股指价格波动的 GARCH-V_t^m 模型估计

作为上一章研究的延续，引入去异方差交易量序列 V_t^m 来对七国股指价格波动进行解释的 GARCH-V_t^m 模型估计如表 5.3 所示。

表 5.3 七国股指价格波动的 GARCH-V_t^m 模型估计

		α_1	α_2	θ_1	θ_2	θ_3	$\sum\alpha+\sum\theta$	β	L.M
S&P	Coeff	-0.5564	0.0996	0.4568			0	0.0643	0.2631
	Prob	0.2457	0.8425	0.4316				0.0000	0.7819
CAC	Coeff	0.1697		0.2426	0.1310		0.5426	0.1346	4.6355
	Prob	0.0000		0.0000	0.0532			0.0000	0.0623
DAX	Coeff	0.1642		-0.3421	0.2468	0.0840	0.1493	0.0532	9.532
	Prob	0.0000		0.0536	0.0975	0.5426		0.0000	0.0010
SWIS	Coeff	-0.1542		0.3542	0.3964		0.5964	0.5432	9.6421
	Prob	0.0000		0.0642	0.0000			0.0000	0.0056
N225	Coeff	0.0425		0.4780	0.1648		0.6853	0.6325	1.7523
	Prob	0.1457		0.0632	0.0000			0.0000	0.1427
STI	Coeff	0.0906	0.	0.1894			0.5426	0.1324	1.7853
	Prob	0.0000	0.0000	0.0000				0.0000	0.2236
SSE	Coeff	0.2990		0.4863			0.7853	0.2356	2.9631
	Prob	0.0000		0.0000				0.0000	0.1637
SZE	Coeff	0.3468		0.5958			0.9426	0.0547	0.0052
	Prob	0.0000		0.0000				0.0000	0.9356

5.3.2 去异方差交易量对各国价格波动的解释能力比较

比较表 5.3 和表 4.5，结果显示，在各个股指价格波动的条件方差方程中，利用去异方差交易量序列 V_t^m 代替非预期交易量序列 V_tⁿ 后，交易量前的系数估计值仍均为正且都十分显著；同时，大多数方程中的持续性参数 $\sum\alpha_i + \sum\theta_i$ 值进一步变小。研究表明，在七个国家的股票市场上，均存在交易量与收益率波动的正相关关系，并且相对于非预期交易量序列 V_tⁿ，去异方差交易量序列 V_t^m 更好地吸收了收益率波动的持续性，这进一步证明了 MDH 假说的合理性。当然，对于美国 S&P500 指数而言，尽管持续性参数 $\sum\alpha_i + \sum\theta_i$ 保持为 0 没有变化，但其伴随概率由 0.5217 上升到了 0.7819，这同样表明去异方差交易量序列 V_t^m 能更好地代替市

场中的随机信息流过程。

进一步研究去异方差交易量 V_t^m 对各国股指价格波动的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_i$ 值变化的影响发现：

(1)美国、德国这两个市场的价格波动能够利用交易量来进行很好的解释。美国 S&P500 指数的价格波动方程中持续性参数在引入非预期交易量 V_t^m 以后变为了 0，随着去异方差交易量 V_t^m 的加入，在持续性参数仍然为 0 的情况下，其伴随概率得以上升；德国 DAX 指数的持续性参数值也随着两种交易量序列的先后加入，发生了较大幅度的连续降幅，由 0.9817 变为 0.5991，再变为 0.1493。

(2)法国、瑞士、日本以及新加坡股票市场的价格波动只能利用交易量来进行部分解释。法国 CAC40 指数、瑞士 SWISS 指数、日本 NIKKEI 225 指数以及新加坡 STI 指数的价格波动方程中持续性参数随着两种交易量序列的先后加入，只发生了较小幅度的连续降幅，由 0.9 变为 0.6~0.7，再变为 0.5~0.6，并未接近 0。

(3)最为特别的是中国股票市场的两个指数，它们的价格波动方程中的持续性参数值在引入非预期交易量 V_t^m 以后，不降反而微有上升，而且即使在加入去异方差交易量 V_t^m 以后，尽管出现了较小幅度的下降，但数值仍然在 0.7~0.9，远离 0，这表明交易量对中国股市价格波动的解释力最弱。

5.3.3 结论

根据有效市场假说(Efficient Market Hypothesis, EMH)，金融市场能够迅速、准确且完整地反映信息，在强有效市场中，资产价格将能充分反映该时点的所有可得信息。同时，市场微观结构理论也认为，资产价格的变动主要是在随机信息流不断到达市场以及新信息逐渐融入市场价格的过程中产生的。因此，把交易量作为新信息流的代理变量，能够解释市场价格波动，并且交易量对价格波动解释能力，将体现市场的有效程度。

本文先后引入剔除时间趋势和自相关性的非预期交易量序列 V_t^m 、以及在此基础上进一步剔除波动丛聚性的去异方差交易量序列 V_t^m ，利用 GARCH-V 模型实证检验了七个国家股票市场的量价关系。纵向的方法研究表明，尽管非预期交易量序列对股市价格的波动性具有很强的解释能力，但去异方差交易量序列更能代表到达市场的新信息流，对价格波动的解释力更强。横向的比较研究表明，在引入去异方差交易量来验证市场的有效性时，依然是美国股市强有效，德国股市弱之，法国、瑞士、新加坡、日本的股市更弱，而中国股市的有效程度仍然最低，这可能与市场中存在的政策影响力过大、投资者行为非理性等现象有关，而这些现象造成的影响是通过剔除交易量时间趋势、自相关性和波动丛聚性所不能改变的。

5.4 本章小结

本章在对剔除了时间趋势与自相关性的交易量序列进行检验时发现，该序列还存在波动丛聚性。然而，做为新到达信息的代理变量，交易量序列不应该具有该特性。利用引入去异方差交易量的 GARCH-V 模型，重新考察了七个国家股票市场的量价关系。研究表明，去异方差交易量是更好的信息流代表，能够增加交易量对价格波动的解释能力，而且市场成熟度越高的国家，去异方差交易量对价格波动的解释能力越强。具体而言，美国股票市场的价格波动可以由去异方差交易量很好解释，德国次之，法国、瑞士、日本、新加坡股票市场再次之，而仍然只有中国股票市场最弱。

第 6 章 基于 Copula 模型的股市量价尾部关系研究

由于 Copula 函数在研究金融市场之间的相关性时,能够将市场变量的边缘分布和它们之间的相关结构分开进行研究,克服了联合分布要求所有边缘分布均服从相同分布的不足的缺点。与此同时, Copula 函数还能捕捉到金融市场之间存在的非线性、非对称相关性,并能够通过描述市场之间的尾部相关性来分析市场之间的联动风险。因此, Copula 模型构建具体分为两个步骤:一是确定各序列市场的边缘分布;二是选取一个适当的 Copula 函数对沪深收益率、绝对收益率以及交易量序列之间的相关结构进行描述。

6.1 Copula 函数介绍

6.1.1 Copula 函数定义

Copula 理论的是由 Sklar 在 1959 年提出的, Sklar 指出,可以将任意一个 n 维联合累积分布函数分解为 n 个边缘累积分布和一个 Copula 函数^[84]。边缘分布描述性变量的分布, Copula 函数描述的是变量之间的相关性。也就是说, Copula 函数实际上是一类将变量联合累积分布函数同变量边缘累积分布函数连接起来的函数,因此也有人称其为“连接函数”。Copula 函数是定义为 $[0, 1]$ 均匀分布的多维联合分布函数,他可以将多个随机变量的边缘分布连起来得到他们的联合分布。

(Sklar 定理) 令 F 为一个 n 维变量的联合累积分布函数,其中各变量的边缘累积分布函数记为 F_i , 那么存在一个 n 维 Copula 函数 C , 使得

$$F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \quad (6.1)$$

若边缘累积分布函数 F_i 是连续的, 则 Copula 函数 C 是唯一的。不然, Copula 函数 C 只在各边缘累积分布函数值域内是唯一确定的。对于有连续的边缘分布的情况, 对于所有的 $u \in [0, 1]^n$, 均有

$$C(u) = F(F_1^-(u_1), \dots, F_n^-(u_n)) \quad (6.2)$$

从 Sklar 定理可以看出, Copula 函数能独立于随机变量的边缘分布反映随机变量的相关性结构, 从而可将联合分布分为两个独立的部分来分别处理: 变量间的相关性结构和变量的边缘分布, 其中相关性结构用 Copula 函数来描述。Copula 函数的优点在于不必要求具有相同的边缘分布, 任意边缘分布经 Copula 函数连接

都可构造成联合分布，由于变量的所有信息都包含在边缘分布里，在转换过程中不会产生信息失真。

6.1.2 边缘分布函数的构建

由于金融时间序列波动多呈现集聚特征，GARCH 模型已被证明是能够较好刻画汇率收益率数据的波动特性而被广泛应用，因此本文选用 GARCH 模型来描述收益率序列以及交易量序列的边缘分布，模型如下：

$$r_t = c + \sum_{i=1}^n \phi_i r_{t-i} + \varepsilon_t \quad (6.3)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 h_{t-1} + \alpha_2 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (6.4)$$

$$\sqrt{\frac{v}{h_t(v-2)}} \varepsilon_t \square iid t_v \quad (6.5)$$

上式为标准的 AR-GARCH(1, 1) 模型，并给出了 t 分布下标准化残差的计算公式，其中 v 为 t 分布的自由度。

6.2 Copula 函数简介

(1) Gumble Copula 函数

Gumble Copula 函数的分布函数和密度函数分别为

$$C_G(u, v; a) = \exp(-[(-\ln u)^{\frac{1}{a}} + (-\ln v)^{\frac{1}{a}}]^a) \quad (6.6)$$

$$c_G = \frac{C_G(u, v; a)(\ln u \cdot \ln v)^{\frac{1}{a}-1}}{uv[(-\ln u)^{\frac{1}{a}} + (-\ln v)^{\frac{1}{a}}]^{2-a}} \left\{ [(-\ln u)^{\frac{1}{a}} + (-\ln v)^{\frac{1}{a}}]^a + \frac{1}{a} - 1 \right\} \quad (6.7)$$

其中 $a \in (0, 1]$ 为相关参数。当 $a=1$ 时，随机变量 u, v 独立，即 $C_G(u, v; 1) = uv$ ；当 $a \rightarrow 0$ 时，随机变量 u, v 趋向于完全相关，且 $\lim_{a \rightarrow 0} C_G(u, v; 1) = \min(u, v) = C^+$ ，即当 $a \rightarrow 0$ 时，

Gumble Copula 函数趋向于 Frechet 上界 C^+ 。

另外，Gumble Copula 函数的相关参数 a 与传统的相关性和一致性测度常常有一一对应的关系，如 Kendall 的秩相关系数 τ 与相关参数 a 的关系为

$$\tau_G = 1 - a \quad (6.8)$$

此外，相关参数 a 还与尾部相关系数有对应关系：

$$\lambda_{C_G}^{up} = \lim_{u^* \rightarrow 1} \frac{C_G(1-u^*, 1-u^*)}{1-u^*} = \lim_{u^* \rightarrow 1} \frac{1-2u^* + C_G(u^*, u^*)}{1-u^*} \quad (6.9)$$

$$\begin{aligned}
 &= \lim_{u^* \rightarrow 1} \frac{1 - 2u^* + u^{*2^a}}{1 - u^*} = \lim_{u^* \rightarrow 1} (2 - 2^a \cdot u^{*2^a - 1}) \\
 &= 2 - 2^a \\
 \lambda_{C_G}^{up} &= 0
 \end{aligned}$$

Gumble Copula 的密度函数具有非对称性，其密度分布呈“J”字形，即上尾高下尾低。Gumble Copula 函数对变量在分布上尾部的变化十分敏感，能够快速捕捉到上尾相关的变化，若两个随机变量之间的相关结构可由 Gumble Copula 函数 $C_G(0,0;a)$ ， $a \in (0,1)$ 来描述，就意味着在分布的上尾部，变量间具有更强的相关性。而在分布的下尾部，由于变量时渐进独立的，因此 Gumble Copula 函数对变量在分布下尾部的变化不敏感，难以捕捉到下尾相关的变化。

Gumble Copula 函数可用于描述具有上尾相关特性的金融市场间的相关关系，例如它可以很好地描述牛市时期股票市场间相关性增强的情形，即当一个股票市场的股票价格普遍暴涨时，另一个股票市场也出现股票价格普遍暴涨的可能性明显增大，两个股票市场之间倾向于具有更强的相关性。

(2) Clayton Copula 函数

Clayton Copula 函数的分布函数和密度函数分别为

$$C_{Cl}(u, v, \theta) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-1/\theta} \quad (6.10)$$

$$c_{Cl}(u, v, \theta) = (1 + \theta)(uv)^{-\theta - 1} (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-2 - 1/\theta} \quad (6.11)$$

其中 $\theta \in (0, \infty)$ ，为相关参数。当 $\theta \rightarrow 0$ 时，随机变量 u ， v 趋向于独立，即 $\lim_{\theta \rightarrow 0} C_{Cl}(u, v; \theta) = uv$ ；当 $\theta \rightarrow \infty$ ，随机变量 u ， v 趋向于完全相关，且 $\lim_{\theta \rightarrow \infty} C_{Cl}(u, v; \theta) = \min(u, v) = C^+$ ，即当 $\theta \rightarrow \infty$ 时，Clayton Copula 函数趋向于 Frechet 上界 C^+ 。

另外，Clayton Copula 函数的相关参数 θ 与传统的相关性和一致性测度常常有一一对应的关系，如 Kendall 的秩相关系数 τ 与相关参数 θ 的关系为

$$\tau_c = \theta / (\theta / 2) \quad (6.12)$$

此外，相关参数 θ 还与尾部相关系数有对应关系：

$$\begin{aligned}
 \lambda_{C_{Cl}}^{up} &= 0 \\
 \lambda_{C_{Cl}}^{lo} &= \lim_{u^* \rightarrow 0} \frac{C(u^*, u^*)}{u^*} = \lim_{u^* \rightarrow 0} \frac{(u^{*-\theta} + u^{*-\theta} - 1)^{-1/\theta}}{u^*} \\
 &= \lim_{u^* \rightarrow 0} \frac{1}{u^* (2u^{*-\theta} - 1)^{1/\theta}} = \lim_{u^* \rightarrow 0} \frac{1}{(2 - u^{*\theta})^{1/\theta}} \\
 &= 2^{-1/\theta}
 \end{aligned}$$

与 Gumble Copula 函数相比，Clayton Copula 函数与 Gumble Copula 函数相同，Clayton Copula 的密度函数也具有非对称性，但于 Gumble Copula 函数恰好相反，Gumble Copula 函数的密度分布呈“L”字形即上尾低下尾高。Clayton Copula 函数

对变量的分布下尾部的变化十分敏感，能够快速捕捉到下尾相关的变化，若两个随机变量之间的相关结构可由 Clayton Copula 函数来描述，就意味着在分布的下尾部，变量之间具有更强的相关性。而在分布的上尾部，由于变量时渐进独立的，因此 Clayton Copula 函数对变量在分布上尾部的变化不敏感，难以捕捉到上尾相关的变化。

Clayton Copula 函数可用于描述具有下尾相关特性的金融市场之间的相关关系，例如它可以很好地描述熊市时期的股票市场间相关性增强的情形，即当一个股票市场的股票价格普遍暴跌时，另一个股票市场也出现股票价格普遍暴跌的可能性明显增大，两个股票市场之间倾向于具有更强的相关性。

(3) Frank Copula 函数

Gumble Copula 和 Clayton Copula 函数只能描述变量间的非负相关关系，而 Frank Copula 函数还可以描述变量间的负相关关系。Frank Copula 函数的分布函数和密度函数分别为

$$C_F(u, v; \lambda) = -\frac{1}{\lambda} \ln\left(1 + \frac{(e^{-\lambda u} - 1)(e^{-\lambda v} - 1)}{e^{-\lambda} - 1}\right) \quad (6.13)$$

$$c_F(u, v; \lambda) = \frac{-\lambda(e^{-\lambda} - 1)e^{-\lambda(u+v)}}{[(e^{-\lambda} - 1) + (e^{-\lambda u} - 1)(e^{-\lambda v} - 1)]^2} \quad (6.14)$$

其中 λ 为相关参数， $\lambda \neq 0$ 。 $\lambda > 0$ 表示随机变量 u ， v 正相关， $\lambda \rightarrow 0$ 表示随机变量 u ， v 趋向于独立， $\lambda < 0$ 表示随机变量 u ， v 负相关。

另外，Frank Copula 函数的相关参数 λ 与传统的相关性和一致性测度常常有一一对应的关系，如 Kendall 的秩相关系数 τ 与相关参数 λ 的关系为

$$\tau_F = 1 + \frac{4}{\lambda} [D_k(\lambda) - 1] \quad (6.15)$$

其中 $D_k(\lambda) = \frac{k}{\lambda^k} \int_0^\lambda \frac{t^k}{e^t - 1} dt$ ，式中 $k = 1$ 。函数 $D_k(\cdot)$ 也被称为“Debye”函数。

此外，Frank Copula 函数的上尾和下尾相关系数 $\lambda_{C_E}^{up}$ 、 $\lambda_{C_F}^{lo}$ 均等于零，说明变量在 Frank Copula 函数分布的尾部都是渐进独立的。

Frank Copula 的密度分布呈“U”形，具有对称性，因此无法捕捉到随机变量间非对称的相关关系。若随机变量间的相关结构可以由 Frank Copula 函数来描述，就意味着随机变量间具有对称的相关模式，因此 Frank Copula 函数只适合于描述具有对称相关结构的变量之间的相关关系。此外，由于变量在分布的尾部是渐进独立的，因此 Frank Copula 函数对上尾和下尾相关性的变化都不敏感，难以捕捉到尾部相关的变化。

以上介绍的三种阿基米德 Copula 函数，对变量间相关结构的描述各有所长，涵盖了相关结构变化的各种情形，并通过它们的相关参数，很容易计算得到人们

所关注的相关性测度的值，特别是尾部相关性测度的值，它们所具有的这些优良特性使得它们在金融和保险分析中得到了广泛应用。

(4)二元正态 Copula 函数的分布函数如下：

$$C(u, v | \rho) = \int_{-\infty}^{\phi^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\phi^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{(1-\rho^2)}} \exp\left\{\frac{-(r^2 - 2\rho rs + s^2)}{2(1-\rho^2)}\right\} dr ds \quad (6.16)$$

其中 $\phi^{-1}(\cdot)$ 是标准一元正态分布函数 $\phi(\cdot)$ 的逆函数， $\rho \in (-1, 1)$ 为 $\phi^{-1}(u)$ 与 $\phi^{-1}(v)$ 的线性相关系数，此时的 ρ 实际上为常相关系数。但是随着市场的不断变化，用常数来刻画市场之间的相关性显然是不合适的。为了研究相关系数随时间而变化的特征，Patton(2001)^[115] 提出 ρ 可以由一个类似于 ARMA(1,10) 的过程来描述，公式如下：

$$\rho_t = \bar{\Lambda} \left(\omega_\rho + \beta_\rho \cdot \rho_{t-1} + \alpha \cdot \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} \phi^{-1}(u_{t-j}) \cdot \phi^{-1}(v_{t-j}) \right) \quad (6.17)$$

其中 $\bar{\Lambda}(x) \equiv (1 - e^{-x})(1 + e^{-x})^{-1}$ ， $\bar{\Lambda}(\cdot)$ 的引入是为了确保 ρ_t 始终处于 $(-1, 1)$ 之间，这个时候的相关系数才有意义。

(5)SJC-Copula 分布函数如下：

$$C_{SJC}(\mu, v | \tau^U, \tau^L) = 0.5 \cdot (C_{JC}(\mu, v | \tau^U, \tau^L) + C_{JC}(1 - \mu, 1 - v | \tau^U, \tau^L)) + \mu + v - 1 \quad (6.18)$$

其中 $C_{JC}(\mu, v | \tau^U, \tau^L) = 1 - \left(1 - \left\{ [1 - (1 - \mu)^\kappa]^{-\gamma} + [1 - (1 - v)^\kappa]^{-\gamma} - 1 \right\}^{-1/\gamma} \right)^{1/\kappa}$
 $\kappa = 1 / \log 2(2 - \tau^U)$, $\gamma = -1 / \log 2(\tau^L)$

τ^U 、 τ^L 分别表示上尾与下尾依赖系数，取值范围同样为 $(-1, 1)$ 。同样的， τ^U 、 τ^L 时变过程如下：

$$\tau_t^U = \Lambda(\omega_U + \beta_U \tau_{t-1}^U + \alpha_U \cdot \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} |u_{t-j} - v_{t-j}|) \quad (6.19)$$

$$\tau_t^L = \Lambda(\omega_L + \beta_L \tau_{t-1}^L + \alpha_L \cdot \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} |u_{t-j} - v_{t-j}|) \quad (6.20)$$

其中： $\Lambda(x) \equiv (1 + e^{-x})^{-1}$ ，使 τ^U 、 τ^L 在动态变化过程中保持在 $(-1, 1)$ 的范围。最后，本文采用 MATLAB 对 Copula 函数刻画的相关性与尾部相关性进行估计。

6.3 模型参数估计

定义 $\hat{\xi}_{t|t-1} = \begin{bmatrix} \hat{\xi}_{t|t-1}^{(0)} \\ \hat{\xi}_{t|t-1}^{(1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Pr(s_t = 0 | I_{t-1}) \\ \Pr(s_t = 1 | I_{t-1}) \end{bmatrix}$ ， $\eta_{ct} = \begin{bmatrix} c_0(u_t, v_t | \theta_c^0) \\ c_1(u_t, v_t | \theta_c^1) \end{bmatrix}$ 及 $\eta_t = \begin{bmatrix} f(y_{1t}, y_{2t} | I_{t-1}, s_t = 0) \\ f(y_{1t}, y_{2t} | I_{t-1}, s_t = 1) \end{bmatrix}$ ，我

们有 $\eta_t = \eta_{ct} \times \prod_{i=1}^2 f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i)$ 。总似然函数可写为：

$$L = \sum_{t=1}^T \ln(\widehat{\xi}_{t|t-1}' \eta_t) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^2 \ln f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i) + \sum_{t=1}^T \ln \left(\sum_{k=0}^1 \widehat{\xi}_{t|t-1}^{(k)} c_k(u_t, v_t | \theta_c^k, I_{t-1}) \right) \quad (6.21)$$

其中 Hamilton 过程为：

$$\widehat{\xi}_{t|t} = [\widehat{\xi}_{t|t-1}' \eta_t]^{-1} (\widehat{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_t) = [\widehat{\xi}_{t|t-1}' \eta_{ct}]^{-1} (\widehat{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_{ct}), \quad \widehat{\xi}_{t+1|t} = P' \widehat{\xi}_{t|t} \quad (6.22)$$

\odot 表示两向量元素一一相乘，上式中初始值 $\widehat{\xi}_{10}$ 设定为无条件概率均值。我们对(6.21)式采取两步估计法，第一步使用 MLE 估计出和边际密度函数有关的参数即

$$\theta_i^* = \arg \max_{\theta_i} \sum_{t=1}^T \ln f_i(y_{i,t} | I_{t-1}; \theta_i), \quad i=1,2 \quad (6.23)$$

第二步再使用MLE估计出和机制转换Copula密度函数有关的参数即

$$\theta_c^* = \arg \max_{\theta_c} \sum_{t=1}^T \ln \left(\sum_{k=0}^1 \widehat{\xi}_{t|t-1}^{(k)} c_k(u_t, v_t | \theta_c^k, I_{t-1}) \right) \quad (6.24)$$

6.4 实证分析

本文选取国泰安数据库中的上证综指和深证成指的日收益率、绝对收益率和交易量作为样本，时间跨度从 2003 年 1 月 2 日至 2013 年 1 月 31 日，每组数据长度 T 为 2428 个。其中收益率为 $r_t = (\ln(p_t) - \ln(p_{t-1})) \times 100$ ， p_t 为 t 时刻的股指收盘价，交易量取对数形式为 $\ln(V_t)$ 。表 6.1 显示深证成指在收益率和绝对收益率的均值、方差以及变动区间上都要大于上证综指，而上证综指交易量的均值、方差以及变动区间都要大于深证成指。另外，收益率、绝对收益率和交易量除了尖峰、厚尾等非正态特征以外，还存在非常强的自相关与异方差效应。鉴于交易量 $\ln(V_t)$ 存在明显时间趋势，我们用 $\ln(V_t)$ 对常数、 t/T 以及 $(t/T)^2$ 进行回归，回归所获得的残差即为去趋势交易量，记为 $\ln(V_t)_d$ 。

表 6.1 收益率与交易量的统计性质描述

	上证综指			深证成指		
	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)$	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)$
均值	0.022431	0.050435	13.03547	1.193755	1.355849	10.71137
标准差	1.686069	1.879565	1.022919	1.190670	1.302392	0.868195
最大值	9.034251	9.161544	22.83148	9.256154	9.750010	17.19939
最小值	-9.256154	-9.750010	10.50487	0.000000	0.000000	5.034742
偏度	-0.248222	-0.258175	0.134622	2.157609	1.947034	-0.473524
峰度	6.410745	5.583487	7.722922	10.02943	8.327827	5.839368
JB检验	1201.82***	6882.78***	702.20***	4405.76***	2263.96***	906.34***
LB检验	39.226***	36.076***	26130***	920.90***	805.98***	21706***
ARCH检验	219.222***	230.077***	153.367***	126.395***	133.894***	406.566***

注：Ljung-Box 和 ARCH-LM 统计量中滞后项长度都使用了滞后 15 项，***表示在 1%水平

上显著。

由于在对边际分布进行建模时，需考虑收益率、绝对收益率以及交易量的自相关、异方差以及尾部状况进行建模，以免对实证结果造成偏差。因此，我们对收益率、绝对收益率以及交易量使用 $GARCH(1,1)$ 、 $AR(5)-GARCH(1,1)$ 、 $AR(3)-GARCH(1,1)$ ，并且假设标准残差为正态分布、t分布以及GED分布。实证结果如下：

表 6.2 边缘分布的构建

	上证综指			深证成指		
	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)_d$	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)_d$
α_0	0.019	0.041	0.021	0.585***	0.746***	0.014**
α_1			0.748***	0.032	0.044**	0.496***
α_2			0.102***	0.096***	0.100***	0.181***
α_3			0.043***	0.083***	0.064***	0.158***
α_4				0.125***	0.112***	
α_5				0.090***	0.052**	
β_0	0.023***	0.035***	0.287***	0.011***	0.016***	0.022***
β_1	0.052***	0.050***	0.093***	0.046***	0.045***	0.089***
β_2	0.940***	0.940***	-0.555***	0.946***	0.945***	0.798***
AIC	3.678	3.926	0.903	2.921	3.148	0.981

注：Ljung-Box 和 ARCH-LM 统计量中滞后项长度都使用了滞后 15 项，***表示在 1%水平上显著。

表 6.3 边缘分布的构建

	上证综指			深证成指		
	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)_d$	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)_d$
α_0	0.026	0.042	-0.012***	0.516***	0.634***	0.005
α_1			0.734***	0.003	0.026	0.571***
α_2			0.108***	0.087***	0.080***	0.162***
α_3			0.112***	0.076***	0.062***	0.122***
α_4				0.085***	0.087***	
α_5				0.085***	0.054***	
β_0	0.021**	0.028***	0.038***	0.018***	0.023***	0.059***
β_1	0.049***	0.047***	0.164***	0.040***	0.043***	0.379***
β_2	0.944***	0.946***	0.113***	0.946***	0.945***	0.111***
ν	5.811***	6.437***	4.165***	3.907***	3.851***	5.362***
AIC	3.627	3.888	-0.288	2.793	3.030	0.450

表 6.4 边缘分布的构建

	上证综指			深证成指		
	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)_d$	r_t	$ r_t $	$\ln(V_t)_d$
α_0	0.036	0.042	-0.010***	0.513***	0.621***	0.004
α_1			0.742***	0.001	0.019	0.605***
α_2			0.081***	0.069***	0.084***	0.138***
α_3			0.137***	0.077***	0.054***	0.121***
α_4				0.080***	0.090***	
α_5				0.088***	0.057***	
β_0	0.021***	0.030***	0.047***	0.014***	0.019***	0.070***
β_1	0.050***	0.048***	0.161***	0.040***	0.042***	0.348***
β_2	0.942***	0.943***	0.109***	0.946***	0.944***	0.146***
ν	1.265***	1.344***	0.883***	1.169	1.172***	1.039***
AIC	3.620	3.885	-0.170	2.834	3.065	0.571

通过表6.2、表6.3以及表6.4可知，我们使用AIC信息准则对上述模型进行考察，发现假设标准残差为t分布具有合理性。从市场预测角度来看，未来收益率较难预测，而未来绝对收益率以及交易量较容易预测。在GARCH(1,1)参数中，收益率与绝对收益率的 $\beta_1+\beta_2$ 较大，都大于0.95，波动效应较持久。但沪深两市交易量的波动效应较小，两系数 $\beta_1+\beta_2$ 之和低于0.7。相对而言，上证的收益率、绝对收益率以及交易量的波动效应比沪市更持久。另外，t分布中的参数 ν 显示各变量的自由度都很小，存在着较严重的尖峰厚尾特征，并且所有分布参数都显著。沪市收益率、绝对收益率存在左偏，交易量存在右偏，这表明沪市存在大的正收益率概率较高，而深市收益率与绝对收益率右偏，而交易量存在左偏，说明深市存在负收益率概率较高。

表 6.5 收益率与交易量的统计性质描述

上证综指				深证成指			
名称	参数	参数 估计值	似然 函数值	名称	参数	参数 估计值	似然 函数值
Normal	α_0	0.232	67.33	Normal	α_0	0.243	73.85
Clayton	α_1	0.020	0.240	Clayton	α_1	0.022	0.29
Frank	θ	1.443	67.06	Frank	θ	1.508	72.68
Gumbel	λ	1.226	144.92	Gumbel	λ	1.238	156.66
Rotated	α_2	1.100	14.42	Rotated	α_2	1.100	16.67
Gumbel				Gumbel			
Time-varying	ω_1	0.832		Time-varying	ω_1	0.872	
normal	ω_2	0.435	70.72	normal	ω_2	0.359	76.10
	ω_3	-1.973			ω_3	-1.895	
Time-varying	ω_4	2.230		Time-varying	ω_4	-0.970	
Rotated	ω_5	-1.402	16.26	Rotated	ω_5	1.197	17.80
Gumbel	ω_6	-1.466		Gumbel	ω_6	-0.114	
Time-varying	ω_7	-0.839		Time-varying	ω_7	1.310	
SJC	ω_8	0.054		SJC	ω_8	-2.012	
	ω_9	-0.016	162.44		ω_9	-4.519	178.86
	ω_{10}	-20.826			ω_{10}	-20.39	
	ω_{11}	-0.007			ω_{11}	0.004	
	ω_{12}	0			ω_{12}	0.006	

表 6.6 收益率与交易量的统计性质描述

上证综指				深证成指			
名称	参 数	参数 估计值	似然 函数值	名称	参 数	参数 估计值	似然 函数值
Normal	α_0	0.789	1182.2	Normal	α_0	0.362	170.32
Clayton	α_1	1.338	634.35	Clayton	α_1	0.333	72.35
Frank	θ	275.1	680.06	Frank	θ	81.137	105.32
Gumbel	λ	405.9	644.92	Gumbel	λ	1.303	196.6
Rotated	α_2	126.91	714.42	Rotated	α_2	1.241	109.58
Gumbel				Gumbel			
Time-varying	ω_1	-1.172		Time-varying	ω_1	0.129	
normal	ω_2	0.095	1196.3	normal	ω_2	-0.050	171.63
	ω_3	4.117			ω_3	1.795	
Time-varying	ω_4	-1.856		Time-varying	ω_4	0.584	
Rotated	ω_5	0.101	1033.8	Rotated	ω_5	-0.022	109.91
Gumbel	ω_6	4.067		Gumbel	ω_6	-0.254	
Time-varying	ω_7	1.316		Time-varying	ω_7	0.088	
SJC	ω_8	-7.738		SJC	ω_8	-3.089	
	ω_9	1.215	1488.8		ω_9	-0.111	198.36
	ω_{10}	-0.207			ω_{10}	-13.145	
	ω_{11}	-3.592			ω_{11}	25	
	ω_{12}	-9.199			ω_{12}	-0.097	

基于边际分布函数，分别计算沪深两市的收益率、绝对收益率与交易量间的尾部相依关系。基于最大似然值来选择最优 Copula 模型。表 6.5 与表 6.6 显示 Clayton Copula 和 Survival Gumbel Copula 的拟合效果最差，其次是 Normal Copula，Time-varying normal Copula 和 Time-varying Rotated Gumbel Copula 拟合较好，而 Time-varying SJC 最优。以上分析表明，沪深两市量价间左、右尾部是非对称的，右尾部要明显高于左尾部。但上述 Copula 函数的缺陷是只能独立考察左尾或右尾关系，这将可能引起模型的误设。为此，表 6.5 与表 6.6 也给出了 Time-varying SJC 模型来同时捕捉左右尾部相依性，可以看出深市收益率与交易量、绝对收益率与交易量间即存在右尾部相依性，又存在左尾部相依性，但是左尾的相关系数大于右尾相关系数，说明在股市大涨对应着高交易量、股市大跌也对应着高交易量。前者可解释为当股市出现大涨，投资者会买入股票，从而期望获得较高的超额收益率；后者可解释为当市场波动较大、存在较高风险时，投资

者的投机心理较强，通过买入价格变化较大的股票以期望在短期内套利。由于沪市量价间没有尾部关系。这可能是因为沪市以大盘股、蓝筹股为主，而深市主要以中小盘股为主。在极端事件发生时，中小盘股抗风险能力较强，量价关系也相对较强。

6.5 本章小结

股票市场的量价关系一直是金融领域的研究热点问题，通过对极端市场环境下量价关系研究的有助于加深对金融市场微观结构的了解，特别有助于理解股市发生大跌大涨时市场信息的动态特征。本文采用极值 Copula 模型分别考察了我国沪深两市收益率与交易量、绝对收益率与交易量间的尾部相依关系，发现沪深两市无论是收益率还是绝对收益率与交易量间都只存在右尾部关系，而不存在左尾部关系。即价格大涨与高的交易量并存，而价格大跌与低、高交易量都不存在尾部关系。另外，量价关系与机制状态有关，呈现明显的周期动态特征：收益率与交易量间的尾部关系在熊市下要高于在牛市下；绝对收益率与交易量间的尾部关系在低波动机制下要高于在高波动机制下，而且机制持续时间更持久。研究还发现，沪市量价间的右尾部关系要明显强于深市的量价关系，但深市收益率与交易量的尾部波动区间要明显大于相对应的沪市，这可能与沪市以大盘股、蓝筹股为主，而深市主要以中小盘股为主有关。

第7章 基于高频数据的中国股指期货市场量价关系研究

在混合分布假说(MDH)理论基础上,本章以沪深300股指期货为研究对象,通过建立基于高频数据“已实现”波动率的一系列量价关系线性模型,如:基础模型、连续和跳跃模型以及非对称模型,实证研究了我国期指市场成交量与价格波动之间的相关关系、成交量、成交次数及平均交易头寸对连续和跳跃波动的影响、下偏与上偏已实现半方差所包含的市场波动信息比较,以及量价关系背后的驱动因子,全面揭示了我国期指市场量价之间的规律性特征。

7.1 基于高频数据的价格波动性估计

7.1.1 数据的统计特征

自上世纪九十年代以来,随着计算与存储技术的极速提升,采集频率更高、含有更丰富、更连续价格变动信息的金融市场高频数据,成为目前金融计量研究领域的热点。所谓高频数据(High-frequency Data),通常指日内交易数据,是以小时、分钟甚至秒为采集频率的时间序列。

与传统的低频数据(日数据、周数据等)一样,高频收益率序列也不服从正态分布,具有“尖峰厚尾”与“波动丛聚”,且不满足独立性,具有显著的相关性与长记忆性(Andersen和Bollerslev,1997、1998、2000)^[116-118],尽管这些波动特征日内高频数据表现的并没有低频日数据的强烈。同时,高频数据还具有如下自身所特有的统计特征(Russell和Engle,2010)^[119]:

第一,“日历效应”(Calendar Effects)。在大多数金融市场中,日内高频数据,如:波动率、交易量、交易频率等变量均表现出稳定的日内“U”型模式,更精确点是偏斜的“L”型模式。即:开盘时变量具有较大值,随着时间的推移,数值有所下降,临近收盘时又同时变大的“两头高中间低”的模式。大量的实证研究表明“U”型模式的存在,并且Andersen和Bollerslev(1997,1998)^[116,117]发展了一种称之为:弹性傅立叶形式回归(Flexible Fourier Form Regression, FFF)的技术来计量该效应,使得研究从定性走向了定量。

第二,存在显著的一阶负相关性。与低频数据相比,特别是在出现一些跳跃点的情况下,日内高频数据由于报价离散性和价格粘性所产生的时间相依性更强,存在着显著的一阶负相关性,并且Low和Muthusuamy(1996)^[120]的实证研究表明,这种相关性具有非线性的特征。

第三,数据的离散性与时间不一致性。经济数据都是离散的,对于采集频率

低且采集间隔固定的日、周数据来说，其能够与计量模型的时间相一致，可做为连续过程很好的近似。但是，对于高频数据而言，每次价格变动都是基于最小变动单位的离散取值，需要建立特殊的模型来刻画其离散性的同时，时间间隔具有是随机性，大大增加了计量建模的复杂性。

7.1.2 “已实现”波动率

尽管在低频数据领域，GARCH族模型和随机波动率模型在刻画金融时间序列的价格波动特性方面取得了巨大的成功，但由于高频数据自身所特有的统计特性，使得这些模型不能直接平行移植到高频数据领域。目前，由Andersen和Bollerslev提出的一种非参的波动率度量方法---“已实现”波动率(Realized Volatility, RV)，在高频时间序列的波动率研究中获得了广泛应用。

做为一种非参数估计方法，“已实现”波动率实质上是利用高频收益率序列的样本方差做为实际波动率的估计量，且在一定条件下是无偏估计。关于“已实现”波动率的研究主要有两类：一类研究的目的是提高波动率估计量的统计特性，如其他学者提出的“已实现”极差波动(Realized Range-based Volatility, RRV)、“已实现”双幂次变差(Realized Bipower Variation, RBV)等；另一类研究是利用“已实现”波动率来研究金融市场微观结构，相关的研究综述参见Bandi和Russell(2008)^[121]、Shephard和Andersen(2009)^[122]等。下面将给出“已实现”波动率的具体定义：

假设在 $[t, t+h]$ 上连续收益 $r(t+h, h) = p(t+h) - p(t)$ 满足以下的伊藤过程：

$$r(t+\Delta, \Delta) = \int_0^\Delta \mu_{t+s} ds + \int_0^\Delta \sigma_{t+s} dW_s \quad (7.1)$$

其中， Δ 为样本数目的倒数， W_s 为布朗运动。把波动率计算的时间间隔 $[t, t+1]$ 分成 n 个小段，则有：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=1}^n r(t + \frac{j}{n}, \frac{1}{n})^2 \rightarrow \int_0^\Delta \sigma_{t+s}^2 dW_s \quad (7.2)$$

其中， $IV_t = \int_0^\Delta \sigma_{t+s}^2 dW_s$ 称为积分波动， $RV_t = \sum_{j=1}^n r(t + \frac{j}{n}, \frac{1}{n})^2$ 称为“已实现”波动率，将随着采集频率的提高而收敛于积分波动。

7.2 基于高频数据的量价关系线性模型

本文将通过建立简单的线性模型来考察沪深300股指期货的量价关系变化，即以“已实现”波动率作为被解释变量和以交易量和和其他影响因子作为解释变量构建多元线性回归模型来进行研究。为了综合考察沪深300股指期货的量价关系，将从基本量价关系、连续和跳跃波动的量价关系以及量价关系非对称性等三方面

来建立相应的线性模型进行研究。

7.2.1 基础模型

Chan and Fong(2006)^[97]研究发现“已实现”波动率代替绝对收益作为波动率的精确估计量可以更好地刻画交易量与价格波动之间的关系。因此,本文将选取“已实现”波动率作为沪深300股指期货价格波动率的有效估计量。由于我国股指期货合约交割日为合约到期月的第三个星期五,其价格波动往往随着期指临近到期而变得日趋剧烈,同时也为了考虑周末效应对期指波动的影响,故引进虚拟变量 $DUMMY_{t, Friday}$ 。另外,“已实现”波动率往往存在很强的自相关性,在模型中将把“已实现”波动率的滞后期考虑进来。基于以上分析,构建如下线性模型:

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda Vol_t + \varepsilon_t \quad (7.3)$$

模型(7.1)是本文构建最基础的量价关系模型,其中: RV_t 表示第 t 天所对应的“已实现”波动率,即: $RV_t = \sum_{j=1}^n r_{t,j}^2$; Vol_t 为第 t 天所对应的成交量。

为了进一步深入研究沪深300股指期货之间的量价关系,以找出量价关系中最主要的驱动因子。我们根据 Jones 等(1994)^[99]的研究将日成交量分解为日成交次数和平均交易头寸,在模型(7.3)的基础上都建了如下模型:

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda_N N_t + \varepsilon_t \quad (7.4)$$

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda_A ATS_t + \varepsilon_t \quad (7.5)$$

$$RV_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RV_{t-i} + \lambda_N N_t + \lambda_A ATS_t + \varepsilon_t \quad (7.6)$$

其中: N_t 为第 t 天的成交次数, ATS_t 为第 t 天的平均交易头寸(日成交总量除以成交次数),即 $ATS_t = \frac{Vol_t}{N_t}$ 。

7.2.2 连续和跳跃波动模型

Andersen 和 Bollerslev 等(1997)^[116]基于二次变差理论将“已实现”波动率分解成连续样本路径方差和跳跃方差。为了考察成交量对“已实现”波动率中连续样本路径方差和跳跃方差的影响,本文仿效 Giot 等(2010)^[103]的建模原理,构建了如下模型:

$$RM_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RM_{t-i} + \lambda_{TA} TA_t + \varepsilon_t \quad (7.7)$$

其中： $RM = \{C_t, J_t\}$ ， $TA = \{Vol_t, N_t, ATS_t\}$ ， C_t 为第 t 天“已实现”波动率的连续样本路径方差， J_t 为第 t 天“已实现”波动率的跳跃方差。对模型(7.7)进行估计时，将分别按照(7.3)—(7.6)式进行展开估计，并对估计结果从连续样本路径方差和跳跃方差两个角度来进行详细分析。

7.2.3 非对称模型

为了对资产价格下降时的风险进行准确度量，BNKS(2008)针对“已实现”波动率提出了上偏已实现半方差(RS_t^+)和下偏已实现半方差(RS_t^-)；Chevallier 和 Sevi(2011)^[104]将它们应用到量价关系的非对称研究上。为了检验沪深 300 股指期货量价关系的非对称性，参照 Chevallier 和 Sevi(2011)^[104]的研究成果，建立了如下模型：

$$RM_t = \alpha + \delta DUMMY_{t, Friday} + \sum_{i=1}^{12} \beta_i RM_{t-i} + \lambda_{TA} TA_t + \varepsilon_t \quad (7.8)$$

其中： $RM = \{RS_t^+, RS_t^-\}$ ， $TA = \{Vol_t, N_t, ATS_t\}$ ， $RV = RS_t^+ + RS_t^-$ ， RS_t^+ 、 RS_t^- 分别表示上偏已实现半方差和下偏已实现半方差，即：

$$RS_t^+ = \sum_{j=1}^{t_j \leq 1} (r_{t_j} - r_{t_{j-1}})^2 I(r_{t_j} - r_{t_{j-1}} \geq 0), \quad RS_t^- = \sum_{j=1}^{t_j \leq 1} (r_{t_j} - r_{t_{j-1}})^2 I(r_{t_j} - r_{t_{j-1}} \leq 0)。$$

对模型(7.8)的估计，我们仍将采用类似于模型(7.7)的估计原理，即：对 RS_t^+ 和 RS_t^- 分别按照(7.3)—(7.6)式进行估计，然后从总体上对沪深 300 股指期货的量价关系的非对称性进行准确判断。

考虑到以上量价关系线性模型估计结果的残差可能存在自相关或异方差性，为了提高模型的估计精度，本文除了跳跃波动以外都将采用 OLS with Newey west 估计法进行参数估计，对跳跃波动量价关系模型将仿效 Giot 等(2010)^[103]采取 TOBIT 回归进行估计。然后，分别对各量价关系模型的估计结果进行细致分析，最后从总体上对沪深 300 股指期货的量价关系进行归纳总结。

7.3 “已实现”波动率中跳跃方差的分离

由于上述量价关系的线性模型涉及到“已实现”波动率中跳跃方差，因此，有必要对“已实现”波动率中跳跃方差的分离原理做出简单说明。跳跃方差实际上为“已实现”波动率与跳跃稳健估计量之差，为了提高跳跃方差的分离有效性，本文还需要通过相应的统计量对显著的跳跃波动进行检验。

首先，对于一个服从连续跳跃离散过程的资产对数价格，将其样本期内 t 日离散时间区间的日内收益率定义为： $r_{t,j} = p_{t,j} - p_{t,j-1}$ 。根据 Andersen 和 Bollerslev(2000)^[118]对“已实现”波动率的定义，我们可知第 t 日的“已实现”波

动率为 $RV_t = \sum_{j=1}^M r_{t,j}^2$ (M 为日取样次数)。

其次, Barndorff-Nielsen 和 Shephard(2004,2005)^[123-124]考虑市场存在有限次跳跃波动的情况下而提出了“已实现”双幂次变差(Realized Bipower Variation, RBV), 它可以作为“已实现”波动率中的跳跃成分的稳健估计量:

$$RBV_t = z_1^{-2} \left(\frac{M}{M-2} \right) \sum_{j=3}^M |r_{t,j-2}| |r_{t,j}| \quad (7.9)$$

其中 $z_1 = E(Z) = \sqrt{\pi/2}$, Z 是一个服从标准正态分布的随机变量, $\frac{M}{M-2}$ 为对样本容量的修正。那么“已实现”波动率中的跳跃方差为:

$$J_t = \max[RV_t - RBV_t, 0] \quad (7.10)$$

再次, 为了提高跳跃波动的估计精度, 我们采用 Huang 和 Tauchen(2005)^[125] 提出一个渐近服从标准正态分布的 Z_t 统计量来对显著性跳跃性波动进行检验。即:

$$Z_t = \frac{(RV_t - RBV_t) RV_t^{-1}}{\sqrt{\left(\left(\frac{\pi}{2} \right)^2 + \pi - 5 \right) \frac{1}{M} \max \left(1, \frac{RTQ_t}{RBV_t^2} \right)}} \rightarrow N(0,1) \quad (7.11)$$

Andersen 等(2009)^[122]提出了一种全新的估计量 MedRV 来代替 RBV 作为估计跳跃波动的稳健估计量可以明显提高检验显著跳跃性方差的有效性。即:

$$MedRV_t = \frac{\pi}{6 - 4\sqrt{3} + \pi} \left(\frac{M}{M-2} \right) \sum_{i=2}^{M-1} med(|r_{i-1}|, |r_i|, |r_{i+1}|)^2 \quad (7.12)$$

相应的, Z_t 统计量中的 RTQ_t 将由 $MedRTQ_t$ 来代替。即:

$$MedRTQ_t = \frac{3\pi M}{9\pi + 72 - 52\sqrt{3}} \left(\frac{M}{M-2} \right) \sum_{i=2}^{M-1} med(|r_{i-1}|, |r_i|, |r_{i+1}|)^4 \quad (7.13)$$

通过对 Z_t 统计量的计算, 在 $1-\alpha$ 的显著性的水平下 ($\alpha = 99\%$), 得到离散跳跃方差的估计量:

$$J_t = I(Z_t > \phi_\alpha) \cdot (RV_t - MedRV_t) \quad (7.14)$$

连续样本路径方差估计量:

$$C_t = I(Z_t \leq \phi_\alpha) \cdot RV_t + I(Z_t > \phi_\alpha) \cdot MedRV_t \quad (7.15)$$

7.4 实证检验结果及分析

7.4.1 沪深 300 股指期货的统计分析

本文以沪深 300 股指期货当月连续指数为实证样本对象, 选取样本期 2011 年 4 月 11 日至 2012 年 4 月 10 日共计 244 个交易日的 5 分钟高频数据进行实证分

析。由于沪深 300 股指期货的交易时间为上午 9:15-11:30，下午 13:00-15:15，交易时长为 4 个半小时，比股市多出半个小时，因此，剔除交易时间外的数据还剩下 13140 个有效数据，平均每天约为 54 个数据。选取的样本指标为交易时间、收盘价、成交量及成交次数，数据来源于同花顺行情分析软件。

表 7.1 记录了沪深 300 股指期货各实证统计量描述性统计特征的相关数据。通过分析，已实现半方差的均值(RS_t^+ 和 RS_t^-)为“已实现”波动率的一半，且上偏已实现半方差的均值要大于下偏已实现半方差的均值，这说明沪深 300 股指期货市场期指价格上涨的风险要高于价格下跌的风险，也间接反映市场的投资者的交易策略倾向于做多，对市场做空相对谨慎。另外，“已实现”波动率中的连续成分所占比约为 72.8%，这说明了连续波动成分相对跳跃波动成分在“已实现”波动率中占据主导地位。除跳跃波动以外，各统计量在滞后 12 阶仍具有很强的自相关性，因此，针对各量价关系模型中考虑滞后变量的相关性影响的建模分析具有一定的统计基础。

表 7.1 沪深 300 股指期货各指标描述性统计分析

	RV	RS^+	RS^-	Continuous	Jump	Vol	Num	ATS
Mean	1.58E-04	8.25E-05	7.50E-05	1.15E-04	4.28E-05	202738.9	25552.91	7.40E+00
Std.Dev.	1.36E-04	8.96E-05	8.00E-05	9.74E-05	8.54E-05	96812.43	5978.903	2.72E+00
Skewness	2.700143	3.079404	4.775274	3.08999	4.47179	-0.058743	-2.0983	-0.070334
Kurtosis	12.31309	15.79488	33.28076	17.1134	28.45374	2.467019	6.808457	2.52167
Q(12)	93.985***	46.846***	84.333***	126.48***	24.25	326.35***	100.04***	304.93***
ADF-t	-6.711155***	-8.248799***	-9.381293***	-5.381492***	-8.551079***	-5.97393***	-8.33068***	-6.11703***
Obs	244	244	244	244	244	244	244	244

注：***代表在 1% 的显著性水平下显著。

表 7.2 给出了沪深 300 股指期货各统计量之间的相关系数。研究表明，“已实现”波动率与成交量表现出明显的正相关关系，即：期指波动随着成交量的放大而不断加剧，这与国内外量价关系正相关性的结论相一致。成交量(Vol)与平均交易头寸(ATS)的很高的相关性强度，且它们之间的相关系数要明显高于成交量(Vol)与成交次数(Num)的相关系数，这说明交易头寸与成交量包含大量类似的市场信息成分，此外，“已实现”波动率(RV)与平均交易头寸(ATS)也表现出很强的相关性，这与 Chan 和 Fong(2000)^[97]及 Giot 等(2010)^[105]研究的结论截然相反。沪深 300 股指期货的已实现半方差与平均交易头寸(ATS)保持很强的正相关关系，有别于 Chevallier 和 Sevi(2011)^[104]在能源期货上研究发现的负相关关系，且上偏已实现半方差(RS^+)与成交量(Vol)之间的相关系数要明显高于下偏已实现半方差(RS^-)

与成交量(Vol)之间的相关系数，但都与成交量保持正向的相关关系。相比跳跃波动成分下微弱的量价相关性，连续波动成分与成交量之间拥有更强的相关关系。

表 7.2 沪深 300 股指期货各统计量相关系数矩阵

	RV	RS ⁺	RS ⁻	Continuous	Jump	Vol	Num	ATS
RV	1							
RS ⁺	0.825632	1						
RS ⁻	0.77468	0.28282	1					
Continuous	0.781173	0.651072	0.598309	1				
Jump	0.701962	0.572599	0.551601	0.10371	1			
Vol	0.325944	0.362107	0.148273	0.386793	0.078065	1		
Num	0.231813	0.246098	0.118268	0.240354	0.095089	0.853698	1	
ATS	0.328333	0.363638	0.150618	0.387807	0.080718	0.997417	0.847425	1

7.4.2 量价关系模型估计及分析

在上述各统计量描述性特征及相关性分析的基础上，前文已对沪深 300 股指期货的量价关系进行了初步论证。为了进一步探究我国沪深 300 股指期货市场的量价关系内在表现形式，以便挖掘出隐藏在量价关系背后的驱动因子及相关动态特征，下文将分别对建立的量价关系基础模型、连续和跳跃波动模型及非对称模型进行实证参数估计，并结合实际市场情况加以分析。

7.4.2.1 基础模型估计

表 7.3 记录了量价关系基础模型主要变量的参数估计结果。研究发现：反映“周末效应”影响效应 Dum 所对应系数在 1% 的显著性水平下都不显著，这说明“周末效应”对沪深 300 股指期货的量价关系没有形成明显的影响。从 RV-model(7.1) 来看，成交量对“已实现”波动率存在显著的正向影响，这说明市场波动伴随成交量的放大而加剧，伴随成交量的萎缩而减缓，即沪深 300 股指期货市场呈现“价量齐涨”和“价量齐跌”的现象。

将成交量分解成成交次数和平均交易头寸再进行估计，由 RV-model(7.2) 和 RV-model(7.3) 参数估计结果来看，成交次数和平均交易头寸都对期指波动存在显著的正向影响。另外，RV-model(7.3) 的 Adjusted R^2 要大于 RV-model(2) 的 Adjusted R^2 ，这说明沪深 300 股指期货市场的平均交易头寸相比成交次数更好地解释了期指的波动。当成交次数和平均交易头寸同时加入到模型中进行估计时，成交次数前的系数并不显著，Adjusted R^2 并没有太大提高，这从而进一步证实了平均交易头寸在解释期指“已实现”波动率中扮演着最为重要的角色，是期指量价关系背后的主要驱动因子，这与 Giot et al(2010)^[103] 在美国股票市场发现量价关

系背后的驱动因子是成交次数，而不是平均交易头寸的结论截然相反。这反映了我国期指市场的投资者对市场信息倾向于使用大单交易来做出反应，因而平均交易头寸包含了更多的真实市场信息；而发达国家金融市场投资者的交易行为更符合隐藏交易假说相关理论，即将大单交易拆分成许多小单交易来隐藏市场信息，因此成交次数是量价关系背后驱动因子。

表 7.3 量价关系基础模型的参数估计

Variable	Coefficient			
	RV-model(6.1)	RV-model(6.2)	RV-model(6.3)	RV-model(6.4)
	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$
Dum	-1.26	-0.66	-1.28	-1.94
	[1.85000]	[2.02000]	[1.85000]	[2.07000]
Vol	0.0000356***			
	[0.00000916]			
Num		0.000439***		-0.000298
		[0.000107]		[0.000226]
ATS			1.29***	1.84***
			[0.329]	[0.636]
Adjusted R^2	0.205328	0.178282	0.208142	0.208567

注：***代表在 1% 的显著性水平下显著。

7.4.2.2 连续和跳跃波动模型估计

表 7.4 和表 7.5 分别记录了连续和跳跃波动的量价关系参数估计情况。研究发现，成交量、成交次数和平均交易头寸对“已实现”波动率的连续和跳跃成分都有着不同程度的正向影响。基于连续波动构建的量价关系模型参数估计结果在 1% 的显著性水平下都是显著的，而基于跳跃波动构建的量价关系模型参数估计结果在 10% 的显著性水平下才显著，这说明相比跳跃波动，连续波动的量价关系较为精确地反映了沪深 300 股指期货的量价关系，同时也间接反映出连续波动成分包含了更多的“已实现”波动率的信息成分，因此，我们可以利用连续波动相关历史信息对期指的“已实现”波动率做出预测。

表 7.4 中的 C-model(7.1)中的 Adjusted R^2 要高于表 7.3 中的 RV-model(7.1)中的 Adjusted R^2 ，即剔除跳跃波动后的量价关系模型的拟合优度有了明显改善，这反映了期指的量价关系还受到跳跃波动所带来的噪音影响。另外，结合表 7.4 和表 7.5 中的模型(7.2)(7.3)(7.4)来分析，发现无论是从待估参数大小还是从模型的拟合优度都显示了平均交易头寸做为量价关系背后的关键驱动因子，能够更好地解释连续和跳跃的波动的相关变化。

表 7.4 量价关系连续波动模型的参数估计

Variable	Coefficient			
	C-model(6.1)	C-model(6.2)	C-model(6.3)	C-model(6.4)
	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$
Vol	2.78*** [0.83600]			
Num		0.000274*** [0.0000812]		-0.000431** [0.000192]
ATS			1.01*** [0.30200]	1.85*** [0.60400]
Adjusted R^2	0.228541	0.188182	0.231554	0.244757

注：***代表在 1% 的显著性水平下显著；**代表在 5% 的显著性水平显著。

表 7.5 量价关系跳跃波动模型的参数估计

Variable	Coefficient			
	J-model(6.1)	J-model(6.2)	J-model(6.3)	J-model(6.4)
	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-5}$
Vol	0.00000238* [0.0000112]			
Num		0.00012* [0.000181]		0.000303* [0.000346]
ATS			0.0948* [0.39700]	-0.471* [0.75900]
Adjusted R^2	NA	NA	NA	NA

注：*代表在 10% 的显著性水平下显著。

7.4.2.3 非对称模型估计

为了反映沪深 300 股指期货市场价格上涨和价格下跌量价关系的变化，本文建立了相应的量价关系非对称模型，并利用市场数据对模型进行了估计，结果如表 7.6 和表 7.7 所示。通过对成交量、成交次数及平均交易头寸三个变量进行单独估计结果来看，三个变量对上偏已实现半方差和下偏已实现半方差都有着明显的正向影响，但是它们对两者的解释力有着很大的差别。纵观表 7.6 和表 7.7 所对应的 Adjusted R^2 ，下偏已实现半方差量价关系模型的调整拟合优度明显大于上偏已实现半方差量价关系模型的拟合优度，这说明成交量、成交次数及平均交易头寸等变量对下偏已实现半方差的解释程度要高于上偏已实现半方差，也间接反

映出下偏已实现半方差相对于上偏已实现半方差包含更多的波动信息，进一步证实了 Potton 和 Sheppard(2011)^[126]的研究结论，即下偏已实现半方差更适合用于对“已实现”波动率进行预测。另外，从各模型单独估计情况来看，平均交易头寸相比成交量和成交次数较好地拟合了已实现半方差的量价关系模型，且对已实现半方差的解释程度最高，因此，平均交易头寸实际上为沪深 300 股指期货量价关系背后的主要驱动因子。

表 7.6 量价关系上偏已实现半方差模型的参数估计结果

Variable	Coefficient			
	RS ⁺ -model(6.1) ×10 ⁻⁵	RS ⁺ -model(6.2) ×10 ⁻⁵	RS ⁺ -model(6.3) ×10 ⁻⁵	RS ⁺ -model(6.4) ×10 ⁻⁵
Vol	0.0000281*** [0.00000715]			
Num		0.00031*** [0.0000722]		-0.000307* [0.000161]
ATS			1.01*** [0.25700]	1.59*** [0.49600]
Adjusted R ²	0.142141	0.097274	0.144524	0.151012

注：***代表在 1% 的显著性水平下显著。

表 7.7 量价关系下偏已实现半方差模型的参数估计结果

Variable	Coefficient			
	RS ⁻ -model(6.1) ×10 ⁻⁵	RS ⁻ -model(6.2) ×10 ⁻⁵	RS ⁻ -model(6.3) ×10 ⁻⁵	RS ⁻ -model(6.4) ×10 ⁻⁵
Vol	0.00000859** [0.00000351]			
Num		0.000144*** [0.000054]		0.0000645* [0.000145]
ATS			0.31** [0.12400]	0.193*** [0.32200]
Adjusted R ²	0.223273	0.223023	0.223579	0.220532

注：***代表在 1% 的显著性水平下显著。

7.4.3 结论

本文以沪深 300 股指期货为研究对象，以传统的量价关系理论为基础，根据 Jones 等(1994)^[99]的研究将成交量分解成成交次数和平均交易头寸，并结合“已实

现”波动率的相关计量研究成果，构建了量价关系基础模型、连续和跳跃波动量价关系模型及量价关系非对称模型。并分别将这三类模型利用沪深 300 股指期货当月连续指数 5 分钟高频数据进行实证分析，得出以下结论：

(1)与中国股市一样，沪深 300 股指期货市场成交量与“已实现”波动率之间表现出明显的正相关关系，即期指的波动伴随着成交量的放大而不断加大，伴随着成交量的缩小而不断减少。成交量、成交次数及平均交易头寸等变量对期指的波动率有着正向的影响，能对市场波动做出一定程度的解释，因此，它们在某种程度上都可以充当市场信息的代理变量。其中，平均交易头寸相对成交量和成交次数而言，能够更大程度地解释期指市场“已实现”波动率，从而证实了标准的市场微观结构理论，即平均交易头寸包含了更多知情交易者的行为信息，市场波动大部分是有知情交易者的买卖行为导致。

(2)沪深 300 股指期货市场上成交量、成交次数及平均交易头寸等变量对“已实现”波动率的连续和跳跃波动成分有着显著的正向影响。连续波动成分包含更多价格波动的相关信息，利用连续波动的相关信息可以更为精确地对“已实现”波动率做出预测。成交量对连续波动的正向影响要明显大于其对跳跃波动率的影响。因此，连续波动与成交量之间的正相关关系可以较为精确的反映沪深 300 股指期货市场总的量价关系的变化。

(3)沪深 300 股指期货市场的量价关系存在一定程度的非对称性特征，主要体现在期指价格上涨和下跌过程中的波动信息含量不一样，即下偏已实现半方差较上偏已实现半方差包含更多的“已实现”波动率信息；成交次数和平均交易头寸的成交量信息含量不一样，即平均交易头寸较成交次数包含更多的市场信息。

(4)通过对三种量价关系模型的实证分析结果，我们发现平均交易头寸相比成交量和成交次数更好地拟合了量价关系模型，同时也更好地解释了市场波动的相关信息，因此，平均交易头寸实际为沪深 300 股指期货市场量价关系背后的主要驱动因子，它可以作为期指市场新信息到达市场的代理变量。

7.5 本章小结

本章在混合分布假说(MDH)理论上，根据 Jone 等(1994)^[99]的研究将成交量划分为成交次数和平均交易头寸，并考虑“已实现”波动率的跳跃和非对称性特征，构造了量价关系的基础模型、连续和跳跃波动模型及量价关系非对称模型，并利用沪深 300 股指期货高频数据分别对各模型进行实证分析。研究发现：沪深 300 股指期货的成交量与价格波动之间呈现明显的正相关关系；成交量、成交次数及平均交易头寸对连续和跳跃波动都有显著的正向影响，且成交量与连续波动的正相关关系可以较为精确的反映我国期指市场总的量价关系；下偏已实现半方差较上偏已实现半方差包含更多的市场波动信息；平均交易头寸作为量价关系背

后的主要驱动因子，可以更好地解释市场波动。

结 语

本文基于混合分布假说研究金融市场中的量价关系以及量价关系背后的主要驱动因子。从两个方面展开：一方面，在选取低频数据的股票市场，首先从不同的 GARCH 族模型以及非正态 GARCH 族模型出发，多方位的比较研究了中国股市的价格波动特征，在对市场风险进行 VAR 度量的应用中体现了正确认识价格波动特征的重要性。其次，在价格波动方程中加入交易量，来考察交易量对价格波动的解释能力，在数据样本上，选取了七个国家的股票市场综合指数，横向比较研究有助于理解各国之间信息质量上的差异；在研究方法上，创新性的提出了交易量序列的去异方差方法，处理后的交易量序列能够更好的解释价格波动，这对量价关系的理论研究有所启示。另一方面，在选取高频数据的期货市场，利用高频数据“已实现”波动率与成交量、成交次数及平均交易头寸构成的线性模型，如：基本模型、连续和跳跃模型以及非对称模型，能够全面揭示我国期指市场的量价规律，挖掘出量价关系背后的主要驱动因子。

具体的研究成果与创新点：

(1) 与以往采用单独的模型对波动性特征进行考察不同，本文采用了各类 GARCH 族模型对中国股票市场波动性特征进行了深入研究，并利用对数似然值 $\log L$ 、AIC 准则、SC 准则、D-W 统计量这四个统计量来检验模型对波动性的刻画效果。指标的检验结果表明，EGARCH 模型和 APARCH 模型的效果优于其他模型，这为今后在针对中国股市选择波动性模型时，提供了重要的参考价值。

在“横向”比较各类 GARCH 族模型的基础上，接下来“纵向”比较了不同分布假设下 GARCH 族模型的预测效果。在应用非正态 GARCH 族模型对中国市场的市场风险进行 VAR 度量时，实证结果显示：正态分布假设下的 GARCH 族模型不能够很好的刻画金融时间序列的分布特征，并可能造成金融风险的低估，而学生 t 分布假设和 GED 分布假设在总体上要优于正态分布假设。

(2) 为了检验混合分布假设，了解交易量对价格波动的解释能力，本文选取七个国家的股票市场综合指数序列和交易量序列为样本，利用 GARCH-V 模型对不同市场的量价关系进行了横向的比较研究，在揭示不同市场交易量对价格波动解释能力不同的同时，反映了各个市场上信息质量的差异，以及市场的有效程度。研究表明，成熟市场上交易量对价格波动的解释能力相对较强，市场价格对信息的吸收和反映能力较强，市场的有效程度较高。

(3) 在对剔除了时间趋势与自相关性的交易量序列进行检验时发现，该序列还

存在波动丛聚性，而以往研究均忽略了这一现象，且做为新到达信息的代理变量，交易量序列不应该具有该特性。在对交易量序列的预处理上，本文创新的提出了交易量的去异方差，并在此纵向的方法研究的基础上，重新考察了不同国家股票市场的量价关系。研究表明，去异方差交易量是更好的信息流代表，能够增加交易量对价格波动的解释能力，而且市场成熟度越高的国家，去异方差交易量对价格波动的解释能力越强。

(4)在混合分布假说理论基础上，以沪深 300 股指期货为研究对象，根据 Jones 等 (1994)^[99]的研究将成交量划分为成交次数和平均交易头寸，并考虑“已实现”波动率的跳跃和非对称性特征，构造了中国股指期货市场量价关系的基础模型、连续和跳跃波动模型及量价关系非对称模型。研究表明：沪深 300 股指期货的成交量与价格波动之间呈现明显的正相关关系；成交量、成交次数及平均交易头寸对连续和跳跃波动都有显著的正向影响，且成交量与连续波动的正相关关系可以较为精确的反映我国期指市场总的量价关系；下偏已实现半方差较上偏已实现半方差包含更多的市场波动信息；平均交易头寸作为量价关系背后的主要驱动因子，可以更好地解释市场波动。

未来研究方向与展望：

众所周知，金融市场上资产价格所显现出来的波动特征是极其复杂的，交易量作为信息流的代理变量也只是一种比较理想化的假设。本文基于混合分布理论，利用低频与高频数据研究了金融市场去异方差交易量与价格波动的关系，以及量价关系的主要驱动因子。但是，金融市场的不成熟，结构特征的演化与投资者行为的非理性，均对交易量产生扰动；并且交易量对价格影响的作用机理也尚未明晰。因此，未来的研究工作将从以下两个方面开展：

(1)剔除扰动交易量的非信息因素，对交易量做进一步的处理使之能够更好的作为信息流的代理变量，为相关理论研究提供实证基础；

(2)研究信息流的传播与扩散，通过对交易量与价格波动之间动态关系的挖掘，揭示信息流被价格吸收的过程。这方面的研究尚处于起步阶段，是非常值得继续探索的。

参考文献

- [1] Karpoff J M. The Relation between Price Changes and Trading Volume: A Survey. *Journal of Financial Quantitative Analysis*, 1987, 109-126
- [2] Engle R F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1982, 50(4): 987-1007
- [3] Clark P. A Subordinated Stochastic Process Model of Cotton Futures Prices. Ph.D. Dissertation, Harvard University, 1973
- [4] Andersen T. Return Volatility and Trading Volume: An Information Flow Interpretation of Stochastic Volatility. *Journal of Finance*, 1996, 51(1): 169-204
- [5] Harris L. Transaction Data Tests of the Mixture of Distributions Hypothesis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1986, 22(22): 127-141
- [6] Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 1986, 31: 307-327
- [7] Taylor S. *Modeling Financial Time Series*. Wiley and Sons: New York, 1986
- [8] Engle R F, David M L, Russell P R. Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: the ARCH-M model. *Econometrica*, 1987, 55: 391-407
- [9] Black F. The Dividend Puzzle. *Journal of Portfolio Management*, 1976, 5-8
- [10] Nelson D B. ARCH Models as Diffusion Approximations. *Journal of Econometrics*, 1990, 45: 7-38
- [11] Nelson D B. Conditionl Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, 1991, 59: 347-370
- [12] Ding Z, Granger C W, Engle R F. A Long Memory Property of Stock Market Returns and A New Model. *Journal of Empirical Finance*, 1993, 1: 83-106
- [13] Ding Z, Granger C W. Modeling Volatility Persistence of Speculative Returns: A New Approach. *Journal of Econometrics*, 1996, 73: 185-215
- [14] Zakoian J M. Threshold Heteroskedastic Models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 1990, 18: 931-955
- [15] 闫冀楠, 张维. 关于上海股市收益分布的实证研究. *系统工程*, 1998, 1: 21-25
- [16] 张思奇, 马刚. 股票市场风险、收益与市场效率: ARMA-ARCH-M 模型. *世界经济*, 2000, 23: 19-23
- [17] 钱争鸣. ARCH 族计量模型在金融市场研究中的应用. *厦门大学学报(哲学社*

- 会科学版), 2000, 3: 126-129
- [18] 何宜庆, 曹慧红, 侯建荣. 我国沪深两市股指收益率的 EGARCH 效应分析. 统计与决策, 2005, 15: 90-91
- [19] 张维, 张小涛, 熊熊. 上海股票市场波动不对称性研究: GJR-与 VS-GARCH 模型的比较. 数理统计与管理, 2005, 24(6):96-105
- [20] 杨辉耀. APARCH 模型与证券投资风险量化分析. 中国管理科学, 2003, 11(2): 22-27
- [21] 胡援成, 姜光明. 上证综指收益波动性及 VaR 度量研究. 当代财经, 2004, 6: 12-20
- [22] 柯珂, 张世英. ARCH 模型的诊断分析. 管理科学学报, 2001, 4(2): 12-18
- [23] 柯珂, 张世英. 分整增广 GARCH—M 模型. 系统工程学报, 2003, 18(1): 16-24
- [24] 李汉东, 张世英. 存在方差持续性的资本资产定价模型分析. 管理科学学报, 2003, 6(1): 75-80
- [25] 柯珂, 张世英. 禁忌—递阶遗传算法研究. 控制与决策, 2001, 16(4): 480-483
- [26] 樊智, 张世英. 多元 GARCH 建模及其在中国股市分析中的应用. 管理科学学报, 2003, 6(2): 68-73
- [27] 王春峰, 蒋祥林, 李刚. 基于随机波动性模型的中国股市波动性估计. 管理科学学报, 2003, 6(4): 63-72
- [28] 李双成, 王春峰. 中国股票市场价格波动与成交量关系的贝叶斯分析. 西北农林科技大学学报(社科版), 2003, 3(3): 61-66
- [29] Marilyn K W, Robea T D. A Bivariate GARCH Approach to the Futures Volume-Volatility Issue. Presented at the Eastern Finance Association Meetings, Miami Beach, Florida, April, 1999
- [30] Clark P K. A Subordinated Stochastic Process Model with Finite Variance for Speculative Price. Journal of Econometrics, 1973, 41(1): 135-155
- [31] Copland T E. A Model of Asset Trading Under the Assumption of Sequential Information Arrival. Journal of Finance, 1976, 31(9): 1149-1168
- [32] Pflleiderer P. The Volume of Trade and Variability of Prices: A Framework for Analysis in Noisy Rational Expectations Equilibria. Working Paper, 1984, Stanford University
- [33] Admati A R, Pflleiderer P. A Theory of Intraday Patterns: Volume and Price Variability. The Review of Financial Studies, 1988, 1(1): 3-40
- [34] Kyle A. Continuous Auction and Insider Trading. Econometrical, 1985, 53(6): 1315-1335

- [35] Harris M, Raviv A. Differences of Option Make a Horse Race. *Review of Financial Studies*, 1993, 6(3): 473-506
- [36] Shalen C T. Volume, Volatility and the Dispersion of Beliefs. *Review of Financial Studies*, 1993, 6(3): 405-434
- [37] Epps T W, Epps M L. The Stochastic Dependence of Security Price Changes and Transaction Volumes: Implications for the Mixture of Distributions Hypothesis. *Econometrica*, 1976, 44: 305-321
- [38] Tauchen G, Pitts M. The Price Variability-Volume Relationship of Speculative Markets. *Econometrica*, 1983, 51: 485-505
- [39] Andersen T G. Return Volatility and Trading Volume: An Information Flow Interpretation of Stochastic Volatility. *Journal of Finance*, 1996, 51: 169-204
- [40] Liesenfeld R. A Generalized Bivariate Mixture Model for Stock Price Volatility and Trading Volume. *Journal of Econometrics*, 2001, 104: 141-178
- [41] Morse D. Price and Trading Volume Reaction Surrounding Earnings Announcements: A Closer Examination. *Journal of Accounting Research*, 1981, 19: 374-383
- [42] Hong H, Stein J C. Differences of Opinion, Rational Arbitrage and Market Crashes. NBER Working Paper, 1999
- [43] Gallant R, Rossi P and Tauchen G. Stock Prices and Volume. *Review of Financial Studies*, 1992, 5: 199-242
- [44] Bamber L S. The Information Content of Annual Earnings Releases: A Trading Volume Approach. *Journal of Accounting Research*, 1986, 24: 40-56
- [45] Campbell J Y, Grossman S J. Trading Volume and serial correlation in Stock Returns. *The Quarterly Journal of Economics*, 1993
- [46] Chordia T, Swaminathan B. Trading Volume and Cross-Autocorrelations in Stock Returns. *Journal of Finance*, 2000, 55: 913-935
- [47] James C, Edmister R. The Relation Between Common Stock Returns, Trading Activity and Market Value. *Journal of Finance*, 1983, 1075-1086
- [48] Lakonishok J, Smidt S. Volume for Winners and Losers: Taxation and Other Motives for Stock Trading. *Journal of Finance*, 1986, 41:951-974
- [49] Conrad J, Hameed, Niden C. Volume and Autocovariances in Short-Horizon Individual Security Returns. *Journal of Finance*, 1994, 49: 1305-1329.
- [50] Tkac P. A Trading Volume Benchmark: Theory and Evidence. Working Paper, University of Notre Dame, 1996
- [51] Ross S. The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic*

- Theory, 1976, 13:341-360
- [52] Black F, Scholes M S. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *Journal of Political Economy*, 1973, 81: 637-654
- [53] Demsetz H. The Cost of Transacting. *Quarterly Journal of Economics*, 1968, 82: 33-53
- [54] Chordia T, Swaminathan B. Trading Volume and Cross-Autocorrelations in Stock Returns. *Journal of Finance*, 2000, 55:913-935
- [55] Garman M. Market Microstructure. *Journal of Financial Economics*, 1976, 3:257-275
- [56] O'Hara M, Oldfield G. The Microeconomics of Market Making. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1986, 21: 361-376
- [57] Easley D, O'Hara M. Price, Trade Size and Information in Securities Markets. *Journal of Financial Economics*, 1987, 19: 69-90
- [58] Kyle A. Continuous Auctions and Inside Trading. *Econometrica*, 1985, 53: 1315-1335
- [59] Kyle A. Informed Speculations with Imperfect Competition. *Review of Economics Studies*, 1985, 56: 317-355
- [60] Crouch R L. A Nonlinear Test of the Random-Walk Hypothesis. *American Economic Review*, 1970, 60: 199-202
- [61] Wood R A, McInish T H and Ord J K. An Investigation of Transactions Data for NYSE Stocks. *Journal of Finance*, 1985, 60: 723-739
- [62] Jain P C, Jon G. The Dependence Between Hourly Prices and Trading Volume, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1988, 12(1): 31-42
- [63] Morgan I G. Stock Prices and Heteroskedasticity. *Journal of Business*, 1976,49(4):495-508
- [64] Comiskey E E, Walking R A and Weeks M A. Dispersion of Expectation and Trading Volume. Working Paper, GA Invs. Of Tech, 1984
- [65] Cornell B. The Relationship Between Volume and Price Variability in Futures Markets. *The Journal of Futures Markets*, 1981, 1: 303-316
- [66] Grammatikos T, Saunders A. Futures Prices Variability: A Test of Maturity and Volume Effects. *Journal of Business*, 1986, 59: 319-330
- [67] 程海洋. 交易量和证券市场的波动性关系实证研究. *统计与信息论坛*, 2004, 6:32-40
- [68] 李双成. 基于 MDH 假说的中国沪深股市量价关系研究. *系统工程*, 2006, (3): 9-14

- [69] 李双成, 王春峰. 中国股票市场量价关系实证研究. 山西财经大学学报, 2003,(2):42-50
- [70] 夏天, 华仁海. 交易量, 日历效应与股价波动性—基于 2001~2005 年中国证券市场的经验分析. 西安财经学院学报, 2007, 20(2):69-73
- [71] 李丹, 董玲. 中国股市波动与成交量动态关系研究—基于分位数回归的角度, 山西财经大学学报, 2008, 30(7):45-50
- [72] Hiemstra C, Jones J D. Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price-Volume Relation. *Journal of Finance*, 1994, 54(5): 1639-1664
- [73] Brooks C. Predicting Stock Index Volatility: Can Market Volume Help? *Journal of Forecasting*, 1998, 17: 59-80
- [74] Sivapulle P, Choi J S. Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price-Volume Relation: Korean Evidence. *The Quarterly Review of Economic and Finance*, 1999, 39(1):59-76
- [75] Chen G M, Firth M, Rui O M. The Dynamic Relation Between Stock Returns, Trading Volume and Volatility. *The Financial Review*, 2001, 36(3):153-174
- [76] 张维, 闰冀楠. 关于上海股市量价因果关系的实证探索. 系统工程理论与实践, 1998, 6: 111-114
- [77] 吴冲锋, 吴文锋. 基于成交量的股价序列分析. 系统工程理论方法应用, 2001, 1: 1-7
- [78] 王承玮, 吴冲锋. 中国股市价格-交易量的线性及非线性因果关系研究. 管理科学学报, 2002, 7:7-12
- [79] 陈怡玲, 宋逢明. 中国股市价格变动与交易量关系的实证研究. 管理科学学报, 2000, 3(2): 62-68
- [80] 吴冲锋, 吴文锋. 股价的成交量推进进程及其动力学分析. 上海交通大学学报, 2003, 37(4): 4-10
- [81] Blume I E, Easley D, O'Hara. Market Statistics and Technical Analysis: The Role of Volume. *Journal of Finance*, 1994, 49(1): 153-182
- [82] Gallant AR, Rossi PE, Tauchen G. Stock prices and volume. *Review of Financial Studies*, 1992, 5:199-242
- [83] Balduzzi P, Kallal H, Longin F. Minimal returns and the breakdown of the price-volume relation. *Economics Letters*, 1996, 50 :265-269
- [84] Sklar A. Fonctions de repartition a n dimensions et leurs marges. *Publication de l'Institut de Statistique de Université de Paris*, 1959, 8:229-231
- [85] Schweizer B, S.A., Probabilistic metric spaces. *Dover Publications*, 1983
- [86] Embrechts P A, McNeil A, Straumann D. Correlation: Pitfalls and Alternatives.

- RISK, 1999,12(5): 11-21
- [87] Li, David X. On Default Correlation: A Copula Function Approach. *Journal of Fixed Income*, 2000, 9 (4):43-54
- [88] Bouye.E, Durrleman. V, Nikeghbali. A, Riboulet.G Rouncalli.T, Copula for Finance, Areading guide and some applications. Unpulished Manuscript, <http://gro.creditlyonnais.fr/content/wp/copula-survey.pdf>,2000
- [89] Rockinger MJondeau E.Conditional Dependency of Financial Series:an Applic-ation of Copulas. London: Groupe HEC-Departement Finance et. Economic and Banquede France-Economic Study and Research Division, 2001, 45-67
- [90] 张尧庭. 连接函数(Copula)技术与金融风险分析.统计研究,2002,(4):48-51
- [91] 张尧庭. 我们应该选用什么样的相关性指标.统计研究,2002,(9):41-44
- [92] 韦艳华. 张世英,郭焱 金融市场相关程度和相关模式的研究.系统工程学报,2004,19(4):355-362
- [93] 韦艳华,张世英,孟利锋. Copula 理论在金融上的应用.西北农林大学学报, 2003,3(5):97-101
- [94] 韦艳华,张世英. 金融市场的相关性分析—Copula-GARCH 模型及其应用.系统工程,2004,(4):7-12
- [95] 张世英,樊智. 协整理论与波动模型—金融时间序列分析及应用.清华大学出版社,2004
- [96] 刘国光,许世刚. 基于 Copula 方法深圳 A 股、B 股投资组合风险值实证分析.淮海工学院学报(自然科学版),2004,(13),4:82-84
- [97] Chan K , Fong W M. Trade Size, Order Imbalance and the Volatility-Volume Relation. *Journal of Financial Economics*, 2000, 57: 247-273
- [98] Chakravarty S. Stealth-Trading: Which Traders Trades Move Stock Prices? *Journal of Financial Economics*, 2001, 61: 289-307
- [99] Jones C, Kaul G , Lipson M. Transactions, Volume and Volatility. *Review of Financial Studies*, 1994, 7: 631-651
- [100]Huang R , Masulis R. Trading Activity and Stock Price Volatility: Evidence from the London Stock Exchange. *Journal of Empirical Finance*, 2003, 10: 249-269
- [101]Easley D, Kiefer N , O'Hara. One Day in the life of a Very Common Stock. *Review of Financial Studies*, 1997, 10: 805-835
- [102]Chan K , Fong W. Realized Volatility and Transactions. *Journal of Banking and Finance*, 2006, 30: 2063-2085
- [103]Giot P, Laurent S , Petitjean M. Trading Activity, Realized Volatility and Jumps.

- Journal of Empirical Finance, 2010, 17: 168-175
- [104]Chevallier J , Sevi B. On the Volatility-Volume Relationship in Energy Futures Markets using Intraday Data. Working Paper, 2011
- [105]李梦玄, 周义. 基于高频数据的中国股市量价关系研究. 财经论坛, 2009, 3:132-133
- [106]郭梁, 周炜星. 基于高频数据的中国股市量价关系研究. 管理学报, 2010, 7(8): 1242-1247
- [107]Glosten L R , Milgrom P. Bid, Ask and Transaction Prices in a Specialist Market with Heterogeneously Informed Agents. Journal of Financial Economics, 1985, 14:71-100
- [108]Lamoureux C , Lastrapes W D. Heteroskedasticity in Stock Return Data: Volume versus GARCH Effects. Journal of Finance, 1990, 45: 221-229
- [109]Engel R F, Lilien D M , Robins R P. Estimating Time-Varying Risk Premia in the Term Structure: the ARCH-M Model. Econometrica, 1987, 55: 391-407
- [110]Wen F H , Yang X G. Skewness of Return Distribution and Coefficient of Risk Premium. Journal of Systems Science and Complexity, 2009, 22(3):360-371
- [111]Gallant A R, Rossi P E, Tauchen G. Stock Prices and Volume. Review of Financial Studies, 1992, 5: 199-242
- [112]Hansen B E. Autoregressive Conditional Density Estimation. International Economic Review, 1994, 35:705-730
- [113]Lambert L. Modeling Financial Time Series using GARCH-Type Models and a Skewed Student Density. Discussion Paper, 2001
- [114]Fama E F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. Journal of Finance, 1970, 25(2): 383-417
- [115]Patton, Andrew J. Estimation of Copula Models for Time Series of Possibly Different Length, University of California at San Diego, Economics Working Paper Series qt3fc1c8hw, Department of Economics, UC San Diego, 2001
- [116]Andersen T G , Bollerslev T. Intraday Periodicity and Volatility Persistence in Financial Market. Journal of Empirical Finance, 1997, 4: 115-158
- [117]Andersen T G, Bollerslev T. DM-Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements and Longer Run Dependencies. Journal of Finance, 1998, 53, 219-265
- [118]Andersen T G, Bollerslev T , Cai J. Intraday and Interday Volatility in the Japanese Stock Market. Journal of International Markets, 2000, 10:107-130
- [119]Russell J R, Engle R F. Analysis of High-Frequency Data. In: Ait-Sahalia, Y.,

- Hansen, L.P., eds. Handbook of Financial Econometrics Tools and Technique. Oxford: Elsevier, 2010: 383-426
- [120]Low A, Muthuswamy J. Information Flows in High Frequency Exchange Rates. In Dunis, Chapter 1, 1996, 3-32
- [121]Bandi F M, Russell J R. Volatility. In: Birge, J. R., Linetsky, V., eds. Handbook of Financial Engineering. Elsevier, 2008
- [122]Shephard N, Andersen T G. Stochastic Volatility: Origins and Overview. In: Andersen T G, Davis R A, Krei J P, Mikosch T., eds. Handbook of Financial Time Series. New York: Springer, 2009: 233-254
- [123]Barndorff-Nielsen O, Shephard N. Power and Bipower Variation with Stochastic Volatility and Jumps. Journal of Financial Econometrics, 2004,(2):1-37
- [124]Barndorff-Nielsen O. Econometrics of Testing for Jumps in Financial Economics using Bipower Variation. Journal of Financial Econometrics, 2005, 4:1-30
- [125]Huang X , Tauchen G. The Relative Price Contribution of Jumps to Total Price Variance. Journal of Financial Econometrics, 2005, 3:456-499
- [126]Patton A J, Sheppard K. Optimal combinations of realised volatility estimators. International Journal of Forecasting, 2009, 25(2): 218-238

致 谢

师从马超群教授多年，在恩师的悉心教导与热情鼓励下，使我得以顺利完成了本文从选题、写作至最终成稿的整个过程。恩师谦逊宽厚的品格、渊博的知识、严谨的治学态度、坚韧的科研精神，以及忘我的工作作风，是我一生学习的楷模。期间，师母给予我无微不至的呵护和关爱。在此，向敬爱的导师和师母致以最诚挚的感谢！

衷心感谢陈收教授、谢赤教授、曾德明教授、袁凌教授、朱慧明教授、李林教授、喻建良教授、单汨源教授、欧阳润平教授、陶冶副教授、吴晓副教授、李信儒副教授和周忠宝副教授等老师的精彩的授课和无私帮助。衷心感谢陈小沙、童宇清等老师的关心和帮助！

在学习过程中，感谢冯广波、吴小平、周四清、兰秋君、文凤华、李红权、彭云飞、潘胜强、高大良、陈为民、傅安里、何琳洁、邹琳、杨密、余升翔、罗国银、叶小凡、刘朝、杨文昱、姚铮、刘岚、邓建英、刘剑、马宗刚、任德平、赵新伟、肖时松等前后级学长和同学给予的建设性建议和支持！

衷心感谢所有支持和关心我的亲朋好友对我学业的关心和帮助！

附录 A 攻读学位期间所发表的学术论文

- [1] ZHANG Xiaoyong, Ma Chaoqun. Volatility of Shanghai Stock Market: Using ARCH Type Models[C]. *Proceedings of 2006 International Conference on Management Science and Engineering*, 2006: 686-693.
- [2] 张小勇, 马超群. 基于 ARCH 族模型的上海股票市场波动性特征研究[J]. *金融经济*, 2006.12(2): 127-129.
- [3] 张小勇, 马超群. 交易量对价格波动解释能力的国际比较研究. *财经理论与实践*, 2007.6. Vol(28), No.150: 44-48.
- [4] Xiaoyong ZHANG, Min YU. A Research in Performances of Non-normal ARCH Type Models and of VaR Measure[C]. *Proceedings of the Second International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization (CSO 2009)*, 2009.4. Vol(2): 582-586.
- [5] 文凤华, 饶贵添, 张小勇, 杨晓光. 去异方差交易量与价格波动关系研究[J]. *管理科学学报*, 2010, Vol(13), No.3: 64-72.
- [6] 陈为民, 张小勇, 马超群. 基于数据挖掘的持卡人信用风险管理研究[J]. *财经理论与实践*, 2012.5, Vol(33), No.179: 36-40.
- [7] 张小勇, 任德平. 基于高频数据沪深 300 股指期货量价关系研究[J]. *湖南大学学报(社科版)*, 2013.3(27), No.2:48-54.

附录 B 攻读学位期间所参与的课题情况

- [1] 2005.1-2007.12. 国家自然科学基金: 金融市场的非线性动力学特征与风险管理研究, 项目编号: 70471030.
- [2] 2008.10-2011.6. 国家杰出青年科学基金: 管理系统工程, 项目编号: 70825006.