

跳跃、非正态残差和股票市场波动率¹

林海¹ 王保合²

¹ 厦门大学金融系讲师、金融学博士

厦门大学金融系, 厦门, 361005

cfc@xmu.edu.cn;

² 厦门大学金融系博士研究生

厦门大学金融系, 厦门, 361005

baohewang0592@sina.com;

通讯作者: 林海, 厦门大学金融系, 361005

联系电话: 0592-2180731 (FAX), 0592-5914484, 13306026846

内容摘要: 研究股票价格波动率对于风险管理和资产定价有着重要的理论和实际意义。本文使用 Hong & Li (2005) 新近提出的非参数模型设定检验方法, 全面比较了描述波动率的各种模型, 包括随机游走模型、AR 模型、GARCH 模型、跳跃模型以及非正态残差分布模型, 以检验各种模型设定在改善模型表现、降低模型误差方面的作用。实证结果显示, 虽然引入自回归项 (AR) 可以在一定程度上提高模型的似然值和拟合程度, 但是无法有效地降低模型的设定误差; 引入 GARCH 效应可以显著地提高模型的似然值和拟合程度, 模型设定误差也相应降低, 但是仍然无法通过模型设定检验, 表明模型仍然存在设定误差, 而且在 GARCH 模型中引入水平效应和杠杆效应也无法显著地改善模型, 虽然相关参数是显著的。跳跃因子和非正态残差分布都可以显著地提高模型拟合程度, 对似然值的影响大体相当; 但是在改善模型设定误差方面却存在很大地差异: 跳跃因子虽然可以显著地改善模型设定误差, 但是仍然被显著地拒绝了, 意味着也还是存在设定误差; 而引入非正态残差分布之后, 模型设定误差则迅速减少, 其中 RW_TGARCH_t 模型在 95% 的置信水平上通过了 Hong & Li (2005) 模型设定检验, 表明基本上没有存在模型设定误差, 可以比较准确地用于描述中国股票波动率的变动, 用于中国股票市场的风险管理和资产定价。这也说明, 单纯依靠似然值的比较而不采用模型设定检验方法, 就无法有效地对各种模型的正确与否作出准确地判断。

关键词: 跳跃、GED分布、t分布、最大似然估计、设定检验

JEL分类号: E21, G11

¹ 本文使用的数据来源于 CCER 色诺芬数据库。感谢美国康奈尔大学洪永淼和厦门大学郑振龙提出的宝贵意见。当然, 文责自负。

Jump, Non-normal Error and Stock Price Volatility

Hai Lin Baohe Wang

(Xiamen University)

Abstract: Stock price volatility is very important for risk management and asset pricing. This paper used the nonparametric specification test recently proposed by Hong & Li (2005) to make a comprehensive comparison of popular stock price volatility models, including Random Walk Model, AR Model, GARCH Model, Jump Model and Non-normal Distribution Model, and test the performance of different model specification setting on improving the in sample performance and reducing the model specification errors. The results showed that although AR specification could increase the log-likelihood and fitting degree, it had no help on reducing the specification errors. Introducing GARCH terms both significantly increased the log-likelihood and reduced the model specification errors, however, it could not pass the model specification test, which implied there still exist some specification errors in models. Although the parameters are somewhat significant, leverage effect and level effect had no help on reducing the specification errors. Jump effect and Non-normal error distribution had similar effect on significantly increasing the log-likelihood, however, they are quite different on reducing the specification errors. While the jumping effect reduced the specification error to some degree, they are still significantly rejected, showing the existence of some specification error. However, after introducing the Non-normal error distribution, the specification errors decreased significantly. Moreover, RW_TGARCH_t model passed Hong & Li (2005) test, implying that they were almost correctly specified and thus could be used in risk management and asset pricing. The results also showed that, if we only used the comparison of log-likelihood but not the specification test methods, we would have no way to exactly judge different models.

Key Words: Jump, GED distribution, t distribution, Maximum Likelihood Estimation, specification test

JEL Classification: E21, G11

跳跃、非正态残差和股票市场波动率

1、引言

股票价格的频繁波动是证券市场的显著特点之一，它与证券市场的不确定性和风险直接相关，是证券组合理论、资本资产定价模型 (CAPM)、套利定价模型 (APT) 以及 Black-Schole 期权定价模型的核心变量，也是证券市场风险最简洁和最有效的度量指标之一。同时，波动率对企业的投融资决策、消费者行为模式等也都有着重要的影响，因此，股票市场波动率的估计和预测一直是证券市场研究的热点问题。

我国股票市场是一个新兴的股票市场，与世界上成熟的股票市场相比有着它自身的特点，研究我国股票市场波动率的特点对于发展和完善我国证券市场有着重要的意义。首先：它是投资者和风险监控机构风险管理和控制的基础。风险投资者可以根据未来市场的波动率情况，适当调整自己的头寸，权衡收益和风险之间的利害，构造适合我国股票市场的有效前沿组合；同时也可以为监管机构提供政策依据，使中国股票市场沿着健康道路发展。其次：它是我国资产定价的基础。波动率是资产定价模型的核心变量，准确估计波动率不仅是股票合理定价的前提，也是金融衍生产品，特别是我国不断涌现出来的期权内嵌产品合理定价的前提。第三：它是 VaR、Riskmetric 等风险度量方法应用的基础。波动率模型的准确建立可以帮助金融机构有效控制所面临的风险，降低不必要的资金储备，提高资金的利用效率。

股票价格波动率的主要特征可以归结为两个方面：(1) 波动率聚类效应 (volatility clustering)，即收益序列的波动率具有时变性，而且具有一定的相关性，大幅度的波动往往紧跟着较大幅度的波动。(2) 波动率的杠杆效应 (leverage effect)，即未预期到的坏的消息和好的消息对股票价格的影响不相同，通常未预期到的坏的消息对波动率的影响大于未预期到的好的消息对波动率的影响。

针对波动率聚类现象，Engle (1982) 年提出自回归条件异方差 (ARCH) 模型，假定收益率残差项服从一个条件正态分布，该分布的条件期望为零，条件方差为以前若干期收益率误差平方的函数。Bollerslev (1986) 在ARCH模型的方差解释项中巧妙引入无穷期误差项，得到广义的GARCH模型。Engle, Lilien & Robbins (1987) 在ARCH模型中假设风险溢价随时间变化而变化，提出了ARCH-M模型。为了在ARCH模型中考虑波动率变化的非对称性，Glosten, Jagannathan & Runkle (1992), Nelson (1991), Zakoian (1994) 修正了ARCH模型，分别提出了非对称GJR、EGARCH 和 TGARCH 模型。

这些模型提出之后，国内外不断地有人运用这些模型对不同国家股票市场进行实证检验，检验的结果也大都支持了这些模型。Bodurtha & Mark (1991) 用ARCH (3) 模型分析了纽约股票收益序列的波动过程，证实了纽约股票收益序列的波动率聚类现象；Glosten, Jagannathan & Runkle (1992) 用EGARCH-M模型分析了纽约股票价格收益序列，得出结论认为条件方差的变化可以引起条件期望的变化，波动率存在杠杆效应；岳朝龙 (2001) 利用GARCH模型族实证分析了上海股市收益率的波动特征，指出上海股市收益率不仅具有条件异方差性，而且具有杠杆效应；陈浪南等 (2002) 采用GJR-GARCH -M模型，分析了利好消息和利空消息对股票市场的非对称影响；田新时等 (2003) 在股票收益服从GED的假设条件下采用EGARCH分布拟和上证和深证个股收益序列。另外，French, Schwert & Stambaugh (1987), Schwert (1989), 俞乔 (1994), 吴其明等 (1998), 王安兴等 (1998), 吴长风 (1999), 张思奇等 (2000) 等也分别采用了不同的GARCH族模型对国内外的股票市场进行了一系列的实证研究。

因此，目前国内外已经在股票市场波动率模型分析和不同模型比较方面开展了一系列的研究，得出了一些有意义的结论。但是这些研究也存在一些缺陷，成为本文主要的研究动机。首先，这些研究大部分仍然是集中于分析某些模型，没有对不同类型的模型做全面的比较分析。其次，在比较不同模型时，所采用的方法比较简单，或者单纯从图象上比较不同模型对残差的拟合程度，或者通过似然值的比较，而没有从模型设定的角度给出模型优劣的准确评价，所以都不是很严格、科学的比较方法。各个模型的相对表现不能简单地比较它们的似然值，因为与线性回归模型的 R^2 一样，一个包含较多变量和参数的利率模型的似然值也将较大，即使其中一些变量没有解释能力。而且，不同类型模型之间的比较 (如跳跃类模型和非正态残差类模型) 也不能用传统的似然比检验。第三，由于没有采取一个统一的金融计量指标对不同模型进行比较，这些研究也就无法提出或者验证一个准确设定的模型，从而限制了这些模型在风险管理和资产定价领域的应用。

本文则立足与一个重要的金融计量思想：不同模型的参数估计都是在假设各自模型设定正确的

条件下作出的，所以比较模型的最好方法就是检验该假设是否成立。为此，本文使用了Hong & Li (2005) 新近提出的非参数模型设定检验方法，对描述波动率的各种模型，包括随机游走模型，AR模型，GARCH模型，跳跃模型，非正态残差分布模型等进行全面的比较，检验各种模型设定在改善模型表现、降低模型误差方面的作用，从中寻找没有模型设定误差的波动率模型用于风险管理和资产定价。相比国内外众多的波动率研究文献，本文所作的贡献在于：首先，研究的对象包括目前流行的众多波动率模型 (除了随机波动率模型)，对不同波动率模型的分析更为全面，其中对跳跃模型的分析，是目前国内研究所欠缺的；其次，使用统一的非参数模型设定检验方法，其检验结果更为可靠；第三，通过该方法可以寻找没有模型设定误差或者模型设定误差最小的模型，建立最符合中国实际情况的波动率模型，为我国金融市场的风险管理和资产定价提供理论支持。

本文共分为五个部分，第二部分介绍我们要考察的各种波动率模型，包括随机游走模型 (RW)、AR模型、GARCH模型、非对称GARCH模型、带跳跃的GARCH模型，以及用来刻画收益残差的t分布和广义误差分布 (GED)；第三部分介绍Hong & Li (2005) 非参数模型设定检验方法；第四部分我们详细分析各种模型的估计和拟合结果，并利用非参数模型设定检验方法比较各个模型的设定误差。第五部分则是一个简短的结论。

2、波动率模型

本文的主要目的是对中国股票市场的波动率特征作一个全面地分析，所使用的模型包括目前在国内外波动率研究中经常使用的各种波动率模型，具体而言包括：(1) 随机游走模型；(2) AR模型；(3) GARCH模型；(4) GARCH-跳跃模型；(5) 非正态残差分布模型。

2.1 随机游走模型

随机游走模型认为股价取决于未来股利的折现值，其变动呈随机游走的运动形态。设股票价格收益率序列为 $\{r_t\}$ ，随机游走模型假设 $\{r_t\}$ 符合如下过程：

$$r_t = u + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$$

2.2 AR模型

AR模型是一种描述序列相关性的模型，经常用于时间序列的短期预测。若序列 $\{r_t\}$ 满足 $AR(p)$ ，则可以表示为如下基本形式：

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$$

2.3 GARCH族模型

在金融时间序列中，特别是收益率序列中，我们经常可以看到波动率的聚类现象，即残差 ε_t 的条件方差是时变的，这可以用GARCH模型进行刻画。简单的 $GARCH(p, q)$ 模型可以表示为下面的形式：

$$\begin{cases} r_t = u + \varepsilon_t \\ E(\varepsilon_t | I_{t-1}) = 0, \quad E(\varepsilon_t^2 | I_{t-1}) = h_t \\ h_t = \alpha + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \end{cases}$$

其中， I_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的信息集， $\alpha, \alpha_i > 0, i=1, \dots, q, \beta_i > 0, i=1, \dots, p$ 。改变 $GARCH(p, q)$ 模型中的一些设定，就可以考虑更为复杂的GARCH模型。

如果把简单 $GARCH(p, q)$ 模型中的回归方程换为：

$$r_t = u + \delta \sqrt{h_t} + \varepsilon_t,$$

则模型变为 $GARCH(p, q)-M$ 模型，可以用于捕获时间序列条件方差引起条件期望变化的现象。

如果把简单 $GARCH(p, q)$ 模型中的波动率方程改为：

$$h_t = \alpha + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \phi \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}$$

其中, d_t 是一个名义变量 $d_t = \begin{cases} 1 & \varepsilon_t < 0 \\ 0 & \varepsilon_t \geq 0 \end{cases}$, 则模型变为TGARCH模型, 可以刻画波动率变动的

的杠杆效应。

如果把简单 GARCH(p, q) 模型中的波动率方程改为 $h_t = \alpha + \lambda \varepsilon_{t-1}^2 + (1 - \lambda)h_{t-1}$, 则模型变为 IGARCH 模型, 用于刻画时间序列可能存在的方差无限特征。其中, $0 \leq \lambda \leq 1$ 。

当 $\alpha = 0$ 时, IGARCH 模型就变为一个无限期的指数移动平均模型 (EWMA), 此时:

$$h_t = \lambda \varepsilon_{t-1}^2 + (1 - \lambda)h_{t-1}$$

2.4 GARCH-跳跃模型

经济的波动, 以及重要政策、消息和公告 (如 IPO, 兼并收购等) 的到来, 经常会导致金融资产价格的大幅跳跃 (Ball & Torous (1983), Vlaar & Palm (1993), Das (2002))。这在中国股票市场尤为突出, 因为中国股市的一个显著特点是受政府政策的影响很大。由于投资者在大多数情况下并不能预测重大政策出台的时间以及政策的力度, 政策对股市的影响可由跳跃因子来描述。为了考虑这种突然跳跃对股票市场波动率的影响, 我们在 GARCH 族模型的基础上引入跳跃因子:

$$y_t = u + \varepsilon_t + Jdq$$

其中, ε_t 服从某种形式的 GARCH 模型, $J \sim N(\vartheta, \gamma^2)$ 表示跳跃的幅度, $dp \sim iid Bernoulli(q)$, q 表示跳跃的强度,

$$q = \exp(-c)。$$

迄今为止, 在中国众多的波动率研究中有尚未引入跳跃因子的研究。

2.5 非正态残差分布模型

残差分布的假设是对模型进行最大似然估计的基础。通常我们假设残差符合正态分布, 但是, 金融序列的尖峰厚尾现象, 甚至是条件分布的尖峰厚尾现象使得正态分布假定可能会造成模型设定误差。此时就需要引入一些非正态残差分布来描述金融数据这一特征。在金融时间序列中最常用的非正态残差分布包括 t 分布和广义误差分布 (GED)。

t 分布的密度函数为:

$$t(x, \nu) = \frac{\gamma(\frac{\nu+1}{2}) \cdot (1 + \frac{x^2}{\nu})^{-\frac{\nu+1}{2}}}{\gamma(\frac{\nu}{2}) \cdot \sqrt{\nu\pi}}$$

其中, ν 为 t 分布的自由度; $\gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。t 分布的概率密度函数比正态分布具有更厚的尾部, 可以用来描述回报的厚尾特征。

广义误差分布的密度函数为:

$$f(\xi_t) = \frac{\nu \cdot \exp(-|\xi_t / \lambda|^\nu / 2)}{\lambda 2^{(1+\nu^{-1})} \gamma(\nu^{-1})}$$

其中, $\lambda = (2^{-2/\nu} \gamma(1/\nu) / (3/\nu))^{1/2}$ 。在 GED 中, 参数 ν 控制分布形式, 不同参数导致不同的分布形式。当 $\nu = 2$ 时, GED 就是正态分布; 当 $\nu > 2$ 时, 尾部比正态分布更薄; 当 $\nu < 2$ 时, 尾部比正态分布厚。

3、非参数模型设定检验方法

Hong & Li (2005) 最近提出用非参数方法来检验时间序列动态模型设定的正确性。这一检验方法适用于各种动态概率分布模型, 包括本文所研究的所有波动率模型。由于采用非参数方法, 这种检验方法对各种各样的模型设定错误均有很强的检测能力。此外, 检验统计量的渐近行为与估计参数的数目和大小无关, 因此某一模型包含很多没有解释能力的变量就不可能会当作最好的模型, 虽然它的似然值可能最大。Hong & Li (2005) 检验统计量因此可以被视为衡量模型正确性的一个标尺。检验统计量越小, 表明该模型就越接近正确设定。

设收益率序列为 $\{r_t\}$, 用 $P_0(x, t | y, s)$ 表示 r_t 在 s 时刻等于 y , 在 t 时刻等于 x 的转移密度矩阵。模型设定检验认为如果一个模型设定是正确的, 则一定存在参数 $\theta_0 \in \theta$ 使得 $\{p(x, t | y, s, \theta_0) = P_0(x, t | y, s)\}$ 几乎处处成立。

对观测序列 $\{r_{\tau\Delta}\}_{\tau=1}^n$ 进行积分变化，定义一个离散的序列 $Z_\tau(\theta)$

$$Z_\tau(\theta) = \int_{-\infty}^{\tau\Delta} p(x, \tau\Delta | x_{(\tau-1)\Delta}, (\tau-1)\Delta, \theta) dx \quad \tau = 1, \dots, n$$

如果模型设定正确，则一定存在参数 $\theta_0 \in \theta$ 使得 $\{p(x, t | y, s, \theta_0) = P_0(x, t | y, s)\}$ 几乎处处成立，即 $\{Z_\tau = Z_\tau(\theta_0)\}_{\tau=1}^n$ 是 *i.i.d* $U(0,1)$ ，这是一个联合假设检验。Hong and Li (2005) 通过比较两个 $U(0,1)$ 变量 $\{Z_\tau, Z_{\tau-j}\}$ 的联合密度函数 $g_j(z_1, z_2)$ 的核估计 $\hat{g}_j(z_1, z_2)$ 与1之间的关系构造了两个统计量。

首先，联合密度函数 $g_j(z_1, z_2)$ 的核估计 $\hat{g}_j(z_1, z_2)$ 为：

$$\hat{g}_j(z_1, z_2) = (n-j)^{-1} \sum_{\tau=j+1}^n K_h(z_1, \hat{Z}_\tau) K_h(z_2, \hat{Z}_{\tau-j})$$

其中，

$$K_h(x, y) = \begin{cases} h^{-1} k\left(\frac{x-y}{h}\right) / \int_{-(x/h)}^1 k(u) du, & x \in [0, h] \\ h^{-1} k\left(\frac{x-y}{h}\right), & x \in [h, 1-h] \\ h^{-1} k\left(\frac{x-y}{h}\right) / \int_{-1}^{(1-x)/h} k(u) du, & x \in [1-h, 1] \end{cases}$$

$k(\square)$ 是支撑集为 $[-1,1]$ 的有界对称概率密度函数，因此 $\int_{-1}^1 k(u) du = 1$, $\int_{-1}^1 uk(u) du = 0$, $\int_{-1}^1 u^2 k(u) du < \infty$ ，在这里我们选择四次核函数：

$$k(u) = \frac{15}{16} (1-u^2) \sum_{i=1}^n X_i^2 I_{(|u| \leq 1)}$$

其中， $I_{(|u| \leq 1)}$ 是示性函数； $\hat{Z}_\tau = Z_\tau(\hat{\theta})$ ， $\hat{\theta}$ 是 θ_0 的一致估计； $h = \hat{S}_Z n^{-1/6}$ ， \hat{S}_Z 是样本 $\{Z_\tau\}_{\tau=1}^n$ 的标准误。

第一种检验是建立在 $\hat{g}_j(z_1, z_2)$ 和1的平方形式上的，令 $\hat{M}_1(j)$ 为：

$$\hat{M}_1(j) = \int_0^1 \int_0^1 [\hat{g}_j(z_1, z_2) - 1]^2 dz_1 dz_2$$

通过 $\hat{M}_1(j)$ 构造统计量 $\hat{Q}(j)$ ：

$$\hat{Q}(j) = [(n-j)h\hat{M}_1(j) - A_h^0] / V_0^{1/2}$$

其中

$$A_h^0 = (h^{-1} - 2) \int_{-1}^1 k^2(u) du + 2 \int_0^{-1} \int_{-1}^b k_b^2(u) du db$$

$$V_0 = 2 \left[\int_{-1}^1 \left[\int_{-1}^1 k(u+v) k(v) dv \right]^2 du \right]^2$$

在模型设定正确的情况下，Hong & Li (2005) 证明 $\hat{Q}(j) \xrightarrow{d} N(0,1)$ ，在模型设定不正确的情况下，即 $\{Z_\tau = Z_\tau(\theta_0)\}_{\tau=1}^n$ 不是 *i.i.d* 或者 $U(0,1)$ ， $\hat{Q}(j) \xrightarrow{p} \infty$ 。

4、实证分析

我们选择的数据为上海证券交易所公布的日收益综合指数（上证综合指数），时间窗口从1992年5月21日至2003年12月31日，共2850个样本点。市场收益率定义为 $R_t = \ln P_t - \ln P_{t-1}$ 。对序列进行单位根检验，在99%的置信水平上拒绝单位根假设，序列不存在单位根现象，可以直接作为后面分析的对象。

图1画出了中国股票市场上证指数收益率的历史变动和直方图。从图形中我们可以看到中国股票收益率的几个特征：（1）收益率的分布是非正态的；（2）收益率存在明显的波动聚类效应，存在显著的条件异方差；（3）1996年12月14日由于恢复涨跌停版制度，波动率特征在这前后发生了很大

的变化。1996年以前的波动幅度要远远大于1996年之后。

我们选择的参数估计方法为最大似然值法 (MLE)。在估计过程中,选择的算法为BHHH,程序运行通过GAUSS Windows 6.0 和 Matlab 6.5。为了考虑在1996年12月14日前后的显著差异,我们在漂移、波动和跳跃概率上都引入了虚拟变量,分别用 μ_D, σ_D, c_D 表示。

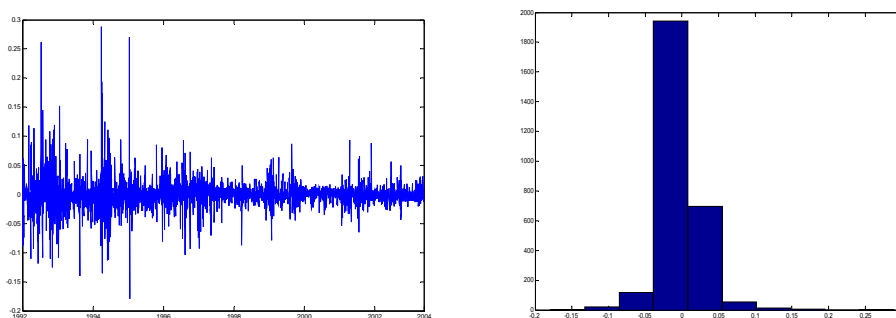


图1: 中国上证指数收益率历史变动以及直方图

我们的实证分析分为两部分,首先利用最大似然函数估计各种模型的参数,并给出最大似然值,比较同类型模型的表现;其次对各种模型进行非参数模型设定,判断模型是否有设定误差以及误差大小。

4.1 模型参数估计结果

(1) 随机游走模型和AR模型

表 1 列出了随机游走模型和 AR 模型的估计结果,参数估计的 t 统计量以及各个模型估计的似然函数值。从表中我们可以看到,各模型漂移项都不显著,且虚拟变量 μ_D 也不显著,但是波动率虚拟变量 σ_D 则显著大于 0,这表明涨停版制度的实施尽管对股票收益的漂移没有显著的冲击,却明显地降低了股票市场的波动率。收益序列存在显著的三阶和四阶自相关现象,这表明中国股票市场尚未达到弱势有效;滞后项的加入在一定程度上提高了似然函数值,改善了数据的拟和程度,但是提高得并不多。AR (5) 模型是否真的比 RW 模型更好地解释了收益序列的内在规律,还需要我们利用模型设定检验做进一步比较。

表1: RW模型和AR模型残差符合正态分布参数的最大似然估计值

参数	RW	AR(1)	AR(2)	AR(3)	AR(4)	AR(5)
μ	2.38E-04 (0.60)	2.98E-04 (0.77)	2.55E-04 (0.66)	2.89E-04 (0.75)	2.89E-04 (0.75)	2.74E-04 (0.71)
μ_D	-4.43E-04 (-0.38)	6.4E-04 (-0.54)	-5.85E-04 (-0.50)	-5.98E-04 (-0.51)	-5.27E-04 (-0.45)	-4.63E-04 (-0.40)
σ	0.016*** (54.00)	0.016*** (53.33)	0.016*** (53.00)	0.016*** (52.67)	0.016*** (52.67)	0.016*** (52.67)
σ_D	0.022*** (26.88)	0.022*** (27.13)	0.022*** (27.25)	0.022*** (27.38)	0.022*** (27.25)	0.024*** (27.13)
ϕ_1		-6.91E-03 (-0.37)	-7.3E-05 (-0.019)	7.35E-03 (0.3)	0.026 (0.14)	1.61E-03 (0.084)
ϕ_2			-2.76E-03 (-0.15)	-9.94E-03 (-0.53)	-7.273E-03 (-0.39)	-6.70E-03 (-0.37)
ϕ_3				0.045*** (2.43)	0.045*** (2.4)	0.044*** (2.35)
ϕ_4					0.037** (2.01)	0.040** (2.15)
ϕ_5						0.01450 (0.7842)
Log	6729.65	6745.63	6754.09	6768.40	6772.64	6773.07

注: 括号中为参数的 t 统计量。该类模型的设定为: $r_t = (\mu + \mu_D) + \sum_{i=1}^5 \phi_i r_{t-i} + (\sigma + \sigma_D)\varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, 1)$ 。***, **

分别代表 1%, 5% 的显著性水平。

(2) GARCH模型

表2列出了GARCH模型的估计结果，参数估计的t统计量以及各个模型估计的似然函数值。可以明显的看到，引入GARCH效应显著地提高了模型的拟和效果，似然函数值从不到6780上升到超过7100。GARCH模型波动方程中GARCH项系数 α_1 与 β 十分显著，而且和小于1，说明收益序列具有异方差现象，而且方差有限。比较 α_1 与 β 的大小，发现 β 大概是 α_1 的三倍多，这说明滞后一期的波动率对下一期的波动率的影响大于创新项的影响，收益序列具有比较强的波动率聚类现象，这些现象都与美国等成熟股票市场相一致。在引入GARCH效应之后，自回归系数的显著性明显降低，绝大部分的自回归系数不显著，似然函数值也比较接近，这表明在引入GARCH效应以后AR模型与随机游走模型在数据拟和方面差别不大。与RW/AR模型中漂移项虚拟变量不显著的估计结果不同，GARCH模型设定下漂移项虚拟变量显著小于零，说明在实行涨停版以前上证指数收益的平均水平低于实行涨停版以后上证指数收益的平均水平。波动率虚拟变量则仍然显著为正，说明涨停版实施之后，股票价格波动幅度迅速下跌。

表 2: GARCH 模型残差符合正态分布参数的最大似然估计值

参数	RW-GARCH	AR(1)-GARCH	AR(2)-GARCH	AR(3)-GARCH	AR(4)-GARCH	AR(5)-GARCH
μ	1.7E-05 (0.057)	1.80E-05 (0.058)	1.60E-05 (0.052)	1.50E-05 (0.050)	1.60E-05 (0.052)	-2.00E-06 (-0.007)
μ_D	-2.64E-03*** (-2.79)	-2.59E-03*** (-2.75)	-2.59E-03*** (-2.75)	-2.52E-03*** (-2.65)	-2.47E-03*** (-2.58)	-2.45E-03 (-2.60)
α	2.90E-05*** (6.603)	2.90E-05*** (6.62)	2.90E-05*** (6.61)	2.87E-05*** (6.53)	2.83E-05*** (6.46)	2.80E-05*** (6.45)
α_1	0.19*** (8.72)	0.19*** (8.67)	0.19*** (8.62)	0.19*** (8.45)	0.19*** (8.37)	0.19*** (8.33)
β	0.689*** (24.76)	0.69*** (24.73)	0.69*** (24.69)	0.69*** (24.51)	0.69*** (24.37)	0.69*** (24.23)
σ_D	0.47*** (9.40)	0.47*** (9.39)	0.47*** (9.42)	0.47*** (9.367)	0.46*** (9.26)	0.46*** (9.19)
ϕ_1		0.023 (1.03)	0.022 (1.01)	0.026 (1.16)	0.023 (1.02)	0.022 (1.00)
ϕ_2			7.58E-04 (0.045)	0.068 (0.036)	2.03E-03 (0.088)	1.13E-04 (0.029)
ϕ_3				9.11E-03 (0.43)	9.64E-03 (0.45)	9.47E-03 (0.45)
ϕ_4					-3.95E-03 (-0.19)	-0.004142 (-0.196)
ϕ_5						0.034** (1.71)
Log	7108.28	7110.33	7111.02	7113.30	7115.43	7117.03

注：括号中为参数的 t 统计量。该类模型的设定为： $r_t = (\mu + \mu_D) + \sum_{i=1}^5 \phi_i r_{t-i} + (1 + \sigma_D)\varepsilon_t$, $\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t$, $h_t = \alpha + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}$, $z_t \sim N(0,1)$ 。***, **分别代表 1%, 5% 的显著性水平。

(3) 扩展的GARCH模型

对GARCH模型的扩展，我们分为两个方面，一是在GARCH模型引入杠杆效应 (TGARCH)、水平效应 (GARCH_M)、移动平均效应 (EWMA)；二是把残差项分布换为学生t分布或者GED分布。表3 (a) 给出了在第一种扩展情况下，参数的估计结果和统计量，以及各个模型估计的似然函数值。我们可以看到，在残差符合正态分布的情况下，杠杆效应在10%水平上显著，未预期到的负收益带来更大的波动，说明投资者更加厌恶坏消息的到来；水平效应显著大于零，这表明波动率的增加会带来收益的增加，这些现象都与金融理论相符合。但不幸的是，与一般GARCH模型相比，这些效应的引入并没有使似然函数值发生显著的变化，即数据的拟和效果并没有显著的改变。表4则给出了在第二种扩展情况下，参数的估计结果和t统计量，以及各个模型估计的似然函数值。从表中可以发现，在假设残差符合t分布或者GED分布的情况下，似然函数值从7120以下上升到7340以上，特别是在学生t分布的假设下上升到7370以上，拟和效果显著提高，说明GED分布和t分布比正态分布更为准确地刻画了收益序列存在的厚尾现象。但与第一种情况相似的是，在t分布或者GED分布的前提下，一般GARCH模型与引入杠杆效应、水平效应、移动平均效应的扩展模型在数据拟和效果上差

别不大。

表 3: GARCH 扩展模型残差符合正态分布参数的最大似然估计值

参数	(a)			(b)		
	RW-TGARCH	RW-EWMA	RW-GARCH-M	RW-TGARCH-Jump	RW-GARCH-M-Jump	RW-EWMA-Jump
μ	-5.10E-05 (-0.16)	-9.00E-06 (-0.033)	-3.56E-03 (-4.00)	2.40E-05 (0.085)	1.18E-03 (1.52)	3.24E-04 (1.10)
μ_D	-2.72E-03*** (-2.81)	6.85E-04 (0.64)	-4.77E-03*** (-4.76)	-2.12E-03*** (-2.90)	-1.44E-03** (-1.77)	-2.26E-03*** (-3.02)
α	2.84E-05*** (6.23)		2.91E-05*** (6.84)	1.81E-05*** (5.45)	1.97E-05*** (5.75)	
α_1	0.17*** (6.18)	0.097*** (12.42)	0.21*** (8.94)	0.11*** (6.35)	0.16*** (8.53)	0.17*** (12.02)
β	0.70*** (22.93)		0.67*** (25.11)	0.69*** (21.89)	0.68*** (21.56)	
σ_D	0.47*** (9.39)	0.21*** (7.61)	0.45*** (9.18)	0.17*** (2.88)	0.17*** (2.95)	-0.15*** (-4.44)
α_2	0.034* (1.42)			0.090*** (3.77)		
δ			0.28*** (4.31)		-0.10** (-1.48)	
g				8.20E-03* (1.56)	0.010** (1.93)	0.012*** (2.35)
γ				0.056*** (10.67)	0.057*** (10.66)	0.051*** (11.27)
C				0.034*** (4.06)	0.034*** (4.04)	0.037*** (4.46)
c_D				0.095*** (3.16)	0.089*** (3.07)	0.13*** (3.38)
Log	7109.22	7027.20	7117.53	7359.10	7352.35	7299.79

注: 括号中为参数的 t 统计量。(a)中模型设定为: $r_t = (\mu + \mu_D) + (1 + \sigma_D)\varepsilon_t$, ε_t 服从某种形式的 GARCH 模型设定。(b)中的模型设定为 $r_t = (\mu + \mu_D) + (1 + \sigma_D)\varepsilon_t + Jdq$, ε_t 服从某种形式的 GARCH 过程, $J \sim N(g, \gamma^2)$, $dq \sim iid Bernoulli(q)$, $q = \frac{1}{\exp(c + c_D)}$ 。***, **, * 分别代表 1%, 5%, 10% 的显著性水平。

表 4: GARCH 模型和 GARCH 扩展模型残差符合 GED 或 t 分布参数的最大似然估计值

参数	RW-GARCH-GED	RW-TGARCH-GED	RW-EWMA-GED	RW-GARCH-M-GED	RW-GARCH-t	RW-TGARCH-t	RW-EWMA-t	RW-GARCH-M-t
μ	3.18E-04*** (31.16)	1.96E-04*** (19.60)	3.03E-04 (0.66)	-1.09E-03 (-0.89)	2.28E-04 (0.84)	7.00E-05 (0.26)	2.72E-04 (0.99)	-1.03E-03** (-1.63)
μ_D	-1.90E-03** (-1.55)	-1.73E-3*** (-16.98)	-1.53E-03** (-1.74)	-3.01E-03* (-1.44)	-1.68E-3*** (-2.51)	-1.52E-03*** (-2.26)	-1.93E-3*** (-2.65)	-2.53E-3*** (-3.28)
α	1.29E-05*** (3.73)	1.02E-05*** (3.24)		1.30E-05*** (3.71)	7.04E-06*** (4.24)	6.14E-06*** (4.04)		7.03E-06*** (4.26)
α_1	0.23*** (6.484)	0.16*** (4.47)	0.09*** (8.25)	0.24*** (6.19)	0.11*** (6.98)	0.081*** (5.55)	0.22*** (12.43)	0.11*** (6.89)
β	0.78*** (26.73)	0.81*** (27.59)		0.78*** (24.93)	0.77*** (28.67)	0.79*** (30.74)		0.78*** (28.59)
ν	1.04*** (32.37)	1.04*** (32.39)	1.06*** (35.31)	1.04*** (32.17)	3.65*** (13.50)	3.68*** (13.45)	5.32*** (12.99)	3.67*** (13.44)
α_2		0.09*** (2.85)				0.054*** (3.19)		
δ				0.11 (1.24)				0.13** (2.21)
Log	7344.69	7348.25	7307.71	7347.71	7372.47	7377.83	7305.52	7374.92

注: 括号中为参数的 t 统计量。该类模型的设定为: $r_t = (\mu + \mu_D) + \varepsilon_t$, ε_t 遵从某种非正态分布的 GARCH 过

程。***, **, *分别代表 1%, 5%, 10% 的显著性水平。

(4) GARCH-跳跃模型

表5给出了GARCH-跳跃模型各参数的估计结果，参数估计的t统计量以及各个模型估计的似然函数值。从表中我们可以看到，除了回归方程中的长期均值和自回归系数系数不显著外，其余的系数都显著异于零。跳跃强度虚拟变量 c_D 也大于零，表明涨停版制度的执行降低了收益序列发生跳跃的概率，这和我们所看到结果的是相一致的。跳跃均值显著大于0，说明向上跳跃幅度高于向下跳跃的幅度。跳跃效应的引入提高了模型的拟和程度，似然函数值从GARCH模型的7120以下上升到7350以上，跳跃在一定程度上解释了收益序列的尖峰厚尾现象和波动率聚类现象。表3 (b) 则给出了在GARCH-跳跃模型中加入水平效应和杠杆效应各参数的估计值和参数估计的t统计量。可以看到，考虑跳跃因子之后，水平效应显著为负，这与其它绝大多数模型的估计结果不同。似然函数值没有明显地提高，拟和效果没有显著的改进，这和没有跳跃的情况是相一致的。

表 5：带跳跃的普通 GARCH 模型残差符合正态分布参数的最大似然估计值

参数	RW-GARCH-Jump	AR(1)-GARCH-Jump	AR(2)-GARCH-Jump	AR(3)-GARCH-Jump	AR(4)-GARCH-Jump	AR(5)-GARCH-Jump
μ	1.13E-04 (0.40)	1.09E-04 (0.39)	1.08E-04 (0.38)	8.10E-05 (0.29)	6.50E-05 (0.23)	5.80E-05 (0.21)
μ_D	-1.94E-03*** (-2.66)	-1.93E-03*** (-2.66)	-1.94E-03*** (-2.66)	-1.76E-03*** (-2.45)	-1.68E-03*** (-2.35)	-1.65E-03** (-2.30)
α	2.04E-05*** (5.94)	2.06E-05*** (6.02)	2.05E-05*** (5.97)	2.07E-05*** (5.98)	2.03E-05*** (5.85)	2.02E-05*** (5.82)
α_1	0.15*** (8.41)	0.15*** (8.36)	0.15*** (8.33)	0.15*** (8.08)	0.15*** (8.03)	0.15*** (8.08)
β	0.68*** (21.18)	0.68*** (21.20)	0.68*** (21.18)	0.68*** (20.76)	0.68*** (20.75)	0.68*** (20.64)
σ_D	0.19*** (3.26)	0.20*** (3.42)	0.20*** (3.36)	0.21*** (3.49)	0.20*** (3.32)	0.19*** (3.30)
ϱ	1.14E-04** (2.07)	1.15E-04** (2.05)	1.14E-04** (2.07)	1.07E-04** (1.98)	1.12E-04** (2.07)	1.11E-04** (2.06)
γ	5.69E-04*** (10.54)	5.71E-04*** (10.57)	5.70E-04*** (10.56)	5.70E-04*** (10.75)	5.67E-04*** (10.90)	5.67E-04*** (10.90)
C	0.034*** (4.10)	0.035*** (4.11)	0.035*** (4.07)	0.037*** (4.24)	0.037*** (4.24)	0.037*** (4.24)
c_D	0.084*** (2.97)	0.081*** (2.94)	0.083*** (2.94)	0.082*** (2.94)	0.084*** (2.96)	0.084*** (2.97)
ϕ_1		0.020 (0.97)	0.019 (0.96)	0.022 (1.11)	0.019* (0.93)	0.018 (0.91)
ϕ_2			-2.61E-03 (-0.13)	-3.85E-03 (-0.19)	-2.78E-03 (-0.14)	-3.35E-03 (-0.17)
ϕ_3				0.063*** (3.31)	0.063*** (3.31)	0.063*** (3.33)
ϕ_4					0.025 (1.36)	0.02512 (1.37)
ϕ_5						9.84E-03 (0.57)
Log	7351.27	7353.30	7354.32	7362.07	7365.43	7366.09

注：括号中为参数的 t 统计量。该类模型的设定为： $r_t = (\mu + \mu_D) + \sum_{i=1}^5 \phi_i r_{t-i} + (1 + \sigma_D) \varepsilon_t + Jdq$ ，

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t, h_t = \alpha + \alpha_1 h_{t-1} + \beta \varepsilon_{t-1}^2, z_t \sim N(0,1), J \sim N(\varrho, \gamma^2), dq \sim iid Bernoulli(q), q = \frac{1}{\exp(c + c_D)}。$$

***, **, *分别代表 1%, 5%, 10% 的显著性水平。

4.2 模型设定检验

上述研究表明引入残差的t分布、GED分布和跳跃效应能够很好地刻画上证指数收益率的一些重要特征，但是这些模型是否已经足以刻画收益序列的动态规律，则需要进一步地研究。为此，我

们利用Hong and Li (2005) 对各个模型进行误差设定检验, 给出 j 取1到20的情况下, 各个模型的非参数设定检验的 $\hat{Q}(j)$ 统计量。在此, 我们只列出了 j 取1, 5, 10, 15 四种情况下 $\hat{Q}(j)$ 的值, 结果见表6。

表 6: 各个模型非参数设定检验的 $\hat{Q}(j)$ 统计量
(1) RW 模型和 AR 模型: 残差符合正态分布

J	RW	AR(1)	AR(2)	AR(3)	AR(4)	AR(5)
1	110.981	109.63	108.08	105.90	106.84	105.93
5	107.67	105.93	104.49	103.49	103.58	103.22
10	105.61	104.35	102.37	101.65	102.20	101.06
15	105.79	104.19	102.54	99.12	99.84	98.60

(2) GARCH 模型: 残差符合正态分布

J	RW-GARCH	AR(1)-GARCH	AR(2)-GARCH	AR(3)-GARCH	AR(4)-GARCH	AR(5)-GARCH
1	36.93	36.04	36.38	36.60	36.64	36.68
5	38.23	37.57	37.67	37.70	37.79	37.87
10	40.88	39.73	39.80	39.72	39.84	39.28
15	39.86	38.58	38.64	38.94	39.11	39.06

(3) GARCH 扩展模型: 残差符合正态分布

J	(a)			(b)		
	RW-TGARCH	RW-EWMA	RW-GARCH-M	RW-TGARCH-Jump	RW-GARCH-M-Jump	RW-EWMA-Jump
1	36.90	36.65	25.95	8.86	7.49	12.97
5	38.25	35.58	25.82	7.90	5.24	13.81
10	40.72	35.99	26.09	7.97	4.19	12.39
15	39.77	33.81	23.90	8.17	4.59	10.96

(4) GARCH 模型和 GARCH 扩展模型: 残差符合 GED 或 t 分布

J	RW-GARCH-GED	RW-TGARCH-GED	RW-EWMA-GED	RW-GARCH-M-GED	RW-GARCH-t	RW-TGARCH-t	RW-EWMA-t	RW-GARCH-M-t
1	6.94	6.76	8.89	6.80	7.30	3.22	14.25	7.44
5	4.74	5.51	7.72	3.28	3.88	2.08	14.64	3.64
10	4.39	4.61	6.93	2.03	1.68	1.11	13.27	1.72
15	4.01	4.07	7.13	2.07	2.18	0.30	12.99	2.18

(5) 带跳跃的普通 GARCH 模型: 残差符合正态分布

J	RW-GARCH-Jump	AR(1)-GARCH-Jump	AR(2)-GARCH-Jump	AR(3)-GARCH-Jump	AR(4)-GARCH-Jump	AR(5)-GARCH-Jump
1	10.17	9.20	9.56	9.49	9.29	9.43
5	8.36	7.94	7.96	8.20	7.61	7.66
10	9.26	8.74	8.86	9.17	8.37	8.33
15	9.12	8.37	8.41	8.20	7.16	7.20

从表中可以明显的看出：首先，随机游走模型和AR模型的 $\hat{Q}(j)$ 统计量都很大，且没有什么区别，即收益率序列中自回归项的引入，并不能提高模型对数据的解释程度，这些模型存在很大的模型设定误差，AR模型似然函数值的上升是通过增加一些不具有真正解释能力的变量来实现的；其次，在随机游走模型和AR模型中引入GARCH效应之后，模型的 $\hat{Q}(j)$ 统计量迅速下降，说明收益序列中确实存在异方差和波动率聚类现象，尽管 $\hat{Q}(j)$ 无法通过正态分布检验，但模型设定误差已大大减小，GARCH模型的确解释了收益率序列一些内在变动规律；第三，在GARCH模型中引入水平效应和杠杆效应并没有显著地降低模型的 $\hat{Q}(j)$ 统计量，提高模型的解释能力，这一结论是与其它的学者如陈浪南和黄杰鲲 (2002) 结论不一致的。另外，我们还发现，Riskmetrics用于估计波动率的EWMA模型并不适合上证指数收益率序列，它不但没有降低GARCH的 $\hat{Q}(j)$ 统计量，反而提高了GARCH模型 $\hat{Q}(j)$ 统计量的值；第四：在GARCH模型中引入跳跃效应以后，模型的 $\hat{Q}(j)$ 统计量进一步下降，说明跳跃效应进一步降低了模型设定误差，不过 $\hat{Q}(j)$ 统计量仍然无法通过模型设定检验；第五：在GARCH模型中引入残差的GED和学生t分布，极大地降低了GARCH模型的 $\hat{Q}(j)$ 统计量，特别是学生t分布的引入使 $\hat{Q}(j)$ 统计量降到了无法拒绝N(0,1)的范围之内，准确地刻画了上证指数收益率序列的厚尾现象。其中RW-TGARCH-t模型在95%的置信水平上无法拒绝原假设，即RW-TGARCH-t模型基本上准确地刻画了我国股票市场收益率序列的变动过程。

5、结论

本文利用Hong & Li (2005) 提出的非参数模型设定检验方法，对目前经常使用的众多波动率模型进行了实证分析和比较，在此基础上研究我国股票市场的波动率特征。通过对1992年5月21日至2003年12月31日上证指数收益序列的实证分析，我们得到上证指数收益序列的一些基本结论：

(1) 随机游走模型与AR模型相比，AR模型中自回归项的加入，虽然可以在一定程度上提高模型的似然值和拟合程度，但是并不能有效地降低模型误差，两种模型没有显著的区别。这也说明，AR模型似然值的增加是通过增加一些无关变量获得的。

(2) 引入GARCH效应可以提高模型的似然值和拟合程度，同时模型误差也有所降低。但是，这些模型仍然无法通过模型设定检验，表明仍然存在模型设定误差。考虑杠杆效应和水平效应对改善模型帮助不大，甚至会增加模型的设定误差。

(3) 引入跳跃效应可以进一步提高模型的似然值和拟合程度，降低模型误差。但是和GARCH模型类似，跳跃模型同样无法通过模型设定检验，仍然存在模型的设定误差。

(4) 引入残差的学生t分布和GED分布，可以极大地改善模型的表现能力，降低模型设定误差。更为重要的是，RW-TGARCH-t模型在95%的置信水平上通过了Hong & Li (2005) 非参数模型设定检验，可以用于金融风险管理、资产定价等相关领域。

参考文献：

- [1] Ball, C. A. and W. N. Torous, 1983, "A simplified jump process for common stock return", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 18, 53-65
- [2] Bodurtha, James N. and Nelson C. Mark, 1991, "Testing the CAPM with time-varying risk", *Journal of Finance*, 46, 1485-1505.
- [3] Bollerslev T, 1986, "Generalised autoregressive conditional eteroskedasticity". *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- [4] Box, G. E. P. & Jenkins, G. M, 1970, "Time Series Analysis Forecasting and Control". San Francisco: Holden-Day.
- [5] Das, S. R., 2002, "The Surprise Element: Jumps in Interest Rates", *Journal of Ecnometrics* 106, 27-65.
- [6] Engle, R F, 1982, "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation". *Econometrica*, 50, 987-1007.
- [7] Engle, R. F., Lilien, D. M. and R. P. Robins, 1987, "Estimating time-varying premia in the term structure: the ARCH-M model", *Econometrica*, 55, 391-407.
- [8] French, K. R., G. W. Schwert, and R. Stambaugh, 1987, "Expected Stock Returns and Volatility", *Journal of Financial Economics*, 19, 3-29.
- [9] Glosten, L., R. Jagannathan and D. Runkle, 1992. "On the relation between the expected value and volatility of nominal excess return on stocks", *Journal of Finance*, 46, 1779-1801.
- [10] Hong, Y. and H. Li., 2005, "Nonparametric Specification Testing for Continuous-Time Models With

Applications to Interest Rate Term Structures”, *Review of Financial Studies*, 18, 37-84.

[11] Nelson, D. B., 1991, "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach." *Econometrica*, 59, 347-370.

[12] Schwert, G. W., 1989, "Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?" *Journal of Finance* 44, 1115-1154.

[13] Vlaar, P. and F. Palm, 1993, "The Message in Weekly Exchange Rates in the European Monetary System: Mean Reversion, Conditional Heteroskedasticity, and Jumps", *Journal of Business and Economic Statistics* 11, 351-60.

[14] Zakoian, J-M, 1994, "Threshold Heteroscedastic Models". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 931-955.

[15] 陈浪南, 黄杰鲲, 2002, "中国股票市场波动非对称性的实证研究", 《金融研究》, 第5期。

[16] 田新时, 刘汉中, 李耀, 2003, "沪深股市一般误差分布(GED)下的VaR计算", 《管理工程学报》, 第1期。

[17] 王安兴, 孙琼, 林少宫, 1998, "中国外汇市场波动分析", 《统计研究》, 第1期。

[18] 吴长凤, 1999, "利用回归-GARCH模型对我国沪深股市的分析", 《预测》, 第4期。

[19] 吴其明, 季忠贤, 杨晓荣, 1998, "自回归条件异方差 (ARCH) 模型及应用", 《预测》, 第4期。

[20] 俞乔, 1994, "市场有效、周期异常与股价波动—对上海、深圳股票市场的实证分析", 《经济研究》, 第9期。

[21] 岳朝龙, 2001, "上海股市收益率GARCH模型族的实证研究", 《数量经济技术经济研究》, 第6期。

[22] 张思奇, 马刚, 冉华, 2000, "股票市场风险、收益与市场效率—ARMA-ARCH-M模型", 《世界经济》, 第5期。