DOI:10.13653/j.cnki.jqte.2005.07.007

GARCH 族模型计算中国股市在险价值（VaR）风险的比较研究与评述

龚 锐 陈仲常 杨栋锐

（重庆大学贸易与行政学院）

【摘要】如何构建合适的模型以恰当的方法对风险进行测量是当前金融研究领域的一个热门话题。VaR 方法作为当前业内比较流行的测量金融风险的方法，具有简洁、明了的特点，而且相对于方差来讲，更多的将投资人的损失作为风险具有更好的合理性。但是在用参数法计算 VaR 时，关于分布假设、模型的选择，具有一定的主观因素，很多是靠经验来进行判断。文中用当前金融领域刻画条件方差最典型的 GARCH 模型及其几种最新衍生模型如 EGARCH、PARCH 等，分别在正态分布以及能刻画收益厚尾特性的分布（t—分布、GED 分布）假设下，再结合上证指数、深圳综指与上证 180 指数进行实证分析，并对结果作了比较，分析各种模型的优缺点、与分布假设的关系以及与指数序列数据的关系，得出一些新的结论。作为对比，也用 Riskmetrics 模型计算了 VaR 值，分析其与 GARCH 族模型的不同。

关键词 风险测量 VaR GARCH 族模型 t-分布 GED 分布

中图分类号 F832.5 文献标识码 A

To Evaluate VaR of China Stock Marketing Comparatively by Using GARCH Family Model and Comment

Abstract: It is a hot topic how to construct a the suitable model to measure financial risk in financial research field at present. VaR is a popular method to compute finance risk, which is simple, clear and more reasonable in contrast with variance because it takes the loss of investors as the risk. But when we calculate VaR by using parameter method, distribution hypothesis and the selection of models is somewhat subjectivity and sometimes depended on experience. This paper analyses GARCH family such as GARCH, EGARCH, PARCH, and computes VaR about Index of Shanghai Stock Exc-hange, Shenzhen in normal distribution separately (and t-distribute, GED distribute). In order to compare, the paper also computes VaR in Riskmetrics model and analyse the difference with GARCH.

Key words: Risk Measures; VaR; GARCH Family Model; t- distributed; GED distributed

一、股市市场风险的度量方法演进

作为风险管理的基础，风险测量不准确，往往导致风险管理策略失效。随着金融市场波动性和资产流动性增大，金融市场风险的度量方法也发生了很大的变化：20 世纪 70 年代以前，一般采用的是基于账面价值的资产负债管理法（asset liability management，简称 ALM），用一系列会计方法识别、测量和控制资产负债表内、外头寸的风险，并进行综合管理。由于忽视市场因子波动对资产价值的作用，该方法未能捕捉资产价值对于时间的动态变化，对市场风险的估计比较粗略，与真实的金融市场风险暴露存在较大偏差。1990 年诺贝尔奖获得者马柯维兹（H. Markowitz）通过对各种风险度量方法的研究分析，最终以方差作为风险的测试工具，第一次为人们提供了具有良好统计特性的风险度量指标，是金融风险研究的重大突破，极大地方便了人们对于风险的定量刻画。之后，1964 年、1965 年威廉·夏普（William Sharpe）、约翰·林特纳（John Lintner）分别独立地提出了 CAPM 模型，使用单只证券标准差 δ度量其特有风险，β 度量系统风险。这种方法可以归于方差方法的分类。使用收益的方差度量风险有其性质优良的一面，但也存在一些局限性。比如，在现实生活中投资人把高出初始财富的投资结果并不视为风险，而只把低于初始财富的投资结果才视为真正风险，所以在投资人的效用函数中常对损失带来的负效用施以更大权重，对收入带来的正效用给予较小权重。以方差方法衡量风险却对高出均值的投资结果和低于均值的投资结果给予了相同的权重，难以符合实际。因此，很多学者提出了风险测量的新的改进方法，主要有：半方差模型、对数效用模型、VaR 方法。由于 VaR 方法测量的是风险的绝对值，具有方差方法所不具有的直观性、简洁性，而且 VaR 方法主要考察投资人资产的最大损失值，比方差方法更科学，因此最近几年很受欢迎，目前已被全球各主要银行和非银行金融机构（包括证券公司、保险公司、基金管理公司和信托公司等）广泛采用。巴塞尔协议（Basel Accord）和欧盟资本充足率指导（EU Capital Adequacy Directive）都已使用 VaR 作为其监督标准。在中国加入 WTO 协议后，根据巴塞尔协议，国内银行必须使用 VaR 框架监控风险。

国内外对于 VaR 计算方法的研究是比较丰富的。比如，Philippe Jorion（1995）对比了正态分布和 t-分布下的静态模型计算的 VaR 的区别；Beder（1995）用 8 种方法计算了三个假想资产组合的 VaR 值，借以对比各种因素对 VaR 值的影响程度；Butler 和 Schachter（1996）提出一种基于核估计的历史模拟法，在 VaR 的非参数估计方法上，进行了探索。Kupiec（1995）提出了检验 VaR 计算的方法——返回检验法，并给出了不同持有期的置信区间。国内对于 VaR 的研究始于 90 年代末，郑文通（1997）、姚刚（1998）等介绍了 VaR 方法的产生背景、定义、计算方法、用途及引入中国的必要性。杜海涛（2000）在沪深两市的指数、单个证券、投资基金的收益都服从正态分布的前提下计算在 95％置信度下资产的 VaR 值，并进行模型检验，其结论是 VaR 模型对风险的拟合结果较好。这时的实证分析，多使用计算 VaR 的静态模型，即假设资产收益服从某一分布，并有独立同分布特征，所以用无条件方差计算 VaR 值。随着研究工作的进一步深入，很多学者发现中国股市市场收益大多不服从独立同方差假设，而且往往不服从正态分布，所以近年来计算 VaR 的方法，多集中在用条件方差刻画收益的动态变化，用 t-分布、GED 分布等方法计算 VaR 值。比如，范英（2000）、张宗益等（2002）等，在残差服从正态分布的假设下分别采用 EW-

MA 方法（RiskMetrics 模型）与 GARCH 模型来刻画条件方差，并计算了中国股市上证综指与深证综指的 VaR 值。另一些学者，如陈守东等（2002）认为，中国股票市场收益分布并不服从正态分布，存在明显的尖峰厚尾现象，以及非对称性，所以建立了在 t-分布、GED 分布假设下的 GARCH、EGARCH、LGARCH 模型及相应的 ARCH-M 族模型，用以计算 VaR 值，并和正态分布假设下计算的值做了比较。结论是在 t-分布和 GED 分布下，计算得到的 VaR 比正态分布假设下得到的值更好地反映了收益的风险特性，但本文没有用返回检验法检验计算的 VaR 值，只是根据模型的估计参数的显著性来判断模型的优劣以及根据各分布下计算得到的 VaR 值的大小来判断是否刻画了收益厚尾性，有一定局限性。最新的用 ARCH 族模型计算 VaR 方法的进展是陈学华等（2003）用 APARCH 模型来模拟股票市场丛集性效应，非对称效应，并且假设股票收益服从 t-分布、GED 分布情况下估计收益风险的 VaR 值，然后和正态分布假设条件下的 VaR 值比较，得出结论发现对于风险预测的精度大大提高。

如上所述，由于 GARCH 族模型能够较好地刻画收益的动态变化特征，捕捉股市的丛集性效应、非对称特征，所以近年来计算 VaR 的参数方法多集中于用各类 GARCH 模型结合能捕捉股市收益的厚尾特征的 t-分布、GED 分布进行计算。本文将综合前面学者的观点，选取时间较长的上证指数、深证综指及时间较短的上证 180 指数，分别用有代表性的 ARCH 族模型-GARCH、EGARCH、PARCH（即上文的 APARCH）及相应的均值方程（ARCH-M 族）模型在正态分布、t-分布及 GED 分布假设下，计算 VaR 值，对结果进行比较，并用返回检验法检验。作为对比，本文还用 J. P 摩根公司研发的 RiskMetrics 模型（EWMA 方法）计算了各样本序列的 VaR 值。以期回答以下问题：

(1）用 ARCH 族模型计算 VaR 时，模型假设对计算结果的影响程度。比如说，EGARCH 模型、PARCH 模型更好地考虑了股市的非对称性对条件方差的影响，而相应的均值方程（ARCH-M 族模型）也更合理地考虑了风险对收益的影响，那么对模型的修正，采用不同的 GARCH 模型，在估计结果上对 VaR 的效果有什么影响？

（2）在正态分布、t-分布及 GED 分布假设下，同样的模型计算得到的 VaR 值有无明显的区别，从结果上看哪种分布更合理、可靠？

（3）计算 VaR 时，同样的模型对于样本时间有明显差别的指数系列，有无明显不同？

二、VaR 定义及计算方法简述

1. VaR 的概念

在一本关于 VaR 的开山之作中，P. Jorion 是这样定义 VaR 的：VaR 是资产在给定的置信水平和目标时段下预期的最大损失（或最坏情况下的损失）。即：

$$Prob(\Delta P > \text{VaR}) = 1 - c$$

其中，ΔP 为资产在持有期内的损失；VaR 为置信水平 c 下处于风险中的价值；c 为置信水平。通过定义我们可以看出，计算 VaR 的三个基本要素是：

①一定的置信水平的选择；②资产收益的分布情况；③资产持有期的选择。

2. VaR 的计算方法

根据是否对收益分布做出假设，计算 VaR 的方法可分为三类（Manganelli 和 Engle，2001）：参数方法（也称为分析法，包括各种正态参数法、加权平均法等）；非参数方法（包

括历史模拟法和蒙特卡洛模拟法);半参数方法(包括极值理论等)。

在不对分布做出假设、最一般的情况下,根据 VaR 的定义,计算 VaR 的方法如下:

$$\mathrm{VaR} = W_0(E[r] - r^*)$$

其中, W_0 为资产或资产组合的初始值, $E[r]$ 为资产预期收益率; r^* 为一定置信水平 c 下的最低收益率。计算 VaR 相当于计算最低的收益率 r^*。假定资产其未来收益率的概率密度函数为 $f(p)$,则在其某一置信水平 c 下的资产收益率最低值 p^* 为:

$$c = \int_{p^*}^{\infty} f(p)dp \qquad 或 \qquad 1 - c = \int_{-\infty}^{p^*} f(p)dp$$

3. VaR 计算的参数方法

最早的计算 VaR 的参数方法是假设收益率服从某一特定分布,而最常见的为正态分布,然后根据这一分布的统计特征,如期望、方差再进一步计算 VaR,这类方法是静态的参数方法,有比较大的缺陷。比如,其暗含假设,现在的收益变化与过去的收益变化一样等等。但实际中收益变化是与过去的收益变化不一样的,在金融时间序列中,常常会出现某一特征的值成群出现的情况。即一次大的波动后伴随着较大幅度的波动;一次较小的波动后伴随着较小幅度的波动,存在着丛集效应。从统计学上看,这样的序列,往往存在着异方差现象,即误差项是随时间变化并且依赖于过去误差的大小。用静态的分布特征是不足以刻画这一特点的,为了更好地刻画这些特点, 2003 年诺贝尔经济学奖获得者 Robert Engle 于 1992 年提出自回归条件异方差模型(AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity Model, 简称 ARCH 模型)。而在 VaR 计算过程中,就引入了这种 ARCH 模型来计算。ARCH 模型的结构取决于移动平均的阶数 q。要很好地捕捉股市异方差现象,必须用到高阶的 ARCH 模型,但如果 q 很大时,参数估计的效率就会降低,而且还会引发诸如解释变量多重共线性等其他问题。为了弥补这一弱点, Bollerslev 于 1986 年在 ARCH(p)模型中增加了 q 个自回归项,推广成 GARCH(p, q)模型。可以用较为简单的 GARCH 模型来代表一个高阶 ARCH 模型,使待估参数大为减少,从而模型的识别和估计都变得比较容易,解决了 ARCH 模型固有的缺点。进一步的研究中,在 GARCH 模型中引入捕捉股市非对称性的因子,衍生发展出一些新的 ARCH 类模型。下面简介各类 ARCH 模型:

(1)几个代表性的 ARCH 族模型简介。①自回归条件异方差模型(ARCH 模型)。ARCH(p)模型包括两个方程:一个是收益方程;另一个是条件方差方程,可以用下列公式表示:

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p\varepsilon_{t-p}^2$$

$$(\alpha_0 > 0, \alpha_1, \cdots, \alpha_p \geqslant 0)$$

模型通过对历史收益率平方的移动平均,把金融工具收益率的条件异方差纳入分析,如果在 M 期前($m \leqslant p$)市场发生了大幅变动,无论朝哪个方向,误差的平方值将变大并且导致当前条件方差变大。也就是说,收益率无论朝哪个方向波动,当前市场波幅也将较大。可见, ARCH 模型较好地刻画了收益率的丛集性效应。

ARCH 族模型的不同有两点：一是收益方程的不同，按此区别可以将 ARCH 族模型分为一般 ARCH 族模型和 ARCH-M 族模型；二是具体参数项假设的不同，比如，是否对不对称现象进行刻画，以此不同，派生出许多 ARCH 类模型，如 EGARCH、PARCH 等。

②均值自回归条件异方差模型 ARCH-M 模型。在金融应用中，人们很自然地会假定资产的预期收益率与资产预期风险是成比例的，即通常所说的风险越大，收益越大，所以人们将条件方差或条件标准差作为外生变量或前定变量引入到均值方程中。而根据条件均值方程的不同，将 ARCH 模型分为一般 ARCH 模型和 ARCH-M 模型，即均值自回归方程。其模型如下：

$$r_t = \mu_t + A\sigma_t + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$

$$(\alpha_0 > 0, \alpha_1, \cdots, \alpha_p \geqslant 0)$$

其与一般 ARCH 模型的主要区别在于收益方程不同，考虑了风险。其中 A 代表风险系数。

③一般自回归条件异方差（GARCH）。

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$
$$(\alpha_0 > 0, \alpha_1, \cdots, \alpha_p \geqslant 0, \beta_1, \cdots, \beta_q \geqslant 0)$$

GARCH（p，q）与 ARCH（p）的不同在于模型中增加了 q 个自回归项，可用简单的 GARCH 模型代表一个高阶的 ARCH 模型，解决了 ARCH 模型固有的缺点，使待估参数大为减少，提高准确性。

不过随着 GARCH 模型在金融领域的应用，人们也发现一般的 GARCH 存在两个问题。第一，以上模型中，对系数参数的非负性约束太强，过度地限制了条件方差的动态性；第二，GARCH 模型中条件方差 σ_t 是 ε_{t-i} 的对称函数，它仅取决于 ε_{t-i} 的幅度而与其符号无关。这与实际不符，实际金融价格运动存在杠杆效应（leverage effect），即证券价格的上升和下降可能非对称地影响随后的波动，证券价格的下降比其同样幅度的上升对随后的波动有更大的影响。这意味着更好的模型应该对正负两类残差做出非对称的反应。为了解决以上问题，Nelson 于 1991 年提出了指数 GARCH（Exponential GARCH，简称 EGACH）模型，来捕捉这种对正负干扰反应的不对称性，以更准确刻画股票的波动性。

④指数 GARCH 模型（EGARCH）。

$$\ln\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{\infty}\beta_j \ln\sigma_{t-1}^2 + \sum_{i=1}^{q}\alpha_i \left|\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{\sigma_{t-i}}}\right| + \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{\sigma_{t-i}}}$$

EGARCH 模型中条件方差采用了自然对数，意味着 σ_t 非负，且杠杆效应是指数型的。模型的另一个重要特征就在于引入一个参数 γ，若 $\gamma \neq 0$，说明信息作用非对称。当 $\gamma < 0$ 时，则杠杆效应显著，即股市受负冲击要比正的冲击引起更大的波动，具有杠杆效应。

⑤Power ARCH 模型（PARCH）。

Taylor（1986）和 Schwert（1989）介绍了一种标准离差的 GARCH 模型，即将残差的绝对值引入模型而非残差。后来这一系列模型被 Ding 等（1993）所总结为 Power ARCH 模型（简称 PARCH）。在模型中，多了两个参数，一个是用来捕捉不对称信息的参数 γ，另一个

是标准离差参数 δ。其条件方差方程如下所示：

$$\sigma_t^{\delta} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} (\alpha_i | \varepsilon_{t-i} | - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^{\delta} + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^{\delta}$$
$$(\alpha_0 > 0,\ \delta \geqslant 0, \beta_j \geqslant 0 (j = 1, \cdots, p), \alpha_i \geqslant 0, | \gamma_i | < 1 (i = 1, \cdots, q))$$

PARCH 模型包含了其他七种 ARCH 模型：

①当 $\delta=2$，$\gamma_i=0$（$i=1$，$\cdots$，q）和 $\beta_j=0$（$j=1$，$\cdots$，p）时，是 ARCH 模型；

②当 $\delta=2$，$\gamma_i=0$（$i=1$，$\cdots$，q）时，是 GARCH 模型；

③当 $\delta=1$，$\gamma_i=0$（$i=1$，$\cdots$，q）时，是 Taylor-Schwert 提出的GARCH 模型；

④当 $\delta=2$（$i=1$，$\cdots$，q）时，是 GJR 模型；

⑤当 $\delta=1$（$i=1$，$\cdots$，q）时，是 TARCH 模型；

⑥当 $\gamma_i=0$（$i=1$，$\cdots$，q），$\beta_j=0$（$j=1$，$\cdots$，p）时，是 NARCH 模型；

⑦当 $\delta\to\infty$时，是 Log-ARCH 模型。

（2）计算 VaR 的风险计量模型。作为与 GARCH 计算 VaR 效果的对比，我们简单介绍一下风险计量模型。风险计量风险控制模型 1994 年 10 月由 J．P．Morgan 公司风险管理部门推出，是世界上第一个定量计算 VaR 的模型。它的主要思想来自指数移动平均方法。指数移动平均方法对时间序列中的数据采取不等权重。它根据历史数据距当前时刻的远近，分别赋予不同的权重，距离现在越近，赋予的权重越大，距离现在越远的历史信息所起的作用越小。为了使赋予的权重简单化，指数移动平均方法引入一个参数 λ 决定权重的分配。λ 称为衰减因子（Decay Factor），它的取值在 0～1 之间。对于 λ 的估计通常都采用均方根误差原则（RMSE），即选取使预测的均方根误差达到最小的λ 值。

$$\hat{\sigma}_t^2 = (1-\lambda) \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i r_{t-i}^2$$

指数移动平均方法估计收益的标准差还有一个显著的特点，就是可以将方差的估计公式写成迭代形式，这将有助于利用计算机处理庞大的数据。迭代公式如下所示：

$$\hat{\sigma}_{t+1|t}^2 = (1-\lambda) \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i r_{t-i}^2 = (1-\lambda) r_t^2 + \lambda \hat{\sigma}_{t|t-1}^2$$

在反复计算的基础上，JP 摩根集团的风险计量系统对它对日回报数据的波动性的估计中都取衰减因子 λ 为 0.94。目标期为一个月的金融资产的衰减因子 λ 为 0.97，迭代计算的起点为：

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} r_i^2$$

在风险计量中，M 取 74。

（3）用参数法计算 VaR 时的分布问题。计算 VaR 还有一个分布问题要考虑，通常的模型假设残差服从正态分布，但在实际应用中，收益序列常常存在着尖峰、厚尾性，即回报率分布的峰度比标准正态分布的峰度高。这表明股票投资比其他行为对更多的人而言具有同向影响，即市场具有收益时更多的人会有收益；市场亏损时，更多的人会亏损，暴发户和暴跌户为少数。由于金融时间序列的尖峰、厚尾性，计算 VaR 时应该考虑用于描述尾部特征的 t-分布、广义误差分布（Generalized Error Distribution，GED 分布）。

其分布密度函数分别为：

$$f(x, v)=\frac{\Gamma((v+1)/2)}{(v\pi)^{1/2}\ \Gamma(v/2)}\left[1+(\frac{x^2}{v})^{-(v+1)/2}\right]$$

$$f(x, v)=\frac{v\ \Gamma(3/v)^{1/2}}{2\ \Gamma(1/v)^{3/2}}\exp\left[-|x|^v\left(\frac{\Gamma(3/v)}{\Gamma(1/v)}\right)^{v/2}\right]$$

其中，$-\infty<x<\infty$，$v>0$，v 为常数，可以视为 t-分布或GED 分布的自由度，$\Gamma(\circ)$ 为伽玛函数。

4. VaR 模型的准确性检验

VaR 模型的准确性检验是指 VaR 模型的测量结果对实际损失的覆盖程度。例如，假定给出了 95％置信度下的 VaR，则 VaR 模型的准确性是指实际损益结果超过 VaR 的概率是否小于 5％。VaR 模型的准确性有多种表示形式，因此其检验方法也有多种，一个通行的方法是 Kupiec（1995）提出的失败频率检验法。他假定 VaR 估计具有时间独立性，实际损失超过 VaR 的估计记为失败，实际损失低于 VaR 的估计记为成功，则失败观察的二项式结果代表了一系列独立的贝努里试验，失败的期望概率为 $p^*=1-c$（c 为置信度）。假定计算 VaR 的置信度为 C，实际考察天数为 T，失败天数为 N，则失败频率为 p（N/T）。零假设为 $p=p^*$。这样对 VaR 模型准确性的评估就转化为检验失败频率 P 是否显著不同于 P^*。Kupiec 提出了对零假设最合适的检验是似然比率检验：

$$LR=-2\ln[(1-p^*)^{T-N}p^{*N}]+2\ln[(1-p)^{T-N}p^N]$$

在零假设条件下，统计量 LR 服从自由度为 1 的 χ^2 分布。

三、实证分析

1. 数据选取与时段选择

（1）分析样本序列的选择。由于在中国股市上并无惟一的权威市场股票指数。上海证券交易所和深圳证券交易所都分别根据本交易所上市股票建立了一系列股票指数。本文根据研究需要，以及对于股市发展的代表情况来看，选择了上证指数（证券代码 999999）、深证综指（证券代码 399106）以及上证 180 指数。从选择样本的范围考虑来看，即包括能反映上海交易所股票交易情况的指数，又包括能反映深圳交易所股票交易情况的指数；从股指的计算情况来看，既包括以所有股权（包括流通股与非流通股）计价的综合指数，又包括仅以流通股计权重的成份指数；从样本时间来看，既包括资本市场成立不久就编制的上证指数、深证综指，又包括采纳国际经验，在股市发展一段时间以后所编制的上证 180 指数。所以覆盖面广、代表性强。

（2）分析时段选择。尽管上证指数 1990 年 12 月 19 日开始公布，深证指数 1991 年 4 月 3 日开始公布，但是由于开始阶段，进入流通的样本股票数量少，而且交易制度不完善，股市投机性强，所以股市异常波动性太大。

①上证指数与深证综指历年波动情况。从图中易知，每种指数波动趋势基本相同，反映了系统风险变化情况；1996、1997 年后，波动趋于平稳，所有指数方差变化值小于 0. 03。

②股市政策变化情况。考虑到我国股市制度变化对收益率变化有很大影响，因此在时段选择上再考虑股市交易制度的变化：为了保证股市稳定，防止过度投机行为，中国股票市场交易 1996 年 12 月 16 日开始实行 $T+1$ 交易制度，以及实施涨跌停板限制，即规定除上市

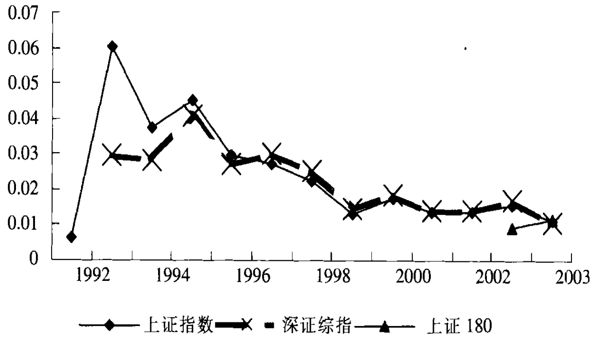

图 1 各指数分年度方差波动图

首日以外，股票、基金类证券在一个交易的交易价格相对上一个交易日收市价格的涨跌幅不得超过 10%。

综合以上因素，把整个数据分析时段选择为 1997 年 1 月 1 日至 2003 年 12 月 31 日，数据来源为香港理工大学中国会计与金融研究中心和深圳市国泰安信息技术有限公司联合开发的“中国股票研究市场交易数据库”（CSMAR 数据库，2003）。数据处理与分析采用软件为 Eviews4.0 与 Matlab6.0。

2. 数据基本分析

（1）各股指的收益率形式。各股指收益率采用自然对数收益率形式，即：

$$r_t = \ln p_t - \ln p_{t-1}$$

其中，p_t 为各股指每日收盘价；p_{t-1}为前一日收盘价。

（2）各股指的基本统计特征。

表 1 各股票指数的基本统计特征（1997-1-1～2003-12-31）

指数简称	均 值	最大值	最小值	方 差	偏 度	峰 度	$J-B$ 检测值	$Prob$
上证指数	0.0003	0.0940	－0.0934	0.0157	－0.0963	9.3010	2788.3830	0.0000
深证综指	0.0001	0.0924	－0.1040	0.0169	－0.4018	9.2288	2767.6530	0.0000
上证 180*	－0.0004	0.0559	－0.0301	0.0108	0.6768	5.5870	128.5781	0.0000

说明：上证 180 取代原上证 30 指数，正式发布于 2002 年 7 月 4 日，所以其统计特征的时间为 2002-7-4～2003-12-31。

根据上表所得的各股票指数对数收益的偏度、峰度以及 $J-B$ 检测值可知，几种指数都不符合正态分布，利用 QQ 图也可进一步得知，各股指收益存在着明显的尖峰、厚尾特征。

（3）各股指的其他特征分析。由于篇幅所限，以下分析以上证指数为例进行详细说明，其他指数的分析方法相同，仅列出结论。

①上证指数时间序列特征分析。图 2 为上证指数对数日收益率直线图，从图中可见，收益率存在丛集性效应（即一次大的波动后往往伴随着大的波动，一次小的波动后往往伴随着

小的波动）。

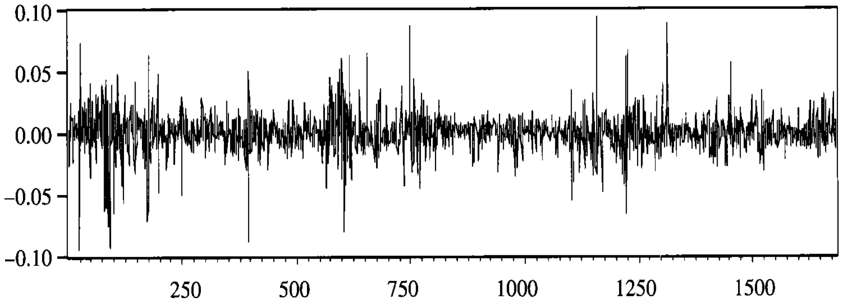

图 2　上证指数对数日收益率图

②上证指数对数日收益率的平稳性检验。用单位根方法检验时间序列的平稳性，得到结果如下表所示，由表可知，对数日收益率时间序列在 5％标准下是十分显著平稳的。

ADF 检验值	－19.47755	5％　标准	－1.9395

③上证指数对数日收益率自相关性。对上证指数的十阶滞后量求自相关函数值与偏自相关函数值，如图 3 所示。由此可知上证指数的对数日收益率之间相关性并不显著，但在高阶后呈弱相关。

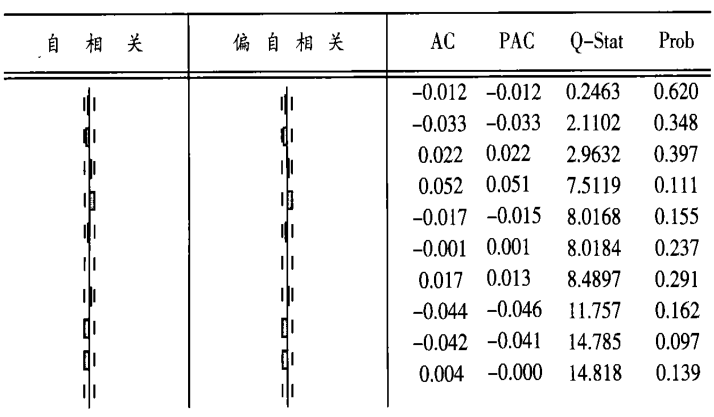

图 3　上证指数对数日收益率自相关图

④上证指数对数日收益率异方差性检验。因为直观观察可以看出上证指数的日收益率存在丛集性效应，可能存在异方差现象，因此，对上证指数进行 LM 异方差检验，结果如下：

ARCH（q）	LM 值	概　率	结　论
Q＝1	52.23846	0.000000	存在异方差
Q＝2	73.85776	0.000000	存在异方差
Q＝3	97.01186	0.000000	存在异方差
Q＝4	104.2478	0.000000	存在异方差

3. ARCH 族模型计算 VaR 结果。

根据以上分析知，上证指数对数日收益率为平稳序列，且不存在自相关，所以收益方程为一般均值回归方程。在建立 GARCH 族模型之前，用 AIC 与 SIC 信息准则，经过反复试算，判断滞后阶数（p，q）为（1，1）比较合适，所以以下模型均为 GARCH（1，1）类模型：

（1）上证指数 GARCH 族模型计算结果。

①正态分布假设下。

Model	α_0	α_1	β_1	γ_1	δ
GARCH（1，1）－n	0.0000	0.2261	0.7419		
	（7.809）	（13.372）	（45.472）		
EGARCH（1，1）－n	－0.5412	0.2837	0.9610	－0.4059	
	（－8.661）	（12.652）	（152.580）	（－4.095）	
PARCH（1，1）－n	0.0027	0.1471	0.8574	0.1795	0.5884
	（2.360）	（12.428）	（71.147）	（4.174）	（6.161）

注：括号内数字为参数估计的 t 统计量。

从模型的估计参数来看，各模型的参数均在 5%置信水平下显著。而对估计残差再做异方差效应的 LM 检验，将发现不存在显著的异方差现象，所以说以上模型能较好地刻画上证指数对数收益率异方差现象。

下面是各模型估计的 VaR 值的一般统计特征以及用返回检验方法得到的失败天数和相应失败率。

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－n	95	－0.0878	－0.0132	－0.0246	0.0112	80	4.751
EGARCH（1，1）－n	95	－0.0760	－0.0100	－0.0241	0.0094	79	4.691
PARCH（1，1）－n	95	－0.0785	－0.0097	－0.0241	0.0096	79	4.691

从结果来看，这三种模型计算得到的 VaR 均值无明显差别，估计标准差 EGARCH 与 PARCH 模型均小于一般 GARCH 模型。估计失败天数相差不明显，失败率均接近 5%。用 Kupeic（1995）提出的 LR 统计量检验，在 5%显著水平下不能拒绝原假设，所以可以得出结论，对于上证综指而言，这三个模型计算的 VaR 值结果比较准确，精度较高。

②t-分布下的 GARCH 族模型。

Model	α_0	α_1	β_1	γ_1	δ	D.F
GARCH（1，1）－t	0.0000	0.1558	0.8117			4.3917
	（3.800）	（5.796）	（29.883）			
EGARCH（1，1）－t	－0.5688	0.2681	0.9566	－0.0860		4.6224
	（－5.158）	（7.498）	（84.704）	（－4.179）		
PARCH（1，1）－t	0.0007	0.1526	0.8515	0.3366	0.9512	4.6693
	（1.037）	（7.272）	（39.827）	（4.084）	（4.391）	

注：括号内数字为参数估计的 t 统计量。

从模型的估计参数来看，各模型的参数均在 5％置信水平下显著。而对估计残差再做异方差效应的 LM 检验，将发现不存在显著的异方差现象，所以说以上模型能较好地刻画上证指数对数收益率异方差现象。

下面是各模型估计的 VaR 值的一般统计特征以及用返回检验方法得到的失败天数和相应失败率。

Model	置信水平（％）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（％）
GARCH（1，1）－t	95	－0.1001	－0.0170	－0.0310	0.0129	39	2.316
EGARCH（1，1）－t	95	－0.0990	－0.0120	－0.0300	0.0117	39	2.316
PARCH（1，1）－t	95	－0.1035	－0.0125	－0.0300	0.0119	42	2.494

从结果来看，在 t-分布下这三种模型计算得到的 VaR 均值无明显差别，估计标准差 EGARCH与 PARCH 模型均小于一般 GARCH 模型。从返回检验结果看，t-分布下估计的 VaR 比较保守，高估了风险值。用 Kupeic（1995）提出的 LR 统计量检验，将在显著水平下拒绝原假设，所以得出结论，对于上证综指而言，在 t-分布下计算的 VaR 值结果太保守。

③GED 分布下的 GARCH。

Model	α_0	α_1	β_1	γ_1	δ	d
GARCH（1，1）－GED	0.0000	0.1596	0.8042			1.1723
	（3.804）	（6.056）	（28.453）			
EGARCH（1，1）－GED	－0.5317	0.2607	0.9607	－0.0634		1.1940
	（－4.988）	（7.243）	（89.057）	（－3.393）		
PARCH（1，1）－GED	0.0011	0.1462	0.8579	0.2655	0.8213	1.1996
	（1.065）	（7.204）	（40.759）	（3.225）	（3.874）	

注：括号内数字为参数估计的 t 统计量。

在GED 分布下模型估计的尾部参数为 1.17 左右，说明收益率不服从正态分布，GED 模型可以较好地捕捉厚尾现象。从模型的其他估计参数来看，各模型的参数均在 5％置信水平下显著。而对估计残差再做异方差效应的 LM 检验，将发现不存在显著的异方差现象，所以说以上模型能较好地刻画上证指数对数收益率异方差现象。

下面是各模型估计的 VaR 值的一般统计特征以及用返回检验方法得到的失败天数和相应失败率。

Model	置信水平（％）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（％）
GARCH（1，1）－GED	95	－0.0793	－0.0130	－0.0241	0.0102	81	4.810
EGARCH（1，1）－GED	95	－0.0760	－0.0095	－0.0237	0.0091	78	4.631
PARCH（1，1）－GED	95	－0.0788	－0.0097	－0.0238	0.0093	79	4.691

从失败天数与失败率来看，在 GED 分布假设下的 GARCH 模型能比较好地刻画股市波动。这三种模型计算得到的 VaR 均值无明显差别，估计标准差 EGARCH 与 PARCH 模型均

小于一般 GARCH 模型。估计失败天数相差不明显，失败率均接近 5%。用 Kupeic（1995）提出的 LR 统计量检验，在 5%显著水平下不能拒绝原假设，所以可以得出结论，对于上证综指而言，这三个模型计算的 VaR 值结果比较准确，精度较高。

④相应的 ARCH-M 族模型。正态分布下 GARCH-M 族模型。

$$r_t = \mu_t + A\sigma_t + \varepsilon_t$$

Model	A	α_0	α_1	β_1	γ_1	δ
GARCH（1，1）－*M*	0.2730	0.0000	0.2388	0.7258		
	（3.676）	（8.012）	（13.865）	（44.805）		
EGARCH（1，1）－*M*	0.2242	－0.6064	0.2968	0.9546	－0.0383	
	（3.299）	（－9.222）	（12.859）	（141.775）	（－3.736）	
PARCH（1，1）－*M*	0.1767	0.0021	0.1602	0.8431	0.1496	0.6949
	（3.049）	（2.008）	（12.542）	（66.595）	（3.727）	（6.213）

注：括号内数字为参数估计的 z 统计量。

从模型的估计参数来看，各模型的参数均在 5%置信水平下显著。

下面是各模型估计的 VaR 值的一般统计特征以及用返回检验方法得到的失败天数和相应失败率。

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－*M*	95	－0.0939	－0.0134	－0.0245	0.0112	80	4.751
EGARCH（1，1）－*M*	95	－0.0776	－0.0113	－0.0240	0.0094	77	4.572
PARCH（1，1）－*M*	95	－0.0796	－0.0109	－0.0240	0.0097	81	4.810

对比 ARCH-M 模型估计的参数与一般 ARCH 模型估计参数来看，在同样分布假设下，虽然在显著性方面有所提高，但并不明显。估计的 VaR 值的均值与方差两者相差无几，而在失败天数与失败率上，也无明显差异。对于 t-分布与 GED 分布假设下计算的 VaR 值结果与此类似。因此，得出结论：尽管 ARCH-M 模型在均值方程中考虑了风险与收益的关系，增加了标准差做为风险因子，在描述收益方程上有其合理的部分，但是对于 VaR 计算来说，主要关注的是条件方差方程，所以得出的 VaR 结果差异并不明显。

通过以上几组模型，我们可以得出一个结论：在 ARCH 类模型之下的 VaR 计算，在其他条件不变的情况下，对于 ARCH 类模型的种类不太敏感，比如以上分析中，GARCH、EGARCH、PARCH 模型的设定，对于 VaR 的计算结果并无明显差别，尽管 EGARCH、PARCH 更好地捕捉了股市的非对称信息，刻画了股市的杠杆效应。但是 VaR 的计算对于分布假设比较敏感，在以上分析中，正态分布假定和 GED 分布假定计算得到的 VaR 值比较理想，而 t-分布的假定尽管更好地描述了收益率的尾部特征，但是估计的 VaR 值过于保守，所以不一样的分布假设可能会带来很大的估计差别。

（2）深证综指（代码 399106）分析。①深证综指时间序列特征分析。通过对深证综指时间序列进行同上证指数同样的稳定性检验（ADF 单位根检验）、异方差检验及自相关检

验，易知：深证综指对数收益率在1997年1月1日～2003年12月31日之间是稳定的，自相关性不明显以及存在显著的异方差现象；②深证综指的VaR-GARCH计算。在正态分布、t-分布及GED分布下，各GARCH模型参数均比较显著，由于篇幅所限，不一一列出，仅列出相应分布下计算得到的VaR值的一般统计特征及用返回检验方法得到的失败天数与失败率。

正态分布假设：

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－n	95	－0.0884	－0.0121	－0.0260	0.0119	90	5.344
EGARCH（1，1）－n	95	－0.0760	－0.0100	－0.0241	0.0094	82	4.869
PARCH（1，1）－n	95	－0.0785	－0.0099	－0.0241	0.0096	82	4.869

t-分布假设：

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－t	95	－0.1175	－0.0158	－0.0318	0.0148	44	2.613
EGARCH（1，1）－t	95	－0.1128	－0.0108	－0.0310	0.0134	51	3.029
PARCH（1，1）－t	95	－0.1225	－0.0115	－0.0309	0.0139	48	2.850

GED分布假设：

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－GED	95	－0.0919	－0.0125	－0.0258	0.0118	92	5.463
EGARCH（1，1）－GED	95	－0.0882	－0.0089	－0.0254	0.0107	81	4.810
PARCH（1，1）－GED	95	－0.0938	－0.0096	－0.0255	0.0111	82	4.869

对比以上三个表，可以发现与上证指数相类似的结论：在t-分布假设下，估计得到的VaR值较保守，对其LR统计量进行检验，将在显著水平下拒绝原假设，说明结果不好。而在正态分布与GED分布假设下，估计得到的VaR值比较理想，失败率均接近5%。在相同的分布假设下，GARCH模型估计的效果不如EGARCH模型与PARCH模型，而在上证指数的估计中，差别却没有这么明显。其原因在于深证指数的风险大于上证指数的风险。这也说明了，在风险较大的场合，波动性比较明显的场合，用EGARCH或PARCH等模型描述条件方差，进而计算VaR更合理。

（3）上证180指数的分析。上证180指数的样本时间比较短，从正式上市的2002年7月4日～2003年12月31日止，所以有一些与上面指数不一样的特点。

①上证180指数时间序列特征分析。在基本统计特征检验中，发现上证180指数的对数收益率仍然表现稳定，并且无自相关，具有较明显的异方差效应。

②上证180指数的VaR-GARCH计算。在正态分布、t-分布及GED分布下，各GARCH模型参数均比较显著，由于篇幅所限，不一一列出，仅列出相应分布下计算得到的

VaR 值的一般统计特征及用返回检验方法得到的失败天数与失败率。

正态分布假设：

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－*n*	95	－0.0318	－0.0118	－0.0175	0.0036	20	5.525
EGARCH（1，1）－*n*	95	－0.0291	－0.0115	－0.0174	0.0035	21	5.801
PARCH（1，1）－*n*	95	－0.0307	－0.0116	－0.0174	0.0037	20	5.525

t-分布假设：

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－*t*	95	－0.0392	－0.0151	－0.0227	0.0042	7	1.934
EGARCH（1，1）－*t*	95	－0.0333	－0.0146	－0.0223	0.0032	5	1.381
PARCH（1，1）－*t*	95	－0.0392	－0.0151	－0.0227	0.0042	7	1.934

GED 分布假设：

Model	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
GARCH（1，1）－GED	95	－0.0306	－0.0119	－0.0174	0.0033	19	5.249
EGARCH（1，1）－GED	95	－0.0282	－0.0116	－0.0173	0.0033	20	5.525
PARCH（1，1）－GED	95	－0.0296	－0.0116	－0.0174	0.0034	18	4.972

对比以上三个表，可以发现：在 *t*-分布假设下，估计得到的 VaR 值较保守，对其 *LR* 统计量进行检验，将在显著水平下拒绝原假设，说明结果不好。而在正态分布与 GED 分布假设下，估计得到的 VaR 值比较理想，失败率均接近 5%。与上证指数与深证指数不同的是，对于上证 180 指数而言，由于样本数量较少，所以估计的结果有低估风险的可能性。但是在对比三种不同分布，以及相同分布假设下，可以得出 GED 分布估计效果最好，而且在三种典型的 GARCH 模型中，PARCH 模型估计效果最好。

4. 风险计量模型计算 VaR 结果。

作为对比，在此列出用风险计量模型计算得到的三种指数的 VaR 值的一般统计特征及用返回检验方法得到的失败天数与失败率。

指数名称	置信水平（%）	VaR 最小值	VaR 最大值	VaR 均值	VaR 标准差	失败天数	失败率（%）
上证指数	95	－0.0623	－0.0088	－0.0239	0.0102	95	5.641
深证综指	95	－0.0623	－0.0088	－0.0239	0.0102	114	6.770
上证 180	95	－0.0309	－0.0102	－0.0169	0.0047	22	6.077

从上表易知，用风险计量模型计算得到三种指数的 VaR 结果，从失败率来看均大于

5%，有低估风险的可能性。用 Kupeic（1995）提出的 LR 统计量检验，在 95%显著水平下上证指数与上证 180 指数不能拒绝原假设，但对于深证综指，却拒绝原假设。

四、结　论

通过以上的实证分析，对比 ARCH 类模型与风险计量模型的 VaR 计算结果；对比相同的分布假设下，对同一证券的不同 ARCH 类模型的 VaR 计算结果；对比相同的 ARCH 模型对于同一证券指数，但在不同的分布假设下的 VaR 计算结果；对比相同的 ARCH 类模型，相同的分布假设，但对不同的证券指数的 VaR 计算结果；对比不同的 ARCH 类模型、不同的分布假设以及不同的证券指数的 VaR 计算结果，可以得出以下结论：

第一，在用参数法计算 VaR 值时，用 EWMA 及 GARCH 方法描述条件方差，考虑了对数收益率方差的动态性与时变性，因此得到的结果比较精确；在同样的正态分布假设下，GARCH 族模型计算得到的 VaR 值效果要好于用摩根公司风险计量模型计算得到的，原因在于风险计量模型在计算 VaR 值时，移动平均的权重使用一个常数，并不一定适合每一个市场。

第二，在相同分布假设下，用 EGARCH、PARCH 模型计算得到的 VaR 值要好于用 GARCH 模型得到的结果，尤其是在样本数据比较少的情况下（比如上证 180 指数），可以发现考虑非对称情况的条件异方差模型效果要好于不考虑非对称情况的简单 GARCH 模型，在本文中，可以发现 PARCH 模型计算得到的 VaR 结果要更好一些。

第三，在相同分布假设下，尽管 ARCH-M 模型在均值方程中考虑了收益和风险的关系，引入标准差或条件方差项去刻画风险对收益的影响，但最后计算的 VaR 结果上，效果却并不明显。主要是因为用 GARCH 参数法计算 VaR 时，主要关注条件方差，均值方程的影响很小。所以在使用 GARCH 模型，计算 VaR 时，可以把均值方程设得比较简单。比如，在收益率没有自相关时，就用一般的均值回复方程。

第四，用参数法计算 VaR，影响较大的一个因素是分布假设。尽管 t-分布具有描述厚尾的特点，但是从以上分析不难发现，在 t-分布假设下计算得到的 VaR 值过于保守，除非在一些对风险值要求特别严格的场合以外，不适合用来计算 VaR 值。在样本数据较多，风险较小的情况下，正态分布因为其性质良好，计算简单，不失为计算 VaR 的一个好方法。但是在风险较大，样本数据较少，明显不符合正态分布的情况下，用 GED 分布来描述收益率的厚尾特点，计算结果比较精确，它的缺点则是计算量较大，比较繁琐。

参 考 文 献

[1] Jorion. Philippe. *Risk: Measuring the risk in value at risk* [J], Financial Analysts Journal, 1996. Dec/Nov: 47～56.

[2] Thomas J Linsmeier, Neil D Pearson, *Value at Risk, Financial Analysts Journal* [J], 2000. Mar/Apr: 47～67.

[3] Jia Jianmin, Dyer, James S, *A Standard Measure of risk and risk value models*, Management Science, 1996. 12: 1691～1705.

[4] 王春峰.《金融市场风险管理》[M]，天津大学出版社，2001.

[5] 皮埃特罗·潘泽等著，綦相译.《用 VaR 度量市场风险》[M]，机械工业出版社，2001.

（下转第 133 页）

第三，落实投资体制改革的具体措施。一要及时出台政府在企业投资核准环节中对维护经济安全、合理开发利用资源、保护生态环境、优化重大布局、保障公共利益、防止出现垄断等方面进行核准的具体操作细则；二要及时出台规范企业投资行为的相关法律法规，帮助企业及时获得相关信息；三要及时清理和废止限制社会投资的过时政策和法规；四要建立政府投资责任追究制度；五要进行配套财税制度改革。

第四，继续实施稳健货币政策。一要根据金融体系流动性状况，灵活调节公开市场对冲操作，保证金融机构正常的支付清算和合理的贷款资金需求，加强存款准备金、再贷款和再贴现管理，注意货币政策工具的协调配合，合理控制货币信贷总量；二要引导金融机构加大对煤电油运、农业、高新技术产业、装备制造业和助学等方面的贷款支持，认真及时总结消费信贷实践经验，规范发展消费信贷，促进投资与消费的均衡发展。

第五，消除扩大消费的体制性障碍，针对当前城乡居民消费方面的后顾之忧，进一步明确政府对义务教育和基本医疗保障等公共品的投入责任；切实解决教育、医疗体制改革中新出现的群众意见较大的问题；坚决纠正教育、医疗产业化中侵害群众利益的做法；抓紧建立新的住房货币化分配体系，消除新旧体制交替过程中的“政策真空”。

第六，改革现行的土地管理制度，遏制地方政府“卖地”筹集投资资金问题。一要修订对农民征用土地的补偿标准；二要调整上收“农转非”的土地审批权限；三要改革土地出让金收取办法，由一次性收取改为逐年收取。

（责任编辑：朱长虹）

（上接第81页）

[6] 马克·洛尔等著，陈斌等译：《金融风险管理手册》[M]，机械工业出版社，2002。

[7] 中国证券业协会2003年科研课题研究报告，中国证券市场发展前沿问题研究（2003）[C]，中国金融出版社，2004。

[8] 王春峰、李刚：《基于分布拟合法的VaR估计》[J]，《管理工程学报》2002年第4期。

[9] 陈守东、俞世典：《基于GARCH模型的VaR方法对中国股市的分析》[J]，《吉林大学社会科学学报》2002年第7期。

[10] 范英：《VaR方法在股市风险分析中的运用初探》[J]，《中国管理科学》2000年第3期。

（责任编辑：刘 强）