

文章编号:1002-980X(2007)10-0084-05

中国股市波动性聚类特征参数与非参数分析

方国斌

(安徽财经大学 统计与应用数学学院, 安徽 蚌埠 233030)

摘要: 从分析中国股市收益率序列的特征入手,寻找描述中国股市波动性特征的合适的统计模型。重点对中国股市收益率序列的波动性聚类现象进行研究。运用描述统计学方法,广义自回归条件异方差模型,以及非参数统计方法等多种方法进行广泛探讨。结合具体的数据分析,从多个角度刻画出中国股市收益率序列的波动性聚类现象的参数与随机性特征。

关键词: 股市;波动性聚类;GARCH;非参数

中图分类号: F222.3 **文献标志码:** A

金融时间序列的例子很多,比较有代表性的包括按工作日进行交易的股市数据,各国央行根据经济形势进行不定期调整的存贷款利率,以及由多方面情况综合决定的货币的兑换比率即外汇汇率。金融时间序列,尤其是股市收益率序列,经常会出现大起大落的情形,这就是波动性。当然,任何经济市场都具有波动性,但是,股票市场的波动性特征更为明显、特殊。比如说,股市收益率序列可能在相当长的一段间内持续上升,而在接下来的另一段时间又会持续下降。另外还可能出现在一段连续时间内小幅波动,而在另外一段时间连续大幅波动。这就是波动性聚类现象。

金融时间序列的基本特征,尤其是股票市场的统计特征包括很多方面。Rydberg, T.^[1]对包括股票、利率、汇率等金融收益率时间序列的一系列基本特征进行了总结。股市数据的基本特征包括:

1) 厚尾(Heavy tails)特征。收益率序列的分布比正态分布具有更厚的尾部以及更陡峭的峰度。现在一般认为收益率序列具有二阶矩。不过究竟满足几阶矩还是一个值得探讨的话题。具有厚尾特征也就表明具有更多的极值风险以及与平均收益率不同的大量野值的出现。

2) 波动性聚集(Volatility clustering)现象。前面我们已经提到,这实质上就是收益率的波动以成串出现的正向或负向为特征。同时也表示大的波动

接着大的波动出现,一段比较平缓的序列后面往往接着一段比较大的波动聚集出现。

3) 不对称性(Asymmetry)。相对于正态分布或学生氏分布而言,金融时间序列往往表现出不对称性,有时是对正面消息过于乐观,而有时则是对负面消息过于悲观。具体对股市而言,就是所谓的追涨杀跌。这一点各个市场表现不全相同,有的表现为正偏分布,有的则表现为负偏斜。

4) 累计高斯型(Aggregational Gaussianity)。这主要表现在随着样本容量的扩大,或者抽样频率减少时,中心极限定理成立。若收益率序列时期足够长,则其分布越来越趋近于一个正态分布。

5) 长期依赖性(Long range dependence)。长记忆性已经成为金融时间序列的一个标志性特征,虽然收益率序列本身并没有表现出明显的自相关特征,但是其平方和序列却表现出明显的自相关性。说明这些序列本身并不是相互独立的。这种长记忆性可能是金融时间序列的本质特征。很多模型的拟合也是基于这一特征基础之上的。

针对于某一个市场来说,可能具备以上基本特征的一个或几个方面。或者还有一些新的特征。以下我们结合中国股票市场的实际,分析中国股市的一些基本特征,我们尤其关注的是波动性聚类现象。

1 数据的选取与处理

1.1 数据的选取

收稿日期:2007-05-09

基金项目:安徽省教育厅科研资助计划(2005jqw056)阶段性成果

作者简介:方国斌(1973—),男,安徽宿松人,安徽财经大学讲师,统计学硕士,主要从事金融风险预测与控制和经济统计理论研究。

新时期中国股票市场从 1990 年 12 月 19 日上交所开业算起,当日开始编制股票指数,经过十几年的发展,指数品种也越来越多。我们认为,综合指数还是最能反映各个股票市场的总体特征。每一个股票市场的股票指数有很多种,从整个中国股票市场的代表性角度,这里选取上证综指和深证成指进行分析。主要分析以股市指数为基础的收益率序列的特征。

由于十几年来我国股票市场在不断发展,制度在不断健全,市场在逐渐规范,投资者也渐趋理性,股价行为必然会表现出明显的阶段性。一般认为,1993 年以前我国股票市场的发展处于起步阶段,指数编制方法不尽合理,市场容量较小,价格波动剧烈,制度不健全,市场不规范,股市风险表现为强烈的不规则性,也明显具有非理性行为和主观制造因素。而 1993 年之后,经历多年的发展,其中因为制度变迁,我国股市又经历了几个新的阶段。比如,截至 1994 年 12 月 30 日,股票市场实行的是 T+0 交易制度,无涨跌停板限制,有的股票价格波动性太大。1995 年 1 月 1 日开始实行 T+1 制度以后,通过延迟交易时间,对抑制股市的投机行为起到了一定的作用。同时,因为实行的仍然是无涨跌停板制度,所以股价的极值风险还是很大。而股市制度的相对稳定始于 1996 年 12 月 16 日,从那时开始实施涨跌停板限制。封建强^[2]等人的研究表明,1996 年 12 月 16 日前后的股价行为有很大的差异。因此,本文选取 1996 年 12 月 16 日至 2007 年 4 月 17 日

为样本期,以上证综指和深证成指两种指数各 2 492 个日收益率数据为研究对象,对我国股市波动性聚类现象进行分析。

1.2 数据的处理

一般情况下,收益率的计算公式为:

$$r_t = \frac{D + (P_t - P_0)}{P_0} \times 100\% \quad (1)$$

式中, D 为现金股息; P_0 为股票买入价; P_t 为第 t 期的股票卖出价。

这里为了说明问题,采用股价指数的环比发展指标来计算收益率,在说明问题上这二者没有本质区别。本文采用的对数收益率公式为:

$$r_t = 100 \times (\ln I_t - \ln I_{t-1}) \quad (2)$$

I_t 、 I_{t-1} 表示第 t 期和 $t-1$ 期的收盘股票价格指数。

研究股市风险,也就是研究股市的波动性。而股票市场数据一般又存在波动率聚类现象,因此,在进行股市风险度量机制的研究的同时,必须对中国股市的动态特征有一个大致的了解。

2 中国股市收益率序列的波动特征参数分析

2.1 基本特征

表 1 给出了两个市场日收益率序列 r_t 的统计特征。两个市场的实际样本容量均为 2 491。这是因为基期选择的是 1996 年 12 月 16 日,所以在计算的过程中,我们没有计算出当日的收益率。

表 1 中国股市收益率的基本统计特征

市场	均值	标准差	最大值	最小值	峰度	偏度	J - B 值
上海	0.051 6	1.566 3	9.401 0	- 9.920 3	9.020 5	- 0.201 2	3 778.85
深圳	0.036 0	1.740 8	9.529 9	- 10.627 4	8.630 1	- 0.269 0	3 320.07

由表 1 可知:

1) 两个平均收益率都接近于 0 或者说与其标准差相比较小。通过对滞后 10 阶以上收益率序列进行自相关检验,发现其相伴概率接近于 0,说明两个股票市场的市场收益率序列均为平稳时间序列,通过进一步验证发现其平方序列确实为平稳序列。这也是下面选择自回归条件异方差类模型进行拟合的原因之一。

2) 两市收益率均表现为负偏度,说明在所选定的样本期内,股市的负收益大于正收益,根据标准正态分布的基本假设,正态性特征应值得怀疑。

3) 收益率的峰度值过大(大于 3),因而表现出

明显的厚尾(heavy tail)特征。

4) J - B 正态检验值也拒绝了正态分布的原假设,而且可对滞后 10 阶以上的 J - B 检验值进行分析,发现其相伴概率接近于零,故两市收益率均不服从正态分布,这也与上面的分析结果一致。

2.2 波动性聚类特征分析

通过以上对中国股市的基本特征的分析,两个市场股市收益率均无正态性。这是因为股票市场价格波动频繁,而且经常表现为一个时期的波动性明显大于另一个时期的特征,即波动性聚类现象。为了刻画这一特征,1986 年 Bollerslev 提出了广义自回归条件异方差模型(GARCH)^[3],这一模型在预

测金融资产收益率方面极为成功。此后,人们又进一步提出了 *GARCH-M* (*GARCH*-in-mean) 模型、*TGARCH* (Threshold *GARCH*) 和 *EGARCH* (Exponential *GARCH*) 模型对股市行为特征进行分析,成效也非常显著。

2.2.1 GARCH 模型

对于通常的回归模型,

$$y_t = x_t + \epsilon_t \quad (3)$$

如果随机扰动项的平方 ϵ_t^2 服从 *AR*(*q*) 过程,即

$$\epsilon_t^2 = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \epsilon_{t-q}^2 + \epsilon_t \quad t=1,2, \dots \quad (4)$$

其中, ϵ_t 独立同分布,满足 $E(\epsilon_t) = 0, D(\epsilon_t) = \sigma^2$,称模型(4)为 *ARCH*(*q*) 模型。

一般又记为

$$\epsilon_t = \sqrt{h_t} \times \epsilon_t \quad (5)$$

$$h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \epsilon_{t-q}^2 \quad (6)$$

其中, ϵ_t 独立同分布,且 $E(\epsilon_t) = 0, D(\epsilon_t) = 1; \omega > 0, \alpha_i \geq 0 (i=1,2, \dots, q)$,为了保证 *ARCH* 过程是宽平稳的,需满足 $\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_q < 1$

只需将(6)改写为下面的形式:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (7)$$

则称序列服从 *GARCH*(*p, q*) 过程,其中 $\beta_j \geq 0, j=1, \dots, p, \sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$ 。

2.2.2 GARCH-M 模型

在(3)式右边增加一项 h_t (本文的计算过程中采用的是标准差 $\sqrt{h_t}$)^[4],表达式为:

$$y_t = x_t + \sqrt{h_t} \epsilon_t \quad (8)$$

其余结构与 *GARCH*(*p, q*) 一样,这样的模型称为 *GARCH-M*(*p, q*) 模型。

2.2.3 TGARCH 模型

上面的几种模型实际上都是一种对称 *ARCH* 的模型,针对股市的左偏态或右偏态特征而提出的非对称模型可能更为有效。非对称的 *TGARCH* (threshold *GARCH*) 模型具有如下的条件方差^[4]:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^2 d_{t-i} + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (9)$$

其中, d_t 是虚拟变量(dummy variable)

$$d_t = \begin{cases} 1, & \epsilon_t < 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

引入 d_t 的作用主要作用是为了反映出股价上涨信息($\epsilon_t > 0$)和下跌信息($\epsilon_t < 0$)对条件方差的作用效果的不同。这种方法的度量实际上主要还是股价下跌带来的损失,而没有考虑股价上涨带来的收益的增加。因为, $\epsilon_t \geq 0$ 时, $\sum_{i=1}^2 d_{t-i} = 0$ 。

2.2.4 EGARCH 模型

这也是一种非对称 *GARCH* 模型,由 Nelson^[3] 于 1991 年提出,其条件方差表达式是将(6)改写为:

$$\log(h_t) = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(h_{t-j}) + \sum_{i=1}^q \left[\alpha_i \left| \frac{\epsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \right| + \gamma_i \frac{\epsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \right] \quad (11)$$

因为条件方差 h_t 采用了自然对数的形式,所以要求 h_t 的值非负,这样产生的杠杆效应是指数的,故称为 Exponential-*GARCH*。而且,当 $\gamma_i < 0$ 时,杠杆效用作用明显。

2.2.5 实证研究

要运用以上模型来分析股市的波动性,首先必须了解股市的静态特征。反映股市收益率变化的因素,除了以前的收益率序列外,股市的成交量的变化也不容忽视^[5]。记 f_t 为第 t 日的股票成交量,为了与上面收益率序列对应,对其取对数差分再乘上 100,得出股市成交量的变化率:

$$y_t = 100 \times (\ln f_t - \ln f_{t-1}) \quad (12)$$

因为股市收益率存在着一定的自相关,所以首先要建立分布滞后模型对收益率作静态分析,考虑股票市场的周效应(5 日),取最大滞后期为 5 期进行逐步筛选^[6],最终选定的分布滞后模型(DLM)为:

$$\text{沪市: } r_t = \alpha_1 r_{t-1} + \alpha_0 y_t + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \alpha_3 y_{t-3} + \epsilon_t \quad (13)$$

$$\text{深市: } r_t = \alpha_1 r_{t-1} + \alpha_3 r_{t-3} + \alpha_0 y_t + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \epsilon_t \quad (14)$$

沪深两市各字母的含义不一样,其检验结果见表 2。

表 2 沪深两市静态模型分析(h 表示沪市, s 表示深市,括号中为 t 值)

系数	上海股票市场(h)	深圳股票市场(s)
1	- 0.120 3(- 5.852 5)	- 0.079 2(- 3.803 2)
3		0.081 5(4.286 0)
0	0.021 1(17.041 6)	0.024 9(16.880 1)
1	0.009 5(7.298 4)	0.008 9(5.826 3)
2	0.007 3(5.927 1)	0.004 3(3.019 2)
3	0.005 9(4.997 4)	
AIC	3.589 379	3.812 180
Ln(L)	- 4 460.187	- 4 722.804

通过对上述两个模型的残差序列进行滞后 10 阶以上的 *LM* 检验,发现其相伴概率仍然接近于零。因此残差序列存在较高的异方差性,所以必须采用 *GARCH* 模型来拟合,从而更好地反映残差序列的

波动性聚类现象。对沪深股市 ARCH 效应利用拉格朗日乘子 (LM) 进行检验^[7], 原假设为没有 ARCH 效应, 两个收益率序列的 P 值都接近于零。故拒绝没有 ARCH 效应的原假设。

为了选择合适的模型, 分别对 $GARCH(p, q)$ 模型的滞后阶数 p, q 取不同的值, 根据 AIC (Akaike

info criterion) 和 SC (Schwarz criterion) 来判断, 通过比较决定选择 $GARCH(1, 1)$ 模型。同时为了比较对称和非对称模型的效果, 对上面四种模型的参数也进行了估计, 其大致结果见表 3、表 4 (括号中分别为对应的 $t(\)$ 检验值和 z 检验值)。

表 3 $GARCH(1, 1)$, $GARCH(1, 1) - M$, $TGARCH(1, 1)$, $EGARCH(1, 1)$ 模型的参数检验与结果估计 (上海市场)

系数	$GARCH(1, 1)$	$GARCH(1, 1) - M$	$TGARCH(1, 1)$	$EGARCH(1, 1)$
ω	- 0. 102 6 (- 4. 712)	- 0. 102 (- 4. 750 0)	- 0. 104 1 (- 4. 624 8)	- 0. 101 8 (- 4. 979 5)
α_1	0. 017 9(22. 904 9)	0. 017 9 (21. 010 5)	0. 018 1 (22. 893)	0. 016 8(20. 980 4)
β_1	0. 008 3 (7. 602 1)	0. 008 2 (7. 506 2)	0. 008 3 (7. 671 0)	0. 007 8 (7. 845 6)
α_2	0. 007 4 (7. 481 3)	0. 007 4 (7. 431 2)	0. 007 5(7. 477 8)	0. 007 1 (7. 121 0)
β_2	0. 004 6 (4. 265 6)	0. 004 4(4. 222 2)	0. 004 6 (4. 215 4)	0. 004 7 (4. 347 5)
γ_1	0. 086 9(8. 686 2)	0. 097 2(9. 239 63)	0. 093 4 (8. 277 9)	- 0. 140 1 (- 13. 438)
γ_2	0. 117 8 (12. 199 5)	0. 127 8 (11. 758 7)	0. 133 2(7. 822 7)	0. 221 5 (14. 034 9)
δ	0. 845 5(81. 394 5)	0. 832 2(69. 749 5)	0. 836 6(62. 361 7)	- 0. 006 5 (- 0. 776 3)
	-	0. 017 2 (0. 828 9)	- 0. 016 9(- 1. 154 9)	0. 960 5 (213. 616 7)
AIC	3. 405 140	3. 427 882	3. 426 740	3. 419 515
SC	3. 423 851	3. 406 832	3. 405 689	3. 398 465
Ln(L)	- 4 227. 994	- 4 229. 098	- 4 227. 677	- 4 218. 690

表 4 $GARCH(1, 1)$, $GARCH(1, 1) - M$, $TGARCH(1, 1)$, $EGARCH(1, 1)$ 模型的参数检验与结果估计 (深圳市场)

系数	$GARCH(1, 1)$	$GARCH(1, 1) - M$	$TGARCH(1, 1)$	$EGARCH(1, 1)$
ω	- 0. 065 6 (- 3. 028 0)	- 0. 068 8(- 3. 214 7)	- 0. 066 3 (- 3. 054 6)	- 0. 068 1 (- 3. 221)
α_1	0. 039 4 (2. 060 1)	0. 050 5 (3. 045 1)	0. 038 7(2. 024 2)	0. 035 1 (1. 843 6)
β_1	0. 021 4(21. 641 6)	0. 021 23(19. 898 5)	0. 021 4 (21. 615)	0. 020 6 (20. 868 0)
α_2	0. 008 0 (7. 159 2)	0. 007 75(6. 819 1)	0. 008 0(7. 135 8)	0. 007 6 (7. 296 1)
β_2	0. 006 6 (5. 833 2)	0. 006 0 (5. 690 9)	0. 006 6 (5. 839 2)	0. 006 3 (5. 683 5)
γ_1	0. 054 9 (9. 163 9)	0. 052 9(8. 500 4)	0. 055 3 (9. 131 1)	- 0. 120 5 (- 16. 483)
γ_2	0. 083 5 (17. 031)	0. 085 8(15. 011 6)	0. 085 8(10. 770 0)	0. 181 4 (19. 154 5)
δ	0. 894 3 (242. 26)	0. 894 8 (186. 167 5)	0. 894 2 (236. 99)	0. 979 1 (398. 257)
	-	0. 003 1(0. 140 4)	- 0. 004 5 (- 0. 431 7)	- 0. 006 1(- 0. 913 3)
AIC	3. 565 820	3. 578 264	3. 566 581	3. 566 600
SC	3. 584 531	3. 599 314	3. 587 632	3. 587 650
LN(L)	- 4 427. 880	- 4 442. 360	- 4 427. 827	- 4 427. 850

注:表 3 - 4 中各系数的意义见模型 (3) - (14)

虽然两个市场 (沪市、深市) 在模型选择上略有差异, 然而两市的各个动态模型具有许多的相似性。模型的各个参数值在 5% 的水平下都显著的异于 0, 而两市的 $\alpha + \beta$ 值都接近于 1, 但都小于 1, 符合宽平稳的特征。表明两个市场的投机因素较强, 但两个股市的变动率都具有一种短暂性特征。

由表 3 和表 4 给出的结果, 两个市场的非对称的分布滞后 $GARCH(1, 1)$ 模型拟合效果较好。其 AIC 和 SC 值也较小, 而且对数似然值 $\ln(L)$ (log likelihood) 比较大。这表明, 采用非对称 $GARCH$

模型来估计中国股市的动态特征较为合适。

3 波动性聚类现象的非参数分析

下面我们采用非参数检验的方法来进一步探讨上海股市和深圳股市收益率序列波动性聚类特征是否具有明显的规律性。在此主要利用游程检验判断其是否具有随机性, 如果不具有随机性, 就一定存在某种规律, 这种规律性是否存在。

游程检验又称序贯检验, 通常把序列中连续出现同一字母或者符号的段称为一个游程。具体对股

票市场来说,股票收益率有正有负,如果股票指数上升,则其对数收益率数值为正数,反之,则表现为负数。股票指数可能连续多个交易日上升,也可能连续数个交易日下降,于是就产生了对数收益率的符号在连续正号或连续负号之间切换。我们将连续一段的正号(一个也可以组成一段)或连续一段的负号称为一个游程。比如说,某段时期对数收益率的符号如下:+,+,+,+,-,+,+,-,-,-,+,,-,-. 可以认为有 3 个正的游程和 3 个负的游程,总的游程数为 6 个。为了方便叙述,引入一些表示符号。对于某个由(1)式定义的对数收益率序列,记 r_+ 为正游程的个数, r_- 为负游程的个数。 R 为总的游程数,显然 $R = r_+ + r_-$ 。另外,用 n_+ 表示对数收益率序列取正值的个数, n_- 表示取负值的个数, N 表示收益率序列的总个数。由上面分析可知,在此讨论的上海股市和深圳股市收益率序列的个数都为 $N = 2491$ 。可以证明,在大样本情况下,也就是当 n_+ 或 n_- 大于 25 的时候, R 的渐近分布为正态分布^[8],其均值和方差分别为:

$$\mu_r = \frac{2n_+ n_-}{n_+ n_-} + 1 \tag{15}$$

$$\sigma_r^2 = \frac{2n_+ n_- (2n_+ n_- - n_+ - n_-)}{(n_+ + n_-) 2(n_+ + n_- - 1)} \tag{16}$$

即 $R \sim N(\mu_r, \sigma_r^2)$, 标准化后,有

$$z = \frac{R - \mu_r}{\sigma_r}$$

$z \sim N(0, 1)$, 进而可以利用标准正态分布来进行随机性检验。

通过计算得到上海市场与深证市场的统计量分别是 $z_{\text{上海}} = -0.9388$, $z_{\text{深圳}} = 0.4035$, 其绝对值都小于标准正态分布在 95% 的置信水平下的临界值。故接受原假设,即认为对数收益率序列具有随机性特征。并没有表现出明显的正收益多于负收益,或者负收益多于正收益的规律性。

4 主要结论

通过上文我们对上海股票市场和深圳股票市场对数收益率序列的分析。我们可以得出两个市场的一些共同特征,主要表现在如下几个方面。

首先,通过对两个市场收益率序列进行正态性检验,表明二者表现出比较明显的厚尾特征,也就是存在一些极值风险。通过进一步分析还得知,两个市场不紧不满足正态分布,而且表现出比较明显的非对称特征。其次,通过对两个市场进行 ARMA 模型的拟合,说明它们都具有长记忆特征。第三,也是最关键的一点,两个市场都存在波动性聚类现象,也就是正收益或负收益成串出现,大的波动或小的波动聚类的特征。这种波动性聚类现象通过非对称 GARCH 模型可以较好拟合。第四,对波动性聚类现象的非参数检验表明,这种现象的出现并没有表现出具体的规律性,即正负收益都存在聚类现象,但没有某种方向的收益明显占优的情形出现。

参考文献

- [1] R YDBERG T. Realistic Statistics Modeling of Financial Data [J]. International Statistical Review, 2000(68):233 - 258.
- [2] 封建强. 沪、深股市收益率风险的极值 VaR 的测度研究[J]. 统计研究,2002(4):34 - 38.
- [3] CHRISTIAN GOURIEROUX. ARCH Models and Financial Applications[M]. New York:Springer - Verlag, 1997.
- [4] DIEBOLD F X, A HICKMAN, A INOUE, et al. Converting 1 - day volatility to h - day volatility: scaling by \sqrt{h} is worse than you think[J]. Risk, 1998(11):104 - 7.
- [5] 刘国旗. 非线性 GARCH 模型在中国股市波动预测中的应用研究[J]. 统计研究,2001(1):49 - 52.
- [6] FRANCESES, PHILIP HANS. Time series models for business and economic forecasting [M]. Cambridge University Press, Cambridge, 1998.
- [7] JIANQING FAN, JUAN GU. Semiparametric estimation of Value at Risk[J]. Journal of Econometrics, 2003, 6:261 - 290.
- [8] P SPRENT, N C SMEETON. Applied Nonparametric Statistical Methods [M]. Third Edition. Chapman & Hall/CRC, 2000:96 - 106.

The Features of Volatility Clustering Parametric and Nonparametric Analysis About China's Stock Market

FANG Guo-bin

(School of Statistics and Applied Mathematics, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu Anhui 233030, China)

Abstract : In this paper, an analysis of China's stock market return sequence characteristic, find a suitable description of the features of China's stock market volatility statistical model. Focus on the volatility of the stock market return sequence studies. Use statistical methods to describe, GARCH model. Unifies the concrete data analysis, portrayed the China's stock market return sequence from many angles together the kind of phenomenon parameter and the random characteristic.

Key words : GARCH; stock market; volatility clustering; nonparametric