

GUANCHA YU FENXI

Cong TongJi de JiaoDu (2014)

观察与分析

——从统计的角度 (2014)

马立平 田 瑜 周广军 © 主编



首都经济贸易大学出版社
Capital University of Economics and Business Press

GUANCHA YU FENXI
Cong TongJi de JiaoDu (2014)

观察与分析

——从统计的角度 (2014)

马立平 田 瑜 周广军 © 主编



图书在版编目(CIP)数据

观察与分析:从统计的角度(2014)/马立平,田瑜,周广军
主编. —北京:首都经济贸易大学出版社,2015.5

ISBN 978-7-5638-2305-5

I. ①观… II. ①马… ②田… ③周… III. ①统计学—
文集 IV. ①C8-53

中国版本图书馆CIP数据核字(2014)第281050号

观察与分析——从统计的角度(2014)

马立平 田瑜 周广军 主编

出版发行 首都经济贸易大学出版社

地 址 北京市朝阳区红庙(邮编 100026)

电 话 (010)65976483 65065761 65071505(传真)

网 址 <http://www.sjmcb.com>

E-mail publish@cueb.edu.cn

经 销 全国新华书店

照 排 首都经济贸易大学出版社激光照排服务部

印 刷 北京京华虎彩印刷有限公司

开 本 710毫米×1000毫米 1/16

字 数 198千字

印 张 11.25

版 次 2015年5月第1版 2015年5月第1次印刷

书 号 ISBN 978-7-5638-2305-5/C·117

定 价 29.00元

图书印装若有质量问题,本社负责调换

版权所有 侵权必究

前 言

统计学是关于收集、整理、分析、表述和解释数据,并从数据得出结论的科学。作为一种重要的认识社会、自然的工具,统计方法的应用范围非常广泛,在各学科研究与应用领域中都起着重要的作用。

为提高统计学专业学生的学术研究与应用能力,首都经济贸易大学统计学院于2006年开始举办一年一度的“统计周”学术活动。发起“统计周”活动的目的旨在搭建一个学术平台,让广大学生更深入地走进统计学的殿堂,同时通过丰富多样的方式学习统计学前沿知识,将理论与方法应用于实践,一方面提高科学研究的能力,另一方面提高发现问题、解决问题的能力。时至今日,“统计周”学术活动已经走过了八个年头,参与的学生从以首都经济贸易大学统计学院学生为主,发展为包括中国人民大学、中央财经大学和首都师范大学等多所高校学生共同参与的大学生的学术峰会。

《观察与分析——从统计的视角》一书收录了2013年首都经济贸易大学统计学大学生学术峰会上首都经济贸易大学、中国人民大学、中央财经大学和首都师范大学等北京几所高校大学生提交的优秀研究成果和论文,并由首都经济贸易大学马立平、田瑜、周广军和刘彦等进行最后的总纂。本书的出版旨在带领读者领略大学生的学术风采与科研成果,同时也是对学生积极参与科研活动、学术活动与社会实践的鼓励。

感谢首都经济贸易大学统计学院、中央财经大学统计学院、中央财经大学中国经济与管理研究院、首都师范大学信息工程学院的大力支持与学生的积极参与,感谢首都经济贸易大学研究生部和首都经济贸易大学出版社的支持,也感谢牛志伟老师、薛捷老师的大力帮助与支持,希望从事统计学研究与教学的教师和学生继续努力、共同成长,在今后的人生舞台上能够创造更大的辉煌!

中证 500 指数弱有效性及其收益率的实证分析

首都经济贸易大学 杜飞 / 1

沪深两市非对称 V 型量价关系分析

——基于分位数回归模型的研究

中央财经大学 胡迪, 梁玉婷 / 19

网络虚拟财产保险及其精算模型的研究

首都经济贸易大学 金太阳 邓嘉鑫, 张剑雄 / 32

标准普尔 500 指数趋势预测研究

首都经济贸易大学 刘彤 / 41

黄金价格、石油价格与通货膨胀的关系研究

首都经济贸易大学 刘伊婷, 赵岩杰, 丛靖芮 / 57

关于中国城乡居民收入差距的实证研究

首都经济贸易大学 魏丽娜 / 68

中国义务教育均衡化发展的实证研究

首都经济贸易大学 崔佩蕾 / 81

新生代农民工城市生存现状及返乡意愿影响因素探究

——基于农民工市民化视角

中国人民大学 温国旺 / 102

当代中国女性择偶观影响因素探究

——以《非诚勿扰》为例

中央财经大学 韩璐, 杨晓桦, 王思琪, 胡慧琳, 张阳, 王之正 / 131

大学生诚信观影响因素的共同因素分析

首都经济贸易大学 周广军 / 141

基于混合制排队模型的高校食堂窗口优化

首都师范大学 吴敏华, 靳凯, 王姜闻, 王誅, 贾媛媛, 陈赫阳,
黄妍 / 149

Different Variable Selection Based on SMOTE Algorithm For Imbalanced
Data Sets

Renmin University of China Cheng Hao/ 158

中证 500 指数弱有效性及其收益率的实证分析

首都经济贸易大学 杜飞

摘要:本文选取代表中小盘股走势的中证 500 指数为研究对象,对中证 500 指数不同时期的收益率特征进行实证分析,并通过随机游走模型、自相关系数、游程检验和灰色关联度分析等,对不同时期的中证 500 指数进行弱有效性检验,并分析其原因。

关键词:弱有效性市场 随机游走 游程检验 灰色关联度

证券市场的有效性一直是人们研究的热点,其中对股票市场弱有效性的研究最为广泛,争论也最为激烈。追溯起源,应以尤金·法玛(Eugene F. Fama)1970 年在 Journal of Finance 中发表 *Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work* 为开端,提出了有效性市场的三个分类(弱有效性市场、半强有效性市场、强有效性市场)以及对应的检验方法。

随着时间的推移和资本市场的不断发展,其有效性也在改变。在国外,人们研究的重点逐渐从弱有效性市场转到半强有效性市场的检验。鉴于中国金融市场刚刚起步,市场机制还很不完善,一些文献指出沪深 A 股市场存在明显的跟风效应,不满足弱有效性。所以本文研究的是对中国中证 500 指数的弱有效性和收益率进行实证分析,试图探寻中小盘股股价的变化是否达到弱有效性。

一、方法综述

根据 Fama 在 1970 年给出的模型:

$$E(p_{j,t+1} | \Psi_t) = [1 + E(r_{j,t+1} | \Psi_t)] p_{j,t} \quad (1)$$

模型(1)中 E 是期望符号, $p_{j,t}$ 是证券 j 在 t 时刻的价格, $p_{j,t+1}$ 是其在 $t+1$ 时刻的价格, $r_{j,t+1}$ 是证券 j 在 $t+1$ 时刻的收益率, $r_{j,t+1} = (p_{j,t+1} - p_{j,t}) / p_{j,t}$; Ψ_t 是证券 j 在时刻 t 的信息集,在对弱有效性市场的检验中, Ψ_t 只包括股价的历史信息。

令 $X_{j,t+1} = p_{j,t+1} - E(p_{j,t+1} | \Psi_t)$,

于是有 $E(X_{j,t+1} | \Psi_t) = 0$ 。

从上述模型可以看出,如果市场达到弱有效性,对于该市场下一个交易日的价格最好的预测即为今天的价格,每个交易日价格的变动期望为 0,没有人可以从历

史价格信息中获得超额收益,技术分析是无效的。

为了对市场的弱有效性进行检验,可以采取以下四种方法。

(一)随机游走模型的检验

随机游走模型为 $P_{t+1} = P_t + e_t$ 。其中, e_t 服从 $N(0, \sigma^2)$ 且独立同分布。

在这个模型下,股票价格的变化毫无规律可循,正如一个醉汉,随机的前后走了 100 步(每一步只能走一个单位)之后处在的位置一样,如图 1 所示。如果股票价格服从随机游走模型,则技术分析无法预知第二天价格的走势,因为根据随机游走模型,每一期的变化值均是独立的,并且对下一期值最好的预测即为当期数值,这一点符合弱有效性市场的定义。

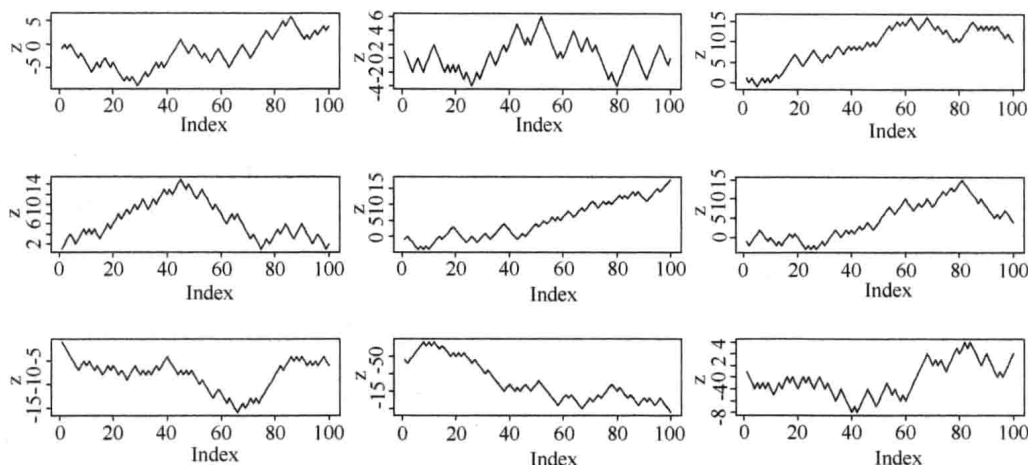


图 1 随机游走模型模拟结果

若股票价格服从随机游走模型,则认为市场达到弱有效性市场。但是,如果股票价格不遵从随机游走模型,不能认为市场未达到弱有效性市场。因为在随机游走中,不仅要求每一期的收益率具有相同的分布,还要求每一期收益率独立。

在弱有效性市场当中,这样的要求过于苛刻。根据弱有效性市场的定义,收益率必须是一个鞅过程,而随机游走仅是一个鞅过程的特例,二者的区别在于,从相关与独立的角度出发,鞅过程要求各残差项之间不具有相关即可,但随机游走要求各残差项之间要相互独立。这里要将相关和独立分开说明,如果一个时间序列一阶不相关,可以认为该序列不相关,但是不能等同于独立。很多研究表明,高阶金融时间序列的收益率要比一阶收益率显示出更强的相关性,并且股票收益率的条件方差是可以从过去的方差中预测的,如 ARCH 过程。这样的时间序列就不能认为其独立,对于一个 ARCH 过程,显然残差项之间不是独立的,不符合随机游走模型,但可以是一个鞅过程;从同分布的角度出发,鞅过程残差项之间可以不同分布,

只要期望收益率为 0 即可,而随机游走还要求收益率序列同分布。如果各项残差均独立,但各项残差之间的方差不同,就不是一个随机游走的过程,但仍然有可能作为一个鞅过程。所以,随机游走模型对于市场弱有效性的判断是一个充分而非必要条件,图 2 显示了二者的关系。

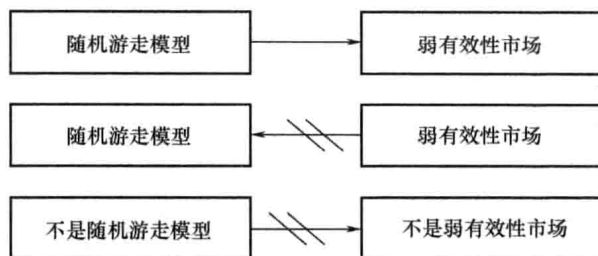


图 2 随机游走模型与弱有效性市场关系

在实证检验中,通过 LB(Ljung - Box)检验对残差序列是否为白噪声序列进行检验,从而判断市场的弱有效性,LB 检验的原假设和备则假设为:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_m = 0, \forall m \geq 1$$

$$H_1: \text{至少存在某个 } \rho_k \neq 0, \forall m \geq 1, k \leq m$$

LB 检验统计量为:

$$LB = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{T-k} \sim \chi^2(m)$$

若通过检验,不能拒绝原假设。笔者认为,在给定的显著性水平下,市场达到弱有效性。

若不能通过检验,拒绝原假设。正如前文所述,不能认为市场没有达到弱有效性,需要通过其他方法来判断。

(二) 自相关系数的检验

根据弱有效性市场理论,过去可获得的信息已充分反映在现在的价格上,这就意味着价格变化是随机的,收益率序列前后彼此独立。因此,可以通过研究收益率序列的自相关关系来检验市场的弱有效特征。序列相关检验主要是检验滞后或超前某时间单位的股价变化序列与当前序列的相关程度,以便考察当前股票收益和历史收益数据之间是否存在某种联系,股价变动是否具有某种趋势。序列相关程度的大小常用序列相关系数的大小表示在股价变化为随机性的情况下,序列自相关系数将趋于零。其计算公式为:

$$\rho_k = \frac{\sum (r_t - \bar{r})(r_{t+k} - \bar{r})}{\sum (r_t - \bar{r})^2}$$

同样,用 LB 检验对收益率序列是否为白噪声序列进行检验。

不仅如此,很多文献指出,序列高阶相关系数体现出了更强的相关性。所以,不仅要在一阶收益率的相关系数进行 LB 检验,还要对高阶收益率的相关系数进行 LB 检验,以观察其是否存在一定关系。与此同时,为了更好地检验序列是否存在 ARCH 效应,笔者决定采用 McLeod. Li 检验,虽然该检验通过与否并不影响 Fama 对弱有效性市场的定义,但它能帮助我们更好地认识市场收益率的特征,该检验也是必要的。

(三) 游程检验

如果市场符合弱有效性,技术分析无效。显然,再根据过往的历史价格信息来预测股价的涨跌必定是徒劳的,股价的涨跌应该是随机的。所以,可以利用游程检验来对股价涨跌的随机性进行判断,从而确定市场的弱有效性程度。

游程检验是一种非参数统计方法,是根据样本标志表现排列所形成的游程的多少进行判断,用于随机性的检验。对于股价的收益率,一般分为上升游程和下降游程,股价停顿不变的情况在实践中出现的机会极小,可以排除在外。通过游程检验,可以进一步观察股价的涨跌是否存在混合或者成群的现象。但对股价涨跌的变化,更关心股价涨跌是否出现了混合现象(涨涨 跌 涨涨 跌),而不是关心股价出现连涨连跌现象。所以,笔者采用备则假设序列具有成群的倾向,在大样本量的条件下,检验统计量为:

$$Z = \frac{U - 1 - 2mn/N}{\sqrt{2mn(2mn - N)/N^2(N - 1)}} \quad (3)$$

该统计量近似服从正态分布。

(四) 灰色关联度分析

在自相关系数的检验中,笔者实质上是对各期收益率之间是否存在线性相关进行检验,但收益率各期之间的相关性很有可能出现非线性相关关系,这就使自相关系数的检验存在一定的局限性。为了打破这种局限性,可以采取灰色关联度分析。

灰色系统理论提出了对各子系统进行灰色关联度分析的概念,旨在通过一定的方法寻求系统中各子系统(或因素)之间的数值关系。简言之,灰色关联度分析的意义是指在系统发展过程中,如果两个因素变化的态势是一致的,即同步变化程度较高,则可以认为两者关联较大;反之,则两者关联度较小。因此,灰色关联度分析对一个系统发展变化态势提供了量化的度量,非常适合动态的历程分析。

值得注意的是,在对中证 500 指数进行灰色关联度分析时,笔者并不关注关联系数的绝对值,而是关注各期关联度之间的差异。如果通过技术分析能对市场进行预测,市场没有达到弱有效,在不考虑各种特殊效应的基础上, t 日的收益率对 $t+1$ 日的收益率、 $t+n$ 日的收益率和 $t+m$ 日的收益率的影响应当呈现严格递减趋

势,即使没有达到这种趋势,至少也是 t 日收益率对 t 日附近的收益率的影响大于更远期的收益率。这是因为,如果技术分析对市场有效,人们必然会使用近期的价格变化或收益率的变化来对未来的价格或收益率进行预测,近期的价格变化或收益率变化受到的影响应当更强。

如果 t 日的收益率对 $t+1$ 日的收益率、 $t+n$ 日的收益率和 $t+m$ 日的收益率的影响没有显著差异,说明 t 日之后的各期收益率的变化受到 t 日收益率的变化影响之间没有显著差异。在这种情况下,如果认为市场是弱有效性的,那么可以推断出,利用 t 日价格的变化可以对未来任意期的价格变化进行预测,这显然不符合之前的假设。试想一下,通过某一天的收益率可以对下个月、下个季度和下一年的收益率进行预测,并且效果并无显著差异,这不符合人们对信息筛选的逻辑。所以,如果出现了 t 期的关联度对各期的影响无显著差异的情况,笔者认为市场没有达到弱有效性,技术分析是无效的。

为了验证这种想法的可行性,笔者模拟了一个一阶自相关系数显著相关的时间序列 X_t 和显著不相关的时间序列 Y_t ,生成 1 000 期数据,其过程分别为:

$$\begin{cases} X_t = 0.8X_{t-1} + e_t \\ Y_t = e_t \end{cases} \quad (4)$$

$$e_t \sim N(0,1) \text{ 且独立同分布}$$

在式(4)的条件下,按照上述方法,计算各期灰色关联系数见表 1 和表 2。

表 1 对式(4)模拟数据的检验结果

	未来 1 期	未来 5 期	未来 10 期	未来 15 期	未来 20 期
关联度系数	0.816 602 7	0.733 517 9	0.716 900 5	0.710 424 0	0.703 500 7

在式(5)的条件下,按照上述方法,计算各期灰色关联系数为:

表 2 对式(5)模拟数据的检验结果

	未来 1 期	未来 5 期	未来 10 期	未来 15 期	未来 20 期
关联度系数	0.725 519 5	0.707 199 1	0.727 930 5	0.728 989 8	0.726 939 0

按照之前的分析,在式(4)中,关联度系数最大差异为 0.113,而式(5)中,关联度系数最大差异仅为 0.021。所以,在仅知道数据的情况下,可以得出:表 1 数据中市场没有达到弱有效性,因为未来 1 期收益率的灰色关联度要高于其他各期,收益率可以根据前一期的值来进行预测;表 2 数据中市场达到了弱有效性,因为未来各期收益率与当期收益率的灰色关联度系数之间没有显著差异,对未来 1 期和未来 20 期数据进

行预测的效果没有区别。该分析与现实情况(即我们模拟的序列)相符合。

二、实证分析

(一) 中证 500 指数走势及其收益率分布

在实证分析过程中,将分析周期分为长期和短期两个长度来对中证 500 指数的弱有效性进行分析。长期分析选取了中证 500 指数从 2011 年 6 月 16 日开始到 2013 年 3 月 8 日共 420 个交易日的收盘价作为实证分析的原始数据,以下对该时期数据简称长样本期。而短期分析则选取了从 2012 年 12 月 4 日至 2013 年 3 月 8 日的 61 个交易日的收盘价作为分析的原始数据,这是由于从 2012 年 12 月 4 日股价明显的上涨,出现了一个小牛市的行情,对短期牛市阶段的有效性分析有可能得出一些不一样的结论,以下对该时期数据简称短样本期。最后,通过长短期样本的比较对中证 500 指数弱有效性进行全面的判断。

首先,对两个时期的股价走势图进行描述分析(见图 3):

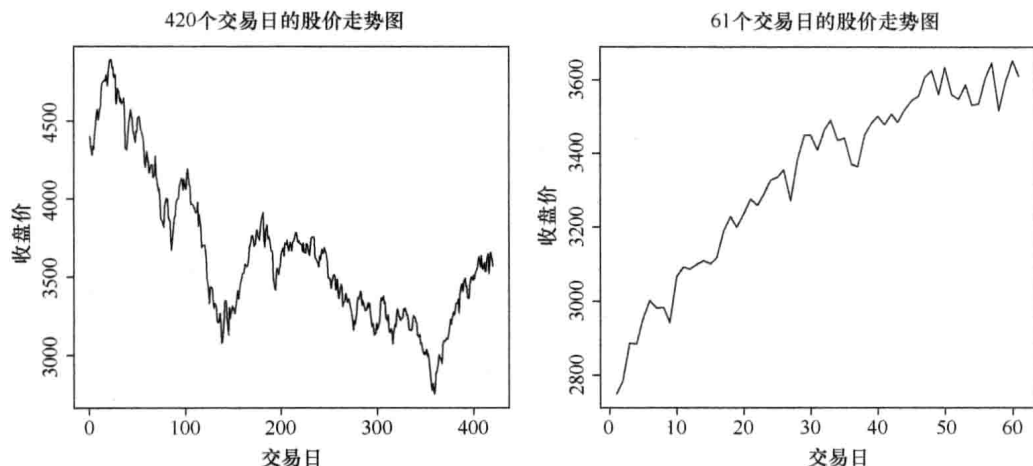


图3 中证 500 指数长样本期和短样本期走势图

从图 3 中可以看出,长样本期的股价总体走势为先经历了 120 个交易日的下降后,开始了一段大约 80 个交易日的上涨,之后又向下调整,在 2012 年 12 月 4 日触底反弹。而短样本期的走势就是放大了从 12 月 4 日触底反弹之后的行情。

对两段时期取对数收益率,并对其收益率(下文收益率均指对数收益率)分布进行统计分析,首先画出直方图,并按照该样本期的样本均值和样本方差绘制标准正态分布曲线,并与直方图(图 4)进行对比。

从图 4 可以看出,两个样本期的数据分布和标准正态分布相差较大,尤其是短样本期的收益率分布。从图 4 中的信息可以看出,短样本期收益率的分布更偏离

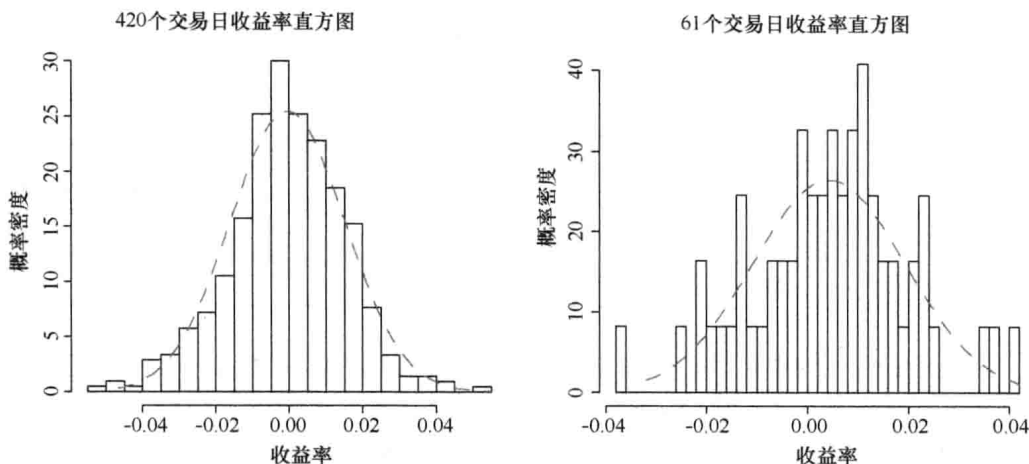


图 4 中证 500 指数长样本期和短样本期收益率分布直方图

正态分布。但图 4 由于每一柱中包含的样本量较小,随机性较大,不能很好地体现分布情况。尤其是在短样本期中,每一个柱中包含的样本量太少。根据概率论中伯努利大数定律,设 S_n 为 n 重伯努利试验中事件 A 发生的次数, p 为每次试验中 A 出现的概率,则对任意的 $\varepsilon > 0$,有 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\left|\frac{S_n}{n} - p\right| < \varepsilon\right) = 1$,当 n 趋近于无穷时,其频率值稳定于概率。而在短样本期直方图出现的这种情况,笔者认为这是由于样本量太少,导致每一直方柱的高度(即频率值)不能很好地体现概率值。所以,不应直接做出拒绝正态性的结论,掉入“统计陷阱”。在这个问题上,没有办法直接扩大样本量,而应当采取在一定范围内加宽直方图的间距,即加大每一个柱中包含的样本量,以保证频率的稳定性。图 5 描绘的直方图会更加贴合总体的分布:

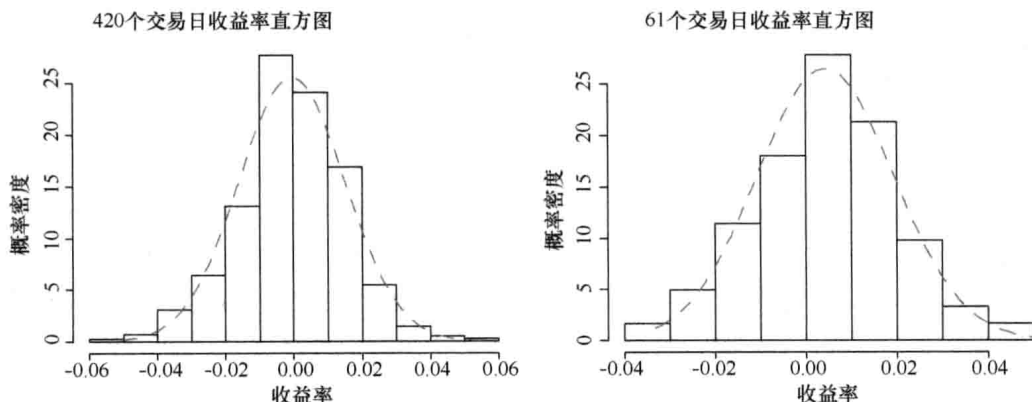


图 5 中证 500 指数长样本期和短样本期收益率分布修正后的直方图

为了更好地验证二者的分布,再对其进行正态性检验,所选用的方法有 JB 检验、KS 检验和 Shapiro 检验,具体检验结果见表 3。

表 3 对长样本期和短样本期正态性检验的结果

	S 值	K 值	JB 检验 P 值	KS 检验 P 值	Shapiro 检验 P 值
长样本期	-0.157 172	3.494 53	0.049 919 12	0.289 6	0.090 7
短样本期	-0.111 059 7	3.205 838	0.889 991 5	0.953 4	0.961 7

从正态性检验中可以得到结论,在显著性水平为 0.05 的情况下,JB 检验下的长样本期拒绝了正态性假设,即不认为长样本期数据来自于正态分布。JB 检验中用 K 值来描述数据的峰度,K 值越接近 3,表示样本数据越贴合正态分布,峰度值越高代表数据在均值附近的集中度越高;用 S 值描述偏度,其值越接近 0,表示样本数据越贴合正态分布。长样本期中,K 值达到了 3.494 53,说明样本数据过于集中在均值附近,导致均值附近区域的样本量明显高于正态分布的现象。数据总体虽然不服从正态分布,均值附近聚集了大量的样本,但形状又和正态分布十分相似,这正是很多文献中提到的金融时间序列中分布呈现的“尖峰肥尾”的特征。

而在对短样本期的正态性检验中,三种检验的 P 值均远大于 0.05,不能拒绝正态性假设,即目前没有证据表明可以拒绝正态性假设。也就是说,短样本期的数据没有体现出“尖峰肥尾”的特征。

“尖峰肥尾”分布出现在金融时间序列中有其必然性,从统计学的角度讲,主要是因为各期数据出现了异方差现象,可以随机构造两组数据来观察这种现象(见图 6)。其中数据一中的数据分别来自于 $N(0,0.015^2)$, $N(0,0.025^2)$, $N(0,0.035^2)$ 三个分布,每个分布均随机生成 150 个样本;数据二中的数据分别来自于 $N(0,0.01^2)$, $N(0,0.1^2)$, $N(0,0.2^2)$, 每个分布均随机生成 150 个样本。两组数据均包含 450 个样本。我们通过观察两组数据的直方图,可以发现明显的“尖峰肥尾”特征,方差之间差异越大,“尖峰肥尾”的特征越明显。所以,数据之间的异方差是导致“尖峰肥尾”分布的主要特征。

从金融角度分析,金融时间序列出现异方差也是必然的。首先,每个交易日有大量的交易者参与,在没有重大事件的影响下,价格频繁波动,并且每一期的波动可以近似认为服从同样的分布。但是,市场总会有大的波动,一些重要的信息会对市场的波动造成影响,比如,某些政策会对市场造成严重影响,这些影响必然会使各个阶段的交易日波动不相同,用统计学的语言表述,就是各期方差不相同,出现了上文所述的异方差。

在本文选取的长短样本期中,长样本期出现了“尖峰肥尾”的特征,而短样本期并未出现明显的“尖峰肥尾”,这种现象也是合理的。首先,长样本期中包含的样本更多,包含的波动性也更大。因此可以将长样本期分成七段来观察各段的方

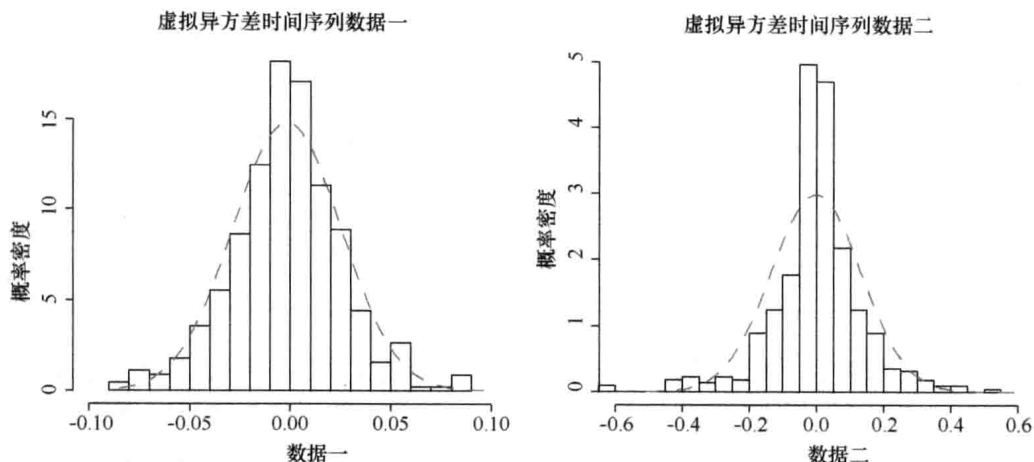


图 6 虚拟异方差数据分布直方图

差水平(见表 4)。

表 4 中证 500 指数各阶段样本方差

	1 - 70	71 - 140	141 - 210	211 - 280	281 - 350	351 - 419
方差水平	0.000 223 7	0.000 351 3	0.000 286 5	0.000 169 9	0.000 177 7	0.000 256 2

从表 4 中可以看出,各期方差相差较大,和之前虚拟的异方差数据相似,均出现了“尖峰肥尾”现象。

本文选取的短样本期数据处在一个上涨的趋势中,其波动性近似,并且数据时间较短,出现异于正常波动性的可能也较小。所以,短样本期未出现“尖峰肥尾”的特征也是可以理解的。

(二) 中证 500 指数的随机游走模型检验

首先,用 ADF 检验对长样本期的收盘价和短样本期的收盘价进行平稳性检验,根据二者的走势图,直接对其进行带有长期趋势项和截距项的 ADF 检验。根据输出结果,两个样本期在显著性水平为 0.05 的条件下均不能拒绝非平稳的原假设,即我们认为在该显著性水平下,两个样本期数据为非平稳时间序列,符合随机游走模型的首要条件(见表 5)。

表 5 中证 500 指数长短样本期平稳性检验

样本期	ADF 统计量	P 值
长样本期	-1.538 9	0.772 3
短样本期	-1.394 6	0.819 7

其次,对残差序列进行正态性检验,通过 Shapiro 正态性检验,可以得到如下结果(见表6)。

表6 中证500指数差分序列长短样本期正态性检验

样本期	统计量	<i>P</i> 值
长样本期	0.991 7	0.019 09
短样本期	0.989 5	0.880 7

正态性检验和之前对收益率的正态性检验的结果如出一辙,长样本期在显著性水平为0.05的条件下拒绝了正态性假设,而短样本期不能拒绝正态性假设,其原因与上文所述相同,这里不再赘述。显然,长样本期不服从标准的随机游走模型。

最后,对一阶差分后的序列进行LB检验,即检验残差序列是否存在相关性。笔者分别对两者进行了5阶、10阶、15阶的LB检验,观察残差序列之间的相关性,具体结果如表7所示。

表7 中证500指数一阶差分序列长短样本期独立性检验

阶数	长样本期 LB 统计量	长样本期 <i>P</i> 值	短样本期 LB 统计量	短样本期 <i>P</i> 值
5	4.069 9	0.539 4	8.814 9	0.116 7
10	10.572 1	0.391 8	11.566 6	0.315 1
15	13.657 6	0.551 6	15.828 8	0.393 5

根据检验结果,各阶LB检验的*P*值均显著大于0.05,说明数据之间不存在相关性。

综合随机游走模型的检验结果,可以得出如下结论:长样本期残差序列为非平稳序列,各期之间也不存在明显的相关性,但残差的分布不服从标准正态分布。所以,长样本期的收盘价格不服从随机游走模型。但拒绝随机游走模型不能认为市场不服从弱有效性。短样本期残差序列为非平稳序列,残差的分布服从正态分布并且各期残差之间也不相关,没有证据表明该数据不服从随机游走模型。也就是说,短样本期服从随机游走模型,中证500指数在该样本期符合弱有效性市场。

(三) 中证500指数收益率的自相关系数检验

笔者分别对收益率的自相关系数、自相关系数的绝对值、收益率的平方进行分析,以判断市场的有效性。

首先,对长样本期的自相关系数进行分析(见图7)。

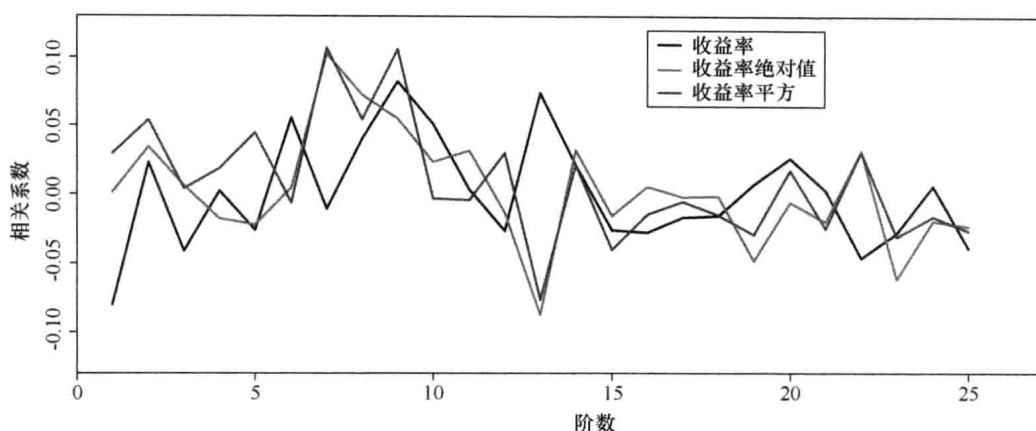


图 7 中证 500 指数长样本期收益率、收益率绝对值、收益率平方的自相关系数图

图 7 中,一阶自相关系数并没有表现出显著的相关性,绝对值序列和平方序列也没有表现出比一阶自相关系数显著更强的相关性。虽然在高阶收益率序列中,8 期附近的自相关系数要高于其他各期,但是通过 LB 检验可以得知,各阶收益率均不能拒绝各期相关系数为 0 的原假设。具体结果如表 8 所示。

表 8 中证 500 指数长样本期各阶收益率自相关系数 LB 检验

	5 阶 P 值	10 阶 P 值	15 阶 P 值
收益率	0.463 8	0.448 3	0.530 8
收益率平方	0.743 7	0.148 5	0.277 1
收益率绝对值	0.980 3	0.530 9	0.560 7

通过 MeLeod. Li 检验对收益率的平方进行分析,更好地检验是否存在 ARCH 效应,从图 8 中可以得出结论。

从图 8 可以看出,15 期之内的自相关系数的平方均不存在显著相关性(虚线部分 P 值为 0.05), P 值均大于 0.05。所以长样本期收益率不存在显著 ARCH 效应。综上所述,认为一阶、二阶等长样本期收益率各期均不存在相关性,没有证据表明收益率不是独立的,中证 500 指数长样本期达到弱有效性。

短样本期的收益率分析过程和长样本期相同,这里不再重复,只给出必要检验数据和结论。

根据 LB 检验结果可以看出,短样本期一阶、二阶等收益率不存在明显的相关性,不能拒绝各期相关系数为零的原假设(见表 9)。