

中国证券市场的分形分析

王新宇¹, 宋学锋¹, 吴瑞明²

(1. 中国矿业大学管理学院经济管理复杂性研究所, 徐州 221008;

2. 上海交通大学管理学院, 上海 200052)

摘要: 在分形市场假说的基础上, 运用 R/S 分析方法、BDS 检验对中国证券市场收益率波动的长记忆性、易变性的期限结构、非周期性循环、非正态分布等特征进行实证分析, 结果表明分形市场假说比传统的有效市场假说更好地描述了中国证券市场的非线性特征。

关键词: 分形市场假说; R/S 分析; 易变性; BDS 检验

中图分类号: F121.26

文献标识码: A

文章编号: 1007-9807(2004)05-0067-08

0 引言

分形市场假说^[1] (fractal market hypothesis, FMH) 认为市场存在大量具有不同投资起点的投资者, 并且相互间可以有效转移。信息依投资者的不同起点而被评价, 且其对投资者的重要性是不同的, 价格也不是全部反映所有的信息, 只反映对投资起点重要的信息。信息的传播、处理机制不同, 不同投资起点投资者依赖不同的信息集, 随之而来是不同的“公平价格”, 市场具有充分的流动性、稳定性, 呈现出分形市场结构。FMH 和有效市场假说 (efficient market hypothesis, EMH) 不仅在市场结构理论方面是不同的, 而且 FMH 认为市场价格分布不遵从正态分布, 是具有长期记忆效应及非周期循环和状态持续性等分形市场特性。重标极差分析 (rescaled range analysis, R/S 分析) 是分形市场分析的有效工具, Peters^[1,2] 提出了分形市场假说并将 R/S 方法用于检验国外资本市场的非线性特征。Kwaku K Opong 等^[3] 用 R/S 分析和 BDS 统计检验了英国伦敦 FTSE 指数的非线性行为。徐龙炳等^[4]、张维等^[5]、张兵等^[6] 对沪深股市进行了 R/S 分析, 徐迪等^[7] 分析了上海股票市场的分形结构。由于数据长度和分析处理技术不同,

国内相关研究揭示的沪深股市的平均周期长度和 Hurst 指数有一定程度的差异。本文用 Peters^[1] 建议的提高 R/S 分析有效性的若干途径, 采用更长的时间序列, 对上证综合指数和深圳成分指数的日收益率和周收益率进行 R/S 分析, 并对结果的显著性进行了检验。同时对收益率的非正态分布、易变性的期限结构、增时序均值和标准差进行了实证研究, 最后用 BDS 统计量检验了沪深股市的非线性特征。

1 重标极差分析简介

1.1 基本公式

重标极差分析^[8] 是 Hurst 提出的一种分析内蕴长期记忆和非周期性循环时间序列的分析方法, 详细算法见 Hurst^[8] 与 Peter^[1] 的文献。可简单表述为

$$(R/S)_n = cn^H \quad (1)$$

其中: R 是重新标度的极差; S 是观测序列标准差; H 称作赫斯特指数 (Hurst exponent); c 为常数; n 是观测样本数。取对数变换, 为

$$\log(R/S)_n = \log(c) + H \log n \quad (2)$$

在实证分析中, H 可以通过样本数据, 用线性

收稿日期: 2003-03-12; 修订日期: 2004-05-19。
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (79970115)。
作者简介: 王新宇 (1974—), 男, 江苏徐州人, 博士生。

回归方法估计.

1.2 检验 R/S 分析

检验一个序列是独立同分布 (independent identically distributed, IID), 还是具有持续性和非周期循环的分形时间序列, 是 R/S 分析方法的强健之处. 在 R/S 分析的显著性检验中, 把序列是一个服从正态分布的 IID 随机过程设为零假设. 有效市场假说的基础是认为价格波动遵循随机游走、正态分布, 通过违背零假设可以检验其显著性.

对于随机游走, Hurst^[8] 给出

$$(R/S)_n = (n * /2)^{0.5} \tag{3}$$

Peters^[1] 对标准正态分布 IID 序列的模拟, 发现随着 n 的增大得到的 (R/S)_n 值逐渐收敛于式 (3) 得到的值; 但对于较小的 n 值, 模拟得到的结果系统地低于式 (3) 得到的 Hurst 理论值. Anis 和 Liloyd^[9] 围绕小 n 的 R/S 统计的系统偏差, 提出了 E[(R/S)_n] 的计算公式, Peters^[1] 在此基础上给出了经验校正公式, 即

$$E[(R/S)_n] = [(n - 0.5) / n] * \prod_{r=1}^{n-1} [(0.5(n - 1)) / (\sqrt{0.5n})] * \sqrt{(n - r) / r} \tag{4}$$

在零假设之下, 用回归方程 log E[(R/S)_n] = log(c) + E(H)log n, 得到 Hurst 指数的期望值 E(H). 在 n 较小时, E[(R/S)_n] 系统地小于 Hurst 的理论值, 相应的 E(H) 高于理论值 0.5; 随着 n 增大, E[(R/S)_n] 逼近理论值, E(H) 也逼近 0.5. Peter^[1] 给出 Hurst 指数的方差为 V r(H) = 1/T. 注意若不是高斯分布, E[(R/S)_n] 计算式 (4) 仍然可以使用. 用统计量 $\frac{H - E(H)}{\sqrt{V r(H)}} \sim N(0, 1)$, 进行显著性假设检验.

1.3 V 统计量和关联尺度 C

统计量 $V_n = (R/S)_n / \sqrt{n}$, 最初由 Hurst^[8] 用于检验稳定性, 可以用于估计周期长度. 对于独立的随机过程 (H = 0.5), 统计量 V_n 关于 log(n) 是平坦的. 对于具有状态持续性的过程 (H > 0.5), V_n 关于 log(n) 向上倾斜. 对于具有状态反持续性的过程 (H < 0.5), V_n 关于 log(n) 向下倾斜. 当 V_n 图形形状发生改变时, 就产生突变, 长期记忆过程消失. 关联尺度度量时间序列的相关程度 $C = 2^{(2H-1)} - 1$, 其中 H 为 Hurst 指数. 对于 IID 过程, C = 0; 对于状态持续性过程, 0 < C < 1; 对状态反持续性过程, -0.5 < C < 0.

1.4 序列分隔长度 n 的选择

在 R/S 分析中将长度为 T 的序列分割为长度为 n 的子序列时, 可能不会恰好完整分割, 剩下的点未用于计算, 鉴于序列可能存在的非线性特征, 可能导致重标极差估计的失误. Peters^[1] 建议仅采用能够等划分 T 的 n 值, 用于计算重标极差. 此时得到的重标极差的点数虽然减少了, 但提高了估计的精度. 当样本较少时, 若 n 取较小的数值, 将使 Hurst 指数产生不稳定的估计值, 采用 n = 10 的经验准则.

2 实证分析

本文采用“钱龙系统”提供的上海和深圳证券交易所的上证综合指数日、周收盘价格, 使用对数收益率 $x_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$, P_t 为收盘价格. 所有的实证采用 C、Matlab 以及 Eviews 程序完成.

2.1 数据的基本统计特征描述

数据的基本统计特征描述见表 1.

表 1 深沪股市收益率的基本统计特征

Table 1 Descriptive statistics of returns for Shanghai stock market and Shenzhen stock market

指数	样本区间	样本数	均值	最大值	最小值	标准差	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis	Jarque-Bera 统计量
上证综合日	1990 - 12 - 19—2002 - 12 - 30	2 969	0.000 879	0.719 152	- 0.179 051	0.029 647	5.756 563	129.712 7	2 002.671
上证综合周	1990 - 12 - 19—2002 - 12 - 30	608	0.004 146	0.900 825	- 0.226 298	0.072 606	5.274 047	59.003 84	82 274.87
深证成分日	1991 - 04 - 03—2003 - 01 - 29	2 933	0.000 384	0.232 669	- 0.244 291	0.025 301	0.513 413	17.374 34	25 379.75
深圳成分周	1991 - 04 - 03—2003 - 01 - 29	593	0.001 897	0.453 813	- 0.298 771	0.060 064	1.548 951	15.178 69	3 901.881

Jarque-Bera 统计量是自由度为 2 的 χ^2 分布. 在 0.5% 的显著性水平下, 其临界值为 10.6, 明显拒绝正态分布的零假设. 偏度和峰度数值均很大, 表明分

布尖峰、有偏. 以上证综合指数为例, 其日收益经验分布相对正态分布的 Q-Q 图 (典型的非直线形状) 见图 1a, 也清楚显示经验分布偏离正态分布.

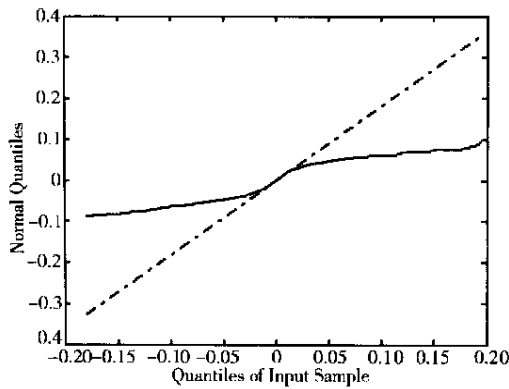


图 1(a) 经验分布相对正态分布的 $Q-Q$ 图

Fig. 1(a) $Q-Q$ plot for sample distribution against normal distribution

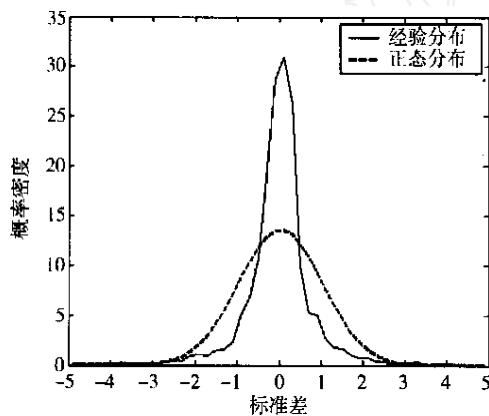


图 1(b) 经验概率密度函数 ()

Fig. 1(b) Sample density function ()

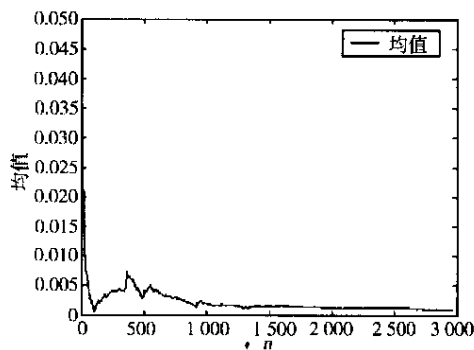


图 1(d) 增时序的均值

Fig. 1(d) Mean of returns with increasing date

上证综合的日对数收益率经验分布密度函数见图 1(b)、图 1(c). 在图 1(b) 中经验分布密度函数呈现明显的尖峰现象, 图 1(c) 则显示了在区间 $[2, 6]$ (是标准差) 之间的经验密度函数, 大约在 3 之后尾部明显比正态分布胖. 增时序的均值和标准差见图 1(d)、图 1(e), 增时序均值收敛到稳定值, 但是增时序方差在样本容量范围内呈现大的跳跃, 没有出现明显收敛的趋势 (可能是样本较少的原因) 或本身就是无限方差. 一般认为经验分布是截断 Levy 稳定分布, 即中间部分是稳定分布, 尾部呈现指数下降, 可分别求出尾部指数和稳定分布的特征值, 然后判断分布是否是无限方差, 此处略. 其余序列也表现出类似的性质.

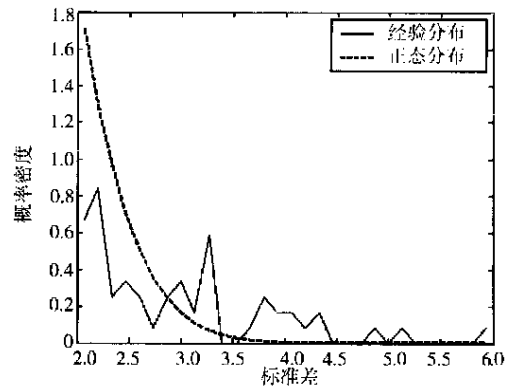


图 1(c) 经验概率密度函数 ()

Fig. 1(c) Sample density function ()

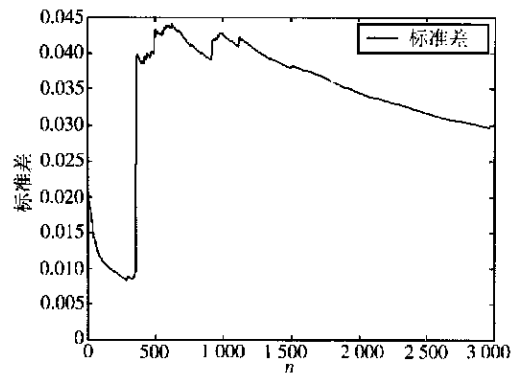


图 1(e) 增时序的标准差

Fig. 1(e) Standard deviation of returns with increasing date

2.2 重标极差分析结果

通常金融时间序列都存在一定程度的短期序列相关 (尤其是高频数据), 短期序列相关可以使 Hurst 指数的估计有偏^[1], 为了分析序列的长期记忆和趋势, 下面的实证中均采用 $AR(1)$ 的残差去

除短期依赖, 并且仅使用包含序列起点和终点的时间增量进行分析.

2.2.1 上证综合指数日收益 R/S 分析

图 2(a)、图 2(b) 是上证综合指数日收益 R/S 分析图. 图 2(a) 中在 $n = 310$ d 时 R/S 对数曲线的斜率

发生转变. 310 d 之后的斜率为 $H_2 = 0.4543$, 近似遵循随机游走, 长期记忆在 310 d 后消失. 可以确定 $n = 310$ 是上证综合指数的平均周期. 计算得到的 Hurst 指数为 0.664 03, 关联尺度 $C = 0.25532$. 图 2(b) 则标绘出 $[E(R/S)_n]$ 与 $(R/S)_n$ 以及它们的 V 统计量, 明显看出上证综合指数的行为不同于随机

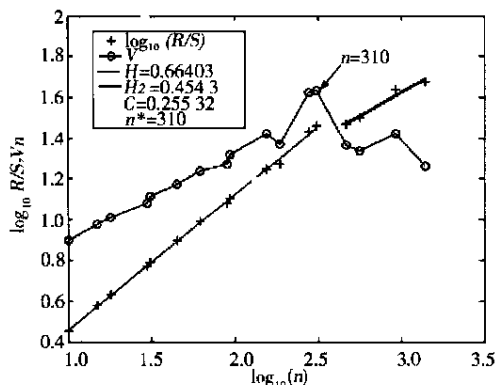


图 2(a) 上证综合指数日收益 R/S ()

Fig. 2(a) R/S plot () of daily returns for Shanghai

2.2.2 上证综合指数周收益 R/S 分析

为了分析平均周期长度随着抽样频率变化的稳定性, 对上证综合指数的周收益率进行分析, 结果见图 3(a)、图 3(b). $n = 60$ 周是 R/S 对数曲线的斜率转折点, 图 3(b) 也显示出 60 周后的 $(R/S)_n$ 平行逼近 $E[(R/S)_n]$, V 统计量线在 60 周后近乎平行于 V_e 线, 可以确定 60 周 (300 d) 是

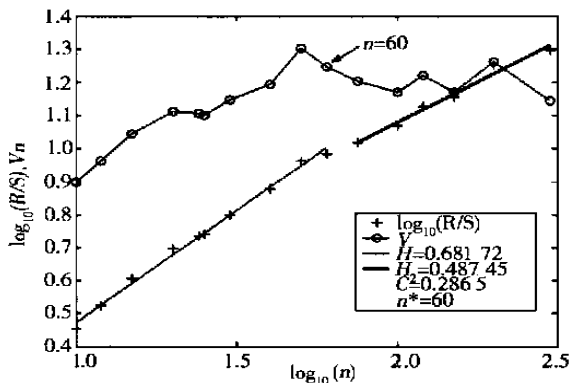


图 3(a) 上证综合指数周收益 R/S ()

Fig. 3(a) R/S plot () of weekly returns for Shanghai

2.2.3 深圳成分指数 R/S 分析

深圳成分指数日收益率和周收益率的 R/S 分析见图 4(a) ~ (d), 日和周序列的 R/S 线在 450 d 和 90 周后发生斜率改变 (Hurst 指数分别为 0.451 28、0.462 46, 基本上遵循随机游走), 相应

游走. $(R/S)_n$ 在平均周期内增长速度高于 $E[(R/S)_n]$, 超出平均周期则平行逼近 $E[(R/S)_n]$, V 统计量线在 310 d 后渐近 V_e 线 (V_e 是 $E[(R/S)_n]$ 的 V 统计量), 进一步验证 310 d 是平均周期长度. $E(H) = 0.57237$, 统计量 $\chi^2 = 4.76285$, 5% 的临界值为 1.645. 拒绝零假设.

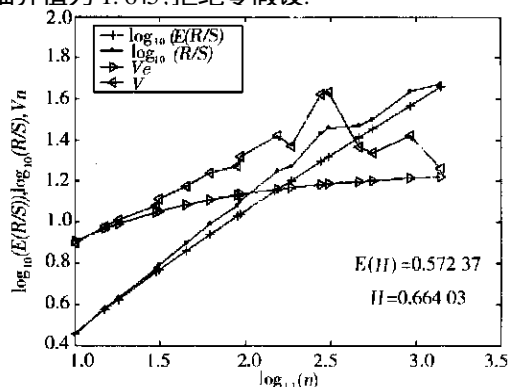


图 2(b) 上证综合指数日收益 R/S ()

Fig. 2(b) R/S plot () of daily returns for Shanghai

平均周期, 这和日数据得到的平均周期吻合很好.

$E(H) = 0.60929$, 统计量 $\chi^2 = 1.7743$, 在 5% 显著性水平上拒绝零假设, 关联尺度 $C = 0.2865$.

一般而言, 随着抽样频率的降低, 将最小化噪声的影响, Hurst 指数被预期增加, 上证综合周收益的 Hurst 指数比日收益 Hurst 指数增大了 2.7%; 反之, 抽样频率增加, Hurst 指数被预期降低.

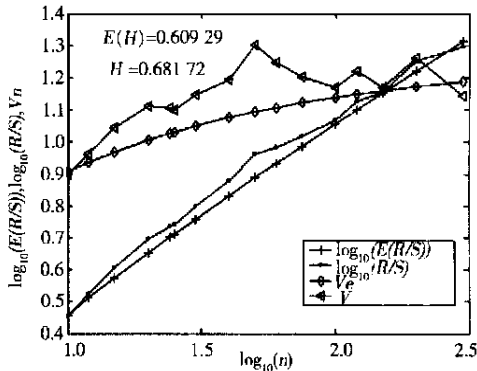


图 3(b) 上证综合指数周收益 R/S ()

Fig. 3(b) R/S plot () of weekly returns for Shanghai

的 V 统计量线也分别在 450 d 和 90 周后开始走平. 日和周序列的 Hurst 指数分别为 0.636 05、0.676 99, 统计量 χ^2 值分别为 3.453 3、1.775 8 (均在 5% 的水平上显著). 可以确定深圳成分指数的平均周期为 450 d 或 90 周.

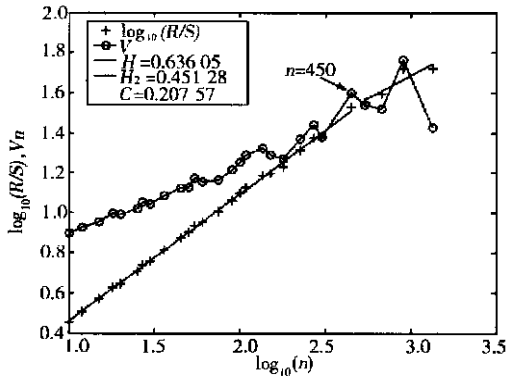


图 4(a) 深圳成分指数日数据 $R/S(\cdot)$

Fig. 4(a) R/S plot (\cdot) of daily returns for Shenzhen

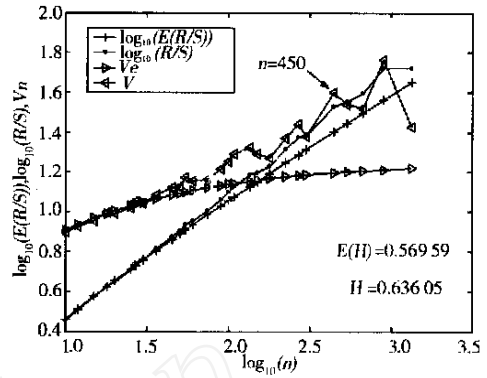


图 4(b) 深圳成分指数日数据 $R/S(\cdot)$

Fig. 4(b) R/S plot (\cdot) of daily returns for Shenzhen

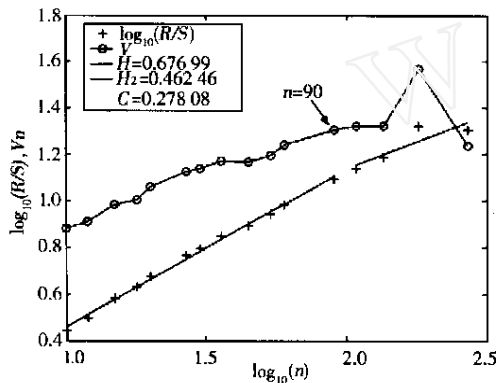


图 4(c) 深圳成分指数周数据 $R/S(\cdot)$

Fig. 4(c) R/S plot (\cdot) of weekly returns for Shenzhen

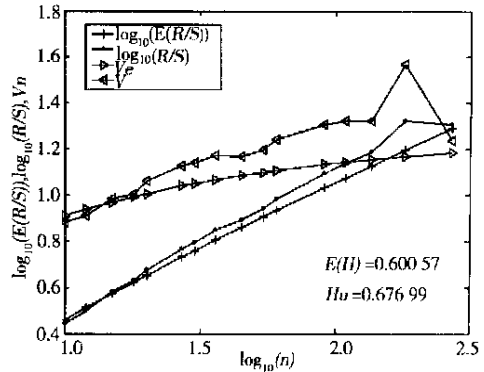


图 4(d) 深圳成分指数周数据 $R/S(\cdot)$

Fig. 4(d) R/S plot (\cdot) of weekly returns for Shenzhen

2.2.4 随机打乱序列符号或顺序的 R/S 分析

以上证综合日收益为例,随机打乱序列的符号或顺序后进行 R/S 分析,见图 5(a)、图 5(b)。两种情况均出现一致的现象,即 Hurst 指数显著降低,统计量不显著,打乱后序列的 $(R/S)_n$ 曲线和 V 统计量曲线几乎不能从随机游走情形中分辨出,原序列的固有非线性结构彻底消失,已经成为 IID 序列,这反证了原序列的非线性特征。值得

注意的是,日收益率分布的经验统计特性表明其不是正态分布,对打乱后的序列进行的 R/S 分析有其价值,它可以当做是对非正态分布 IID 过程的模拟,图 5(a)、图 5(b) 模拟结果支持了 $E[(R/S)_n]$ 的计算式(4) 对非正态分布仍然有效的结论。这也表明 R/S 分析的强健之处在于不需要限定随机过程变量分布函数的形式,大大提高了 R/S 分析的适用范围。

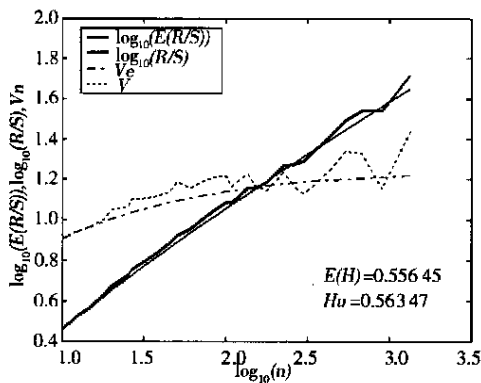


图 5(a) 随机打乱符号的 R/S 分析

Fig. 5(a) R/S plot (\cdot) of daily returns with distorted signs randomly for Shanghai

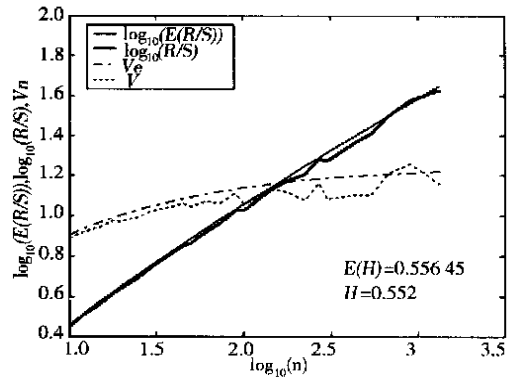


图 5(b) 随机打乱顺序的 R/S 分析

Fig. 5(b) R/S plot (\cdot) of daily returns with distorted orders randomly for Shanghai

2.2.5 R/S 分析结果与相关文献比较

本文与相关文献的分析结果比较见表 2。本文和张维等(2001)的结论基本一致,但其估计的 Hurst 指数值略高。本文用的数据序列是最长的,而且通过使用提高 R/S 分析的有效措施,发现了

深圳市场平均周期为 450 d,这一点与张兵等(2002)发现深圳市场存在 215 d 的平均周期相差较大。当使用更长的数据,消除短期自相关,仅使用包含序列起始点的时间间隔,进行显著性检验等措施,可以提高 R/S 分析的有效性。

表 2 相关文献的 R/S 分析结果比较

Table 2 R/S result compared with those of other scholars

研究者	上证综合指数		上证综合指数		深圳成分		深圳成分	
	平均周期 / d	Hurst 指数	平均周期 / 周	Hurst 指数	平均周期 / d	Hurst 指数	平均周期 / 周	Hurst 指数
本文	310	0.664	60	0.682	450	0.636	90	0.677
徐龙炳等(1999)	195	0.661	⊙	⊙	∅	0.643	⊙	⊙
张维等(2001)	316	0.68	63	0.71	∅	0.67	∅	0.73
张兵等(2002)	197	0.588	40	0.688	215	0.617	43	0.712
徐迪等(2002)	350	0.61	⊙	⊙	⊙	⊙	⊙	⊙

注: ⊙ —— 未进行研究; ∅ —— 研究但是未发现。

2.3 易变性期限结构

2.3.1 上证综合指数

易变性 (volatility) 也称波动性,最简单的是用标准差测度易变性,金融学中的“年度化风险”公式: $\text{annual} = \sqrt{12} \text{ month}$,是建立在有效市场假说 EMH 的基础上,真实的情形往往不是这样。考察上证综合日收益率序列的易变性规模变化规律,基于同计算重标极差一样的目的,采用可以恰好包含该序列起点和终点的不同抽样间隔 n ,计算对数收益率序列的标准差 (n),见图 6(a),具体数据略。EMH 假设下的标准差以时间的平方根增长,在图 6(a) 中以斜率为 0.5 的直线表示。首先发现存在一个期限结构,即在 $n = 300$ 处直线的斜

率发生结构性改变。对数标准差穿越 45° 线,300 d 以后明显存在一个停止上升、开始下降的趋势。暗示投资者对少于大约 300 d 的投资起点将招致多于正态分布所暗示的风险;对于投资起点大于 300 的长期投资者将面临总体下降的风险趋势。

Peters(1994)对道·琼斯工业股票 103 年(25 000 d)的数据进行易变性期限结构和 R/S 分析,得到了大约一致的 4 年周期。我国的证券市场起步晚,样本容量相对较低,尤其是当抽样间隔 $n > 300$ 时得到的标准差的估计可能有偏,导致易变性的期限结构长度无法进行十分精确的估计,但是至少揭示出了存在一个易变性的期限结构行为,得到的上证综合指数的期限结构长度和平均周期 310 d 接近。

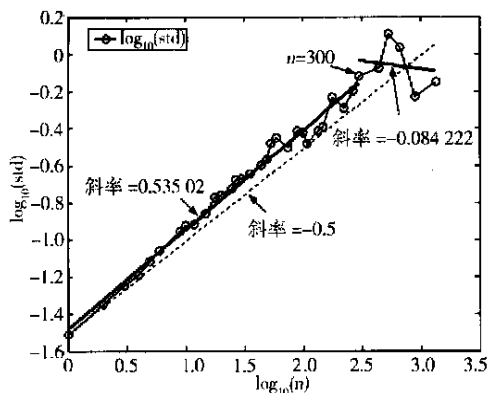


图 6(a) 上证综合指数易变性的期限结构
Fig. 6(a) Term structure of volatility of daily returns for Shanghai

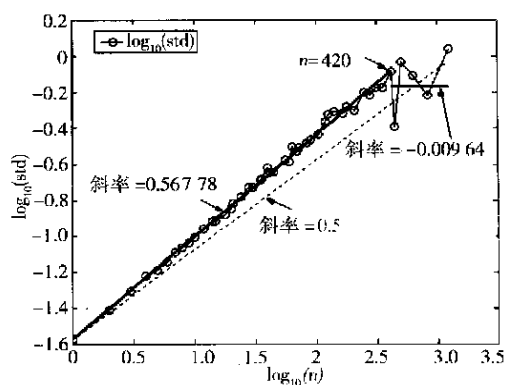


图 6(b) 深圳成分指数易变性的期限结构
Fig. 6(b) Term structure of volatility of daily returns for Shenzhen

2.3.2 深圳成分指数

用仅包含起点和终点的抽样间隔计算深圳成分指数日收益的标准差,结果见图 6(b),在大约 420 d 以后标准差开始下降,并产生振荡,明显存在 420 d 的期限结构(和 450 d 的平均周期接近)。

2.4 BDS 检验非线性相关

BDS 检验是 Brock、Dechert、Scheinkman^[10] 利用关联积分提出的统计量,能够不依赖分布的特定形式从随机系统中区分出非线性相关。Arvind Mahajan 等^[11] 用 BDS 检验发现加拿大、法国等 10 个国家的货币对美元的汇率序列存在非线性依赖关系的证据。Brock、Hsieh 和 LeBaron^[12] 指出 BDS 统计量(当样本容量大于 500 时)渐近服从标准正态分布。BDS 检验之前必须去除短期线性相关,首

先对对数收益率序列进行单位根检验,检验形式为一阶滞后、无趋势和常数项,上证综合和深圳成分日指数的 ADF 统计量分别为 -35.405、-35.789(1% 的临界值为 -2.566),所以都不存在单位根,差分阶数定为 0。用 AIC 准则为上证综合和深圳成分日指数选择最佳的 ARIMA($p, 0, q$) 滤波器分别见式(5)、(6)。

$$x_t = 0.75575x_{t-1} - 0.69961x_{t-2} + \epsilon_t \quad (5)$$

(8.9985) (-7.6137)

$$x_t = 0.87041x_{t-1} - 0.82438x_{t-2} + \epsilon_t \quad (6)$$

(15.7809) (-12.9980)

常数项 t 检验不显著已去除, BDS 检验的结果见表 4。在不同的嵌入维和点距时, BDS 统计量均大于临界值,拒绝原假设,上证综合和深证成分日指数均存在非线性依赖关系。

表 4 BDS 统计量

Table 4 BDS statistics

数据序列		M								
		2	3	4	5	6	7	8	9	10
上证综合日指数	0.5	22.109	29.157	38.266	49.195	64.714	88.137	123.045	177.170	262.054
	1.0	21.669	26.159	29.575	32.230	35.328	38.864	42.819	47.269	52.682
	1.5	20.026	23.699	25.874	26.885	27.654	28.573	29.458	30.309	31.297
	2.0	17.436	21.469	22.974	23.541	23.709	23.935	24.147	24.288	24.434
深圳成分日指数	0.5	18.626	26.030	33.809	42.814	55.576	74.892	103.398	150.370	227.243
	1.0	19.020	24.189	28.187	31.819	35.753	40.119	45.030	50.946	58.280
	1.5	17.082	20.895	23.214	25.023	26.651	28.096	29.614	31.181	32.863
	2.0	15.074	18.273	19.695	20.594	21.293	21.724	22.078	22.408	22.744

注: M 是嵌入维, τ 为点距离, σ 是样本标准差, 5% 的临界值为 1.645。

3 结 论

(1) 上海和深圳证券市场的日和周序列的 Hurst 指数均大于 0.5, 通过显著性检验, 上海证券市场揭示出非周期循环的平均长度是 310 d (约 60 周), 深圳证券市场的平均周期长度是 450 d (90 周), 表明两市都具有长期记忆效应, 收益率波动具有状态持续性, 表现为价格的连续涨跌, 即典型的易变性(波动性)聚类, 而且存在易变性期限结构, 即方差不是按照 EMH 的假设无限制地增长, 而是有界集, 表现为短期内的非线性随机过程和长期内是决定性系统主导的特点, 这也是股票市场的一般特征。长期投资者和短期投资者共存证实了这一点, 分形市场假说认为市场由具有不

同投资起点的投资者构成。

(2) 经验密度函数表明其不是 EMH 假设的正态分布, 而是呈现尖峰胖尾现象, 甚至可能是无限方差分布或是截断列维分布。因此传统的资本资产定价模型、套利定价理论、布莱克-斯科尔斯期权定价模型的理论基础被动摇。将这些经验分布的特征整合到现有的资本市场理论中去是一项艰巨的任务。

(3) 本文重点使用提高 R/S 分析有效性的若干途径, 并通过对中国股市的实证研究, 给出了具体 R/S 分析的实际操作技术。 R/S 分析是一种分析含有噪声分形时间序列的无参数稳健方法。BDS 检验也表明中国股票市场具有非线性特性。中国的股票市场更适合用分形市场假说进行解释和表述, 进而进行相关的定量金融分析工作。

参 考 文 献:

- [1] Peters E E. Fractal Market Analysis—Applying Chaos Theory to Investment and Economics[M]. New York: John Wiley & Sons, 1994.
- [2] Peters E E. Chaos and Order in the Capital Markets[M]. New York: John Wiley & Sons, 1996.
- [3] Opong K K, Mulholland G, Fox A F, *et al.* The behaviour of some UK equity indices: An application of Hurst and BDS tests[J]. *Journal of Empirical Finance*, 1999, 6: 267—282.
- [4] 徐龙炳, 陆蓉. R/S 分析探索中国股票市场的非线性[J]. *预测*, 1999, (2): 59—62.
Xu Long-bing, Lu Rong. Explore the nonlinearity in Chinese stock markets by R/S analysis[J]. *Forecasting*, 1999, (2): 59—62. (in Chinese)
- [5] 张维, 黄兴. 沪深股市的 R/S 实证分析[J]. *系统工程*, 2001, (1): 1—5.
Zhang Wei, Huang Xing. Empirical study on the Shanghai Stock Exchange and Shenzhen Stock Exchange with R/S [J]. *System Engineering*, 2001, (1): 1—5. (in Chinese)
- [6] 张兵, 徐诒. 中国股票市场分形特征的实证研究[J]. *经济管理*, 2002, (14): 63—69.
Zhang Bing, Xu Hui. An empirical study on the fractal characteristics in Chinese stock markets[J]. *Economic Management*, 2002, (14): 63—69. (in Chinese)
- [7] 徐迪, 吴世农. 上海股票市场的分形结构分析[J]. *中国经济问题*, 2002, (1): 27—33.
Xu Di, Wu Shi-nong. A fractal structure analysis on Shanghai stock market[J]. *Chinese Economic Problems*, 2002, (1): 27—33. (in Chinese)
- [8] Hurst H E. The long-term dependence in stock returns[J]. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 1951, 116: 770—799.
- [9] Anis A A, Lloyd E H. The expected value of the adjusted rescaled hurst range of independent normal summands[J]. *Biometrika*, 1976, 63: 111—116.
- [10] Dechert Brock W, Scheinkman. A Test for Independence Based on The Correlation Dimension[R]. University of Wisconsin, System Research Institute Working Paper, 1987. 8702.
- [11] Arvind Mahajan, Wagner A J. Nonlinear dynamics in foreign exchange rates[J]. *Global Finance Journal*, 1999, 10(1): 1—23.
- [12] Brock W A, Hsieh D A, LeBaron B. Nonlinear Dynamics, Chaos, and Instability: Statistical Theory and Economic Evidence[M]. Boston: The MIT Press, 1991.

Fractal analysis of China stock markets

WANG Xin-yu¹, SONG Xue-feng¹, WU Rui-ming²

1. Economic and Managerial Complexity Institute, School of Management, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China;
2. Management School, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200052, China

Abstract: Based on fractal market hypothesis, some typical characteristics such as the long memory, term structure and non-periodic cycle of volatility, and non-Gaussian distribution of return are discovered by R/S analysis and BDS test in China stock markets. It is proved that the fractal market hypothesis can interpret better the nonlinearity inhere in China stock markets than efficient market hypothesis.

Key words: fractal market hypothesis; R/S analysis; volatility; BDS test