

基于滑动窗口 MF-DFA 的股票风格资产收益多重分形分析

许 林¹, 宋光辉², 郭文伟³

(1. 华南理工大学 经济与贸易学院, 广州 510006; 2. 华南理工大学 工商管理学院, 广州 510640;
3. 广东商学院 金融学院, 广州 510320)

摘 要 风格投资已逐渐成为基金构建投资组合的一种主流量化投资方法. 本研究在分析风格资产收益呈分形特征的基础上, 通过引入滑动窗口技术对传统的多重分形消除趋势波动分析法 (MF-DFA) 加以改进, 并对中信标普公司推出的 6 种股票纯风格资产指数日收益率序列的波动特征进行研究, 实证结果发现: 滑动窗口技术能有效减少因分割连接点处的不连续性而产生的伪波动误差; 风格资产指数日收益率序列均具有相关多重分形特征, 即原始序列具有持久性, 位置重构序列均具有反持久性, 且位置重构序列的多重分形特征显著弱于原始序列的多重分形特征, 表明风格资产指数收益序列的持久相关性是形成多重分形特征的主要原因; 价值、成长型比规模型风格资产具有更规律的多重分形特征, 表明价值、成长型比规模型风格资产的分形规律更明显. 本研究对基金公司、基金经理及时准确地把握股市风格动向以便构建适度风格漂移策略具有重要的理论价值与现实意义.

关键词 股票风格资产; 滑动窗口 MF-DFA; 广义 Hurst 指数; 多重分形谱

Multifractal analysis on stock style asset returns based on sliding windows MF-DFA

XU Lin¹, SONG Guang-hui², GUO Wen-wei³

(1. School of Economics and Commerce, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China;
2. School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
3. Finance Department, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510320, China)

Abstract Style investment has become a main quantitative investment approach to construct investment portfolio for funds. This paper analyzed the fractal characteristics of stock style assets returns, and revised the multifractal detrended fluctuation analysis through introducing a sliding window technique, researched on the daily return volatility characteristics of six kinds of pure stock style assets indexes introduced by Standard&Poor company, the empirical results showed that: sliding window technique can effectively reduce the fake-flutrated errors from the uncomuity on junction points; daily return series of style asset indexes have relevant multifractal characteristics, the characteristics mean that the original style asset series is persistent and position reconstruction series have anti-persistence, the multifractal characteristics of position reconstruction series were significantly weaker than the multifractal characteristics of original series, which indicates enduring relevance of style asset indexes return series was the main reasons of multifractal characteristics; value&growth syle assets have stronger multifractal characteristics than the size style assets, indicating that the multi-fractal characteristics of size style assets were significantly weaker than the multifractal characteristics of value&growth syle assets. There is an important theoretical value and practical significance for fund managers timely and accurately grasp the market style trends to construct a moderate style drift strategy.

收稿日期: 2010-06-17

资助项目: 国家社会科学青年基金 (12CJY006); 教育部人文社科规划基金 (10YJA630131); 中央高校基本科研业务费专项资金 (x2jmD2118850); 华南理工大学经济与贸易学院青年基金 (201207)

作者简介: 许林 (1984-), 男, 江西上饶人, 博士, 讲师, 研究方向: 数量经济学, 基金投资与分形市场等, E-mail: linxu@scut.edu.cn; 宋光辉 (1961-), 男, 河南信阳人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 基金投资与分形市场; 郭文伟 (1979-), 男, 广东汕头人, 博士, 讲师, 研究方向: 基金投资与分形市场.

Keywords stock style asset; sliding windows MF-DFA; generalized Hurst exponents; multifractal spectrum

1 引言

分形现象普遍存在于社会科学与管理科学中,如海岸线的形状、树叶的结构、原油价格与汇率波动、股价走势等.由于资本市场的非线性复杂特征,分形理论已被国内外学者大量应用于资本市场中的资产价格波动研究,认为价格波动是一个单分形过程,即不同时间标度下的价格波动分布存在统计意义上的自相似性.后来学者们深入研究发现仅用一个分形维数来刻画资产价格波动序列是不完备的,描述的仅是一个宏观概貌,必须运用多重分形来刻画时间序列中的局部奇异指数,多重分形理论有利于推动非线性理论在资本市场中的可操作性应用,更好地认识资本市场的本质特征.综合已有文献研究,关于分形理论的应用研究大多集中在股票综合指数等方面,而对占机构投资者绝大比重的基金投资行为仍处于空白.基金的有效发展对资本市场的稳定与效率的提高起着重要作用,自从 Sharpe^[1] 研究美国股市发现某一特定的投资风格对基金投资组合收益的贡献度达 90% 以上,风格投资已逐渐成为基金构建投资组合的主流方法,从此掀起了一股研究投资风格的热潮.所谓投资风格,一般是指按照具有某种共同属性的证券组合而非单个证券来进行资产配置的投资方法,也可认为是基金经理将投资组合限制在与某一市场异像相对应的子市场中的一种新生投资哲学与方法.从这个定义可知,具体风格跟证券资产具有的某种共同属性有密切关系,不同的属性具有不同的风格,而风格资产就是指具有某种共同属性的一类证券资产.本研究认为基金在发行时宣称投资风格本身暗含了是不可改变的,但在我国基金市场信息披露制度还不完善以及分形市场的现实背景下,投资风格是可适度漂移的.一类风格基金吸引一类投资者,投资风格保持鲜明一致性,侧重选股方面;而风格投资是一种风格轮换策略,暗含风格是可轮换、可适度漂移的,但不可过度漂移或无序改变,侧重择时方面.投资风格是基金产品发行、设计考虑的主要因素;而风格投资是基金投资运作中采取的具体风格轮换或漂移策略.把两者联系起来创新性地提出了一种适度风格漂移策略,将其定义为投资风格风格投资策略.

传统有效市场假说表明:从长期来看,没有人能够打败资本市场;但在分形市场的现实背景下,量化投资大师詹姆斯·西蒙斯 (James Simons) 认为可通过捕捉大量异常瞬间机会来赚钱.从 1988-2008 年,他管理的大奖章 (medallion) 基金的年均净回报率是 35.6%,比索罗斯等投资大师同期的年均回报率要高出 10 个百分点,比同期标准普尔 500 指数的年均回报率则高出 20 多个百分点.量化投资在国外已有 30 多年的发展历史,是利用数学、统计学、信息技术的量化投资方法来管理投资组合,因其投资业绩稳定,市场规模和份额不断扩大、越来越得到投资者的追捧.数量化投资组合构建注重的是对宏观数据、市场行为、企业财务数据、市场风格、交易数据等进行分析,以挖掘出最优的投资组合和投资机会.那么,基金如何在分形市场条件下去挖掘这种风格轮换投资机会以构建出一种适度风格漂移量化投资策略,就必须对股市风格轮换规律具有准确的把握,有必要对其进行探索研究,也是本研究要解决的问题.

2 相关文献评述

把分形理论引入到金融投资领域则是近十年来的事情,从理论完善到方法创新、从单分形发展到多重分形过程都处于不断探索之中. Mandelbrot^[2] 进一步指出相对于单分形过程,多重分形理论是一种更好的定量刻画资本市场各种复杂波动特征的有力工具,具有更强的实用性.为了刻画一个序列是服从单分形还是多重分形过程, Kantelhardt^[3] 在 DFA 方法基础上首次提出了多重分形消除趋势波动分析法 (MF-DFA) 来刻画时间序列在不同时间标度下的多重分形特征,之后该方法在经济社会科学领域中得到了广泛实际应用. Matia 和 Ashkenazy^[4] 运用该方法对 2449 只股票和 29 种商品近 15 年的日收盘价进行研究,结果发现:股票价格和商品价格均具有多重分形特征,并发现股票价格的多重分形谱显著窄于商品价格的多重分形谱,表明商品价格波动具有较强相关性. Koscielny-Bunde 等^[5] 以水文站的长期径流量记录数据为例,运用消除趋势波动分析 DFA、小波分析和 MF-DFA 等 3 种方法来研究其多重分形行为,结果发现几个星期内的日径流量是长期相关的,多重分形特征会随时间的延长逐渐减弱,且还发现整个 q 阶 $h(q)$ 可拟合为 $h(q) = \frac{1}{q} - \frac{a^q + b^q}{q \ln 2}$, 该式表明 $h(q)$ 在趋向无穷大时可以用两个独立参数 a, b 来描述一个时间序列的多重分形强度,即 $\Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min} = \alpha(-\infty) - \alpha(\infty) = \frac{\ln b - \ln a}{\ln 2}$; 整个 q 阶 $\tau(q)$ 可拟合为 $\tau(q) = -\frac{\ln(a^q + b^q)}{\ln 2}$, $\alpha(q) = \tau'(q) = -\frac{1}{\ln 2} \cdot \frac{a^q \ln a + b^q \ln b}{a^q + b^q}$.

国内学者胡雪明, 宋学锋^[6] 最早引入 MF-DFA 方法,并对沪深股市进行实证对比分析,结果发现:两

市均具有多重分形特征,其中深圳成指要比上证综指的广义 Hurst 指数大,表明深圳成指具有更强的状态持久性.卢方元^[7]运用该方法对上证综指和深圳成指收益率序列进行多重分形分析,研究得出了相同结论,即深圳成指收益率序列要比上证综指收益率序列的相关性程度高.周孝华,宋坤^[8]以民生银行与哈飞股份两只股票的5分钟高频数据为例,采用配分函数法进行多重分形分析,结果发现:两只股票在持续大幅波动开始与结束时,其多重分形谱形态及参数的变化与理论上的市场异象相吻合,因此可对金融资产持续大幅波动的开始及结束做出一定的预测.曹广喜,史安娜^[9]运用 MF-DFA 方法对上证综指日收益率序列的波动特征进行分析,结果发现:上证综指收益率序列具有多重分形特征,小幅波动具有持久性,大幅波动可能具有反持久性.苑莹,庄新田^[10]运用多重分形谱法对上证综指的多重分形性进行了实证研究,并进一步分析了多重分形谱参数与时间序列对数收益率的关系,结果表明:多重分形谱参数与指数的变化趋势及对数收益率具有明显的关联性,这说明多重分形分析能够揭示更多关于市场变化的有用信息,有望以一定概率预测股价涨落. Jiang 和 Zhou、周炜星^[11-12]以上证综指5分钟高频数据为例,采用配分函数法对每一交易日的数据进行多重分形分析,发现质量指数为线性函数,用统计自举生成随机时间序列以深入剖析多重分形谱,发现约有51%的交易日,其多重分形特性无法通过显著性检验,进一步分析发现:所有真实时间序列的奇异性强度与随机序列的奇异性强度相差无几,因此得出上证综指本身并不具有多重分形特性.刘维奇,牛奉高^[13]运用 MF-DFA 方法对上证综指和深圳成指的多重分形特征作了比较分析,实证结果表明:沪深两市均存在多重分形特征,且前者更加明显,进一步研究认为沪市的多重分形特征更多是由长记忆性所致,而深市的多重分形更多依赖于其分布.万涛等^[14]运用该方法对上证综指和深证成指的日收益率序列进行比较分析,结果发现:深证成指日收益率序列的相关性程度要高于上证综指,且小幅波动具有持久性,大幅波动具有反持久性. Gu 等^[15]运用 MF-DFA 与多重分形谱分析方法研究了1987-2008年美国西德克萨斯轻质原油和欧洲北海布伦特原油价格波动的多重分形特征,实证发现:国际原油价格市场具有标度不变性以及存在明显的多重分形特征,还进一步发现 Brent 原油比 WTI 原油具有更强的长记忆性和更宽的多重分形谱.

综合已有研究不难发现,大多文献集中在对股票综合指数、期货商品、径流量和原油价格等进行多重分形分析,国内学者主要集中于上证综指与深圳成指等整个股市波动的多重分形特征分析.在进行 MF-DFA 分析时,没有根据数据的实际特点进行多项式拟合阶数的确定与考虑因数据分割点的不连续性所导致的影响,大多只是笼统采用此方法进行简单的分形分析,且在基金投资风格领域至今仍是空白.基于此,本研究以中信标普公司推出的6种纯风格资产指数系列为研究对象,运用多重分形消除趋势波动分析法(MF-FDA),并引入滑动窗口技术加以改进,对股票风格资产指数日收益率序列的波动特征进行探索研究,在确定风格资产收益序列具有标度不变性等分形特征的基础上,挖掘出不同风格资产指数价格波动规律与多重分形谱的统计信息,为基金经理预测股票市场风格轮换时变性,构建出适度风格漂移量化投资策略,以及为基金公司提高核心竞争力与扩大基金市场份额提供贴近现实分形市场的理论支持与决策参考.

3 研究方法

3.1 基于滑动窗口的 MF-DFA 方法

Kantelhardt^[3]提出的 MF-DFA 方法目的是刻画不同时间标度下的非平稳时间序列的分形特征,通过计算机模拟验证了该方法对非平稳时间序列进行多重分形分析是一种很好的方法.该方法具体是将每个分割区间上波动的均值作为统计点,计算波动函数,然后根据波动函数所表现的幂律性来计算广义 Hurst 指数.相对于其他方法,它能够发现非平稳时间序列中的长记忆性,并且能够避免对长记忆性的误判,得到了国内外学者的广泛应用.但是该方法的缺陷是对整个序列进行分割后所形成的分割区间是不连续的,这导致相邻分割区间上的拟合多项式不连续,从而可能引入新的伪波动误差,进而使波动函数产生偏差,引起标度指数的失真.本研究通过引入滑动窗口技术对其进行改进,该方法的具体步骤如下:

设长度为 N 的时间序列 $\{x_t\}_{t=1}^N$, 其中 x_t 在本研究中代表风格资产日收益率序列.

1) 通过计算均值累积离差把原序列变成一个新序列: $y_t = \sum_{k=1}^t (x_k - \bar{x}), t = 1, 2, \dots, N$;

2) 把时间序列 y_t 分割成长度为 s 的 N_s 个互不重叠的等长子区间, $N_s = \text{int}(\frac{N}{s})$. 值得注意的是:以往文献研究中,许多学者考虑到时间序列长度 N 往往不一定是 s 的整数倍,为了避免丢失尾部数据信息,从时间序列尾部重复这一分割过程,因此得到 $2N_s$ 个子区间.但本研究认为这样就会把原始序列的顺序正好倒置了,如果序列表现出相关多重分形,则会严重影响分析结果;

3) 通过最小二乘法拟合每一子区间 $\nu(\nu = 1, 2, \dots, 2N_s)$ 上的局部趋势函数 $p_\nu(j)$, 这里 $p_\nu(j)$ 为第 ν 子区间的拟合多项式 (分别记为 MF-DFA1, MF-DFA2, \dots), 消除每一子区间 ν 中的趋势得到相应残差序列, 即 $Z_\nu(j) = y_\nu(j) - p_\nu(j), j = 1, 2, \dots, s$;

4) 根据上式计算出 $2N_s$ 个消除趋势子区间的残差序列平方和, 即 $F^2(s, \nu) = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s Z_\nu^2(j)$, 其中 $\nu = 1, 2, \dots, N_s$, 进而求出该序列的 q 阶波动函数, 即 $F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{\nu=1}^{2N_s} [F^2(s, \nu)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}}$, 其中, q 为不等于 0 的实数. 易知, $F_q(s)$ 与 s 成正方向关系, 因此对于不同的 s , 就可得到相应的分形时间序列 $F_q(s)$;

5) 给定阶数 q , 对于大量的 s , 通过在双对数图中观察两者之间的关系, 有 $F_q(s) \propto s^{h(q)}$, 其中 $h(q)$ 为 $\ln[F_q(s)] \sim \ln s$ 双对数图的斜率. 当 $h(q)$ 为常数时, 序列为单分形; 当 $h(q)$ 与 q 相关时, 序列为多重分形. 特别地, 当 $h(q) = 0.5$ 时, 序列不相关或短记忆性; 当 $h(q) > 0.5$ 时, 序列呈持久性, 即长记忆性; 当 $h(q) < 0.5$ 时, 序列呈反持久性, 即具有较强的波动性; $h(2)$ 就是经典 Hurst 指数, 因此, $h(q)$ 称为广义 Hurst 指数;

6) 通过 MF-DFA 得到的 $h(q)$ 与质量指数 $\tau(q)$ 有如下关系, $\tau(q) = qh(q) - 1$, 两边同时对 q 求导得:

$$\frac{d\tau(q)}{dq} = h(q) + qh'(q) \quad (1)$$

7) 通过勒让德变换可得多重分形谱 $f(\alpha)$ 、奇异指数 α 与质量指数 $\tau(q)$ 三者之间的关系:

$$\begin{cases} \alpha = \frac{d\tau(q)}{dq} \\ f(\alpha) = \alpha q - \tau(q) \end{cases} \quad (2)$$

8) 把式 (1) 代入式 (2) 得到下列关系:

$$\begin{cases} \alpha = h(q) + qh'(q) \\ f(\alpha) = q[\alpha - h(q)] + 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中, 奇异指数 α 为刻画复杂系统中各个子区间的奇异程度, α 越大, 奇异性越小; 多重分形谱 $f(\alpha)$ 实际上是指具有相同奇异指数 α 的分形维数, 且 $f'(\alpha) = q$; 分形谱宽度 $\Delta\alpha(\alpha_{\max} - \alpha_{\min})$ 代表最大概率与最小概率间的差别, $\Delta\alpha$ 值越大, 分形时间序列分布越不规则, 多重分形度越强; 相应的分形维数差别 $f(f(\alpha_{\max}) - f(\alpha_{\min}))$ 反映了高低价位出现的频率变化程度. 多重分形谱本质上是分形子序列的分形维.

需要指出的是, 一般的 MF-DFA 方法由于多项式拟合在分割数据连接点处的不连续性而产生新的伪波动误差, 而滑动窗口 MF-DFA 方法可减少此类误差, 且能够同时避免因构造 N_s 个子区间而丢失尾部数据或构造 $2N_s$ 个子区间而打乱了原始序列的顺序所导致 $h(q)$ 的误差估计. 基于滑动窗口技术 MF-DFA 方法其思想主要是利用滑动窗口技术对 MF-DFA 方法的区间分割方法进行改进 (见图 1), 具体表现在上述方法的 2) 和 4) 两个步骤: 在步骤 2) 中滑动窗口 MF-DFA 方法采用滑动窗口技术的连续重叠区间分割法来替代一般 MF-DFA 方法中的不重叠区间分割法, 从而导致子区间急剧增多 (从 N_s 或 $2N_s$ 个增加到 $N - S + 1$ 个) 与步骤 4) 中的波动函数 $F_q(s)$ 的相应改变, 即 $F_q(s) = \left\{ \frac{1}{N-s+1} \sum_{v=1}^{N-s+1} [F^2(s, v)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}}$, 为了使 $F_q(s)$ 有较高的稳定性, 本研究取 $2j + 2 \leq s \leq \frac{N}{4}$ (其中 j 为拟合多项式的阶数).

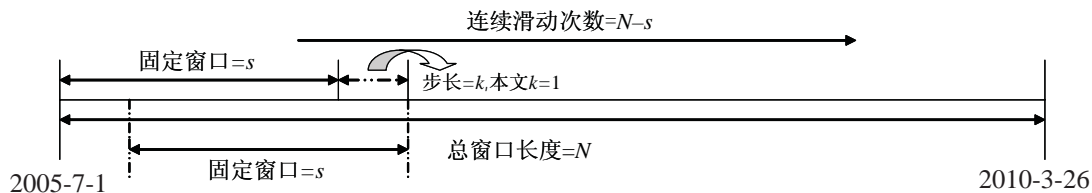


图 1 滑动窗口 MF-DFA 方法的滑动窗口设计图

3.2 数据的位置重构

大量文献研究表明时间序列中的多重分形特征主要有两种成因: 一是由于大幅波动与小幅波动的不同范围之间的相关性所导致 (相关多重分形); 二是由于资产价格波动呈尖峰、厚尾与有偏特征所导致 (分布多重分形). 对数据进行位置重构处理能发现上述两种原因对多重分形成因的贡献度, 并能说明多重分形强度. 因为对数据顺序进行重构能保留序列分布形式但破坏了相关性, 即消除了长记忆性, 并可弱化序列分布的非正态性. 数据位置重构的具体步骤如下:

1) 随机产生一组数对 (p, q) , p, q 小于等于时间序列长度 N ;

- 2) 对时间序列中第 p 个和第 q 个数据进行对换;
- 3) 重复以上步骤共 $100N$ 次, 以确保数据的位置被充分重置.

为了分析多重分形特征的成因: 原始序列的波动函数 $F_q(s)$ 与相应的位置重构序列的波动函数 $F_q^T(s)$ 的比值满足 $F_q(s)/F_q^T(s) \sim s^{h(q)-h^T(q)}$, 若 $h(q) - h^T(q) = 0$, 且它们的值都随 q 的变化而改变, 则原始序列的多重分形特征仅由数据的分布形式所导致; 若 $h(q) - h^T(q) \neq 0$, 且它们的值都随 q 的变化而改变, 则原始序列的多重分形特征是由数据的相关性所导致, 若 $h^T(q) = 0.5$, 则表明多重分形特征仅由相关性所导致.

4 实证研究与结果分析

4.1 数据来源与描述统计

本研究采用的数据样本为 2005 年 7 月 1 日 -2010 年 3 月 26 日期间的 6 种纯风格资产指数 (即大盘纯成长指数 (LPG)、中盘纯成长指数 (MPG)、小盘纯成长指数 (SPG)、大盘纯价值指数 (LPV)、中盘纯价值指数 (MPV) 和小盘纯价值指数 (SPV)) 的日收盘价, 整个时期包含大幅上涨、快速下跌和小幅回调的完整周期行情, 其中 2005 年 7 月 1 日至 2007 年 9 月 28 日为上涨行情 (即大牛市), 2007 年 9 月 28 日至 2008 年 9 月 26 日为快速下跌行情 (即大熊市), 2008 年 9 月 26 日至 2010 年 3 月 26 日为小幅回调行情 (即小牛市), 具有较好的代表性. 共有 1031 个日收盘价, 可计算出 1030 个日收益率数据, 数据来源于中信标普公司网站.

考虑选用中信标普风格指数系列主要基于以下 3 点原因: 一是很多基金产品在设计投资风格时是以中信标普风格指数为参考标准的; 二是至今为止中信标普风格指数是能够较好反映我国股市纯风格指数之一; 三是大量实证研究也表明: 该风格指数的编制方法是合理的, 能较好反映我国证券市场不同风格资产的风险收益特征. 该纯风格指数系列编制的原则为: 三分之一的成份股为纯成长股, 三分之一的成份股为纯价值股, 中间三分之一的成份股不作为纯风格指数, 因此不会出现交叉重叠的股票, 且样本股票是根据风格属性进行赋权, 能较好地反映各种风格属性特征.

设 p_t 表示 t 时刻风格资产的日收盘价, 则 t 时刻风格资产收益率为: $r_t = \ln p_t - \ln p_{t-1}$. 对数据进行对数预处理, 6 种纯风格资产指数日收益率序列的描述性统计见表 1. 从表 1 可以看出: 6 种风格资产指数日收益率序列的偏度均不为 0, 峰度均大于 3, JB 统计量在 0.1 的显著性水平均拒绝服从正态分布的原假设, 表明均不服从正态分布, LB 检验的 Q 统计量在 0.01 的显著性水平均拒绝线性相关的原假设, 表明存在非线性相关性. 这表明如果用有效市场理论来研究风格资产收益率序列会导致分析结果误差, 因此本研究运用非线性科学分形理论中的 MF-DFA 方法对股市风格资产指数日收益率序列的分形特征进行研究是合适的.

表 1 风格资产日收益率序列的描述性统计

风格资产指数	样本容量	均值	标准差	峰度	偏度	JB 统计量	Q 统计量
大盘纯成长 (LPG)	1030	0.0014	0.0245	6.6603	-0.0219	575.1***	26.57**
大盘纯价值 (LPV)	1030	0.0015	0.0246	5.9478	-0.3531	394.3***	38.12***
中盘纯成长 (MPG)	1030	0.0016	0.0263	9.9513	0.2083	2081.2***	27.11**
中盘纯价值 (MPV)	1030	0.0019	0.0257	6.500	-0.2970	540.8***	24.33*
小盘纯成长 (SPG)	1030	0.0018	0.0266	8.5207	0.0186	1308.1***	25.72**
小盘纯价值 (SPV)	1030	0.0020	0.0271	9.2372	-0.0660	1670.3***	26.10**

数据来源: 本研究利用 Eviews6.0 统计分析结果整理 (***, **, * 表示在 1%, 5%, 10% 置信水平下的显著性, JB 统计量服从自由度为 2 的 χ^2 分布, 相应的临界值为 9.21, 5.99, 4.61, LB 检验的 Q 统计量服从自由度为 15 的 χ^2 分布, 相应的临界值为 30.58, 25.00, 22.31)

为了分析风格资产指数收益率序列的标度不变性特征, 画出相应风格资产指数周收益率序列走势图, 见图 2; 由于篇幅的限制, 以大盘纯成长型 (LPG) 风格资产为例, 画出三种时间标度 (日、周、月收盘价数据) 下的价格走势图, 具体见图 3.

从表 1 与图 2 中可以看出无论是日收益率还是周收益率, 大盘风格资产比中盘、小盘风格资产有更大的波动率, 价值型风格资产比成长型风格资产有更大的波动率. 这表明收益率波动跟时间标度无关, 我国证券市场并不是完全有效的, 具有一定的分形特征. 在不同的行情时期内, 因投资者更倾向于某种风格的股票, 导致加大了该种风格资产收益的波动性. 从图 3 中可以看出在日、周、月三种时间标度下的大盘纯成长型风格资产走势图具有相似性, 同样可说明具有标度不变性的分形特征; 在每个时间标度下的图形中, 可以看出具

有位置平移自相似性,说明具有自相似性的分形特征.从这些均能说明风格资产收益具有分形特征.

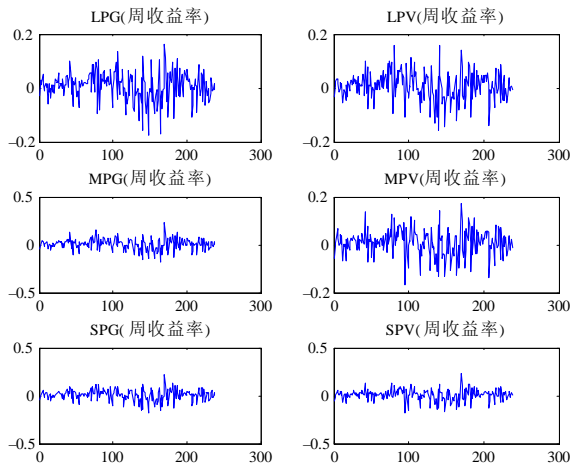


图 2 风格资产指数周收益率序列走势图

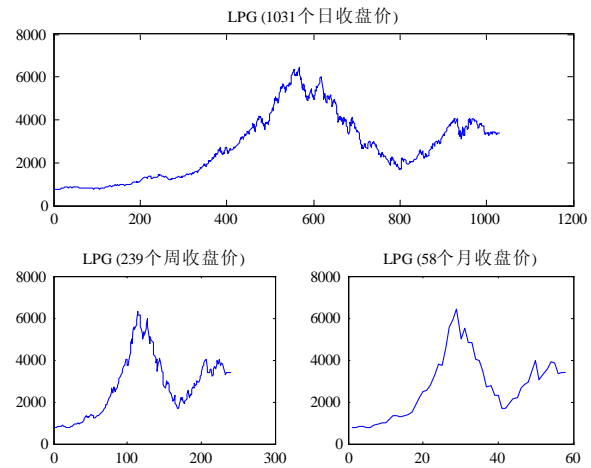


图 3 三种时间尺度下的风格资产收盘价走势图

4.2 风格资产收益率序列的多重分形分析

运用上面所介绍的方法与步骤,利用 Matlab7.0 软件自行编程进行实证,分别对以上 6 种纯风格资产指数日收益序列和位置重构后的新序列进行 MF-DFA 分析,为了比较滑动窗口 MF-DFA 与一般 MF-DFA 分析结果的差异,限于文章的篇幅,仅列出大盘纯成长型风格资产的两种方法的 MF-DFA 分析结果. s 取值范围为 $[2j+2, N/4]$ 天, $j \in [1, 5]$,当 q 取下列各值时,具体的广义 Hurst 指数 $h(q)$ 计算结果见表 2.

表 2 两种方法下的 LPG 风格资产指数日收益率序列的广义 Hurst 指数 $h(q)$ 估计值

q	一般 MF-DFA 计算的 $h(q)$					滑动窗口 MF-DFA 计算的 $h(q)$				
	$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$
10	0.3890	0.2841	0.2745	0.3010	0.3279	0.4308	0.2767	0.2550	0.2887	0.3240
8	0.4117	0.3073	0.2984	0.3243	0.3506	0.4491	0.3028	0.2861	0.3187	0.3524
6	0.4444	0.3416	0.3327	0.3573	0.3824	0.4752	0.3411	0.3292	0.3595	0.3906
4	0.4912	0.3930	0.3826	0.4041	0.4267	0.5112	0.3962	0.3885	0.4148	0.4415
2	0.5537	0.4669	0.4536	0.4661	0.4832	0.5588	0.4730	0.4676	0.4869	0.5066
1	0.5918	0.5133	0.4979	0.5019	0.5143	0.5895	0.5212	0.5156	0.5297	0.5445
-1	0.6826	0.6204	0.5962	0.5768	0.5743	0.6678	0.6316	0.6215	0.6211	0.6234
-2	0.7301	0.6718	0.6416	0.6104	0.5996	0.7102	0.6843	0.6705	0.6613	0.6571
-4	0.8035	0.7504	0.7107	0.6612	0.6386	0.7812	0.7674	0.7440	0.7165	0.7023
-6	0.8480	0.7973	0.7541	0.6938	0.6659	0.8274	0.8193	0.7895	0.7459	0.7264
-8	0.8762	0.8252	0.7817	0.7157	0.6855	0.8574	0.8489	0.8179	0.7628	0.7409
-10	0.8953	0.8432	0.8003	0.7313	0.7000	0.8781	0.8668	0.8369	0.7740	0.7511
Δh	0.5063	0.5591	0.5258	0.4303	0.3721	0.4473	0.5901	0.5819	0.4853	0.4271

从表 2 的实证分析结果并对照图 4 的散点图,可以得出以下 3 点结论:

1) 无论是运用滑动窗口 MF-DFA 还是一般 MF-DFA 分析方法,大盘纯成长型风格资产指数日收益率序列的广义 Hurst 指数 $h(q)$ 均随着 q 的增大而减小,均不为常数,甚至是关于 q 的非线性函数,这点结论从图 4 中的散点图也容易看出,表明大盘纯成长型风格资产指数序列具有多重分形特征;

2) 当 $q=2$ 时,广义 Hurst 指数即为经典 Hurst 指数 $h(q)$,对于给定的阶数 j ,无论是滑动窗口 MF-DFA 还是一般 MF-DFA 分析方法,只有 1 阶的 $h(2)$ 显著大于 0.5,即能够刻画风格资产的长记忆性,因此,用 1 阶多项式拟合能较好反映股票风格资产收益的波动特征;

3) 对于不同的阶数 j ,只有 1 阶的滑动窗口 MF-DFA 比一般 MF-DFA 分析的 Δh 要小,即 1 阶的滑动窗口 MF-DFA 能有效减少由拟合多项式在分割连接点处的不连续性而产生新的伪波动误差,即滑动窗口 MF-DFA 比一般 MF-DFA 方法具有更高的精度;而且滑动窗口不会丢失尾部数据,不需要把原始数据进行

倒置重复一次来构造 $2N_s$ 个子区间, 以免打乱了原始序列的时间顺序, 影响多重分形分析结果的客观性.

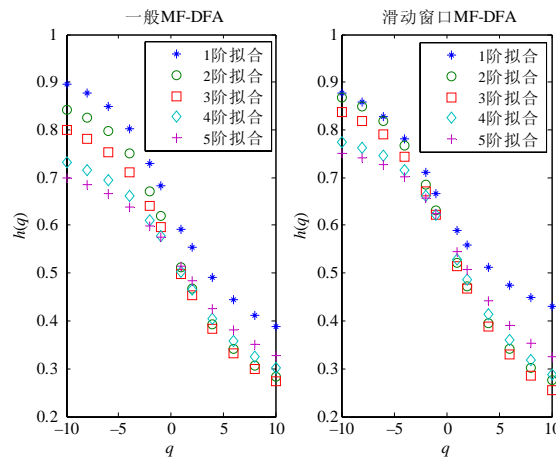


图 4 一般 MF-DFA 与滑动窗口 MF-DFA 得到的 $h(q)$ 对 q 的散点图

同理, 可对其它 5 种风格资产指数进行两种方法的比较分析, 以确定合适的拟合阶数, 结果发现: 均能得出类似的结论. 因此, 下面将采用 1 阶多项式拟合的滑动窗口 MF-DFA 方法对不同风格资产指数的原始序列与重构序列进行多重分形特征分析, 具体结果见表 3.

表 3 风格资产指数收益率原始、重构序列的广义 Hurst 指数 $h(q)$ 、拟合参数与多重分形强度估计值

q	LPG 的 $h(q)$		LPV 的 $h(q)$		MPG 的 $h(q)$		MPV 的 $h(q)$		SPG 的 $h(q)$		SPV 的 $h(q)$	
	原始	重构	原始	重构	原始	重构	原始	重构	原始	重构	原始	重构
10	0.4308	-0.0052	0.4239	-0.0025	0.4380	-0.0010	0.4135	0.0023	0.4339	-0.0020	0.3837	-0.0101
8	0.4491	0.0005	0.4415	0.0029	0.4554	0.0048	0.4322	0.0074	0.4486	0.0042	0.4019	-0.0031
6	0.4752	0.0072	0.4671	0.0091	0.4815	0.0116	0.4600	0.0137	0.4701	0.0111	0.4313	0.0048
4	0.5112	0.0154	0.5062	0.0168	0.5209	0.0198	0.5021	0.0216	0.5026	0.0190	0.4797	0.0142
2	0.5588	0.0265	0.5680	0.0271	0.5742	0.0310	0.5650	0.0329	0.5550	0.0291	0.5531	0.0264
1	0.5895	0.0340	0.6104	0.0344	0.6080	0.0387	0.6071	0.0413	0.5932	0.0358	0.6003	0.0346
-1	0.6678	0.0588	0.7195	0.0612	0.6949	0.0680	0.7130	0.0744	0.6902	0.0586	0.7121	0.0633
-2	0.7102	0.0793	0.8002	0.0869	0.7468	0.1108	0.7718	0.1081	0.7414	0.0814	0.7687	0.0967
-4	0.7812	0.1271	0.9237	0.1459	0.8482	0.1790	0.8666	0.1817	0.8290	0.1324	0.8612	0.1697
-6	0.8274	0.1709	0.9936	0.1932	0.9124	0.2240	0.9249	0.2393	0.8893	0.1710	0.9218	0.2234
-8	0.8574	0.2064	1.0322	0.2297	0.9515	0.2562	0.9621	0.2795	0.9298	0.1998	0.9606	0.2611
-10	0.8781	0.2334	1.0553	0.2570	0.9770	0.2807	0.9872	0.3084	0.9573	0.2220	0.9864	0.2877
Δh	0.4473	0.2386	0.6314	0.2595	0.5390	0.2817	0.5737	0.3061	0.5234	0.2240	0.6027	0.2978
a	0.5101	1.0946	0.4564	1.0976	0.4819	1.1000	0.4753	1.1017	0.4881	1.0902	0.4748	1.1072
b	0.8020	0.8182	0.8168	0.8059	0.8039	0.7892	0.8154	0.7802	0.8092	0.8207	0.8299	0.7891
R^2	0.9957	0.9041	0.9850	0.8936	0.9875	0.9028	0.9946	0.8889	0.9882	0.9095	0.9977	0.8976
$\Delta\alpha$	0.6528	0.4198	0.8396	0.4456	0.7383	0.4791	0.7788	0.4978	0.7293	0.4096	0.8055	0.4886

为了进一步分析风格资产指数多重分形特征的成因, 根据 Koscielny-Bunde 等^[5]介绍的方法拟合出独立参数 a, b , 对表 3 大盘纯成长型风格资产指数原始序列的广义 Hurst 指数进行拟合, 结果得到 $a = 0.5101, b = 0.8020$, 且 $R^2 = 0.9957$, 其拟合效果见图 5, 发现 Hurst 指数几乎全部落在拟合曲线上, 表明拟合效果很好, 因而可据此测算出不同 q 值下的 $h(q)$ 的近似值. 但却发现位置重构后的序列 $h(q)$ 指数拟合的 R^2 均小于原始序列, 这表明因多重分形强度减弱, 不能较好运用此方法进行拟合. 同理, 采用该方法对其它 5 种风格资产指数的原始序列及位置重构序列 $h(q)$ 进行拟合, 具体参数拟合结果见表 3.

从表 3 中的计算结果发现: 当 $q \leq 2$ 时, 原始序列的广义 Hurst 指数 $h(q)$ 显著大于 0.5, 表明具有明显的持久性多重分形特征; 而位置重构序列的广义 Hurst 指数均显著小于 0.5, 表明具有反持久性多重分形特征. $h(q) - h^T(q) \neq 0$, 且 $h^T(q) \neq 0.5$ 表明风格资产指数序列的多重分形特征的原因主要是由序列的相关性

所导致,表现出相关多重分形.以大盘纯成长型风格资产指数为例,从图 6 中的 A、B 图也可看出,重构序列的 $h(q) - q$ 、 $\tau(q) - q$ 曲线都要平坦些,且 C 图中的原始序列多重分形谱 (0.6528) 要比重构序列的多重分形谱 (0.4198) 宽很多,说明重构后的收益序列减弱了多重分形特征,持久相关性对风格资产指数波动的多重分形变化起了重要作用.这种相关多重分形特征正好为基金经理捕捉股市风格轮换时机,以便构建适度风格漂移策略来获取短期超额收益提供现实可行性.根据表 3 的计算结果,从价值、成长型两种风格分析发现,价值型比成长型风格资产的多重分形谱要宽,表明价值型风格资产具有更强的多重分形特征,价值、成长型风格资产的分形规律明显;从大、中、小盘三种风格分析发现,每种规模的风格资产多重分形特征比较混乱,表明规模型风格资产没有明显的分形规律.这点结论暗含了基金经理在风格投资组合构建时,相对于大、中、小盘规模性风格更应关注于股票的价值、成长型风格特征,即基金经理以价值、成长型风格比以规模型风格去构建适度风格漂移策略具有更大的成功概率.该结论与 Swinkels 和 Tjong-A-Tjoe^[16] 基于晨星公司组合的风格分析法研究发现基金经理能够预测价值动量方向,却难以在大、小盘风格之间进行成功轮换的结论具有异曲同工之妙.

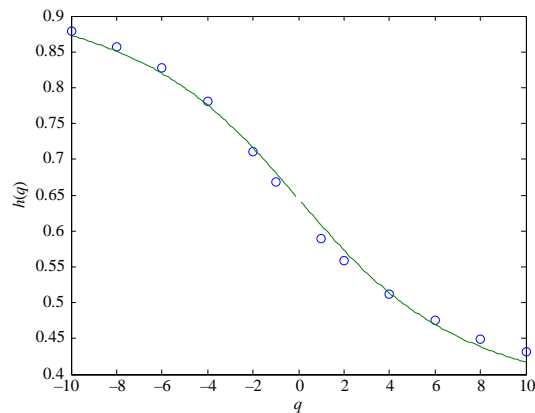


图 5 大盘纯成长型风格资产指数原始收益率序列的 $h(q) \sim q$ 拟合图

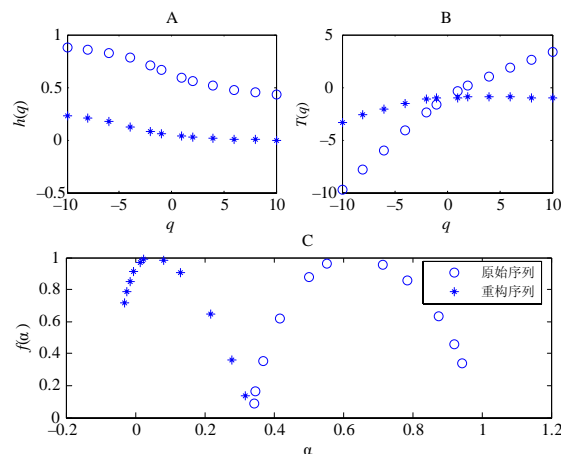


图 6 大盘纯成长型风格资产指数原始与重构序列的 $h(q) \sim q$ 、 $\tau(q) \sim q$ 、 $f(\alpha) \sim \alpha$ 分布图

5 结束语

基金市场本质上是个复杂的非线性系统,随着基金产品的不断大量创新发行,投资风格已成为不同基金产品设计与发行的主要标识,风格投资也因此逐渐成为基金经理构建投资组合的主流量化投资方法,通过分析风格资产指数的多重分形谱,能够挖掘出有关风格资产指数价格波动走势信息.本研究通过引入滑动窗口技术对传统 MF-DFA 方法加以改进,并运用改进后的方法对我国股票风格资产指数日收益率序列的波动特征进行了多重分形分析,实证结果发现:滑动窗口技术能有效减少因分割连接点处的不连续性而产生的伪波动误差,具有更高的精度;6 种股票纯风格资产指数收益率序列均存在较明显的多重分形特征,且价值、成长

型风格资产比规模型风格资产具有更规律的多重分形特征,表明基金经理以价值、成长型风格比以规模型风格去构建适度风格漂移策略具有更大的成功概率;原始序列比位置重构序列的多重分形强度参数拟合的效果要好,表明重构序列减弱了多重分形特征,持久相关性对股票风格资产的多重分形特征起了重要作用,主要表现出相关多重分形。股票风格资产持久相关性存在的根本原因主要是我国基金市场还不够成熟,存在大量噪声等影响,市场信息以非线性的方式呈现,投资者也以非线性方式对市场信息做出反应。市场的分形特征对有效市场理论提出了严峻挑战,只有当信息积累到一定程度才会对信息做出反应,并按投资者所愿接受的价格进行交易,而不管价格能否真正反映价值,这导致了资产价格的有偏随机游走,因此市场未达到完全有效,呈一定的分形特征。本研究为基金公司、基金经理能够及时准确地掌握股市风格轮换行情的真实信息,通过对风格资产指数收益序列分形特征的有效挖掘以构建出适度风格漂移量化投资策略提供理论依据,避免基金投资风格漂移程度过大给投资者带来不可预期的风险。而如何利用多重分形分析所得到的信息去构建出具体的适度风格漂移量化投资策略以及控制投资风格漂移风险将是下一步重点研究的方向。

参考文献

- [1] Sharpe W F. Asset allocation: Management style and performance measurement[J]. *Journal of Portfolio Management*, 1992, 18(2): 7-19.
- [2] Mandelbrot B B. A multifractal walk down wall street[J]. *Scientific American*, 1999, 280(2): 70-73.
- [3] Kantelhardt J W, Zschiegner S A, Koscielny B E, et al. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series[J]. *Physica A*, 2002, 316(1/4): 87-114.
- [4] Matia K, Ashkenazy Y. Multifractal properties of price fluctuations of stocks and commodities[J]. *Europhys Letters*, 2003, 61(3): 422-428.
- [5] Koscielny-Bunde E, Kantelhardt J W, Braun P, et al. Long-term persistence and multifractal of river runoff records: Detrended fluctuation studies[J]. *Journal of Hydrology*, 2006, 322(1/4): 120-137.
- [6] 胡雪明, 宋学锋. 沪深股票市场的多重分形分析 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2003(8): 124-127.
Hu X M, Song X F. The multifractal analysis on both Shanghai and Shenzhen stock markets[J]. *Quantitative & Technica Economics*, 2003(8): 124-127.
- [7] 卢方元. 中国股市收益率的多重分形分析 [J]. *系统工程理论与实践*, 2004, 24(6): 50-54.
Lu F Y. The multifractal analysis on stock market returns in China[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2004, 24(6): 50-54.
- [8] 周孝华, 宋坤. 高频时间序列的异象特征分析及应用 —— 基于多重分形谱及其参数的研究 [J]. *财经研究*, 2005, 31(7): 123-132.
Zhou X H, Song K. Analysis on anomalous characteristics of high-frequency time series and its applications — Based on multifractal spectrum and its parameters[J]. *Journal of Finance and Economics*, 2005, 31(7): 123-132.
- [9] 曹广喜, 史安娜. 沪深股市波动的多重分形结构分析 [J]. *经济经纬*, 2006(6): 136-139.
Cao G X, Shi A N. An analysis of the multi-fractal structure of the fluctuation of Shanghai and Shenzhen stock market[J]. *Economic Survey*, 2006(6): 136-139.
- [10] 苑莹, 庄新田. 股票市场多重分形性的统计描述 [J]. *管理评论*, 2007, 19(12): 3-8.
Yuan Y, Zhuang X T. Statistical description on multifractal characteristics of stock market[J]. *Management Review*, 2007, 19(12): 3-8.
- [11] Jiang Z Q, Zhou W X. Multifractal analysis of chinese stock volatilities based on the partition function approach[J]. *Physica A*, 2008, 387(19/20): 4881-4888.
- [12] 周炜星. 上证指数高频数据的多重分形错觉 [J]. *管理科学学报*, 2010, 13(3): 81-86.
Zhou W X. Illusionary multifractality in high-frequency data of Shanghai stock exchange composite index[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2010, 13(3): 81-86.
- [13] 刘维奇, 牛奉高. 沪深两市多重分形特征的成因及其变化 [J]. *经济管理*, 2009, 31(12): 138-143.
Liu W Q, Niu F G. On causes and changes of multifractal feature in Shanghai and Shenzhen stock market[J]. *Economic Management Journal*, 2009, 31(12): 138-143.
- [14] 万涛, 郑婷婷, 张琛, 等. 不同股市的多重分形特性分析 —— 基于统计物理和 MF-DFA 方法 [J]. *计算机技术与发展*, 2010, 20(12): 225-227.
Wan T, Zheng T T, Zhang C, et al. Analysis of multifractal characteristics in different stock market — Based on method of statistical physics and MF-DFA[J]. *Computer Technology and Development*, 2010, 20(12): 225-227.
- [15] Gu R B, Chen H T, Wang Y D. Multifractal analysis on international crude oil markets based on the multifractal detrended fluctuation analysis[J]. *Physica A*, 2010, 389(14): 2805-2815.
- [16] Swinkels L, Tjong-A-Tjoe L. Can mutual funds time investment styles? [J]. *Journal of Asset Management*, 2007, 8(2): 123-132.