证券研究报告—深度报告

金融工程

数量化投资

量化择时系列报告之一

2014 年 07 月 27 日

专题报告

基于 ARFIMA 的股市择时模型

相关研究报告：

《国信量化研究体系》 ——2014-07-01
《成长到价值常规路径》 ——2014-06-30
《金融工程专题研究：组合归因下的结构性对冲策略》 ——2014-06-30
《金融工程专题研究：基于协整方法与因子模型的配对交易策略》 ——2014-06-30
《金融工程专题研究：基于风格分析来发掘模型优势和控制回撤的两类方法》 ——2014-06-30

证券分析师：李忠谦
电话：010-88005325
E-MAIL：lizqian@guosen.com.cn
证券投资咨询执业资格证书编码：S0980514070001
证券分析师：林晓明
电话：021-60875168
E-MAIL：linxiaom@guosen.com.cn
证券投资咨询执业资格证书编码：S0980512020001

- **分形差分噪声**

布朗运动是整数维的随机过程，分形布朗运动则是布朗运动向分形维的推广。布朗运动的离散形式是随机游走，但是分形布朗的离散形式是分形差分噪声(Fractional Differencing Noise, FDN)。分形差分化试图将一个连续的分形布朗运动过程转变成为一个离散过程。整数差分仅仅是一个总的逼近方法，而且当这种简单的方法被强加在一个实际过程上时，常常导致过度差分问题，使原始数据中许多有用的数据特征被差分掉了，使得在参数估计和建模时产生较大偏差。

- **长期记忆过程**

越来越多的实证研究发现，股票收益率序列的各个观测值之间并非是不相关的，相反地，其相关性的一种表现方式就是收益率序列的自相关函数呈现出缓慢的衰减模式，比如以双曲线形式衰减到零，这种现象称之为长期记忆性。通俗地说，长期记忆性指高阶自相关。若一个时间序列具有长期记忆性，则说明该序列的观测值之间不是独立的，用历史事件可以长期持续影响未来。

若金融时间序列存在长期记忆性，那么现代投资理论、资产定价模型以及建立在有效市场理论假设下的经济理论将面临严重挑战。

- **ARFIMA 模型的优势**

传统时间序列模型都是建立在相距较远的两个观测值之间完全独立或者几乎独立的假设基础上的，这些模型反映的时间序列的自相关函数呈指数率迅速衰减。ARFIMA 模型通过时间序列进行分形差分参数 d 反映了时间序列的长期记忆过程，而通过他的 ARMA 部分(n+s 个参数)又反映了短期记忆过程，综合考虑了时间序列过程的长、短期记忆特性，因此，ARFIMA 模型既优于 ARMA 模型，又优于 FDN 模型，迄今为止，它是分析时间序列长期记忆特性最有效的工具之一。

- **基于中国股市的长期记忆性实证分析**

当 d<0 时，沪深 300 指数进入顶部或者底部区域，行情将要反转；

当 d>0 时，沪深 300 指数延续原来的趋势运行；

从 2005 年至今，时变分形差分参数d_t的长期择时效果良好，基本上捕捉到了大部分大趋势行情；

在 2010 年 9 月初发生一个错误信号；

目前，d<0,表明沪深 300 指数进入底部区域。

独立性声明：

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于本人的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求客观、公正，结论不受任何第三方的授意、影响，特此声明。

内容目录

分形差分噪声 4
分形是什么 4
分形差分噪声的定义和性质 5
长期记忆过程 5
长期记忆性对传统金融理论的挑战 5
长期记忆性的定义 6
ARFIMA(n, d, s)模型 6
ARFIMA(n, d, s)模型介绍 6
ARFIMA(n, d, s)模型的记忆性分析 6
ARFIMA(n, d, s)模型的优势 7
ARFIMA(n, d, s)模型参数估计方法 7
基于中国股市的长期记忆性实证分析 8
ARFIMA择时模型设计 8
ARFIMA择时交易策略 9
展望 10
国信证券投资评级 11
分析师承诺 11
风险提示 11
证券投资咨询业务的说明 11

图表目录

图 1: Cantor 集 4
图 2: Sierpinski 垫片 4
图 3: 分形差分参数 d 和沪深 300 指数 9
图 4: ARFIMA 择时交易策略效果 10

表 1: ARFIMA 模型与 ARIMA 模型、ARMA 模型的比较 7
表 2: ARFIMA(0 ,d, 0, Z_t)模型估计 9

分形差分噪声

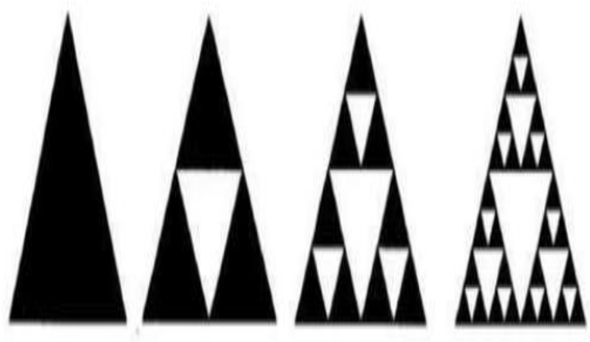
分形是什么

1967 年，美籍法国数学家 B.B.Mandelbrot 在 Science 杂志上第一次提出分形概念，其原意为不规则、支离破碎的物体。比如数学中的 Cantor 集(图 1)、Sierpinski 垫片(图 2)、Koch 曲线等，自然界中的蜿蜒曲折的海岸线，变换无穷的布朗运动轨迹等等。

图 1: Cantor 集

资料来源：百度图片、国信证券经济研究所整理

图 2: Sierpinski 垫片



资料来源：百度图片、国信证券经济研究所整理

分形是粗糙而且常不连续的，刻画分形体非光滑、非规则、破碎等复杂特性的参数是分形维。不同于欧几里得几何(或平面几何)中，物体是固体而且是连续的，也就是说，没有洞或空袭，它们就具有整数维。

分形的定义和性质

如今，分形的概念早已经从最初所指的形态上具有相似性这种几何意义上的狭义分形，扩展到结构、功能上等具有相似性这种统计意义上的广义分形。

Mandelbrot曾经给分形下过两个定义：

当一个集合满足下面任意一个条件时，就称该集合为分形：

(1)一个集合的分形维大于其拓扑维(1973);

(2)一个集合的任意局部与整体以某种形式相似(1982)。

定义 2 比定义 1 更广泛、更准确、更通俗。定义 2 虽然反应了分形的重要性质，但是自相似性并不能概括分形的全部属性。

实际上，迄今为止，分形仍然没有一个严格的定义。一般地，分形应具有以下性质：

(1)分形集具有任意尺度上的比例细节，或者说它具有无限精细结构；

(2)分形集具有自相似的特征，要么是形态上的自相似或者统计意义上的自相似；

(3)一般地，分形集分形维数严格大于其拓扑维数；

(4)分形集无法用传统几何语言来表述，它既不是满足某些条件的点的轨迹，也不是某些简单方程的解集；

(5)在很多情况下，分形集由非常简单的方法定义，可能以变换的迭代产生；

(6)分形集的大小不能用一般意义上的测度来度量。

一般地，分形结构具有两个明显的特点及其对应的方法论：第一是自相似性。

以分形客体的局部和整体之间的自相似性为有力工具，通过认识局部来反映和认识整体，以及通过认识整体来把握对局部的探究。第二是缺乏平滑性，处处不连续，亦不可微分。运用分形方法论，从无序中发现有序，从混沌中揭示规律。

分形差分噪声的定义和性质

布朗运动是整数维的随机过程，分形布朗运动则是布朗运动向分形维的推广。布朗运动的离散形式是随机游走，但是分形布朗的离散形式是分形差分噪声(Fractional Differencing Noise, FDN)。分形差分化试图将一个连续的分形布朗运动过程转变成为一个离散过程。整数差分仅仅是一个总的逼近方法，而且当这种简单的方法被强加在一个实际过程上时，常常导致过度差分问题，使原始数据中许多有用的数据特征被差分掉了，使得在参数估计和建模时产生较大偏差。

分形差分噪声定义

Granger(1980,1981)和 Hosking(1981)给出了分形差分噪声的正式定义：

如果随机序列$\{X_t\}$满足差分方程

$$(1-\mathrm{L})^d X_t = \varepsilon_t, \tag{1.1}$$

其中，|d|<0.5(保证差分方程有唯一平稳解)，L为滞后算子，$(1-\mathrm{L})^d$为分形差分算子，$\{\varepsilon_t\}$为白噪声序列，则称$\{X_t\}$为分形差分噪声。

当 0<d<0.5 时，分形差分噪声具有持续特性；当-0.5<d<0 时，分形差分噪声具有反持续特性；当 d=0 时，分形差分噪声就变成白噪声序列。而当 d=1 时对应于随机游走，即等价于后面将研究的分形差分模型中的一种特殊模型 ARFIMA(0,1,0)。

为了使分形差分的概念可具有操作性，对于任何 d>-1 的实数，可对式(1.1)中的分形差分算子$(1-\mathrm{L})^d$进行二项式展开：

$$\begin{aligned}(1-L)^d &= \sum_{k=0}^{\infty}\frac{\Gamma(d+1)}{\Gamma(k+1)\Gamma(d-k+1)}L^k \\ &= 1-\mathrm{d}\mathrm{L}-\frac{1}{2!}d(1-d)L^2-\frac{1}{3!}d(1-d)(2-d)L^3-\cdots \\ &= 1-\sum_{k=1}^{\infty}c_k(d)L^k \end{aligned}\tag{1.2}$$

式中，$0<d<1$; $c_1(d)=d$; $c_2(d)=\frac{d(1-d)}{2}$; …; $\Gamma(\cdot)$表示伽玛函数。

分形差分噪声过程的一个性质

当 |d|<0.5 时，分形差分噪声过程$\{X_t\}$的自相关函数为：

$$\rho_k = \frac{\Gamma(k+d)\Gamma(1-d)}{\Gamma(k-d+1)\Gamma(d)} = \frac{(-d)!(k+d-1)!}{(d-1)!(k-d)!} \tag{1.3}$$

其中，$\mathrm{k}=0,\pm1,\pm2,\ldots$。

当$\mathrm{k}\to\infty$时，$\rho_k \approx \frac{(-d)!}{(d-1)!}k^{2d-1}$。这表明自相关系数表现出双曲线率衰减。

当 0<d<0.5 时，自相关系数为正，并且按双曲线率衰减，分形差分噪声过程是一个长期记忆过程。

当-0.5<d≤ 0时，自相关系数的绝对值序列之和为常数，分形差分噪声过程是一个短期记忆过程。

长期记忆过程

长期记忆性对传统金融理论的挑战

在有效市场理论框架下，资产价格变化遵循鞅模式，它具有两层含义：①基于历史价格信息的资产价格变化的条件期望是零；②不同期的资产价格变化之间是不相关的。但是，越来越多的实证研究发现，股票收益率序列的各个观测值之间并非是不相关的，相反地，其相关性的一种表现方式就是收益率序列的自相关函数呈现出缓慢的衰减模式，比如以双曲线形式衰减到零，这种现象称之为长期记忆性。通俗地说，长期记忆性指高阶自相关。若一个时间序列具有长期记忆性，则说明该序列的观测值之间不是独立的，用历史事件可以长期持续影响未来。

若金融时间序列存在长期记忆性，那么现代投资理论、资产定价模型以及建立在有效市场理论假设下的经济理论将面临严重挑战。

长期记忆性的定义

目前有关长期记忆过程的定义存在多种形式，比如从过程的自相关函数(Mcleod 和 Hipel，1978)、自协方差函数(Rosenblatt，1956)、频谱密度函数(Helson 和 Sarason，1967)、过程的总和特征(Taqqu，1975)等角度对长期记忆过程进行定义。但是比较容易理解的是通过过程的自相关系数总和的特征来进行定义，即：

对于一个离散时间随机序列$\{X_t\}$，如果它的 k 阶自相关系数ρ_k满足：

$$\lim_{n\to\infty}\sum_{k=-n}^{n}|\rho_k| \to \infty \tag{2.1}$$

则称该序列具有长期记忆性。

ARFIMA(n, d, s)模型

分形差分噪声(FDN)过程的提出改变了以往只研究整数维时间序列的局面，它将时间序列的维数由整数维推广到更为一般的分数维。然而，FND 过程又只能刻画时间序列的长期记忆性质，而不能描述序列短程相关性。AR、MA、ARMA、ARIMA 等传统时间序列模型能较好地刻画时间序列的短程相关性，但是不能描述时间序列的长期记忆特性。

ARFIMA(n, d, s)模型介绍

Granger、Joyeux(1980)以及 Hosking(1981)将分形差分噪声模型(FDN)与 ARMA 模型结合起来提出了 ARFIMA 模型(Autoregressive Fractal Intergrated Moving Average Model)，成为时间序列建模的前沿工具。

ARFIMA(n, d, s)模型的基本形式为：

$$\Psi(L)(1-L)^d(X_t-\mu_t)=\Theta(L)\varepsilon_t \tag{3.1}$$

式中：d 为分形差分参数；ε_t为白噪声序列；L 为滞后算子；$(1-L)^d$为分形差分算子；$\Psi(L)$、$\Theta(L)$分别为 n 阶和 s 阶滞后算子多项式，其中，$\Psi(L)=1-\psi_1L-\psi_2L^2-\cdots-\psi_nL^n$，$\Theta(L)=1-\Theta_1L-\Theta_2L^2-\cdots-\Theta_sL^s$。

ARFIMA(n, d, s)实际上是分形时间序列的均值过程，反映分形时间序列在一阶矩上的记忆性或相关性。实际上，AR、MA、ARMA、ARIMA 只是 ARFIMA 在 d、n、s 取不同的特殊值时对应的特殊模型。比如，当 d=0 时，ARFIMA 模型就变成 ARMA 模型；当 d=1 时，ARFIMA 模型就变成 ARIMA 模型。

ARFIMA(n, d, s)模型的记忆性分析

当|d|<0.5 并且$\Psi(L)$、$\Theta(L)$的所有根均落在单位圆之外时，ARFIMA 过程为平稳并且是可逆的，否则是非平稳的(具有无限方差)(参见 Granger、Joyeux，1980)。

当$d\epsilon(0,0.5)$，ARFIMA 过程的自相关函数ρ_k均为正数，并且当$k\to\infty$时，ρ_k与k^{2d-1}成比例(Hosking,1981)。如此使得当$k\to\infty$时，ARFIMA 过程的自相关系数以双曲线率向零衰减。而且，当$n\to\infty$时，$\sum_{k=-n}^{n}|\rho_k|$是发散的。因此，当$d\epsilon(0,0.5)$时，ARFIMA 过程表现出长期记忆性，或者长期正向依赖性；当$d\epsilon(-0.5,0)$时，ARFIMA 过程的自相关系数ρ_k均为负数，ARFIMA 过程表现出间断记忆性，或者长期负向依赖性；当 d=0 时，ARFIMA 过程表现出短期记忆性，对应于一个平稳且可逆的 ARMA 模型；当$0.5\le d<1$，那么序列为非平稳序列，具有无限方差和持久记忆性，并能够记忆向均值回归的过程；当 d>1，那么时间序列不具有恢复过程均值的性质。

ARFIMA(n, d, s)模型的优势

传统时间序列模型都是建立在相距较远的两个观测值之间完全独立或者几乎独立的假设基础上的，这些模型反映的时间序列的自相关函数呈指数率迅速衰减。ARFIMA 模型通过时间序列进行分形差分参数 d 反映了时间序列的长期记忆过程，而通过他的 ARMA 部分(n+s 个参数)又反映了短期记忆过程，综合考虑了时间序列过程的长、短期记忆特性，因此，ARFIMA 模型既优于 ARMA 模型，又优于 FDN 模型，迄今为止，它是分析时间序列长期记忆特性最有效的工具之一。将 ARFIMA 模型与 ARIMA 模型和 ARMA 模型的部分特征进行对比更有利于对这些模型的理解，对比结果如表 1 所示。

表 1: ARFIMA 模型与 ARIMA 模型、ARMA 模型的比较

模型类型	适用范围	d值范围	自相关函数变化	$\lim_{n\to\infty}\sum_{k=-n}^{n}\lvert\rho_k\rvert$
ARFIMA(n, d, s)	长期记忆过程	实数	$\rho_k\approx Ck^{2d-1}$ 呈双曲率缓慢下降 (k→ ∞，C为常数)	无限
ARIMA(n, d, s)	短期记忆过程	整数	$\rho_k\approx C\rho^{-2}$ 呈指数率迅速下降 ($\rho<1$，C为常数)	有限
ARMA(n, s)	短期记忆平稳过程	0	呈线性式衰减	有限

资料来源：国信证券经济研究所分析师归纳整理

ARFIMA(n, d, s)模型参数估计方法

分形差分模型的参数估计是一个比较复杂的问题。Baillie、Chung 和 Tieslau(1992)，Diebold 和 Rudebusch(1989, 1991)，Cheung(1993)，Cheung 和 Lai(1993)等学者已经对此问题进行了许多有益的探索。在实证分析中，ARFIMA 模型参数估计有两种方法，即两步程序估计法和极大似然估计法。

两步程序估计法(GPH)

两步程序估计法是由 Geweke 和 Porter-Hudak(1983)提出的一种半参数方法，因此也成为 GPH 估计法。GPH 估计法把参数估计过程分为两个步骤：第一步，单独估计出分形差分参数 d；第二步，根据分形差分参数的估计值进行分形差分后，再估计模型的其它各项参数。这种方法假定 ARFIMA(n, d, s)和 ARFIMA(0, d, 0)的分形差分算子相同，因此往往存在比较大的误差。

极大似然估计法(MLE)

MLE 估计法是一种参数方法，估计 ARFIMA(n, d, s)模型的所有参数仅需要一个步骤。然而，当分形差分参数接近于 0.5 或者样本容量很小时，这种估计方

法也会出现一定的偏差。MLE 估计法的关键问题是要求得 ARFIMA(n, d, s)的极大似然函数。

假定$\Psi(L)$、$\Theta(L)$的根全部落在单位圆之外，观测值$\{X_t\}_{t=1}^{T}$的数据生成过程由(3.1)式给出，且其参数向量$\Omega=(\Psi,\ \mu,\ \Theta,\ d,\ \sigma_\varepsilon^2)=(\eta,\ \sigma_\varepsilon^2)$ 为已知，其中$\eta=(\Psi,\ \mu,\ \Theta,\ d)$，$\varepsilon_t\sim iidN(0,\ \sigma_\varepsilon^2)$。残差序列$\varepsilon_t$序列可由残差项$e_t$进行估计，可以表示为:

$$\begin{aligned} e_t(\eta) &= \Theta^{-1}(L)\Psi(\mathrm{L})(1-L)^d(X_t-\mu_t) \\ &= \textstyle\sum_{j=0}^{\infty}\pi_j(\eta)(X_t-\mu_t) \end{aligned} \tag{3.2}$$

式中系数$\pi_j(\eta)$，j = 1，2，...，∞，可从分整$(1-L)^d$过程和 ARMA(n, s)过程的系数中获得。因此可构造残差项e_t的条件密度函数:

$$\begin{aligned} f[e_t(\eta);\ \sigma_\varepsilon^2] &= f(X_t,X_{t-1},\dots,X_{t-n};\Omega) \\ &= \textstyle\prod_{t=1}^{T}\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\varepsilon}}exp\left[-\frac{e_t^2(\eta)}{2\sigma_\varepsilon^2}\right] \end{aligned} \tag{3.3}$$

对数似然函数为:

$$\begin{aligned} L[e_t(\eta);\ \sigma_\varepsilon^2] &= L(X_t,X_{t-1},\dots,X_{t-n};\Omega) \\ &= -\frac{T}{2}Ln(2\pi)-\frac{T}{2}Ln\sigma_\varepsilon^2-\frac{1}{2\sigma_\varepsilon^2}\textstyle\sum_{t=1}^{T}e_t^2(\eta) \end{aligned} \tag{3.4}$$

将对数似然函数对参数σ_ε^2求导，可得:

$$\frac{\partial \mathrm{L}}{\partial(\sigma_\varepsilon^2)}=-\frac{\mathrm{T}}{(2\sigma_\varepsilon^2)}+\frac{1}{2\sigma_\varepsilon^4}\sum_{t=1}^{T}e_t^2(\eta)=0$$

$$\sigma_\varepsilon^2=\frac{1}{T}\textstyle\sum_{t=1}^{T}e_t^2(\eta) \tag{3.5}$$

将 (3.5) 式带入(3.4)式，可得:

$$L[e_t(\eta)]=-\frac{T}{2}[1+Ln(2\pi)]-\frac{T}{2}Ln\left[\frac{1}{T}\textstyle\sum_{t=1}^{T}e_t^2(\eta)\right] \tag{3.6}$$

基于中国股市的长期记忆性实证分析

ARFIMA 择时模型设计

本部分我们运用 ARFIMA 模型来分析中国股市的长期记忆性，建立长期择时模型。基本思路是，使用极大似然估计方法来估计 ARFIMA (n, d, s)模型的所有参数，采用移动时间窗口(200 天)的方法计算表示长期记忆性的时变分形差分参数d_t，结合中国股市大盘指数建立长期择时模型。

数据样本采用 2005 年 1 月 4 日至 2014 年 7 月 18 日的沪深 300 指数日收盘价对数转换而成的收益序列，鉴于股票交易量变动对收益率序列及其变动产生的重要影响，我们选择将交易量的对数变动变量(即$Z_t=\mathrm{Ln}\left({}^{K_{t+1}}/_{K_t}\right)$,其中$K_t$表示实际交易量的数目.)作为 ARFIMA 模型的外生变量。因此我们研究的 ARFIMA(n ,d, s, Z_t)模型的基本形式为:

$$\begin{cases} \Psi(L)(1-L)^d(R_t-\mu)=\Theta(L)\varepsilon_t+\Theta_Z Z_t \\ \varepsilon_t=e_t\sigma_t \\ \sigma_t^2=\alpha_0 \end{cases} \tag{4.1}$$

式中方差方程仅为一待估常数。

黄诒蓉(2005)等学者研究认为，阶数为 0 或 1 的 ARFIMA 模型基本能反映问题，因此我们的研究范围仅集中在模型阶数取值为 0 或 1 的情况。当 n，s 取 0 或 1 时，一共有 4 种情况，除了 ARFIMA(0 ,d, 0, Z_t)模型外，其它模型的单个参数均无法进行显著性 t 检验，因此，我们选择 ARFIMA(0 ,d, 0, Z_t)模型作为分析对象比较合适。ARFIMA(0 ,d, 0, Z_t)模型的形式为：

$$\begin{cases}(1-L)^d(R_t-\mu)=\varepsilon_t+\Theta_Z Z_t \\ \varepsilon_t=e_t\sigma_t \\ \sigma_t^2=\alpha_0\end{cases} \tag{4.2}$$

我们取最近的 200 天数据，用 Matlab 编程实现 ARFIMA(0 ,d, 0, Z_t)模型参数估计，见表 2。所有参数通过了显著性检验，LLF 为极大似然函数值，AIC 为最小信息准则。

表 2: ARFIMA(0 ,d, 0, Z_t)模型估计

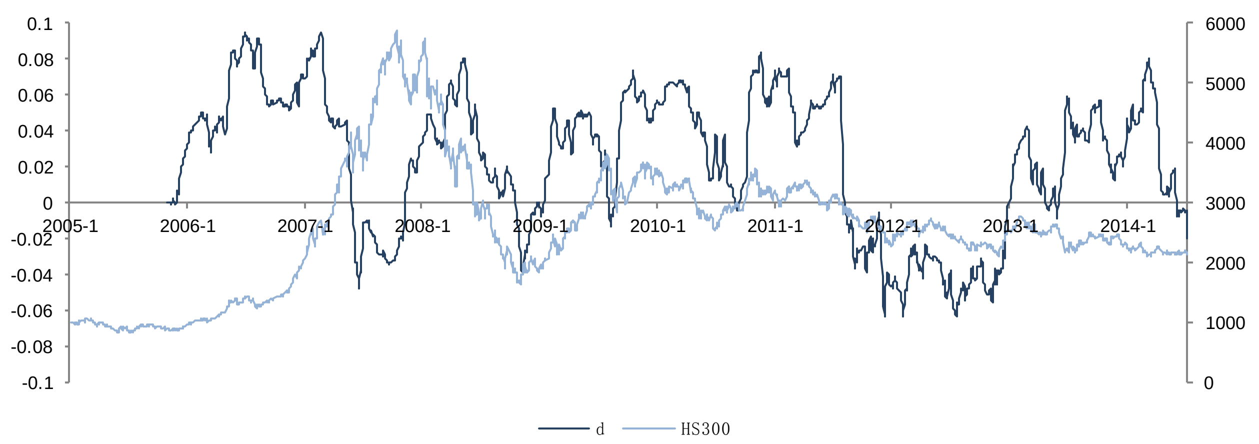
模型	μ	Θ_Z	d	α_0	LLF	AIC
ARFIMA(0 ,d, 0, Z_t)	-0.005709 (0.000000)	0.005336 (0.000000)	-0.046411 (0.000209)	0.001364 (0.000000)	815.436	-8.083942

资料来源：国信证券经济研究所分析师归纳整理

说明：括号中的数值表示在 5%的显著性水平下 t 检验对应的 p 值。

以 200 天为移动时间窗口，采用 2005 年 1 月 4 日至 2014 年 7 月 18 日的沪深 300 指数日收盘价对数转换而成的收益序列和交易量的对数变动变量，用 Matlab 编程估算 ARFIMA(0 , d_t, 0, Z_t)模型中的时变分形差分参数d_t，如图 3 所示。

图 3: 分形差分参数 d 和沪深 300 指数



资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

从图 3 我们发现几个规律：

(1) 当 d<0 时，沪深 300 指数进入顶部或者底部区域，行情将要反转；

(2) 当 d>0 时，沪深 300 指数延续原来的趋势运行；

(3) 从 2005 年至今，时变分形差分参数d_t的长期择时效果良好，基本上捕捉到了大部分大趋势行情；

(4) 在 2010 年 9 月初发生一个错误信号；

(5) 目前，d<0,表明沪深 300 指数进入底部区域。

ARFIMA择时交易策略

基于时变分形差分参数d_t以上规律，我们设计 ARFIMA 择时交易策略：

以沪深 300 指数收盘价为交易对象，多空双向交易。

(1) 当 d<0 时，表示沪深 300 指数进入反转区域，这时仓位降为 0.5 倍杠杆，仓位方向不变；

(2) 当 d<0 变为 d>0 时，表示沪深 300 指数由反转区域正式进入反转行情，这时全部平仓原来头寸，反向建立 1 倍杠杆仓位；

(3) 步骤(1)和(2)循环操作；

(4) 错误信号处理。当顶部(或底部)区域判断完成后(即 d 从小于 0 上升为大于 0)，若沪深 300 指数再次向上(或向下)突破原来顶部(或底部)区域的最大(或最小)点位，且一周之内不回归，则表示上次的顶部(或底部)区域判断失误，这时全部平仓原来头寸,反向建立 1 倍杠杆仓位。

按照以上 4 步骤的 ARFIMA 择时交易策略，总盈利率为 984%，年化复利为 29.86%。如图 4 所示。

图 4: ARFIMA择时交易策略效果

资料来源：WIND资讯、国信证券经济研究所整理

综上所述，从实证分析来看，运行时变分形差分参数d_t建立的股市长期择时模型在把握大趋势行情方面具有良好的效果。

展望

分形差分模型的研究内容十分丰富，也存在很多有待改进的问题：

第一，分形差分模型估计方法的改进。现有的估计方法均存在一定的误差，应该多从模型的限制条件、估计方法的适用性和算法等方面进行有意的探索。

第二，我们仅仅限于低阶分形差分模型的研究，而更高阶的模型是否具有更好的估计和预测效果，有待于进一步研究。

第三，我们所研究的模型仅考虑了交易量的影响，还没有考虑诸如杠杆效应、结构变化、非对称等因素的影响。因此，在模型中是否需要引入这些因素值得研究。

第四，本报告分形差分模型 ARFIMA 仅研究了一阶矩收益率序列的长期记忆特性，没有研究二阶矩收益波动序列的长期记忆特性。考虑收益波动序列长期记忆特性的 FIGARCH 模型也是值得研究的一个方向。

国信证券投资评级

类别	级别	定义
股票 投资评级	推荐	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 20%以上
	谨慎推荐	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 10%-20%之间
	中性	预计 6 个月内，股价表现介于市场指数 ±10%之间
	回避	预计 6 个月内，股价表现弱于市场指数 10%以上
行业 投资评级	推荐	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 10%以上
	谨慎推荐	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 5%-10%之间
	中性	预计 6 个月内，行业指数表现介于市场指数 ±5%之间
	回避	预计 6 个月内，行业指数表现弱于市场指数 5%以上

分析师承诺

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于本人的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求客观、公正，结论不受任何第三方的授意、影响，特此声明。

风险提示

证券投资咨询业务的说明

证券投资咨询业务是指取得监管部门颁发的相关资格的机构及其咨询人员为证券投资者或客户提供证券投资的相关信息、分析、预测或建议，并直接或间接收取服务费用的活动。

证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

国信证券经济研究所团队成员

宏观	策略	技术分析
董德志 021-60933158	郦　彬 021-6093 3155	闫　莉 010-88005316
钟正生 010-88005308	马　韬 021-60933157	
林　虎 010-88005302	孔令超 021-60933159	
固定收益	大宗商品研究	互联网
董德志 021-60933158	马　韬 021-60933157	王学恒 010-88005382
赵　婧 021-60875174	郦　彬 021-6093 3155	郑　剑 010-88005307
刘鹏 09587 021-60875161	郑　东 010-66025270	李树国 010-88005305
魏玉敏 021-60933161		
医药生物	社会服务(酒店、餐饮和休闲)	家电
张其立 0755-82130722	曾　光 0755-82150809	王念春 0755-82130407
贺平鸽 0755-82133396	钟　潇 0755-82132098	曾　婵 0755-82130646
杜佐远 0755-82130473		
林小伟 0755-22940022		
邓周宇 0755-82133263		
李少思 021-60933152		
通信服务	电子	环保与公共事业
程　成 0755-22940300	刘　翔 021-60875160	陈青青 0755-22940855
李亚军 0755-22940077	卢文汉 021-60933164	徐　强 010-88005329
军工	机械	非金属及建材
朱海涛 0755-22940097	朱海涛 0755-22940097	黄道立 0755-82130685
	陈　玲 021-60875162	刘　宏 0755-22940109
	成尚汶 010-88005315	
房地产	食品饮料	汽车及零配件
区瑞明 0755-82130678	刘鹏 09660 021-60933167	丁云波 0755-22940056
	龙　飞 0755-82133920	
传媒与文化	零售、纺织服装及快销品	基础化工
陈财茂 010-88005322	朱　元 021-60933162	李云鑫 021-60933142
	郭陈杰 021-60875168	
农林牧渔	轻工造纸	计算机
杨天明 021-60875165	邵　达 0755-82130706	孙艺峻 010-88005323
赵　钦 021-60933163		
银行	金融工程	
李关政 010-88005326	林晓明 021-60875168	
	吴子昱 0755-22940607	
	周　琦 0755-82133568	
	钱　晶 021-60875163	
	李忠谦 010-88005325	
电力设备		建筑工程
杨敬梅 021-60933160		邱　波 0755-82133390
		刘　萍 0755-22940678

国信证券机构销售团队

华北区（机构销售一部）		华东区（机构销售二部）		华南区（机构销售三部）	
王晓健	010-66026342 13701099132 wangxj@guosen.com.cn	叶琳菲	021-60875178 13817758288 yelf@guosen.com.cn	魏　宁	0755-82133492 13823515980 weining@guosen.com.cn
李文英	010-88005334 13910793700 liwying@guosen.com.cn	崔鸿杰	021-60933166 13817738250 cuihj@guosen.com.cn	邵燕芳	0755-82133148 13480668226 shaoyf@guosen.com.cn
赵海英	010-66025249 13810917275 zhaohy@guosen.com.cn	李　佩	021-60875173 13651693363 lipei@guosen.com.cn	段莉娟	0755-82130509 18675575010 duanlj@guosen.com.cn
原　祎	010-88005332 15910551936 yuanyi@guosen.com.cn	汤静文	021-60875164 13636399097 tangjingwen@guosen.com.cn	郑　灿	0755-82133043 13421837630 zhengcan@guosen.com.cn
甄　艺	010-66020272 18611847166	梁轶聪	021-60873149 18601679992 liangyc@guosen.com.cn	徐　舟	0755-82130655 13923458266 xuran1@guosen.com.cn
杨　柳	18601241651 yangliu@guosen.com.cn	唐泓翼	13818243512	颜小燕	0755-82133147 13590436977 yanxy@guosen.com.cn
王耀宇	18601123617	吴　国	15800476582	赵晓曦	0755-82134356 15999667170 zhaoxxi@guosen.com.cn
陈孜譞	18901140709	储贻波	18930809296	刘紫微	13828854899
				许樱之	18688989863