

学校代号 10532

学 号 S161401298

分 类 号

密 级



湖南大学  
HUNAN UNIVERSITY

## 硕士学位论文

# 基于分形理论的跨境 ETF 价格 波动及风险测度研究

学位申请人姓名 曾 莹

培 养 单 位 工商管理学院

导师姓名及职称 谢 赤 教授

学 科 专 业 管理科学与工程

研 究 方 向 金融工程与风险管理

论文提交日期 2019 年 4 月 9 日

学校代号: 10532

学 号: S161401298

密 级:

## 湖南大学硕士学位论文

# 基于分形理论的跨境 ETF 价格 波动及风险测度研究

学位申请人姓名: 曾 莹

导师姓名及职称: 谢 赤 教授

培 养 单 位: 工商管理学院

专 业 名 称: 管理科学与工程

论文提交日期: 2019 年 4 月 9 日

论文答辩日期: 2019 年 5 月 17 日

答辩委员会主席: 李 林 教授

**A study on Price Fluctuation and Risk Measurement of  
Cross-border ETF Based on Fractal Theory**

**by**

**ZENG Ying**

**B.M. (Zhengzhou University) 2016**

**A thesis submitted in partial satisfaction of the  
Requirements for the degree of  
Master of Management**

**in**

**Management Science and Engineering**

**in the**

**Graduate School**

**of**

**Hunan University**

**Supervisor**

**Professor XIE Chi**

**April, 2019**

# 湖南大学

## 学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名：

日期： 年 月 日

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权湖南大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于

1、保密 ☐，在\_\_\_\_\_年解密后适用本授权书。

2、不保密 ☐。

（请在以上相应方框内打“√”）

作者签名：

日期： 年 月 日

导师签名：

日期： 年 月 日

## 摘 要

随着中国资本市场对外开放程度的不断提升和中国经济的迅速崛起,国际投资者对于中国证券市场的关注度越来越高。然而,受限于投资规模、投资途径和投资者自身对风险的把控能力,并非所有境外投资者都选择在中国证券市场直接进行资产配置。跨境 ETF 作为一种在一国(或地区)证券交易所上市,跟踪其它国家(或地区)证券市场指数的特殊 ETF,为投资者进行境外资产配置提供了一种有效便捷且相对低风险的途径。分析跨境 ETF 的价格波动特征并测度其风险对投资者制定投资策略有重要意义。

本文选取在海外上市且跟踪中国证券市场指数的几只具有代表性的跨境 ETF 为研究对象,在分形市场理论下,通过多重分形去趋势波动分析法进行实证研究,探讨其价格波动的复杂性特征,发现跨境 ETF 存在明显的多重分形特性,有效市场假说不适合对其进行分析。为了分析究竟是何种原因导致跨境 ETF 的多重分形性,对收益率序列进行相位调整和随机重排,消除序列的厚尾特征和长记忆性,证实与原序列相比,相位调整和随机重排后序列的多重分形特征明显更弱,表明跨境 ETF 的多重分形特征主要来源于厚尾分布和长记忆特征。

通过对收益序列进行拟合,并对拟合结果进行检验,发现跨境 ETF 收益序列与分形分布的拟合效果更好。建立分形 VaR 风险测度模型,并对模型估算到的结果进行回测检验,结果表明在各种置信水平下,分形 VaR 风险测度模型都通过了检验,并且所估测的结果与实际相比比较接近。比较这几只跨境 ETF 的多重分形特征的强弱和分形 VaR 模型所测算出来的风险值不难看出,多重分形程度越强的跨境 ETF 计算出来的风险值越大,两者的结果互为印证,表明跨境 ETF 存在多重分形特征,而分形 VaR 模型能够很好地对其收益进行拟合,并估测风险。

**关键词:** 跨境 ETF; 价格波动; 多重分形; 分形 VaR 模型; 风险测度

## Abstract

With the gradual opening up of China's capital market and the rapid rise of China's economy, international investors are paying more and more attention to China's securities market. However, limited by the size of the investment, the investment path and the investors' ability to control the risk, not all foreign investors choose to allocate assets in the Chinese securities market directly. As a special ETF that is listed on the securities market of one country and tracks the index of other countries' securities market, cross-border ETF provides an effective and relatively low-risk way for investors to allocate overseas assets. It is important for investors to analyze the price volatility characteristics and measure the risks of cross-border ETFs.

Under the fractal market theory, we select several representative cross-border ETFs that are listed overseas and track China's securities market index as the research object to explore the complexity of its' price fluctuation by using Multifractal detrending analysis. The empirical results show that cross-border ETFs have obvious multi-fractal characteristics, and effective market theory is not suitable for its's analysis. In order to analyze the causes of multifractal features, we random the order and phase of the return series to eliminate its' thick tail features and long memory, then we comparison the multifractal features of original and processed sequences. Result shows that the multifractal characteristics of the processed sequences were significantly weaker than the original ones, which indicats that thick tail characteristics and long memory are the main reasons for the multifractal characteristics of cross-border ETFs.

By fitting the return sequence and testing the fitting results, we found that the fractal distribution can fit the return sequence cross-border ETF income and fractal distribution fit better. At last, we establish a VaR risk measurement model based on fractal distribution, and perform backtesting test on the estimated results of the model. At various confidence levels, the VaR risk measurement model based on fractal distribution has passed the test, and the estimated results are close to the actual ones. Comparing the the multifractal features of these cross-border ETFs and the risk values measured by the VaR risk measurement model based on fractal distribution, it is not difficult to see that the greater the multi-fractal degree of the cross-border ETF, the greater the risk value calculated by the VaR risk measurement model based on fractal distribution. The results are mutually evidencing, which indicats that multifractal

features exist in cross-border ETFs, and the VaR risk measurement model based on fractal distribution can well fit return sequence of them and estimate their risks accurately.

**Key Words:** Cross-border ETF; Price fluctuation; Multifractal characteristics; VaR model based on fractal distribution; Risk measure

## 目 录

学位论文原创性声明和学位论文版权使用授权书	I
摘 要	II
Abstract	III
插图索引	VII
附表索引	VIII
第 1 章 绪论	1
1.1 选题背景与研究意义	1
1.1.1 选题背景	1
1.1.2 研究意义	2
1.2 文献综述与研究启示	3
1.2.1 ETF 相关研究综述与启示	3
1.2.2 分形和多重分形相关研究综述与启示	5
1.2.3 基于分形的 VaR 测度相关研究综述与启示	8
1.3 研究思路与研究内容	10
1.3.1 研究思路	10
1.3.2 研究内容	11
第 2 章 跨境 ETF 多重分形风险测度理论分析	13
2.1 跨境 ETF 概述	13
2.1.1 跨境 ETF 的定义及类型	13
2.1.2 跨境 ETF 的产生背景	14
2.1.3 跨境 ETF 的发展	15
2.2 分形和多重分形基础理论分析	16
2.2.1 分形市场假说	16
2.2.2 分形理论	17
2.2.3 多重分形理论	20
2.3 VaR 风险测度方法概述	23
2.3.1 VaR 的定义	23
2.3.2 VaR 的计算方法	24
2.3.3 VaR 的特征分析	26
第 3 章 跨境 ETF 价格波动的多重分形特征分析	27
3.1 样本选取和描述性统计	27



3.1.1 样本选取与数据来源·····	27
3.1.2 描述性统计·····	28
3.2 多重分形去趋势波动分析·····	29
3.2.1 MF-DFA 方法·····	29
3.2.2 跨境 ETF 多重分形相关参数分析·····	30
3.2.3 跨境 ETF 多重分形特征来源分析·····	34
3.3 多重分形特征演化分析·····	37
3.3.1 滑窗分析·····	37
3.3.2 Hurst 指数的时变特征分析·····	37
第 4 章 基于分形分布的跨境 ETF VaR 风险测度·····	39
4.1 基于分形的 VaR 风险测度模型·····	39
4.1.1 分形分布·····	39
4.1.2 基于分形分布的 VaR 模型·····	41
4.2 分形分布拟合和分形 VaR 的计算·····	42
4.2.1 分形分布特征参数估计与检验·····	42
4.2.2 基于分形的 VaR 计算·····	43
4.3 模型的有效性检验·····	44
4.3.1 Kupiec 失败率法·····	44
4.3.2 检验结果分析·····	44
结 论·····	46
参考文献·····	48
附录 A 攻读学位期间参与的科研项目·····	55
致 谢·····	56

## 插图索引

图 1.1 论文研究结构图·····	11
图 3.1 跨境 ETF 的 $q$ 阶波动函数 $F_q(s)$ 与时间尺度 $s$ 的双对数关系·····	31
图 3.2 跨境 ETF 收益率序列的广义 Hurst 指数·····	31
图 3.3 跨境 ETF 的标度指数 $\tau(q)$ 与 $q$ 的关系·····	32
图 3.4 跨境 ETF 的多重分形谱图·····	34
图 3.5 ASHR 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图·····	35
图 3.6 ASHS 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图·····	35
图 3.7 CNXT 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图·····	36
图 3.8 FXI 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图·····	36
图 3.9 KBA 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图·····	36
图 3.10 跨境 ETF 时变 Hurst 指数图·····	38

## 附表索引

表 3.1 跨境 ETF 相关信息表·····	28
表 3.2 跨境 ETF 收益率序列描述性统计量·····	28
表 3.3 跨境 ETF 的广义 Hurst 指数及其变化量 $\Delta h(q)$ ·····	32
表 3.4 跨境 ETF 的多重分形谱奇异指数和谱宽度 $\Delta\alpha$ ·····	33
表 3.5 跨境 ETF 的三种序列的广义 Hurst 指数变化量 $\Delta h(q)$ 和谱宽度 $\Delta\alpha$ ·····	37
表 4.1 参数估计及检验结果·····	42
表 4.2 不同置信水平下的 VaR 值·····	43
表 4.3 模型的 Kupiec 失败率检验结果·····	45

# 第1章 绪 论

## 1.1 选题背景与研究意义

### 1.1.1 选题背景

伴随着中国资本市场的逐步开放,大量境外资本进入国内市场,从 A 股被正式纳入 MSCI 指数,到 MSCI 官方宣布增加中国 A 股的权重,再到香港交易所将推出 MSCI 中国 A 股指数期货的消息的宣布,境外投资者对 A 股的热情不断高涨。与此同时,一些海外上市的以中国证券市场指数为跟踪标的的跨境 ETF 受到了境外投资者的高度关注。

ETF(Exchange Traded Fund)即所谓交易型开放式指数基金,是一种既可以在二级市场上自由地买入和卖出又可以在一级市场进行申购和赎回的特殊开放式基金。跨境 ETF 是指在一国(或地区)证券交易所上市,跟踪其它国家(或地区)证券市场指数的 ETF。跨境 ETF 在全球的发展非常迅速,尤其是在欧美 ETF 市场中扮演着极其重要的角色。从全球市场看,跨境 ETF 在海外市场有比较稳定的规模占比和持续稳定的资金净流入。这表明,投资者进行海外投资的需求正在逐步增长,并且在整体投资需求中所占的比例较为稳定。从国内市场来看,伴随着中国经济的快速发展,投资者的投资理念也在不断地转变,国内投资者有越来越强烈的意愿在全球市场进行投资。跨境 ETF 已经成为了一种深受投资者青睐的全球化资产配置工具。当前在中国资本市场,境外投资者对境内证券市场的投资一般通过 QFII 和 RQFII 机制以及沪港通和深港通来进行实际操作,不仅相关政策对投资主体、投资范围和投资额度都有一定限制,并且投资活动还受到汇率波动、交易手续等因素的影响,而通过跨境 ETF 进行投资则不受上述因素的限制,为看好中国经济和金融市场的境外个人投资者以及机构投资者提供了一种有效的投资途径。

传统的有效市场假说(Efficient Markets Hypothesis, EMH)长期以来一直是现代金融学研究的基础,它依赖于一系列较为严格的假设前提(如市场有效、投资者完全理性等),它们与实际金融市场中存在的许多事实相悖,因此导致了分形市场假说(Fractal Market Hypothesis, FMH)的产生。

金融时间序列普遍具有分形特征,基于分形市场假说对金融时间序列进行研究较之基于有效市场假说更为科学合理。分形市场假说通过分形和混沌等一系列非线性理论和方法考察金融市场,能更好地解释金融市场中的各种异常现象和特征。多重分形分析根据奇异程度的不同将研究对象分成不同的子区间,对不同的

子区间进行维度测试,可以细致地描述研究对象在不同子区间的分形特征以及各子区间对整体的影响,刻画出研究对象的复杂性特征。对跟踪中国市场指数的海外跨境 ETF 价格波动的多重分形特征进行刻画,并根据多重分形谱参数以及基于分形分布的 VaR 模型对其风险状况进行探讨,将有助于投资者更加深入地了解各只跨境 ETF,并根据其复杂波动特征和风险特征制定相应的投资策略。

### 1.1.2 研究意义

当前跨境 ETF 发展迅速,不仅在国外 ETF 市场中占有重要的地位,国内也开始逐步推出跨境 ETF。本文希望对跨境 ETF 价格波动的复杂动力学特征有一个深入的研究,对跨境 ETF 的风险进行准确的度量,为投资者防范风险、制定合理的投资策略提供依据。

本文的理论意义在于:一是有助于跨境 ETF 理论研究的丰富和拓展。跨境 ETF (Cross-border Exchange Traded Fund),国际上也常称为 Country Exchange Traded Fund,是一种特殊的 ETF 基金,通常在一国(或地区)上市,跟踪其它国家(或地区)股票市场指数,其最大的特点是基金交易和其基础投资组合的交易在不同的市场中进行<sup>[1]</sup>。跨境 ETF 使投资者可以轻松地实现全球多元化投资,而无需直接投资于外国股票市场以获取利益,可以减少长短期投资中所面临的外汇市场风险<sup>[2,3]</sup>。价格波动特征在金融风险管理和金融产品定价中起关键性的作用,越来越多的研究开始探索金融资产价格的波动特征<sup>[4,5]</sup>。虽然当前全球跨境 ETF 发展迅速,在海外 ETF 市场中占有较大的规模,在金融经济研究中,也不乏对金融资产价格的波动特征的研究,但是研究跨境 ETF 的价格波动特征的文献还甚少。本文采用多重分形分析方法对跨境 ETF 价格波动的复杂动力学特征进行刻画,有助于丰富对跨境 ETF 这一新兴金融工具的认知;二是有助于对具有分形特征的金融资产的风险进行更精确的测度。金融资产大部分具有与有效市场理论的假设条件相悖的分形特征,采用有效市场假说下的各种分析方法难以准确刻画金融资产价格波动的复杂性特性,难以对其风险进行准确的度量,因此大量学者采用分形市场假说下的相关方法对金融时间序列进行分析,并且认为能够得到更为准确的结果<sup>[6~8]</sup>。之前的研究大多通过多重分形谱参数来分析金融资产的风险性,本文将分形理论与 VaR 相结合,能够更加直观准确地测度分形视角下金融资产的风险。

本文的现实意义在于:一是有助于投资者深入了解跨境 ETF 价格波动的动力学特征。跨境 ETF 产品使投资者能够在境内交易所完成对境外证券产品的投资,并且费用较低。通过在本国或当地交易所投资跨境 ETF 的方式间接进行全球化资产配置,不仅能够有效分散单一化投资的风险,还有可能获得超额收益。本文对跨境 ETF 的多重分形特征进行分析,将有助于投资者更好地了解跨境 ETF 的波动特征和风险性,并根据自身的风险偏好选择合适的跨境 ETF 进行投资;二是有助

于分形视角下跨境 ETF 的风险测度研究。风险是投资战略制定过程中的一个重要考虑因素。基于分形理论对跨境 ETF 的 VaR 进行估计,将有助于投资者更加精确地分析比较各种金融资产的风险,从而制定合理的投资策略。

## 1.2 文献综述与研究启示

随着复杂性科学的不断发展,越来越多的学者发现现实的经济系统具有复杂性特征,传统有效市场假说下的线性方法无法对复杂的金融市场进行刻画,运用分形市场理论下的各种方法能够更科学和系统地揭示的金融市场内在特征。

### 1.2.1 ETF 相关研究综述与启示

ETF(Exchange-Trade Funds),也称交易所交易基金,是一种以某市场指数或者定制指数为跟踪标的的基金,实质上是一个高度分散化的投资组合。ETF 是一种特殊的开放式基金,既能在一级市场申购赎回,也可以在二级市场交易,既有开放式基金的某些特点,同时又具有封闭式基金的一些特点。

世界上第一只 ETF 由加拿大多伦多证券交易所推出。自 ETF 出现以来,国内外学者从 ETF 的价格发现和套利功能、折溢价情况和价格波动特征等许多不同的角度对 ETF 进行了研究。

Buckl, Chen 和 Guo 等采用三种不同的价格发现指标对三个主要的美国市场指数及其相应的期货和 ETF 的日内价格进行分析,发现 ETF 已成为比期货更为重要的美国主要指数价格发现的工具<sup>[9]</sup>。中国第一只 ETF——上证 50ETF 推出后不久,张宗新和丁振华对其价格发现能力进行了研究,发现上证 50ETF 具有价格发现功能,但是,这种能力比较弱<sup>[10]</sup>。Ivanov, Jones 和 Zaima 也对 ETF 的价格发现功能进行了研究<sup>[11]</sup>。王良,贾宇洁和刘潇选取 20 只 ETF 的一分钟数据为样本对 ETF 的一、二级市场套利机制进行研究,发现反向套利的机会比正向套利多<sup>[12]</sup>。

Hilliard 通过对美国 ETF 和国际 ETF 的溢价和折价情况进行研究,证实了 ETF 套利定价机制的高效性<sup>[13]</sup>。Charteris, Chau 和 Gavrilidis 等以巴西、印度、南非和韩国 4 个新兴市场的 ETF 数据为样本,研究 ETF 溢价和折价是否会刺激新兴市场 ETF 的反馈交易,研究表明反馈交易与溢价和折价有关<sup>[14]</sup>。李凤羽研究 ETF 折溢价与投资者情绪之间的关系发现,在不同市场情况下投资者情绪对于 ETF 溢价的影响不同,当市场状况悲观时,投资者情绪与 ETF 的溢价之间呈负相关关系,当市场状况比较乐观或者为中性状态时,投资者情绪与 ETF 的溢价之间呈正相关关系<sup>[15]</sup>。

Vandermarliere, Ryckebusch 和 Schoors 等对近 500 只股票型 ETF 的规模分布进行了详细的统计分析,发现它们之间具有离散的层次结构<sup>[16]</sup>。Caginalp, Desantis

和 Sayrak 研究美国高市值股票型 ETF 的非线性价格动态特征,以揭示交易者的动机和策略,实证发现趋势中的立方非线性表明交易者不仅能意识到其他人的反应不足,而且可以通过预测他人的反应进行自我优化<sup>[17]</sup>。

Caginalp 和 Desantis 研究了 ETF 市场效率与交易量之间的关系,发现交易量和效率之间存在非线性关系,在一定范围内效率随着交易量的增加而增加,当交易量增加到一定程度时,交易量越高效率反而越低<sup>[18]</sup>。De, Gresse 和 Platten 探讨了跟踪股票指数的 ETF 对相关股票流动性的影响<sup>[19]</sup>。Li 和 Zhao 研究了杠杆 ETF 交易对其成分股交易活动和市场质量的影响,结果表明,成分股的交易量与杠杆 ETF 的交易量呈显著的正相关性,而成分股的波动不受 ETF 交易的影响<sup>[20]</sup>。Broman 研究了 ETF 的错误估值对其类似风格的 ETF 的影响和流动性对短期风格投资者的影响<sup>[21]</sup>。

王良和冯涛选取 5 只中国证交所交易的 ETF 基金为对象,对其“已实现”波动率和跟踪误差之间的关系进行 Granger 检验<sup>[22]</sup>。谢赤,朱建军和周竞东选取 5 只上海或是深圳证券交易所公开发行的 ETF 为研究对象,对其流动性风险和市场风险进行测度并度量二者之间的相依性。其实证发现,ETF 的流动性风险和市场风险具有尖峰厚尾和波动聚类的分布特征,ETF 的流动性风险和市场风险在熊市中具有正相依性,而在牛市中两者既可能呈正的相依性也可能呈负的相依性<sup>[23]</sup>。

对于 ETF 的特殊形式——跨境 ETF,也有一些学者们从不同的角度进行了研究和分析。Yang, Cabrera 和 Wang 采用线性方法和非线性方法对 18 只美国交易所上市的跟踪发达市场(包括澳大利亚、加拿大、法国、德国、日本等)和新兴市场(包括巴西、马来西亚、新加坡等)指数的跨境 ETF 的每日收益率进行预测<sup>[24]</sup>。Levy 和 Lieberman 研究了美国上市的跟踪其它国家市场指数的跨境 ETF 的跟踪效率,以及美国市场的风险和标的指数所在国市场风险对 ETF 指数的影响<sup>[3]</sup>。Chen, Lee 和 Hsu 选取 27 只在美国交易所上市的跨境 ETF 的月度收益数据为对象,采用分位数回归来检验美国 and 全球其它不同贸易国家投资者情绪对 ETF 收益的影响<sup>[25]</sup>。Lee, Hsu 和 Lee 使用在美国市场交易的以亚洲国家市场指数为标的 ETF 及其相应的 MSCI 指数进行分析,探讨美国市场的投资者情绪、市场状况和经济基本面对跟踪亚洲国家指数的跨境 ETF 及其相应的 MSCI 指数的收益的影响,实证结果表明上述这些因素对于跨境 ETF 收益的影响大于对其基础 MSCI 指数的影响<sup>[26]</sup>。Lee, Tseng 和 Yang 选取 21 只跨境 ETF 的数据探讨了跨境 ETF 流动性的共性,实证发现跨境 ETF 之间的流动性具有强烈的共性,并且共性程度随着流动性分布而变化,在危机时期的流动性共性强于非危机时期<sup>[27]</sup>。

ETF 作为一种新型的投资产品,不仅具有简单便捷的投资方式而且具备价格发现和套利等功能,在金融市场中占据着重要的地位。对于传统 ETF 的研究大多数从其价格发现和套利功能、跟踪误差和折溢价等方面来进行,而跨境 ETF 的相

关研究也关注其价格本身的波动特征和它对与其相对应的标的指数股票的影响。

## 1.2.2 分形和多重分形相关研究综述与启示

### 1.2.2.1 分形相关研究综述与启示

分形理论最早起源于 Mandelbrot 对英国海岸线的研究,他发现用传统的 Euclid 几何学在测量海岸线长度时遇到了困难,原有的整数维度的概念无法很好地描述其线条形态。随后,他将自然界中其它的类似现象进行了归纳总结,提出了分形的概念<sup>[28]</sup>。此后,分形理论被广泛应用于自然科学,社会科学和经济科学等各个领域的研究当中。由于真实的资本市场是非线性、有长自相似性而非高斯、服从随机游走的,有效市场理论在实际应用中存在很多不足。

基于分形理论, Peter 提出了分形市场理论<sup>[29]</sup>。有效市场理论基于一系列严格的假设,认为投资者是完全理性的,市场是有效的,市场上所有的信息都能够通过价格来反映。而分形市场理论认为,金融市场是由许许多多的投资期限、目的和风格等各不相同的异质的投资者组成的,不同的投资者对同一信息的理解以及所做出的反应是不同的;市场收益之间存在着某种关系,也就是说未来的价格在一定程度上是过去价格作用的结果;金融市场普遍存在分形结构,而分形能够很好地刻画尖峰厚尾和无限矩等一些传统线性研究方法无法刻画的特征。因此可以说,相比于有效市场理论而言,分形市场理论更加切合实际。

在研究工具方面,早期检验分形结构使用最多的为重标极差分析法(Rescaled Range Analysis, R/S),修正 R/S 分析法、V/S(Variance Rescaled Statistic)分析法等一类方法。R/S 分析法最早由 Hurst 在测量尼罗河的水流量时提出,他用 R/S 分析法来计算度量序列趋势强度和噪音水平随时间变化情况的统计量,即 Hurst 指数<sup>[30]</sup>。分形概念提出以后, R/S 分析法被广泛用于分析分形特征。Mandelbrot 首次将 R/S 方法运用到美国的股市中,认为金融价格序列呈现出尖峰厚尾的现象,同时计算 Hurst 指数时会产生有偏现象<sup>[31]</sup>。但是, R/S 分析法对短记忆性非常敏感,当时间序列具有短记忆性时得到的结果可能与实际情况存在较大的偏差。

为此, Lo 提出了一种修正的 R/S 分析法,修正的 R/S 法对于多种形式的异质性和短记忆具有鲁棒性,但这种方法难以选择合适的滞后阶数<sup>[32]</sup>。Cajueiro 和 Tabak 提出了基于方差重新调整统计量的 V/S 分析法。此后, R/S 分析法和 V/S 分析法在金融市场的研究中得到了广泛的应用<sup>[33]</sup>。范英和魏一鸣采用 R/S 分析法对沪深股票市场进行研究,实证表明上海股票市场和深圳股票市场都不是随机游走和正态分布的,沪深股市都是分形市场,而且存在明显的长记忆特征<sup>[34]</sup>。He 和 Qian 采用修正 R/S 分析法和 R/S 分析法研究国际石油市场的多重分形和长记忆特征<sup>[35]</sup>。李钺,齐中英和牛洪源采用 R/S 分析法研究期货价格的日、周和月不同频率的数据,发现期货价格的波动具有持久性趋势<sup>[36]</sup>。楼晓东和张良采用 V/S 分析法证实



了国际黄金现货具有明显的长程相关性<sup>[37]</sup>。张文远,王祯意和孟楠丁采用修正 R/S 分析法研究中信标普纯风格系列指数基准风格资产的长记忆性<sup>[38]</sup>。黄光晓和陈国进采用 R/S 分析法对伦敦金属交易所三个月期铜价格进行研究,实证结果表明期货市场具有显著的非线性,期铜价格存在明显的分形特征<sup>[39]</sup>。Luo 和 Huang 基于 R/S 分析法、修正 R/S 分析法和 V/S 分析法提出一种组合估计量来估计上证综指、深证成指和沪深 300 三只股票指数的 Hurst 指数,实证表明三只股指的整体波动率都有着显著的长记忆性<sup>[40]</sup>。Onali 和 Goddard 应用 R/S 分析法对欧洲市场的 8 个股票指数的 Hurst 指数进行了计算,发现其中三个市场的股票指数具有很强的长记忆性特征<sup>[41]</sup>。

另一种研究分形特征常用的方法为降趋势波动分析法(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)。Peng, Buldyrev 和 Havlin 研究 DNA 序列的长记忆性时提出降趋势波动分析(DFA)方法,用于确定单分形标度特性和检测非平稳序列的长记忆性,并且能够去除伪相关,因此在检测非平稳时间序列长记忆性时有较好的效果<sup>[42]</sup>。胡雪明,宋学峰和王新宇采用 DFA 方法对沪深股票市场的收益率序列的标度指数进行测算,结果发现:深证成指的标度指数的变化幅度显著小于上证综指;在不同的标度下,沪深股指的状态有所不同,在中短期沪深股指呈现持续性,而在长期则表现为反持续性<sup>[43]</sup>。Mariani, Florescu 和 Varela 采用 R/S 分析法和 DFA 方法研究国际不同股票指数的长记忆特征<sup>[44]</sup>。Kim, Oh 和 Kim 运用 DFA 方法对韩国农业市场进行研究,证明其收益率具有反持续性,价格序列具有分形特征<sup>[45]</sup>。魏宇和黄登仕采用 DFA 方法对沪深股市大盘指数和两市最具代表性的两只个股的高频数据进行研究,证实了中国股市存在显著的持久性特征<sup>[46]</sup>。何文平,吴琼和张文等在 DFA 方法的基础上提出滑动降趋势波动分析法(Moving Detrended Fluctuation Analysis, MDFA)<sup>[47]</sup>。Teng 和 Shang 考虑偏度和峰度对 DFA 方法进行扩展,提出 SM DFA 分析法和 KM DFA 分析法,以研究高阶矩情形下时间序列的波动性<sup>[48]</sup>。

自分形的概念被提出以来,分形特征逐渐受到经济、物理等领域学者的广泛关注,关于分形特征的计量方法也不断丰富,上述一系列研究方法能够对时间序列的单分形特征进行很好的刻画。但是,由于分形分析仅使用单一维数刻画研究对象整体的长记忆性,而没有细致地对其局部的特征进行描述。当研究对象整体结构不均匀或是局部和局部之间有差异时,仅使用单分形分析难以准确刻画研究对象的局部特征,因此引入多重分形理论研究不同标度下的时间序列的统计特征。

#### 1.2.2.2 多重分形相关研究综述与启示

多重分形理论是在分形理论的基础上提出来的。由于单分形分析使用单一维度刻画金融时间序列的整体长记忆性,而无法对金融市场的局部波动特征进行细致的描述,因此产生了多重分形分析法。多重分形分析法以观测对象的各部分特

征为切入点进行分析再进一步分析其整体特性，能很好地刻画金融资产的价格波动特征。对多重分形特征进行研究的方法主要包括两大类：一类是数值分析法，包括配分函数法(Partition Function, PF)、多重分形降趋势波动分析方法(Multifractal Detrended Fluctuation Analysis, MF-DFA)、多重分形移动平均降趋势法(Multifractal Detrending Moving Average, MF-DMA)；另一类则是基于小波的分析法，包括小波变换模极大值法(Wavelet Transform Modulus Maxima, WTMM)、小波领袖法(Wavelet Leaders, WL)。

Jiang 和 Zhou 采用配分函数法选取两种指数和 1139 只股票的 1 分钟高频波动率数据为样本研究中国股市，发现其存在显著的多重分形特征<sup>[49]</sup>。周炜星，吴韬于和遵宏采用配分函数法对中国股市的多重分形特征进行研究<sup>[50]</sup>。然而，当时间序列为不能归一化的非平稳序列或者是受到趋势项影响时，采用配分函数法进行处理往往不能给出正确的结果。Mallat 和 Hwang 提出基于小波分析的 WTMM 方法并将其应用于图像处理<sup>[51]</sup>。傅强，彭选华和毛一波采用 WTMM 方法对金融时间序列的突变点进行检验，发现它可以较为准确地探测出时间序列发生突变的时点<sup>[52]</sup>。张林采用 WTMM 方法刻画美国道琼斯工业指数(Dow Jones Industrial Average, DJIA)和日本东京证交所指数的多重分形特征在金融危机前后的演化，并准确探测出了发生金融危机的具体时刻<sup>[53]</sup>。

WTMM 方法以连续小波变换为基础进行计算，计算量较大。鉴于此，Lashemes 提出基于离散小波变换的小波领袖法(WL)<sup>[54]</sup>。由 Kantelhardt, Zschiegner 和 Koscielny 等提出的 MF-DFA 方法，可以对非平稳序列进行可靠的多重分形描述，量化时间序列内的多个标度指数，并且具有较好的稳定性，被大量学者用于研究金融时间序列的多重分形特征<sup>[55]</sup>。与 WTMM 算法相比，MF-DFA 算法计算简单，能够更好地计算负的  $q$  阶矩和处理短时间序列。

Xu 和 Ramazan 选取美元兑德国马克的 5 分钟高频汇率数据为样本，分析其收益率的波动特征，发现其标度指数是非线性的，表明美元兑马克汇率具有显著的多重分形特征<sup>[56]</sup>。Norouzzaden 和 Rahmani 运用 MF-DFA 方法计算伊朗里亚尔兑美元汇率序列的多重分形相关参数，并探讨多重分形特征的主要来源，发现非线性相关性是导致里亚尔兑美元汇率存在多重分形特征的主要原因<sup>[57]</sup>。Dewandaru, Masih 和 Bacha 等使用多重分形降趋势波动分析(MF-DFA)来检测伊斯兰股票价格的持续性和反持续性<sup>[58]</sup>。Mensi, Tiwari 和 Yoon 基于 MF-DFA 方法研究伊斯兰股票市场 10 个行业股票指数的市场效率，发现伊斯兰行业股票市场指数的效率具有时变性，并表现出长期高效但短期效率中等的特点<sup>[59]</sup>。

Wei 和 Huang 在多重分形谱的基础上构建了一种新的风险度量方法，并证实了这种方法能够预测序列的波动<sup>[60]</sup>。Rizvi, Dewandaru 和 Bacha 等使用 MF-DFA 方法比较伊斯兰国家和发达国家股票市场的 22 个市场指数的多重分形特征，并根据

多重分形谱参数分析不同市场的风险特征和市场效率<sup>[61]</sup>。Zhu 和 Zhang 采用 MF-DFA 方法选取沪深股市具有代表性的指数数据分析中国股市的多重分形结构,证明中国股票市场收益率数据具有显著的多重分形特征<sup>[62]</sup>。Tiwari, Albulescu 和 Yoon 对 9 个 Dow Jones 行业指数 ETF 的波动特征和市场效率进行研究,实证表明行业 ETF 具有明显的多重分形特征,并且在危机发生之后广义 Hurst 指数的值会有所增加,危机会降低 ETF 的市场效率<sup>[63]</sup>。

Matia, Ashkenazy 和 Stanley 对商品和股票的价格波动特征进行分析,发现股票市场的多重分形特征要弱于商品市场<sup>[64]</sup>。Zunino, Figliola 和 Tabak 等对比美国股票市场和美洲市场的日收益率和价格波动序列,发现新兴国家股市的多重分形特征更强<sup>[65]</sup>。Ghosh, Dutta 和 Chakraborty 在多重分形理论的基础上,探讨印度电力市场的波动特征,发现地区和时间不同,电力市场的多重分形特征有很大的差异<sup>[66]</sup>。Batten, Kinateder 和 Wagner 采用多重分形资产收益率模型(Multifractal Model of Asset Returns, MMAR)对欧元兑美元汇率进行研究,并使用 VAR, GARCH 和 MMAR 模型分别对数据进行了预测,实证表明相比于 VAR 和 GARCH 模型,MMAR 模型具有更好的预测效果<sup>[67]</sup>。

综上所述,当前国内外已有文献关于金融市场多重分形特征的研究大多侧重于股票市场和外汇市场,基本尚未有对与跨境 ETF 的多重分形特征的研究。因此,本文采用 MF-DFA 方法对跨境 ETF 的多重分形特征进行研究是有意义的。

### 1.2.3 基于分形的 VaR 测度相关研究综述与启示

Markowitz 在资本资产定价模型(Capital Asset Pricing Model, CAPM)中提出采用波动率或者标准差度量风险,奠定了现代风险管理的基础<sup>[68]</sup>。20 世纪 90 年代,压力测试成为美国银行业普遍采用的风险管理工具,但是压力测试的情景设置缺乏概率分布而且过于主观。JP 摩根银行于 1994 年提出了在险价值 VaR(Value at Risk)的概念<sup>[69]</sup>。VaR 在考虑损失分布的同时,引入不同的置信区间作为情景假设的标准,克服了压力测试的弱点。与标准差衡量风险只考虑收益波动而未考虑波动发生的概率相比, VaR 将收益和每种收益发生的概率对应起来。VaR 作为一种经典的风险测度方法,因其定义简单、计算简便的特质而被广泛应用。

早期用 VaR 对金融风险进行测度,大都假设风险因素服从正态分布, Giot 和 Laurent 通过研究发现实际中的金融资产收益具有尖峰厚尾性质,而用 VaR 测度风险时主要用到的是收益率分布的尾部信息,因此假定资产收益率服从正态分布会低估风险<sup>[70]</sup>。Bocker 和 Klüppelberg 建立随机过程分别描述风险的各种特征,并确定了各个风险因素所服从的分布类型从而进一步推出了 VaR 风险度量的模型<sup>[71]</sup>。

Ranković, Drenovak 和 Urosevic 等采用单变量 GARCH-VaR 模型对投资组合进行优化<sup>[72]</sup>。Alexander, Lazar 和 Stanescu 对葡萄牙股票市场的风险进行评估,发现

具有极值理论的非对称 GARCH 类模型在 VaR 预测方面的表现更好<sup>[73]</sup>。Sampid 和 Hasim 使用 Copula 函数模拟尾部依赖性,并结合 DCC-GARCH-M 模型来估计欧洲国家银行业的 VaR,然后通过回测检验检测结果的有效性,结果表明,基于 Copula 方法的 VaR 估计比基于正态假设的 VaR 估计有更好的效果<sup>[74]</sup>。贾馨云,苏应生和高春燕采用基于正态分布的方差—协方差法、历史模拟法和 Monte Carlo 模拟法对中国股票市场的风险进行度量,认为历史模拟法和 Monte Carlo 模拟法能够较好地对股票市场的风险进行预警,而基于正态分布假设所计算出来的 VaR 值往往不够准确<sup>[75]</sup>。杨继平,袁璐和张春会采用参数和非参数的 MRS-GARCH 模型对沪深股市收益率的动态 VaR 进行估计,并证明非参数 MRS-GARCH 模型的 VaR 估计效果更优<sup>[76]</sup>。Orhan 和 Köksal 采用 GARCH-VaR 方法对新兴市场(巴西和土耳其)和发达市场(美国和德国)的股指数据进行研究,测度两类股票市场的风险<sup>[77]</sup>。刘向丽和常云博结合 GARCH-VaR 方法度量沪深 300 股指期货的流动性风险和市场风险<sup>[78]</sup>。Zhang 和 Zhang 采用 GARCH-GED 模型,估计金、银、铂和钯 4 种贵金属的动态 VaR<sup>[79]</sup>。Wang, Cai 和 He 提出一种基于经验模式分解 Copula 的方法分析和估计投资组合的 VaR 风险,实证表明与基准 DCC-GARCH 模型相比,所提出的模型在可靠性方面更优<sup>[80]</sup>。庄新田,李岩和郭丽花等将核估计法、GARCH 参数和半参数法相结合计算基差风险的 VaR 值,证实基于核估计的非参数法能够对极端风险进行很好的度量,而参数法在极端市场下则无法给出较好的拟合<sup>[81]</sup>。宿玉海和王美伶采用 GARCH-VaR 和 TGARCH-VaR 模型度量了中国商业银行的利率风险<sup>[82]</sup>。赵鲁涛,李婷和张跃军等采用 Copula-VaR 模型,对煤炭、石油和天然气的价格序列进行建模,以研究能源价格的风险值<sup>[83]</sup>。

然而,大量研究表明,金融市场和金融资产呈现出长记忆性、标度不变性等复杂的分形特征,这些复杂的特征难以被传统的统计模型充分解释。而长记忆性、标度不变性等特征能够反映金融资产价格在不同尺度下波动的区别和联系,其中可能隐藏着许多对金融风险管理和投资组合构建等有重要参考价值的间接信息。由此,一些学者将分形理论引入到金融资产风险度量研究当中。Batten, Kinatader 和 Wagner 使用资产收益率多重分形模型(MMAR)对欧元兑美元汇率的 5 分钟高频数据的 VaR 进行预测,并与 GARCH 模型进行比较,表明 MMAR 模型具有更好的预测效果<sup>[67]</sup>。王鹏和王建琼创建了一种新的多重分形波动率测度指标,与传统测度指标多重分形谱宽度相比,新的指标充分地利用了多重分形分析过程中产生的有助于对市场波动进行描述的统计信息,并对沪深两市代表性指数的分钟数据进行研究,结果表明新的指标能够更加精确地估计市场波动<sup>[84]</sup>。刘伟佳,尚金成和周文玮等采用回归间隔法(Return Interval Approach, RIA)分析购电价格序列,并基于此计算电价风险的 VaR 值,从而评估输电公司面临的风险,与基于正态分布的 VaR 相比,基于多重分形的 VaR 能够更加准确地评估市场风险<sup>[85]</sup>。

陈锐刚和杨国孝在分形市场假设下,假设资产价格服从分形 Brown 运动,并给出分形 Brown 运动的参数估计方法,从而得到基于分形的 VaR 值,刻画资产的风险<sup>[86]</sup>。魏宇采用多重分形波动率测度的 VaR 模型对上证综指的动态风险进行预测,并与 8 种 GARCH 族模型进行比较,表明基于多重分形波动率测度的 VaR 模型的预测效果相对而言更好<sup>[87]</sup>。徐静采用基于随机波动(Stochastic Volatility, SV)模型和多分形波动测度的 VaR 模型,计算深证综指 5 分钟高频股价数据的 VaR 值,并用基于失败率的 Kupiec 似然比检验方法对这两种方法加以比较,结果表明在高分位数水平上,即市场风险高时,多重分形波动测度对金融市场的大幅波动的刻画效果更佳,计算的 VaR 也更为合适<sup>[88]</sup>。Lux, Segnon 和 Gupta 采用 Markov 切换多重分形模型(Markov-Switching Multifractal Model, MSMM)和 GARCH 模型对西得克萨斯中质油的价格波动序列进行模拟和预测,并估计其 VaR 风险,发现 MSM 模型具有更好的预测效果<sup>[89]</sup>。

金融市场和金融资产的风险度量对于投资者有重要意义, VaR 自 1994 年由 JP 摩根银行提出后,经过一系列的改进和完善,逐渐成为主流的风险管理方法。由于 GARCH 模型能够对收益率波动进行很好的模拟和预测,基于 GARCH 的 VaR 建模一直是 VaR 的改进方向。但由于 GARCH 模型无法捕捉序列的分形特征,因此学者们开始研究基于分形的 VaR 模型进行风险测度。基于分形的 VaR 风险度量更符合金融时间序列的特征,并且能更加准确地对风险进行度量和预测。

## 1.3 研究思路与研究内容

### 1.3.1 研究思路

本文按照理论分析和实证研究的思路对跨境 ETF 的多重分形特征和风险进行研究。

首先,对分形与多重分形的内涵与特征以及研究方法进行综述,对当前已有研究的成果和不足进行总结,确定本文的研究目的和方法,并对分形和多重分形相关理论以及风险测度方法的相关理论进行分析。

其次,选取跟踪中国市场指数的海外上市的跨境 ETF 的收益数据,分析其多重分形特征并探讨其多重分形特征的来源和多重分形特征随时间的演变。

然后,构建分形 VaR 模型,分别对跨境 ETF 的风险进行测度,并对模型的效果进行回测检验。

最后是文章的结论部分。

论文研究结构如图 1.1 所示。

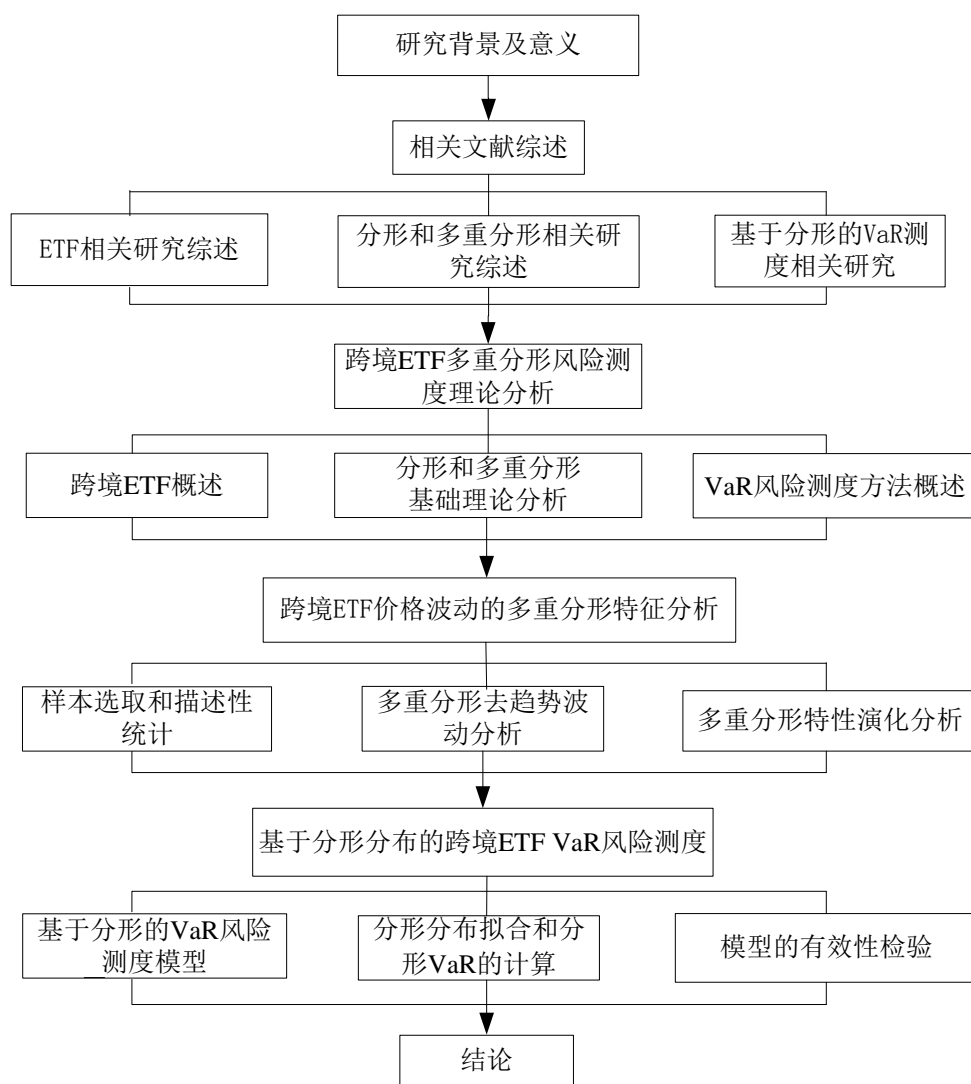


图 1.1 论文研究结构图

### 1.3.2 研究内容

本文的研究内容主要包含以下 5 个部分：

第 1 章为本文的绪论。阐述文章的选题背景及研究意义，整理和总结分形、多重分形和 VaR 风险测度相关的文献，并基于此确定本文的研究思路、内容和框架。

第 2 章为基础理论的分析。首先讨论跨境 ETF 的基础理论，然后阐述多重分形的基础理论，最后是 VaR 风险测度模型的理论分析。

第 3 章为跨境 ETF 的多重分形特征分析。首先选取跟踪中国市场指数的海外上市的跨境 ETF 的收益率数据为样本，分析其价格波动的多重分形特征，然后探讨多重分形特征的来源，并通过滑窗分析法分析跨境 ETF 多重分形特征随时间的演化。

第 4 章为基于分形的跨境 ETF 的 VaR 测度。首先是构建基于分形分布的 VaR 模型，其次通过模型测度跨境 ETF 的风险，最后对模型进行回测检验以分析其效果。

文章最后为结论部分。

## 第2章 跨境ETF多重分形风险测度理论分析

本章主要整理和分析研究中所涉及到的一些基础的理论,为后续实证研究提供理论依据。首先探讨跨境ETF的定义和类型、产生背景以及发展现状,其次对分形和多重分形相关的基础理论展开讨论,最后围绕VaR的风险测度基础理论展开,对VaR风险测度模型的基本概念、估算方法和相关性质进行分析。

### 2.1 跨境ETF概述

#### 2.1.1 跨境ETF的定义及类型

ETF(Exchange Traded Fund)即所谓交易型开放式指数基金,是一种既可以在二级市场自由买卖,又可以在一级市场申购和赎回的特殊开放式基金。跨境ETF是指在一国(或地区)证券交易所上市,跟踪其它国家(或地区)证券市场指数的特殊ETF。其基金份额用现金、组合证券或其它对价进行申购和赎回,并在境内交易所上市交易。跨境ETF产品不仅能够分享境外收益,而且具有能够在一、二级市场进行申购和赎回的交易特征,投资者可以通过跨境ETF进行套利。对于境内投资者而言,只要在境内认购、申购或者从二级市场购买基金份额,就相当于直接对境外市场指数进行投资。简单来说,就是相当于将一篮子的境外股票打包放到本国交易市场上来进行交易。投资者只要在本国开设了交易所证券交易账户,就可以通过跨境ETF便捷地进行境外投资。跨境ETF为投资者提供了一种便捷可靠的配置海外资产的渠道,而且由于它在交易所上市交易,流动性和普通股票基本没有差异,极大地改善了境外投资的资金流动性。

跨境ETF按设立模式来看,可以分为三种:交叉挂牌、自主设立和联接基金模式。

(1) 交叉挂牌模式是指将境外基金公司开发管理,并在境外证券交易所上市的ETF放到境内证券交易所上来进行交易的模式。这种模式下的跨境ETF既能够用实物进行申赎,也可以用现金进行申赎。通过交叉挂牌模式设立跨境ETF是在法律法规允许下的比较简便和快捷的发行方式,而且还能够为基金带来规模效应。但是,境内证券监管层在对交叉挂牌模式下设立的跨境ETF进行监管时会面临很大的困难。欧洲、香港的跨境ETF主要就是采取这种形式设立。

(2) 自主设立模式是指由境内基金公司公开发行跟踪境外证券市场指数的ETF,并将该ETF放在境内证券交易所上市的模式。自主设立模式发行的ETF的



申赎机制同样也包括实物申赎和现金申赎。在自主设立模式下开发跨境 ETF 产品更为复杂,但更能够培养境内基金管理公司开发和管理跨境 ETF 的能力,也便于境内监管机构对跨境 ETF 的监管,更切合跨境 ETF 在国内的长远发展需求。美国和韩国的跨境 ETF 主要就是采取这种模式设立的。

(3) 联接基金模式是指在境内发行一只将绝大部分甚至是全部的资产都投资于境外 ETF 的基金,基金成立之后于境内证券交易所上市交易的模式。这种模式设立的跨境 ETF 相当于一只“基金中的基金”。与自主设立模式和交叉挂牌模式设立的跨境 ETF 不同,通过联接基金模式设立的跨境 ETF 只能使用现金进行申赎,而不能采用实物。联接基金模式相比其它两种模式更为简单,是非常简单易行的发行和运作跨境 ETF 的模式。同时,境内证券监管层也能够比较便捷地对通过联接基金模式设立的跨境 ETF 实施监管。但是,联接基金模式设立的跨境 ETF 面临着 FOF 普遍存在的双重收费问题,可能会产生比较大的跟踪误差。台湾宝来标智沪深 300 是联接基金模式设立的跨境 ETF 的典型代表,它是香港上市的沪深 300ETF 的联接基金。

## 2.1.2 跨境 ETF 的产生背景

### 2.1.2.1 全球化资产配置的需求

随着经济全球化的不断推进,投资者全球化资产配置的意识逐渐增强。资产配置是分散投资风险的有效途径,能降低投资组合的风险,使投资者获得相对安全和稳定的投资收益。Markowitz 提出现代资产组合理论,该理论指出,进行组合投资能够在很大程度上规避单一化投资所面临的非系统性风险,理性投资者应该通过组合投资并不断优化投资组合来降低投资的风险<sup>[68]</sup>。而全球资产配置优于单一国家资产配置。在单一国家进行资产配置很大程度上会受制于一国政治政策、汇率波动和经济情况等一系列因素的影响。当一国经济处于经济下行阶段或出现金融危机时,单一国家资产配置往往会因为全国性的市场震荡下跌而遭受较大的损失。而进行全球化资产配置可以降低投资组合的波动性,减轻一国经济整体下滑时遭受的损失。

另一方面,进行全球化资产配置有利于投资者寻找新的收益增长点,保证资产的保值和增值。不同的国家之间的政治、经济和文化等存在着很大差异,这也为跨地域、跨国别投资提供了更多的投资机遇。当一国或地区的资产收益低时,其它国家和地区的资产收益率可能处于一个相对较高的水平。通过全球化资产配置,投资者可以分享海外收益。就中国而言,随着世界经济全球化的迈进和改革开放 40 年来经济的高速增长,中国目前在国际经济中的地位日益提升,国民财富增长迅速,进行资产配置的需求日益迫切,投资者的投资需求也日渐丰富,他们不单单满足于在国内进行资产配置,也开始在全球市场上寻找更加优质的资产。

与此同时，随着消费水平的不断壮大和制造业及科技水平等的不断提升，中国经济发展迅速，加之 QFII、QDII、RQFII 额度的逐步提高，沪港通、深港通等互联互通机制的落地和人民币国际化的持续推进等，资本市场开放进程迅速加快，在全球市场的地位和作用越来越重要，正吸引着越来越多的外资进行资产配置。

### 2.1.2.2 跨境投资存在局限

虽然当前各国投资者在全球市场进行资产配置的需求逐渐增强，但是投资者进行跨境资本投资时往往会受到汇率、交易手续、境外政策制约等因素的影响。以中国为例，当前境外投资者主要通过 QFII 和 RQFII、沪港通、深港通对国内证券市场进行投资，境内投资者则主要通过 QDII 机制投资海外市场的有价证券。这些机制对投资者、投资范围和投资额度都有一定的要求和限制，在一定程度上制约了全球化资产配置的进程。

而跨境 ETF 很好地解决了这些问题。与直接在海外开设账户进行投资相比，跨境 ETF 具有以下优点：一是不受外汇管制的限制，资金可以自由进出；二是直接用本国货币进行交易和净值核算，汇率波动盈亏直接体现在基金净值上；三是交易习惯与国内相同，无需担心税费和交收等体制的差异；四是投资跨境 ETF 就好比是直接购买了一篮子的境外股票，在分享境外股市的整体成长与发展的同时，还能有效地规避个股投资的风险。

相比于投资一般的 QDII 基金，跨境 ETF 投资的主要优势在于其低廉的交易成本和便利性。普通 QDII 基金只能通过申购或赎回的方式进行投资，费用高，而且资金到账的时间晚；而跨境 ETF 在境内交易所上市交易，投资者可以像买卖境内股票一样，方便地购买和卖出基金份额，交易费用还比股票低，资金进出也十分便利，而且跨境 ETF 运作费率与一般 QDII 基金相比要低得多。跨境 ETF 使投资者能够全球资本市场上便捷有效地寻找具有潜力和发展态势良好的国家和市场进行跨境资产配置，分散风险，提高收益。

### 2.1.3 跨境 ETF 的发展

全球最早出现的一只跨境 ETF——WEBS(World Equity Benchmark Shares)是由美国证交所协同摩根斯坦利(Morgan Stanley)公司和巴克莱银行(Barclays Bank)于 1996 年 3 月 18 日推出的。2000 年 5 月，它成了著名的 Morgan Stanley 市场指数序列。1990 年代以来，几次重大金融危机的爆发，使全球各国的投资者意识到需要在国际不同市场上进行投资来分散单一国家或者地区投资的风险，跨境 ETF 也由此得到了非常迅速的发展。当前，跨境 ETF 已经逐渐变成了一种深受投资者青睐的全球化投资工具。

到 2017 年为止，全世界跨境 ETF 的资产规模达到了 1.5 万亿美元以上。全球 ETF 的数量已经超过了 4500 只，这些 ETF 分别于 51 个交易所上市，其中跨境 ETF

的资产规模占 ETF 总资产规模的比重约为 40%。美国市场上共有 451 只跨境 ETF，总规模 2968 亿美元，占美国市场 ETF 总规模的 22.8%，占股票 ETF 总规模的 31.9%。欧洲市场上共有 501 只跨境 ETF，总规模 921 亿美元，占欧洲市场 ETF 总规模的 26.5%，占股票 ETF 总规模的 44.5%。亚洲市场上共有跨境 153 只 ETF，总规模 209 亿美元，占亚洲市场 ETF 总规模的 18.7%，占股票 ETF 总规模的 20.1%。

国内近几年才开始发展跨境 ETF，起步较晚，第一次发行跨境 ETF 是在 2012 年 7 月，当时发行了两支跨境 ETF——一只易方达恒生 H 股 ETF，另一只是华夏恒生 ETF。到 2017 年年底为止，上海和深圳两家证券交易所的股票型跨境 ETF 总共才 9 只，资产总值为 125.4 亿元，在所有股票型 ETF 中所占的比例约为 5.8%。上交所现有的跨境 ETF 主要跟踪美国、德国和中国香港证券市场的主要指数，当中有 6 只跨境 ETF 的标的为境外的主流宽基指数。深交所目前已有的跨境 ETF 跟踪的标的指数主要为美国和香港证券市场的主要指数。当前，国内能够对跨境 ETF 进行管理的基金管理公司有 7 家。其中，易方达基金管理公司的管理规模最大，占比 60% 以上，华夏次之。跨境 ETF 的平均管理费率为 0.62%，比股票型 ETF 的管理费率的均值 0.51% 稍微高一些。

从全球来看，海外跨境 ETF 的规模在全部 ETF 中所占的比例比较稳定，而且有持续的资金净流入，反映了投资者进行境外投资的需求不断增长。从国内市场看，在中国经济飞速发展和投资者投资理念不断转变的背景下，国内投资者越来越倾向于进行全球化投资，跨境 ETF 将成为跨境投资的最优工具之一。

## 2.2 分形和多重分形基础理论分析

### 2.2.1 分形市场假说

传统的金融理论建立在有效市场假说的前提下，在有效市场假设下，市场的信息能够被充分披露，每位投资者可以无差别地获得所有的信息并对所获得的信息制定迅速而准确的决策，市场上的所有信息都能够通过资产的价格进行反应。然而，在现实金融市场中存在一些有效市场假说无法解释的现象，如价格时间序列之间的相关性、自相关性、尖峰厚尾性质等。于是，便有了分形市场假说的产生。分形市场理论突破了上述这些假设条件，能够解决很多有效市场理论不能解决的问题。分形市场理论认为，金融市场上的投资者大部分都是不同质的，他们对市场信息的反应也各不相同，投资者通常不是快速准确地对市场信息进行反应，而是等到趋势十分明显时才会做出相应的反应。分形市场理论涵盖了分形理论和非线性系统理论体系，能够全面充分地刻画金融市场的特征。

分形市场假说的主要思想概括如下：

### (1) 投资者是异质的，不同投资者的投资偏好和行为各不相同

金融市场由许多动机、偏好和行为各不相同的投资者组成，不同的投资者对市场中的信息有不同的反应和预期。有的投资者倾向于对资产进行长期持有，而有的投资者偏好于短期投资。相比较而言，偏好短期投资的投资者对市场波动更加敏感，而长期限的投资者对于市场的小幅波动的反应会比较弱。

### (2) 不同投资者对相同的信息的反应不同

由于对信息的领会和甄别能力的不同以及投资分析角度的不同，不同的投资者有不同的投资预期，关注的信息也有所不同。例如，长期投资者看重长远发展，他们更注重对基础信息开展分析，进行价值投资；而短期投资者则对短期波动比较敏感，往往是基于历史信息进行技术分析。因此，相同的信息对不同投资期限投资者的重要程度不同，投资者对信息进行解读的角度也不同，从而会产生不同的行为和反应。

### (3) 市场的多样性和流动性决定了市场的平稳性

市场的稳定性(供需平衡)是由市场的流动性来维持的，流动性在金融市场中至关重要。由于投资者和投资行为的多样化，在某一类型的投资者对于市场行情不看好时，其他类型的投资者仍然可以为市场提供流动性。只有当市场中存在大量投资期限和行为动机不同的投资者时，才能维持市场的流动性，从而保持稳定性。

### (4) 价格由长短期投资共同作用形成

在分形市场中，价格反映的是市场中投资者短期交易和长期交易共同作用的结果。期望收益的改变能够通过市场的内在发展趋势展现出来，并且这种内在趋势会因整体经济形势的变化而有所改变；短期交易则有可能源自于投资者的从众行为。因此，市场长短期趋势之间并不存在内在的一致性，价格短期趋势并不能影响价格长期趋势的变化，这也充分体现了金融资产价格时间序列“整体确定、局部随机”的分形特征。同时，分形市场中的价格也存在长记忆特征，即之前形成的价格会对之后的价格变化产生刺激作用。

## 2.2.2 分形理论

### 2.2.2.1 分形的定义和性质

Mandelbrot认为：若一个集合满足它的任意局部与整体具有相似的特性，则称该集合为分形。一般来讲，分形具有不规则的复杂结构，它不同于欧氏几何体光滑而连续、同质而对称的特征，微积分或传统的几何语言不能对分形进行准确的描述。

相对于经典几何学而言，分形的研究对象具有不规则的形态，很多传统的研究方法无法刻画这些真实存在的形态，如海岸线、云层、山河、神经血管、网络通信量、证券价格走势等。而分形能够很好地描述这些复杂的形态，可以用来解

释自然界中的许多用简单的几何语言难以描述的现象。通过分形几何人们得以对自然界中的大部分复杂形态、不规则以及碎片化的特征给予合理的处理及量化。因此，分形理论及其研究方法很快被运用到自然、社会、物理和经济等众多领域之中。

一般而言，分形结构会拥有以下性质其中的几条：

#### (1) 自相似性

自相似性是分形结构的一个典型特征，指的是其局部和整体的相似性，当将局部放大后往往会得到与整体相同的形态。从不同尺度来观察一个具有自相似性的结构，其形态都是相似的。根据自相似在程度和性质上的不同，可以分为精确的自相似、近似的自相似和统计上的自相似。精确的自相似性是指整体的任何一个局部进行放大之后，都会得到和整体完全一致的形状，具备精确自相似性的结构，在任何观察尺度下，都呈相同的形态。例如雪花的结构，其任一部分放大后的形状都与整个雪花完全相同，属于严格、精确的自相似。精确的自相似性通常存在于由某一特定函数规则迭代生成的图案中。近似的自相似性指的是在不同的时间、空间标度下，观察到的结构大致相同。近似自相似结构的标度范围是有限的，自相似特征只存在于限定的标度范围之内，若标度小于或者超过限定范围，则无法观察或判断自相似性是否存在。近似自相似现象在日常生活中最为常见，如树枝、海岸线等。统计的自相似特征常常难以直观地感受到，有些自相似结构看似杂乱无章，但其统计特征却存在自相似特征。金融时间序列中的自相似，往往只是统计上的自相似。

#### (2) 标度不变性

标度不变性指的是对分形体的任意局部进行放大或缩小，其形态、不规则性和复杂程度等特征都不会发生改变，因此标度不变性也称作伸缩对称性。人们无法通过观察分形体的形状来判断所用的标度尺度的大小。分形体的自相似性只存在于具有标度不变性的时间或者空间范围内，超出此范围则不存在自相似性，同时也就没有了分形。

#### (3) 整体确定性和局部随机性

分形结构中，确定性和随机性往往是同时存在的。例如树的结构，每颗树的整体结构都是确定的，但树枝的结构有时却各有不同。分形的这一特征表明它与其它结构相比更加具有容错性，一个局部的随机性对于其它局部随机性的影响较小，因此不会因为某一个局部的随机性而影响整体的结构。

#### (4) 分形维

分形维是对分形进行刻画的重要参数。欧式几何中的维数是整数维，例如一条线是一维，一个平面是二维，立体的空间结构是三维。而在分形结构中，维数通常是分数。分形结构比一般的几何结构更为复杂和粗糙，而分形维(Fractal

Dimension)就是用来对分形体的粗糙和复杂程度进行定量描述的重要参数。分形维数越大,表明分形体的粗糙程度和复杂程度越高。反之,分形维数越小,表明分形体测粗糙和复杂程度越低。分形体的维数会随着标度的变化而有所改变,也就是说用不同的观察尺度对同一个分形体进行研究,其分形维是不一样的。在金融时间序列中,分形维可以反映序列的差异程度,并分析观测值的误差以及形成误差的原因。例如,市场上的股票由于所属行业、成长性以及宏微观信息等的差异,其价格被认可的程度也有所不同,因此它们的价格时间序列具有不同的分形维。

### 2.2.2.2 分形维的种类

分形维主要有以下几种:

(1) Hausdorff维数。Hausdorff维数指的是用比测量对象维数低的尺度对其进行测量时,值为无穷大;而用比测量对象维数高的尺度对其进行测量时,值为零;只有当测量尺度跟被测对象本身维度相同时,才有定值 $N$ :

$$N(\delta) \sim \delta^{-D_H} \quad (2.1)$$

其中, $\delta$ 表示测量的标度, $D_H$ 为Hausdorff维数,可能是整数,也可能是分数。一般称一个物体为分形体,当其Hausdorff维是分数时。

(2) 相似维数。如果将一个在 $d$ 维空间中的 $d$ 维几何体的每个维度的尺寸都放大 $l$ 倍,得到的新的几何体的体积变为原来的 $l^d$ 倍,对 $N=l^d$ 取对数,即得出相似维:

$$D_0 = \frac{\ln N}{\ln l} \quad (2.2)$$

相似维数主要适用于具有自相似性质的规则分形几何图形。

(3) 盒维数。设 $A$ 是 $R^n$ 空间的任意非空有界子集( $\delta>0$ ),用半径为 $\delta$ 的闭球对其进行覆盖, $N(A, \delta)$ 为所需的最小闭球数,盒维数为:

$$D_c = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln N(A, \delta)}{\ln \frac{1}{\delta}} \quad (2.3)$$

根据盒子选取的不同,盒维数有很多不同的定义,以上定义中选择的盒子是闭球,也可依照现实状况选线段、正方形、立方体等。盒维数适用于任意形状的图形,能够刻画其复杂程度。

(4) 信息维数。信息维数是从概率论的角度建立的一种分形维数。记分形对象落入第 $i$ 个盒子的概率为 $P_i$ ,则定义信息维数 $D_i$ :

$$D_i = -\lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^N P_i \ln P_i}{\ln \frac{1}{\delta}} \quad (2.4)$$

当 $P_i=1/N(\delta)$ 时, 信息维和Hausdorff维相等。

(5) 关联维数。任意选取空间中的点集 $\{X_i\}(i=1, 2, \dots, N)$ 中的一点 $X_i$ 作为参考点, 计算它与其它 $N-1$ 个点之间的距离, 可以得出以点 $X_i$ 为中心, 半径为 $\delta$ 的体积圆中点的数量, 进而得到关联函数 $C(\delta)$ :

$$C(\delta) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N H(\delta - |x_i - x_j|) = \sum_{i=1}^N P_i^2$$

则关联维数为:

$$D_g = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln C(\delta)}{\ln \frac{1}{\delta}} \quad (2.5)$$

盒维、信息维和关联维能够通过广义分形维公式关联起来:

$$D = \frac{1}{1-q} \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln \sum_{i=1}^N P_i^q}{\ln \frac{1}{\delta}} \quad (2.6)$$

其中,  $\delta$ 是标度,  $P_i$ 是分形对象落入第 $i$ 个盒子的概率,  $q$ 为参数。 $q=0$ 时,  $D$ 为盒维数;  $q=1$ 时,  $D$ 为信息维;  $q=2$ 时,  $D$ 为关联维。

分形理论已经从一个纯数学的重要突破逐渐扩展到了其它各领域, 促进着各个学科的发展。在这个新兴概念的影响下, 很多以前难以描述的不可微现象, 有了简明易用的理论工具。它提供给研究者们两种研究方式: 第一, 由于分形结构整体和局部之间存在自相似性, 因此可以通过研究局部来反映和描述整体, 或通过研究整体来深化对局部的认识; 第二, 从分形理论的思想进行切入, 将其相关工具应用到有分形特征的事物的研究中去, 发掘出不规则的复杂现象内部的规律。

## 2.2.3 多重分形理论

### 2.2.3.1 多重分形的定义

根据分形维 $D$ 是否随着测量标度的变化而改变可以将多重分形与分形区分开来: 若在不同的测量标度下, 分形维 $D$ 都相同, 则分形是单标度的, 也称为单分形; 若在不同的测量标度下, 分形维 $D$ 也各不相同, 则分形是多标度的, 也叫多重分形。

多重分形基于对观测对象的局部的标度特征进行刻画从而进一步得到其整体的复杂分布特征。多重分形系统与单分形系统不同, 它具有Hölder指数, 多重分形谱、标度复杂性等特征。单分形过程是多重分形过程的一种特殊情况, 多重分形系统分析满足各个学科对分形系统进一步分析的需要, 可以按时间标度不同研究系统不同的分形特征, 确立系统的运行周期与影响变量个数等, 多重分形理论是单分形理论的完善与发展。

多重分形方法运用统计物理理论来研究系统的整体特征,通过奇异指数、标度指数和多重分形谱来刻画分形结构在不同局部下的分布特征。多重分形分析方法可以更加全面地刻画金融市场的整体特征,并对金融时间序列的波动进行分解,从而得到金融资产在不同标度下的统计信息。

### 2.2.3.2 多重分形过程

若 $\{X(t)\}$ 是一个连续的时间过程,其有平稳增量,而且对于任意的 $t \in T$ ,  $q \in Q$ 都有:

$$E(|X(t+\Delta t) - X(t)|^q) = c(q)\Delta t^{\tau(q)+1} \quad (2.7)$$

那么 $\{X(t)\}$ 是多重分形过程。其中, $T$ 和 $Q$ 是非负实数轴上的时间间隔,且 $0 \in T$ ,  $[0, 1] \subseteq Q$ 。 $\tau(q)$ 和 $c(q)$ 是 $Q$ 域上的函数, $\Delta t$ 表示时间增量。

上式反映了多重分形过程矩的标度幂律关系。函数 $\tau(q)$ 为标度函数,如果 $\tau(q)$ 是线性函数,如 $\tau(q)=Hq-1$ 时,则此时的分形过程为单分形;若函数 $\tau(q)$ 为非线性函数,则分形过程是多标度的。

收益率的波动幅度在不同的时点上是不同的,幂次方处理相当于放大或者缩小波动的幅度。因此,大幅度的波动会被放大,小幅度的波动会被缩小。 $q$ 取不同值时的标度函数反映不同时刻的波动,因此可以对不同时刻的分形特征加以刻画,描述金融时间序列不同程度的波动。可以从两种极端的情况来理解 $q$ 阶矩的含义:当 $q$ 为绝对值很大的负数时,大的波动在 $|X(t+\Delta t) - X(t)|$ 求和中起的作用极其小,甚至于无,此时小波动决定了求和的结果,因此,在这种情况下, $q$ 阶矩刻画价格的小幅度波动;而当 $q$ 是绝对值很大的正数时,与前述情况正好相反, $q$ 阶矩则刻画的是大波动。

多重分形分析能够清晰刻画出时间序列在不同尺度下的波动特点。多重分形过程的标度函数满足以下特点:

- (1) 标度函数 $\tau(q)$ 是凸函数;
- (2) 当 $q=0$ 时,标度函数的截距是 $-1$ ;
- (3)  $\tau(q)$ 是关于 $q$ 的非线性函数,当 $\tau(q)$ 为线性时,表示的是单分形。

以上对于多重分形过程的定义是从全局的角度来考虑的,忽略了波动的局部特性。多重分形过程的局部特征能够反映其本质特征,下面基于过程的局部标度特征来对其进行定义。

定义:函数 $g(t)$ 是确定时刻 $t$ 邻域上的函数,则称:

$$\alpha(t) = \sup\{\beta \geq 0 : |g(t+\Delta t) - g(t)| = o(|\Delta t|^\beta), \Delta t \rightarrow 0\} \quad (2.8)$$

为函数 $g(t)$ 在 $t$ 上的Hölder指数。当且仅当函数 $g(t)$ 在 $t$ 的附近有界时, $\alpha(t)$ 非负。

根据以上定义得到下面的等价式:



$$|g(t+\Delta t)-g(t)|\sim C_t(\Delta t)^{\alpha(t)} \quad (2.9)$$

其中, 正的常数 $C_t$ 为前置因子。 $\text{Hölder}$ 指数 $\alpha(t)$ 刻画了在时刻 $t$ 上的粗糙或是不规则程度, 取值越小, 在该点越粗糙。

将上述概念推广到连续时间随机过程:

$$|X(t+\Delta t)-X(t)|\sim C_t(\Delta t)^{\alpha(t)} \quad (2.10)$$

### 2.2.3.3 广义 Hurst 指数

对于 $\{X(t)\}$ , 根据式(2.7), 可以定义广义Hurst指数 $Hq=H(q)$ , 即:

$$\{E(|X(t+\Delta t)-X(t)|^q)\}^{1/q}=c(q)\Delta t^{H(q)} \quad (2.11)$$

其中,  $q>0$ , 函数 $H(q)$ 涵盖了时间增量 $\Delta t$ 下的广义平均波动的重要信息。广义Hurst指数 $Hq$ 和标度函数 $\tau(q)$ 满足:

$$Hq=[\tau(q)+1]/q \quad (2.12)$$

### 2.2.3.4 多重分形谱

多重分形谱的基本思想如下:

根据 $\text{Hölder}$ 指数的定义,  $t$ 时刻函数 $g(t)$ 的 $\text{Hölder}$ 指数为 $\text{Ln}|g(t+\Delta t)-g(t)|/\text{Ln}(\Delta t)$ 在 $\Delta t\rightarrow 0$ 时的极限。于是可以估计在 $[0, T]$ 上随机选择具有给定 $\text{Hölder}$ 指数的点的概率。把 $[0, T]$ 分成 $b^k$ 个长度相等的子区间,  $k$ 为在划分序列中的阶段。在每个阶段计算每一子区间的 $|g(t+b^{-k}T)-g(t)|$ 值, 进而得到:

$$\alpha_k(t_i)=\frac{\log |g(t_i+b^{-k}T)-g(t_i)|}{\log(b^{-k})} \quad (2.13)$$

将 $a$ 分成不重合的区间 $(\bar{a}_j, \bar{a}_j+\Delta a]$ ,  $N_k(\bar{a}_j)$ 表示 $\alpha_k(t_i)$ 被包含于 $(\bar{a}_j, \bar{a}_j+\Delta a]$ 范围内的个数。

基于以上概念, 定义如下的多重分形谱:

对于函数 $g(t)$ , 用上文相同的重复步骤和标记, 若有:

$$f(\alpha)=\lim_{k\rightarrow\infty}\frac{\log N_k(\alpha)}{\log b^k} \quad (2.14)$$

在某一范围内有定义并且值为正数, 则 $g(t)$ 是多重分形过程。 $a(t)$ 为过程 $g(t)$ 的局部 $\text{Hölder}$ 指数,  $f(a)$ 是多重分形谱参数, 用来描述多重分形结构。

多重分形谱 $f(\alpha)$ 反映了在价格过程上任意选取的时点有 $\text{Hölder}$ 指数 $\alpha(t)$ 的概率, 因此刻画了 $\text{Hölder}$ 指数 $\alpha(t)$ 的概率分布。所以, 计算出过程 $g(t)$ 的多重分形谱 $f(\alpha)$ 可以用来检验多重分形结构。

多重分形谱有下列特征: 奇异指数 $\alpha$ 是关于阶数 $q$ 的严格单调递减的函数, 奇异谱函数 $f(\alpha)$ 是 $\alpha$ 的凸函数。

## 2.3 VaR 风险测度方法概述

### 2.3.1 VaR 的定义

VaR 的定义最早是由 J.P.Morgan 公司提出,指的是在正常市场条件和一定的置信水平下,某种金融资产或者是证券投资组合在一定持有期内可能产生的最大预期损失<sup>[68]</sup>。VaR 的表达公式为:

$$\text{Prob}(\Delta P \leq \text{VaR}) = 1 - c \quad (2.15)$$

其中,  $c$  为给定的置信度, VaR 为给定置信度  $c$  下的风险价值;  $\Delta P$  为某一金融资产在未来某个持有时间段  $\Delta t$  内的损失。

VaR 的实质是对资产价格的波动进行统计度量,其核心就是确定资产收益变化的概率密度分布的类型,基本的思想是根据价格收益的历史变化特征来对未来的状况进行预测和估计,根据资产收益的概率密度分布形式来预测资产未来的价值。因此,在计算 VaR 值的大小时,首先要确定资产收益率所服从的分布函数形式、持有期和置信水平。这三个因素决定了 VaR 值的大小,对这三个影响因素进行选择的侧重点要考虑到应用者在不同情境下的需求。在建模前,要结合实际选取适当的参数。

#### (1) 资产收益率分布的选择

VaR 的计算基于概率统计理论,因此必须要有相对应的资产收益率序列的分布形式。不同分布形式下所得到的 VaR 是不同的。收益率分布的选取是否恰当直接关系到 VaR 估测的精确程度。因此,合理确定资产收益利率的分布,并对其进行准确的拟合是得到准确的风险价值度量的前提。一般地,考虑到资产收益数据常常具有尖峰厚尾和左偏(或右偏)等性质,会选用 T 分布、GED 分布等来反映资产收益的分布情况。

#### (2) 置信水平的选取

投资者的投资风格和目标决定了置信水平的选取。风险厌恶型的投资者有强烈的风险规避意识,他们所选择的置信水平一般较高;而风险偏好者更愿意在风险中谋求更高的收益,因此会在一定范围内选择相对较低的置信水平。投资者对模型度量结果的要求也会影响置信水平的选择。若投资者对于 VaR 模型度量结果的精确性有比较高的要求,则不宜选择过高的置信水平,因为在高置信水平下,实际损失超过模型所度量出来的值的可能性也就越大,需要很多的数据来验证结果的准确性,并且耗时较长。而实际中获取大量数据往往比较困难,保证大量数据的准确性也非易事,这在一定程度上限制了高置信水平的选择。因此,置信水平的选择不仅要考虑应用者的偏好与需求,同时还要满足 VaR 模型的准确性检验。总而言之,置信水平的选择在一定程度上反映了投资者的风险偏好和谨慎程度,

对投资而言，置信水平的选择是一个较为主观的过程。

### (3) 投资期限的选择。

投资期限的选择要综合考虑资产的流动性、波动性和投资者的风险态度、管理成本以及数据约束等多方面因素。一般而言，如果资产的流动性和波动性较高，交易较为频繁，则应该尽量选短一些的投资期限，以规避信息不对称的风险，从而对损失作出及时的反应。如果资产的流动性较弱，价格波动不是很大，则可以就资产本身和投资者自身状况选择较长的持有期。与此同时，投资期限过短将会增加监管的成本。此外，数据的可获得性和可使用性也会影响持有期的选择，如果数据量达不到要求，选择过长的持有期对风险进行度量，将失去度量的本身意义。

## 2.3.2 VaR 的计算方法

计算 VaR 的方法大致可以分为三大类：参数法、历史模拟法和 Monte Carlo 模拟法。

### 2.3.2.1 参数法

采用参数法计算 VaR 一般先要假定资产未来收益率服从某种分布，然后根据相关的式子算出 VaR 的值。例如，当假定收益率为高斯分布时，在公式(2.15)的基础上，得到 VaR 的计算方法如下：

$$\text{VaR} = -(\mu + Z_c \sigma) \quad (2.16)$$

其中， $\mu$  为收益的期望， $\sigma$  为收益的标准差， $Z_c$  为  $1-c$  的置信水平下正态分布的分布数。

参数法计算 VaR 的主要优势是原理简单，计算过程比较便捷，并且能够分析参数对结果影响的敏感性。劣势主要是选择的历史数据可能不能够代表未来情况，设定的分布与实际情况存在差异。

### 2.3.2.2 历史模拟法

历史模拟法计算 VaR 是一种基于经验分布的简单计算方法，不需要假设资产收益的分布。历史模拟法的前提假设是：投资收益独立同分布。它认为资产的未来收益变化与过去相同，风险因子的后续波动是以前波动的重复，因此资产的未来预期收益分布可以用历史收益分布进行代替，以此计算 VaR 值。

历史模拟法的计算步骤如下：

- (1) 将一定时间内资产收益率的历史数据从小到大进行排序；
- (2) 选定样本区间长度，则资产收益率序列第 5 分位和第 1 份数分别对应 95% 和 99% 的置信水平下的 VaR 值。

历史模拟法的主要优点包括：是一种全值估计方法，对于任何资产都具有普

遍适用性，可以很好地处理市场大波动和非线性，及时捕捉各种风险；计算过程简单而且非常容易理解；不用对收益率的分布做出假设，可以回避资产收益率序列存在的尖峰厚尾和不对称的问题；不需要对资产价格的波动和各种参数进行预测，有效排除了参数估计的误差，避免了模型本身带来的风险。

历史模拟法的主要缺陷为：投资收益满足独立同分布的前提假设不符合实际情况；假设未来可以通过历史情况来代替，但是当趋势发生逆转时，通过历史数据得到的 VaR 与未来预期的最大损失可能会存在很大的差距；选择了较长的样本区间，并且赋予所有的历史数据同样的权重，没有考虑到近期数据和远期数据对资产收益率未来的影响不同；局限于既定的环境条件，无法对极端情况进行敏感性测试。

### 2.3.2.3 Monte Carlo 模拟法

Monte Carlo 模拟法给出了另一种模拟资产价格分布的思路。简单历史模拟法根据历史数据得到损益分布，从而得到 VaR 的值。Monte Carlo 模拟法和简单历史模拟法大致相似，也是基于历史数据，通过分析历史数据的波动特点，借助 Monte Carlo 仿真技术，得到与历史数据具有相同特征的新数据。

用 Monte Carlo 模拟法对 VaR 进行计算的步骤如下：

- (1) 确定目标，选定模型中的风险因子，并将资产价值用风险因子进行表示，即得到资产价格关于风险因子的函数，同时收集资产价格的历史数据。
- (2) 构造价格的变动路径。选择一个随机的模型反映价格的走势，并进行模拟。例如，金融理论中常假定资产价格服从几何 Brown 运动：

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dz \quad (2.17)$$

其中， $dz$  表示均值为 0、标准差为  $\sqrt{t}$  的正态随机变量。 $\mu$  和  $\sigma$  分别代表资产收益率序列的均值和方差。

- (3) 对整个持有期的时间区间进行分割，在每个小的时间区间上模拟价格变动。例如，将持有期  $[0, T]$  分成长度为  $\tau=T/n$  的一系列小区间  $[t_{i-1}, t_i]$ ， $t=0$ 。然后模拟资产价格。每进行一次模拟就会产生一条价格变动的样本路径。当模拟的次数足够多时，可以得到大量的样本路径，从而形成一定数量的时刻  $T$  的资产价格的随机实现值，也就模拟出了  $S_T$  的概率分布。

为方便模拟，通常对几何 Brown 运动模型进行离散化：

$$\Delta S_t = S_{t-1}(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon \sqrt{\Delta t}) \quad (2.18)$$

其中， $\varepsilon$  为标准正态分布的随机样值。为了模拟价格走势，可以从  $S_0$  出发，模拟出一系列的  $\varepsilon$  的值，代入到式(2.18)中，重复以上步骤，得到  $(S_2, S_3, \dots, S_n=S_T)$ ，完成一次价格序列随机过程样本路径的模拟，重复此过程多次就能近似得到  $S_T$  的分布。

Monte Carlo 模拟法的主要优势包括：也是一种全值估计方法，适用范围广泛，可以用于任何非线性资产，可以处理尖峰厚尾和波动聚集性；通过产生大量的可能情景，能够得到比较精确、可靠的结果；能够模拟白噪声和自回归等不同的行为和分布。

Monte Carlo 模拟法的主要缺陷在于：可能会产生伪随机数；计算过程非常复杂，比较难理解和操作；严重依赖于所选择的模型和历史数据，易产生参数估计误差和模型风险。

### 2.3.3 VaR 的特征分析

VaR 自提出以来，逐渐取代压力测试和标准差等成为被广泛应用的风险测度方法，主要是因为相比于其它风险测度方法，它具有如下特征：

(1) VaR 可以预测一定置信水平下指定持有期内的最大损失和发生损失的可能性，不单能使投资者预知未来可能损失的大小，还能知晓某种损失的发生概率，能够帮助投资者度量金融资产在不同情况下的风险状况，满足不同投资者对于风险管理的需求。

(2) 这种风险度量方法的适用范围很广。不同于  $\beta$  系数只能用于股票价格风险的衡量，持续期和凸性只能对债券和利率风险加以衡量，VaR 能够对汇率风险、利率风险、股票价格风险、商品价格风险和衍生金融风险等各种风险进行度量。

(3) VaR 注重市场正常波动情况下的风险管控，并且对下侧风险进行度量，更加符合投资者的内心写照。

(4) VaR 能够计算出一个确定的数值对风险进行度量，因此能够对不同金融资产、不同金融机构的风险进行加总，全面综合地反映投资组合和金融机构的整体风险，使投资者能够清晰地观察到市场当中存在的风险，同时也有助于监管机构对于金融机构的统一管理。

## 第3章 跨境ETF价格波动的多重分形特征分析

金融资产的价格或收益率等时间序列常常呈现出自相似、长记忆性等一系列复杂特征,传统有效市场假说下的金融分析理论和方法往往难以对这些特征进行精细的刻画和描述。为了克服有效市场假说下线性分析方法的局限性,本章将采用多重分形去趋势波动分析(MF-DFA)方法对5只具有代表性的跟踪中国证券市场指数的海外跨境ETF收益率序列的多重分形特征进行分析。

### 3.1 样本选取和描述性统计

#### 3.1.1 样本选取与数据来源

本文基于中国资本市场的逐步开放和中国经济的迅速崛起使得全球各地的投资者对中国资本市场的关注度越来越高的背景而展开,跨境ETF为境外投资者投资中国资本市场提供了一种有效、便捷的途径,消除了境外投资者直接投资我国股市时遇到的一系列问题。因此,本文研究的跨境ETF都是在境外上市的,跟踪的标的指数为中国证券市场指数的跨境ETF。由于当前跟踪中国市场指数的跨境ETF主要是在美国上市,并且美国市场是全球最大的证券市场,各种机制都比较成熟,整个市场已经进入了规范发展阶段,因此所选取的跨境ETF都是在美国市场进行交易的。

本文选取ASHR, ASHS, CNXT, FXI和KBA等5只在美国上市的跟踪中国证券市场指数的跨境ETF作为研究对象,分析其多重分形特征,以揭示它们的波动特点。其中,ASHR的标的指数为沪深300指数,ASHS的标的指数为中证500指数,CNXT的标的指数为中创100指数,FXI的标的指数为富时50指数,KBA的标的指数为MSCI中国A股扩展指数。之所以选择这5只跨境ETF,是因为中国证券市场的股票按照其规模大致可以分为主板、中小板和创业板三个大的板块,ASHR、ASHS、CNXT的标的指数分别为这三个主要板块指数,而KBA跟踪的指数为跨境ETF交易国(即美国)编制的指数,FXI的标的指数为非跨境ETF交易国编制的指数。这5只跨境ETF的标的指数不仅涵盖了中国证券市场的主板、中小板和创业板这三个主要板块指数,而且还包括其它国家或地区(包括交易国和非交易国)编制的以中国证券市场股票为样本的指数,在跨境ETF中较有代表性。

考虑到不同基金上市时间的不同,将这5只跨境ETF中最晚上市的那只的上市时间作为样本起始日,以数据最近可得时间作为终止日,于是本文的样本期便

确定为 2014 年 7 月 24 日至 2019 年 2 月 25 日。数据来源于 Wind 数据库。5 只 ETF 的代码、简称和跟踪的指数如表 3.1 所示。

表 3.1 跨境 ETF 相关信息表

代码	全 称	所跟踪指数
ASHR	DBX Harvest CSI 300 China A ETF	沪深 300 指数
ASHS	Deutsche X-trackers Harvest CSI 500 China A-Shares Small Cap ETF	中证 500 指数
CNXT	Market Vectors ChinaAMC SME-ChiNext ETF	中创 100 指数
FXI	iShares China Large-Cap ETF	富时 50 指数
KBA	KraneShares Boser MSCI China A ETF	MSCI 中国 A 股扩展指数

### 3.1.2 描述性统计

表 3.2 给出了各只跨境 ETF 收益率序列的描述性统计量值。

表 3.2 跨境 ETF 收益率序列描述性统计量

	ASHR	ASHS	CNXT	FXI	KBA
均值	0.000151	0.000008	0.000091	0.000100	0.000002
最大值	0.182862	0.190091	0.239236	0.068198	0.155049
最小值	-0.247191	-0.175698	-0.172760	-0.074438	-0.275343
标准差	0.022066	0.024694	0.026278	0.014767	0.021292
偏度	-1.210062	-0.368478	0.139280	-0.175390	-2.244168
峰度	24.44004	15.83314	18.69698	4.952824	34.69227
JB 统计量	22403.74	7951.816	11861.510	189.447	49306.240

从表 3.2 中可以发现, 在样本期内, 每只跨境 ETF 的平均日收益都大于并且接近于 0。其中, ASHR 的平均日收益率最大, 其次为 FXI 和 CNXT, 再次是 ASHS, KBA 的平均日收益率最小。收益率序列的最大值和最小值表示在样本期内每只跨境 ETF 日收盘价的最大涨幅和最大跌幅。不难看到, 在这几只跨境 ETF 基金中, 收益率序列的最大值 23.9% 出现在 CNXT 中, CNXT 的每日收盘价有最大涨幅, 而 KBA 则有最大的跌幅。FXI 收益率序列的最大值在 5 只基金中最小, 最小值在 5 只基金中最大, 可以初步判断 FXI 较为稳定, 波动幅度最小。从收益率序列的标准差来看, 每只 ETF 标准差的大小与最大值和最小值反映的情况相符, FXI 的标准差最小, 波动幅度最小, CNXT 的波动最为剧烈。除 CNXT 外, 其余几只跨境 ETF 的偏度都比零小, 具有左偏性质, 峰度都大于 3。JB 统计量也表明, 各只 ETF

的收益率在 5% 的条件下拒绝服从 Gauss 分布的假设, 所选跨境 ETF 具有尖峰厚尾的特性。

## 3.2 多重分形去趋势波动分析

### 3.2.1 MF-DFA 方法

对于一个时间序列  $\{x_i\} (i=1, 2, \dots, N)$ , MF-DFA 方法的实施一般包含以下步骤:

(1) 根据以下计算得到序列  $\{x_i\}$  的累积离差序列  $\{y_i\}$ :

$$y_i = \sum_{j=1}^i (x_j - \bar{x}), \quad i=1, 2, \dots, N, \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.1)$$

(2) 把  $\{y_i\}$  分成  $N_s = \text{int}(N/s)$  个互不重叠的子区间, 每个子区间的长度为  $s$ ,  $s$  也被称为时间标度或时间尺度。由于  $s$  不一定能整除  $N$ , 为了避免尾部信息的丢失, 再从  $\{y_i\}$  的尾部开始进行分割, 从而得到  $2N_s$  个子区间。

(3) 对每个子区间进行最小二乘多项式拟合, 得到每个序列的降趋势函数  $y_v(i)$  ( $v=1, 2, \dots, 2N_s$ )。因为拟合阶数  $m$  可以取不同的值, 相应地将该方法表示为 MF-DFA- $m$ 。

(4) 对每个子区间进行降趋势处理, 得到降趋势方差:

① 正向分割时:

$$F^2(s, v) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{y[(v-1)s + i] - y_v(i)\}^2, \quad v=1, 2, \dots, N_s \quad (3.2)$$

② 反向分割时:

$$F^2(s, v) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{y[N - (v - N_s)s + i] - y_v(i)\}^2, \quad v = N_s + 1, \dots, 2N_s \quad (3.3)$$

(5) 计算  $q$  阶波动函数:

$$F_q(s) = \begin{cases} \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} [F^2(s, v)]^{q/2} \right\}^{1/q}, & q \neq 0 \\ \exp\left\{ \frac{1}{4N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} \ln[F^2(s, v)] \right\}, & q = 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

(6) 对于不同阶数  $q$ , 算出不同时间标度  $s$  下的波动函数  $F_q(s)$ 。  $F_q(s)$  和  $s$  之间有幂律标度关系如下:

$$F_q(s) \sim s^{h(q)} \quad (3.5)$$

其中,  $h(q)$  为  $q$  阶自相关尺度指数, 也叫作广义 Hurst 指数。当  $q=2$  时, MF-DFA 即为 DFA, 此时的广义 Hurst 指数也被称为经典 Hurst 指数, 可以用来刻画时间序



列的单分形特征。当  $h(2) > 0.5$  时, 表明时间序列具有正的持续性, 序列如果在前一时刻上升紧随的后一时刻也上升的概率较大, 若前一时刻下降, 紧随的后一时刻也下降的概率较大; 反之, 当  $h(2) < 0.5$  时, 时间序列具有反持续性, 即时间序列如果在前一时刻上升(或者是下降), 则后一时刻有更大的概率下降(或者是上升), 并且会发生明显的来回波动(也称为均值回复); 当  $h(2) = 0.5$  时, 序列随机游走, 不存在长程相关性, 当前的状态不会对时间序列的后续走势产生影响, 此时的市场即为有效的。当  $h(q)$  不随  $q$  变化时, 序列为单分形的; 当  $h(q)$  随  $q$  变化时, 序列为多重分形。 $h(q)$  随  $|q|$  的增大将趋于稳定, 故只需要考虑  $q$  在一定的范围内的取值情况即可。 $h(q)$  随  $q$  变化越剧烈, 多重分形特征越强; 反之, 则越弱。标度指数的变化量  $\Delta h(q) = h(q_{\min}) - h(q_{\max})$  能够度量出多重分形特征的强弱。

(7) 多重分形特征的强弱不仅能用广义 Hurst 指数进行判断外, 还可以用 Renyi 指数来判断:

$$\tau(q) = q h(q) - 1 \quad (3.6)$$

结合 Legendre 变换, 得出以下多重分形谱的参数:

$$\begin{cases} \alpha = d\tau(q)/dq = h(q) + q dh(q)/dq \\ \Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min} \end{cases} \quad (3.7)$$

$$\begin{cases} f(\alpha) = \alpha q - \tau(q) = q[\alpha - h(q)] + 1 \\ \Delta f = f(\alpha_{\min}) - f(\alpha_{\max}) \end{cases} \quad (3.8)$$

其中,  $\alpha$  为多重分形谱的奇异指数, 用来反映系统的奇异程度。 $\Delta\alpha$  代表多重分形谱的宽度, 其值为最大奇异指数与最小奇异指数的差, 用来描述多重分形特征的强弱: 谱宽度  $\Delta\alpha$  越大表明多重分形特征越强, 序列波动的频率越高。 $\Delta f$  表示的是  $\alpha$  的最大值和最小值的概率差: 当  $\Delta f > 0$  时, 出现大幅度波动的概率大于小幅度波动, 意味着系统原本的均衡被破坏了, 系统出现不稳定; 相反, 若  $\Delta f < 0$ , 则表明大幅度波动出现的概率小于小幅度波动, 系统恢复到一个均衡的状态。

### 3.2.2 跨境 ETF 多重分形相关参数分析

本节采用如前所述的 MF-DFA 方法, 对 5 只海外上市的以中国市场指数为跟踪标的的跨境 ETF 的多重分形特征进行分析。

由于多项式拟合的阶数越高, 所生成的趋势形状越复杂, 从而可能导致小尺度内的时间序列过度拟合<sup>[62]</sup>, 所以本文参考文献[59]选取  $m=1$  来进行拟合。 $h(q)$  的最大值和最小值是有限的, 随着  $|q|$  的增大,  $h(q)$  的值将趋于稳定, 而间隔  $q$  却没有界限<sup>[90]</sup>。因此, 对于阶数  $q$  的范围的选取并没有一个统一的标准, 从 -5 到 5、从 -10 到 10、从 -50 到 50 或者从 -100 到 100 的都有。有学者提出选择分形维数等于 0 时的区间作为  $q$  的取值范围, 但是并非每条曲线都能达到  $f(\alpha)=0$ , 所以可以考虑使  $f(\alpha)$  取到一个很小的接近于 0 的值时的区间范围。Green, Hanan 和

Heffernan 发现, 当  $q$  取值为  $-50$  到  $50$  时, 可以得到很小的  $f(\alpha)$  值<sup>[91]</sup>。于是, 本文选取  $q$  的取值范围为  $-50$  和  $50$ , 得到 5 只跨境 ETF 的波动情况如图 3.1 所示。

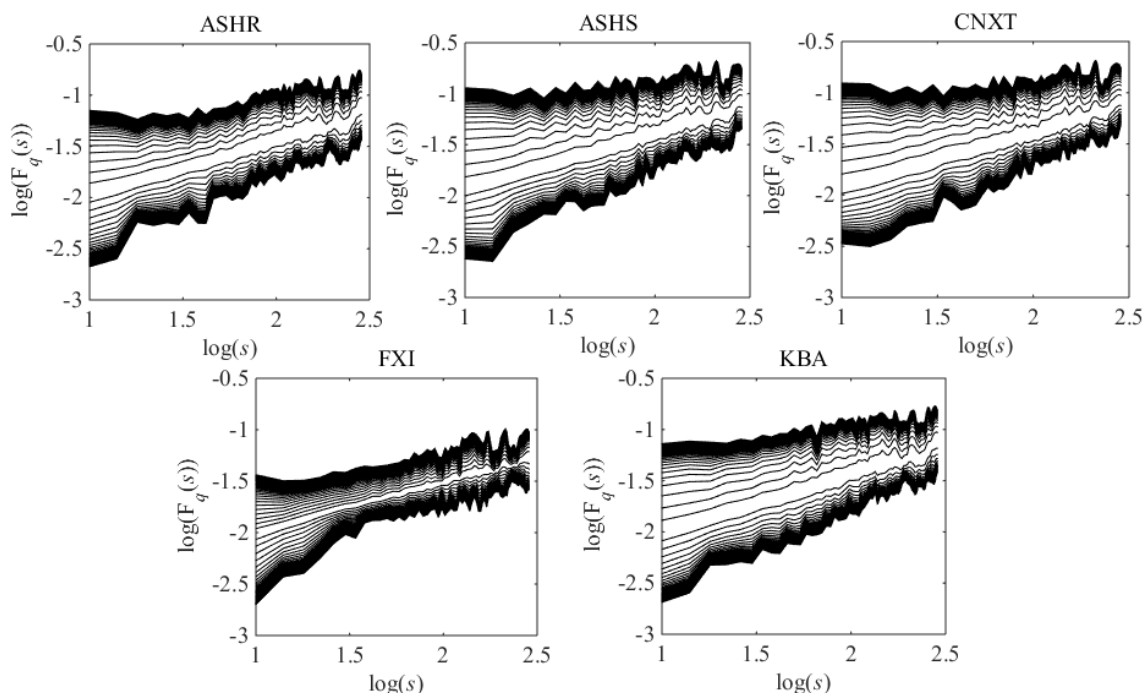


图 3.1 跨境 ETF 的  $q$  阶波动函数  $F_q(s)$  与时间尺度  $s$  的双对数关系

图 3.1 中的每条线分别代表不同的  $q$  值下波动函数  $F_q(s)$  与时间尺度  $s$  之间的关系。可以看出, 当  $q$  的取值从  $-50$  到  $50$  时, 5 只跨境 ETF 的波动函数  $F_q(s)$  与时间尺度  $s$  之间均存在非线性依赖关系, 在如图所示的对数坐标系中, 每条线可以近似拟合成一条直线, 5 只跨境 ETF 的波动函数都符合幂律性质。

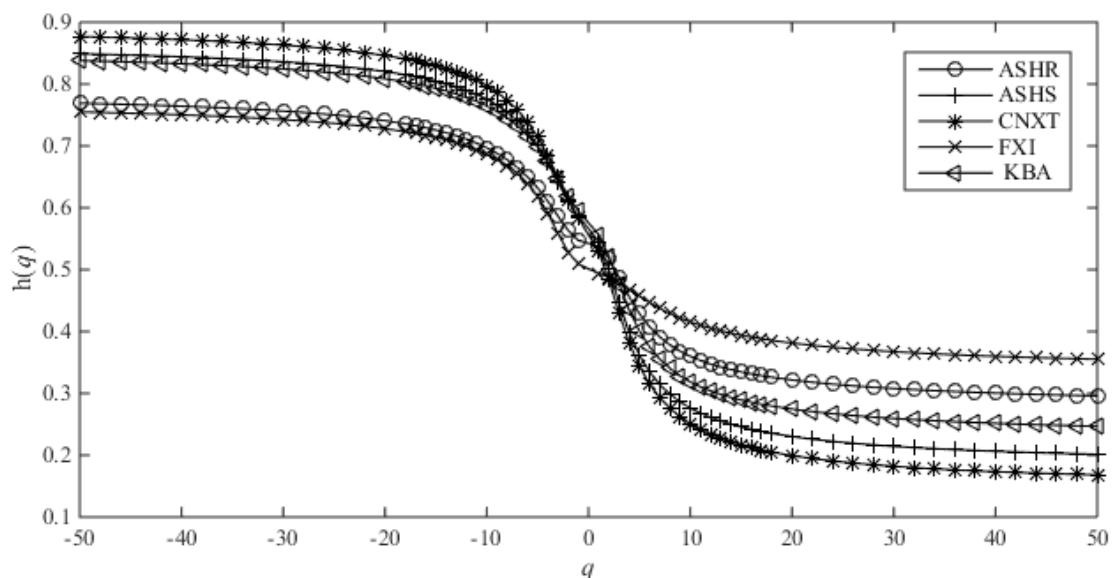


图 3.2 跨境 ETF 收益率序列的广义 Hurst 指数

图3.2为5只ETF收益率序列的广义Hurst指数情况。曲线中的点对应的是波动函数的拟合斜率，刻画了时间序列的长记忆性。可以看到，5只ETF收益率序列的Hurst指数均显著不为常数，它们随 $q$ 值的变化而变化， $q$ 从-50到50变化的过程中， $h(q)$ 随着 $q$ 的增大而呈现递减的趋势，表明这5只ETF具有明显的多重分形特征。 $q>0$ 时， $h(q)$ 描述的是大幅度波动下区间的长记忆特征； $q<0$ 时， $h(q)$ 描述的是小幅度波动下区间的长记忆性。不难发现，当 $q<0$ 时的Hurst指数大于 $q>0$ 时的指数，这意味着小幅度的波动比大幅度的波动表现出更强的长记忆性。当 $q<0$ 时，所有 $h(q)$ 的值都大于0.5，表明这些ETF的收益率在小幅度的波动下都具有长记忆性。

表3.3 跨境ETF的广义Hurst指数及其变化量 $\Delta h(q)$ 

	$h(q_{\min})$	$h(q_{\max})$	$\Delta h(q)$
ASHR	0.7690	0.2958	0.4732
ASHS	0.8489	0.2014	0.6475
CNXT	0.8768	0.1681	0.7087
FXI	0.7549	0.3552	0.3997
KBA	0.8379	0.2467	0.5912

广义Hurst指数的变化量 $\Delta h(q)$ 可以用来度量时间序列的多重分形特征的强弱。 $\Delta h(q)$ 越大，多重分形特征越强，风险也就越大。表3.3为5只跨境ETF的广义Hurst指数及其变化量。可以看到，CNXT的 $\Delta h(q)$ 值为0.7087，在5只跨境ETF中最大，表明它的多重分形程度最强、风险最大，ASHS和KBA次之，然后是ASHR，FXI的多重分形强度最弱、风险最小。

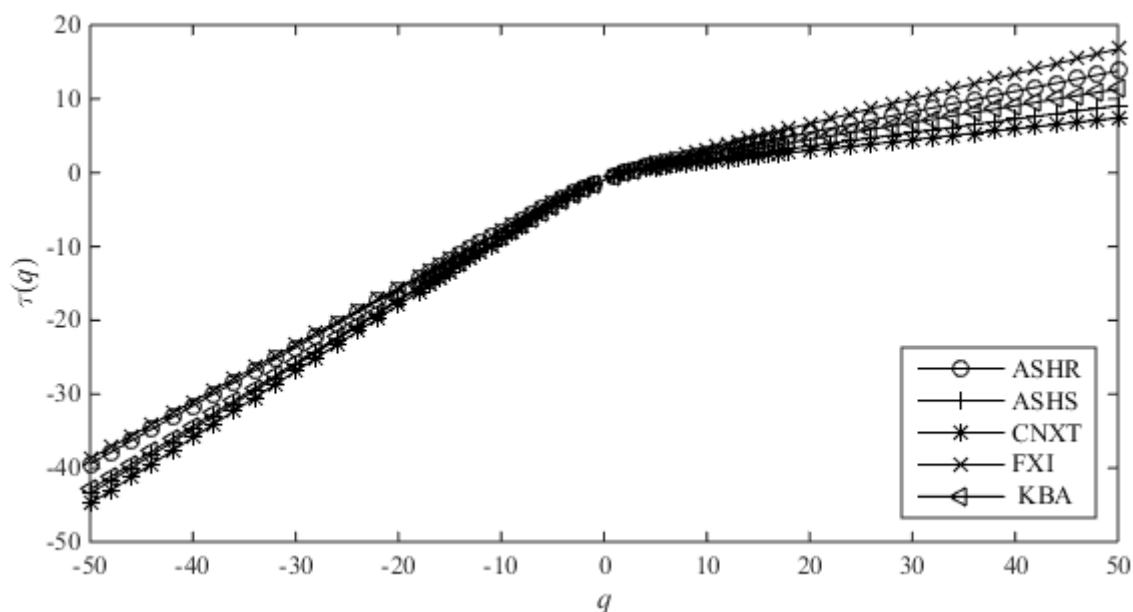
图3.3 跨境ETF的标度指数 $\tau(q)$ 与 $q$ 的关系

图 3.3 为标度指数  $\tau(q)$  与  $q$  的关系图。 $\tau(q)$  曲线弯曲(非线性)的程度刻画了多重分形特征的强度。可以看出,所有的  $\tau(q)$  和  $q$  的关系是非线性的,表明这 5 只跨境 ETF 的收益率序列均存在多重分形特性。其中, CNXT 收益率的标度指数曲线的弯曲程度最高,表明其多重分形程度最强、风险最大。FXI 收益率序列的标度指数曲线的弯曲程度在 5 只跨境 ETF 中最低,表明其多重分形特征最弱,风险最小。

多重分形谱参数刻画了金融市场的动力学机制,谱图中横坐标表示多重分形谱奇异指数  $\alpha$ ,纵坐标表示奇异指数为某个值的概率  $f(\alpha)$ 。 $\alpha$  表示的是某一时段的相对数据,一般而言, $\alpha_{\min}$  为该时间段内奇异指数相对最低的值, $\alpha_{\max}$  则为该时段内奇异指数相对最高的值。谱宽度  $\Delta\alpha$  表示研究期内波动相对最高值和最低值的差,反映多重分形的强度: $\Delta\alpha$  越大,时间序列的波动的幅度越大,多重分形就越强,金融资产的风险越高。

如前文所述,选取 -50 和 50 作为  $q$  的最小值和最大值来计算多重分形谱宽度  $\Delta\alpha$ ,结果如表 3.4 所示。

表 3.4 跨境 ETF 的多重分形谱奇异指数和谱宽度  $\Delta\alpha$

	$\alpha_{\max}$	$\alpha_{\min}$	$\Delta\alpha$
ASHR	0.7894	0.2781	0.5113
ASHS	0.8690	0.1825	0.6865
CNXT	0.8947	0.1483	0.7464
FXI	0.7747	0.3371	0.4376
KBA	0.8575	0.2283	0.6395

可以看到,在 5 只跨境 ETF 中,多重分形谱宽度最大的为 CNXT,其值为 0.7464,ASHS 的为 0.6865,位居第二,往下依次是 KBA 和 ASHR,最小的是 FXI。

从跨境 ETF 跟踪的标的指数来看,CNXT 跟踪的是中创 100 指数,该指数反映的是中小板和创业板代表性企业的运行状况,相对而言风险较大。ASHS 跟踪的中证 500 指数的样本股是一些中小市值 A 股,中小企业在发展中业绩往往不是非常稳定,因而 ASHS 的风险也比较大。ASHR 跟踪的沪深 300 指数反映的是沪深两市中流动性最强、规模最大的 300 只股票的价格变动情况,ASHR 的风险状况相对轻微。FXI 跟踪的富时 50 指数的样本股为 A 股市场市值最大的 50 家公司,所以不难理解其风险最小。

$\Delta f=f(\alpha_{\min})-f(\alpha_{\max})$  值为多重分形谱图左端点的纵坐标与右端点的纵坐标之差。当  $\Delta f>0$  时,称多重分形谱的结构是左钩(或称右截断)的;当  $\Delta f<0$  时,称多重分形谱结构是右钩(或称左截断)的。观察图 3.4 可以发现,CNXT 的  $\Delta f>0$ ,多重分形谱是左钩(或称右截断)的,表明在样本期内大幅度波动的概率大于小幅度波动的概

率, 系统均衡关系被打破, 变得不稳定; ASHR、ASHS、FXI 和 KBA 的  $\Delta f < 0$ , 多重分形谱结构是右钩(或称左截断)的, 说明在样本期内小幅度波动的概率大于大幅度波动的概率, 相对而言系统处于比较均衡的状态。

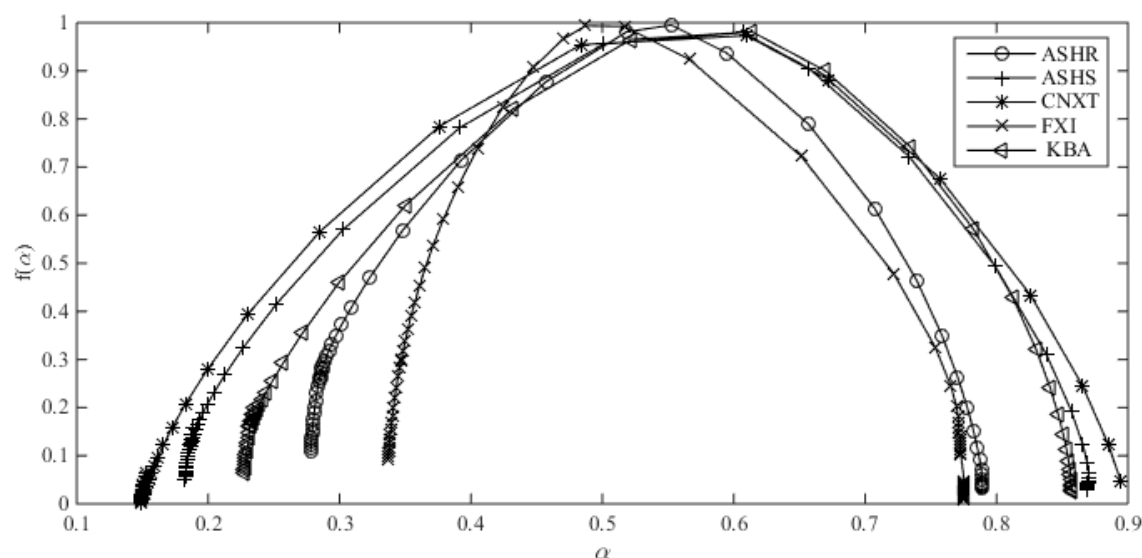


图 3.4 跨境 ETF 的多重分形谱图

### 3.2.3 跨境 ETF 多重分形特征的来源分析

根据前人的研究, 多重分形特征一般来源于两个方面: 一是波动的长记忆性, 二是波动的厚尾分布。要对多重分形特征的来源进行识别, 分析这两种原因对产生多重分形特征的贡献大小, 就需要分别剔除这两个因素。其中, 长记忆性可以通过随机重排来进行去除, 随机重排可以在不改变原序列分布特征的前提下, 消除和减弱其长记忆性特征。而对于波动的厚尾分布, 则采用相位随机化调整来进行去除, 对原序列进行相位随机化调整, 在弱化其分布的非正态性的同时而又不会改变原始数据的相关性。如果上述两个因素都是导致多重分形特征存在的原因, 则随机重排和相位随机化处理后的序列的多重分形特征都会比原始序列更弱。其中, 对时间序列进行相位随机化处理的步骤如下:

- (1) 对原始序列进行离散 Fourier 变换;
- (2) 随机旋转任意相位角;
- (3) 进行 Fourier 逆变换。

对 5 只跨境 ETF 的收益率序列进行随机重排和相位随机化处理, 比较原始序列和处理后序列多重分形特征的强弱。如图 3.5~3.9 所示分别为 5 只跨境 ETF 原始序列、随机重排和相位随机化调整后的序列的广义 Hurst 指数、标度指数和多重分形谱图, 表 3.5 为 5 只跨境 ETF 的原始序列、随机重排序列和相位调整序列的标度指数变化量  $\Delta h(q)$  和谱宽度  $\Delta \alpha$ 。从图 3.5 和表 3.5 中可以发现, ASHR 相位随机化

后序列的多重分形特征比原始序列明显变小，而随机重排后序列的标度指数变化量 $\Delta h(q)$ 和谱宽度 $\Delta\alpha$ 均与原序列基本相同，多重分形特征与原始序列相比没有明显的变化，表明 ASHR 的多重分形特征来自于厚尾分布。

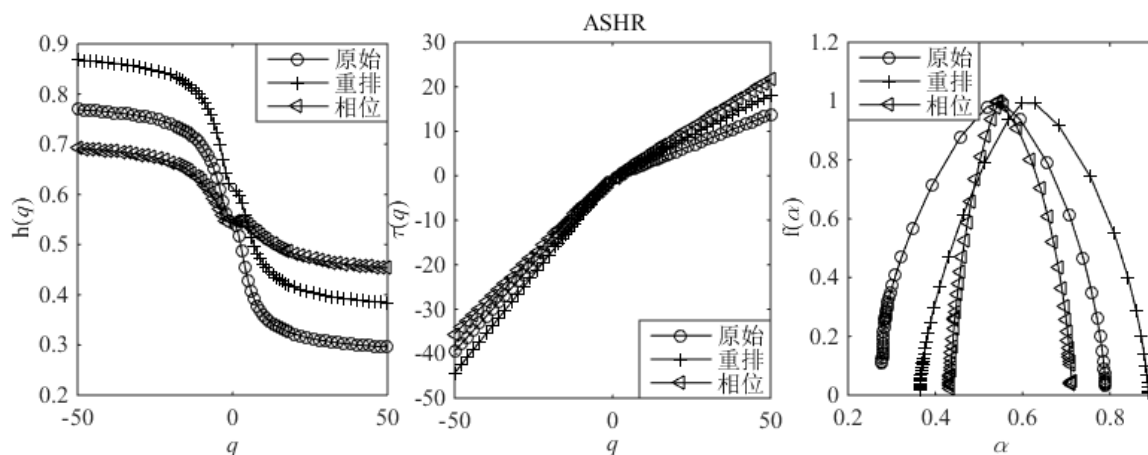


图 3.5 ASHR 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图

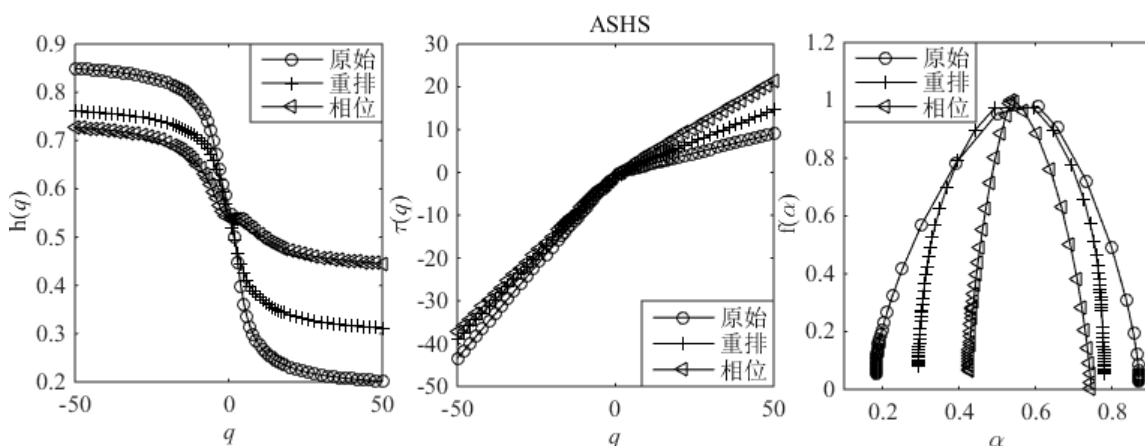


图 3.6 ASHS 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图

从图 3.6 和表 3.5 可以看到，经过随机重排和相位随机化调整后，序列的多重分形特征都明显变弱，表明是长记忆性和厚尾分布的共同作用使 ASHS 具有多重分形性，其中随机重排序列的谱宽度 0.4867 比原序列的谱宽度 0.6865 减小了 0.1998，而相位随机化处理后序列的谱宽度 0.3202 比原序列减小了 0.3663，表明长记忆性和厚尾分布都不是 ASHS 多重分形特征的唯一来源，二者共同作用导致了 ASHS 的多重分形特征，其中，厚尾分布是更为主要的原因。观察图 3.7 和表 3.5 可以发现，对于 CNXT 而言，相位随机化处理后序列的广义 Hurst 指数变化量 $\Delta h(q)$ 和谱宽度 $\Delta\alpha$ 与原序列相比都更小，而随机重排后的序列的广义 Hurst 指数变化量 $\Delta h(q)$ 和谱宽度 $\Delta\alpha$ 都与原始序列的差距不是很大，表明厚尾分布是 CNXT 具有多重分形特征的主要原因，而长记忆性对 CNXT 多重分形特征的贡献并不是很大。

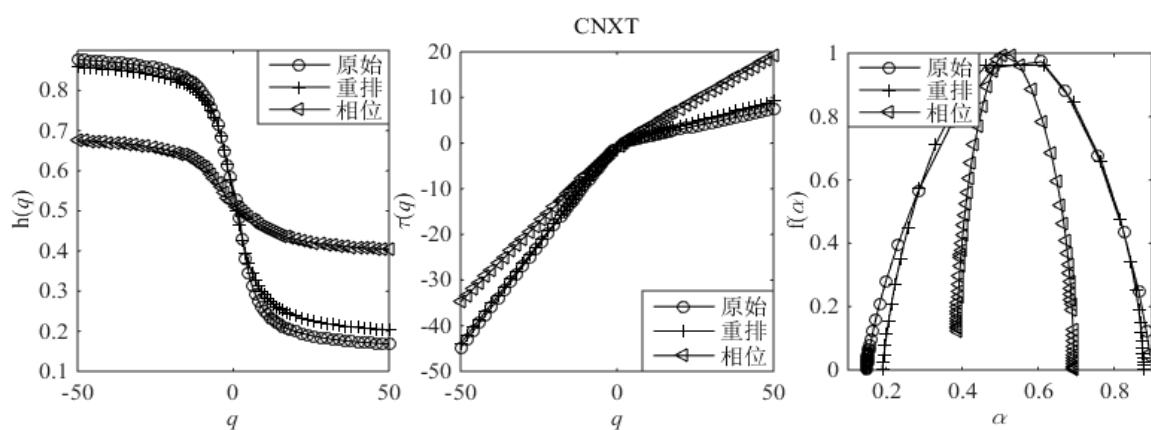


图 3.7 CNXT 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图

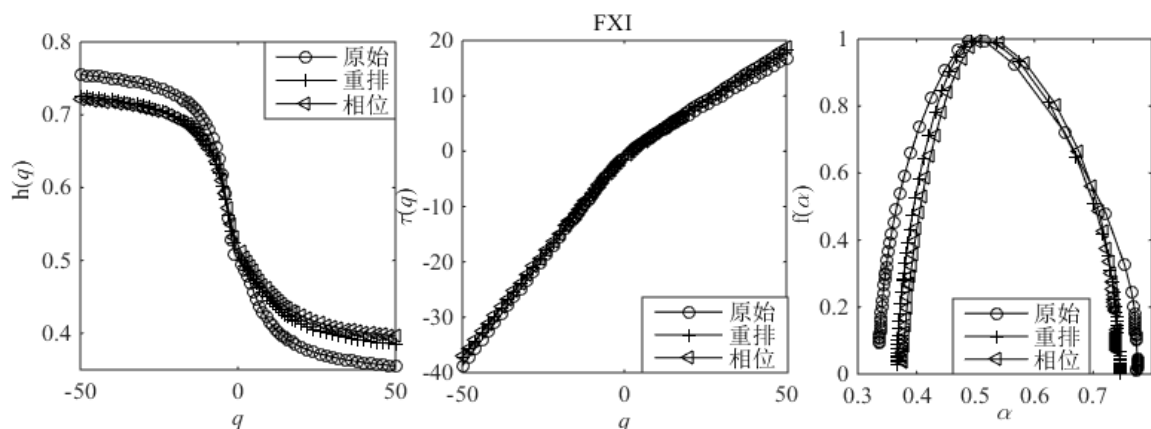


图 3.8 FXI 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图

类似地，从图 3.8、图 3.9 和表 3.5 可以得到相似的结论：对 FXI 和 KBA 的收益率序列进行随机重排和相位随机化处理后，序列的多重分形特征都有所减弱，其中相位随机化处理后的序列的多重分形特征与未处理过的原始序列相比变化明显，而随机重排后的序列的多重分形特征只有微小的减弱，表明长记忆性和厚尾分布的共同作用导致了它们的多重分形特征，其中厚尾分布是更为主要的原因。

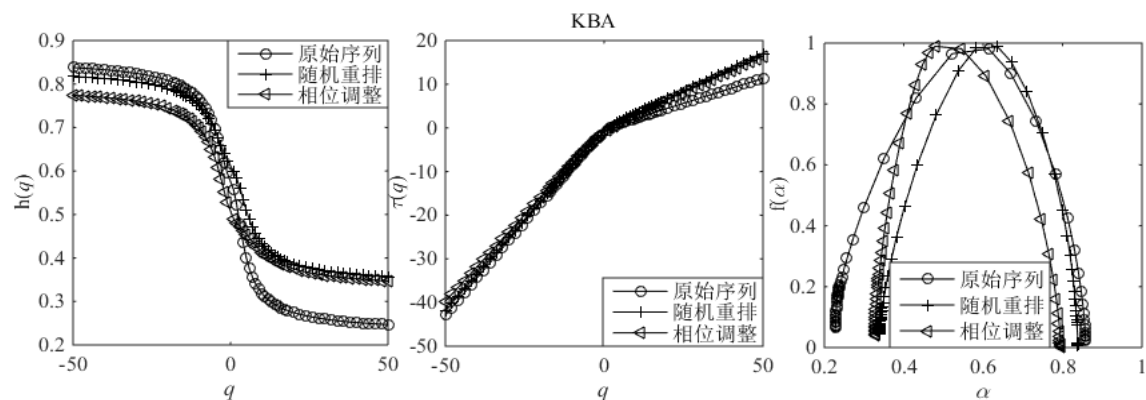


图 3.9 KBA 三种序列的的广义 Hurst 指数、标度指数、多重分形谱图

表 3.5 跨境 ETF 的三种序列的广义 Hurst 指数变化量  $\Delta h(q)$  和谱宽度  $\Delta \alpha$ 

	$\Delta h(q)$			$\Delta \alpha$		
	原始序列	随机重排	相位调整	原始序列	随机重排	相位调整
ASHR	0.4732	0.4731	0.2380	0.5113	0.5109	0.2767
ASHS	0.6475	0.4045	0.2819	0.6865	0.4867	0.3202
CNXT	0.7087	0.6544	0.3202	0.7464	0.6879	0.3088
FXI	0.3997	0.3401	0.3253	0.4376	0.3796	0.3631
KBA	0.5912	0.4602	0.4271	0.6295	0.4990	0.4673

### 3.3 多重分形特性演化分析

#### 3.3.1 滑窗分析

为了捕捉跨境 ETF 价格波动和多重分形特征的动态演化规律, 本文采用滑窗分析法(Rolling Window Analysis)来研究跨境 ETF 的时变 Hurst 指数  $h(2)$ , 即时变的经典 Hurst 指数  $H$ 。滑窗分析法的基本原理为: 对于一个长度为  $N$  的时间序列, 首先使用该序列的前  $L(L < N)$  个观测值来计算相关的多重分形参数。其中,  $L$  为滚动窗口的长度, 也称为窗长, 然后将窗口向后平移  $\Delta L$  步, 即窗口的右边加入  $\Delta L$  个数, 窗口的左边分离  $\Delta L$  个数, 得到一个新的包含  $L$  个观测值的窗体, 计算这  $L$  个观测值的分形参数, 其中  $\Delta L$  即为步长。持续以上步骤, 依次将窗口向后平移  $\Delta L$  步, 重复上述过程, 直至平移到最后一个观测值, 于是可以得到一组时变的参数。

以往的研究中, 很多学者采用滑窗分析法来分析系统复杂动力学特征的演化规律。Grech 和 Mazur 指出,  $t$  时刻时变参数的大小会随着滑窗窗口的大小而改变<sup>[92]</sup>。滑窗的数量会随窗口长度的变化而发生改变, 如果窗口太长, 则可能会丢失很多局部信息, 而如果窗口太短, 则可能会由于局部波动太剧烈而对动态趋势的观察产生影响<sup>[93]</sup>。许多学者对如何选择合适的窗口长度进行了探讨。Cajueiro 和 Tabak 将窗口的长度设置为 4 年, 以分析市场有效性等长期动态性<sup>[94]</sup>。Wang, Wei 和 Wu 的研究中, 将窗长设为了 1 年<sup>[95]</sup>。Liu 和 Wan 对窗长的选取进行了总结并给出建议: 当分析金融市场的长期动态性趋势时, 应适当地选取相对较大的窗长; 当分析金融危机和季节因素等外部原因对市场趋势的影响时, 应选取较小的窗长<sup>[96]</sup>。

本文参考 Wang, Wei 和 Wu 的研究, 设定滑窗的长度为 250 天, 约为一个交易年, 步长为 1 天。

#### 3.3.2 Hurst 指数的时变特征分析

广义 Hurst 指数  $H(q)$  描述了时间序列价格变动的特征, 当  $q=2$  时,  $H(q)$  反映价格



趋势变化的长程相关性：当 $H(2)>0.5$ 时，表明价格波动的趋势具有持续性；当 $H(2)<0.5$ 时，则表明趋势变化是反持续的；当 $H(2)=0.5$ 时，价格波动服从随机游走。

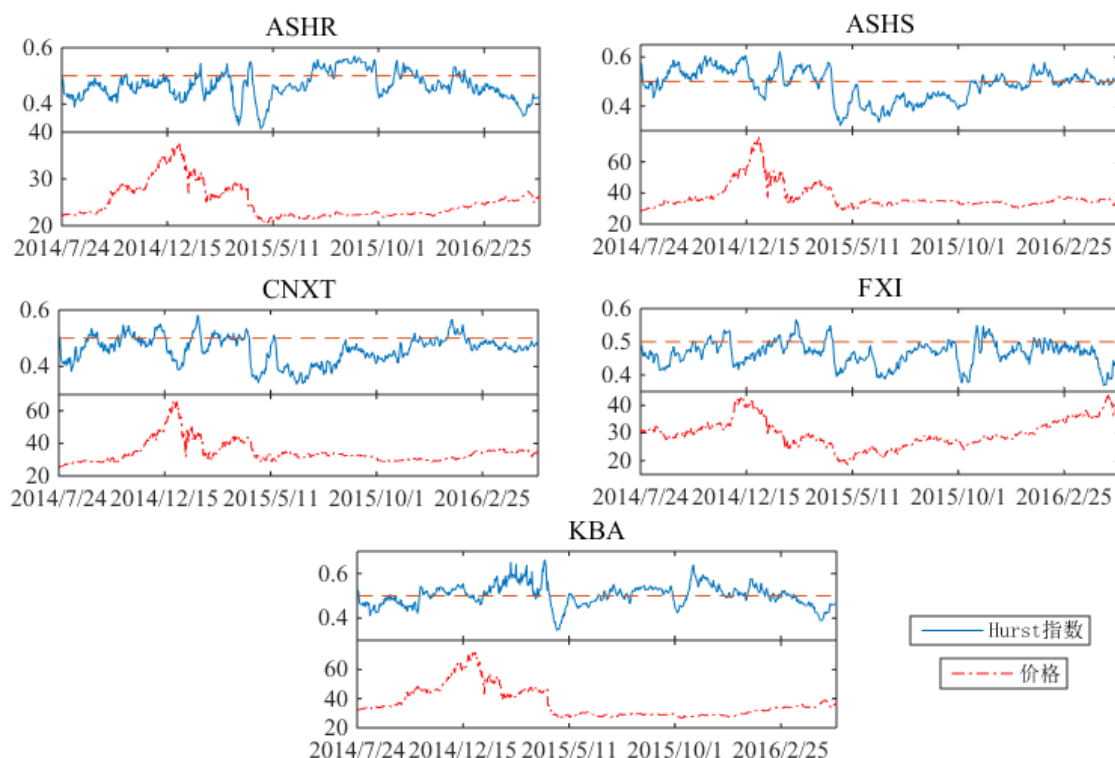


图3.10 跨境ETF时变Hurst指数图

图3.10绘制了5只跨境ETF收益率的时变Hurst指数 $H(2)$ 的变化趋势图。横坐标的日期为每个窗口的起始日期，例如2014/7/24表明该时间窗的起始日期是2014年8月31日，其对应的是从2014年7月24日起的后面250个交易日。

从图3.10可以看到，5只跨境ETF的时变Hurst指数在0.5的上下波动，在不同的时间段波动幅度不同，说明这5只跨境ETF的价格波动的长记忆性是随时间变动的；跨境ETF价格波动的持续性和反持续性一直在交替进行，这表明跨境ETF的价格波动不仅仅受到其本身长程相关性的影响，同时还受到外界随机因素的扰动。在这几只跨境ETF中，ASHR、CNXT和FXI收益率序列的时变Hurst指数大多数都比0.5小，表明这几只跨境ETF的价格波动大多数时候具有反的持续性。而ASHS和KBA的时变Hurst指数在大多数时候都比0.5大，表明ASHS和KBA的价格波动在大多数时候都具有正的持续性。

对比时变Hurst指数曲线和5只跨境ETF的价格波动曲线可以发现，跨境ETF大幅波动的转折点大多对应着小于0.5的Hurst指数，而小幅的波动大多对应着大于0.5的Hurst指数，印证了上节中大幅波动具有正的持续性小幅波动具有反的持续性的结论。价格的大幅度下降对应着时变Hurst指数的波谷，价格的大幅度上涨对应着Hurst指数的波峰，时变Hurst可以用来对跨境ETF的价格进行预测。

## 第4章 基于分形分布的跨境ETF VaR风险测度

### 4.1 基于分形的 VaR 风险测度模型

#### 4.1.1 分形分布

##### 4.1.1.1 分形分布的特征函数

分形分布是一种统计自相似的概率密度函数的形式，其统计特征在不同的时间增量上保持一致。经济学中也常把分形分布称为“帕累托”、“帕累托—莱维 (Pareto-Levy)”或者“稳定帕累托分布”。分形分布最早是由 Pareto 发现的，他在研究收入分布的过程中发现，97%的人的收入服从对数正态分布，而 3%的收入不服从，收入分布存在厚尾现象。

Levy 对此进行了深入的研究，并形成了分形分布。相比于正态分布而言，分形分布能够体现出中心极限定理的一般形式，能够充分地揭示分布的尖峰厚尾特征，并对一些由许多微小的随机变量组成的干扰进行分析。由于分形分布能够揭示分布的尖峰厚尾性，与实际金融经济市场的时间序列分布非常接近。因此，分形分布被广泛用于研究金融经济问题。

一般情况下，分形分布没有概率密度函数和分布函数，如果随机变量  $X$  服从分形分布，则存在参数  $0 < \alpha \leq 2$ ， $-1 \leq \beta \leq 1$ ， $\gamma > 0$ ， $\delta \in R$ ，使其概率分布的特征函数满足：

$$\phi(u) = \begin{cases} \exp\{-\gamma^\alpha |u|^\alpha [1 + i\beta(\tan \frac{\pi\alpha}{2}) \text{sign}(u)(|u|^{\alpha-1} - 1)] + i\delta u\}, & \alpha \neq 1 \\ \exp\{-\gamma |u| [1 + i\beta \frac{2}{\pi} (\text{sign}(u)) \ln(|u|)] + i\delta u\}, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (4.1)$$

$$\text{sign}(u) = \begin{cases} -1 & u < 0 \\ 0 & u = 0 \\ 1 & u > 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

其中， $u$  是服从分形分布的随机变量， $\text{sign}(\cdot)$  是符号函数， $i$  表示复数的虚部。 $\alpha$ ， $\beta$ ， $\gamma$  和  $\delta$  是 4 个特征参数。

$\alpha$  称为特征指数，也称稳定性指数，是时间序列概率空间的分形维度，度量分布的尖峰厚尾程度，它表明了分形分布的特征，其值越小，分布的尾部越厚。 $\beta$  是偏斜系数，用来度量分布的偏斜程度。当  $\beta=0$  时，分形分布是对称的；当  $\beta>0$  时，分布向右偏斜，分布的右偏程度随着  $\beta$  和 1 的接近程度而增加；当  $\beta<0$  时，分布

向左偏斜,  $\beta$  越接近于  $-1$ , 分布向左偏斜的程度越高。 $\alpha$  和  $\beta$  是基于产生过程的参数, 决定了分布的形状, 当  $\alpha=2, \beta=0$  时, 分形分布退化为均值为  $\delta$  方差为  $2\gamma$  的正态分布。 $\gamma$  为尺度调整参数, 取值范围为  $(0, +\infty)$ , 反映了分形分布曲线的宽度, 其值越大, 分布曲线越宽; 反之越窄。 $\delta$  为均值的位置参数, 表明分布曲线对称的位置。服从分形分布的随机变量可以由这 4 个参数进行刻画, 因此可以将分形分布记为  $S_{\alpha, \beta}(\gamma, \delta)$ 。

#### 4.1.1.2 分形分布的性质

分形分布的主要特征有自相似性、厚尾性、非连续性和长记忆性。

(1) 自相似性。自相似是分形体特有的性质, 指的是分形分布在不同的尺度下概率密度特征不会发生变化。

(2) 厚尾性。与正态分布相比, 分形分布具有明显的厚尾特征, 厚尾程度的大小由特征指数  $\alpha$  决定, 特征指数  $\alpha$  越小, 分布的厚尾程度就越高。

(3) 分形分布的不连续性指的是它允许时间序列存在间断点, 即大幅度的突发性变化。金融资产价格序列常常会出现大幅度的波动和突发性的变化, 因此分形分布能够更好地描述金融资产价格的实际变化特征。

(4) 长记忆性指的是时间序列的历史观测值与未来观测值之间具有关联性。分形分布的能够产生具有长记忆性的时间序列, 这种序列具有高度持久性, 即使相隔的时间很长, 数据之间的仍然有较强的相关性。长记忆性广泛存在于金融市场中, 尤其是证券市场, 分形分布能够对这种特征进行很好的刻画。

#### 4.1.1.3 分形分布的参数估计及检验

分形分布的特征参数可以通过极大似然估计法获得。

极大似然估计是一种用于求解样本集相关概率密度函数参数的统计分析方法。假设  $\{x_i\}(i=1, 2, \dots, n)$  是随机变量  $X \sim S_{\alpha, \beta}(\gamma, \delta)$  的样本库, 概率密度函数假设为  $f(x, \alpha, \beta, \gamma, \delta)$ , 则 4 个参数的极大似然估计就是求以下函数最大化的解:

$$\max \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \quad (4.3)$$

其中,  $\theta=(\alpha, \beta, \gamma, \delta)$ , 通过求解上式得出 4 个参数的值。

本文采用美国教授 Nolan 所编写的 stable 软件进行最大似然估计, 得出对应的参数值估计值<sup>[97]</sup>。

估计出特征函数的参数后, 可以通过 K-S(Kolmogorov-Smirnov)拟合检验法进行检验, K-S 检验法用来检验一个样本是否服从某种理论分布或者两个样本是否服从同一分布。

其步骤如下: 假设收益率的总体数据服  $X \sim F(x)$ , 从  $X$  中选取一个随机样本  $(P_1,$

$P_2, \dots, P_n$ )进行观察, 将其从大到小进行排列得:

$$P_{(1)} \geq P_{(2)} \leq \dots \leq P_{(n)}$$

则样本的经验分布函数为:

$$F_n(x) = \begin{cases} 0, & P \leq P_{(1)} \\ \frac{k}{n}, & P_{(k)} \leq P \leq P_{(k-1)}, \quad k = 1, 2, \dots, n-1 \\ 1, & P > P_{(n)} \end{cases} \quad (4.4)$$

构造统计量  $D_n$  如下, 并计算其观测值:

$$D_n = \sup_x |F_n(x) - F(x)| \quad (4.5)$$

通过上式可以判断样本是否服从已知分布。计算出观测值  $D_n$ , 并将  $D_n$  与样本数量为  $N$ 、显著性水平为  $\alpha$  的统计量临界值  $D_{n,\alpha}$  进行比较, 若  $D_n < D_{n,\alpha}$ , 则表明样本数据服从设定的分布, 分布的拟合效果较好。否则, 则拒绝假设, 分布的拟合效果不好。

#### 4.1.2 基于分形分布的 VaR 模型

根据在险价值 VaR 的定义,  $P(r < \text{VaR}) = 1 - c$ , 其中,  $r$  表示资产在持有期内的回报,  $c$  为置信水平。若  $f(r)$  是收益率  $r$  的概率密度函数, 则无论收益率  $r$  服从哪种分布, 在给定的置信水平  $c$  下, 都有:

$$\int_{-\infty}^{\text{VaR}} f(r) dr = 1 - c \quad (4.6)$$

当收益率服从正态分布  $N(\mu, \sigma^2)$  时, 根据标准正态分布的性质和 VaR 的定义, 有:

$$\frac{-\text{VaR}_c - \mu}{\sigma} = a_c^N \quad (4.7)$$

而当收益率  $r \sim S_{\alpha,\beta}(\gamma, \delta)$ , 则有:

$$\frac{r - \delta}{\gamma} \sim S_{\alpha,\beta}(1, 0)$$

根据 VaR 的定义以及标准分形分布的性质, 可以得到:

$$\frac{-\text{VaR}_c - \delta}{\gamma} = a_c^s \quad (4.8)$$

因此, 基于分形分布的 VaR 的计算公式如下:

$$\text{VaR}_c = -(\delta + \alpha_c^s \gamma) \quad (4.9)$$

其中,  $\alpha_c^s$  代表置信度为  $c$  时分形分布的分位数,  $\gamma$  为尺度调整参数,  $\delta$  为均值的位置参数。

## 4.2 分形分布拟合和分形 VaR 的计算

### 4.2.1 分形分布特征参数估计与检验

本文采用 stable 软件对 5 只跨境 ETF 的收益率数据与分形分布进行拟合, 估计出 4 个特征参数  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  和  $\delta$  的值, 并采用 K-S 检验法对所得到的估计结果进行检验, 判断分布拟合的效果, 将其与正态分布的拟合效果相比较, 结果如表 4.1 所示。

表 4.1 参数估计及检验结果

		$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\delta$	$D_n$
ASHR	分形分布	1.41622	0.01025	0.00924	0.41305E-03	0.0199
	正态分布	2	0	0.01561	0.15106E-03	0.1144
ASHS	分形分布	1.42838	-0.1627	0.01024	0.18191E-02	0.0239
	正态分布	2	0	0.01747	0.77718E-05	0.1148
CNXT	分形分布	1.33783	-0.03391	0.01012	0.40933E-03	0.0182
	正态分布	2	0	0.01858	0.90969E-04	0.1251
FXI	分形分布	1.85450	-0.1493	0.00940	0.42229E-03	0.0272
	正态分布	2	0	0.01044	0.99854E-04	0.0447
KBA	分形分布	1.36350	0.04025	0.00818	-0.10192E-03	0.0275
	正态分布	2	0	0.015062	-0.24937E-05	0.1292

在显著性水平  $\alpha=0.05$ ,  $n=1154$  时,  $D_n$  的检验统计量的临界值为 0.0398, 从表中 K-S 检验结果可以看出, 5 只跨境 ETF 的价格收益率序列分形分布的  $D_n$  检验值都小于临界值, 而正态分布的  $D_n$  检验值都大于临界值, 表明这 5 只跨境 ETF 的收益率序列都服从分形分布, 而不符合正态分布。与此同时, 观察每个分形分布检验统计量的值可以发现, 每个值都比较小, 说明分形分布对跨境 ETF 收益率有很好的拟合效果。

从特征参数来看, ASHR, ASHS, CNXT 和 KBA 这 4 只跨境 ETF 的特征指数  $\alpha$  都处在 1.3 和 1.5 之间, 表明序列有明显的尖峰厚尾特征, 显然不符合正态分布。FXI 的特征指数  $\alpha$  为 1.85, 表明在研究的这几只跨境 ETF 中, FXI 的尖峰厚尾程度最低。5 只跨境 ETF 的尺度指数  $\gamma$  的值都很小, 表明它们的价格没有出现大幅度的波动, 价格的变化趋势相对比较平稳。从偏斜参数  $\beta$  的值来看, ASHR 和 KBA 的偏斜参数  $\beta$  的值大于 0, ASHR 和 KBA 的收益率序列的分布呈右偏特征; ASHS, CNXT 和 FXI

的偏斜参数 $\beta$ 的值小于0, ASHS, CNXT和FXI的收益率序列的分布呈左偏的特征。

#### 4.2.2 基于分形的 VaR 计算

本节对跨境ETF的VaR进行度量。一般情况下, 分形分布没有概率密度函数和分布函数, 只有在特殊的情况下才有概率密度函数的解析式。而快速Fourier变化法虽然能够通过反向变换获得分形分布对应的概率密度分布, 但由于该方法计算过程相当复杂, 而本文旨在对VaR值进行有效的度量而非探究一种概率密度函数和分布函数的数值计算方法, 因此不采用Fourier变化法进行研究。

根据基于分形分布的VaR的定义, 本节采用stable软件, 输入上一节计算得到的相应特征参数的估计值, 得到相应的分形分布在各置信水平下的分位数, 进而得到基于正态分布和分形分布下这5只跨境ETF在不同置信水平下的VaR值。5只跨境ETF在95%、97.5%和99%下的VaR值如表4.2所示。

表4.2 不同置信水平下的VaR值

		1%	2.5%	5%
ASHR	历史数据	-0.0650	-0.0445	-0.0302
	正态分布	-0.0512	-0.0431	-0.0362
	分形分布	-0.0849	-0.0464	-0.0299
ASHS	历史模拟	-0.0883	-0.0506	-0.0362
	正态分布	-0.0575	-0.0484	-0.0406
	分形分布	-0.1018	-0.0553	-0.0352
CNXT	历史模拟	-0.0911	-0.0515	-0.0382
	正态分布	-0.0611	-0.0514	-0.0432
	分形分布	-0.1160	-0.0602	-0.0372
FXI	历史模拟	-0.0427	-0.0294	-0.0236
	正态分布	-0.0343	-0.0289	-0.0242
	分形分布	-0.0378	-0.0288	-0.0231
KBA	历史模拟	-0.0696	-0.0449	-0.0282
	正态分布	-0.0496	-0.0418	-0.0350
	分形分布	-0.0835	-0.0443	-0.0280

从表中可以看出, 基于收益率序列服从分形分布假设所计算出的VaR值与历史模拟法计算出的VaR值更为接近, 这在一定程度上验证了分形分布下的VaR模型能够更加真实有效地反映跨境ETF的实际风险, 而正态分布下的VaR常常会低估风

险。观察计算得出的各跨境ETF的风险VaR值可以发现,无论是在95%、97.5%还是在99%的置信水平下,FXI都有最小的可能损失,而CNXT有最大的风险,这与上一章通过多重分形谱分析所得结论一致。

### 4.3 模型的有效性检验

为了进一步检验基于分形分布的VaR模型的估计效果,本节通过Kupiec失败率检验进行定量分析。

#### 4.3.1 Kupiec 失败率法

Kupiec 失败率检验通过比较实际损失与模型预测结果之间的差距来判断估计的效果。当实际损失比模型估计出的 VaR 值大时,则认为这个估计的取值是失败的。假设在每个时点上的 VaR 是相互独立的,则每一个 VaR 估计值只有成功或是失败两种结果,并且每个 VaR 估计值的成功或者失败不会对其它值产生影响,将每个 VaR 失败检验的结果作为一次 Bernoulli 实验,失败的几率为:

$$p^* = 1 - c \quad (4.10)$$

因此,判断模型的准确度,也就是验证失败概率等于特定概率的假设是否成立。

假设进行检测的样本总数为  $T$ ,失败数为  $N$ ,则失败的概率为  $N/T$ ,失败的天数  $N$  服从二项分布,即  $N \sim B(T, p)$ ,零假设  $p = p^*$ ,对 VaR 模型准确性的检验问题变为  $p^*$  的显著性检验。

在零假设的条件下,提出似然函数比率的计算方法,如下式:

$$LR = -2 \ln[(1 - p^*)^{T-N} p^{*N}] + 2 \ln[(1 - \frac{N}{T})^{T-N} (\frac{N}{T})^N] \quad (4.11)$$

在零假设成立的情况下,LR 服从非对称、自由度为 1 的  $\chi^2$  分布,此时将置信水平  $c$  下的  $\chi^2$  分布临界值记为  $\alpha$ 。对 LR 值进行计算,若得到的结果大于  $\alpha$ ,则拒绝原假设,反之则接受原假设。

因此,将通过 VaR 模型得到的估测结果和实际损失进行比较,并根据上述方法计算出 LR 的值,当得到的 LR 值大于置信水平  $c$  下的  $\chi^2$  分布临界值  $\alpha$  时,拒绝原假设;反之则接受原假设,即表明 VaR 模型是有效的。采用失败率对似然函数进行检验时,失败频率的有效性和样本容量  $T$  有很大的联系。当 VaR 模型下的准确度较高时,样本量越大,  $P$  与  $p^*$  的差距越小。

#### 4.3.2 检验结果分析

利用Kupiec失败率检验法对不同分布假设下的VaR模型的有效性进行检验,检

验结果如表4.3所示。

表4.3 模型的Kupiec失败率检验结果

		1%		2.5%		5%	
		失败次数	LR	失败次数	LR	失败次数	LR
ASHR	正态	19	4.0764	28	0.0259	41	5.6349
	分形	6	3.2581	25	0.5515	58	0.0016
ASHS	正态	23	8.9204	33	0.5856	47	2.2238
	分形	8	1.2289	24	0.8862	58	0.0016
CNXT	正态	20	5.1393	28	0.0259	38	8.0089
	分形	5	4.7536	21	2.4160	58	0.0016
FXI	正态	19	4.0764	29	0.0008	53	0.4138
	分形	14	0.4960	29	0.0008	62	0.3297
KBA	正态	19	4.0764	31	0.1605	42	4.9464
	分形	6	3.2581	28	0.0259	58	0.0016

在显著性水平为0.05的条件下，查表得到LR统计量的临界值为3.84。由表可知，除了CNXT在99%置信水平下的VaR以外，其余的每只ETF的分形分布在所有置信水平下都通过了检验，而正态分布在不同的置信水平下总有不能通过检验的结果，并且在很多情形下，基于分形分布的VaR模型的失败的次数都与相应置信水平下的期望失败次数非常接近甚至是相等。因此，基于分形分布的VaR模型能够更好地对跨境ETF的风险进行度量。



## 结 论

本文以5只具有代表性的在海外上市的跟踪中国证券市场指数的跨境ETF为研究对象,基于分形市场理论,运用多重分形去趋势波动分析法对跨境ETF价格波动的多重分形特征进行实证研究,并对其收益分布进行拟合。在分布拟合的基础上建立基于分形分布的VaR模型对其风险进行测度,将得到的风险估测值与实际结果进行比较分析,并对模型进行有效性检验。本文完成的工作和得到结论主要包括以下几个方面:

(1) 讨论了跨境ETF相关的基础理论,根据其特征分析其产生的背景和原因,并对其发展现状进行了概括。全面阐述了分形相关的理论,给出了具体的研究方法。在此基础上运用多重分形去趋势波动分析法进行实证研究,结合Hurst指数、标度指数和多重分形谱宽度等相关参数对跨境ETF收益率序列的波动特征进行分析,发现所选取的5只跨境ETF均具有多重分形特征,而且多重分形特征的强度各不相同。跨境ETF多重分形特征的强度与其标的指数的样本股直接相关,标的指数基于流动性强、业绩好、市值高的样本股进行编制的跨境ETF的Hurst指数随阶数 $q$ 变化的幅度较小,多重分形谱的宽度较窄,多重分形特征较弱。

(2) 为了探寻导致跨境ETF存在多重分形特征的原因,对原始收益率序列进行随机重排与相位随机化处理,用多重分形去趋势波动分析法对处理后的序列进行实证分析,并与原始时间序列的多重分形特征进行对比,发现除ASHR外,其余4只跨境ETF随机重排和相位处理后序列的多重分形特征和原序列相比都显著变弱,表明厚尾特征和长记忆性是导致跨境ETF存在多重分形特征原因。其中,相位随机化处理后的时间序列的多重分形特征减弱的程度更大,表明厚尾分布是导致跨境ETF多重分形特征的主要原因。ASHR随机重排后序列的多重分形特征和原序列相比没有明显的变化,相位随机化后序列的多重分形特征和原序列相比明显减弱,ASHR的多重分形特征来源于时间序列的厚尾分布。

(3) 阐述了分形分布的定义和性质,对5只跨境ETF收益率序列的分布进行拟合,并对拟合结果进行检验,结果表明5只跨境ETF的收益率分布均不服从正态分布,而是具有明显的尖峰厚尾特征,分形分布能够很好地对跨境ETF收益率序列进行拟合,对拟合结果进行检验,发现分形分布的拟合效果更好。

(4) 基于分形分布计算跨境ETF的VaR值,并与基于正态分布的VaR值和历史模拟法得到的VaR值进行比较,发现基于分形分布的VaR模型估计的风险与实际情况更为接近。通过Kupiec失败率检验法对分形分布下的VaR模型的预测效果进行回测检验,结果表明在99%、97.5%和95%的置信水平下,基于分形分布的VaR风险测

度模型基本都通过了检验，而且得到的结果与实际更为接近；而基于正态分布的VaR风险度量模型在很多情形下不能通过检验。通过比较5只跨境ETF的分形VaR风险值可以发现，基于分形分布的VaR模型度量得到的风险值的大小与多重分形特征的强弱相呼应。多重分形特征越强的跨境ETF计算出来的风险值越大，反之越小。两者互相印证了实证结果的准确性。

以上结论表明跨境ETF具有多重分形和长记忆性等复杂特征，传统的有效市场理论不适合对其进行分析。在分形市场假说下，对收益率分布进行拟合，发现跨境ETF的收益率序列和分形分布有很好的拟合效果，并且基于分形分布计算出来的VaR值与实际更为符合。跨境ETF价格波动的多重分形特征的强弱能够反映其风险的大小，因此可以通过比较几种跨境ETF多重分形特征的程度来比较其风险。而通过分形VaR模型能够算出精确的风险值，结合VaR本身适用性广，能够对不同种类资产的风险进行测度和加总的特点，分形VaR模型不仅能比较单一金融资产之间的风险，还能够在分形理论下测度投资组合的风险。

本文主要的创新点有两点：第一，选取新兴金融工具跨境ETF作为研究对象，对其相关理论进行梳理，并分析其产生的原因和发展的现状以及其价格波动的复杂性特征，丰富和拓展了跨境ETF的相关研究。第二，将分形市场理论与VaR风险测度模型相结合，采用基于分形分布的VaR模型对跨境ETF的风险进行数值计算，能够更准确地测度其风险。

由于作者自身水平的限制，本文存在几点不足：

(1) 在分形视角下，仅建立分形VaR风险测度模型，没有找到将收益率序列多重分形特征与VaR模型相结合进行风险度量的途径。进一步的研究可以考虑将多重分形与VaR风险测度进行有机的结合，从而更加全面、科学和精确地对资产的风险进行测度。

(2) 虽然分形分布对收益率序列有比较好的拟合效果，但是本文所做的研究没有分析不同时点和不同情境下的VaR值，进一步的研究可以考虑如何在分形分布的基础上将不同时点的收益特征有效地关联起来，然后通过过去数据与未来之间更加明确的关系来计算不同时点下的风险VaR值。

## 参考文献

- [1] Tseng T C, Lee C C, Chen M P. Volatility forecast of country ETF: The sequential information arrival hypothesis. *Economic Modelling*, 2015, 47: 228-234
- [2] Meric G, Ratner M, Meric, I. Portfolio diversification with country index funds. *Global Business and Finance*, 2008, 13: 1-9
- [3] Levy A, Lieberman O. Overreaction of country ETFs to US market returns: Intraday vs. daily horizons and the role of synchronized trading. *Journal of Banking & Finance*, 2013, 37(5): 1412-1421
- [4] Çelik S, Ergin H. Volatility forecasting using high frequency data: evidence from stock markets. *Economic Modelling*, 2014, 36: 176-190
- [5] Byun S J, Kim J S. The information content of risk-neutral skewness for volatility forecasting. *Journal of Empirical Finance*, 2013, 23: 142-161
- [6] Gu D, Huang J. Multifractal detrended fluctuation analysis on high-frequency SZSE in Chinese stock market. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2019, 521: 225-235
- [7] Ning Y, Han C, Wang Y. The multifractal properties of Euro and Pound exchange rates and comparisons. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2018, 509: 578-587
- [8] Ikeda T. Multifractal structures for the Russian stock market. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2018, 492: 2123-2128
- [9] Buckle M, Chen J, Guo Q, et al. Do ETFs lead the price moves? Evidence from the major US markets. *International Review of Financial Analysis*, 2017, 58: 91-103
- [10] 张宗新, 丁振华. 上证 50ETF 具有价格发现功能吗?. *数量经济技术经济研究*, 2006, (3): 141-149
- [11] Ivanov S I, Jones F J, Zaima J K, Analysis of DJIA, S&P 500, S&P 400, NASDAQ 100 and Russell 2000 ETFs and their influence on price discovery. *Global Finance Journal*, 2013, 24(3): 171-187
- [12] 王良, 贾宇洁, 刘潇. 高频数据条件下基于交易成本考虑的中国 ETF 基金跨市套利研究. *管理评论*, 2016, 28(11): 55-65
- [13] Hilliard J. Premiums and discounts in ETFs: An analysis of the arbitrage mechanism in domestic and international funds. *Global Finance Journal*, 2014, 25(2): 90-107

- [14]Charteris A, Chau F, Gavriilidis K, et al. Premiums, discounts and feedback trading: Evidence from emerging markets' ETFs. *International Review of Financial Analysis*, 2014, 35: 80-89
- [15]李凤羽. 投资者情绪能够解释 ETF 的折溢价吗?——来自 A 股市场的经验证据. *金融研究*, 2014, (2): 180-192
- [16]Vandermarliere B, Ryckebusch J, Schoors K, et al. Discrete hierarchy of sizes and performances in the exchange-traded fund universe. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017, 469: 111-123
- [17]Caginalp G, Desantis M, Sayrak A. The nonlinear price dynamics of U.S. equity ETFs. *Journal of Econometrics*, 2014, 183(2): 193-201
- [18]Caginalp G, Desantis M. Does Price Efficiency Increase with Trading Volume? Evidence of Nonlinearity and Power Laws in ETFs. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017, 467: 436-452
- [19]De W R, Gresse C, Platten I. Liquidity and risk sharing benefits from opening an ETF market with liquidity providers: Evidence from the CAC 40 index. *International Review of Financial Analysis*, 2014, 34: 31-43
- [20]Li M, Zhao X. Impact of leveraged ETF trading on the market quality of component stocks. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2014, 28: 90-108
- [21]Broman M S. Liquidity, style investing and excess comovement of Exchange-Traded Fund returns. *Journal of Financial Markets*, 2016, 30: 27-35
- [22]王良, 冯涛. 中国 ETF 基金价格“已实现”波动率、跟踪误差之间的 Granger 关系研究. *中国管理科学*, 2012, 20(1): 59-70
- [23]谢赤, 朱建军, 周竞东. 基于 Copula 函数的 ETF 流动性风险与市场风险相依性分析. *管理科学*, 2010, 23(5): 94-102
- [24]Yang J, Cabrera J, Wang T. Nonlinearity, data-snooping, and stock index ETF return predictability. *European Journal of Operational Research*, 2010, 200(2): 498-507
- [25]Chen M P, Lee C C, Hsu Y C. Investor sentiment and country exchange traded funds: Does economic freedom matter?. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2017, 42: 285-299
- [26]Lee H C, Hsu C H, Lee Y H. Location of trade, return comovements, and diversification benefits: Evidence from Asian country ETFs. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2016, 37: 279-296
- [27]Lee H C, Tseng Y C, Yang C J. Commonality in liquidity, liquidity distribution, and financial crisis: Evidence from country ETFs. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2014,

29: 35-58

- [28]Mandelbrot B. How long is the coast of Britain? Statistical self-similarity and fractional dimension. *Sciences*, 1967, 156(3775): 636-638
- [29]Peters E E. Fractal market analysis: Applying chaos theory to investment and economics. *Chaos Theory*, 1994, 34(2): 343-345
- [30]Hurst E H. Long-term storage capacity of reservoirs. *Transaction of American Society of Civil Engineers*, 1951, 116(12): 770-799
- [31]Mandelbrot B B. New methods in statistical economics. *Journal of Political Economy*, 1963, 71(5): 421-440
- [32]Lo A W. Long-term memory in stock market prices. *Econometrica*, 1991, 59(5): 1279-1314
- [33]Cajueiro D O, Tabak B M. The rescaled variance statistic and the determination of the Hurst exponent. *Mathematics & Computers in Simulation*, 2005, 70(3): 172-179
- [34]范英, 魏一鸣. 基于 R/S 分析的中国股票市场分形特征研究. *系统工程*, 2004, 22(11): 46-51
- [35]He L Y, Qian W B. A Monte Carlo simulation to the performance of the R/S and V/S methods: Statistical revisit and real world application. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2012, 391(14): 3770-3782
- [36]李钺, 齐中英, 牛洪源. 沪铜期货价格时间序列 R/S 分析. *管理科学*, 2005, 18(3): 87-92
- [37]楼晓东, 张良. 基于分形理论的国际金价波动长记忆性识别及预测研究. *上海金融*, 2013, (6): 80-84
- [38]张文远, 王桢意, 孟楠丁. 基准风格资产的收益率长记忆性研究——基于修正的 R/S 模型. *经济问题*, 2014, (2): 59-63
- [39]黄光晓, 陈国进. 基于分形市场理论的期铜价格 R/S 分析. *当代财经*, 2006, (3): 60-64
- [40]Luo Y, Huang Y. A new combined approach on Hurst exponent estimate and its applications in realized volatility. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2018, 492: 1364-1372
- [41]Onali E, Goddard J. Are European equity markets efficient ? New evidence from fractal analysis. *International Review of Financial Analysis*, 2011, 20(2): 59-67
- [42]Peng C K, Buldyrev S V, Havlin S, et al. Mosaic organization of DNA nucleotides. *Physical Review E: Statistical Physics Plasmas Fluids & Related Interdisciplinary Topics*, 1994, 49(2): 1685-1689
- [43]胡雪明, 宋学锋, 王新宇. 沪深股市的 DFA 实证分析. *中国矿业大学学报*, 2003,

- 32(5): 117-120
- [44]Mariani M C, Florescu I, Varela M P B, et al. Study of memory effects in international market indices. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2010, 389(8): 1653-1664
- [45]Kim H, Oh G, Kim S. Multifractal analysis of the Korean agricultural market. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2011, 390(23-24): 4286-4292
- [46]魏宇, 黄登仕. 中国股票市场波动持久性特征的 DFA 分析. *中国管理科学*, 2004, 12(4): 13-20
- [47]何文平, 吴琼, 张文, 等. 滑动去趋势波动分析与近似熵在动力学结构突变检测中的性能比较. *物理学报*, 2009, 58(4): 2862-2871
- [48]Teng Y, Shang P. Detrended fluctuation analysis based on higher-order moments of financial time series. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017, 490: 311-322
- [49]Jiang Z Q, Zhou W X. Multifractal analysis of Chinese stock volatilities based on the partition function approach. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2008, 387(19-20): 4881-4888
- [50]周炜星, 吴韬, 于遵宏. 多重分形奇异谱的几何特性 II.配分函数法. *华东理工大学学报*, 2000, 26(4): 390-395
- [51]Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2002, 38(2): 617-643
- [52]傅强, 彭选华, 毛一波. 金融时间序列变点探测的小波模极大值线方法. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2007, 30 (8): 140-144
- [53]张林. 基于小波的金融危机时点探测与多重分形分析. *管理科学学报*, 2014, 17(10): 70-81
- [54]Lashermes B, Jaffard S, Abry P. Wavelet leader based multifractal analysis. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005. *Proceedings IEEE*, 2005, 4: 161-164
- [55]Kantelhardt J W, Zschiegner S A, Koscielny B E, et al. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2003, 316(1): 87-114
- [56]Xu Z, Ramazan G. Scaling, self-similarity and multifractality in FX markers. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2003, 323: 578-590
- [57]Norouzzadeh P, Rahmani B. A multifractal detrended fluctuation description of Iranian rial-US dollar exchange rate. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2006, 367: 328-336

- [58]Dewandaru G, Masih R, Bacha O I, et al. Developing trading strategies based on fractal finance: An application of MF-DFA in the context of Islamic equities. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2015, 438: 223-235
- [59]Mensi W, Tiwari A K, Yoon S M. Global financial crisis and weak-form efficiency of Islamic sectoral stock markets: An MF-DFA analysis. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017, 471: 135-146
- [60]Wei Y, Huang D. Multifractal analysis of SSEC in Chinese stock market: A different empirical result from Heng Seng index. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2005, 355(2-4): 497-508
- [61]Rizvi S A R, Dewandaru G, Bacha O I, et al. An analysis of stock market efficiency: Developed vs Islamic stock markets using MF-DFA. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2014, 407: 86-99
- [62]Zhu H, Zhang W. Multifractal property of Chinese stock market in the CSI 800 index based on MF-DFA approach. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2018, 490: 497-503
- [63]Tiwari A K, Albulescu C T, Yoon S M. A multifractal detrended fluctuation analysis of financial market efficiency: Comparison using Dow Jones sector ETF indices. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017, 483: 182-192
- [64]Matia K, Ashkenazy Y, Stanley H E. Multifractal properties of price fluctuations of stocks and commodities. *Europhysics Letters*, 2003, 61(3): 422-428
- [65]Zunino L, Figliola A, Tabak B M, et al. Multifractal structure in Latin-American market indices. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2009, 41(5): 2331-2340
- [66]Ghosh D, Dutta S, Chakraborty S. Multifractal behavior of electricity bid price in indian energy market. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 74: 162-171
- [67]Batten J A, Kinateder H, Wagner N. Multifractality and value-at-risk forecasting of exchange rates. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2014, 401: 71-81
- [68]Markowitz H. Portfolio selection. *Journal of Finance*, 1952, 7(1): 77-91
- [69]Morgan J P. RiskMetrics technical document. New York: Morgan Trust Company Global Research, 1994
- [70]Giot P, Laurent S. Value-at-risk for long and short trading positions. *Journal of Applied Econometrics*, 2003, 18(6): 641-663
- [71]Bocker K, Klüppelberg C. Operational VAR: A closed-form approximation. *Risk*, 2005, 18(12): 90-93

- [72]Ranković V, Drenovak M, Urosevic B, et al. Mean-univariate GARCH VaR portfolio optimization. *Computers & Operations Research*, 2016, 72(C): 83-92
- [73]Alexander C, Lazar E, Stanescu S. Forecasting VaR using analytic higher moments for GARCH processes. *International Review of Financial Analysis*, 2013, 30: 36-45
- [74]Sampid M G, Hasim H M. Estimating value-at-risk using a multivariate copula-based volatility model: Evidence from European banks. *International Economics*, 2018, 156: 175-192
- [75]贾馨云, 苏应生, 高春燕. VaR 模型在股市风险分析中的应用及实证分析. *中国管理科学*, 2014, 22(S1): 336-341
- [76]杨继平, 袁璐, 张春会. 基于结构转换非参数 GARCH 模型的 VaR 估计. *管理科学学报*, 2014, 17(2): 69-80
- [77]Orhan M, Köksal B. A Comparison of GARCH Models for VaR Estimation. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(30): 3582-3592
- [78]刘向丽, 常云博. 中国沪深 300 股指期货风险度量——基于流动性调整的收益率方法的研究. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(7): 1760-1769
- [79]Zhang Z, Zhang H K. The dynamics of precious metal markets VaR: A GARCH-EVT approach. *Journal of Commodity Markets*, 2016, 4(1): 14-27
- [80]Wang X, Cai J, He K. EMD Copula based value at risk estimates for electricity markets. *Procedia Computer Science*, 2015, 55: 1318-1324
- [81]庄新田, 李岩, 郭丽花, 等. 基于 VaR 的钢材期货市场基差风险研究. *系统管理学报*, 2016, 25(4): 669-676
- [82]宿玉海, 王美伶. 我国商业银行隔夜拆借利率风险值(VaR)度量——基于时变波动率方法的研究. *经济与管理评论*, 2015, 31(6): 106-112
- [83]赵鲁涛, 李婷, 张跃军, 等. 基于 Copula-VaR 的能源投资组合价格风险度量研究. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(3): 771-779
- [84]王鹏, 王建琼. 中国股票市场的多分形波动率测度及其有效性研究. *中国管理科学*, 2008, 16(6): 9-15
- [85]刘伟佳, 尚金成, 周文玮, 等. 基于多重分形理论的电力市场风险价值评估. *电力系统自动化*, 2013, 37(7): 48-54
- [86]陈锐刚, 杨国孝. 基于分形市场假设下的 VaR 计算. *北京理工大学学报(社会科学版)*, 2003, 5(1): 84-86
- [87]魏宇. 基于多分形理论的动力 VaR 预测模型研究. *中国管理科学*, 2012, 20(5): 7-15
- [88]徐静. 基于多分形波动与随机波动模型股指 VaR 比较研究. *统计与决策*, 2014, (19): 155-158



- [89]Lux T, Segnon M, Gupta R. Forecasting crude oil price volatility and value-at-risk: evidence from historical and recent data. *Energy Economics*, 2016, 56: 117-133
- [90]Turiel A, Yahia H, Pérez-Vicente C J. Microcanonical multifractal formalism: A geometrical approach to multifractal systems: Part I. Singularity analysis. *Journal of Physics A General Physics*, 2008, 41(1): 1-35
- [91]Green E, Hanan W, Heffernan D. The origins of multifractality in financial time series and the effect of extreme events. *European Physical Journal B*, 2014, 87(6): 1-9
- [92]Grech D, Mazur Z. Can one make any crash prediction in finance using the local Hurst exponent idea. *Physica A: Statistical Mechanics & its Applications*, 2004, 336(1-2): 133-145
- [93]苏方林, 王继田, 蒋伟. 基于 MF-DCCA 方法的香港股市与大陆股市交叉相关及多重分形研究. *数学的实践与认识*, 2018, 48(7): 119-129
- [94]Cajueiro D O, Tabak B M. Testing for time-varying long-range dependence in volatility for emerging markets. *Physica A: Statistical Mechanics & its Applications*, 2005, 346(3-4): 577-588
- [95]Wang Y, Wei Y, Wu C. Analysis of the efficiency and multifractality of gold markets based on multifractal detrended fluctuation analysis. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2011, 390(5): 817-827
- [96]Liu L, Wan J. A study of correlations between crude oil spot and futures markets: A rolling sample test. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2011, 390 (21-22): 3754-3766
- [97]Nolan J P. The program Stable is available from Nolan's website: <http://fs2.american.edu/jpnolan/www/stable/stable.html>, 2002-7-16

## 附录 A 攻读学位期间参与的科研项目

- [1] 复杂金融网络动态演化行为与危机传染及其控制研究. 国家自然科学基金面上项目(项目号: 71373072), 2015~2017
- [2] 耦合实体经济的金融市场风险评估与协同监管研究. 高等学校博士点专项科研基金项目(项目号: 20130161110031), 2014~2016

## 致 谢

时光荏苒，三年的研究生生活转瞬即逝。回首过往三年时光，往事历历在目，辛酸与喜悦同行，苦涩与幸福相伴。感恩一路走来所遇良师益友，所历点点滴滴，令我收获感动与成长，使这三年研究生生活成为我人生中弥足珍贵的一段时光。

首先，我要向我要真心、真诚地感谢我最尊敬和景仰的导师谢亦教授。感谢谢老师一直以来对我的悉心教导，论文从选题到成稿都得益于老师耐心的指导和帮助，感谢老师孜孜不倦的教诲，使我能够顺利完成本论文的工作。谢老师以渊博的专业知识，严谨的治学态度、精益求精的工作作风和平易近人的风格深深地影响和鼓励着我。我想，所谓大家风范、谦谦君子应该就是如此了。谢老师为我今后的生活和工作树立了楷模。再次向谢老师致以崇高的敬意和由衷的感谢。

我还要感谢曾志坚教授在日常生活中给予我们的关怀和学术上对我们的指导。曾老师严谨认真的学术精神时刻影响着我，使我受益匪浅，学术上一语中的的点拨常常使我茅塞顿开，使我能更好地修改和完善论文存在的问题。

感谢工商管理学院的老师们，感谢你们对我的教导和帮助。感谢我的同门——王利君、孔德宽、胡雪晶、李洪琼三年来带给我生活上的关心和学术上的帮助。感谢室友胡媛媛、张洁琼和赵士琛给我的包容、鼓励与照顾，感谢师兄师姐们对我帮助。

感谢父母与家人，给予我深切的爱，无条件支持我的每一次决定和选择，感谢他们对我无微不至的关怀和毫无保留的牺牲与奉献，使我能够顺利完成学业。我一定会更加努力，用余生来回报这份爱。感谢一路走来帮助过我的所有人。

最后，感谢百忙之中审阅这篇论文和参与此次答辩的专家和教授！

曾 莹  
2019 年 4 月