

文章编号:1003-207(2011)05-0010-11

基于 SKT-ARFIMA-HYGARCH-VaR 模型的 股票型基金投资风格漂移风险测度研究

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, 广东 广州 510006;

2. 华南理工大学工商管理学院, 广东 广州 510640;

3. 广东商学院金融学院, 广东 广州 510320)

摘要: 投资风格漂移是把双刃剑, 基金在获取短期超额收益的同时, 其背后也折射出巨大的漂移风险。本文以 2004 年成立的 8 只开放式股票型基金为研究样本, 在量化基金投资风格漂移收益及分析其序列呈尖峰、厚尾与有偏特征的基础上, 通过引入 skt 分布来刻画新生变量的分布, 构建 ARFIMA-HYGARCH-VaR 模型来测度基金投资风格漂移风险值, 并与 skt 分布下的 RiskMetrics 及 GARCH 族等 5 种 VaR 模型的风险测度能力做了比较实证分析, 同时对各种 VaR 模型进行失败频率回测检验与动态分位数测试。研究结果表明: 在不同显著性水平下, skt 分布下的各种模型基本都有较好的风险测度能力, 但 ARFIMA-HYGARCH 模型的 VaR 风险测度更加精确与稳定; Person 吻合度检验也证实了 skt 分布能较好地刻画投资风格漂移日收益序列的分布。本研究为控制较严重的投资风格漂移及规范基金产品创新设计与发行无疑具有重要的理论价值与现实意义。

关键词: 基金投资风格; 投资风格漂移; 风格漂移风险; SKT-ARFIMA-HYGARCH-VaR 模型; 模型回测检验

中图分类号: F830.91 文献标识码: A

1 引言

证券投资基金已发展为家庭、个人理财的首选投资产品, 随着基金在我国资本市场中的地位日益突出, 基金投资行为的成熟度对提高基金市场稳定性、防范投资风险具有非常重要的作用。近年来, 随着基金产品的大量创新发行, 截止 2010 年底共发行 708 只开放式基金, 意味着基金将面临着残酷的激烈竞争, 投资风格已逐渐成为不同基金产品间的主要标识, 这暗含了投资风格应该具有鲜明一致性, 是不可改变的, 一种基金应该只有并坚守一种投资风格。因此, 为了吸引特定风格的基民以抢夺基金市场的客户资源, 基金在发行时常会标榜自己独特的投资风格, 以区别于其它风格的基金。但在实际投资过程中, 基金经理迫于基金业绩排名等各方面的压力经常发生风格漂移现象, 其实投资风格漂移是

把双刃剑, 基金在获取短期超额收益的同时, 其背后也折射出巨大的风格漂移风险。目前, 大量理论与实践工作者均研究表明: 基金发生投资风格漂移已成为一种常态, 并认为会带来很大的漂移风险。如: 牛丽静(2006)认为基金普遍存在追求短期收益的行为, 2009 年二季度货币市场基金遭遇大规模赎回, 主要原因是投资风格漂移, 导致对其资产的安全性和流动性带来极大隐患^[1]。高清海(2007)认为牛市中投资风格漂移有助于提升基金业绩, 在上升周期中, 策略调整成功的可能性较大, 能够为投资者带来更多的收益; 在熊市中, 投资风格漂移提高了股票的配置比例, 由此导致风险放大, 收益率下降^[2]。据 Wind 统计显示, 2011 年第一季度我国 61 家基金公司旗下 824 只基金合计亏损 358.53 亿元, 仅有 15 家公司实现盈利, 其中股票型基金亏损巨大, 各基金公司纷纷降低股票仓位, 其原因主要是股票型基金容易发生投资风格漂移, 带来了较大的风格漂移风险。这点南方基金公司数量策略投资小组组长兼风控策略部总监刘治平(2009)也指出基金公司的风险控制主要体现在非指数型基金品种上, 而非指数型基金主要的风险有投资风格漂移、持股集中度过高等, 但最大的风险还是投资风格漂移^[3]。基金业“受

收稿日期: 2010-09-27; 修订日期: 2011-05-04

基金项目: 教育部人文社科基金 2010 年度规划项目(10YJA630131)

作者简介: 许林(1984-), 男(汉族), 江西上饶人, 华南理工大学经济与贸易金融系讲师, 博士, 研究方向: 数量经济学、基金投资与分形市场。

人之托,代人理财”的特点决定了信任是基金业的灵魂或立业之本,而维护诚信的关键就是要遵守并兑现承诺,但大量基金发生风格漂移及频频曝光的一些基金黑幕等现象反映出基金业发展中道德风险的严重性。本文在这里所指的道德风险主要是基金投资风格漂移风险,定义为由于基金经理在投资组合构建过程中所遵循的投资风格违背了基金招募说明书中所宣称的风格而导致基金投资过程中遭受的可能最大损失。随着基金市场的快速发展,基金投资风格漂移现象越来越严重,这又使得基金公司所面临的赎回风险以及投资者所面临的投资风险进一步加剧。基于这些考虑,对我国股票型基金投资风格漂移所带来的风险进行测度研究无疑对基金公司控制投资风格漂移风险、规范基金产品创新设计与发行、选拔投资风格稳健的优秀基金经理;对投资者选择基金品种、基金行业制定投资风格漂移监管制度等具有重要的现实意义,这也是本文要尝试解决的关键问题。

在 VaR 风险测度方面:国内学者陈学华和杨辉耀(2003)运用 APARCH 模型在三种分布(正态、 t 、GED)假设下对上证综指通过事后模拟和条件单步预测来计算上证综指的 VaR 值,然后把它与应用 GARCH 模型的估计结果进行比较分析。通过返回检验,结果发现:APARCH 应用于 VaR 估计是统计有效的,且明显优于 GARCH 模型^[4]。肖智和傅肖肖等(2008)引入 FIGARCH 模型来刻画条件波动率的异方差性与长记忆性,运用 EVT-BM 方法捕捉收益率厚尾性,并以此对上证综指的动态 VaR 风险进行测度研究,实证表明:该模型能够更精确、合理地度量上证综指收益的 VaR 风险^[5]。林宇和卫贵武等(2009)引入 FIAPARCH 模型来刻画资产价格条件波动率的长记忆性、非对称性与异方差性等特征,引入 skt 分布捕捉收益率序列的尖峰厚尾特征,并以此来测度金融市场动态风险 VaR;运用失败率检验和动态分位数回归法对风险测度模型准确性进行实证检验,结果表明:RiskMetrics 和 GARCH-N 测度金融市场风险的可靠性差;skt 分布比正态分布、 t 分布更能准确反映资产收益分布实际特征;Skew- t -FIAPARCH 展示出比其它模型具有绝对优越的风险测度效果^[6]。国外学者 Wu 和 Shieh(2007)分别用基于正态分布、 t 分布、skt 分布的 FI-GARCH 模型计算了债券利率期货的 VaR 值,结果发现具有比 GARCH 模型更高的精度^[7]。Lee 和 Chiu 等(2010)以原油价格收益序列为研究样本,通

过运用滚动 bootstrap 方法与 RiskMetrics 和 AR-GARCH 模型分别进行比较来计算 VaR 值,结果表明:滚动 bootstrap 方法比 RiskMetrics 和 AR-GARCH 模型都要好,计算的 VaR 值更精确,但 RiskMetrics 比 AR-GARCH 模型又要好些^[8]。

在 VaR 计算方法方面:秦拯和陈收等(2005)比较分析了常用的三种 VaR 模型(德尔塔—正态法、历史模拟法和蒙特卡罗模拟),认为其计算方法各不相同,在反映资产风险情况、对资产收益实际分布的拟合优劣等方面各有千秋,在实际应用中应该根据具体的投资组合和管理者的意图来选择合适的计算方法^[9]。Cuthbertson 和 Nitzsche(2008)认为金融资产的收益序列具有尖峰、后尾、偏度、聚类和非对称等典型特征,而一般并不服从正态分布,这使得传统正态分布假定严重受到质疑^[10]。因此,能否有效刻画资产序列的尖峰、厚尾与有偏特征,给出其渐近分布形式及各种风险测度模型的准确估计方法和置信区间,是风险测度成功的关键。为此,本文引入 Fernandez 和 Steel(1998)^[11]提出的 skt 分布来同时刻画投资风格漂移收益序列的尖峰、厚尾与有偏特征,构建 ARFIMA-HYGARCH-VaR 模型来测度投资风格漂移风险,从漂移风险这个崭新的视角对基金投资风格漂移进行探索研究。

2 研究方法

在资本市场呈分形特征的现实背景下,本文采用双长记忆性模型来对基金投资风格漂移日收益序列进行刻画。双长记忆性模型是 GARCH 族模型的衍生形式,采用长记忆的时间序列模型来分别刻画条件均值方程和条件方差方程,然后通过拟极大似然法估计其参数。本文采用 ARFIMA 模型估计条件均值方程,HYGARCH 模型估计条件方差方程,并引入刻画序列尖峰、厚尾与有偏特征的 skt 分布,下面对 SKT-ARFIMA(p_1, d_1, q_1)-HYGARCH(p_2, d_2, q_2)模型与 VaR 风险测度方法分别进行介绍。

2.1 SKT-ARFIMA(p_1, d_1, q_1)-HYGARCH(p_2, d_2, q_2)模型构建

Andersen 和 Bollerslev 等(2001)提出用自回归分整移动平均(ARFIMA)模型可较好刻画时间序列的长记忆过程,ARFIMA(p, d, q)模型是整数阶差分 ARIMA 模型的推广形式,允许对序列进行分数 d 阶差分,综合考虑了短记忆和长记忆过程,具体是用 $p+q$ 个参数来描述短记忆过程,用参数 d 描述长记忆过程,可以较好模拟那些相关程度比

ARMA 过程强,但又比 ARIMA 过程弱的时间序列,因此既优于单纯描述短记忆过程的 ARMA(p, q)模型,又优于单纯描述长记忆过程的 FDN 模型^[12]。由于我国基金市场呈复杂的分形特征,因此,本文采用 ARFIMA 模型对基金投资风格漂移日收益序列的长记忆性进行模拟。

Davidson(2004)通过在 FIGARCH 模型的滞后项中引入新参数 $\hat{\alpha}$ 进行扩展,提出了 HYGARCH 模型,通过参数 d 来度量双曲线记忆,求解得到的是 $\ln\alpha$,当 $\alpha = 1$ 即 $\ln\alpha = 0$ 时就变成了 FIGARCH 模型^[13]。ARFIMA(p_1, d_1, q_1)-HYGARCH(p_2, d_2, q_2)模型具体形式为^[14]:

$$\varphi(L)(1-L)^{d_1}(r_t - \mu) = \Theta(L)\varepsilon_t \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \frac{\omega}{(1-\beta L)} + (1 - \frac{\alpha(L)(1+\hat{\alpha}((1-L)^{d_2} - 1))}{\beta L})\varepsilon_t^2 \quad (3)$$

其中, L 为滞后算子, $|d_1| < 0.5$, μ 为平稳时间序列 $\{R_t\}$ 的无条件均值, z_t 为新生变量,服从均值为 0,方差为 1 的独立同分布,(1)式为 ARFIMA(p_1, d_1, q_1)模型的条件均值方程,(2)式为新生变量分布或残差分布,(3)式为 HYGARCH(p_2, d_2, q_2)模型的条件方差方程。

序列收益过程的长记忆性是由(1)式中的参数 d_1 刻画,当 $0 < d_1 < 0.5$ 时,序列 $\{R_t\}$ 本身为长记忆平稳过程;当 $-0.5 < d_1 < 0$ 时,序列 $\{R_t\}$ 为短记忆平稳过程。另外,当 $d_1 = 1$ 时,ARFIMA($p_1, 1, q_1$)模型退化为 ARIMA 模型;当 $d_1 = 0$ 时,ARFIMA($p_1, 0, q_1$)模型退化为 ARMA(p_1, q_1)模型;当 $p_1 = q_1 = 0$ 且 $\mu = 0$ 时,ARFIMA($0, d_1, 0$)模型就退化为 FDN 模型。

序列波动过程的长记忆性是由(3)式中的参数 d_2 刻画,当 $d_2 > 0$ 时,序列 $\{R_t\}$ 的波动过程为长记忆平稳过程,此时,HYGARCH(p_2, d_2, q_2)模型的振幅为 $S = 1 - \frac{\delta(1)}{\beta(1)}(1 - \hat{\alpha})$ 。作为 HYGARCH(p_2, d_2, q_2)模型的特殊情况,平稳 FIGARCH 和 GARCH 模型分别对应于 $\hat{\alpha} = 1$ 和 $\hat{\alpha} = 0$ 的情形。因此,HYGARCH 模型可克服 FIGARCH 模型的一些限制,具有以下特点:(1)HYGARCH 模型是协方差平稳的 ($\hat{\alpha} \neq 1$);(2)HYGARCH 模型可对记忆参数 d_2 和振幅参数 S 分别进行估计,避免了 FIGARCH 模型中 $S=1$ 的约束;(3)当 $1 > d_2 > 0$ 时,序列记忆长度随着 d_2 的增大而增加。这里假定

新生变量 z_t 服从 skt 分布,其概率密度函数为:

$$f(z_t | s, d) = \begin{cases} \frac{2}{s+1/s} \sigma g[s(\sigma z_t + \mu) | d], & z_t < -\frac{\mu}{\sigma} \\ \frac{2}{s+1/s} \sigma g[\frac{\sigma z_t + \mu}{s} | d], & z_t \geq -\frac{\mu}{\sigma} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $g(\cdot | d)$ 为标准对称 t 分布的概率密度函数, s 是偏度系数, d 是自由度, d 越小,表示尖峰厚尾特征越明显, $\mu = \frac{\Gamma[(d-1)/2] \cdot \sqrt{d-2}}{\sqrt{\pi}\Gamma[d/2]}$

$[s - \frac{1}{s}]$, $\sigma = \sqrt{s^2 + \frac{1}{s^2} - 1 - \mu^2}$ 分别是 skt 分布的均值与标准差。

根据 Giot 和 Laurent(2003)的研究结论,可得出标准化的 skt 分布的 α 分位数 $skt_{\alpha,d,s}$ 为: $skt_{\alpha,d,s} = \frac{skt_{\alpha,d,s}^* - \mu}{\sigma}$,其中 $skt_{\alpha,d,s}^*$ 表示非标准化的 skt 分布的 α 分位数^[15],式子为:

$$skt_{\alpha,d,s}^* = \begin{cases} \frac{1}{s} t_{\alpha,d}[\frac{\alpha}{2}(1+s^2)], & \alpha < \frac{1}{1+s^2} \\ -s t_{\alpha,d}[\frac{1-\alpha}{2}(1+s^{-2})], & \alpha \geq \frac{1}{1+s^2} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $t_{\alpha,d}$ 为标准 t 分布的 α 分位数。

2.2 VaR 风险测度方法

目前,资本市场中最为主流的风险测度方法是由 Morgan(1994)投资银行 RiskMetrics 系统提出的 VaR^[16],根据 Jorion(1996)给出的权威 VaR 定义^[17]:指在给定置信水平下,某资产或组合在一定时期内遭受的可能最大损失,用公式表示为 $\text{Prob}(\Delta P > VaR) = 1 - c = \alpha$,可推导出 $VaR = E(W) - W^* = W_0(\mu_p - R^*) = W_0 Z_{1-\alpha} \sigma_p \sqrt{\Delta t}$,其中 $W_0, W^*, R^*, \mu_p, \sigma_p, \Delta t, Z_{1-\alpha}$ 分别表示资产组合的原始价值、最小价值、最小回报率、期望、方差、持有时间长度、置信水平 c 下的分位数。易知计算 VaR 时主要考虑三个因素,即资产价格的分布特征、置信水平和时间长度。其中资产价格分布特征是关键,因为要计算给定置信水平下的最小价值或最低回报率,就必须要知道资产价格的分布特征。但在实际中,由于资产收益率序列的概率分布难以确定,为了提高可操作性,常用 GARCH 族模型度量波动率,并将残差序列假定为不同的分布形式。后来,Laurent 和 Peters(2002)针对 GARCH 族模型的应用还专门编写了 GARCH 软件,进一步推动了 GARCH 族模型在度量波动率方面的发展^[18]。

为了检验本文运用的 HYGARCH-skt 波动率

模型的刻画精度,本文选取 RiskMetrics-skt、GARCH-skt、EGARCH-skt、FIGARCH-skt、FIAPARCH-skt 等 5 种模型作比较分析。在计量模型中,常假设资产收益序列 $\{R_t\}$ 满足如下波动过程: $R_t = \mu_t + \varepsilon_t = \mu_t + \sigma_t z_t$, 其中 μ_t 为收益率的条件均值, ε_t 为误差项, σ_t 为条件波动率且是时变的, z_t 服从均值为 0, 方差为 1 的标准白噪音过程(新生变量), 常假定服从正态分布、 t 分布、GED 分布等多种形式。为了更好地刻画基金投资风格漂移日收益序列分布的尖峰厚尾特征, 本文通过引入 skt 分布进行刻画, 即令新生变量 z_t 服从 skt 分布, 则上述 RiskMetrics、GARCH(1, 1)、EGARCH(1, 1)、FIAPARCH(1, d , 1)、FIAPARCH(1, d , 1)、HYGARCH(1, d , 1) 等 6 种模型对条件方差的定义如下:

$$\text{RiskMetrics: } \sigma_t^2 = 0.06\varepsilon_{t-1}^2 + 0.94\sigma_{t-1}^2 \quad (6)$$

$$\text{GARCH}(1,1): \sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2 \quad (7)$$

$$\text{EGARCH}(1,1): \ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha z_{t-1} + \gamma(|z_{t-1}| - E|z_{t-1}|) + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) \quad (8)$$

$$\text{FIGARCH}(1,d,1): \sigma_t^2 = \omega + \beta\sigma_{t-1}^2 + [1 - \beta L - (1 - \phi L)(1 - L)^d] \varepsilon_t^2 \quad (9)$$

$$\text{FIAPARCH}(1,d,1): \sigma_t^\delta = \omega + [1 - (1 - \beta L)^{-1} \phi L (1 - L)^d] (|\varepsilon_t| - \gamma \varepsilon_t)^\delta \quad (10)$$

$$\text{HYGARCH}(1,d,1): \sigma_t^2 = \frac{\omega}{(1 - \beta L)} + (1 - \frac{\alpha(L)(1 + \hat{\alpha}((1 - L)^{d_2} - 1))}{\beta L}) \varepsilon_t^2 \quad (11)$$

把上述各模型测算出来的条件波动率代入 VaR 公式即可求得基金投资风格漂移风险值。

3 实证分析

3.1 样本选取与数据处理

本文选择 2004 年成立的 8 只开放式股票型基金为样本(见表 1), 研究期间为 2005 年 7 月 1 日至 2010 年 3 月 26 日的日收盘价。样本选取和研究期间确定的依据:(1)这 8 只基金分别属于不同的基金公司, 共有 4 种不同投资风格, 每种投资风格各选择 2 只, 宣称了不同的业绩比较基准风格指数;(2)在研究期间, 这些基金都经历了大幅上涨、快速下跌和小幅回调等一个完整的周期行情, 各基金的真实投资风格可以在此期间体现出来。因此, 具有较好的代表性。样本容量为 1154 个日收盘价, 可计算出 1153 个日收益率序列, 数据来源于聚源数据库与天天基金网(<http://fund.eastmoney.com>), 数据处理与实证分析采用 Eviews6.0 与 OXmetrics5.1 软件, 采用拟极大似然估计方法对参数进行估计。为了减弱数据的非平稳性, 样本数据采用对数收益率, 基金日收益率的具体计算公式如下:

$$r_{it} = \frac{NAV_{it} - NAV_{i,t-1} + D_{it}}{NAV_{i,t-1}}, R_{it} = \ln(1 + r_{it}) \quad (12)$$

其中: r_{it} , R_{it} 分别表示基金 i 在第 t 日的简单收益率与对数收益率; NAV_{it} 表示基金 i 在第 t 日的单位净值; D_{it} 表示基金 i 在第 t 日的分红派息。

表 1 2004 年成立的 8 只开放式基金投资风格及比较基准风格指数

基金代码	基金名称	基金类型	投资风格	业绩比较基准风格指数
110003	易方达上证 50 指数	股票型	指数型	80% × 中信综合指数 + 20% × 中信标普国债指数
200002	长城久泰中标普 300	股票型	指数型	95% × 中信标普 300 指数 + 5% × 银行存款利率
160605	鹏华中国 50 混合	股票型	平衡型	65% × 上证 180 指数 + 30% × 深证 100 指数 + 5% × 银行存款利率
320001	诺安平衡混合	股票型	平衡型	65% × 中信标普综合指数 + 35% × 上证国债指数
398001	中海优质成长混合	股票型	成长型	75% × 沪深 300 指数 + 25% × 上证国债指数
400001	东方龙混合	股票型	成长型	30% × 新华富时 A600 成长指数 + 45% × 新华富时 A600 价值指数 + 25% × 新华富时中国债券指数
100020	富国天益价值股票	股票型	价值型	95% × 中信标普 300 指数 + 5% × 中信国债指数
090004	大成精选增值混合	股票型	价值型	75% × 新华富时中国 A600 指数 + 25% × 新华富时中国国债指数

数据来源:聚源数据库和天天基金网

基金业绩比较基准风格指数日收益率的具体计算公式如下:

$$R_{it} = \ln(1 + r_{it}) = \ln(1 + p_{it}/p_{i,t-1}) \approx \ln(p_{it}/p_{i,t-1}) = \ln p_{it} - \ln p_{i,t-1} \quad (13)$$

其中: R_{it} , p_{it} 表示业绩比较基准风格指数 i 在第 t 日的风格指数对数收益率与收盘价。

3.2 基金投资风格漂移收益的量化

基金投资风格漂移缺乏统一量化的风格基准指数是进行投资风格漂移深入研究的主要瓶颈。投资风格是指基金经理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象相对应的子市场中的一种新生投资哲学与方法。所谓投资风格漂移是指基金在资产组合构建过程中体

现出来的实际投资风格偏离基金招募说明书中宣称的投资风格所导致的不一致现象。国内外学者已对投资风格漂移的存在性及其对基金业绩的影响做了大量研究,但至今鲜有学者对这种风格漂移现象进行深入研究,可能在于基金业对自身的投资风格一直没有给出一个明确的定位,导致研究投资风格漂移缺乏明确的风格比较基准,由此造成量化上的困难。如何衡量各基金的投资风格漂移以及在基金不同成长阶段其风格稳健性如何?戴志敏(2003)根据投资目标来确定投资风格,通过设计基金净值偏离度指数来分析基金净值变动与大盘指数变动的离差,以此来量化风格漂移,研究表明:基金具有风格趋同性现象^[19]。Idzorek 和 Bertsch(2004)^[20]在 Sharpe(1992)^[21]风格识别模型回归系数的基础上提出了 SDS 指标来量化基金在一定时期内的投资风格波动程度,基金的 SDS 值越大,说明发生风格漂移程度越大,风格越不稳健。这两种量化方法采用的都是基于大盘、中盘、小盘、价值和成长等仅有的几种风格基准指数,不具有完备性,而且难以反映基金实际的投资风格,缺乏可操作性与推广性。

本文通过大量研读基金招募说明书发现:每只基金在发行时不但会标榜自身的投资风格,还会向投资者在招募说明书中宣称本基金的业绩比较基准风格指数,比如本文中的易方达上证 50 指数基金(110003)宣称的业绩比较基准风格指数为:80%×

中信综合指数+20%×中信标普国债指数。意味着向投资者暗示了该基金在未来构建投资组合策略时的风格是跟随宣称时的比较基准风格指数;根据 Sharpe(1992)研究又发现基金收益大约 90%都来自于某种特定的投资风格,投资风格对基金业绩起决定性的贡献作用。这两点表明若基金没有发生投资风格漂移的话,则该基金的业绩应该和比较基准风格指数的业绩没有显著性差异甚至相等,投资者可根据宣称时的业绩比较基准风格指数与自身的风险容忍度来选择基金品种。本文基于此,假定影响基金业绩的其它因素不变,提出如下研究假设:

H0:若基金业绩跟比较基准风格指数的业绩具有显著性差异,那么这之间的业绩差异是由于基金投资风格漂移所导致的。

根据以上提出的假设,刻画基金因发生投资风格漂移所带来的业绩计算公式为:

$$\text{基金投资风格漂移日收益率} = 100 * [\text{基金日收益率} - \text{业绩比较基准风格指数日收益率}]$$

注:因日收益率数据太小,对此做扩大 100 倍处理,转化为 % 单位。相当于用 100 倍的放大镜进行放大,根据分形的自相似性原理,这种处理不改变它们的本质特征。

根据上述公式计算出 8 只股票型基金投资风格漂移日收益序列,表 2 列出了该 8 只基金的投资风格漂移日收益序列的描述性统计结果。

表 2 8 只股票型基金投资风格漂移日收益序列的描述性统计

基金代码	均值	标准差	峰度	偏度	JB 统计量	ADF 统计量	Z 统计量
110003	-0.0082	0.7677	5.0016	0.1379	196.1391***	-28.16217***	28.9390***
200002	0.0101	0.1348	41.360	-1.3108	71022.08***	-31.73827***	31.1324***
160605	0.0333	0.7254	5.7729	0.2361	380.0903***	-32.41263***	39.2476***
320001	0.0211	0.6177	24.004	-0.1920	21202.32***	-33.43907***	51.9239***
398001	-0.0466	2.7655	1021.2	-30.991	49991477***	-34.43244***	53.4351***
400001	-0.0002	1.0408	6.9947	0.0420	766.9597***	-41.32092***	37.7012***
100020	-0.0179	1.6701	602.35	-20.815	17340801***	-32.80304***	38.2383***
090004	-0.0127	2.0189	919.16	-28.624	40481152***	-33.77354***	50.1537***

数据来源:利用 Eviews6.0 统计分析结果整理(***表示在 1%显著性水平下显著,JB 统计量服从自由度为 2 的 χ^2 分布,1%的临界值为 9.21,BDS 检验的 Z 统计量是嵌入维数为 15 的计算值)

从表 2 中可以看出:该 8 只基金的投资风格漂移日收益序列的偏度均不为 0,表明投资风格漂移收益序列是不对称分布,呈现一定的左偏或右偏特征;峰度均大于 3,表明具有尖峰特征;JB 统计量在 1%显著性水平下均拒绝正态分布的原假设,表明均不服从正态分布;ADF 统计量在 1%显著性水平下均拒绝存在单位根的原假设,表明为平稳序列;运用 BDS 检验的 Z 统计量进行独立同分布检验,结果均

拒绝了独立同分布的假定。因此,本文引入 skt 分布下的 ARFIMA-HYGARCH 模型对投资风格漂移日收益序列进行建模是合适的。

3.3 模型阶数的确定

本文在确定 ARFIMA-HYGARCH 模型具体阶数时,不是采用通用的 GARCH(1,1)来刻画条件方差的时变性,而是用数据说话,利用 4 个信息准则的最小化标准来选择最优 ARFIMA-HYGARCH

模型的具体阶数,引入 skt 分布来刻画收益序列的尖峰、厚尾与有偏特征。限于文章篇幅,仅列出鹏华

中国 50 混合基金投资风格漂移收益的 ARFIMA-HYGARCH 模型阶数的确定过程(见表 3)。

表 3 鹏华中国 50 混合基金投资风格漂移日收益序列的 ARFIMA-HYGARCH 模型阶数的确定

SKT-ARFIMA(p_1, d_1, q_1)-HYGARCH(p_2, d_2, q_2)				Akaike	Shibata	Schwarz	Hannan-Quinn
p_1	q_1	p_2	q_2				
0	0	0	0	1.9237	1.9236	1.9544	1.9353
0	0	0	1	1.9152	1.9151	1.9503	1.9284
0	0	1	0	1.8984	1.8983	1.9334	1.9116
0	0	1	1	1.8999	1.8998	1.9393	1.9148
0	1	0	0	1.9207	1.9206	1.9558	1.9340
0	1	0	1	1.9128	1.9127	1.9522	1.9277
0	1	1	0	1.8969	1.8968	1.9364	1.9118
1	0	0	0	1.9198	1.9197	1.9548	1.9330
1	0	0	1	1.9119	1.9117	1.9513	1.9267
1	0	1	0	1.8961	1.8960	1.9355	1.9110
1	0	1	1	1.8975	1.8974	1.9413	1.9141
1	1	0	0	1.9204	1.9203	1.9598	1.9353
1	1	0	1	1.9127	1.9125	1.9565	1.9292
1	1	1	0	1.8967	1.8965	1.9405	1.9132
1	1	1	1	1.8982	1.8980	1.9463	1.9164
2	0	1	0	1.8970	1.8968	1.9408	1.9135
2	1	1	0	1.8982	1.8980	1.9463	1.9163
2	0	1	1	1.8984	1.8982	1.9466	1.9166
2	1	1	1	1.8996	1.8994	1.9522	1.9195

注:信息准则的对数似然函数值是在 skt 分布下的拟极大似然估计得到的,当 p_1, q_1, p_2, q_2 任一个大于 1 时的信息准则值都大于当 $p_1 = 1, p_2 = 1, q_1 = 1, q_2 = 0$ 时的信息准则值

通过表 3 中的计算结果表明:选择 SKT-ARFIMA(1, $d_1, 0$)-HYGARCH(1, $d_2, 0$) 模型是最合适的,因为该模型的 4 个信息准则有 3 个信息准则值达到最小。同理对其它 7 只股票型基金投资风格漂移日收益序列进行模型阶数的确定,得出相同的结论,具体计算结果略,有需要者可向作者索取。

下文将采用 SKT-ARFIMA(1, $d_1, 0$)-HYGARCH(1, $d_2, 0$) 模型对 8 只基金投资风格漂移日收益序列进行分析。

3.4 模型参数估计

利用上节介绍的 6 种风险测度模型,在模型参数估计方法上,本文不是采用极大似然估计法而是采用以数据说话的拟极大似然估计法,以提高参数估计精度。由于篇幅的限制,本文仅列出 8 只基金投资风格漂移日收益 SKT-ARFIMA(1, $d_1, 0$)-HYGARCH(1, $d_2, 0$) 模型的拟极大似然法参数估计结果,见表 4。其它模型参数估计结果有需要者可向作者索取。

表 4 8 只基金投资风格漂移日收益序列的 SKT-ARFIMA(1, $d_1, 0$)-HYGARCH(1, $d_2, 0$) 模型参数估计

基金代码	cst(M)	d_1	AR(1)	cst(V)	d_2	β	$\ln \xi$	ν	$\ln \hat{\alpha}$
110003	0.0035	-0.0145	0.1939	-0.0398	0.2005	0.1950	0.1488	7.6237	0.3510
	(0.8726)	(0.7883)	(0.0024)	(0.4135)	(0.0261)	(0.0093)	(0.0003)	(0.0001)	(0.1905)
200002	0.0028	0.0108	0.0975	-0.0018	0.2658	0.1400	0.0266	3.3886	0.2867
	(0.2814)	(0.7576)	(0.0361)	(0.1097)	(0.0080)	(0.1708)	(0.5029)	(0.0000)	(0.1347)
160605	0.0284	-0.0319	0.1065	0.0094	1.0141	0.8803	0.1079	8.0423	-0.0175
	(0.0550)	(0.5260)	(0.0846)	(0.0043)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0060)	(0.0000)	(0.0760)
320001	0.0101	0.0042	0.0929	0.0066	1.0256	0.8372	0.0499	6.0584	-0.0065
	(0.4492)	(0.9050)	(0.0451)	(0.0059)	(0.0000)	(0.0000)	(0.2081)	(0.0000)	(0.6868)
398001	0.0051	-0.0012	0.1220	0.0715	1.0060	0.6411	-0.0262	3.5276	-0.0722
	(0.7953)	(0.9419)	(0.0004)	(0.1168)	(0.0000)	(0.0000)	(0.4700)	(0.0000)	(0.4558)
400001	-0.0027	-0.0686	0.0628	0.0498	0.2791	0.0340	0.0241	6.5457	0.1307
	(0.8646)	(0.0947)	(0.2603)	(0.3762)	(0.0002)	(0.6151)	(0.5535)	(0.0000)	(0.3606)
100020	0.0147	0.0249	0.0872	0.0967	1.0215	0.7171	0.0437	4.9216	-0.0929
	(0.6246)	(0.5051)	(0.0838)	(0.0055)	(0.0000)	(0.0000)	(0.2643)	(0.0002)	(0.0619)
090004	0.0220	-0.0516	0.1756	0.1057	0.9699	0.5547	0.0687	4.2180	-0.2442
	(0.1630)	(0.1304)	(0.0003)	(0.0040)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0886)	(0.0000)	(0.0242)

注:在假定新生变量服从 skt 分布条件下采用拟极大似然估计得到,括号中的值为参数估计的 p 值

由表 4 中的模型参数估计结果发现:刻画序列收益过程的长记忆性参数 d_1 , 长城久泰中标普 300 指数、诺安平衡混合、富国天益价值股票等 3 只基金满足 $0 < d_1 < 0.5$, 说明该 3 只基金的投资风格漂移收益序列 $\{R_t\}$ 为长记忆平稳过程, 另外 5 只基金满足 $-0.5 < d_1 < 0$, 说明具有短记忆平稳过程; 刻画序列波动过程的长记忆性参数 d_2 , 8 只开放式基金均满足 $d_2 > 0$, 说明序列 $\{R_t\}$ 的波动过程具有长记忆性, 且易方达上证 50 指数、长城久泰中标普 300 指数、东方龙混合、大成精选

增值混合等 4 只基金还满足 $0 < d_2 < 1$, 进一步表明指数型基金投资风格漂移收益序列波动过程的记忆长度随着 d_2 的增大而增加。

3.5 模型检验

(1) 残差检验

为了对 SKT-ARFIMA(1, d_1 , 0)-HYGARCH(1, d_2 , 0) 模型估计结果的可靠性进行论证, 本文对其进行残差序列检验, 包括相关性和 ARCH 效应两种检验, 检验结果见表 5。

表 5 SKT-ARFIMA(1, d_1 , 0)-HYGARCH(1, d_2 , 0) 模型估计的残差检验结果

基金代码	残差相关性检验: Q 统计量			残差平方相关性检验: Q ² 统计量			ARCH-LM 检验		
	Q(10)	Q(20)	Q(30)	Q ² (10)	Q ² (20)	Q ² (30)	ARCH(2)	ARCH(5)	ARCH(10)
110003	10.8749 (0.2844)	22.1582 (0.2765)	30.8859 (0.3708)	4.0189 (0.9102)	7.0544 (0.9939)	13.5514 (0.9934)	0.1022 (0.9029)	0.5729 (0.7208)	0.3967 (0.9485)
200002	3.5837 (0.9366)	19.2455 (0.4412)	24.0621 (0.7259)	0.4958 (0.9999)	0.6855 (1.0000)	0.8463 (1.0000)	0.1732 (0.8410)	0.0738 (0.9961)	0.0482 (1.0000)
160605	12.3483 (0.1944)	20.6541 (0.3562)	26.1120 (0.6195)	3.8103 (0.9235)	21.9631 (0.2861)	32.1895 (0.3116)	0.0822 (0.9211)	0.3194 (0.9015)	0.3926 (0.9503)
320001	6.0134 (0.7386)	14.7618 (0.7376)	23.2708 (0.7640)	1.1971 (0.9988)	1.4413 (1.0000)	1.7648 (1.0000)	0.3190 (0.7270)	0.1716 (0.9731)	0.1164 (0.9997)
398001	0.4555 (0.9999)	0.7794 (1.0000)	1.5090 (1.0000)	0.0099 (1.0000)	0.0200 (1.0000)	0.0289 (1.0000)	0.0009 (0.9991)	0.0009 (1.0000)	0.0010 (1.0000)
400001	11.5394 (0.2405)	31.2729 (0.0377)	43.6095 (0.0400)	10.9178 (0.2814)	24.0484 (0.1943)	29.3670 (0.4461)	0.3933 (0.6749)	0.4895 (0.7843)	1.0558 (0.3939)
100020	1.8442 (0.9937)	3.5074 (0.9999)	9.1121 (0.9998)	0.0152 (1.0000)	0.0319 (1.0000)	0.0443 (1.0000)	0.0013 (0.9987)	0.0015 (1.0000)	0.0015 (1.0000)
090004	2.4864 (0.9812)	4.8303 (0.9996)	7.3991 (0.9999)	0.0101 (1.0000)	0.0208 (1.0000)	0.0313 (1.0000)	0.0013 (0.9987)	0.0009 (1.0000)	0.0010 (1.0000)

注: 括号中的数字为对应统计量的 p 值; $Q(i)$, $Q^2(i)$ 分别为标准残差与残差平方序列的滞后 i 阶的 Q 统计量; $ARCH(k)$ 表示残差序列的滞后 k 阶的 ARCH-LM 统计量。

由表 5 中的残差检验结果容易发现: 8 只开放式基金投资风格漂移日收益序列经 SKT-ARFIMA(1, d_1 , 0)-HYGARCH(1, d_2 , 0) 模型估计后的残差序列在 0.03 显著性水平下均不能拒绝“不存在序列相关”和“不存在 ARCH 效应”的原假设, 即该模型能较好的刻画开放式基金投资风格漂移日收益序列的相关性和异方差性。

(2) 各种 VaR 风险测度模型的回测检验与动态分位数测试

为了对基金投资风格漂移风险进行有效控制, 其关键问题就是对漂移风险进行准确测度, 风险测度失效必然导致风险控制失败。根据 VaR 定义, 在一定分位数下, 若 $VaR \geq R_t$, 那么该风险测度模型在第 t 天是有效的, 否则就认为失效。下面运用 VaR 回测检验中的 LRT 与 DQR 两种方法对

不同风险测度模型的准确性与精度进行检验。为了对比不同风险测度模型的精度, 选择 0.05, 0.025, 0.01, 0.005, 0.0025 分位数, 如果模型在某个显著性水平下能够同时通过两种方法检验, 说明该模型是可靠的, LRT 和 DQR 检验结果分别见表 6 和表 7。

综合表 6 与表 7 中的 VaR 风险值的 LRT 和 DQR 回测检验结果, 可得到以下 4 点结论:

① 从新生变量分布刻画能力上看: 基于 skt 分布计算的 VaR 值, 在不同分位数下, 各种模型均能较好对基金投资风格漂移风险进行测度, 而且很少有模型拒绝原假设 (除了 200002 的低分位数下的 EGARCH 模型、398001 和 090004 的 FIAPARCH 模型以及在 0.9975 高分位数下的一些空头 VaR 模型没有通过检验)。这也表明在我国新兴的基金市

场中,skt 分布能较好刻画基金收益序列的分布特征,而以往基于正态等对称分布模型失效。

表 6 VaR 风险测度的 LRT 检验结果

基金/模型	分位数	VaR for long position					VaR for short position				
		0.05	0.025	0.01	0.005	0.0025	0.95	0.975	0.99	0.995	0.9975
110003	RiskMetrics	0.6524	0.5561	0.2114	0.4353	0.1989	0.4760	0.6852	0.8901	0.4353	0.5816
	GARCH	0.8228	0.9737	0.4794	0.2034	0.1989	0.7183	0.4605	0.0715	0.2034	0.5816
	EGARCH	0.2907	0.7279	0.8744	0.2034	0.1989	0.2696	0.8758	0.4361	0.4353	0.9451
	FIGARCH	0.2175	0.1393	0.0768	0.3782	0.5816	0.0248	0.2595	0.8744	0.9224	0.5816
	FIAPARCH	0.7183	0.5561	0.8901	0.4353	0.5816	0.6537	0.4605	0.1481	0.4353	0.5816
	HYGARCH	0.7183	0.6852	0.4794	0.2034	0.5816	0.7183	0.1212	0.1481	0.0690	0.5816
200002	RiskMetrics	0.2299	0.3880	0.6431	0.9224	0.5338	0.3988	0.1393	0.2114	0.1095	0.2585
	GARCH	0.3379	0.1212	0.0715	0.9224	0.9451	0.9299	0.8257	0.3263	0.3782	0.9451
	EGARCH	0.0000	0.0000	0.0026	0.0690	0.1989	0.1376	0.1212	0.0715	0.2034	0.0000
	FIGARCH	0.6183	0.0284	0.4361	0.9224	0.9451	0.2175	0.2595	0.3263	0.0522	0.1089
	FIAPARCH	0.3598	0.4605	0.4361	0.6179	0.9451	0.3300	0.4413	0.1305	0.2122	0.1089
	HYGARCH	0.3799	0.4158	0.4481	0.7438	0.9451	0.6537	0.6852	0.4794	0.2122	0.5338
160605	RiskMetrics	0.2175	0.1923	0.3263	0.4353	0.5816	0.6537	0.2595	0.1305	0.6179	0.5338
	GARCH	0.7524	0.2595	0.0715	0.2034	0.5816	0.5244	0.8257	0.6431	0.7438	0.5338
	EGARCH	0.3300	0.5561	0.1481	0.4353	0.5816	0.8558	0.0987	0.3263	0.9224	0.9451
	FIGARCH	0.1059	0.3423	0.8901	0.4353	0.5816	0.7524	0.2595	0.6698	0.9224	0.9451
	FIAPARCH	0.4760	0.4413	0.8744	0.4353	0.5816	0.8228	0.4413	0.6431	0.9224	0.9451
	HYGARCH	0.4696	0.5561	0.1481	0.4353	0.5816	0.9299	0.4595	0.8901	0.7438	0.9451
320001	RiskMetrics	0.6558	0.5561	0.6431	0.4353	0.5816	0.3988	0.4413	0.8744	0.9224	0.9451
	GARCH	0.7183	0.7279	0.1481	0.2034	0.1989	0.9623	0.7279	0.4361	0.4353	0.5816
	EGARCH	0.6537	0.8257	0.4361	0.2034	0.0000	0.3598	0.3489	0.1481	0.2034	0.5816
	FIGARCH	0.4760	0.4413	0.8901	0.2034	0.1989	0.3988	0.8257	0.6698	0.4353	0.5338
	FIAPARCH	0.4760	0.6852	0.2688	0.4353	0.5816	0.8558	0.7279	0.6431	0.2034	0.5816
	HYGARCH	0.6537	0.8758	0.2481	0.0139	0.0000	0.9623	0.9737	0.4361	0.4353	0.5816
398001	RiskMetrics	0.3988	0.3489	0.5431	0.0690	0.1989	0.0340	0.5561	0.8901	0.9224	0.9451
	GARCH	0.1033	0.0784	0.0715	0.0139	0.1989	0.2696	0.6852	0.8744	0.4353	0.0000
	EGARCH	0.1799	0.1794	0.0100	0.0139	0.1989	0.6537	0.5880	0.1481	0.9224	0.1989
	FIGARCH	0.1033	0.0284	0.0005	0.0139	0.1989	0.6537	0.8257	0.6431	0.0690	0.0000
	FIAPARCH	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
	HYGARCH	0.4379	0.4212	0.6026	0.0139	0.1989	0.7059	0.5561	0.8744	0.2034	0.0000
400001	RiskMetrics	0.2696	0.4413	0.3263	0.9224	0.9451	0.7524	0.2595	0.0232	0.0231	0.1089
	GARCH	0.5612	0.8758	0.4361	0.2034	0.1989	0.7183	0.8257	0.2114	0.6179	0.5338
	EGARCH	0.3988	0.5880	0.6431	0.2034	0.0000	0.3598	0.8758	0.0768	0.3782	0.5338
	FIGARCH	0.8558	0.5880	0.4361	0.0690	0.1989	0.5244	0.9740	0.1305	0.1095	0.5338
	FIAPARCH	0.5612	0.7279	0.8744	0.2034	0.1989	0.6183	0.7279	0.0768	0.0231	0.9451
	HYGARCH	0.8228	0.5880	0.6431	0.4353	0.5816	0.7183	0.7279	0.0768	0.1095	0.9451
100020	RiskMetrics	0.2696	0.9737	0.4361	0.2034	0.9451	0.4760	0.3489	0.2688	0.2034	0.5816
	GARCH	0.7299	0.1794	0.0294	0.4353	0.5816	0.6183	0.4605	0.2688	0.4353	0.1989
	EGARCH	0.6537	0.9737	0.4361	0.6179	0.5816	0.1376	0.0158	0.0100	0.0690	0.1989
	FIGARCH	0.2907	0.0784	0.0715	0.2034	0.1989	0.5244	0.1212	0.0294	0.2034	0.1989
	FIAPARCH	0.4760	0.4605	0.2688	0.9224	0.9451	0.5244	0.0083	0.0294	0.0690	0.5816
	HYGARCH	0.8228	0.9550	0.4715	0.4353	0.5816	0.8228	0.7279	0.2688	0.4353	0.1989
090004	RiskMetrics	0.3598	0.8758	0.8744	0.7438	0.5816	0.0127	0.4413	0.8744	0.3782	0.5816
	GARCH	0.8228	0.5561	0.2688	0.2034	0.1989	0.6183	0.9737	0.2688	0.0690	0.1989
	EGARCH	0.9623	0.9737	0.2688	0.2034	0.1989	0.7183	0.8257	0.1481	0.4353	0.0000
	FIGARCH	0.2907	0.4605	0.0026	0.0139	0.1989	0.2307	0.1794	0.0100	0.0139	0.0000
	FIAPARCH	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
	HYGARCH	0.9623	0.9852	0.0715	0.0690	0.1989	0.7379	0.9737	0.2688	0.2034	0.1989

注:表中各模型均是基于 skt 分布下估计的,数据为失败率所对应的 Kupiec 似然比统计量的 p 值,NaN 为空值,其它模型的方差方程均设为 GARCH(1,1)形式,FIGARCH 和 FIAPARCH 采用的均是 BBM 模型。

表 7 VaR 风险测度的 DQR 检验结果

基金/模型 \ 分位数		VaR for long position					VaR for short position				
		0.05	0.025	0.01	0.005	0.0025	0.95	0.975	0.99	0.995	0.9975
110003	RiskMetrics	0.4954	0.5950	0.8703	0.9906	0.7371	0.1055	0.5076	0.3276	0.9906	0.9988
	GARCH	0.8132	0.5768	0.9681	0.8577	0.7371	0.1217	0.0074	0.5076	0.8577	0.9988
	EGARCH	0.6877	0.4358	0.9966	0.8577	0.7371	0.3369	0.3106	0.9821	0.9906	1.0000
	FIGARCH	0.5985	0.0805	0.6873	0.9885	0.9988	0.0980	0.5875	0.9966	0.9999	0.9988
	FIAPARCH	0.7584	0.4715	0.9947	0.9906	0.9988	0.3295	0.0925	0.7869	0.9906	0.9988
	HYGARCH	0.8546	0.4375	0.9681	0.8577	0.9988	0.5566	0.5262	0.7869	0.3101	0.9988
200002	RiskMetrics	0.5345	0.4524	0.1002	0.9999	0.9990	0.1288	0.1061	0.5465	0.8934	0.9851
	GARCH	0.5794	0.3437	0.5076	0.9999	1.0000	0.0059	0.0069	0.1880	0.9885	1.0000
	EGARCH	0.0000	0.0000	0.0004	0.3101	0.7371	0.0653	0.3820	0.5076	0.8577	0.0000
	FIGARCH	0.4860	0.1396	0.9821	0.9999	1.0000	0.8430	0.5223	0.9307	0.7994	0.9380
	FIAPARCH	0.6322	0.1038	0.9821	0.9985	1.0000	0.5113	0.6464	0.7874	0.9567	0.9380
	HYGARCH	0.6223	0.1691	0.7869	0.9998	1.0000	0.7811	0.5983	0.9681	0.9567	0.9990
160605	RiskMetrics	0.5672	0.2863	0.0006	0.9906	0.9988	0.3228	0.6167	0.1640	0.0009	0.9990
	GARCH	0.7072	0.3197	0.5076	0.8577	0.9988	0.8206	0.4953	0.9946	0.9998	0.9990
	EGARCH	0.7359	0.6335	0.0002	0.9906	0.9988	0.4642	0.4069	0.1883	0.9999	1.0000
	FIGARCH	0.5151	0.6681	0.0063	0.9906	0.9988	0.5281	0.6958	0.4462	0.9999	1.0000
	FIAPARCH	0.8928	0.6585	0.0012	0.9906	0.9988	0.8038	0.4560	0.9946	0.9999	1.0000
	HYGARCH	0.7732	0.8332	0.7869	0.9906	0.9988	0.9312	0.6958	0.3446	0.9998	1.0000
320001	RiskMetrics	0.9468	0.7739	0.9946	0.9906	0.9988	0.0606	0.2021	0.0110	0.9999	1.0000
	GARCH	0.8301	0.8028	0.7869	0.8577	0.7371	0.5996	0.8649	0.0306	0.9906	0.9988
	EGARCH	0.8899	0.8535	0.9821	0.8577	0.0000	0.4969	0.7413	0.7869	0.8577	0.9988
	FIGARCH	0.9105	0.5652	0.9947	0.8577	0.7371	0.3584	0.6716	0.4323	0.9906	0.9990
	FIAPARCH	0.7264	0.8241	0.0056	0.9906	0.9988	0.6471	0.9115	0.9946	0.8577	0.9988
	HYGARCH	0.9505	0.8757	0.7869	0.0009	0.0000	0.4438	0.8684	0.9821	0.9906	0.9988
398001	RiskMetrics	0.8724	0.2502	0.9946	0.3101	0.7371	0.0374	0.4763	0.9947	0.9999	1.0000
	GARCH	0.2056	0.3590	0.5076	0.0009	0.7371	0.0236	0.6203	0.9966	0.9906	0.0000
	EGARCH	0.0950	0.5119	0.0265	0.0009	0.7371	0.3500	0.8418	0.7869	0.9999	0.7371
	FIGARCH	0.1476	0.1426	0.0000	0.0009	0.7371	0.4430	0.8535	0.9946	0.3101	0.0000
	FIAPARCH	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
	HYGARCH	0.2899	0.5262	0.0004	0.0009	0.7371	0.4304	0.6090	0.9966	0.8577	0.0000
400001	RiskMetrics	0.8030	0.6678	0.5392	0.9999	1.0000	0.0420	0.0823	0.2267	0.1243	0.0000
	GARCH	0.7414	0.6666	0.9821	0.8577	0.7371	0.3354	0.7212	0.2389	0.9985	0.9990
	EGARCH	0.8075	0.9045	0.9946	0.8577	0.0000	0.0887	0.1038	0.2910	0.0000	0.0000
	FIGARCH	0.9018	0.9045	0.9821	0.3101	0.7371	0.0461	0.4034	0.5389	0.0627	0.0000
	FIAPARCH	0.8681	0.9455	0.9966	0.8577	0.7371	0.0590	0.0688	0.3153	0.1243	0.0000
	HYGARCH	0.8906	0.9045	0.9946	0.9906	0.9988	0.4605	0.4938	0.3153	0.0627	1.0000
100020	RiskMetrics	0.5266	0.9978	0.0000	0.8577	1.0000	0.3132	0.0025	0.0000	0.8577	0.9988
	GARCH	0.7063	0.4435	0.1925	0.9906	0.9988	0.7665	0.3878	0.9321	0.9906	0.7371
	EGARCH	0.6347	0.7507	0.0000	0.0000	0.9988	0.0185	0.0163	0.0265	0.3101	0.7371
	FIGARCH	0.6228	0.2025	0.5076	0.8577	0.7371	0.9321	0.0403	0.1925	0.8577	0.7371
	FIAPARCH	0.3919	0.0408	0.0000	0.0000	1.0000	0.4748	0.0041	0.1925	0.3101	0.9988
	HYGARCH	0.7265	0.5991	0.5076	0.9906	0.9988	0.8537	0.1198	0.9321	0.9906	0.7371
090004	RiskMetrics	0.9211	0.6166	0.0172	0.9998	0.9988	0.0115	0.0582	0.2097	0.9885	0.9988
	GARCH	0.9148	0.5123	0.9321	0.8577	0.7371	0.0952	0.7619	0.9321	0.3101	0.7371
	EGARCH	0.6296	0.0769	0.9321	0.8577	0.7371	0.5858	0.5813	0.0002	0.9906	0.0000
	FIGARCH	0.3583	0.8061	0.0004	0.0009	0.7371	0.4444	0.5744	0.0265	0.0009	0.0000
	FIAPARCH	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
	HYGARCH	0.9892	0.6787	0.5076	0.3101	0.7371	0.1472	0.7619	0.9321	0.8577	0.7371

注:表中各模型均是基于 skt 分布下估计的,数据为对应的 DQR 检验统计量的 p 值,NaN 为空值,其它模型的方差方程均设为 GARCH (1,1)形式,FIGARCH 和 FIAPARCH 采用的均是 BBM 模型。

②从测度效果上看:HYGARCH 模型的 p 值总体都比其它模型要大,说明该模型的精度更高,风险测度精度更稳健,尤其在多头 0.05、空头 0.95 等

低分位数下,该模型的拟合效果最佳;其次是 GARCH 模型, p 值也基本都比另外 4 个模型要大。这也表明在实际运用中,在充分考虑收益序列的偏

度、尖峰与厚尾特征之后,GARCH 模型也是一个足够精确的选择。该结论与 Hansen 和 Lunde(2005)通过比较分析了 330 个 ARCH 族模型的条件波动率刻画能力之后得到的实证结果相一致^[22]。

③从其它 4 种模型稳健性上看:在多头 0.01、0.005、0.0025 和空头 0.99、0.995、0.9975 等低分位数水平下,RiskMetrics、EGARCH、FIGARCH 和 FIAPARCH 模型都出现不同程度的低估风险现象,表明其它模型具有不稳定的风险测度效果。

④从两种模型检验方法上看:LRT 回测检验和 DQR 动态分位数测试的结果大体一致,均表明 HYGARCH 模型要比其它模型更稳健,检验统计量的 p 值比其它模型都有所提高,该模型具有较好的风险测度能力;skt 分布能较好刻画基金投资风格漂移日收益序列的分布特征。同时,也表明该方法具有一致的模型检验效果。

(3) skt 分布的 Person 吻合度检验

Palm 和 Vlaar(1997)发现 Pearson χ^2 吻合度检验能够比较真实分布和理论分布的接近程度^[23],检验步骤是将标准化残差序列 $\{\hat{\epsilon}_t\}$ 按大小分成 g 个单元, n_i 是第 i 个单元的观测数,在理论分布是真实分布的原假设下,构建统计量 $P(g) = \sum_{i=1}^g \frac{(n_i - E(n_i))^2}{E(n_i)}$ 的渐进分布界于 $\chi^2(g-1)$ 与 $\chi^2(g-k-1)$ 之间, k 是参数个数,并指出对样本容量 $T=2252$,可设 $g=50$ 。对于本文的研究样本容量 $T=1153$,这里大约取 $g=30$ 。Person 吻合度检验结果见表 8。

表 8 修正的 Person χ^2 吻合度检验

基金代码	Cells(g)	Statistic	p 值($g-1$)	p 值($g-k-1$)
110003	30	26.8352	0.5806	0.1400
200002	30	33.3400	0.2643	0.0310
160605	30	26.8873	0.5778	0.1385
320001	30	24.4935	0.7042	0.2215
398001	30	17.3643	0.9562	0.6292
400001	30	16.5317	0.9690	0.6831
100020	30	26.3669	0.6058	0.1540
090004	30	32.5074	0.2981	0.0382

注: k 表示参数的个数,这里 $k=9$

从表 8 中的 Person 吻合度检验结果可知:在 0.03 显著性水平下均不能拒绝服从 skt 分布的原假设,即由 ARFIMA(1, d_1 , 0)-HYGARCH(1, d_2 , 0) 模型所生成的新生变量的真实分布是 skt 分布。

4 结语

本文在量化基金投资风格漂移收益的基础上,

引入 skt 分布对其收益序列的有偏、尖峰与厚尾特征进行刻画,以此构建出 VaR-GARCH 族模型来对基金投资风格漂移风险进行测度研究,通过运用 4 个信息判断准则选择 ARFIMA(1, d_1 , 0)-HYGARCH(1, d_2 , 0) 模型来捕捉股票型基金投资风格漂移日收益序列的双长记忆性与异方差性,并运用回测检验中的 LRT 和 DQR 方法对不同风格漂移风险测度模型的准确性与精度进行了检验。实证结果表明:基于 skt 分布计算的 VaR 值,在不同分位数下,各种模型基本能较好对基金投资风格漂移风险进行测度,而且很少有模型拒绝原假设;Person 吻合度检验也证实了 skt 分布适合刻画投资风格漂移收益序列的分布特征,具有较高的可靠性与精度;ARFIMA(1, d_1 , 0)-HYGARCH(1, d_2 , 0) 模型展示出比本文选择的其它 5 种 GARCH 族模型具有一定优越的风险测度效果。同时还发现在实际应用中,在充分考虑收益序列的偏度、尖峰和厚尾特征之后,GARCH(1, 1) 模型也具有较好的波动率刻画能力,该结论进一步验证了大量文献研究中普遍采用 GARCH(1, 1) 模型来刻画条件波动率的合理性。

股票型基金发生投资风格漂移是个普遍现象,而投资风格漂移是把双刃剑,若我们不提前加以防范与控制,带来的风险后果可能是灾难性的。综合已有文献不难发现,对基金投资风格漂移风险进行测度与控制研究至今仍是空白,也是当前一个非常重要而紧迫的课题。目前,有关分形理论在金融风险中的应用正逐渐成为风险管理研究中的热点课题,本文的研究方法为分形市场条件下的基金投资风格漂移风险测度和风险管理工作提供了一些有益的理论借鉴和方法基础。在分形市场现实背景下,该如何挖掘出基金净值波动背后更有用的价值信息,进一步运用多重分形理论来构建出基金投资风格漂移控制策略模型是下一步重点研究的方向。

参考文献:

- [1] 牛丽静. 揭密基金风格漂移[N]. 财经时报, (B04), 2006, 08. 21.
- [2] 高清华. 基金投资风格漂移带来了什么[N]. 中国证券报, (A13), 2007. 06. 04.
- [3] 付建利. 刘治平:基金投资最大问题是风格漂移[N]. 证券时报, (B04), 2009. 11. 9.
- [4] 陈学华, 杨辉耀. VaR-APARCH 模型与证券投资风险量化分析[J]. 中国管理科学, 2003, 11(1): 22-27.
- [5] 肖智, 傅肖肖, 钟波. 基于 EVT-BM-FIGARCH 的动态 VaR 风险测度[J]. 中国管理科学, 2008, 16(4): 18-23.

- [6] 林宇,卫贵武,魏宇,谭斌. 基于 Skew-t-FIAPARCH 的金融市场动态风险 VaR 测度研究[J]. 中国管理科学, 2009,17(6):17-24.
- [7] Wu, P. T., Shieh, S. J.. Value-at-Risk analysis for long term interest rate futures: Fat-tail and long memory in return innovations [J]. Journal of Empirical Finance, 2007,14(1): 248-259.
- [8] Lee, M. C., Chiu, C. L., Cheng, W. H.. Modeling Value-at-Risk for oil prices using a bootstrapping approach[J]. International Research Journal of Finance and Economics, 2010,(40):7-19.
- [9] 秦拯,陈收,邹建军. VaR 模型的计算方法及其评析[J]. 系统工程, 2005,23(7):12-16.
- [10] Cuthbertson, K, Nitzsche, D., 朱波译. 数量金融经济学 [M]. 成都:西南财经大学出版社, 2008.
- [11] Fernandez, C., Steel, M. F. J.. On bayesian modeling of fat tails and skewness[J]. Journal of the American Statistical Association, 1998,93(441):359-371.
- [12] Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., Ebens, H.. The distribution of realized stock return volatility[J]. Journal of Financial Economics, 2001,61(1):43-76.
- [13] Davidson, J.. Moment and memory properties of linear conditional heteroscedasticity models, and a new model [J]. Journal of Business and Economic Statistics, 2004, 22(1):16-29.
- [14] Kwan, W., Li, W. K., Li, G. P.. On the estimation and diagnostic checking of the ARFIMA-HYGARCH model[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2010, (7):1-13.
- [15] Giot, P., Laurent, S.. Value-at-Risk for long and short trading positions[J]. Journal of Applied Econometrics, 2003,18(6):641-663.
- [16] Morgan, J. P.. RiskMetrics Technical Document[M]. New York: Morgan Trust Company Global Research, 1994.
- [17] Jorion, P.. Risk: Measuring the risk in Value at Risk [J]. Financial Analysts Journal, 1996, 52(6):47-56.
- [18] Laurent S., Peters, J. P.. GARCH 2.2: An Ox Package for estimating and forecasting various ARCH models[J]. Journal of Economic Surveys, 2002, 16(3):447-484.
- [19] 戴志敏. 我国开放式基金的风格趋同性研究[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版), 2003, 33(4):33-39.
- [20] Idzorek, T. M., Bertsch, F.. The style drift score[J]. Journal of Portfolio Management, 2004, 31(1): 76-83.
- [21] Sharpe, W. F.. Asset allocation: Management style and performance measurement [J]. Journal of Portfolio Management, 1992, 18(2):7-19.
- [22] Hansen, P. R., Lunde, A. A.. Forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1) [J]? Journal of Applied Econometrics, 2005, 20(7): 873-889.
- [23] Palm, F. C., Vlaar, P. J. G.. Simple diagnostic procedures for modeling financial time series [J]. Allgemeines Statistisches Archiv, 1997, (81):85-101.

A Research on Investment Style Drift Risk Measure of Stock Funds Based on SKT-ARFIMA-HYGARCH-VaR Model

XU Lin, SONG Guang-hui, GUO Wen-wei

(1. School of Economics and Commerce, South China University of Technology, Guangdong 510006, China;

2. School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

3. Finance Department, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Fund investment style drift is a double-edged sword, in obtaining short-term excess returns, while also reflects the enormous drift risk. This paper chooses 8 open-end stock funds for the research sample founded in 2004, introduces skewed- t distribution to depict new variables based on the peaks and heavy tails characters of fund investment style drift return series, adopt ARFIMA-HYGARCH-VaR model to measure fund investment style drift risk value, and with 5 kinds of the RiskMetrics and GARCH family models to comparative analysis the VaR risk measures accuracy under skt distribution, and make fails back-test and dynamic quantile test for various VaR risk measure models, research results show that: In the different confidence level, the VaR value is more accurate based on ARFIMA-HYGARCH model; Person goodness of fit test confirms skt distribution can be well fitted for investment style drift return series. The conclusion of this study is undoubtedly of great theoretical and practical significance for controlling the investment style drift and standarding the fund products innovation and distribution.

Key words: fund investment style; investment style drift; style drift risk; SKT-HYGARCH-VaR model; model backtesting