

中国股票市场存在特质波动率之谜吗?^①

——基于分位数回归模型的实证分析

熊和平¹, 刘京军^{2*}, 杨伊君¹, 周靖明¹

(1. 武汉大学经济与管理学院, 武汉 430072; 2. 中山大学岭南学院, 广州 510275)

摘要: 选取我国沪深 A 股所有股票作为研究对象, 采用 OLS 回归残差标准差提取和 GARCH (1, 1) 加权平均等两种方法估计特质波动率, 并利用 Fama-MacBeth 横截面回归法和分位数回归法对特质风险与股票预期回报之间的相关关系进行了实证研究. 发现: OLS 回归结果表明我国股票市场的特质波动率与股票预期回报之间呈现负相关关系, 但在统计上不显著; 分位数回归则表明我国股票市场的特质波动率风险与股票预期回报之间的关系是随着分位水平的变化而变化的, 特质风险在低分位水平下与股票预期回报呈显著负相关关系, 而在高分位水平下则与股票预期回报之间呈显著正相关关系.

关键词: 特质波动率; 股票横截面收益; 分位数回归

中图分类号: F830.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2018)12-0037-17

0 引言

自 Ang 等^[1]提出“特质波动率之谜”以来, 股票的特质风险定价问题引起了研究人员的普遍关注, 大量的文献从不同的角度展开研究. 从近期的研究现状来看国外的研究可以分为两个方面, 一是比较经典主流研究的延续, 主要集中在是否存在特质波动率之谜, 如 Han 等^[2]、Malagon 等^[3]、Zaremba 等^[4], 等和如何解释特质波动率之谜, 如 Chabi-Yo 等^[5]、Chen 等^[6]、Hou 等^[7] 和 Egginton 等^[8] 两个方面; 二是研究特质波动率的相关性质和应用, 如特质波动的总趋势 Nam 等^[9] 特质波动与有限套利 Gu^[10] 等.

相关问题国内的研究也早已开始, 除了早期的研究成果之外, 近年来的研究主要包括两个方面: 一是继续沿着国外主流的方法探讨我国资本市场上是否存在特质波动率之谜, 并试图对其进行解释, 如刘维奇等^[11] 基于 CAPM 模型的方法来提取特质风险度量指标, 对我国 A 股市场特质风

险与横截面回报二者之间的关系进行了研究, 研究结果发现二者是呈现显著的负相关的. 他们试图从投资者投资偏好的角度解释“特质波动率之谜”的成因. 郑振龙等^[12] 结合特质偏度来研究我国股票市场“特质波动率之谜”, 他们发现在控制特质偏度之后, 原本显著的滞后一期特质波动率与预期收益之间的负相关关系变得不再显著. 杨华蔚等^[13] 尝试通过构建理论模型, 从外部风险和异质信念角度来解释特质波动之谜. 二是将研究视角进行拓展而不是仅限于特质波动率本身, 如郑振龙等^[14] 将研究视角拓展到方差和偏度的定价上; 陈蓉等^[15] 则将研究重点转移到波动率偏斜上.

事实上国内外学者关于是否存在“特质波动率之谜”的现象还存在分歧, 本文选取我国股市为研究对象, 采用分位数回归方法对我国股市是否存在“特质波动率之谜”进行了研究, 得出了一些有趣的结论.

① 收稿日期: 2015-11-19; 修订日期: 2018-05-29.

基金项目: 国家自然科学基金资助创新研究群体项目(71721001); 国家自然科学基金资助项目(71771220; 71571195).

通讯作者: 刘京军(1972—), 男, 湖北荆门人, 博士, 副教授. Email: liujj@mail.sysu.edu.cn

与已有文献不同主要体现在三个方面:首先,在数据的选择和处理方面,选择了研究时间区间内的所有沪深 A 股股票,选择适当的估计窗口,并在相应窗口内按一定的规则对样本进行取舍,用以避免“幸存偏误”;在计算公司的账面市值比时,对研究区间内时点进行了适度的划分.第二,在特质波动率的提取方面,本文同时采用了传统的 Fama-French 三因素模型回归法和 GARCH 模型两类截然不同的方法.前者是利用 Fama-French 三因素模型回归所得到的残差的标准差作为特质波动率的衡量指标,该方法也是目前学者们研究中应用的最广泛的方法,国内学者在相关研究中大多采用此法.第三、在相关关系的研究方面.以往诸多学者的研究中一般都是通过简单的 Fama-MacBeth 横截面回归中特质波动率的回归系数的符号以及显著性来判断其与股票横截面回报之间的关系,并以得到的结果为主要依据来断定是否存在“特质波动率之谜”.然而,众所周知,简单的多元回归需要设定严苛的条件,同时多元回归仅通过一条曲线,很难全面概况在各种情形下解释变量特质波动率与被解释变量股票横截面回报的关系,由此所得到的结论往往也存在着一定的偏颇.本文借鉴 Wan 等^[16]和 Harmindar 等^[17]的分位数回归方法对不同预期收益分位水平下二者之间的关系进行研究,相比于传统简单的 OLS 回归而言,分位数回归能够更加全面的分析在不同情形下二者的关系.

1 研究设计

1.1 数据选择和处理

本文选取 2000 年 1 月 4 日至 2014 年 12 月 31 日之间的 15 年作为研究区间,共包含 3 627 个交易日.选择沪深两市所有 2 735 家上市公司作为研究对象(包含创业板上市公司).本文所采用的上市公司日收益数据、日市值数据、账面市值比数据、无风险利率数据,市场日收益数据都来自国泰安数据库(CSMAR).Fama-French 三因子日数据,即市场超额收益因子、市值因子和账面市值比因子均来源于锐思数据库(RESSET),各个因子数据所采取的加权方式为总市值加权.

在数据处理方面,以往的研究通常剔除带 ST、* ST 的公司,这样 2 735 家上市公司经剔除最终只剩下 1 000 多家公司,由此得到的研究结果难免会存在一些偏差,产生所谓的幸存偏误.为了避免这种偏误,本文选择了全部上市公司,并对数据缺失公司进行一定的处理:引入代表上市公司在每个交易日的交易状态变量,在任何一个研究窗口内,对期间不满足相关条件(账面价值为负)、非正常交易的公司(如带 ST 和 * ST,停牌)、存在大量数据缺失的公司(数据缺失占到研究区间的 20% 以上)进行剔除.用通过状态变量筛选出的公司进行研究,由此最大限度地利用现有的数据,同时对不符合条件的公司进行了剔除.

关于账面价值数据的选取.由于在研究中,需要计算个股的日账面市值比数据,本文采用所有者权益合计代表账面价值,市值则用总市值数据表示.上市公司的股价每天都在变化,因此总市值也是每天变化的,而所有者权益合计只有在财务报表发布的时候才会更新.根据我国目前公司财务报表公布时间的规定,在计算某个交易日相关变量时,按表 1 将一年中不同时间段的财务报表数据进行对应,这样可避免使实证结果产生偏差.

表 1 不同时段所使用的财务报表数据
Table 1 Financial data for different time

时间段	所使用报表数据来源
t 年 1 月 1 日 ~ t 年 4 月 30 日	$t-1$ 年三季报
t 年 5 月 1 日 ~ t 年 8 月 31 日	t 年一季报
t 年 9 月 1 日 ~ t 年 10 月 31 日	t 年半年报
t 年 11 月 1 日 ~ t 年 12 月 31 日	t 年三季报

1.2 研究方法

1.2.1 特质波动率的计算

不同学者常采用不同的特质波动率计算方法,而不同的计算方法可能会导致最终研究所得到的相关关系大不一样.因此,本文同时采用了 OLS 回归法和 GARCH(1,1) 模型法来提取特质波动率,以探究我国是否存在“特征波动率之谜”的现象.OLS 回归法是利用取 Fama-French 的三因子模型提取

$$y_{i,t} = \alpha_i + \beta_{MKT,t} r_{MKT,t} + \beta_{SMB,t} SMB_t + \beta_{HML,t} HML_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中 $y_{i,t}$ 表示第 i 只股票第 t 日的相对于无风险利率的超额收益率, 无风险利率采用日化的一年期存款利率. $r_{MKT,t}$ 表示第 t 日市场组合相对于无风险利率的超额收益率(即市场因子), $SMB_{i,t}$ 表示公司的规模因子, $HML_{i,t}$ 表示公司的账面市值比因子(即价值因素). $\beta_{MKT,i}$, $\beta_{SMB,i}$ 和 $\beta_{HML,i}$ 分别是三个因素的回归系数. 用 $\varepsilon_{i,t}$ 的标准差作为特质波动率的度量指标

$$Ivol_i = std(\varepsilon_{i,t}) \quad (2)$$

每个股票的月度特质波动率数据可以通过下面的式(3)由月度数据得到, 即

$$Ivol_{i,k} = \sqrt{N}std(\varepsilon_{i,t}) \quad (3)$$

其中 $Ivol_{i,k}$ 表示第 i 个股票在第 k 月的月特质波动率. N 为第 k 月股票 i 正常交易的交易日数目(如果正常交易的交易日数目不足这个月总交易日天数的 80%, 该股票在这个月将不会纳入研究范畴). $SMB_{i,t}$ 和 $HML_{i,t}$ 的相关数据取自锐思数据库(RESSET). 与以往的研究不同的是, 本文不是在各个月份内进行 Fama-French 三因素模型的回归, 而是在计算出股票日超额收益、市场组合日超额收益、公司规模因子日数据以及公司账面市值比日数据四个时间序列之后, 以一个固定长度的窗口进行滚动回归, 这样可以使回归不用受到自然月份的限制.

GARCH 在以往的关于特质波动率的研究中应用比较广泛, 例如 Fu^[18] 等采用的是 EGARCH 模型. 本文所采用的 GARCH(1,1) 模型如下

$$\begin{aligned} \varepsilon_{i,t} &\sim N(0, \sigma_{i,t}^2) \\ \sigma_{i,t}^2 &= v + \lambda \varepsilon_{i,t-1}^2 + \eta \sigma_{i,t-1}^2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中 GARCH(1,1) 模型的均值方程即为前面所提到的 Fama-Frech 三因子回归模型方程. 在用极大似然估计的方法对 GARCH(1,1) 模型进行估计得到条件方差时间序列之后, 本文采用 Foster 和 Nelson 所采用的加权方式来对条件方程时间序列进行加权, 所设置的权重为 $w^k = w e^{-wk}$, 且 w^k 满足 $\sum_{k=1}^E w^k = 1$, 其中 k 为时间变量, E 为所选取的估计窗口的长度. 采取这种指数递减的权重设置方式, 可以赋予离当前更近的条件方差以更大权重, 这样可以使得模型能够更加敏感地捕捉到特质波动率的变化.

1.2.2 特质波动率与回报率的关系模型

首先本文采用 Fama-MacBeth 回归模型考察特质波动率与回报率的关系. 模型如下

$$\begin{aligned} R_{it} &= \gamma_{0t} + \gamma_{1t} E[\beta_{MKT, it}] + \gamma_{2t} E[\beta_{SMB, it}] + \\ &\quad \gamma_{3t} E[\beta_{HML, it}] + \gamma_{4t} E[IV_{it}] + \\ &\quad \sum_{k=5}^K \gamma_{kt} E[X_{kit}] + u_{it} \\ & i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T \end{aligned} \quad (5)$$

其中 IV_{it} 为本文提取的特质波动率. $\beta_{MKT, it}$, $\beta_{SMB, it}$, $\beta_{HML, it}$ 为回归所得到的 FF 模型中的三个因子各自的回归系数, $X_{k, i, t}$ 为其他对预期收益率有影响的一些解释变量. γ_{0t} 为截距项, γ_{kt} ($k = 1, 2, \dots, K$) 为各个解释变量的回归系数. N 为股票总的数目, T 为按照滚动回归的窗口的大小所划分的面板的个数. 在通过 Fama-MacBeth 横截面回归得到各个面板内的 γ_{kt} ($k = 1, 2, \dots, K$) 的估计值 $\hat{\gamma}_{kt}$ ($k = 1, 2, \dots, K$) 后, 综合所有 T 个面板的回归系数估计值, 得到系数估计值的时间序列, 并通过 t 检验来检验各因素回归系数的显著性, 采用 Newey 等^[19] 方法修正之后的 t 值, 以减弱异方差性和序列相关性对模型结果所产生的影响.

除了 OLS 的多元线性回归之外, 本文重点研究采用分位数回归法从一个全新的视角来考察二者之间的相关关系. 线性分位数回归法最早是由 Koenker 和 Baassett^[20] 提出. 在线性分位数回归模型中, Y 在 $X = x$ 的条件下的第 τ 分位数可以表示为

$$\begin{aligned} Q_{\tau}(Y | X = x) &= x^T \beta(\tau), \text{ 其中 } \beta(\tau) = \\ &(\beta_1(\tau), \beta_2(\tau), \dots, \beta_p(\tau))^T \text{ 为分位数回归的系数, 是关于分为水平 } \tau \text{ 的函数. 可以得到} \\ Q_{\tau}(Y | X = x) &= \beta_1(\tau) + \beta_2(\tau) x_2 + \dots + \\ &\quad \beta_p(\tau) x_p \end{aligned} \quad (6)$$

相比于传统研究中使用较多的基于 OLS 的多元线性回归模型, 分位数回归显然具有诸多的优点. 首先, 线性的分位数回归模型的估计和推断都不需要事先对变量所服从的分布作特别的规定. 其次, 在存在异常观测值的时候, 传统的基于 OLS 的多元线性回归模型的回归结果通常会受到影响, 而分位数回归的结果则不会受到异常值的影响. 最后, 分位数回归通过对被解释变量在不同分位数水平下进行回归, 得到被解释变量在不

同取值情况下解释变量和被解释变量之间的相关关系,进而可以更加全面地反映二者之间的关系.目前,分位数回归在学术研究的应用中较为广泛,如 Engle 和 Manganelli^[21].

2 实证结果及分析

2.1 描述性统计

首先,通过 Fama-French 三因子模型回归得到特质波动率以及模型中三个因子的回归系数.本文不是在每个自然月内进行回归,而是采用 $E/H/M$ 窗口的模式进行滚动回归. E 代表用来进行回归的估计期的长度, H 代表持有期的长度, M 表示每次向前移动的步长.采取这种窗口滚动回归而不是在自然月内进行回归的原因在于,短期投资者的投资决策的制定可能不会受到自然月的限制.本文通过 100/25/25 窗口的滚动向前,可以将所研究的区间 2000 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日之间的所有交易日分割成 140 个面板.在每一个面板内,利用前 100 个交易日的日时间序列数据对每一只股票进行 Fama-French 三因子回归,将回归的残差的标准差作为该股票在这一

面板内的特质波动率,同时也得到了市场因子回归系数、规模因子回归系数以及账面市值比因子的回归系数.然后计算该股票在接下来的 25 个交易日的日均收益以及相对于无风险利率的日均超额收益.表 2 是主要变量说明,表 3 给出了 Fama-French 三因子模型回归结果的描述性统计.

表 2 主要变量的说明

Table 2 The variable

变量名称	变量说明
$Rawret(\%)$	股票在持有期的绝对收益
$Retaft(\%)$	股票在持有期的超额收益
$Retbef(\%)$	股票在估计期的超额收益
$\ln Size$	股票市值的对数
$\ln BM$	股票账面市值比的对数
β_{Mkt}	基于 OLS 回归的市场因子的回归系数
β_{SMB}	基于 OLS 回归的规模因子的回归系数
β_{HML}	基于 OLS 回归的账面市值比因子的回归系数
$Idvol(\%)$	基于 OLS 回归得到的特质波动率
$G_{\beta_{Mkt}}$	基于 GARCH 回归的市场因子的回归系数
$G_{\beta_{SMB}}$	基于 GARCH 回归的规模因子的回归系数
$G_{\beta_{HML}}$	基于 GARCH 回归的账面市值比因子的回归系数
$G_{Idvol}(\%)$	基于 GARCH 回归得到的特质波动率

表 3 变量的描述性统计

Table 3 Descriptive statistics on variable

变量	均值	标准差	中位数	最小值	最大值	样本量
$Rawret(\%)$	0.042 4	0.582 3	0.026 1	-6.425 5	5.064 6	9 572 500
$Retaft(\%)$	0.035 0	0.582 5	0.018 9	-6.431 6	5.055 2	9 572 500
$Retbef(\%)$	0.042 3	0.332 3	0.008 0	-2.407 2	19.519 6	9 777 625
$\ln Size$	15.110 1	1.002 3	14.957 6	12.412 7	22.259 2	9 777 625
$\ln BM$	5.810 1	0.655 5	5.834 5	-0.375 0	10.446 6	9 777 625
β_{Mkt}	0.684 1	0.466 7	0.732 9	-8.210 5	15.265 6	9 777 625
β_{SMB}	0.426 0	0.828 8	0.409 8	-72.438 3	55.987 8	9 777 625
β_{HML}	-0.117 8	0.954 2	-0.100 6	-64.256 2	123.937 9	9 777 625
$Idvol(\%)$	2.358 2	1.422 7	2.174 6	0.098 9	184.170 4	9 777 625
$G_{\beta_{Mkt}}$	0.728 6	0.457 7	0.803 7	-1.408 6	2.946 2	9 777 625
$G_{\beta_{SMB}}$	0.442 3	0.775 3	0.430 1	-4.255 8	4.836 0	9 777 625
$G_{\beta_{HML}}$	-0.122 6	0.844 6	-0.098 8	-7.338 7	4.489 5	9 777 625
$G_{Idvol}(\%)$	2.417 5	1.378 7	2.250 0	0.101 3	120.902 7	9 777 625

表 3 的结果可以看出:持有期股票日均绝对收益为 0.042 4%,相对于无风险利率的日均超额收益为 0.035 0%,而估计期股票超额收益为 0.042 3%.从日均收益的分布来看,其中位数都小于均值,因此收益率的均值都是呈正偏的.从

三因子的回归系数来看,市场因子和规模因子的系数均值都是正的,分别为 0.684 1 和 0.426 0,说明两个因子与股票超额收益都是正相关的.账面市值比因子回归系数均值为 -0.117 8,说明该因子与股票超额收益之间是呈负相关关系的.此

外,基于 OLS 回归所得到的日特质波动率取值范围为 0.098 9% 到 184.170 4%,其均值为 2.36%,中位数为 2.17%,日特质波动率的分布也是正偏的。

由 GARCH(1,1) 模型所计算得到的相关回归系数的描述性统计如表 3 后半部分所示。与基于 OLS 回归得到回归系数的符号相同,基于 GARCH(1,1) 模型得到的三因子回归系数中,市场因子和规模因子的回归系数均为正,其均值分别为 0.728 6 和 0.442 3,而账面市值比因子的回归系数则是负的,其平均值为 -0.122 6。此外,日均特质波动率的变动范围为 0.101 3% 到 120.902 7%,特别地其均值为 2.417 5%,中位数为 2.250 0%,所以 G_IDvol 的分布也是呈正偏的。

在进一步地对相关性进行研究之前,本文先对前文模型所得到特质波动率以及三因子的回归系数等主要变量之间的相关性作一个简要的描述性统计分析。在此主要对持有期收益 $Retaf$ 以及特质波动率($IDvol$ 和 G_IDvol) 和其他变量之间的相关性进行研究,首先,在每个数据面板内部求出变量对之间 Pearson 相关系数,然后再综合 140 个数据面板的结果,最后得到相关系数的时间序列,再对相关系数的时间序列作统计上的分析,分析结果如表 4 所示。其中用黑体显示表示该相关系数在 5% 的显著性水平下是显著的。表 4(A) 给出的结果可以看到,特质波动率 $IDvol$ 与股票持有期回报 $Retbf$ 之间呈现负相关关系,这种负相关在统计上是不显著的。而特质波动率与股票在估计期的收益呈较强的正相关关系,平均相关系数高达 0.427 9。此外,持有期收益与估计期收益、规模、账面市值比以及三因子的回归系数之间都不存在显著的相关性。而特质波动率与规模因子和市场因子的回归系数之间则存在显著的负相关关系。表 4(B) 可以看到特质波动率 G_IDvol 与股票在持有期的收益 $Retaf$ 整体上是呈现负相关关系的,其相关系数为 -0.017 6,但是这种负相关关系同样是不显著的,而 G_IDvol 与股票的持有期收益却呈现显著的正相关关系,其平均相关系数高达 0.311 9。此外,股票在持有期的收益与三因子模型回归系数 $GbetaMkt$ 、 $GbetaSMB$ 和 $Gbe-$

$taHML$ 之间均不存在显著的相关关系,而特质波动率 G_IDvol 与公司市值对数 \lnSize 以及市场因子回归系数 $GbetaMkt$ 之间却存在显著的负相关关系。

2.2 线性回归结果

下面进一步研究特质波动率与股票持有期回报之间的相关关系,采用 Fama-MacBeth 横截面回归和分位数回归两种方法对二者的关系进行研究,并对回归的结果进行对比分析。首先采用 Fama-MacBeth 横截面回归对二者的关系进行研究。在解释变量中,除了特质波动率以及 Fama-French 三因子的回归系数以外,在其他控制变量中还加入了估计期收益 $Retbf$ 、公司的市值对数 \lnSize 以及公司账面市值比对数 \lnBM 。在每个数据面板内进行 Fama-MacBeth 横截面回归得到各个解释变量的回归系数,综合 140 个数据面板的全部数据,得到各个解释变量的回归系数的时间序列,对所得到的各个解释变量的回归系数的时间序列进行 t 检验,以判断其回归系数是否显著异于零。与以往的做法相同,为了减少序列相关性和异方差给回归结果带来的偏差,采用 Newey-West^[19] 修正的 t 检验统计量。拟合优度 R^2 和修正的拟合优度 R^2 是由各个面板内回归所得到的 R^2 检验统计量和修正的 R^2 检验统计量求算术平均值得到的。

同样地,在每个数据面板内应用分位数回归,通过回归得到 0.1, 0.2, ..., 0.9 分位数下各解释变量的回归系数,以及回归的 R^2 检验统计量和修正的 R^2 检验统计量,最后综合所有面板的回归结果,得到这些分位数下各解释变量的回归系数的时间序列,并使用 Newey-West 修正 t 检验统计量对系数进行 t 检验,并求得分位数回归的平均拟合优度和平均的修正拟合优度。

利用特质波动率 $IDvol$ 及相应的三因子回归系数作为解释变量进行的两种回归结果如表 5 所示:与之前的诸多的研究结论相似,OLS 回归所得到的特质波动率与股票持有期回报之间确实是负相关的,特质波动率对股票持有期收益的回归系数为 -0.011 8,但是二者之间的负相关关系在统计上是不显著的。此外,OLS 回归的结果中只有账面市值比的对数 \lnBM 的回归系数显著为正,其他的解释变量的回归系数都是不显著的。

表4 主要变量之间的相关系数
Table 4 Correlations between main variables

变量组合	平均值	中位数	最小值	1/4 分位数	3/4 分位数	最大值
(A)						
<i>Retaf</i> 、 <i>Idvol</i>	-0.015 8	-0.016 5	-0.309 7**	-0.091 2	0.055 9	0.362 5***
<i>Retaf</i> 、 <i>Retbf</i>	-0.041 2	-0.021 0	-0.597 9***	-0.128 1	0.072 3	0.384 9***
<i>Retaf</i> 、 <i>lnSize</i>	-0.042 5	-0.070 0	-0.473 7***	-0.172 0	0.075 2	0.669 2***
<i>Retaf</i> 、 <i>lnBM</i>	0.028 6	0.028 4	-0.445 9***	-0.069 3	0.135 5	0.417 5***
<i>Retaf</i> 、 <i>beta_Mkt</i>	-0.004 7	-0.009 1	-0.200 9***	-0.052 4	0.038 7	0.185 3**
<i>Retaf</i> 、 <i>beta_SMB</i>	0.029 8	0.039 1	-0.392 5***	-0.061 9	0.113 2	0.506 7***
<i>Retaf</i> 、 <i>beta_HML</i>	-0.001 3	-0.000 7	-0.459 6***	-0.084 9	0.079 0	0.296 1**
<i>Idvol</i> 、 <i>Retbf</i>	0.427 9**	0.476 7**	-0.220 1***	0.251 5**	0.603 8**	0.970 3**
<i>Idvol</i> 、 <i>lnSize</i>	-0.100 5	-0.101 1	-0.350 5***	-0.167 8	-0.052 6	0.617 3**
<i>Idvol</i> 、 <i>lnBM</i>	-0.240 2**	-0.228 5**	-0.567 1***	-0.305 9**	-0.142 7	-0.021 6
<i>Idvol</i> 、 <i>beta_Mkt</i>	-0.244 5**	-0.263 7**	-0.807 8***	-0.391 6**	-0.125 9	0.656 1**
<i>Idvol</i> 、 <i>beta_SMB</i>	-0.020 4	-0.026 9	-0.602 7***	-0.172 6	0.126 7	0.879 1**
<i>Idvol</i> 、 <i>beta_HML</i>	-0.084 1	-0.104 0	-0.863 6***	-0.264 1	0.054 6	0.707 9***
(B)						
<i>Retaf</i> 、 <i>G_Idvol</i>	-0.017 6	-0.016 4	-0.318 0***	-0.099 7	0.060 0	0.417 3***
<i>Retaf</i> 、 <i>Gbeta_Mkt</i>	-0.002 6	-0.002 3	-0.228 2***	-0.054 4	0.050 3	0.241 2**
<i>Retaf</i> 、 <i>Gbeta_SMB</i>	0.026 0	0.036 9	-0.327 4***	-0.060 2	0.109 9	0.539 1***
<i>Retaf</i> 、 <i>Gbeta_HML</i>	0.009 5	0.008 7	-0.360 3***	-0.087 3	0.092 8	0.350 1***
<i>G_Idvol</i> 、 <i>Retbf</i>	0.311 9***	0.390 2***	-0.447 3***	0.103 7	0.545 1*	0.918 4***
<i>G_Idvol</i> 、 <i>lnSize</i>	-0.054 3	-0.064 8	-0.374 8***	-0.157 0	0.019 4	0.535 7***
<i>G_Idvol</i> 、 <i>lnBM</i>	-0.215 3**	-0.203 1***	-0.534 5***	-0.271 5*	-0.144 9	-0.026 1
<i>G_Idvol</i> 、 <i>Gbeta_Mkt</i>	-0.241 8*	-0.231 6***	-0.760 3***	-0.355 0*	-0.126 7	0.118 4
<i>G_Idvol</i> 、 <i>Gbeta_SMB</i>	-0.060 3	-0.012 6	-0.559 3***	-0.178 8*	0.084 6	0.295 0***
<i>G_Idvol</i> 、 <i>Gbeta_HML</i>	-0.087 0	-0.080 0	-0.385 8***	-0.195 8*	0.008 8	0.262 4***

注:***, **, * 分别代表1%、5%和10%的水平上显著.

从分位数回归的结果来看,在不同的分位点的回归所得到的结果是大不相同的,从0.1分位点到0.9分位点,特质波动率的回归系数从-0.0723逐渐增加到0.0414,特质波动率的系数只在0.1、0.2、0.3、0.4和0.9分位点是显著的,说明在股票收益水平较高时,特质波动率与股票持有期回报之间是呈现显著的正相关的,而在股票收益水平较低时,二者之间呈现显著的负相关关系.此外,分位数回归的截距项随着分位水平的增加而逐渐变大,而截距项只有在较高的分位点才是显著的,说明随着股票收益的不断增大,收益中不能被当前解释变量解释的成分也在不断增加. Huang等^[22]认为收益反转效应是产生“特质波动率之谜”现象的主要原因,在加入过去的

收益作为控制变量之后这种负相关的关系不复存在,但是本文的研究结果不支持其观点.由分位数回归结果可以看到,估计期股票收益*Retbf*的回归系数则由低分位水平的显著为负逐渐变为到高分位水平的显著为正,表明收益的动量效应和反转效应对股票的超额收益是具有一定的解释能力的,在股票收益水平较低的时候,收益率的反转效应起主导作用,而在股票收益率水平较高时,收益率的动量效应则起主导作用.

另外市值的回归系数只有在低分位水平下才是显著为负的,在高分位水平下不显著.账面市值比对数在低分位数水平下显著为负,在高分位数水平下显著为正,在中间分位数水平则不显著.在加入了市值对数和账面市值比对数这两个解释

变量之后,三因子回归系数中的规模因子系数 β_{Size} 和账面市值比因子系数 β_{SMB} 对股票收益的回归系数不再显著,只有市场因子 β_{Mkt} 的回归系数在低分位数水平下是显著的,在高分位数水平下市场因子的回归系数也不显著。

同样地,利用通过 GARCH(1,1) 模型得到的特质波动率及三因子回归系数进行的两种回归结果如表 6 所示:从 OLS 回归的结果来看,特质波动率 G_IDvol 与股票持有期回报之间负相关,相关系数为 -0.0117 ,相关系数在统计也不显著。OLS 回归中,只有账市比的对数 $\ln BM$ 的回归系数显著,其回归系数为 0.000247 ,其他的解释变量的回归系数都不显著。在分位数回归的结果中,特质波动率的回归系数在低上分位水平(0.1, 0.2, 0.3, 0.4)下显著为负,高分位水平(0.9)下显著为正,在 0.5 分位数处其回归系数与 OLS 回归结果相同,回归系数也为负,但是不显著。

此外,截距项呈逐渐递增的趋势,并且只在 0.9 分位数水平下显著,取值为 0.007079 ; 股票估计期的日均收益 Ret_{bef} 在低分位水平(0.1, 0.2, 0.3)下与持有期收益呈现显著的负相关,而在高分位水平(0.8, 0.9)下则与持有期收益显著正相关,说明在低分位水平下,收益呈现明显的反转效应,而在高分位水平下,收益则呈现出显著的动量效应。而规模因子 $\ln Size$ 整体上与股票持有期收益呈现负相关,但是分位数回归结果显示这种负相关的关系只在 0.1 分位水平是显著的。代表价值的因子——账面市值比的对数 $\ln BM$ 的回归系数在低分位水平(0.1, 0.2, 0.3, 0.4)下显著为正,而在 0.9 分位水平下则变为显著为负,整体来看账面市值比的对数 $\ln BM$ 与股票持有期收益呈正相关。

在回归中加入了公司市值对数 $\ln Size$ 以及公司账面市值比的对数 $\ln BM$ 两个代表规模因子和价值因子的控制变量之后, Fama-French 回归得到的三因子回归系数 β_{Mkt} 、 β_{SMB} 和 β_{HML} 的显著性大大降低,除了账市比因子的系数 β_{HML} 在 0.1 分位水平下是显著为正的以外,其他的三因子的回归系数在任何分位水平下的都不显著。

综合两种回归的结果,虽然本文采取了两种截然不同的特质波动率的提取方式,但是所得到的回归结果却是大致相同的。两种特质波动率的回归结果均显示, Fama-MacBeth 回归得到的特质波动率对股票持有期回报的回归系数是负的,但是这种负相关关系不显著。而分位数回归结果表明,特质波动率与股票持有期回报之间的关系并不是一成不变的而是随着分位数水平的变化而变化的,在低分位水平下特质波动率与股票持有期回报之间是呈现显著的负相关关系的,而在高分位水平下二者之间反而呈现显著的正相关关系。Fu^[18]通过他的研究,认为相比于 Ang 等^[1]所使用的简单的基于残差标准差的特质波动率度量指标而言,基于 GARCH 所提取的特质波动率是一个更优的度量指标。然而,通过同时对比两种特质波动率的度量指标在我国的研究结果发现,二者所得到的结果基本是相同的,因而也不存在 Fu^[18]所说的两种度量方法孰优孰劣的问题。

2.3 非线性相关关系的研究

Wan^[16]利用美国股市月度数据,基于 TGARCH 模型框架,用分位数回归的方法对条件特质波动率进行了估计,通过投资组合分组分析法,发现股票的月度收益与特质波动率之间是存在非线性关系的。借鉴 Wan 的方法本文进一步研究二者之间是否存在非线性关系。引入特质波动率的平方项 $IDvol^2$ 和 G_IDvol^2 作为解释变量替代原来的 $IDvol$ 和 G_IDvol ,按照与上节相同的方法,进行 Fama-MacBeth 横截面回归以及分位数回归。采用平方项代替一次项的经济含义在于用方差代替标准差度量风险。

首先,以 $IDvol^2$ 作为特质波动率的平方项,回归的结果如表 7 所示。从 OLS 回归的结果来看,在用特质波动率的平方项代替原来的一次项之后,特质波动率的回归系数为 -0.2829 ,其显著性由原来的不显著变为显著。OLS 回归的拟合优度 R^2 由原来的 0.1135 提高到 0.1280 ,修正的拟合优度由原来的 0.1049 提高到现在的 0.1109 ,可以看到,在用特质波动率 $IDvol$ 的平方项替代了原有的一次项之后,整体来看模型的解释能力得到了增强。

表5 OLS回归提取的特质波动率 ID_{Dtol} 的回归结果

Table 5 Estimation results for the ID_{Dtol}

变量	分位数回归										OLS回归
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9		
截距项	-0.001 798 (-1.462 7)	-0.000 687 (-0.596 8)	-0.000 730 (-0.650 8)	-0.000 685 (-0.564 8)	-0.000 206 (-0.164 4)	0.000 516 (0.389)	0.001 852 (1.454 5)	0.003 611*** (2.810 3)	0.006 477*** (4.404 8)	0.001 345 (1.083 3)	
$Rethetf$	-0.196 336*** (-6.735 4)	-0.134 097*** (-4.354 1)	-0.094 964*** (-3.131 5)	-0.054 246 (-1.702 1)	-0.026 517 (-0.846 2)	0.022 118 (0.695 3)	0.065 198** (1.980 7)	0.110 754*** (3.116)	0.144 305*** (3.979 5)	-0.016 720 (-0.541 6)	
$lnSize$	-0.000 238*** (-3.669 2)	-0.000 174** (-2.738 8)	-0.000 094 (-1.454 5)	-0.000 044 (-0.632 3)	-0.000 008 (-0.109 1)	0.000 012 (0.153 1)	0.000 005 (0.066 6)	0.000 002 (0.024 1)	-0.000 077 (-0.936 9)	-0.000 121* (-1.677 3)	
$lnBM$	0.000 639*** (7.517 2)	0.000 433*** (5.743 2)	0.000 314*** (4.391 8)	0.000 245*** (3.289 1)	0.000 138 (1.745 1)	0.000 058 (0.649 5)	-0.000 048 (-0.539 7)	-0.000 179** (-2.182 1)	-0.000 250** (-2.453)	0.000 210** (2.613 4)	
$betaMit$	-0.000 330*** (-3.392 2)	-0.000 282** (-2.791 5)	-0.000 261** (-2.674 3)	-0.000 209** (-2.112 8)	-0.000 137 (-1.367 4)	-0.000 077 (-0.761 9)	0.000 001 (0.005 2)	-0.000 052 (-0.462)	0.000 024 (0.206 2)	-0.000 089 (-0.963 3)	
$betaSMB$	0.000 087 (1.568 9)	0.000 040 (0.670 6)	0.000 032 (0.531 8)	0.000 019 (0.281 7)	0.000 010 (0.150 7)	-0.000 053 (-0.779 3)	-0.000 108 (-1.625 6)	-0.000 089 (-1.223 3)	-0.000 014 (-0.180 5)	-0.000 006 (-0.098 2)	
$betaHML$	0.000 119** (2.609 6)	0.000 074 (1.635 7)	0.000 018 (0.360 4)	-0.000 022 (-0.42)	-0.000 054 (-1.044 3)	-0.000 080 (-1.433 5)	-0.000 093 (-1.550 5)	-0.000 155** (-2.225 3)	-0.000 106 (-1.312 4)	-0.000 023 (-0.449 2)	
ID_{Dtol}	-0.072 289*** (-7.955 6)	-0.057 422*** (-6.625)	-0.040 463*** (-5.264 1)	-0.027 483*** (-3.763 3)	-0.015 048 (-2.051 4)	-0.005 146 (-0.678)	0.005 908 (0.781 1)	0.015 841* (1.954 6)	0.041 459*** (4.192 3)	-0.011 834* (-1.649 3)	
R^2	0.107 2	0.091 3	0.087 5	0.085 3	0.073 2	0.061 4	0.070 5	0.087 9	0.095 6	0.113 5	
修正 R^2	0.087 6	0.078 7	0.062 4	0.066 1	0.059 8	0.053 5	0.057 2	0.060 9	0.074 6	0.104 9	

注：括号里是 *Neuey-West* 修正后的 t 值，***，**，* 分别代表1%、5%和10%的水平上显著，下同。

表 6 GARCH(1,1)所提取的特质波动率 G_IDvol 的回归结果

Table 6 Estimation results for the G_IDvol

变量	分位数回归										OLS 回归
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9		
截距项	-0.001 649 (-0.967 5)	-0.001 823 (-1.095 6)	-0.001 485 (-1.004 4)	-0.000 822 (-0.568 3)	-0.000 407 (-0.272 3)	0.000 060 (0.038 9)	0.001 451 (0.890 4)	0.003 559* (2.067 7)	0.007 079*** (3.656)	0.000 650 (0.416 5)	
$Retbef$	-0.197 619*** (-6.258 8)	-0.143 684*** (-4.544 1)	-0.100 748*** (-3.202 9)	-0.065 582** (-1.987 2)	-0.019 305 (-0.595 7)	0.036 791 (1.062 4)	0.076 382** (2.114 2)	0.115 974*** (3.025 6)	0.164 165*** (3.864 4)	-0.012 242 (-0.374 5)	
$lnSize$	-0.000 265*** (-2.789 6)	-0.000 146 (-1.496 2)	-0.000 071 (-0.796 5)	-0.000 031 (-0.359 2)	0.000 007 (0.080 5)	0.000 044 (0.482 7)	0.000 063 (0.646 7)	0.000 019 (0.191 7)	-0.000 095 (-0.890 2)	-0.000 089 (-0.995 2)	
$lnBM$	0.000 659*** (6.131 4)	0.000 534*** (5.723 1)	0.000 384*** (4.418)	0.000 251*** (3.046 4)	0.000 156 (1.760 6)	0.000 064 (0.667 8)	-0.000 101 (-1.007 5)	-0.000 209* (-1.867 6)	-0.000 311*** (-2.546 1)	0.000 247** (2.574)	
$GbetaMkt$	-0.000 233* (-1.956 9)	-0.000 145 (-1.365 3)	-0.000 162 (-1.560 7)	-0.000 182* (-1.689 3)	-0.000 197 (-1.971 9)	-0.000 165 (-1.594)	-0.000 102 (-0.921 2)	-0.000 124 (-0.857 6)	-0.000 100 (-0.575 9)	-0.000 086 (-0.812 6)	
$GbetaSMB$	0.000 058 (0.757 1)	-0.000 005 (-0.081)	0.000 028 (0.448 8)	0.000 016 (0.255 8)	0.000 004 (0.059 9)	-0.000 025 (-0.363 7)	-0.000 060 (-0.851 8)	-0.000 023 (-0.237 2)	-0.000 021 (-0.175 8)	0.000 002 (0.034 7)	
$GbetaHML$	0.000 136** (2.430 1)	0.000 091 (1.750 7)	0.000 044 (0.832)	0.000 015 (0.292 2)	0.000 000 (0.004 3)	-0.000 029 (-0.446 6)	-0.000 041 (-0.604 8)	-0.000 131 (-1.619 4)	-0.000 103 (-0.885 7)	0.000 000 (0.002 1)	
G_IDvol	-0.069 119*** (-7.530 2)	-0.053 876*** (-6.27)	-0.042 781*** (-5.250 3)	-0.029 023*** (-3.463 2)	-0.016 072* (-2.027 1)	-0.006 377 (-0.797)	0.001 825 (0.210 7)	0.016 647* (1.864 1)	0.040 471*** (4.265 1)	-0.011 756 (-1.452 1)	
R^2	0.011 3	0.094 3	0.086 3	0.079 8	0.074 5	0.063 2	0.072 5	0.086 9	0.103 1	0.127 7	
修正 R^2	0.094 2	0.086 5	0.767 5	0.070 4	0.069 8	0.052 8	0.067 5	0.071 2	0.083 8	0.111 8	

分位数回归的结果中,各个分位水平下的可决系数 R^2 和修正的可决系数都有了一定的提高,分位数回归的结果也显示模型的解释能力得到了提升. 特质波动率的回归系数仍然是在低分位水平显著为负,而在高分位水平显著为正,但是值得注意的是,在0.5分位水平(中位数)附近特质波动率的回归系数由原来表6中的不显著为负变为显著为负. 估计期收益的回归系数与表6相同,也是在低分位水平下显著为负,即呈现收益的反转效应,而在高分位水平下显著为正,即呈现收益的动量效应. 规模因子 $\ln Size$ 依然是在0.1和0.2分位水平下显著为负的. 账面市值比因子 $\ln BM$ 回归系数的显著性有所提升,在0.1, 0.2, 0.3, 0.4分位水平下显著为正,而在0.8, 0.9分位水平下显著为负. 三因子回归系数 β_{Mkt} 、 β_{SMB} 和 β_{HML} 的回归系数与表6类似,依然不显著.

同样地,以基于 GARCH(1,1) 模型所提取的特质波动率 G_IDvol 的平方项替代原有的一次方项作为解释变量,进行 Fama-MacBeth 横截面回归和分位数回归,结果如表8所示. 首先来看 OLS 的回归结果,与表7的 OLS 回归结果类似,回归的可决系数从原来的0.1277提高到0.1326,修正的可决系数由原来的0.1118提高到0.1280,说明用特质波动率 G_IDvol 的平方项替代原来的一次方项之后,模型的解释能力的确得到了增强. 但与表7中 OLS 回归结果不同的是, G_IDvol 的平方项的回归系数依然不显著. 账市比因子 $\ln BM$ 依然显著为正,其他的回归系数仍然不显著.

基于 G_IDvol 的平方项的分位数回归的结果与表6中基于 G_IDvol 的回归结果类似. 截距项随着分位水平的逐渐增加而由负到正递增,但是只在0.9分位水平下显著. 估计期收益的回归系数在高分位水平(0.1, 0.2, 0.3)显著为负,在低分位水平(0.8, 0.9)显著为正. 市值对数 $\ln Size$ 的回归系数只在0.1分位数显著. 账面市值比对

数 $\ln BM$ 的系数在低分位水平(0.1~0.4)显著为正,而在高分位水平(0.9)显著为负. 三因子回归系数 $G\beta_{Mkt}$ 、 $G\beta_{SMB}$ 和 $G\beta_{HML}$ 各自的回归系数依然是不显著的.

结合 $IDvol$ 的平方项和 G_IDvol 的平方项作为解释变量的回归结果可以看到,正如 Wan 等^[16]对美国股市的研究结果一样,我国股市特质波动率与股票持有期回报之间也存在一定的非线性相关关系. 单纯地通过特质波动率的平方项作为解释变量的回归结果来看,OLS 回归中特质波动率($IDvol$ 或 G_IDvol)的平方项与股票持有期回报 Ret_{it} 之间也是呈负相关关系的,其中 $IDvol$ 的平方回归系数是显著的,而 G_IDvol 的回归系数不显著;分位数回归中低分位水平下特质波动率($IDvol$ 或 G_IDvol)的平方项的回归系数显著为负,而高分位水平下特质波动率($IDvol$ 或 G_IDvol)的平方项的回归系数显著为正. 进一步将特质波动率($IDvol$ 或 G_IDvol)和特质波动率的平方项($IDvol^2$ 或 G_IDvol^2)作为解释变量来进行回归,发现:在同时引入特质波动率($IDvol$ 或 G_IDvol)和特质波动率的平方项($IDvol^2$ 或 G_IDvol^2)作为解释变量之后,虽然特质波动率的一次方项和平方项各自的回归系数的显著性有所减弱,但是模型的整体解释能力得到了增强.

此外,在综合了特质波动率与股票持有期回报之间的线性关系和非线性关系之后,出现了一个非常有趣的现象,即分位数回归所显示的特质波动率的平方项($IDvol^2$ 或 G_IDvol^2)的回归系数的符号与之前单独回归相比发生了转变,变为在低分位水平下显著为正,而在高分位水平下显著为负,特质波动率的一次方项仍然是在低分位水平下显著为负,而在高分位水平下显著为正. 在 OLS 回归下,特质波动率($IDvol$ 或 G_IDvol)和特质波动率的平方项($IDvol^2$ 或 G_IDvol^2)的回归系数一正一负,但系数仍然都不显著. 限于篇幅在此省去了相应的实证结果(可索取).

表 7 特质波动率的平方项 $ID_{i,t}^{vol^2}$ 的回归结果
Table 7 Estimation results for the $ID_{i,t}^{vol^2}$

变量	分位数回归										OLS 回归
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	0.9	
截距项	-0.003 628** (-2.901 7)	-0.001 992* (-1.671 2)	-0.001 386 (-1.225 1)	-0.001 340 (-1.060 9)	-0.000 548 (-0.416 6)	0.000 597 (0.438 9)	0.002 164 (1.641 8)	0.004 158* (3.147 9)	0.007 484* (5.151)	0.001 221 (0.974 3)	
$Ret_{i,t}^{bef}$	-0.219 655*** (-7.671 6)	-0.156 032*** (-5.168 3)	-0.108 994*** (-3.660 6)	-0.069 032* (-2.181 8)	-0.031 323 (-1.005 7)	0.018 186 (0.574 1)	0.065 482* (1.988 8)	0.112 366*** (3.220 7)	0.148 323*** (4.009 3)	-0.023 968 (-0.780 3)	
$\ln Size$	-0.000 214*** (-3.216 7)	-0.000 158** (-2.466)	-0.000 098 (-1.561 2)	-0.000 029 (-0.411 3)	0.000 001 (0.016 7)	0.000 012 (0.159 3)	0.000 005 (0.065 9)	-0.000 003 (-0.033 1)	-0.000 089 (-1.081 8)	-0.000 121 (-1.685 5)	
$\ln BM$	0.000 704*** (8.373 1)	0.000 468*** (6.248 9)	0.000 335*** (4.597 7)	0.000 256*** (3.453 3)	0.000 146* (1.774 1)	0.000 045 (0.502 5)	-0.000 068 (-0.745 6)	-0.000 209** (-2.430 5)	-0.000 268** (-2.672 2)	0.000 213** (2.607 7)	
$\beta_{i,t}^{Mkt}$	-0.000 204** (-2.204 3)	-0.000 190* (-2.030 7)	-0.000 176* (-1.933 9)	-0.000 161 (-1.795 6)	-0.000 121 (-1.295 8)	-0.000 095 (-1.002 6)	-0.000 030 (-0.311 3)	-0.000 108 (-1.016 6)	-0.000 059 (-0.508 9)	-0.000 091 (-1.041 8)	
$\beta_{i,t}^{SMB}$	0.000 099* (1.694 4)	0.000 051 (0.864 3)	0.000 027 (0.440 4)	0.000 024 (0.363 2)	0.000 013 (0.194 9)	-0.000 050 (-0.723 3)	-0.000 115* (-1.733 8)	-0.000 083 (-1.139 3)	-0.000 015 (-0.190 9)	-0.000 006 (-0.104 6)	
$\beta_{i,t}^{HML}$	0.000 135*** (-6.664 1)	0.000 082* (1.635 7)	0.000 022 (0.360 4)	-0.000 015 (-0.42)	-0.000 053 (-1.044 3)	-0.000 094 (-1.433 5)	-0.000 105 (-1.550 5)	-0.000 163** (-2.225 3)	-0.000 140 (-1.312 4)	-0.000 027 (-0.449 2)	
$ID_{i,t}^{vol^2}$	-1.188 929*** (-6.664 1)	-0.911 409*** (-5.823 2)	-0.657 325*** (-4.734 1)	-0.464 549*** (-3.695 4)	-0.291 729** (-2.389 3)	-0.191 807 (-1.538 1)	-0.030 119 (-0.224 1)	0.190 679 (1.288 8)	0.554 522*** (3.845 6)	-0.282 87** (-2.327 6)	
R^2	0.101 3	0.101 3	0.096 5	0.090 1	0.078 6	0.068 4	0.073 8	0.086 1	0.105 4	0.128 0	
修正 R^2	0.097 6	0.088 5	0.076 3	0.080 6	0.068 2	0.057 6	0.061 4	0.070 5	0.092 4	0.110 9	

表 8 特质波动率的平方项 G_IDvol^2 的回归结果
Table 8 Estimation results for the G_IDvol^2

变量	分位数回归										OLS 回归
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	0.9	
截距项	-0.002 886* (-1.683 3)	-0.002 446 (-1.498 4)	-0.001 808 (-1.234 5)	-0.001 146 (-0.791 9)	-0.000 396 (-0.268)	0.000 219 (0.139 9)	0.001 860 (1.149 4)	0.004 229** (2.613 2)	0.008 025*** (4.139 6)	0.000 573 (0.369 9)	
<i>Retbef</i>	-0.210 649*** (-6.748 7)	-0.150 764*** (-4.772 5)	-0.114 073*** (-3.712 4)	-0.069 517*** (-2.140 7)	-0.022 621 (-0.701 8)	0.037 412 (1.097 7)	0.079 157** (2.209 5)	0.118 106*** (3.103 1)	0.167 691*** (4.011)	-0.014 091 (-0.436 3)	
<i>lnSize</i>	-0.000 257** (-2.694 3)	-0.000 149 (-1.575 5)	-0.000 074 (-0.841)	-0.000 031 (-0.353 5)	0.000 006 (0.073 8)	0.000 040 (0.445 2)	0.000 048 (0.502 1)	0.000 017 (0.179)	-0.000 118 (-1.093)	-0.000 089 (-0.994 6)	
<i>lnBM</i>	0.000 702*** (6.897 3)	0.000 537*** (5.914 2)	0.000 364*** (4.323 3)	0.000 250*** (3.070 9)	0.000 130 (1.513 4)	0.000 043 (0.424 5)	-0.000 120 (-1.202 7)	-0.000 259*** (-2.384 2)	-0.000 314** (-2.587 1)	0.000 243** (2.528 1)	
<i>GbetaMkt</i>	-0.000 184 (-1.554 9)	-0.000 111 (-1.081 4)	-0.000 147 (-1.468 6)	-0.000 170* (-1.652 2)	-0.000 199* (-1.972 5)	-0.000 187 (-1.774 7)	-0.000 108 (-1.002)	-0.000 156 (-1.151 1)	-0.000 143 (-0.866 9)	-0.000 086 (-0.833 7)	
<i>GbetaSMB</i>	0.000 068 (0.898 7)	-0.000 002 (-0.030 5)	0.000 029 (0.445 5)	0.000 020 (0.304)	0.000 011 (0.178 4)	-0.000 007 (-0.106 2)	-0.000 056 (-0.794 7)	-0.000 029 (-0.307 7)	-0.000 013 (-0.120 7)	0.000 008 (0.123 9)	
<i>GbetaHML</i>	0.000 136** (2.412 6)	0.000 099** (1.896 8)	0.000 052 (0.984 5)	0.000 019 (0.359 8)	0.000 004 (0.078 7)	-0.000 018 (-0.282 5)	-0.000 043 (-0.642 4)	-0.000 147* (-1.758 9)	-0.000 104 (-0.884 2)	0.000 003 (0.054 8)	
G_IDvol^2	-1.379 805*** (-7.452 7)	-1.145 147*** (-6.605 2)	-0.961 532*** (-5.869 2)	-0.690 088*** (-4.107 1)	-0.428 322** (-2.548 5)	-0.286 113* (-1.675 8)	-0.089 824 (-0.545 1)	0.114 204 (0.623 3)	0.739 723*** (3.905 6)	-0.348 648* (-2.054 8)	
R^2	0.011 3	0.101 3	0.096 5	0.090 1	0.078 6	0.068 4	0.073 8	0.086 1	0.105 4	0.132 6	
修正 R^2	0.097 6	0.088 5	0.076 3	0.080 6	0.068 2	0.057 6	0.061 4	0.070 5	0.092 4	0.124 0	

表 9 不同回归窗口的回归结果

Table 9 Estimation results for different time windows

变量	分位数回归										OLS 回归
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9		
	以 60/20/20 作为回归窗口, 特质波动率 ID_{vol} 以及特质波动率平方项 ID_{vol}^2 同时作为解释变量的回归结果										
ID_{vol}	-0.131 360*** (-6.202)	-0.096 117*** (-6.328 2)	-0.061 575*** (-4.118 7)	-0.034 316** (-2.243 9)	-0.012 651 (-0.970 4)	0.002 825 (0.230 4)	0.033 581** (2.527 9)	0.069 895*** (3.572 1)	0.137 646*** (6.714 0)	-0.001 322 (-0.096 9)	
ID_{vol}^2	0.841 642*** (3.827 7)	0.425 944*** (2.568 8)	-0.086 025 (-0.249 5)	-0.384 922 (-1.083 5)	-0.544 142* (-1.899 8)	-0.561 478*** (-2.218 1)	-0.855 994*** (-3.021 9)	-1.086 808** (-2.533 4)	-1.630 530*** (-3.980 8)	-0.623 847** (-2.073 9)	
	以 60/20/20 作为回归窗口, 特质波动率 G_ID_{vol} 和特质波动率平方项 $G_ID_{vol}^2$ 同时作为解释变量的回归结果										
G_ID_{vol}	-0.121 286*** (-6.374 0)	-0.085 570*** (-5.320 2)	-0.056 638*** (-4.227 8)	-0.032 050*** (-2.657 0)	-0.008 445 (-0.669 1)	0.004 648 (0.342 0)	0.037 954*** (3.033 7)	0.066 897*** (3.335 6)	0.131 901*** (5.558 7)	0.004 000 (0.293 5)	
$G_ID_{vol}^2$	0.650 667*** (3.629 3)	0.344 712** (2.524 4)	-0.016 519 (-0.053 7)	-0.295 084 (-1.085 0)	-0.574 559* (-1.949 1)	-0.554 683* (-1.924 3)	-0.934 630*** (-3.729 8)	-1.054 346** (-2.450 6)	-1.739 313*** (-3.601 6)	-0.697 275** (-2.296 0)	
	以 20/20/20 作为回归窗口, 特质波动率 ID_{vol} 以及特质波动率平方项 ID_{vol}^2 同时作为解释变量的回归结果										
ID_{vol}	-0.151 927*** (-13.389 2)	-0.104 797*** (-10.950 0)	-0.085 377*** (-9.078 4)	-0.057 052*** (-5.887 0)	-0.025 689** (-2.753 5)	0.004 409 (0.476 2)	0.028 766** (2.905 5)	0.057 035*** (4.523 9)	0.117 085*** (6.326 2)	-0.019 969* (-1.960 7)	
ID_{vol}^2	1.205 741*** (5.282 8)	0.568 296*** (3.067 8)	0.445 767** (2.437 6)	0.061 340 (0.311 2)	-0.381 019* (-1.875 3)	-0.773 870*** (-3.601 3)	-0.946 742*** (-3.924 2)	-1.105 058*** (-3.739 9)	-1.928 836*** (-4.533 8)	-0.392 465* (-1.792 7)	
	以 20/20/20 作为回归窗口, 特质波动率 G_ID_{vol} 和特质波动率平方项 $G_ID_{vol}^2$ 同时作为解释变量的回归结果										
G_ID_{vol}	-0.154 373*** (-14.630 0)	-0.109 736*** (-12.123 1)	-0.088 636*** (-9.700 2)	-0.064 469*** (-7.558 6)	-0.038 298*** (-4.467 2)	-0.012 403 (-1.394 0)	0.017 133* (1.722 2)	0.047 804*** (3.896 6)	0.104 402*** (5.666 7)	-0.030 103** (-3.131 4)	
$G_ID_{vol}^2$	1.405 874*** (6.391 7)	0.771 312*** (4.573 2)	0.613 602*** (3.513 7)	0.359 435* (2.067 1)	-0.014 810 (-0.079 1)	-0.338 779* (-1.769 9)	-0.679 533** (-2.945 6)	-0.920 863*** (-3.462 2)	-1.644 060*** (-4.226 8)	-0.119 792 (-0.601 8)	

表10 不同时间段的回归结果

Table 10 Estimation results for the different periods

变量	分位数回归									OLS 回归
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	
2000年至2006年特质波动率 ID_{Dvol} 和特质波动率 ID_{Dvol}^2 同时作为解释变量的回归结果										
ID_{Dvol}	-0.109 050*** (-3.428 3)	-0.045 920 (-1.351 5)	-0.016 801 (-0.501 5)	0.004 788 (0.148 1)	0.027 776 (0.955 0)	-0.000 264 (-0.007 8)	0.003 887 (0.103 8)	0.018 528 (0.334 8)	0.058 167 (0.879 7)	0.019 043 (0.714 4)
	0.344 731 (0.538 1)	-0.503 905 (-0.706 5)	-0.675 304 (-0.923 5)	-0.719 876 (-1.150 3)	-0.875 106 (-1.569 0)	-0.065 710 (-0.086 3)	0.163 284 (0.221 0)	-0.090 653 (-0.093 0)	-0.570 887 (-0.503 6)	-0.769 824 (-1.569 4)
2007年至2014年特质波动率 ID_{Dvol} 和特质波动率 ID_{Dvol}^2 同时作为解释变量的回归结果										
ID_{Dvol}	-0.146 521*** (-8.287 5)	-0.117 075*** (-6.802 3)	-0.086 959*** (-4.937 2)	-0.055 446*** (-3.378 6)	-0.026 362 (-1.640 3)	0.006 549 (0.397 2)	0.037 068** (2.014 7)	0.075 561*** (3.993 4)	0.096 759*** (3.821 9)	-0.0251 11 (-1.486 6)
	1.341 424*** (4.605 8)	1.058 137*** (3.719 8)	0.773 924** (2.495 8)	0.375 584 (1.333 2)	0.012 543 (0.045 6)	-0.430 065 (-1.506 7)	-0.801 324** (-2.350 9)	-1.215 217*** (-3.545 5)	-1.017 464* (-1.943)	0.086 439 (0.291 7)
2000年至2006年特质波动率 $G_{ID_{Dvol}}$ 和特质波动率 $G_{ID_{Dvol}^2}$ 同时作为解释变量的回归结果										
ID_{Dvol}	-0.151 927*** (-13.389 2)	-0.104 797*** (-10.950 0)	-0.085 377*** (-9.078 4)	-0.057 052*** (-5.887 0)	-0.025 689*** (-2.753 5)	0.004 409 (0.476 2)	0.028 766** (2.905 5)	0.057 035*** (4.523 9)	0.117 085* (6.326 2)	-0.019 969 (-1.960 7)
	1.205 741* (5.282 8)	0.568 296* (3.067 8)	0.445 767** (2.437 6)	0.061 340 (0.311 2)	-0.381 019* (-1.875 3)	-0.773 870** (-3.601 3)	-0.946 742** (-3.924 2)	-1.105 058*** (-3.739 9)	-1.928 836** (-4.533 8)	-0.392 465* (-1.792 7)
2007年至2014年特质波动率 $G_{ID_{Dvol}}$ 和特质波动率 $G_{ID_{Dvol}^2}$ 同时作为解释变量的回归结果										
$G_{ID_{Dvol}}$	-0.110 230*** (-5.481 1)	-0.083 910*** (-4.271 3)	-0.053 007** (-2.734 7)	-0.026 365 (-1.407 6)	0.014 646 (0.756 1)	0.030 474 (1.394 2)	0.053 201* (2.261 2)	0.108 971*** (4.197 7)	0.104 171** (2.618 1)	0.005 815 (0.268 7)
	0.703 103* (1.872 1)	0.447 500 (1.331 8)	0.088 688 (0.241 5)	-0.231 497 (-0.640 7)	-0.879 677* (-2.172 9)	-0.991 068* (-2.103 5)	-1.219 723* (-2.380 5)	-1.891 510*** (-3.578 1)	-1.306 248 (-1.529 4)	-0.591 693 (-1.301 5)

2.4 稳健性分析

2.4.1 不同滚动窗口的检验

选择不同的滚动窗口对模型的稳健性进行检验。采用 60/20/20 以及 20/20/20 的滚动窗口进行研究,其持有期长度与估计期长度之比分别为 3:1 和 1:1。将各种情形下的实证结果合并得到简略的结果如表 9 所示,结果表明:基于 60/20/20 滚动窗口的 OLS 回归结果中特质波动率的回归系数依然是不显著的,一次方项和平方项的系数均为负。而分位数回归中 $IDvol$ 和 $IDvol^2$ 的回归系数的显著性都有了一定的提升,其中特质波动率 $IDvol$ 在低分位水平(0.1, 0.2, 0.3)下显著为负,而在高分位水平(0.7, 0.8, 0.9)下显著为正,特质波动率的平方项 $IDvol^2$ 则在低分位水平(0.1, 0.2)下显著为正,在高分位水平(0.7, 0.8, 0.9)下显著为负。其他解释变量的系数的符号和显著性与基于 100/25/25 滚动窗口的回归结果大致相同。同时对 $IDvol$ 和 $IDvol^2$ 的 OLS 回归结果中,特质波动率 $IDvol$ 和 $IDvol^2$ 的回归系数仍然不显著, $IDvol$ 的回归系数为正,而 $IDvol^2$ 的回归系数为负。分位数回归的结果类似, G_IDvol 的回归系数在低分位水平(0.1, 0.2, 0.3)下显著为负,而在高分位水平(0.7, 0.8, 0.9)下显著为正,特质波动率的平方项 G_IDvol^2 则在低分位水平(0.1, 0.2)下显著为正,而在高分位水平(0.7, 0.8, 0.9)下显著为负。

20/20/20 滚动窗口的 $IDvol$ 、 $IDvol^2$ 作为解释变量的回归结果和 G_IDvol 、 G_IDvol^2 作为解释变量的回归结果显示,特质波动率的回归系数的符号大致相同,但回归系数的显著性相比于 60/20/20 得到了进一步提高,其他解释变量的显著性与前面结果大致相同。值得注意的是 20/20/20 的滚动窗口类似于以往研究中的利用月度数据进行回归,说明本文的模型结果对于月度回归也是稳健的。

综合 60/20/20 以及 20/20/20 的滚动窗口研究结果可以看到,虽然本文改变了回归窗口的持有期和估计期的相对长度,但是特质波动率的一次方项和二次方项的回归系数的符号和显著性大致相同,充分表明本文的模型对于不同的滚动窗

口也是显著的。

2.4.2 考虑股权分置改革的影响而进行不同时间段的检验

考虑到股权分置改革的影响,将样本数据分为不同时段。我国股权分置改革于 2006 年底基本完成,因此,本文将样本期间分为 2000 年 1 月 1 日到 2006 年 12 月 31 日和 2007 年 1 月 1 日到 2014 年底。实证包括分别单独引入 $IDvol$ 、 $IDvol^2$; G_IDvol 、 G_IDvol^2 和同时引入 $IDvol$ 和 $IDvol^2$ 、 G_IDvol 和 G_IDvol^2 共 12 个回归,限于篇幅在此简要的列出了后四种情形的结果,如表 10 所示。综合股权分置改革前后的研究结果可以看到,虽然本文对样本期间进行了划分,但是特质波动率的一次方项和二次方项的回归系数的符号和显著性大致相同,表明股权分置改革对本文的研究结果没有实质性的影响。

3 结束语

通过两种使用最为广泛的特质波动率的提取方法——基于简单 OLS 回归残差标准差提取方法以及 GARCH(1,1) 加权平均法,并利用两种截然不同的方法所获得的特质波动率作为解释变量,分别利用 Fama-MacBeth 横截面回归法以及分位数回归法对特质风险与股票预期回报之间的相关关系进行了研究。研究结果表明,用两种特质波动率的提取方法所得到的特质波动率的回归结果基本上相同:OLS 回归的结果显示,虽然特质风险与股票预期回报之间是呈现负相关关系的,但是这种负相关关系在统计上是不显著的。分位数回归则对二者之间的关系给出了一个更为全面的描述,即股票特质风险($IDvol$ 或者 G_IDvol)与股票预期回报之间的关系是随着分位水平的变化而呈现出动态变化的,特质风险在低分位水平下与股票预期回报呈显著负相关关系,而在高分位水平下则与股票预期回报之间呈显著正相关关系,而在其他分位水平则不显著。结果表明我国股票市场的特质风险与股票预期回报之间的关系不是简单的一成不变,而是随着预期收益的高低而变化

的。同时,我国股市中也存在特质波动与股票回报之间的非线性关系。

参考文献:

- [1] Ang A R J, Hodrick Y, Xing, et al. The cross-section of volatility and expected returns [J]. *Journal of Finance*, 2006, 61: 259 – 299.
- [2] Han Yufeng, Ting Hu, David A, et al. Liquidity biases and the pricing of cross-sectional idiosyncratic volatility around the world [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2015, 50: 1269 – 1292.
- [3] Malagon J, David M, Rosa R. Idiosyncratic volatility, conditional liquidity and stock returns [J]. *International Review of Economics & Finance*, 2018, 53: 118 – 132.
- [4] Zaremba A, Anna C, Barbara B S. Idiosyncratic volatility, returns, and mispricing: No real anomaly in sight [J]. *Finance Research Letters*, 2018, 24(3): 163 – 167.
- [5] Foussemi C Y. Explaining the idiosyncratic volatility puzzle using stochastic discount factors [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2011, 35: 1971 – 1983.
- [6] Chen Zhanhui, Ralitsa P. Does idiosyncratic volatility proxy for risk exposure [J]. *The Review of Financial Studies*, 2012, 25: 2745 – 2787.
- [7] Hou K, Loh R. Have we solved the idiosyncratic volatility puzzle [J]. *Journal of Financial Economics*, 2016, 121(1): 1 – 28.
- [8] Egginton J, Jungshik H. The robust “maximum daily return effect as demand for lottery” and “idiosyncratic volatility puzzle” [J]. *Journal of Empirical Finance*, 2018, 47: 229 – 245.
- [9] Nam K, Shahriar K, Moonsoo K. Trend in aggregate idiosyncratic volatility [J]. *Review of Financial Economics*, 2017, 35: 11 – 28.
- [10] Gu Ming, Wenjin Kang, Bu Xu. Limits of arbitrage and idiosyncratic volatility evidence from China stock market [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2018, 86: 240 – 258.
- [11] 刘维奇, 邢红卫, 张信东. 投资偏好与“特质波动率之谜”——以中国股票市场 A 股为研究对象 [J]. *中国管理科学*, 2014, 8: 10 – 20.
Liu Weiqi, Xing Hongwei, Zhang Xindong. Investment preference and the idiosyncratic volatility puzzle [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2014, 8: 10 – 20. (in Chinese)
- [12] 郑振龙, 王磊, 王路跖. 特质偏度是否被定价 [J]. *管理科学学报*, 2013, 16(5): 1 – 12
Zheng Zhenlong, Wang Lei, Wang Luzhi, Is idiosyncratic skewness priced [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2013, 16(5): 1 – 12. (in Chinese)
- [13] 杨华蔚, 韩立岩. 外部风险、异质信念与特质波动率风险溢价 [J]. *管理科学学报*, 2011, 14(11): 71 – 80.
Yang Huawei, Han Liyan. Extraneous risk, heterogeneous beliefs and idiosyncratic risk [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2011, 14(11): 71 – 80. (in Chinese)
- [14] 郑振龙, 孙清泉, 吴强. 方差和偏度的风险价格 [J]. *管理科学学报*, 2016, 19(12): 109 – 122.
Zheng Zhenlong, Sun Qingquan, Wu Qiang. Risk prices of variance and skewness [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(12): 109 – 122. (in Chinese)
- [15] 陈蓉, 林秀雀. 波动率偏斜与风险中性偏度能预测尾部风险吗? [J]. *管理科学学报*, 2016, 19(8): 113 – 126.
Chen Rong, Lin Xiuque. Can implied volatility skew or risk-neutral skewness predict tail risk? [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(8): 113 – 126. (in Chinese)
- [16] Wan Chi. Idiosyncratic Volatility, Expected Windfall, and the Cross-Section of Stock Returns [R]. Boston: Working Paper, Boston College, 2008.
- [17] Harmindar B, Nath, Robert D B. Assessing the idiosyncratic risk and stock returns relation in heteroskedasticity corrected

- predictive models using quantile regression[J]. *International Review of Economics and Finance*, 2015, 38: 94 – 111.
- [18]Fu F. Idiosyncratic risk and the cross-section of expected stock returns [J]. *Journal of Financial Economics*, 2009, 91: 24 – 37.
- [19]Newey W K, West K D. A simple positive-definite heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix [J]. *Econometrica*, 1987, 55: 703 – 708.
- [20]Koenker R, Baasett G. Regression quantiles [J]. *Econometrica*, 1978, 46: 33 – 50.
- [21]Engle R, Manganelli S. CAViaR: Conditional autoregressive value at risk by regression quantiles [J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 2004, 22: 367 – 381.
- [22]Huang W, Liu Q, Rhee S G, et al. Return reversals, idiosyncratic risk, and expected returns [J]. *Review of Financial Studies*, 2010, 23(1): 147 – 168.

Is there idiosyncratic volatility puzzle in Chinese stock markets: A quantile regression analysis

*XIONG He-ping*¹, *LIU Jing-jun*^{2*}, *YANG Yi-jun*¹, *ZHOU Jing-ming*¹

1. Economics and Management School of Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. Lingnan College of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

Abstract: Using the samples of Chinese A-share listed companies, this paper empirically investigates the relationship between idiosyncratic volatility and stock cross-sectional return and throws light upon the question “Does idiosyncratic volatility puzzle in China”. Traditional OLS regression residual standard deviation and GARCH model are used to estimate idiosyncratic volatility, and both the Fama-MacBeth cross-section regression and quantile regression method to investigate the relationship between idiosyncratic volatility and stock cross-sectional return. The OLS regression analysis shows that idiosyncratic risk is negatively correlated with stock expected return, but the relationship is not statistically significant, which means that idiosyncratic volatility puzzle does not exist. The quantile regression on the other hand gives a more comprehensive description of the relationship between idiosyncratic risk and stock expected return. At the low quantiles the relationship is significantly negative while at high quantiles the relationship is significantly positive.

Key words: idiosyncratic volatility; cross-sectional return; quantile regression