

混频投资者情绪与股票价格行为^①

姚尧之¹, 王坚强¹, 刘志峰^{2*}

(1. 中南大学商学院, 长沙 410083; 2. 海南大学经济与管理学院, 海口 570228)

摘要: 采用混频数据抽样模型(MIDAS)研究了混频投资者情绪对中国股市收益率及其波动的影响. 通过构建日度、周度及月度这三种不同频率的投资者情绪, 实证结果发现, 混频情绪对当期收益率及其波动都存在显著的正向影响, 并且与传统回归模型相比, MIDAS模型具有更强的解释能力. 本文进一步使用GARCH-MIDAS模型研究了混频情绪对收益率波动长期成分的影响, 发现混频情绪能够显著影响收益的长期波动.

关键词: 投资者情绪; 混频数据; MIDAS; 已实现波动

中图分类号: F830.91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2018)02-0104-10

0 引言

标准金融理论认为投资者情绪并不影响资产定价, 但以 De Long 等的经典研究为代表的一系列研究都表明, 投资者情绪是金融资产的一个不可忽略的定价因子^[1]. 例如, Lee 等以及 Brown 等的研究都发现投资者情绪会显著影响金融资产的收益率^[2,3]. Baker 和 Wurgler 采用主成分分析方法对投资者情绪进行了度量, 并研究了投资者情绪对股票横截面收益率的影响, 发现大的情绪波动会对估值过高、很难套利的股票收益率产生非对称的影响^[4]. Kim 等的研究发现, 当投资者情绪高涨时, 较高等度的投资者分歧预示着较低的未来股市收益率, 而当投资者情绪低落时, 投资者分歧对未来股市收益率没有显著影响^[5]. 曾燕等在连续时间框架下拓展了情绪资产定价模型, 结果表明异质投资者情绪是资产收益的重要因子^[6]. 总的来说, 以行为金融学为代表的相关研究结果, 基本都一致认为投资者情绪对金融资产收益率的影响是系统性存在的.

投资者情绪对金融资产价格波动的影响方

面, 也有很多学者进行了丰富的研究. Brown 认为散户投资者情绪的波动会导致封闭式基金收益率产生巨大的波动^[7]. Lee 等的实证结果发现, 投资者情绪是资产定价过程中的一种系统性风险, 且看涨情绪会导致波动的下降, 看跌情绪则会增加波动^[8]. 而王美今和孙建军则发现, 投资者情绪不仅可以影响沪深两市的收益率, 还能反向修正收益率的波动^[9]. 随后, 许承明和宋海林使用中国封闭式基金的相关数据进行实证后也发现了类似的结果^[10]. 张强和杨淑娥从噪声交易模型入手, 分析发现投资者情绪波动会对股票价格走势产生非对称的影响, 并且会引起股票收益率的波动^[11]. 杨阳和万迪昉的研究则发现, 投资者情绪对波动率的影响是存在的, 且在牛熊市时的影响程度是不同的^[12]. Seo 和 Kim 的研究发现, 隐含波动率对未来波动率的预测能力取决于投资者情绪的水平^[13]. Sayim 和 Rahman 研究了个体投资者情绪与股市收益率及其波动之间的关系, 结果发现, 非预期投资者情绪的高涨会对股市波动率产生显著的负向影响^[14].

① 收稿日期: 2017-03-11; 修订日期: 2017-09-24.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71571193); 海南省自然科学基金资助项目(20167242); 海南省教育厅高等学校科学研究项目(Hnky2016-7); 海南大学科研启动基金资助项目(kyqd1634); 海南大学青年基金资助项目(qnjj1507).

通讯作者: 刘志峰(1984), 男, 湖南双峰人, 博士, 讲师. Email: zhliu@126.com

在上述实证研究当中,无论是研究投资者情绪对资产收益率的影响还是对资产波动的影响,它们所采用的实证模型都有一个共同特点:即模型中解释变量和被解释变量的数据频率都是相同的.但在实际中,经常存在两个变量数据不同频的现象.为了满足传统实证模型对数据的同频率要求,对非同频数据的处理方法通常是:使用平均化等方法将高频数据进行降频处理,或者使用插值等方法将较低频率的数据变为高频数据.然而,前者会损失高频数据本身所携带的大量信息,后者则会使得得到的高频数据失真,这样,无论进行何种同频化处理都会导致数据信息不能被真实有效利用.针对这一问题, Ghysels 等提出了混频数据抽样模型(mixed data sampling, MIDAS),该模型能将不同频率的数据整合在一个模型中进行估计,大大降低了由于数据频率不一致所带来的估计难度,同时也有效避免了在处理不同频率数据过程中造成的数据信息损失或失真等问题^[15].由于这种优势,该模型在不同领域的非同频数据估计和预测等相关研究中得到了广泛运用^[16,17],这其中也包括金融领域的相关研究.例如, Ghysels 等使用 MIDAS 模型进行研究后发现,在股票市场中,风险和收益存在着十分显著的正相关关系^[18].接着,他们又将该模型运用到对金融市场波动的预测研究中,结果发现使用日度已实现波动能更好预测波动^[19].国内学者徐剑刚等、陆利桓等、杨科等以及郑挺国等也分别使用 MIDAS 系列模型对我国股市波动进行了预测,得到与 Ghysels 等基本一致的结果^[20-23].

近年来,一些学者开始尝试将 MIDAS 模型应用到投资者情绪的相关研究当中. Yang 和 Zhang 研究了周度、月度、季度混频投资者情绪对股市收益率的影响,他们发现投资者情绪对股市收益率存在显著影响,且混频情绪比低频情绪具有更强的解释能力^[24].侯江萍等研究了混频投资者情绪和股指收益率之间的联动效应,结果发现投资者情绪对股市收益率具有显著的正向影响^[25]. Gao 和 Yang 的研究则发现混频情绪对股指期货收益率具有更强的预测能力^[26].在投资者情绪对股票价格行为的影响方面,已有的研究都是在周度或者更低频率的数据层面来进行的,尚未见到使用日度这一更高频率数据的相关研究.更重要的是,

目前还没有研究涉及混频情绪对收益率波动的影响.针对这些不足,本文尝试对混频情绪与股票价格行为之间的关系进行更为深入的研究.本文的贡献在于:1)在混频情绪的构建中,采用了日、周、月这三种相对更高的频率数据,能够有助于从更微观的时间尺度上研究混频情绪对收益率的影响;2)研究了混频情绪对股市波动的影响.这部分的研究既包括采用经典 MIDAS 模型的研究,也包括采用 GARCH-MIDAS 模型来研究混频情绪对收益率波动长期成分的影响.

1 模型构建

1.1 MIDAS(m, K) 模型

MIDAS(m, K) 模型是由 Ghysels 等人在 2004 年提出的^[15],该模型通过使用多项式权重 $B(L^{1/m}; \theta)$ 将低频数据 y_t 和高频数据 $x_t^{(m)}$ 整合在一起进行回归,具体的模型如下

$$y_t = \alpha + \beta B(L^{1/m}; \theta) x_t^{(m)} + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (1)$$

其中 m 表示低频数据 y_t 和高频数据 $x_t^{(m)}$ 之间频率的倍数之差; $B(L^{1/m}; \theta) = \sum_{k=0}^K B(k; \theta) L^{k/m}$ 是一个长度为 K 的多项式,且 $L^{1/m}$ 是 $x_t^{(m)}$ 的滞后算子,满足 $L^{i/m} x_t^{(m)} = x_{t-i/m}^{(m)}$;在 $B(L^{1/m}; \theta)$ 中,滞后算子 $L^{k/m}$ 对应的 $B(k; \theta)$ 中的系数是参数化后的、包含低维向量 θ 的函数, $i = 0, 1, \dots, K-1, K$, K 为参数化过程中权重函数的滞后阶数.

在 MIDAS(m, K) 模型中,如果因变量 y_t 的获取频率为每 6 个月一次,而自变量 x_t 的获取频率为每日一次,假设一个月有 22 个有效数据,那么回归过程中就有 132 个滞后参数,这将是一项十分庞大的工程.作为处理参数增值的方法,在 MIDAS(m, K) 回归中, $L^{1/m}$ 中多项式的系数由函数 $B(L^{1/m}; \theta)$ 决定,实际上也就是由 $B(L^{1/m}; \theta)$ 中的向量 θ 决定,而系数 β 体现的则是自变量 $x_t^{(m)}$ 对 y_t 的整体影响.

函数 $B(L^{1/m}; \theta)$ 的参数化过程是模型估计的关键问题,而实际上对 $B(L^{1/m}; \theta)$ 的参数化过程是十分灵活的.向量 θ 取值不同, $B(L^{1/m}; \theta)$ 函数的具体形式也不同,且当滞后阶数增加时,参数化

的权重值也会随之增加. 因此, 估计向量 θ 的过程就是有效选择数据 x_t 和 y_t 间滞后阶数的过程. 因此, 一旦函数 $B(L^{1/m}; \theta)$ 的具体形式确定了, 滞后阶数的选择就仅仅是数据驱动的结果. 实际上, 对函数 $B(k; \theta)$ 中滞后系数的参数化过程是估计 MIDAS(m, K) 模型的关键, 本文采用对 $B(k; \theta)$ 进行参数化的一种常用方法, 即 Almon 滞后指数

$$B(k; \theta) = \frac{e^{\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q}}{\sum_{k=1}^K e^{\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q}}$$

其中 θ 取两参数形式 $\theta = [\theta_1; \theta_2]$, 且满足 $\theta_2 \leq 0$.

在本文接下来的实证中, 将采用 MIDAS 模型来分别研究混频情绪对收益率及其波动的影响. 其中, 关于收益率所采用的具体实证模型如下

$$R_t = \alpha + \beta B(L^{1/m}; \theta) \Delta SI_t^{(m)} + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \tag{2}$$

其中 R_t 为低频数据, 表示上证综合指数在第 t 期的收益率; 参考 Yang 和 Zhang 的研究^[27], 这里采用投资者情绪的变化作为自变量, 即 $\Delta SI_t^{(m)}$.

本文还使用了 MIDAS 模型来研究投资者情绪波动对收益率波动的影响, 参考 Yu 和 Yuan 的研究^[28], 这里使用已实现波动率和 GARCH 模型中的波动序列作为度量收益率波动的指标, 具体的回归模型如下

$$V_t = \alpha + \beta B(L^{1/m}; \theta) (\Delta SI_t^{(m)})^2 + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \tag{3}$$

其中 V_t 采用以下两种形式: 已实现波动率 RV_t , 以及 GARCH(1,1) 模型中的波动序列 g_t , $(\Delta SI_t^{(m)})^2$ 表示情绪变化量的平方项(这里表示情绪的波动), 其他变量的含义和模型(2)中的一致.

1.2 GARCH-MIDAS 模型

Engle 和 Rangel 认为, 资产收益的波动至少是由两个部分组成^[29], 可由下式表示

$$r_{i,t} - E_{i-1,t}(r_{i,t}) = \sqrt{\tau_t \cdot g_{i,t}} \varepsilon_{i,t} \tag{4}$$

其中 $r_{i,t}$ 表示某金融资产第 t 个周期中第 i 天的对数收益, 这里的 t 可以是一周、一个月、一个季度等任意频率, 为了讨论的方便, 这里假设 t 的频率为月; $E_{i-1,t}(r_{i,t})$ 表示同期给定信息集下的条件期望; $g_{i,t}$ 表示短期波动, 它通常与短期因素有关; τ_t 表示长期波动, 通常受到宏观经济变量等

的影响; $\varepsilon_{i,t}$ 为标准化的白噪声序列.

Engle 等在此基础上, 结合 Ghysels 等提出的 MIDAS 模型的构建思路, 构建了一个 GARCH-MIDAS 模型, 并使用该模型研究了宏观经济环境对收益率波动的影响^[30]. 具体来说, 他们假设模型(4)中一个周期 t 内有 N_t 个日数据, 即 $r_{i,t}$ 为第 t 月中的第 i 天的收益率, 那么 $r_{i,t}$ 可以写成如下形式

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t \cdot g_{i,t}} \varepsilon_{i,t}, \quad \forall i = 1, \dots, N_t \tag{5}$$

其中 $\varepsilon_{i,t} | \Phi_{i-1,t} \sim N(0, 1)$ 表示第 t 月中第 $i-1$ 天的信息集. 参考 Engle 和 Rangel 中的方法, 假设短期波动 $g_{i,t}$ 为一个 GARCH(1,1) 过程^[29], 则有

$$g_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{i-1,t} - \mu)^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t} \tag{6}$$

Engle、Ghysels 和 Sohn^[30] 还认为, τ_t 所代表的波动长期成分, 可以由某个低频变量来刻画, 因此, 他们参考 Merton 和 Schwert 等的方法, 用已实现波动率 RV_t 来描述模型中的 τ_t , 即

$$\tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) RV_{t-k} \tag{7}$$

$$RV_t = \sum_{i=1}^{N_t} r_{i,t}^2 \tag{8}$$

将模型(7)对数化后就可以得到对数形式的 GARCH-MIDAS 模型, 具体形式如下

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t \cdot g_{i,t}} \varepsilon_{i,t},$$

$$\ln \tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) RV_{t-k}$$

$$g_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{i-1,t} - \mu)^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t} \tag{9}$$

为了研究投资者情绪对收益率波动中长期成分的影响, 本文在实证中将模型(9)中的已实现波动率 RV_{t-k} 用投资者情绪的波动来代替, 就得到如下关于投资者情绪波动的 GARCH-MIDAS 模型

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t \cdot g_{i,t}} \varepsilon_{i,t},$$

$$\ln \tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) (\Delta SI_t^{(m)})^2$$

$$g_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{i-1,t} - \mu)^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t} \tag{10}$$

2 数据来源

目前对投资者情绪的度量大多采用 Baker 和 Wurgler 的方法^[4]，但是在原始指标的选择上则有所不同^[31-34]。由于本文需要构建日度频率的投资者情绪，而一些常用的原始情绪指标并没有日度数据（例如新开户数），因此考虑到日度数据的可获得性，这里选取以往的文献中经常用到的指标：市盈率（PE）^[35,36]、换手率（TURN）^[37]、腾落比率（ADR）^[38]、融资融券比（MS）^[39,40]，这四个指标作为投资者情绪的原始指标。本文所使用的收益率数据为上证综指。数据样本区间为 2010 年 5 月至 2016 年 11 月，所

有数据均来自 WIND 数据库。

按照 Baker 和 Wurgler 的方法^[4]，这里对原始情绪指标采用主成分分析方法，取第一主成分得到不同频率下的投资者情绪。其中，日度情绪的具体结果如下

$$Senti_daily_t = 0.6224PE_t + 0.5540TURN_t + 0.0813ADR_t + 0.5469MS_t$$

相应的，日度投资者情绪的变化量为

$$\Delta SI_t = Senti_daily_t - Senti_daily_{t-1}$$

周度、月度情绪的构建方法与此类似：先将上述四个原始情绪指标的日度数据分别进行周度、月度平均，再对所得数据进行主成分分析，取第一主成分就分别得到周度、月度情绪。不同频率下投资者情绪的走势如下图所示。

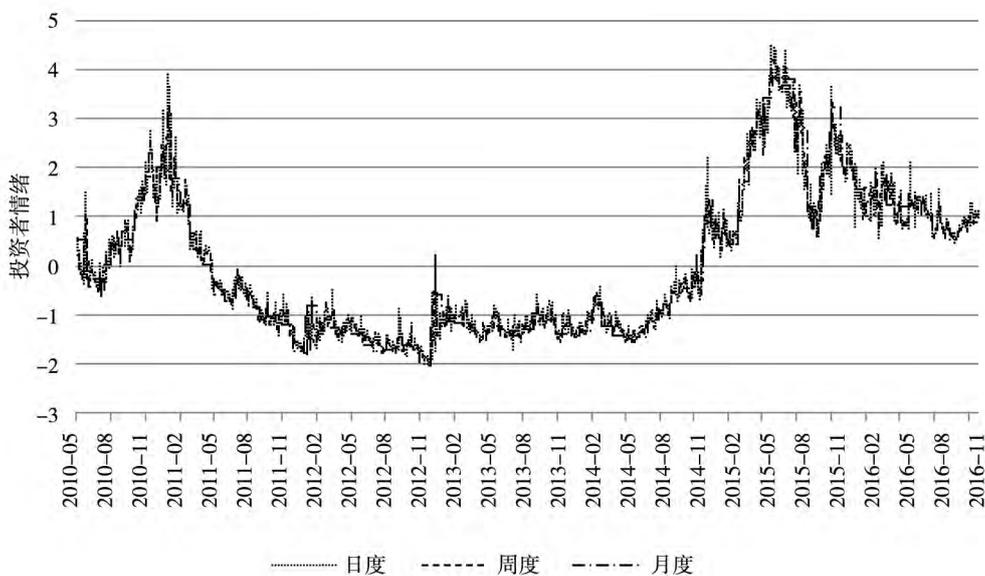


图 1 混频投资者情绪

Fig. 1 Mixed-frequency investor sentiment

表 1 投资者情绪与股市收益：传统回归模型的估计结果

Table 1 Investor sentiment and stock market returns: Results from OLS model

频率	α	β	Adj - R ²
月度	0.002 6 (0.387 7)	0.074 1 *** (5.946 7)	0.308 6
周度	0.000 0 (0.040 3)	0.045 3 *** (10.425 7)	0.241 6

注：“*”、“***”、“***”分别代表在 10%、5%、1% 的显著水平下显著。

表2 混频投资者情绪与股市收益: MIDAS 模型的估计结果

Table 2 Mixed-frequency investor sentiment and stock market returns: Results from MIDAS model

频率	α	β	θ_1	θ_2	$Adj-R^2$
月度/周度	0.004 7 (0.654 7)	0.252 6*** (5.167 7)	1.476 2 (1.557 5)	-0.309 7* (-1.651 7)	0.234 2
月度/日度	0.003 2 (0.481 9)	1.453 1*** (6.315 3)	0.395 5*** (3.523 0)	-0.019 6*** (-3.633 1)	0.316 6
周度/日度	0.000 4 (0.242 7)	0.203 7*** (10.414 4)	0.478 4* (1.881 3)	-0.065 3 (-1.645 6)	0.244 4

注: “*”、“**”、“***”分别代表在10%、5%、1%的显著水平下显著。

3 实证结果分析

3.1 混频情绪对股市收益率的影响

在数据同频的情况下,已经有大量关于投资者情绪与股市收益率关系的研究。为了更好的对比混频数据下 MIDAS 模型与同频数据下传统回归模型之间的结果差异,本文同时给出了这两种模型下的实证结果。

首先给出了使用传统回归方法所得的估计结果,具体见表1所示。从表1的结果可以发现,总的来说,不管是采用周度数据还是月度数据,投资者情绪对当期收益率的影响都是正向的,且都在1%的显著水平下显著。表2给出的则是不同混合频率下 MIDAS 模型的估计结果(即模型(2)的结果)。从表2可以看出,在不同混合频率下,参数 β 的估计结果都是正数且在1%的显著水平下显著。使用同频数据和混频数据的实证结果都表明,在不同的时间尺度下,投资者情绪对当期收益率的影响都是显著为正的,即投资者情绪的变化量越大,所对应的同期收益率也会随之增大。这与以往的研究结论是基本一致的。

进一步对比表1和表2中的结果可以发现,采用月度/日度混合频率数据得到的 MIDAS 模型估计结果所对应的 $Adj-R^2$ 为 0.316 6,大于使用 OLS 回归模型中采用月度数据所得到的 $Adj-R^2$ 值(0.308 6); MIDAS 模型估计结果中周度/日度混合频率数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.244 4)也大于表1中周度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.241 6)。这说明,使用包含高频信息的混合频率数据模型相对于只采用单一低频率数据的简单线性模型而言具有更强的解释能力,也就是说, MIDAS 模型的解

释能力要优于传统回归模型。不过也注意到,在 MIDAS 模型的回归结果中,月度/周度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.234 2),不仅小于月度/日度数据所对应的 $Adj-R^2$ 值(0.316 6),也要小于 OLS 模型下月度数据所对应的 $Adj-R^2$ 值(0.308 6)。这说明在 MIDAS 模型中,模型的解释能力并不总是优于传统回归模型,而是取决于所使用的频率倍数差等因素。一般来说,所使用数据的有效信息越多,模型的解释能力也越强。这也提示在使用 MIDAS 模型时,要特别注意选择合适的参数以保证数据信息的有效利用。

3.2 混频情绪波动对股市波动的影响

类似的,为了研究投资者情绪波动对收益率波动的影响,针对不同频率的情绪数据构建了 MIDAS 模型。这里,对股市波动的刻画采用了已实现波动和 GARCH 模型这两种经典方法,以此得到两种波动序列分别作为被解释变量,采用模型(3)进行了估计,得到的结果分别如表4和表6所示。同样的,作为对比,表3和表5首先给出了相应的两种波动度量下使用传统回归方法所得到的估计结果。

首先来看混频情绪对已实现波动的影响。从表3中可以看出,无论是月度数据还是周度数据,参数 β 的估计值都是正数且在1%的显著水平下显著。相应的,表4中参数 β 的估计结果也全部为正且在1%的显著水平下显著。也就是说,不论估计所使用的投资者情绪指标是同频率数据还是混合频率数据,得到的结果都是一致的,即:投资者情绪的波动对收益率波动的影响显著为正,投资者情绪波动越大,收益率波动也就越大。

进一步对比表3和表4的结果可以发现:当被解释变量采用月度数据时,表4中月度/周度混

合频率数据对应的 $Adj-R^2$ 值最大, 为 0.640 6, 月度/日度数据对应的 $Adj-R^2$ 值次之, 为 0.628 8, 但都是大于表 3 中传统回归模型下月度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.584 8); 再来看周度数据的相关结果: 在 MIDAS 模型的实证结果中, 周度/日度数据

对应的 $Adj-R^2$ 值为 0.277 3, 该数值大于表 3 中周度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.276 4)。上述结果都一致说明: 无论是对于月度波动还是周度波动, 相对于采用同频率数据的传统回归模型而言, 使用包含较高频率数据的混频数据模型具有更强的解释能力。

表 3 混频投资者情绪与已实现波动: 传统回归模型的估计结果

Table 3 Mixed-frequency investor sentiment and realized volatility: Results from OLS model

频率	α	RV_{t-1}	β	$Adj - R^2$
月度	0.000 3 (0.470 8)	0.463 3 *** (5.722 2)	0.000 9 *** (5.572 3)	0.584 8
周度	0.000 3 ** (2.286 1)	0.317 3 *** (6.318 2)	0.000 2 *** (6.317 4)	0.276 4

注: “*”、“**”、“***”分别代表在 10%、5%、1% 的显著水平下显著。

表 4 混频投资者情绪与已实现波动: MIDAS 模型的估计结果

Table 4 Mixed-frequency investor sentiment and realized volatility: Results from MIDAS model

频率	α	RV_{t-1}	β	θ_1	θ_2	$Adj - R^2$
月度/周度	0.000 2 (0.000 5)	0.414 9 *** (5.354 8)	0.001 1 *** (7.037 2)	9.999 5 (1.581 3)	-1.192 1 (-1.544 2)	0.640 6
月度/日度	0.000 2 (0.000 5)	0.440 1 *** (5.872 3)	0.001 1 *** (6.842 5)	9.999 4 *** (3.530 7)	-0.321 0 *** (-3.533 7)	0.628 8
周度/日度	0.000 2 ** (2.146 6)	0.307 7 *** (0.050 4)	0.000 2 *** (6.416 9)	9.935 9 (0.368 1)	-1.295 0 (-0.342 7)	0.277 3

注: “*”、“**”、“***”分别代表在 10%、5%、1% 的显著水平下显著。

再来看采用 GARCH 模型对波动进行刻画的相关估计结果。在表 5 使用传统回归模型进行估计所得的结果中, 所有参数 β 的取值都为正数, 且周度数据对应的参数 β 在 1% 的显著水平下显著, 月度数据对应的估计结果也接近显著, 这说明投资者情绪的波动对收益率波动依然表现出正向的影响。对比表 5 和表 3 中的数据可以发现, 不同频率下表 5 中的 $Adj-R^2$ 值是大于表 3 的。这说明投资者情绪波动对 GARCH 波动的解释能力要大于对已实现波动的解释能力。

进一步对比表 5 和表 6 的结果可以发现, 周度/日度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.894 4) 高于表 5 中周度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.892 6), 这说明使用 MIDAS 模型时, 投资者情绪波动对周度 GARCH 波动的解释能力高于传统回归模型的解释能力, 这与使用已实现波动率的结果是一致的。但是, 发现月度/周度数据和月度/日度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(分别为 0.619 1 和 0.625 6) 都低于表 5 中月度数据对应的 $Adj-R^2$ 值(0.631 4), 也就是说 MIDAS 模型对月度 GARCH 波动的解释能

力并没有表现出明显的优势。

3.3 混频情绪对股市波动长期成分的影响

在 3.2 中, 已发现投资者情绪波动会显著影响收益率波动, 并且混频数据模型在多数情况下有着更为优异的表现。本小节进一步采用 GARCH-MIDAS 模型研究投资者情绪波动对收益率长期波动的影响(即模型(10)), 具体实证结果如表 7 所示。

在表 7 中, 所有不同混合频率数据对应的参数 θ 的取值都是正数(分别为 0.459 7, 0.163 3 和 0.108 4), 且当混合频率为月度/周度以及月度/日度时在 1% 的显著性水平下显著, 这说明投资者情绪波动对收益率波动中的长期成分会产生显著的正向影响, 投资者情绪波动越大, 收益率的长期波动也就越大。结合 3.2 节的结果来看, 投资者情绪波动对收益率波动的正向影响不仅体现在短期影响上, 也体现为对收益率波动长期成分的影响, 这表明投资者情绪波动对收益率波动不仅会产生短期影响, 也会同时产生长期影响。

表5 混频投资者情绪与 GARCH 波动: 传统回归模型的估计结果

Table 5 Mixed-frequency investor sentiment and GARCH volatility: Results from OLS model

频率	α	g_{t-1}	β	$Adj - R^2$
月度	0.001 1 *** (2.719 9)	0.744 5 *** (9.616 6)	0.000 1 (1.502 3)	0.631 4
周度	0.000 0 (1.320 1)	0.886 4 *** (42.274 1)	0.000 0 *** (4.994 9)	0.892 6

注: “*”、“**”、“***”分别代表在 10%、5%、1% 的显著水平下显著。

表6 混频投资者情绪与 GARCH 波动: MIDAS 模型的估计结果

Table 6 Mixed-frequency investor sentiment and GARCH volatility: Results from MIDAS model

频率	α	g_{t-1}	β	θ_1	θ_2	$Adj - R^2$
月度/ 周度	0.001 1 *** (2.678 9)	0.756 8 *** (10.101 8)	0.000 1 (1.326 8)	9.993 1 (0.313 6)	-1.880 1 (-0.349 1)	0.619 1
月度/ 日度	0.001 0 ** (2.588 5)	0.756 9 *** (10.493 5)	0.000 1* (1.741 4)	9.993 8 (0.417 6)	-2.547 2 (0.398 9)	0.625 6
周度/ 日度	0.000 0 (1.146 8)	0.882 3 *** (41.884 1)	4.008 5e-05 *** (5.672 0)	9.9912 (0.169 8)	-1.005 0 (-0.143 1)	0.894 4

注: “*”、“**”、“***”分别代表在 10%、5%、1% 的显著水平下显著。

表7 混频投资者情绪与长期波动: GARCH-MIDAS 模型的估计结果

Table 7 Mixed-frequency investor sentiment and long-term volatility: Results from GARCH-MIDAS model

频率	μ	α	β	θ	ω	m
月度/周度	0.000 8 (0.558 0)	0.0997* (1.6589)	0.332 8 (0.654 0)	0.459 7 *** (9.785 5)	12.224 0* (1.784 4)	0.014 0 *** (4.532 9)
月度/日度	0.000 2 (0.687 6)	0.056 7 *** (6.445 1)	0.911 4 *** (37.484 0)	0.163 3 *** (7.657 6)	3.225 2 (1.576 4)	0.008 7 *** (5.322 1)
周度/日度	0.000 2 (0.822 1)	0.046 2 *** (5.644 7)	0.946 7 *** (110.680 0)	0.108 4 (1.253 5)	1.217 3 (0.607 8)	0.013 4 *** (8.784 7)

注: “*”、“**”、“***”分别代表在 10%、5%、1% 的显著水平下显著。

4 结束语

本文在混合频率数据视角下,研究了投资者情绪对收益率及其波动率的影响。相对于传统模型要求解释变量和被解释变量具有相同的数据频率,MIDAS 模型可以解决数据的不同频问题,从而有效避免了人为的使数据同频的过程中,对数据进行降频或增频处理造成的信息损失或失真这一问题。本文首先通过构建混合频率投资者情绪变量,采用 MIDAS 模型进行的实证结果表明,投资者情绪对当期收益率的影响是显著为正的。更为重要的是,本文的研究结果发现,当使用适当的混频数据模型时,投资者情绪对收益率的解释能

力大大增强,这说明 MIDAS 模型能够有效的利用更高频率的数据信息。本文还重点研究了混合频率视角下投资者情绪波动对收益率波动的影响。分别使用了已实现波动和 GARCH 波动作为被解释变量,并采用 MIDAS 模型进行了估计,结果发现投资者情绪波动对收益率波动的影响都是正向的。总的来说,模型的解释能力也较传统回归模型更强,但是模型参数设置有可能影响到模型的解释能力。最后,采用 GARCH-MIDAS 模型的估计结果进一步发现,投资者情绪波动也显著影响收益率波动的长期成分,这表明投资者情绪波动对收益率波动的影响不仅是短期的,也是长期存在的,从而加深了对于投资者情绪与收益率波动关系的认识。

参考文献:

- [1] De Long J B, Shleifer A, Summers L H, et al. Noise trader risk in financial markets [J]. *Journal of Political Economy*, 1990, 98(4): 703–738.
- [2] Lee C M C, Shleifer A, Thaler R H. Investor sentiment and the closed-end fund puzzle [J]. *The Journal of Finance*, 1991, 46(1): 75–109.
- [3] Brown G W, Cliff M T. Investor sentiment and asset valuation [J]. *The Journal of Business*, 2005, 78(2): 405–440.
- [4] Baker M, Wurgler J. Investor sentiment and the cross-section of stock returns [J]. *The Journal of Finance*, 2006, 61(4): 1645–1680.
- [5] Kim J S, Ryu D, Seo S W. Investor sentiment and return predictability of disagreement [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2014, 42: 166–178.
- [6] 曾燕, 康俊卿, 陈树敏. 基于异质性投资者的动态情绪资产定价 [J]. *管理科学学报*, 2016, 19(6): 87–97.
Zeng Yan, Kang Junqing, Chen Shumin. Dynamic sentiment asset pricing with heterogeneous investors [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(6): 87–97. (in Chinese)
- [7] Brown G W. Volatility, sentiment, and noise traders [J]. *Financial Analysts Journal*, 1999, 55(2): 82–90.
- [8] Lee W Y, Jiang C X, Indro D C. Stock market volatility, excess returns, and the role of investor sentiment [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2002, 26(12): 2277–2299.
- [9] 王美今, 孙建军. 中国股市收益, 收益波动与投资者情绪 [J]. *经济研究*, 2004, 10: 75–83.
Wang Meijin, Sun Jianjun. Stock market returns, volatility and the role of investor sentiment in China [J]. *Economic Research Journal*, 2004, 10: 75–83. (in Chinese)
- [10] 许承明, 宋海林. 中国封闭式基金价格报酬过度波动的经验分析 [J]. *经济研究*, 2005, (3): 108–118.
Xu Chengming, Song Hailin. Empirical research on excess volatility of stock returns of closed-end fund in China [J]. *Economic Research Journal*, 2005, (3): 108–118. (in Chinese)
- [11] 张强, 杨淑娥. 噪音交易, 投资者情绪波动与股票收益 [J]. *系统工程理论与实践*, 2009, 29(3): 40–47.
Zhang Qiang, Yang Shue. Noise trading, investor sentiment volatility and stock returns [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2009, 29(3): 40–47. (in Chinese)
- [12] 杨阳, 万迪昉. 不同市态下投资者情绪与股市收益, 收益波动的异化现象——基于上证股市的实证分析 [J]. *系统工程*, 2010, 28(1): 19–23.
Yang Yang, Wan Difang. Relationship among investor sentiment, stock market return and volatility in different market states [J]. *Systems Engineering*, 2010, 28(1): 19–23. (in Chinese)
- [13] Seo S W, Kim J S. The information content of option-implied information for volatility forecasting with investor sentiment [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2015, 50: 106–120.
- [14] Sayim M, Rahman H. The relationship between individual investor sentiment, stock return and volatility: Evidence from the Turkish market [J]. *International Journal of Emerging Markets*, 2015, 10(3): 504–520.
- [15] Ghysels E, Santa-Clara P, Valkanov R. *The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regressions* [R]. Chapel Hill: University of North Carolina, 2004.
- [16] 李正辉, 郑玉航. 基于混频数据模型的中国经济周期区制监测研究 [J]. *统计研究*, 2015, (1): 33–40.
Li Zhenghui, Zheng Yuhang. Monitoring China's business cycle regime based on MIDAS model [J]. *Statistical Research*, 2015, (1): 33–40. (in Chinese)
- [17] 王维国, 于扬. 基于混频回归类模型对中国季度GDP的预报方法研究 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2016, 33(4): 108–125.
Wang Weiguo, Yu Yang. Short-term prediction of quarterly GDP in China based on MIDAS regression models [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2016, 33(4): 108–125. (in Chinese)
- [18] Ghysels E, Santa-Clara P, Valkanov R. There is a risk-return trade-off after all [J]. *Journal of Financial Economics*, 2005, 76(3): 509–548.

- [19] Ghysels E, Santa-Clara P, Valkanov R. Predicting volatility: Getting the most out of return data sampled at different frequencies [J]. *Journal of Econometrics*, 2006, 131(1): 59–95.
- [20] 徐剑刚, 张晓蓉, 唐国兴. 混合数据抽样波动模型 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2007, 24(11): 77–85.
Xu Jiangan, Zhang Xiaorong, Tang Guoxing. Mixed data sampling volatility model [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2007, 24(11): 77–85. (in Chinese)
- [21] 陆利桓, 李汉东. 中国股市波动测度实证研究 [J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2009, (3): 319–322.
Lu Lihuan, Li Handong. Empirical volatility measurement of the Chinese stock market [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2009, (3): 319–322. (in Chinese)
- [22] 杨科, 田凤平, 林洪. 跳跃的估计, 股市波动率的预测以及预测精度评价 [J]. *中国管理科学*, 2013, 21(3): 50–60.
Yang Ke, Tian Fengping, Lin Hong. Jump estimation, stock market volatility forecasting and prediction accuracy evaluation [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2013, 21(3): 50–60. (in Chinese)
- [23] 郑挺国, 尚玉皇. 基于宏观基本面的股市波动度量与预测 [J]. *世界经济*, 2014, (12): 118–139.
Zheng Tingguo, Shang Yuhuang. Measuring and forecasting stock market volatility based on macro fundamentals [J]. *The Journal of World Economy*, 2014, (12): 118–139. (in Chinese)
- [24] Yang C, Zhang R. Does mixed-frequency investor sentiment impact stock returns? Based on the empirical study of MIDAS regression model [J]. *Applied Economics*, 2014, 46(9): 966–972.
- [25] 侯江萍, 姜伟, 梁孝东. 市场情绪与股指收益的联动性研究 [J]. *青岛大学学报(自然科学版)*, 2016, 29(2): 95–99.
Hou Jiangping, Jiang Wei, Liang Xiaodong. Linkage studies of market sentiment and stock returns [J]. *Journal of Qingdao University (Natural Science Edition)*, 2016, 29(2): 95–99. (in Chinese)
- [26] Gao B, Yang C. Forecasting stock index futures returns with mixed-frequency sentiment [J]. *International Review of Economics & Finance*, 2017, 49: 69–83.
- [27] Yang C, Zhang R. Does mixed-frequency investor sentiment impact stock returns? Based on the empirical study of MIDAS regression model [J]. *Applied Economics*, 2014, 46(9): 966–972.
- [28] Yu J, Yuan Y. Investor sentiment and the mean-variance relation [J]. *Journal of Financial Economics*, 2011, 100(2): 367–381.
- [29] Engle R F, Rangel J G. The spline-GARCH model for low-frequency volatility and its global macroeconomic causes [J]. *Review of Financial Studies*, 2008, 21(3): 1187–1222.
- [30] Engle R F, Ghysels E, Sohn B. Stock market volatility and macroeconomic fundamentals [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2013, 95(3): 776–797.
- [31] 衣龙新, 陈震俊. 投资者情绪, 盈余管理与老股转让 [J]. *证券市场导报*, 2016, (4): 13–18.
Yi Longxin, Chen Zhenjun. Investor sentiment, earnings management and Pre-IPO securities transfer [J]. *Securities Market Herald*, 2016, (4): 13–18. (in Chinese)
- [32] 崔丰慧, 陈学胜, 方红星. 经济周期, 投资者情绪对企业融资影响分析 [J]. *证券市场导报*. 2016, (2): 38–46.
Cui Fenghui, Chen Xuesheng, Fang Hongxing. The effects of economic cycle and investor sentiment on corporate financing [J]. *Securities Market Herald*, 2016, (2): 38–46. (in Chinese)
- [33] 宋顺林, 王彦超. 投资者情绪如何影响股票定价? ——基于 IPO 公司的实证研究 [J]. *管理科学学报*, 2016, 19(5): 41–55.
Song Shunlin, Wang Yanchao. How does investor sentiment affect stock pricing? An empirical research based on IPO firms [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(5): 41–55. (in Chinese)
- [34] 文凤华, 肖金利, 黄创霞, 等. 投资者情绪特征对股票价格行为的影响研究 [J]. *管理科学学报*, 2014, 17(3): 60–69.
Wen Fenghua, Xiao Jinli, Huang Chuangxia, et al. The effects of characteristics of investor sentiment on stock price behaviors [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(3): 60–69. (in Chinese)
- [35] 曲晓辉, 黄霖华. 投资者情绪, 资产证券化与公允价值信息含量——来自 A 股市场 PE 公司 IPO 核准公告的经验

- 证据[J]. 会计研究, 2013, (9): 14–21.
- Qu Xiaohui, Huang Linhua. Investor sentiment, assets securitization and fair value information content: Empirical evidence from PE firm IPO approval notices on Chinese A-share stock market[J]. Accounting Research, 2013, (9): 14–21. (in Chinese)
- [36]邵新建, 巫和懋, 覃家琦, 等. 中国 IPO 市场周期: 基于投资者情绪与政府择时发行的分析[J]. 金融研究, 2010, 11: 123–143.
- Shao Xinjian, Wu Hemao, Qin Jiaqi, et al. Cycles in IPO market of China: A study based on investor sentiment and government's timing[J]. Journal of Financial Research, 2010, 11: 123–143. (in Chinese)
- [37]Baker M, Stein J C. Market liquidity as a sentiment indicator[J]. Journal of Financial Markets, 2004, 7(3): 271–299.
- [38]Brown G W, Cliff M T. Investor sentiment and the near-term stock market[J]. Journal of Empirical Finance, 2004, 11(1): 1–27.
- [39]Huang Z, Wu Y. Short-Selling, Margin-Trading, and Market Valuation[R]. Working Paper, https://www.researchgate.net/publication/228917017_Short-Selling_Margin-Trading_and_Market_Valuation, 2009.
- [40]Lai H, Hsu C, et al. The study of the relationship between fund managers' behavior and individual investor sentiment[J]. The Proceedings of Northeast Decision Sciences Institute, New York: Working Paper, 2013.

Mixed-frequency investor sentiment and stock price behavior

YAO Yao-zhi¹, WANG Jian-qiang¹, LIU Zhi-feng^{2*}

1. Business School, Central South University, Changsha 410083, China;

2. School of Economics and Management, Hainan University, Haikou 570228, China

Abstract: This paper studies investor sentiment with three different frequencies: daily, weekly and monthly, and applies MIDAS model to study the effects of mixed-frequency investor sentiment on stock market return and volatility. It is found that the mixed-frequency sentiment has a significant positive impact on both return and volatility and that the MIDAS model outperforms the traditional regression model. The GARCH-MIDAS model is used to study the effect of mixed-frequency sentiment on the stock volatility, and it is found that the mixed-frequency sentiment significantly affects the long-term volatility.

Key words: investor sentiment; mixed-frequency data; MIDAS; realized volatility