

反向有约束混频数据模型的市场化利率预测^①

许启发^{1,2}, 卓杏轩¹, 蒋翠侠^{1*}

(1. 合肥工业大学管理学院, 合肥 230009;

2. 过程优化与智能决策教育部重点实验室, 合肥 230009)

摘要: 为准确预测市场化利率, 在混频数据抽样(MIDAS)模型和反向无约束混频数据抽样(RU-MIDAS)模型的基础上, 提出了反向有约束混频数据抽样模型(RR-MIDAS), 使之能够适应各变量之间频率倍差较大时, 低频变量对高频变量的分析与预测. 选取SHIBOR作为市场化利率的代表, 分析其影响因素并开展预测研究. 实证结果表明: RR-MIDAS模型能够细致揭示各变量间的实时动态变化关系, 表现出很好的拟合效果与预测能力; 宏观经济变量和资本市场信息能够在1周甚至1天内对货币供求关系产生影响, 进而迅速反映在SHIBOR走势变化上. 此外, 稳健性检验结果验证了RR-MIDAS模型的实用性以及实证结论的可靠性.

关键词: 市场化利率; 混频数据分析; MIDAS; RU-MIDAS; RR-MIDAS

中图分类号: F832 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2019)10-0055-17

0 引言

随着利率市场化进程不断推进, 姚余栋和谭海鸣^[1]、杨继平和冯毅俊^[2]等指出, 中国的货币政策调控正从直接调控向间接调控、从数量型调控向价格型调控转变. 与管制利率直接由央行控制不同, 市场化利率更多地受到市场因素的影响, 政府也只能借助财政政策和货币政策通过市场手段间接地影响市场化利率^[3]. 在此背景下, 建立与市场化利率的决定和传导机制相适应的利率间接调控机制尤为重要, 而上海市银行间同业拆借利率(SHIBOR)的推出为此创造了现实条件. SHIBOR作为市场基准利率, 其变动能够准确地传递出货币市场走势、国内资金松紧以及政府调控预期等信息, 是反映市场流动性的“晴雨表”. 李少育^[4]研究指出, 基准利率对宏观经济信息、宏观政策实施以及投机行为等非常敏感. 因此, SHIBOR的实时变化被视为金融机构乃至整个市

场的利率预期, 影响着一系列市场经济行为. 为了充分发挥SHIBOR市场化特性的作用, 需要有效识别SHIBOR的影响因素, 探讨各影响因素对SHIBOR的作用机理, 实现SHIBOR变动规律的准确预测, 从而有利于辅助制定央行的货币政策以及企业和个人的投资消费决策.

已有研究广泛探讨了SHIBOR的影响因素, 既包括银行存款利率、贷款利率、回购利率等金融系统内部利率体系的影响^[5], 也包括超额存款准备金利率、公开市场操作、货币供应量等央行货币政策的影响^[6], 还包括国家经济水平、通货膨胀情况、市场汇率水平以及国际利率水平等国内外宏观经济的影响^[7]. 范龙振和张处^[8]指出, 市场化利率综合反映了官方利率、货币供应量、通货膨胀情况以及消费情况等. 此外, 证券市场的价格与收益对SHIBOR的影响也受到学者们的广泛关注^[9]. 利率决定理论表明, 利率水平主要取决于货币市场的供求关系, 由货币供应量、价格水平和

① 收稿日期: 2017-04-24; 修订日期: 2019-02-15.

基金项目: 全国统计科学研究重大资助项目(2019LD05); 国家自然科学基金资助项目(71671056).

通讯作者: 蒋翠侠(1975—), 女, 安徽砀山人, 博士, 副教授. Email: jiangcx1973@163.com

收入水平等宏观因素决定,同时受到资本市场波动的影响.然而,SHIBOR 是日度高频数据,在上述影响因素中,既有与 SHIBOR 同频的日度高频数据,也有月度、季度甚至年度的低频数据,这便产生了混频数据分析问题.面对回归分析中变量间观测频率不一致的混频数据分析问题,已有文献大部分采用数据同频化处理方式.例如,战明华和许月丽^[10]、张屹山和张代强^[11]、余秋玲和朱宏泉^[12]、丁志国等^[13]等在研究季度或月度等宏观经济信息对日度利率或收益率等指标的影响时,将季度 GDP 处理为月度数据,并将日度利率或收益率数据转换成月度指标.尚玉皇和郑挺国^[14]、仝冰^[15]、姚尧之等^[16]等指出,对混频数据进行同高频化或同低频化的处理方式存在两个重要缺陷:第一,破坏数据原始结构,偏离数据真实反映,影响预测的准确性;第二,导致高频信息损失,无法利用最新资讯,影响预测的及时性.张群等^[17]指出,金融市场关系复杂且瞬息多变,利率等高频金融指标存在着“一月效应”、“周末效应”甚至是“日内效应”.这意味着只有充分利用 SHIBOR 的高频信息,才能将市场化利率的分析与预测研究细化至每日的高频动态变化中.

为有效解决混频数据分析问题, Ghysels 等^[18]在分布滞后模型基础上首次提出了混频数据抽样模型(MIDAS, mixed data sampling).随后郑挺国和王霞^[19]、Aastveit 等^[20]、Casarin 等^[21]、Xu 等^[22]、Hepenstrick 和 Marcellino^[23]等分别将 MIDAS 模型拓展至经济周期测度、密度预测、面板混频数据分析、非线性混频数据分析以及高维混频数据分析等应用领域. MIDAS 模型可以直接对原始混频数据建模分析,既能充分捕捉与利用高频信息,也能避免数据同频化处理所导致的信息损失、估计偏差以及时效性差等问题. MIDAS 模型通过对高频变量进行频率对齐,将其转化为低频向量,再通过对低频向量的参数施加多项式权重约束函数,以减少待估计参数数量,使得模型更具灵活性与实用性.若不对频率对齐向量参数施加多项式权重约束函数,则称为无约束的 MIDAS 模型(U-MIDAS, unrestricted MIDAS), Foroni 等^[24]对此进行了深入研究.然而, MIDAS 模型和 U-MIDAS 模型仅适用于使用高频数据预测低频数据的正向混频数据分析问题,无法解决利用

低频数据预测高频数据的反向混频数据分析问题.现实中,该反向问题长期存在,其解决对于经济分析与决策具有重要意义,例如, Taylor^[25]提出的泰勒规则强调日度基准利率与月度通货膨胀率和季度产出缺口之间存在密切联系; González 等^[26]研究指出月度宏观经济变量对日度股市风险产生重要影响; Foroni 等^[27]发现季度市场调查数据能够提高对通货膨胀率、工业增长率和个人消费水平等月度指标的预测效果; 雷立坤等^[28]和陈国进等^[29]研究发现引入低频的经济政策不确定信息,有助于增强高频的股市风险特征识别.他们在研究中指出,需要在高频实时预测中纳入低频信息,而这是亟待解决的技术难题.迄今, Mariano 和 Murasawa^[30]与 Ghysels^[31]提出的混频向量自回归模型(MFVAR, mixed frequency vector autoregression)和 Foroni 等^[27]提出的反向 U-MIDAS 模型(RU-MIDAS, reverse U-MIDAS)为该问题的解决提供了可能,并取得了良好的实证效果.但是,研究者同时指出, MF-VAR 模型和 RU-MIDAS 模型只有在诸如季度/月度(频率倍差等于 3)等小频率倍差的混频数据研究上具有优势,而在大频率倍差下往往存在维数灾难问题,如本文涉及的使用月度宏观经济变量预测日度 SHIBOR 的频率倍差(频率倍差等于 22).

为有效处理在频率倍差较大时的反向混频数据分析问题,本文在 RU-MIDAS 模型基础上,对其施加参数约束,提出了反向有约束的 MIDAS 模型(RR-MIDAS, reverse restricted MIDAS).构建思路如下:根据频率对齐技术,将高频响应变量按照数据观测时间差异,划分为频率倍差确定的若干个时期进行讨论;依据参数约束理论,对高频解释变量进行频率对齐并对频率对齐向量参数施加多项式权重约束.通过上述处理,使得 RR-MIDAS 模型极大地缩减了待估计参数数目,显著提高了模型的灵活性.更重要的是, RR-MIDAS 模型不仅能够解决低频数据对高频数据的实时预测研究问题,而且不受频率倍差限制,能够适用频率倍差较大的情形.运用构建的 RR-MIDAS 模型,探讨宏观基本面上的货币供应量、价格水平和收入水平等月度数据以及国债收益率日度数据对 SHIBOR 日度数据的影响并实现及时预测.实证结果表明:第一,与 RW、AR、ARDL、RU-MIDAS 等模型相比,

RR-MIDAS 模型在反向混频数据预测研究中的表现最佳, 具有最小的预测误差; 第二, RR-MIDAS 模型估计结果表明, 宏观经济因素及国债收益率都对 SHIBOR 产生显著影响; 第三, RR-MIDAS 模型预测结果表明, 综合考虑低频宏观经济因素和 高频金融市场因素, 能够准确预测 SHIBOR 的走势, 且各因素的变动能够在 1 周甚至是 1 天内快速反映在 SHIBOR 变化上; 最后, 4 种稳健性检验结果都一致验证了 RR-MIDAS 模型的优良特性以及本文结论的可靠性.

1 RR-MIDAS 模型

沿用从 U-MIDAS 模型发展至 RU-MIDAS 模型的建模思想, 以 Ghysels 等^[18]提出的 MIDAS 模型为基础, 将 RU-MIDAS 模型扩展到 RR-MIDAS 模型, 不仅能够实现低频数据对高频数据的实时预测, 而且能够适应任意频率倍差情形. RR-MIDAS 模型的建模思想: 通过使用频率对齐技术对高频响应变量进行分时期处理, 通过使用多项式权重函数对高频解释变量的频率对齐向量参数进行约束, 并使用非线性最小二乘法(NLS)进行参数估计.

1.1 分时期处理

记 $\{x_t, t \in \mathbb{Z}\}$ 为低频解释变量, 其滞后过程表示为 $Bx_t = x_{t-1}$, 其中 B 表示低频滞后算子; 记 $\{y_\tau, \tau \in \mathbb{Z}\}$ 为高频响应变量, 其滞后过程表示为 $L^{1/m}y_\tau = y_{\tau-1/m}$, 其中 L 表示高频滞后算子. 不妨设低频解释变量与高频响应变量之间的频率倍差为 m , 当 $m = 1$ 时, x_t 和 y_τ 是同频关系, 而当 $m > 1$ 时, x_t 和 y_τ 便是混频关系. 此时, 在任意两个低频时刻 t 和 $(t + 1)$ 间隔内, 均可以在 $\tau = t + 1/m, t + 2/m, \dots, t + m/m$ 时刻处观测到 m 个高频响应变量 $y_{t+h/m}$, $h = 1, 2, \dots, m$. 为了能够实现以低频解释变量 x_t 对高频响应变量 y_τ 的实时预测研究, 需要根据频率倍差 m 将高频响应变量 y_τ 进行频率对齐, 将其转换为低频向量形式 $(y_{t+1/m}, y_{t+2/m}, \dots, y_{t+m/m})$, 从而与低频解释变量 x_t 形成一一对应关系. t 时刻所对应的低频解释变量 x_t 与随后 m 个高频响应变量 $y_{t+h/m}$ 之间的时间间隔随着给定时期 h 的变化而变化, 由于两变量间观测

频率和时间间隔的不同, 导致了模型估计结果的差异. 因此, 通过分别构建 x_t 与随后 m 个高频变量 $y_{t+h/m}$ 之间的动态模型, 可以反映出低频解释变量对高频响应变量的影响, 且可以实现对高频响应变量的及时预测.

假定响应变量 $y_{t+h/m}$ 受到低频解释变量 x_t 当期及其滞后 p 的影响, 即 $(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-p})'$, 同时受到响应变量自身 l 期滞后的影响, 即 $(y_{t+h/m-1/m}, y_{t+h/m-2/m}, \dots, y_{t+h/m-l/m})'$, 则可以给出 RU-MIDAS 模型的一般定义如下

$$y_{t+h/m} = \sum_{i=0}^p \beta_{h,i} x_{t-i} + \sum_{j=1}^l \alpha_{h,j} y_{t+h/m-j/m} + \varepsilon_{t+h/m} \quad (1)$$

式中 $t = 1, 2, \dots, T - 1$; p 和 $\beta_{h,i}$ 分别表示低频解释变量 x_t 的最大滞后阶数和各滞后项的回归参数; l 和 $\alpha_{h,j}$ 分别表示高频响应变量 $y_{t+h/m}$ 自回归项的最大滞后阶数和各滞后项的回归参数; $\varepsilon_{t+h/m}$ 为随机误差项; $h = 1, 2, \dots, m$ 表示 $y_{t+h/m}$ 相对于低频解释变量 x_t 的向前预测步数, 例如, $h = 1$ 时期上的模型表示使用 x_t 预测 $y_{t+1/m}$, 此时 x_t 与 $y_{t+1/m}$ 之间间隔 1 个高频时期; $h = 2$ 时期上的模型表示使用 x_t 预测 $y_{t+2/m}$, 此时 x_t 与 $y_{t+2/m}$ 之间间隔 2 个高频时期, 以此类推. x_t 对 $y_{t+h/m}$ 的影响正是通过 m 个时期上的 m 个模型的回归系数差异来体现, 从而刻画出在 1 个低频时期内低频解释变量对高频响应变量的实时动态影响.

1.2 参数约束

模型(1)需估计的参数数量为 $d = m(p + l + 1)$, 随着频率倍差的加大、滞后阶数的增加以及变量个数的增多, 待估计参数的数量也急剧增加, 容易造成模型估计结果出现偏差甚至无法进行估计. 为了解决待估计参数增多问题, Ghysels 等^[18]通过对初始高频变量参数 $\alpha_{h,j}$ 施加充分灵活的如下式所示的参数约束函数, 以缩减参数数量

$$\alpha_{h,j} = f(\delta; j), \quad j = 1, \dots, l; \quad (2)$$

$$\delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_u); \quad u \in \mathbf{N}$$

式中 δ 表示施加约束函数后模型的 u 维参数向量. 通过使用多项式权重函数约束待估计参数数量, 可将原来高频部分的 $(l + 1)$ 个初始参数缩减为 u 个 ($u \ll l$), 极大地减少了待估计参数的数量. 用 s 表示低频时期内的不同高频时期, 给定频率倍差 m , s 与

高频滞后期阶数 $j \in \mathbb{N}$ 之间存在一一对应关系

$$j/m = r + s/m, s = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中 $r = 0, 1, \dots, (q - 1)$ 表示低频时期, $q = l/m$ 表示与高频最大滞后阶数 l 相对应的低频时期个数, 由此可得如下参数约束函数

$$f(\boldsymbol{\delta}; j/m) = f(\boldsymbol{\delta}; r + s/m) = \lambda_r w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s) \quad (4)$$

式中 λ_r 表示低频时期 r 上的共同参数; $w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s)$ 为给定的多项式权重函数; $\boldsymbol{\delta}_r$ 表示多项式权重函数的参数向量, 可随着低频时期 r 的变化而变化. 通常情况下, 权重项取值非负且满足 $\sum_{s=1}^m w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s) = 1$.

多项式权重函数 $w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s)$ 选择是否恰当, 将直接影响参数估计精度以及模型预测能力, 通常定义为

$$w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s) = \frac{\varphi_r(\boldsymbol{\delta}_r; s)}{\sum_{s=1}^m \varphi_r(\boldsymbol{\delta}_r; s)} \quad (5)$$

式中 $\varphi_r(\cdot)$ 为给定的多项式权重函数, 通常取为指数 Almon 多项式、Beta 多项式等函数形式, 且两参数情况最为常见.

通过权重函数 $w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s)$, 可将式 (1) 右边的高频项转换为

$$\sum_{j=1}^l \alpha_{h,j} y_{t+h/m-j/m} = \sum_{r=0}^{q-1} \lambda_{h,r} \sum_{s=1}^m w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s) y_{t+h/m-(r+s/m)} \quad (6)$$

将式 (6) 代入式 (1), 可以得到与式 (1) RU-MIDAS 模型相对应的 RR-MIDAS 模型形式, 表示为

$$y_{t+h/m} = \sum_{i=0}^p \beta_{h,i} x_{t-i} + \sum_{r=0}^{q-1} \lambda_{h,r} \sum_{s=1}^m w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s) y_{t+h/m-(r+s/m)} + \varepsilon_{t+h/m} \quad (7)$$

式中 $h = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, T - 1$. 需注意, 约束函数 $f(\boldsymbol{\delta}; r + s/m)$ 随着低频时期 r 和权重函数 $w_r(\boldsymbol{\delta}_r; s)$ 呈现出周期性变化, 式 (4) 不同低频时期 r 上的约束函数可以具体表示如下

$$\begin{aligned} & f(\cdot, r + 1/m), f(\cdot, r + 2/m), \dots, \\ & f(\cdot, r + m/m) \\ & \lambda_r w_r(\boldsymbol{\delta}_r; 1/m), \lambda_r w_r(\boldsymbol{\delta}_r; 2/m), \dots, \\ & \lambda_r w_r(\boldsymbol{\delta}_r; m/m) \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $r = 0, 1, \dots, (q - 1)$. 为了避免繁琐的符号表示, 将高频滞后 l 期内不同低频时期 r 上的权重函数及其参数进行同一化设置, 并省略下标 r , 由此可以得到 RR-MIDAS 模型的简化形式

$$y_{t+h/m} = \sum_{i=0}^p \beta_{h,i} x_{t-i} + \lambda_h \sum_{r=0}^{q-1} \sum_{s=1}^m w(\boldsymbol{\delta}; s) y_{t+h/m-(r+s/m)} + \varepsilon_{t+h/m} \quad (9)$$

式中 $h = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, T - 1$.

1.3 参数估计

对于不施加参数约束的 RU-MIDAS 模型, 可以使用普通最小二乘法 (OLS) 进行参数估计. 而在 RR-MIDAS 模型中引入了非线性约束函数 $f(\boldsymbol{\delta}; r + s/m)$, 使得 RR-MIDAS 模型表现为非线性模型, 对此, 选择非线性最小二乘法 (NLS) 估计参数向量 $\boldsymbol{\theta}_h \equiv (\boldsymbol{\beta}, \lambda, \boldsymbol{\delta})$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_h = \underset{\boldsymbol{\theta}_h \in \mathbb{R}^q}{\operatorname{argmin}} \sum_{t=1}^{T-1} \left[y_{t+h/m} - \sum_{i=0}^p \beta_{h,i} x_{t-i} - \lambda_h \sum_{r=0}^{q-1} \sum_{s=1}^m w(\boldsymbol{\delta}; s) y_{t+h/m-(r+s/m)} \right]^2 \quad (10)$$

显然, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_h$ 的估计结果依赖于时期 $h (h = 1, 2, \dots, m)$, 且在不同时期 h 上都需要对 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_h$ 进行重新估计. 在 RR-MIDAS 模型中, 最大滞后阶数 p 与 l 的选择同样会影响到模型的参数估计及预测能力, 通常采用 AIC 和 BIC 等信息准则确定模型的最优滞后阶数.

RR-MIDAS 模型 (9) 具有较好的灵活性与可拓展性, 具体表现在: 第一, 等式右边的高频变量既可以是高频响应变量的滞后项, 也可以是其他的外生高频变量; 第二, 等式右边可以引入不同频率的解释变量, 包括频率比低频 x_t 更低、比高频 y_t 更高频以及频率介于 x_t 和 y_t 之间的解释变量; 第三, 可以与因子模型、马尔科夫转换模型、GARCH 模型、分位数回归等方法相结合, 拓展 RR-MIDAS 模型形式, 提高模型的广泛适用性.

2 实证研究

将建立的 RR-MIDAS 模型应用于中国市场化利率分析, 探讨其关键影响因素并实现及时预测. 为评价 RR-MIDAS 模型的有效性, 还将它与其他模型进行了对比.

2.1 数据与描述

以 2007 - 01 - 01 ~ 2018 - 07 - 31 的隔夜 SHIBOR 日度数据为响应变量, 以 2007 - 01 ~

2018 - 07 的货币供应量同比增长率 (*MO*)、全国居民消费价格总指数同比增长率 (*CPI*) 和工业增加值同比增长率 (*IP*) 月度数据以及 2007 - 01 - 01 ~ 2018 - 07 - 31 的上证国债指数收益率 (*Bond*) 日度数据为解释变量, 构建 RR-MIDAS 模型, 探讨各因素对隔夜 *SHIBOR* 的影响机制并对

其变动情况进行预测. 其中, 隔夜 *SHIBOR* 作为拆借时间最短的市场基准利率, 最具市场性与敏感性, 能够快速反映出短期资金面的供求状况, 最适合于分析市场经济因素对市场化利率的实时动态影响. 以上数据均来自巨灵数据库, 各混频时间序列的变动规律见图 1.

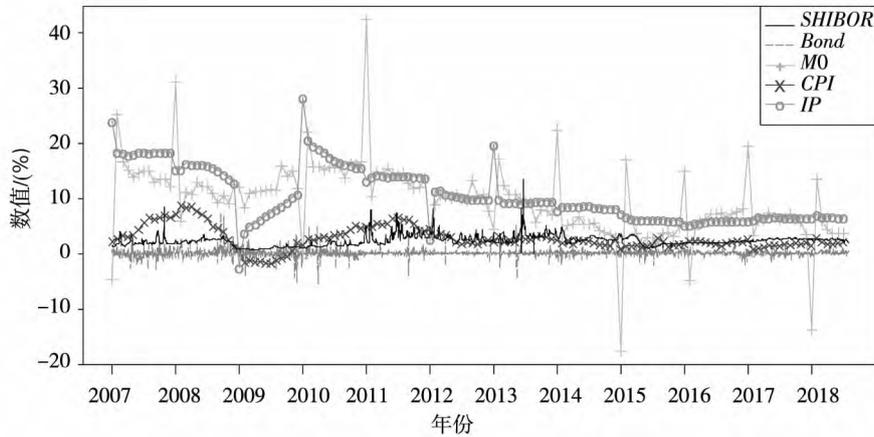


图 1 混频时间序列

Fig. 1 Mixed frequency time series

2.2 模型与比较

由于响应变量为高频日度数据, 而解释变量既包括高频的日度数据, 也包括低频的月度数据, 可以使用 RR-MIDAS 模型进行分析. 视 1 个月有 22 个交易日, 频率倍差 $m = 22$. RR-MIDAS 模型具体形式表示为

$$SHIBOR_{t+h/m} = \alpha_{h,0} + \alpha_h \sum_{i=1}^{l_1} w(\delta_h; i) SHIBOR_{t+h/m-i/m} + \beta_h \sum_{j=1}^{l_2} w(\delta_h; j) Bond_{t+h/m-j/m} + \gamma_h \sum_{k=0}^{l_3} w(\delta_h; k) MO_{t-k} + \lambda_h \sum_{p=0}^{l_4} w(\delta_h; p) CPI_{t-p} + \theta_h \sum_{q=0}^{l_5} w(\delta_h; q) IP_{t-q} + \varepsilon_{t+h/m} \quad (11)$$

式中 $t = 1, 2, \dots; h = 1, 2, \dots, m; m = 22; \varepsilon_{t+h/m}$ 为残差项.

关于权重函数 $w(\cdot)$ 的选择问题, Andreou 等^[32]、Duarte 等^[33]、刘汉和刘金全^[34]、李正辉和郑玉航^[35]、秦华英和韩梦^[36]等均对指数 Almon 多项式和 Beta 函数进行了比较研究, 研究表明: 1) 两种权重函数都能满足权重的正定性要求, 都能够产生丰富的权重变化模式, 且两者的分析结果并无明显差异; 2) 指数 Almon 的模型形式更为灵活多变, 能

够产生满足宏观经济分析与预测所需的权重变化形式, 且该函数具有零逼近误差的良好性质, 因此在宏观经济研究中使用最广泛; 3) Beta 函数则更多地应用于波动率的预测研究中. 为了避免权重函数误选, 本文在建模过程中分别考虑了指数 Almon 多项式和 Beta 多项式两种函数形式, 并令初始参数取值分别为 $(0, -0.1)$ 和 $(1, 2.5)$, 旨在使得两种权重函数生成相似递减速度的权重序列. 随后的实证研究表明, 不同权重函数没有造成实证结果上的明显差异. 限于篇幅, 仅报告使用指数 Almon 权重函数所得的实证研究结果.

为考察 RR-MIDAS 模型的解释与预测能力, 将其与 4 种时间序列模型进行比较. 本文考虑:

1) 随机游走模型 (random walk, RW), 以仅考虑高频数据 $SHIBOR_{\tau}$ 滞后 1 期影响的 RW 模型作为基准比较模型, 其模型形式为

$$SHIBOR_{\tau+h/m} = \alpha_h + SHIBOR_{\tau+h/m-1/m} + e_{\tau+h/m} \quad (12)$$

式中 $\tau = 1/m, 2/m, \dots; h = 1, 2, \dots, m; m = 22; e_{\tau+h/m}$ 为白噪声序列;

2) 自回归模型 (auto regression, AR), 同时考虑 $SHIBOR_{\tau}$ 的 l_1 阶滞后对当期 $SHIBOR_{\tau}$ 的影响,

建立 l_1 阶 AR 模型

$$SHIBOR_{\tau+h/m} = \alpha_h + \sum_{i=1}^{l_1} \beta_{h,i} SHIBOR_{\tau+h/m-i/m} + \varepsilon_{\tau+h/m} \quad (13)$$

式中 $\tau = 1/m, 2/m, \dots; h = 1, 2, \dots, m; m = 22; \varepsilon_{\tau+h/m}$ 为残差项;

3) 自回归分布滞后模型(auto regression distributed lag, ARDL), 将低频数据 MO_t, CPI_t, IP_t 通过插值处理, 转换为与日度 $SHIBOR_t$ 同高频的变量 MO'_τ, CPI'_τ 和 IP'_τ , 使用 ARDL 模型求解. 这里采用 Foroni 等^[27] 的线性插值方式: $x_{t+s/m} = (1-s/m)x_t + (s/m)x_{t+1}, s = 1, 2, \dots, m$, 将低频变量 x_t 填充为与 $SHIBOR_t$ 同频的高频时间序列, 建立 ARDL 模型

$$SHIBOR_{\tau+h/m} = \alpha_{h,0} + \sum_{i=1}^{l_1} \alpha_{h,i} SHIBOR_{\tau+h/m-i/m} + \sum_{j=1}^{l_2} \beta_{h,j} Bond_{\tau+h/m-j/m} + \sum_{k=1}^{l_3} \gamma_{h,k} MO'_{\tau+h/m-k/m} + \sum_{p=1}^{l_4} \lambda_{h,p} CPI'_{\tau+h/m-p/m} + \sum_{q=1}^{l_5} \theta_{h,q} IP'_{\tau+h/m-q/m} + \varepsilon_{\tau+h/m} \quad (14)$$

式中 $\tau = 1/m, 2/m, \dots; h = 1, 2, \dots, m; m = 22; \varepsilon_{\tau+h/m}$ 为残差项;

4) RU-MIDAS 模型, 直接使用原始混频数据 $SHIBOR_t, Bond_t, MO_t, CPI_t$ 和 IP_t , 基于式(1) 建立 RU-MIDAS 模型

$$SHIBOR_{t+h/m} = \alpha_{h,0} + \sum_{i=1}^{l_1} \alpha_{h,i} SHIBOR_{t+h/m-i/m} + \sum_{j=1}^{l_2} \beta_{h,j} Bond_{t+h/m-j/m} + \sum_{k=0}^{l_3} \gamma_{h,k} MO_{t-k} + \sum_{p=0}^{l_4} \lambda_{h,p} CPI_{t-p} + \sum_{q=0}^{l_5} \theta_{h,q} IP_{t-q} + \varepsilon_{t+h/m} \quad (15)$$

式中 $h = 1, 2, \dots, m; m = 22; \varepsilon_{t+h/m}$ 为残差项.

为评价不同模型的解释与预测能力, 使用平均绝对误差(MAE) 和均方根误差(RMSE) 两个指标度量模型的拟合与预测效果. 为便于观察, 将

RW 模型的拟合与预测结果作为基准, 分别计算与展示 AR 模型、ARDL 模型、RU-MIDAS 模型以及 RR-MIDAS 模型的 MAE 值和 RMSE 值与 RW 模型对应的 MAE 值和 RMSE 值之间的比值关系. 关于不同模型中解释变量滞后阶数的选择问题, 使用 BIC 准则来确定, 最优结果见表 1.

表 1 各模型最优滞后阶数选择结果

Table 1 Optimal lags for different models

模型	l_1	l_2	l_3	l_4	l_5
RW	1	—	—	—	—
AR	4	—	—	—	—
ARDL	3	8	7	4	5
RU-MIDAS	3	5	6	7	9
RR-MIDAS	7	11	5	8	6

2.3 结果与讨论

2.3.1 模型比较

采用滚动预测的方式考察 RR-MIDAS 模型的解释与预测能力. 以 2007-01-01 ~ 2012-12-31 样本区间作为初始估计时期, 滚动窗长度固定为 72 个月, 逐步移动滚动窗口直至最后估计时期 2012-07-01 ~ 2018-06-30. 预测过程中, 考虑了 $h = 1, 2, \dots, 22$ 步高频向前预测, 预测区间覆盖 2013-01-01 ~ 2018-07-30.

各模型间的拟合效果和预测效果的对比结果分别展示于图 2 和图 3 中. 从拟合效果来看, 相比于只考虑 SHIBOR 自身滞后影响的 RW 模型和 AR 模型, 增加不同频率宏观经济变量的 ARDL 模型、RU-MIDAS 模型和 RR-MIDAS 模型具有更好的解释能力. 同时, 直接使用原始混频数据的 RR-MIDAS 模型和 RU-MIDAS 模型的拟合精度明显高于对数据进行同频化处理的 ARDL 模型, 表现为前两者在不同的时期 h 均具有更小的 MAE 和 RMSE 比值. 其中, RU-MIDAS 模型的拟合精度优于 RR-MIDAS. 从预测效果来看, 虽然 RU-MIDAS 模型的预测精度在不同时期 h 上普遍优于 ARDL 模型、AR 模型和 RW 模型, 但是 RR-MIDAS 模型的预测效果明显优于 RU-MIDAS 模型, 其 MAE 和 RMSE 比值明显低于 RU-MIDAS 以及其他比较模型. 简言之, 与 RU-MIDAS 模型相比, 虽然 RR-MIDAS 模型的样本内拟合精度略低, 但是 RR-MIDAS 模型有着更好的泛化能力, 表现为其样本外预测结果最优, 而这正是决策者所关心与重视的.

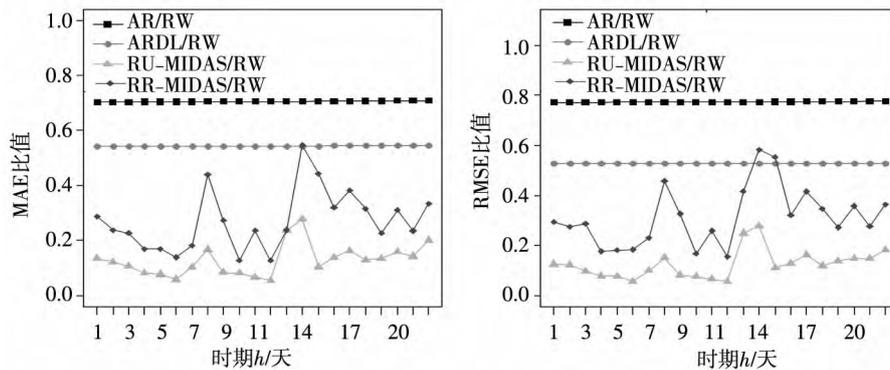


图 2 各模型的样本内拟合效果比较(以 RW 模型为对比基础)

Fig. 2 Comparison of the goodness - of - fit of different models (RW as a benchmark)

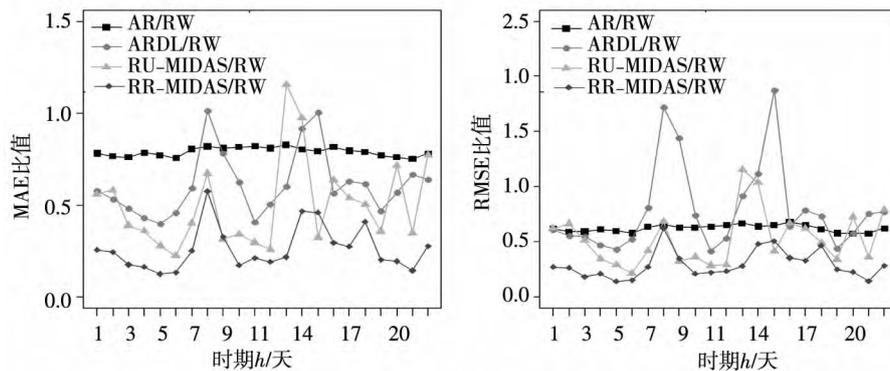


图 3 各模型的样本外预测效果比较(以 RW 模型为对比基础)

Fig. 3 Comparison of the forecasting performance of different models (RW as a benchmark)

2.3.2 实证结果

鉴于 RR-MIDAS 模型具有很好的解释和预测能力,这里只讨论该模型的实证结果.由表 2 所报告的 RR-MIDAS 模型的参数估计结果可知,以日为研究单位,在不同时期 $h = 1, 2, \dots, 22$ 下, $M0$ 、 CPI 、 IP 和 $Bond$ 对 $SHIBOR$ 存在显著影响且影响方向和影响程度各不相同,呈现动态变化关系.以下结果讨论仅针对估计参数显著的时期.

1) $M0$ 的变化能够快速对 $SHIBOR$ 产生先负后正的影响.表 2 中 $M0$ 的参数 (γ_h, δ_h) 估计结果显示, $M0$ 在 $h = \{1, 3, 5, 7, 9\}$ 时期上对 $SHIBOR$ 产生显著负向影响,而在 $h = \{13, 15, 18, 19, 20\}$ 时期上对 $SHIBOR$ 产生显著正向影响.由此可以得出结论:第一, $M0$ 的变化在第 1 期便开始对 $SHIBOR$ 产生显著影响,表明 $SHIBOR$ 能够迅速对 $M0$ 的变化作出反映.第二, $M0$ 对 $SHIBOR$ 的影响呈现先负后正的变化规律,符合现有研究的一般性结论:在其他条件不变的情况下, $M0$ 的增加意味着货币市场上的货币供给增加,为保持货币市场均

衡则需降低利率以提高货币需求,故 $M0$ 与 $SHIBOR$ 呈负向影响关系.而随着时间的推移, $M0$ 增加带来的收入、产出和价格水平上升等系列现象,又会促进利率水平的提高,使得 $M0$ 与 $SHIBOR$ 呈正向影响关系.

2) CPI 的变化能够快速对 $SHIBOR$ 产生先正后负再为正的影 响.表 2 中 CPI 的参数 (λ_h, δ_h) 估计表明, CPI 在 $h = \{2, 3\}$ 时期上对 $SHIBOR$ 存在显著正向影响,在 $h = \{9, 10, 11, 12, 13\}$ 时期上则对 $SHIBOR$ 存在显著负向影响,而在 $s = \{14, 16\}$ 时期上对 $SHIBOR$ 又转变为显著正向影响.可以得出如下结论:在 CPI 发生变化后的 1 个月度时间间隔内,其对 $SHIBOR$ 的影响经历了“正 - 负 - 正”的周期性变化关系.其经济学解释在于: CPI 上涨导致实际货币供应量减小,需要利率降低以减少货币投机需求,维持货币市场均衡.同时, CPI 上涨引起货币贬值,使得信贷资金利息遭受损失,而为了弥补这一损失,资金提供者或者要求提高利率水平,或者转而选择证券类高收益资

产以实现货币保值,货币便由货币市场流向资本市场,导致实体经济市场货币供给减少,利率短暂上升.然而,CPI 上涨令实体经济市场中的生产和投资成本上升,因而会减少产出或借款数量,货币需求减少,同时也会刺激资金提供者的贷款意愿,使得一些资金从资本市场流回货币市场.在货币需求减少与货币供给增加的双重作用下,利率水平迅速下降.随后,受利率下降的影响,用于生产或投资的货币需求又会重新增加,且货币市场中的资金又会流回资本市场,实体经济市场再次面临货币供不应求情形,促使利率提高.

3) *IP* 的变化对 *SHIBOR* 产生先正后负的影响.由表 2 中 *IP* 参数估计结果可知,*IP* 在 $h =$

$\{3,5,6,7,9,10,12\}$ 时期上对 *SHIBOR* 存在显著正向影响,而在 $h = \{14,16,20\}$ 时期上对 *SHIBOR* 存在显著负向影响.*IP* 对 *SHIBOR* 的影响呈现先正后负的变化趋势,其经济学解释为:收入或产出的增加,一方面使得人们交易和预期需求提高,在货币供给不变的情况下,货币需求增加使得利率水平上升.另一方面使得人们对未来投资收益预期提高,从而增加投资金额、扩大生产规模,导致货币交易和投资需求增加,为保持货币市场的均衡,需要提高利率水平以减小货币需求.而随着利率水平的提高,投资和生产成本上升,使得投资收益减少,导致人们的投资意愿降低,从而货币需求相应减少,利率水平下降.

表 2 RR-MIDAS 模型的参数估计结果

Table 2 Estimate results of the RR-MIDAS model

时期	$\alpha_{h,0}$	<i>SHIBOR</i> 滞后		<i>Bond</i>		<i>MO</i>		<i>CPI</i>		<i>IP</i>		
		α_h	δ_h	β_h	δ_h	γ_h	δ_h	λ_h	δ_h	θ_h	δ_h	
<i>h</i>	1	0.58 ***	0.83 ***	-9.57	0.09	-9.34	-0.02 *	-0.85	0.01	-6.32	-0.00	5.35
	2	-0.13	1.03 ***	-1.04	-0.04	5.64	-0.01	-0.05	0.08 *	-0.09	-0.01	7.74
	3	-0.32	1.00 ***	-7.19	-0.11	1.89	-0.05 *	-0.20	0.09 *	-7.42	0.05 **	2.60
	4	-0.42	1.41 ***	-2.17 *	-0.43 *	0.39	-0.00	5.06	-0.16	-0.15	-0.00	-0.83
	5	-0.12	0.96 ***	-0.55 ***	-0.17	1.00	-0.02 *	1.54	0.05	-5.89	0.04 **	0.40
	6	1.24 **	0.22 *	1.09	-1.16	-0.46	0.05	0.23	-0.12	1.26	0.11 *	1.13
	7	0.07	0.86 ***	-1.76	0.04	7.85	-0.03 ***	1.93	-0.06	-0.06	0.07 ***	0.91
	8	0.03	0.89 ***	-1.03	-0.15 *	-1.03	-0.01	3.25	0.04	-0.61	0.02	-5.45
	9	-0.38 *	1.15 ***	-1.29	-0.08	-5.54	-0.02 **	2.08	-0.10 **	-1.04	0.04 **	-0.09
	10	-1.20 ***	1.33 ***	-0.52 ***	0.14	1.75	-0.00	9.99	-0.13 **	5.20	0.10 ***	1.77
	11	0.40 **	0.87 ***	-1.49	0.19	0.35	0.03	0.24	-0.20 **	-0.32	0.01	4.56
	12	0.03	0.94 ***	-6.36	0.27	0.20	0.00	7.96	-0.07 *	1.05	0.03 *	-9.75
	13	0.32 ***	0.89 ***	-1.36	-0.04	8.75	0.02 *	0.34	-0.09 *	-0.16	-0.01	6.06
	14	0.29 ***	0.92 ***	-7.92	-0.39 **	-0.32 *	-0.01 *	-1.50	0.06 *	-0.05	-0.02 ***	6.17
	15	0.34	0.85 ***	-2.43	0.72	1.12	0.03 **	4.23	-0.79	-7.93	-0.00	3.50
	16	0.21	0.93 ***	-0.64 ***	0.31 *	2.10	0.00	6.54	0.11 **	-1.07	-0.04 *	0.18
	17	-0.18	1.08 ***	-1.18	0.01	-5.72	-0.00	1.10	-0.00	-5.70	0.00	3.33
	18	0.94 ***	0.52 ***	1.97	0.43 **	8.37	0.04 **	2.17	-0.04	0.79	-0.01	3.74
	19	-0.13	1.03 ***	-9.38	-0.01	6.73	0.01 *	7.38	0.00	2.46	-0.00	0.09
	20	0.80 ***	0.79 ***	-0.96 **	0.13	7.88	0.10 ***	-0.01	0.02	3.08	-0.11 ***	0.55
	21	0.67 *	0.55 ***	0.49 **	0.17	8.12	0.01	7.69	-0.01	-1.23	0.03	-9.66
	22	-0.04	1.07 ***	-0.39 ***	0.12	-1.53	-0.00	4.43	-0.05	-0.03	-0.00	1.69

注 “*”、“**”、“***”分别表示在 10%、5%、1% 水平上显著.

4) *SHIBOR* 的滞后阶数对当期 *SHIBOR* 产生显著正向影响,且影响程度随着滞后阶数的增加而快速递减,结果如图 4 所示.在 $i = 1, 2, \dots, 7$ 滞后期内,*SHIBOR* 滞后 1 期对当期 *SHIBOR* 的正向

影响程度最大,但在不同时期上的影响程度存在差异.当滞后 1 期的 *SHIBOR* 对当期 *SHIBOR* 的影响程度较小时,随后滞后期数的 *SHIBOR* 对当期 *SHIBOR* 的影响程度就会明显增大.例如在

$h = \{5, 6, 10, 16, 20, 21, 22\}$ 时期上, 滞后 1 期的 SHIBOR 对当期 SHIBOR 的正向影响相对其他周期较小, 但也是在 $h = \{5, 10, 16, 20, 22\}$ 时期上,

滞后 2 至 7 期的 SHIBOR 对当期 SHIBOR 的影响程度明显增加. 研究表明, SHIBOR 存在显著的利率平滑特征, 具有明显的货币政策惯性.

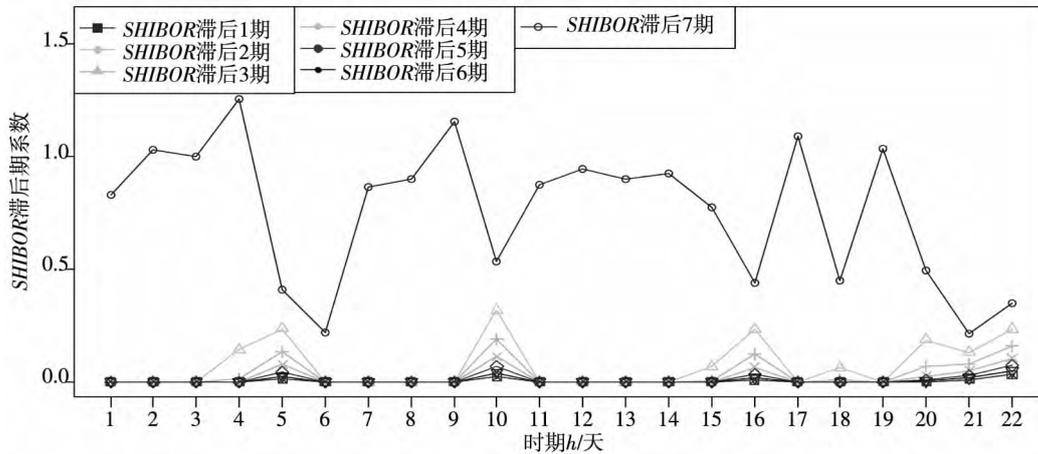


图 4 各时期内隔夜 SHIBOR 不同滞后阶数的估计参数

Fig. 4 Estimated coefficients of SHIBOR lags across different periods

5) 图 5 分别展示了在特定时期 $h = 1, 2, \dots, 22$ 上, 不同滞后期数的 Bond 对当期 SHIBOR 的影响情况. 以 $s = 0$ 期的 Bond 为例, 即图 5 上带有“ s^0 ”标志的实线所示, $h = 1$ 时期上的估计参数表示的是 $s = 0$ 期的 Bond 对 $h = 1$ 期 SHIBOR

的影响程度, 即滞后 1 期 Bond 对当期 SHIBOR 的影响; $h = 2$ 时期上的估计参数表示的是 $s = 0$ 期的 Bond 对 $h = 2$ 期 SHIBOR 的影响程度, 即滞后 2 期的 Bond 对当期 SHIBOR 的影响; 以此类推.

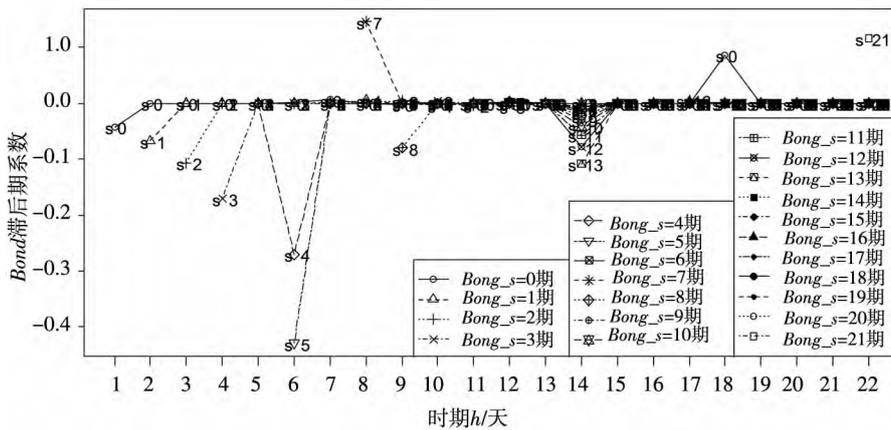


图 5 各时期内 Bond 不同滞后阶数的估计参数

Fig. 5 Estimated coefficients of Bond lags across different periods

通过观察图 5 中各时期上不同滞后期的 Bond 对当期 SHIBOR 的参数估计结果, 得出以下结论: Bond 的滞后 1 期值对 SHIBOR 普遍存在负向影响, 具体体现在 $h = \{1, 2, 3, 4, 6, 9, 14\}$ 时期上. 究其原因, 一方面, 国债收益率水平提高, 意味着投资者获得的收益增加, 若银行等金融机构投资收益的增加会驱使机构投资者寻求新的投资渠

道, 使得市场上货币供给增加, 导致利率水平降低. 而若企业或个人投资者投资收益的增加则使投资者持有货币增加, 从而减少货币需求, 也使得利率水平下降. 另一方面, 投资者对市场经济的利空预期会使得投资者将资金从股市等高风险领域撤出, 转而将部分资金投向安全稳定的债券市场以实现资本保值, 使得国债收益率提高. 然而, 国

债市场的低收益特征并不为所有投资者所青睐,部分撤回资金则会进入货币市场使得货币供给增加,部分资金又会留存于投资者手中使得货币需求减少,以上情况均会导致市场利率水平的降低.

综上所述,无论是低频的宏观经济变量 MO 、 CPI 、 IP ,还是高频的资本市场变量 $Bond$,均会影响到 $SHIBOR$ 的变化,且各变量对 $SHIBOR$ 的影响是及时且快速的.以往研究仅讨论了各变量同为月度、季度或者年度数据之间的相互影响,忽略了很多的细节,也无法及时预测 $SHIBOR$ 的变化.使用 RR - $MIDAS$ 模型分析低频数据对高频数据的影响,可以更加细致地研究变量之间的影响机理,可以发现同频化处理方法所无法获得的研究结论,为后续研究提供了全新的分析视角.

3 稳健性检验

为了检验 RR - $MIDAS$ 模型在拟合与预测表现中的稳健性,分别从 $SHIBOR$ 期限、货币供应量、价格水平和收入水平角度出发,重新考虑其他衡量方式或统计口径下的经济数据对实证结果的影响.

3.1 $SHIBOR$ 期限差异的影响

考虑到 $SHIBOR$ 期限的不同,对实证结果可能产生影响,将响应变量由隔夜 $SHIBOR$ 替换为 7 天 $SHIBOR$,以检验实证结论的稳健性.对本文中所考虑的所有模型进行重新估计与预测,得到以 RW 模型为对比基础的各模型的样本内拟合相对误差值(见图 6),以及样本外预测相对误差值(见图 7).这些结果表明,使用 7 天 $SHIBOR$ 数据依然能够得到与使用隔夜 $SHIBOR$ 数据相一致的结论.

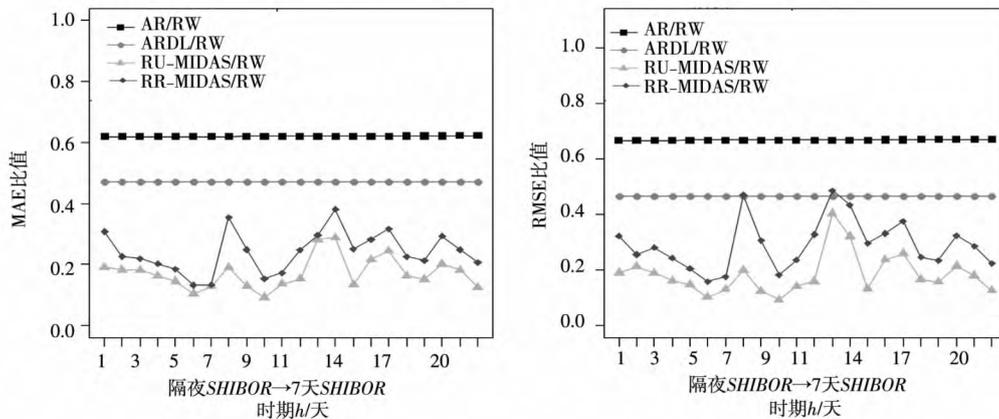


图 6 各模型的样本内拟合效果比较(7 天 $SHIBOR$ 替换隔夜 $SHIBOR$)

Fig. 6 Comparison of the goodness-of-fit of different models (substituting overnight $SHIBOR$ with 7-day $SHIBOR$)

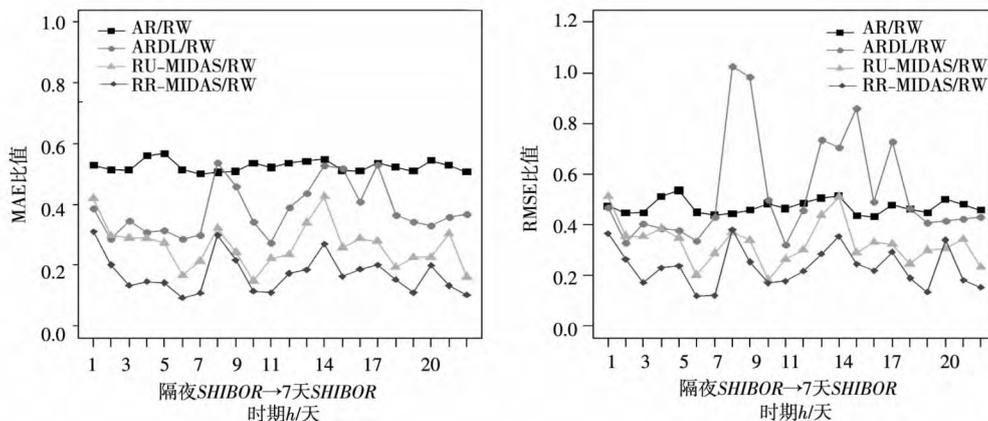


图 7 各模型的样本外预测效果比较(7 天 $SHIBOR$ 替换隔夜 $SHIBOR$)

Fig. 7 Comparison of the forecasting performance of different models (substituting overnight $SHIBOR$ with 7-day $SHIBOR$)

3.2 货币供应层次差异的影响

考虑到不同货币供应层次在流动性方面存在差异,对隔夜 SHIBOR 的作用机制及预测结果均会产生不同的影响. 为此,将 $M0$ 分别替换为 $M1$

和 $M2$,得到以 RW 模型为对比基础的各模型的样本内拟合效果(见图 8 和图 10) 与样本外预测效果(见图 9 和图 11),结果表明,使用不同层次的货币供应量数据,上述实证部分的结论依然成立.

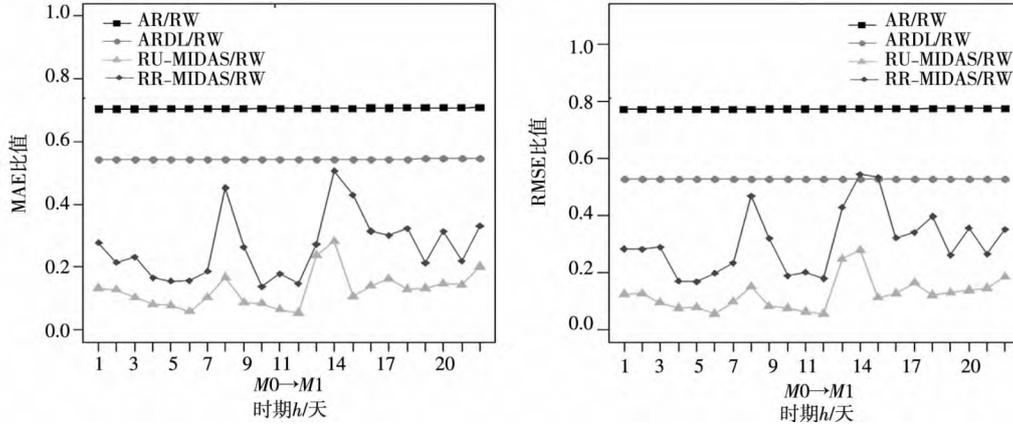


图 8 各模型样本内拟合效果比较($M1$ 替换 $M0$)

Fig. 8 Comparison of the goodness-of-fit of different models (substituting $M0$ with $M1$)

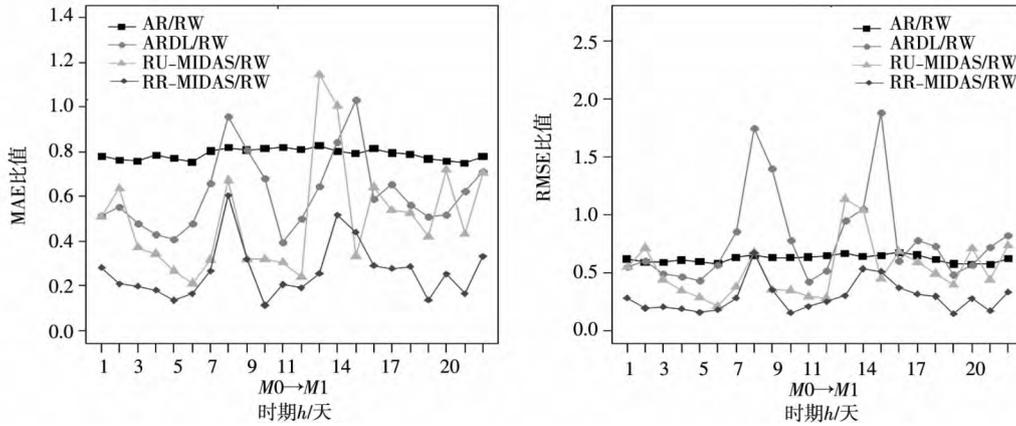


图 9 各模型样本外预测效果比较($M1$ 替换 $M0$)

Fig. 9 Comparison of the forecasting performance of different models (substituting $M0$ with $M1$)

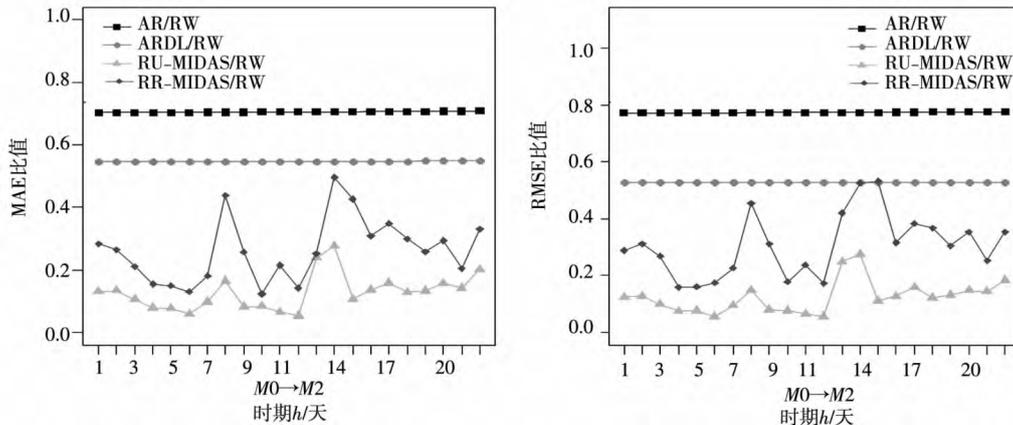


图 10 各模型样本内拟合效果比较($M2$ 替换 $M0$)

Fig. 10 Comparison of the goodness-of-fit of different models (substituting $M0$ with $M2$)

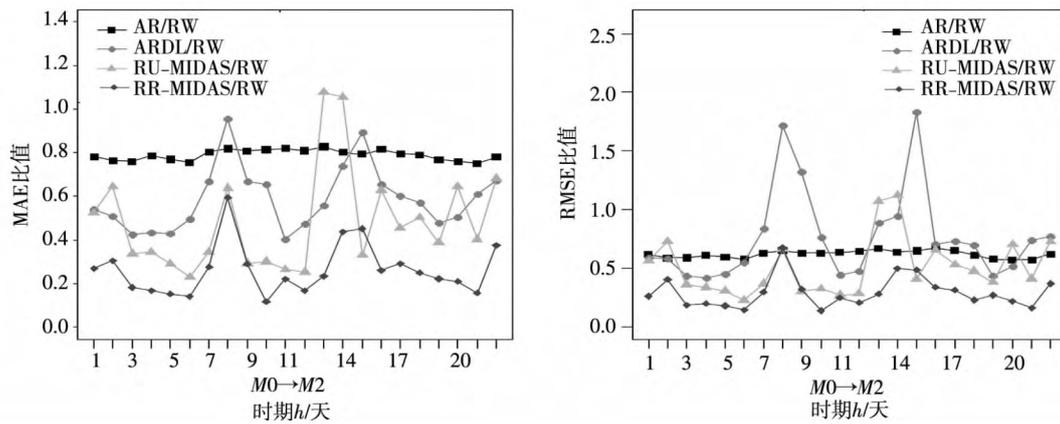


图 11 各模型样本外预测效果比较(M2 替换 M0)

Fig. 11 Comparison of the forecasting performance of different models (substituting M0 with M2)

3.3 价格水平衡量差异的影响

考虑到工业生产者价格指数 *PPI* 能够反映生产领域价格的变动趋势,其统计口径同反映居民消费及服务价格的 *CPI* 有所区别,将 *CPI* 替换为 *PPI* 可

以考察价格水平衡量方式不同带来的影响,由此可以得到各模型间的样本内拟合效果(见图 12)与样本外预测效果(见图 13).结果表明,使用 *PPI* 数据能够得到与使用 *CPI* 数据相一致的结论.

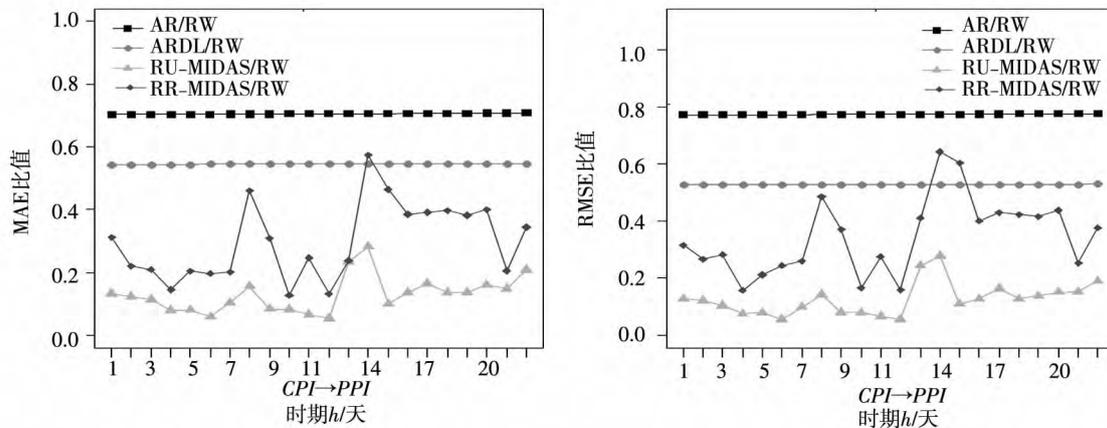


图 12 各模型样本内拟合效果比较(PPI 替换 CPI)

Fig. 12 Comparison of the goodness-of-fit of different models (substituting CPI with PPI)

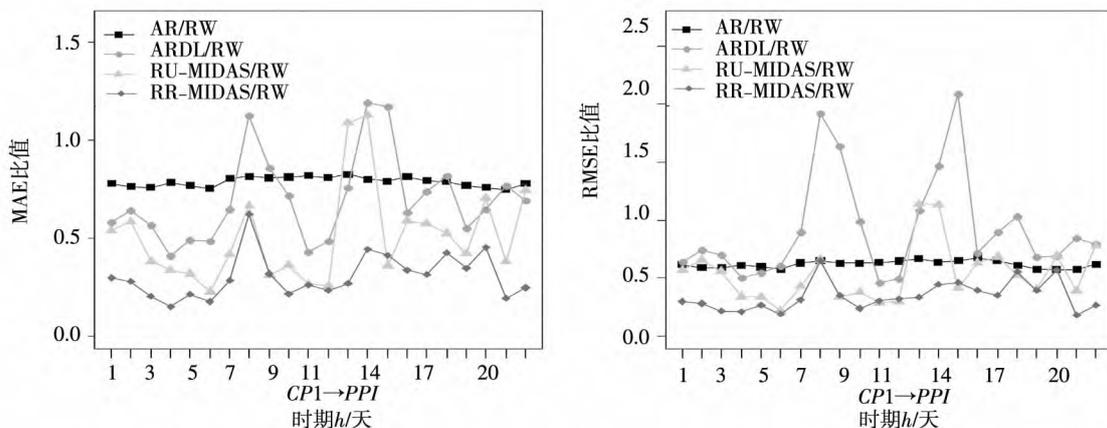


图 13 各模型样本外预测效果比较(PPI 替换 CPI)

Fig. 13 Comparison of the forecasting performance of different models (substituting CPI with PPI)

3.4 收入衡量差异的影响

IP 指标是从工业生产角度衡量国家总体收入水平,而进出口贸易是从对外贸易角度反映国家的收入水平.为此,将 IP 替换为进出口贸易总额同比增长率(Trade),能够研究国家收入水平不

同组成部分带来的影响,以检验实证结论的稳健性.再次使用本文建立的模型,所获得的各模型的样本内拟合效果(见图 14)与样本外预测效果(见图 15)同样证实了 RR-MIDAS 模型在预测上表现优越.

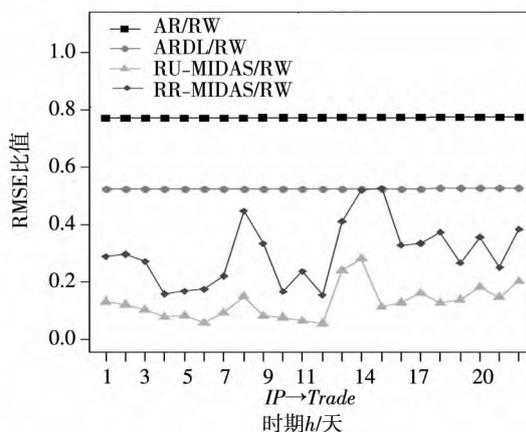
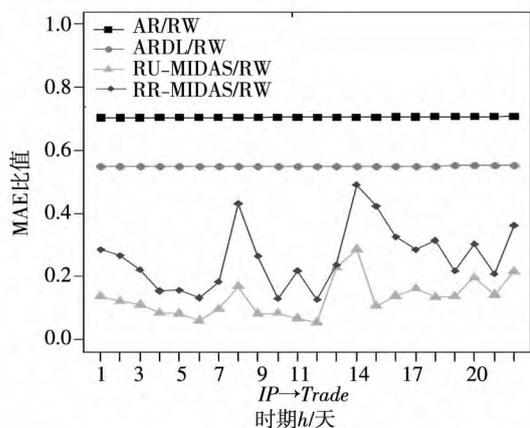


图 14 各模型样本内拟合效果比较(Trade 替换 IP)

Fig. 14 Comparison of the goodness-of-fit of different models (substituting IP with Trade)

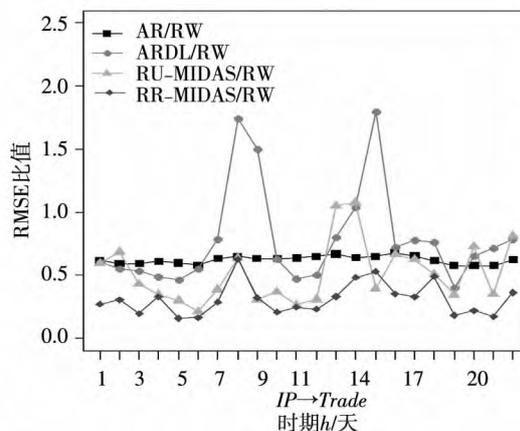
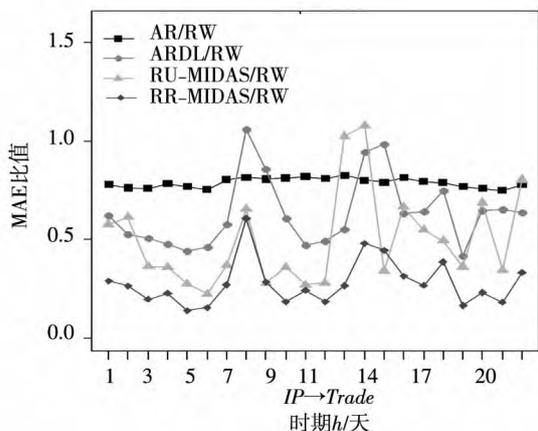


图 15 各模型样本外预测效果比较(Trade 替换 IP)

Fig. 15 Comparison of the forecasting performance of different models (substituting IP with Trade)

4 结束语

为了能够有效识别各宏观经济因素对市场化利率的影响,充分把握其中的传导机制,准确预测市场化利率的变化趋势,本文以金融市场上的市场化利率指标 SHIBOR 为研究对象,探讨了货币供应量、价格水平、收入水平以及债券市场信息对市场化利率影响的基本规律,实现市场化利率水平的及时与准确预测.由于需要讨论低频数据对

高频数据的影响与预测问题,同时存在频率倍差较大的现象,已有的混频数据分析方法一般将日度 SHIBOR 数据转换为与宏观经济变量同频的月度数据,没有充分有效地利用 SHIBOR 日度数据中的高频信息,无法细致深入地探讨低频宏观经济变量对高频 SHIBOR 的实时动态影响关系.

为了能够实现研究目标,即探讨货币供应量、价格水平和收入水平月度数据以及国债收益率日度数据对 SHIBOR 日度数据的作用机理,并开展预测研究.提出了 RR-MIDAS 模型并给出其建模

方法,该模型能够顺利解决低频数据对高频数据的分析与预测问题,且在数据之间频率倍差较大时同样适用,同时具有很好的拟合与预测能力.采用 RR-MIDAS 模型进行实证研究得出结论:第一,模型比较结果显示,RR-MIDAS 模型不仅具有较好的解释能力,而且具有很强的预测能力,可以得到比 RW 模型、AR 模型、ARDL 模型、RU-MIDAS 模型更小的预测误差.第二,模型估计结果显示,货币供应量、价格水平、收入水平和国债收益率对 SHIBOR 均存在显著影响,随着时期 $h = 1, 2, \dots, 22$ 的变化,货币供应量对 SHIBOR 的影响由负转正,价格水平对 SHIBOR 的影响呈“正-负-正”交替变化,收入水平对 SHIBOR 的影响由正转负,国债收益率对 SHIBOR 的影响则普遍为负.第三,模型预测结果显示,结合各因素可以准确且及时预测 SHIBOR 的变化趋势,其中:货币供应量和国债收益率的变化均能在一天内快速影响 SHIBOR,而价格水平和收入水平的变化对 SHIBOR 的影响稍有延迟.第四,稳健性检验结果,证实了本文建立模型的有效性与研究结论的可靠性.综上所述,由货币市场供求变化引起 SHIBOR 调整的利率传

导过程实时且快速,将研究的时间范围细化至每日的高频动态变化中,能够捕捉到月度、季度甚至年度等低频数据所无法获知的内在规律,有助于政策制定者和投资者及时把握市场化利率的变化趋势,进而为其决策过程提供参考.

通过 RR-MIDAS 模型对市场化利率的影响因素及其变动趋势预测开展了初步研究,还有许多更为深入的问题需要解决,未来可以开展进一步的研究工作:第一,本文的研究是在均值框架下进行,后续研究可以将 RR-MIDAS 模型拓展至分位数回归领域,探讨不同分位点处混频数据之间的相互影响,进而对 SHIBOR 的极端变化有着更为深刻的理解.第二,本文在进行 SHIBOR 影响因素的选择时,仅挑选了 4 个较为常用的变量,后续研究可以更加全面地考虑国内宏观经济因素、金融市场因素以及国际经济因素的共同影响,并结合 LASSO(least absolute shrinkage and selection operator) 等参数惩罚方法进行变量选择.第三,本文仅对 SHIBOR 的影响因素进行分析,考虑各因素对 SHIBOR 水平的预测,未来可以结合 VaR、CoVaR 等风险测度工具,深入至 SHIBOR 的波动与风险管理研究.

参 考 文 献:

- [1]姚余栋,谭海鸣. 央票利率可以作为货币政策的综合性指标[J]. 经济研究, 2011, 46(S2): 63-74.
Yao Yudong, Tan Haiming. Central bank bill interest rate can act as a comprehensive indicator of monetary policy[J]. Economic Research Journal, 2011, 46(S2): 63-74. (in Chinese)
- [2]杨继平,冯毅俊. 利率调整对我国股市不同状态波动性的影响[J]. 管理科学学报, 2017, 20(2): 63-75.
Yang Jiping, Feng Yijun. The impact of interest rate adjustment on the volatility of China's stock market with different regimes[J]. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(2): 63-75. (in Chinese)
- [3]王国松. 中国的利率管制与利率市场化[J]. 经济研究, 2001, 36(6): 13-20.
Wang Guosong. Interest rate control and market-oriented interest rate in China[J]. Economic Research Journal, 2001, 36(6): 13-20. (in Chinese)
- [4]李少育. 基于动态跳跃的中国短期利率研究: 1997-2010[J]. 管理科学学报, 2012, 15(12): 79-90.
Li Shaoyu. Empirical study of Chinese repurchase rates by dynamic jump model: 1997-2010[J]. Journal of Management Sciences in China, 2012, 15(12): 79-90. (in Chinese)
- [5]崔海亮,徐枫. 同业拆借利率影响因素的研究[J]. 管理评论, 2007, 19(11): 3-10.
Cui Hailiang, Xu Feng. Analysis of the determinants of interbank interest rate[J]. Management Review, 2007, 19(11): 3-10. (in Chinese)
- [6]蔡卫光,张焯. 市场化条件下利率的决定因素——对我国银行同业拆借利率的协整分析[J]. 南开经济研究, 2005, (6): 60-64.

- Cai Weiguang, Zhang Ye. The determinants of interest rate under market conditions: Cointegration analysis of interbank interest rate in China [J]. *Nankai Economic Studies*, 2005, (6): 60–64. (in Chinese)
- [7] 张笑峰, 郭菊娥. SHIBOR 利率期限结构变动的影响因素及其作用机理 [J]. *中国管理科学*, 2012, 20(S1): 409–416.
- Zhang Xiaofeng, Guo Jue. Macroeconomic factors and their mechanism for moving SHIBOR interest rate term structure [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2012, 20(S1): 409–416. (in Chinese)
- [8] 范龙振, 张 处. 中国债券市场债券风险溢酬的宏观因素影响分析 [J]. *管理科学学报*, 2009, 12(6): 116–124.
- Fan Longzhen, Zhang Chu. Explanation of macroeconomic variables on bond risk premia in China [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2009, 12(6): 116–124. (in Chinese)
- [9] 赵进文, 高 辉. 资产价格波动对中国货币政策的影响——基于 1994—2006 年季度数据的实证分析 [J]. *中国社会科学*, 2009, (2): 98–114.
- Zhao Jinwen, Gao Hui. Impact of asset price fluctuation on China's monetary policy: An empirical analysis based on quarterly data, 1994–2006 [J]. *Social Sciences in China*, 2009, (2): 98–114. (in Chinese)
- [10] 战明华, 许月丽. 基础货币供给、银行同业拆借利率的变动与利率市场化改革——我国银行同业拆借利率与基础货币供应关系的实证及其含义 [J]. *统计研究*, 2006, 23(11): 48–53.
- Zhan Minghua, Xu Yueli. Basic money supply, changes in interbank interest rate, and interest rate marketization reform: An empirical study on the relationship between interbank interest rate and basic money supply in China [J]. *Statistical Research*, 2006, 23(11): 48–53. (in Chinese)
- [11] 张屹山, 张代强. 前瞻性货币政策反应函数在我国货币政策中的检验 [J]. *经济研究*, 2007, 42(3): 20–32.
- Zhang Yishan, Zhang Daiqiang. A test on a forward-looking monetary policy reaction function in Chinese monetary policy [J]. *Economic Research Journal*, 2007, 42(3): 20–32. (in Chinese)
- [12] 余秋玲, 朱宏泉. 宏观经济信息与股价联动——基于中国市场的实证分析 [J]. *管理科学学报*, 2014, 17(3): 15–26.
- Yu Qiuling, Zhu Hongquan. Macroeconomic information and stock price synchronicity: Empirical analysis in Chinese stock markets [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(3): 15–26. (in Chinese)
- [13] 丁志国, 徐德财, 李雯宁. 宏观经济因素影响利率期限结构的稳定性判别 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2014, 31(9): 56–74.
- Ding Zhiguo, Xu Decai, Li Wenning. Identification of stability for the influences of macroeconomic variables to the term structure of interest rate [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2014, 31(9): 56–74. (in Chinese)
- [14] 尚玉皇, 郑挺国. 基准收益率曲线与宏观经济: 基于混频 DSGE 模型的研究 [J]. *经济研究*, 2018, 53(6): 36–51.
- Shang Yuhuang, Zheng Tingguo. The benchmark yield curve and macroeconomy: A mixed frequency monetary DSGE model [J]. *Economic Research Journal*, 2018, 53(6): 36–51. (in Chinese)
- [15] 全 冰. 混频数据、投资冲击与中国宏观经济波动 [J]. *经济研究*, 2017, 52(6): 62–78.
- Tong Bing. Mixed-frequency data, investment shocks and business cycles in China [J]. *Economic Research Journal*, 2017, 52(6): 62–78. (in Chinese)
- [16] 姚尧之, 王坚强, 刘志峰. 混频投资者情绪与股票价格行为 [J]. *管理科学学报*, 2018, 21(2): 104–113.
- Yao Yaoshi, Wang Jianqiang, Liu Zhifeng. Mixed-frequency investor sentiment and stock price behavior [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(2): 104–113. (in Chinese)
- [17] 张 群, 张卫国, 马 勇. 中国金融市场系统复杂性的演化机理与管理研究 [J]. *管理科学学报*, 2017, 20(1): 75–86.
- Zhang Qun, Zhang Weiguo, Ma Yong. Evolution mechanisms and management of systemic complexity in China's financial markets [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2017, 20(1): 75–86. (in Chinese)
- [18] Ghysels E, Sinko A, Valkanov R. MIDAS regressions: Further results and new directions [J]. *Econometric Reviews*,

- 2007, 26(1): 53–90.
- [19] 郑挺国, 王霞. 中国经济周期的混频数据测度及实时分析[J]. 经济研究, 2013, 48(6): 58–70.
Zheng Tingguo, Wang Xia. Measuring China's business cycle with mixed-frequency data and its real time analysis[J]. Economic Research Journal, 2013, 48(6): 58–70. (in Chinese)
- [20] Aastveit K A, Foroni C, Ravazzolo F. Density forecasts with MIDAS models[J]. Journal of Applied Econometrics, 2017, 32(4): 783–801.
- [21] Casarin R, Foroni C, Marcellino M, et al. Uncertainty through the lenses of a mixed-frequency Bayesian panel Markov-switching model[J]. The Annals of Applied Statistics, 2018, 12(4): 2559–2586.
- [22] Xu Q, Zhuo X, Jiang C, et al. An artificial neural network for mixed frequency data[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 118(3): 127–139.
- [23] Hepenstrick C, Marcellino M. Forecasting gross domestic product growth with large unbalanced data sets: The mixed frequency three-pass regression filter[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society), 2019, 182(1): 69–99.
- [24] Foroni C, Marcellino M, Schumacher C. Unrestricted mixed data sampling (MIDAS): MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society), 2015, 178(1): 57–82.
- [25] Taylor J B. Discretion versus policy rules in practice[J]. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, 1993, 39: 195–214.
- [26] González M, Nave J, Rubio G. Macroeconomic determinants of stock market betas[J]. Journal of Empirical Finance, 2018, 45(1): 26–44.
- [27] Foroni C, Guérin P, Marcellino M. Using low frequency information for predicting high frequency variables[J]. International Journal of Forecasting, 2018, 34(4): 774–787.
- [28] 雷立坤, 余江, 魏宇, 等. 经济政策不确定性与我国股市波动率预测研究[J]. 管理科学学报, 2018, 21(6): 88–98.
Lei Likun, Yu Jiang, Wei Yu, et al. Forecasting volatility of Chinese stock market with economic policy uncertainty[J]. Journal of Management Sciences in China, 2018, 21(6): 88–98. (in Chinese)
- [29] 陈国进, 张润泽, 赵向琴. 经济政策不确定性与股票风险特征[J]. 管理科学学报, 2018, 21(4): 1–27.
Chen Guojin, Zhang Runze, Zhao Xiangqin. Economic policy uncertainty and stock risk characteristics[J]. Journal of Management Sciences in China, 2018, 21(4): 1–27. (in Chinese)
- [30] Mariano R S, Murasawa Y. A coincident index, common factors, and monthly real GDP[J]. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 2010, 72(1): 27–46.
- [31] Ghysels E. Macroeconomics and the reality of mixed frequency data[J]. Journal of Econometrics, 2016, 193(2): 294–314.
- [32] Andreou E, Ghysels E, Kourtellis A. Regression models with mixed sampling frequencies[J]. Journal of Econometrics, 2010, 158(2): 246–261.
- [33] Duarte C, Rodrigues P M, Rua A. A mixed frequency approach to the forecasting of private consumption with ATM/POS data[J]. International Journal of Forecasting, 2017, 33(1): 61–75.
- [34] 刘汉, 刘金全. 中国宏观经济总量的实时预报与短期预测——基于混频数据预测模型的实证研究[J]. 经济研究, 2011, 46(3): 4–17.
Liu Han, Liu Jinqian. Nowcasting and short-term forecasting of Chinese macroeconomic aggregates: Based on the empirical study of MIDAS model[J]. Economic Research Journal, 2011, 46(3): 4–17. (in Chinese)
- [35] 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, 32(1): 33–40.
Li Zhenghui, Zheng Yuhang. Monitoring China's business cycle regime based on MIDAS model[J]. Statistical Research, 2015, 32(1): 33–40. (in Chinese)

[36] 秦华英, 韩 梦. 基于 MIDAS 模型中国碳排放量的实时预报与短期预测 [J]. 环境科学学报, 2018, 38(5): 2099–2107.

Qin Huaying, Han Meng. Real-time forecasting and short-term prediction of Chinese carbon dioxide emissions based on MIDAS model [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2018, 38(5): 2099–2107. (in Chinese)

Predicting market interest rates via reverse restricted MIDAS model

XU Qi-fa^{1,2}, *ZHUO Xing-xuan*¹, *JIANG Cui-xia*^{1*}

1. School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Key Laboratory of Process Optimization and Intelligent Decision-making, Ministry of Education, Hefei 230009, China

Abstract: In order to accurately predict market interest rates, a novel Reverse Restricted MIDAS (RR-MIDAS) model is developed on the basis of the MIDAS and RU-MIDAS models. The RR-MIDAS model can be applied to the prediction of high frequency variables using low frequency variables when the frequency mismatch is pretty large. SHIBOR is used as a representative of market interest rates, and an empirical analysis of SHIBOR forecasts is conducted. The empirical results show that the RR-MIDAS model outperforms the others in terms of goodness of fit and prediction ability since it is able to explore the dynamic relationships among variables. The results show that both macroeconomic variables and the capital market information could influence the money supply and demand in one week, or even one day, and will quickly lead to a change of SHIBOR. Moreover, robustness tests are implemented to illustrate the efficacy of the RR-MIDAS model and the reliability of the empirical conclusions.

Key words: market interest rates; mixed frequency data analysis; MIDAS; RU-MIDAS; RR-MIDAS