

# 中国宏观经济与利率期限结构： 混频作用机制及跨逆周期调控效应<sup>\*</sup>

尚玉皇 郑挺国

**内容提要：**揭示宏观经济与利率期限结构的混频作用机制有助于及时预判宏观经济形势，也是优化宏观政策跨周期和逆周期调控的基础和保障。本文融合中国独特的同比数据信息属性，提出一种包含日度信息的混频利率期限结构模型，即 D-MF-NS 模型。该模型引入累积器变量，避免可能出现的“维度灾”问题。结果表明，首先，与基准模型相比，即使包含新冠疫情期间的样本信息，日度混频模型对收益率曲线拟合效果依然占优。其次，通货膨胀率对高频率利率期限结构水平因子有显著正向影响，其对水平因子预测方差在长短时间跨度中都有较大贡献，宏观经济跨周期和逆周期调节和操作均需要关注预期通胀机制。再次，日度高频斜率因子对 GDP 具有显著的正向影响，时间跨度无论是长期还是短期，收益率曲线斜率因子都是经济周期的稳定驱动因素。跨周期和逆周期政策的调控都需要重视收益率曲线斜率因子的作用机制。最后，我国货币政策在防通胀和促增长方面的跨周期调控效果明显好于逆周期调控效果。本文从数据频率的视角阐述利率期限结构的作用机制并为宏观经济政策的跨周期和逆周期调控提供新的经验证据。

**关键词：**利率期限结构 混频数据 跨周期-逆周期 通胀预期 货币政策

**作者简介：**尚玉皇，西南财经大学中国金融研究院教授、博士生导师，611130；

郑挺国（通讯作者），厦门大学经济学院教授、博士生导师，361005。

**中图分类号：**F812 **文献标识码：**A **文章编号：**1002-8102(2023)11-0088-18

## 一、引言

面对需求收缩、供给冲击、预期转弱的三重压力，2021 年 12 月中央经济工作会议针对宏观政策的表述出现了一种全新的提法，即“跨周期和逆周期宏观调控政策要有机结合”。“逆周期”调控以熨平短期经济波动为目的，“跨周期”调控注重实现稳增长和防风险长期均衡。这意味着宏观经

<sup>\*</sup> 基金项目：教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“数字金融与金融安全问题研究”（22JJD790069）；中央高校基本科研业务费项目“总体国家安全观视域下的金融风险防控理论机制与防范对策研究”（JBK230118）；国家自然科学基金面上项目“基于高维 VAR 的大型经济系统建模及应用研究”（72373125）。作者感谢匿名审稿专家的宝贵意见，文责自负。郑挺国电子邮箱：zhengt@ gmail. com。

济政策调控需要处理好长期和短期的问题。而构建协调的宏观经济政策调控体系(尚玉皇,2022)不但是高质量发展的重要保障,也是维护国家安全的重要支撑。为此,基于混频数据信息的视角,本文采用数据的频率属性匹配宏观政策的时间跨度问题,重点关注我国国债利率期限结构与宏观经济的关联机制,进而探讨宏观经济政策的跨周期和逆周期调控效应。

对于宏观经济政策调控而言,国债利率期限结构为什么如此重要?大量经验研究证实,收益率曲线与货币政策(Kung, 2015; Rogers 等, 2018)、通货膨胀(Borağan, 2020)、经济增长(Joslin 等, 2014; 尚玉皇、郑挺国, 2018)之间存在密切联系。就我国金融实践而言,现阶段我国公开市场操作政策利率向国债收益率曲线传导的渠道得到有效疏通(尚玉皇等, 2022)。因此,国债收益率曲线中所隐含的利率期限结构信息为货币政策制定者及宏观经济决策部门提供了更为丰富的金融信息及参考依据。文献中提出了许多经典的利率期限结构模型(Ang 和 Piazzesi, 2003; Diebold 等, 2006),以提取利率期限结构所包含的潜在信息进而揭示其与宏观经济的相互作用机理,从而为宏观经济政策调整提供重要保障。

早期的利率期限结构模型主要针对收益率曲线自有信息。随后学者们发现,有必要将宏观信息引入利率期限结构模型(Ang 和 Piazzesi, 2003)。Diebold 等(2006)则主张在经典的 Nelson-Siegel (N-S)利率期限结构模型框架下合理引入宏观变量。此类模型的主要优势是将不同期限的收益率曲线信息分解为3个不可观测的利率期限结构因子,即水平、斜率和曲度因子,从而便于讨论其与宏观经济的内在联系。此外,经验研究发现,此类模型在收益率曲线的拟合及预测方面表现良好(尚玉皇等, 2015)。目前,该类模型及其扩展形式被广泛应用于货币政策研究(Levant 和 Ma, 2016; 郭俊芳等, 2017)、汇率政策评估(潘敏等, 2011)及收益率曲线预测(Xiang 和 Zhu, 2013; Shang 和 Zheng, 2018)等方面。

将宏观信息引入利率期限结构模型诚然具有诸多优势,但是宏观经济与收益率曲线的信息融合也给我们带来了新的挑战。我们所面临的困难是,国债收益率曲线与宏观经济指标数据呈现不同频率或混频现象。公开发布的宏观经济数据多为月度甚至是季度低频观测值,而金融市场交易产生的收益率曲线信息则是更高频率的数据。针对这一问题,学者们开始尝试将混频数据建模的思想引入利率期限结构模型。尚玉皇等(2015)提出一种混频状态空间形式的利率期限结构模型,但模型结构仅局限于月度和季度两类数据频率。而已有学者发现某些利率期限结构因子(曲度因子)在日度和周度频率上才会更好地发挥作用(Ang 和 Piazzesi, 2003)。由此可见,提高数据频率是识别利率期限结构因子作用机制的关键因素。虽然将周度及日度高频信息直接引入尚玉皇等(2015)的混频模型在理论上可行,但不可观测的潜在因子数量会急剧上升,导致高维状态空间形式面临“维度灾”问题。该高维状态空间模型面临难以估计、可操作性差等诸多局限性。此外,中国宏观经济信息发布具有特殊的数据信息属性。我国宏观经济信息多采用同比数据形式公开发布,显著区别于发达经济体所发布的环比宏观经济信息。我国特殊的宏观数据信息属性也为构建高频利率期限结构模型提出了现实挑战。

从宏观经济政策的实践来看,我国近年来特别强调跨周期和逆周期相结合的宏观调控政策。张炜和妥璟旖(2022)指出,货币政策跨周期调控效果优于逆周期调控,且近年来显著性增强。刘金全和郭惠萍(2022)认为,跨周期调控和逆周期调控仍然要以财政政策和货币政策为主要手段,兼顾与其他经济政策形式的有机结合和协调配合。由于跨周期和逆周期涉及时间跨度问题,我们需要识别不同周期下的宏观经济作用机制。刘元春和丁洋(2023)指出,逆周期调控能够稳住经济增长是其发挥就业管理功效的根基。由此可见,宏观经济作用机制是宏观经济周期调控

的基础和保障。

从数据信息频率的视角来看,不同周期下或者不同时间跨度下的宏观经济作用机制可以被视作不同数据频率的宏观经济作用机制。本文认为,高频作用机制在时间跨度上对应逆周期调控效应,低频作用机制在时间维度上更加匹配跨周期调控机制。传统宏观经济理论及实证研究多局限于季度或者年度的低频机制研究,这使我们很难应用跨周期和逆周期相结合的宏观调控政策。一般而言,跨周期调控突出中长期机制,而逆周期调控强调短期效应。在现实经济场景中,我们需要对当前宏观经济形势进行及时评估,精准识别不同时间跨度下宏观经济机制的时变特征及平滑特征,从而适度调整宏观经济政策。此外,周度及日度高频信息为我们评估单一周期内(逆周期或者跨周期)宏观政策调控效果提供可靠保障。单一周期内宏观政策调控绝对时间可能较短,宏观经济政策评估面临小样本问题,而混频模型具有克服小样本难题的独特优势,其不但可以有效利用各种可获得的有效信息,而且可以衍生丰富的高频信息,从而解决单一周期内的样本缺乏问题。

为此,本文借鉴 Zheng 和 Wang (2021) 提出的日度累积器变量(Cumulator Variable)思想,结合中国独特的同比数据信息属性,构建出一种包含日度高频信息的混频 N-S 利率期限结构模型,简称 D-MF-NS 模型。日度累积器变量能够显著降低混频状态空间模型的数据维度,从而避免出现“维度灾”问题。进一步地,D-MF-NS 模型可以更好地适用于依据中国宏观经济数据信息属性所开展的经验研究。实证研究工作试图回答如下问题。首先,在日度频率上引入宏观信息的混频模型是否能够改进收益率曲线的拟合效果,拟合效果是否受到新冠疫情等重大冲击的影响?其次,在宏观经济与利率期限结构作用机制方面,日度高频利率期限结构因子是由哪些宏观信息所驱动的?而收益率曲线对宏观经济的作用机制是由哪个利率期限结构因子所主导的?这些传导机制对宏观经济政策跨周期和逆周期调控意味着什么?最后,数据频率能否成为影响期限结构作用机制的重要方面?如何利用混频数据模型的优势评估宏观经济政策跨周期和逆周期调控效果?

## 二、模型构建与估计

本部分构建包含日度信息的混频利率期限结构模型,并基于经典的 Nelson-Siegel 模型刻画收益率曲线动态。除日度收益率信息外,我们还引入月度同比通胀指标和季度 GDP 指标,引入累积器变量克服“维度灾”问题,将混频利率期限结构模型重新表示为状态空间形式,并采用贝叶斯方法进行模型估计。

### (一)日度收益率曲线

Nelson-Siegel 是经典的利率期限结构模型。该模型将任意时点的日度收益率表示为如下方程:

$$y(\tau) = \beta_1 + \beta_2 \left( \frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} \right) + \beta_3 \left( \frac{1 - e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau} \right) \quad (1)$$

其中, $y(\tau)$ 为收益率, $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  和  $\lambda$  为模型参数, $\tau$  为相应的利率期限。进一步地,Diebold 和 Li (2006)指出,Nelson-Siegel 模型可以被视作一类包含不可观测潜在因子的因子模型, $\beta_1$ 、 $\beta_2$  和  $\beta_3$  进一步扩展为时变的水平、斜率和曲度因子。我们令  $\tau_1$ 、 $\tau_2$ 、 $\cdots$ 、 $\tau_N$  分别表示不同的期限,多期限 Nelson-Siegel 模型表示成如下形式:

$$\begin{bmatrix} y_t(\tau_1) \\ y_t(\tau_2) \\ \vdots \\ y_t(\tau_N) \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1 - e^{-\lambda_1 \tau}}{\lambda_1 \tau} & \frac{1 - e^{-\lambda_1 \tau}}{\lambda_1 \tau} - e^{-\lambda_1 \tau} \\ 1 & \frac{1 - e^{-\lambda_2 \tau}}{\lambda_2 \tau} & \frac{1 - e^{-\lambda_2 \tau}}{\lambda_2 \tau} - e^{-\lambda_2 \tau} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \frac{1 - e^{-\lambda_N \tau}}{\lambda_N \tau} & \frac{1 - e^{-\lambda_N \tau}}{\lambda_N \tau} - e^{-\lambda_N \tau} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_t \\ S_t \\ C_t \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_t(\tau_1) \\ \varepsilon_t(\tau_2) \\ \vdots \\ \varepsilon_t(\tau_N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{pmatrix} L_t - \mu_L \\ S_t - \mu_S \\ C_t - \mu_C \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_{t-1} - \mu_L \\ S_{t-1} - \mu_S \\ C_{t-1} - \mu_C \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_t(L) \\ \eta_t(S) \\ \eta_t(C) \end{bmatrix} \quad (3)$$

该模型还可以进一步转化成标准的状态空间模型,其矩阵表达形式如式(4)~式(6)所示:

$$y_t = \Lambda f_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$f_t - \mu_1 = A_1(f_{t-1} - \mu_1) + \eta_t \quad (5)$$

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_t \\ \eta_t \end{pmatrix} \sim N \left[ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} H & 0 \\ 0 & Q \end{pmatrix} \right] \quad (6)$$

其中,  $y_t = [y_t(\tau_1), \dots, y_t(\tau_N)]'$  表示  $N \times 1$  的债券收益率向量。  $f_t = [L_t \ S_t \ C_t]'$  为  $3 \times 1$  维日度不可观测利率期限结构因子。  $L_t$ 、 $S_t$  和  $C_t$  分别刻画了时变的水平、斜率和曲度因子。假设误差项  $\varepsilon_t$  和  $\eta_t$  服从独立同分布的白噪声过程。  $\Lambda$  为式(4)测量方程中的  $N \times 3$  维系数矩阵。  $\mu_1$  和  $A_1$  分别为式(5)状态方程中的参数向量和矩阵。

## (二) 低频宏观指标

为了实现使用高频收益率曲线和低频宏观经济信息联合建模,我们首先区别宏观变量的可观测信息和不可观测信息。一方面,令  $x_t^{(d)}$ 、 $x_t^{(w)}$  和  $x_t^{(m)}$  分别为日度、周度和月度可观测的宏观指标,我们引入 CPI 作为月度可观测指标,同时令  $z_t^{(q)}$  为可观测的季度宏观经济指标并选取 GDP 作为季度可观测指标。另一方面,  $\tilde{z}_t^{(d)}$ 、 $\tilde{z}_t^{(w)}$  和  $\tilde{z}_t^{(m)}$  分别表示季度指标对应的日度、周度和月度不可观测因子。

实现可观测信息与不可观测信息适度匹配是混频模型构建的关键环节,本文设定混频转换方程来解决该问题。本文主要考虑中国特有的宏观经济同比数据信息属性。

(1) 季度 GDP 同比指标的加总形式。为构建包含日度信息的混频利率期限结构模型,本文设定混频转换方程来关联季度指标  $z_t^{(q)}$  和不可观测的日度因子  $\tilde{z}_t^{(d)}$ 。假设季度 GDP 总量为不可观测日度 GDP 几何平均与  $d_{qt}$  的乘积,其中  $d_{qt}$  表示  $t$  季度内的总天数,如方程(7)所示:

$$Z_t^{(q)} = d_{qt} [\tilde{Z}_t^{(d)} \times \tilde{Z}_{t-1}^{(d)} \times \dots \times \tilde{Z}_{t-d_{qt}+1}^{(d)}]^{1/d_{qt}} \quad (7)$$

其中,  $Z_t^{(q)}$  为季度 GDP 总量,  $\tilde{Z}_t^{(d)}$  表示不可观测的日度 GDP 总量。

我们可以进一步推导出日度 GDP 同比和季度 GDP 同比之间的加总对应关系,如下所示:

$$z_t^{(q)} = \frac{1}{d_{qt}} [\tilde{z}_t^{(d)} + \tilde{z}_{t-1}^{(d)} + \dots + \tilde{z}_{t-d_{qt}+1}^{(d)}] \quad (8)$$

同理,给定不可观测的日度 GDP 增长率  $\tilde{z}_t^{(d)}$ ,我们还可以推算出月度 GDP 同比  $\tilde{z}_t^{(m)}$ ,即  $\tilde{z}_t^{(m)} = d_{mt}^{-1} [\tilde{z}_t^{(d)} + \tilde{z}_{t-1}^{(d)} + \cdots + \tilde{z}_{t-d_{mt}+1}^{(d)}]$ ,其中  $d_{mt}$  表示  $t$  月度内的总天数;周度 GDP 同比  $\tilde{z}_t^{(w)} = d_{wt}^{-1} [\tilde{z}_t^{(d)} + \tilde{z}_{t-1}^{(d)} + \cdots + \tilde{z}_{t-d_{wt}+1}^{(d)}]$ ,其中  $d_{wt}$  表示  $t$  周内的总天数。

由于日度 GDP 同比是不可观测的,对月度或季度加总关系式来说,构成的转换方程中存在相当数量不可观测因子,这会导致混频模型面临空前的“维度灾”问题。为了解决这一问题,参考 Zheng 和 Wang(2021),定义如下累积器变量:

$$C_t^{(i)} = \delta_{it} C_{t-1}^{(i)} + \tilde{z}_t^{(d)} \quad (9)$$

其中,  $\delta_{it}$  表示累计参数,如果  $t$  为某周、月或季度的第一天,则  $\delta_{it} = 0$ ; 否则  $\delta_{it} = 1$ , 这里  $i$  取  $w, m$  或  $q$ 。由此,我们可以用累积器变量重新表示低频季度指标,如下所示:

$$z_t^{(i)} = \begin{cases} D_{it}^{-1} C_t^{(i)} & \text{若 } z_t^{(i)} \text{ 可测} \\ NA & \text{否则} \end{cases}, \quad i = w, m, q \quad (10)$$

于是,低频季度 GDP 可以表示为:

$$z_t^{(q)} = d_{qt}^{-1} C_t^{(q)} \quad (11)$$

$$C_t^{(q)} = \delta_{qt} C_{t-1}^{(q)} + \tilde{z}_t^{(d)} \quad (12)$$

在引入累积器变量之后,虽然关联季度与日度信息的混频转换方程由式(11)和式(12)构成,但是,与式(8)相比,此时不可观测因子个数迅速减少,表明引入累积器变量有效解决了传统混频数据建模所面临的“维度灾”问题。

(2)月度 CPI 同比指标的加总形式。由于 GDP 和 CPI 受到不同高频潜在因子的影响,我们需要引入其他宏观因子来设定新的混频转换方程。值得注意的是,月度 CPI 是存量指标,其处理方式不同于 GDP。我们可以对不同频率的存量指标进行堆积。于是,混频转换方程有如下具体形式:

$$x_t^{(m)} = \begin{cases} \tilde{x}_t^{(d)} & \text{若 } x_t^{(m)} \text{ 可测} \\ NA & \text{否则} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $x_t^{(m)}$  为可观测的月度 CPI 同比增长率,  $\tilde{x}_t^{(d)}$  表示不可观测的日度 CPI 潜在因子。

(三)模型的状态空间表示

式(4)、式(5)、式(6)、式(11)、式(12)和式(13)构成了本文的日度混频利率期限结构模型,即 D-MF-NS 模型。为实现对该模型的估计,我们需要进一步整合日度收益率方程及混频转换方程,以得到模型的状态空间表示。定义新的状态向量  $X_t^d = [f_t, \tilde{x}_t^{(d)}, \tilde{z}_t^{(d)}, C_t^{(w)}, C_t^{(m)}, C_t^{(q)}]'$ , D-MF-NS 模型的状态空间形式表示如下:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ x_t^{(m)} \\ z_t^{(q)} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \Lambda_{N \times 3} & 0_{N \times 1} & 0_{N \times 4} \\ 0_{1 \times 3} & I_{1 \times 1} & 0_{1 \times 4} \\ 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 1} & \Pi_{1 \times 4} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} f_t \\ \tilde{x}_t^{(d)} \\ \tilde{z}_t^{(d)} \\ C_t^{(w)} \\ C_t^{(m)} \\ C_t^{(q)} \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_t \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} f_t \\ \tilde{x}_t^{(d)} \\ \tilde{z}_t^{(d)} \\ C_t^{(w)} \\ C_t^{(m)} \\ C_t^{(q)} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_f \\ \mu_{\tilde{x}} \\ \mu_{\tilde{z}} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Phi_{5 \times 5} & 0_{5 \times 1} & 0_{5 \times 1} & 0_{5 \times 1} & 0_{5 \times 1} \\ 0_{1 \times 4} & 1_{1 \times 1} & \delta_{wt} & 0_{1 \times 1} & 0_{1 \times 1} \\ 0_{1 \times 4} & 1_{1 \times 1} & 0_{1 \times 1} & \delta_{mt} & 0_{1 \times 1} \\ 0_{1 \times 4} & 1_{1 \times 1} & 0_{1 \times 1} & 0_{1 \times 1} & \delta_{qt} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} f_{t-1} \\ \tilde{x}_{t-1}^{(d)} \\ \tilde{z}_{t-1}^{(d)} \\ C_{t-1}^{(w)} \\ C_{t-1}^{(m)} \\ C_{t-1}^{(q)} \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} \eta_{ft} \\ \eta_{\tilde{x}t} \\ \eta_{\tilde{z}t} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (15)$$

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_t \\ \eta_t \end{pmatrix} \sim \text{WN} \left[ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} H & 0 \\ 0 & \Omega \end{pmatrix} \right] \quad (16)$$

其中,式(14)为测量方程,式(15)为状态方程,式(16)则包含了误差项信息。 $\Pi_{1 \times 4} = [0 \ 0 \ 0 \ d_{qt}^{-1}]$ ,  $\eta_t = [\eta_{ft} \ \eta_{\tilde{x}t} \ \eta_{\tilde{z}t} \ 0 \ 0 \ 0]'$ 表示不可观测因子的误差向量。 $\Phi_{5 \times 5}$ 为  $5 \times 5$  维系数矩阵。测量方程中的矩阵  $\Lambda$  由参数  $\lambda$  决定。本文混频利率期限结构模型的设定为模型参数估计提供了可行性和便利性。由于日度混频利率期限结构模型形式较为复杂,待估参数相对较多。本文采用贝叶斯参数方法进行估计。<sup>①</sup>

### 三、数据选取

本文主要关注中国宏观经济与利率期限结构的混频作用机制以及跨逆周期调控效应。参考张伟和妥璟旖(2022)、战明华和卢垚(2023)等相关研究,本文收集中国国债市场及宏观经济指标共同构成混频数据信息。其中,政府债券收益率是日度高频观测值,低频宏观经济指标包括同比月度通胀率(CPI)和季度国内生产总值(GDP)。就中国国债而言,我们共计选取 14 个不同期限的国债收益率信息,债券期限分别为 3 个月、6 个月、9 个月、12 个月、24 个月、36 个月、48 个月、60 个月、72 个月、84 个月、96 个月、120 个月、180 个月和 240 个月。国债收益率曲线是货币政策利率传导机制发挥作用的重要保障,有助于我们分析货币政策跨周期和逆周期的传导效果。由于国债收益率信息是高频日度指标,我们需要考虑周末及节假日的情形,本文将没有交易数据的周末及节假日收益率视作缺失值。我们所选取的样本区间为 2002 年 1 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日。图 1 展示了中国国债收益率曲线日度高频信息。

参照尚玉皇等(2015)、Shang 和 Zheng(2018),本文选取通货膨胀率和 GDP 作为低频宏观指标。通货膨胀率是货币政策的跨周期和逆周期调控的关注对象之一,便于我们评估货币政策的跨周期和逆周期调控效果。依据费雪方程,通胀率对名义收益率产生影响。我们选取月度 CPI 的同比增长率作为通胀率的代理指标。CPI 变量是存量指标,将每月最后一天作为 CPI 的观测点,样本期为 2002 年 1 月至 2020 年 12 月。GDP 观测信息为季度数据。GDP 表征整体宏观经济的经济周期行为(郑挺国、王霞,2013),对收益率曲线会产生作用,也是货币政策跨周期和逆周期调控的重要目标变量。本文选取季度 GDP 的同比增长率作为另一个宏观经济变量,并依据 Zheng 和 Wang(2021)设定季度末 GDP 同比增长率为季度内日度同比增长率的算术平均。数据样本区间为 2002 年第一季度至 2020 年第四季度。图 2 给出了中国宏观经济变量混频数据信息。

① 限于文章篇幅,具体估计步骤可向作者索取。

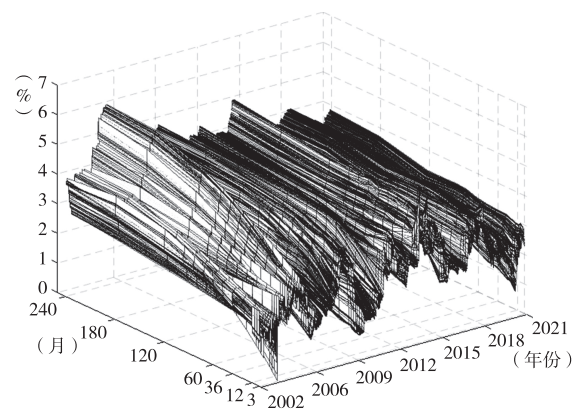


图1 中国国债收益率曲线日度高频信息

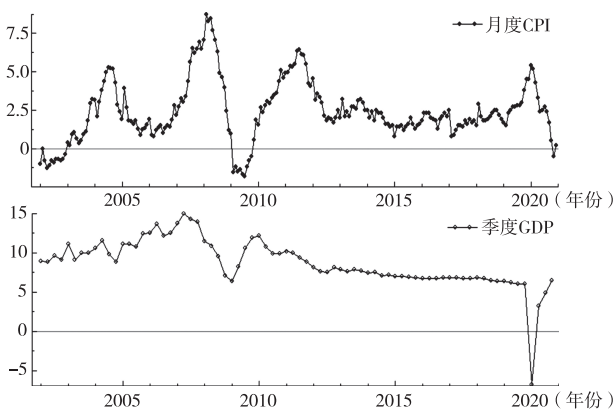


图2 中国宏观经济变量混频数据信息

四、实证分析

本部分首先给出日度信息混频模型的参数和利率期限结构因子估计结果,比较混频模型和传统同频模型的样本内拟合结果,进一步展示混频模型对宏观经济指标的高频拟合效果,最后基于方差分解结果对宏观经济与利率期限结构的相互作用机制进行分析,阐释宏观经济政策调节含义。

(一)估计结果

本文采用贝叶斯方法进行混频模型的参数估计。我们从后验分布中进行 10000 次 MCMC 抽样,并舍弃前 2000 次预烧样本。表 1 给出了基于 MCMC 方法的参数估计结果。表 1A 部分的估计结果表明,大部分参数具有统计意义上的显著性;表 1B 部分给出的协方差矩阵  $\Phi$  的估计结果均具有统计意义上的显著性。

表 1 混频日度利率期限结构模型参数估计

| A 部分:模型参数估计 |                                   |                                      |                                     |                                   |                                   |                                      |
|-------------|-----------------------------------|--------------------------------------|-------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|
|             | $\lambda$                         | <b>0.0240</b><br>[ 0.0238, 0.0251 ]  |                                     |                                   | $\sigma^2 ( \times 10^{-5} )$     | <b>1.0000</b><br>[ 0.700, 1.500 ]    |
|             | $L_{t-1}$                         | $S_{t-1}$                            | $C_{t-1}$                           | $CPI_{t-1}$                       | $GDP_{t-1}^*$                     | $\mu$                                |
| $L_t$       | <b>0.9842</b><br>[ 0.976, 0.992 ] | <b>0.0193</b><br>[ 0.014, 0.025 ]    | <b>0.0076</b><br>[ 0.003, 0.012 ]   | <b>0.0015</b><br>[ 0.001, 0.004 ] | 0.0002<br>[ -0.001, 0.002 ]       | <b>0.1103</b><br>[ 0.084, 0.137 ]    |
| $S_t$       | 0.0121<br>[ -0.002, 0.027 ]       | <b>0.9472</b><br>[ 0.937, 0.957 ]    | 0.0027<br>[ -0.005, 0.010 ]         | -0.0012<br>[ -0.005, 0.003 ]      | 0.0001<br>[ -0.002, 0.002 ]       | <b>-0.1600</b><br>[ -0.207, -0.113 ] |
| $C_t$       | 0.0130<br>[ -0.001, 0.027 ]       | -0.0004<br>[ -0.009, 0.009 ]         | <b>0.9573</b><br>[ 0.950, 0.964 ]   | -0.0008<br>[ -0.005, 0.003 ]      | -0.0001<br>[ -0.002, 0.002 ]      | <b>-0.0835</b><br>[ -0.127, -0.039 ] |
| $CPI_t$     | 0.0045<br>[ -0.004, 0.013 ]       | <b>-0.0160</b><br>[ -0.022, -0.010 ] | <b>-0.0049</b><br>[ -0.010, 0.000 ] | <b>0.9971</b><br>[ 0.995, 0.999 ] | <b>0.0018</b><br>[ 0.000, 0.003 ] | <b>-0.0650</b><br>[ -0.093, -0.038 ] |
| $GDP_t^*$   | -0.0206<br>[ -0.043, 0.001 ]      | <b>0.0652</b><br>[ 0.050, 0.081 ]    | <b>-0.0096</b><br>[ -0.022, 0.000 ] | -0.0009<br>[ -0.007, 0.005 ]      | <b>0.9981</b><br>[ 0.995, 1.000 ] | <b>0.2403</b><br>[ 0.169, 0.314 ]    |



续表 1

| B 部分:协方差估计 |                                   |                                      |                                      |                                      |                                      |  |
|------------|-----------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--|
| $\Phi$     | $L_t$                             | $S_t$                                | $C_t$                                | $CPI_t$                              | $GDP_t^*$                            |  |
| $L_t$      | <b>0.0316</b><br>[ 0.030, 0.033 ] | <b>-0.0494</b><br>[ -0.051, -0.048 ] | <b>-0.0351</b><br>[ -0.036, -0.034 ] | <b>-0.0203</b><br>[ -0.023, -0.018 ] | <b>0.0654</b><br>[ 0.059 0.072 ]     |  |
| $S_t$      |                                   | <b>0.0986</b><br>[ 0.096, 0.102 ]    | <b>0.0339</b><br>[ 0.032, 0.036 ]    | <b>0.0381</b><br>[ 0.034, 0.043 ]    | <b>-0.1320</b><br>[ -0.144, -0.122 ] |  |
| $C_t$      |                                   |                                      | <b>0.0904</b><br>[ 0.087, 0.093 ]    | <b>0.0280</b><br>[ 0.024, 0.032 ]    | <b>-0.0323</b><br>[ -0.043, -0.022 ] |  |
| $CPI_t$    |                                   |                                      |                                      | <b>0.0332</b><br>[ 0.029, 0.0371 ]   | <b>-0.0454</b><br>[ -0.054, -0.038 ] |  |
| $GDP_t^*$  |                                   |                                      |                                      |                                      | <b>0.2168</b><br>[ 0.189, 0.250 ]    |  |

注: $\lambda, \sigma^2$  为混频模型中测量方程的参数估计结果; $CPI_t$  代表通胀率, $GDP_t^*$  为日度 GDP 潜在因子, $\mu$  为状态方程中的截距项, $\Phi$  为状态方程中的方差协方差矩阵。参数估计结果为贝叶斯后验分布的中位数。方括号内的值表示 95% 的置信区间。黑体字表示参数在 5% 的水平下显著。

我们得到如下结论。首先,参数  $\lambda$  通过了 5% 的显著性水平检验。由于参数  $\lambda$  是利率期限结构因子载荷的重要参数,这意味着日度混频利率期限结构模型显著反映利率期限结构因子载荷的具体作用情况,为分析利率期限结构行为以及宏观相互作用机制提供了重要保障。其次,通货膨胀率( $CPI_{t-1}$ )对日度水平因子( $L_t$ )的边际影响为 0.0015。这表明通胀对水平因子具有显著的正向影响,但未显著影响斜率因子和曲度因子。

日度高频水平因子对宏观基本面(GDP)有负向冲击。这意味收益率曲线特别是长期利率下行可以促进经济增长。但该相互作用机制具有不同表现形式,主要受到宏观经济政策的影响。结合我国宏观政策实践来看,2008 年受次贷危机影响,我国国债收益率曲线整体大幅下行。该时期我国实施了“四万亿”投资计划,大幅增加货币供应量,经济下行趋势得到迅速遏制,但是带来高通胀、高杠杆等负面影响。而 2020 年初受新冠疫情影响,我国国债收益率曲线再次整体下行,但该时期我国采用更多的是结构性货币政策,经济形势迅速好转。斜率因子( $S_{t-1}$ )对经济增长( $GDP_t^*$ )的边际影响为 0.0652,具有显著的正向影响。由于斜率因子是利差的相反数,这意味着利差增加会引起通胀上升并预示着经济下行。该模型揭示了高频期限结构因子所包含的未来宏观经济预期信息,这对于预判宏观经济周期具有重要意义。

值得关注的是,日度高频曲度因子对 GDP 具有显著的负面影响。Ang 和 Piazzesi(2003)曾指出,曲度因子对 GDP 的影响在日度和周度频率上才会发挥作用。本文构建的日度混频利率期限结构模型提供直接的经验证据。我们进一步证实数据频率影响利率期限结构与宏观经济之间的相互作用机制,而传统的同频利率期限结构模型无法回答这一问题。

$GDP_{t-1}^*$ 对  $L_t$ 、 $S_t$ 的边际影响分别为 0.0002 和 0.0001,表明宏观基本面(GDP)对水平因子和斜率因子均有正向冲击。这意味着当经济衰退时,中长期利率也会趋于下降。结合我国结构性货币政策实践来看,2018—2019 年经济下行压力加大,2018 年进行四次降准,提供中长期流动性 6 万亿元,10 年期国债收益率较 2017 年末下降约 0.65 个百分点。2020 年初,国内经济受到新冠疫情严重影响,结构性货币政策继续发挥作用,连续超量操作 MLF,采取价降量宽、放松监管的政策组合,10 年期国债收益率从 3.1% 下行至 2.48%。这表明结构性货币政策在宏观经济与收益率曲线作



用机制方面具有重要影响。

为说明日度混频模型在测度中国收益率曲线方面的适用性,图 3 给出了基于混频模型的日度利率期限结构因子的估计结果,并将其与经验值进行比较。其中,因子经验值参考 Diebold 和 Li (2006)。这里定义:标准水平因子经验值的代理变量为债券长期收益率,以 20 年收益率曲线作为代理变量;常用斜率因子经验值的代理变量为利差,以 3 个月国债收益率与 20 年国债收益率之差作为代理变量;曲度因子主要体现对中期收益率的影响,其经验值为 2 倍的 2 年期收益率减去 3 个月国债收益率与 20 年国债收益率之和。从图 3 可以得到如下结果。首先,基于日度混频模型估计的利率期限结构因子与经验值具有较强的协同运动趋势,这一关联性在利率期限结构文献中已经形成共识(Diebold 和 Li,2006;尚玉皇等,2015),我们基于日度混频模型进一步提供了新的经验证据。其次,日度斜率因子的拟合效果更加理想。斜率因子的估计值和经验值的时间序列近乎完全一致。由于斜率因子的经验值为利差,其良好的估计结果保证我们可以基于利率期限结构模型来分析利差的影响机制。最后,曲度因子在近年来的估计效果较好,但是 2008—2010 年,估计值和经验值出现了一定程度的偏离。这表明宏观经济周期等结构性因素可能影响利率期限结构曲度因子。

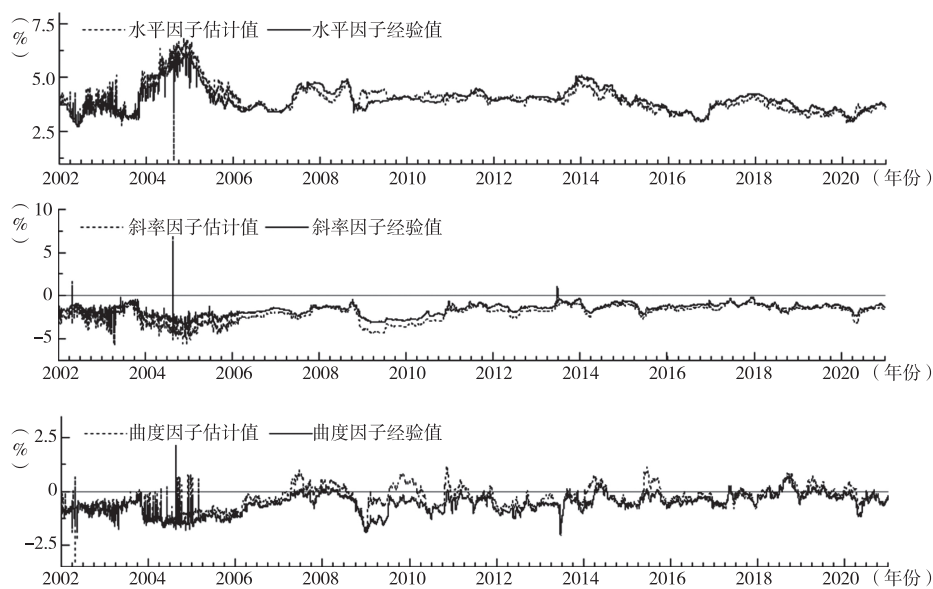


图 3 日度利率期限结构因子估计结果

(二)收益率曲线及宏观指标的高频拟合

本部分首先证实日度混频利率期限结构模型的样本内拟合效果,然后重点关注宏观经济指标高频拟合结果及日度收益率信息所发挥的作用。我们选取同频 N-S 模型作为基准模型,进而采用较为经典的损失函数准则即平均绝对误差(MAE)评价模型优劣。MAE 的具体公式如下:

$$MAE(\tau_N) = T^{-1} \sum_{i=1}^T | \hat{y}_i(\tau_N) - y_i(\tau_N) | \tag{17}$$

其中, $\hat{y}_i(\tau_N)$ 表示期限为 $\tau_N$ 的收益率曲线样本内拟合值, $y_i(\tau_N)$ 代表期限为 $\tau_N$ 的收益率曲线的真实值。 $T$ 表示用于实证研究的样本量。 $MAE$ 的取值越小,模型的拟合效果越好。

图 4 比较了基于混频 (D-MF-NS) 和同频 (N-S) 模型计算的收益率曲线的样本内拟合结果。结果表明:除了 2 年期 (48 个月) 国债收益率,基于混频利率期限结构模型所计算的  $MAE_{MF}$  均小于同频模型的对应计算结果 ( $MAE_{SF}$ )。这意味着包含日度信息的混频利率期限结构模型具有更好的样本内拟合效果,也证实了日度混频模型在测度中国收益率曲线方面具有较好的适用性。这一实证研究结果表明,将低频宏观信息引入日度高频利率期限结构模型有助于改善日度收益率曲线拟合效果。相关文献均揭示了低频 (月度或季度) 宏观信息对收益率曲线样本内拟合的作用 (尚玉皇等, 2015), 但本文的经验研究在日度频率的收益率曲线上提供了新的证据。值得关注的是,该拟合结果包含了 2020 年新冠疫情的样本信息。<sup>①</sup> 这表明即使受到新冠疫情冲击,与其他同频模型相比,日度混频利率期限结构模型依然能够表现出较好的拟合效果。

进一步地,由于新冠疫情冲击是极端灾难风险的一种表现形式,在包含新冠疫情样本区间之后,我们提出的日度混频利率期限结构模型拟合效果如何? 拟合效果有多大差异? 对这些问题的回答有助于我们进一步检验混频模型的适用性问题。在日度混频利率期限结构模型条件下,本文讨论新冠疫情前后不同样本区间的差异。为此,我们将样本划分为两个阶段。2002 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日为新冠疫情前的子样本,2020 年 1 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日为新冠疫情后的子样本。本文采用日度混频模型,每个子样本期内的绝对样本量可以满足模型估计要求。给定收益率的期限,本文计算子样本  $MAE$  值,进而计算子样本  $MAE$  占总样本  $MAE$  的比值。若某子样本  $MAE$  占比大于 50%, 相对于另一个子样本而言,该子样本区间的拟合效果较差。图 5 比较了新冠疫情前后拟合误差的  $MAE$  占比情况。我们发现除 1 年期 (12 个月) 和 5 年期 (60 个月) 收益率以外,其他各期收益率在新冠疫情出现以后的  $MAE$  占比均大于 50%。这意味着新冠疫情的冲击会影响日度混频利率期限结构模型在不同样本区间的拟合改进效果,除个别短期收益率,新冠疫情会对整个收益率曲线产生系统性冲击。新冠疫情不但会改变投资者心理预期,还直接影响国债投资及交易行为,从而改变收益率曲线的状态。新冠疫情还对宏观经济行为产生显著影响,尤其是中国强力有效的疫情防控措施使宏观经济出现明显的结构性变化。

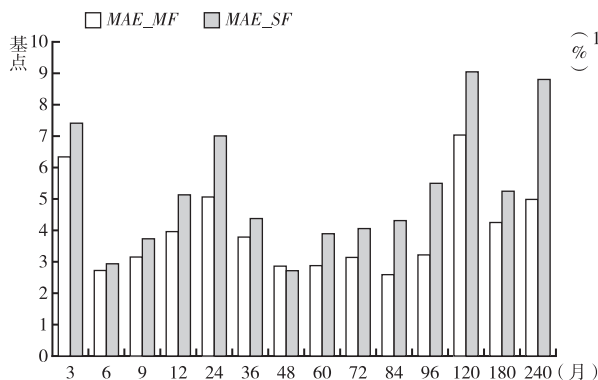


图 4 收益率曲线样本内拟合结果比较

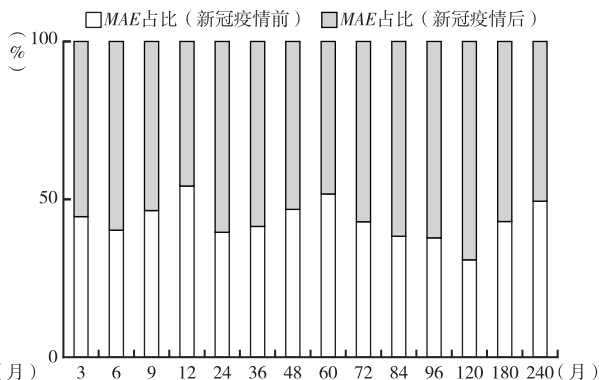


图 5 新冠疫情前后收益率曲线拟合误差占比

① 本文还估计了不包含新冠疫情冲击的样本内拟合结果。我们发现拟合效果与包含 2020 年新冠疫情样本信息的结果相类似,限于篇幅及重要性这里不再赘述,感兴趣的读者可以向作者索取。

除收益率曲线的拟合外,我们还考察宏观经济指标的高频拟合效果以进一步说明日度混频模型的适用性。宏观经济指标的高频估计是宏观经济研究文献中重点关注的问题之一。本文基于日度混频利率期限结构模型可以同时获得 GDP 和 CPI 的高频拟合结果,结果如图 6 所示。在图 6 中,月度 CPI 和季度 GDP 为样本真实值,周度 CPI、周度 GDP 和月度 GDP 为混频利率期限结构模型的拟合值。结果表明,首先,无论是 CPI 还是 GDP,其拟合值和真实值之间具有相似的运动趋势。但是,与传统共同因子模型不同的是,本文可以同时报告不同数据频率属性的宏观指标拟合结果。其次,我们可以观测到宏观指标(CPI 和 GDP)在更高频率上的变化趋势,而传统低频模型则无能为力,不利于从不同的时间跨度上阐释宏观经济作用机制。高频估计结果为我们更新识别及跟踪实体经济运行态势提供了实时信息。而这些实时信息进一步在基于市场预期的货币政策调控中起到关键作用。最后,宏观经济变量的拟合非常接近真实值,同时在数据频率方面具有高频领先特征。这表明在混频利率期限结构模型框架下,收益率曲线的领先因子信息可以非常有效地贡献于宏观经济变量的高频拟合值。该研究结果与 Ang 和 Piazzesi (2003)、Monteforte 和 Moretti (2013)等相关研究结论相关,例如 Ang 和 Piazzesi (2003)指出收益率曲线中包含 GDP 增长率的预测信息, Monteforte 和 Moretti (2013)则认为利率期限结构中包含通胀预期信息。本文基于混频模型的估计进一步为上述研究提供了新的经验支持。

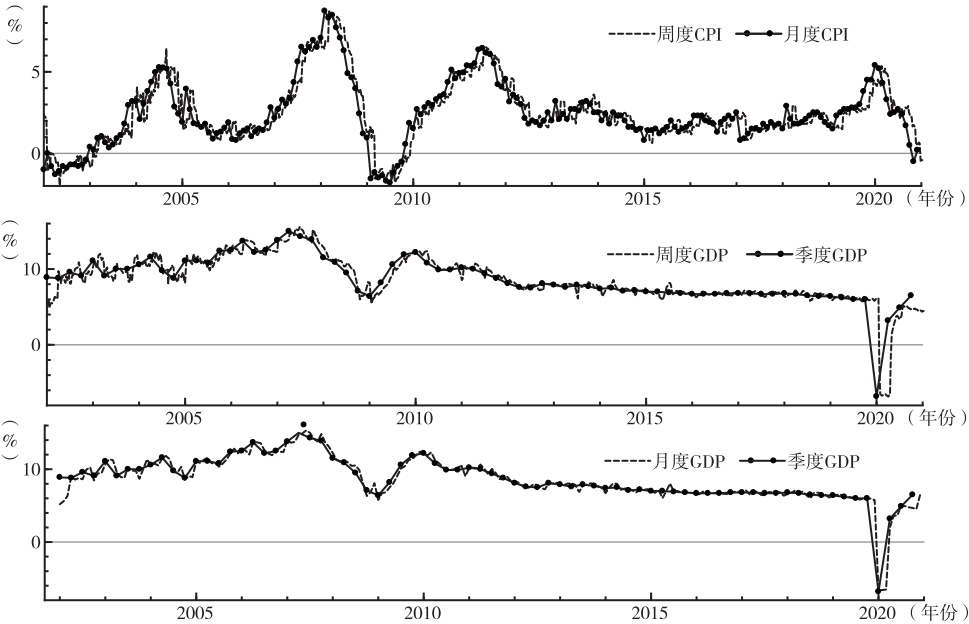


图 6 宏观经济指标的样本内高频拟合结果

(三)宏观经济与利率期限结构的方差分解

这部分主要基于方差分解方法讨论宏观因子和利率期限结构因子对预测方差的贡献大小,基于此阐释跨周期和逆周期政策调控效应。

给定预测方差期限步长分别为 1 个月、2 个月、3 个月、4 个月、6 个月、9 个月、12 个月、15 个月、18 个月、21 个月和 24 个月,图 7 给出了利率期限结构水平、斜率、曲度因子方差分解中宏观基本面的贡献情况,其中宏观基本面因子为 CPI 和 GDP。以水平因子为例,左半部分表示在给定预测期限步长(坐标横轴)的情况下,水平因子预测方差中可以被 CPI 和 GDP 所解释的部分(比例)。

左半部分的结果是预测方差中宏观因子的绝对占比。右半部分表示给定预测期限步长, CPI 和 GDP 所解释的预测方差部分在整个宏观因子中的相对占比情况。图 7 所报告的斜率和曲度因子方差分解的相关信息与水平因子类似。

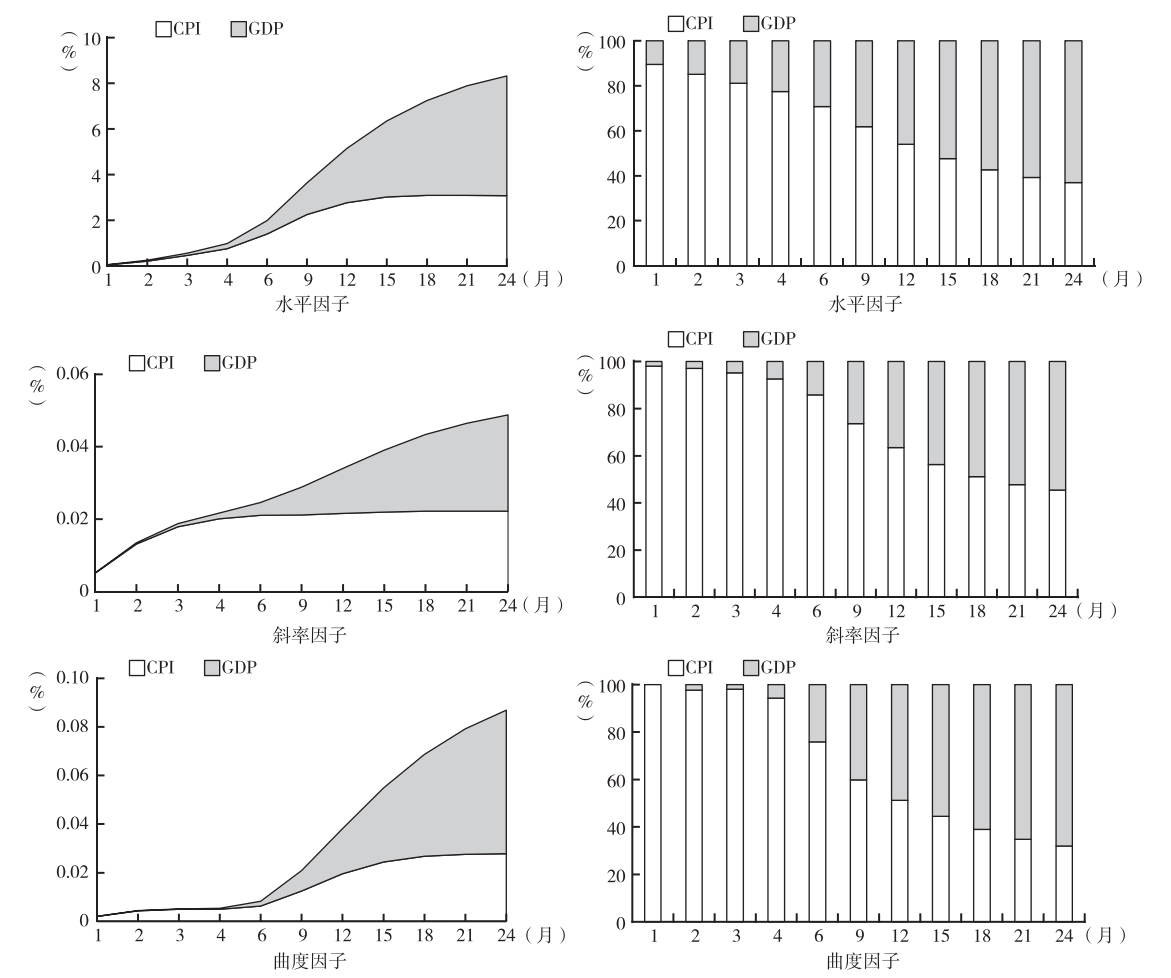


图 7 宏观因子对利率期限结构因子方差分解的贡献

从图 7 我们可以获得如下一些重要结果。首先,宏观经济对利率期限结构的方差贡献主要来自通胀指标。在预测期限步长相对较短(12 个月以内)时,GDP 因子对利率期限结构水平因子的方差贡献非常小,但是 CPI 对水平因子预测方差的相对贡献达到整个宏观因子的 50% 以上。而随着预测期限步长的增加,CPI 对水平因子预测方差的相对贡献持续走低。平均而言,宏观经济对利率期限结构的方差贡献主要是通过通胀指标进行传导的。通胀预期机制解释了宏观经济对利率期限结构水平因子预测方差贡献的绝大部分。该研究结果为通胀预期假说提供了新的经验证据,与 Gurkaynak 等(2003)和 Diebold 等(2006)的研究结论相一致。其中,Diebold 等(2006)发现未预期通胀冲击会引起更高的未来通胀预期,导致水平因子增加。

本文发现的通胀预期机制对于我国宏观经济跨周期和逆周期调控具有重要政策含义。对于逆周期政策调控而言,由于短期内通胀对收益率曲线的影响远大于 GDP,通胀预期机制在逆周期

调控设计和实施过程中需要备受关注。对于跨周期政策调控而言,跨周期调控的核心在于兼顾短期和中长期,主要注重调控的前瞻性(陈润,2023)。而加强预期引导和适度目标“盯住”都有助于跨周期调控的设计和实施。在确定了经济整体发展方向和基本目标的基础上,能够保证各种政策工具的前瞻性和规则性,使跨周期调控取得预期成效(刘金全、郭惠萍,2022)。随着时间期限的增加,通胀预期机制依旧发挥着重要影响,战明华和卢垚(2023)指出,政策预期在跨周期调控中发挥了重要作用,强化预期是实现跨周期调控效果的关键。因此跨周期调控设计和实施过程中,如货币政策调整政策的制定,需要重视通胀预期机制,从而更好地发挥政策工具的前瞻性和规则性。

其次,我们可以观测到宏观因子对斜率因子预测方差的贡献。与水平因子不同的是,随着预测期限步长的增加,GDP 因子对斜率因子预测方差的相对贡献逐渐增加,但 CPI 对斜率因子预测方差的相对贡献始终在 50% 以上(预测步长 21 个月、24 个月除外)。这说明 CPI 依旧是宏观经济对利率期限结构方差贡献的主要变量,通胀预期机制不但影响水平因子也影响斜率因子。值得注意的是,与水平因子相比,宏观经济对斜率因子方差分解贡献的绝对水平较低。从长期来看,宏观经济对水平因子预测方差贡献的绝对比例接近 9%,而对斜率因子预测方差贡献的绝对比例不足 0.1%。由于水平因子主要影响长期利率,这意味着宏观经济跨周期和逆周期政策调控需要更加关注宏观经济对中长期利率的影响机制。

再次,无论是绝对占比还是相对占比,CPI 和 GDP 对曲度因子方差分解的贡献均与斜率因子的相应结果类似。尤其是在绝对占比上,从长期来看,CPI 和 GDP 对曲度因子的贡献绝对占比之和没有超过 0.1%。宏观因子对曲度因子的绝对占比与水平因子的相应结果相差甚远。实证结果表明,与斜率和曲度因子相比,宏观经济对收益率曲线的影响是水平因子。而通胀预期又是作用于水平因子的关键渠道,我们认为通胀预期假说是宏观经济影响整个收益率曲线的重要机制。

最后,我们对比 CPI 和 GDP 对利率期限结构因子的相对贡献可以发现,随着时间跨度的增加,GDP 对收益率曲线的相对贡献会增加。这里的政策含义在于,跨周期和逆周期政策调控需要关注不同的经济机制。由于短期内 CPI 对利率期限结构因子预测方差的贡献相对较大,逆周期调节需要更加关注通胀预期机制,而长期内 GDP 对利率期限结构因子预测方差贡献逐渐扩大,尤其是 GDP 对利率期限结构曲度因子的贡献,跨周期调节除了关注通胀预期机制,也需要更加重视经济增长的财富效应等机制。

接下来进一步分析利率期限结构因子对宏观经济预测方差的贡献。图 8 报告了 CPI 和 GDP 的预测方差分别由水平、斜率及曲度因子所解释的比例,左半部分表示水平、斜率及曲度因子对宏观经济预测方差贡献的绝对比例,右半部分表示水平、斜率及曲度因子的贡献在整个利率期限结构因子中的相对比例。结果可总结如下。

首先,利率期限结构因子对 CPI 预测方差的贡献随着期限步长的增加而减少。给定期限步长,就方差贡献的绝对比例而言,曲度因子最大,水平因子次之,斜率因子最小。从相对比例来看,曲度因子对 CPI 预测方差的贡献占整个利率期限结构因子的 50% 以上(预测步长 1 个月除外)。该结果表明,曲度因子对 CPI 的未来波动具有较强的预测能力。这一结果与李宏瑾(2011)的研究结论相一致。李宏瑾(2011)指出,中国的中期收益率曲线有更强的通货膨胀预测能力。本文基于日度混频利率期限结构模型研究曲度因子对宏观经济的解释能力,而传统文献如 Diebold 等(2006)则强调水平因子对通胀的预测效果。我们认为数据频率是导致研究结果有差异的重要原

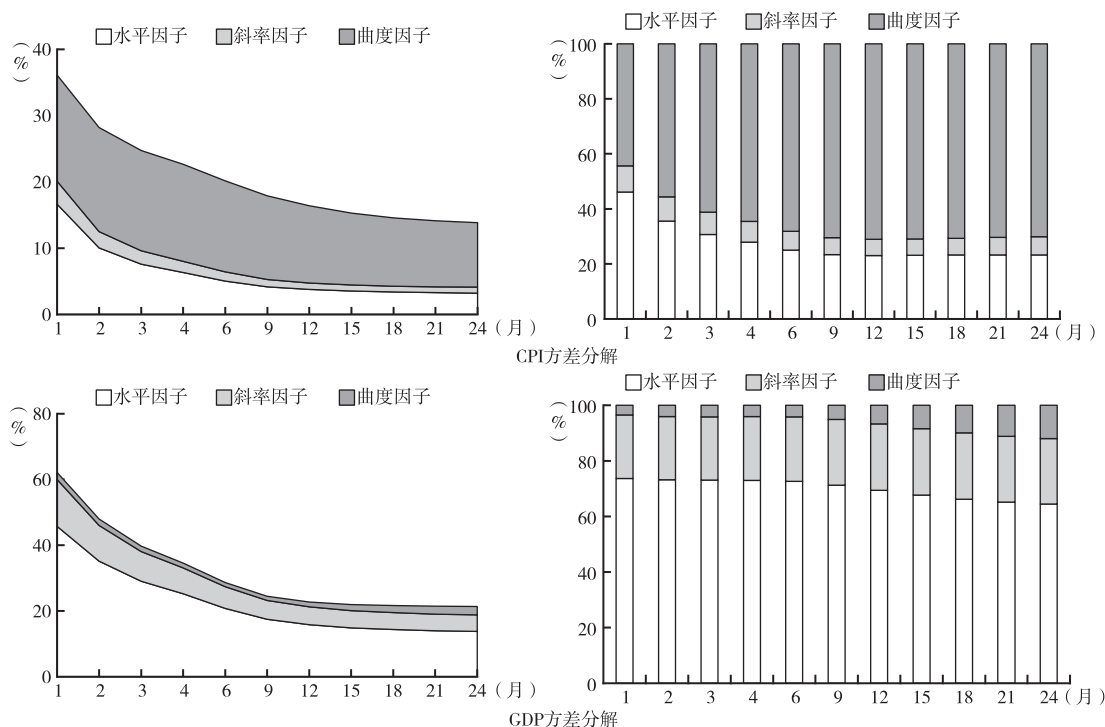


图 8 利率期限结构因子对宏观因子方差分解的贡献

因,Ang 和 Piazzesi(2003)也曾强调曲度因子在日度和周度频率上才会发挥作用。而本文构建的日度混频利率期限结构模型直接观察到曲度因子对 CPI 预测方差的高频作用机制,为相关研究文献提供了新的经验证据。

其次,我们还可以观察到利率期限结构因子对 GDP 方差分解的贡献大小。随着期限步长的增加,从绝对比例上来看,水平因子和斜率因子对 GDP 预测方差贡献的绝对比例逐渐下降,而曲度因子对 GDP 预测方差贡献的绝对比例在不断增加。但是就绝对比例的大小而言,水平和斜率因子均大于曲度因子。从相对比例来看,斜率因子对 GDP 预测方差的贡献在整个利率期限结构因子中所占比例最为稳定。这意味着无论是长期还是短期,收益率曲线斜率因子都是宏观经济的稳定驱动因素。Kurmann 和 Otrok(2013)发现,收益率曲线斜率增大会更加倾向于预测未来经济增长,而且斜率因子冲击与全要素生产率的冲击都是经济周期的主要驱动力。收益率曲线的斜率因子对宏观经济周期具有比较稳定或者相对平滑的影响机制,宏观经济跨周期和逆周期政策调控都需要重视收益率曲线斜率的影响。

综合图 7 和图 8 的方差分解信息,我们发现,收益率曲线对宏观经济预测方差的作用大于宏观经济对收益率曲线的相应作用。该实证结果不同于 Diebold 等(2006)的研究结论。究其原因,本文认为混频数据信息发挥关键作用。日度混频利率期限结构模型使得收益率曲线的样本数量远远多于低频宏观经济变量的样本量,收益率曲线会提供更为丰富有效的高频信息,其结果是收益率曲线解释更多的宏观经济预测方差,而宏观经济对利率期限结构因子预测方差的解释能力相对较弱。

#### (四)跨周期和逆周期货币政策调控效果评估

参考张炜和妥璟旖(2022)等相关文献,我们选择新冠疫情前后两个典型的货币政策调控周



期进行对比分析,以评估跨周期和逆周期货币政策调控效果。本文选取 2018 年 1 月至 2019 年 12 月作为逆周期货币政策调控区间,2020 年 1 月至 2020 年 12 月作为跨周期货币政策调控区间。虽然样本时间区间较短,但是混频模型具有解决小样本问题的明显优势,本文构建的混频模型为我们提供了丰富的宏观经济高频信息,可以满足评估跨周期和逆周期货币政策调控效果的需求。

我们利用图 6 所提供的周度高频 GDP 和 CPI 信息并结合短期利率构建包含随机波动率的 TVP-VAR 模型,利用时变脉冲效应图进行实证分析。图 9 展示了逆周期和跨周期政策调控区间货币政策冲击对宏观基本面的时变脉冲响应结果。 $\varepsilon_{Rate} \uparrow$  表示增加 1 单位短期利率的冲击。我们发现,短期利率在逆周期和跨周期政策调控区间的表现存在显著差异。在逆周期政策调控时期,紧缩型货币政策(短期利率增加)对通胀时变冲击较强且正向冲击持续时间较长;而跨周期政策调控时期,短期利率对通胀时变冲击迅速衰减,紧缩型货币政策将会抑制通胀。这意味着逆周期政策调控措施使货币政策容易产生较大的通胀风险,而跨周期政策调控措施注重中长期均衡,预期通胀风险较小。从图 9 我们还可以发现,在逆周期政策调控时期,短期利率增加对 GDP 产生负向冲击,短期利率减少对 GDP 产生正向的时变政策冲击,但是持续时间较短;而在跨周期政策调控时期,扩张型的货币政策(短期利率减少)对 GDP 的作用效果更强且持续时间较长。这意味着逆周期政策调控时期扩张型的货币政策对经济增长的作用效果较为有限,跨周期政策调控时期扩张型的货币政策对经济增长的贡献较大且持续性强。综合货币政策冲击在跨周期和逆周期调控时期的表现,我们可以发现我国货币政策的跨周期调控效果表现较好。

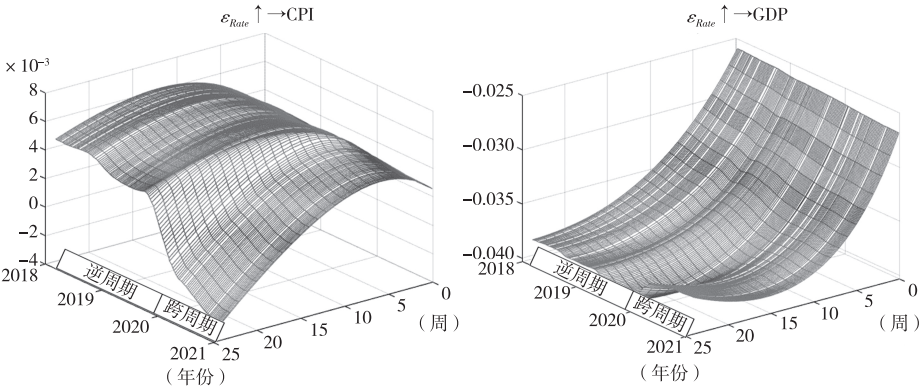


图 9 短期利率对通货膨胀和经济增长的时变冲击

五、结论与启示

揭示收益率曲线与宏观经济的作用机制对宏观经济政策跨周期和逆周期调控具有重要现实意义。该问题也一直是宏观金融领域关注的重点话题,但其难点在于如何实现高频收益率与低频宏观变量的混频数据联合建模。为此,本文构建了一种包含日度信息的混频利率期限结构模型,即 D-MF-NS 模型。该模型的特色在于:引入累积器变量,显著降低混频状态空间模型的数据维度,从而避免可能出现的“维度灾”问题。本文的主要结论概括如下。

首先,与基准模型相比,引入宏观信息的日度混频利率期限结构模型对收益率曲线具有更好

的拟合效果。即使包含新冠疫情期间的样本信息,日度混频模型依旧可以改善基准模型的拟合效果。无论是 CPI 还是 GDP,其高频拟合值与低频实际观测值趋势相同,但从数据频率角度来看,高频拟合值领先于低频观测值。日度混频利率期限结构模型估计的高频拟合值可以及时评估宏观经济走势。

其次,通货膨胀率对日度水平因子具有显著的正向影响。这意味着宏观因子可以基于通胀预期机制作用于日度高频水平因子并最终影响整个收益率曲线。方差分解的实证结果进一步发现,宏观经济信息中 CPI 对日度高频水平因子预测方差的相对贡献最大。这表明宏观经济对利率期限结构的方差贡献主要通过通胀预期机制实现。该研究结果为通胀预期假说提供了新的经验证据。宏观经济跨周期和逆周期调控需要更加关注通胀预期机制对利率期限结构水平因子的影响。

再次,短期内 CPI 对利率期限结构因子的影响机制及贡献相对较大,逆周期调节需要更加关注预期通胀机制,而长期内 GDP 对利率期限结构因子的影响机制及贡献逐渐扩大,尤其是 GDP 对利率期限结构曲度因子的贡献,跨周期调节需要更加重视经济增长的财富效应等机制。利率期限结构因子贡献方面,斜率因子对 GDP 预测方差的贡献较为稳定。斜率因子是收益率曲线影响宏观经济周期的主要渠道。日度高频曲度因子对 GDP 具有显著的负面影响,对 CPI 的未来波动具有较强的预测能力。

最后,时变脉冲响应分析表明,逆周期政策调控措施使货币政策容易产生较大的通胀风险,而跨周期政策调控措施注重中长期均衡,预期通胀风险较小。跨周期政策调控时期,扩张型的货币政策(短期利率减少)对 GDP 的作用效果更强且持续时间较长。与逆周期调控相比,我国货币政策的跨周期调控效果表现较好。

上述理论模型及实证研究结论揭示了一些新的行为特征及作用机制。这为我们重新认识收益率曲线及宏观经济的动态作用机制提供了重要经验支持,也为我们设计和实施跨周期和逆周期政策调控提供了参考依据。本文主要启示如下。一是提高新冠疫情等极端异常事件冲击场景下的收益率曲线拟合效果。基于本文提出日度混频利率期限结构模型还不能完全解决极端异常事件带来的结构性、系统性冲击,实现收益率曲线的高频实时预测、分析利率期限结构的非线性特征是我们需要进一步研究的问题。二是设计和实施跨周期和逆周期政策调控需要基于时间跨度或者数据信息频率的视角认识宏观经济的作用机制,主要关注宏观经济作用机制的时变特征和平滑特征。日度高频利率期限结构模型可以较好地识别宏观经济作用机制的高频和低频效应,数据信息频率属性天然匹配时间跨度效应,从而在时间跨度上较好地满足跨周期和逆周期政策调控需求。

#### 参考文献:

1. 陈润:《综合施策 加强协同 做好跨周期和逆周期宏观调控政策有机结合》,《中国经贸导刊》2023 年第 2 期。
2. 郭俊芳、王雪标、周生宝:《中国国债利率期限结构突变与动因分析——基于无套利宏观金融模型的视角》,《南方经济》2017 年第 4 期。
3. 李宏瑾:《我国中期通货膨胀压力预测——基于银行间市场国债收益率曲线的经验研究》,《经济评论》2011 年第 1 期。
4. 刘金全、郭惠萍:《宏观调控跨周期设计的机理、特征与实施方式》,《广东社会科学》2022 年第 5 期。
5. 刘元春、丁洋:《论就业管理模式的变革趋势:从逆周期到跨周期》,《管理世界》2023 年第 1 期。
6. 潘敏、夏庆、刘小燕、张华华:《汇率制度改革、货币政策与国债利率期限结构》,《金融研究》2011 年第 11 期。
7. 尚玉皇:《国家安全体系和能力推进中国式现代化的现实特征、理论要义与实践逻辑》,《兰州财经大学学报》2022 年第 6 期。

8. 尚玉皇、李炜祺、董青马:《公开市场操作与利率期限结构行为——基于混频数据信息的研究视角》,《金融研究》2022年第6期。
9. 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》,《经济研究》2018年第6期。
10. 尚玉皇、郑挺国、夏凯:《宏观因子与利率期限结构:基于混频 Nelson-Siegel 模型》,《金融研究》2015年第6期。
11. 战明华、卢垚:《中国货币政策存在跨周期调控吗》,《财贸经济》2023年第5期。
12. 张炜、妥璟旖:《货币政策跨周期调节效果研究——基于金融周期与实体经济周期视角》,《当代经济研究》2022年第5期。
13. 郑挺国、王霞:《中国经济周期的混频数据测度及实时分析》,《经济研究》2013年第6期。
14. Ang, A., & Piazzesi, M., A No-arbitrage Vector Autoregression of Term Structure Dynamics with Macroeconomic and Latent Variables. *Journal of Monetary Economics*, Vol. 50, No. 4, 2003, pp. 745 – 787.
15. Boragan, A. S., Term Structures of Inflation Expectations and Real Interest Rates. *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 38, No. 3, 2020, pp. 542 – 553.
16. Diebold, F. X., & Li, C., Forecasting the Term Structure of Government Bond Yields. *Journal of Econometrics*, Vol. 130, No. 2, 2006, pp. 337 – 364.
17. Diebold, F. X., Rudebusch, G. D., & Aruoba, S. B., The Macroeconomy and the Yield Curve: A Dynamic Latent Factor Approach. *Journal of Econometrics*, Vol. 131, No. 1 – 2, 2006, pp. 309 – 338.
18. Gurkaynak, R. S., Sack, B., & Swanson, E., The Excess Sensitivity of Long-term Interest Rates: Evidence and Implications for Macroeconomic Models. SSRN Working Paper, No. 477481, 2003.
19. Joslin, S., Priebsch, M., & Singleton, K. J., Risk Premiums in Dynamic Term Structure Models with Unspanned Macro Risks. *The Journal of Finance*, Vol. 69, No. 3, 2014, pp. 1197 – 1233.
20. Kung, H., Macroeconomic Linkages between Monetary Policy and the Term Structure of Interest Rates. *Journal of Financial Economics*, Vol. 115, No. 1, 2015, pp. 42 – 57.
21. Kurmann, A., & Otrók, C., News Shocks and the Slope of the Term Structure of Interest Rates. *American Economic Review*, Vol. 103, No. 6, 2013, pp. 2612 – 2632.
22. Levant, J., & Ma, J., Investigating United Kingdom's Monetary Policy with Macro-Factor Augmented Dynamic Nelson-Siegel Models. *Journal of Empirical Finance*, Vol. 37, No. 6, 2016, pp. 117 – 127.
23. Monteforte, L., & Moretti, G., Real-time Forecasts of Inflation: The Role of Financial Variables. *Journal of Forecasting*, Vol. 32, No. 1, 2013, pp. 51 – 61.
24. Rogers, J. H., Scotti, C., & Wright, J. H., Unconventional Monetary Policy and International Risk Premia. *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 50, No. 8, 2018, pp. 1827 – 1850.
25. Shang, Y., & Zheng, T., Fitting and Forecasting Yield Curves with a Mixed-frequency Affine Model: Evidence from China. *Economic Modelling*, Vol. 68, No. 2, 2018, pp. 145 – 154.
26. Xiang, J., & Zhu, X., A Regime-switching Nelson-Siegel Term Structure Model and Interest Rate Forecasts. *Journal of Financial Econometrics*, Vol. 11, No. 3, 2013, pp. 522 – 555.
27. Zheng, T., & Wang, X., High-frequency Macroeconomic Measurement with Year-on-Year Growth Data. Renmin University of China Working Paper, 2021.

## China's Macroeconomy and Term Structure of Interest Rates: The Mechanism of Mixed Frequency and the Effect of Cross-Cyclical and Countercyclical Regulation

SHANG Yuhuang (Southwestern University of Finance and Economics, 611130)

ZHENG Tingguo (Xiamen University, 361005)

**Summary:** Faced with the triple pressures of demand contraction, supply shock, and weakening expectations, the Chinese government has repeatedly raised the issue of macroeconomic cross-cyclical and countercyclical policies. Macroeconomic theory and practice teach us that the effect mechanism between China's macroeconomic

and term structure of interest rates helps to meet the needs of cross-cyclical and countercyclical macroeconomic policy regulation.

From the perspective of data frequency, the macroeconomic mechanisms of different cycles or time spans can be regarded as macroeconomic mechanisms of different data frequencies. Traditional macroeconomic theory and empirical research are often limited to quarterly or annual low-frequency mechanisms, making it difficult to apply a combination of cross cycle and countercyclical macroeconomic adjustment policies. In addition, the absolute time period of macroeconomic policy regulation within a single cycle may be relatively short, and macroeconomic policy evaluation faces the problem of small sample size.

This paper advocates the construction of a mixed frequency data macroeconomic model to accurately identify the time-varying and smooth features of macroeconomic mechanisms under different time spans. The mixed model also has a unique advantage in overcoming the small sample problem. It can not only effectively utilize various available effective information, but also derive rich high-frequency information, thereby solving the problem of sample scarcity within a single cycle.

This paper integrated the unique year-on-year data attributes of China and constructed a mixed frequency term structure model, namely the D-MF-NS model. The advantage of this model lies in the introduction of accumulator variables, which significantly reduces the data dimension of the mixed state space model, thereby avoiding potential “dimension disaster” problems.

The results are as follows. First, compared with the benchmark model, our model has a better fitting effect on the yield curve even if it contains the sample information during the COVID – 19 epidemic. Second, the inflation rate has a significant positive impact on the level factor of high-frequency term structure. It has significant contribution to the prediction variance of horizontal factors in both long- and short-time spans, and macroeconomic cross-cyclical and countercyclical adjustments need to pay attention to the expected inflation mechanism. Third, the daily high frequency slope factor has a significant positive impact on the GDP. Slope factors are stable drivers of both long-term and short-term macroeconomic cycles. Both cross-cyclical and counter cycle policy adjustments need to pay attention to the mechanism of the slope factor. Finally, the cross-cyclical regulation effect of China’s monetary policy in preventing inflation and promoting growth is significantly better than that of countercyclical regulation.

This paper expounds the mechanism of the term structure of interest rates from the perspective of data frequency and provides new empirical evidence for the cross-cyclical and countercyclical adjustment of macroeconomic policies.

**Keywords:** Term Structure of Interest Rates, Mixed Frequency Data, Cross-Cyclical and Countercyclical, Inflation Expectation, Monetary Policy

**JEL:** C32, E43, E52

责任编辑:诗 华