

宏观经济信息与金融市场关联性

——来自混频动态条件相关系数模型的证据

周开国 邢子煜 杨海生

(中山大学岭南学院 广东广州 510275; 广州新华学院经济与贸易学院 广东广州 510520)

摘 要: 宏观经济信息是金融市场之间相互传递的重要信息内容,有效利用宏观经济信息是否有助于更好地理解金融市场关联性?为此,本文运用混频动态条件相关系数(DCC-MIDAS)模型分析了我国四个重要金融市场之间的动态相关性如何受到纳入的宏观经济信息的影响。结果发现:(1)工业增加值和货币供应量 M2 负向影响金融市场关联性,经济政策不确定性和通货膨胀水平反之。前三者是影响金融市场关联性较为重要的因素,而通货膨胀的重要性相对较低;(2)宏观经济信息作为市场关联性的长期成分相较于市场信息的模型可以获得至少 1.45% 的效率提升。(3)工业增加值和通货膨胀对金融市场关联性的影响较为稳健,货币供应量 M2 和经济政策不确定性的影响表现出周期性特征。经济上行阶段工业增加值、货币政策信息带来的效率提升更为明显,经济下行阶段政策不确定性相对重要。本文研究结论对于加强金融监管协调和防范金融市场风险共振具有参考价值和指导意义。

关键词: 市场关联;宏观经济信息;混频数据抽样

JEL 分类号: E02, G01, G10 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-7246(2021)11-0041-19

一、引 言

2018 年 12 月中央经济工作会议指出,“防范金融市场异常波动和共振”,同年政府工

收稿日期:2019-11-21

作者简介:周开国,金融学博士,教授,中山大学岭南学院,广州新华学院经济与贸易学院,E-mail:zhoukg@mail.sysu.edu.cn.

邢子煜,金融学博士研究生,中山大学岭南学院,E-mail:xingzy5@mail2.sysu.edu.cn.

杨海生,经济学博士,副教授,中山大学岭南学院,E-mail:yhaish@mail.sysu.edu.cn.

* 本文感谢国家社科基金重大项目(20&ZD103)、广东省基础研究及应用研究重大项目(2017WZDXM037)、广东省自然科学基金项目(2019A1515012018,2021A1515012647)、广东省软科学项目(2019A101002015)的资助。感谢匿名审稿人的宝贵意见,文责自负。

作报告明确指出“强化金融监管统筹协调”,协调监管的理念在监管层和实务界逐渐成为共识。对金融市场间的关联关系具有清晰的认识是有效实施协调监管的基础和关键。金融部门作为实体经济的血脉,“增强金融服务实体经济能力”要求金融市场与宏观经济协调匹配。信息充分、运行良好的金融市场理应可以有效反映宏观经济运行特征。宏观经济信息作为公共信息是跨市场关联的重要渠道之一(Fleming et al., 1998),为投资者通过调整资产组合控制风险暴露提供了宏观经济信号(Kodres and Pritsker, 2002)。那么,考虑宏观经济信息能够帮助我们更好地理解金融市场间的关联关系吗?众多宏观经济变量中谁才是最重要的?宏观经济信息在任何时期总是有效吗?这些问题的答案对更加充分利用宏观经济信息捕捉金融市场间的关联关系,对金融市场间的风险共振进行有效监控与预警具有重要意义。

关于金融市场关联性的大量研究(Engle, 2002; 王一萱和屈文洲, 2005)仅关注资产价格间统计意义上的联系,鲜有讨论这种关联现象背后的经济根源与机制。Barsky (1989)发现宏观经济下行致使投资者进行“安全投资转移”(flight to quality),调整投资组合中不同风险暴露下的资产份额,导致资产间存在低相关或负相关。此外,宏观经济信息作为公共信息会同时作用于多项资产,某些宏观因素可能成为驱动各项资产价格协同变动的关键(Fleming et al., 1998)。投资者通过“跨市场再平衡”(cross-section rebalancing)渠道调整组合中对共同宏观因子的风险暴露,进而导致各市场间异质波动的传染与转移(Kodres and Pritsker, 2002)。因此,忽略宏观经济信息的作用只关注市场间统计上相关关系的做法可能会造成我们对市场关联的认知存在一定程度偏差。

国内外已有大量文献针对宏观经济信息发布对资产价格的短期影响(Harvey and Huang, 1991; 赵华和秦可佳, 2014)以及宏观经济状态在资产定价中的作用(Schwert, 1989; Campbell and Ammer, 1993; Adrian and Rosenberg, 2008)进行了研究。遗憾的是,由于金融时间序列与宏观经济序列存在频率差异,使用同频数据势必存在对真实信息的扭曲。Brenner et al. (2009)使用高频数据发现美国股票、国库券以及公司债收益率对宏观经济信息发布的反应具有非对称特征。这类使用高频数据对宏观经济信息发布进行事件研究的做法固然能有效衡量金融市场对宏观经济信息反应的强度与速度,但对宏观经济信息短期作用的追逐导致宏观经济信息中包含经济运行状态信号的作用无从体现。Chiu et al. (2018)将金融市场波动划分为长期成分与短期成分,发现消费和产出的负向冲击将会同时增加股票和债券市场波动率。袁超等(2008)同样发现我国股票和债券市场月度收益率的相关关系受到经济运行状况和宏观政策因素的影响存在结构性变化。大量使用低频数据的研究纵然能够刻画经济运行状态,却损失了高频金融时间序列中包含的大量有效信息,这导致我们对市场波动和市场关联的估计结果可能存在偏误。

为了解决这种数据缺陷造成的两难境地,Engle et al. (2013)提出混频广义自回归条件异方差(GARCH-MIDAS)模型,将低频信息纳入高频数据建模之中,使用混频数据抽

样(Mixed Data Sampling)将波动率分解为捕捉高频波动的短期成分和体现宏观经济信息的低频成分,为研究资产价格波动的宏观经济来源提供了新角度。郑挺国和尚玉皇(2014)沿用该思路,发现在中国股票市场引入宏观经济信息可以提升GARCH模型样本外预测能力。Colacito et al. (2011)将动态条件相关系数(DCC)模型和GARCH-MIDAS模型有机结合,将两类资产间的相关性分解为短期相关性和长期相关性,发现混频动态条件相关系数(DCC-MIDAS)模型的样本外预测精度相较DCC模型具有显著提升。但遗憾的是,其低频成分仅包含市场低频波动,未考虑宏观变量。在此基础上,Conrad et al. (2014)研究了宏观变量对大类资产相关性的直接影响。龚玉婷等(2016)运用Copula-MIDAS发现我国通货膨胀、货币供应量等诸多宏观因素对股债相关性产生影响。这些研究为使用混频数据抽样解决不同频率数据问题提供了有力支撑。

针对宏观经济变量与金融市场数据的差异,本文使用DCC-MIDAS模型将宏观低频变量纳入金融市场间高频关联关系的分析框架,综合考虑反映实体经济运行状况、货币政策、通货膨胀、经济政策不确定性的四个因子,以探索宏观因素对金融市场关联性的直接影响。使用Engle and Colacito (2006)以及Laurent et al. (2013)提出的协方差矩阵估计精度比较方法,对比宏观经济信息模型和市场长期波动信息模型对金融市场间动态条件相关系数的估计效率,并讨论不同时期我国宏观经济信息在市场关联性分析中的作用。

本文的研究贡献主要体现在以下三个方面。首先,使用混频数据抽样将低频宏观经济信息纳入我国金融市场间高频收益率相关性的研究框架。研究结果有助于我们更加准确地捕获金融市场共振的诱因,更好地理解宏观经济对金融风险的影响机制。其次,检验了宏观经济信息在市场关联分析中的作用与效率,细致考察了不同时期宏观经济信息对金融市场关联性作用的差异化特征,研究结果为跨市场监管协调在不同冲击背景下的实施提供了可行思路。最后,本文的研究框架涵盖了我国四个主要金融市场,弥补了过往文献对市场间关联关系的研究主要聚焦于以股债相关性为代表的两市场互动的不足。

本文余下部分安排如下:第二部分介绍DCC-MIDAS模型;第三部分对变量数据选取进行说明,并分析主要模型估计结果;第四部分讨论宏观经济信息在金融市场关联性分析中的效率问题及不同时期结果的稳健性;第五部分是结论与政策启示。

二、计量模型与估计方法

(一) 基础模型

Colacito et al. (2011)提出了经典的DCC-MIDAS模型,假设存在 n 项资产,各项资产收益率组成的向量定义为 $r_t = [r_{1,t}, \dots, r_{n,t}]'$ 并且假设资产收益率向量服从均值为 μ ,方差为 H_t 的联合正态分布。任意一项资产的收益率同时受到高频成分与低频成分的影响,按照Engle et al. (2013)的设定其服从GARCH-MIDAS过程:

$$r_{i,t} = \mu_i + \sqrt{m_{i,\tau} g_{i,t}} \xi_{i,t}, \forall t = \tau N_v^i, \tau N_v^i + 1, \dots, (\tau + 1) N_v^i \quad (1)$$

$$g_{i,t} = (1 - \alpha_i - \beta_i) + \alpha_i \frac{(r_{i,t-1} - \mu_i)^2}{m_{i,\tau}} + \beta_i g_{i,t-1} \quad (2)$$

$$m_{i,\tau} = \bar{m}_i + \theta_i \sum_{l=1}^{K_v^i} \varphi_l(\omega_v^i) RV_{i,\tau-l} \quad (3)$$

$$\varphi_l(\omega_v^i) = \left(1 - \frac{l}{K_v^i}\right)^{\omega_v^i-1} \bigg/ \sum_{j=1}^{K_v^i} \left(1 - \frac{j}{K_v^i}\right)^{\omega_v^i-1} \quad (4)$$

$g_{i,t}$ 表示第 i 项资产第 t 日的收益率波动中的高频成分,以日度频率更新。 $m_{i,\tau}$ 表示第 i 项资产第 τ 月收益率波动中的低频成分,每 N_v^i 天变动一次,此处为一个月。其由平均波动长期成分 \bar{m}_i 以及市场已实现长期波动 RV_i 在 $\varphi_l(\omega_v^i)$ 规则下的加权平均得到, ω_v^i 表示衰减速率,数值越大说明衰减程度越强,近期信息作用更大, K_v^i 表示低频变量的最大滞后阶数。

Colacito et al. (2011) 使用类似的形式将资产间的动态相关性进行划分。

$$q_{ij,t} = \bar{\rho}_{ij,t} (1 - a - b) + a \xi_{i,t-1} \xi_{j,t-1} + b q_{ij,t-1} \quad (5)$$

$$\bar{\rho}_{ij,t} = \sum_{l=1}^{K_{ij}^j} \varphi_l(\omega_{ij}^j) c_{ij,t-l} \quad (6)$$

$q_{ij,t}$ 反映了资产 i 与资产 j 的短期相关性,以日度频率更新。 $c_{ij,t}$ 是已实现长期相关系数,通过加权得到 $\bar{\rho}_{ij,t}$,其反映了资产 i 与资产 j 的长期相关性。 $\xi_{i,t}$ 为标准化残差。

对 DCC-MIDAS 模型的估计主要使用 Engle (2002) 的两步最大似然估计方法,首先进行 GARCH-MIDAS 的单方程估计,得到方程(1)-(4)所对应的所有参数,进而根据 $\hat{\xi}_t = \hat{D}_t^{-1}(r_t - \hat{\mu})$ 进行第二步估计得到模型所有参数。

(二) 模型设定

相较于 Colacito et al. (2011) 的基础模型设定,本文所研究的金融市场关联性问题具有宏观经济信息引入方式多、金融市场数量多、可选低频信息种类多等特征。因此,需要在 DCC-MIDAS 模型基础上引入与上述特征相匹配的模型设定。

1. 差异化宏观经济信息引入方式

宏观经济信息引入 DCC-MIDAS 模型可从两个维度展开:第一,基于 Fleming et al. (1998) 的理论,将式(3)中市场长期波动置换成模型外生的宏观变量,将宏观经济信息纳入单市场的波动率建模,讨论宏观经济变量通过“公共信息”机制分别影响各个市场的波动,间接引发金融市场间的“风险共振”现象。第二,参照 Conrad et al. (2014) 的 DCC-MIDAS-X 模型,利用 Fisher-z 转换讨论宏观变量对市场间相关性的直接影响,如式(7)、式(8)所示。

$$\bar{\rho}_{ij,t} = \frac{\exp(2z_{ij,t}) - 1}{\exp(2z_{ij,t}) + 1} \quad (7)$$

$$z_{ij,t} = m_{ij} + \theta_{ij} \sum_{k=1}^{N_c} \varphi_k(\omega_{ij}^j) X_{t-k} \quad (8)$$

其中 X 为宏观经济变量。在该非线性设定形式下,尽管 θ_{ij} 并不能直接代表宏观经

济信息对市场 i, j 长期动态条件相关系数的边际影响,但体现了宏观经济对金融市场关联性的影响方向。因此,我们分别设定相应的基于宏观经济信息的 DCC - MIDAS 模型,对不同的宏观经济信息引入方式是否对金融市场动态条件相关系数估计结果产生影响进行详细讨论。

2. 多市场关联性分析的模型调整

多市场情形下一个金融市场的价格变化在影响另一个市场的同时,会受到其余市场的协同影响,导致其价格具有一定的内生特征 (Rigobon and Sack, 2003)。因此,不能将多市场关联性问题拆解为分别估计两两市场间的参数。由于长期动态条件相关系数在不同市场之间具有异质性,使用 DCC - MIDAS - X 模型分析宏观经济信息对金融市场关联性的直接影响时,共需估计 18 个参数。过于复杂的模型设定会降低数值优化程序的求解效率,无法寻找到全局最优解,因而,需要对模型待估参数做出一些特殊化设定。

由于 DCC - MIDAS - X 模型重点在于识别宏观经济信息对动态条件相关系数长期成分的影响,即 θ_{ij} ,不同市场相关性的异质性还来自低频信息混频加权规则的差异,即参数 ω^{ij} 。因此,这两个参数决定了两两市场间动态条件相关系数长期成分的主要差异。而大类资产间的平均相关性基本保持低相关或不相关,在不同市场间并不会存在巨大差异,因此,我们将模型设定为任意两市场间的动态条件相关系数长期成分的截距项保持一致。

3. 宏观信息与市场信息同时纳入低频成分

考虑到金融市场间的动态关联性是由宏观经济信息和市场信息共同驱动,比较包含两种信息的混合模型与仅包含市场信息的标准 DCC - MIDAS 模型得到的关联性估计效率差异可以更为直观地反映宏观变量作为增量信息带来的效率提升。为此,我们将体现宏观经济信息和已实现长期相关性均作为关联性长期成分的组成部分引入模型,即

$$z_{ij,t} = m_{ij} + \theta_{ij} \sum_{k=1}^{N_c} \varphi_k(\omega^{ij}) (X_{t-k} + c_{ij,t-k}) \quad (9)$$

由于在此种设定下长期成分包含了宏观和市场两种信息,该模型设定下得到的 θ 无法真实反映宏观经济信息对长期相关性的影响方向。因而此种模型设定主要用于与标准 DCC - MIDAS 模型进行估计精度比较,探讨宏观变量引入带来的金融市场动态条件相关系数估计效率,以凸显宏观经济信息在金融市场关联性分析中不可或缺的作用。

三、实证结果与分析

(一) 变量选取与数据说明

本文使用沪深 300 指数、人民币兑美元名义汇率、中证全债指数三者的对数差分以及七天回购利率作为股市、汇市、债市、货币市场的收益率代表。使用工业增加值、居

民消费价格指数、广义货币发行量 M2、Baker et al. (2016) 构建的经济政策不确定性指数作为衡量宏观经济生产状况、通货膨胀水平、货币政策状况以及经济政策不确定性的代理变量。

本文研究横跨四个金融市场,存在不同程度的数据缺失问题。因此以股票市场序列的交易日期作为标准交易日期,缺失值用月内(22 个交易日)平均值进行填充。高频数据样本区间选择为 2006 年 1 月 1 日至 2018 年 6 月 29 日,共计 3258 个观测值。为更好地反映宏观经济运行状况,对工业增加值和居民消费价格指数进行季节性调整,样本跨度为 2006 年 1 月至 2018 年 6 月,共计 150 个观测值,数据均来自 CEIC 中国经济数据库¹。

(二) DCC - MIDAS - X 估计结果

不同宏观经济信息的动态条件相关系数估计结果如表 1 所示²。

表 1 DCC - MIDAS - X 估计结果

	工业增加值	不确定性	通货膨胀	货币供应量 M2
a	0.0236 *** (6.64)	0.0222 *** (6.26)	0.0235 *** (5.12)	0.0226 *** (6.44)
b	0.9071 *** (51.20)	0.9179 *** (47.80)	0.9084 *** (35.63)	0.9163 *** (51.66)
m	0.0611 ** (2.31)	-0.1403 ** (-2.33)	-0.0095 * (-1.89)	0.0441 ** (2.41)
$\theta_{stock \rightarrow monetary}$	-0.1166 *** (-3.02)	0.2459 *** (2.66)	0.0324 ** (2.13)	-0.7100 *** (-2.79)
$\omega_{stock \rightarrow monetary}$	9.3484 (0.54)	1.2520 (0.66)	3.6044 (1.13)	0.8107 *** (4.00)
$\theta_{stock \rightarrow forex}$	-0.1626 *** (-3.62)	0.1773 ** (2.14)	0.1518 *** (2.67)	-0.9915 *** (-3.74)
$\omega_{stock \rightarrow forex}$	2.02 (0.47)	37.8470 *** (3.93)	3.5214 * (1.69)	4.5547 (0.95)
$\theta_{stock \rightarrow bond}$	-0.0515 ** (-2.25)	0.3143 ** (2.39)	0.0759 * (1.76)	-0.3073 ** (-2.21)
$\omega_{stock \rightarrow bond}$	0.9689 * (1.78)	0.8461 *** (3.19)	32.0530 * (1.81)	26.9110 ** (2.22)

¹ 由于篇幅限制,样本描述性统计此处不做汇报,感兴趣的读者可向作者索取。

² 本文关注重点在于各宏观变量对金融市场关联性的影响,由于篇幅限制,此处仅汇报两步估计法第二步的估计结果,感兴趣的读者可向作者索取完整结果。

续表

	工业增加值	不确定性	通货膨胀	货币供应量 M2
$\theta_{monetary \rightarrow forex}$	-0.0903 ** (- 2.02)	0.2522 ** (2.13)	0.0198 (1.33)	-0.5921 ** (- 2.32)
$\omega_{monetary \rightarrow forex}$	0.9692 *** (2.61)	12.9800 * (1.69)	36.4260 (0.47)	93.5050 (1.31)
$\theta_{monetary \rightarrow bond}$	-0.0601 (- 1.58)	0.3287 ** (2.55)	0.0377 ** (2.41)	-0.3436 (- 1.59)
$\omega_{monetary \rightarrow bond}$	28.0970 (0.71)	9.9327 *** (7.74)	1.0046 * (1.75)	90.5160 (0.98)
$\theta_{forex \rightarrow bond}$	-0.0841 ** (- 1.97)	0.2539 *** (3.10)	0.0346 * (1.67)	-0.6157 ** (- 2.48)
$\omega_{forex \rightarrow bond}$	0.9074 ** (2.20)	0.8302 ** (2.25)	0.5078 (0.61)	0.9320 *** (3.45)
对数似然值	-18173.3	-18173.1	-18307.9	-18173.4
AIC	36376.5	36376.3	36645.9	36379.3
BIC	36467.9	36467.6	36737.2	36470.6

注: 括号内的数值为 t 统计量, ***, **, * 表示在 1%、5%、10% 水平下显著。其余表格若不做特殊说明均与此处相同, 不再赘述。

根据表 1 我们可以得到两点结论: (1) 不同类型宏观经济信息对两两市场间动态条件相关系数的影响具有显著差异。工业增加值和货币供应量负向影响金融市场关联性, 而经济政策不确定性和通货膨胀水平反之。工业增加值提高和货币政策宽松对于金融市场普遍为“利好”消息, 鲜有市场大范围恐慌多项资产同时暴跌的现象。同时, 在经济向好、流动性宽裕的宏观环境下, 大量资金可能由其他市场涌向股票市场, 罕有多个市场同时暴涨的情形发生。因此, 工业增加值上涨和货币政策宽松有利于降低各个金融市场之间的关联性。与之相对应的是经济政策不确定性和通货膨胀上行, 此类信息对金融市场而言往往是利空消息, 致使多个市场同时陷入低迷, 加剧了金融市场关联性。(2) AIC、BIC 信息准则是较为成熟的用于模型选择的判断指标, 据此对比四种包含不同宏观信息的 DCC-MIDAS-X 模型, 可以发现: 实体经济运行状况、经济政策不确定性和货币供应量是影响金融市场关联性较为重要的因素, 而通货膨胀重要性相对较低。一方面, 我国货币当局的货币政策选择往往同时关注多个目标, 并非单一盯住通货膨胀。通货膨胀上行并不一定会通过影响市场流动性环境的方式作用于多个金融市场, 削弱了通货膨胀对市场关联性的影响。另一方面, 样本期内我国总体通胀水平较为温和, 未表现出明显的波动特征(张成思和田涵晖 2020), 可能在一定程度上削弱了通货膨胀的信息含量。

(三) 宏观经济信息引入方式与金融市场关联性

Engle et al. (2013) 将 GARCH - MIDAS 中的长期波动成分与宏观经济来源相联系, 在这种设定下得到的已实现动态条件相关系数是考虑到宏观信息“公共经济信号”作用之后的结果, 与 Conrad et al. (2014) 分析宏观信息对市场关联性直接影响的做法有所区别。因此, 我们对比了 Colacito et al. (2011) 和 Conrad et al. (2014) 两种宏观经济信息引入方式得到的动态条件相关系数, 结果如图 1 所示。可以发现两种方式均较好地捕捉到各个金融市场间关联性的阶段性变化过程, 得到的动态条件相关系数序列至少存在 68.33% 的相关性(债券 - 货币), 说明从整体趋势的角度看, 两种引入宏观经济信息的不同方式并不会引起动态条件相关系数估计结果的显著差异。但值得注意的是, Conrad et al. (2014) 的直接引入方式在局部关联性高点的识别上更具优势, 例如 2015 年之后外汇 - 债券的局部关联性高点、全样本内股票 - 外汇的局部关联性高点等。同时, Colacito et al. (2011) 的间接宏观信息引入方式得到的动态条件相关系数高点具有一定滞后性, 在估计的实时性上不及前者。

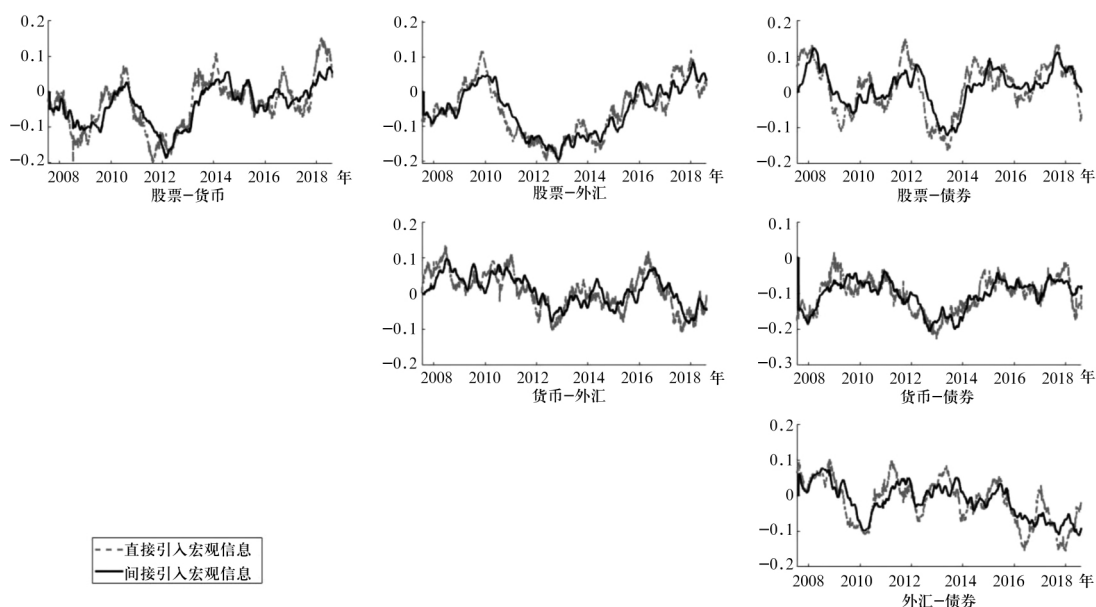


图 1 宏观经济信息不同引入方式的结果对比

从金融市场动态条件相关系数曲线上不难发现各金融市场之间的动态相关性存在明显的阶段性特征: 长时间内保持在较低水平或者负相关的状态, 与 Barsky (1989) 提出的“安全投资转移”现象基本保持一致; 但当出现重大冲击, 市场间的动态条件相关系数会迅速攀升。尽管各个金融市场之间相关性存在较为显著的差异, 但在 2008 年国际金融危机前后以及 2015 年股市下跌和 2016 年初“熔断”时期, 金融市场间的动态相关性普遍存在阶段性上行。这可以解释为整体经济平稳上行使得投资者能够理性地在

风险资产与避险资产间取得动态平衡,但在经济收紧、市场风险增大的情况下,以债券市场为代表的股市外其余市场避险功能会有所弱化(袁超等,2008),利空消息往往带来投资者的全局性恐慌,股市和其他市场同步下跌,关联性阶段性上行(龚玉婷等,2016)。

四、宏观经济信息的效率分析

(一) 宏观经济信息整体效率分析

市场关联性分析需要通过比较不同模型估计得到的动态相关系数与真实的动态相关系数(已实现相关系数)的差异来识别哪个模型效率更高。由于市场间动态条件相关系数可以通过市场间的方差协方差矩阵得到,因此,比较不同模型得到的方差协方差矩阵估计精度是多元GARCH族模型精度比较的规范做法。由于两个矩阵之间的距离并没有一个很好的定义,需要将金融市场构建的组合转换成可比较的单变量问题(Engle and Colacito,2006)。为保证结果的稳健性,我们分别采用两种方法作为宏观经济信息整体效率分析的工具。

首先我们采用Engle and Colacito(2006)的方法,其核心思想是对于一个最小化组合方差的资产配置问题,如果能够通过某种方法,在第 $t-1$ 期精准预测第 t 期资产间的协方差矩阵,那么我们就最小化组合方差。该方法通过求解资产组合的最优化问题,将组合方差与模型估计得到的方差协方差矩阵绑定在一起,并证明了组合真实的方差协方差矩阵(已实现方差协方差矩阵)具有最小的组合方差,因此组合方差越小说明模型估计的方差协方差矩阵与真实的方差协方差矩阵越贴近,估计协方差矩阵所采用的模型效率越高。与之类似,Laurent et al. (2013)、Conrad et al. (2014)在进行模型比较中使用的损失函数方法同样是将矩阵距离的比较问题转换为可直接对比的损失函数值问题¹。通过比较不同模型样本区间上损失函数的平均值即可区分不同模型的估计精度,损失函数值越小,精度越高,模型也就更优。我们将这种基于损失函数的模型精度比较方法作为稳健性检验。

为了更加清晰地展现宏观经济信息的引入对金融市场关联性估计精度的影响,我们横向对比了传统静态的多元GARCH模型、未考虑混频信息的动态模型以及未考虑宏观信息的混频模型,表2给出了各个模型横向对比结果。可以看出无论引入何种宏观经济信息,包含宏观变量的混频模型都具有更低的平均组合方差以及更低的损失函数值。这意味着宏观经济信息的引入有助于提升模型对多个金融市场间方差协方差矩阵的估计精

¹ Laurent et al. (2013)给出了一类适合于向量空间和矩阵空间距离度量的广义充要条件函数形式。欧氏距离(Euclidean distance)损失函数 $L_t^E = \text{vec}(\hat{H}_t - H_t) \text{vec}(\hat{H}_t - H_t)$ 和弗罗贝尼乌斯距离(Frobenius distance)损失函数 $L_t^F = \text{Tr}[(\hat{H}_t - H_t)'(\hat{H}_t - H_t)]$ 。 $\text{vec}(\cdot)$ 表示将一个矩阵的下三角部分堆叠成一个向量的运算符, $\text{Tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹, \hat{H}_t 和 H_t 分别表示 t 时刻估计的组合方差协方差矩阵和已实现的组合方差协方差矩阵。

度。相较于基于工业增加值的模型,经典混频模型和非混频模型会存在至少 1.45% 的效率损失以及更大的损失函数值,并且这种效率损失在统计意义上是显著的。引入不同的宏观经济变量同样存在差异,工业增加值、经济政策不确定性以及货币供应量三者在各个方面的表现都较为接近,效率损失和损失函数值并不存在显著差异,然而相较于工业增加值,通货膨胀却存在显著为正的损失函数差值,支持了前文得到的通货膨胀解释金融市场关联重要性较低的结论。

表 2 模型横向对比

	包含宏观信息混频模型			经典混频模型		非混频模型		
	IP	EPU	MP	IF	DCC - MIDAS	DCC	CCC	BEKK
$\bar{\sigma}$	25.4618	25.4661	25.4954	25.6073	26.8108	27.8288	27.8395	28.2463
效率损失		-0.74 (-1.36)	-0.97 (-0.16)	-1.11 (-0.55)	-1.45* (-1.84)	-5.33*** (-2.79)	-6.17*** (-3.09)	-7.10*** (-2.98)
$L^E - Difference$		0.0362 (0.90)	0.0538 (0.45)	0.3844*** (2.66)	2.4112** (2.16)	5.0694*** (4.13)	6.7027*** (10.47)	6.8319*** (11.08)
$L^F - Difference$		0.0538 (1.13)	0.0739 (0.74)	0.3845*** (2.98)	2.4318** (2.36)	5.1580*** (4.75)	6.7469*** (11.04)	6.8961*** (12.83)

注:效率损失一栏为 DM 检验对应的 t 值(Colacito et al., 2011),其正负与效率损失符号无关。效率损失和损失函数差值均与 DCC - MIDAS - IP 相比较。

为了更为直观地展现宏观经济信息引入金融市场关联性建模的必要性与重要性,我们对比了基于两种信息的混频模型得到的动态条件相关系数¹的差异,如图 2 所示。基于宏观经济信息的 DCC - MIDAS - X 模型得到的动态条件相关系数具有更明显的趋势性特征,并能够更好地捕捉金融市场动态关联性的变化。反观使用市场信息的标准 DCC - MIDAS 模型,其得到的动态条件相关系数普遍围绕均值波动,并未表现出明显的趋势特征以及阶段性拐点,不利于我们对金融市场关联性形成准确判断。由此可见,在金融市场关联性研究中有必要纳入宏观经济信息。

¹ 使用基于四种不同宏观经济信息的混合信息 DCC - MIDAS - X 模型得到的平均动态条件相关系数进行做图。

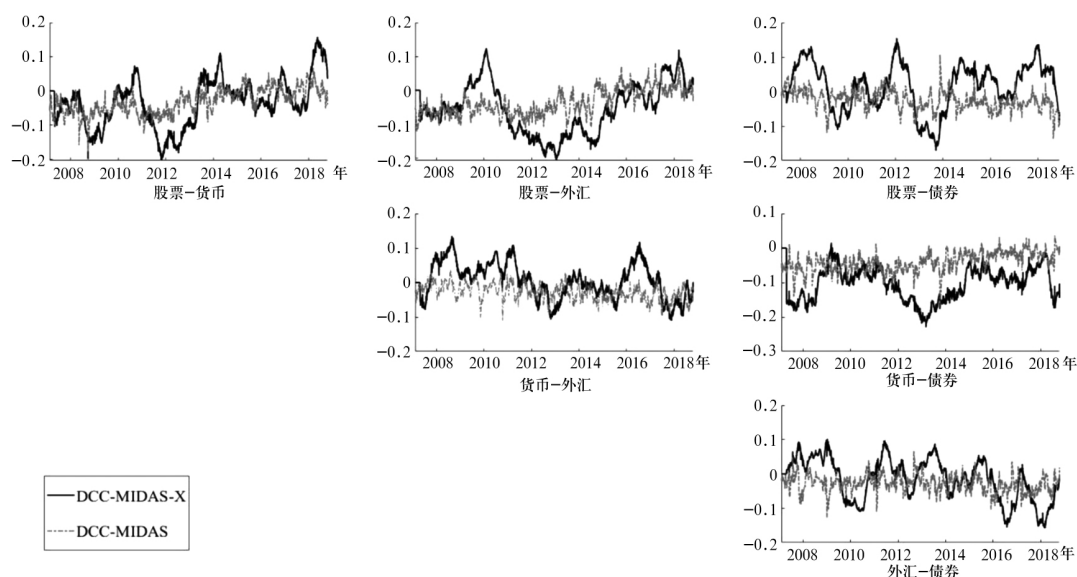


图 2 引入宏观经济信息和市场信息的动态条件相关系数比较

(二) 阶段性特征

龚玉婷等(2016)发现股债相关性会在不同时期表现出阶段性特征。考虑到宏观经济的周期性波动,长样本期内市场间相关性的阶段性特征值得进一步讨论。

充分利用月度信息的混频方法是测算我国经济周期较为有效的手段。郑挺国和王霞(2013)使用包含工业增加值增速、固定资产投资完成额增速、社会消费品零售总额增速、进出口增速、税收总额增速、实际 GDP 季度同比增长六项指标的混频数据集,利用动态因子模型,估计了服从一阶马尔可夫链的代表经济状态的离散变量 S_t ,从 $t-1$ 时刻状态 $S_{t-1} = i$ 转移到 t 时刻状态 $S_t = j$ 的发生概率 $p_{ij} = \text{pr}(S_t = j | S_{t-1} = i)$ 。将 S_t 设定为扩张和紧缩两个状态,则 p_{ij} 代表了宏观经济在不同状态间的转换概率。我们参照郑挺国和王霞(2013)的做法,测算了样本期内我国经济的滤子概率(滤子概率越大,说明此时经济出现下行的可能性越大),如图 3 所示。

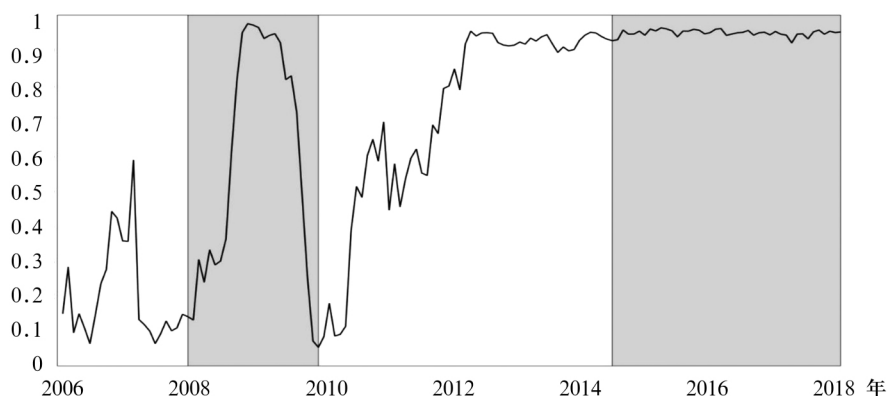


图3 滤子概率

我们将样本期划分为四个子阶段:2006年1月-2007年12月(经济上行趋势);2008年1月-2009年12月(经济下行趋势);2010年1月-2014年6月(经济复苏趋势);2014年7月-2018年6月(经济平稳趋势),估计结果由表3和表4给出¹。子样本与全样本的结果具有一定共性,但部分变量对金融市场动态相关性的影响具有一定周期性特征。具体而言:(1)工业增加值和通货膨胀对金融市场关联性的影响在样本期内具有较强的稳健性,这种现象可以解释为工业增加值无论在任何时期都代表着生产繁荣,是经济向好发展的表现,通货膨胀反之。二者给金融市场释放的信号具有刚性特征,不会随着经济周期阶段的变化而改变。(2)货币供应量和经济政策不确定性给市场传递的经济信号会随着经济周期改变,经济持续上行时期宽松货币政策更易引发资产价格泡沫和金融风险积聚(钱小安,2007),多项大类资产同步出现泡沫意味着风险共振强化,金融市场关联性加强。在经济复苏和经济下行时期,宽松的货币政策更有利于刺激经济恢复,稳定市场情绪,避免金融市场流动性紧缩甚至骤停,遏制多个市场同步暴跌局面的出现。同样地,经济政策不确定性在经济上行周期释放了一定风险信号,促使投资者合理调整大类资产头寸,降低金融市场关联性。同时,经济基本面主导了投资者情绪,上行周期内经济政策不确定性的提升并不会引发金融市场大范围恐慌,而在经济下行时期,经济政策不确定性会引发市场恐慌,出现多市场同步下跌的现象。

¹ 由于篇幅限制,此处仅汇报核心变量估计结果,完整结果可向作者索取。

表 3 子样本 DCC-MIDAS-X 估计结果 I

	工业增加值				通货膨胀			
	经济上行		经济下行		经济上行		经济下行	
	子样本 I	子样本 III	子样本 II	子样本 IV	子样本 I	子样本 III	子样本 II	子样本 IV
$\theta_{stock \rightarrow monetary}$	-0.5183 *** (-2.87)	-0.1309 * (-1.83)	-0.6379 ** (-2.21)	-0.0713 *** (-2.86)	0.2449 ** (1.99)	0.5701 * (1.95)	0.3405 ** (2.41)	0.1139 *** (3.10)
$\omega_{stock \rightarrow monetary}$	4.7179 ** (1.99)	0.8927 *** (5.83)	0.8201 *** (5.39)	8.5309 (0.43)	0.8687 *** (19.72)	4.8154 (0.95)	1.5503 *** (7.52)	6.1037 (0.68)
$\theta_{stock \rightarrow forex}$	-0.5623 *** (-3.16)	-0.1845 ** (-2.37)	-0.5687 ** (-2.32)	-0.3985 * (-1.78)	0.1217 * (1.70)	0.2651 *** (2.78)	0.5039 *** (3.42)	0.3363 *** (2.69)
$\omega_{stock \rightarrow forex}$	2.6881 (1.24)	0.9734 *** (3.03)	0.2877 (0.46)	4.6503 (0.21)	29.3260 (0.42)	1.3989 *** (2.68)	6.0250 (0.81)	8.2375 (0.23)
$\theta_{stock \rightarrow bond}$	-0.3562 ** (-2.11)	-0.0675 ** (-2.12)	-0.6196 ** (-2.26)	-0.0487 *** (-2.92)	0.3607 *** (3.30)	0.1361 * (1.82)	0.0149 *** (2.60)	0.6929 *** (4.61)
$\omega_{stock \rightarrow bond}$	6.1286 * (1.85)	4.9395 * (1.76)	0.9572 ** (2.25)	5.6045 * (1.87)	1.8516 * (1.68)	1.6802 ** (2.04)	1.4148 (0.44)	1.7374 *** (2.87)
$\theta_{monetary \rightarrow forex}$	-0.4719 *** (-2.61)	-0.8482 ** (-2.37)	-1.0478 ** (-2.47)	-0.1573 ** (-2.43)	0.8910 * (1.87)	0.1647 *** (2.82)	0.7729 ** (2.07)	0.1176 *** (3.28)
$\omega_{monetary \rightarrow forex}$	29.5980 (0.75)	48.3770 (1.04)	16.4140 * (1.80)	6.5559 (1.60)	7.0231 (0.71)	5.0596 (0.98)	14.4890 (1.21)	2.7564 * (1.81)
$\theta_{monetary \rightarrow bond}$	-0.6178 *** (-3.47)	-0.1355 ** (-2.39)	-1.0979 *** (-3.73)	-0.1767 *** (-2.60)	0.8493 *** (2.68)	0.1613 ** (1.98)	0.3711 ** (2.14)	0.3550 * (1.68)
$\omega_{monetary \rightarrow bond}$	5.8005 * (1.77)	0.8174 *** (10.376)	5.6328 (0.61)	1.3816 (0.99)	9.9919 (0.50)	0.9139 *** (8.82)	0.9316 * (1.77)	1.6629 *** (4.82)
$\theta_{forex \rightarrow bond}$	-0.4636 *** (-2.69)	-0.5346 (-1.18)	-0.7389 *** (-2.79)	-0.1534 ** (-1.99)	0.2267 * (1.94)	0.1487 ** (2.16)	0.9165 (1.13)	0.2546 (1.10)
$\omega_{forex \rightarrow bond}$	40.8170 (0.85)	15.3570 (0.89)	0.8288 *** (5.15)	7.8651 (0.53)	1.0352 *** (3.03)	1.2540 * (1.68)	0.8750 * (1.73)	5.1142 (0.21)
对数似然值	-2185.43	-5447.68	-722.49	-4756.2	-2180.17	-5959.86	-1040.07	-3660.87
AIC	4400.87	10925.40	1474.99	9542.40	4390.34	11949.70	2110.15	7351.74
BIC	4464.61	11001.40	1538.85	9616.66	4454.09	12025.70	2174.01	7426.00

表 4 子样本 DCC - MIDAS - X 估计结果 II

	货币供应量				经济政策不确定性			
	经济上行		经济下行		经济上行		经济下行	
	子样本 I	子样本 III	子样本 II	子样本 IV	子样本 I	子样本 III	子样本 II	子样本 IV
$\theta_{stock \rightarrow monetary}$	0.2526 ** (2.15)	-0.3576 ** (-2.13)	-0.5173 *** (-3.00)	-0.2271 ** (-2.01)	-0.2255 *** (-2.81)	-0.3735 * (-1.67)	0.6449 ** (2.36)	0.2784 *** (3.90)
$\omega_{stock \rightarrow monetary}$	1.0086 *** (3.68)	2.61 * (1.67)	6.2020 ** (2.10)	2.888 *** (4.43)	1.0577 *** (2.62)	6.6580 (0.75)	4.8674 *** (3.56)	4.2608 *** (3.37)
$\theta_{stock \rightarrow forex}$	0.2243 ** (1.97)	-0.4708 *** (-2.79)	-0.3147 *** (-2.70)	-0.1878 * (-1.84)	-0.2330 *** (-2.89)	-0.6131 *** (-2.73)	0.6706 ** (2.32)	0.2805 *** (2.96)
$\omega_{stock \rightarrow forex}$	1.8640 (1.12)	2.8997 (1.58)	6.5996 (1.43)	3.0907 (0.52)	1.4879 (1.27)	0.9044 *** (2.75)	9.8734 (0.36)	4.6764 * (1.71)
$\theta_{stock \rightarrow bond}$	0.3628 *** (3.07)	-0.3204 ** (-1.97)	-0.3189 *** (-2.70)	-0.2686 *** (-2.14)	-0.1964 ** (-2.42)	-0.3971 * (-1.80)	0.6786 ** (2.37)	0.2729 *** (2.94)
$\omega_{stock \rightarrow bond}$	1.9870 * (1.75)	0.8290 *** (22.35)	6.5996 ** (2.44)	1.8571 * (1.84)	0.2307 (0.99)	3.4490 (0.92)	22.7750 ** (2.19)	9.0431 (0.55)
$\theta_{monetary \rightarrow forex}$	0.2695 ** (2.27)	-0.3519 ** (-2.12)	-0.4614 *** (-4.17)	-0.2906 *** (-2.38)	-0.2211 *** (-2.76)	-0.3998 * (-1.71)	0.5913 ** (2.31)	0.2702 *** (3.81)
$\omega_{monetary \rightarrow forex}$	0.8146 *** (5.70)	2.24 * (1.71)	3.4892 *** (3.55)	5.1752 (0.70)	2.0833 * (1.67)	0.5674 (0.84)	0.9048 *** (5.33)	1.8320 (0.94)
$\theta_{monetary \rightarrow bond}$	0.1679 (1.55)	-0.4604 *** (-2.76)	-0.2367 *** (-4.43)	-0.2834 *** (-2.85)	-0.2481 *** (-3.09)	-0.5664 *** (-2.59)	0.5753 ** (2.24)	0.2594 ** (2.36)
$\omega_{monetary \rightarrow bond}$	10.4940 (0.63)	2.1769 * (1.84)	1.9995 *** (3.39)	1.6053 ** (2.05)	1.0256 *** (3.90)	3.6707 * (1.84)	0.9172 *** (3.16)	2.5427 (0.88)
$\theta_{forex \rightarrow bond}$	0.2767 ** (2.42)	-0.2872 * (-1.72)	-0.1778 *** (-3.49)	-0.2901 ** (-2.41)	-0.2167 *** (-2.73)	-0.2845 (-1.28)	0.5970 ** (2.31)	0.2897 * (1.89)
$\omega_{forex \rightarrow bond}$	3.8168 * (1.70)	1.2957 * (1.93)	2.4754 *** (3.26)	2.0404 (0.84)	4.4678 *** (2.87)	3.7212 (0.35)	2.3380 (0.54)	0.7436 * (1.75)
对数似然值	-2430.09	-4694.04	-680.08	-3197.58	-2431.15	-4664.97	-705.44	-3663.60
AIC	4890.19	9418.08	1390.15	6425.16	4892.30	9459.94	1440.88	7357.21
BIC	4953.94	9494.07	1453.93	6499.42	4956.05	9435.93	1504.75	7431.47

考虑到金融市场关联性由金融市场信息与宏观基本面信息共同驱动,我们对比了宏观经济信息模型(DCC - MIDAS - X)、市场信息模型(DCC - MIDAS)以及包含二者信息的混合信息模型在不同样本期内的效率表现。

根据表5可以发现,无论引入何种宏观经济信息,包含宏观变量的混频模型都具有更低的平均组合方差以及更大的效率提升。这意味着宏观经济信息的引入有助于提升模型对多个金融市场间方差协方差矩阵的估计精度。如果将金融市场信息和宏观经济信息同时纳入模型,模型精度将得到进一步的提升。在不同子区间,不同宏观经济信息的效率存在差异。在经济上行时期,工业增加值和货币供应量具有更大的效率提升,而在经济下行时期,经济政策不确定性和货币供应量对金融市场关联性具有更强影响。这点可以解释为经济上行时期,投资者更多关心实体经济生产动态,根据经济基本面状况调整大类资产间的头寸比例。在经济下行时期,市场情绪更加驱动投资者交易行为,经济政策不确定性在此期间更为关键,基本面的生产信息效率有所下降。而货币政策始终在金融市场平稳运行和关联性动态中扮演了流动性“大闸”的角色,在各个阶段都具有较高效率。

表5 子样本模型横向对比

	经典混频		宏观信息模型				混合信息模型		
	DCC - MIDAS	IP	EPU	MP	IF	IP	EPU	MP	IF
子样本 I: 2006. 01 - 2007. 12									
$\bar{\sigma}$	23. 3559	23. 2825	23. 3215	23. 3011	23. 3380	23. 2768	23. 2811	23. 2799	23. 3166
效率提升 (相较 DCC - MIDAS)		2. 00** (2. 14)	1. 04 (1. 16)	1. 46** (2. 09)	0. 48 (1. 03)	2. 72** (2. 36)	2. 06** (2. 49)	2. 31** (2. 08)	1. 13* (1. 91)
子样本 II: 2008. 01 - 2009. 12									
$\bar{\sigma}$	30. 7492	30. 7199	30. 6989	30. 6885	30. 7124	30. 6662	30. 6651	30. 6488	30. 6909
效率提升 (相较 DCC - MIDAS)		1. 36* (1. 83)	1. 76** (2. 35)	2. 27*** (4. 18)	0. 93* (1. 78)	2. 58* (1. 75)	2. 61*** (3. 03)	3. 32*** (4. 96)	1. 85* (1. 83)
子样本 III: 2010. 01 - 2014. 06									
$\bar{\sigma}$	25. 8448	25. 6849	25. 7673	25. 6463	25. 7991	25. 6235	25. 7049	25. 6055	25. 6623
效率提升 (相较 DCC - MIDAS)		1. 42*** (3. 54)	1. 13* (1. 77)	1. 74** (2. 16)	0. 88 (1. 49)	2. 14*** (2. 86)	2. 03** (2. 35)	2. 45** (2. 22)	1. 65* (1. 74)
子样本 IV: 2014. 07 - 2018. 06									
$\bar{\sigma}$	23. 8648	23. 8524	23. 8406	23. 8455	23. 8596	23. 8447	23. 8326	23. 8378	23. 8503
效率提升 (相较 DCC - MIDAS)		1. 02* (1. 85)	2. 24** (2. 11)	1. 76** (2. 40)	0. 89** (1. 99)	1. 81*** (2. 60)	3. 23*** (3. 31)	2. 83*** (3. 09)	1. 62** (2. 51)

五、结论与政策启示

本文沿用了 Conrad et al. (2014) 的 DCC - MIDAS - X 模型,利用高频金融市场数据和低频宏观经济数据测度了我国四个主要金融市场之间的动态相关性,得到了以下结论:(1) 工业增加值和货币供应量负向影响金融市场关联性,经济政策不确定性和通货膨胀反之。宏观经济信息引入金融市场关联性分析框架的方式不同并不会影响结果的稳健性。(2) 宏观经济信息作为市场关联性的长期成分较基于市场信息的其他模型可以获得至少 1.45% 的效率提升。实体经济运行状况、经济政策不确定性和货币供应量是影响金融市场关联性较为重要的因素,而通货膨胀重要性相对较低。(3) 工业增加值和通货膨胀对金融市场关联性的影响较为稳健,货币供应量和经济政策不确定性表现出周期性特征。在经济上行时期,宽松的货币政策更易引发金融市场关联性提升,经济政策不确定性具有一定抑制作用,此时工业增加值和货币政策信息带来的效率提高更加明显。在经济下行时期,经济政策不确定性和货币政策信息带来的效率提升更高。

本文研究结论对防范风险和统筹协调监管具有借鉴意义。(1) 跨市场协调监管要重视宏观经济因素在市场间关联性分析中的作用,提前防范金融市场关联性的上行。可逐步形成一套系统的金融市场风险共振监控指标。(2) 在跨市场协调监管实践中,关注经济周期动态,根据所处经济周期阶段灵活运用政策工具,以宏观政策遏制金融市场风险共振,并动态调整监控指标中各宏观变量的比例权重。(3) 关注宏观经济信息在金融市场联动中的渠道作用,发挥其经济信号作用;谨防市场恐慌性情绪的跨市场传递,利用宏观经济信息发布引导投资者情绪。

参考文献

- [1] 龚玉婷、陈强和郑旭,2016,《谁真正影响了股票和债券市场的相关性?——基于混频 Copula 模型的视角》,《经济学(季刊)》第 3 期,第 1205 ~ 1224 页。
- [2] 钱小安,2007,《流动性过剩与货币调控》,《金融研究》第 8 期,第 15 ~ 30 页。
- [3] 王一萱和屈文洲,2005,《我国货币市场和资本市场连通程度的动态分析》,《金融研究》第 8 期,第 112 ~ 122 页。
- [4] 袁超、张兵和汪慧建,2008,《债券市场与股票市场的动态相关性研究》,《金融研究》第 1 期,第 63 ~ 75 页。
- [5] 张成思和田涵晖,2020,《结构性通货膨胀与通货膨胀预期形成机制》,《经济研究》第 12 期,第 148 ~ 164 页。
- [6] 赵华和秦可佳,2014,《股价跳跃与宏观信息发布》,《统计研究》第 4 期,第 79 ~ 89 页。
- [7] 郑挺国和尚玉皇,2014,《基于宏观基本面的股市波动度量与预测》,《世界经济》第 12 期,第 118 ~ 139 页。
- [8] 郑挺国和王霞,2013,《中国经济周期的混频数据测度及实时分析》,《经济研究》第 6 期,第 58 ~ 70 页。
- [9] Adrian, T. and J. Rosenberg, 2008. "Stock Returns and Volatility: Pricing the Short Run and Long Run Components of Market Risk", *The Journal of Finance*, 63(6): 2997 ~ 3030.
- [10] Baker, S. R., N. Bloom, and S. J. Davis, 2016. "Measuring Economic Policy Uncertainty", *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4): 1593 ~ 1636.
- [11] Barsky, R. 1989. "Why Don't the Prices of Stocks and Bonds Move Together", *American Economic Review*, 79(5): 1132 ~ 1145.

- [12] Brenner, M., P. Pasquariello, and M. Subrahmanyam, 2009. "On the Volatility and Comovement of US Financial Markets Around Macroeconomic News Announcements", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44(6): 1265 ~ 1289.
- [13] Campbell, J. Y. and J. Ammer, 1993. "What Moves the Stock and Bond Markets? A Variance Decomposition for Long Term Asset Returns", *The Journal of Finance*, 48(1): 3 ~ 37.
- [14] Chiu, C. J., R. D. F. Harris, E. Stoja, and M. Chin, 2018. "Financial Market Volatility, Macroeconomic Fundamentals and Investor Sentiment", *Journal of Banking and Finance*, 92: 130 ~ 145.
- [15] Colacito, R., R. F. Engle, and E. Ghysels, 2011. "A Component Model for Dynamic Correlations", *Journal of Econometrics*, 164(1): 45 ~ 59.
- [16] Conrad, C., K. Loch, and D. Rittler, 2014. "On the Macroeconomic Determinants of Long - Term Volatilities and Correlations in US Stock and Crude Oil Markets", *Journal of Empirical Finance*, 29: 26 ~ 40.
- [17] Engle, R. 2002. "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models", *Journal of Business and Economic Statistics*, 20(3): 339 ~ 350.
- [18] Engle, R. and R. Colacito, 2006. "Testing and Valuing Dynamic Correlations for Asset Allocation", *Journal of Business and Economic Statistics*, 24(2): 238 ~ 253.
- [19] Engle, R. F., E. Ghysels, and B. Sohn, 2013. "Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals", *Review of Economics and Statistics* 95(3): 776 ~ 797.
- [20] Fleming, J., C. Kirby, and B. OstDiek, 1998. "Information and Volatility Linkages in the Stock, Bond, and Money Markets", *Journal of Financial Economics*, 49(1): 111 ~ 137.
- [21] Harvey, C. R. and R. D. Huang, 1991. "Volatility in the Foreign Currency Futures Market", *The Review of Financial Studies*, 4(3): 543 ~ 569.
- [22] Kodres, L. E. and M. Pritsker, 2002. "A Rational Expectations Model of Financial Contagion", *The Journal of Finance*, 57(2): 769 ~ 799.
- [23] Laurent, S., J. V. K. Rombouts, and F. Violante, 2013. "On Loss Functions and Ranking Forecasting Performances of Multivariate Volatility Models", *Journal of Econometrics*, 173(1): 1 ~ 10.
- [24] Rigobon, R. and B. Sack, 2003. "Spillovers Across U. S. Financial Markets", *NBER Working Papers*.
- [25] Schwert, G. W. 1989. "Why Does Stock Market Volatility Change over Time", *The Journal of Finance*, 44(5): 1115 ~ 1153.

Macroeconomic Information and Financial Market Connectedness: Evidence from A DCC – MIDAS Model

ZHOU Kaiguo XING Ziyu YANG Haisheng

(Lingnan College ,Sun Yat – sen University;
School of Economics and Trade ,Guangzhou Xinhua University)

Summary: Understanding the correlation between financial markets is key for the effective implementation of coordinated supervision. The financial sector is the bloodline of the real economy ,and enhancing the capacity of financial services for the real economy requires the coordination and alignment of financial markets with the macroeconomy. A well – informed and well – run financial market should be able to effectively reflect the characteristics of the macroeconomy. Making good use of macroeconomic information and accurately estimating dynamic correlations between financial markets are important for the accurate implementation of cross – market coordinated supervision and the efficient monitoring and early warning of risk resonance between markets.

This paper uses the DCC – MIDAS model to incorporate macro – level low – frequency variables into the analytical framework of high – frequency correlations among financial markets and uses the covariance matrix estimation accuracy comparison method proposed by Engle and Colacito (2006) and Laurent et al. (2013) to compare the macroeconomic information model and the long – term market volatility information model in terms of the estimation efficiency of dynamic conditional correlation coefficients. Additionally ,it systematically investigates and discusses the cyclical characteristics of the impact of each macroeconomic variable on the correlation between financial markets. This paper presents direct evidence of the impact of macroeconomic information on financial market correlations and bridges a research gap regarding multi – market correlations. The study more accurately captures the causal factors causing financial market resonance ,and the mechanism of macroeconomy influencing financial risk , provides feasible ideas for the implementation of coordinated cross – market regulation in the context of different shocks ,and presents a basic framework for the construction of real – time monitoring indicators for financial risk mixing by combining macroeconomic information and financial market data.

This paper uses monthly data of China’s industry value added , M2 , consumer price index , and economic policy uncertainty index from January 2006 to June 2018 , totaling 150 sample points , and daily yield data of the stock market , money market , foreign exchange market , and bond market during the corresponding sample period , totaling 3 258 sample points. The following findings are obtained:

(1) Industry value added and M2 negatively affect financial market correlations , and economic policy uncertainty and inflation levels conversely. The robustness of the results is not affected by the way macroeconomic information is introduced into the financial market correlation analysis framework; (2) AS macroeconomic information is a long – run component of market correlations , the macroeconomic information model achieves an efficiency increase of at least 1.45% over other models based on market information. Real economic performance , economic policy uncertainty , and M2 are the most important factors affecting financial market correlations , whereas inflation is less important; and (3) the impact of industry value added and inflation on financial market correlations is relatively robust , whereas economic policy uncertainty and M2 show cyclical characteristics. During economic upturns , loose monetary policy is more likely to trigger financial market

correlations , economic policy uncertainty inhibits financial market correlations , and the efficiency improvements brought by industry value added and monetary policy information are larger. Meanwhile , the efficiency gains from economic policy uncertainty and monetary policy information are higher during economic downturns.

Based on the main findings , the following policy recommendations are proposed: (1) cross - market coordination and supervision should be informed by the role of macroeconomic factors in the analysis of inter - market correlations and prevent the upside of financial market correlations in advance. Gradually form a systematic set of financial market risk resonance monitoring indicators; (2) cross - market coordinated supervision should be informed by the dynamics of the economic cycle , flexibly apply policy tools according to the stage of the economic cycle , curb financial market risk resonance with macro policies , and dynamically adjust the proportional weights of each macro variable in the monitoring indicators; and (3) pay attention to the channel role of macroeconomic information in market connections , gradually release macroeconomic data , focus on its economic signal role , be wary of the market transmission of market panic , and guide investors to pay attention to the operation of China's macroeconomic fundamentals.

Keywords: Market Correlation , Macroeconomic Information , Mixed - Frequency Data Sampling

JEL Classification: E02 , G01 , G10

(责任编辑: 王 鹏) (校对: WH)