

宏观审慎框架下银行流动性动态特征的量化研究——网络同步行动博弈模型

温信祥 贾卢魁¹

摘要：各国重视对金融稳定的研究，宏观审慎政策被各央行视为与传统货币政策互补的重要政策工具。本文在宏观审慎框架下，对中国银行系统的流动性动态特征进行深入研究。建立网络同步行动博弈模型，并使用空间计量实证模型量化研究商业银行系统的流动性波动传导机制和网络放大效应。测度各银行主体对系统流动性水平和系统流动性波动率的影响，精确刻画中国银行网络系统流动性的动态特征。

Abstract: The emphasis of macroprudential framework announces the great importance of quantitatively analyzing the banking liquidity within a dynamic scheme, which contains the network amplification effects. In this article, we develop a network simultaneous-move game model (NSGM) for China's banking system, within the macroprudential framework. The empirical model adopted in this paper is the spatial error model. The main contributors to banking liquidity and liquidity fluctuations have been identified.

关键词：宏观审慎；流动性；动态特征；同步博弈

声明：中国人民银行工作论文发表人民银行系统工作人员的研究成果，以利于开展学术交流与研讨。论文内容仅代表作者个人学术观点，不代表人民银行。如需引用，请注明来源为《中国人民银行工作论文》。

Disclaimer: The Working Paper Series of the People's Bank of China (PBC) publishes research reports written by staff members of the PBC, in order to facilitate scholarly exchanges. The views of these reports are those of the authors and do not represent the PBC. For any quotations from these reports, please state that the source is PBC working paper series.

¹ 温信祥，经济学博士，研究员，现任职于中国人民银行支付结算司，邮箱：wxinxiang@pbc.gov.cn；贾卢魁，经济学博士，现在中国人民银行清算总中心从事博士后研究工作，联合培养单位为中国人民银行金融研究所，邮箱：lkjia@cncf.cn。
本文内容为作者个人观点，不代表人民银行，文责自负。
本文受到中国博士后基金会国际交流计划引进项目的资助。

一、简介

经济金融理论的发展，特别是模型研究的演进与经济发展实践中的核心问题密切相关。上世纪七、八十年代，西方经济体面临的主要问题是高涨的通货膨胀水平和较高的失业率。这使得传统的建立在凯恩斯经济理论之上的货币政策框架，也就是将菲利普斯曲线所代表的将通货膨胀与失业率之间替代效应作为央行制定货币政策主要依据的机制，受到了严峻的挑战。在经历了短暂的货币数量定标后，各主要西方央行开始将现代宏观主流宏观经济理论框架（The Mainstream Macroeconomics）²作为货币政策的理论基础。其主要实践特征就是货币政策的通胀定标（Inflation Targeting），并取得了很好的控制通货膨胀的效果³。但是，发生在 2007-2008 年的金融危机和之后所引发的全球经济衰退表明，随着金融一体化和金融深化的快速进行，局部冲击可以通过网络系统迅速扩散并产生放大效应。而对此，现有的货币政策理论体系表现出无法对可能发生的流动性风险做出及时预警和冲击测算的缺点。越来越多的学者和政策制定者认为央行单一盯住通货膨胀是不完备的，忽略了金融市场波动可能引起的风险。Stiglitz（2018）明确指出，目前主流宏观经济理论框架和实证模型最大的不足就是对金融市场研究的缺陷。根据丁伯根法则（Tinbergen's Rule），使用单一货币政策无法同时实现物价稳定、经济发展、充分就业和金融稳定等多个目标。因此，中央银行需要扩展现有的理论框架和政策体系，以应对新的挑战。

在目前的理论和实践环境下，针对金融稳定和流动性风险的政策逐渐被更多的货币当局和研究机构接受。这其中，宏观审慎政策（Macroprudential Policy）被各国央行视为与传统货币政策互补的重要政策工具⁴。中国人民银行在构建货币政策与宏观审慎政策双支柱调控框架方面起步较早，取得了丰富的理论和实践成果。从 2009 年起，中国人民银行就开始加强系统研究宏观审慎政策框架，“要将宏观审慎管理制度纳入宏观调控政策框架”（中国人民银行货币政策委员会 2009 年第三季度会议）并明确要求“研究建立宏观审慎制度，有效防范和化解各类潜在金融风险”（中国人民银行货币政策委员会 2009 年第四季度会议）。2010 年，二十国集团（G20）通过了 Basel III 的基本框架，其中包含了宏观审慎管理的基础性框架。中国作为 G20 的核心成员国，在 2010 年底的中央经济工作会议上也明确提出要“构建逆周期的金融宏观审慎管理制度框架”。2011 年，人民银行在年度工作会议上提出引入差别准备金动态调整制度，该制度在 2016 年被全面升级为宏观审慎评估（Macroprudential Assessment, MPA）。人民银行正在完善和改进其政策集合以建立起一个货币政策与宏观审慎政策双支柱调控

² 根据 Arestis (2009) 的研究，新主流宏观经济学也被称为 New Consensus Macroeconomics, NCM 或者 New Wicksellian Macroeconomics, NWM。

³ 对于通胀定标对低通胀的实际影响，学界一直存有质疑和批判，参见 Arestis（2006），Krugman（2009）以及 Hendry 和 Muellbauer（2018）。在这里我们不做展开讨论。

⁴ 正如 Borio（2003）所讲：“Friedman once said: ‘We are all Keynesians now’，One could equally well say: ‘We are all （to some extent）macroprudentialists now’”。（P.2），各国央行和研究机构对宏观审慎高度重视。

框架，该框架是我国作为 G20 核心成员国贯彻和实施宏观审慎监管要求的重要内容，同时也与中国人民银行法要求央行保持货币币值的稳定，并以此促进经济增长（中国人民银行法第三条）和维护金融稳定（中国人民银行法第二条）的双重目标相一致。正如易纲（2018）所述，在中国经济进入新时代的历史环境下，需要进一步健全货币政策和宏观审慎政策双支柱框架。

银行系统与社会各微观主体紧密联系，并与央行货币政策传导直接相关。因此，宏观审慎框架对于银行的流动性风险给予了高度重视。无论是经济金融理论，还是市场实证分析，亦或经验事实都告诉我们，由于银行间市场将大量异质性的银行主体紧密联系在一起，每个主体的行动不但影响其自身表现还会通过银行间网络扩散至整个银行系统中。因此，正如陈雨露和马勇（2012）以及温信祥（2019）的研究所指出，单纯依靠分析银行个体的微观审慎框架（主要体现在 Basel I 和 Basel II 等监管体系中要求的一系列指标，包括资本负债率，流动性比例，杠杆比例等）已经无法满足现阶段央行的政策目标。本研究扩展了微观审慎模型，使用网络同步博弈模型对中国银行体系的动态特性进行量化研究，精确计算发生在单个银行主体的流动性冲击对整个银行体系所带来的影响。试图找到对银行系统整体流动性水平和整体流动性波动率影响最大的银行个体。据此，政策制定者可以做出更具针对性和更精确的宏观审慎政策。建立在本研究提出的模型方法上，监管部门可以动态跟踪分析银行系统流动性形势，利用差异化的政策进一步优化对银行系统的流动性管理，及时发现并化解风险的潜在聚集，有效提高我国银行系统的流动性稳健程度。因此，本研究具有很强的理论和实践意义。本文的主要结构如下：在简介之后，首先介绍目前对于银行系统动态特征研究的主要成果，并重点介绍我们将要构建的银行网络同步行动博弈模型（Network Simultaneous-move Game Model, NSGM）；之后是实证分析模型部分，主要讨论本研究使用的空间计量模型（Spatial Econometrics Model, SECM）；实证分析在本文的第四部分；第五部分对研究结果进行总结与讨论。

二、理论模型：银行网络同步行动博弈模型

（一）相关研究

由于银行系统的极端重要性，对于银行流动性风险的研究一直处于学术研究的前沿。银行系统的一个主要特征就是各个银行主体通过银行间市场被紧密联系起来，通过这一市场进行同业拆借业务从而实现有效的流动性管理。因此，某一具体银行主体的行为就可以通过银行间市场影响系统中的其他个体。Bhattacharya 和 Gale（1987）对银行间市场的外部性进行了研究，并指出由于银行间市场的存在，商业银行可以通过在市场中向其他银行借贷来满足自身的流动性需求，使得商业银行倾向于持有比没有同业市场情况下更低的流动性储备。这就是银行间市场带来的“搭便车”外部性⁵。Calvo 和 King（1998）以及 Chang 和 Velasco（1998）通过建立量化模型着重研究了在危机中银行系统与货币市场

⁵ 可以将这种外部性理解为银行间拆借市场的存在所带来的替代效应。

的联系。为了研究银行间动态流动性管理行为对系统性风险的影响, Allen 和 Gale (2000) 建立了一个量化模型, 在该模型中各银行通过银行间市场从相邻银行取得借款来进行流动性管理。该研究强调了各个银行自身行为通过系统对其他银行的影响, 并且引入了协同行为机制, 这对之后将网络博弈模型引入研究提供了启发与基础。Freixas et al.(2000)将对手方风险引入到银行间系统中来, 并指出由于对手方风险的存在, 银行间支付系统即使在每个个体都具备偿还能力时依然存在系统性失灵的可能。通过研究德国银行在欧洲央行回购市场中的交易行为, Fecht et al.(2009)发现: 银行的交易行为并不单单取决于其自身, 还取决于其他银行的交易行为。相似的结论可以在 Afonso 和 Shin (2011)和 Acharya 和 Merrouche(2013)的研究中找到。这些研究为构建银行间博弈模型提供了有力的理论基础和实证支持。除此之外, Afonso 和 Lagos (2015)使用搜索理论 (Search Theory) 模型框架对商业银行在银行间市场的借贷行为进行了量化研究。Bianchi 和 Bigio(2014)分析了货币政策工具和银行间支付系统之间的动态联系。

可以看到, 银行主体通过银行间市场和银行间支付系统紧密联系在一起。由于系统外部性的存在, 发生在单一主体的波动会影响到系统中的其他主体, 并可能产生放大效应。因此, 对银行系统动态特征的研究必须包含对系统外部性的精确量度, 细致分析银行行为的动态联系。在刻画银行行为的动态特征和银行间市场的系统特性方面, 网络博弈 (Network Game) 框架为我们提供了很好的理论模型基础。Acemoglu et al.(2015)使用网络模型对金融市场的传导机制进行了深入研究。Denbee et al.(2017)发展了原有的网络博弈模型, 建立了一个既包含入度中心性 (Indegree Centrality) 又包含出度中心性 (Outdegree Centrality) 的网络博弈模型, 并在实证模型中使用了空间计量模型测度商业银行的流动性管理行为。通过使用英国商业银行大额支付系统 (CHAPS) 的数据, 该研究成功定位了对整个银行系统流动性水平影响最大的银行个体以及对银行系统流动性风险贡献最大的银行个体。本文所建立的模型是对以上模型的发展与应用, 使用网络同步行动博弈理论模型框架和空间计量模型对我国银行主体的流动性管理行为进行量化分析。

(二) 银行系统网络模型

博弈理论、实证分析和经验事实告诉我们, 一个银行主体的流动性管理行为不单单由其自身资源禀赋和宏观经济形势决定, 还取决于与其联系的系统中其他银行主体的流动性管理行为。这也是我们在本研究中引入网络博弈模型的思想基础。构建我国银行网络体系模型的第一步是刻画网络中单个银行主体的流动性管理行为。首先, 定义银行系统中一个银行主体 i 的流动性 l_i 由两部分组成: 第一部分是假定该银行没有与任何其他银行市场发生拆借行为时, 其持有的流动性数量 (用 q_i 表示, 即由网络之外的因素所决定的流动性持仓); 第二部分是该银行在银行体系中留存的流动性, 也可以理解成该银行对银行间市场提供的流动性贡献 (用 z_i 表示)。因此, 我们可以得到: $l_i = q_i + z_i$ 。参考 Denbee et al.(2017)中的方法, q_i 部分可以被构造成该银行主体自身禀赋变量 (由 x_i^m 表示, 共 M 个)

以及宏观经济形势变量对该银行的影响（由 x_i^p 表示，包括宏观经济运行状况，货币政策等因素，共 P 个）。这样，银行主体 i 的流动性持仓的第一部分可以被表示为：

$$q_i = \alpha_i + \sum_{m=1}^M \beta_m x_i^m + \sum_{p=1}^P \beta_p x_i^p \quad (1)$$

对于银行个体流动性的第二部分 z_i ，我们假定银行 i 在银行网络系统中持有流动性持仓是基于以下动机：首先，这些流动性持仓可以用来应对该银行未预见的流动性波动；其次，拥有额外的流动性持仓，银行主体 i 可以向网络系统中其他银行主体传递这样一个信号，就是其拥有足够的流动性储备来偿还借款（该偿还能力正比于 z_i ），这样就可以有效降低该银行的拆借成本。前者就是银行 i 在银行间市场中流动性持仓的直接效用，包括自身持有量 z_i 和从系统中其他银行拆借的流动性 $\sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j$ ，其中 g_{ij} 表示银行 i 从银行 j 的借贷强度⁶；后者是持有流动性的间接效用，这是由于银行 i 可以使用借贷资金支持收益率更高的长期投资，从而有效降低持有流动性的机会成本。因此，可以将网络 g 中银行 i 的流动性效用量化表示为：

$$u_i(z_i | g) = \hat{\mu}_i \left(z_i + \Psi \sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j \right) + \delta z_i \sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j - \frac{1}{2} \gamma \left(z_i + \Psi \sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j \right)^2 \quad (2)$$

我们将式（2）称为银行主体 i 的流动性管理效用函数。其中的第一项对应银行 i 持有流动性的直接效用。参数 $\hat{\mu}_i$ 是对银行 i 而言，一单位的可用流动性所带来的效用，即银行 i 的流动性偏好强度。为体现系统中银行主体的异质性， $\hat{\mu}_i$ 的取值因银行不同而不同，反映了银行 i 对一单位流动性的平均效用以及市场变化对银行 i 的冲击⁷对流动性偏好所带来的影响，即 $\hat{\mu}_i = mean_i + shock_i$ ⁸；第二项对应流动性持仓的间接效用，正比于自有流动性 z_i 以及间接可用流动性 $\sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j$ ；第三项表示了对于银行 i ，由于可用流动性数量的不确定性所带来的负效用。技术性参数 Ψ 和 δ 表示了间接可用流动性相对于直接可用流动性的折损，包括垫头等因素。

接下来我们需要构建一个完整的网络模型，使之精确地描述各个银行主体之间的拆借行为。在一个由有限个（ n ）银行主体构成的系统中，任意两个主体间的一阶拆借行为可以由一个 $n \times n$ 维的邻接矩阵 G 表示。该矩阵的每个元素 g_{ij} 表示银行 i 从银行 j 所拆借的流动性比例（对应式2中的借贷强度 g_{ij} ），且 $g_{jj} = 0$ 。这

⁶ 两者之和 $z_i + \sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j$ 即为银行 i 在系统中的可用流动性。

⁷ 即银行 i 的流动性偏好冲击。

⁸ 这里我们假定各个银行的流动性偏好冲击是彼此独立的方差为 σ_i^2 的正态分布，且该冲击对系统中其他银行是公知的。

样的定义就使得由邻接矩阵 G 所表示的一阶网络是带有方向和权重的，为之后的计算提供了很大的便利。

在构建矩阵 G 的时候，我们假定该矩阵是一个右随机矩阵⁹，网络中每对银行 (i, j) 间的一阶拆借关系对应矩阵 G 中的两个元素 g_{ij} 和 g_{ji} 。这样，矩阵 G 就完整描述了系统中所有参与者的一阶（直接）双边关系。基于此原理，网络中的任意 k 阶（ $k \geq 2$ 时为间接关系， $k = 1$ 时为直接关系， $k = 0$ 时为银行的自相关关系）关系可以由 k 阶邻接矩阵 G^k 描述，亦即矩阵 G^k 中的每个元素 $\{G^k\}_{ij}$ 表示在 k 阶，银行 i 通过银行间市场从银行 j 拆借的流动性的百分比。根据 Katz(1953) 的研究，由 G 描述的网络系统所包含的所有直接和间接关系可以由以下公式来计算：

$$M(\phi, G) := I + \phi G + \phi^2 G^2 + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \phi^k G^k \quad (3)$$

其中，参数 ϕ 表征了网络中任意两点间关系的强度随距离（阶数）的增加而衰减的幅度。根据定义， $-1 < \phi < 1$ ，否则 G 所表征的网络将成为一个无法收敛的系统，这显然与常识不符。因此式（3）所描述的求和结果收敛于 $M(\phi, G) = (I - \phi G)^{-1}$ ¹⁰。易见， $M(\phi, G)$ 中的每个元素 $\{M(\phi, G)\}_{ij} = \sum_{k=0}^{\infty} \phi^k \{G^k\}_{ij}$ ，表示的是银行 i 从银行 j 的所有阶拆借关系的加权和。所以，矩阵 $M(\phi, G)$ 包含了网络 g 中全部 n 家银行主体间所有直接和间接联系的信息。

网络同步行动博弈模型的核心就是系统中的银行主体 i 通过网络 g （由邻接矩阵 G 描述）与其他银行进行博弈，调整流动性持仓 z_i ，进而实现流动性管理的机制。具体而言，系统中的银行 i ，通过调整其流动性持有量 z_i 实现由式（2）表示的流动性效用的最大化。从银行主体流动性管理效用函数的表达式可以看出，最大化效用不但取决于其自身的流动性选择 z_i ，还取决于系统中其他银行 $j (j \neq i)$ 的流动性选择 z_j 和系统 g 。为了求解这样一个网络模型的纳什均衡，我们构建这样一种同步博弈机制：系统中的所有银行 $i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 同时通过主动调整流动性持仓 z_i 最优化流动性效用 $u_i(z_i | g)$ 。对式（2）求关于 z_i 的偏导数可知，对应某一特定商业银行 i 的最优化效用的流动性选择为：

$$z_i^* = \frac{\hat{\mu}_i}{\gamma} + \left(\frac{\delta}{\gamma} - \psi \right) \sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j = \mu_i + \phi \sum_{j \neq i}^{j \in [1, n]} g_{ij} z_j \quad (4)$$

其中 $\phi := \frac{\delta}{\gamma} - \psi$ ，是一个技术性参数； $\mu_i := \hat{\mu}_i / \gamma := \bar{\mu}_i + v_i$ ， $\bar{\mu}_i$ 和 v_i 分别对应式（2）中 $\hat{\mu}_i$ 的单一银行均值部分和单一银行冲击部分。

如前所述，参数 ϕ 满足 $-1 < \phi < 1$ 。根据 Calvo et al.(2009) 和 Denbee et al.(2017) 的研究结果可以证明，此时该系统的纳什均衡可以唯一确定，且系统中

⁹ 因此可以将矩阵 G 视为马尔可夫链转移核（Markov chain transition kernel）。

¹⁰ 证明过程详见 Debreu 和 Herstein（1953）。

每个银行个体的流动性选择满足：

$$z_i^*(\phi, g) = \{M(\phi, G)\}_i \vec{\mu} \quad (5)$$

其中, $\{M\}_i$ 表示矩阵 M 的第 i 行(与之对应, $\{M\}_j$ 表示矩阵 M 的第 j 列), $n \times 1$ 阶列向量 $\vec{\mu} := [\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n]^T = [\bar{\mu}_1 + v_1, \bar{\mu}_2 + v_2, \bar{\mu}_3 + v_3, \dots, \bar{\mu}_n + v_n]^T$ 。因此对式(5)取其期望值, 我们可以得到均衡状态下银行 i 持于系统 g 中的流动性数量的期望值, 即银行 i 对系统流动性总量的贡献的期望值:

$$E[z_i^*(\phi, g)] = E[\{M(\phi, G)\}_i \vec{\mu}] = \{M(\phi, G)\}_i \vec{\bar{\mu}} \quad (6)$$

其中, $\vec{\bar{\mu}}$ 是 $n \times 1$ 阶银行流动性偏好均值列向量, 即 $\vec{\bar{\mu}} := [\bar{\mu}_1, \bar{\mu}_2, \bar{\mu}_3, \dots, \bar{\mu}_n]^T$ 。

在均衡状态下, 每个银行主体的最优流动性选择由式(5)唯一确定, 因此我们可以定义均衡状态下的系统整体流动性水平 $Z^*(\phi, g) \equiv [1, 1, \dots, 1][z_1^*, z_2^*, z_3^*, \dots, z_n^*]^T = \sum_{i=1}^n z_i^*(\phi, g)$ 。由于银行网络 g 的存在, 发生在一个特定银行 i 的流动性冲击 v_i 会通过网络扩散到整个系统中去, 从而影响系统整体流动性水平。这种影响的幅度可以由 $\frac{\partial Z^*}{\partial v_i} \sigma_i$ 求出。将 Z^* 和 $\vec{\mu}$ 的定义式以及式(5)代入可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial Z^*(\phi, g)}{\partial v_i} \sigma_i &= \frac{\partial \sum_{i=1}^n z_i^*}{\partial v_i} \sigma_i = \frac{\partial \sum_{i=1}^n \{M(\phi, G)\}_i \vec{\mu}}{\partial v_i} \sigma_i \\ &= \sum_{k=1}^n m(\phi, G)_{ki} \sigma_i = [1, 1, \dots, 1] \{M(\phi, G)\}_i \sigma_i \end{aligned} \quad (7)$$

同理, 我们可以求得均衡系统整体流动性水平 $Z^*(\phi, g)$ 的方差:

$$\begin{aligned} \text{Var}(Z^*(\phi, g)) &= \sum_{i=1}^n ([1, 1, \dots, 1] \{M(\phi, G)\}_i \sigma_i)^2 \\ &= [1, 1, \dots, 1] M(\phi, G) \text{diag}(\{\sigma_i^2\}_{i=1}^n) M(\phi, G)^T [1, 1, \dots, 1]^T \end{aligned} \quad (8)$$

至此, 我们已经完成了对本研究中所使用的银行网络同步博弈模型(NSGM)的构建, 得到了均衡状态下系统中每个银行主体的最优流动性选择(亦即每个银行对系统流动性的贡献, 由式(5)表示, 其期望值由式(6)表示), 与之对应的均衡整体流动性水平 Z^* 以及系统整体流动性水平对单个银行流动性冲击的响应函数(由式(7)表示)。在 NSGM 理论模型的基础上, 我们将进行实证分析。

三、实证分析模型

(一) 空间计量模型

为了得到准确的研究结论, 需要使用与理论模型匹配的实证分析模型。本研究构建的 NSGM 理论模型的主要特点就是将各个商业银行置于一个银行系统网络中, 再使用同步博弈的机制计算系统的均衡状态和冲击响应动态特征。这一特点与空间计量模型有着很好的契合。从理论基础上看, 网络模型和空间计量模型都建立在地理学第一定律(First Law of Geography)¹¹之上。在 SECM 中, 一个

¹¹ 正如 Tobler (1970) 所总结: “Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things” (p.234)。这一点直接体现在我们在第二部门构建网络模型时引入的阶间衰减参数 ϕ 上。根

由 n 个个体 ($y_{ni}, i \in [1, n]$) 组成的系统可以表示为:

$$y_{ni} = \omega_{n,i,1}y_{n1} + \omega_{n,i,2}y_{n2} + \cdots + \omega_{n,i,n}y_{nn} + u_{ni} \quad (9)$$

其中, $\omega_{n,i,j}$ 是 $n \times n$ 维矩阵 ω_n 中的一个元素, 描述系统中个体 i 与 j 之间联系的强度, u_{ni} 是相互独立的个体冲击。式 (9) 写成矩阵形式为 $y_n = \omega_n y_n + u_n$ 。

在理论模型构建部分, 我们将每个银行主体的流动性数量分解为两个独立的部分: 与网络无关的流动性 q_i 和网络流动性 z_i 。由于前者与网络无关, 因此模型的空间属性只表现在 z_i 部分。而从 z_i 的表达式 (4) 可以看出, 其流动性均值部分与网络无关, 所以将 SECM 式 (8) 中的矩阵 ω_n 对应 NSGM 中的网络矩阵 G , 个体冲击 u_{ni} 对应个体流动性冲击 v_i , 并将式 (1) 和 (4) 代入可得:

$$l_{i,t} = (\mu + \alpha_t^{time} + \alpha_i^{bank} + \sum_{m=1}^M \beta_m^{bank} x_{i,t}^m + \sum_{p=1}^P \beta_p^{bank} x_{i,t}^p) + \epsilon_{i,t} \quad (10)$$

$$\epsilon_{i,t} = \phi \sum_{j=1}^n g_{ij,t} \epsilon_{j,t} + v_{i,t} \sim i.i.d. (0, \sigma_i^2), \quad (11)$$

$$i = 1, 2, \dots, n, t = 1, 2, \dots, T$$

其中, α_t^{time} 和 α_i^{bank} 分别是表征具体时间和银行的虚拟变量。由于在实际中, 无法从每个商业银行持有的流动性观测值中直接得到网络决定的部分 (z_i) 和与网络无关的部分 (q_i), 我们需要在实证模型中将观测到的银行流动性分解为两个部分: 式 (10) 中括号里的部分对应了银行主体流动性中与网络无关的部分, 而 NSGM 中各银行通过网络同步博弈决定的流动性体现在了残差部分 $\epsilon_{i,t}$ 中, 使用去除均值的 $\epsilon_{i,t}$ (均值部分被体现在 μ 中) 对应 NSGM 中的网络流动性 z_i 。所以, 我们使用式 (10) 和 (11) 建立了理论模型 NSGM 所对应的 SECM 实证模型。更具体而言, 由于空间属性仅存在于式 (10) 中的残差部分, 因此这是一个标准的空间误差模型 (Spatial Error Model, SEM)。

(二) 实证模型的动态属性

从该实证模型中我们可以清楚地看到这样一种冲击传导机制: 系统中银行 i 的流动性偏好冲击 $\epsilon_{i,t}$ 是网络中所有其他银行的流动性冲击的函数, 亦即发生在单一银行的流动性冲击会通过网络影响到系统中与之相关的所有其他个体, 从而影响整个系统的流动性水平。此外, 个体冲击对系统总量的这种影响还取决于网络系统的性质, 即由参数 ϕ 和邻接矩阵 G 决定。使用计算式 (3) 中 $M(\phi, G)$ 的方法, 可以求得:

$$[\epsilon_{1,t}, \epsilon_{2,t}, \dots, \epsilon_{n,t}] = \{(1 - \phi G_t)^{-1}\} [v_{1,t}, v_{2,t}, \dots, v_{n,t}]^T \equiv M(\phi, G_t) [v_{1,t}, v_{2,t}, \dots, v_{n,t}]^T$$

易见, 网络 g 对流动性冲击的反应在 $\phi < 0$ 时表现为缩减效应, 在 $\phi > 0$ 时表现为放大效应, 即每单位的流动性冲击会经网络系统放大, 产生大于原冲击强度的结果。因此, 考察参数估计值 $\hat{\phi}$ 在不同时期的变化情况, 我们可以确定银行网络

据这一定理, 衰减参数一定满足 $-1 < \phi < 1$ 。

系统对流动性波动的反应程度（放大或缩减）。同时，由式（10）和（11）可以得到系统流动性冲击方差为：

$$\begin{aligned} Var_t([\epsilon_{1,t}, \epsilon_{2,t}, \dots, \epsilon_{n,t}]) &= \sum_{i=1}^n \epsilon_{i,t}^2 \\ &= [1, 1, \dots, 1] M(\phi, G_t) diag_n[\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2] M(\phi, G_t)^{-1} [1, 1, \dots, 1]^T \end{aligned}$$

根据理论模型 NSGM 中的定义，可以将网络 g 的整体流动性水平 L_t 对其中某个单一个体银行发生的流动性冲击的反应定义成为系统流动性冲击响应函数（System Impulse-Response Function, SIRQ）：

$$SIRQ_i(\phi, G_t, \sigma_i) \equiv \frac{\partial L_t}{\partial v_{i,t}} \sigma_i = [1, 1, \dots, 1] \{M(\phi, G_t)\}_{.i} \sigma_i$$

因此，可以直观的计算出系统流动性方差的另一种表达式：

$$\begin{aligned} Var_t([\epsilon_{1,t}, \epsilon_{2,t}, \dots, \epsilon_{n,t}]) &= \sum_{i=1}^n \epsilon_{i,t}^2 = \sum_{i=1}^n SIRQ_i^2 \\ &= [SIRQ_1, SIRQ_2, \dots, SIRQ_n] [SIRQ_1, SIRQ_2, \dots, SIRQ_n]^T \end{aligned}$$

进而，我们可以将系统对单一流动性冲击 σ_i 的反应分解为两部分：

$$SIRQ_i(\phi, G_t, \sigma_i) = (SIRQ_i(\phi, G_t, \sigma_i) - \sigma_i) + \sigma_i = SIRQ_i^A(\phi, G_t, \sigma_i) + \sigma_i$$

其中 $SIRQ_i^A$ 为系统流动性冲击响应超出原冲击的部分，当 $SIRQ_i^A > 0$ 时，银行 i 的流动性冲击会产生放大效应，且有

$$SIRQ_i^A(\phi, G_t, \sigma_i) = [1, 1, \dots, 1] \{M(\phi, G_t)\}_{.i} \sigma_i - \sigma_i = [1, 1, \dots, 1] \{M(\phi, G_t) \phi G_t\}_{.i} \sigma_i$$

如前所述，为了满足宏观审慎监管 MPA 的需求，我们需要在实证分析中刻画各个银行主体对整个银行系统流动性总体水平的影响：一方面是对整个银行系统流动性水平的波动率的影响，另一方面是对流动性总水平的影响。前者已经可以通过计算每个 $SIRQ_i^A(\phi, G_t, \sigma_i)$, for $i = 1, 2, \dots, n$ 得到。而对于后者，建立在 NSGM 理论模型的基础上，我们可以很方便的定义流动性总水平主要贡献者为：从系统 g 中移去该银行 k 后（即从原矩阵 g 中删除第 k 行和第 k 列，得到一个 $(n-1) \times (n-1)$ 维的邻接矩阵 g_{-k} ）¹²，整体流动性的期望值减少最多：

$$\max_k E \left[\sum_{i=1}^n z_i^*(\phi, g) - \sum_{i \neq k}^n z_i^*(\phi, g_{-k}) \right] \quad (12)$$

同理，流动性风险主要贡献者被定义为（即 $SIRQ_i^A(\phi, G_t, \sigma_i)$ 最大的银行主体）：

$$\max_i ([1, 1, \dots, 1] \{M(\phi, G)\}_{.i} \sigma_i \mid i = 1, 2, \dots, n) \quad (13)$$

四、数据信息集合与实证分析

本文选取了 18 家银行机构作为构建网络模型的实体对象（机构排名不分先后，且与实证分析结论中的银行编号不对应）。这 18 家银行是上海银行间银行

¹² 为了简便，我们这里假设移去一个银行后，系统中的其他银行并不会建立新的关系，这样可以不用再次计算矩阵 g 。在诸多类似研究中，例如 Denbee et al. (2017)，就使用了这种近似方法。

间市场利率(SHIBOR)的基准利率报价行(其中 10 家是 SHIBOR 核心成员机构),同时也都是中国人民银行公开市场操作的一级交易商。样本区间为 2014 年 10 月 8 日至 2019 年 3 月 29 日。

本研究使用以上 18 家银行的同业拆借交易数据来构建理论模型中的银行网络矩阵 G , 数据选取的频率为日度。如前所述, G 被定义为右随机马尔科夫矩阵, 因此其最大的特征值为 1, 且该矩阵的动态属性主要由第二大的特征值决定。在图 1 中, 我们刻画了矩阵 G 的第二大特征值在样本区间的变化情况(月平均值)。可以看出, 随着公开市场操作的进行, 银行间流动性环境改善, 从而有效降低了银行间市场流动性波动的传导强度: 2015 年和 2016 年邻接矩阵 G 第二大特征值的均值分别为 0.66 和 0.68, 而 2017 年和 2018 年至 2019 年 3 月末的对应值为 0.59 和 0.56。

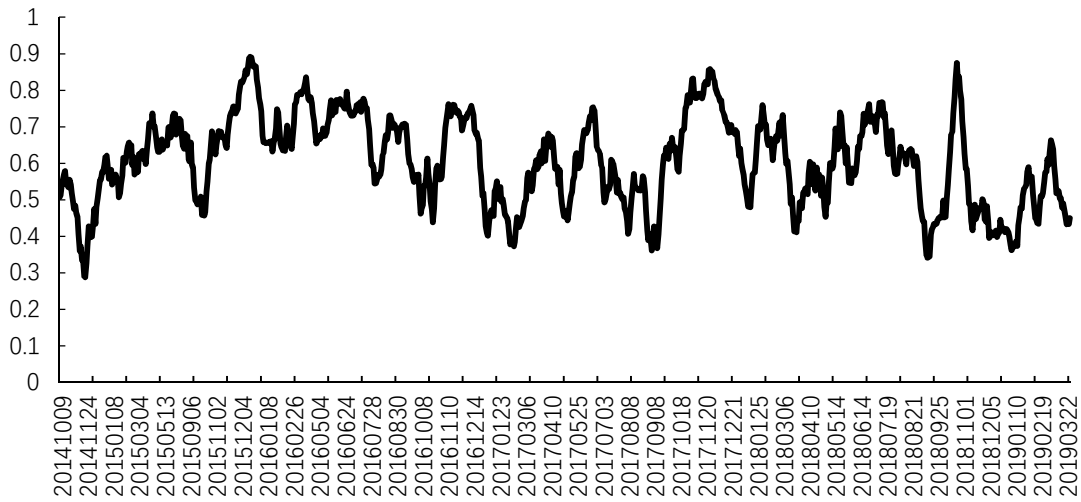


图 1: 银行网络矩阵 G 的第二大特征值随时间变化情况(月平均)

建立在邻接矩阵 G 的基础上, 我们使用 Watts 和 Strogatz (1998) 提出的平均聚集系数 (Average Clustering Coefficient, ACC) 来进一步考察同业拆借数据所反映的银行间体系的波动聚集程度。时刻 t 的 ACC 系数被定义为该时点 g_t 所表示的网络中与一个银行实体 i 有关联的两个实体 j 和 k ($j \in neib_i(g_t), k \in neib_i(g_t)$) 同时也有关联 ($jk \in g_t$) 的比例。具体表示如下:

$$ACC_t = \frac{\sum_{i=1}^n CP_i(g_t)}{n}$$

$$CP_{i,t} = \frac{\text{number}\{jk \in g_t | k \neq j, j \in neib_i(g_t), k \in neib_i(g_t)\}}{\text{number}\{jk | k \neq j, j \in neib_i(g_t), k \in neib_i(g_t)\}}$$

从定义可知, ACC 数值越高表示该系统 g 的聚集程度越高, 当单个个体产生波动时, 系统对该波动的传导越强。图 2 显示了我国银行间同业拆借市场的平均聚集系数随时间的变化情况。与第二大特征值所反映的情况相似, 平均聚集系数在 2015 年和 2016 年上半年出现较高水平, 随着银行间市场流动性环境的改善, 银行间平均聚集程度开始下降, 并在 2018 年至今稳定在 0.2 这一较低水平, 特

别是在进入 2019 年后有了显著降低¹³。

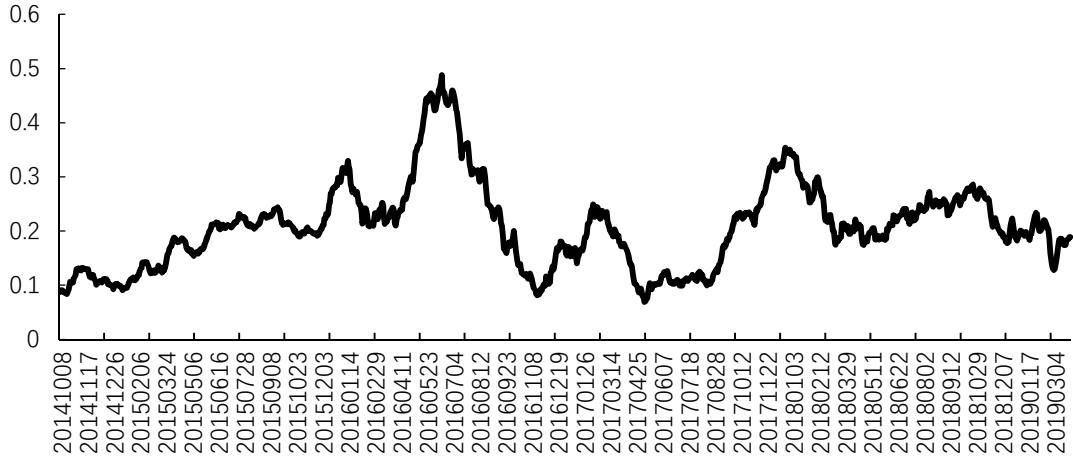


图 2：银行间同业拆解市场的平均聚集系数 ACC

如式（1）和式（10）所示，理论模型 NSGM 和实证模型 SEM 中，银行个体 i 的流动性水平由四大部分组成：微观部分 $\sum_{m=1}^M \beta_m^{bank} x_{i,t}^m$ 、宏观部分 $\sum_{p=1}^P \beta_p^{bank} x_{i,t}^p$ 、银行网络部分 $\epsilon_{i,t}$ 和截距及趋势项 $\mu + \alpha_t^{time} + \alpha_i^{bank}$ 。与主流理论研究和实证分析结果一致，本研究中影响银行主体流动性管理的宏观变量 $x_{i,t}^p$ 包括银行间市场隔夜拆借利率（SHIBORall）、银行间市场利率与基准隔夜拆借利率之差（IBR-SHIBOR）、支付系统总交易额（TransitionAll），SAPS 总额（SAPSall）和法定存款准备金率（RRR）；影响银行主体流动性管理的微观变量 $x_{i,t}^m$ 包括各银行的拆借报价利率（SHIBOR）、该银行每交易日的付款金额（Payment）和该银行的总资产（TotalAsset）；银行网络部分主要由式（10）中的参数 ϕ 表征。

使用空间误差项模型 SEM 对式（10）、（11）进行估计，拟合频率为日度，结果如表 1 所示。模型中所选取的宏观控制变量和微观控制变量对应的系数与理论和实证模型中的预期表现出较好的一致性。在样本区间内，单个银行主体的流动性与支付系统中的总流动性（SAPSall）显著正相关。法定准备金率（RRR）也与银行的流动性水平正向相关，但是在样本区间并不显著。与之对应，银行间市场利率在调整银行流动水平方面起到了越来越重要的作用。无论是市场整体同业拆借利率水平（SHIBORall）还是各个银行的同业拆解报价利率水平（SHIBOR）都与各银行实体的流动性水平显著相关。其中，前者的相关系数为 0.8263，体现出当各银行个体通过银行间市场拆借资金以提升自身流动性水平时，会推高银行间市场的整体同业拆借利率水平；后者的相关系数为-0.7444，体现了银行流动性管理对资金拆借成本的敏感性。这一结论与 Denbee et al.(2017)对英国银行间市场的研究结果一致。银行流动性管理的另一个主要决定因素是该银行的日间支付水平（Payment），参数估计显示该变量与银行流动性水平显著正相关，意味着银行为了满足其日间支付业务需要留存更多的流动性水平。

¹³ 同期英国银行间市场的平均聚集系数在 0.5-0.65 之间。

表 1： 空间误差项模型的估计结果

宏观控制变量	系数 Coefficients
SHIBORall	0.826342*** (4.663197)
IBR-SHIBOR	0.155847 (-0.001707)
TransitionAll	-0.823075*** (-8.475392)
RRR	0.826342 (-0.356088)
SAPSa11	1.4806890* (1.783123)
微观控制变量	系数 Coefficients
SHIBOR	-0.744432*** (-4.511272)
Payment	0.942017*** (-21.947968)
TotalAsset	0.639768 (0.101262)
空间参数	参数估计值
ϕ	0.576520*** (15.852316)
R^2	65.1558%

说明：使用实际数据对由式（10）、（11）表示的网络同步行动博弈系统的空间误差项实证模型进行估计。其中，每个变量在模型中的系数值在第一行表示，对应的 t-statistics 显示在第二行的括号中。*，**，***分别表示该变量在 10%，5%，1%以上的置信水平显著。

空间误差模型显示，在样本区间内空间参数 ϕ 高度显著，这也从实证角度印证了理论模型 NSGM 中对银行网络构建的正确性。如前所述，式（3）所描述的求和结果收敛于 $M(\phi, G) = (I - \phi G)^{-1}$ ，所以银行网络对一单位冲击的总反应为 $1/(1 - \phi)$ 。因此，当 $\phi > 0$ （ $\phi < 0$ ）时银行网络 g 对作用在该网络上的流动性冲击表现出放大（缩减）效应。本研究的估计结果显示样本区间平均 $\hat{\phi} = 0.5765$ ，这说明我国银行间市场对流动性冲击的放大效应为 $1/(1 - \hat{\phi}) = 2.3614$ ，即一个单位的流动性冲击会对整个银行系统流动性产生 2.3614 单位的影响¹⁴。通过分析 $\hat{\phi}$ 随时间的变化，我们可以观察不同时期的银行系统流动性波动平均网络放大效应。如图 3 所示，我国银行间市场的平均网络放大效应在 2015 和 2016 年处于相对较高水平，随着流动性环境的改善，从 2018 年至今已经回落至 2.4 左右的较低水平，这与平均聚集系数的结论相一致。

¹⁴ 根据 Denbee et al. (2017)的研究，同期英国银行间市场的网络放大效应为 2.8（对应 $\phi=0.64$ ）。

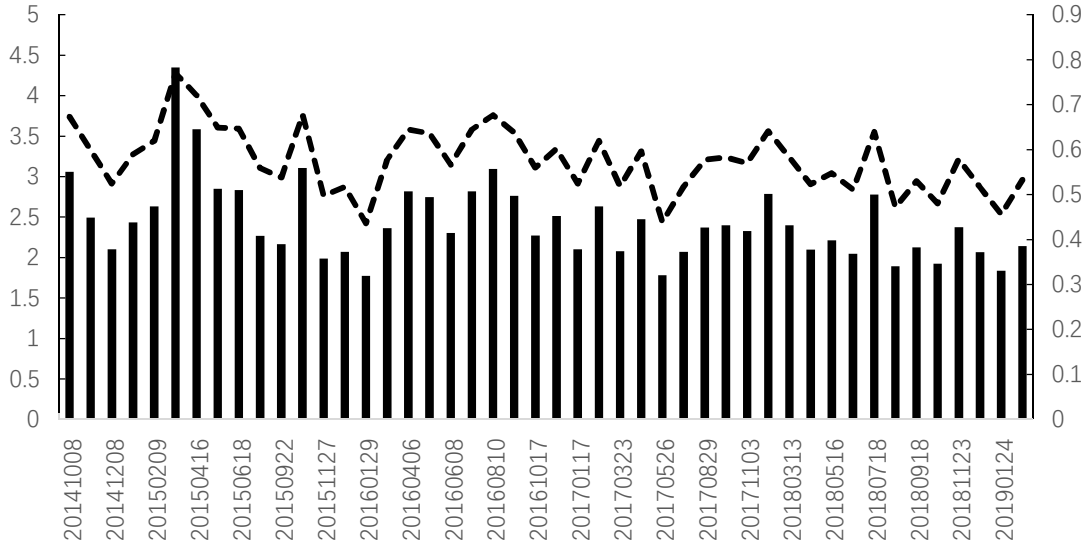


图 3：空间参数估计值 $\hat{\phi}$ （虚线，右轴）和我国银行系统流动性冲击网络放大效应 $\frac{1}{1-\hat{\phi}}$ （柱状图，左轴）

宏观审慎监管要求监管机构在动态角度分析银行系统，计算每个银行主体对整个银行系统流动性总体水平的影响：一方面是对整个银行系统流动性水平的波动率的影响，另一方面是对流动性总水平的影响。对于前者，需要进一步分析网络体系中某一个银行主体发生流动性波动 σ_i 后整个系统的反应强度，我们在实证模型中定义了系统冲击响应函数 $SIRF_i^A(\phi, G_t, \sigma_i) = [1, 1, \dots, 1] \{M(\phi, G_t) \phi G_t\}_i \sigma_i$ 。因此使用实证分析所得到的系统参数 $\hat{\phi}$ ，结合对应的邻接矩阵 G_t ，可以计算出每个时间段内任意银行主体 i 发生流动性冲击后系统的响应幅度。为了使计算结果可比较，我们计算了 $SIRF_i^A(\phi, G_t, 1)$, for $i = 1, 2, \dots, 18$ ，即假定发生在单一银行主体的流动性冲击为单位冲击 $\sigma_i = 1$ 。对于后者，我们计算了各个银行主体对系统流动性水平的影响 $E[\sum_{i=1}^n z_i^*(\phi, g) - \sum_{i \neq k} z_i^*(\phi, g_{-k})]$, for $i = 1, 2, \dots, 18$ 。图 4 的折线点数值给出了实证分析计算的 18 家银行主体对银行间市场流动性的水平贡献程度 $E[\sum_{i=1}^n z_i^*(\phi, g) - \sum_{i \neq k} z_i^*(\phi, g_{-k})]$ ，相应的柱状图则对应每家银行主体发生单位流动性冲击时系统的冲击响应函数值（ $SIRF_i^A(\phi, G_t, 1)$ ）。可以看到，银行 6、银行 8 和银行 9 是决定系统流动性水平的主要个体，这三家银行对系统整体流动性水平的贡献程度都高于 10%。从系统波动性角度看，我国银行系统影响最大的银行是银行 3，银行 6 和银行 9。分析显示，这三家银行发生一个单位的流动性冲击分别会产生 2.15、6.12 和 5.17 单位的系统冲击放大效应。值得注意的是，系统流动性水平的主要贡献者和系统流动性波动率的主要贡献者并不完全重合，需要结合银行系统的特性加以分析。对网络邻接矩阵 G 进行可视化操作可以得到我国银行间同业拆借市场的网络图形。作为示例，我们在图 5 中刻画了整体网络图和其中一个节点的连接图：左侧给出了样本区间的平均邻接矩阵 G （带方向）网络图，各个银行通过同业拆借市场的联系强度与图中连线的宽度成正比；右侧则给出了样本区间内网络中的一个银行（银行 8）与系统中其他银行的网络联系图形。可以看到银行 2、银行 3、银行 6、银行 8 和银行 9 处于银行

系统的中心位置，这与实证模型计算所得的系统流动性水平主要贡献者和系统流动性波动率主要贡献者相一致。

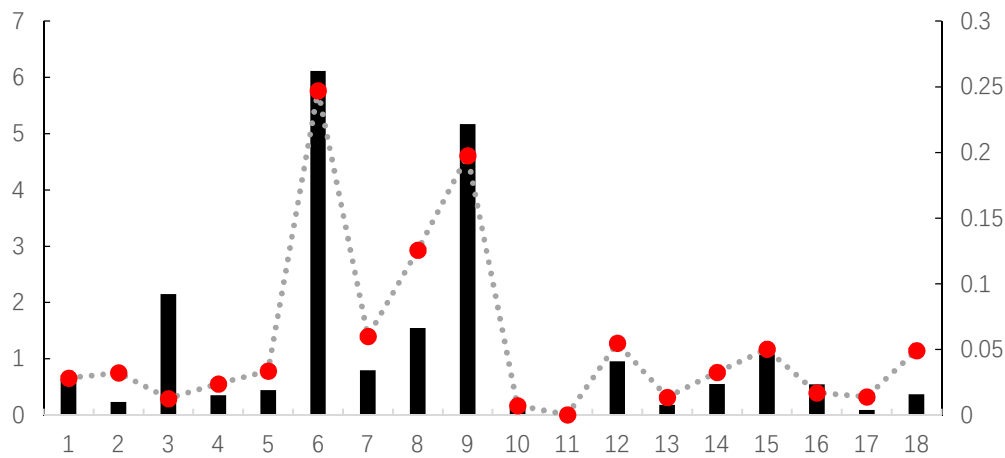


图 4：所选 18 家银行对系统的整体流动性水平贡献占比（折线点，右轴）和系统冲击响应函数值（柱状图，左轴）

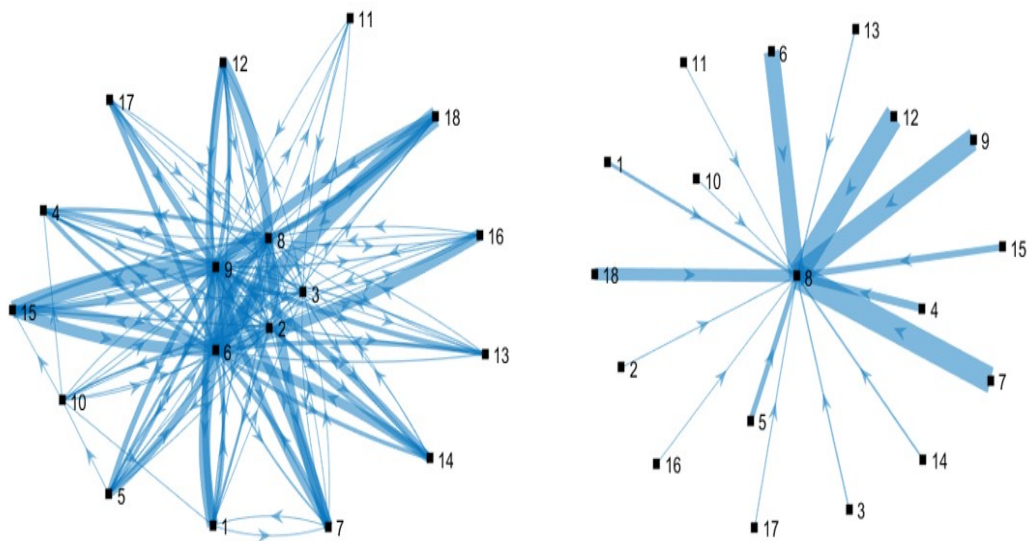


图 5：样本区间 18 家银行系统的同业拆借邻接矩阵 G 视图（左侧）和其中一家银行主体（银行 8）从系统中其他银行同业拆借的强度（右侧）

基于以上分析，我们刻画了由所选 18 家银行所代表的中国银行间同业拆借市场的动态特征，量化给出了每个银行主体对系统流动性的影响强度，定位了银行系统中流动性水平的主要贡献者和流动性波动水平主要贡献者。使用不同样本区间的数据，可以刻画出银行系统网络在各个时间段的动态特征以及各银行对系统流动性影响的变化。通过对数据的不断更新，可以实时分析银行系统的变化，监测系统流动性风险聚集情况和冲击反应系数的变化。因此能够及时发现系统整体流动性风险水平的异常提升以及系统中最主要的潜在流动性风险点，对系统流动性水平主要贡献者和系统流动性波动率主要贡献者给予重点关注和风险预案设计。同时，通过测度银行间市场的流动性特征可以量化分析流动性政策对银行

间市场的影响，从而有利于优化货币政策的制定与执行。

五、总结与讨论

银行系统是国民经济的重要组成部分，也是央行货币政策的主要传导渠道和作用对象。随着我国金融市场的不断发展，目前已经建立了完整的银行间市场体系，并成为各银行主体间进行同业拆借流动性管理的主要渠道。通过该市场，各参与银行组成了一个动态的网络体系。国内外理论研究和实证分析表明，银行系统的动态特性并不是各个主体的简单加总。发生在其中一个主体的波动会通过银行网络扩散到整个系统中，并产生放大（或缩减）效应。之前全球发生的多次金融市场流动性风险事件表明，必须重视金融系统对单一主体流动性波动的放大效应。因此，本文在宏观审慎框架下引入网络同步行动博弈理论模型（NSGM）对我国银行系统的动态特征进行研究，取得了以下研究成果：

首先，本文构建了我国银行间市场网络同步博弈理论模型 NSGM 和对应的空间误差实证模型，刻画了我国银行同业拆借网络的动态特性；

其次，研究结果显示，目前我国银行间市场体系的平均流动性冲击放大效应在 2.4 上下，平均聚集系数 ACC 在 0.2 左右，与其他经济体相比（例如英国同时期对应数值分别为 2.8 和 0.5）处于较低水平；

第三，本研究测度了我国银行系统流动性波动聚集强度和放大效应，量化分析系统中每个银行主体对系统整体流动性的影响，进而定位银行系统流动性水平的主要贡献者和流动性波动率的主要影响者，有助于对公开市场业务一级交易商进行动态考评¹⁵。

第四，研究还计算了每个银行主体对我国银行系统流动性总体水平的影响以及对系统流动性水平波动率的影响。通过对这些结果的动态跟踪，监管部门可以利用差异化的政策进一步优化对银行系统的流动性管理，及时发现并化解风险的潜在聚集，有效提高我国银行系统的流动性稳健程度。

¹⁵ 人民银行对公开市场业务一级交易商进行考评，动态调整交易商名单并对外公布，近年来该名单基本保持在 40-50 家机构。从 2018 年起为了保证一级交易商筛选的有效性和针对性，动态考评指标体系调整为 7 个，其中就包括了“市场活跃度及影响力”和“流动性管理能力”。

参考文献

- [1] 易纲. (2018) 中国经济转型和稳健的货币政策[J]. 全球化(3):64-67.
- [2] 陈雨露, 马勇. (2012) 宏观审慎监管:目标、工具与相关制度安排[J]. 经济理论与经济管理(03):7-17.
- [3] 温信祥. (2019) 如何实现货币政策和宏观审慎政策的有效配合[J]. 清华金融评论(4).
- [4] Acemoglu, D., Ozdaglar, A. E., & Tahbazsalehi, A. (2015). Systemic Risk and Stability in Financial Networks. *The American Economic Review*, 105(2), 564-608.
- [5] Acharya V., Merrouche O.(2013) Precautionary Hoarding of Liquidity and Interbank Markets: Evidence from the Subprime Crisis[J]. *Review of Finance*, 17(1):107-160.
- [6] Afonso G., Lagos R.(2015) Trade Dynamics in the Market for Federal Funds[J]. *Econometrica*, 83(1):263-313.
- [7] Afonso G., Shin S.(2011) Precautionary Demand and Liquidity in Payment Systems[J]. *Journal of Money, Credit and Banking*, 43(Supplement s2):589-619.
- [8] Allen F, Gale D.(2000) Financial Contagion[J]. *Journal of Political Economy*, 108(1):1-33.
- [9] Arestis P. (2006) Has Inflation Targeting Had Any Impact on Inflation?[J]. *Journal of Post Keynesian Economics*, 28(4):559-571.
- [10] Arestis, P. (2009). New Consensus Macroeconomics and Keynesian critique. In Hein, E., Niechoj, T., and Stockhammer, E., editors, *Macroeconomic Policies on Shaky Foundations— Whither Mainstream Economics*, pages 629–653. Marburg: Metropolis.
- [11] Bhattacharya, S. and Gale, D. (1987). "Preference Shocks, Liquidity and Central Bank Policy," in William Barnett and Kenneth Singleton, eds., *New Approaches to Monetary Economics* (Cambridge University Press, New York, NY).
- [12] Bianchi, J., and Bigio, S. (2014). Banks, Liquidity Management and Monetary Policy. Staff Report.
- [13] Borio C. Towards a Macroprudential Framework for Financial Supervision and Regulation[J]. *CEPR Economic Studies*, 2003, 49(2): 181-215.
- [14] Calvo G., and King M. (1998) The Debt Burden and its Consequences for Monetary Policy Varieties of Capital-Market Crises[J]. 10.1007/978-1-349-26077-5 (Chapter 7):181-207.
- [15] Calvo, A., Patacchini, E., & Zenou, Y. (2009). Peer Effects and Social Networks in Education. *The Review of Economic Studies*, 76(4), 1239-1267.
- [16] Chang R., and Velasco, A. (1998) Financial Fragility and the Exchange Rate Regime[J]. *FRB Atlanta Working Paper*, 92(1):1-34.
- [17] Debreu, G., and I. Herstein (1953). Nonnegative Square Matrices. *Econometrica*, 21: 597 – 607.
- [18] Denbee, E., Julliard, C., Li, Y., & Yuan, K. (2017). Network risk and key players: a structural analysis of interbank liquidity. *SSRN Electronic Journal*.
- [19] Fecht F., Nyborg G., and Rocholl J.(2009) The price of liquidity: Bank characteristics and

market conditions[J]. Discussion Paper, 102(3): 344-363.

[20] Freixas, X., B. Parigi, and J. Rochet (2000) Systemic Risk, Interbank Relations and Liquidity Provision by the Central Bank, *Journal of Money, Credit and Banking*, 32(1), 611– 638.

[21] Hendry D., Muellbauer J. (2018) . The future of macroeconomics: macro theory and models at the Bank of England[J]. *Oxford Review of Economic Policy*, 34 (1-2) : 287-328.

[22] Katz, L. (1953). A new status index derived from sociometric analysis. *Psychometrika*, 18(1): 39–43.

[23] Krugman, P. (2009) . How did economists get it so wrong? *New York Times*, 2 (9) : 2009.

[24] Stiglitz, J.(2018). Where modern macroeconomics went wrong. *Oxford Review of Economic Policy*, 34(1-2):70-106.

[25] Tobler, R.(1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 234-240.

[26] Watts J, and Strogatz H.(1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks[J]. *Nature*.