

DOI:10.13490/j.cnki.fjr.2019.02.006

金融网络结构与风险传染理论述评*

王宇 肖欣荣 刘健 刘磊^①

摘要：随着金融创新发展，金融机构间资产负债链条日趋复杂。现代金融体系已不再是一个个彼此孤立的机构，而是相互链接的金融网络。从金融网络的视角分析金融机构间的联动性以及风险传染，已成为近十年来金融风险研究领域的一个核心和热点。本文从金融网络风险传染机制、金融网络结构特征、金融网络形成和最优网络结构等几个方面，对国际上相关研究进行了全面的梳理和总结。研究发现，金融网络既分散了单个金融机构的风险，同时也通过创造风险在金融机构间的传染通道而加大了系统性金融风险。由资产负债表所构成的金融网络是金融风险传染的主要途径，网络强度和形态共同决定了金融系统的稳定性。本文讨论了各类模型所表现的网络结构特征、风险传染机制、度量方法，以及不同模型间的联系与分歧。针对这些问题，本文最后提出了预期的理论发展方向，包括通过实证来进一步厘清风险传染机制、统一对系统性金融风险的度量，以及进一步完善资产负债表信息。

关键词：金融网络；风险传染；金融稳定性

中图分类号：F832

文献标识码：A

一、引言

银行危机历来都是系统性金融危机的重要表现形式。从上世纪的大萧条到10年前的全球金融危机，大都是由银行危机所直接引发的，否则就是在发展过程中触发了银行危机。国际货币基金组织在全球金融危机后的总结中也认为，这次危机重新引发了大家对于银行危机成因及影响的研究兴趣，也包括面对这样的危机该用怎样的最优政策作为回应（Laeven和Valencia，2013）。实际上，在过去的50年里，危机发生的频率超出我们直觉上的认识。自1970年至2011年以来，全球共发生了147次系统性银行危机。危机对宏观经济所造成的影响是显著的，损失中位数达到了GDP的23.2%，并由此引发政府部门杠杆率上升了12%（Laeven和Valencia，

^①王宇，经济学博士，中国社会科学院金融研究所博士后流动站，原中国银行监督管理委员会博士后工作站，中国社会科学院国家金融与发展实验室，联系方式：wangyu0506@outlook.com；肖欣荣，经济学博士，对外经济贸易大学金融学院，联系方式：xxrangel@163.com；刘健，数学博士，中央财经大学保险学院，联系方式：liujian@cufe-ins.sinanet.com；刘磊，经济学博士，中国社会科学院国家金融与发展实验室，联系方式：liu.lei@nifd.com。作者感谢编辑部及匿名评审专家的建设性意见，文责自负。

* 本文受国家自然科学基金青年项目“基于网络理论的金融传染与投资者行为研究”（71403049）资助。

2013)。

以银行为核心的金融体系在金融稳定性方面具有最为核心的作用，也历来受到学术界和监管部门的重视。随着金融创新以及“发起-分销”(Originate and Distribute)模式的盛行，金融部门内部结构愈发复杂，现代金融系统呈现出一个复杂的网络特征(Acemoglu等, 2015)。从宏观审慎管理角度看，金融机构“太关联而不能倒(Too-Connected-to-Fail)”的风险与“太大而不能倒(Too-Big-to-Fail)”的风险同等重要(Chan-lau, 2010)。从金融网络视角识别金融机构间的联动性与风险传染，对防范金融危机的爆发，建立有效的金融监管、资产定价与风险管理体系等，均有着极强的理论意义和现实意义(Ballester等, 2016; Elyasiani等, 2015)。

金融杠杆率过高是造成金融风险的重要因素(崔宇清, 2017)。金融风险传导渠道既可能是由特定金融机构违约风险暴露导致交易对手直接损失或金融市场资产价格剧烈波动而使得其他金融机构资产负债表受损，也可能是通过市场预期渠道或非理性心理恐慌渠道快速传染至整个金融体系。基于资产负债表关联的风险敞口，由期限错配导致的流动性冲击，以及共同风险暴露和非理性恐慌引发的信息传染，成为金融风险传染的主要方式。在风险传染过程中，金融网络结构如何影响传染的速度和广度，金融网络连接的紧密度提高是会增强还是会减弱对金融体系的系统性冲击？金融网络的结构特征以及内在形成机制是什么？上述问题已成为学术界近几年的研究重点，并在某些方面尚存争议。

随着物理学和计算科学的发展，学者对金融机构网络模型的研究更为深入。这主要体现为三个方向：一是风险的传染方式和传播渠道，以及基于实际数据如何对金融系统进行稳健性分析；二是真实金融系统的复杂网络特征；三是金融网络的形成机制，以及对最优网络结构的探讨。随着国外学者在金融网络理论方面探讨的不断深入，国内越来越多的学者也开始运用这一理论来讨论银行及资本市场的网络结构问题。但大家遇到的普遍困难是缺乏描述银行间资产负债表的数据，难以形成有效的实证研究。鉴此，本文将金融网络理论模型的发展路径与最新进展作为主要关注点，以为我国确定金融去杠杆的目标和路径提供理论依据。

下文结构如下：第二部分，通过金融网络模型的形成，并以银行为例，描述了一个典型以资产负债表为基础的金融网络；第三部分和第四部分主要针对风险的传染方式和传播渠道，总结违约和流动性两种金融风险的传染方式和传播渠道。第五部分主要归纳真实金融系统的复杂网络特征，从不同维度对网络的结构特征进行考察，并总结这些特征对金融稳定性的影响。第六部分针对金融网络的形成机制，探讨网络形成机制和最优网络结构，这本质上是对上一部分模型的动态化拓展(最优结构的本质也是探讨金融稳定性的最大化，但遗憾的是这一问题的探讨目前仅处于初级阶段，尚未达成一致的结论)。第七部分为总结及评论。

二、金融网络及风险传染

传统的数学与计量分析等研究方法，较难刻画银行间双边风险敞口传导风险的动态过程，而金融网络建模方法则很好地弥补了传统研究方法的这一局限性(黄聪和贾彦东, 2010)。本文首先以银行为例，来说明金融网络的构建以及风险的传染过程。银行是最典型的金融中介，其吸收

存款、发放贷款、赚取净息差，其资产负债表的构成，直接影响了银行的利润和风险（见表1）。

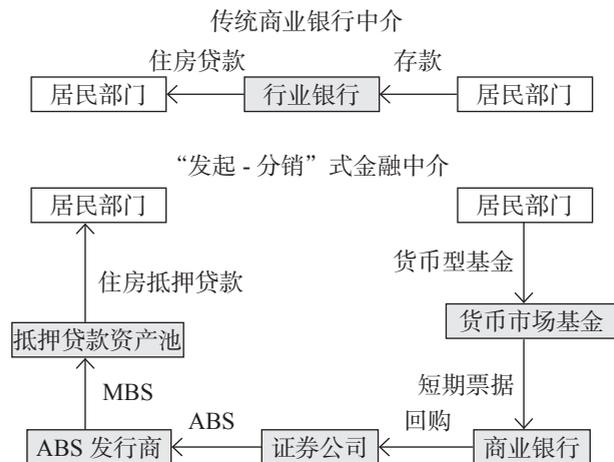
表 1：银行 i 的资产负债表

资产	负债
外部资产 C_i	外部负债 b_i
银行间资产 $\sum_j \bar{p}_{ij}$	银行间负债 $\sum_j \bar{p}_{ij}$
	净资产 w_i

银行 i 有两种类型的资产：外部资产和银行间资产。其中外部资产 C_i 指的是银行 i 持有非金融部门的债务，如按揭抵押贷款和企业贷款等；银行间资产指银行对其他银行的债权，包括银行间的同业贷款以及各类金融衍生品上的债务关系。 \bar{p}_{ij} 表示了银行 j 对银行 i 的负债。银行负债也包括对非银行部门的外部负债 b_i （如居民存款）和银行间负债。资产高于负债的部分是银行的净资产 w_i 。

当我们将银行部门作为一个整体来研究时，银行间资产与负债会相互轧差，最终只剩下对外资产与对外负债，即银行作为金融中介从实体经济中吸收存款并转化成为对实体经济的贷款。但对单个银行而言，其面对的不仅仅有实体经济部门，还包括其他的银行。这些银行之间通过各自的资产负债表关联在一起，形成一个资产负债表网络。假设有 n 个银行，这个网络可用一个 $n \times n$ 的债务矩阵 $\bar{P} = [\bar{p}_{ij}]$ 来表示。同时，每个银行的外部资产和外部负债信息都可包含在另外两个 n 维列向量（ C_i 和 b_i ）中。

自上世纪 70 年代以来，随着金融自由化的推进，众多国家金融部门的结构发生了显著的转型，从过去传统的银行中介模式转型为“发起—分销（originate-and-distribute）”模式，整个金融中介更像一个黑箱（Philippon, 2016）。



资料来源：Adrian 和 Shin（2011）。

图 1：传统银行中介与“发起 - 分销”式金融中介比较

如图1所示, 同样是将居民部门获得一笔住房抵押贷款融资, 在传统银行中介模式中, 商业银行作为中介直接将存款转变为贷款; 而在现代“发起—分销”模式中, 这一过程被拉长, 中间可能经历了货币基金、银行、券商、ABS发行商、MBS资产池等几个金融中介, 才最终将居民的储蓄变为住房抵押贷款。这使得资产负债表关联下的金融网络变得更为复杂, 但分析方法与传统银行中介模式下的资产负债表是一致的。

此外, 还有一大类文献将研究对象设定为“宏观金融网络”。其本质是基于资产负债表的跨部门网络模型, 从金融部门内部的网络结构拓展到既包括金融部门也包括了非金融部门的宏观网络。宏观经济各部门之间的联系, 尤其是金融部门与实体经济之间的联系, 向来是经济参与者和政策制定者所需要考虑的重要问题。随着宏观经济与金融体系的发展, 各部门间的联系在加深。这有利于加强金融深化, 促进金融服务实体经济, 在正常时期也可起到分散风险的作用。但这些联系也是各类金融风险在部门间传染的主要途径, 更容易将局部风险放大成为系统性金融危机。从1930年代的大萧条到2008年雷曼危机后全球实体经济所受到的冲击, 再到2010年之后的欧债危机, 无不体现出宏观经济各部门间的风险传染。通过部门间资产负债关系所建立的联系, 金融风险很容易从金融部门传导至实体经济, 引起经济衰退与失业上升, 并最终上升为系统性危机。其中一类文献将宏观经济及产业结构等因素当作外生控制变量(Kapadia等, 2012; Schwaab等, 2010); 另一些文献则加入了某些部门的债务, 如Kalbaska和Gatkowskib(2012)将政府债务加入到金融网络模型中。最为彻底的宏观金融网络是Castren和Kavonius(2009)将宏观经济分为居民、非金融企业、银行、保险、其他金融机构、政府、国外等几大部门, 并依据各部门资产负债表数据构建了描述部门自身风险的指标以及风险在部门间传染的模型。Castren和Kavonius(2009)首先将最后这一类宏观网络模型应用到对欧元区的分析中, 之后这一方法也在逐渐发展完善, 并被尝试将其应用于各类政策的模拟分析(Castren和Rancan, 2014; Stolbova等, 2018)。国内学者也曾仿效这一方法讨论我国的宏观金融风险(宫晓琳, 2012; 苟文君等, 2016)。这类宏观金融网络模型虽然出发点也是讨论金融风险, 但本质是同时考虑了金融部门与非金融部门的宏观整体。本文所说的金融网络, 仅局限于金融部门内部, 故不再对上述拓展的理论进行探讨。

三、违约的系统性风险

从上述典型的银行资产负债表所示的银行资产负债表网络结构中, 可以考察两种类型的金融风险: 违约风险和流动性风险。本章首先考察违约风险。

违约风险产生于由银行持有资产下降而引起的资不抵债。外部资产 C_i 可能为对某个实体经济部门的贷款, 也可能为持有的某种债券。无论是这部分贷款成为不良贷款, 还是债券遭遇违

约,抑或是其他任何原因导致的资产贬值,都会使银行*i*的资产方出现缩水。这部分缩水首先会被其净资产 w_i 所吸收;但如果 w_i 也降为0,则银行*i*也会开始对其负债出现违约。这既包括其普通存款 b_i ,也包括对其他银行的负债 \bar{p}_{ij} 。如果*i*对*j*的违约达到一定程度,*j*也会发生资不抵债的情况,从而对其负债形成违约。这一违约链条持续传染下去,只要原始冲击足够大,就有可能通过 \bar{p}_{ij} 再次传染回到银行*i*,从而放大原始冲击,形成系统性违约风险。2008年次贷危机时,美国众多金融机构都持有保险公司AIG所发行的CDS资产,由于次级债接连出现违约,AIG无法对其发行的CDS进行赔偿支付,使得众多金融机构出现资不抵债的预期。美联储和财政部不得不对其进行救助。这可以类比到我国银行对僵尸企业不良贷款的分析:一旦僵尸企业出现支付困难的冲击过大,金融机构间极有可能出现系统性违约风险。需要说明的是,银行所持有的资产价值下降,并不一定由事实上的违约所引发,某些时候一些信任上的危机以及在审慎原则下的记账方式,也会降低银行的资产规模。

用模型来分析。对于银行*i*,其资产为 $c_i + \sum_{j \neq i} \bar{p}_{ji}$,负债为 $\bar{p}_i = b_i + \sum_{j \neq i} \bar{p}_{ij}$,净资产为 $w_i = c_i + \sum_{j \neq i} \bar{p}_{ji} - \bar{p}_i$ 。假设最初每个银行的净资产都为正数,此时出现一个外部负向冲击 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$,其中 $0 \leq x_i \leq c_i, 1 \leq i \leq n$,则银行*i*在刚遭受冲击时的净资产为:

$$w_i(x) = c_i - x_i + \sum_{j \neq i} \bar{p}_{ji} - \bar{p}_i \quad (1)$$

如果 $w_i(x)$ 为负,银行*i*会对其债务违约。Eisenberg和Noe(2001)假设银行*i*按照等比例的原则进行债务违约,并根据Tarski(1955)的不动点定理证明了最终稳态解的存在性,即整个银行体系经多轮传染调整最终会回复到一个新的稳态均衡,最终损失大于原始冲击。基于这一分析范式,后面的文献至少在两个方面做出了扩展。

第一,加入违约成本。违约清算过程既耗时又耗财,发生违约会额外产生出一部分成本,并通过金融网络进一步扩大。Bennett和Unal(2014)对25家美国银行破产清算时的成本进行了测算,认为成本的中位数为银行账面资产的5.7%。Rogers和Veraart(2013)通过引入一个不连续的恢复函数,在Eisenberg-Noe框架中加入了破产成本。这个恢复函数可表示为:当 $0 \leq \alpha < \bar{p}$ 时, $r(\alpha, \bar{p}) = \theta \alpha$;当 $\alpha \geq \bar{p}$ 时, $r(\alpha, \bar{p}) = \bar{p}$ 。这里 α 为银行遭受冲击后的剩余资产, \bar{p} 为前面所定义的银行在违约前的名义债务, $\theta < 1$ 为恢复系数,即在发生违约清算时,银行真正能对债务支付的金额仅为其实际资产的一部分。上述研究证明,在银行接近违约的边界处,其可偿还的资产会出现不连续的下降,因此某个银行一旦陷入破产危机,其他银行有足够动机对其施行救助。Glasserman和Young(2015)将这一模型改造为线性,假设恢复函数的形式为 $r(\alpha, \bar{p}) = \alpha - \gamma(\bar{p} - \alpha)$ 。这里 $\gamma > 0$,表示违约发生时违约成本相对于违约规模的比例。由该模型可推导出区分两个区置之间的关键性门槛: $(1 + \gamma)\beta^+$ 。假设 β_i 被定义为金融连接性系数,即银行*i*持有的银行间资产占全部资产的比例;而 β^+ 全部是银行 β_i 的最大值。当门槛 $(1 + \gamma)\beta^+ < 1$ 时,即银行间资产占比相对较小时,外部违约的冲击会被整个金融体系稀释掉,

不会发生系统性风险；而当这一门槛大于1时，初始的违约冲击会成倍放大，进而发生严重的系统性损失。

第二，放宽等比例违约的假设。在现实中，银行并不会对全部债务等比例违约，其更有可能对其他银行加大违约比例而减少对储蓄者的违约，不同的索赔具有不同的优先权。如果银行的一部分资产是对其他银行的股权投资，这部分资产更要等到被投资银行全部债权资产清偿完毕后再实现剩余索取权。Elsinger等（2006）和Gourieroux等（2014）通过扩展Eisenberg-Noe框架，分析了破产银行具有资产优先分配权时如何影响违约的扩散。在放宽了等比例违约的假设后，稳态均衡解依然存在，且可能不止一个。

银行间除了通过资产负债关联建立联系外，一些共同资产暴露也会造成类似的影响。某一家银行受到非系统性冲击后可能会抛售其持有的资产，从而导致资产价格下跌。而这部分资产如果同时也被其他银行所持有，则这些银行也同样会受到损失。这些银行之间虽然没有建立资产负债关联，但某些共同持有的资产为其建立了关联性。Caccioli等（2014）为这种共同风险暴露的传染建立了一个分支过程（branching process）模型。该模型令银行在面对资产冲击时调整其最优资产组合，使风险传染效应内生，并由此分析出杠杆率程度对系统性风险的重要影响。在低杠杆环境下，银行持有类似的分散化资产会使金融体系更稳定；但在高杠杆环境下，将全部银行划分为两组，如果组内的银行有共同资产暴露，但两组间的银行不持有共同资产，则分散化投资由于增加了对共同持有资产的暴露，反而会导致金融体系更不稳定。Acharya（2009），Allen等（2012），Battiston等（2012a），Cabral等（2017），Ibragimov等（2011）和Wagner（2011）等，也对这类问题进行了分析。

近几年来，国内不少学者基于银行资产负债表分析了我国银行间市场的风险传染。马君潞等（2007）利用2003年我国银行资产负债表数据，估算了我国银行系统双边传染风险，指出中国银行的稳定与否是银行间风险传染渠道能否引发整个银行体系崩溃的关键。李守伟等（2010）引入了传染病模型，并基于2008年银行年报数据，构建有向网络来研究我国同业拆借市场的稳定性，并指出银行网络对随机性冲击具有较高的稳定性，而对选择性冲击稳定性较低。方意和郑子文（2016）基于持有共同资产的网络模型对系统风险在银行间的传染路径进行了分析，认为风险一般都产生于遭受外生冲击较大且具有高度敏感性的系统重要性银行，并向与这些银行持有类似资产结构的银行传染。中国金融稳定报告（2016）选取了我国31家大中型银行之间2015年年末的同业资产负债数据，通过构造金融网络模型，测算同业双边风险敞口，并动态模拟了银行间传染性风险的传导路径和影响。

四、流动性冲击的系统性风险

流动性风险是银行系统性风险的另一种表现形式。银行主要依靠于资产负债表的期限错配来获得净息差，即在负债方倾向于汇集短期存款，而在资产方倾向于投资于长期贷款。即外部负债 b_i 偏向于短期，而外部资产 c_i 偏向于长期。此时，一旦有某些储蓄者意外收回存款，银行 i 只能降低其银行间资产 \bar{p}_{ij} ，而受到影响的银行 j 同样也会收回其银行间资产。这种银行间流动性的收缩，会再次通过 \bar{p}_{ij} 传导回银行 i ，放大原始冲击。银行之间通过资产负债表的资产方和

负债方形成各种不同的连接,表现出高度的相互依赖。这种错综复杂的联系可以很自然地用网络关系来刻画。流动性冲击对于金融网络的影响以及表现出的脆弱性和稳定性,目前的研究还尚存分歧。

Allen和Gale(2000)构建了一个银行网络间的流动性冲击模型,用以分析不同网络形态下系统性金融风险的大小。其模型假设:(1)有三个时间点: $[t_0, t_1, t_2]$ 。(2)在 t_0 时,存款人将其款项存入银行;在 t_1 时,一部分存款人遇到流动性冲击,并要求提取存款;在 t_2 时,银行将剩余存款支付给其他存款人。(3)银行资产分为高流动性和低流动性。如果存款人持有到 t_2 ,低流动性资产会获得更高的回报;但如果在 t_1 清算,则回报较低。一般情况下,银行的短期资产足以满足在 t_1 时存款人的提前取款需求。剩下的“有耐心的”存款人等待到 t_2 时,获得更高的回报。而对于较大的流动性冲击,一家银行只能被迫提前清算长期资产。Allen和Gale(2000)认为,银行网络既有助于缓解不同银行所面对的流动性冲击,也可能会损害金融稳定性。

Freixas等(2000)从另一个思路构建了流动性冲击模型。其假设外部存款者并不会收回流动性,而只可能将存款从一个银行转移到其他银行。转移存款的行为对某些银行同样构成了流动性冲击。在这一假设下,充分分散的网络相对于环形网络则具有更大的金融脆弱性。流动性冲击还可能引发道德风险:当一家银行通过银行间资产增加了风险暴露后,其会有动力进行更为激进的投资。Brusco和Castiglionesi(2007)将道德风险纳入Allen和Gale(2000)模型来研究金融传染。其认为,银行因有限责任保护等道德风险而对风险资产进行投资,一家银行的投资状况一旦出现问题,会溢出到其他银行。在其模型框架下,充分分散的网络更不稳定。

以上几篇文献的共同特点,是将银行和外部存款人的行为内生化的。这限制了网络模型的复杂度,因而只能用于分析有限的几种简单网络结构。而Gai等(2011)则放宽了对网络结构的假设,考虑了更加一般的网络和更多样的银行资产负债表。为了适应这种一般性,其分析依赖于银行行为的简单规则和对限定模型下的数值模拟分析。其检验了多种类型的冲击,并将这些冲击应用于随机生成的网络中来评估其影响。该研究将流动性冲击的最终影响分解为危机爆发的概率和危机爆发后的严重性。其研究结果认为,当一个冲击使得10%的银行需要提取其同业资产时便可认定为出现了流动性危机;而严重性则被定义为到达这个门槛后全部受到影响的银行数量比例。实验考虑了多种情况,特别侧重于研究增加银行间连通性所带来的影响。结果发现,随着网络连通性的上升,危机爆发的概率先增加后下降;而危机发生后的严重性,会随着连通性的上升而上升。国内学者童牧和何奕(2012)基于我国支付结算数据,仿真分析了央行的流动性救助策略对风险传染的影响。

五、金融网络结构特征与稳定性

除了对以上两类金融风险在网络间传染效应的研究外,另一大类文献将重点放在了对网络结构自身的研究上。真实世界中,银行资产负债表相互连接的方式是极其多样的,不仅仅只有环形、充分连接等这几种最为简单的金融网络结构。多样的网络结构可以从随机分布的角度来考察。

（一）金融系统的网络结构特征

仍以 \bar{p}_{ij} 表示银行间的资产负债关系，由此可构造出 $n \times n$ 的负债关联矩阵 \bar{p} 。可将这个债务关联矩阵简化成为简单关联矩阵 B 。矩阵 B 中的每个元素 b_{ij} 取值为0或1：1表示银行 i 对银行 j 会产生传染，0表示 i 对 j 无影响。据此，可从以下几个方面分析网络结构特征。

1. 度分布

度分布是用宏观统计形式描述整体网络结构特征的重要变量。度分布指网络中所有节点的度的概率分布。

在许多网络中，人们经常发现度分布呈现幂律形式（一种具有帕累托式尾部的分布）。Boss等（2004）在奥地利同业拆借网络中，Cont等（2013）在巴西银行间网络中，Martinez等（2014）在墨西哥银行系统中，Inaoka等（2004）和Soramaki等（2007）分别在日本和美国的支付系统中，都发现了幂律分布。Fricke和Lux（2015）分析了欧洲隔夜同业拆借数据，发现拟合幂律分布的参数并不稳定，会随时间而变化，因而认为指数分布具有更好的拟合效果。

大多数国家的研究结果，都体现出以下两点共同特征：一是银行间网络的度分布存在高度偏态，即大多数银行连接很少，少数银行有很多连接。二是在出度和入度之间存在很大的不对称性：当一个银行的连通程度很高时，通常是因为它从许多银行借了钱，而不是因为它借钱给许多银行（Puhr等，2012）。Blasques等（2015）认为，是信用风险的不确定性和同业监管成本，导致了上述两项特征。

2. 核心-外围结构

由于在度分布模型中银行间网络表现出较大的偏态分布，一些文献采用核心-外围结构来描述这一特征，即一小部分银行彼此高度互联，处于网络的核心，而其他银行连接较少，处在网络的外围。

Craig和von Peter（2014）将此结构定义为：每个核心银行都借款给其他核心银行，而外围银行不相互借贷，同时每个核心银行至少与一家外围银行有借贷关系。该研究从这个理想的核心-外围结构推出了一个测度距离的方法，并通过以此对1802家德国银行的分析，确定了45家核心银行。而这些银行也的确都是提供批发融资业务的大银行。

van Lelyveld（2014）将Craig和von Peter（2014）的方法应用于荷兰银行体系，将10%—20%的银行识别为核心银行。他们还发现，核心银行的平均资本充足率仅占外围银行平均资本充足率的1/3至1/2。这意味着系统重要性银行具有更高的杠杆性。Anand等（2015）估计了25个市场的核心-外围结构，并研究了如何通过部分信息来重构银行间网络。

3. 中心性

中心性旨在确定节点在网络中的重要性。社会网络文献已经提出了很多度量指标：度、介数中心性、接近中心性、信息中心性、Bonacich特征向量中心性（Bonacich，1972）等。区别于介数中心性、接近中心性等由最短路径来度量的方法，Bonacich特征向量中心性以节点邻居的中心性来衡量，而信息中心性则由从图中移除某个点及连接它的边后，引起该图效率的相对衰退来定义。

节点 j 的Bonacich特征向量中心性 v_j 的定义为：

$$\lambda v_j = \sum_{i=1}^N v_i B_{ij} \quad (2)$$

其中 B 是网络的连接矩阵,并且 λ 是 B 的一个特征值。如果一个节点与高中心性的节点之间存在连接,那么这个节点的中心性也很高。在有向网络中,节点 j 的中心性依赖于与其连接并指向 j 的节点的中心性。

中心性测度也可以通过负债关联矩阵 \bar{p} 来定义。在有向网络中可分为左特征向量和右特征向量中心性:

$$\lambda v_j = \sum_{i=1}^N v_i \bar{p}_{ij}, \quad \lambda u_j = \sum_{i=1}^N \bar{p}_{ij} u_i \quad (3)$$

如果节点提供资金给其他高中心性的节点,左特征向量将赋予这个节点较高的中心性,也可以解释为贷款中心性;反之,如果节点从其他高中心性的节点借款,右特征向量将赋予这个节点更高的中心性,也可以解释为借款中心性。一个具有高借款中心性的节点一旦破产,将导致大量债务违约,并可能引起连锁违约;相比之下,贷款中心度较高的节点如果破产可能会导致因资金撤出而对其他节点产生流动性冲击(Glasserman和Young, 2016)。贾彦东(2011)也基于网络结构对风险扩散的影响机制,探讨了金融机构中心性的度量方法。

4. 多层网络

以上文献都是基于负债关联或其他信息所构建出的某个特定的关联矩阵。但现实中,表达银行间联系的信息可能并不唯一。这就需要在银行间构建多层网络结构。多层网络由一系列层组成。每个节点都是一个银行,每个层都是代表一种关系类型的网络。

Langfield等(2014)基于英国银行数据构建了两层网络:第一层基于银行间的风险敞口,表示银行对手方的信用风险;另一层基于银行间融资,表示银行对其他银行的资产和负债。研究发现,这两个网络具有不同的结构特征,信用风险和流动性风险通过不同的网络结构在银行系统中传播,进而影响金融稳定性。Aldasoro和Alves(2018)也将欧洲大型银行之间的风险敞口数据根据业务模式和完整性分解为多个层级,发现不同层级之间的网络结构具有较高的相似性,也都具有核心-外围结构。

(二) 网络结构特征对金融体系稳定性的影响

不同的网络结构对应着不同的体系稳定性。金融危机发生后,大量研究对网络结构与金融稳定性的关系进行了分析。这类文献主要分为三类。

第一,讨论网络结构与风险传染性。Puh等(2012)发现,Katz中心性(与特征向量中心性相似,应用于具有大量节点,较长路径的网络)是衡量系统性风险的有用指标。其分析了奥地利银行系统的数据,并用中心性方法模拟银行的违约行为。作者区分了传染性和脆弱性:传染性表示将波动对外传输,脆弱性表示从外面接收波动性。他们发现,传染性随着中心性的增加而增加,但脆弱性取决于其他几种网络特征,包括聚类系数等。Montagna和Kok(2016)开

发了一个代理人模型，目的是基于欧元区银行的数据集分析不同银行业务产生的风险。考虑到长期和短期的双边风险敞口以及对于外部金融资产的共同风险敞口，银行间市场被表示为一个多层网络。作者发现，专注于单一层的银行间市场可能会低估传染的可能性：在某些银行在不同层中具有关联的情况下，各层之间的相互作用可能会增加传染性风险。Craig等（2014）将银行的特征向量中心性作为解释变量，对德国银行的风险进行了回归，发现中心性越高的银行违约概率越低。鲍勤和孙艳霞（2014）基于不同的银行间市场网络结构假设，使用最大熵方法估计了银行间资产负债关系，研究了我国单个银行破产引发的金融风险的传染概率和影响程度，指出银行间资产和负债占比的提高，会扩大金融风险传染的影响。

第二，讨论中心性银行的特征。Bargigli等（2014）利用意大利银行监管报告数据，按照双边风险暴露的期限以及有无担保的性质，建立了银行间多层网络模型。研究发现，整个银行间市场的拓扑结构与隔夜市场密切相关，层级随着时间的推移具有不同的拓扑性质。一般来说，一个层中连接的存在并不能很好地预测其他层中相同连接的存在。在对墨西哥银行系统的研究中，Martinez-Jaramillo等（2012）将许多不同的中心性度量用主成分分析方法结合，并将支付系统与银行负债网络进行了对比，发现银行的中心地位并不取决于规模。Bech和Atalay（2010）在研究美国联邦基金市场时发现，中心性对银行间贷款利率具有较强的解释作用。Gabrieli（2011）使用欧洲数据进行了类似的分析。Battiston等（2012b）使用修改后的中心性度量方法，对美联储在2008—2010年期间提供的紧急贷款数据进行了研究，发现中心性与金融稳定性具有联系。范小云等（2012）的研究也发现，诱发系统性风险的主要原因是银行间的关联程度，而并非规模，且关联程度更大的银行违约造成的损失也更大。

第三，讨论相应的应对政策。Alter等（2014）提出，使用银行的中心性来确定其资本充足率要求。他们通过对德国银行间信贷数据的网络模拟发现，基于有向连接矩阵的向量中心性在最小化破产损失时最为有效。但这种为不同银行确定不同资本充足率要求的监管政策在实践中会遇到挑战，因为每个银行的资本充足率要求都会受到其他银行行为的影响。胡志浩和李晓花（2017）采用传播动力模型及大额支付数据构造了我国的金融网络，并通过模拟讨论了面临危机时不同救助策略的政策效果。

总体而言，历史上发生金融危机的次数有限，且银行间资产负债数据一般都是保密的，从而使得网络结构与金融稳定性关系的实证研究结果也极其有限。

六、金融网络结构的演进与最优网络

关于金融网络研究的另一大分支，是考察不同网络结构的动态演进过程以及最优网络结构的判定。

（一）金融网络的形成路径

关于金融网络形成的研究有三个分支。第一个分支是借鉴复杂网络中的网络增长模型：一种是新节点根据随机生成模型与已有节点形成连接（Anand等，2012），另一种是新节点根据

已有节点的特征选择优先连接 (Lenzu和Tedeschi, 2012)。优先连接可以形成无标度网络, 具有幂律分布特征。

第二个分支是战略网络形成理论 (Strategic network formation): 银行在评估与另一家银行建立连接的成本和收益后作出决策 (Blume等, 2013)。银行使用全局博弈来进行滚动决策, 债权银行在收到关于借款银行的偿付能力或履行情况后, 策略性地决定是否继续滚动放贷 (Allen等, 2012; Figue和Page, 2013)。战略网络形成有两个核心要素: 一是需要对各种网络连接所产生的成本和收益进行明确分析; 二是预测个体动机如何转化为网络连接。

与战略网络形成密切相关的是网络形成博弈理论 (Network formation games)。Castiglionesi和Navarro (2010) 利用网络形成博弈的方法使金融网络内生, 认为网络连接的形成为有利于银行获得流动性, 但也提高了银行的冒险行为: 这些参与到网络中的银行会增加对存款的冒险投资。Babus (2016) 也利用网络形成博弈研究银行网络的形成, 指出银行相互之间连接是出于降低风险传染的目的, 且博弈均衡时所形成的网络内传染概率几乎为零。Figue和Page (2013) 以网络形成博弈对银行的滚动决策进行建模。该模型假设借款银行有一个共同的关于偿付能力的先验分布; 而每个贷款银行都会收到其特定借款银行的私人信号, 并利用这些信息更新其信念, 决定是否滚动放贷。肖欣荣等 (2012) 及肖欣荣和刘健 (2015) 讨论了社交网络的兴起对投资者行为的影响, 及该影响向资产价格的传导。

第三个分支是银行被假设为理性代理人的内生网络形成理论 (Endogenous network formation)。相关研究主要有两种方法: 一是银行通过优化异质的资产负债表来选择银行间资产和负债的数量 (Bluhm等, 2014; Aldasoro等, 2017); 二是在固定银行间资产和负债的数量条件下选择其交易对手 (Georg, 2013; Halaj和Kok, 2013)。

银行首先可以优化资产负债表规模和结构来最大化收益。Bluhm等 (2014) 将甩卖引入内生网络形成模型, 构建了一个具有风险中性、异质性的动态网络。银行间连接由银行最优决策的相互作用而产生。银行持有不同的权益资本, 并且在非流动资产的回报率方面存在差异。回报率的差异导致银行资产和剩余负债最优投资组合的异质性, 从而导致银行借贷需求过剩或供给过剩, 银行间的连接由借贷决策所决定。Aldasoro等 (2017) 将该模型扩展到因风险厌恶银行的流动性囤积而引发的直接和间接传染模型之中, 其网络结构能够反映真实银行间网络的一些关键特征, 如核心-外围结构和低聚类系数等。隋聪等 (2017) 的研究也发现, 连接的异质性会导致网络自发形成群落结构, 且银行更倾向于在群落内部形成资产负债关系, 风险也相应被屏蔽在群落之内。

银行最优决策的另一维度是选择交易对手。Halaj和Kok (2013) 基于80家大型欧洲银行的资产负债表, 建立了内生网络形成模型, 检验了银行网络结构的敏感性、网络结构参数及监管环境变化所引发的潜在传染风险。Georg (2013) 分析了不同网络结构下的金融体系稳定性。作者假定家庭的存款和风险投资的回报率都是随机的, 在银行选择最优投资组合的目标下, 这种随机的回报会引发银行资金的流动性出现波动, 导致银行同业拆借网络处于动态过程。

（二）最优金融网络

对于最优的金融网络结构，目前的研究还存在较大争议。Allen和Gale（2000）认为，充分分散的网络能更好地抵抗外部冲击：由于一家银行的损失可以通过网络转嫁到其他银行，充分分散的网络对外部冲击更富弹性。相比之下，在一个环形网络中，如果初始冲击使得一家银行破产，该银行负债的价值损失可能会将与其相连的银行推向违约。如果冲击足够大，将导致沿着网络环路出现违约的传递。持有相同观点的还有Krause和Giansante（2012）。

反对的观点认为，充分分散的网络更容易加剧系统性风险。Degryse和Nguyen（2007）通过研究比利时银行系统1993—2002年网络结构的变动发现，网络结构从早期的近似完全连接到当前的以多家银行为货币中心的结构转变，降低了风险传染发生的可能性和影响程度。Viver-Lirimont（2006）认为，网络连通性越高，被传染的银行数量就越多，并且传染发生的速度越快。这表明，“不要把鸡蛋放进同一个篮子里”的分散化投资行为，表面上看可降低单个银行的风险，但却会通过增加银行间的关联度而提高风险的传染性。因而，从金融网络视角来看，分散化投资并非一定会降低银行的风险。Brusco和Castiglionesi（2007）的研究也得出类似的结论。

第三种观点认为，网络结构与风险传染并非单调线性关系。Nier等（2007）用随机生成网络的方式进行了模拟，并假设网络连接的概率为定值。研究发现，增加连接的概率会对违约总数产生一个非单调（实际上是M形）的影响。增加连接性，在低连通的网络上增强了冲击传播，而在高连通性的网络上则存在缓冲效果。Gai和Kapadia（2010）和Haldane和May（2011）也得出了类似的结论。Georg（2013）将Nier等（2007）的结果推广到动态情形，认为在随机图中互连程度和金融稳定性之间的关系是非单调的。核心-外围网络在危机时期比纯粹的随机网络更稳定；然而在稳定时期，不同的网络结构对金融稳定性没有太大影响。Acemoglu等（2015）系统地分析了金融网络结构与系统性风险之间的关系，认为当负面冲击的强度和次数较小时，充分分散网络最稳定，而环形网络最不稳定；而当负面冲击超过了某一个阈值后，则充分分散网络比不完全网络更不稳定，也更易加剧系统性风险。Elliott等（2014）则考虑了金融网络的另外两个维度，即一体化（Integration）和多样化（Diversification），并认为二者对传染的程度和范围有不同的、非线性的影响。马钱挺等（2018）等也认为，随着网络节点的扩大，金融系统性风险也会增大；但节点的异质性又可以增强系统的稳定性。

总之，对最优网络结构认识的不统一主要源自对网络结构设定的不同。网络结构的特征既包括连接的特征，也包括节点的特征。对于连接，不仅要看网络连通性，还要看连接的权重，即每条边所代表的银行间资产和负债在整个银行网络中的权重（孙艳霞，2015）。对于节点，银行的规模会影响风险传染，大银行破产与小银行破产所引发的风险传染程度完全不同（Krause和Giansante，2012）。巴塞尔银行监管委员会对全球系统性重要银行（可认为是核心-外围结构中的核心银行）规定了更为严格的风险敞口限制（Basel Committee，2014）。对最优金融网络结构的探讨，不能简单地预先假定一种网络结构，而应结合金融现实设定合理的银行

间交易行为规则,从而内生出最优的网络结构。巴曙松等(2013)也以综述的形式总结了最优金融网络的结构特征及网络结构在金融传染中所起的作用,具有重要的参考价值。

七、评论性结论

2008年雷曼兄弟的破产导致了整个金融体系的系统性危机,并表明,单个金融机构不再是孤立的存在,而是金融网络体系的一部分。单个金融机构的行为会对网络内其他金融机构产生重要影响,网络连接既可以通过风险共享来促进金融稳定,也可成为金融风险扩散的渠道。本文分别从金融风险传染机制、金融网络结构特征、金融网络形成和最优结构等几方面综述了国外金融网络结构研究的最新进展。总体看来,关于金融网络结构的研究仍处于初级阶段,在理论和实证研究上都需进一步深入。预期的理论发展可能会体现在三个方面。

第一,对金融风险传染机制的研究。当前研究主要集中于银行间风险敞口、流动性冲击、共同的风险暴露和信息传染的理论研究,而实证研究层面因数据的缺乏并没有取得令人信服的结论。金融危机的过往经历表明,危机的爆发并非一种传染方式,而是几种传染方式共同作用的结果。美国金融危机调查委员会就危机期间对AIG的救助总结道:“如果没有救助,AIG的违约和崩溃可能会导致对手方资产质量的下降,造成整个金融体系的连带损失和崩溃”。报告还明确指出,美联储和财政部对AIG的债务网络尚无清晰认识。雷曼破产的结果也说明了传播的多种途径:储备基金的直接损失,对其他货币市场基金造成恐惧的“信息传染”,导致债权人的资金挤兑以及资产甩卖。网络不透明度提高了雷曼兄弟破产的不确定性。“无法知道谁应该欠多少钱,何时需要付款。而这些信息对于分析雷曼兄弟破产对衍生品交易对手和金融市场的可能影响至关重要”(Financial Crisis Inquiry Commission, 2011)。因此我们还需要进行更多的实证研究,来了解这些传染机制的相互作用,并估计它们的影响大小。

第二,对系统性金融风险的度量。简单地计算银行倒闭的数量显然是不够的。当前的研究框架提出了衡量这种冲击引发损失的几种方法:(1)银行权益的总损失,它是银行扩大信贷能力的重要指标(Cont等,2013);(2)对非金融部门造成的总损失,即金融部门对家庭和非金融企业的支付总额缺口;(3)所有非金融资产的损失,Glasserman和Young(2016)将其称之为价值的系统性损失(Systemic loss in value)。但这些衡量方式仍或多或少存在微观加总悖论。Frecaut(2004)曾对1990年代末印尼金融危机时500亿美元的银行违约贷款损失进行了拆解和溯源,并认为最终银行的损失应为330亿美元,多余的部分来自加总时的重复计算。当前一些研究试图量化系统性风险事件的影响,但在理论和实证方面仍需进一步深入。

第三,资产负债表信息的完善。当前全球各国金融机构间的资产负债表并非公开信息,这是现实研究的最大障碍。金融危机后,金融网络信息对金融稳定性的影响已日益受到学者和监管机构的重视。随着数据科学和信息采集技术的发展,金融网络信息会更加充分,从而为更精确的实证研究带来便利。未来的监管当局可能会建立反映银行体系全视角、全口径的资产债务关系的“超级资产负债表”(易会满,2017),用来监督金融风险,从根本上加强金融稳定性。

参考文献

1. 巴曙松、左伟和朱元倩, 金融网络及传染对金融稳定的影响, 财经问题研究, 2013 年 2 期, 3-11。
2. 鲍勤和孙艳霞, 网络视角下的金融结构与金融风险传染, 系统工程理论与实践, 2014 年第 9 期, 2202-2211。
3. 崔宇清, 金融高杠杆业务模式、潜在风险与去杠杆路径研究, 金融监管研究, 2017 年第 7 期, 52-65。
4. 范小云、王道平和刘澜飏, 规模、关联性与中国系统重要性银行的衡量, 金融研究, 2012 年第 11 期, 16-30。
5. 方意和郑子文, 系统性风险在银行间的传染路径研究——基于持有共同资产网络模型, 国际金融研究, 2016 年第 6 期, 61-72。
6. 宫晓琳, 未定权益分析方法与中国宏观金融风险的测度分析, 经济研究, 2012 年第 3 期, 76-87。
7. 苟文均、袁鹰和漆鑫, 2016, 债务杠杆与系统性风险传染机制——基于 CCA 模型的分析, 金融研究, 2016 年第 3 期, 74-91。
8. 胡志浩和李晓花, 复杂金融网络中的风险传染与救助策略——基于中国金融无标度网络上的 SIRS 模型, 财贸经济, 2017 年第 38 期, 101-114。
9. 黄聪和贾彦东, 金融网络视角下的宏观审慎管理——基于银行间支付结算数据的实证分析, 金融研究, 2010 年第 4 期, 1-14。
10. 贾彦东, 金融机构的系统重要性分析——金融网络中的系统风险衡量与成本分担, 金融研究, 2011 年第 10 期, 17-33。
11. 李守伟、何建敏、庄亚明和施亚明, 银行同业拆借市场的网络模型构建及稳定性, 系统工程, 2010 年第 5 期, 20-24。
12. 马君潞、范小云和曹元涛, 中国银行间市场双边传染的风险估测及其系统性特征分析, 经济研究, 2007 年第 1 期, 68-78。
13. 马钱挺、何建敏、李守伟和隋新, 基于内生网络的银行系统性风险研究, 大连理工大学学报(社会科学版), 2018 年第 2 期, 32-39。
14. 隋聪、王宪峰和王宗尧, 银行间网络连接倾向异质性与风险传染, 国际金融研究, 2017 年第 7 期, 44-53。
15. 孙艳霞, 金融网络理论与应用综述, 金融发展研究, 2015 年第 4 期, 28-34。
16. 童牧和何奕, 复杂金融网络中的系统性风险与流动性救助——基于中国大额支付系统的研究, 金融研究, 2012 年第 9 期, 20-33。
17. 肖欣荣和刘健, 基于网络理论的金融传染与投资者行为研究进展, 经济学动态, 2015 年第 5 期, 139-146。
18. 肖欣荣、刘健和赵海健, 机构投资者行为的传染——基于投资者网络视角, 管理世界, 2012 年第 12 期, 35-45。
19. 易会满, 构建超级资产负债表是风险防控的关键环节, 2017 年中国银行业发展论坛讲话, <http://finance.caixin.com/2017-08-24/101134952.html>。
20. 中国人民银行, 《中国金融稳定报告》, 2016 年。
21. Acemoglu, D., A. Ozdaglar, and A. Tahbaz-Salehi, Systemic Risk and Stability in Financial Networks, *American Economic Review*, 2015, Vol.105, 564-608.

22. Acharya, V., A Theory of Systemic Risk and Design of Prudential Bank Regulation, *Journal of Financial Stability*, 2009, Vol.5, 224-255.
23. Adrian, T. and H.S. Shin, Financial Intermediary Balance Sheet Management, *Annu. Rev. Financ. Econ.*, 2011, 3(1): 289-307.
24. Aldasoro, I. and I. Alves, Multiplex Interbank Network and Systemic Importance: An Application to European Data, *Journal of Financial Stability*, 2018, Vol.35, 17-37.
25. Aldasoro, I., D.D. Gatti, and E. Faia, Bank Networks: Contagion, Systemic Risk and Prudential Policy, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2017, Vol.142, 164-188.
26. Allen, F. and D. Gale, Financial Contagion, *Journal of Political Economy*, 2000, Vol.108, 1-33.
27. Alter, A., B.Craig, and P. Raupach, Centrality-based Capital Allocations and Bailout Funds, *IMF Working Paper*, 2014, No.237.
28. Anand, K., P. Gai, and M. Marsili, Rollover Risk, Network Structure and Systemic Financial Crises, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2012, Vol.36, 1088-1100.
29. Anand, K., B. Craig, and G.V. Peter, Filling in the Blanks: Network Structure and Interbank Contagion, *Quantitative finance*, 2015, Vol.15, 625-636.
30. Babus, A., the Formation of Financial Networks, *the Rand Journal of Economics*, 2016, Vol.47, 239-272.
31. Ballester, L., B. Casu, and A. González-Urteaga, Bank Fragility and Contagion: Evidence from the Bank CDS Market, *Journal of Empirical Finance*, 2016, Vol.38, 394-416.
32. Bargigli, L., G.D. Iasio, L. Infante, F. Lillo, and F.P. Ierobon, The Multiplex Structure of Interbank Networks, *Quantitative Finance*, 2014, Vol.15, 673-691.
33. Castrén, O. and I.K. Kavonius, Balance Sheet Interlinkages and Macro-financial Risk Analysis in the Euro Area, 2009, *ECB Working Paper*, 2009, No.1124.
34. Castrén, O. & M. Rancan, Macro-networks: An Application to Euro Area Financial Accounts, *Journal of Banking & Finance*, 2014, Vol.46, 43-58.
35. Committee, B., Supervisory Framework for Measuring and Controlling Large Exposures, 2014, *BIS Reports*.
36. Battiston, S., D.D. Gatti, M. Gallegati, B. Greenwald, and J.E. Stiglitz, Liaisons Dangereuses: Increasing Connectivity, Risk Sharing, and Systemic Risk, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2012a, Vol.36, 1121-1141.
37. Battiston, S., M. Puliga, R. Kaushik, P. Tasca, and G. Caldarelli, Debtrank: Too Central to Fail? Financial Networks, the Fed and Systemic Risk, *Scientific Reports*, 2012b, Vol.2, 541.
38. Bech, M.L., and E. Atalay, The Topology of the Federal Funds Market, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2010, Vol.389, 5223-5246.
39. Bennett, R.L., and H. Unal, Understanding the Components of Bank Failure Resolution costs, *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 2015, Vol.24, 349-389.
40. Blasques, F., F. Bräuning, and I.V. Lelyveld, A Dynamic Network Model of the Unsecured Interbank Lending Market, *SSRN Working Paper*, 2015, No.460.
41. Bluhm, M., E. Faia, and J. Krahnén, Monetary Policy Implementation in an Interbank Network: Effects on Systemic Risk, *SAFE Working Paper Series*, 2014, No.46.

42. Blume, L., D. Easley, J. Kleinberg, and R. Kleinberg, Network Formation in the Presence of Contagious Risk, *ACM Transactions on Economics and Computation*, 2013, 1(2), 1-10.
43. Bonacich, P., Factoring and Weighting Approaches to Status Scores and Clique Identification, *Journal of Mathematical Sociology*, 1972, Vol.2, 113-120.
44. Boss, M., H. Elsinger, M. Summer, and S. Thurner, Network Topology of the Interbank Market, *Quantitative Finance*, 2004, Vol.4, 677-684.
45. Brusco, S. and F. Castiglionesi, Liquidity Coinsurance, Moral Hazard, and Financial Contagion, *Journal of Finance*, 2007, Vol.62, 2275-2302.
46. Cabrales, A., P. Gottardi, and F. Vega-Redondo, Risk-sharing and Contagion in Networks, *the Review of Financial Studies*, 2017, Vol.30, 3086-3127.
47. Caccioli, F., M. Shrestha, C. Moore, and J.D. Farmer, Stability Analysis of Financial Contagion due to Overlapping Portfolios, *Journal of Banking & Finance*, 2014, Vol.46, 233-245.
48. Castiglionesi, F. and N. Navarro, Optimal Fragile Financial Networks, SSRN Working Paper, 2010, No.1089357.
49. Chan-Lau, J.A., Balance Sheet Network Analysis of Too-connected-to-fail Risk in Global and Domestic Banking Systems, IMF Working Paper, 2010, No.107.
50. Chen, C., G. Iyengar, and C.C. Moallemi, Asset-based Contagion Models for Systemic Risk, Columbia Business School Working Paper, 2014.
51. Cont, R., A. Moussa, and E. Santos, Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems, in *Handbook of Systemic Risk*, 2013, Fouque J.P., and J. Langsam, ed., Cambridge: Cambridge University Press.
52. Craig, B.R., and G. von Peter, Interbank Tiering and Money Center Banks, *Journal of Financial Intermediation*, 2014, Vol.23, 322-347.
53. Craig, B.R., M. Koetter, and U. Krüger, Interbank Lending and Distress: Observables, Unobservables, and Network Structure, Deutsche Bundesbank Discussion Paper, 2014, No.18.
54. Degryse, H., and G. Nguyen, Interbank Exposures: An Empirical Examination of Contagion risk in the Belgian Banking System, *International Journal of Central Banking*, 2007, Vol.3, 123-171.
55. Eisenberg, L., and T.H. Noe, Systemic Risk in Financial Systems, *Management Science*, 2001, Vol.47, 236-249.
56. Elliott, M., B. Golub, and M.O. Jackson, Financial Networks and Contagion, *American Economic Review*, 2014, Vol.104, 3115-3153.
57. Elsinger, H., A. Lehar, and M. Summer, Risk Assessment for Banking Systems, *Management Science*, 2006, Vol.52, 1301-1314.
58. Elyasiani, E., E. Kalotychou, S. K. Staikouras, and G. Zhao, Return and Volatility Spillover among Banks and Insurers: Evidence from Pre-crisis and Crisis Periods, *Journal of Financial Services Research*, 2015, Vol.48, 21-52.
59. Financial Crisis Inquiry Commission, *The Financial Crisis Inquiry Report: Final Report of the National Commission on the Causes of the Financial and Economic Crisis in the United States*, US Government Printing Office, 2011.
60. Figue, J., and F. Page, Rollover Risk and Endogenous Network Dynamics, *Computational Management Science*, 2013, Vol.10, 213-230.

61. Frecaut, O., Indonesia's Banking Crisis: A New Perspective on \$50 Billion of Losses, *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, 2004, Vol.40, 37-57.
62. Freixas, X., B.M. Parigi, and J.C. Rochet, Systemic Risk, Interbank Relations, and Liquidity Provision by the Central Bank, *Journal of Money, Credit and Banking*, 2000, Vol.32, 611-638.
63. Fricke, D., and T. Lux, On the Distribution of Links in the Interbank Network: Evidence from the e-MID Overnight Money Market, *Empirical Economics*, 2015, Vol.49, 1463-1495.
64. Gabrieli, S., Too-interconnected versus Too-big-to-fail: Banks' Network Centrality and Overnight Interest Rates, SSRN Working paper, 2011, No. 1801390.
65. Gai, P., and S. Kapadia, Contagion in Financial Networks, *Bank of England Working Paper*, 2010, No. 383.
66. Gai, P., A. Haldane, and S. Kapadia, Complexity, Concentration and Contagion, *Journal of Monetary Economics*, 2011, Vol.58, 453-470.
67. Georg, C.P., The Effect of the Interbank Network Structure on Contagion and Common Shocks, *Journal of Banking & Finance*, 2013, Vol.37, 2216-2228.
68. Glasserman, P., and H.P. Young, How likely is Contagion in Financial Networks?, *Journal of Banking & Finance*, 2015, Vol.50, 383-399.
69. Glasserman, P. and H.P. Young, Contagion in Financial Networks, *Journal of Economic Literature*, 2016, Vol.54, 779-831.
70. Gourieroux, C., J.C. Heam, and A. Monfort, Liquidation Equilibrium with Seniority and Hidden CDO, *Journal of Banking & Finance*, 2014, Vol.37, 5261-5274.
71. Halaj, G., and C. Kok, Assessing Interbank Contagion using Simulated Networks, *Computational Management Science*, 2013, Vol.10, 157-186.
72. Haldane, A.G., and R.M. May, Systemic Risk in Banking Ecosystems, *Nature*, 2011, Vol.469, 351-355.
73. Ibragimov, R., D. Jaffee, and J. Walden, Diversification Disasters, *Journal of Financial Economics*, 2011, Vol.99, 333-348.
74. Inaoka, H., T. Ninomiya, K. Taniguchi, T. Shimizu, and H. Takayasu, Fractal Network Derived from Banking Transaction: An Analysis of Network Structures Formed by Financial Institutions, *Bank of Japan Working Papers*, 2004, No. 4.
75. Kalbaska A., and M. Gałkowski, Eurozone sovereign contagion: evidence from the CDS market (2005–2010), *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2012, 83(3), 657-673.
76. Kapadia, S., M. Drehmann, J. Elliott, and G. Sterne, Liquidity Risk, Cash Flow Constraints, and Systemic Feedbacks, *Bank of England Working Paper*, 2012, No. 456.
77. Krause, A., and S. Giansante, Interbank Lending and the Spread of Bank Failures: A Network Model of Systemic Risk", *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2012, Vol.83, 583-608.
78. Laeven, L., and F. Valencia, Systemic Banking Crisis Database, *IMF Economic Review*, 2013, No. 61.
79. Langfield, S., Z. Liu, and T. Ota, Mapping the UK Interbank System, *Journal of Banking & Finance*, 2014, Vol.45, 288–303.
80. Lenzu, S., and G. Tedeschi, Systemic Risk on Different Interbank Network Topologies, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2012, Vol.391, 4331–4341.

81. Martinez-Jaramillo, S., B. Alexandrova-Kabadjova, B. Bravo-Benitez, and J.P. Solórzano-Margain, An Empirical Study of the Mexican Banking System's Network and its Implications for Systemic Risk, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2014, Vol.40, 242-265.
82. Montagna, M., and C. Kok, Multi-layered Interbank Model for Assessing Systemic Risk, ECB Working Paper, 2016, No. 1944.
83. Nier, E., J. Yang, T. Yorulmazer, and A. Alentorn, Network Models and Financial Stability, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2007, Vol.31, 2033-2060.
84. Philippon, T., Has the US Finance Industry Become Less Efficient? On the Theory and Measurement of Financial Intermediation, *American Economic Review*, 2015, 105(4), 1408-1438.
85. Pühr, C., R. Seliger, and M. Sigmund, Contagiousness and Vulnerability in the Austrian Interbank Market, *Oesterreichische National Bank Financial Stability Report*, 2012, No.24.
86. Rogers, L.C.G., and L.A. Veraart, Failure and Rescue in an Interbank Network, *Management Science*, 2013, Vol.59, 882-898.
87. Schwaab, B., A. Lucas, and S.J. Koopman, Systemic Risk Diagnostics, Tinbergen Institute Discussion Paper, 2010, 10-104.
88. Soramäki, K., M.L. Bech, J. Arnold, R.J. Glass, and W. E. Beyeler, The Topology of Interbank Payment Flows, *Physica A: Statistical Mechanics and its Application*, 2007, Vol.379, 317-333.
89. Stolbova, V., I. Monasterolo, and S. Battiston, A Financial Macro-Network Approach to Climate Policy Evaluation, *Ecological Economics*, 2018, Vol.149, 239-253.
90. Tarski, A., A Lattice-theoretical Fixpoint Theorem and its Applications, *Pacific Journal of Mathematics*, 1955, Vol.5, 285-309.
91. van Lelyveld, I., Finding the Core: Network Structure in Interbank Markets, *Journal of Banking & Finance*, 2014, Vol.49, 27-40.
92. Vivier-Lirimont, S., Contagion in Interbank Debt Networks, SSRN Working Paper, 2006.
93. Wagner, W., Systemic Liquidation Risk and the Diversity-diversification Trade-off, *Journal of Finance*, 2011, Vol.66, 1141-1175.

Abstract: With financial innovations, the asset and liability linkages between financial institutions have become more complex. Financial institutions in the modern financial system are no longer isolated, rather with an interconnected financial network. Analyzing the interconnectedness and risk contagion between financial institutions from the perspective of financial networks has become a hot topic in financial risk research. This paper reviews related studies on the risk contagion of financial networks, the structure of financial networks, the formation of financial networks, and the optimal network structure etc. In summery, financial network does diversify the risk taken by individual institutes, meanwhile amplifies the systemic risk by creating contagion channels among the system. The asset liability linkage is the main channel of financial contagion, which structure determines the level of financial stability. We analyze and compare the network on structural characteristics, contagion mechanism, and its assessing method. Finally, we propose further analysis could focus on the contagion mechanism, unified measurement, and improvement on balance sheet information.

Key Words: Financial Network, Risk Contagion, Financial Stability

(编辑: 刘子平; 校对: 曹易)