

基于复杂网络理论的房地产行业 信用风险传染研究

龙剑友¹, 凌毓秀¹, 谢 赤^{1,2}

(1. 湖南大学工商管理学院, 湖南 长沙 410082;

2. 湖南大学金融与投资管理研究中心, 湖南 长沙 410082)

摘要: 防控房地产行业信用风险传染对稳定金融市场秩序具有重要作用. 以行业内上市公司 2015 年~2018 年违约风险度量值为基础, 构建房地产行业信用风险网络. 实证结果显示, 在本轮房地产发展周期中, 行业总体信用水平收紧. 在分年度视角下, 信用风险网络平均路径长度与违约距离的走势一致, 即企业信用风险越大的年份网络结构越紧密, 风险传染效应越强烈. 同时, 不同年份网络中处于中心节点的系统性重要公司是变化的, 且它们具有明显的地域特征; 在全周期视角下, 信用风险网络的传输效率整体较高, 网络中的重要节点多为中大型民营房地产公司, 限制它们的信用风险可以阻断风险在企业间的联系, 控制风险传染的范围.

关键词: 企业信用风险; 风险传染; 复杂网络; 房地产行业

中图分类号: F830.91

文献标识码: A

文章编号: 1000-5781(2022)03-0289-14

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2022.03.001

Research on credit risk contagion of real estate industry based on complex network theory

Long Jianyou¹, Ling Yuxiu¹, Xie Chi^{1,2}

(1. Business School, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Center for Finance and Investment Management, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Preventing the credit risk contagion in the real estate industry plays an important role in stabilizing the financial market order. This paper proposes a real estate credit risk network based on the metrics of default risk. The empirical results show that in the current real estate cycle, the overall credit level of the industry has tightened. From the annual perspective, the average path length of the credit risk network is consistent with the trend of the default distance. In the years with greater credit risk, the denser the network structure is, the stronger the risk contagion effect will be. Meanwhile, the systemically important companies at the central node in the different-year networks are different, and with obvious regional characteristics. From the full cycle perspective, the transmission efficiency of the credit risk network is relatively high. Most of the important nodes in the credit risk network are medium and large private real estate companies. Limiting these companies' credit risk can block the connection of risks and control the scope of risk contagion.

Key words: enterprise credit risk; risk contagion; complex networks; real estate industry

收稿日期: 2019-05-16; 修订日期: 2020-01-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71971079; 71871088; 71850006); 国家社会科学基金资助项目(19BTJ018).

1 引言

改革开放 40 年以来,中国经济体制改革不断推进,基本建立起了一个统一开放、竞争有序的现代市场体系.一方面,市场的逐步完善促使一家独大的垄断经营模式退出历史舞台,各企业交流日益紧密,关联性增强,形成了复杂多元的企业间网络结构.当某家企业出现信用违约时,网络结构会加剧关联企业间的信用风险传染,甚至影响整个金融市场^[1,2].企业在实现协同效应,提高盈利能力和竞争能力的同时,也承担着隐蔽、复杂且具有传染性的信用风险.另一方面,国内供给侧改革仍处于深化阶段,去产能去库存去杠杆压力依然较大,外部环境的严峻和复杂也导致不确定性增加,宏观经济面临下行压力.部分造血能力弱且对融资依赖性强的企业面临资金面紧缩、融资环境恶化的形势,一旦经营不善则可能发生资金链断裂,触发信用违约风险事件.

在内部关联结构变化和外部经济环境动荡的双重作用下,金融市场的信用风险持续发酵.近年来,股票市场和债券市场连环爆雷,违约事件频发,民营企业和上市公司成为违约和风险的关键词.房地产作为中国经济的重要产业,资产负债率高且对融资依赖性大,属于典型的资金密集型行业.资本市场中房地产上市公司近半数为民营企业,行业内发债主体占比超过 60%.同时,房地产行业的发展周期与宏观经济周期吻合紧密,对经济增长的驱动性强,与相关行业的关联度大,牵动着诸如钢铁建材、化工家电以及银行业等上下游行业的发展,行业内外相关企业具有风险联动的依存关系.因此,在产业转型升级、宏观经济承压时期,精准有效地度量房地产行业信用风险并探讨其传染效应,对稳定金融市场秩序、促进经济健康快速发展具有举足轻重的作用.

深入考察信用风险传染的机理,对及时阻断风险扩散、防范大规模系统性风险的爆发十分关键.关于信用风险的传染渠道,学者们研究的侧重点各不相同,Cantia 等^[3]指出,企业间的资产关系和贸易关系等是信用风险传染的主要渠道.Asiam 等^[4]则强调宏观环境的变化对违约传染的影响,认为它会引起较大的违约传染概率,且蔓延范围广泛.

在信用风险传染问题的研究方法上,Buchholz 等^[5]使用主权信用违约互换息差的动态条件相关性,检测主权债务市场的信用风险传染.Lee 等^[6]借用粒子滤波和平滑模型对实际违约事件建模,证实信贷传染具有循环性并且对受感染群体的违约和投资组合损失的尾部估计均有显著影响.Bo 等^[7]采用具有交互违约强度的简化形式 Markov 模型对投资组合样本的传染风险建模并进行数值分析,发现高风险实体企业引发的违约强度会强烈地影响投资者的相关策略.王鹏等^[8]借助协高阶矩方法,对沪港股市的风险传染进行判定和分析,证实协高阶矩能有效且全面地刻画金融风险传染.

近些年,复杂网络理论被越来越多地应用于经济和管理领域的复杂系统研究以及对信用风险传染问题的讨论.相较于上述方法,复杂网络能更好地描述各主体间的相互关系,可视化地描绘风险传染路径.于灏等^[9]拓展了基于供应链的复杂网络研究,将带有主观偏好的特定选择机制融入权重设定中,优化了供应系统网络的结构特征.刘晓君等^[10]以在线评论为节点,通过 Pearson 相关性计算评论间话题关系,构建消费者在线评论复杂网络,丰富了对在线评论相互关系的研究方法.黄玮强等^[11]构建信息溢出网络并结合其拓扑结构展开分析,证实节点度、接近中心性及特征向量中心性能有效刻画金融机构的风险传染特征.Chen 等^[12]和 Anagnostou 等^[13]应用网络模型思想,分别以风险规避情绪和流动性、信用风险传染平均适应性等为切入点,构建信用风险传染模型和信用压力传播网络.杨海军等^[14]将核心—边缘网络与邻接矩阵结合起来构建传染模型,并模拟外界冲击,探讨银行间市场中的风险传染情况.李永奎等^[15]通过平均场理论和复杂网络上的传染学原理构建传染模型,发现企业的资产关联关系和企业自身的免疫治理能力都将影响信用风险的传染和免疫效应.

目前,对于房地产行业信用风险的研究多集中于信用风险度量方面.赵昕等^[16]通过模拟各企业现金流量测度房地产行业上市公司的违约概率.尹钊等^[17]对比研究 Credit Metrics, KMV 以及 Credit Portfolio

View 模型在房地产信用风险评估上的适用性. 可以说, 已有文献中对于房地产行业信用风险传染问题的研究还相对有限.

综上所述, 本文以房地产行业上市公司作为研究样本, 拟在度量房地产企业信用风险的基础上构建违约距离时间序列, 并基于复杂网络方法绘制房地产行业信用风险相关网络图, 探讨行业全周期和分年度信用风险传染及其变化情况, 挖掘风险传染的普遍规律, 丰富对房地产行业信用风险传染的研究, 为个人及机构投资者制定投资决策以及相关部门制定监管政策提供有效的参考.

2 基于KMV模型的企业信用风险度量

KMV 模型将企业股权当作看涨期权, 并基于期权定价理论计算企业预期资产价值. 如果行权日企业债务价值高于资产价值, 则不行权, 形成实际违约. 该模型将行权日企业资产价值与违约点之间的差值设定为企业的违约距离, 通过综合使用公司股票及财务报表相关数据估算违约距离, 不需要信用转移矩阵和历史违约数据支持. Chen 等^[18]众多学者验证了 KMV 模型在企业信用风险评估中的有效性, 因此本文决定选用 KMV 模型来度量房地产企业的信用风险.

KMV 公司是通过分析全球范围内企业违约距离数据来映射出企业经验违约概率的, 但考虑到国内尚未建立完善的企业违约信息库, 故本文将违约距离作为信用风险的度量值, 并以理论预期违约概率作为后续数据删选的依据.

2.1 KMV 模型构建

根据 BSM(Black-Scholes-Merton)模型, 企业的股权市场价值与资产价值的对应关系为

$$V_E = V_A N(d_1) - D e^{-rT} N(d_2), \quad (1)$$

其中 $d_1 = \frac{\ln(\frac{V_A}{D}) + (r + \frac{1}{2}\sigma_A^2)T}{\sigma_A \sqrt{T}}$, $d_2 = \frac{\ln(\frac{V_A}{D}) + (r - \frac{1}{2}\sigma_A^2)T}{\sigma_A \sqrt{T}} = d_1 - \sigma_A \sqrt{T}$, V_E 为企业股权价值, V_A 为企业资产价值, D 为企业债务到期日价值, r 为无风险利率, T 为债务期限, σ_E 和 σ_A 分别表示企业的股权价值波动率和资产价值波动率, $N(\cdot)$ 为标准正态分布函数.

对式(1)两边 V_A 求导再求期望, 可以得出 V_A 与 σ_A 的关系

$$\sigma_E = \frac{V_A}{V_E} N(d_1) \sigma_A. \quad (2)$$

模型中, 除 V_A 和 σ_A 外, 其它参数均可以通过相关股票市场、公司财务报表等公开数据计算获取. 其中公司股权价值 V_E 一般用股票市场价值反映, 按以下公式计算, 即

$$\text{股权价值 } V_E = \text{股票收盘价} \times \text{流通股股数} + \text{每股净资产} \times \text{限售股股数}.$$

股权价值波动率 σ_E 可以通过计算公司股票收盘价的波动率获得, 计算公式为

$$\sigma_E = \sigma_1 \sqrt{n},$$

其中 σ_1 为日波动率, n 为年(周)实际交易天数.

联立式(1)和式(2)可计算出 V_A 和 σ_A . KMV 模型中违约距离(distance to default, DD)的计算公式为

$$DD = \frac{V_A - DP}{V_A \sigma_A}, \quad (3)$$

其中 DP 称作违约点, 一般取值为公司短期负债(STD)与一半长期负债(LTD)的和, 即

$$DP = STD + 0.5LTD. \quad (4)$$

将 V_A 和 σ_A 的值代入式(3)即可得到各公司的违约距离.

根据 BSM 模型的假设, 在企业资产价值服从正态分布的条件下, 其理论预期违约概率(expected default

frequency, EDF)可表示为

$$\text{EDF} = \Pr(V_A \leq \text{DP}) = N(-\text{DD}). \quad (5)$$

由式(5)可知, 违约距离越大表示预期违约概率越小, 反之亦然.

2.2 房地产企业信用风险度量

1) 样本选取与数据描述

根据证监会的行业分类标准, A股市场房地产业截至 2018-12-31 共有上市公司 123 家, 除去数据缺失过多的公司, 本文初步选取其中 107 家作为研究样本. 2015 年~2018 年, 中国房地产市场经历了由全面膨胀到急剧收紧的转变过程, 房屋交易价格和面积均呈现前升后降的态势, 表现出明显的行业周期性. 这一样本期对于房地产行业信用风险研究和政策分析具有重要意义, 因此本文选取的具体时间跨度为 2015-01-01~2018-02-31, 共包含 975 个交易日. 相关数据来源于 Wind 资讯.

2) 信用风险计算及分析

本文首先计算中国证券市场 2015 年~2018 年房地产行业 107 家上市公司的年度违约距离, 并根据 4 年的平均违约距离由大到小排序, 排名越后意味着信用风险越大.

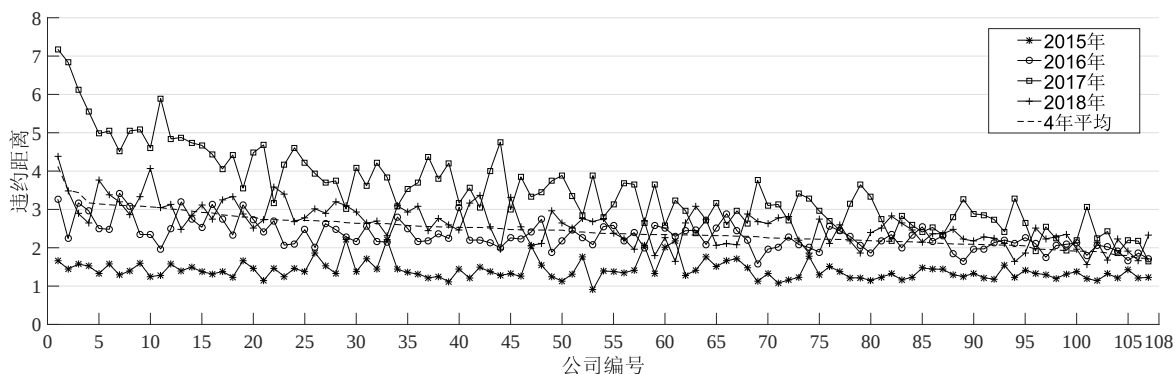


图 1 房地产行业上市公司年度违约距离

Fig. 1 Annual default distances of listed companies in the real estate industry

图 1 反映了 2015 年~2018 年房地产行业上市公司年度违约距离和 4 年平均违约距离的变化情况. 可以看出, 总体而言 2015 年各公司违约距离均处于周期内最低水平, 意味着该年度房地产行业信用风险最大; 2015 年~2017 年违约距离不断上升并达到最大值, 2017 年房地产行业具有周期内最低违约可能; 2018 年宏观经济面收紧, 房地产行业迎来下行转折, 违约距离缩短, 信用风险又明显增大.

究其原因, 自次贷危机发生后, 金融风暴席卷全球, 2010 年以来中国的 GDP 增速快速下降并在较长一段时间内呈现 L 型走势, 房地产行业受到来自金融去杠杆、调控去库存的压力处于低发展水平, 部分房地产企业资金流动性紧张, 信用风险暗流涌动. 为应对楼市的低迷, 政府实施了先松后紧的政策措施. 2014 年, “930” 政策的出台开启了全国性的限贷放松大幕. 2015-03-30, 五部委联合发文, 政策宽松加码, 但市场仍无明显复苏迹象, 房地产行业一时间降至冰点, 多数企业面临高位库存压力. 2015-09-30, 多部委联合央行再出新政, 在降低首付比率提高贷款利率优惠的同时再度降准降息, 资金逐步回流至房市, 但由于市场对信息的反应具有一定的时滞性, 因此 2015 全年行业内各企业的信用风险均处于较高水平.

2016 年, 宏观经济小幅回升, 契税和营业税的调整进一步刺激了居民的购房意愿. 国家统计局数据显示, 2016 年商品房销售额达 11.76 万亿元, 同比增长 34.77%. 热点城市行情爆发, 并向中小城市蔓延. 房地产行业普遍回暖明显, 违约距离增大, 信用风险降低. 2017 年是本文所考察的房地产行业周期内由盛转衰的一年. 2016 年热点城市房产投资的活跃和一二线城市限购政策的收紧使得市场内产生羊群效应, 资金开始大量涌入暂未限购城市, 海南等地销售增长大幅超过预期, 出现由买方市场向卖方市场的转变. 该年全行业

商品房销售额 13.37 万亿元, 较 2016 年增长 13.67 个百分点。虽然政策收紧导致商品房销售额增速放缓, 但全国绝大多数房企仍具有充裕的现金流。所以, 2017 年总体违约概率达到周期内最低值, 各公司信用水平良好, 房地产行业信用风险低挂。

从 2017 年第 4 季度开始, 房市行情开始走弱, 2018 年行业内各公司违约距离缩短。其中少数中小型房企违约距离锐减, 信用风险逐步暴露。这是因为一方面, 房地产行业的发展深受宏观经济水平和增速的制约。2018 年 GDP 呈现前高后低的变化趋势, 居民购买力下降, 同时中美贸易战的叠加影响导致经济下行压力进一步加大, 部分房地产公司违约概率增大。另一方面, 为应对 2016 年和 2017 年房市的非理性繁荣, 国内绝大多数省会和热点城市重启或加码限购限贷政策, 政府调控的持续收紧给房地产行业带来冲击, 同时影响了与之相关的上下游行业, 导致整个房地产供应链波动频繁, 信用风险加大。

根据房地产行业各公司的年度违约距离数据, 本文绘制周期内违约距离分布情况, 如图 2。可以看出, 超过 70% 的公司年度违约距离数据处在 1~3 之间。根据式(5)计算可知, 其年度理论预期违约概率处于 0.13%~15.86%。参考标准普尔累积违约率对应的信用评级规则, A 级对应的平均违约概率在 0.08%~1% 之间浮动, CC 级对应的平均违约概率为 20% 左右, 因此周期内大部分公司年度信用评级处于 A 至 CC 级间, 易受到外在经济环境及不利因素变动的影响, 部分企业具有较高违约可能性。因此, 在本轮房地产周期中, 行业信用风险属于较高水平。部分房地产公司年度违约距离大于 3, 意味着它们在对应该年份出现信用风险的可能性极低, 具有优秀的偿债能力且受不利因素影响小。

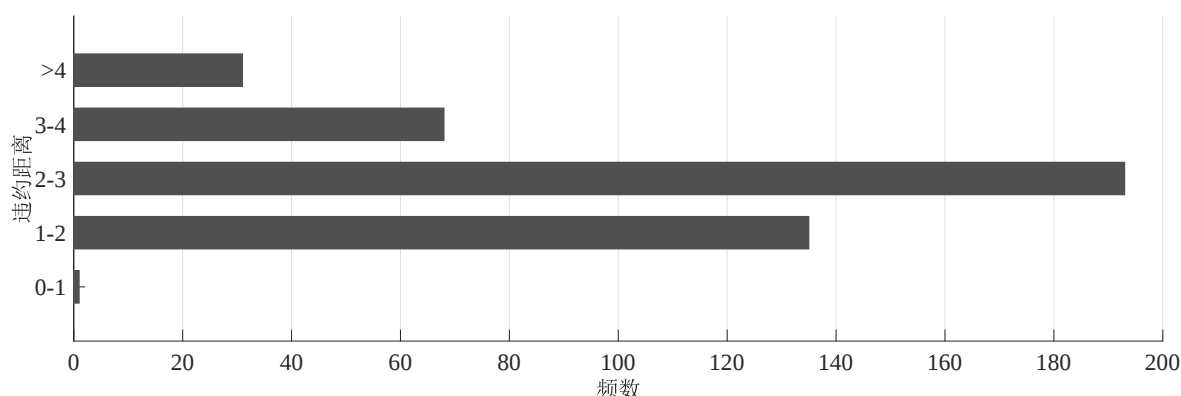


图 2 2015~2018 年房地产行业上市公司违约距离分布

Fig. 2 Listed real estate companies' default distances distribution from 2015 to 2018

背后的原因可能是, 房地产作为准入门槛较低的传统行业, 不需要企业具有很强的核心竞争力, 它们在面对激烈的市场竞争时容易受到冲击, 进而导致信用风险暴露加速。大部分房地产公司严重依赖外部融资, 在融资环境收紧和资金回流困难等问题的共同作用下, 可能引发流动性风险, 导致信用资质进一步恶化, 甚至因资不抵债发生信用违约事件。因此, 在国家宏观经济承压时期, 房地产企业需密切关注自身经营模式和资产结构, 防止依赖高杠杆快速扩张的情况发生, 只有降低偿债压力、确保融资渠道畅通, 才能保证持续经营、防范信用风险。

3 复杂网络理论基础及模型构建

信息技术的快速发展和资本市场的逐步完善深化了市场各主体间的交流、渗透与融合, 行业内呈现出“一荣俱荣, 一损俱损”的生态格局, 形成了以各企业为节点, 以系统重要性企业为中心向外扩散的网络结构。行业具有的网络结构一方面加强了各企业间的互通, 提升了资金与资源的合理有效配置, 但另一方面也增强了网络中相连节点间的风险相依性。分析房地产行业的信用风险网络结构可以帮助投资者稳健高效地开展相关活动, 对网络中各企业规避信用风险传染, 防范金融风险扩散也具有参考价值。

3.1 网络拓扑性质及节点重要性指标

1) 网络拓扑性质指标

网络的平均路径长度(average path length, APL)被定义为网络中任意两个节点间的距离的平均值, 即

$$APL = \frac{2}{K(K-1)} \sum_{i \geq j} d_{ij}, \quad (6)$$

其中 K 为网络的节点数, d_{ij} 代表连接节点 i 与 j 之间的最短路径上的连边数, 也称作两个节点间的测地距离或跳跃距离.

网络中的聚类系数(clustering coefficient, CC)被定义为任意三个节点之间两两相连的概率, 反映了网络的紧密程度. 节点 i 的聚类系数可以表达为

$$CC_i = 2E_i / [k_i(k_i - 1)], \quad (7)$$

其中 E_i 代表节点 i 的 k_i 个邻居节点间实际存在的边数. $CC_i = 0$ 时节点 i 至多只有一个邻居节点, 或者任意两个邻居节点间不存在相连边.

网络的聚类系数 C 为网络中全部节点聚类系数的平均值, 即

$$C = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K CC_i, \quad (8)$$

其中 $C \in [0, 1]$, 当 $C = 0$ 时网络中所有节点的聚类系数均为 0; $C = 1$ 则说明该网络为全局耦合网络, 所有节点都相互连通.

2) 节点重要性指标

度(degree)是刻画单个节点属性的重要概念. 网络中节点 i 的度 k_i 表示与该节点相联的连边数. 常见的测度节点重要性的指标主要有度中心性、介数中心性、接近中心性和特征向量中心性等 4 种.

度中心性(degree centrality)为反映网络中单个节点重要程度的基本指标. 通常, 一个节点的度越大, 这个节点就具有的价值就越重要.

介数中心性(betweenness centrality)以经过某个节点的最短路径的数目来刻画该节点信息传递的效率. 当多条最短路径同时经过某个节点, 则该节点具有重要的中介效应, 对网络中的信息传播有着关键的控制和调节作用.

接近中心性(closeness centrality)是指任一节点到网络中所有节点的距离平均值的倒数. 节点的接近中心性越大说明该节点越接近网络中其它的节点, 越处于空间内的中间位置, 能更快速地将信息传递给其它节点.

特征向量中心性(eigenvector centrality)的基本思想是单个节点的重要性不仅取决于其邻居节点的数量, 也可以通过邻居节点重要性来度量. 邻居节点的中心度越高, 则该节点也越可能处于网络的中心位置. 具体计算公式为

$$x_i = c \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j,$$

其中 x_i 和 x_j 分别表示节点 i 和 j 的重要性度量值, c 为常数. 若 i 与 j 互为邻居节点, $a_{ij} = 1$; 否则 $a_{ij} = 0$.

3) 网络全局效率

网络全局效率(global efficiency, GE)反应了网络的整体信息传输效率, GE 值越大表示网络连通性越强. 节点间的效率为最短路径长度的倒数, 网络全局效率则计算了节点间效率的平均值. 当网络中存在不连通节点时, 计算网络全局效率能有效避免节点间最短路径长度无穷造成的失效情况, 具体计算公式为

$$GE = \frac{1}{K(K-1)} \sum_{i \neq j, i, j \in V} \frac{1}{d_{ij}}. \quad (9)$$

3.2 最小生成树网络构建

最小生成树(minimum spanning tree, MST)是由距离矩阵生成的一个网络图,由 K 个节点和 $K - 1$ 条连边组成,通过点边相连构成一个不具环状结构的网络.在所有网络图形中,MST 网络具有连边距离总和最小的特点,是一种高效的组合优化方法.其具体构建步骤如下:

- 1) 根据行业内公司 i 在时间 t 的违约距离 $D_i(t)$, 计算周对数违约距离

$$D_i(t) = \ln D_i(t) - \ln D_i(t-1). \quad (10)$$

- 2) 根据全样本周期的违约距离序列计算任意两家公司 i 与 j 之间的相关系数

$$\rho_{ij} = \frac{\langle D_i D_j \rangle - \langle D_i \rangle \langle D_j \rangle}{\sqrt{(\langle D_i^2 \rangle - \langle D_i \rangle^2)(\langle D_j^2 \rangle - \langle D_j \rangle^2)}}, \quad (11)$$

其中 $\langle \cdot \rangle$ 表示交易期间的平均值,即 $\langle D_i \rangle = N^{-1} \sum_{i=1}^N D_i$, $\langle D_i D_j \rangle = N^{-2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N D_i D_j$, $\langle D_i^2 \rangle = N^{-1} \sum_{i=1}^N D_i^2$.

相关系数 $\rho_{ij} \in [-1, 1]$, ρ 的绝对值大小表示企业间信用风险相关性的强弱.通过欧式距离的转化,可以将企业的相关系数矩阵转换成网络的距离矩阵,用以分析房地产行业网络的空间性质.欧式距离的计算公式为

$$\bar{D}_{ij} = \sqrt{2(1 - \rho_{ij})}, \quad (12)$$

其中 $\bar{D}_{ij} \in [0, 2]$.欧式距离与相关系数负相关,即欧式距离越小,企业间信用风险相关性越强,风险联动可能性越大.

3.3 平面极大过滤图构建

平面极大过滤图(planner maximally filtered graph, PMFG)是由 MST 拓展而来的一种网络构建方法,有 K 个节点和 $3K - 6$ 条连边,其具体构建方法如下:

- 1) 计算网络中各节点的相关系数,构建相关系数矩阵后转化为欧式距离矩阵 D ;
- 2) 基于矩阵 D 计算网络中节点间的权重,并将最大权重的两个节点连接起来;
- 3) 在剩余的矩阵 D 中重复上述步骤直至所有节点都被选中.

4 基于复杂网络理论的信用风险传染研究

4.1 数据处理与初步计算

为深入探讨房地产行业的信用风险传染情况,选取样本期内 4 年平均违约距离较小(即周期内信用风险较大)的上市公司构建信用风险相关网络.新的样本选择标准为 4 年平均违约距离小于 2.33(即预期违约概率大于 1%)的公司,其对应的标准普尔信用等级低于 BB 级(对应违约概率为 0.95%),删除周数据缺失过多的公司后,剩下 28 家.各公司的基本信息和违约距离按 4 年平均值由大到小排序,如表 1.从表 1 可以看到,总体上国有房地产公司的违约距离略小于民营房地产公司,前者多分布于序列的靠后部分,较之后者具有更大的信用风险.这可能是因为相对于国有性质企业,民营公司具有更强的灵活性、更多元的业务模式和更广泛的融资渠道,在行业整体风险较大时期能更好地释放资金压力,化解信用危机.

表 1 房地产行业 28 家上市公司信息及其违约距离
Table 1 Information and default distances of 28 listed real estate companies

序号	简称	所在城市	公司类别	2015 年	2016 年	2017 年	2018 年	4 年平均
1	海南高速	海口	国有	1.508 4	2.520 4	3.169 4	2.065 7	2.316 0
2	华夏幸福	廊坊	民营	1.661 9	2.888 8	2.604 9	2.105 9	2.315 4
3	天房发展	天津	国有	1.480 5	2.190 9	2.637 6	2.888 1	2.299 3

续表 1

Table 1 Continues

序号	简称	所在城市	公司类别	2015 年	2016 年	2017 年	2018 年	4 年平均
4	粤宏远A	东莞	民营	1.329 5	1.963 6	3.101 8	2.633 7	2.257 1
5	中航善达	深圳	国有	1.078 4	2.020 6	3.131 4	2.773 4	2.251 0
6	中国武夷	福州	国有	1.156 8	2.282 2	2.707 4	2.822 1	2.242 1
7	中南建设	海门	民营	1.229 8	2.084 3	3.414 1	2.194 2	2.230 6
8	阳光城	福州	民营	1.514 1	2.560 3	2.702 4	2.106 6	2.220 8
9	光大嘉宝	上海	国有	1.215 6	2.293 3	3.141 0	2.173 4	2.205 8
10	荣安地产	宁波	民营	1.216 1	2.065 0	3.641 6	1.861 9	2.196 2
11	中国高科	北京	国有	1.150 7	1.859 4	3.330 2	2.390 8	2.182 8
12	华丽家族	上海	民营	1.164 9	1.998 2	2.830 8	2.641 2	2.158 8
13	京投发展	宁波	国有	1.229 2	2.325 7	2.591 5	2.469 4	2.154 0
14	荣盛发展	廊坊	民营	1.472 5	2.543 8	2.409 4	2.144 7	2.142 6
15	津滨发展	天津	国有	1.444 1	2.169 0	2.528 8	2.367 1	2.127 3
16	南国置业	武汉	国有	1.438 4	2.312 4	2.334 9	2.365 7	2.112 8
17	渝开发	重庆	国有	1.293 2	1.838 4	2.794 3	2.472 4	2.099 6
18	嘉凯城	杭州	民营	1.252 4	1.642 6	3.257 0	2.221 8	2.093 4
19	蓝光发展	成都	民营	1.331 2	1.970 7	2.884 3	2.179 0	2.091 3
20	沙河股份	深圳	国有	1.221 8	2.118 7	3.282 0	1.639 9	2.065 6
21	珠江实业	广州	国有	1.419 4	2.263 0	2.647 5	1.866 4	2.049 1
22	京能置业	北京	国有	1.328 7	2.105 6	1.918 6	2.518 6	1.967 9
23	深物业A	深圳	国有	1.302 2	1.751 5	2.543 3	2.230 9	1.957 0
24	合肥城建	合肥	国有	1.193 2	1.802 7	3.067 8	1.568 4	1.908 0
25	世联行	深圳	民营	1.140 3	2.065 1	2.251 1	2.138 6	1.898 8
26	世荣兆业	珠海	民营	1.321 7	2.022 8	2.423 4	1.683 5	1.862 8
27	大港股份	镇江	国有	1.427 3	1.666 2	2.198 9	1.904 4	1.799 2
28	市北高新	上海	国有	1.216 2	1.859 7	2.172 3	1.665 2	1.728 3

4.2 房地产企业信用风险网络结构分析

1) 描述性统计与网络构建思路

计算前述 28 家房地产上市公司 4 年的周违约距离(共计 204 周), 其描述性统计结果如表 2, 各年度样本数量不同是因为计算周数间的差异, 其中, 2015 年为 52 周, 2016 年为 50 周, 2017 和 2018 年均 51 周。

表 2 房地产行业 28 家上市公司周违约距离描述性统计

Table 2 Weekly default distances' descriptive statistics of 28 listed real estate companies

年份	样本数量	最小值	最大值	平均值	标准差
2015	1 456	-0.045 81	21.524 59	2.035 94	1.550 35
2016	1 400	0.444 95	35.888 09	3.778 57	3.066 91
2017	1 428	0.563 85	52.200 16	4.819 23	3.769 79
2018	1 428	0.479 93	31.436 22	3.633 06	2.533 24

可以看出, 各年度周违约距离的变化幅度大于前文度量的年度违约距离(年度违约距离均分布于 0 至 8 之间), 这是由于样本周期长度不同所致。部分上市公司在某个时间段经营良好股价波动较小, 或因利好消息产生高预期未来收益等, 都可能导致它们在短时间内表现出极低的信用风险。反之, 如果某公司在短时间内股价暴跌、资产大幅缩水则会使得周违约距离迅速缩小, 并且在很大程度上可能触发信用风险危机。

借助复杂网络能可视化地讨论房地产行业企业间信用风险的传染现象, 并考察网络中节点, 即上市公司的联动性强弱和网络拓扑性质变化。考虑到各年度能使用的样本数量相对较少、时间跨度较短, 因此本文采用 MST 算法构建年度房地产行业信用风险网络。同时, MST 网络在确保连通所有节点的基础上使得网络总路径最短, 因此可以反映各时间段房地产行业信用风险的最强传染路径。掌握各年度 MST 网络的中心节点有助于拦截信用风险的传染, 降低房地产企业信用风险的影响范围, 同时也可以为投资者在整体信用风险较大的年份更好地规避投资风险提供指导。

基于房地产行业周期性较强的特点,为综合考虑该行业周期内整体信用风险的传染情况,本文同时构建全周期信用风险相关网络,以期监管部门更高效地开展工作提出政策建议.由于MST网络存在过滤掉部分关联信息的问题,为弥补其缺陷,在构建时间跨度较长的全周期房地产行业信用风险网络时,使用对连边约束较弱并允许网络中存在环状结构的PMFG网络.这样便可以挖掘出更多隐含的信用风险传染信息,发现整个周期内传染效率强和辐射范围广的重要节点,以有效防范金融市场内系统性风险的发生.

2) 分年度信用风险网络分析

图3~图6分别展示了2015年~2018年各年度违约距离MST网络,其中各年度网络平均路径长度分别为3.5794,4.3677,4.9312和4.1958,网络全局效率分别为0.3469,0.3080,0.2907和0.3270.



图3 2015年房地产公司违约距离MST网络图

Fig. 3 MST network graph of default distance of real estate companies in 2015

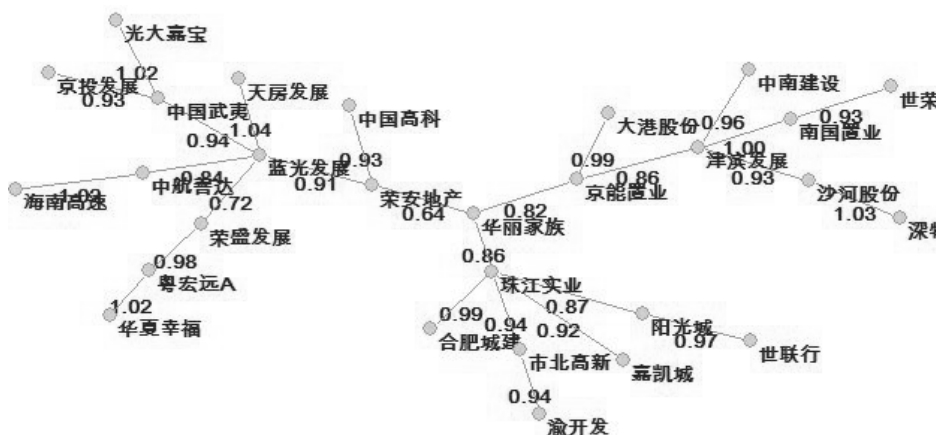


图4 2016年房地产公司违约距离MST网络图

Fig. 4 MST network graph of default distance of real estate companies in 2016

在周期内,各年度平均路径长度与前文中讨论的年违约距离(DD)走势一致,意味着在房地产行业信用风险较高的2015年和2018年,节点间距离更短,联接更为紧密.网络全局效率的年度分布也证明了在信用风险较高年份,网络中信用风险的传染效率也处于较高水平,各企业间具有更大的违约相关性和传染可能性.2015年的APL和GE值分别为4年中的最低和最高水平,且在对应的MST网络中,各节点间的最短距离(即权重)普遍低于其它年份,说明该年度各公司间联系最为紧密,网络中信息传输速度最快,信用风险关联性最强.因此,当行业处于下行趋势时,房地产公司应主动调整自己的经营战略,确保资金周转率和现金流的稳定,同时可以适当减少同行业或者母子公司间的担保等系列关联交易行为,防范信用风险的传染.



图5 2017年房地产公司违约距离MST网络图

Fig. 5 MST network graph of default distance of real estate companies in 2017

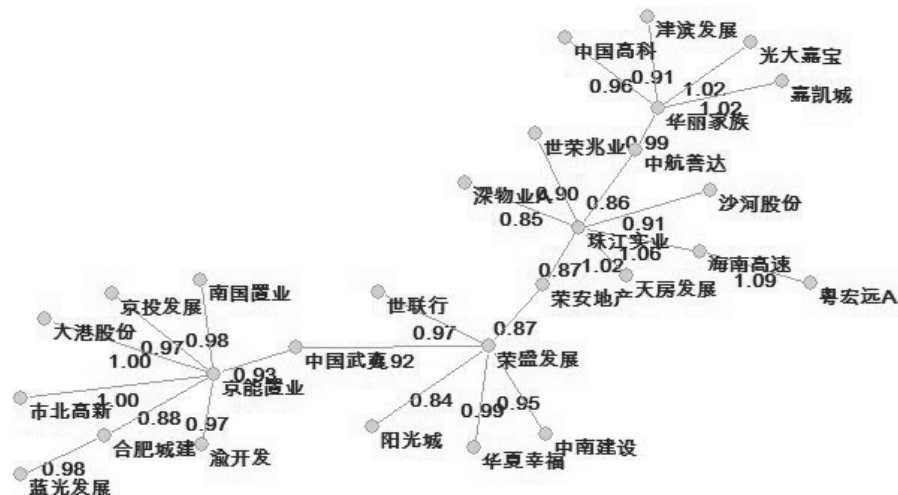


图6 2018年房地产公司违约距离MST网络图

Fig. 6 MST network graph of default distance of real estate companies in 2018

对比 2015~2018 各年度的 MST 图可以发现, 2017 年华夏幸福与荣盛发展之间具有 4 年内最小违约距离(0.46), 说明它们有着行业内的最大违约相关性。这是因为华夏幸福和荣盛发展同为廊坊市民营房地产公司, 均处于快速发展阶段, 业务辐射范围大且类型相似, 二者间具有很强的违约溢出效应。结合上述 4 种不同的节点重要性度量方式, 本文以各年度综合排名前 4 的中心节点房地产公司为例进行计算, 结果如表 3。

综合图 3~图 6 可以发现, 房地产行业同类别公司聚集现象较为明显, 如与 2015 年深物业 A、2017 年粤宏远 A 以及 2018 年京能置业邻接的节点多为国有企业, 与 2018 年荣盛发展相连的节点则基本为民营企业等。同时, 各年度网络的中心节点(系统重要性公司)各不相同但变化不大, 部分节点在周期内多次处于中心位置, 如珠江实业和荣盛发展两家公司。珠江实业作为广州第一批房地产上市公司, 属于总市值较小的国有企业, 近年来发展势头略显被动, 不仅自身土地储备匮乏、多处在建项目进展缓慢, 同时其对外投资亦遭遇违约, 营收锐减。内忧外患的发展压力致使公司承受较大的信用风险, 容易受到市场环境和其它同业公司的影响。

荣盛发展处于 MST 网络的重要节点则反映了快速扩张的民营房地产公司隐藏的信用风险传染性。该公司近年来战略激进, 在全国多地大兴土木, 一跃进入房地产“千亿俱乐部”。但是, 收获高收益亦要承担高风险。荣盛发展资产负债率已超过 80% 的房地产行业红线, 且频繁遭受业主维权、监管部门处罚和子公司违

约等问题困扰,不得不发行短期融资债券用以偿还之前的贷款,又无不都暗含信用违约风险.如果荣盛发展的高周转、高杠杆行为出现偏差,则极有可能导致资金链断裂,出现信用违约,并将风险传染给本地其它房企和关联企业,进而影响整个房地产行业的稳定.

表3 房地产行业上市公司各年度 MST 网络节点重要性参数

Table 3 Importance parameters of MST network nodes in each year of listed real estate companies

年份	股票简称	度中心性	接近中心性	介数中心性	特征向量中心性
2015	珠江实业	0.222 2	0.428 6	0.612 5	0.385 3
	荣盛发展	0.222 2	0.380 3	0.450 1	0.521 7
	深物业A	0.185 2	0.341 8	0.339 0	0.182 1
	世荣兆业	0.185 2	0.457 6	0.717 9	0.419 7
2016	珠江实业	0.185 2	0.303 4	0.396 0	0.380 9
	蓝光发展	0.185 2	0.310 3	0.544 2	0.430 8
	津滨发展	0.148 1	0.262 1	0.336 2	0.195 3
	华丽家族	0.111 1	0.360 0	0.672 4	0.290 9
2017	深物业A	0.185 2	0.232 8	0.393 2	0.489 6
	粤宏远A	0.148 1	0.300 0	0.643 9	0.389 1
	中国武夷	0.148 1	0.293 5	0.595 4	0.352 1
	珠江实业	0.148 1	0.245 5	0.213 7	0.216 9
2018	京能置业	0.259 3	0.270 0	0.455 8	0.609 3
	珠江实业	0.259 3	0.337 5	0.655 3	0.471 7
	荣盛发展	0.222 2	0.346 2	0.638 2	0.425 3
	华丽家族	0.185 2	0.236 8	0.279 2	0.166 6

此外还可以发现,位于中心节点的公司中绝大多数来自于京津冀及东南沿海地区,这与房地产行业的发展现状高度契合.中国房地产业发展具有明显的集群现象,京津冀、长三角以及珠三角城市群向来是兵家必争之地,高收益和高地价的特点吸引着大量房企投资于此.随着城市群的发展,形成了以珠江实业、京能置业、津滨发展为代表的老牌国有房企与诸如荣盛发展、世荣兆业和蓝光发展等新生代高竞争力蓝筹公司之间的博弈现象.这些公司都具有行业内的系统重要性,对网络中信息的流动有着极大的控制、传播和观察能力.当其中某家公司发生信用违约时,风险会迅速传染到城市群中的其它公司,并进一步影响整个房地产市场.例如,蓝光发展作为中心节点中唯一一家四川籍公司,是成渝城市群的核心地产企业.该公司土地储备充足且融资渠道多元,拥有超 300 家参股或控股公司,关联交易频繁,因此在网络中具有特别重要性,防控其信用风险传染有益于稳定成渝地区房地产及其上下游行业的稳定性.

3) 全周期信用风险网络分析

图 7 描述了 2015 年~2018 年全样本周期内房地产行业 28 家上市公司的违约距离相关系数分布状况.可以看到,全周期内房地产行业的违约距离相关系数多分布于 0.4 至 0.6 之间,平均值为 0.479 8,最大值为 0.693 9,说明行业内违约距离相关性较强,违约距离间正向联动明显.这意味着在本轮房地产周期中,信用风险较大的公司其风险程度易形成同增同减的联动现象.

图 8 展示了 4 年间房地产行业 28 家上市公司的违约距离 PMFG 网络,表 4 根据不同的节点重要性度量指标综合计算出了 PMFG 网络中排名前 6 位的中心节点. PMFG 网络的整体平均路径长度为 1.933 8,聚集系数为 0.743 4,网络传输效率和紧密程度均较高,这说明在信用风险网络中,多数房企可以通过部分重要节点快速建立相互间的联系.

表4 房地产行业上市公司 PMFG 网络节点重要性参数

Table 4 Importance parameters of PMFG network nodes of listed real estate companies

股票简称	度中心性	接近中心性	介数中心性	特征向量中心性
华夏幸福	0.814 82	0.843 75	0.527 89	0.494 56
光大嘉宝	0.555 56	0.692 31	0.208 38	0.364 91
中南建设	0.370 37	0.600 00	0.052 42	0.257 40

续表 4
Table 4 Continue

股票简称	度中心性	接近中心性	介数中心性	特征向量中心性
阳光城	0.333 33	0.600 00	0.068 95	0.250 53
嘉凯城	0.259 26	0.574 47	0.037 51	0.212 39
市北高新	0.259 26	0.551 02	0.025 15	0.178 22

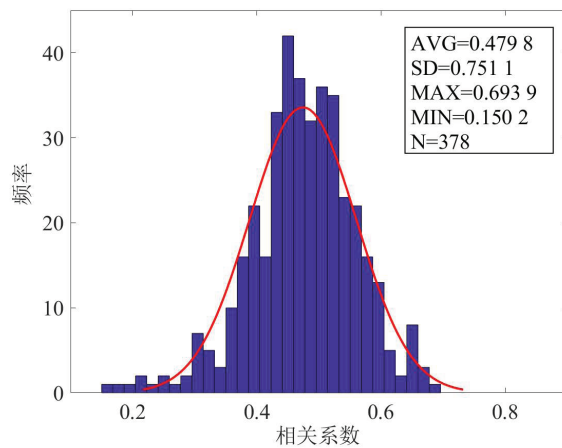


图 7 2015 年~2018 年房地产公司违约距离相关系数

Fig. 7 Real estate companies' default distances correlation coefficient from 2015 to 2018

结合图 8 和表 4 可以发现, PMFG 网络中度大节点多为高收益、高市值且发展迅速的民营房地产公司, 如华夏幸福、中南建设、阳光城和嘉凯城. 近年来, 房地产行业的集中程度越来越高, 强者恒强的现实因素日益明显. 过去国有房企能依托国资背景和集团划拨的优质低价土地融资和开发项目, 但随着部分大中型民营房地产公司崛起, 国有房企面临巨大发展压力. 大中型民营房地产公司业务开展的地域分布更加广泛, 融资途径更为多元, 拥有规模和资金的双重优势, 能大量储备土地, 因此在行业不景气时期具有更大的灵活性和更强的生存能力. 该类公司发展迅速, 对整个房地产市场的影响较大, 成为推动行业发展的中坚力量. 同时, 高收益民营房地产企业更加热衷于联合开发、兼并收购, 与行业内其它公司关系也更加错综复杂. 基于上述原因, 快速发展的大中型民营房地产公司在全周期信用风险相关网络中更多地占据中心位置, 具有更为重要的系统重要性, 承担着网络中信息传递的核心作用. 如果它们发生信用风险, 则传染范围更广, 对行业影响更大.

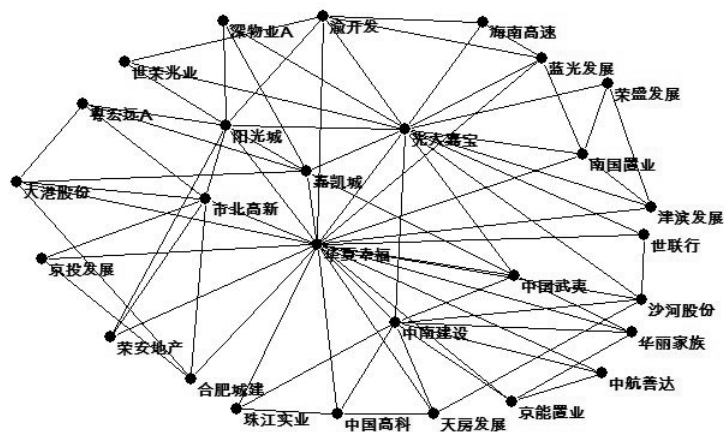


图 8 全周期违约距离 PMFG 网络

Fig. 8 Full-cycle default distances PMFG network

光大嘉宝和市北高新虽然是国有企业但市值较大,且均开展了业务创新,对行业内同性企业具有影响作用。光大嘉宝背靠光大集团,具有资金和运营等方面的优势,同时着重于产融结合,将地产开发和不动产资管两种模型并行发展,以物业管理品牌化的方式推动不动产资管业务的输出。该举措在实现单一业务转型升级,有效提升行业竞争力和地位的同时,也通过物业输出模式连接更多的房地产公司,实现关联交易。因此,光大嘉宝处于网络中心位置。市北高新深耕于上海市北高新园区,着力于园区开发经营、企业服务以及产业投资,依托于丰富的园区运营经验,已成为国内前沿的园区综合运营商,引领房地产行业的转型升级新方向。因此,市北高新具有较强的系统重要性,对沪企以及国有房地产企业改革具有重要借鉴意义。若该公司爆发信用风险,不仅会传染给同地区、同性企业,也会传染给所承办园区的其它相关企业。控制该类企业的信用风险传染有利于防范整个园区的风险波动,确保区域经济的稳健发展。

综上所述,从全周期角度综合考虑,防范以大中型民营房地产公司为主的优势房企信用风险有利于降低整个行业的信用风险,具有控制风险分裂传染范围,维系房地产市场乃至整个金融市场稳定的重要作用。

5 结束语

房地产业作为社会经济的一个重要产业,对推进城市化进程和带动相关行业发展具有重要意义。但是,强周期性和高资产负债率的行业特征使其具有一定程度的潜在信用风险。尤其是在经济全球化和网络化的今天,信用风险传染具有裂变和扩散性。深入探讨房地产行业信用风险及其传染效应对稳定金融市场秩序,助力中国经济与社会发展具有不可或缺的关键作用。在此背景下,本文运用 KMV 模型度量房地产公司信用风险,并基于复杂网络理论构建全周期及分年度视角下的房地产行业信用风险关联网络,分析房地产企业之间的信用风险传染现象。研究结果表明,2015 年~2018 年房地产行业信用水平收紧,整体风险越大的年份,行业内信用风险传染效率越强,说明房地产业发展深受金融业信贷业务收缩和宏观经济下行等因素的影响。从各年度信用风险网络中可以发现,处于中心节点的系统重要性公司具有明显的地域分布特征,加强对重点城市群房地产公司的信用风险管理有助于维护房地产行业的稳定发展。在全周期视角的网络中,显示度大节点多为高收益且发展迅速的中大型民营房地产公司,防控该类系统性重要公司信用风险有利于长期控制信用风险传染的范围,降低系统性风险发生概率。

综上所述,本文丰富了对房地产行业信用风险传染的研究,在帮助投资者实现更优投资决策,银行提高信贷管理效率的同时,也可为监管机构制定相关政策,维护房地产行业的稳健发展提供科学的建议。

参考文献:

- [1] 钱 茜,周宗放. 考虑免疫性的关联信用风险的传染机理研究. 运筹与管理, 2018, 27(1): 132-137.
Qian Q, Zhou Z F. Research on the associated credit risk within the immunization. Operations Research and Management Science, 2018, 27(1): 132-137. (in Chinese)
- [2] Sui X, Li L. Guarantee network model and risk contagion. Chaos, Solitons and Fractals, 2018, 106(1): 323-329.
- [3] Cantia C, Tunaru R. A factor model for joint default probabilities. pricing of CDS, index swaps and index tranches. Insurance Mathematics & Economics, 2017, 72(1): 21-35.
- [4] Aslam B, Batool S, Wasim B, et al. Credit risk and growth of banking system. Universal Journal of Management and Social Sciences, 2014, 4(11): 1-26.
- [5] Buchholz M, Tonzer L. Sovereign credit risk co-movements in the Eurozone: Simple interdependence or contagion. International Finance, 2016, 19(3): 246-268.
- [6] Lee Y, Poon S H. Modeling the credit contagion channel and its consequences via the standard portfolio credit risk model. Journal of Credit Risk, 2016, 10(1): 33-62.
- [7] Bo L, Capponi A. Optimal investment in credit derivatives portfolio under contagion risk. Mathematical Finance, 2016, 26(4): 785-834.

- [8] 王 鹏, 吴金宴. 基于协高阶矩视角的沪港股市风险传染分析. 管理科学学报, 2018, 21(6): 34–47.
Wang P, Wu J Y. Risk contagion between Shanghai and Hong Kong stock market: A perspective of higher order co-moments. Journal of Management Sciences in China, 2018, 21(6): 34–47. (in Chinese)
- [9] 于 灏, 马 妍, 王新华, 等. 带特定选择机制的供应系统网络模型构建及分析. 系统工程学报, 2017, 32(5): 686–698.
Yu H, Ma Y, Wang X H, et al. Modeling and analysis of supply system with specific selection mechanism. Journal of Systems Engineering, 2017, 32(5): 686–698. (in Chinese)
- [10] 刘晓君, 那日萨, 崔雪莲. 基于隐含狄利克雷分配模型的消费者在线评论复杂网络构建及其应用. 系统工程学报, 2017, 32(3): 305–312.
Liu X J, Na R S, Cui X L. Construction and application of the complex network about consumer online reviews based on latent Dirichlet allocation model. Journal of Systems Engineering, 2017, 32(3): 305–312. (in Chinese)
- [11] 黄玮强, 庄新田, 姚 爽. 基于信息溢出网络的金融机构风险传染研究. 系统管理学报, 2018, 27(2): 235–243.
Huang W Q, Zhuang X T, Yao S. Risk contagion among financial institutions based on information spillover network. Journal of Systems & Management, 2018, 27(2): 235–243. (in Chinese)
- [12] Chen T Q, He J M, Li X D. An evolving network model of credit risk contagion in the financial market. Technological & Economic Development of Economy, 2017, 23(1): 22–37.
- [13] Anagnostou I, Sourabh S, Kandhai D. Incorporating contagion in portfolio credit risk models using network theory. Complexity, 2018, 2018(3): 1–15.
- [14] 杨海军, 胡敏文. 基于核心—边缘网络的中国银行风险传染. 管理科学学报, 2017, 20(10): 49–61.
Yang H J, Hu M W. Risk contagion of Chinese interbank markets based on core-periphery network. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(10): 49–61. (in Chinese)
- [15] 李永奎, 周一懋, 周宗放. 基于不完全免疫情景下企业间关联信用风险传染及其仿真. 中国管理科学, 2017, 25(1): 57–64.
Li Y K, Zhou Y M, Zhou Z F. Associated credit risk contagion and simulation between enterprises based on the incomplete immune scenario. Chinese Journal of Management Science, 2017, 25(1): 57–64. (in Chinese)
- [16] 赵 昕, 李明宝. 基于现金流量模拟的我国房地产上市公司违约率测度. 系统工程, 2014, 32(9): 19–27.
Zhao X, Li M B. Measuring the default rate of Chinese listed real estate companies based on cash flow simulation. Systems Engineering, 2014, 32(9): 19–27. (in Chinese)
- [17] 尹 钊, 韩佳菲. 信用风险模型比较及实证研究: 以房地产企业为例. 中央财经大学学报, 2015(S2): 23–30.
Yin Z, Han J F. An empirical analysis and comparative study of credit risk models. Journal of Central University of Finance & Economics, 2015(S2): 23–30. (in Chinese)
- [18] Chen R R, Chidambaram N K, Imerman M B, et al. Liquidity, leverage, and lehman: A structural analysis of financial institutions in crisis. Journal of Banking & Finance, 2014, 45(1): 117–139.

作者简介:

龙剑友(1975—), 男, 湖南郴州人, 博士生, 研究方向: 公司理财与资本运营, Email: 715967@qq.com;

凌毓秀(1994—), 女, 湖南株洲人, 博士生, 研究方向: 企业投融资管理, Email: lingyuxiu@hnu.edu.cn;

谢 赤(1963—), 男, 湖南株洲人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 金融工程与风险管理, 复杂金融网络, Email: xiechi@hnu.edu.cn.