

复杂网络架构中农业企业风险的演化轨迹与特征研究

卢欣永

(仲恺农业工程学院经贸学院, 广东 广州 510550)

摘要: 随着市场经济的持续深化, 农业企业的风险传导日趋复杂。上市公司发生重大风险后, 相关风险会蔓延至更多企业, 这对于资金相对匮乏、抗风险能力较弱的农业企业打击更为剧烈。因此本研究采用了Leading Eigenvector、Louvain和Spinglass等社团划分算法, 分析了农业股网络的拓扑结构和社团演化, 揭示了农业股风险传导网络的动态演变特征。研究发现, 2021年后农业股的社团结构从多社团模式逐渐演变为两大社团主导的风险传导集群, 且风险传导速度呈现U型变化趋势, 这与宏观事件的滞后效应相关。此外, 节点中心性分析表明, 不同企业在风险传播中的重要性和影响力存在差异。研究结果表明, 宏观事件对农业股风险网络的影响存在缓冲期, 随后风险传导速度加快, 以期为企业、投资者和政策制定者在未来应对风险提供了具有参考价值的依据与启示。

关键词: 复杂网络; 农业企业; 社团划分算法; 风险传导

中图分类号: S-9; F321

文献标识码: A

文章编号: 2096-2177(2025)01-169-09

伴随经济全球化态势的深化与互联网产业的迅猛发展, 商业环境变得愈加复杂, 供应链网络中任何一个成员一旦受到的突发事件冲击, 都会迅速波及与其相连的上下游关联企业, 最终导致整个供应链网络面临风险挑战, 威胁其正常运转与稳定性^[1-3]。与此同时, 金融风险所产生的影响构成了当今公司经营过程中所面临的关键挑战之一。这一现象的产生可归因于多方面因素的综合作用, 诸如处于持续动态变化之中的商业环境、经济全球化进程的不断推进以及市场中竞争对手数量的逐步增多等^[4]。在农业金融领域, 农业企业所引发的传染性风险蔓延的防控已成为核心关注点。复杂网络理论为剖析企业风险的传播扩散提供了切实可行的研究路径。针对复杂网络环境下传染性风险蔓延的防控工作, 对网络拓扑特征以及网络自身抗性的深入分析不可或缺, 其能够为有效防控策略的制定与实施提供关键依据与支撑, 有助于精准识别风险传播路径、关键节点以及评估网络抵御风险冲击的能力, 从而为构建全面且高效的风险防控体系奠定基础^[5]。现有文献中对网络拓扑特征、网络破坏性以及社区结构方面的研究颇为丰富。此类研究的核心目标聚焦于解

析重大突发事件或政策变动对金融业所产生的多维度影响, 旨在通过对网络相关特性的深入探究, 揭示这些因素在金融体系内部引发的连锁反应、风险传导机制以及结构变化态势, 从而为深入理解金融业在复杂外部冲击下的运行规律与响应模式提供理论依据与实证支撑, 助力金融风险管理、政策制定与行业稳定发展等多方面的研究与实践工作。

现有文献中关于网络拓扑特征、破坏性、社区结构的研究成果较多, 主要目的是剖析重大突发事件或政策施行对金融业所施加的影响效应, 即通过对上述网络相关属性的探究, 深入挖掘重大外部因素在金融领域内所诱发的冲击传播路径、结构演变规律以及潜在风险积聚与释放机制, 从而为阐释金融业在复杂环境下的运行逻辑与响应策略提供科学依据与实证参考, 以服务于金融风险管控、政策优化调整以及行业可持续发展等研究与实践目标。李延双等^[6-7]构建中国股市网络, 并针对其网络拓扑特征与国际股市指数之间的关联展开研究, 以剖析二者之间的内在联系机制与相互影响规律。欧阳资生等^[8]运用双变量交叉数量图法, 分别从熊市、正常市场以及牛市3个维度对股市的溢出网络结构予以剖

收稿日期: 2024-12-2

基金项目: 国际研究基金项目(IACMSP1508019); 国家自然科学基金地区基金项目(72064008); 仲恺农业工程学院研究生科技创新基金资助项目(KJCX2024031)

作者简介: 卢欣永(1999-), 男, 壮族, 广西南宁人, 助理工程师, 硕士研究生, 研究方向: 企业风险, 农业经济。

析,进而判定溢出风险效应的指向。张来军等人、谢赤等人、刘建刚和陈芦霞^[9-11]以阈值法构建股票关联网络,借助随机矩阵理论剔除市场趋势影响后,探究金融危机及中国股市动荡时期网络拓扑结构相较于传统网络拓扑结构的差异性。这些研究只是从网络拓扑的角度分析了突发事件引起的股市网络拓扑结构的变化。除了网络拓扑特征外,一些学者从网络破坏性的角度分析了突发事件对复杂股市网络的影响。Varkey、Yang和李守斐等^[12-14]借助基于选择算法的最小绝对值收缩与分位数回归手段,构建我国上市银行股尾部风险溢出网络,进而探究网络级联故障与受攻击节点间的关联。此外,也有学者从社团结构的角度研究危机。曹子雯和贺霖卿^[15]运用最小生成树算法构建沪深股市复杂网络,剖析其社团结构,旨在探究企业股票波动引发的股市波动状况。吴婕等人^[16]对金融危机时期与稳定时期亚太股票指数所构建的复杂网络予以比较,剖析金融危机对于复杂网络社团结构所产生的影响效应。李经纬等人^[17]分析2008年金融危机施加对全球主要股票指数的影响效应,观测网络社团结构的动态演变变化。一些学者借助网络方法来研究金融市场。牛晓健和刘红怿(2021)^[18]深入研究了中国股市的复杂性,并针对COVID-19在股票相关性拓扑结构动态方面的影响展开研究。剖析企业间相关矩阵与构建复杂网络,探测行业间相关性呈现显著变化,即行业内部相关性呈强化态势,而行业间相关性则趋于弱化。Liang等(2023)^[19]探索金融网络的另一个方面,聚焦于运用压缩感知技术重构企业债务网络。他们通过研究提出一种创新途径,借助应收账款与应付账款的时间序列数据,对企业间债务网络的未知链接予以重建。李绍芳等(2023)^[20]将范围扩大到全球股票市场,使用频域中的多层连通性网络对风险传染机制进行了全面分析。通过研究相当长一段时间内全球股票市场之间的相互联系,他们发现了短期、中期和长期频率下风险传染的细微行为。方艳等(2018)^[21]将焦点转向中国金融子市场,研究了新冠疫情爆发前后风险传染的路径。他们运用复杂网络理论和DCC-GARCH模型,分析了中国金融子市场之间的动态相关系数,确定了风险传染的主要途径。这些研究对理解金融网络固有的复杂性做出了重大贡献,为网络结构的演变、风险传染机制以及对风险管理策略的影响提供了深刻见解。

然而,当前此类多数研究往往运用网络拓扑特征、破坏性或社区结构等单一方法来分析突发事件对股市复杂网络的影响,针对农业企业所引发传染性风险蔓延的探究则相对匮乏。本研究采用跨度5年的中国A股农业股数据,结合社团划分算法与其相应的网络拓扑特征探讨各农业股风险网络特征的演变。同时,通过对网络的节点特征的探索,研究中国农业股风险传播的整体特点。分析网络拓扑特征可以评估危机期间的结构属性。节点连接性、中心性和聚类系数等指标可以洞悉破坏如何在网络中传播,识别关键节点和传播途径。量化网络抵御冲击和破坏的能力,有助于制定增强稳健性和减轻未来危机影响的策略。总之,复杂网络理论和网络拓扑分析对于全面了解债务危机期间农业股票市场网络的动态至关重要。这些方法提供了一种复杂的方法来分析风险传播、评估脆弱性以及制定确保金融稳定和弹性的策略。

1 相关理论基础

1.1 网络拓扑特征

网络中的确定性法则或性质通常隐藏在统计特征中,复杂网络的统计特征构造往往包含了网络节点及其连边的相互作用信息。作为网络的构成要素,节点在网络中的重要性各不相同。该重要性被称为节点的中心性,可以通过节点排序特征来表述。计算网络中所有节点的中心性并排序,序值越高节点越重要^[22]。本研究所涉及的4种主要节点拓扑指标含义及公式如下表所示(见表1)。

表1 复杂网络各节点拓扑指标含义及公式

Tab.1 Meaning of topology metrics and formulas for each node of a complex network

节点拓扑特征 Node topology characterization	含义 Connotation	公式 Formulas
度中心性 ^[23] Degree centrality	节点度/最大连接数,用于衡量节点与网络中其他节点产生的直接联系,该值越大则该节点越接近中心地位	$DC_i = \frac{k(i)}{N-1} \quad (1)$
接近中心性 ^[24] Proximity to centrality	节点与其他点的接近中心性越高,则受其他点的影响越小,节点在网络中的独立性越强	$CC_i = \frac{1}{d_i} \cdot \frac{N}{\sum_{j=1}^N d_j} \quad (2)$

续表

节点拓扑特征 Node topology characterization	含义 Connotation	公式 Formulas
介数中心性 ^[25] Mesoscopic centrality	利用节点出现在其他节点间的最短路径个数, 衡量节点对于整个网络资源流动的控制能力	$BC_i = \frac{2}{(N-1)(N-2)} \cdot \sum_{s \neq i \neq t} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}} \quad (3)$
特征向量中心性 ^[26] Eigenvector centrality	考虑到相邻节点的个数及其重要性, 为重要节点赋予更高的权重, 用节点对资源的传递能力代表重要性	$EC_i = x_i = c \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \quad (4)$

上述公式中, $k(i)$ 为节点的度, 表示节点 i 连接的边的数量。其中, 最短路径包含的边数用 d_{ij} 表示, d_i 表示点 i 到网络中所有节点的距离的平均值 σ_{st} 示节点 s 和节点 t 之间最短路径的数目, $\sigma_{st}(i)$ 表示节点 s 和节点 t 之间经过中间节点 i 的最短路径数。在特征向量计算公式中, c 为常数, 是特征向量 λ 的倒数。若节点 i 与 j 有连边则 $a_{ij}=1$, 否则为0。

1.2 社团结构

随着研究的深入, 越来越多关于复杂网络的性

质被发掘。在社团结构图中, 用不同颜色的点表示不同社团, 整个网络可以被划分为多个重叠或不重叠的社团。经典的社区发现算法以模块度作为社团划分结果的评价指标, 基于同类匹配定义的模块度越接近 1, 表示划分结果的社团结构越明显。假设其中一种划分结果包含 k 个社团, 定义一个 k 阶对称方阵 $e=(e_{ij})$ 。

其元素 (e_{ij}) 表示第 i 和 j 个社团间的连边数和初始网络中的总边数比值。设 $Tr e = \sum_i e_{ii}$ 为矩阵 e^2 的迹, 为社团内部连边与总边数的比值。 $a_i = \sum_j e_{ij}$ 为社区 i 内节点与其他社区节点产生的连边与总边数的比值。模块度可以表示为:

$$Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2) = Tr e - \|e^2\| \quad (5)$$

公式中表达的含义为网络里的社团内部的边的比例减去网络中任意2个节点连接的期望值。上式中, $\|e^2\|$ 为矩阵 e^2 所有元素之和。其中 $Q \in [-0.5, 1]$ 。

本文在实证过程中给出了一些社团发现算法, 用以从网络中接卸其模块化的社团结构, 并进一步探究其复杂的系统的组织原则, 拓扑结构(见表2)。

表2 社团发现算法概要

Tab.2 Summary of society discovery algorithms

社团算法 Association Algorithm	算法基本概念 Basic algorithm concepts	推进过程 Process of progress	优缺点 Advantages/Disadvantages
Louvain算法 ^[27] Louvain's algorithm	将每个节点视作同一社区, 合并到其他节点所在的社区, 计算模块度增益	模块度优化: $Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2)$	运行时间短则收敛速度快, 扩展性浩, 适用于大图社区发现, 但会产生任意的连接性不好的社区
Spinglass算法 ^[28, 29] Spinglass algorithm	扩展了Potts模型, 将其应用于存在正向与负向链接的复杂网络中	模块度越大则划分效果越好	解决了带符号网络的聚类问题
Leading eigenvector算法 ^[30] Leading eigenvector algorithm	定义了一个模块度矩阵, 最大化模块度体现在模块度矩阵的特征值分解中	计算模块度矩阵的最大特征值对应的特征向量, 依据其中元素的正负号划分社区	时间复杂度较高, 且不支持有向图

2 各农业股网络特征的演变

2.1 数据来源及处理

本研究选取了Resset数据库中时间段为2019年4月—2024年5月的中国A股大类为农业股的股票, 考虑到数据的健全性, 最终选定69支农业股作为研究对象。

首先对收盘价数据中存在缺失、重复和数值差异的问题, 采取不同方法进行数据清洗。

当两支股票的数据在某一时段同时缺失时, 则视为0; 当同一对股票间存在重复但不等值的记录时, 基于预先规范的不含重边的网络构建准则, 选

择保留贸易量数值较大的记录; 在完成了对缺失和重复数据的处理后, 分别将得到代表各农业股的数据集。

以某年收盘价数据为例, 将所有上市农业企业视为网络中的节点, 2只农业股票之间被抽象为节点间的连边。在节点总数为 N 的股票网络中, 若第 i 支农业股与第 j 支农业股之间的风险关联程度超过阈值, 则对临接矩阵 A 的元素 a_{ij} 和 a_{ji} 赋值为1, 得到无权无向股市风险网络。

同时, 通过第 i 支与第 j 支农业股的收盘价来计

算风险关联权重，为权值矩阵 W 中的元素 w_{ij} 与 w_{ji} 赋值，得到加权有向股市风险网络。其中，矩阵 A 与矩阵 W 都是对称的方阵，股市风险连结无向网络由其共同定义^[31]。

2.2 各农业股风险网络特征的演变

2.2.1 重要农业股的演变

首先，根据四种节点中心性排序特征，对各支股票在全国交易市场中的重要程度进行评估^[32-33]，探究其在历年中风险连结重要性的演变，各农业上市拓扑指标如图1所示。

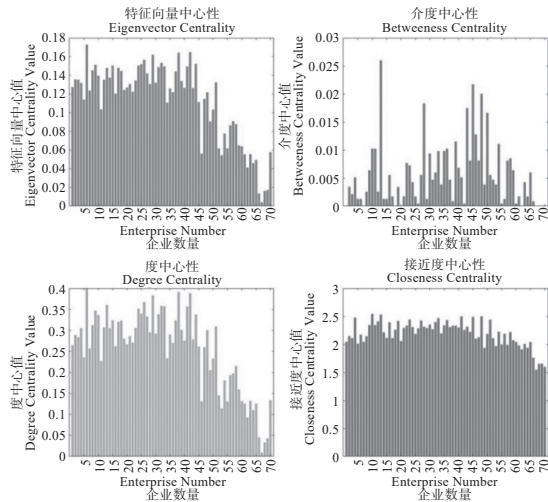


图1 各农业上市企业拓扑指标

Fig.1 Topological indicators for each agricultural listed company

度中心性通常被用于度量网络中各节点的重要性或影响力水平，即一个节点的度数越大，往往表明该节点在网络中的重要性越高。针对各农业企业而言，其度中心性数值的分布呈现出较大差异，其中部分企业的度中心性值高于0.4，而另有部分企业的度中心性值低于0.06。这一现象揭示出在农业上市企业风险传播链条中存在若干处于边缘地位的企业，此类企业在风险传播进程中所发挥的作用相对微弱，其传播风险的能力亦较为低下。

介数中心性数值的分布呈现出较为显著的不均衡性，其取值范围处于0~0.026之间波动。介数越高的节点所具备的重要性程度亦越高，将此类节点移除后对网络传输过程所产生的影响也更为突出。这一现象充分表明各农业企业节点在风险传播进程中的影响力存在差异。诸如雪榕生物、克明食品等企业在风险传播体系中展现出较大的影响力。

若某节点至图内其他节点的最短路径长度均较短，则其接近中心性相对较高。就接近中心性而言，各企业的数值分布较为均衡，大致处于2附近。这表明各农业企业之间的风险传播速率大体相近。特征向量中心性的核心原理在于，一个节点的重要性既取决于该节点自身的连接度，亦取决于其相邻节点的重要程度。由图中可见，多数企业的特征向量中心性数值处于0.1之上，少数则在0.02以下。

2.2.2 社团结构演变

通过对网络节点特征的探索，研究得以揭示中国农业股风险传播的总体特性^[34-36]，然而各股之间的结构特质仍未明晰。在此情形下，于该研究环节考虑运用社团结构演变的方式予以深入探究。在研究推进过程中察觉，并非全部社团发现算法均可在有向网络环境中有效施行，故而需率先将农业股风险传播网络简化为无向加权网络形式。随后，分别借助Leading Eigenvector算法、Louvain算法以及Spinglass算法对其开展社团划分相关工作。

如表3所示，其详细记录了各异的社团划分算法于2019—2024年历年的网络划分成效。鉴于实验进程中部分算法存在冗余性过高或模块度偏低的情况，致使部分输出数据有所缺失，故而经实验筛选确定了Leading Eigenvector、Louvain以及Spinglass算法。通过对比性剖析，判定Louvain算法在社团划分成果方面表现较为出色，该算法的模块度大体稳定于0.04上下，且社团数量变动幅度不显著，处于3~5这一区间范围。

表3 社团发现算法划分结果

Tab.3 Association discovery algorithm segmentation results

各社区的算法 Algorithms for communities	Leading Eigenvector算法 Leading Eigenvector algorithm		Louvain 算法 Louvain's algorithm		Spinglass算法 Spinglass algorithm	
	模块化 Modularization	社区数量 Number	模块化 Modularization	社区数量 Number	模块化 Modularization	社区数量 Number
	2019-2020	0.002557473	2	0.027637808	5	0.0172
2020-2021	0.002557473	5	0.039344907	4	0.0168	3
2021-2022	0.010665097	1	0.041085681	4	0.0228	3
2022-2023	0.017369812	2	0.040873119	3	0.0228	3
2023-2024	0.019677421	2	0.050497563	4	0.0239	3

在图2中，以直观图示呈现社团划分分布状况，经观测发现，在历年演变进程里，大部分农业股的社团分布特征显著，仅少量企业的社团归属维持不变。多数农业企业风险社团归属更迭迅速，此现象暗示农业企业风险传播与企业相对稳定的主营业务板块不存在关联性，其可能与各企业信用风险的动态变化存在关联。

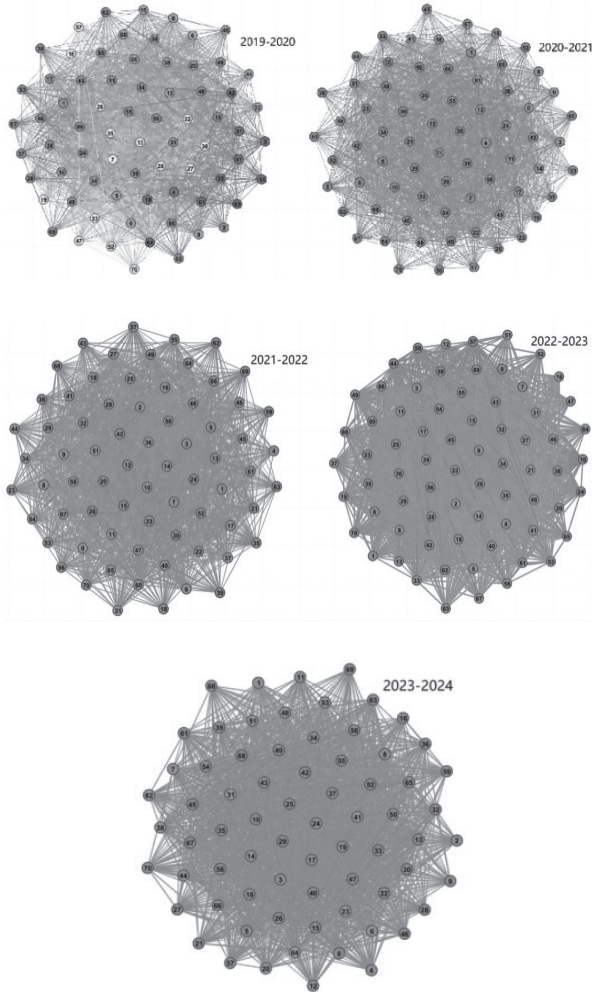


图2 Louvain算法划分的历年中国农业股风险网络社团分布图

Fig.2 Distribution of risk network associations of Chinese agricultural stocks by Louvain's algorithm over the years

注：图中不同颜色的企业分别归属不同社团

Note: Enterprises in different colors in the chart belong to different associations

进一步分析发现，2019—2021年，社团集群保持了大体上的稳定状态。自2021年起，集群开始产生变动，并逐步演变为由两大社团主导的风险传导

集群模式，至2023年，又重新回归至各社团分散传导状态。鉴于社团数目愈多意味着网络的畅通性愈佳，相应地风险传导速度亦越快，由此可推断出在这为期5年的中国农业股风险传导网络的演进进程中，其风险波动态势呈现出一种U型曲线形态，总体风险传导速度表现为先降低后升高的趋势走向。

社团结构自2021年起始发生演变，至2022年形成两大社团主导格局，随后转变为分散式风险传导模式，此现象表明在该时段内，存在宏观因素对各企业风险网络的传导演化进程施加影响。以新冠疫情为例，其致使相关农业企业的供应链遭受一定程度冲击，尽管在初期该影响的显现程度或许并不显著，然而此类事件对农业企业影响的滞后性具有持续性特征，这使得社团分布的演进滞后于事件发生时间，但并不妨碍社团的演进进程，能够为中国农业股风险网络的演进历程提供有效阐释依据。

据此可推知，于宏观层面意外事件发生之际，面向各农业企业社团网络的风险传导并非即时发生，其间存有一段缓冲时期，且在此阶段之后将迎来持续的事件反馈，其具体表征为各企业风险网络社团结构的变迁。故而，精准把控事件发生后各社团发生演变的缓冲期，对于各企业、投资者以及政府而言均具有重要意义。

3 结论

本研究针对2019年4月—2024年5月中国A股农业股风险网络予以剖析，进而揭示农业股风险传导网络特征的动态演变规律。借助Leading Eigenvector、Louvain以及Spinglass等社团划分算法，对农业股风险网络的社团结构展开深入探究，结果显示Louvain算法于捕捉网络社团结构层面展现出尤为突出的效能。研究观测到，农业股社团结构自2021年起历经显著变动，具体表现为从相对平稳的多社团分布态势逐步转变为以两大主要社团为主导的风险传导集群模式。此趋势与宏观经济事件存在紧密关联，特别是新冠疫情等外部冲击因素发挥着关键作用。网络风险传导速率呈现出先降后升的U型变化态势，这意味着宏观事件对农业股风险网络的作用具有明显滞后性。在节点中心性分析环节，本研究对各农业股于风险网络中的相对重要性予以评估，结果表明部分企业在风险传播进程中处

于核心地位，而另有部分企业则作为边缘节点，其作用相对微弱。与此同时，不同企业间风险传播速率大体相同，然而它们对于网络中的影响力却存在显著差别。

本研究阐明了中国A股农业股风险网络于5年期间的演进特质，着重于风险传导速率的动态变动情形以及社团结构的调适状况。宏观事件施加于农业股风险网络的效应并非瞬时呈现，而是具备特定时长的滞后阶段，继而产生持续的反馈作用。此研究成果为企业、投资者与政策制定者给予了关键指引，具体而言，在应对后续相似风险情形时，需着重留意事件发生后的缓冲时段，以此达成更为高效的风险管理与决策制定。

参考文献

- [1] 赵春明, 杨宏举. 数字基础设施建设提升产业链供应链韧性了吗?[J/OL]. 当代财经, 1-15[2024-12-01].
ZHAO Chunming, YANG Hongju. Has digital infrastructure construction improved the resilience of industrial chain supply chain?[J/OL]. Contemporary Finance and Economics, 1-15[2024-12-01].
- [2] 付玮琼. 核心企业主导的供应链金融模式风险机理研究[J]. 企业经济, 2020, 39 (1): 136-143.
FU Weiqiong. Research on the risk mechanism of core enterprise-led supply chain finance model[J]. Enterprise Economy, 2020, 39 (1): 136-143.
- [3] 陆刚, 赵蕾, 安海岗. 河北省农业网络经济实证研究: 基于地区关联复杂网络模型[J]. 广东农业科学, 2014, 41 (23): 221-226, 236.
LU Gang, ZHAO Lei, AN Haigang. An empirical study on agricultural network economy in Hebei Province--Based on the complex network model of regional association[J]. Guangdong Agricultural Science, 2014, 41 (23): 221-226, 236.
- [4] 杜勇, 张欢, 陈建英. 金融化对实体企业未来主业发展的影响: 促进还是抑制[J]. 中国工业经济, 2017 (12): 113-131.
DU Yong, ZHANG Huan, CHEN Jianying. The impact of financialization on the future main business development of real enterprises: Promotion or inhibition[J]. China Industrial Economy, 2017 (12): 113-131.
- [5] 王定祥, 何乐佩, 李伶俐. 供应链金融中的信用风险传导机制及其仿真模拟[J]. 金融论坛, 2021, 26 (9): 15-25.
WANG Dingxiang, HE Lepei, LI Lingli. Credit risk transmission mechanism in supply chain finance and its simulation[J]. Financial Forum, 2021, 26 (9): 15-25.
- [6] 李廷双, 庄新田, 王健, 等. 极端行情下中国股市社团结构及系统性风险分析[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41 (10): 1 500-1 508.
LI Yanshuang, ZHUANG Xintian, WANG Jian, et al. Analysis of association structure and systemic risk of Chinese stock market under extreme market[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2020, 41 (10): 1 500-1 508.
- [7] 董竹, 周悦. 惯性效应、择时策略与投资价值: 基于农业板块股票的实证研究[J]. 农业经济与管理, 2019 (3): 5-18.
DONG Zhu, ZHOU Yue. Inertia effect, timing strategy and investment value-an empirical study based on agricultural sector stocks[J]. Agricultural Economics and Management, 2019 (3): 5-18.
- [8] 欧阳资生, 杨希特, 黄颖. 嵌入网络舆情指数的中国金融机构系统性风险传染效应研究[J]. 中国管理科学, 2022, 30 (4): 1-12.
OUYANG Zisheng, YANG Xite, HUANG Ying. Research on systemic risk contagion effect of Chinese financial institutions embedded in network public opinion index[J]. China Management Science, 2022, 30 (4): 1-12.
- [9] 张来军, 杨治辉, 路飞飞. 基于复杂网络理论的股票指标关联性实证分析[J]. 中国管理科学, 2014, 22 (12): 85-92.
ZHANG Laijun, YANG Zhihui, LU Feifei. Empirical analysis of stock indicator correlation based on complex network theory[J]. China Management Science, 2014, 22 (12): 85-92.
- [10] 谢赤, 胡珏, 王钢金. 基于随机矩阵理论的股市网络拓扑性质研究[J]. 运筹与管理, 2018, 27 (1): 144-152.
XIE Chi, HU Jue, WANG Gangjin. Research on topological properties of stock market networks based on random matrix theory[J]. Operations Research and Management, 2018, 27 (1): 144-152.
- [11] 刘建刚, 陈芦霞. 突发事件下粮食股市的抗毁性及预警研究[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2024, 21 (2): 52-59, 67.
LIU Jianguang, CHEN Luxia. A study on destruction resistance and early warning of food stock market under

- emergencies[J]. *Complex Systems and Complexity Science*, 2024, 21 (2): 52-59, 67.
- [12] Varkey, McAllister, Askey, et al. Multi-Criteria Decision Analysis for Recreational Trout Fisheries in British Columbia, Canada: A Bayesian Network Implementation[J]. *North American Journal of Fisheries Management*, 2016, 36 (6): 1457-1472.
- [13] Yang Y, Xu K, Xiang H. Analysis on Chinese Airline Network Invulnerability[J]. *Journal of Systems Science and Information*, 2019, 7 (4): 359-372.
- [14] 李守斐, 李晗, 朱冠旭, 等. 基于动态网络方法的中国行业板块联动效应分析[J]. *江西师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 46 (1): 25-36.
- LI Shoufei, LI Han, ZHU Guanxu, et al. Analysis of linkage effects of Chinese industry sectors based on dynamic network approach[J]. *Journal of Jiangxi Normal University (Natural Science Edition)*, 2022, 46 (1): 25-36.
- [15] 曹子雯, 贺霖卿. 兼顾“高联通性”和“低传染性”的金融机构关联网络优化路径研究[J]. *金融理论与实践*, 2024 (7): 71-81.
- CAO Ziwen, HE Linqing. Optimization of financial institutions' network taking into account "high connectivity" and "low contagion" [J]. *Financial Theory and Practice*, 2024 (7): 71-81.
- [16] 吴婕, 许忠好, 翟心彤. 基于复杂网络的新冠疫情下股票市场波动模型研究[J]. *应用概率统计*, 2022, 38 (4): 603-616.
- WU Jie, XU Zhonghao, ZHAI Xintong. Complex network-based modeling of stock market volatility under the new crown epidemic[J]. *Applied Probability Statistics*, 2022, 38 (4): 603-616.
- [17] 李经纬, 李守伟, 刘晓星, 等. 基于贸易-投资网络的系统性风险传染机制研究[J]. *管理评论*, 2024, 36 (8): 15-27.
- LI Jingwei, LI Shouwei, LIU Xiaoxing, et al. Research on systemic risk contagion mechanism based on trade-investment network[J]. *Management Review*, 2024, 36 (8): 15-27.
- [18] 牛晓健, 刘红怿. 中国证券市场多元金融上市公司的复杂网络动态拓扑结构研究[J]. *东南大学学报(哲学社会科学版)*, 2021, 23 (3): 65-73, 147.
- NIU Xiaojian, LIU Hongyi. A study on the dynamic topology of complex networks of multifinancial listed companies in China's securities market[J]. *Journal of Southeast University (Philosophy and Social Science Edition)*, 2021, 23 (3): 65-73, 147.
- [19] Kaihao L, Shuliang L, Wenfeng Z, et al. Reconstruction of enterprise debt networks based on compressed sensing. [J]. *Scientific Reports*, 2023, 13 (1): 2514.
- [20] 李绍芳, 李方圆, 刘晓星. 新冠肺炎疫情冲击下全球金融市场系统性风险跨市场传染研究: 基于G20国家的经验证据[J]. *金融评论*, 2022, 14 (3): 1-38, 124.
- LI Shaofang, LI Fangyuan, LIU Xiaoxing. A study of cross-market contagion of systemic risk in global financial markets under the shock of the new coronavirus epidemic-based on empirical evidence from G20 countries[J]. *Financial Review*, 2022, 14 (3): 1-38, 124.
- [21] 方艳, 贺学会, 吴文彬. 资本市场对外开放过程中的预期效应、套利效应与政策效应: 基于沪港通事件的分析[J]. *上海财经大学学报*, 2018, 20 (4): 93-110.
- FANG Yan, HE Xuexue, WU Wenbin. Expectation effect, arbitrage effect and policy effect in the process of opening up the capital market to the outside world--an analysis based on the Shanghai-Hong Kong Stock Connect event[J]. *Journal of Shanghai University of Finance and Economics*, 2018, 20 (4): 93-110.
- [22] 吴豪, 王静. 基于复杂网络的A股农业板块社团结构特征分析[J]. *商业时代*, 2013 (13): 62-63.
- WU Hao, WANG Jing. Characterization of association structure of A-share agricultural sector based on complex network[J]. *Business Times*, 2013 (13): 62-63.
- [23] Schoch, D., Brandes, et al. Re-conceptualizing centrality in social networks[J]. *European Journal of Applied Mathematics*, 2016, 27 (6): 971-985.
- [24] Sabidussi G. The centrality index of a graph[J]. *Psychometrika*, 1966, 31 (4): 581-603.
- [25] Brandes U. A faster algorithm for betweenness centrality[J]. *Journal of mathematical sociology*, 2001, 25 (2): 163-177.
- [26] Bonacich P. Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification[J]. *Journal of mathematical sociology*, 1972, 2 (1): 113-120.
- [27] Blondel V D, Guillaume J L, Lambiotte R, et al. Fast unfolding of communities in large networks[J]. *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, 2008, 2008

- (10) : P10008.
- [28] Reichardt J, Bornholdt S. Statistical mechanics of community detection[J]. *Physical Review E—Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2006, 74 (1) : 016110.
- [29] Traag V A, Bruggeman J. Community detection in networks with positive and negative links[J]. *Physical Review E—Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2009, 80 (3) : 036115.
- [30] Newman M E J. Finding community structure in networks using the eigenvectors of matrices[J]. *Physical Review E—Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2006, 74 (3) : 036104.
- [31] 王静, 吴豪. 基于复杂网络的中国股市农业板块结构特征建模及实证分析[J]. *西北农林科技大学学报(社会科学版)*, 2013, 13 (6) : 51-60.
WANG Jing, WU Hao. Modeling and empirical analysis of structural characteristics of agricultural sector in Chinese stock market based on complex network[J]. *Journal of Northwest Agriculture and Forestry University (Social Science Edition)*, 2013, 13 (6) : 51-60.
- [32] 周超, 王家兴, 米运生. 中国农业产业链的外汇风险暴露特征及其影响因素[J/OL]. *中国农村经济*, 2024 (9) : 121-141[2024-12-01].
ZHOU Chao, WANG Jiaying, MI Yunsheng. Foreign exchange risk exposure characteristics of China's agricultural industry chain and its influencing factors[J/OL]. *China Rural Economy*, 2024 (9) : 121-141[2024-12-01].
- [33] 周君婷, 应瑞瑶, 李天祥, 等. 经济政策不确定性与中国小麦价格波动: 基于SV-TVP-SVAR模型的分析[J]. *世界农业*, 2021 (6) : 40-51, 111.
ZHOU Juntong, YING Ruiyao, LI Tianxiang, et al. Economic policy uncertainty and wheat price volatility in China—an analysis based on SV-TVP-SVAR model[J]. *World Agriculture*, 2021 (6) : 40-51, 111.
- [34] 温涛, 向栩. 农村金融服务农业强国建设: 基础能力、薄弱环节与创新路径[J]. *经济学家*, 2024 (4) : 56-66.
WEN Tao, XIANG Xu. Rural financial services for the construction of a strong agricultural country: basic capacity, weak links and innovative path[J]. *Economist*, 2024 (4) : 56-66.
- [35] 林朝颖, 郭慧芳, 韦莉芹, 等. 定向降准对农业上市公司业绩增长的驱动机制研究[J]. *南京审计大学学报*, 2022, 19 (6) : 62-70.
LIN Chaoying, GUO Huifang, WEI Lixin, et al. Research on the driving mechanism of targeted downgrade on the performance growth of agricultural listed companies[J]. *Journal of Nanjing Audit University*, 2022, 19 (6) : 62-70.
- [36] 贺欣. 后金融危机时代农业企业的风险管理[J]. *农业经济问题*, 2010, 31 (10) : 84-88.
HE Xin. Risk management in agribusiness in the post-financial crisis era[J]. *Agricultural Economic Issues*, 2010, 31 (10) : 84-88.

Evolutionary Trajectory and Characterization of Agribusiness Risk in Complex Network Architectures

LU Xinyong

(College of Economy and Trade, Zhongkai University of Agriculture and Engineering,
Guangzhou Guangdong 510550, China)

Abstract: As the market economy continues to deepen, the transmission of risk in agribusiness is becoming increasingly complex. After a major risk occurs in a listed company, the related risk will spread to more enterprises, which is a more drastic blow to agribusinesses with relatively scarce capital and risk-resistant ability. Therefore, this study employs association division algorithms such as Leading Eigenvector, Louvain and Spinglass to analyze the topology and association evolution of the agricultural stock network, and reveals the dynamic evolution characteristics of the risk transmission network of agricultural stocks. It is found that the association structure of agricultural stocks after 2021 gradually evolves from a multi-association model to a risk-transmission cluster dominated by two major associations, and the risk-transmission speed shows a U-shaped trend, which is related to the lag effect of macro events. In addition, the node centrality analysis shows that there are differences in the importance and influence of different firms in risk transmission. The findings suggest that there is a buffer period for the impact of macro events on the risk network of agricultural stocks, followed by an acceleration of the speed of risk transmission, with a view to providing a reference-valued basis and insights for enterprises, investors and policymakers to cope with risks in the future.

Keywords: complex networks, agribusiness, association partitioning algorithms, risk transmission

Fund projects: International Research Fund Project (IACMSP1508019) ; National Natural Science Regional Foundation (72064008) ; Science and Technology Innovation Fund for Graduate Students of Zhongkai College of Agricultural Engineering (KJCX2024031)

Correspondence author: LU Xinyong (1999-) , male, Zhuang nationality, from Nanning, Guangxi, assistant engineer, master's student, research direction: enterprise risk, agricultural economy.