



基于随机矩阵理论的 加密货币网络拓扑性质研究

曹广喜, 谢文浩

南京信息工程大学 管理工程学院, 南京 210044

摘要: 金融资产之间的关联往往表现为一个复杂动态系统, 不同资产之间存在着显著的联动性。对金融资产之间相依关系、风险传导的深入研究不仅能够及时防范风险冲击, 规避损失, 而且对促进金融市场健康发展具有重要意义。

基于随机矩阵理论探讨加密货币网络拓扑性质, 选取2018年3月20日至2019年12月31日37种主要加密货币为研究对象, 运用非线性DCCA相关系数和传统的线性相关系数构建加密货币之间的相关系数矩阵, 同时运用随机矩阵理论对两种相关系数矩阵进行去噪过滤, 在不同的阈值下构建加密货币网络, 研究加密货币之间的相依结构、网络拓扑性质和各加密货币的风险传染强度。

研究表明, 加密货币之间的非线性相依关系更加强烈。加密货币网络呈现出小世界效应, 在不同的阈值下, 加密货币网络的连接关系强度不同。当阈值较小时, 加密货币网络比较稠密且稳定性较强; 当阈值较大时, 加密货币网络比较稀疏, 此时加密货币网络的平均度和平均聚类系数也较小; 并且两种相关系数矩阵下的加密货币网络主要表现为异配性。进一步研究发现, 加密货币市场中存在大量随机噪声, 根据随机矩阵理论去噪后加密货币之间的相关关系更加紧密, 在同一阈值下去噪后加密货币网络平均度和平均聚类系数有所增大, 异配性更加明显。通过对加密货币网络风险传染实证分析可知, 以太坊和艾达币的风险最容易在网络中传染给其他加密货币。加密货币网络呈现出不同的局部时变特征, 并且阈值较小时, 网络的局部时变特征更加稳定。

实践中建议最好从非线性的角度测量加密货币之间的相依关系, 并且要考虑相依关系的动态性; 从事加密货币的投资者要时刻注意加密货币资产之间的风险传导, 特别是以太坊和艾达币对其他资产的影响; 建议相关金融风险监管者加强对加密货币的监管, 保证金融市场的健康发展。

关键词: 加密货币网络; 拓扑性质; 随机矩阵理论; 相关系数; 去噪

中图分类号: F830.9

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1672-0334.2022.03.011

文章编号: 1672-0334(2022)03-0147-14

引言

随着经济全球化的高速发展, 世界各国贸易活动越来越密集, 不同经济体之间的联动效应愈加明显。尤其是2008年美国次贷危机和2010年欧洲债务危机给全球主要股市造成的巨大动荡, 由此反映出不同股市之间存在着显著的联动效应。近年来, 传统发

达国家金融市场正在逐步恢复, 新兴经济国家的金融体系也在不断发展, 但在国际资本深度交叉融合、全球金融一体化越加凸显的背景下, 各金融市场的联动性越来越复杂。

目前, 一种新兴的虚拟金融资产——加密货币引起政府、相关学者和大众投资者的广泛关注。加

收稿日期: 2020-07-01 **修返日期:** 2021-03-19

基金项目: 江苏省高校哲学社会科学基金项目(2022SJZD018, 2017ZDAXM005); 江苏省研究生科研创新项目(KYCX22_1242)

作者简介: 曹广喜, 管理学博士, 南京信息工程大学管理工程学院教授, 研究方向为金融工程和数量经济等, 代表性学术成果为“Multifractal detrended cross-correlations between the Chinese exchange market and stock market”, 发表在2012年第20期《Physica A: Statistical Mechanics and its Applications》, E-mail: caoguangxi@nuist.edu.cn

谢文浩, 南京信息工程大学管理工程学院博士研究生, 研究方向为金融风险管理等, E-mail: xiewhzk@163.com

加密货币是一种由技术创新带来的新型货币形式, 由于其具有匿名性、去中心化等特性, 能在交易的过程中降低成本和提高效率, 因此受到广泛追捧。近年来, 全球加密货币呈现不断增长的趋势, 形式不断创新, 规模持续扩大。截至2020年11月21日, 根据CoinMarketCap官方网站统计数据显示, 全球加密货币达到7 731种, 拥有385个交易所, 33 289个交易市场, 总市值达3.473万亿美元。其中, 比特币(Bitcoin, BTC)市值排名第一, 占加密货币总市值的65.2%; 以太坊(Ethereum, ETH)市值排名第二, 占加密货币总市值的11.12%。一方面, 由于加密货币具有高收益的特点, 吸引了众多的投资者; 但另一方面, 加密货币自2017年开始, 以比特币为代表, 出现了暴涨暴跌的现象, 期间其他加密货币纷纷急剧下跌, 给投资者带来巨大损失。与此同时, 在这一金融市场中, 存在许多投机者试图获得超额收益, 市场参与主体的增加使交易变得活跃, 市场中充斥着诸多噪声, 如何准确测量加密货币之间的相依关系以及他们之间的风险传染对于构建加密货币之间的投资组合和金融风险管理具有重要的实际意义。

1 相关研究评述

目前国内外学者对加密货币进行了大量研究, 主要集中在市场效率^[1]、价格的联动效应^[2]、波动溢出效应^[3]、加密货币与其他金融资产的相关性^[4]以及加密货币的投资组合^[5]等方面。近年来, 越来越多的学者认识到金融市场表现为一个复杂系统, 传统的金融理论往往无法科学有效地刻画其真实的形态^[6]。WATTS et al.^[7]和BARABÁSI et al.^[8]率先将复杂网络应用到经济社会问题的研究中, 此后, 一些学者基于复杂网络理论对金融市场进行了广泛的研究。CARAIANI^[9]采用复杂网络方法研究欧洲主要新兴股票市场的网络拓扑性质; 王克达等^[10]利用2004年至2015年全球40个主要国家和地区的股市数据构建复杂网络模型, 研究两次危机对全球及中国股市的传染; 陈声利等^[11]以广义误差方差分解矩阵构建风险溢出网络, 研究全球主要大类资产间的风险溢出行为。近年来, 一些学者基于复杂网络的方法对加密货币展开相关研究, STOSIC et al.^[12]采用随机矩阵理论和最小生成树的方法研究不同加密货币收益率之间的交叉相关性, 研究结果表明加密货币交叉相关系数矩阵展现了层级结构, 并且交叉相关系数矩阵的特征值很大一部分与随机矩阵不同, 同时加密货币的最小生成树表现出了稳定的社团结构特征。ZIEBA et al.^[13]使用最小生成树的方法研究加密货币收益率之间的相互依赖关系, 发现加密货币网络形成层次集群特征, 在两个独立的时期内保持一致, 并且加密货币市场具有潜在拓扑特性。PAPADIMITRIOU et al.^[14]使用复杂网络的方法研究112种加密货币网络的拓扑性质, 认为加密货币的价格同步性非常强, 并且市值较大的加密货币往往并非处于主导地位。上述研究虽然对加密货币复杂网络特征有所涉

及, 但大多以皮尔逊线性相关系数测量资产的相关关系, 并且鲜有涉及网络的局部时变特征。

大量已有研究表明金融资产往往表现出尖峰厚尾、有偏、非对称的非线性特征^[15], 因此传统的皮尔逊线性相关系数在测量金融资产相关性上具有一定的局限性^[16]。为了解决此问题, PODOBNIK et al.^[17]提出的消除趋势交叉相关分析(detrended cross-correlation analysis, DCCA)方法已成为单分形分析的主流方法; ZEBENDE^[18]提出了DCCA相关系数, 用于刻画金融资产之间的非线性相依关系, 并广泛应用于股票、外汇、期货和能源等金融市场。在期货和能源市场方面, 林宇等^[19]运用非对称多重分形去趋势交叉相关分析法对新兴与成熟能源期货市场之间的非对称多重分形相关关系进行实证分析; 王宏勇等^[20]构建多元多重分形去趋势交叉相关分析法, 研究中国的铜、铝、锌3种基本金属的期货与现货日收益率的相关关系。在股票和外汇市场方面, XU et al.^[21]采用DCCA相关系数研究中国碳排放市场与碳密集型行业股市之间的非线性相关关系, 结果表明上海、深圳碳排放价格收益率和对应碳密集型行业股市收益率之间存在正向交叉相关性; LI et al.^[22]采用DCCA相关系数矩阵构建复杂网络模型, 研究“一带一路”国家汇率市场的拓扑结构, 结果表明“一带一路”国家的汇率市场网络具有小世界效应、社团性和稳健性。与此同时, 已有研究表明金融资产收益率相关系数矩阵中大多包含噪声^[23], 从而影响资产收益相关性的准确度量, 因此一些学者通过引入随机矩阵理论解决金融领域相关系数的去噪问题^[24]。相对于传统的证券市场, 目前加密货币仍是一个新兴的金融市场, 并且加密货币价格表现出了暴涨暴跌现象, 同时加密货币具有比传统股票资产更高收益的特点, 因此加密货币市场中存在一些投机者, 导致资产价格中充斥着诸多噪声。随机矩阵理论的提出有利于金融资产相关系数矩阵的去噪, 常见的基于随机矩阵理论的去噪方法有LCPB法^[25]、PG+法^[26]和KR法^[27]3种, 其思想均为用一个常量代替小于随机矩阵理论预测的最大特征值的相关系数矩阵特征值而构建一个新的相关系数矩阵。重构后的相关系数矩阵有效减弱了噪声因素对相关关系的干扰, 比原始的相关系数矩阵更清晰地反映了变量之间的相依关系, 能更为有效的分析加密货币网络拓扑特征和相关风险传染。因此, 本研究根据随机矩阵理论对加密货币之间相关系数矩阵去噪。

中国部分学者基于复杂网络主要对传统的金融市场进行大量研究。李岸等^[28]通过建立收益率网络和波动率网络, 研究全球主要股票指数对中国股票市场的联动性; 谢赤等^[29]通过随机矩阵理论和复杂网络模型研究全球主要股指的网络拓扑性质。但中国学者对加密货币的研究起步较晚, 最近几年, 一些学者对加密货币的研究主要集中于发行模型^[30]、价格波动和市场风险^[31]、收益率分布特征^[32]、价格泡沫^[33]和羊群效应^[34]等方面, 鲜有对加密货币之间交叉相

关性和网络拓扑性质的相关研究。

鉴于以上分析, 本研究在 LI et al.^[22] 研究方法的基础上, 以非线性 DCCA 相关系数构建加密货币之间的相关系数矩阵, 基于随机矩阵理论去噪方法和阈值法构建加密货币复杂网络模型, 剔除网络中的噪声, 有利于更加精确的捕捉网络的拓扑特性和分析网络中各加密货币的风险传染路径。具体地, 首先, 使用非线性 DCCA 相关系数进行加密货币之间的相关性测量, 构建加密货币复杂网络模型, 并与皮尔逊线性相关系数构建的网络进行对比, 分析加密货币网络的拓扑性质。其次, 使用随机矩阵理论对两种相关系数矩阵进行去噪处理, 然后在不同的阈值参数下, 构建加密货币复杂网络模型, 并进行去噪前后网络拓扑特征的对比分析。最后, 进一步研究网络中各加密货币对整个网络的影响强度和风险传染分析, 结合滑动窗技术探究加密货币网络拓扑指标的局部时变特征。

2 模型和方法

为方便表述, 给出本研究使用的主要变量及其定义, 具体见表 1。

2.1 DCCA 相关系数法

DCCA 相关系数主要研究两个非平稳时间序列在不同时间标度下的非线性相关关系, 具体步骤为:

假设存在两个长度均为 L 的时间序列 $x(a)$ 和 $y(a)$, 为了理论表述方便, 这里用 $x(a)$ 和 $y(a)$ 表示两个不同时间序列, 后文实证分析中具体表示不同加密货币的收益率序列。

第 1 步: 分别计算 $x(a)$ 的累积离差序列 $X(k)$ 和 $y(a)$ 的累积离差序列 $Y(k)$, 即

$$\begin{aligned} X(k) &= \sum_{a=1}^k [x(a) - \bar{x}] \\ Y(k) &= \sum_{a=1}^k [y(a) - \bar{y}] \end{aligned} \tag{1}$$

其中, $k = 1, 2, \dots, L; a = 1, 2, \dots, L; \bar{x}$ 为 $x(a)$ 的均值, $\bar{x} = \frac{1}{L} \sum_{a=1}^L x(a); \bar{y}$ 为 $y(a)$ 的均值, $\bar{y} = \frac{1}{L} \sum_{a=1}^L y(a)$ 。

第 2 步: 将 $X(k)$ 和 $Y(k)$ 分别正向分割成 n_s 个不重叠的子序列, $n_s = \text{int}(\frac{L}{s})$, 每个子序列的长度 (或者称为时间尺度) 为 s , 由于 L 常常不是 s 的整数倍, 为了不丢失尾部部分数据, 从累积离差序列尾部逆向重复这一分割过程, 因此 $X(k)$ 和 $Y(k)$ 分别被分成 $2n_s$ 个子序列。

$$\begin{aligned} &\text{当 } v = 1, 2, \dots, n_s \text{ 时} \\ X_v(b) &= X[(v-1)s + b] \\ Y_v(b) &= Y[(v-1)s + b] \\ &\text{当 } v = n_s + 1, n_s + 2, \dots, 2n_s \text{ 时} \\ X_v(b) &= X[L - (v - n_s)s + b] \\ Y_v(b) &= Y[L - (v - n_s)s + b] \end{aligned} \tag{2}$$

其中, $b = 1, 2, \dots, s$ 。

第 3 步: 分别对 $X_v(b)$ 和 $Y_v(b)$, 用最小二乘进行多项式拟合, 一般拟合多项式的阶数可为 1、2、3 等, 分别记为 DCCA1、DCCA2 和 DCCA3。本研究主要使用

表 1 变量定义

Table 1 Definitions of Variables

| 变量符号 | 变量定义 | 变量符号 | 变量定义 |
|----------|--------------------------|------------------|------------------|
| n | 金融资产的种类数 | $F_{xy,DCCA}^2$ | 两个时间序列的总体交叉协方差 |
| L | 时间序列的长度 | $\rho_{xy,DCCA}$ | DCCA 相关系数 |
| a | 原始时间序列元素位置标识 | A | 随机矩阵 |
| k | 累积离差序列元素位置标识 | R | 随机数据线性相关系数矩阵 |
| b | 分割后子序列元素位置标识 | λ | 相关系数矩阵的特征值 |
| $x(a)$ | 一种金融资产的时间序列 | C | 加密货币收益率序列的相关系数矩阵 |
| $y(a)$ | 除 $x(a)$ 以外的另一种金融资产的时间序列 | A | 相关系数特征值矩阵 |
| $X(k)$ | 时间序列 $x(a)$ 的累积离差序列 | P | 相关系数特征向量矩阵 |
| $Y(k)$ | 时间序列 $y(a)$ 的累积离差序列 | θ | 阈值参数 |
| v | 累积离差序列分割后子序列的标识 | w | 网络的平均度 |
| s | 时间尺度 | J | 网络的平均聚类系数 |
| n_s | 正向分割完成后子序列个数 | r | 网络的同配系数 |
| $X_v(b)$ | 累积离差序列 $X(k)$ 分割后的子序列 | q | 加密货币的影响强度 |
| $Y_v(b)$ | 累积离差序列 $Y(k)$ 分割后的子序列 | | |

2阶多项式拟合,得到每个子序列的拟合方程分别为 $\tilde{X}_v(b)$ 和 $\tilde{Y}_v(b)$, 然后对每个子序列做去趋势处理, 进一步计算子序列对应的局部降趋势协方差, 即

$$F_v(s) = \frac{1}{s} \sum_{b=1}^s [X_v(b) - \tilde{X}_v(b)][Y_v(b) - \tilde{Y}_v(b)] \quad (4)$$

其中, $F_v(s)$ 为子序列对应的局部降趋势协方差。

第4步: 计算 $x(a)$ 与 $y(a)$ 的交叉波动协方差, 即

$$F_{xy,DCCA}^2(s) = \frac{1}{2n_s} \sum_{v=1}^{2n_s} F_v(s) \quad (5)$$

第5步: 计算 $x(a)$ 与 $y(a)$ 的 DCCA 相关系数, 即

$$\rho_{xy,DCCA} = \frac{F_{xy,DCCA}^2(s)}{F_{x,DFA}(s)F_{y,DFA}(s)} \quad (6)$$

其中, $F_{x,DFA}(s)$ 为 $x(a)$ 按照 DFA 方法运算时的波动标准差, $F_{y,DFA}(s)$ 为 $y(a)$ 按照 DFA 方法运算时的波动标准差, 当 $x(a) = y(a)$ 时, $F_{xy,DCCA}^2(s)$ 退化为 $F_{x,DFA}^2(s)$ 。与传统的皮尔逊线性相关系数相同, $\rho_{xy,DCCA}$ 也是无量纲的量, 且 $-1 \leq \rho_{xy,DCCA} \leq 1$ 。在给定的时间尺度下两个时间序列完全正相关时, $\rho_{xy,DCCA} = 1$; 完全负相关时, $\rho_{xy,DCCA} = -1$; 完全不相关时, $\rho_{xy,DCCA} = 0$ 。在刻画非平稳时间序列的相关关系上, DCCA 相关系数比传统的皮尔逊线性相关系数更具有优势, 并且广泛应用于金融时间序列的非线性相依结构的刻画。因此, 本研究采用 DCCA 相关系数矩阵构建加密货币网络。

2.2 随机矩阵理论

首先, 构建随机数据线性相关系数矩阵 R , 即

$$R = \frac{1}{L} AA^T \quad (7)$$

其中, A 为一个 $n \times L$ 的随机矩阵, 由 n 个长度为 L 的独立序列构成, 每个序列均服从 $N(0, 1)$ 分布。

相关系数矩阵 R 的统计性质是已知的, 特别是当 $n \rightarrow \infty, L \rightarrow \infty$, 且序列长度和样本个数的比值为 $Q, Q \equiv \frac{L}{n} > 1$ 固定时, 依照 Marcenko-Pastur 法则^[35], R 的特征值 λ 的概率分布 $P(\lambda)$ 为

$$P(\lambda) = \frac{Q}{2\pi\sigma^2} \times \frac{\sqrt{(\lambda_+ - \lambda)(\lambda - \lambda_-)}}{\lambda} \quad (8)$$

其中, σ^2 为相关系数矩阵 R 的方差, 标准化矩阵的 $\sigma^2 = 1$; λ_+ 为随机矩阵谱理论特征根的最大值 (上界); λ_- 为随机矩阵谱理论特征根的最小值 (下界)。

λ_{\pm} 的计算公式为

$$\lambda_{\pm} = \sigma^2 \left(1 + \frac{1}{Q} \pm 2\sqrt{\frac{1}{Q}} \right) \quad (9)$$

对加密货币收益率序列的相关系数矩阵 C 进行特征分解, 得到 $C = P\Lambda P^T$, P 为正交矩阵, T 为转置运算, 满足条件 $PP^T = 1$, Λ 为对角矩阵, 其主对角线元素为加密货币相关系数矩阵的特征值。对 λ 按照从小到大的顺序进行重新排序, 即 $\lambda_1, \dots, \lambda_m, \lambda_{m+1}, \dots, \lambda_l, \lambda_{l+1}, \dots, \lambda_n$ 。假设排序后第 m 个矩阵特征值刚好小于随机矩阵谱理论特征根的最小值, 第 $(l+1)$ 个矩阵特征值刚好大于随机矩阵谱理论特征根的最大值, 即 $\lambda_m < \lambda_-, \lambda_{l+1} > \lambda_+$, 令 $\Lambda_{New} = \text{diag}[\lambda_1, \dots, \lambda_m, 0, \dots, 0, \lambda_{l+1}, \dots,$

$\lambda_n]$, 即将相关系数矩阵落在随机矩阵理论预测范围内的特征值替换为 0。同样特征值矩阵也只保留了对应的特征向量矩阵, 从而得到新的相关系数矩阵, 即

$$C_{New} = P_{New}\Lambda_{New}P_{New}^T \quad (10)$$

其中, P_{New} 为新的特征向量矩阵, 并令 C_{New} 的对角线元素为 $\omega_{New,ii}$, $\omega_{New,ii} = 1$, 使 $\text{tr} C = \text{tr} C_{New} = n$ 。通过上述方法改进相关系数矩阵, 从而去除加密货币相关系数矩阵中的噪声信息。

2.3 加密货币网络模型构建及其拓扑指标

在加密货币的关联网络中, 节点代表各加密货币资产, 节点之间的连边代表加密货币价格波动 (或其他反映加密货币关联的测量) 之间的相关性, 连边的权重表示具体的相关性大小。本研究主要以各加密货币收益率序列为实证分析数据, 因此构建的加密货币关联网络为无向加权网络, 在实际操作中网络用邻接矩阵表示。假设关联网络中包含 n 只加密货币, 在样本观测的第 t 个交易日, 加密货币的收益率采用对数收益率的形式, 即

$$g_{i,t} = \log \frac{p_{i,t}}{p_{i,t-1}} \quad (11)$$

其中, $g_{i,t}$ 为第 i 只加密货币第 t 个交易日的自然对数收益率, $p_{i,t}$ 为第 i 只加密货币第 t 个交易日的收盘价。

根据任意两两加密货币之间收益率的相关系数构建相应的 $n \times n$ 相关系数矩阵 C , 显然 C 是一个对称矩阵, 即

$$C = \begin{cases} c_{i,j} = \rho_{i,j}, & i \neq j \\ c_{i,j} = 1, & i = j \end{cases} \quad (12)$$

其中, $c_{i,j}$ 为相关系数矩阵 C 中的元素, $\rho_{i,j}$ 为加密货币 i 与 j 之间的相关系数。在相关系数矩阵的基础上, 本研究根据阈值法构建加密货币网络。对于任意的加密货币 i 和 j , 如果两者之间的相关系数 $\rho_{i,j}$ 大于或等于所指定的阈值 θ , 则认为 i 与 j 之间有边连接, 相关系数的大小为边的权重, 构建相应的邻接矩阵 D , 即

$$D = \begin{cases} d_{i,j} = 1, & i \neq j \text{ 且 } \rho_{i,j} \geq \theta \\ d_{i,j} = 0, & i = j \end{cases} \quad (13)$$

其中, $d_{i,j}$ 为邻接矩阵 D 中的元素。 $\theta \in [-1, 1]$, θ 取值不同时可构建相应的网络拓扑图。

复杂网络是一种介于随机网络与规则网络之间的网络, 具有一定的独特结构特征, 本研究采用平均度、平均聚类系数和同配系数 3 个拓扑指标以更好地对加密货币复杂网络进行分析。

(1) 平均度

网络中 i 节点的度记为 w_i , 所有节点度的平均值称为网络的平均度, 记为 w , 即 $w = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i$, 平均度越大, 说明网络中所有节点的边越多, 网络越复杂, 即表示在实际中金融资产之间联系越紧密。

(2) 平均聚类系数

WATTS et al.^[7] 提出了聚类系数的概念, 用来表示网络中节点的聚集程度。假设 i 节点通过 w_i 条边与 w_i 个节点相连, 则在这 w_i 个节点之间最多可能有 $\frac{w_i(w_i-1)}{2}$ 条边。将 i 节点的 w_i 个邻居节点之间实际的边数 E_i 和最多可能有的边数之比定义为 i 节点的聚类系数, 记为 J_i , 即 $J_i = \frac{2E_i}{w_i(w_i-1)}$, 网络的平均聚类系数为 J , $J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n J_i$ 。显然 $0 \leq J \leq 1$, 当 $J = 0$ 时, 表示所有节点均为孤立点, 即没有任何边; 当 $J = 1$ 时, 网络是全局耦合的, 即网络中任意两个节点都直接相连。网络的平均聚类系数越接近于 1, 表示各节点的紧密程度越高, 即各加密货币与整体的走势一致程度较强, 网络的稳定性和抗风险性较好。

(3) 同配系数

NEWMAN^[36] 将度相关性又称为混合模式或匹配模式, 度的皮尔逊相关系数又被称为网络的同配系数, 定义为

$$r = \frac{M^{-1} \sum_{u_{ij} \in E} w_i w_j - [M^{-1} \sum_{u_{ij} \in E} \frac{1}{2}(w_i + w_j)]^2}{M^{-1} \sum_{u_{ij} \in E} \frac{1}{2}(w_i^2 + w_j^2) - [M^{-1} \sum_{u_{ij} \in E} \frac{1}{2}(w_i + w_j)]^2} \quad (14)$$

其中, r 为同配系数, M 为网络的总边数, u_{ij} 为 i 节点与 j 节点之间的边, E 为网络中任意两个节点之间的实际边的集合。 r 的取值范围为 $0 \leq |r| \leq 1$ 。当 $r < 0$ 时, 网络负相关, 即异配的, 网络中某市场的风险传染给不同类型市场的概率较大; 当 $r > 0$ 时, 网络正相

关, 即同配的, 网络中某市场的风险传染给同类型市场的概率更大; $r = 0$ 时, 网络不相关; $r = 1$ 时, 网络具有极强的同配性; $r = -1$ 时, 网络具有极强的异配性。 $|r|$ 的大小反映了网络同配或异配的强弱程度, 并且网络的同配或异配对网络结构和行为 (如鲁棒性和传播等) 影响显著。

3 实证分析

3.1 数据描述

目前加密货币的种类繁多, 由于各加密货币发行的时间不一致, 因此样本长度也不同。同时, 各加密货币的市场成熟程度不尽相同, 进而加密货币的影响力存在差异, 综合考虑加密货币的典型性和代表性, 本研究主要以市值排名前 50 的加密货币为研究对象。为了保证足够的样本长度, 剔除交易时间不足 1 年的加密货币, 共得到 37 只加密货币。时间范围为 2018 年 3 月 20 日至 2019 年 12 月 31 日, 对加密货币的日收盘价进行清理和对齐处理, 共 652 个交易日, 数据来源于 CoinMarketCap 网站。本研究实证分析主要采用各加密货币的对数收益率序列, 收益率计算方法见 (11) 式。

对本研究实证检验所用的加密货币进行整理, 各加密货币编号、英文简称和中文全称见表 2。

3.2 相关系数矩阵和随机矩阵特征值统计分析

对两两加密货币之间的非线性相关性、传统的线性相关性和数值模拟时产生的随机数据线性相关性进行分析, 使用 MATLAB 自带函数 randn 产生服从标准正态分布 $N(0, 1)$ 的随机矩阵, 随机矩阵的行数等于真实加密货币的收盘价格个数 652, 随机矩阵的

表 2 加密货币编号、英文简称和中文全称统计表

Table 2 Statistics of Cryptocurrency Numbers, English Abbreviation and Chinese Full Name

| 编号 | 英文简称 | 中文全称 | 编号 | 英文简称 | 中文全称 | 编号 | 英文简称 | 中文全称 |
|----|------|-------|----|------|-------|----|-------|-------------|
| 1 | BTC | 比特币 | 14 | TRX | 波场币 | 27 | BTG | 比特黄金 |
| 2 | ETH | 以太坊 | 15 | HT | 火币 | 28 | ICON | ICX代币 |
| 3 | XRP | 瑞波币 | 16 | DASH | 达世币 | 29 | TUSD | True USD稳定币 |
| 4 | USDT | 泰达币 | 17 | ETC | 以太坊经典 | 30 | DCR | 德信币 |
| 5 | BCH | 比特币现金 | 18 | NEO | 小蚁币 | 31 | QTUM | 量子链 |
| 6 | LTC | 莱特币 | 19 | IOTA | 埃欧塔 | 32 | SNX | Synthetix代币 |
| 7 | EOS | 柚子币 | 20 | ZEC | 零币 | 33 | LSK | 应用链 |
| 8 | BNB | 币安币 | 21 | NEM | 新经币 | 34 | ZRX | OX协议 |
| 9 | XTZ | 苔丝币 | 22 | MKR | 组织币 | 35 | REP | 占卜币 |
| 10 | XMR | 门罗币 | 23 | ONT | 本体 | 36 | RVN | 乌鸦币 |
| 11 | XLM | 恒星币 | 24 | DOGE | 狗狗币 | 37 | WAVES | 波币 |
| 12 | ADA | 艾达币 | 25 | BAT | 注意力币 | | | |
| 13 | LINK | 千联币 | 26 | VET | 唯链 | | | |

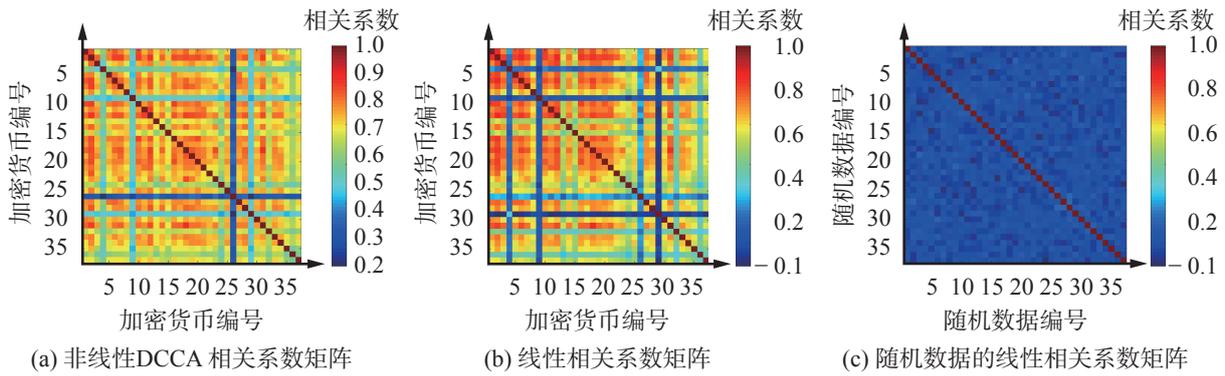


图1 加密货币相关系数矩阵和随机数据的线性相关系数矩阵色谱图

Figure 1 Chromatogram of Cryptocurrencies Correlation Coefficient Matrix and Random Data Linear Correlation Coefficient Matrix

列数等于加密货币的种类数37。加密货币的非线性DCCA相关系数矩阵、线性相关系数矩阵和随机数据的线性相关系数矩阵色谱图见图1, 图1(a)和图1(b)横轴和纵轴交叉位置颜色反映了两种加密货币之间相关系数的大小, 理论上越红表示相关系数越接近1, 越蓝表示相关系数越接近-1。

由图1(a)和图1(b)可知, 加密货币之间的相关关系绝大部分为正相关, 并且处于左上角的加密货币相关系数往往较大。在图1(a)的非线性DCCA相关系数矩阵中, 只有编号为26的加密货币VET与其他加密货币的非线性相关性较小。在图1(b)线性相关系数矩阵中, 加密货币USDT、XTZ、VET、TUSD与其他加密货币的线性相关性较小。对比可知, 加密货币这类新兴的虚拟金融资产之间的相关关系更适合使用非线性相关系数进行描述。由图1(c)可知, 随机数据相关系数处于-0.100~0.300这一范围, 相关性较小, 对比图1(a)、图1(b)和图1(c)可知, 加密货币之间的相关性和随机数据相关性有显著的差别, 表明加密货币市场存在特殊的非随机因素。

对加密货币的非线性DCCA相关系数矩阵、线性相关系数矩阵和随机数据的线性相关系数矩阵进行特征分解, 分别求出对应的特征值并找出特征值的上下界, 利用(9)式计算随机矩阵理论预测特征值的范围。不同矩阵对应的极端特征值和随机矩阵理论预测特征值的比较见表3。

由表3可知, 随机矩阵最小特征值0.607和最大特征值1.470全部落在随机矩阵理论预测最小特征值0.574与最大特征值1.517的范围内, 较为符合随机矩阵理论预测的范围。非线性DCCA相关系数矩阵和线性相关系数矩阵的最大特征值与最小特征值较大地偏离了随机矩阵理论预测范围, 再次表明加密货币相关系数矩阵中存在特殊非随机的属性。同时非线性DCCA相关系数矩阵和线性相关系数矩阵一部分特征值落在随机矩阵理论预测范围之内, 此时特征值包含的信息不能表达加密货币变量之间的相互作用, 因此这一部分特征值统称为噪声特征值。由此可知, 加密货币相关系数矩阵中存在一定的随

表3 不同相关系数矩阵特征值的比较

Table 3 Comparison of Eigenvalues of Different Correlation Coefficient Matrices

| | 非线性DCCA 相关系数矩阵 | 线性相关 系数矩阵 | 随机数据 相关系数矩阵 | 随机矩阵 理论预测 |
|-------------|-------------------|--------------|----------------|--------------|
| n | 37 | 37 | 37 | 37 |
| L | 652 | 652 | 652 | 652 |
| Q | 17.594 | 17.594 | 17.594 | 17.594 |
| λ_- | 0.077 | 0.089 | 0.607 | 0.574 |
| λ_+ | 25.547 | 20.357 | 1.470 | 1.517 |

机噪声。

3.3 加密货币网络拓扑性质分析

首先, 根据前文所述模型计算加密货币之间的非线性DCCA相关系数, 再计算加密货币间的传统线性相关系数; 其次, 构建两种相关系数下加密货币的相关系数矩阵; 最后, 由相关系数矩阵构建加密货币网络模型的邻接矩阵, 从而分析加密货币网络的相关拓扑性质。一般情形下, 基于相关系数构建复杂网络模型有最小生成树^[37]、平面最大过滤图^[38]和阈值法^[29]3种方法, 本研究选取阈值法构建加密货币网络。 θ 是使系统行为发生突变的状态参量数值, 又叫临界值。当系统超过一个临界值, 往往还有下一个新的临界值, 在不同的临界值下系统往往具有不同的状态特征。

根据具体研究问题采取不同的方法选取阈值, 通常可以根据相关系数的概率密度分布定义阈值范围^[39], 也可以根据经验确定一个阈值的初值, 然后设置更新步长^[40], 合理选择阈值。本研究借鉴谢赤等^[29]的做法, 将阈值范围设置为0.100~0.800, 更新步长设置为0.100。每一阈值下可分别构建非线性DCCA相关系数矩阵和线性相关系数矩阵下的网络拓扑图。由于篇幅限制, 仅在文中给出不同阈值下的拓扑指标结果, 本研究分别令 $\theta=0.600$ 和 $\theta=0.800$ 时对加密货币非线性DCCA相关系数矩阵和线性相关系数矩

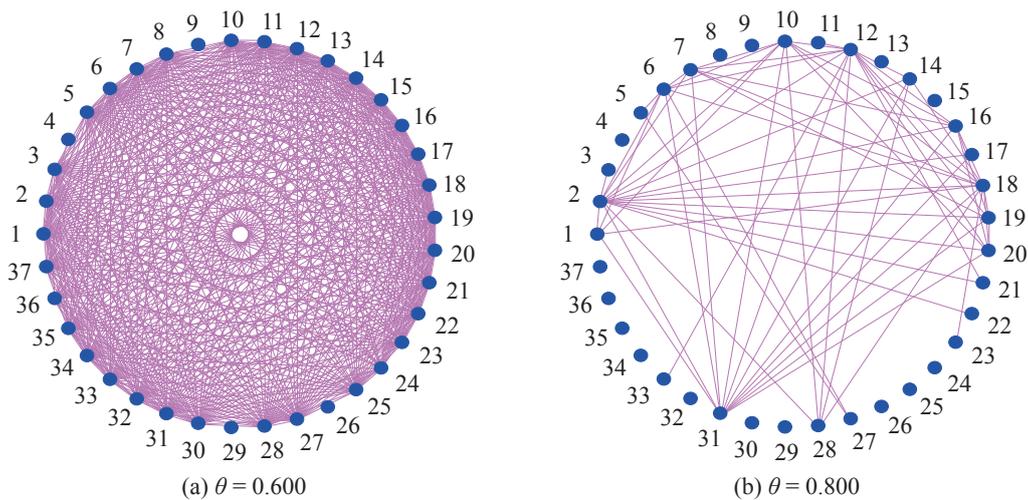


图 2 非线性 DCCA 相关系数矩阵不同阈值下的加密货币网络拓扑图
Figure 2 Topological Graph of Cryptocurrencies Network under Different Thresholds of DCCA Nonlinear Correlation Coefficient Matrix

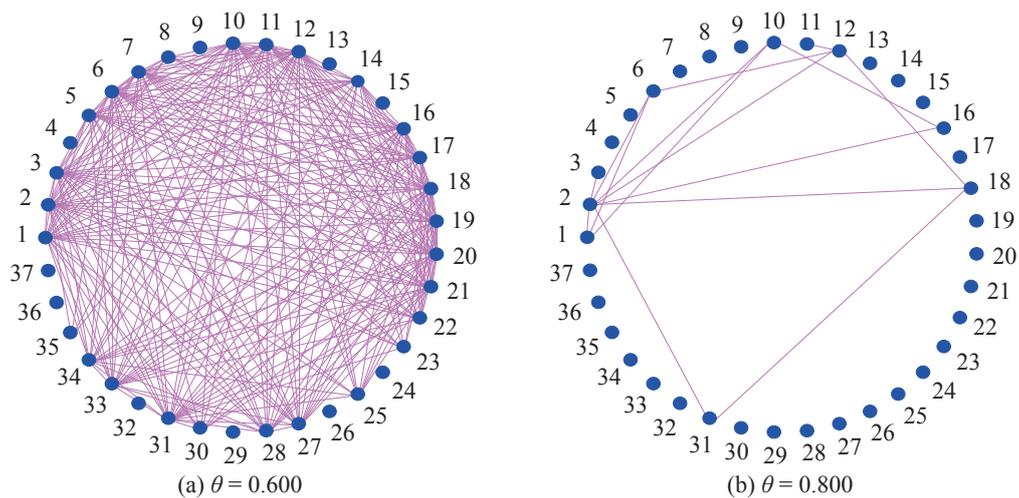


图 3 线性相关系数矩阵不同阈值下的加密货币网络拓扑图
Figure 3 Topological Graph of Cryptocurrencies Network under Different Thresholds of Linear Correlation Coefficient Matrix

阵进行处理,进而构建相应的邻接矩阵,最终构建加密货币的网络拓扑图。非线性 DCCA 相关系数矩阵构建的加密货币网络拓扑图见图 2,线性相关系数矩阵构建的加密货币网络拓扑图见图 3。

由图 2 和图 3 可知,不同阈值下,加密货币网络复杂程度均不相同,并且随着 θ 的增大,网络中连边数量越来越少,即加密货币网络拓扑图愈加稀疏。非线性 DCCA 相关系数矩阵构建的加密货币网络比线性相关系数矩阵构建的网络更加紧密和复杂,表明加密货币资产之间的非线性相关性更加强烈。当 $\theta = 0.800$ 时,非线性 DCCA 相关系数矩阵下的加密货币网络中依然保持着大量连边,此时与线性相关系数矩阵下的网络相比孤立节点较少,并且 BTC、ETH、ADA、QTUM 与剩余节点中的 NEO、ZEC、ICNO 连边较多,表明这 4 个加密货币在网络中处于重要位置,

对其他加密货币有较大影响。由图 3 可知,在线性相关系数矩阵下,当 $\theta = 0.800$ 时,网络中虽然孤立节点较多,但 BTC、ETH 与 LTC、XMR 仍紧密相连。

根据上文对不同的网络拓扑特征指标的定义,为了进一步研究加密货币网络拓扑特征在不同阈值下的变化趋势,本研究在不同阈值下进行实证检验,分别计算非线性 DCCA 相关系数矩阵下和线性相关系数矩阵下加密货币网络的平均度、平均聚类系数和同配系数,各指标的具体统计特征见表 4。

由表 4 可知,非线性 DCCA 相关系数矩阵下加密货币网络的 3 个拓扑指标数值几乎均大于线性相关系数矩阵下的数值,表明加密货币之间的非线性相关性比线性相关性更强,采用线性相关性对加密货币网络进行研究不能准确刻画资产之间的相依结构。在不同阈值下,两种相关系数矩阵下加密货币网络

表4 不同阈值下加密货币网络拓扑指标统计特征

Table 4 Statistical Characteristics of Cryptocurrencies Network Topological Index under Different Thresholds

| θ | 非线性DCCA相关系数矩阵 | | | 线性相关系数矩阵 | | |
|----------|---------------|-------|--------|----------|-------|--------|
| | w | J | r | w | J | r |
| 0.100 | 36 | 1 | | 31.620 | 0.928 | 0.050 |
| 0.200 | 35.890 | 0.997 | -0.064 | 29.510 | 0.904 | 0.191 |
| 0.300 | 35.400 | 0.988 | -0.072 | 28.050 | 0.879 | -0.110 |
| 0.400 | 34.050 | 0.973 | | 25.350 | 0.876 | -0.081 |
| 0.500 | 32.050 | 0.945 | -0.079 | 21.570 | 0.786 | -0.222 |
| 0.600 | 27.450 | 0.865 | -0.114 | 14.210 | 0.655 | -0.310 |
| 0.700 | 18.700 | 0.748 | -0.230 | 6.270 | 0.459 | -0.436 |
| 0.800 | 3.560 | 0.370 | -0.409 | 0.811 | 0.141 | -0.447 |

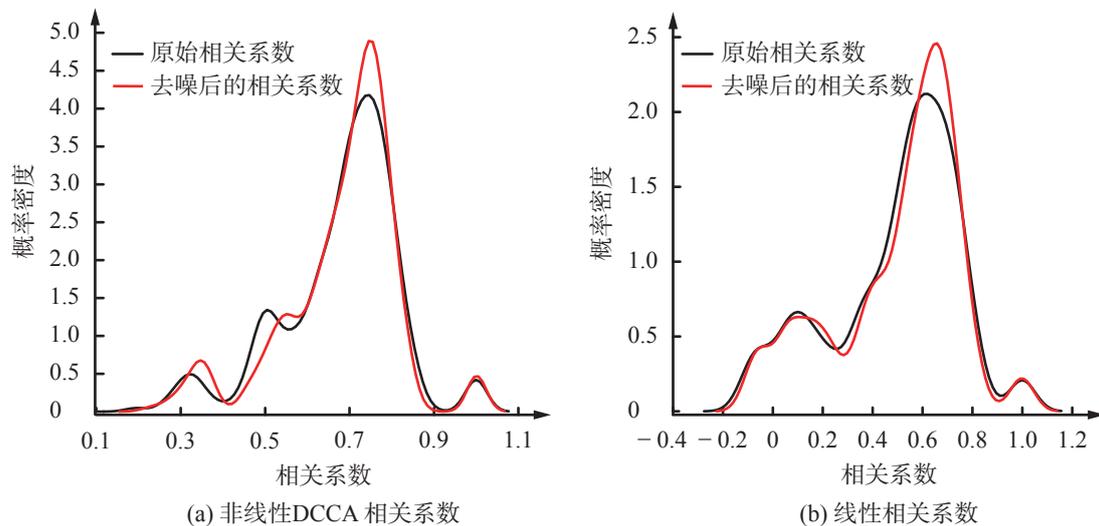


图4 非线性DCCA相关系数和线性相关系数去噪前后的概率密度

Figure 4 Probability Density of DCCA Nonlinear Correlation Coefficient and Linear Correlation Coefficient before and after Denoising

的拓扑指标值均不相同,表明加密货币网络连接关系强弱不同。当 θ 增大时,3种拓扑指标值减小,尤其是平均度和平均聚类系数下降较快。当阈值为0.100或者0.200时,加密货币网络中存在大量的连边,此时网络比较稠密和稳定;当阈值为0.700或者0.800时,网络中只保留了相关系数较大的资产的连边,此时加密货币网络比较稀疏,如果某一资产受损失或遭受攻击,网络结构会轻易发生改变。因此,在低阈值下,网络规模较大,连接关系较多,此时加密货币网络的稳定性和抗风险性较好。同时,加密货币网络的聚类系数较大,表现出了小世界效应。在线性相关系数矩阵下,当阈值为0.100和0.200时,加密货币网络是同配的,其余阈值下加密货币网络是异配的;在非线性的DCCA相关系数矩阵下,加密货币网络均为异配的,即在拓扑网络中某单个加密货币

的风险传染给不同类型加密货币的概率较大。

3.4 基于随机矩阵理论去噪的加密货币网络特征实证分析

本研究通过前文所述的随机矩阵理论,即保留特征值小于随机矩阵理论预测最小特征值部分特征值原值,仅对相关系数矩阵中落于随机矩阵理论预测范围的特征值用0替代处理,并根据(10)式得到去噪后的相关系数矩阵。然后根据阈值法构建去噪后的加密货币网络,并进行网络特征分析。非线性DCCA相关系数和线性相关系数去噪前后概率密度对比见图4,随机矩阵理论去噪后加密货币网络的平均度、平均聚类系数和同配系数统计结果见表5。

由图4可知,经过随机矩阵理论对相关系数进行去噪过滤后,去噪后相关系数矩阵中小于0.300的相关系数对应的概率密度变的更小,并且去噪后相关

表5 去噪后不同阈值下加密货币网络拓扑指标统计特征
Table 5 Statistical Characteristics of Cryptocurrencies Network
Topological Index under Different Thresholds after Denoising

| θ | 非线性DCCA相关系数矩阵 | | | 线性相关系数矩阵 | | |
|----------|---------------|-------|--------|----------|-------|--------|
| | w | J | r | w | J | r |
| 0.100 | 36 | 1 | | 31.840 | 0.938 | -0.077 |
| 0.200 | 36 | 1 | | 29.620 | 0.906 | -0.077 |
| 0.300 | 35.620 | 0.991 | -0.073 | 28.110 | 0.880 | -0.107 |
| 0.400 | 33.620 | 0.962 | -0.102 | 25.500 | 0.857 | -0.162 |
| 0.500 | 32.490 | 0.942 | -0.135 | 22.380 | 0.783 | -0.232 |
| 0.600 | 28.050 | 0.884 | -0.138 | 15.620 | 0.679 | -0.315 |
| 0.700 | 19.510 | 0.764 | -0.280 | 5.780 | 0.464 | -0.543 |
| 0.800 | 2.760 | 0.296 | -0.473 | 0.541 | 0.110 | -0.742 |

系数在 0.700 与 0.800 之间对应的概率密度有所增大。因此, 根据随机矩阵理论对加密货币相关系数矩阵进行去噪后, 加密货币之间的非线性相依性有所加强, 表明去噪后的相关系数矩阵剔除了加密货币中的随机噪声因素, 有助于提高加密货币网络拓扑特征的统计精度。

由表5可知, 根据随机矩阵理论对相关系数矩阵进行去噪后, 在阈值较小时, 非线性 DCCA 相关系数矩阵比线性相关系数矩阵下加密货币网络的平均度和平均聚类系数有所增大, 表明网络中的连边数有所增加。当阈值为 0.100 和 0.200 时, 在非线性的 DCCA 相关系数矩阵下, 加密货币网络达到全局耦合, 仍比线性相关系数下的加密货币网络稠密, 表明加密货币之间的非线性相关关系仍比线性相关性强。对比表5与表4的数据可知, 去噪后加密货币之间的相关性有所增强, 网络的平均度和平均聚类系数整体上变大, 并且网络的异配性更加明显。

根据前文的分析, 在较低的阈值下网络中关联的加密货币较多, 加密货币网络中某个加密货币的波动会对其他加密货币产生影响, 从而引起风险传染。因此, 各加密货币对网络整体的影响强度大小关系到各加密货币风险传染到网络整体的难易程度^[29]。将网络中加密货币 i 对网络的整体影响强度 q_i 定义为

$$q_i = \frac{1}{n-1} \sum_{i \neq j} c_{i,j} \quad (15)$$

以 $\theta = 0.200$ 为例, 非线性 DCCA 相关系数矩阵下各加密货币对网络的影响强度实证检验结果见表6, 线性相关系数矩阵下各加密货币对网络的影响强度实证检验结果见表7。

由表6和表7可以直观看出不同相关系数矩阵下各加密货币对整体网络的传染效应, 两种相关系

数矩阵下, ETH 和 ADA 两个加密货币的风险最容易在网络整体中传染。对比两表的数据可知, 非线性情形下各加密货币的影响强度更大, 如表6中 ETH 的影响强度为 0.760, 表7中 ETH 的影响强度为 0.642。并且从检验结果可知, 并不是加密货币市值越大影响强度越强, 表6中 BTC 影响强度排名 12, 表7中 BTC 影响强度排名第 8。加密货币从比特币诞生后逐渐发展起来, 之后加密货币的种类和形式越来越多, 因此其他加密货币对比特币的交易和流通带来了限制。随着加密货币的种类增加, 交易平台的不同, 比特币的市场占有份额比最初有所下降, 表明比特币市场影响力有所下降。随着加密货币市场的不断发展, 各加密货币也保持着自己的市场演化, 因此伴随着价格波动和成交量, 各加密货币具有本身的特征和异质性。本研究对加密货币影响强度分析所得结果与 PAPANIMITRIOU et al.^[14] 的研究结果一致。另外, 在两种相关系数矩阵下, USDT、XTZ、TUSD 和 VET 对网络整体的影响程度最弱, 相对不容易将风险传染给其他加密货币。

3.5 加密货币网络局部时变特征分析

金融资产价格往往具有时变特征, 并且在不同的时间段内, 价格的波动往往具有不同的趋势, 加密货币这类新兴的金融资产在不同时段也具有不同的趋势, 各资产之间的相关性也具有时变性, 因此以全局的视角研究加密货币的网络特征不够全面和精确。鉴于此, 本研究根据滑动窗技术对加密货币网络的拓扑指标进行局部时变特征分析。具体步骤为对每一个滑动窗口内的数据求取相关系数矩阵, 然后构建随机矩阵理论去噪后的加密货币网络, 并对网络拓扑指标进行时变特征分析。本研究将滑动窗宽设置为 180 天 (约为半年交易日), 参照 STOSIC et al.^[12] 的研究将步长设置为 7。非线性 DCCA 相关系数矩

表6 非线性 DCCA 相关系数矩阵下各加密货币在网络中影响强度排名

Table 6 Ranking of Influence Strength of Cryptocurrencies in Network under DCCA Nonlinear Correlation Coefficient Matrix

| 排名 | 简称 | 影响强度 | 排名 | 简称 | 影响强度 | 排名 | 简称 | 影响强度 |
|----|------|-------|----|-----|-------|----|-------|-------|
| 1 | ETH | 0.760 | 14 | TRX | 0.712 | 27 | LINK | 0.656 |
| 2 | ADA | 0.754 | 15 | LSK | 0.709 | 28 | WAVES | 0.652 |
| 3 | XMR | 0.738 | 16 | ETC | 0.707 | 29 | REP | 0.645 |
| 4 | NEO | 0.737 | 17 | XLM | 0.704 | 30 | HT | 0.644 |
| 5 | QTUM | 0.736 | 18 | NEM | 0.704 | 31 | SNX | 0.622 |
| 6 | DASH | 0.734 | 19 | BAT | 0.700 | 32 | RVN | 0.592 |
| 7 | ZEC | 0.731 | 20 | ZRX | 0.695 | 33 | DOGE | 0.591 |
| 8 | EOS | 0.729 | 21 | DCR | 0.693 | 34 | USDT | 0.546 |
| 9 | LTC | 0.729 | 22 | MKR | 0.692 | 35 | XTZ | 0.501 |
| 10 | IOTA | 0.726 | 23 | BCH | 0.692 | 36 | TUSD | 0.484 |
| 11 | ICON | 0.724 | 24 | ONT | 0.689 | 37 | VET | 0.324 |
| 12 | BTC | 0.719 | 25 | BNB | 0.687 | | | |
| 13 | BTG | 0.716 | 26 | XRP | 0.679 | | | |

表7 线性相关系数矩阵下各加密货币在网络中影响强度排名

Table 7 Ranking of Influence Strength of Cryptocurrencies in Network under Linear Correlation Coefficient Matrix

| 排名 | 简称 | 影响强度 | 排名 | 简称 | 影响强度 | 排名 | 简称 | 影响强度 |
|----|------|-------|----|------|-------|----|-------|-------|
| 1 | ETH | 0.642 | 14 | BCH | 0.572 | 27 | REP | 0.475 |
| 2 | ADA | 0.619 | 15 | NEM | 0.570 | 28 | WAVES | 0.455 |
| 3 | LTC | 0.612 | 16 | ETC | 0.557 | 29 | DOGE | 0.426 |
| 4 | NEO | 0.611 | 17 | BTG | 0.556 | 30 | HT | 0.423 |
| 5 | XMR | 0.600 | 18 | TRX | 0.548 | 31 | LINK | 0.416 |
| 6 | DASH | 0.597 | 19 | LSK | 0.539 | 32 | SNX | 0.330 |
| 7 | QTUM | 0.597 | 20 | ICON | 0.534 | 33 | RVN | 0.313 |
| 8 | BTC | 0.597 | 21 | ZRX | 0.516 | 34 | VET | 0.122 |
| 9 | ZEC | 0.585 | 22 | MKR | 0.514 | 35 | USDT | 0 |
| 10 | IOTA | 0.578 | 23 | BNB | 0.506 | 36 | XTZ | 0 |
| 11 | XRP | 0.578 | 24 | ONT | 0.500 | 37 | TUSD | 0 |
| 12 | XLM | 0.574 | 25 | DCR | 0.499 | | | |
| 13 | EOS | 0.572 | 26 | BAT | 0.492 | | | |

阵下加密货币网络时变特征实证检验结果见图5, 线性相关系数矩阵下加密货币网络时变特征实证检验结果见图6。

由图5和图6可知, 非线性 DCCA 相关系数下和

线性相关系数下, 加密货币网络的平均度、平均聚类系数和同配系数均表现出一定的时变性。由图5可知, 当阈值为0.400时, 加密货币网络的平均度、平均聚类系数和同配系数随着时间的推移变化幅度较小,

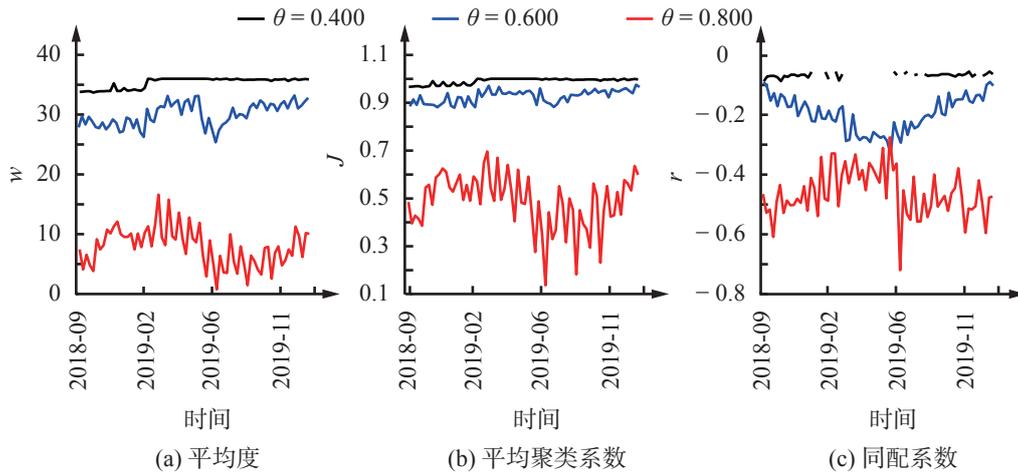


图 5 非线性 DCCA 相关系数矩阵下加密货币网络拓扑指标的局部时变特征
Figure 5 Local Time-varying Characteristics of Cryptocurrencies Network Topological Index under DCCA Nonlinear Correlation Coefficient Matrix

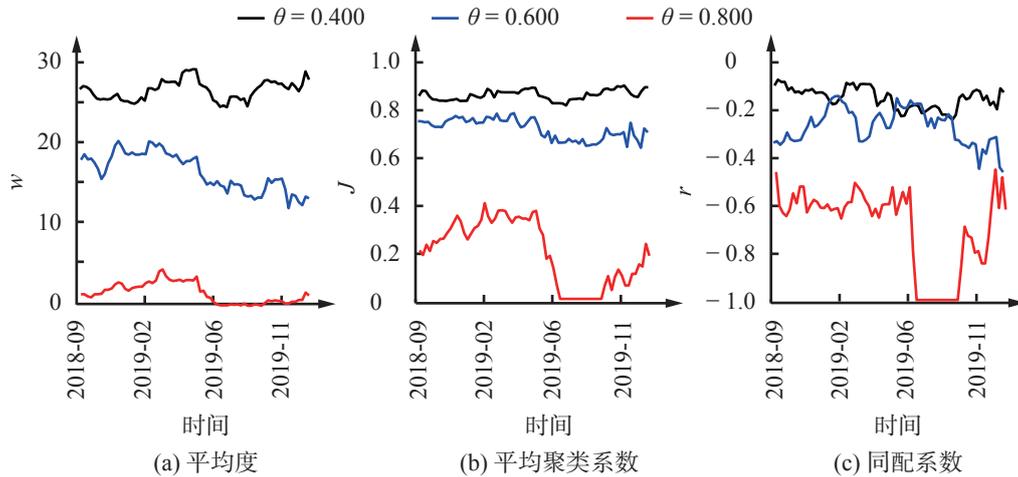


图 6 线性相关系数矩阵下加密货币网络拓扑指标的局部时变特征
Figure 6 Local Time-varying Characteristics of Cryptocurrencies Network Topological Index under Linear Correlation Coefficient Matrix

基本趋于稳定; 因为此时设置阈值较小, 随着时间的推移, 加密货币之间的非线性相关性一直较强, 不同的时间段内加密货币网络几乎为全局耦合网络, 网络特征也比较稳定。当阈值为 0.600 时, 平均度随着时间推移在 30 附近波动, 平均聚类系数在 0.900 附近波动, 但同配系数具有先下降后上升的趋势。当阈值为 0.800 时, 阈值较大, 加密货币网络相对稀疏, 随着时间的推移, 3 种拓扑指标整体上有先上升后下降的特征; 同时, 3 种网络指标变化趋势基本一致。

由图 6 可知, 当阈值为 0.400 时, 随着时间的推移, 加密货币网络的平均度先缓慢下降后上升, 之后又具有小幅波动。此时平均聚类系数波动幅度较小, 基本落在 0.800 ~ 0.900 之间, 同配系数整体上具有一定的波动性并具有下降趋势。当阈值为 0.600 时, 加密货币的平均度和平均聚类系数随着时间推移小幅波动并呈下降趋势, 此时同配系数波动性较大, 初期

上升随后振荡到最后具有下降趋势。当阈值为 0.800 时, 3 种拓扑指标数值更小, 随着时间推移, 部分时段加密货币网络连接特别稀疏。

阈值相同情景下, 随着时间的推移, 线性相关系数下加密货币的平均度、平均聚类系数和同配系数均小于对应的非线性 DCCA 相关系数下的结果, 表明随着时间的推移, 加密货币之间的非线性相关性更强, 资产之间的相依关系具有时变性。

4 结论

本研究以非线性 DCCA 相关系数和线性相关系数为基础, 结合随机矩阵理论对相关系数矩阵进行去噪, 构建复杂网络模型, 研究加密货币网络的拓扑性质和风险传染特征, 得到以下研究结果。

(1) 各加密货币之间存在非线性相关性和线性相关性, 并且非线性相关性比线性相关性更强, 非线性

DCCA 相关系数更能准确刻画加密货币之间的非线性相依结构。非线性 DCCA 相关系数矩阵和线性相关系数矩阵均有部分特征值落在随机矩阵理论的预测区间, 加密货币这一新兴的虚拟金融资产之间存在随机噪声现象。

(2) 非线性 DCCA 相关系数矩阵和线性相关系数矩阵下的加密货币网络在不同的阈值下网络连接关系的强弱不同。当阈值逐渐增大时, 加密货币网络越来越稀疏, 平均度和平均聚类系数逐渐下降。当阈值较小时, 加密货币网络比较稠密, 平均度和平均聚类系数较大, 表现出了小世界特征。利用随机矩阵理论对相关系数矩阵去噪处理后, 在相同的阈值下, 非线性 DCCA 相关系数矩阵构建的加密货币复杂网络的平均度和平均聚类系数有所增大, 并且加密货币网络的异配性更加明显。

(3) 在加密货币网络中, ETH 和 ADA 的波动较强烈地影响整个网络, 风险较易传染给其他加密货币, 而 USDT、XTZ、TUSD 和 VET 这 4 种加密货币对整个网络的影响较小。虽然 BTC 市值排名第一, 但在加密货币网络中 BTC 对其他加密货币的影响强度并不是最强的。另外, 各加密货币对整个网络都有一定的影响, 存在风险溢出效应。加密货币网络拓扑指标的局部特征表现出了时变性, 阈值较小时局部时变特征更加稳定。

根据以上研究结果给出以下建议: ①加密货币这类新兴的金融资产波动性和联动性较强, 随着全球经济金融一体化的加快, 加密货币带来的风险容易外溢, 因此相关金融监管部门要加强中国金融市场风险的监管。②针对不同加密货币之间较强的风险传导, 对于从事加密货币的投资者而言, 也需要关注不同加密货币之间的风险传导, 及时调整资产的配置, 遴选优质资产进行投资, 防止出现较大的损失。③对于加密货币市场的监管, 要及时重点关注影响力较大的一些加密货币, 同时借鉴国际上的监管经验, 防止系统性风险的传染, 保障中国股市的平稳健康发展。

目前加密货币市场在不断的创新发展, 市场规模仍在扩大, 金融市场之间的相关关系变得复杂化, 如何更好地刻画加密货币之间的动态时变相关性, 加密货币市场与股票市场和汇率市场等其他传统金融市场之间相依结构和风险传导都是一个值得研究的问题。

参考文献:

- [1] AGGARWAL D. Do Bitcoins follow a random walk model?. *Research in Economics*, 2019, 73(1): 15–22.
- [2] FERREIRA P, PEREIRA É. Contagion effect in cryptocurrencies market. *Journal of Risk and Financial Management*, 2019, 12(3): 115–1–115–8.
- [3] YI S Y, XU Z S, WANG G J. Volatility connectedness in the cryptocurrencies market: is Bitcoin a dominant cryptocurrencies?. *International Review of Financial Analysis*, 2018, 60: 98–114.
- [4] CORBET S, MEEGAN A, LARKIN C, et al. Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 2018, 165: 28–34.
- [5] KLEIN T, THU H P, WALTHER T. Bitcoin is not the new gold: a comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*, 2018, 59: 105–116.
- [6] BALAGUE N, TORRENTS C, HRISTOVSKI R, et al. Overview of complex systems in sport. *Journal of Systems Science & Complexity*, 2013, 26(1): 4–13.
- [7] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of “small-world” networks. *Nature*, 1998(6684): 440–442.
- [8] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999(5439): 509–512.
- [9] CARAIANI P. Characterizing emerging European stock markets through complex networks: from local properties to self-similar characteristics. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2012, 391(13): 3629–3637.
- [10] 王克达, 庞晓波, 王姗姗. 金融危机对全球股票市场的传染研究: 基于复杂网络分析方法. *世界经济研究*, 2018(4): 28–39, 135.
WANG Keda, PANG Xiaobo, WANG Shanshan. The contagion of financial crisis to global stock market based on complex network approach. *World Economy Studies*, 2018(4): 28–39, 135.
- [11] 陈声利, 赵学军, 张自力. 全球视野的大类资产风险溢出研究. *管理科学*, 2019, 32(6): 3–17.
CHEN Shengli, ZHAO Xuejun, ZHANG Zili. Research on the risk spillover of large class assets in the global perspective. *Journal of Management Science*, 2019, 32(6): 3–17.
- [12] STOSIC D, STOSIC D, LUDERMIR T B, et al. Collective behavior of cryptocurrency price changes. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 507: 499–509.
- [13] ZIEBA D, KOKOSZCZYŃSKI R, ŚLEDZIEWSKA K. Shock transmission in the cryptocurrency market. Is Bitcoin the most influential?. *International Review of Financial Analysis*, 2019, 64(4): 102–125.
- [14] PAPANIMITRIOU T, GOGAS P, GKATZOGLOU F. The evolution of the cryptocurrencies market: a complex networks approach. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2020, 376(14): 112831–1–112831–14.
- [15] 苑莹, 王梦迪, 樊晓倩, 等. 市场间相依性检验、非对称性及传导方向研究. *系统工程理论与实践*, 2016, 36(11): 2778–2790.
YUAN Ying, WANG Mengdi, FAN Xiaoqian, et al. Research on the examination of dependency of market, the asymmetry and the direction of contagion. *Systems Engineering – Theory & Practice*, 2016, 36(11): 2778–2790.
- [16] XU W, CAO G X. Asymmetric-structure analysis of carbon and energy markets. *Fractals: Complex Geometry, Patterns, and Scaling in Nature and Society*, 2016, 24(1): 1650011–1–1650011–14.
- [17] PODOBNIK B, STANLEY H E. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series. *Physical Review Letters*, 2008, 100(8): 084102–1–084102–4.
- [18] ZEBENDE G F. DCCA cross-correlation coefficient: quantifying level of cross-correlation. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2011, 390(4): 614–618.
- [19] 林宇, 张德园, 吴翔, 等. 能源期货市场非对称多重分形相关性研究. *管理评论*, 2017, 29(2): 35–46.

- LIN Yu, ZHANG Deyuan, WU Xu, et al. A research of asymmetric multifractal correlation in energy futures markets. *Management Review*, 2017, 29(2): 35–46.
- [20] 王宏勇, 贾娜. 中国金属期货与现货市场多元交互关系的多重分形分析. *系统工程理论与实践*, 2019, 39(9): 2203–2215.
WANG Hongyong, JIA Na. Multifractal analysis of the multivariate cross-correlation between metal futures and spot markets in China. *Systems Engineering – Theory & Practice*, 2019, 39(9): 2203–2215.
- [21] XU L, WU C Y, QIN Q D, et al. Spillover effects and nonlinear correlations between carbon emissions and stock markets: an empirical analysis of China's carbon-intensive industries. *Energy Economics*, 2022, 111: 106071-1–106071-14.
- [22] LI J X, SHI Y Y, CAO G X. Topology structure based on detrended cross-correlation coefficient of exchange rate network of the belt and road countries. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 509: 1140–1151.
- [23] 李冰娜, 惠晓峰, 李连江. 基于蒙特卡洛RMT去噪法小股票组合风险优化研究. *管理科学*, 2016, 29(2): 134–145.
LI Bingna, HUI Xiaofeng, LI Lianjiang. Research on risk optimization of small stock portfolio based on the filtering method of RMT using monte carlo simulation. *Journal of Management Science*, 2016, 29(2): 134–145.
- [24] KWAPIEŃ J, DROZDŹ S, OŚWIE CIMKA P. The bulk of the stock market correlation matrix is not pure noise. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2006, 359: 589–606.
- [25] LALOUX L, CIZEAU P, BOUCHAUD J P, et al. Noise dressing of financial correlation matrices. *Physical Review Letters*, 1999, 83(7): 1467–1470.
- [26] PLEROU V, GOPIKRISHNAN P, ROSENOW B, et al. Random matrix approach to cross correlations in financial data. *Physical Review E*, 2002, 65(6): 066126-1–066126-18.
- [27] SHARIFI S, CRANE M, SHAMAIE A, et al. Random matrix theory for portfolio optimization: a stability approach. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2004, 335(3/4): 629–643.
- [28] 李岸, 粟亚亚, 乔海曙. 中国股票市场国际联动性研究: 基于网络分析方法. *数量经济技术经济研究*, 2016, 33(8): 113–127.
LI An, SU Yaya, QIAO Haishu. Co-movement between Chinese and global stock market: a network approach. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2016, 33(8): 113–127.
- [29] 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. *运筹与管理*, 2018, 27(1): 144–152.
XIE Chi, HU Jue, WANG Gangjin. Study on topological property of stock market's network based on random matrix method. *Operations Research and Management Science*, 2018, 27(1): 144–152.
- [30] 姚前. 共识规则下的货币演化逻辑与法定数字货币的人工智能发行. *金融研究*, 2018(9): 37–55.
YAO Qian. Currency evolution logic under consensus mechanism and digital fiat currency issuance based on artificial intelligence. *Journal of Financial Research*, 2018(9): 37–55.
- [31] 刘刚, 刘娟, 唐婉容. 比特币价格波动与虚拟货币风险防范: 基于中美政策信息的事件研究法. *广东财经大学学报*, 2015, 30(3): 30–40.
LIU Gang, LIU Juan, TANG Wanrong. Bitcoin price volatility and virtual currency risk control: an event study analysis based on the Sino-US policy information. *Journal of Guangdong University of Finance & Economics*, 2015, 30(3): 30–40.
- [32] 黄哲豪, 李正辉, 董浩. 虚拟金融资产收益率分布特征研究: 以比特币为例. *系统科学与数学*, 2018, 38(4): 468–483.
HUANG Zhehao, LI Zhenghui, DONG Hao. The distribution of virtual financial assets return: based on Bitcoin market. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2018, 38(4): 468–483.
- [33] 邓伟. 比特币价格泡沫: 证据、原因与启示. *上海财经大学学报*, 2017, 19(2): 50–62.
DENG Wei. Price bubbles in Bitcoin: evidence, causes and implications. *Journal of Shanghai University of Finance and Economics*, 2017, 19(2): 50–62.
- [34] 刘力臻, 王庆龙. 基于模仿传染模型的比特币羊群效应分析. *北京邮电大学学报(社会科学版)*, 2015, 17(2): 27–33.
LIU Lizhen, WANG Qinglong. Analysis of Bitcoin herd behavior based on imitation and infection model. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications (Social Sciences Edition)*, 2015, 17(2): 27–33.
- [35] BAI Z D. Methodologies in spectral analysis of large dimensional random matrices, a review. *Statistica Sinica*, 1999, 9(3): 611–677.
- [36] NEWMAN M E J. Assortative mixing in networks. *Physical Review Letters*, 2002, 89(20): 208701-1–208701-5.
- [37] MANTEGNA R N. Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 1999, 11(1): 193–197.
- [38] TUMMINELLO M, ASTE T, DI MATTEO T, et al. A tool for filtering information in complex systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2005, 102(30): 10421–10426.
- [39] 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. *中国管理科学*, 2014, 22(12): 85–92.
ZHANG Laijun, YANG Zhihui, LU Feifei. Empirical analysis of relevance of stock indicators based on complex network theory. *Chinese Journal of Management Science*, 2014, 22(12): 85–92.
- [40] 张鼎, 庄新田, 卢文娟. 我国沪深股市同配性和网络导航现象研究: 基于复杂网络理论. *技术经济*, 2013, 32(7): 101–108.
ZHANG Ding, ZHUANG Xintian, LU Wenjuan. Research on mixing pattern and network navigation in China's stock market: based on complex network theory. *Journal of Technology Economics*, 2013, 32(7): 101–108.

Research on Topological Properties of Cryptocurrencies Network Based on Random Matrix Theory

CAO Guangxi, XIE Wenhao

School of Management Science and Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: The relationship between financial assets is often expressed as a complex dynamic system, and there is a significant linkage between different assets. In-depth research on the interdependence structure and risk transmission of financial assets can not only prevent the impact of risks and avoid losses but also has great significance to promote the healthy development of financial markets.

This study selects 37 major cryptocurrencies from March 20, 2018, to December 31, 2019, as the research object, and uses the nonlinear DCCA correlation coefficient and the traditional linear correlation coefficient to construct the correlation coefficient matrix between cryptocurrencies. Meanwhile, the random matrix theory is used to denoise and filter the two kinds of correlation coefficient matrices. Constructing a cryptocurrencies network under different thresholds, and studying the interdependent structure of cryptocurrencies, the nature of the network topology, and the intensity of risk contagion of each cryptocurrency.

The results show that the nonlinear interdependence between cryptocurrencies were stronger. Cryptocurrencies network exhibits a small-world effect, and the connection strength of cryptocurrencies network is different under different thresholds. When the threshold is small, the cryptocurrencies network is dense and stable. When the threshold is large, the cryptocurrencies network is sparse, and the average degree and clustering coefficient of the cryptocurrencies network is also small. The cryptocurrencies network under the two correlation coefficient matrices mainly shows heterogeneity. Further research shows that there are a lot of random noises in the cryptocurrencies market. After de-noising according to the random matrix theory (RMT), the correlation between cryptocurrencies assets is closer, at the same threshold, the average degree and average clustering coefficient of the cryptocurrencies network are increased, and the heterogeneity is more obvious. Finally, through the empirical analysis of cryptocurrencies network risk contagion, it is found that the risk of Ethereum and Cardano is most easily transmitted to other cryptocurrencies in the network. Cryptocurrencies network presents different local time-varying characteristics, and the local time-varying characteristics of the network are more stable when the threshold is smaller.

Given this, firstly, the interdependence between cryptocurrencies is best measured from a non-linear perspective, and the dynamic nature of the interdependence relationship should be considered. Secondly, investors engaged in cryptocurrencies should always pay attention to the risk transmission between cryptocurrencies assets, especially the impact of Ethereum and Cardano on other assets. Finally, it is suggested that relevant financial risk regulators should strengthen the supervision of cryptocurrencies to ensure the healthy development of financial markets.

Keywords: cryptocurrencies network; topological properties; random matrix theory; correlation coefficient; denoising

Received Date: July 1st, 2020 **Accepted Date:** March 19th, 2021

Funded Project: Supported by the Social Science Fund of Education Department of Jiangsu Province (2022SJZD018, 2017ZDAXM005) and the Jiangsu Province Postgraduate Research and Innovation Fund (KYCX22_1242)

Biography: CAO Guangxi, doctor in management, is a professor in the School of Management Science and Engineering at Nanjing University of Information Science & Technology. His research interests include financial engineering and mathematical economics. His representative paper titled "Multifractal detrended cross-correlations between the Chinese exchange market and stock market" was published in the *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (Issue 20, 2012). E-mail: caoguangxi@nuist.edu.cn

XIE Wenhao is a Ph.D candidate in the School of Management Science and Engineering at Nanjing University of Information Science & Technology. His research interest focuses on financial risk management. E-mail: xiewhzk@163.com □

(责任编辑: 刘思宏)