

基于子系统视角的复杂系统关联模式

杨玉兰, 山 昊*

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年4月2日; 录用日期: 2025年5月29日; 发布日期: 2025年6月5日

摘 要

本文提出一种基于主体视角的复杂系统关系模式分析框架。首先, 引入“主体肖像”概念, 通过最大化参照主体与其他主体变量集的皮尔逊交叉相关系数绝对值, 构建各主体对参照主体的映射关系。将该方法应用于全球金融系统, 选取7个主要股票市场(富时A50指数、恒生指数、日经225指数、道琼斯工业平均指数、德国DAX30指数、法国CAC40指数和英国富时100指数)作为研究对象。研究发现: (1) 从恒生指数视角看, 2020年后主导关系模式集中于金融、能源和旅游行业成分股, 而2020年前则分散于全行业; (2) 考察了每个股票市场的映射, 发现2020年前后关系模式存在共同主干(欧美与亚洲市场分别形成集群), 但也呈现显著差异。本框架为复杂系统关联结构研究提供了新思路, 可推广至生理系统、生态系统等领域分析。

关键词

复杂系统, 相关系数矩阵, 关联网络

Correlation Patterns for a Complex System from Its Sub-Systems' Perspectives

Yulan Yang, Hao Shan*

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Apr. 2nd, 2025; accepted: May 29th, 2025; published: Jun. 5th, 2025

Abstract

This study develops an agent-centric framework for analyzing relational patterns in complex systems through subjective perspectives. The methodology introduces the innovative concept of “agent portraits”, constructed by maximizing absolute Pearson cross-correlation coefficients between linear combinations of a reference agent’s variables and those of other system components. Applied to global financial markets via seven major indices—FTSE China A50, Hang Seng, Nikkei 225, Dow

*通讯作者。

文章引用: 杨玉兰, 山昊. 基于子系统视角的复杂系统关联模式[J]. 运筹与模糊学, 2025, 15(3): 64-77.
DOI: 10.12677/orf.2025.153140

Jones Industrial Average, DAX 30, CAC 40, and FTSE 100—the analysis reveals two critical findings: First, the Hang Seng Index perspective shows post-2020 dominance concentrated in financial, energy, and tourism sectors (pre-2020: dispersed across all industries); Second, the study examined the mapping of each stock market and found that while the relational patterns before and after 2020 share a common framework (with European-American and Asian markets forming distinct clusters), they also exhibit significant differences. This framework advances complex systems research by enabling perspective-dependent structural analysis, with demonstrated applicability to physiological networks and ecological systems through its scalable architecture for quantifying agent-specific interactions and dynamic pattern evolution.

Keywords

Complex System, Correlation Matrix, Correlation Network

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

复杂系统是由元素及其相互关系构成的网络所组成的[1]。系统中的每个元素都可能是具有复杂结构和后续动态行为的主体, 这些主体的协同作用决定了系统中的关系模式。例如, 人体由心脏、肺等器官组成。心脏本身就是一个复杂系统, 其特定的组成和结构能产生具有内在节律的螺旋波, 为血液循环提供动力[2]。肺是一个分形体, 具有理论上无限延伸的表面[3], 通过其膨胀和收缩, 能够高效地进行氧气和二氧化碳的交换。心脏与肺之间的关系通过血液循环和氧气/二氧化碳交换来实现, 而这些过程又反过来记录了它们之间关系的细节。再举一例, 每个股票市场都是一个复杂系统, 其指数是社会、经济和金融系统中大量行动的平衡结果。这些行动的范围广泛, 从个人到社区, 甚至到整个国家; 持续时间也可能从几分钟到几年不等。世界各地股票市场之间的影响正是通过这些行动来实现的, 而这些行动反过来又能为我们提供关于关系模式的详细信息。因此, 基于数据识别复杂系统中的关系模式是一个吸引不同研究领域持续关注的基础课题。

交叉关联分析是一种具有多重特征的行为, 为了展示这些特征, 应当分别采用相应的方法。例如, 皮尔逊交叉相关系数只能揭示两个变量之间交叉相关的线性特征。互熵[4] (即联合概率分布计算的熵与两个变量各自概率分布计算的熵之和的差) 是一种广泛使用的相互依赖度量, 用于展示非线性关系。人们还设计了一些新颖算法来检测因果关系, 如收敛交叉映射[5]和传递熵[6]。

上述定义为我们提供了交叉相关的多维视图, 但这些都是从客观角度出发设计的, 即研究者试图置身于系统之外, 避免与系统的相互作用, 以确保测量和随后的判断尽可能客观。然而, 在现实中, 研究者通常是构成系统的一个主体。主体的任务是评估系统的状态和关系模式, 并从自己的角度出发做出判断和决策[7]。一个典型的例子是在商业网络中衡量某家公司的竞争力。竞争力是固定资产、营运资金、创新以及公司在网络中的位置等多种因素的综合结果。目前对公司竞争力的衡量可能为我们提供了对管理者和/或政府有意义的粗粒度评估, 但对于单个公司来说却无济于事。从某家公司的角度来看, 其竞争力具有丰富的模式, 且强烈依赖于与之比较的公司。我们设三家公司的竞争力分别为 C_1 、 C_2 和 C_3 。 $C_1 > C_2$ 和 $C_2 > C_3$ 这两个事实并不意味着 $C_1 > C_3$, 即在竞争力的比较中, 标量值的传递性不成立。另一个例子是质性研究[8][9], 研究者通常将自己视为研究中的工具, 即所有的观察、解释和分析都是通过研究者自己的个

人视角进行过滤的。一个广泛使用的方法是研究以自我为中心或个人相关网络[10][11], 而不是整个网络。

在这项工作中, 我们提出了一个从主观视角检测复杂系统关联模式的框架。核心思想是, 我们将一个特定主体作为镜像, 并将所有其他主体的状态映射到这个特定主体的状态上。这些映射被用作从特定主体视角看待映射状态的代表。在这项工作中, 我们使用典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)[12][13]来进行这种映射。让我们考虑系统中的两个主体, 每个主体的状态都用一个变量集来描述。这两个集合中的变量分别线性组合成两组新变量。这种映射就是特定的组合, 使得新变量集之间的皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient)的绝对值趋于最大。

作为一个典型示例, 我们考虑全球分布的股票市场。每个股票市场的成分股被视为描述其状态的变量, 其演变生成了一个多元时间序列。指定一个股票市场作为镜像, 其他股票市场被映射到这个镜像上。这些映射之间的距离构成了从指定股票市场角度看去的全球金融系统的关系模式。有趣的是, 从中国香港的恒生指数角度看去, 在 2020 年后, 关系模式主要由金融、能源和旅游业的成分股主导, 而在 2020 年前, 主导的成分股则分散在整个成分股集合中。如果将其他股票组成的环境作为参考, 也可以获得每个股票市场的映射。在 2020 年前后的关系模式中, 欧美市场和亚洲市场分别形成了两个紧密集群。然而, 两者之间存在显著差异。

这个框架可以直接扩展到研究生理学、生态学、社会学等其他系统中的问题。

2. 数据与方法

2.1. 数据

本研究选取全球范围内 7 个具有代表性的股票市场指数及其成分股价格数据作为研究对象, 具体包括: 中国市场的富时中国 A50 指数(FTSE China A50 Index, FA)和恒生指数(Hang Seng Index, HS)、美国道琼斯工业平均指数(Dow Jones Industrial Average Index, DJ)、欧洲市场的德国 DAX30 指数(Germany DAX 30 Index, GD)、法国 CAC40 指数(France CAC 40 Index, FC)和英国富时 100 指数(FTSE 100 Index, FT), 以及日本日经 225 指数(Nikkei 225 Index, NI)。数据时间跨度为 2016 年 1 月 1 日至 2024 年 6 月 30 日, 并以 2020 年 1 月 1 日为界划分为前后两个时段。经数据清洗后, 保留所有市场共有交易日的有效记录, 最终两个时段的数据长度分别为 803 天和 946 天。原始数据可通过公开数据库免费获取[14]。

在分析方法上, 本研究采用收益率序列而非原始价格序列进行计算。收益率定义为相邻交易日价格比值的自然对数, 即 $r_t = \ln(p_{t+1}/p_t)$, 其中 p_t 和 p_{t+1} 分别表示第 t 和第 $t+1$ 个样本交易日的价格数据。

2.2. 方法

考虑一个由若干子系统(记为 $A, B, \dots$)构成的复杂系统。为便于分析, 本研究指定子系统 A 作为参照基准(镜像系统), 即以 A 为观测视角来检测系统内部的互相关模式。 X^A 子系统 A 和 B 的演化过程记录构成两组多元时间序列, 分别记为 X^A 和 X^B 。

$$X^A \equiv \{x^A(m, t)\} \quad (1)$$

$$X^B \equiv \{x^B(m, t)\} \quad (2)$$

其中, t 是采样时间点, N 是总采样次数, m 是变量的标识号, $m = 1, 2, \dots, M_A(M_B)$ 和 $t = 1, 2, \dots, N$ 。 $M_A(M_B)$ 是描述子系统 $A(B)$ 所需变量的 M_A 总数。

现在, 我们分别将子系统 A 和 B 中的变量线性组合成新 M 的变量。

$$W^A = \left\{ w^A(k, t) = \sum_{m=1}^{M_A} a(k, m) x^A(m, t) \right\} \quad (3)$$

$$W^B = \left\{ w^B(k, t) = \sum_{m=1}^{M_B} b(k, m) x^B(m, t) \right\} \quad (4)$$

其中, $k=1, 2, \dots, M_{A'}$ 和 $t=1, 2, \dots, N$ 。 $M_{A'}$ 和 $M_{B'}$ 分别是子系统 A 和 B 中新组合变量的数量。理论上, 我们有 $M_{A'} = M_A$ 和 $M_{B'} = M_B$, 但通常情况下, A 内部的变量之间以及 B 内部的变量之间存在显著的相关性, 这意味着 $M_{A'} < M_A$ 且 $M_{B'} < M_B$ 。引入以下符号表示线性组合系数:

$$a = \begin{Bmatrix} a(1,1) & a(1,2) & \cdots & a(1, M_A) \\ a(2,1) & a(2,2) & \cdots & a(2, M_A) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a(M_{A'},1) & a(M_{A'},2) & \cdots & a(M_{A'}, M_A) \end{Bmatrix} \equiv \begin{Bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{M_{A'}} \end{Bmatrix} \quad (5)$$

$$b = \begin{Bmatrix} b(1,1) & b(1,2) & \cdots & b(1, M_B) \\ b(2,1) & b(2,2) & \cdots & b(2, M_B) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b(M_{B'},1) & b(M_{B'},2) & \cdots & b(M_{B'}, M_B) \end{Bmatrix} \equiv \begin{Bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{M_{B'}} \end{Bmatrix} \quad (6)$$

子系统 A 和 B 中新变量之间的皮尔逊相关系数表示为:

$$\rho_{mn} = \frac{a_m \text{Cov}(X^A, X^B) b_n^T}{\sqrt{a_m \text{Cov}(X^A, X^A) a_m^T} \sqrt{b_n \text{Cov}(X^B, X^B) b_n^T}} \quad (7)$$

其中, $m=1, 2, \dots, M_{A'}$ 和 $n=1, 2, \dots, M_{B'}$, 引入以下对 a 和 b 的约束条件:

$$a_m \text{Cov}(X^A, X^A) a_m^T = 1 \quad (8)$$

$$b_n \text{Cov}(X^B, X^B) b_n^T = 1 \quad (9)$$

其中, $m=1, 2, \dots, M_{A'}$ 和 $n=1, 2, \dots, M_{B'}$ 。

皮尔逊相关系数被简化为:

$$\rho_{mn} = a_m \text{Cov}(X^A, X^B) b_n^T \quad (10)$$

其中, $m=1, 2, \dots, M_{A'}$ 和 $n=1, 2, \dots, M_{B'}$ 。

最终选择的组合系数 a 和 b 是使得相关系数的绝对值 $|\rho_{mn}|$ (其中 $m=1, 2, \dots, M_{A'}$, $n=1, 2, \dots, M_{B'}$) 达到最大且在统计上显著的值, 分别记为 a^c 和 b^c 。这里的 a^c 和 b^c 即为所求的主导变量的组合系数。

在提取主导变量时, 我们还需要考虑如何确定主导变量的数量。理论上, 主导变量的数量可以等于子系统变量集合的维度, 但由于系统内部变量之间存在相关性, 实际的主导变量数量通常会小于变量集合的维度。为了确定主导变量的数量, 我们可以通过计算每个主导变量的累积贡献率来判断。具体地, 对于第 k 个主导变量 a_k^c , 将其各分量的绝对值按升序排列, 生成一个新的向量, 记为 $a_k \equiv \{\alpha(k, 1) \geq \alpha(k, 2) \geq \cdots \geq \alpha(k, M_A)\}$ 。然后计算前 m 个最重要变量的累积贡献率:

$$\gamma(k, m) \equiv \frac{\sum_{i=1}^m [\alpha(k, i)]^2}{\sum_{i=1}^{M_A} [\alpha(k, i)]^2} \quad (11)$$

设定一个阈值 θ , 通常选择为 0.8。当 $\gamma(k, m_c) \geq \theta \geq \gamma(k, m_c - 1)$ 时, 认为前 m_c 个变量为该主导变量的主导变量。这样, 我们就可以从每个子系统中提取出能够代表其与参照子系统关联特征的主导变量集合, 为后续的关联网络构建提供基础。

通过类似的计算流程,可获得所有子系统 $B, C, \dots$ 的状态特征。子系统间的关联模式通过距离矩阵 D 表示, 其中恒生股票市场视角下的全球股票市场关系网络 m 行 n 列的元素 d_{mn} 表示子系统 m 和 n 之间的距离。基于距离矩阵 D , 我们可以进一步定义相似性矩阵 S , 其元素为:

$$S = \left\{ s_{mn} = \frac{d_{mn} - \min(D)}{\max(D) - \min(D)} \right\} \quad (12)$$

其中, $m = 1, 2, \dots, Q$ 和 $n = 1, 2, \dots, Q$ 。 $\max(D)$ 和 $\min(D)$ 分别是矩阵 D 中的最大元素和最小元素, Q 是所有子系统的映射(状态)总数。相似性矩阵 S 中元素 s_{mn} 反映了子系统 m 和 n 之间的相似程度, 值越接近 1 表示相似性越高。

3. 结果分析

需要说明的是, 为便于网络图谱的可视化呈现, 本研究仅保留权重较大的边, 其数量设定为节点数的两倍。

3.1. 恒生股票市场视角下的全球股票市场关系网络

我们选取了恒生指数(HS)、道琼斯指数(DJ)、德国 DAX 指数(GD)、法国 CAC 指数(FC)、富时 100 指数(FT)和日经指数(NI)这六个股票市场作为全球金融系统的代表性研究对象。每个股票市场被视为一个子系统, 并通过其成分股价格的多变量时间序列进行描述。由于某些市场的成分股列表频繁变动(例如 FA, 此处可能指某个特定市场或指数), 我们将其排除在研究范围之外。对于每个股票市场, 我们分别计算了其在 2020 年前和 2020 年后的映射关系, 具体结果如表 1 (a)和(b)所示。表中第 X 行第 Y 列的值表示从股票市场 Y 到股票市场 X 的映射数量。通过对比 2020 年前后的数据可以发现, 2020 年后, 每行的映射总数显著增加。这一现象表明, 股票市场之间的相关性在 2020 年后变得更加复杂, 每次相互作用由更多的耦合模式组成。

Table 1. Number of mappings (a) before 2020 and (b) after 2020

表 1. (a) 2020 年前和(b) 2020 年后的映射数量

(a)	HS	DJ	GD	FC	FT	NI	SUM
HS		7	7	10	12	13	49
DJ	7		9	13	11	11	51
GD	7	9		20	21	15	72
FC	10	13	20		22	13	78
FT	12	11	21	22		17	83
NI	13	11	15	13	17		69
(b)	HS	DJ	GD	FC	FT	NI	SUM
HS		7	9	11	12	14	53
DJ	7		14	16	19	12	68
GD	9	14		23	29	15	90
FC	11	16	23		30	17	97
FT	12	19	29	30		25	115
NI	14	12	15	17	25		83

我们从恒生指数(HS)的视角来考虑这一情况。图 1 中的(a)和(b)分别展示了 2020 年前后的相似性网络, 其中节点表示映射, 连线表示映射之间的相似性。连线的粗细与相似性成正比。在图 1(a)中, 德国 DAX 指数(GD)的第 1 和第 2 个映射分别表示为 GD1 和 GD2, 而在图 1(b)中则表示为 GD1' 和 GD2'。其他映射也用类似的方式表示。

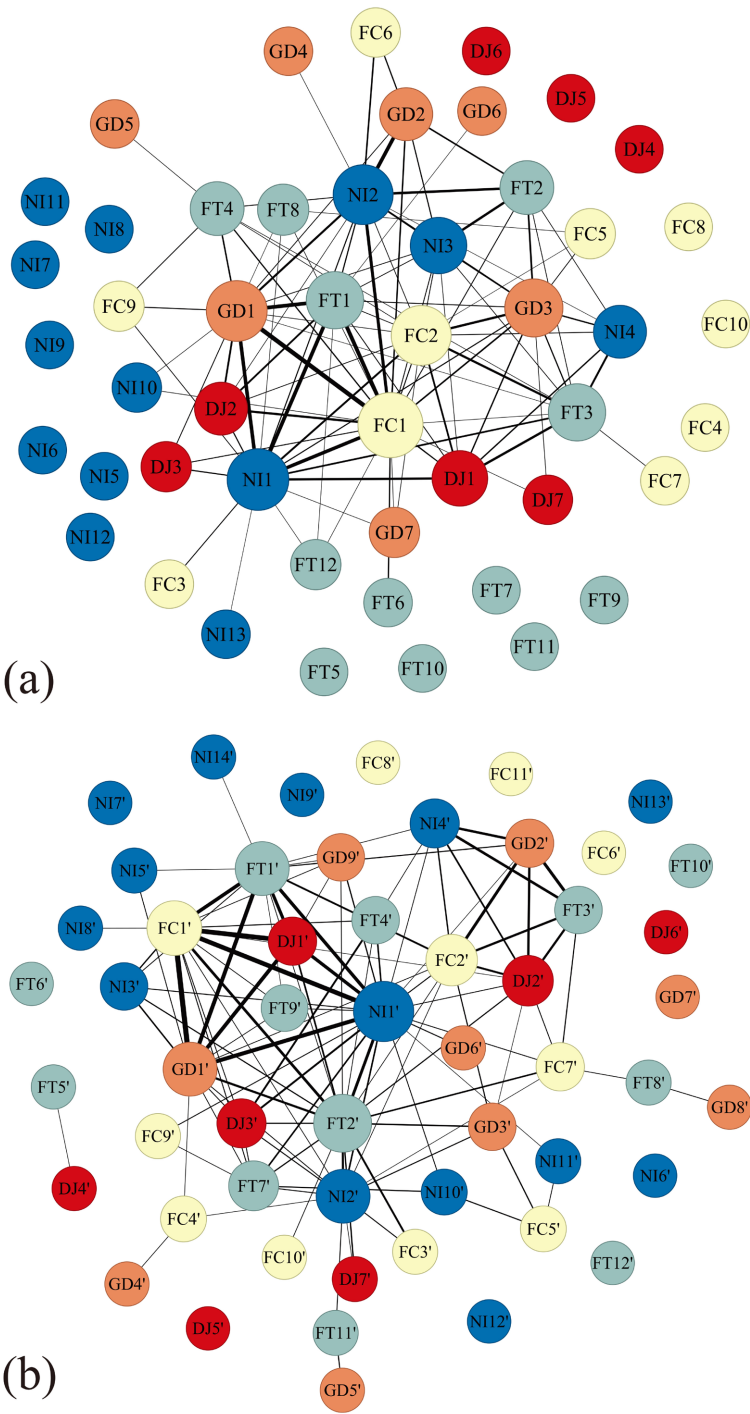


Figure 1. Similarity networks from the HS perspective. (a) Before 2020; (b) After 2020
图 1. 从 HS 视角出发的相似性网络。(a) 2020 年前; (b) 2020 年后

在 2020 年前, 通过对全球股票市场关联网络的分析, 共提取了 49 个映射。其中, 来自欧洲的 GD1、GD2、NI1、FC1、FT1 以及来自日本的 NI2 等六个映射紧密相连, 构成了网络的核心部分, 记为 Bef.core。这一核心部分体现了各股票市场与参考市场(恒生指数, HS)之间相关性的共性特征。其余映射与核心部分的连接较弱, 且彼此之间的关联性较为分散, 这些映射组成了网络的外围部分, 记为 Bef.peri, 反映了各股票市场与参考市场 HS 之间相关性的独特性。

在 2020 年后, 映射总数增加至 53 个。其中, GD1'、NI1'、FC1'、FT1'、DJ1'、FT2'等六个映射形成了新的网络核心, 记为 Aft.core。与 2020 年前类似, 其他映射与核心部分之间的连接较弱, 形成了新的外围部分, 记为 Aft.peri。

表 2 展示了 2020 年前后核心部分(Bef.core 和 Aft.core)的主导成分股票。分析发现, 某些成分股票在多个映射中频繁出现, 表明它们在网络核心中具有重要地位。如图 2(a)所示, 在 Aft.core 中, 编号为 1、9、22、48 和 45 的五只股票在六个映射中至少出现了五次, 对应的股票代码及名称分别为: 00005 (汇丰控股有限公司)、02628 (中国人寿保险股份有限公司)、00883 (中国海洋石油有限公司)、00003 (中国香港煤气有限公司)和 00027 (银河娱乐集团有限公司)。由此可见, Aft.core 的核心部分主要由金融行业(前两只股票)、能源行业(第三和第四只股票)以及旅游行业(最后一只股票, 其业务涵盖豪华酒店和博彩)的代表性股票主导。此外, 共有 25 只股票未出现在任何映射中, 表明它们在 2020 年后的关联网络中影响力较弱。

Table 2. Number of mappings (a) before 2020 and (b) after 2020

表 2. (a) 2020 年前和(b) 2020 年后的映射数量

编号	代码	(a) Bef.core						(b) Aft.core					
		GD1	GD2	NI1	FC1	FT1	NI2	GD1'	NI1'	FC1'	FT1'	DJ1'	FT2'
1	00005	√		√	√	√		√	√	√	√	√	√
2	00011												
3	00939		√	√		√		√			√		
4	01398	√		√		√	√	√		√	√		√
5	02388			√		√	√		√				
6	03968			√			√						
7	03988		√										
8	02318						√	√	√	√			
9	02628	√			√			√	√	√	√	√	
10	01299		√				√						√
11	00388		√	√	√			√					√
12	00012				√			√					
13	00016									√	√	√	
14	00017		√					√					
15	00101		√		√		√	√					√
16	00688				√		√	√					
17	01109				√	√	√			√			√
18	00960												
19	00001		√	√	√		√	√					
20	00823	√						√					

续表

21	00857						√	√	√		√
22	00883		√	√		√	√	√	√	√	√
23	00836								√		
24	01088		√				√				
25	00968	√									
26	02688					√					
27	00291										
28	01044										
29	02319							√			
30	00322						√				
31	01929			√							
32	02331	√									√
33	02020					√					
34	00288	√									√
35	01099					√					
36	01177	√	√								
37	01093		√								√
38	00241	√		√					√		√
39	00762										√
40	00941				√	√					
41	02899		√		√	√		√			√
42	00868			√							
43	01378		√	√		√					
44	01928	√		√				√	√		√
45	00027	√	√		√	√	√	√	√	√	√
46	00002		√	√		√		√			
47	00006								√		√
48	00003	√			√		√	√	√		√
49	01038		√			√					√
50	00066		√		√						
51	00992		√			√					
52	00700			√							
53	00285										
54	02382			√							
55	01211										
56	00386	√				√	√		√	√	√
57	00981	√						√			
58	00669					√					
59	00881										
60	00175						√				
61	00316			√							
62	02313		√								
63	00267	√			√						√

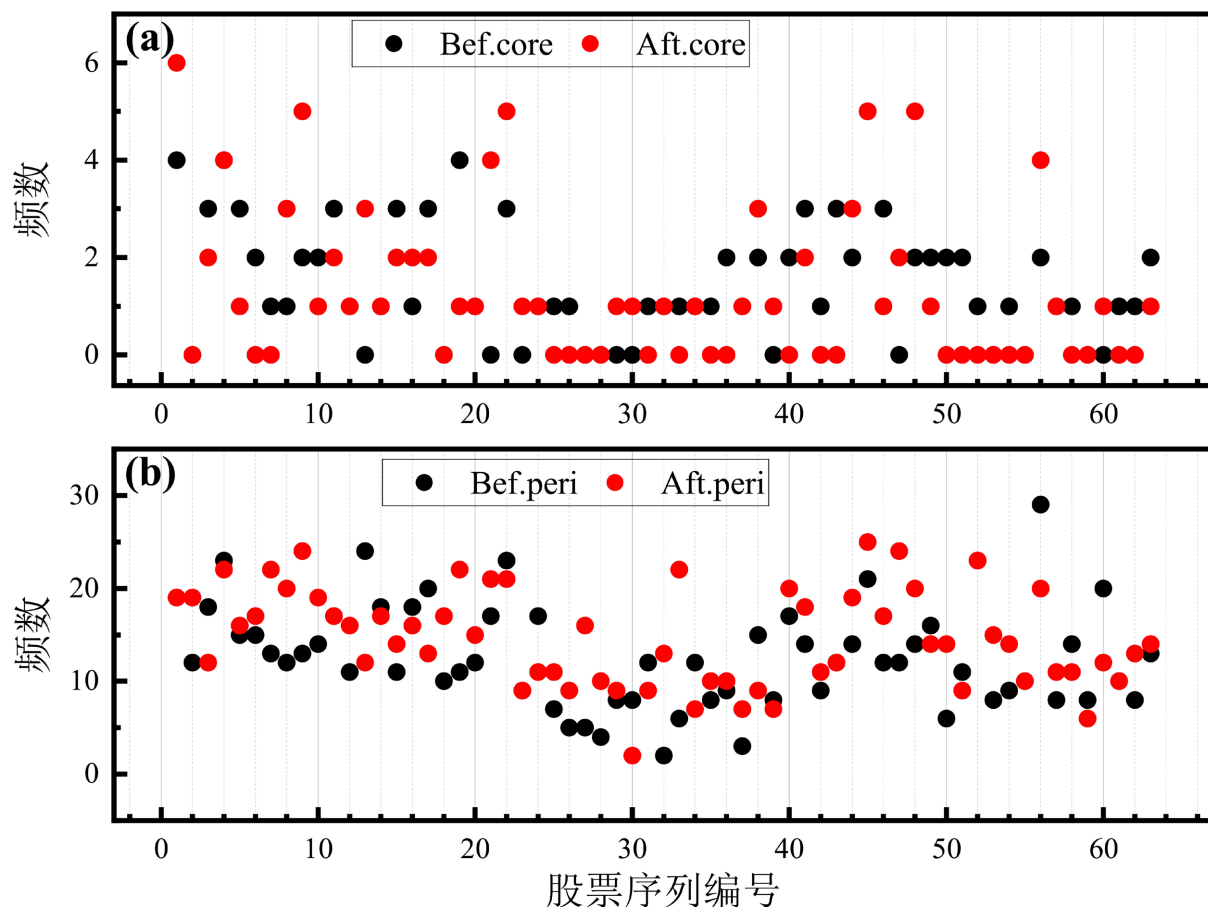


Figure 2. Distribution of dominant stocks in the mapping forming the core component before 2020 and after 2020
图 2. 2020 年前后形成核心部分的映射中主导股票的分布

相比之下, 在 Bef.core 中, 仅有编号为 45 的股票(银河娱乐集团有限公司)在六个映射中至少出现了五次, 表明其在 2020 年前的网络中占据重要地位。此外, 共有 15 只股票未出现在任何映射中, 说明它们在 2020 年前的关联网络中影响力有限。

在 Bef.core 和 Aft.core 中均未出现的七只成分股票, 其编号为 2、18、27、28、53、55 和 59, 对应的代码(名称及所属行业)分别为: 00011 (恒生银行, 金融银行服务, 银行业), 00960 (龙湖集团控股有限公司, 物业管理, 房地产行业), 00291 (华润啤酒(控股)有限公司, 零售/啤酒/食品/饮料, 食品饮料行业), 01044 (恒安国际, 个人护理/卫生用品, 必需消费品行业), 00285 (比亚迪电子(国际)有限公司, 电子制造服务/智能产品/汽车电子, 信息技术行业), 01211 (比亚迪股份有限公司, 新能源汽车/电池/电子, 新能源汽车行业), 00881 (中升集团控股有限公司, 汽车 4S 经销商网络, 汽车行业)(见附录表 A1)。

如图 2(b)所示, Bef.peri 和 Aft.peri 中成分股票的出现频率非常接近, 即外围部分中的股票分布更加均匀。

图 3 展示了两个核心部分中映射的重叠行为。我们用 $S(a_1)$ 和 $S(a_2)$ 分别表示两个映射 a_1 和 a_2 的主导股票集合, 它们之间的重叠通过 $\{S(a_1) \cap S(a_2)\} / \{S(a_1) \cup S(a_2)\}$ 来衡量。Aft.core 中的映射紧密连接形成一个簇, 而 Bef.core 中的映射则分散在该簇周围。Aft.core 中的主导成分股票集中在某些特定股票上, 而 Bef.core 中的主导成分股票则广泛分散在成分股票集合中。因此, 这两个核心部分表现出显著差异。

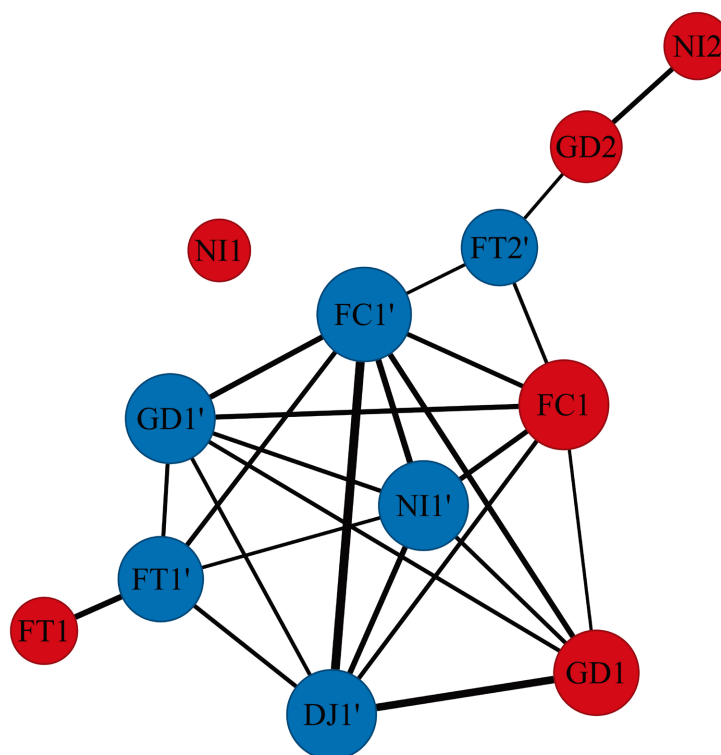


Figure 3. Overlap between mappings in the two core components (Bef.core and Aft.core)
图 3. 两个核心部分(Bef.core 和 Aft.core)中映射之间的重叠情况

3.2. 全球股票市场视角下的单一股票市场的结构

在本研究中, 我们聚焦于每个特定市场的演化, 其日收益通过单变量时间序列进行描述, 而所有其他股票市场则被视为环境, 其日收益通过多变量时间序列表示。通过分析 2020 年前的映射关系(如表 3 中“之前”行覆盖的表格所示), 我们发现以下模式:

从第一行可以看出, 在 FA(中国大陆)的映射中, HS(中国香港)是唯一的主导市场, 表明 FA 与环境之间的耦合关系完全通过其与 HS 的关系体现。在 HS 的映射中, FA、NI(亚洲)和 FT(英国)是其与环境关系中的主导市场, 即这三个市场共同主导了这一关系。对于 DJ(美国), 其与环境的关系主要通过 FC(法国)来表示, 尽管 HS 和 FA 也起到一定作用, 但其重要性显著低于 FC。

此外, 来自欧洲的 GD、FC 和 FT 形成了独特的自我封闭系统: GD 和 FC 是一对相互主导的市场, 而 FC 和 FT 则构成了另一对主导市场。这一欧洲系统通过 FT 与 HS 建立了外部联系。至于 NI(日本), 其映射关系主要由 HS、FC 和 FT 主导。

在 2020 年后, 各股票市场的映射关系同样如表 3 所示(见“之后”行覆盖的表格)。从第一行可以看出, HS 主导了 FA 的映射, 同时 GD 的贡献也不可忽视。HS 的映射由 FA 主导, 即 FA 和 HS 形成了一对相互主导的市场, 同时 FT 和 NI 的贡献也不可忽视。DJ 的映射主要由 GD、FC 和 FT(来自欧洲)的贡献组成。至于来自欧洲的三个市场, GD 和 FC、FT 和 FC 分别形成了两对相互主导的市场, 并通过 FT 对 GD 的贡献连接成一个自我封闭的循环。至于 NI 的映射, 则由 HS 和 GD 的贡献主导。

这些关系在 2020 年前后的模式分别如图 4 的(a)和(b)所示。在图中, 从股票市场 B 指向股票市场 A 的有向连线表示 B 对 A 映射的贡献。环境中股票对特定股票市场映射的贡献通过映射的绝对值来衡量, 并以此比例确定相应连线的粗细。

Table 3. Number of mappings (a) before 2020 and (b) after 2020
表 3. (a) 2020 年前和(b) 2020 年后的映射数量

		FA	HS	DJ	GD	FC	FT	NI
(a) 之前	FA		1.0517	0.1365	0.0130	-0.1246	-0.0224	0.0095
	HS	0.5601		-0.0577	0.1003	-0.0450	0.2710	0.4664
	DJ	0.1940	-0.1488		0.2244	0.7495	0.0686	-0.0228
	GD	0.0024	0.0341	0.0295		0.9685	0.0032	-0.0080
	FC	-0.1070	-0.0112	0.0721	0.7080		0.2845	0.0734
	FT	-0.0099	0.2168	0.0213	0.0076	0.9173		-0.1018
	NI	0.0094	0.8342	-0.0158	-0.0424	0.5287	-0.2275	
(b) 之后	FA		-0.9778	-0.0178	0.1216	-0.0383	-0.0600	-0.0467
	HS	-0.7875		0.0217	-0.0656	0.0258	-0.1688	-0.2721
	DJ	0.0193	-0.0292		0.2723	0.2966	0.4841	-0.0154
	GD	0.0190	-0.0127	-0.0392		-0.8747	-0.0988	-0.0281
	FC	0.0051	-0.0042	0.0361	0.7385		0.2643	0.0067
	FT	0.0197	0.0687	0.1464	0.2075	0.6574		0.0221
	NI	-0.0864	-0.6258	0.0264	-0.3333	-0.0940	-0.1247	

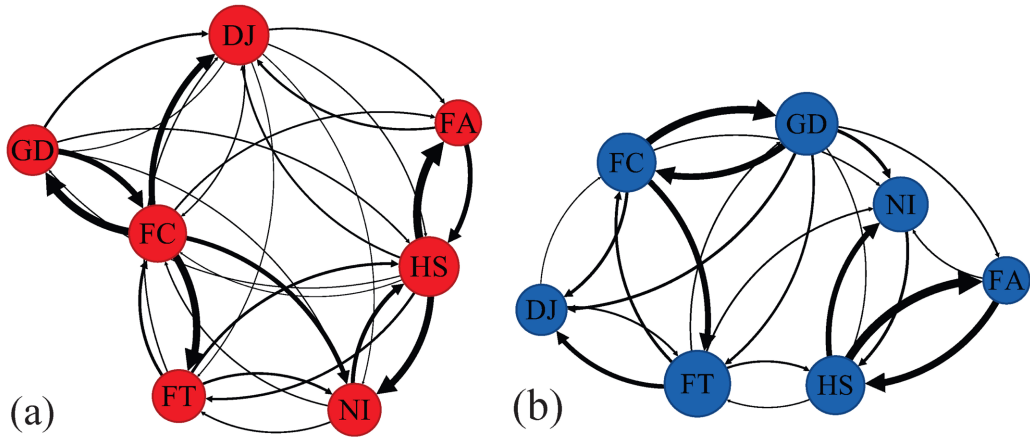


Figure 4. Schematic representation of the relationship pattern between the stock market pre-2020 (a) and post-2020 (b)
图 4. 股票市场 2020 年前(a)和 2020 年后(b)的关系模式示意图

4. 结论

基于数据的复杂系统关系模式重建是一项基础任务,不仅可以揭示潜在的动力学机制,还能为系统的评估、干预甚至控制提供详细信息。当前的方法(如变量间相关性的估计和因果关系的检测)尽可能追求客观性,而在现实中,从系统中特定主体的视角出发构建的模式往往更受青睐,并能提供更有价值的信息。在本研究中,我们提出了一种框架,用于从系统中特定主体的视角重建复杂系统的关系模式。

首先,指定一个特定主体作为参考。对于其他每个主体,将其变量集与参考主体的变量集同时线性组合成两个新变量。参考主体变量集的组合系数集被视为所考虑主体的“映射”,即其“画像”,作为其特性的定量度量。其次,通过距离网络构建所有主体(除参考主体外)之间的关系模式。

作为一个典型例子, 我们研究了一个由分布在亚洲、欧洲和美洲的多个股票市场组成的金融系统。从中国香港股票市场 HS 的视角出发, 如果每个股票市场由其成分股票集合描述, 我们发现, 在 2020 年后, 关系模式由金融、能源和旅游行业的成分股票主导, 而在 2020 年前, 关系模式中的主导成分股票则广泛分散在成分股票集合中。如果将股票市场的环境定义为所有其他股票市场, 则 2020 年前后的关系模式具有相似的主干结构, 即来自欧洲/美洲和亚洲的股票市场分别形成了两个紧密连接的集群。然而, 这两个主干结构存在显著差异。

显然, 在该框架中可以做出多种替代方案。例如, 映射可以通过其他概念来定义, 例如使用互信息最大化非线性相关性, 而不是线性相关性; 或者通过降维技术使线性相关性消失。我们希望在未来工作中将该框架扩展到生理、金融、社会和生态系统中, 并采用替代技术, 以揭示更多有趣的关系模式。

需要注意的是, 当前对复杂系统的主观研究与以自我为中心或个人网络方法不同。在我们的框架中, 选择一个特定主体作为参考, 其子系统(变量)的组合系数被视为被映射主体的“画像”。这一过程意味着被映射主体的影响是在参考主体变量所张成的空间中描述(表示)的。不同参考主体下特定主体的画像不能相互转换, 因为它们具有不同的物理意义。而在以自我为中心的方法中, 自我中心网络通常是从整个网络中提取的子网络, 其中的边是基于相同的标准构建的, 因此具有相同的物理意义。

参考文献

- [1] Boccaletti, S., Latora, V., Moreno, Y., Chavez, M. and Hwang, D. (2006) Complex Networks: Structure and Dynamics. *Physics Reports*, **424**, 175-308. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2005.10.009>
- [2] Allesie, M.A., Bonke, F.I. and Schopman, F.J. (1977) Circus Movement in Rabbit Atrial Muscle as a Mechanism of Tachycardia. III. The “leading Circle” Concept: A New Model of Circus Movement in Cardiac Tissue without the Involvement of an Anatomical Obstacle. *Circulation Research*, **41**, 9-18. <https://doi.org/10.1161/01.res.41.1.9>
- [3] Ionescu, C., Oustaloup, A., Levron, F., Melchior, P., Sabatier, J. and De Keyser, R. (2009) A Model of the Lungs Based on Fractal Geometrical and Structural Properties. *IFAC Proceedings Volumes*, **42**, 994-999. <https://doi.org/10.3182/20090706-3-fr-2004.00165>
- [4] Roulston, M.S. (1999) Estimating the Errors on Measured Entropy and Mutual Information. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, **125**, 285-294. [https://doi.org/10.1016/s0167-2789\(98\)00269-3](https://doi.org/10.1016/s0167-2789(98)00269-3)
- [5] Sugihara, G., May, R., Ye, H., Hsieh, C., Deyle, E., Fogarty, M., et al. (2012) Detecting Causality in Complex Ecosystems. *Science*, **338**, 496-500. <https://doi.org/10.1126/science.1227079>
- [6] Schreiber, T. (2000) Measuring Information Transfer. *Physical Review Letters*, **85**, 461-464. <https://doi.org/10.1103/physrevlett.85.461>
- [7] Kyzar, E.J. and Denfield, G.H. (2022) Taking Subjectivity Seriously: Towards a Unification of Phenomenology, Psychiatry, and Neuroscience. *Molecular Psychiatry*, **28**, 10-16. <https://doi.org/10.1038/s41380-022-01891-2>
- [8] Perry, B.L., Pescosolido, B.A. and Borgatti, S.P. (2018). *Egocentric Network Analysis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781316443255>
- [9] Lim, W.M. (2024) What Is Quantitative Research? An Overview and Guidelines. *Australasian Marketing Journal*, 1-24. <https://doi.org/10.1177/14413582241264622>
- [10] Crossley, N. and Edwards, G. (2016) Cases, Mechanisms and the Real: The Theory and Methodology of Mixed-Method Social Network Analysis. *Sociological Research Online*, **21**, 217-285. <https://doi.org/10.5153/sro.3920>
- [11] Traxler, A.L., Amaral, C.M.D.d., Henderson, C., LaForge, E., Hatcher, C., Swirtz, M., et al. (2024) Person-Centered and Qualitative Approaches to Network Analysis in Physics Education Research. *Physical Review Physics Education Research*, **20**, Article 020132. <https://doi.org/10.1103/physrevphyseducres.20.020132>
- [12] Hotelling, H. (1936) Relations between Two Sets of Variates. *Biometrika*, **28**, 321-377. <https://doi.org/10.1093/biomet/28.3-4.321>
- [13] Yang, X., Liu, W., Liu, W. and Tao, D. (2021) A Survey on Canonical Correlation Analysis. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, **33**, 2349-2368. <https://doi.org/10.1109/tkde.2019.2958342>
- [14] <https://cn.investing.com/>

附 录

Table A1. The stock codes, ticker symbols, and names of the constituent companies of the Hang Seng Index
表 A1. 恒生指数成分股的编号、代码及名称

编号	代码	名称
1	00005	汇丰控股有限公司
2	00011	恒生银行
3	00939	建设银行
4	01398	工商银行
5	02388	中银香港
6	03968	招商银行
7	03988	中国银行
8	02318	中国平安
9	02628	中国人寿
10	01299	友邦保险
11	00388	香港交易所
12	00012	恒基地产
13	00016	新鸿基地产
14	00017	新世界发展
15	00101	恒隆地产
16	00688	中国海外发展
17	01109	华润置地
18	00960	龙湖集团
19	00001	长和
20	00823	领展房地产投资信托基金
21	00857	中国石油股份
22	00883	中国海洋石油
23	00836	华润电力
24	01088	中国神华
25	00968	信义光能
26	02688	新奥能源
27	00291	华润啤酒
28	01044	恒安国际
29	02319	蒙牛乳业
30	00322	康师傅控股
31	01929	周大福
32	02331	李宁
33	02020	安踏体育
34	00288	万洲国际
35	01099	国药控股

续表

36	01177	中国生物制药
37	01093	石药集团
38	00241	阿里健康
39	00762	中国联通
40	00941	中国移动
41	02899	紫金矿业
42	00868	信义玻璃
43	01378	中国宏桥
44	01928	金沙中国
45	00027	银河娱乐
46	00002	中电控股
47	00006	电能实业
48	00003	香港中华煤气
49	01038	长江基建集团
50	00066	港铁公司
51	00992	联想集团
52	00700	腾讯控股
53	00285	比亚迪电子
54	02382	舜宇光学科技
55	01211	比亚迪股份
56	00386	中国石油化工股份
57	00981	中芯国际
58	00669	创科实业
59	00881	中升控股
60	00175	吉利汽车
61	00316	东方海外国际
62	02313	申洲国际
63	00267	中信股份