

中英经济 - 能源 - 环境系统因果网络联动分析

——基于偏交叉映射方法

李玉莲, 刘珍珍*, 谢维玉, 王文豪

塔里木大学信息工程学院, 新疆 阿拉尔

收稿日期: 2025年8月15日; 录用日期: 2025年9月5日; 发布日期: 2025年9月17日

摘要

在全球碳中和背景下, 本研究对比分析了中英两国3E (经济 - 能源 - 环境) 系统的协同发展机制。研究创新性地采用偏交叉映射因果推断方法识别变量之间的直接因果关系, 以及利用复杂网络理论构建1990~2024年3E系统因果网络模型。本研究核心方法论贡献在于为3E系统研究提供了“因果识别 - 网络构建 - 风险量化”的一体化分析框架。研究发现, 中国系统呈现能源驱动经济特征, 但环境调节能力较弱; 英国清洁能源与生态环境协同显著, 但高技术产业连接不足。中国系统性风险为0.5397高于英国(0.4948), 其面临的系统性风险挑战更为严峻。此外, 两国的网络中介中心性普遍低于0.15, 未来需要加强要素之间的联动性。本研究解释了中英两国3E系统的内部联动关系及其风险影响, 为全球气候治理提供了理论依据与实践价值。

关键词

3E系统, 偏交叉映射, 因果推断, 复杂网络, 鲁棒性分析

Analysis of Causal Network Linkage of Economic, Energy and Environmental Systems in China and the UK

—Based on Partial Cross Mapping Method

Yulian Li, Zhenzhen Liu*, Weiyu Xie, Wenhao Wang

College of Information Engineering, Tarim University, Alar Xinjiang

Received: Aug. 15th, 2025; accepted: Sep. 5th, 2025; published: Sep. 17th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 李玉莲, 刘珍珍, 谢维玉, 王文豪. 中英经济-能源-环境系统因果网络联动分析[J]. 统计学与应用, 2025, 14(9): 191-203. DOI: 10.12677/sa.2025.149268

Abstract

Under the backdrop of global carbon neutrality, this study conducts a comparative analysis of the coordinated development mechanisms of the 3E (Economy-Energy-Environment) systems in China and the UK. The research innovatively employs a partial cross mapping causality inference method to identify direct causal relationships among variables and utilizes complex network theory to construct a causal network model for the 3E system spanning from 1990 to 2024. The core methodological contribution of this study lies in providing an integrated analytical framework encompassing “causal identification-network construction-risk quantification” for research on the 3E system. The findings reveal that China’s system exhibits an energy-driven economic characteristic; however, its capacity for environmental regulation is relatively weak. In contrast, while there is significant coordination between clean energy and ecological environment in the UK, connections within high-tech industries are insufficient. The systemic risk associated with China’s system is measured at 0.5397, which is higher than that of the UK at 0.4948, indicating that China faces more severe challenges related to systemic risks. Furthermore, both countries demonstrate a network intermediary centrality generally below 0.15, suggesting that future efforts should focus on strengthening interactivity among elements within these systems. This study elucidates the internal linkage relationships and risk impacts inherent in the 3E systems of China and the UK, thereby providing both theoretical foundations and practical value for global climate governance.

Keywords

3E System, Partial Cross-Mapping, Causal Inference, Complex Network, Robustness Analysis

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

随着世界经济的增长、能源需求的增加，全球环境污染、气候变化等诸多矛盾问题日益凸显，在中国提出双碳目标后，经济-能源-环境(Economy-Energy-Environment, 3E)系统的研究引起了广泛关注。为响应双碳目标，世界各国积极采取全球碳中和行动。中国和英国作为主要的全球经济体和碳排放国，两者分别代表了新兴经济和发达经济的发展模式，其在应对气候变化和推动低碳转型方面的实践具有重要的全球意义。英国作为低碳转型的先驱者，2008年通过了《气候变化法》，制定了具有法律约束力的减排目标，成功实现经济增长与碳排放脱钩。中国作为世界上最大的发展中国家，中国在发展清洁能源和绿色产业结构转型方面采取了一系列措施，有效降低碳排放量。2024年中国设定的节能降碳的目标取得初步成效，单位能耗与二氧化碳排放量分别降低2.5%和3.9%，非化石能源消费占比达到18.9%左右。然而，中英两国在实现“双碳”目标的道路上也共同面临着诸多挑战，特别是能源转型过程中需要平衡经济增长、环境可持续性之间的协调关系。因此，探究经济-能源-环境(3E)系统之间的联动机制与系统稳定性具有重要的现实意义。

2. 研究现状

3E系统各子系统间存在复杂的非线性耦合关系，构成高度动态化的复杂系统。在能源-经济-环境

(3E)系统的研究中,国外学者较早采用系统动力学[1]、一般均衡模型[2]和 Granger 因果检验[3][4]等方法分析 3E 系统关联,近年来逐步引入非线性 Granger 因果检验[5]、收敛交叉映射[6]非线性因果分析方法。国内研究主要关注 3E 系统的耦合协调度分析、结构及政策优化,主要采用投入产出模型、VAR 模型[7][8],对复杂系统的直接因果关系推断方法的探索仍较少。

对于复杂的 3E 系统,大多数传统的方法需要满足线性假设且难以捕捉 3E 系统中普遍存在的阈值效应、反馈回路等非线性特征。虽然提出了非线性 Granger 因果检验,但在使用中需要经过 VAR 模型排除线性因素,将导致损失系统的重要信息。此外,非线性 Granger 方法不能推断弱耦合性变量之间的因果关系[9]。2012 年, Sugihara 提出了 CCM 算法适用于非线性的不可分离性系统,克服了 Granger 因果推断的缺陷[6]。CCM 算法能够识别复杂系统两两变量之间的因果关系,多应用于工业故障、气候领域[10][11]。然而 CCM 算法对强耦合系统的因果关系识别灵敏度不高,且无法识别两个变量之间的直接因果关系[11]。对于多变量且相互作用的复杂系统, Leng S [12]提出偏交叉映射(Partial cross mapping, PCM)因果推断方法可识别直接因果关系与间接因果关系,弥补了 CCM 算法的不足。PCM 算法应用于生态系统、环境与疾病互作系统、行业系统等复杂系统[13]-[15],有效的识别出系统各组分之间的直接因果关系。

从因果推断与复杂网络的交叉视角来看,3E 系统因果网络的构建面临着方法论上的多重挑战。现代因果推断理论将因果关系形式化为有向无环图(Directed Acyclic Graph, DAG),而复杂网络科学则提供了分析系统级联效应的拓扑工具,二者的融合形成了基于约束、基于分数和基于信息论三类典型方法,但各自存在显著局限:基于约束的方法,PC 算法难以处理系统中的反馈回路[16];基于分数的方法,贝叶斯网络对非平稳时间序列适应性不足[17];基于信息论的方法,转移熵则无法区分直接因果与共同驱动效应[18]。基于复杂网络理论,以因果关系建立的网络为加权有向无环网络,网络的特征演化可从关键节点识别、中心性分析、网络鲁棒性等角度分析。

因此,本文拟利用 PCM 方法克服线性、弱耦合、不可分系统的限制识别变量之间的直接因果关系,并结合复杂网络理论建立因果网络,形成“因果识别-网络构建-风险量化”的一体化分析框架,以此分析 3E 系统的因果联动性及其网络结构特征,揭示中英 3E 系统的因果网络差异及演化特征,为政策制定提供新视角。

3. 因果联动性分析

变量间因果联动性是根据系统中各变量之间的因果关系,某一变量发生变化时引起其他变量发生的联动反应。3E 系统内经济、能源、环境之间相互影响、相互制约,复杂的联动关系维持着 3E 系统的协调发展,其复杂性与非线性导致难以捕捉直接因果关系。因此,本文采用偏交叉映射法消除间接原因影响下判断变量间的直接原因。

3.1. 偏交叉映射

偏交叉映射(PCM),适用于非线性动态系统。其思想是以转移中间变量的信息为映射条件,考察一个时间序列与另一个序列交叉映射后的预测值的一致性[12]。

以 $Y \rightarrow Z \rightarrow X$ 之间的因果关系链为例,判断 $Y \rightarrow X$ 的直接因果关系。图 1 中, Z 作为中间变量。

第一步:假设 N 维空间上有 d 维($d \leq n$)随时间变化的流形 M , X, Y, Z 是流形 M 投影到一维空间产生的三组序列, $X = \{x_t\}_{t=1}^L, Y = \{y_t\}_{t=1}^L, Z = \{z_t\}_{t=1}^L$ 序列,长度为 L 。根据 Takens 嵌入定理,获得三个重构流形, $M_x = \{x_t\}_{t=r}^L, M_y = \{y_t\}_{t=r}^L, M_z = \{z_t\}_{t=r}^L$, 其中, $r = \max\{1 + (E_\varepsilon - 1)\tau_\varepsilon\}$ 。

流形 M_x, M_y, M_z 和 M 是微分同胚的。设重构流形的维度为 E , 时间滞后为 τ , 那么在 t 时刻重构流形的坐标为:

$$\begin{aligned} x_t &= (x_t, x_{t-\tau_x}, \dots, x_{t-(E_x-1)\tau_x}) \\ y_t &= (y_t, y_{t-\tau_y}, \dots, y_{t-(E_y-1)\tau_y}) \\ z_t &= (z_t, z_{t-\tau_z}, \dots, z_{t-(E_z-1)\tau_z}) \end{aligned} \tag{1}$$

其中, E_x, E_y, E_z 是各自的嵌入维数, τ_x, τ_y, τ_z 为时间滞后。

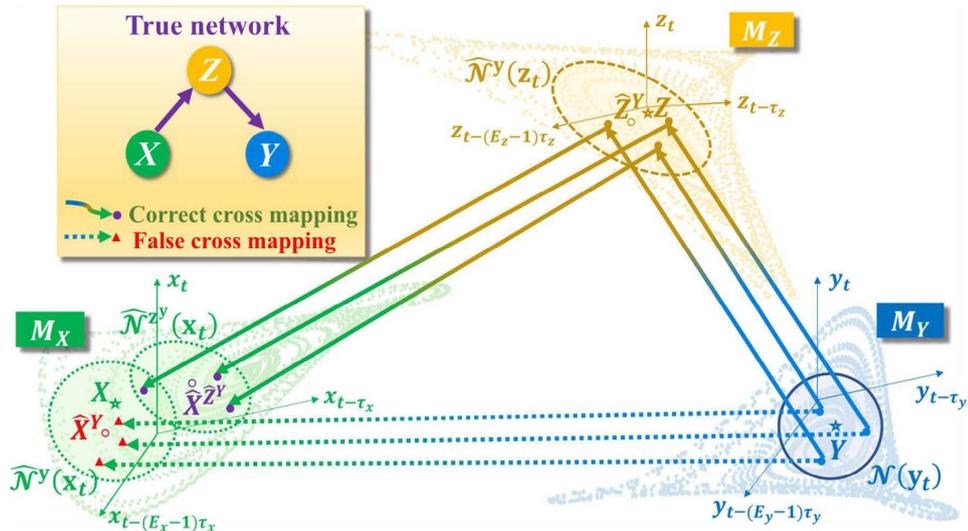


Figure 1. PCM principle framework diagram
图 1. PCM 原理框架图

第二步: 将流形 M_y 上的相点映射到 M_z , 该映射点记为 \hat{Z}^y 。在映射的条件下寻找系统中 $Y \rightarrow Z$ 的因果关系, 得到相关系数 ζ_c 。此时, 两个变量间的因果推断方法与收敛交叉映射的原理一致。具体计算步骤如下:

定义 $\hat{z}[t]|_{M_y}$ 为从流形 M_y 映射到流形 M_z , 记为 \hat{Z}^y 。由公式(2)~(4)得到 \hat{Z}^y 。

$$\hat{Z}^y = \hat{z}(t)|_{M_y} = \sum w_j z[t_j] \quad i = 1, 2, \dots, E + 1 \tag{2}$$

$$w_i = m_i / \sum m_j \quad j = 1, 2, \dots, E + 1 \tag{3}$$

$$m_i = \exp\{-d[y(t), y(t_i)] / d[y(t), y(t_i)]\} \tag{4}$$

$d[y(t), y(t_i)]$ 为流形上 $y(t)$ 和 $y(t_i)$ 之间的欧氏距离, 计算 \hat{Z}^y 和 $z[t]$ 的相关系数 ζ_c , 以此估计时间序列 $\{\hat{z}[y]|_{M_y}\}$ 和原序列 $z[t]$ 的一致性, 以此衡量映射点 \hat{Z}^y 与原相点之间的相关性。相关系数的计算公式如下:

$$\zeta_{c1} = \frac{\sum_{i=1}^L (z[i] - \overline{z[i]}) (\hat{Z}^y - \overline{\hat{Z}^y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^L (z[i] - \overline{z[i]})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^L (\hat{Z}^y - \overline{\hat{Z}^y})^2}} \tag{5}$$

第三步: 将得到的新映射点 \hat{Z}^y 再做映射, 将 \hat{Z}^y 映射到流形 M_x , 得到映射点 $\hat{X}^{\hat{Z}^y}$ 。此过程为交叉映射。判断流形 M_x 上的新映射点 $\hat{X}^{\hat{Z}^y}$ 与重构流形序列 x_t 进行因果关系判断, 运用相关系数 $corr(X, \hat{X}^{\hat{Z}^y})$, 记为 ζ_{c2} 。

$$\zeta_{c2} = \frac{\sum_{i=1}^L (x[i] - \overline{x[i]}) (\hat{X}^{\hat{Z}^Y} - \overline{\hat{X}^{\hat{Z}^Y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^L (x[i] - \overline{x[i]})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^L (\hat{X}^{\hat{Z}^Y} - \overline{\hat{X}^{\hat{Z}^Y}})^2}} \quad (6)$$

第四步：为检验 M_X 和 M_Y 是否存在因果关系误判，还需要将 M_Y 的点映射到 M_X ，重复上述步骤，得到映射点 \hat{X}^Y ，再计算 $corr(X, \hat{X}^Y)$ 。

最终，为了消除第三个要素信息所带来的因果关系影响，运用偏相关系数 $\zeta_D = |Pcc(X, \hat{X}^Y | \hat{X}^{\hat{Z}^Y})|$ 来判断原序列与直接映射，以及交叉映射点之间的一致性，进而推断 Y 与 X 之间的因果关系，其因果关系程度可用 ζ_D 表示。

$$\zeta_D = |Pcc(X, \hat{X}^Y | \hat{X}^{\hat{Z}^Y})| = \frac{corr(X, \hat{X}^Y) - corr(X, \hat{X}^{\hat{Z}^Y})corr(\hat{X}^Y, \hat{X}^{\hat{Z}^Y})}{\sqrt{(1 - corr(X, \hat{X}^{\hat{Z}^Y})^2)(1 - corr(\hat{X}^Y, \hat{X}^{\hat{Z}^Y})^2)}} \quad (7)$$

推广到复杂的动态网络中，两个变量的传递性会通过多个变量的间接因果关系进行连接。可用高阶 PCM 方法具体描述各变量之间的直接关系。

$$\zeta_{D_n} = |Pcc(X, \hat{X}^Y | \left\{ \hat{X}^{\hat{Z}^i \dots \hat{Z}^n} \mid i = 1 \dots n \right\})| \quad (8)$$

其中， Z^1, \dots, Z^n 为 X 和 Y 的因果关系中，可能存在中间变量。当 ζ_{D_n} 大于因果关系的阈值 T 时，即认为排除中间混杂变量后两变量之间存在因果关系。

3.2. 因果网络

为分析 3E 系统变量因果联动性及节点地位，构建因果联动复杂网络并进行网络可视化。此网络以变量为节点，以因果关系构建邻接矩阵与有向连边，因果强度为权重。分析网络局部或整体特征，可判断节点的重要作用，进一步分析该节点在网络中的联动程度[19]。如源头节点影响多数节点，媒介节点起信息传递作用。本文利用网络拓扑结构指标、重要节点的中心性指标排序法衡量网络节点的重要程度，其评价体系见表 1。

Table 1. Network structure evaluation system

表 1. 网络结构评价体系

指标	计算公式	含义
度 (k_i)	-	因果关系：“因”为“出度”，“果”为“入度”。度 = 入度 + 出度
网络直径 (D)	$D = \max_{i,j} d_{ij}$	网络中任意两个节点之间的距离的最大值
网络密度 ($d(G)$)	$d(G) = \frac{2M}{[N(N-1)]}$	表示一个网络中各节点之间联络的紧密程度。其中， M 为网络中实际拥有的连接数， N 为网络节点数。
聚类系数 (C_i)	$C_i = \frac{2 \{e_{jk}\} }{k_i(k_i-1)}$; $e_{jk} \in E$	描述网络节点与节点之间聚集成团的程度。其中， E 表示网络中的连边集合， $ \{e_{jk}\} $ 表示节点 i 相连接的所有节点中，节点与节点之间有连接的节点对数。
平均路径长度 (L)	$L = \frac{\sum_{i \neq j} d_{ij}}{2N(N+1)}$	任意两个节点之间的距离的平均值

续表

系统性风险 (SR)	$SR = \frac{\sum_{i=1}^N EC(v_i)}{N}$	特征向量中心性的均值。其中, $EC(v_i)$ 为第 i 个变量的特征向量中心性
度中心性 (DC_i)	$DC_i = \frac{k_i}{N-1}$	一个节点的度越大, 意味着该节点在网络中越重要。其中, k_i 为节点的度。
介数中心性 (BC_i)	$BC_i = \sum_{j \neq i, k} \frac{g_{jk}(i)}{g_{jk}}$	衡量某一节点在网络节点的最短关联路径中的作用。其中, g_{jk} 表示节点 j 与 k 的最短路径中, 通过节点 i 的最短路径的条数。
接近中心性 (CC_i)	$CC(i) = \frac{n-1}{\sum_{j \neq i} d_{ij}}$	描述某一节点与其他节点之间的接近程度。其中, d_{ij} 为节点到其他所有节点的最短距离。

4. 网络构建与分析

4.1. 数据来源

为体现经济系统的发展可持续性、能源系统的低碳化可持续性、环境系统的生态可持续性, 本文建立 3E 系统评价指标体系, 其框架图见图 2。由于环境系统中的“三废”现象存在废水和固体废弃物的统计数据不足的问题, 因此本研究将“废气”碳排放量作为环境系统的重点研究对象。研究数据来源于 1990 年至 2024 年的中国统计年鉴、世界银行、国际能源署, 以及 PWT 数据库等数据平台。对于缺失数据, 本文使用 MICE 算法进行填补。

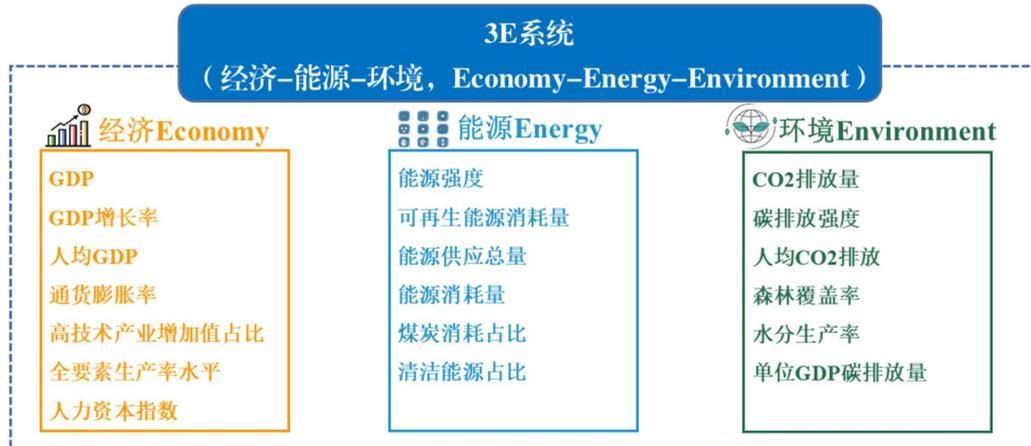


Figure 2. 3E system evaluation index system
图 2. 3E 系统评价指标体系

4.2. PCM 因果网络

在显著性水平 5% 的水平下, PCM 算法检测出中英两国 3E 系统的内部直接因果关系, 其因果网络图见图 3、图 4。因果网络图中, 箭头反映因果方向, 线条粗细反映因果强度。两国的因果网络都呈现出高度复杂性, 各要素之间存在错综复杂的联动关系。在中国的 3E 系统因果网络中因果强度最大的组合是能源消耗量为单位 GDP 碳排放量的直接原因, 其因果强度为 0.9865。英国的因果网络中, CO₂ 排放量为森林覆盖率的直接原因, 其因果强度为 0.9914。综合各节点的因果关系可发现中国能源消耗对经济影响显著, 英国清洁能源对碳排放抑制作用突出。从子系统的角度而言, 中国环境系统对经济、能源系统依赖度高, 英国生态环境与能源协同发展的特征相对明显。

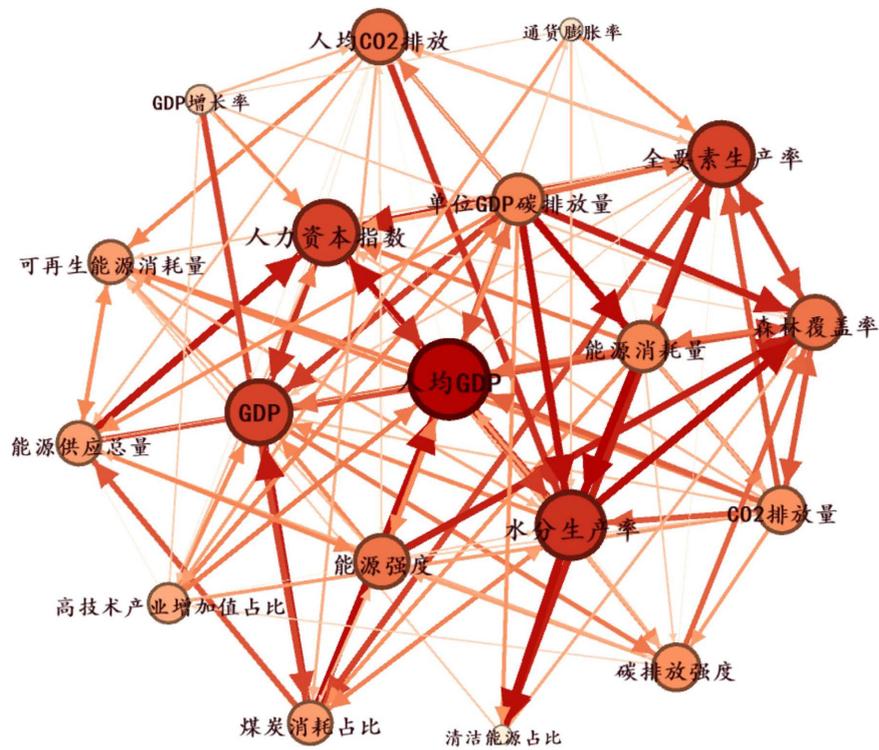


Figure 3. Chinese 3E system causal network
图 3. 中国 3E 系统因果网络

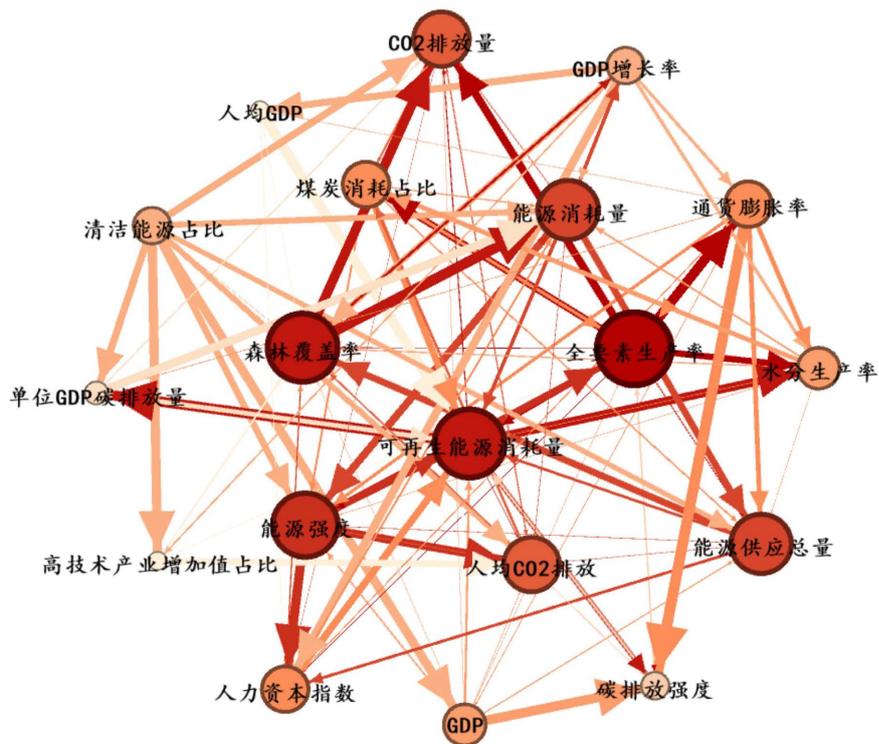


Figure 4. The 3E system causal network of the United Kingdom
图 4. 英国 3E 系统因果网络

基于因果网络图分析,在节点方面,人均 GDP、GDP 等经济指标以及能源消耗量、排放量等能源与环境指标在两国图中均处于核心地位。在图 3 中,中国 3E 系统中的经济系统变量(如人均 GDP、GDP 总量和人力资本指数)具有显著的节点中心性特征,其度值较大表现为节点形状较大。这一网络结构特征表明,经济系统在 3E 系统的动态关联网络中处于核心地位,对系统整体具有更强的驱动作用和调控效应。在英国的网络图中的类似指标,都与众多要素紧密关联。同时,全要素生产率、可再生能源消耗量、能源强度、能源供应量等节点在系统中发挥着重要的支撑作用。这些节点度值较大,影响着要素间的因果传递。

在图 4 中,英国 3E 系统中的能源系统及环境系统变量(可再生能源消耗量、能源强度、能源供应量、人均 CO₂)展现出极为突出的节点中心性特质,这些变量的度值较大,其节点形状较大。这表明能源系统与环境系统在英国 3E 系统所构建的复杂动态关联网络中占据着关键位置,对各要素间因果关系的传导起着关键支撑作用。特别地,能源系统尤为突出,在英国的 3E 系统中发挥着主导性的影响力。

4.3. 网络特征分析

从表 2 中英因果网络图及拓扑指标看,中英 3E 系统要素联系紧密、因果传递复杂。中国 3E 系统因果网络连接边数 130 条、平均度 6.842,其联动性高于英国;两国网络密度均小于 0.5,整体稀疏。中国平均聚集系数 0.42 高于英国的 0.349,中国 3 系统的节点更易聚成紧密小团体;中国 3E 系统的平均路径长度 1.766 小于英国的 1.917,信息传递更快更高效。但中国系统性风险 0.5397 高于英国的 0.4948,中国面临冲击时风险传导扩散可能性及影响更大,挑战更严峻。综合对比,中国 3E 系统网络连接更紧密,要素互动强、信息传递快,但面临更高系统性风险;英国网络连接稀疏,要素互动弱、信息传递稍慢,风险相对较低。总体而言,两国 3E 系统因果网络在结构和风险特征上存在差异,中国需注重防范风险,英国可致力于加强要素关联以提升系统活力。

Table 2. Table of network topology indicators of the 3E system causal network between China and the United Kingdom
表 2. 中国与英国 3E 系统因果网络的网络拓扑结构指标表

指标	中国	英国
连边数 M	130	106
平均度 \bar{k}_i	6.842	5.579
网络直径 D	4	4
网络密度 d (G)	0.38	0.31
平均聚集系数 \bar{C}_i	0.42	0.349
平均路径长度 \bar{d}_{ij}	1.766	1.917
系统性风险 SR	0.5397	0.4948

4.4. 网络中心性指标

图 5 显示,中国“经济-能源-环境”体系呈经济驱动型结构。GDP 增长率和能源消费量居中心性综合得分前列,两者的综合得分为 1.6 和 1.26,综合度中心性、接近中心性来看,二者因果连动性强,在网络中起主导作用。而环境系统指标如森林覆盖率等得分和中心性最低,均低于 0.1。环境系统在中国 3E 系统中处于被动状态,缺乏双向调节能力。结合图 3 和图 5,中国 3E 系统因果网络存在结构矛盾。PCM 算法显示,GDP 增长率是煤炭消费比例的直接原因(Pcorr = 0.91),也是人均 CO₂ 排放的直接原因(Pcorr =

0.74)。人均 CO₂ 排放、煤炭消费比例等高碳排放指标与经济体系因果关系强，而可再生能源、单位 GDP 碳排放量等低碳指标中介性接近 0，反映中国 3E 系统存在“高碳路径依赖”。清洁能源指标度中心性仅 0.14、中间指标为 0，表明其与其他要素因果关系弱，中间传递能力或制约绿色转型。

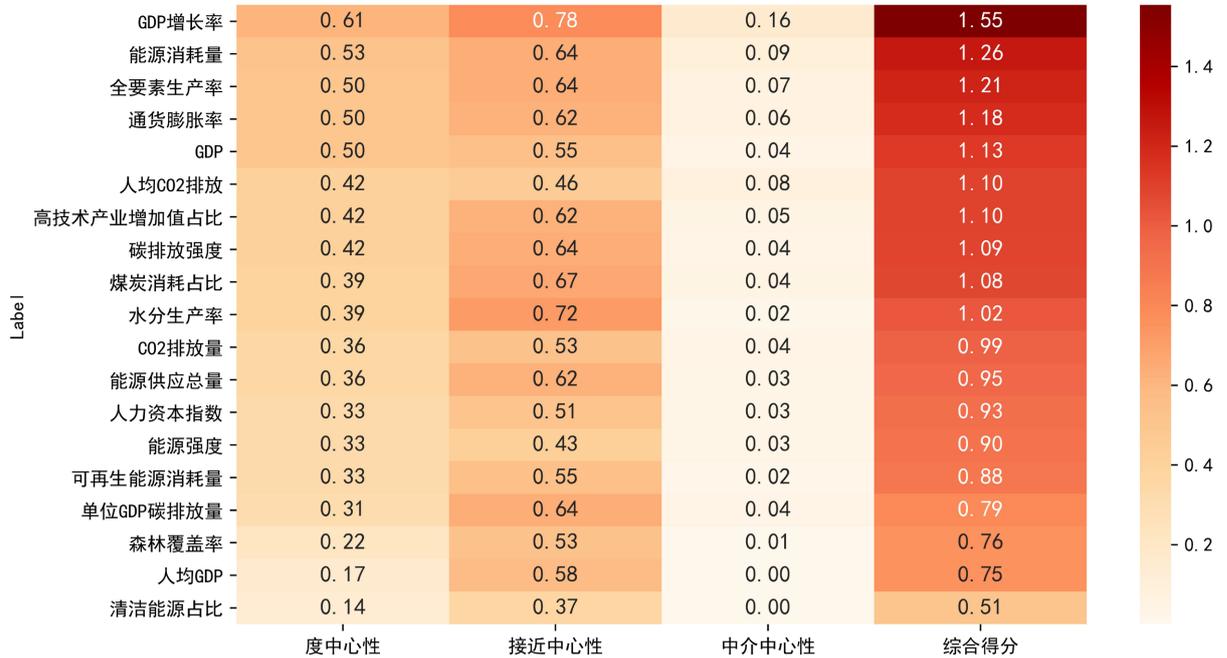


Figure 5. The centrality indicators of causal network in the 3E system of China

图 5. 中国 3E 系统因果网络中心性指标

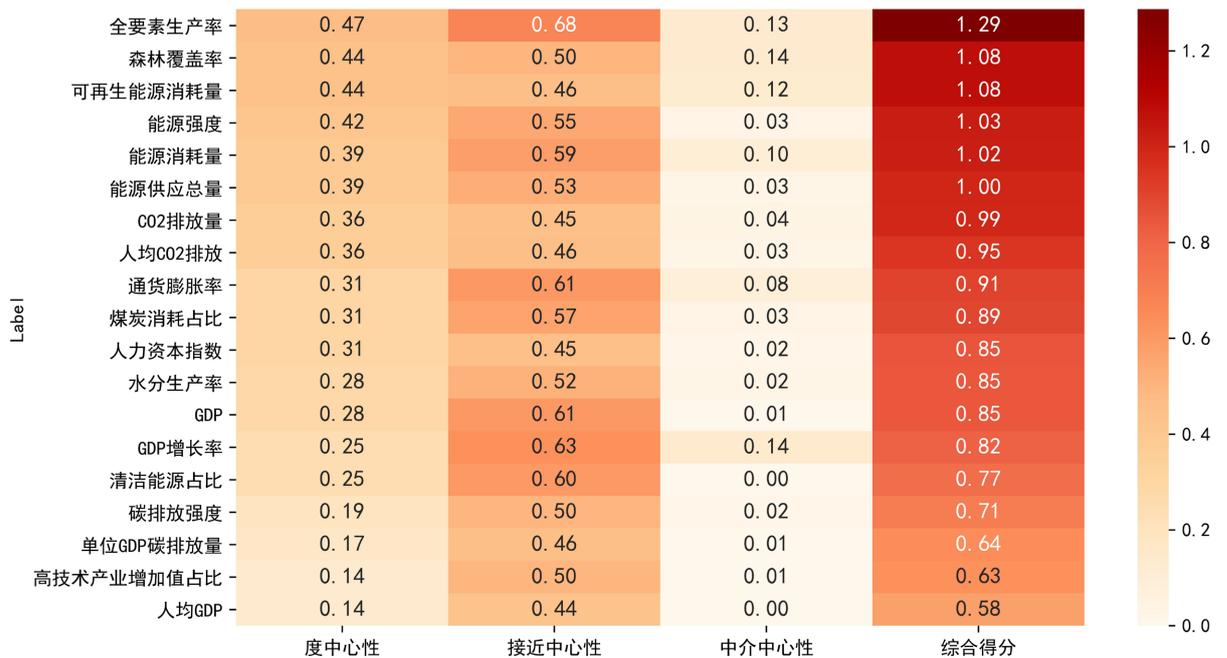


Figure 6. The causal network centrality indicators of the 3E system in the UK

图 6. 英国 3E 系统因果网络中心性指标

图 6 显示, 英国 3E 系统因果网络呈现出效率与环境协调特征。其中, 全要素生产率和森林覆盖率为英国 3E 因果网络的双核心, 生产率的综合得分 1.29, 度中心性为 0.47、接近中心性为 0.68; 森林覆盖率的综合得分 1.08, 度中心性为 0.44、接近中心性为 0.50。中心性分布均衡, 表明经济效益与生态保护共主导系统。能源子系统为 3E 系统的联动枢纽, 能源强度、可再生能源消费等指标综合得分及关联度中心性高, 其中可再生能源消费中心性为 0.12, 调节着英国 3E 系统的低碳转型。此外, 英国呈现出弱增长依赖特点, GDP 增长率综合得分为 0.82、GDP 综合得分为 0.85, 经济增长指标综合得分较低, 其度中心性分别为 0.25、0.28, 经济增长指标的因果联动关系不到中国的一半, 可反映出经济增长并非英国 3E 系统因果网络的绝对核心, 系统更依赖技术创新与资源优化。

综上, 中英 3E 系统因果网络发展处于不同阶段。当前中国需加强环境系统的中介性与联动性, 重点关注“经济 - 能源”系统中的高碳指标, 打破高碳路径依赖, 构建“经济 - 环境”双向反馈网络调解 3E 系统的协调发展。英国网络结构多元均衡, 但高技术产业综合得分低于 0.63, 高技术产业核心节点连接薄弱, 需强化绿色技术与产业升级的有机结合。中英两国网络中介中心性普遍低于 0.15, 3E 制度缺乏有效中间调节机制。

5. 网络的鲁棒性分析

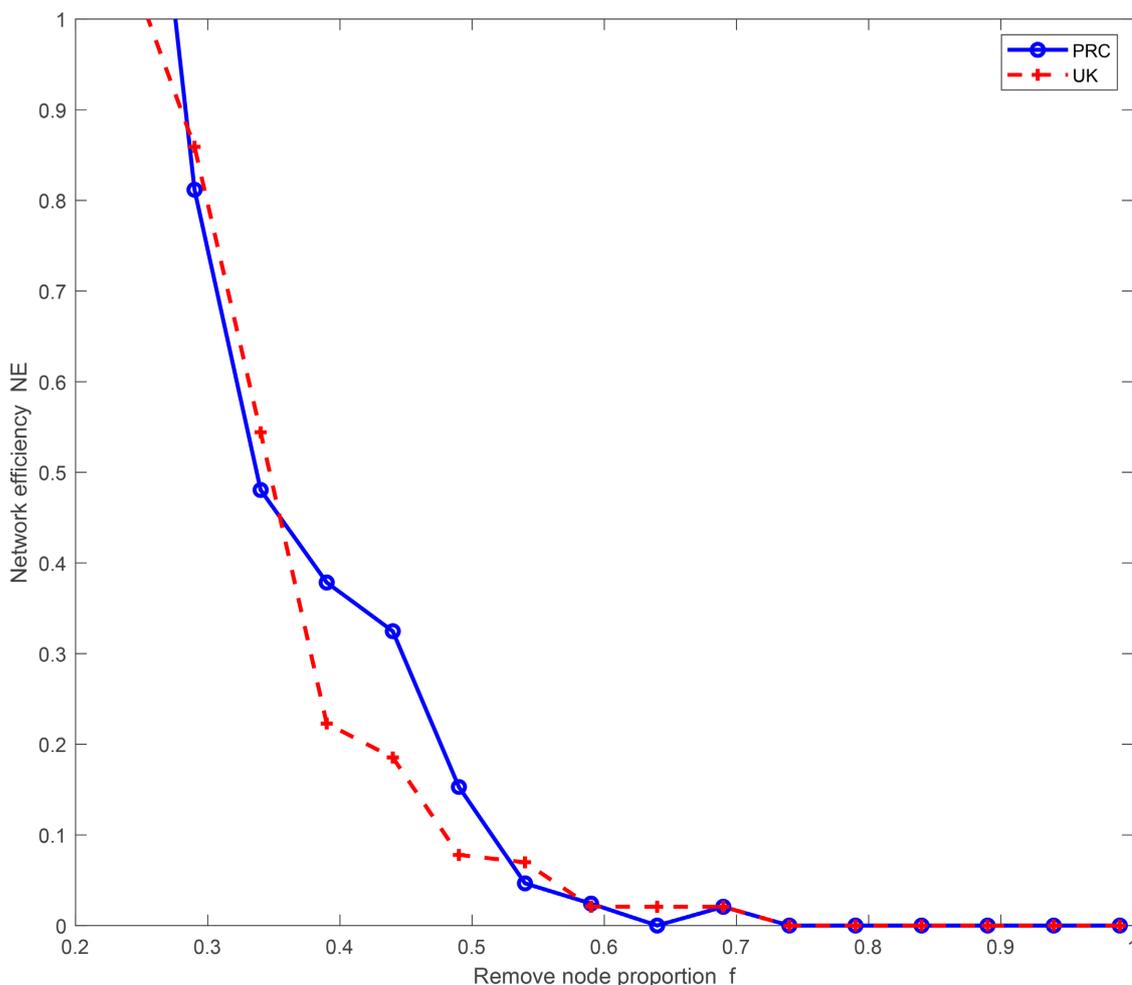


Figure 7. Randomly remove nodes
图 7. 随机移除节点

当复杂网络遭受到攻击或者自身发生故障时，自身结构就会发生变化，网络的连接遭到破坏，传输行为受到影响。为了刻画 3E 系统因果网络收到攻击时的系统稳定性，本文借助 Costa 和 Rodrigues 提出的全局效率[20]统计来分析。

$$E = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} \frac{1}{d_{ij}} \quad (9)$$

d_{ij} 是节点 i 与节点 j 之间的最短路径距离，如果两点之间没有最短路径距离则 $d_{ij} = +\infty$ 。 N 为节点个数。随着移除节点比例 f 的增加，复杂网络逐渐崩溃，各特征指标与全局效率 E 随之变化。攻击节点有两种方法：随机攻击节点和按节点度降序蓄意攻击节点。为了避免偶然性，本文将针对不同攻击类型反复进行 1000 次模拟，并将同期的网络效率指数作为最终结果。

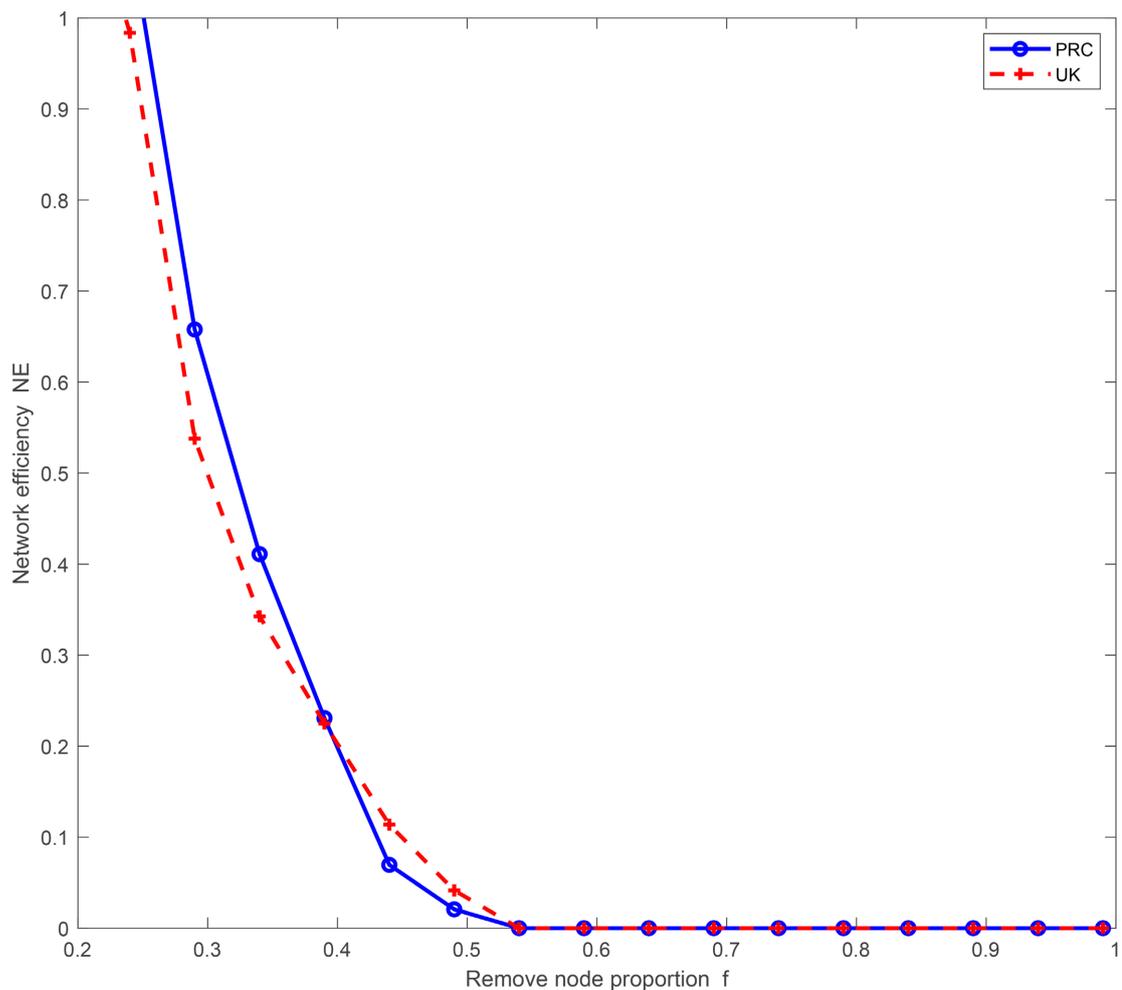


Figure 8. Intentionally removing nodes

图 8. 蓄意移除节点

图 7 显示，随意攻击下随移除节点比例增加，中英两国网络的效率都在下降。中国的下降速度很快，其网络的稳健性较弱，使其更容易受到随机事件的影响。图 8 表明，当存在蓄意攻击时，两国的网络效率也会下降，但英国的下降速度较慢，鲁棒性更强。英国的网络结构相对多元均衡，当部分关键节点被移除时，其他节点可以维持网络结构。从不同攻击方式下网络效率的变化可见，中英 3E 系统复杂网络均

具脆弱性，中国容易受到随机攻击，需要加强要素间的联系和子系统的协调。尽管英国在蓄意攻击中表现良好，但其高科技产业与核心节点的联系较弱，很容易引发连锁反应。两国可互相借鉴复杂网络战略，构建中介平台，增强网络韧性。

6. 结论与建议

本研究创新性地将偏交叉映射(PCM)方法与复杂网络理论结合，构建 3E 系统因果网络模型，实现了对于 3E 系统动态因果关系的量化刻画与可视化分析。通过网络拓扑结构、中心性指标和鲁棒性的多维度评估，为 3E 系统联动机制研究提供了从因果识别到系统特征解析的分析框架，丰富了复杂系统理论在可持续发展领域的应用场景。本文利用 PCM 因果推断与复杂网络理论建立因果网络，对比分析中英两国 3E 系统协调发展的异同，以期发现 3E 系统的因果网络差异与演化特征。经研究发现，两国因果网络呈现出复杂性，中国 3E 系统呈现出强经济驱动型结构，其中环境系统对经济、能源系统的依赖度高；英国网络结构呈现出效率与环境协同性特征，其中生态环境与能源协同发展在 3E 系统中发挥主导作用。中国 3E 系统网络较英国更紧密，但中国具有更高的系统性风险，英国网络的信息传递稍慢。在网络受到蓄意攻击或随机攻击时，两国 3E 系统因果网络都存在脆弱性。

针对本文的研究结果，提出以下建议：(1) 根据网络结构分析，环境系统在中国 3E 系统中处于被动状态，缺乏双向调节能力。中国应强化环境系统的中介作用，建立“经济-环境”双向反馈机制，构建碳市场的中介平台，并建立风险预警机制。而英国高技术产业增长值网络中心性综合得分较低，英国需要加强绿色创新与核心节点的联系，密切监测高科技产业与核心节点之间的薄弱连接问题。(2) 对于中英两国的共性问题，两国的网络中介中心性普遍低于 0.15。特别是“清洁能源占比”节点在两国网络中的中介中心性均偏低，建议政策应着力于打破行业壁垒，通过财税或市场手段，促进清洁能源与高技术产业、传统制造业的融合，以提升其在系统中的“桥梁”作用。(3) 根据网络的鲁棒性分析，两国应共同搭建 3E 系统合作平台，并开发基于 3E 系统复杂网络的动态评估工具。中国可在长三角等先行地区试点网络结构优化方案，英国则侧重于加强清洁能源基地建设。此外，倡导多个国家参与 3E 系统合作项目，共同提升 3E 系统的中介中心性，并强化多个国家系统要素间的桥梁作用。

基金项目

塔里木大学校长基金：3E 系统的非对称性因果传导效应研究(编号：TDZKSS202417)；基于有限 Zak 变换的准互补序列研究项目(编号：TDZKSS202411)；四元数分数阶差分的性质研究及其应用(编号：TDZKSS20244)资助项目。

参考文献

- [1] Sterman, J.D. (2000) Business Dynamics, System Thinking and Modeling for a Complex World.
- [2] Wang, W., Zeng, W. and Yao, B. (2014) An Energy-Economy-Environment Model for Simulating the Impacts of Socioeconomic Development on Energy and Environment. *The Scientific World Journal*, **2014**, Article ID: 353602. <https://doi.org/10.1155/2014/353602>
- [3] Nordhaus, W.D. (2017) Revisiting the Social Cost of Carbon. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **114**, 1518-1523. <https://doi.org/10.1073/pnas.1609244114>
- [4] Wing, I.S. (2009) Computable General Equilibrium Models for the Analysis of Energy and Climate Policies. In: *International Handbook on the Economics of Energy*, Edward Elgar Publishing, 13-15. <https://doi.org/10.4337/9781849801997.00019>
- [5] Chiou-Wei, S.Z., Chen, C. and Zhu, Z. (2008) Economic Growth and Energy Consumption Revisited—Evidence from Linear and Nonlinear Granger Causality. *Energy Economics*, **30**, 3063-3076. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2008.02.002>

-
- [6] 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>
- [7] 闫春, 周瑜. “双碳”背景下青岛市能源结构优化政策的动态影响建模研究[J]. 数学建模及其应用, 2025, 14(1): 15-24.
- [8] 屈会凯, 程云鹤, 张志伟. 基于 3E 系统的安徽省减污降碳政策组合效果仿真研究[J]. 西安石油大学学报(社会科学版), 2024, 33(4): 1-14.
- [9] Ye, H., Beamish, R.J., Glaser, S.M., Grant, S.C.H., Hsieh, C., Richards, L.J., *et al.* (2015) Equation-Free Mechanistic Ecosystem Forecasting Using Empirical Dynamic Modeling. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **112**, 1569-1576. <https://doi.org/10.1073/pnas.1417063112>
- [10] 程非凡, 赵劲松. 基于收敛交叉映射的化工过程扰动因果分析方法[J]. 化工学报, 2016, 67(12): 5082-5088.
- [11] 刘华军, 雷名雨. 交通拥堵与雾霾污染的因果关系——基于收敛交叉映射技术的经验研究[J]. 统计研究, 2019, 36(10): 15.
- [12] Leng, S., Ma, H., Kurths, J., Lai, Y., Lin, W., Aihara, K., *et al.* (2020) Partial Cross Mapping Eliminates Indirect Causal Influences. *Nature Communications*, **11**, Article No. 2632. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-16238-0>
- [13] Jiang, Q., Jiang, J., Wang, W., Pan, C. and Zhong, W. (2024) Partial Cross Mapping Based on Sparse Variable Selection for Direct Fault Root Cause Diagnosis for Industrial Processes. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, **35**, 6218-6230. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2023.3242361>
- [14] Yongmei, D. and Yulian, L. (2023) Causal Linkage Effect on Chinese Industries via Partial Cross Mapping under the Background of Covid-19. *Computational Economics*, **63**, 1071-1094. <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10408-0>
- [15] Ding, Y., Huang, C. and Feng, X. (2025) Exploring Causal Network Complexity in Industrial Linkages: A Comparative Study. *Entropy*, **27**, Article No. 209. <https://doi.org/10.3390/e27020209>
- [16] Kalisch, M. and Bühlman, P. (2007) Estimating High-Dimensional Directed Acyclic Graphs with the PC-Algorithm. *Journal of Machine Learning Research*, **8**, 613-636.
- [17] Zou, C. and Feng, J. (2009) Granger Causality Vs. Dynamic Bayesian Network Inference: A Comparative Study. *BMC Bioinformatics*, **10**, Article No. 122. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-10-122>
- [18] Schreiber, T. (2000) Measuring Information Transfer. *Physical Review Letters*, **85**, 461-464. <https://doi.org/10.1103/physrevlett.85.461>
- [19] 汪小帆, 李翔, 陈关荣. 复杂网络理论及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [20] Costa, L.d.F., Rodrigues, F.A., Travieso, G. and Villas Boas, P.R. (2007) Characterization of Complex Networks: A Survey of Measurements. *Advances in Physics*, **56**, 167-242. <https://doi.org/10.1080/00018730601170527>