

新旧常态中国产业全碳足迹复杂网络比较

杨传明

(苏州科技大学城市发展智库, 苏州 215009)

摘要: 国民经济是由多个性质迥异且相互依赖产业构成的复杂系统, 科学识别产业碳排放关联传导结构对于实现中国碳减排目标具有的重要理论及现实意义。为此, 首先从直接和间接两个角度综合定义全碳足迹, 基于能源消耗及生产服务修正直接消耗系数, 创立函数改进容许性, 及时更新投入产出表, 夯实数据来源基础。再设计平衡性投入产出产业全碳足迹生命周期模型测算产业全碳足迹, 基于WT指数法构建新旧常态中国产业全碳足迹复杂网络, 继而从网络整体、节点地位、社团结构等角度分析新旧常态中国产业全碳足迹网络特征。经比较发现, 构造的新旧常态中国产业全碳足迹复杂网络整体结构合理; 较旧常态而言, 新常态产业全碳足迹联系更为紧密, 核心关键产业控制影响力更强, 社团结构则总体保持稳定。在此基础上, 提出综合衡量产业全碳足迹、全面顾及个体及整体特征、重点关注核心关键节点和充分考虑产业社团特征的对策建议, 以求更有效提升新常态中国产业协同减排效率。

关键词: 复杂网络; 中国产业; 全碳足迹; 新旧常态

联合国全球碳项目报告显示, 2017年全球碳排放量达到创纪录的410亿t, 中国则以25.6%的占比连续10年位居世界第一, 其中产业一直是中国碳排放的最主要源头。而中国也于2008年步入了新常态, 展示了经济发展增速趋缓、产业结构调整升级、资源环境约束强化等与旧常态明显不同的特征^[1], 产业碳减排面临的挑战愈发严峻。为了确保实现经济新常态下可持续发展目标, 党的十九大明确提出建立健全绿色低碳循环发展的经济体系; 在2018年5月召开的全国生态环境保护大会上, 习近平总书记进一步强调要加快形成节约资源和保护环境的产业结构。

由于产业间存在着错综复杂的碳关联关系, 且在技术水平和能源消费等方面存在较大差异, 导致各产业碳减排能力迥然不同, 使得产业协同碳减排成为一个典型结构相关的非确定性复杂博弈问题。为此, 如何紧密联系中国新旧常态特征, 从深层次产业经济联系出发, 衡量各产业在生产、分配和交换过程中的全碳足迹流动和转移, 构建新旧常态中国产业全碳足迹复杂网络; 如何通过解析并比较新旧常态复杂网络结构特征, 提出合理有效的中国产业协同减排对策建议, 具有重要的理论及现实意义。

总结产业层面碳减排现有研究, 可以分为以下几个方面: 第一, 产业碳排放测算指标研究。Zuberi等^[2]、王开等^[3]分别以碳排放总量、碳排放强度等为测算指标, 分析了相关产业碳排放问题。第二, 产业碳排放计算视角研究。Mousavi等^[4]、米国芳等^[5]从生产视角衡量了产业直接显性碳排放, 但忽略了产业间的关联碳转移, 极易导致碳排放泄露。Wu等^[6]、崔盼盼等^[7]从消费视角分析了产业间接隐含碳排放, 较好地解决了碳排放

收稿日期: 2018-09-03; 修订日期: 2018-12-27

基金项目: 国家社会科学基金项目 (17BGL146)

作者简介: 杨传明 (1979-), 男, 山东莱阳人, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事科技管理与技术经济学研究。

E-mail: cmlucky@163.com

泄露问题,但无法系统地描述产业碳分布状态。第三,利用不同方法研究产业碳排放关联性。第一类是投入产出模型。Zurano等^[8]、苑清敏等^[9]利用经典静态列昂惕夫(Leontief)模型,分别研究了欧盟各国、中国各省的产业碳排放关联问题;赵巧芝等^[10]利用修正模型改进投入产出表,分析了产业间的碳排放关联特征。第二类是产业图和网络模型。郭守前等^[11]、Zhao等^[12]运用网络图方法研究了区域产业碳排放的关联关系;张德钢等^[13]、许静等^[14]则分析了中国省际产业碳排放网络的小尺度空间关联特性。

综上所述,现有研究从不同视角计算了产业碳排放量,并在一定程度上揭示了产业间碳关联关系,但仍存在以下几个问题:第一,现有产业碳排放衡量指标主要从机理、经济或能源关系单要素方面切入,存在一定局限性。而碳足迹通过衡量目标在全生命周期中所排放的二氧化碳以及其他温室气体的二氧化碳转化量,实现了与全要素碳排放绩效的无缝对接^[15],具有更好的科学性及通用性。第二,同时针对产业直接和间接碳排放的实证研究非常薄弱。绝大多数现有研究仅采用碳直接排放量计算产业显性碳减排,漠视了产业间的间接隐性碳流。部分学者虽然关注了产业隐性碳排放,但主要从能源消费视角进行核算,忽略了生产过程等活动环节的隐性碳排放。且缺乏使用从直接和间接综合方法,结合中国新旧常态情况对产业碳排放展开的有效研究。第三,产业碳排放关联研究内容尚不够深入。现有研究多集中于区域碳排放关联,极少数针对产业的研究又多直接考察单个产业部门间的联系及影响,弱化了多个产业间关联效应的复杂差异性,无法从整体角度有效分析产业间关联碳流转移情况。第四,研究方法不够成熟。投入产出模型过分注重产业间普遍性关联研究,对特定产业间关联关系区别度不足,未能深入分析产业关联结构特征及多维性效应。产业图和网络模型相关研究较为零散且未充分展开,一定程度上忽略了关联网络的经济意义,部分研究只是将经典投入产出模型矩阵简单图形化,未有本质提升;绝大多数网络模型仅引入临界阈值区分关联关系,忽略了阈值主观随机性,模糊了相同数值的关联经济强度,尚缺乏利用函数分析中国产业关键碳排放社团的研究。

为此,本文从直接及间接综合角度定义产业部门全碳足迹,基于能源消耗及生产服务两个过程修正经典投入产出表中的直接消耗系数,创立具有更高精度的DCE-WLS函数改进容许性,将投入产出表转化为定常时滞动态离散广义系统,以统计数据补充更新投入产出表未编年份的数据序列。继而创立拓展性模型测算产业全碳足迹,构建中国产业全碳足迹关联复杂网络。再借助节点度、距离、聚类等关联系数及模块函数,梳理对比新旧常态下中国产业全碳足迹复杂网络结构特征和立体关联关系,多层次辨析中国碳减排工作需重点关注的节点及社团产业,据此提出相关减排对策建议,以求更好实现中国产业碳足迹减排。

1 研究方法

1.1 产业全碳足迹投入产出测算

1.1.1 更新投入产出表

投入产出表(Input Output Table, IOT)是构建产业全碳足迹复杂网络的数据基础,但由于该表编制异常复杂,中国出版正式和延长IOT的周期长达5年,无法确保数据时效性。为此,学界主要采用系数恒定法^[16]、绝对值法^[17]、双比例平衡法(Biproportional

Scaling Method, RAS) [18]、交叉熵法 (Cross Entropy, CE) [19]、最小二乘法 (Least Square Method, LS) [20]等更新方法, 利用基准年份 IOT 数据推导非编制年份 IOT。

系数恒定法利用基础 IOT 产业比例直接预测目标年份总产出, 缺点是由于产业比例极易浮动, 使得实际操作误差较大。绝对值法以最小差值形式更新目标年份 IOT 系数, 但前提条件是大系数不存在大幅度变动, 相对较为苛刻。RAS 通过修正直接消耗系数更新目标年份的 IOT, 无法有效应付负值及较多聚合约束情况。

为此, CE 及 LS 法应用更为广泛。经典 CE 法通过计算 IOT 更新值与估算值间距离交叉熵的最小值 $\min D_{CE}$, 求取与基准表最接近的目标表 [19], 其中 a_{ij}^t 、 a_{ij}^b 为目标及基准年份投入产出表的直接消耗系数, 详见式 (1):

$$\min D_{CE} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^t \ln(a_{ij}^t / a_{ij}^b) \quad (1)$$

经典 LS 法以计量经济学中的最小二乘法为计算基础 [20], 详见式 (2):

$$\min D_{LS} = \sum_i \sum_j (a_{ij}^b - a_{ij}^t)^2 \quad (2)$$

CE 法能较好地保证系数矩阵稳定性, 但难以保障交易流量精度。LS 更好地实现了目标 IOT 矩阵流量的更新, 但无法有效处理数据矩阵系数不同更新精度产生的影响度。基于以上论述, 本文综合考虑聚合约束条件, 分别改进 CE 及 LS 法, 综合创立 DCE-WLS 法, 以求更好地保障数据来源精准性。

第一, DCE 法设计。令 u_i^t 及 v_j^t 为目标年份第 i 及第 j 个产业的中间使用及投入合计, 将 CE 法基准与目标年份 IOT 间的距离改进为:

$$\min D_{DCE} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} a_{ij}^t (\ln a_{ij}^t - \ln a_{ij}^b)^2 \quad (3)$$

再对式 (3) 进行拉格朗日解析, 当 $a_{ij}^b \exp(-1) \leq a_{ij}^t$ 时:

$$a_{ij}^t = \left[w_{ij} a_{ij}^b \exp(\sqrt{\lambda_i v_j^t + \mu_j + 1}) \right] / \left[\sum_{i=1}^n a_{ij}^b \exp(\sqrt{\lambda_i v_j^t + \mu_j + 1}) \right] \quad (4)$$

当 $a_{ij}^t \exp(-1) \leq a_{ij}^b$ 时:

$$a_{ij}^t = \left[w_{ij} a_{ij}^b \exp(-\sqrt{\lambda_i v_j^t + \mu_j + 1}) \right] / \left[\sum_{i=1}^n a_{ij}^b \exp(-\sqrt{\lambda_i v_j^t + \mu_j + 1}) \right] \quad (5)$$

由上可见, DCE 法借助双参数 (λ_i 和 μ_j) 及信息权重矩阵元素 w_{ij} , 保障了各数据矩阵系数波动平稳性, 且根据不同情况设置更新公式, 有效减少了信息损失度。

第二, WLS 法设计。通过根据数据矩阵系数变化设置不同权重, 将经典 LS 法拓展为权重 WLS 法, 以更好的确保系数平稳性和数据精准度, 具体定义为:

$$\min D_{WLS} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} a_{ij}^b (a_{ij}^b - a_{ij}^t)^2 \quad (6)$$

第三, 约束公式设定。为了应对影响系数聚合约束条件的繁杂情况, 本文设置零值约束 $\forall a_{ij}^b = 0, a_{ij}^t = 0$, 以保证初始系数依照更新系数保持零值的一致性, 确保目标 IOT 对基准表零值结构的有效继承。

由上可见, DCE 法能够有效维持系数矩阵的相似度, 而 WLS 法则能更好地确保数据流量的接近精度。为此, 本文将目标更新方法定义为 DCE 和 WLS 加权之和, 记为 DCE-WLS 法:

$$\begin{aligned} \min D &= \omega \min D_{DCE} + (1 - \omega) \min D_{WLS} \\ \text{s.t. } &0 \leq \omega \leq 1 \end{aligned} \quad (7)$$

式中： ω 为权重，为了确保使用两种方法优点，本文令 $\omega=0.5$ 。为了验证DCE-WLS法效果，选择泛化双比例算法（Generalized Bi-proportional Scaling Method, GRAS）、标准化绝对差值法（Standardized Absolute Difference Method, STAD）、二次最小二乘法（Two Least Squares Method, TLS）、标准交叉熵法（Standard Cross Entropy Method, MCE）作为比较算法，以2012年中国IOT为基准表，利用5种方法分别推导2015年IOT最优解，选择标准百分比误差（Standard Percentage Error, STPE）、均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）、泰尔U值（Theil U）、平均绝对值误差（Mean Absolute Error, MAE）、加权绝对偏差（Weighted Absolute Deviation, WAD）和伊萨德/罗曼诺夫相似性指数（Isard/Ro-manoff Similarity Index, SIM）6个指标，分别从衡量更新数据的精度、离散度、与最小真实数据误差、与真实数据均值误差、权重数据误差、系数数据误差6个方面，与2015年实际IOT对比更新精准度，结果如表1所示。

六项统计指标中，*STPE*、*RMSE*、*Theil U*、*MAE*、*WAD*指标数值越小越好，*SIM*值则以接近1为佳。表1显示，DCE-WLS法前五项指标数值分别为5.858、0.016、0.130、0.031、3021.503，均为最低值；*SIM*值为0.758，相对最接近标准值。可见DCE-WLS法更新结果最为精准。

1.1.2 测算产业全碳足迹

为了保障产业一致性，以2017年《国民经济行业分类》为基本依据，将产业部门整合为27个类别，详见表2。

表1 更新方法精准度比较

Table 1 Accuracy comparison of update methods

	<i>STPE</i>	<i>RMSE</i>	<i>Theil U</i>	<i>MAE</i>	<i>WAD</i>	<i>SIM</i>
GRAS	6.257	0.017	0.141	0.037	3258.613	0.717
STAD	7.525	0.018	0.143	0.040	3186.324	0.624
TLS	6.612	0.017	0.139	0.042	3325.259	0.682
MCE	7.357	0.019	0.136	0.035	3302.272	0.715
DCE-WLS	5.858	0.016	0.130	0.031	3021.503	0.758

表2 产业部门分类

Table 2 Classification of industrial sectors

序号	产业部门	序号	产业部门	序号	产业部门
D1	农林牧渔业	D10	造纸印刷及文教体育用品制造业	D19	通信设备计算机及其他电子设备制造业
D2	煤炭开采和洗选业	D11	炼焦煤气及石油加工业	D20	仪器仪表及文化办公机械制造业
D3	石油和天然气开采业	D12	化学工业	D21	其他制造业
D4	金属矿采选业	D13	非金属矿物制品业	D22	电热气生产及供应业
D5	非金属矿和其他矿采选业	D14	金属冶炼及压延加工业	D23	水生产及供应业
D6	食品制造及烟草加工业	D15	金属制品业	D24	建筑业
D7	纺织业	D16	通用专用设备制造业	D25	交通运输仓储和邮电通讯业
D8	纺织服装鞋帽皮革羽绒及制品业	D17	交通运输设备制造业	D26	批发及零售贸易餐饮业
D9	木材加工及家具制造业	D18	电气机械及器材制造业	D27	其他服务业

以划分产业部门为研究对象, 追踪包含直接和间接两个部分的全碳足迹。本文将直接碳足迹定义为在本部门边界内生产产品而产生的碳足迹, 间接碳足迹定义为由于本部门使用其他部门的产品而产生的碳足迹。在此基础上, 构建平衡性投入产出产业全碳足迹生命周期测算模型。

$$C = M(I - A)^{-1}Y \quad (8)$$

式中: C 为产业全碳足迹矩阵; c_{ij} 为 C 矩阵元素; i, j 分别代表提供及使用产品的部门序号; I 为单位矩阵; $(I - A)^{-1}$ 为里昂惕夫逆矩阵; Y 改进为 IOT 最终需求对角矩阵; M 为碳足迹排放系数对角矩阵; m_i 为其中元素, 代表第 i 个部门碳足迹排放系数。为了更好地描述全碳足迹, 将 m_i 拓展为能源消耗及工业生产两个过程:

$$m_i = \left[\sum_{j_e=1}^{n_1} \sum_{k_1=1}^{n_2} r_{j_e} \times r_{j_e}^{k_1} \times p_{ij_e} \right] e_i / x_i + \left[\sum_{k_2=1}^{n_3} \sum_{j_{k_2}=1}^{n_4} r_{j_{k_2}} \times a_{ij} \right] q_i / x_i \quad (9)$$

式中: r_{j_e} 为第 j_e 种能源二氧化碳排放系数; $r_{j_e}^{k_1}$ 为提供 j_e 种能源的产业二氧化碳修正系数; p_{ij_e} 为第 i 个部门总能源消耗中 j_e 种能源的消费比率; e_i 为产业总能源消耗量; x_i 为产业总产出; $r_{j_{k_2}}$ 代表第 k_2 个生产过程中第 j_{k_2} 环节的碳排放系数; q_i 为产业产品产量; 该部分碳足迹主要是指在相关产业在工业生产过程中除了能源消耗外所产生的碳足迹。结合中国具体国情, 本文主要考虑了水泥、钢铁、合成氨三个方面, 若所有产业生产过程涉及这些方面, 则予以考虑, 若不涉及, 便予以忽略。 C 中元素 c_{ij} 代表 i 部门为 j 部门提供生产服务中产生的直接碳足迹, c_{ij} 之和为 i 部门的直接碳足迹; 当 i 不等于 j 时, 元素 c_{ij} 代表了部门 j 的间接碳足迹。基于修订的投入产出表, 利用该模型, 便可计算得到产业全碳足迹。

1.2 产业全碳足迹复杂网络模型构建

1.2.1 网络模型构建

鉴于产业全碳足迹间存在着复杂关联关系, 利用计算所得的产业全碳足迹, 构建产业全碳足迹复杂网络模型 $G_c(V_c, L_c)$ 。其中 $V_c = \{v_{c1}, v_{c2}, \dots, v_{c_{k_3}}\}$ 为节点集合, 各点分别对应着各个产业部门; $L_c = \{l_{c1}, l_{c2}, \dots, l_{c_{k_3}}\}$ 为边集, 描述了各节点间的全碳足迹关联关系。

当前学界对于节点关联关系存在一定争议, 部分学者认为只要两个节点间存在非零流量值, 即说明两个节点存在一定关联性^[21]; 更多学者则认为较小的量值不能有效代表关联, 只有超过一定临界值才可以反映关联关系及结构的变化, 并定义为有效关联^[22-26]。Benson 等^[22]、卢燕群等^[23]选取节点数目、经验值等为参照物, 分别对产出、投入、技术等系数设置临界值, 分析节点的关联关系, 但该类方法主观性较强, 容易产生误差; Castillo 等^[24]、尹翀^[25]则借助 Shanon-Weaver 指数法, 选择最小流中的最大信息熵值为临界值, 该方法具有较好的客观性, 但应用弹性明显不足, 无法有效处理不同类型的关联关系。而 Weaver-Thomas 指数法 (WT) 则避免了上述方法的缺点, 具有较好的客观性和通用性^[26]。鉴于以上论述, 本文决定采用 WT 指数法, 依照假设及实际分布值接近度最小的近似分布, 确定节点间强全碳足迹关联关系。选取产业全碳足迹矩阵 C 元素 c_{ij} , 将 $c_{1j}, c_{2j}, \dots, c_{n,j}$ 按照数值由大到小进行排序, 得新样本序列为 $m_{1j}^w, m_{2j}^w, \dots, m_{n,j}^w$, 并将 C 转变为 G_c 的 WT 矩阵 $M_c^w(m_{ij}^w)$ 。进而利用式 (10) 计算 M_c^w 各行及各列 WT 临界值:

$$wt_{ij} = \sum_{k_4=1}^{n_5} \left[\sigma_{k_4 i} - 100m_{k_4 j}^w / \sum_{k_4=1}^{n_5} m_{k_4 j}^w \right]^2 \quad (10)$$

当 $k_4 \leq i$ 时, $\sigma_{k_4 i} = 100/i$; 反之, $\sigma_{k_4 i} = 0$ 。再利用式(11)对比计算第 j 项指标 wt_{ij} 的最小值, 得到该指标样本位置数 n_j^w :

$$n_j^w = \left\{ n_j^w \mid wt_{n_j^w j} = \min wt_{ij} \right\} \quad (11)$$

对应第 n_j^w 个样本的 wt_{ij} 即被选定为临界值。WT法通过二分 C 各行列样本, 分别搜索获取 M_c^w 横向及纵向维度临界值向量, 有效摒除了主观误差和不确定性。此外, 向量内各分量唯一且相互独立, 表明面对直接及间接碳足迹不同性质时, 可有效维护强关联关系水平的标准差异, 具有更强的灵活性及针对性。在获取各行列临界值后, 进一步构建 G_c 的邻接矩阵 $M_c^E(m_{ij}^e)$, 当 C 中元素 c_{ij} 值高于临界值时, 节点间联系即被认定为强关联关系, 对应 M_c^E 存在一条连边, 即 m_{ij}^e 取 1, 否则 m_{ij}^e 为 0, 对应网络中节点间无连边。

1.2.2 网络特征分析

(1) 网络整体分析

成熟复杂网络应具备无标度性和小世界效应的典型性质^[25], 因此首先从这两个方面判别所构建产业全碳足迹复杂网络的合理性。

第一, 无标度性分析。该项利用节点度分布函数 $P(K_{ci})$ 加以判定, 节点度 K_{ci} 代表了与节点 v_{ci} 直接相连的边数目。分布函数的近似对数幂律形式为 $\ln P(K_{ci}) = -\varepsilon_{ci} \ln K_{ci}$, ε_{ci} 为幂律标度指数。当 $\ln P(K_{ci})$ 通过显著性检测证明满足线性相关时, 说明该复杂网络度分布符合重尾分布, 具备无标度分布特性。

第二, 小世界效应分析。小世界效应是复杂网络区别于规则或随机网络的重要特性, 可借助特征路径长度 D_c 和簇系数 γ_c 进行形式化表征, 拥有较小 D_c 和较大 γ_c 的复杂网络展现了明显的小世界效应。其中 $D_c = \sum_{i \neq j} d_{ij} / \{k_3(k_3 - 1)\}$; d_{ij} 为连接节点 v_{ci} 和 v_{cj} 最短路径上的边数; k_3 为复杂网络节点总数; γ_c 通过计算所有单一节点簇系数 γ_{ci} 的算数平均值, 衡量复杂网络节点集聚程度, 相关公式为 $\gamma_c = \sum \gamma_{ci} / k_3$; $\gamma_{ci} = 2l_i^a / k_{ci}(k_{ci} - 1)$, l_i^a 为 v_{ci} 节点与其他节点间实际存在的边数。

(2) 节点地位分析

第一, 节点度 K_{ci} 。 K_{ci} 可进一步描述为节点出度 k_{ci}^1 及入度 k_{ci}^2 之和, k_{ci}^1 为由 v_{ci} 节点指向其他节点的边数目, 反映了 v_{ci} 对网络其他节点的外向辐射力; k_{ci}^2 为从其他节点指向 v_{ci} 的边数目, 代表了 v_{ci} 内向吸收力。

第二, 节点中心性 $N_{ci} = 100K_{ci} / (k_3 - 1)$, 用以判断节点在网络中的中心位置, 数值越高, 显示该节点的网络位置愈重要, 拥有最高数值 N_{ci} 的节点即可认为是网络中心节点。

第三, 介数中心性 $B_{ci} = \sum_{j < h} n_{jhi} / n_{jh}$, n_{jh} 为节点 v_{cj} 和 v_{ch} 间存在最短路径数, n_{jhi} 为最短路径中经过 v_{ci} 的路径数。借助 B_{ci} 可以判断节点对网络其他节点的控制能力, 越大的值代表节点拥有越强的控制能力。

(3) 社团结构分析

网络中可能存在着相互连接紧密而与网络其他部分连接稀疏的节点群社团, 为此需要进一步深入挖掘节点社团, 以更好反映网络结构。社团结构分析的前提是判断复杂网络中

是否存在社团, 因此引入网络可达性 A_c 及网络等级度 H_c 。其中 $A_c = 1 - 2k_v / \{k_3(k_3 - 1)\}$, 数值越接近 1 代表网络节点可达性越好, k_v 为复杂网络中不可达节点对数。 H_c 则用以描述网络节点非对称可达程度, 其值越大代表该网络拥有越严格的等级结构, 计算公式为 $H_c = 1 - k_m / \max(k_m)$, K_m 为复杂网络中对称性可相互达到的节点对数。

在证明复杂网络存在社团后, 便可利用相关算法挖掘社团结构。当前网络社团结构挖掘算法主要包括 kerninghan-lin (KL) 算法、谱平分法和层次聚类算法^[25]。KL 算法基于贪婪优化启发式原理分析网络社团, 具有精确的分解过程, 但该算法运算前提条件过于苛刻, 且速度相对较慢。谱平分法根据排名第二的特征值将各节点的无向图分为两个部分, 对于双社团划分问题效果最好, 但一直要求对网络严格两分化, 无法保证适用于所有真实网络。

层次聚类算法主要依据节点相似度划分社团, 可分为分裂及凝聚两类。其中分裂法最具代表性算法为 Grivan-Newman (GN) 算法, 不断移除介数中心性最高的边, 在任意时刻结束算法所得到的节点群即为该时刻社团结构。凝聚算法原理与分裂算法相反, 通过不断连接介数中心性最高的边寻找社团, Newman 算法为其代表性算法。层次聚类算法运算速度相对最快, 但仅适用于已知结构的网络, 无法有效解读未知结构网络, 且算法在不同时段结束将产生迥异的社团结果。

由于中国产业全碳足迹复杂网络基本关联结构相对清晰, 但存在的社团个数尚不明确, 结合相关算法优缺点, 决定采用层次聚类算法。鉴于 Newman 算法虽然比 GN 算法运算速度快, 但精确性相对较差, 因此进一步选用 GN 分裂算法。为了克服传统 GN 算法结果不一的缺点, 本文基于模块化原理, 提出一种网络社团模块化评定函数 F_s , 量化衡量不同时段算法划分社团结构的优劣度, 具体公式如下:

$$F_s(S_c) = \left[\sum (M_c^E - k_{ci}k_{cj} / 2n_c) \right] \vartheta(v_{ci}, v_{cj}) / 2n_c \quad (12)$$

式中: S_c 为社团划分数; n_c 为复杂网络中总边数; M_c^E 为 G_c 的邻接矩阵。当 v_{ci} 和 v_{cj} 处于同一社团时, 函数 $\vartheta(v_{ci}, v_{cj})$ 取值为 1, 否则为 0。其中 F_s 的 0 值对应随机网络; F_s 越接近 1, 则代表该社团划分结果精准度越高。依照产生最大 F_s 值的 S_c , 运用 GN 算法挖掘便可得到最优网络社团划分结果。

2 结果分析

鉴于 2008 年是新旧常态的转折点^[1], 考虑数据可得性, 选取 2007 年及 2017 年分别作为旧常态及新常态代表年份, 对比分析新旧常态中国产业全碳足迹基本情况。由于国家尚未出版 2017 年投入产出表, 因此首先利用 DCE-WLS 法, 基于 2015 年出版的投入产出延长表, 结合《中国统计年鉴》《中国工业统计年鉴》《中国能源统计年鉴》、统计局网站等信息推导 2017 年投入产出表。再利用平衡性投入产出产业全碳足迹生命周期测算模型计算产业全碳足迹, 得表 3^①。

在此基础上, 分别构造 2007 年及 2017 年中国产业全碳足迹矩阵 C_1 和 C_2 , 利用 WT 法计算临界值, 创建 2007 年及 2017 年中国产业全碳足迹复杂网络, 并深入分析网络特性。其中 2007 年及 2017 年各产业部门 WT 指标临界值见表 4。

① 限于篇幅, 此处详细计算过程予以省略, 感兴趣的读者可联系作者获取。

表3 中国产业全碳足迹

Table 3 Total carbon footprint of China's industries

(10⁶t CO₂)

序号	2007年	2017年	序号	2007年	2017年	序号	2007年	2017年
D1	410.496	368.507	D10	149.066	225.534	D19	28.201	23.132
D2	311.106	800.355	D11	1809.043	3413.431	D20	26.769	32.979
D3	66.794	55.228	D12	663.114	1389.770	D21	91.485	179.802
D4	18.973	50.701	D13	536.173	1072.905	D22	2595.234	3914.941
D5	17.918	44.135	D14	1519.936	2829.344	D23	2.339	3.267
D6	151.495	320.175	D15	25.147	37.953	D24	426.592	684.039
D7	92.834	98.563	D16	267.521	305.525	D25	522.149	952.674
D8	52.920	69.554	D17	353.631	391.154	D26	146.615	298.793
D9	19.099	35.593	D18	30.309	80.888	D27	428.891	994.740

表4 复杂网络WT指标临界值

Table 4 Critical value of WT index in complex networks

(10⁶t CO₂)

序号	2007年	2017年	序号	2007年	2017年	序号	2007年	2017年
D1	2.845	3.207	D10	10.083	13.141	D19	8.702	7.892
D2	3.016	3.509	D11	0.495	0.505	D20	1.548	2.658
D3	2.326	3.205	D12	1.060	1.146	D21	0.791	1.152
D4	1.052	1.106	D13	2.351	2.673	D22	27.892	30.211
D5	3.873	3.953	D14	4.572	4.401	D23	2.532	2.192
D6	2.014	3.202	D15	1.678	1.965	D24	1.275	1.353
D7	3.255	4.036	D16	2.558	3.061	D25	2.095	2.162
D8	1.151	2.030	D17	1.796	1.986	D26	4.294	4.368
D9	3.451	2.432	D18	1.325	1.568	D27	6.033	5.775

2.1 中国产业全碳足迹复杂网络整体分析

利用Ucinet 6.2软件,结合两个复杂网络产业全碳足迹流动矩阵 C_1 和 C_2 进行计算,得到节点度数,再借助Eviews 9.5验证节点度数对数形式的概率分布。一元线性回归后得到2007年和2017年模型的幂律标度指数 ε_{ci} 分别为-1.191和-1.173,参数值均通过显著性检测,表明两个复杂网络节点度分布均符合幂律分布形式,具备典型无标度特性。2007年和2017年复杂网络的特征路径长度 D_c 分别为2.193及2.016,说明任意两个节点平均仅需要两步左右即可到达,且2017年网络平均路径明显缩短;两个复杂网络簇系数 γ_c 分别为0.448和0.494,均显示了较强的节点集聚度。数值相对较小的 D_c 和相对较大的 γ_c 说明两个复杂网络都属于小世界网络,均为成熟复杂网络,整体结构合理。

2.2 中国产业全碳足迹复杂网络节点地位分析

为了更形象地展现复杂网络模型,基于 C_1 和 C_2 的二分矩阵,利用Gephi 0.9绘制2007年及2017年复杂网络拓扑图(图1),图中节点面积越大代表拥有越大的节点度值。

在此基础上,计算复杂网络节点指标,得表5。

上表显示,2007年网络节点度 K_{ci} 数值大于20的产业有7个,这些产业直接控制了网络71.88%的全碳足迹流连接;2017年网络共有8个产业节点度值大于20,控制了网络74.29%的全碳足迹流连接,说明这些产业在网络中承担了重要转移功能。进一步细分 K_{ci} 可见,2007年复杂网络中节点出度值 k_{ci}^1 大于10的产业总共有8个,其中电热气生产及供

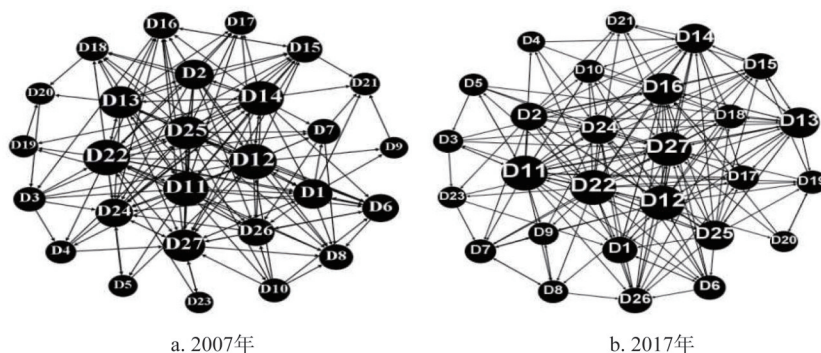


图1 中国产业全碳足迹复杂网络拓扑图

Fig. 1 Complex network topology map of China's industrial total carbon footprint

表5 复杂网络节点地位

Table 5 Node status of complex networks

序号	2007年					2017年				
	k_{ci}^1	k_{ci}^2	K_{ci}	N_{ci}	B_{ci}	k_{ci}^1	k_{ci}^2	K_{ci}	N_{ci}	B_{ci}
D1	10	7	17	65.385	2.616	6	9	15	57.692	3.047
D2	13	3	16	61.538	5.269	14	5	19	73.077	1.726
D3	6	2	8	30.769	4.754	5	3	8	30.769	0.320
D4	3	3	6	23.077	0.183	3	3	6	23.077	0.000
D5	1	2	3	11.538	0.158	5	3	8	30.769	0.051
D6	5	9	14	53.846	0.699	6	5	11	42.308	0.000
D7	3	6	9	34.615	0.546	3	7	10	38.462	2.961
D8	6	4	10	38.462	0.916	5	3	8	30.769	0.502
D9	1	2	3	11.538	0.112	3	5	8	30.769	0.154
D10	6	1	7	26.923	0.000	4	5	9	34.615	0.022
D11	19	5	24	92.308	13.276	24	6	30	115.385	11.067
D12	15	12	27	103.846	14.142	20	9	29	111.538	26.724
D13	15	6	21	80.769	7.523	12	10	22	84.615	12.651
D14	18	7	25	96.154	7.468	10	10	20	76.923	5.956
D15	4	8	12	46.154	1.108	6	9	15	57.692	1.191
D16	3	9	12	46.154	3.654	6	17	23	88.462	11.451
D17	0	7	7	26.923	0.000	2	9	11	42.308	3.195
D18	1	7	8	30.769	1.264	2	10	12	46.154	0.989
D19	1	3	4	15.385	0.395	2	6	8	30.769	0.592
D20	1	3	4	15.385	0.121	2	2	4	15.385	0.269
D21	0	5	5	19.231	0.000	1	8	9	34.615	0.619
D22	22	7	29	111.538	18.142	26	4	30	115.385	35.125
D23	2	1	3	11.538	0.599	3	3	6	23.077	0.128
D24	2	13	15	57.692	1.947	1	18	19	73.077	1.752
D25	11	12	23	88.462	9.422	19	4	23	88.462	11.304
D26	4	10	14	53.846	5.060	5	8	13	50.000	7.979
D27	7	14	21	80.769	7.853	9	19	28	107.692	31.238

应业 (D22)、炼焦煤气及石油加工业 (D11)、金属冶炼及压延加工业 (D14)、化学工业 (D12)、非金属矿物制品业 (D13) 分列前5位。较2007年而言, 2017年节点出度值大于10的产业减少了1个, 由高到低分别为电热气生产及供应业 (D22)、炼焦煤气及石油加工业 (D11)、化学工业 (D12)、交通运输仓储和邮电通讯业 (D25)、煤炭开采和洗选业 (D2)、非金属矿物制品业 (D13)、金属冶炼及压延加工业 (D14), 说明这些产业具备很强的对外辐射能力, 是网络中全碳足迹的产生源头。相较2007年, 2017年电热气生产及供应业 (D22)、炼焦煤气及石油加工业 (D11)、化学工业 (D12)、交通运输仓储和邮电通讯业 (D25) 的出度值有较明显提升, 显示新常态以来这些产业碳足迹对外辐射能力明显增强, 而金属冶炼及压延加工业 (D14)、农林牧渔业 (D1) 的出度值则明显减少, 外向辐射能力有所减弱。在2007年及2017年复杂网络中, 节点入度值 k_{ci}^2 大于10的产业分别有5个和6个, 说明这些产业是最主要的全碳足迹流入目标; 且除其他服务业 (D27) 及建筑业 (D24) 入度数值不断提升、并稳居第一和第二位外, 其余入度值大于10的产业均发生了替换。此外, 较2007年而言, 2017年通用专业设备制造业 (D16)、建筑业 (D24)、其他服务业 (D27) 入度值出现了较大增长, 全碳足迹吸收能力不断增强, 而交通运输仓储和邮电通讯业 (D25)、食品制造及烟草加工业 (D6) 入度值明显降低, 全碳足迹吸收能力明显减弱。

节点中心性 N_{ci} 方面, 2007年网络节点 N_{ci} 均值为49.288, 共有12个产业节点 N_{ci} 大于均值, 其中电热气生产及供应业 (D22)、化学工业 (D12)、金属冶炼及压延加工业 (D14)、炼焦煤气及石油加工业 (D11)、交通运输仓储和邮电通讯业 (D25) 数值位列前5位。2017年 N_{ci} 均值为57.551, 共有11个产业值大于均值, 较2007年显示了更为紧密的中心性, 其中电热气生产及供应业 (D22)、炼焦煤气及石油加工业 (D11)、化学工业 (D12)、其他服务业 (D27)、通用专业设备制造业 (D16) N_{ci} 数值位列前5位, 位居网络的中心位置。

介数中心性 B_{ci} 方面, 2007年网络 B_{ci} 大于10的产业有3个, 由大到小依次是电热气生产及供应业 (D22)、化学工业 (D12)、炼焦煤气及石油加工业 (D11), 3个产业 B_{ci} 之和占据了全网节点 B_{ci} 和的42.86%。2017年网络 B_{ci} 大于10的产业增加了3个, 由大到小依次为电热气生产及供应业 (D22)、其他服务业 (D27)、化学工业 (D12)、金属冶炼及压延加工业 (D14)、炼焦煤气及石油加工业 (D11)、水生产及供应业 (D23), 6个产业 B_{ci} 之和占据了全网节点 B_{ci} 和的81.61%。需要特别指出的是, 电热气生产及供应业 (D22)、化学工业 (D12)、炼焦煤气及石油加工业 (D11) 三个产业 K_{ci} 及 N_{ci} 值一直位居前五位, 在2007年及2017年网络中分别参与了40.08%和46.69%的连接, 且 B_{ci} 数值一直大于10, 对其他产业节点展现了强大控制力。此外, 其他服务业 (D27)、交通运输仓储和邮电通讯业 (D25) 及批发及零售贸易餐饮业 (D26) 三个产业2017年 B_{ci} 数值较2007年明显增加, 客观说明进入新常态后, 中国第三产业发展非常迅速, 影响力也大幅提升。

2.3 中国产业全碳足迹复杂网络社团结构分析

网络可达性及等级度计算结果显示, 2007年及2017年两个复杂网络 A_c 值均为1, 显示了网络节点不存在冗余联系, 通达性良好; 两个网络的 H_c 值分别为0.862和0.895, 均大幅超过了0.5的临界值, 表明网络产业节点全碳足迹流动存在非常显著的梯度传递效应, 具有严格的等级制度。由上分析, 可以判断在两个复杂网络中均蕴含着明显的社团结构。

基于判断结果, 以复杂网络全碳足迹二分矩阵为基础数据, 利用式 (12) 得到模块

化评定函数 F_s 值随划分社团划分数 S_c 的变化情况。当 S_c 取值为 4 时, 2007 年及 2017 年复杂网络 F_s 值均达到最大, 分别为 0.498 和 0.502, 因此网络划分为 4 个社团为最优选择。继而采用 CONCOR 迭代相关收敛法, 依照 4 个社团进行划分, 整理后得到各个社团内外部的全碳足迹关联关系。

为了更好分析社团属性, 除考虑社团节点直接的溢出及接受关系数量外, 进一步定义内部期望关系指数 IN_i 及实际关系指数 IA_i 。其中 $IN_i = (k_{si} - 1) / (k_3 - 1)$, k_{si} 为当前社团内产业节点数目; IA_i 则定义为社团内部接受关系数除以社团溢出关系数之商。当 IA_i 值大于 IN_i 时, 说明该社团接受关系大于预期, 可归为全碳足迹接受性社团, 反之则为全碳足迹溢出性社团。计算结果见表 6、表 7。

表 6 2007 年复杂网络社团内外部全碳足迹关联关系

Table 6 Internal and external carbon footprint correlation of complex network in 2007

社团 代码	溢出关系/个		接受关系/个		IN_i	IA_i	k_{si}
	社团内	社团外	社团内	社团外			
社团 1	6	6	6	49	0.269	0.500	8
社团 2	26	98	19	38	0.346	0.142	10
社团 3	15	20	17	33	0.192	0.486	6
社团 4	1	8	1	3	0.077	0.111	3

表 7 2017 年复杂网络社团内外部全碳足迹关联关系

Table 7 Internal and external carbon footprint correlation of complex network in 2017

社团 代码	溢出关系/个		接受关系/个		IN_i	IA_i	k_{si}
	社团内	社团外	社团内	社团外			
社团 1	12	10	13	66	0.269	0.591	8
社团 2	26	112	22	35	0.346	0.159	10
社团 3	8	22	9	37	0.154	0.300	5
社团 4	5	7	9	11	0.115	0.750	4

由表 6 可见, 2007 年中国产业全碳足迹复杂网络主要包括 346 个关联关系, 其中 4 个社团内部囊括 91 个关联关系, 社团外部关联关系为 255 个。社团 1 内部实际关系指数 (0.500) 大于内部期望关系指数 (0.269), 社团外接受关系达到 49 个, 内外溢出关系总数仅为 12 个, 因此将其定义为接受性社团 (A1)。A1 型社团节点的外向溢出关系较少, 而接受其他社团全碳足迹联系相对较多, 说明该社团产业对于其他社团产业拥有较强的全碳足迹吸收拉动能力。社团 2 内部实际关系指数 (0.142) 小于内部期望关系指数 (0.346), 社团外向溢出关系高达 98 个, 达到社团所有的 57 个接受关系的 171.93%, 因此将其定义为溢出性社团 (A2)。A2 型社团成员节点对其他社团节点的外向辐射联系很多而接受较少, 对其他产业产生了较强的全碳足迹外向溢出推动作用。社团 3 内部实际关系指数 (0.486) 大于内部期望关系指数 (0.192), 社团溢出关系总数 (35 个) 及接受关系总数 (50 个) 相对较大且差距较小, 为此将其定义为双向性社团 (A3)。A3 型社团成员节点的内外向联系均较多, 但外向溢出关系比接受关系少, 说明该社团产业对其他社团产业的全碳足迹吸收拉动作用大于溢出推动作用。社团 4 内部实际关系指数 (0.111) 大于内部期望关系指数 (0.077), 社团内部关系较为松散, 而与其他社团关系则较为紧

密,说明该社团成员在全碳足迹网络中主要发挥了桥梁中介作用,因此将其定义为中介性社团(A4)。

表7显示,2017年中国产业全碳足迹复杂网络主要包括404个关联关系,其中4个社团内部包括106个关联关系,社团外部关联关系总数为298个,相较2007年网络均有所增加,产业间展示了更为密切的全碳足迹关联关系。社团1内部实际关系指数(0.591)大于内部期望关系指数(0.269),且社团外接受关系达到66个,远大于溢出关系总数,因此将其归为接受性社团(A1)。社团2内部实际关系指数(0.159)小于内部期望关系指数(0.346),社团外向溢出关系高达112个,为该社团所有接受关系的196.49%,因此将其归为溢出性社团(A2)。社团3内部实际关系指数(0.300)大于内部期望关系指数(0.154),社团溢出关系总数(30个)及接受关系总数(46个)相对较大且差距较小,为此将其归为双向性社团(A3)。社团4内部实际关系指数(0.750)大于内部期望关系指数(0.115),社团内部关系较外部关系相对较少,因此将其归为中介性社团(A4)。

在此基础上,将2007年及2017年中国产业全碳足迹复杂网络最优社团结构汇总,得到表8。

表8 复杂网络最优社团结构

Table 8 Optimal community structure of complex networks

类型	2007年	2017年
A1	D15、D16、D17、D18、D19、D20、D21、D24	D15、D16、D17、D18、D19、D20、D21、D24
A2	D2、D3、D4、D5、D11、D12、D13、D14、D22、D25	D2、D3、D4、D5、D11、D12、D13、D14、D22、D25
A3	D1、D6、D7、D8、D26、D27	D1、D6、D9、D26、D27
A4	D9、D10、D23	D7、D8、D10、D23

为了进一步归纳社团节点特征,结合碳足迹强度进行比较分析。首先将2007年至2017年各产业碳足迹均值与产值均值之比定义为碳足迹强度,其中直接和间接碳足迹高低判别标准为 $0.5 \text{ t CO}_2/\text{万元}$,全碳足迹高于 $1.5 \text{ t CO}_2/\text{万元}$ 为高强度, $1.0\sim 1.5 \text{ t CO}_2/\text{万元}$ 为较高强度,低于 $1.0 \text{ t CO}_2/\text{万元}$ 为低碳强度。由表8可见,A1社团中包括了金属制品业(D15)、通用专用设备制造业(D16)等8个产业,这些产业直接碳足迹强度均低于 $0.5 \text{ t CO}_2/\text{万元}$,而拥有高强度间接碳足迹和较高强度的全碳足迹。2007年及2017年该社团外接受关系占社团总关系数量比例分别达到了73.13%和65.35%,展现了显著的接受性特征,其中2017年比例有所下降,说明此时社团受外部碳足迹影响程度有所降低。A2社团中主要包括电热气生产及供应业(D22)、交通运输仓储和邮电通讯业(D25)等10个产业,这些产业均拥有高强度的全碳足迹、直接碳足迹和间接碳足迹。该社团2007年及2017年社团外溢出关系占总关系比例分别为54.14%和57.45%,社团外溢出效应明显。

在两个复杂网络社团中,纺织业(D7)、纺织服装鞋帽皮革羽绒及制品业(D8)由2007年的A3社团调整至2017年的A4社团;木材加工及家具制造业(D9)变化则正好相反。2017年复杂网络的A3社团主要包括农林牧渔业(D1)、批发及零售贸易餐饮业(D26)、其他服务业(D27)等产业,这些产业全碳足迹、直接和间接碳足迹强度均较低,为典型的低碳排放产业。

3 结论与讨论

经典系统论观点认为“结构关系决定行为准则”,因此清晰了解中国产业碳排放关联结构成为提升产业节能减排效率的关键。本文在文献综述的基础上,定义产业部门全碳足迹,创立DCE-WLS法修正代表年份的投入产出表,利用平衡性投入产出产业全碳足迹生命周期模型测算各产业全碳足迹。借助WI指数构建新旧常态中国产业全碳足迹复杂网络,再从整体、节点及社团三个角度梳理网络关联关系、提炼网络结构特征、解析网络关联效应,并得到以下结论:

第一,网络整体特征方面,新旧常态中国产业全碳足迹复杂网络具备显著的无标度和小世界效应特征,网络蕴含的关联关系由2007年的346个增长至2017年的404个,产业间全碳足迹联系日趋紧密。

第二,节点地位方面,2007年及2017年复杂网络中,出度值较大的产业由2007年的8个减少至2017年的7个,入度值较大的产业则由5个增长到6个,且包含产业均发生了较大变化;2017年大数值网络节点度产业数目由2007年7个微幅增长到8个;介数中心性大于10的产业由2007年的3个增长至2017年的6个;由此可见,2017年核心及关键产业展现了更强的控制影响力。就节点中心性均值而言,2017年网络较2007年增长了16.76%,展示了更为紧密的中心性。

第三,社团结构方面,2007年及2017年最优社团数均为4个,按社团内外向关联关系性质分别归为接受性社团、溢出性社团、双向性社团和中介性社团。比较可见,虽然新旧常态中国产业全碳足迹网络最优社团关联关系发生了一定变化,但社团结构总体稳定,未发生根本性改变。此外,各社团所包含的节点产业在直接、间接及全碳足迹强度方面均有一定相似性。

基于上述结论,提出下列政策建议以求提升新常态中国产业协同碳减排效率:

第一,综合衡量产业全碳足迹。分析中国产业碳排放过程中,不能仅计算直接碳排放,而应从直接和间接、显性和隐性角度综合衡量产业全碳足迹。如此才能全面清楚解析各产业部门的碳排放来源及流向,系统分析产业全碳足迹复杂网络结构及关联关系,继而合理界定产业部门减排责任,科学指导产业结构优化工作。

第二,全面顾及个体及整体特征。制定产业碳减排政策时,不仅要考虑单一产业部门的网络独特性个体特征,还应顾及产业全碳足迹复杂网络关联性整体特征,按照由节点及社团、由局部及整体的思路,制定各产业节能减排措施,切实避免各措施效应互相抵消及效益背反情况。并充分利用复杂网络兼具局部及全局性视角优点,依照全碳足迹流向性和传导机制,完善碳资源循环利用机制,制定全面、协同、弹性式碳减排计划,降低单一产业部门及整体产业的全碳足迹。

第三,重点关注核心关键节点。应依据中国产业全碳足迹复杂网络节点地位,重点关注电热气生产及供应业、化学工业等中心位置产业、以及交通运输仓储和邮电通讯业、其他服务业等影响范围广的关键产业,以点带面提升碳减排效率。通过在这些产业大力开展低碳技术创新、清洁能源利用等行动,并辅以扶植保护、限制调整等特定政策,最大化发挥该类型产业的主导引领优势,利用其在产业全碳足迹复杂网络的控制力

及影响力,积极带动自身及相关产业部门更好地完成碳减排工作。

第四,充分考虑产业社团特征。在中国产业全碳足迹复杂网络中存在着明显的聚类社团情况,因此应充分考虑社团内外产业节点的联系,依据社团关联波及效应实施产业分类减排管理。具体而言,对于全碳足迹外向辐射效应较大的溢出性社团,应在保持产业健康发展的前提下,通过关闭落后污染产能、提升能源使用效率等方式,大力优化自身全碳足迹,降低社团外向碳足迹输出。对于全碳足迹吸收效应较大的接受性社团,则应在降低产业碳足迹的同时,注重上下游产业结构优化工作,调节关联产业的全碳足迹排放。对于中介性及双向性社团,应着力理顺与其他产业的碳足迹承接转移关系,充分发挥其在构建低碳产业链条中的桥梁沟通作用。

参考文献(References):

- [1] 李扬. 中国经济新常态与改革创新. 中国人大, 2016, (1): 16-23. [LI Y. Reform and innovation of China's economy in the new normal period. The People's Congress of China, 2016, (1): 16-23.]
- [2] ZUBERI M J S, PATEL M K. Bottom-up analysis of energy efficiency improvement and CO₂ emission reduction potentials in the swiss cement industry. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 4294-4309.
- [3] 王开, 傅利平. 京津冀产业碳排放强度变化及驱动因素研究. 中国人口·资源与环境, 2017, 27(10): 115-121. [WANG K, FU L P. Study on the changes in carbon intensity and driving factors of Beijing-Tianjin-Hebei. *China Population, Resources and Environment*, 2017, 27(10): 115-121.]
- [4] MOUSAVI B, STEPHEN N, LOPEZ A, et al. Driving forces of Iran's CO₂ emissions from energy consumption: An LMDI decomposition approach. *Applied Energy*, 2017, 206(8): 804-814.
- [5] 米国芳, 长青. 能源结构和碳排放约束下中国经济增长“尾效”研究. 干旱区资源与环境, 2017, 31(2): 50-55. [MI G F, CHANG Q. Economic growth "drag" under the energy structure and carbon emission constraint in China. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2017, 31(2): 50-55.]
- [6] WU R, GENG Y, DONG H, et al. Changes of CO₂ emissions embodied in Chinese-Japan trade. *Journal of Cleaner Production*, 2016, 112(1): 4151-4158.
- [7] 崔盼盼, 张艳平, 张丽君, 等. 中国省域隐含碳排放及其驱动机理时空演变分析. 自然资源学报, 2018, 33(5): 879-892. [CUI P P, ZHANG Y P, ZHANG L J, et al. Spatial and temporal evolution analysis of implicit carbon emissions and driving mechanisms in China's provinces. *Journal of Natural Resources*, 2018, 33(5): 879-892.]
- [8] ZURANO CERVELLÓ P, POZO C, MATEO-SANZ J M, et al. Eco-efficiency assessment of EU manufacturing sectors combining input-output tables and data envelopment analysis following production and consumption-based accounting approaches. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 174(10): 1161-1189.
- [9] 苑清敏, 吴静. 基于投入产出的京津冀产业碳核算及差异研究. 统计与决策, 2018, 34(2): 105-108. [YUAN Q M, WU J. Study on industrial carbon accounting and difference of Beijing-Tianjin-Hebei based on input output method. *Statistics & Decision*, 2018, 34(2): 105-108.]
- [10] 赵巧芝, 闫庆友. 基于投入产出的中国行业碳排放及减排效果模拟. 自然资源学报, 2017, 32(9): 1528-1541. [ZHAO Q Z, YAN Q Y. Simulation of industrial carbon emissions and its reduction in China based on input-output model. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(9): 1528-1541.]
- [11] 郭守前, 陈吟珊, 马珍珍. 基于复杂网络的产业碳值投入产出分析. 经济与管理, 2016, 30(3): 84-89. [GUO S Q, CHEN Y S, MA Z Z. Industrial carbon value input-output analysis of based on complex network. *Economy and Management*, 2016, 30(3): 84-89.]
- [12] ZHAO W, NIU D. Prediction of CO₂ emission in China's power generation industry with gauss optimized cuckoo search algorithm and wavelet neural network based on STIRPAT model with ridge regression. *Sustainability*, 2017, 9(12): 2377-2398.
- [13] 张德钢, 陆远权. 中国碳排放的空间关联及其解释. 软科学, 2017, 31(4): 15-18. [ZHANG D G, LU Y Q. Study on the

- spatial correlation and explanation of carbon emission in China. *Soft Science*, 2017, 31(4): 15-18.]
- [14] 许静, 周敏, 夏青. 中国省际间产业区域转移的碳排放动态效应及影响机制. *中国地质大学学报: 社会科学版*, 2017, 17(2): 74-85. [XU J, ZHOU M, XIA Q. The dynamic effect and mechanism of carbon emissions from inter provincial industrial regional transfer in China. *Journal of China University of Geosciences: Social Sciences Edition*, 2017, 17(2): 74-85.]
- [15] KALBAR P P, BIRKVED M, KARMAKAR S, et al. Can carbon footprint serve as proxy of the environmental burden from urban consumption patterns?. *Ecological Indicators*, 2017, 74(1): 109-118.
- [16] 李根, 刘家国, 赵金楼. 基于投入产出非线性优化的制造业完全能耗强度情景分析. *中国管理科学*, 2016, 24(3): 31-40. [LI G, LIU J G, ZHAO J L. Scenario analysis of complete energy intensity of manufacturing industry in China based on input and output and non-linear optimization. *Chinese Journal of Management Science*, 2016, 24(3): 31-40.]
- [17] WIEDMANN T. An input-output virtual laboratory in practice survey of uptake, usage and applications of the first operational IELab. *Economic Systems Research*, 2017, 16(3): 1-17.
- [18] HIRAMATSU T, INOUE H, KATO Y. Estimation of interregional input-output table using hybrid algorithm of the RAS method and real-coded genetic algorithm. *Transportation Research Part E Logistics & Transportation Review*, 2016, 95(1): 385-402.
- [19] 刘笑瑜, 刘亚清, 欧阳红兵. 基于交叉熵方法的中国基础经济结构实证研究. *经济经纬*, 2016, 33(1): 25-29. [LIU X Y, LIU Y Q, OUYANG H B. An empirical study on fundamental economic structure of China based on cross entropy method. *Economic Survey*, 2016, 33(1): 25-29.]
- [20] POISSONNIER A. A general weighted least squares approach for the projection of input-output tables. *Economic Systems Research*, 2017, 5(6): 86-97.
- [21] 李瑞龙, 周永根, 陈锐, 等. 基于复杂网络的城市间创新关联与空间格局. *系统工程*, 2017, 35(10): 105-113. [LI R L, ZHOU Y G, CHEN R, et al. Intercity innovation linkage and spatial pattern based on complex network. *Systems Engineering*, 2017, 31(2): 50-55.]
- [22] BENSON A R, GLEICH D F, LESKOVEC J. Higher-order organization of complex networks. *Science*, 2017, 35(10): 105-113.
- [23] 卢燕群, 何永芳. 复杂网络视角下企业集群技术创新扩散仿真研究. *中国科技论坛*, 2018, (3): 73-80. [LU Y Q, HE Y F. Simulation Research on technology innovation diffusion of enterprise cluster from the perspective of complex network. *Forum on Science and Technology in China*, 2018, (3): 73-80.]
- [24] CASTILLO-EGUSKITZA N, RESCIA A J, ONAINDIA M. Urdaibai Biosphere Reserve (Biscay, Spain): Conservation against development?. *Science of the Total Environment*, 2017, 592(8): 124-133.
- [25] 尹翀. 产业技术流网络构建与结构效应研究. *科技进步与对策*, 2017, 34(16): 62-70. [YIN C. Research on the construction and structure effect of industrial technology flow network. *Science & Technology Progress and Policy*, 2017, 34(16): 62-70.]
- [26] XIAO W W, WANG L L, ZHANG Z Y, et al. Identify and analyze key industries and basic economic structures using interregional industry network. *Cluster Computing*, 2017, (1): 1-11.

A comparative study on the complex networks of China's industrial total carbon footprint in the new and old normal periods

YANG Chuan-ming

(Urban Development Think Tank, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, Jiangsu, China)

Abstract: The national economy is a complex system composed of many different industries and interdependent industries. Scientifically identifying the correlation conduction structure of industrial carbon emissions is of great theoretical and practical significance for achieving the goal of carbon emission reduction in China. Therefore, the total carbon footprint was defined from the direct and indirect angles. Based on the energy consumption and the direct consumption coefficient of production service, the admissibility of the function improvement was created to update the input-output table and ram the data source base. Then the balanced input output industrial total carbon footprint life cycle model was designed to calculate the total carbon footprint of the industry. Using the WT index method, China's industry total carbon footprint complex networks in the new and old normal periods were constructed, and the characteristics of networks were analyzed from the point of view of the whole network, nodes status and community structure. By comparison, it was found that the structures of China's industrial total carbon footprint complex networks in the new and old normal periods were reasonable. Compared with the old normal period, the total industrial carbon footprint in the new normal period industry linked closer, the core key industries had stronger control influence, and the community structure was generally stable. At last, the paper put forward countermeasures and suggestions, which were a comprehensive consideration of the total carbon footprint of the industry, taking into account the individual and the overall characteristics, focusing on the key nodes and taking full consideration of the characteristics of the industrial community. And we hope this paper could improve the efficiency of China's industrial synergistic emission reduction in the new normal period.

Keywords: complex networks; China's industry; total carbon footprint; the old and new normal periods