基于 PCA 算法的低碳城市建设影响因素研究

张峻菘，魏 蓉

（华北理工大学 建筑工程学院，河北 唐山 063210）

摘要：在“双碳”目标背景下，城市作为落实低碳战略的重要主体，迎来了诸多挑战。为助力城市生态可持续发展，研究构建评价指标体系，量化数据并进行信效度分析，利用 PCA 算法对数据进行降维和特征提取，通过对主成分的解释和权重分析，确定关键影响因素。研究表明，影响低碳城市建设的关键因素分为环境、能源、建筑等八类，共 11 项指标。据此，探索低碳城市建设的优化路径与可行性策略，以促进“双碳”目标建设。

关键词：低碳城市；PCA 算法；影响因素；优化路径

中图分类号：C913.9 **文献标志码**：A **文章编号**：1671－1807(2023)22－0067－06

近年来，各国的工业化与城市化水平不断提升，随之带来的温室气体排放问题越发严重，大气中的各类温室气体含量显著增加，导致全球性的气候变暖。气候变化成为全球性的政治问题，成为国际社会的共识，也成为大国博弈的焦点，“双碳”目标由此应运而生[1]。城市作为经济、文化、政治、社会活动的中心，在“碳中和、碳达峰”的发展模式下，起到核心作用。《世界城镇化展望》报告预计，2050 年全球城市化率逼近 68%，中国城市化水平长期领先全球，预计 2035 年就达到 75%。城市作为国家及地区经济社会发展的领头羊，同时也是能源消耗与碳排放的主要“贡献者”，全球碳排放总量 75%来自城市[2]。由此可见，城市是实现双碳目标、落实双碳工作、提升低碳治理现代化水平的重要平台。因此，通过主成分分析(principal component analysis，PCA)算法结合调研所得的低碳城市建设相关数据指标，从统计建模的角度对低碳城市建设的影响因素及优化路径进行分析，为城市生态可持续发展提供依据和参考。

1 文献综述

为响应“双碳”政策及不断提升的可持续发展合规要求，大量学者对城市低碳发展进行研究，研究主要围绕以下几方面：①生态效率。郭力和程一凡[3]发现技术水平、产业结构对生态效率有显著促进作用，提出加快技术进步、产业转型升级路径转变、遏制污染产业转移等对策建议；夏骍鹂和郭淑芬[4]通过对黄河流域 51 个城市的生态效率进行空间差异度及差异贡献率分析，发现城市化对生态效率起负向抑制作用。②低碳城市试点。闫里鹏和牛俊霖[5]提出试点城市低碳转型模式的优化路径，包括提高劳动就业质量、工业转型升级及发展第三产业等；邓世成等[6]肖仁桥等[7]分别研究了低碳城市试点政策对城市绿色创新效率的影响效应及其时空异质性、政策对企业绿色创新的影响及其作用机制。③规划策略。当下探析低碳城市规划策略的研究较多，普遍认为构建完善的城市规划体系，强化城市生态的应需水平是实现低碳城市高质量建设的重要推动力[8]。其中，魏保军等[9]认为编制城市碳达峰规划应重点关注领域划分，并就区域、城市、社区三个不同的空间尺度，提出了相应的控制指标和技术策略。

综上所述，为低碳城市建设提供了丰富的理论参考，但也存在明显的瓶颈：研究大多停留在论证式的思辨层面上，缺少数据支持；目前研究对低碳城市建设过程中的关键影响因素缺乏讨论，无法为各行业低碳转型发展提供客观参考。如何通过低碳城市建设的各项指标推动城市各行业的转型发展活力成为当前亟待解决的问题。因此，本文通过实践研究结合文献分析选取各行业低碳建设指标，基于问卷调查所得的量化数据采用 PCA 算法提取

收稿日期：2023-08-12

基金项目：河北省人力资源和社会保障研究课题科研合作项目(JRSHZ－2023－02035)。

作者简介：张峻菘(1997—)，男，江苏盐城人，华北理工大学建筑工程学院，硕士研究生，研究方向为土木工程管理、建筑工业化与智能建造；魏蓉(1979—)，女，河北唐山人，华北理工大学建筑工程学院，副教授，研究方向为城市综合防灾减灾、工程管理。

关键影响因素，以数据分析结果为基础，探析低碳城市建设过程中各行业转型发展的关键制约因素与优化路径。

2　评价指标体系构建

通过以河北省为例的城市新区控制性详细规划的低碳策略实施调研，深入调研实践，初步确定包括能源、建筑与交通、环境、经济、社会、技术研发、政策法规等多个方面，直接影响、间接影响和职能管理方面都有涉及。根据调研确定的要素，结合低碳城市试点及生态效率的相关文献，对低碳城市发展影响要素进行系统性地归纳，建立了城市低碳建设评价指标体系，包含 3 个准则、26 个指标，具体的评价指标体系[10]如表 1 所示。

3　数据来源与预处理

3.1　指标量化

采用调查问卷的形式量化指标。首先设计问卷内容，以单选的形式填写受访人地区、年龄、学历、职业及职业相关性，选取连续评分量表作为问卷形式，用一条 10 分制的直线收集调查对象的评分。其次通过电子问卷的形式发放给受访者，给定问卷调查期限为 2023 年 5—7 月。

表 1　低碳城市建设评价指标体系[10]

目标层	准则层	指标层	指标类型
低碳城市建设	直接影响	路网密度	正指标
		再生资源回收利用率	正指标
		清洁能源使用率	正指标
		可再生能源渗透率	正指标
		能源利用效率	正指标
		单位生产总值能耗	负指标
		节能设施比例	正指标
		绿色出行比例	正指标
		节能电器普及率	正指标
		节能建筑比例	正指标
	间接影响	绿化覆盖率	正指标
		垃圾无害化处理率	正指标
		土地资源利用效率	正指标
		生态用地比例	正指标
		城市空气质量优良天数比率	正指标
		人均公共绿地面积	正指标
		水资源回收利用率	正指标
		污水处理率	正指标
		第三产业比例	正指标
		节能环保产业占比	正指标
		人均用水用电量	负指标
		人均垃圾日产量	负指标
		低碳意识普及率	正指标
	职能管理	政府绿色采购力度	正指标
		生态环保投资比例	正指标
		碳捕获与封存比例	正指标

最终调查结果如下：①受访人所在地以河北省为主，少量受访人员来自周边城市如天津、北京等；②受访人职业以高校学生为主，部分为社区及相关机关工作人员，少量相关企业人员；③本次调查共发放问卷 300 份，回收问卷 246 份，在剔除 29 份数据异常的废卷后，统计出 75.7% 的有效问卷回收率，因此问卷数据可作为研究问题的依据。最终量化数据通过数据编码形成，根据受访人在直线上标记的位置，量化为 1～10 重要程度依次攀升的数据集。

3.2　信度分析

对回收的 227×26 个有效数据进行折半系数检验，系数取值越接近 1，数据集内部的一致性越高。表 2 展示了模型的折半信度分析结果，前半部分的项数为 13 与后半部分项数相等，选取等长的折半系数 0.901，说明该问卷的信度非常好。

3.3　效度分析

KMO（Kaiser-Meyer-Olkin measure of sampling adequacy）取样适合度检验常用于检测变量间的相关性，KMO 度量值越接近 1，表示变量间的相关性越适合进行主成分分析，一般认为 KMO 度量值大于 0.7 是适合的。Bartlett 的检验主要用于评估观测变量之间的协方差矩阵，若 P 小于 0.05，则拒绝原假设，符合主成分分析前提。对调查问卷编码所得的有效数据进行 KMO 和 Bartlett 的检验，如表 3 所示 KMO 为值 0.719 大于 0.7，说明变量之间是存在相关性的，$P<0.05$，呈显著性，符合 PCA 算法要求。

表 2　折半信度系数

折半信度分析			
Cronbach's α 系数	前半部分	值	0.868
		项数	13
	后半部分	值	0.884
		项数	13
	总项数		26
前后两部分间的相关系数值			0.820
折半系数（Spearman-Brown 系数）	等长		0.901
	不等长		0.901
Guttman Split-Half 系数			0.901

表 3　KMO 检验和 Bartlett 球度检验

KMO 值		0.719
Bartlett 球形度检验	近似卡方	3 679.685
	df	325
	P	0.000

4 PCA 算法分析低碳城市建设影响因素

PCA 算法本质是通过原始变量的相关性,寻求相关变量的综合替代对象,并保证了转化过程中的信息损失最小化[11]。通过信效度分析的数据具有可靠性和真实性,在此基础上对数据进行主成分分析,依据方差解释表的特征根、累计方差解释率或特征值的变化趋势来判断和提取主成分,并进行归纳总结。

4.1 主成分计算与提取

PCA 算法通过将原始变量线性组合,找到一组新的变量,称为主成分。主成分彼此相互独立,保留了原始变量的大部分信息[12]。主成分的计算方法如下。

根据数据集计算协方差矩阵 $\boldsymbol{R}$:

$$\boldsymbol{R}=(r_{ij})_{n\times n}=\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{12} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \tag{1}$$

计算矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的特征值 $\lambda_1\geqslant\lambda_2\geqslant\cdots\geqslant\lambda_n\geqslant 0$ 及对应的特征向量 $\boldsymbol{u}_1,\boldsymbol{u}_2,\cdots,\boldsymbol{u}_n$,其中 $\boldsymbol{u}_j=(u_{1j},u_{2j},\cdots,u_{nj})^{\mathrm{T}}$,$u_{nj}$ 为第 j 个特征向量的第 n 个分量;由原始变量 $\boldsymbol{X}_1,\boldsymbol{X}_2,\cdots,\boldsymbol{X}_n$ 线性组合,转换成一组新的指标变量:

$$\begin{cases} \boldsymbol{y}_1=u_{11}\,\bar{\boldsymbol{X}}_1+u_{21}\,\bar{\boldsymbol{X}}_2+\cdots+u_{n1}\,\bar{\boldsymbol{X}}_n \\ \boldsymbol{y}_2=u_{12}\,\bar{\boldsymbol{X}}_1+u_{22}\,\bar{\boldsymbol{X}}_2+\cdots+u_{n2}\,\bar{\boldsymbol{X}}_n \\ \qquad\vdots \\ \boldsymbol{y}_n=u_{1n}\,\bar{\boldsymbol{X}}_1+u_{2n}\,\bar{\boldsymbol{X}}_2+\cdots+u_{mn}\,\bar{\boldsymbol{X}}_n \end{cases} \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{y}_1$ 为第 1 主成分;$\boldsymbol{y}_2$ 为第 2 主成分,依此类推。最后计算各主成分 $\boldsymbol{y}_j$ 的解释率 b_j 及累计方差解释率 α_{p}[13]。

$$b_j=\frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^{n}\lambda_k},\ j=1,2,\cdots,n \tag{3}$$

$$\alpha_p=\frac{\sum_{k=1}^{p}\lambda_k}{\sum_{k=1}^{n}\lambda_k},\ p\leqslant n \tag{4}$$

每个主成分的选择是根据其解释原始数据的方差来确定的,首个主成分解释最大的方差,其次主成分解释的方差次大,依此类推。总方差解释表主要是看主成分对于变量解释的贡献率,一般情况下,方差解释率越高,说明该主成分越重要,权重占比也越高[14]。根据表 4 可知,第 9 主成分的特征根低于 1.0,变量的累计方差解释率达到 79.27%。

当碎石图折线由陡峭突然变得平稳时,陡峭到平稳对应的因子个数即为提取主成分数[15]。如图 1 所示,从第 8 个主成分开始,特征根的下降趋于平缓,且满足方差解释表的分析结果,即可以选择 8 个主成分。

表 4 方差解释

成分	特征根	方差解释率/%	累积方差解释率/%
1	5.876	22.601	22.601
2	3.806	14.640	37.241
3	2.931	11.273	48.514
4	2.213	8.510	57.024
5	1.363	5.244	62.268
6	1.227	4.718	66.986
7	1.187	4.564	71.550
8	1.040	3.999	75.549
9	0.967	3.721	79.270
10	0.797	3.067	82.336
11	0.689	2.649	84.985
12	0.596	2.293	87.278
13	0.534	2.056	89.334
14	0.432	1.660	90.994
15	0.413	1.587	92.581
16	0.363	1.396	93.976
17	0.307	1.181	95.157
18	0.293	1.127	96.284
19	0.280	1.076	97.360
20	0.159	0.612	97.972
21	0.147	0.565	98.537
22	0.140	0.540	99.077
23	0.106	0.409	99.486
24	0.080	0.308	99.794
25	0.046	0.177	99.971
26	0.008	0.029	100.000

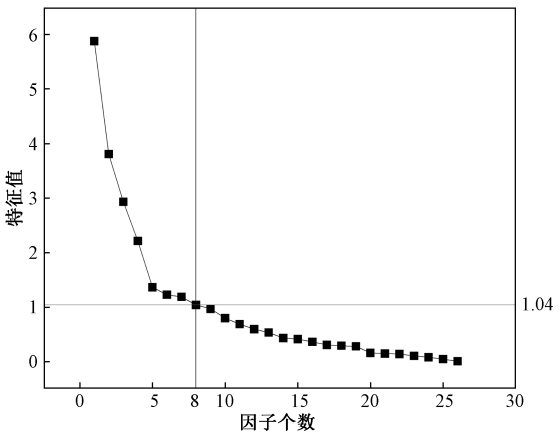

图 1 碎石图

4.2 影响因素分析

因子载荷表示每个变量与主成分之间的相关性,载荷系数越大,变量与对应主成分之间的相关性越强。提取根据分析方差解释表所得的 8 个特征

根大于 1 的主成分，依据载荷系数进行筛选，其中对主成分结果影响最大的初始变量即为关键影响因素[16]。由图 2 可知，对第一主成分影响最大的初始变量为城市空气质量优良天数比率、绿化覆盖率、污水处理率，可总结为环境因素。依此类推，提取的八个主成分可归纳为环境、能源、建筑、交通、社会、政策、技术和经济八类。主成分所包含的关键影响因素及因子载荷如表 5 所示。

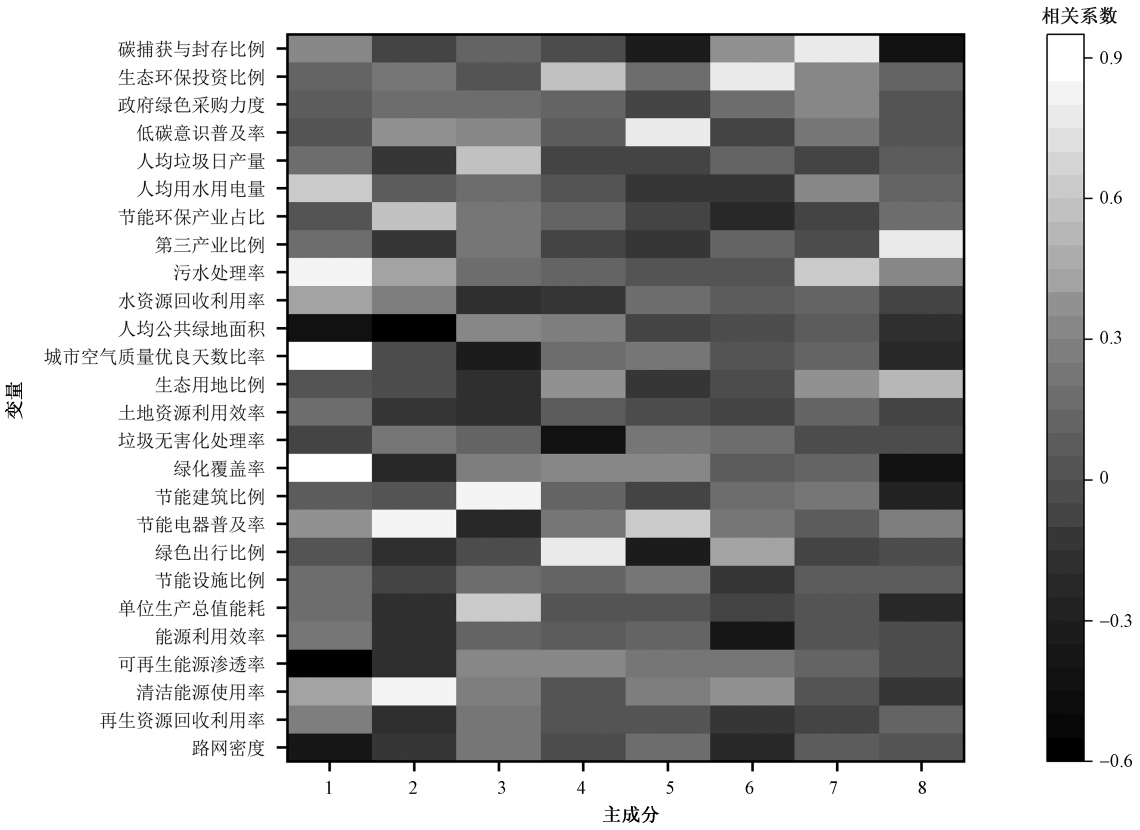

图 2　因子载荷热力图

表 5　关键影响因素

主成分	关键影响因素	因子载荷
环境因素（第一主成分）	城市空气质量优良天数比率	0.942
	绿化覆盖率	0.911
	污水处理率	0.843
能源因素（第二主成分）	节能电器普及率	0.871
	清洁能源使用率	0.855
建筑因素（第三主成分）	节能建筑比例	0.842
交通因素（第四主成分）	绿色出行比例	0.839
社会因素（第五主成分）	低碳意识普及率	0.821
政策因素（第六主成分）	生态环保投资比例	0.838
技术因素（第七主成分）	碳捕获与封存比例	0.806
经济因素（第八主成分）	第三产业比例	0.801

5　优化路径与可行性策略

根据以上分析结果，将八类影响因素划分为直接影响类、间接影响类和管理类，依次讨论低碳城市建设过程中的优化途径与策略。

5.1　直接影响类

能源作为影响低碳城市建设的重要方面，依据重要性程度总结为节能电器的普及率和清洁能源的使用率。①积极推广使用节能电器，通过制定相关政策法规提供激励，如对大量销售节能电器的零售商提供财政补贴。制定能效标准过程，加强成本效益检测以便制定最低标准，并披露完整程序[17]。同时，健全统一的能效标识体系，引导消费者做出明智的购买决策。②逐步增加太阳能、风能等清洁能源的消费比例，在满足建设条件的前提下，优先考虑新能源设施，如风力涡轮机、太阳能光伏板。利用生物能源发电、供热和生产清洁燃料，促进能源供给向多元化模式发展。另外，各行业适时更新旧设备，引进更加低碳环保的先进设备[18]。

在建筑方面，要着力在新建建筑的能源效率上下功夫，重点落实节能、节地、节水、节材四个方面。

设计阶段需要考虑合理利用自然光和通风,最大限度地减少对人工照明和空调的需求。安装节水装置、收集利用雨水,同时优化排水系统,减少浪费和污染。工程建设过程中采用智能化、自动化技术,根据实际需求最大程度减少用地用材。

在交通方面,针对绿色出行精准施策,构建“绿色交通”为导向的出行体系,推行低碳出行新载体,如杭州的“免费单车”。同时,鼓励居民制订出行计划,倡议错峰上下班,打造城市绿色出行友好环境。

5.2 间接影响类

影响低碳城市建设的间接因素中环境所占比例最大,根据分析结果,影响因素重要程度依次为城市空气质量优良天数比率、绿化覆盖率、污水处理率。因此:①面对当前空气污染越发严重的问题,鼓励各地因地制宜地完善尾气排放标准,减少机动车尾气排放。同时,调整工业空间布局,贯彻“两疏散、三集中”方针,转移高碳产业以降低工业排放对城市的影响。②以基层社区为重点,开展植树创城项目,鼓励居民参与植树活动,发挥政府导向功能。并在城市中增加公园、花坛、绿化带以提高植被覆盖率。③加大投入污水处理城市体系构建,坚持厂网配套原则,以提升城市污水处理能力。升级改造既有污水处理设施,提高除磷脱碳的效果,确保污水处理率和处理深度[19]。

在经济方面,要着力发展第三产业包括服务业、创意产业、信息技术、金融业等,推进产业发展向“微笑曲线”两端延伸。围绕数字化转型、促进绿色创新、推广共享经济、提供环保金融支持、建立绿色供应链等建立产业体系。

在社会方面,采用“线上+线下”相结合的方式进行低碳教育宣传,通过各类宣传媒体、主题活动普及低碳知识,充分发挥媒体的舆论监督与导向作用。同时,加快基层科普设施建设,为提升公众低碳生活意识提供基础。

5.3 职能管理类

管理类影响因素分为政策和技术两方面。政策方面,持续加强对环保行业的支持力度。生态环保投资的核心是加强生态建设,需深入实施城市周边湿地运河及市区河道的综合保护项目[20],推进城市生态恢复和生物多样性保护工程,加大相关项目的投资比例。

在技术方面,推进化学吸收、物理吸附和膜分离等分离技术的研发项目,鼓励建材、钢铁、石化等高排放行业应用捕获技术。对涉及跨越长距离运输的被捕获的二氧化碳输送提供资金补贴,通过技术创新和政策支持来推动碳捕获与封存技术的发展和应用。

6 结语

低碳城市建设有助于实现“双碳”目标,是落实低碳战略的重要应用场景。为提高城市生态建设效率,识别我国城市现阶段低碳发展进程中的关键环节,本文通过 PCA 算法分析低碳城市建设关键影响因素,为建设提供科学的指导和决策支持。此外,通过研究认识到低碳城市建设是一个复杂而多维的过程,涉及政府、企业和公众等各个方面的共同努力。在“十四五”规划的指导下,深入分析并推动低碳城市建设,实现“双碳”目标,仍需不断探索与完善。

参考文献

[1] 杨建初,刘亚迪,刘玉莉.碳达峰、碳中和知识解读[M].北京:中信出版社,2021.

[2] 黄经南,李玉岭,白琳.基于居住空间分异的城市家庭碳排放研究——以武汉市为例[J].规划师,2015,31(S1):274-279.

[3] 郭力,程一凡.城市生态效率的时空异质性及影响机理分析——以中部六省为例[J].生态经济,2023,39(6):101-107.

[4] 夏骍鹂,郭淑芬.黄河流域生态效率:时空特征与影响因素——基于 51 个地级市面板数据的研究[J].统计学报,2021,2(6):43-57.

[5] 闫里鹏,牟俊霖.低碳城市试点对劳动就业的影响机制及其异质性[J].中国人口·资源与环境,2023,33(7):105-116.

[6] 邓世成,吴玉鸣,东童童.低碳城市试点政策对城市绿色创新效率的影响——来自长三角地区的经验证据[J].城市发展研究,2023,30(3):40-48.

[7] 肖仁桥,马伯凡,钱丽等.低碳城市试点政策对企业绿色创新的影响及其作用机制[J].中国人口·资源与环境,2023,33(5):125-137.

[8] 高卿.低碳背景下城市规划策略分析[J].黑龙江环境通报,2022,35(2):118-119.

[9] 魏保军,李迅,张中秀.城市碳达峰规划技术策略体系研究[J].城市发展研究,2021,28(10):1-9.

[10] 城市和社区可持续发展低碳发展水平评价导则(GB/T41152—2021)[S].北京:中国标准出版社,2021.

[11] 李勇.基于像素的可视化技术及其度量模型的研究[D].北京:北京交通大学,2010.

[12] 王伟,赵明.主成分分析法在航材分类指标体系构建中的应用[J].舰船电子工程,2019,39(1):118-120.

[13] 丁敬国,郭锦华.基于主成分分析协同随机森林算法的热连轧带钢宽度预测[J].东北大学学报(自然科学版),2021,42(9):1268-1274.

[14] 肖锦娟,庞金祥,陈文卓.基于随机森林模型的古代玻璃

主成分鉴定及分类[J].科学技术创新,2023(14):37-40.
[15] 苗迎春,李瑞.基于主成分分析法的社区居民健康服务可及性满意度分析——以山西省太原市为例[J].晋阳学刊,2023(1):109-117.
[16] 边晶梅,王震龙,刘霞.基于主成分分析的装配式建筑发展制约因素研究[J].建筑经济,2021,42(2):76-80.
[17] 王彬.发达国家低碳经济转型的实践及其对中国的启示[D].长春:吉林大学,2010.
[18] 中金公司研究部,中金研究所.碳中和经济学[M].北京:中信出版社,2021.
[19] 宋男哲,于晓英,杜慧玲,等.牡丹江水质综合保障技术及工程示范研究[M].北京:化学工业出版社,2021.
[20] 王国平.关于建设低碳城市的思考[N].中国社会科学报,2023-02-08(006).

Research on Influencing Factors of Low-carbon City Construction Based on PCA Algorithm

ZHANG Junsong, WEI Rong

(College of Civil and Architectural Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: Under the background of "dual-carbon" target, cities as the important subjects of low-carbon strategy implementation, have introduced many challenges. In order to help the sustainable development of urban ecology, the evaluation index system was constructed, the data was qualified and the reliability and validity were analyzed, PCA algorithm was used to degrade the data and extract the features, and the key influencing factors were determined by interpreting and analyzing the weights of the principal components. The result shows that the key factors affecting the construction of low-carbon cities are grouped into eight categories, including environment, energy and buildings, with a total of 11 indicators. Accordingly, the optimal path and feasible strategies for the construction of low-carbon cities are explored to promote the construction of "dual-carbon" goals.

Keywords: low-carbon city; PCA algorithm; influencing factors; optimization path