



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



## 基于语言偏好序的多属性群决策方法及其在废旧物资循环利用中的应用

徐泽水, 钱渝, 李铭, 缙迅杰

引用本文:

徐泽水, 钱渝, 李铭, 缙迅杰. 基于语言偏好序的多属性群决策方法及其在废旧物资循环利用中的应用[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2363–2374.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1860>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### [基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法](#)

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination  
控制与决策. 2021, 36(9): 2257–2266 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102>

#### [基于TOPSIS方法改进的多属性决策模型:最小化偏好反转](#)

Modified MCDM model based on TOPSIS method: Minimizing preference reversal  
控制与决策. 2021, 36(1): 216–225 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0536>

#### [大群体应急决策中考虑属性关联的偏好信息融合方法](#)

Preference information fusion method of large groups emergency decision-making based on attributes association  
控制与决策. 2021, 36(10): 2537–2546 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0117>

#### [基于犹豫度和相似度的专家权重确定方法及其应用](#)

Expert weights determination method and application based on hesitancy degree and similarity measure  
控制与决策. 2021, 36(6): 1482–1488 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1382>

#### [考虑个体累积共识贡献的犹豫模糊语言自适应共识模型](#)

Adaptive consensus model with hesitant fuzzy linguistic information considering individual cumulative consensus contribution  
控制与决策. 2021, 36(1): 187–195 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0556>

# 基于语言偏好序的多属性群决策方法及其 在废旧物资循环利用中的应用

徐泽水, 钱渝, 李铭, 缙迅杰<sup>†</sup>

(四川大学 商学院, 成都 610065)

**摘要:** 循环经济作为应对资源短缺威胁和绿色低碳转型需求的新型经济发展模式, 正受到越来越广泛的关注. 为了推动这一计划的实践进程, 众多举措被提出并付诸行动, 废旧物资循环利用体系建设是其中之一. 考虑到与此类问题相关的决策过程中通常涉及多方面的制约因素且需要平衡各方意见, 提出一种基于语言偏好序和拓展 TOPSIS 的多属性群决策方法. 首先, 利用数据挖掘和自然语言处理等技术, 对相关新闻网站进行爬虫并获得大量的公共数据, 再通过关键词提取和聚类确定决策属性及其权重; 然后, 采用基于多准则相互评估矩阵的专家互评方式, 对参与决策的专家完成赋权; 接着, 运用语言偏好序、拓展的 TOPSIS 方法以及最小-最大优化模型依次实现决策信息表征、个体排序和集体排序的完整决策过程; 最后, 为了验证所提出方法的适用性, 将其应用于废旧物资回收站点设置方案选择的实例, 并进一步通过比较分析对其优势和特点展开具体说明.

**关键词:** 多属性群决策; TOPSIS; 语言偏好序; 循环经济; 废旧物资循环利用; 数据挖掘

中图分类号: C934

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1860

**引用格式:** 徐泽水, 钱渝, 李铭, 等. 基于语言偏好序的多属性群决策方法及其在废旧物资循环利用中的应用 [J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2363-2374.

## Multi-attribute group decision-making method based on linguistic preference ordering and its application in waste material recycling

XU Ze-shui, QIAN Yu, LI Ming, GOU Xun-jie<sup>†</sup>

(Business School, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** As a new economic development model to cope with the threat of resource shortage and the demand for green and low-carbon transformation, circular economy is receiving more and more attention. In order to promote the practical process of this plan, many measures have been proposed and put into action, and the construction of a waste material recycling system is one of them. Considering that the decision-making process related to such problems usually involves many constraints and needs to balance the opinions of all parties, this paper proposes a multi-attribute group decision-making method based on linguistic preference ordering and extended TOPSIS technique. Firstly, this study uses data mining and natural language processing technologies to crawl relevant news websites and obtain a large amount of public data, then determines the attributes and their weights through keyword extraction and clustering. Secondly, the multi-criteria mutual evaluation matrices are proposed and used for determining the weights of experts involved. Thirdly, this study employs the linguistic preference ordering method, an extended TOPSIS method and a min-max optimization model to successively achieve the complete decision-making process of decision information representation, individual ranking and collective ranking. Finally, this paper applies the proposed method to the example of setting schemes selection of waste material recycling site in order to verify its effectiveness and applicability, and further elaborates its advantages and characteristics through comparative analysis.

**Keywords:** multi-attribute group decision making; TOPSIS; linguistic preference ordering; circular economy; waste materials recycling; data mining

收稿日期: 2022-10-27; 录用日期: 2023-06-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72071135); 教育部人文社会科学研究青年基金项目 (21YJC630030); 中国博士后科学基金面上项目 (2020M680151).

责任编辑: 唐万生.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: gouxunjie@scu.edu.cn.

\*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

## 0 引言

伴随科技的日渐发达以及经济的蓬勃增长,接连暴露出来的环境和生态问题促使人们意识到传统线性经济的缺陷和弊端,即依赖对自然资源的肆意开采,同时资源在单向流动模式中无法得到充分利用,生态系统因而承受着难以自我调节的巨大压力,这也引发了对整个人类社会长此以往是否能够维持良性运行的担忧<sup>[1]</sup>. 当前,已造成的破坏难以修复甚至不可逆转,但是,可持续发展的思路转换却是非常必要且急切的. 大量的相关倡议和行动被提出并大力推行,循环经济也作为其中之一应运而生,其经典的“3R”基本原则——减量化(reduce)、再利用(reuse)和再循环(recycle),显然与可持续发展的理念牢牢契合,同时也作为循环经济的技术范式,传达出构建新型经济发展模式的行动方针和目的<sup>[2]</sup>. 在循环经济的大框架下,还有大量的具体举措作为填充和支撑. 对应“3R”原则来看,不管“减量化”倡导的源头治理,如绿色设计<sup>[3]</sup>、清洁生产<sup>[4]</sup>等,还是“再利用”和“资源化”提倡的废旧物资循环利用,如再制造<sup>[5]</sup>、大宗固废综合利用<sup>[6]</sup>等,抑或是更能同时体现3项原则的园区循环化发展<sup>[7]</sup>、循环型农业经济模式<sup>[8]</sup>等,均是需要同步推进的重点方面.

相较于其他行动计划,废旧物资的循环利用体系建设与普通市民的日常生活相对关联更明显且深入,这也是将其作为本文研究对象的重要原因. 2022年初,国家发展改革委等部门发布了《关于加快废旧物资循环利用体系建设的指导意见》,不仅提出了到2025年力争实现的主要目标,更从废旧物资回收网络、再生资源加工利用、二手商品交易和再制造产业等任务视角指明了当下应付出的实际行动. 同样地,该《指导意见》也言明了一个关键工作原则——“因地制宜、统筹推进”,即根据各地区的特点有针对性地进行废旧物资循环利用体系的建设,以达到与当地自然以及社会环境相适配的目的,同时形成区域间协同互助的格局. 为了有效展开城市和其他区域的废旧物资循环利用相关行动,社会各方——各级政府、企业、专业机构以及高校等应共同就环境、社会、经济、技术等多个方面进行协商和合作. 因此,应用多属性群决策的概念和方法将有助于理解并回答这一综合性问题.

回顾相关研究,多属性决策方法在与废旧物资循环利用相关的讨论中,已贡献了不少具有参考意义的思路. 如涉及物资回收多属性决策时,Wang等<sup>[9]</sup>提出了一种基于三指数平滑(TESS)预测模型的DEA-

TOPSIS(data envelopment analysis-technique for order preference by similarity to ideal solutions)方法以提高逆向物流行业效率,Ilgın<sup>[10]</sup>则使用DEMATEL(decision-making trial and evaluation laboratory)技术来开发拆卸线平衡启发式算法以试图解决各类拆卸线平衡问题(DLBP);对于影响再制造产品推广的内外因素,如对设计方案的打磨或对消费者心态的把握等,还可以利用去主观的混合多属性决策方法<sup>[11]</sup>、结合层次分析和证据推理方法的材料多属性决策模型<sup>[12]</sup>、基于前景理论的多属性决策方式<sup>[13]</sup>等进行分析,从而实现合理决策. 现有研究成果对此领域的评估和决策工作具有重要的启发作用,但是,也应意识到仍然需要与时俱进地挖掘和更新用于确定决策相关属性及其权重的方法和工具.

随着信息技术和互联网的迅速发展,大数据已融入社会生产和生活的方方面面. 从决策的角度来看,遍布的数据窗口有助于人们察觉到更广范围内的现实变化、接收更丰富的真实意见,从而做出符合实际需求的决定. 尤其是近年来社交媒体的迅速崛起,使得世界各地的人们逐渐适应了新的生活方式,包括在各大网络平台上关注时事,或跨越物理距离在线实时交流. 因此,不管是学术界、政府,还是其他社会组织,均已意识到借助大数据工具挖掘公共信息将提高决策过程的客观性并得到更符合大众预期的决策结果. 社交平台因其极高的用户参与度和活跃度成为了海量信息的载体,这吸引了循环经济研究者的目光,如Tang等<sup>[14]</sup>通过挖掘社交媒体平台数据构建了循环经济背景下多属性决策流程中的评价指标体系.

社交媒体的大体量数据虽然是其优势却也同样使得开展有效分析变得棘手. 相比之下,新闻文本中蕴含的大量信息既传递了官方的倡议又考虑到普罗大众的态度,且各新闻媒介多自带栏目分区分类的功能,在某些情况下,这有利于从一定程度上减轻数据收集阶段所面临的公共信息冗杂等困难. 因此,本文将利用自然语言处理等技术挖掘相应新闻平台上与废旧物资循环利用相关的公共数据,再通过TextRank算法模型确定具体决策中的多重属性及其权重,从而在平衡政府、社会组织以及民众等多方意见的前提下实现具有实践和推广价值的决策.

不同于属性权重在大多数决策流程中受到的普遍重视,专家权重在一些研究中相对而言并不总被仔细确定. 但是,作为对备选方案具有直接决定权的重要角色,参与评估的专家通常来自不尽相同的背景,擅长不同的知识和技能,且拥有具备个人特色的偏好

和审美. 因此, 对于专家权重的忽略或错误分配将产生不符合实际甚至无效的结果<sup>[15]</sup>. 常见的专家权重确定思路包括算术平均<sup>[16]</sup>、离差法<sup>[17]</sup>、熵权法<sup>[18]</sup>、距离测量<sup>[19]</sup>、信任关系<sup>[20]</sup>和优化模型<sup>[21]</sup>等. 根据具体的应用情境, 不同研究在确定专家权重时又会在基本方法的基础上发展出更具体的赋权方法.

考虑到循环经济相关的决策往往涉及复杂的现实背景, 为了对众多来自不同专业的专家进行有效的赋权, 本文将参考 Dong 等<sup>[22]</sup>提出的多准则相互评价矩阵 (multi-criteria mutual evaluation matrices, MCMEMs) 方法确定决策中的专家权重. 该方法以多个评价准则和专家互评方式为核心, 一方面, 通过综合考虑常规的衡量标准和数据挖掘阶段呈现出的重点, 可制定多样化的评价准则; 另一方面, 面对具体的决策对象, 可通过采纳各专家从知识、经验、决策目的等多个维度出发在彼此间做出的评价以形成透明且有效的评价机制.

最后, 本文选择对经典的 TOPSIS (technique for order preference by similarity to an ideal solution) 方法进行拓展以实现完整的决策. TOPSIS 作为解决多属性决策问题的典型工具, 已获得了广泛应用<sup>[23]</sup>. 本文将对该方法中的距离和相对接近系数测算方式进行调整以主要用于单个专家的多属性备选方案排序. 在此基础上, 融合 Gou 等<sup>[24]</sup>提出的语言偏好序 (linguistic preference ordering, LPO) 方法和 Fan 等<sup>[25]</sup>提出的最小-最大优化模型来分别实现专家决策信息表征和集体排序. 前者使用双层语言术语集 (double hierarchy linguistic term set, DHLTS) 表达各位专家的偏好信息, 既能够较好地贴合自然语言表达习惯, 又能更为精确地传达具体项之间的偏好关系. 不仅如此, 配合其建立的转换模型 (连续型或离散型) 能够将不同专家提供的 LPO 信息转换为对应的完全加法一致的双层语言偏好关系 (double hierarchy linguistic preference relation, DHLPR), 以确保初始信息的完整传递, 从而得到各专家的决策矩阵. 后者可将专家的个体排序聚合为集体排序以反映专家们的综合意见. 在以循环经济为背景的废旧物资循环利用相关决策情境中, 此决策方法既有实践操作性, 又能得出具有参考价值的结果.

综上所述, 本文在拓展的 TOPSIS 方法和 LPO 的基础上, 利用数据挖掘等技术确定决策属性及其权重, 并运用多准则专家互评方式确定专家权重, 形成一种可适用于废旧物资循环利用领域的多属性群决策方法. 具体而言, 本文的主要内容包括以下几个方

面: 1) 利用数据挖掘技术对新闻网站中与主题相关的海量公共信息进行爬取, 再运用自然语言处理技术对所获数据进行分词、去除停用词、词性筛选等处理, 然后基于 TextRank 算法提取关键词及其权值, 并参考此结果确定决策属性及其权重; 2) 强调决策过程中专家权重的正确分配, 并在已有方法的基础上提出适应于本文背景的专家权重确定方式, 即利用专家互评和多个评价准则的综合考察方法实现相对准确的权重计算; 3) 在 DHLTS 的基础上, 运用 LPO 实现原始决策信息的准确表达以及具有完全一致性的决策信息转化; 4) 基于获得的各专家决策矩阵和 TOPSIS 方法, 调整备选方案与正理想/负理想方案间的距离计算方式和各方案的相对接近系数计算方式以更好地保证属性权重对决策结果的合理影响. 另外, 本文将上述理论和方法应用于废旧物资循环利用方案决策的实例中, 不仅展现了完整的决策流程并得到最优方案决策结果, 还通过比较分析突出了所提出方法的特点和优势.

## 1 理论基础

为了便于理解本文构建的多属性群决策模型, 本节对涉及到的 TextRank 算法、DHLTS、LPO、DHLPR 等基本概念和理论展开介绍.

### 1.1 TextRank 模型

TextRank 方法是 Mihalcea 等<sup>[26]</sup>在 PageRank 算法的基础上改进而来的经典无监督词图算法, 该方法将文本视为“词”的网络, 且将其间的语义链接定义为共现关系, 从而可根据文本的逻辑分布特征图计算出原始文本中所含词的 TextRank 得分, 并从中提取出关键词<sup>[27]</sup>.

具体而言, 通过 TextRank 算法, 文本被分割为若干候选关键词, 这些词又构成相互联结的节点, 并以节点与节点的相似度为边, 进而形成图模型<sup>[28]</sup>. 设文本建模而成的无向加权图  $G = (V, L, W)$ . 其中:  $V$  为节点集合,  $L$  为节点间的边集合,  $W$  为对应各边的权重集合. 图  $G$  节点间的概率转移矩阵, 也即关键词之

间的相似度矩阵  $NM_{n \times n} = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1n} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{n1} & W_{n2} & \dots & W_{nn} \end{bmatrix}$ .

基于  $G$  和  $NM_{n \times n}$  可迭代计算各节点的权重, 计算方式如下式所示:

$$N(V_i) = (1 - d) + d \sum_{V_j \in \text{In}(V_i)} \frac{W_{ji}}{\sum_{V_k \in \text{Out}(V_j)} W_{jk}} N(V_j). \quad (1)$$

其中:  $N(V_i)$  为节点  $V_i$  的对应权重值;  $d$  为迭代计算的阻尼系数, 通常取值为 0.85;  $\text{In}(V_i)$  为指向  $V_i$  的节点集合;  $\text{In}(V_j)$  为  $V_j$  指向的节点集合;  $N(V_j)$  为上一次计算得出的节点  $V_j$  的对应权重值. 式(1)显示了某一节点的权重取决于该节点到其他节点的边权重之和<sup>[29]</sup>.

### 1.2 双层语言术语集和语言偏好序

一般而言, 人们习惯使用自然语言发表意见、传递情绪以及与他人沟通等. 当处于具体的决策情境时, 使用自然语言有助于专家完整地表达真实想法. Gou 等<sup>[30]</sup> 提出的 DHLTS 概念和工具不仅采用自然语言形式保证了上述优势, 还引入了“双层”的结构以有效表示复杂语言信息.

**定义 1** 设  $S = \{s_t | t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$  和  $O^t = \{o_k^t | k = -\varsigma, \dots, -1, 0, 1, \dots, \varsigma\}$  分别为第 1 层和第 2 层语言术语集, 且均完全独立. 双层语言术语集的定义<sup>[30]</sup> 可表示如下:

$$S_O = \{s_{t(o_k^t)} | t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau; k = -\varsigma, \dots, -1, 0, 1, \dots, \varsigma\}. \quad (2)$$

其中:  $s_{t(o_k^t)}$  为双层语言术语, 且当  $s_t$  为第 1 层语言术语时,  $o_k^t$  对应为第 2 层语言术语. 为方便起见,  $s_{t(o_k^t)}$  可简写为  $s_{t(o_k)}$ , 则  $S_O$  可简写为  $\{s_{t(o_k)} | t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau; k = -\varsigma, \dots, -1, 0, 1, \dots, \varsigma\}$ .

为了展开双层语言术语间的运算, Gou 等<sup>[24]</sup> 定义了等价转换函数以便在双层语言术语与位于区间值中的实数间实现转换.

**定义 2** 设  $\bar{S}_O = \{s_{\phi(o_\varphi)} | \phi \in [-\tau, \tau], \varphi \in [-\varsigma, \varsigma]\}$  为连续的双层语言术语集, 则  $s_{\phi(o_\varphi)}$  的下标  $\phi(o_\varphi)$  与实数  $\gamma$  间的转换可由函数  $f$  实现<sup>[24]</sup>, 即

$$f: [-\tau, \tau] \times [-\varsigma, \varsigma] \rightarrow [0, 1],$$

$$f(\phi, \varphi) = \frac{1}{\tau} \times \frac{\varphi + \varsigma}{2\varsigma} + \frac{\tau + \phi - 1}{2\tau} = \frac{\varphi + (\tau + \phi)\varsigma}{2\varsigma\tau} = \gamma. \quad (3)$$

假设  $s_{t(o_{k^1})}$ 、 $s_{t(o_{k^2})}$  和  $s_{t(o_k)}$  为 3 个双层语言术语, 且  $\lambda (0 \leq \lambda \leq 1)$  为实数. 定义双层语言术语的运算规则如下:

$$1) s_{t(o_{k^1})} \oplus s_{t(o_{k^2})} = s_{t^1+t^2(o_{k^1+k^2})}, t^1 + t^2 \leq \tau, k^1 + k^2 \leq \varsigma;$$

$$2) \lambda s_{t(o_k)} = s_{\lambda t(o_{\lambda k})}.$$

偏好序 (preference ordering) 结构是一种被广泛用于决策过程的基本工具, 其可表达决策者对于多个备选方案的偏好信息<sup>[31]</sup>.

设  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$  为决策过程中的备选方案集,  $E = \{e^1, e^2, \dots, e^n\}$  为参与决策的专家集.

则根据 Chiclana 等<sup>[32]</sup> 的定义, 偏好序可被表述如下: 专家  $e^\alpha$  将其对于  $A$  的偏好信息以  $O^\alpha = \{o_1^\alpha, o_2^\alpha, \dots, o_m^\alpha\} (\alpha = 1, 2, \dots, m)$  的偏好序结构给出, 其中  $o_i^\alpha$  为备选方案  $A_i (i = 1, 2, \dots, m)$  的位置顺序.

结合 DHLTS 和偏好序的基本概念, Gou 等<sup>[24]</sup> 提出的 LPO 概念可适用于多专家决策的相关问题, 其定义如下.

**定义 3** 设  $S_O = \{s_{t(o_k)} | t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau; k = -\varsigma, \dots, -1, 0, 1, \dots, \varsigma\}$  为双层语言术语集, 则专家  $e^\alpha$  可将其对于备选方案集  $A$  的偏好信息<sup>[24]</sup> 表示如下.

1) 连续型 LPO.

$$LPO^\alpha = \{A_{\sigma(1)}^\alpha \overset{s_{t(o_k)}^{(\sigma(1), \sigma(2))}}{>} A_{\sigma(2)}^\alpha \overset{s_{t(o_k)}^{(\sigma(2), \sigma(3))}}{>} \dots \overset{s_{t(o_k)}^{(\sigma(m-1), \sigma(m))}}{>} A_{\sigma(1)}^\alpha\}. \quad (4)$$

其中:  $\bigoplus_{i=1}^{m-1} s_{t(o_k)}^{(\sigma(i), \sigma(i+1))} = s_{t(o_k)}^{(\sigma(1), \sigma(m))} \leq_{S_{\tau(o_\varsigma)}} A_{\sigma(i)}^\alpha$  为处于第  $i$  个位置的备选方案. 双层语言术语  $s_{t(o_k)}^{(\sigma(i), \sigma(i+1))}$  则表示处于第  $i$  个位置的备选方案优于处于第  $i+1$  个位置的备选方案的程度, 即排序中所处位置越靠前, 该备选方案越好.

2) 离散型 LPO.

若专家更倾向于对任意两个备选方案进行两两比较, 则离散型 LPO 可表示为

$$LPO^\alpha = \{A_i^\alpha \overset{s_{t(o_k)}^{ij}}{>} A_j^\alpha | s_{t(o_k)}^{ij} \in S_O, i, j = 1, 2, \dots, m; i \neq j\}, \quad (5)$$

其中  $s_{t(o_k)}^{ij}$  表示备选方案  $A_i^\alpha$  与  $A_j^\alpha (i, j = 1, 2, \dots, m; i \neq j)$  间的关系.

进一步地, Gou 等<sup>[33]</sup> 给出了 DHLPR 的概念.

**定义 4** 设  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$  为备选方案集,  $S_O$  为双层语言术语集. 双层语言偏好关系<sup>[33]</sup> 可表示为如下矩阵:

$$R = (r_{ij})_{m \times m} \subset A \times A. \quad (6)$$

其中: 双层语言术语  $r_{ij} \in S_O$  表示方案  $A_i$  优于方案  $A_j$  的程度,  $r_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, m, i < j)$  满足条件  $f(r_{ij}) \oplus f(r_{ji}) = 1$  和  $r_{ij} = s_{o(o_\alpha)}$ .

## 2 问题描述和方法原理

本节详细描述适用于废旧物资循环利用相关实践的一种多属性群决策模型. 按照决策过程的推进步骤, 该模型依次包含基于 TextRank 算法的决策属性及其权重确定, 基于多准则相互评价矩阵的专家权重确定以及基于 LPO 和 TOPSIS 的三阶段决策过程 3 个部分.

## 2.1 基于TextRank算法确定决策属性及其权重

决策过程的客观性和决策结果的有效性离不开对决策属性及其权重的合理确定. 借助大数据时代迅速发展带来的新工具并参考爆发式增长的海量公共信息, 本文利用Python数据挖掘技术获取权威新闻网站上与废旧物资循环利用体系建设相关的大量文本数据, 并进一步通过自然语言处理相关技术对所获数据进行多项处理, 然后通过构建TextRank模型对处理后的文本数据进行关键词提取和聚类, 从而确定用于决策的属性及其权重.

首先, 利用Python获取并初步处理与循环经济下废旧物资循环利用体系建设相关的公共数据. 考虑到数据来源的权威性和综合性, 本文选择以新闻网站为数据来源, 并运用爬虫算法技术对近期的新闻数据进行爬取. 通过构建代码筛选出含有与主题相关的关键词的文章, 并对筛选后的文档内容做合并以及弱相关语段删减等粗略处理. 然后, 结合TextRank算法对文档数据做进一步处理并完成关键词值以及文本标签的提取. 对于中文自然语言的处理, 本文选择在Python中引入常用的jieba工具包以实现精确分词和停用词去除, 其中后者是基于哈尔滨工业大学的停用词表(结合实际文本内容进行了少量的停用词汇补充)进行的. 根据TextRank算法的基本原理, 本文继续通过Python构建包含词性筛选、关键词和标签提取、权重输出等步骤在内的运算模型, 最终得到自行定义的权重最高的若干关键词和文本标签. 其中: 文本标签是指若在抽取所得的关键词中存在相邻组合, 则在原文档中出现3次及以上的组合可被抽取出来作为候选标签. 其权重为组成该拓展词串的关键词权重之和. 接着, 根据已有标签进行聚类以确定决策属性. 对于提取的若干文本标签进行观察和分析, 可得到不同标签间的区别和联系. 基于其间的具体关系进行聚类, 可确定多个可用于废旧物资循环利用相关决策的属性. 最后, 通过归一化运算得到属性权重. 各属性的初始权重由其所含标签权重加总而来, 经如下归一化运算后得到最终属性权重:

$$\omega_{H_q} = \frac{\sum_{H_q} \omega_{L_{H_q}}}{n} \quad (7)$$

$$\sum_{q=1}^{\theta} \sum_{H_q} \omega_{L_{H_q}}$$

其中:  $\omega_{H_q}$  为属性  $H_q (q=1, 2, \dots, \theta)$  的权重值,  $\omega_{L_{H_q}}$  为隶属于属性  $H_q$  的标签  $L_{H_q}$  的权重 (TextRank 得分).

## 2.2 基于多准则相互评价矩阵确定专家权重

在群决策过程中, 来自不同背景的诸多专家往往倾向于从自身的知识和经验出发做出不同选择. 同时, 多属性问题要求决策者兼顾多种存在冲突关系的需求, 尤其是废旧物资的循环利用体系建设离不开对环境、经济以及社会等多个方面的综合考虑. 但是在具体实践中, 必然存在相对重要性的差异, 这意味着不仅不能笼统地采用同一权重处理所有专家的决策意见, 也不能简单地以资历等要素进行赋权. 基于这一现实情况, 本文强调专家权重的合理分配将提高决策结果的有效性, 并参考Dong等<sup>[22]</sup>提出的多准则相互评价矩阵 (multi-criteria mutual evaluation matrices, MCMEMs) 对专家权重加以确定.

考虑到邀请的各位专家通常为各领域中的权威人物, 且身处信息时代和学科融合的趋势中, 相关领域人员的工作内容和成果往往为彼此所熟知甚至存在诸多交集. 因此, 本文选择采用专家互评的形式发挥这一优势. 为了保证专家能够了解彼此以给出准确的评价信息, 在实践中会优先选择在专业领域中存在交集的专家参与决策. 在此基础上, 鼓励已选专家通过学术成果、实践经历以及社交网络等多个渠道搜集相关信息以增强对彼此的认知. 同时, 为了平衡公开透明的互评机制对参与者的监督约束力度, 也推荐尽量选择实力相当且与决策对象无利益牵扯的专家以保证互评结果的可靠性. 根据多个与决策相关的重要准则, 各专家对彼此进行客观且全面的评价, 综合后得到最终权重. 而具体评价准则的制定离不开对实际背景和决策目的的准确把握, 故在常见的衡量指标外, 应将决策属性及其权重结果纳入考虑范围.

设  $E = \{e^1, e^2, \dots, e^n\}$  为专家集,  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_P\}$  为MCMEMs中的评价准则集,  $\varpi = (\varpi_1, \varpi_2, \dots, \varpi_P)^T$  为各准则对应的权重向量且满足  $\varpi \in [0, 1]$  和  $\sum_{\rho=1}^P \varpi_{\rho} = 1$ . 互评准则的选择及其权重设置应对应决策对象的特点和决策目的, 从而形成综合且全面的评价视角以促成合理的专家权重分配. 设  $\Pi^a = (\pi_{b\rho}^a)_{n \times P}$  为专家  $e^a$  提供的MCMEM, 其中  $\pi_{b\rho}^a$  为专家  $e^a$  根据准则  $C_{\rho}$  对参与决策的其他所有专家  $e^b (b=1, 2, \dots, n)$  给出的评估值. 特别地, 若  $b=a$ , 则  $\pi_{b\rho}^a = 0$ ; 若  $b \neq a$ , 则  $\pi_{b\rho}^a \in [0, 100]$ . 因此, 专家集  $E$  的集体MCMEM可表示为  $\Pi = (\pi_{b\rho})_{n \times P}$ , 并通过聚合所有专家的MCMEMs获得, 有

$$\pi_{b\rho} = \sum_{a=1}^n (\pi_{b\rho}^a / (n-1)). \quad (8)$$

然后, 对于所获得的聚合矩阵  $\Pi = (\pi_{b\rho})_{n \times P}$  按照如下

方式进行归一化得到  $\Pi^N = (\pi_{b\rho}^N)_{n \times P}$ .

1) 收益指标  $C_\rho$  为

$$\pi_{b\rho}^N = \pi_{b\rho} / \sum_{b=1}^n \pi_{b\rho}, \rho = 1, 2, \dots, P; \quad (9)$$

2) 成本指标  $C_\rho$  为

$$\pi_{b\rho}^N = (1/\pi_{b\rho}) / \sum_{b=1}^n (1/\pi_{b\rho}), \rho = 1, 2, \dots, P. \quad (10)$$

设  $\partial = (\partial^1, \partial^2, \dots, \partial^n)^T$  为专家集  $E = \{e^1, e^2, \dots, e^n\}$  中各专家的对应权重向量, 且  $\partial^b \in [0, 1] (b = 1, 2, \dots, n)$  以及  $\sum_{b=1}^n \partial^b = 1$ , 则每位专家的权重可由

$\partial_b^* = \sum_{\rho=1}^P \varpi_\rho \pi_{b\rho}^N$  得到. 显然,  $\partial^b$  的值越大, 该专家的意见越重要. 因此, 可建立如下模型:

$$\begin{aligned} & \min \sum_{b=1}^n (\partial_b^* - \partial^b)^2; \\ & \text{s.t.} \begin{cases} l \sum_{b=1}^n \partial^b = 1; \\ \partial^b \in [0, 1], b = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

通过求解以上模型, 得到如下最佳权重方案:

$$\partial_b^* = \sum_{\rho=1}^P \varpi_\rho \pi_{b\rho}^N. \quad (12)$$

### 2.3 三阶段多属性群决策方法

基于 Fan 等<sup>[25]</sup> 提出的多属性群决策方法的整体框架, 本文构建了三阶段决策模型. 下面依序对其进行详细介绍.

#### 2.3.1 专家决策信息表征

对于多专家共同参与的多属性决策问题, 选择一个恰当的决策方式至关重要. 在实际生活中, 人们习惯于使用自然语言表达自己的意见和偏好. 本文拟运用 Gou 等<sup>[24]</sup> 提出的 LPO 依次表达多位专家在每一决策属性下对各备选方案的评价, 并根据相应的流程和算法整合全部评估结果以得到各方案的综合值和最终排序.

经数据挖掘和处理, 决策过程中需要考虑的多个属性得以确定. 各专家依次在每个决策属性下以 LPO 的形式对所有备选方案进行评价, 并以  $LPO_q^a$  表示专家  $e^a$  在属性  $H_q$  下的偏好信息. 但是, 无论专家是以连续形式还是离散形式给出偏好序, 备选项之间的关系并不完全能被直接显现出来<sup>[24]</sup>, 所以仍然需要经下式中的转换模型将原始 LPO 转化为具有加法一致性的完整 DHLPR 矩阵  $R_q^a$ , 即专家  $e^a$  在属性  $H_q$  下的完整偏好信息矩阵:

$$\begin{cases} r_{\partial(1)\partial(3)} = \frac{1}{m-2} \left( \bigoplus_{\rho=1, \rho \neq \partial(1), \rho \neq \partial(3)}^m (r_{\partial(1)\rho} + r_{\rho\partial(3)}) \right), \dots, \\ r_{\partial(1)\partial(m)} = \frac{1}{m-2} \left( \bigoplus_{\rho=1, \rho \neq \partial(1), \rho \neq \partial(m)}^m (r_{\partial(1)\rho} + r_{\rho\partial(m)}) \right); \\ r_{\partial(2)\partial(4)} = \frac{1}{m-2} \left( \bigoplus_{\rho=1, \rho \neq \partial(2), \rho \neq \partial(4)}^m (r_{\partial(2)\rho} + r_{\rho\partial(4)}) \right), \dots, \\ r_{\partial(2)\partial(m)} = \frac{1}{m-2} \left( \bigoplus_{\rho=1, \rho \neq \partial(2), \rho \neq \partial(m)}^m (r_{\partial(2)\rho} + r_{\rho\partial(m)}) \right); \\ \vdots \\ r_{\partial(m-2)\partial(m)} = \frac{1}{m-2} \left( \bigoplus_{\rho=1, \rho \neq \partial(m-2), \rho \neq \partial(m)}^m (r_{\partial(m-2)\rho} + r_{\rho\partial(m)}) \right). \end{cases} \quad (13)$$

专家在每一决策属性下对各备选方案所作评价的综合值可按照下式计算得到:

$$SV_{H_q}^a(A_i) = \sum_{j=1}^m f(r_{ij}^a), \quad (14)$$

其中  $SV_{H_q}^a(A_i)$  为备选方案  $A_i$  在属性  $H_q$  下由专家  $e^a$  给出的综合值.

整理所得结果, 形成各专家的决策矩阵  $\Psi^a = (\psi_{ij}^a)_{m \times \theta} (a = 1, 2, \dots, n)$ , 其中  $\psi_{ij}^a$  为  $i^{\text{th}}$  备选方案在  $j^{\text{th}}$  属性下由专家  $e^a$  提供的偏好信息计算所得的综合值.

#### 2.3.2 单个专家备选方案排序

此阶段是基于经典的 TOPSIS 思想<sup>[34]</sup> 对在上一阶段中获得的各专家决策矩阵进行处理并分别获得单个专家对备选方案的排序结果. 具体步骤将在 Chen<sup>[35]</sup> 总结的运算流程上做出适当调整, 描述如下.

step 1: 归一化各专家的决策矩阵以得到归一化决策矩阵, 有

$$\tilde{\psi}^a = \psi_{ij}^a / \sum_{i=1}^m \psi_{ij}^a. \quad (15)$$

step 2: 分别确定正理想方案 (ideal solution)  $A^{a+}$  和负理想方案 (negative ideal solution)  $A^{a-}$ , 即

$$A^{a+} = \{(\max_i \tilde{\psi}_{ij} | j \in J), (\min_i \tilde{\psi}_{ij} | j \in J')\} = \{\psi_1^{a+}, \psi_2^{a+}, \dots, \psi_\theta^{a+}\}, \quad (16)$$

$$A^{a-} = \{(\min_i \tilde{\psi}_{ij} | j \in J), (\max_i \tilde{\psi}_{ij} | j \in J')\} = \{\psi_1^{a-}, \psi_2^{a-}, \dots, \psi_\theta^{a-}\}. \quad (17)$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, m; J = \{j = 1, 2, \dots, \theta | j \text{ 表示值越}$

大越好的正向指标};  $J' = \{j = 1, 2, \dots, \theta | j \text{ 表示值越来越小的负向指标}\}$ .

step 3: 考虑决策属性的重要程度不同, 备选方案的各项得分与正理想/负理想方案间的距离所反映的该方案的优劣程度也有所不同; 此外, 需注意避免放大或削弱属性权重对实际距离的影响. 因此, 分别计算各备选方案与正理想/负理想方案间的加权距离  $D_a^+(A_i)$  和  $D_a^-(A_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, m; a = 1, 2, \dots, n$ ), 如下式所示:

$$D_a^+(A_i) = \sum_{j=1}^q \omega_{H_j} |\widetilde{\psi}_{ij} - \psi_j^{a+}|, \quad (18)$$

$$D_a^-(A_i) = \sum_{j=1}^q \omega_{H_j} |\widetilde{\psi}_{ij} - \psi_j^{a-}|. \quad (19)$$

step 4: 为了更好地同时突出正负距离对备选方案水平的体现, 基于各专家提供的决策信息, 采用如下方式分别计算每一备选方案的相对接近系数水平  $CL_a(A_i)$ <sup>[36]</sup>:

$$CL_a(A_i) = \frac{D_a^-(A_i)}{\max_{1 \leq i \leq m} D_a^-(A_i)} - \frac{D_a^+(A_i)}{\min_{1 \leq i \leq m} D_a^+(A_i)}. \quad (20)$$

$CL_a(A_i)$  的值越大, 表示专家  $e^a$  对备选方案  $A_i$  的评价越高. 基于此, 可得到单个专家备选方案排序  $V^a = (v_1^a, v_2^a, \dots, v_m^a)^T$  ( $a = 1, 2, \dots, n$ ), 其中  $v_i^a$  表示专家  $e^a$  对备选方案  $A_i$  的排名且  $v_i^a \neq v_j^a$ .

获得所有专家的单人备选方案排序结果后, 各专家可及时判断个人的偏好信息转化和处理是否失真. 若该结果符合心理预期, 则表明至此的决策结果可靠; 若该结果不符合心理预期, 则有必要检查决策过程以确定具体原因并判断其是否可接受, 从而采取相应的措施, 如修正计算错误, 重新提供偏好信息进行 2 次演算等, 以保证最终的方案排序无误.

### 2.3.3 集体排序

对于已获得的各专家无异议的单个专家排序信息, 应充分考虑各排序结果的异同. 因此, 在各专家已了解彼此就备选方案排序意见的前提下, 采用 Fan 等<sup>[25]</sup> 提出的最小-最大优化模型能够有效地综合各专家意见, 并得到具有说服力的备选方案集体排序. 求解该模型所得的结果等价于从最大限度上选择符合大多数专家意见或权重较高专家意见的最优方案排序, 这有助于增强专家对于决策过程的理解, 同时提高专家对最终决策结果的信服度. 具体而言, 基于最小-最大优化模型获得集体排序的方法如下.

令  $V^c = (v_1, v_2, \dots, v_n)^T$  为最终的集体排序,  $d(V^a, V^c)$  为单个专家  $e^a$  的备选方案排序与集体排序间的偏差, 计算公式如下式所示:

$$d(V^a, V^c) = \sum_{i=1}^n |v_i^a - v_i|. \quad (21)$$

集体排序与所有个体排序间的距离可表示为

$$\widehat{d} = \sum_{a=1}^n \partial_a d(V^a, V^c) = \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^m \partial_a |v_i - v_i^a|. \quad (22)$$

同时, 集体排序应满足如下条件:

$$|v_i - v_j| > 0 (i \neq j), v_i, v_j \in \{1, 2, \dots, m\}. \quad (23)$$

因此, 备选方案的集体排序可通过求解下列模型获得:

$$\begin{aligned} & \min \chi. \\ & \text{s.t} \begin{cases} \sum_{a=1}^n \sum_{i=1}^m \partial_a |v_i - v_i^a| \leq \chi; \\ |v_i - v_j| > 0, i \neq j; \\ 1 \leq v_i, v_j \leq m. \end{cases} \end{aligned} \quad (24)$$

### 2.4 决策模型步骤总结

综上, 本文基于 LPO 和 TOPSIS 建立的多属性群决策模型的具体实现步骤如下.

step 1: 确定决策属性及其权重. 通过数据挖掘技术从具有权威性的新闻网站上获取与废旧物资循环利用体系建设主题相关的公共数据, 并利用以 TextRank 算法为主的自然语言处理技术对原始数据进行处理和分析以提取具有参考价值的若干重要关键词和文本标签, 以及它们对应的 TextRank 得分. 根据对筛选所得到的有限标签进行聚类分析, 决策属性得以确定. 同时, 属性权重  $\omega = (\omega_{H_1}, \omega_{H_2}, \dots, \omega_{H_\theta})^T$  也可由 TextRank 模型的运行结果和式(7)计算得到.

step 2: 确定决策过程中的专家权重. 结合 step 1 得到的决策属性及其权重, 构建一组客观且综合的相互评价准则  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_P\}$ . 基于这些准则, 采用专家互评的方式, 对参与决策的专家在具体实践下的各项实力展开细致评估并形成多个多准则相互评价矩阵  $\Pi^a = (\pi_{b\rho}^a)_{n \times P}$ . 然后, 聚合所有专家的意见, 并做归一化处理, 再由模型(11)和式(12)得到专家权重  $\partial = (\partial^{1*}, \partial^{2*}, \dots, \partial^{n*})^T$ .

step 3: 收集各属性下专家们对所有备选方案的评价, 并利用 LPO<sub>q</sub><sup>a</sup> 对评价信息进行表征, 并根据模型(13)将其转换为具有完全一致性的完整 DHLPR; 然后, 通过等价转换函数(3)得到由每位专家在各决策属性下对所有备选方案的评价综合值  $SV_{H_q}^a(A_i)$ , 并由此构成各专家的决策矩阵  $\Psi^a = (\psi_{ij}^a)_{m \times \theta}$ .

step 4: 根据 TOPSIS 方法的基本思路得到所有专家对备选方案的个体排序. 首先, 对各专家决策矩阵归一化来消除不同属性在维度和数量级上的差

异<sup>[35]</sup>;然后,通过式(16)和(17)确定正理想方案 $A^+ = \{r_1^+, r_2^+, \dots, r_\theta^+\}$ 和负理想方案 $A^- = \{r_1^-, r_2^-, \dots, r_\theta^-\}$ ,并由式(18)和(19)计算各备选方案与它们之间的加权距离值 $D_a^+(A_i)/D_a^-(A_i)$ .基于所得到的距离值,通过式(20)计算各方案的相对接近系数水平 $CL_a(A_i)$ 来获得所有专家对全部备选方案的个体排序 $V^a = (v_1^a, v_2^a, \dots, v_m^a)^T$ .

step 5: 利用最小-最大优化模型确定集体排序和最优方案.建立模型(24)以综合所有专家的个体排序,并借助Matlab求解以得到最终的备选方案集体排序 $V^c = (v_1, v_2, \dots, v_n)^T$ 以及作为决策结果的最优方案.

### 3 循环经济示例和对比分析

本节对废旧物资回收站点设置方案选择的案例进行决策分析,以此来表明所提出决策模型在类似问题中的可操作性和适用性.

#### 3.1 案例背景和内容描述

在全球各国共同谋求低碳转型之际,循环经济作为关键的发展和推广对象之一受到了广泛关注.为了有效实现资源的循环和高效利用,国家发展和改革委员会对循环经济的推动进程做出整体部署,并出台多项政策以完善保障体系.在此框架下,废旧物资循环利用体系建设可谓是不可忽视的重要一环.生产生活中产生的大量废钢铁、废有色金属、废塑料、废纸、废旧轮胎、废旧纺织品、废旧手机、废旧动力电池等废旧物资,若能够得到妥善地处置和充分地回收利用,则无疑将造福广大居民和各行各业——不仅可以带来额外的经济收益或避免不必要的经济支出,还有助于实现资源节约、污染防治的可持续发展目标.

在响应号召展开的具体实践中,需要“充分考虑不同地区的工作基础和城乡资源禀赋、产业结构差异”,进而制定具有针对性措施的适宜策略以指导当地的废旧物资循环利用体系建设.假设某市现需对废旧物资回收站点进行布局和配置,且已完成前期调研和可行性分析,并确定了如下3种备选方案.

$A_1$ : 回收企业1采用自建的方式在地点I运营废旧物资回收站点;

$A_2$ : 回收企业2采用承租的方式在地点II运营废旧物资回收站点;

$A_3$ : 回收企业3采用承包的方式在地点III运营废旧物资回收站点.

为了深入地评估各备选方案 $A = \{A_1, A_2, A_3\}$ 并从中选出最合适的实施方案,共邀请了5位来自相关领域的专家 $E = \{e^1, e^2, e^3, e^4, e^5\}$ 参与此次决策.

各专家均为废旧物资循环利用方面的权威人物,同时,由于不同的学术和(或)实践背景而拥有多样化视野,基于双层语言术语集 $S_O$ ,5位专家均使用连续型LPO表示自己对于3个备选方案的偏好信息.

#### 3.2 计算过程

以所提出的多属性群决策模型为基础,上述问题可按照以下步骤进行解答.

step 1: 废旧物资回收站点的设置既需要政府与企业的相互配合,也需要以民众的实际需求为导向,因此,选择将人民日报图文数据库作为数据来源以兼顾这两方面的信息.为了把握最新的政策和舆论风向,本文利用Python爬取了最近1年内(2021年7月1日~2022年7月1日)的全部新闻数据,然后以“废旧物资循环利用体系”“废旧物资”“废旧”“循环利用”“回收”“再生资源”“二手”“再制造”为关键词从中筛选出509篇相关文章并做预处理,再利用jieba工具包对预处理后的文本数据进行了包括去除停用词、分词等程序在内的中文自然语言处理.

本文在Python中围绕TextRank算法构建运算模型,并通过该模型提取出名词中权重排名最高的前1000个关键词和权重排名最高的前50个文本标签,以及它们对应的TextRank得分.经过对所得到的标签进行聚类,此次决策所需均衡考虑的5个属性——“节能环保”“生态效益”“城市绿色规划”“技术水平”以及“利益主体参与度”得以确定.由式(7)进行归一化,决策属性“节能环保”“生态效益”“城市绿色规划”“技术水平”和“利益主体参与度”依次对应的权重值可表示为如下向量:

$$\omega = (0.2655, 0.1572, 0.1108, 0.2495, 0.2170)^T.$$

step 2: 为了运用多准则相互评估矩阵确定专家权重,首先,选择5个准则作为专家互评的依据,具体包括专业水平、合作沟通能力以及客观公正性,其中专业水平一项又被拆分为环境、经济和社会3个方面的理论以及实践能力.另外,结合在step 1中得到的决策属性及其权重,设环境领域专业水平、经济领域专业水平、社会领域专业水平、合作沟通能力和客观公正性这5个评价准则对应的权重向量为 $\varpi = (0.25, 0.15, 0.20, 0.25, 0.15)^T$ .然后,5位专家分别给出各自的相互评估矩阵 $\Pi^a = (\pi_{b\rho}^a)_{5 \times 5} (a = 1, 2, \dots, 5)$ .由式(8)聚合所有专家的评价矩阵获得集体MCMEM后,再经式(9)进行归一化,得到众专家的得分矩阵.

基于模型(11)和式(12),得到5位专家的权重向量如下式所示:

$$\partial = (0.2036, 0.1964, 0.1967, 0.2003, 0.2030)^T.$$

step 3: 根据给定的双层语言术语集  $\{s_{t(o_k)} | t = -4, \dots, -1, 0, 1, \dots, 4; k = -4, \dots, -1, 0, 1, \dots, 4\}$ . 其中:  $S = \{s_{-4} = \text{“极差”}, s_{-3} = \text{“非常差”}, s_{-2} = \text{“很差”}, s_{-1} = \text{“差”}, s_0 = \text{“中等”}, s_1 = \text{“好”}, s_2 = \text{“很好”}, s_3 = \text{“非常好”}, s_4 = \text{“极好”}\}$ ,  $O = \{o_{-4} = \text{“远非”}, o_{-3} = \text{“几乎不”}, o_{-2} = \text{“仅仅有点”}, o_{-1} = \text{“有点”}, o_0 = \text{“正好”}, o_1 = \text{“优于”}, o_2 = \text{“非常”}, o_3 = \text{“极其”}, o_4 = \text{“完全”}\}$ . 各位专家分别在每一属性下以  $LPO_q^a$  ( $a = 1, 2, \dots, 5; q = 1, 2, \dots, 5$ ) 的形式对所有备选方案进行排序, 并根据模型(13)将原始 LPO 转化为完整的 DHLPR $_q^a$ . 然后, 由式(14)进行计算, 得到各方案在不同决策属性下的综合值. 再通过整合各专家在所有属性下对备选方案的评价综合值, 5个专家决策矩阵由此形成. 为了便于进一步进行备选方案评比, 需要根据式(15)将原始决策矩阵转化为归一化决策矩阵. 由式(16)和(17), 获得现

有条件以及评价信息下的正理想方案和负理想方案. 各备选方案与它们之间的加权距离可由式(18)和(19)计算得到. 基于式(20), 得到各方案的相对接近系数水平. 由此, 单个专家对于不同备选方案的个体排序已经获得. 最后, 通过求解模型(24), 得到集体排序  $V^c = (1, 2, 3)^T$ . 即  $A_1 > A_2 > A_3$ , 故在进行决策时应优先选择方案  $A_1$ .

### 3.3 比较分析

为了进一步表明所提出多属性群决策方法的特点和优势, 在此算例的基础上, 本节对所提出决策方法与现有相关决策方法进行对比分析. 比较对象主要包括: 基于 LPO 和 DHLPR 的多专家决策方法<sup>[24]</sup>、不确定信息下的拓展 TOPSIS 多属性群决策方法<sup>[37]</sup>、中性环境下的拓展多属性群决策方法<sup>[38]</sup>以及传统的 TOPSIS 综合评价方法<sup>[34]</sup>. 各方法在不同决策步骤中采用的方法以及基于此案例的最终方案排序结果如表1所示.

表1 现有多属性群决策方法比较分析结果

文献	决策方法	信息表征方式	距离计算方式	相对接近系数计算方式	集体决策信息聚合方式	备选方案排序结果
本文	拓展的 TOPSIS	双层语言术语	加权 Manhattan 距离	$CL_a(A_i) = \frac{D_a^-(A_i)}{\max_{1 \leq i \leq m} D_a^-(A_i)} - \frac{D_a^+(A_i)}{\min_{1 \leq i \leq m} D_a^+(A_i)}$	最小-最大优化模型	$A_1 > A_2 > A_3$
[24]	拓展的偏好序	双层语言术语	—	—	集体双层语言偏好关系矩阵	$A_1 > A_2 > A_3$
[37]	拓展的 TOPSIS	区间灰色数	加权 Minkowski 距离	$CL(A_i) = \frac{D^-(A_i)}{D^+(A_i) + D^-(A_i)}$	几何平均法	$A_2 > A_1 > A_3$
[38]	拓展的 TOPSIS	单值中性数	拓展的 Hamming 距离	$CL(A_i) = \frac{D^-(A_i)}{D^+(A_i) + D^-(A_i)}$	加权群决策矩阵	$A_1 > A_2 > A_3$
[34]	TOPSIS 方法	—	Euclidean 距离	$CL_a(A_i) = \frac{D_a^-(A_i)}{D_a^+(A_i) + D_a^-(A_i)}$	—	$A_1 > A_2 > A_3$

如表1所示, 当使用不同的相关多属性群决策方法对本案例进行分析时, 最终的备选方案排序结果较为稳定, 这表明了所提出方法的有效性. 下面基于与4种决策方法比较的结果对其中的重要方面进行具体阐述.

1) 本文和文献[24]均利用基于 DHLTS 的 LPO 和 DHLPR 对各专家的决策信息进行表征. 相比于文献[37]与文献[38]以区间灰色数和单值中性数的形式分别表达专家的评估意见, 这种方式在收集完成决策所需的专家决策信息时, 不仅使用更贴合日常表达的自然语言, 且仅需更简洁的初始信息, 这有助于各专家对决策方式的快速适应和接受. 同时, 对多个备选方案进行选择时, 给出方案间的相对优劣排序结果以确定最优方案才是决策目的. 相比于直接对备选方

案进行评价, 所提出方法采用偏好序的形式进行信息表征更契合这一目的, 并能够有效降低各专家提供决策信息的难度. 相对地, 文献[37]使用的区间灰色数虽然能够更好地应对评估不确定性, 在专家难以提供精确的数值评价时, 只需提供一个近似范围即可, 但是, 相比于仅要求对备选方案进行偏好排序的 LPO, 该方法在降低专家评价难度方面仍然不如 LPO. 类似地, 文献[38]使用的单值中性数也是处理不确定性的重要工具, 但是, 其表达形式和求解过程较 LPO 更为复杂. 在实践中, LPO 和 DHLPR 则较好地兼顾了决策信息的精确度和决策过程的复杂性.

2) 确定备选方案与正理想/负理想方案间的距离是得到有效决策结果的关键步骤之一. 根据决策信息的类型, 往往需要选择恰当的距离计算方式, 文献

[37]、文献[38]以及本文均根据决策背景和条件分别采用了相对更适合的拓展距离计算方法. 为了避免放大或削弱属性权重对于决策结果的控制效果<sup>[37]</sup>, 本文选用加权Manhattan距离公式进行运算. 一方面, 相比于传统的TOPSIS方法, 所提出方法强调了备选方案与正理想/负理想方案间的距离应随属性权重的不同对最终决策结果产生不同程度的合理影响, 而不是基于属性权重直接对决策信息加权; 另一方面, 所提出方法足以反映不同备选方案的相对优劣情况, 避免了如文献[37]方法需主观确定未知参数 $p$ 值而可能对决策结果带来的不确定性影响.

3) 本文采用改良后的相对接近系数计算方法以同时考虑备选方案与正理想/负理想方案间的距离远近, 相比于文献[37]与文献[38]使用文献[34]提出的传统相对接近系数计算方式, 所提出方法能够改善仅以“离负理想方案更远”为依据对备选方案进行排序可能产生的偏差. 显然, 所提出方法能够结合两个方向的距离以更好地体现出备选方案的优劣程度. 另外, Dwivedi等<sup>[39]</sup>开发了一种考虑距离权重的相对接近系数计算方法. 当距离权重能被有效确定时, 该方法更具优势; 但是若距离权重的分配出现偏差, 则将对决策结果造成较大的不良影响.

4) 本文强调专家权重的重要性, 也重视个体决策意见聚合为集体决策意见这一过程的妥善处理. 文献[37]通过几何平均聚合根据各专家评价信息得到备选方案与正理想/负理想方案间的距离值, 并在集体距离值的基础上完成剩余决策步骤. 值得注意的是, 该方法忽略了专家权重的确定和运用, 这可能造成获得的集体距离从一定程度上扭曲了原始决策信息并弱化了群决策的优势. 从方案排序结果来看, 也仅有该方法与其他方法的决策结果有所出入. 而在文献[38]中, 虽然是在考虑了专家权重的基础上聚合个体决策矩阵以获得集体决策矩阵, 但是, 专家权重仅根据专家人数算术平均而来, 与现实情况的适配性不高. 一般情况下, 参与决策的各专家往往具有不同的知识背景和实践经验. 因此, 针对决策对象的特点, 应合理地处理各专家给出的不同决策意见. 本文基于这一原则, 采用多准则相互评估矩阵的专家互评方法以确定专家权重. 同时, 将其应用于最小-最大优化模型中以综合各专家的排序结果, 凸显了群决策中众多专家决策意见进行妥善考虑的重要性.

## 4 结论

本文以废旧物资循环利用体系建设为应用场景, 提出了一个基于LPO和拓展TOPSIS的多属性群决

策模型. 按照所提出决策模型的具体步骤, 总结该模型的特点和优势, 具体如下.

1) 本文利用数据挖掘和自然语言处理技术对新闻网站上的相关数据进行收集、关键词提取和赋权, 由此获得的决策属性及其权重具有客观性、现实性和及时性等特点. 主流新闻网站作为权威的信息来源, 既包含最新政策和法律法规等动态, 又能反映民众的态度和意见. 废旧物资循环利用这一议题与民生息息相关, 因此, 通过大数据手段确定决策属性, 使得决策过程和结果更具参考价值.

2) 本文采用多准则相互评估矩阵方法进行专家互评以获得有效专家权重. 该方法有利于从多方面综合衡量专家的相对重要性, 且评价准则的确定可与决策属性灵活结合以体现决策目的. 另外, 互评的方式令所有专家深度参与赋权过程, 使得最终的权重分配结果更易被理解和接受.

3) 本文采用拓展的TOPSIS三阶段综合评价方法进行决策. 各阶段分析的亮点包括: 利用双层次的自然语言结构精确地表达专家对备选方案的评价; 依托传统TOPSIS法, 选用加权Manhattan距离和改良的相对接近系数计算方法对单个专家备选方案排序进行了细致呈现; 基于优化模型和专家权重聚合个体排序为集体排序, 充分体现了群决策的客观性和有效性. 另外, 本文还以废旧物资回收站点设置方案选择为例, 验证了所提出方法的可行性和实用性. 同时, 经进一步与现有的相关决策模型进行比较分析, 所提出方法在专家权重确定、决策信息表征、个体决策意见的处理以及聚合等方面在此类问题的处理中得以显示出优势. 所提出模型具有良好的适用性和对信息覆盖的全面性, 较易应用于具有相似决策条件和限制因素的具体实践中.

## 参考文献(References)

- [1] 崔莺莺, 蒙西, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程风量智能优化设定方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 318-326. (Cui Y Y, Meng X, Qiao J F. The intelligent optimization setting method of air flow for municipal solid wastes incineration process[J]. Control and Decision, 2023, 38(2): 318-326.)
- [2] 罗喜英, 高瑜琴. 资源价值流分析在循环经济“3R”原则中的运用[J]. 生态经济, 2015(9): 43-47. (Luo X Y, Gao Y Q. The application of resource value flow analysis to “3R” principles of circular economy[J]. Ecological Economy, 2015(9): 43-47.)
- [3] 邱金红, 孙靖, 仲兆满. 基于配送收益均衡的多目标绿色车辆路径优化算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(2):

- 365-371.  
(Qiu J H, Sun J, Zhong Z M. A multi-objective green vehicle routing optimization algorithm based on delivery benefit balance[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(2): 365-371.)
- [4] 陈远东, 丁进良. 炼油生产调度研究现状与挑战[J]. *控制与决策*, 2022, 37(9): 2177-2188.  
(Chen Y D, Ding J L. State-of-arts and challenges on production scheduling of refinery[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(9): 2177-2188.)
- [5] Cesur E, Cesur M R, Kayikci Y, et al. Optimal number of remanufacturing in a circular economy platform[J]. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 2022, 25(4/5): 454-470.
- [6] Shen S W, Tian J, Zhu Y C, et al. Synthesis of industrial solid wastes based geopolymer foams for building energy conservation: Effects of metallic aluminium and reclaimed materials[J]. *Construction and Building Materials*, 2022, 328: 127083.
- [7] Atanasovska I, Choudhary S, Koh L, et al. Research gaps and future directions on social value stemming from circular economy practices in agri-food industrial parks: Insights from a systematic literature review[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 354: 131753.
- [8] Zou F Q, Li T H. The impact of agricultural ecological capital investment on the development of green circular economy[J]. *Agriculture*, 2022, 12(4): 461.
- [9] Wang Z G, Hao H, Gao F, et al. Multi-attribute decision making on reverse logistics based on DEA-TOPSIS: A study of the Shanghai end-of-life vehicles industry[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 214: 730-737.
- [10] Ilgin M A. A DEMATEL-based disassembly line balancing heuristic[J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2019, 141(2): 021002.
- [11] 江志刚, 王涵, 张华, 等. 面向再制造设计方案的去主观混合多属性决策方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2020, 52(1): 73-78.  
(Jiang Z G, Wang H, Zhang H, et al. Hybrid multi-attribute decision making for remanufacturing design based on subjectivity reduction[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2020, 52(1): 73-78.)
- [12] 蔚刚, 张秀芬, 刘行. 再制造设计中的材料多属性决策方法[J]. *机床与液压*, 2018, 46(1): 36-39.  
(Yu G, Zhang X F, Liu X. Multi-attribute decision making method of material for design for remanufacture[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2018, 46(1): 36-39.)
- [13] Gan Q H, Chen S M. Assessing consumers' motivations for purchasing remanufactured products: Using single valued neutrosophic sets and prospect theory[J]. *Kybernetes*, 2019, 49(9): 2221-2240.
- [14] Tang M, Liao H C. Multi-attribute large-scale group decision making with data mining and subgroup leaders: An application to the development of the circular economy[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 167: 120719.
- [15] 周沁悦, 吴志彬. 社交网络下考虑决策者角色差异的舆情演化模型[J]. *控制与决策*, 2023, 38(1): 257-264.  
(Zhou Q Y, Wu Z B. Opinion dynamics model in social networks with heterogeneous nodes[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(1): 257-264.)
- [16] 缙迅杰, 邓富民, 徐泽水. 基于自信双层语言偏好关系的大规模群体共识决策方法及其应用研究[J]. *中国管理科学*, DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2021.0927.  
(Gou X J, Deng F M, Xu Z S. The application of the large-scale group consensus decision-making based on self-confident double hierarchy linguistic preference relations[J]. *Chinese Journal of Management Science*, DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2021.0927.)
- [17] 张文字, 杨风霞, 樊海燕, 等. 基于双层犹豫模糊语言TOPSIS方法的雾霾治理评估[J]. *统计与决策*, 2019, 35(10): 36-41.  
(Zhang W Y, Yang F X, Fan H Y, et al. Evaluation of fog and haze governance based on TOPSIS method of double-layer hesitation fuzzy language[J]. *Statistics & Decision*, 2019, 35(10): 36-41.)
- [18] Song J K, He Z G, Jiang L N, et al. Research on hybrid multi-attribute three-way group decision making based on improved VIKOR model[J]. *Mathematics*, 2022, 10(15): 2783.
- [19] Yang Y D, Ding X F. A q-rung orthopair fuzzy non-cooperative game method for competitive strategy group decision-making problems based on a hybrid dynamic experts' weight determining model[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2021, 7(6): 3077-3092.
- [20] Li Y H, Kou G, Li G X, et al. Multi-attribute group decision making with opinion dynamics based on social trust network[J]. *Information Fusion*, 2021, 75: 102-115.
- [21] Chen Z S, Zhang X, Govindan K, et al. Third-party reverse logistics provider selection: A computational semantic analysis-based multi-perspective multi-attribute decision-making approach[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 166: 114051.
- [22] Dong Y C, Zhao S H, Zhang H J, et al. A self-management mechanism for noncooperative behaviors in large-scale group consensus reaching processes[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, 26(6): 3276-3288.
- [23] Zhang L, Zhan J M, Yao Y Y. Intuitionistic fuzzy TOPSIS

- method based on CVPIFRS models: An application to biomedical problems[J]. *Information Sciences*, 2020, 517: 315-339.
- [24] Gou X J, Xu Z S, Zhou W. Managing consensus by multi-stage optimization models with linguistic preference orderings and double hierarchy linguistic preferences[J]. *Technological and Economic Development of Economy*, 2020, 26(3): 642-674.
- [25] Fan S, Liang H M, Dong Y C, et al. A personalized individual semantics-based multi-attribute group decision making approach with flexible linguistic expression[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 192: 116392.
- [26] Mihalcea R, Tarau P. TextRank: Bringing order into text[C]. *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Barcelona, 2004: 404-411.
- [27] Zhang M X, Li X M, Yue S B, et al. An empirical study of TextRank for keyword extraction[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 178849-178858.
- [28] 庞庆华, 董显蔚, 周斌, 等. 基于情感分析与TextRank的负面在线评论关键词抽取[J]. *情报科学*, 2022, 40(5): 111-117.  
(Pang Q H, Dong X W, Zhou B, et al. Keyword extraction of negative online reviews based on sentiment analysis[J]. *Information Science*, 2022, 40(5): 111-117.)
- [29] Huang Z X, Xie Z P. A patent keywords extraction method using TextRank model with prior public knowledge[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2022, 8(1): 1-12.
- [30] Gou X J, Liao H C, Xu Z S, et al. Double hierarchy hesitant fuzzy linguistic term set and MULTIMOORA method: A case of study to evaluate the implementation status of haze controlling measures[J]. *Information Fusion*, 2017, 38: 22-34.
- [31] He Y, Xu Z S. A consensus framework with different preference ordering structures and its applications in human resource selection[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, 118: 80-88.
- [32] Chiclana F, Herrera F, Herrera-Viedma E. Integrating three representation models in fuzzy multipurpose decision making based on fuzzy preference relations[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1998, 97(1): 33-48.
- [33] Gou X J, Xu Z S, Liao H C, et al. Consensus model handling minority opinions and noncooperative behaviors in large-scale group decision-making under double hierarchy linguistic preference relations[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(1): 283-296.
- [34] Hwang C L, Yoon K. Multiple attribute decision making: Methods and applications: A state-of-the-art survey[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1981: 1-259.
- [35] Chen P Y. Effects of normalization on the entropy-based TOPSIS method[J]. *Expert Systems with Applications*, 2019, 136: 33-41.
- [36] Hadi-Vencheh A, Mirjafari M. Fuzzy inferior ratio method for multiple attribute decision making problems[J]. *Information Sciences*, 2014, 277: 263-272.
- [37] Lin Y H, Lee P C, Chang T P, et al. Multi-attribute group decision making model under the condition of uncertain information[J]. *Automation in Construction*, 2008, 17(6): 792-797.
- [38] Nafei A, Gu Y Y, Yuan W J. An extension of the TOPSIS for multi-attribute group decision making under neutrosophic environment[J]. *Miskolc Mathematical Notes*, 2021, 22(1): 393.
- [39] Dwivedi G, Srivastava R K, Srivastava S K. A generalised fuzzy TOPSIS with improved closeness coefficient[J]. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 2018, 96: 185-195.

### 作者简介

徐泽水(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 从事决策理论与技术、信息集成理论和聚类算法、模糊数学与优化算法等研究, E-mail: xuzeshui@263.net;

钱渝(1996—), 女, 硕士生, 从事多属性决策、文献计量分析、能源正义等研究, E-mail: yuqian\_echo@163.com;

李铭(1998—), 男, 硕士生, 从事不确定决策的研究, E-mail: 15931011636@163.com;

缙迅杰(1989—), 男, 特聘副研究员, 博士, 从事不确定决策、数智融合、智能优化算法、应急医疗等研究, E-mail: gouxunjie@scu.edu.cn.