

基于改进差分进化的智能综合评分法

王荣笙¹, 王晓刚¹, 龙艺璇¹, 吕宜生², 袁志明^{3,4}

(1. 中国铁道科学研究院集团有限公司科学技术信息研究所, 北京 100081;

2. 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190;

3. 中国铁道科学研究院集团有限公司通信信号研究所, 北京 100081;

4. 高速铁路与城轨交通系统技术国家工程研究中心高速铁路行车调度实验室, 北京 100081)

摘要: 针对综合评价问题中的异常评分导致的综合评分结果有失公允问题, 提出基于改进差分进化的智能综合评分法, 通过剔除异常评分提升综合评分结果的公平性。首先, 从异常评分产生的根本原因出发, 定义综合评价问题的公平性指标及目标函数, 分析问题约束条件和异常评分判定条件。其次, 提出基于改进差分进化的智能综合评分法, 即在传统差分进化算法的框架上做出以下3点改进: 提出基于评分值权数的实数编解码方式; 采用比重法将评分值权数等式约束写入目标函数, 将综合评价问题转化为无约束优化问题, 提升算法求解效率; 以公平性指标为基础, 设计评分值权数优化问题知识, 采用启发式种群初始化方法提升算法前期收敛速度和评分值权数结果的求解质量。最后, 算例结果表明, 所提出的智能综合评分法能自动判定权数较小的评分值为异常评分并予以剔除, 最终在13 s内给出公平性更高的综合评分结果, 有效提升了综合评分结果的公平公正性与科学合理性。

关键词: 综合评价; 综合评分法; 差分进化; 进化计算; 专家评审; 异常评分

中图分类号: TP182; N945.16

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202506

An intelligent comprehensive scoring approach based on improved differential evolution algorithm

WANG Rongsheng¹, WANG Xiaogang¹, LONG Yixuan¹, LYU Yisheng², YUAN Zhiming^{3,4}

1. Scientific and Technological Information Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China

2. State Key Laboratory for Management and Control of Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

3. Signal and Communication Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China

4. Traffic Management Laboratory for High-Speed Railway, National Engineering Research Center of System Technology for High-Speed Railway and Urban Rail Transit, Beijing 100081, China

Abstract: In response to the issue of biased comprehensive evaluation results caused by anomalous ratings in comprehensive evaluation problems, an intelligent comprehensive scoring approach based on improved differential evolution algorithm had been proposed, which enhanced the fairness of comprehensive evaluation results by eliminating anomalous ratings. Firstly, considering the causes of abnormal scores, the fairness index and objective function were defined for the comprehensive evaluation problem. The constraint and the criterion of abnormal scores were also analyzed. Secondly, an intelligent comprehensive scoring approach had been proposed based on improved differential evolution algorithm,

收稿日期: 2024-11-11; 修回日期: 2025-01-25

通信作者: 王晓刚, wxg_sun@163.com

基金项目: 中国铁道科学研究院集团有限公司科研开发基金项目 (No.2024YJ030); 北京市自然科学基金项目 (No.4254110); 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划项目 (No.Q2024Z009)

Foundation Items: Foundation of China Academy of Railway Sciences Corporation Limited (No.2024YJ030), Beijing Natural Science Foundation (No.4254110), Foundation of China State Railway Group Company Limited (No.Q2024Z009)

which introduced the following three improvements to the traditional differential evolution algorithm framework: a real encoding and decoding method was developed based on the score weights. The weighting method was used to write the constraints of the score weights into the objective function. As a result, the comprehensive evaluation problem was transformed into an unconstrained optimization problem to improve efficiency. The problem-specific knowledge of score weights was designed based on the fairness index. A heuristic population initialization method was employed to speed up the algorithm convergence in the early stage and the solution quality of the score weights. Finally, the case study results had demonstrated that the proposed intelligent comprehensive scoring approach could automatically identify ratings with smaller weights as anomalous and eliminate them, ultimately providing a more fair comprehensive evaluation result within 13 seconds, effectively improving the fairness, impartiality, and scientific rationality of the comprehensive evaluation results.

Key words: comprehensive evaluation, comprehensive scoring approach, differential evolution, evolutionary algorithm, expert review, abnormal score

0 引言

综合评价问题是指多个评审专家全面考察评价对象的各个方面,根据评价内容及评价标准,客观公正地给出评分值^[1-2]。综合评分法是综合评价问题的重要方法之一,通过对不同专家评分值进行加权平均处理,得到评价对象最终的综合评分结果^[3]。然而,在实际综合评价过程中,评审专家与被评价对象相关人员之间可能存在利益或者冲突关系,导致专家给出带有偏见的评分,甚至出现恶意评分^[4-5];不同评审专家的评议习惯、评价态度或评分尺度可能存在较大差异,导致评分值波动较大,进而影响综合评分结果的准确性和公允性。

针对上述综合评价问题的不足,国内外学者主要通过调整评价指标权数或者评分值权数,保证综合评价过程的公平公正性。例如,倪苏云等^[6]根据我国基金市场特点,客观全面地构建基金评价指标体系,基于遗传算法求解评价指标的最优权数和综合评分结果。遗传算法是一种进化算法,利用种群基因的选择、交叉和变异特性^[7-8],能快速得到综合评分结果。但仅使用遗传算法,而不根据问题特点对其进行改进,求解实时性难以得到保障^[9],也不能有效筛选出异常评分。Li等^[10]针对水资源承载能力评价问题,采用分段线性关联函数量化方法计算水资源承载能力的综合评分结果。Xu等^[11]构建了一种公共建筑能源和资源消耗的综合评估框架,采用综合评分法计算城市资源消耗指数,为提升能源效率的政策制定提供重要依据。Zeng等^[12]提出了一种基于 Fermatean 模糊混合距离度量和 TOPSIS 的新型综合评价方法,用于评估城市的低

碳发展质量。Qi等^[13]应用极限跨度法、自稳定时间判断法、采场宽度经验公式等,对采场稳定性进行综合评价。Zhou等^[14]针对煤矿井下冲击危险性评价问题,采用信息熵法、层次分析法和综合权重法确定评价指标权重。

然而,以上以算术平均、加权平均等统计学方法为基础的传统综合评分法通常采用相同的评分值权数,而信息熵法、层次分析法等主客观方法同样无法对异常评分进行有效的筛选和剔除,导致异常评分与其他相对公平的正常评分被“同等对待”,无法消除异常评分对综合评分结果公平性的影响,降低了被评价者对综合评价过程与评审专家的可信度与认可度,影响了综合评价过程的有效性与可行性。由此可见,传统综合评分法难以有效处理所有的异常评分,无法完全消除评审专家的主观偏好,严重影响了综合评分结果的公平公正性,因此,亟待研究客观公正、自动决策的智能综合评分法。

本文以传统综合评分法为基础,紧密结合综合评价问题特征与差分进化(differential evolution, DE)算法运行机制,提出改进DE的智能综合评分法,自动判断异常评分并予以剔除,从根本上保证综合评价过程的客观公正性,为建立科学公平的综合评价方法提供重要支撑。本文主要创新点总结如下。

(1) 针对异常评分影响综合评分结果公平性的问题,构建综合评价最优化模型,以异常评分产生的根本原因为出发点,设计公平性指标和目标函数,提出基于改进DE的智能综合评分法。该方法根据其求解的评分值权数大小,辅以异常评分的判定条件,自动判定异常评分并予以剔除,提升最终

综合评分结果的公平性。

(2) 针对综合评价问题中的评分值权数等式约束, 采用比重法 (ratio method, RA) 将该约束写入目标函数, 由此将综合评价问题转化为最优化问题, 提升智能综合评分法的求解效率。

(3) 以综合评价问题的公平性指标为基础, 设计评分值权数优化问题知识, 并在此基础上提出启发式种群初始化 (heuristic population initialization, HPI) 方法, 加快智能综合评分法的前期收敛速度和求解质量。

1 问题描述与模型构建

本文研究的综合评价问题是在遵循评价标准、评价内容、评价目的等规定的基础上, 自动判定异常评分并予以剔除, 最终得到客观公正的综合评分结果。考虑评价对象和评审专家的数量分别为 I 和 J , 则二者的集合可分别表示为 $I=\{1, 2, \dots, I\}$, $J=\{1, 2, \dots, J\}$ 。综合评价问题示意图如图1所示。

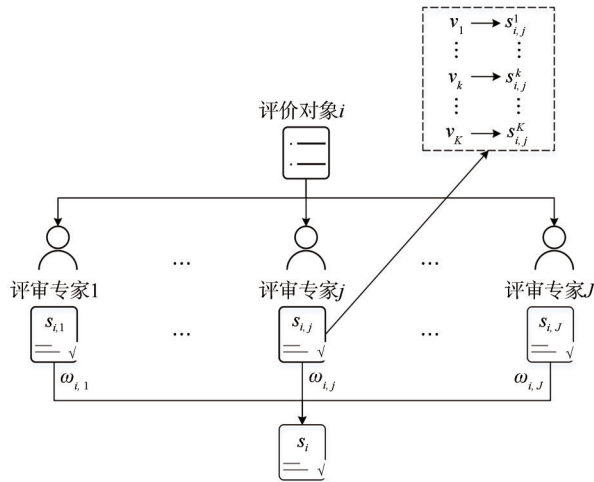


图1 综合评价问题示意图

综合评价问题的具体过程阐述如下：

(1) 令评审专家 j 对评价对象 i 的评分值为 $s_{i,j}$, 对评价对象 i 的每个评价指标 $v_1, \dots, v_k, \dots, v_K$ 的评分值分别为 $s_{i,j}^1, \dots, s_{i,j}^k, \dots, s_{i,j}^K$, 则 $s_{i,j}$ 等于该评审专家对一个评价对象多个评价指标的评分相加求和, 即:

$$s_{i,j} = \sum_{k=1}^K s_{i,j}^k, i \in I, j \in J \quad (1)$$

(2) 所有评审专家 $(1, 2, \dots, J)$ 依次对评价对象给出的评分值分别为 $s_{i,1}, \dots, s_{i,j}, \dots, s_{i,J}$, 上

述评分值对应的权数分别为 $\omega_{i,1}, \dots, \omega_{i,j}, \dots, \omega_{i,J}$, 加权处理之后, 评价对象 i 的综合评分结果为 s_i , 则 s_i 等于所有评分值与其对应权数乘积之和, 即:

$$s_i = \sum_{j=1}^J \omega_{i,j} \cdot s_{i,j}, i \in I, j \in J \quad (2)$$

图1中, 在所有评审专家 $(1, 2, \dots, J)$ 对评价对象 i 的评分值 $s_{i,1}, \dots, s_{i,j}, \dots, s_{i,J}$ 中, 由于不同专家的评价习惯有所不同, 容易产生部分“极端化”的异常评分 (即与其他评分值有明显差别)。本文提出智能综合评分法的目的是自动判定并剔除其中的异常评分, 具体做法是通过实时求解评分值权数结果, 根据该结果判定其中的异常评分值并予以剔除, 保证评价对象综合评分结果的科学合理性与客观公正性。

本文做出以下假设: (1) 评审专家在相关领域具备较强的专业知识和敏锐的洞察力, 可保证综合评分结果的专业性; (2) 评审专家在学科领域、专业方向、学术观点、地区及单位等方面应具备差异性, 保证不同观点都能有所体现; (3) 所有评审专家对评价对象的评分值一旦确定, 不再发生改变。

1.1 目标函数

实际综合评价过程中, 个别评审专家与评价对象相关人员之间可能存在利益关系或者冲突, 或者由于部分评审专家的评分习惯、主观倾向的不同, 会出现异常评分, 进而影响综合评分结果的客观公正性^[15-16]。通过依次比较各评分值与其他所有评分值之间的差异性, 本文提出目标函数的设计思路: (1) 根据各评分值与整体均值之间的差值, 确定各评分值是否异常以及异常程度, 若某评分值与整体均值之间的差值越大, 则表明该评分值越偏离整体均值, 也越可能是异常评分; (2) 对偏好或者恶意的异常评分予以剔除, 而不是简单粗暴地采用去除最大值和最小值的算术平均法来对所有异常评分进行筛选, 由此提升综合评分结果的公平性。

1.1.1 公平性指标

根据上述思路, 以评价对象 i 为例, 定义综合评价问题的公平性指标 $y(\omega_{i,j})$, 即:

$$y(\omega_{i,j}) = \omega_{i,j} \cdot \left| s_{i,j} - \sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J} \right|, i \in I, j \in J \quad (3)$$

其中, $s_{i,j}$ 、 $\omega_{i,j}$ 分别表示评审专家 j 对评价对象 i 的评分值及其对应的权数, $\omega_{i,j}$ 也是综合评价最优化模型的决策变量。

由式(3)可知,某评审专家 j 对当前评价对象 i 的评分值 $s_{i,j}$ 与整体评分值均值 $\sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J}$ 之间的差值绝对值 $\left|s_{i,j} - \sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J}\right|$ 越大,表明评分值 $s_{i,j}$ 越异常,则智能综合评分法将对该评分值赋以较小的权数,以保证公平性指标 $y(\omega_{i,j})$ 处于相对较小的数值水平。

1.1.2 目标函数构建

由上述分析可知,保证综合评分结果公平性的问题本质是最小化公平性指标 $y(\omega_{i,j})$ 的最优化问题,故设计目标函数 $f(\omega_{i,j})$ 如下:

$$f(\omega_{i,j}) = \min \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J y(\omega_{i,j}) \cdot S_y, i \in I, j \in J \quad (4)$$

其中, S_y 表示所有评分值对应 $y(\omega_{i,j})$ 的标准差。对于目标函数 $f(\omega_{i,j})$ 来说,增加标准差 S_y 是为了保证所有评分值权数之间不会产生过大差异,否则以 $y(\omega_{i,j})$ 为基础得到的较小(优)评分值权数 $\omega_{i,j}$ 将无限接近于1,不符合综合评价问题的客观事实。

1.2 约束条件

评分值权重是指某个评审专家给出的评分值在综合评分结果中的作用,综合评分结果是所有评审专家给出所有评分值的集体作用。因此,综合评价模型应包含评分值权数等式约束,即对某评价对象 i ,所有评分值的权数之和等于1,即:

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \omega_{i,j} = 1, \omega_{i,j} \in \mathbf{R}^+ \quad (5)$$

其中, $\mathbf{R}^+$ 为正实数集。

由公平性指标的定义可知,评分值权数为正向权数。评分值权数越大,该评分值在综合评分结果中所占比重越多,综合评分结果越公平,但评分值权数并非无限大。具体来说,评分值权数 $\omega_{i,j}$ 实际取值为0和1之间的任意(实数)小数,即 $0 < \omega_{i,j} < 1 (i \in I, j \in J)$ 。

2 算法求解

由第1节构建的综合评价最优化模型可知,随着评审专家和评价对象数量的逐渐增多,综合评价问题的求解时间出现指数级增长,在有限时间内逐渐难以求解,故综合评价问题本身是NP难问题。

相较于运筹学、强化学习等其他优化模型及算法,进化计算(特别是DE算法)在解决NP难问题上有其独特优势,例如,不依赖求解问题的数学特征,能有效处理问题的复杂强耦合约束。然而,仅应用DE算法难以实时给出问题求解方案^[17],亟须根据综合评价问题特点改进DE算法,设计适用于综合评价问题的编解码方式、约束处理方式和种群初始化方法,以提升计算效率和质量。

针对综合评价问题,提出基于改进差分进化的智能综合评分法,其流程如图2所示。

算法1:改进差分进化的智能综合评分法

输入: 所有评审专家对所有评价对象的评分值 $s_{i,j} (i \in I, j \in J)$; DE算法中的种群大小 N_p , 适应度函数的当前求解次数 NFE_{now} 及最大求解次数 NFE_{max} 。

输出: 所有评审专家对所有评价对象评分值的最优权数 $\tilde{\omega}_{i,j} (i \in I, j \in J)$ 。

(1) 输入所有评分值 $s_{i,j} (i \in I, j \in J)$ 及DE算法相关参数;

(2) 检测适应度函数的 NFE_{now} 是否大于 NFE_{max} 。若是,跳转至(8);否,则跳转至(3);

(3) 应用HPI方法(算法2)生成初始种群pop;

(4) 选择初始种群中的几个染色体个体进行交叉和变异操作;

(5) 采用第2.2节中RA的约束处理方式,消解评分值权数的等式约束条件(即式(5));

(6) 应用式(4)计算当前种群的目标函数值;

(7) 根据适应度评价函数,计算当前种群中不同个体的适应度值,采用一对一生存者选择方法,选择排序前 N_p 的个体作为新种群pop,跳转至(2);

(8) 输出最优种群个体,即所有评审专家对所有评价对象评分值的最优权数 $\tilde{\omega}_{i,j} (i \in I, j \in J)$ 。再根据“2.4节异常评分的判定条件”,自动判定权数较小的评分值为异常评分并予以剔除,应用式(2)计算所有评价对象的综合评分结果 $s_i (i \in I)$ 。

以下详细阐述改进DE算法结合综合评价实际问题,在DE算法框架上如何设计编解码方式、约束处理方式及种群初始化方法。

2.1 基于评分值权数的实数编解码

编解码方式决定DE算法向综合评价问题输入的决策变量形式,故也间接决定问题求解的规模、效率及求解质量。改进DE算法的目标是如何优化所有评价对象的所有评分值权数,故提出基于评分值

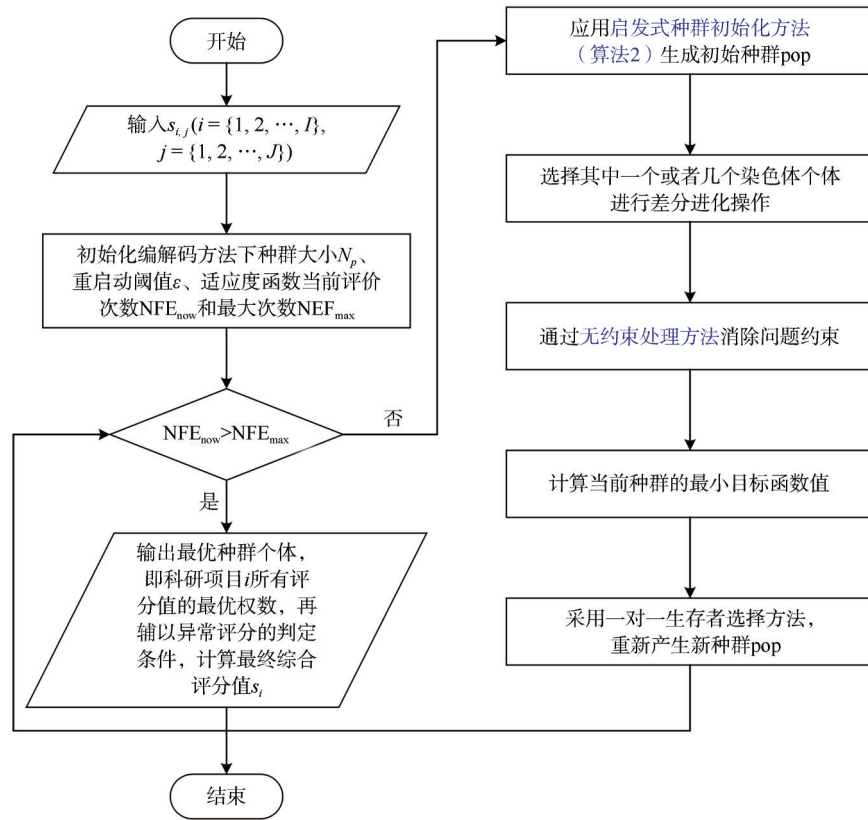


图2 改进差分进化的智能综合评分法流程

权数的实数编解码方式, 其中种群个体 E_R 表示为:

$$E_R = [\omega_{1,1}, \omega_{1,2}, \dots, \omega_{i,j}, \dots, \omega_{l,j-1}, \omega_{l,j}] \quad (6)$$

其中, E_R 的编解码结果均为所有评审专家对所有评价对象的评分值权数 $\omega_{i,j}$ ($i \in \mathbb{I}, j \in \mathbb{J}$), 维度大小为 J 。在差分进化操作下, E_R 中 $\omega_{i,j}$ 的大小不断改变。当适应度评价函数次数满足最大值约束时, 解码输出最优种群个体, 即评分值最优权数 $\tilde{\omega}_{i,j}$ ($i \in \mathbb{I}, j \in \mathbb{J}$)。

2.2 约束处理

综合评价问题中包含评分值权数等式约束条件, 传统等式约束转化法 (equation constrained transformation, ECT) 处理约束时需要较长时间。为此, 本节提出将求解问题转化为无约束优化问题的 RA。

(1) 等式约束转化法

在改进 DE 算法求解评分值权数的过程中, 每次迭代都需要严格检查等式约束条件是否满足。然而, 由于实数编解码方式下评分值权数优化结果为无限小数形式, 很难严格满足权数之和为 1 的约束条件。故考虑对评分值权数等式约束 (式 (5)) 进行“松弛”, 将等式约束转化为不等式约束^[18-19], 即:

$$\left| \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \omega_{i,j} - \delta \right| < 1, i \in \mathbb{I}, j \in \mathbb{J} \quad (7)$$

其中, $\omega_{i,j}$ 是 0 和 1 之间的实数; δ 是等式约束转化的容忍参数, 可根据算法需求设置固定值或者采用自适应变化的方式。

(2) 比重法

等式约束转化的方式虽然能使改进 DE 算法在有限的迭代次数内搜索到近似最优解, 然而每次迭代仍需要处理大量约束条件和不可行解, 求解时间较长。为提升求解效率, 采用 RA, 直接将目标函数 $f(\omega_{i,j})$ 中的评分值权数 $\omega_{i,j}$ 进行归一化处理, 则在求解目标函数的过程中, 自动满足评分值权数等式约束条件 (式 (5)), 无须再对其加以处理。故采用 RA, 目标函数转化为如下形式:

$$f(\omega_{i,j}) = \min \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{\omega_{i,j}}{\sum_{j=1}^J \omega_{i,j}} \cdot \left| s_{i,j} - \sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J} \right| \cdot S_y =$$

$$\min \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{y(\omega_{i,j})}{\sum_{j=1}^J \omega_{i,j}} \cdot S_y, i \in \mathbb{I}, j \in \mathbb{J} \quad (8)$$

式(8)通过RA完全消除综合评价问题中的评分值权数等式约束(式(5)),将问题转化为无约束优化问题,有效提升了算法求解效率。

2.3 启发式种群初始化

DE算法通常采用随机种群初始化(random population initialization, RPI)算法,但该算法下初始种群缺少目标函数值较优的个体,导致算法前期阶段收敛速度较慢。为此,提出评分值权数优化问题知识的HPI方法,为初始种群提供一个较优个体。在维持种群多样性的同时,也极大提升了算法前期的收敛速度和求解质量。

HPI方法的关键是如何找到可行、合理、有效的评分值权数优化问题知识,生成能使改进DE算法前期快速收敛的较优种群个体。本文以公平性指标(式(3))的定义为基础,设计HPI的评分值权数优化问题知识(problem-specific knowledge, PK),分析如何生成评分值权数较优的种群个体。由第1.1节可知, $\left|s_{i,j} - \sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J}\right|$ 与权数 $\omega_{i,j}$ 之间是负相关关系,即与整体评分值均值 $\sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J}$ 差距越大的评分值 $s_{i,j}$ 将被赋予越小的权数 $\omega_{i,j}$ 。因此,设定的评分值权数优化问题知识如下:将 $\left|s_{i,j} - \sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J}\right|$ 的倒数作为所有评审专家对所有评价对象评分值的权数 $\omega_{i,j}^h$, 即:

$$\omega_{i,j}^h = \frac{1}{\sum_{j=1}^J \frac{1}{\left|s_{i,j} - \sum_{j=1}^J \frac{s_{i,j}}{J}\right|}}, i \in I, j \in J \quad (9)$$

其中,同样采用RA归一化计算各评分值的权数,以满足评分值权数等式约束条件(式(5))。令问题知识下所有评分值权数 $\omega_{i,j}^h$ 作为初始种群中的一个个体,提出评分值权数优化问题知识的HPI方法,算法步骤如下。

算法2: 评分值权数优化问题知识的HPI方法

输入: 所有评审专家对所有评价对象的评分值 $s_{i,j}$ ($i \in I, j \in J$)。

输出: HPI下初始种群 pop_h 。

(1) 应用式(9)计算所有评分值 $s_{i,j}$ 对应的权

数 $\omega_{i,j}^h$ ($i \in I, j \in J$);

(2) 采用RPI算法,生成改进DE算法的初始种群 pop , 种群大小为 N_p ;

(3) 评分值权数 $\omega_{i,j}^h$ 替换掉初始种群 pop 中的一个种群个体,其余 $N_p - 1$ 个种群个体仍采用RPI方法生成,由此形成HPI下的初始种群 pop_h 。

当采用上述方法计算改进DE算法的初始种群时,首次迭代计算的最优目标函数值即为HPI方法下所有评分值权数 $\omega_{i,j}^h$ ($i \in I, j \in J$) 计算的较优目标函数值 $y(\omega_{i,j}^h)$, 明显优于RPI方法下对应的目标函数值。

2.4 异常评分的判定条件

在算法1求解完成所有评审专家对所有评价对象评分值的最优权数之后,需要根据以上权数的大小,判定哪些为异常评分。

按照 $\omega_{i,j}$ 的物理意义 ($\omega_{i,j}$ 越小,其对应的评分值 $s_{i,j}$ 越“异常”),本文定义异常评分的判定条件:当评分值权数 $\omega_{i,j}$ 不大于某个阈值 ω' 时,将 $\omega_{i,j}$ 对应的评分值 $s_{i,j}$ 判定为异常评分并予以剔除;对于未被剔除的其他所有评分值,仍赋以相同的评分值权重,即

$$\begin{cases} \text{剔除 } s_{i,j}, \omega_{i,j} \leq \omega' \\ \text{保留 } s_{i,j} \text{ 并赋以相同的评分值权数,其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中,阈值 ω' 可根据需求定义,一般与评审专家的数量有直接关系。

2.5 算法时间复杂度

在算法1的步骤(4)中,选择的种群个体是 J 个专家评分值,故其时间复杂度为 $O(N_p \cdot J)$ 。其中, N_p 为种群大小。在第2.2节约束处理的步骤中,由于已通过RA完全消除评分值权数等式约束(式(5)),故不再额外增加时间复杂度。在算法2的步骤(2)中,由于需采用RPI方法产生 N_p 个个体的初始种群,故时间复杂度为 $O(N_p)$ 。

综上,智能综合评分法的时间复杂度为 $O(N_p \cdot J)$, N_p 和 J 均为常数,故智能综合评分法的求解时间主要受专家数量 J 的影响,时间复杂度随着专家数量 J 的增加呈线性增长。由于在综合评价问题中,专家数量 J 通常是可控且数量有限的,因此智能综合评分法的求解时间是可以接受的,具有较好的求解效率。

3 算例验证

为验证所提出智能综合评分法的有效性和优越性,选取科研项目作为评价对象,设置综合评价典型场景进行算例仿真。首先,相较于评分值权数等式约束的原模型,测试2种约束处理方式,尤其是RA在提升算法性能方面的优越性。之后,采用不同的约束处理方式和种群初始化方法,对不同基本进化算法进行组合,生成不同改进进化算法,并比较性能,证明所提出改进差分进化的智能综合评分法的性能更优。最后,对比智能综合评分法与传统综合评分法、评分值权数优化问题知识下的评分值权数结果,验证所提出方法能有效提升综合评分结果的公平性。基于Python编写综合评价最优化模型和改进进化算法的相关代码,算例仿真的电脑配置为Intel Core i5-13500H CPU@2.60 GHz 16.0 GB RAM。

3.1 综合评价场景

为验证不同的约束处理方式与种群初始化方法下不同改进进化算法的性能提升效果,以及证明所提出智能综合评分法在不同问题规模下的普适性,设置10个科研项目综合评价典型场景,每个科研项目的评分值根据式(1)对所有评价指标的评分相加获得。科研项目综合评价典型场景设置见表1。

表1 科研项目综合评价典型场景设置

场景序号	科研项目数量(I)/个	专家数量(J)/个
1	5	5
2	5	10
3	10	5
4	10	10
5	15	10
6	20	10
7	30	10
8	50	10
9	80	10
10	100	10

3.2 进化算法及其参数设置

DE算法^[20-22]是性能优秀的全局优化进化算法,不依赖先验知识,具有较强的鲁棒性和适应性。相较于粒子群算法,DE算法有更好的计算效率和方案求解质量。为了验证本文所提智能综合评分法具有

强大的求解性能,选择与DE算法同一类别的2种基本进化算法,即增强精英保留遗传算法(strengthened elitist genetic algorithm, SEGA)^[23-24]和进化策略(evolution strategy, ES)算法^[25-26],同样采用不同的约束处理方式和种群初始化方法,生成不同的改进进化算法并比较性能。

(1) SEGA: 作为进化计算领域内应用最广泛的遗传算法改进变体,SEGA在原有遗传算法的基础上,从父代与子代合并的新种群中选择精英个体,在每次算法迭代时能提升较优个体被选择的概率。

(2) ES算法: 作为一种无梯度随机优化算法,ES可直接作用于种群表现型而不需要改变基因。例如,算例验证选择 $\mu+\lambda$ -ES: 首先选择当前种群中 μ 个父代产生 λ 个个体,再选择 $\mu+\lambda$ 个个体参与竞争,最终保留 μ 个最优个体参与下次算法迭代过程。

DE、SEGA和ES这3种基本进化算法的Python代码可借助Jazzbin编写的进化算法工具箱Geatpy实现,Geatpy使用Numpy+mkl和C内核,在求解效率方面优于Java、Matlab等其他语言。本文根据Geatpy的接口编写综合评价最优化模型、编解码、约束处理与启发式初始化的具体Python代码。

为验证所提出智能综合评分法能提升综合评分结果的公平性,首先,选择综合评价领域内2种常用的综合评分法:算术平均法与去除最大最小值的算术平均法,并比较上述方法的综合评分结果。其次,对比第2.3节中PK与智能综合评分法的评分值权数结果,用于验证PK能为智能综合评分法的初始种群提供较优个体。

为确定3种基本进化算法的最优运行参数,以表1中10个科研项目综合评价典型场景为例,针对种群大小 N_p 、适应度函数最大求解次数 NFE_{max} 、交叉概率 p_c (交叉概率表示交叉算子对种群个体进行基因交换操作的概率)与变异概率 p_m (变异概率表示变异算子对个体基因进行变异操作的概率)4个参数,在选择参数测试值下均执行25次独立实验,并进行灵敏度分析,最终确定不同基本进化算法参数的最佳取值。进化算法参数取值见表2。

3.3 结果分析

为公平客观地比较不同改进进化算法的实际性

表2 进化算法参数取值

名称	测试值	最佳取值
N_p	40,45,50,55,60	50
$NFE_{\max}$	8 000,10 000,12 000	10 000
$DE p_c$	0.5,0.6,0.7,0.8,0.9	0.9
$DE p_m$	0.5,0.6,0.7,0.8,0.9	0.5
SEGA p_c	0.5,0.6,0.7,0.8,0.9	0.9
SEGA p_m	0.5,0.6,0.7,0.8,0.9	0.5

能,算例仿真针对表1中的10个科研项目综合评价典型场景,在所有的基本进化算法和改进进化算法上均执行25次计算实验,同时进行显著性水平为0.05的Wilcoxon秩和检验。设置 F 为每次Wilcoxon秩和检验结果,用于表征算法优劣。若当前算法比其他被比较算法在某个场景上的目标函数值更优,记录本次比较实验中 $F=1$;反之,令 $F=-1$;若两个算法性能相当, $F=0$ 。

3.3.1 不同约束处理方式下算法性能比较

为验证RA能通过消解评分值权数等式约束,在提升算法求解效率方面的有效性,以DE算法为例,在随机种群初始化条件下,分别在评分值权数等式约束(constraint condition, CC)、ECT(容忍参数 $\delta=0.01$)、RA的3种约束处理方式下,针对表1所示的前5个场景均执行25次计算实验。上述3种约束条件处理方法下的DE算法分别表示为DE-CC-RPI、DE-ECT-RPI、DE-RA-RPI。对比上述3种DE算法的目标函数值与计算时间结果,并以“均值 $\pm$ 标准差”的形式进行表征,实验结果见表3。其中,NA表示对应算法在10 min内未给出可行解,加粗结果表示目标函数值或者秩和检验结果 F 取得最大值。由于在前5个场景下,某算法都需要与其他2种改进进化算法的性能进行比较,故 F 的最大值为10。

由表3的算例结果可知:(1)DE-CC-RPI($F=-20$)针对含评分值权数等式约束的原模型,无法

在10 min内给出可行解,其原因是DE-CC-RPI求解的各科研项目评分值权数难以严格满足和为1的等式约束;(2)DE-ECT-RPI($F=5$)采用ECT将该约束转化为不等式约束之后,针对前5个场景,均能在50 s内给出计算结果;(3)相较于DE-CC-RPI($F=-10$)和DE-ECT-RPI($F=5$),DE-RA-HPI($F=7$)采用RA将等式约束写入目标函数之后,针对相同的5个场景,都能在20 s内给出平均目标函数值最小的评分值权数结果。

因此,通过比较不同约束处理方式下3种进化算法的实验结果可知,RA通过消除所有等式约束,将综合评价问题转化为无约束优化问题,可有效提升算法性能。

3.3.2 HPI方法下算法性能提升

为验证HPI方法相较于传统RPI方法的快速求解优势,针对DE、SEGA、ES均采用HPI方法,进而产生3种改进进化算法:DE-RA-HPI、SEGA-RA-HPI、ES-RA-HPI,并比较三者性能。以表1中的10个场景为例,进行25次计算实验,上述3种改进进化算法的目标函数值与计算时间以“均值 $\pm$ 标准差”的形式进行表征,实验结果见表4。其中,加粗结果表示目标函数值 F 取得最大值。由于在10个场景下某算法需要与其他2种改进进化算法的性能进行比较,故 F 的最大值为20。

由表4的实验结果可知:(1)在采用HPI方法之后,DE-RA-HPI在场景1、3、4、5中均取得最优解,SEGA-RA-HPI、ES-RA-HPI在所有10个场景中的求解效率与质量虽然也得到明显提升,但性能不如DE-RA-HPI,因此,DE-RA-HPI性能最优;(2)在计算时间方面,HPI能有效提升DE、SEGA和ES的求解效率,DE-RA-HPI也是求解效率最高的进化算法。综上,选择DE-RA-HPI作为本文的改进DE算法。

为了比较2种种群初始化方法下不同进化算法

表3 DE-CC-RPI、DE-ECT-RPI、DE-RA-RPI求解前5个场景的实验结果

场景序号	DE-CC-RPI		DE-ECT-RPI		DE-RA-RPI	
	目标函数值	计算时间/s	目标函数值	计算时间/s	目标函数值	计算时间/s
1	NA	NA	0.227 $\pm$ 0.071	21.709 $\pm$ 13.191	0.204$\pm$0	13.679 $\pm$ 1.248
2	NA	NA	0.175 $\pm$ 0.031	40.591 $\pm$ 24.236	0.173$\pm$0.018	14.827 $\pm$ 0.228
3	NA	NA	0.471 $\pm$ 0.040	47.683 $\pm$ 27.998	0.452$\pm$0	14.843 $\pm$ 0.420
4	NA	NA	1.376 $\pm$ 0.368	26.986 $\pm$ 19.536	0.269$\pm$0.001	15.371 $\pm$ 0.522
5	NA	NA	10.567 $\pm$ 1.287	46.472 $\pm$ 31.989	0.521$\pm$0.010	16.201 $\pm$ 0.266
F	-20		5		7	

表4 DE-RA-HPI、SEGA-RA-HPI和ES-RA-HPI求解10个场景的实验结果

场景序号	DE-RA-HPI		SEGA-RA-HPI		ES-RA-HPI	
	目标函数值	计算时间/s	目标函数值	计算时间/s	目标函数值	计算时间/s
1	0.204±0	11.422±2.498	2.487±1.326	13.418±2.792	22.074±14.722	9.901±2.799
2	0.180±0	11.324±0.325	2.912±0.450	14.909±0.330	4.081±2.062	11.090±0.271
3	0.452±0	11.328±0.254	14.423±3.348	14.831±0.298	40.805±14.522	10.390±0.204
4	0.269±0	11.782±0.273	14.947±6.558	18.812±0.457	3.717±1.163	12.025±0.258
5	0.517±0	12.566±0.446	33.398±11.063	22.749±0.355	11.202±2.249	13.943±0.375
6	0.781±0.153	13.039±0.271	40.871±13.044	26.834±0.435	11.091±0	15.527±0.322
7	1.233±0.312	14.208±0.338	33.848±6.857	35.197±0.595	12.849±0	19.022±0.388
8	1.937±0.110	16.868±0.286	29.879±1.125	50.142±0.660	29.591±0	25.917±0.479
9	6.566±2.392	21.794±0.646	48.251±0	76.369±0.953	48.251±0	38.231±1.059
10	17.332±2.969	26.179±1.422	55.575±0	94.089±1.978	55.575±0	44.408±0.891
<i>F</i>	20		-12		-8	

的稳定性,选择表1中的场景9,绘制6种改进进化算法下目标函数值的数据分布,以箱形图的形式进行表征,如图3(a)所示。由图3(a)可知,相较于其余5种改进进化算法,DE-RA-HPI的25个目标函数值中虽然有3个异常值,但目标函数值的数据分布最为集中,该算法的稳定性最佳。为验证HPI方法提升进化算法前期收敛速度的有效性,同样选择表1中的场景9,计算每次适应度函数评价时的平均目标函数值,绘制其收敛曲线,如图3(b)所示。由图3(b)可知,采用随机种群初始化的SEGA-RA-RPI和ES-RA-RPI在第一代算法迭代中已陷入局部最优解,种群个体缺乏多样性。DE-RA-RPI和DE-RA-HPI的平均目标函数值整体上呈现收敛趋势,且后者的收敛速度更快。由此可见,同时,在6个改进进化算法中,DE-RA-

HPI具有最快的前期收敛速度,且具备跳出局部最优解的能力。

3.3.3 智能综合评分法: DE-RA-HPI

为证明改进进化算法DE-RA-HPI在所有改进进化算法中具备最优性能,比较3种基本进化算法的最优改进变体DE-RA-HPI、SEGA-RA-HPI和ES-RA-HPI的算法性能。具体比较指标包括以下4个。

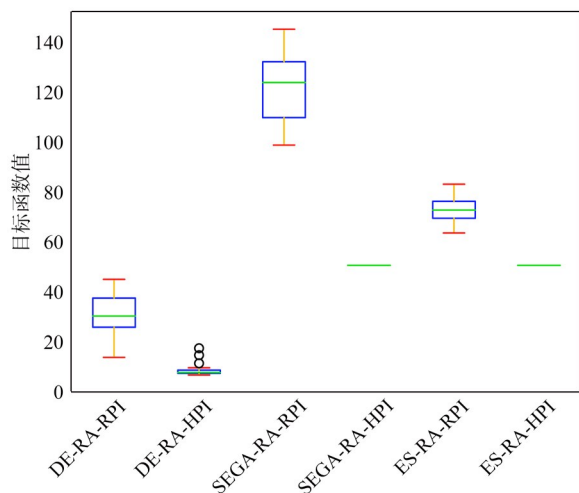
指标1: HPI方法下的算法提升程度(第3.3.2节表4的结果分析(2))。

指标2: 获取最优平均目标函数值的个数(表4加粗的数据个数)。

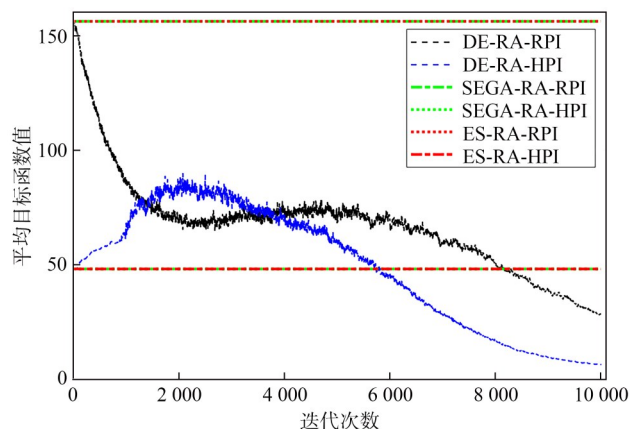
指标3: 秩和检验结果*F*(表4)。

指标4: 算法前期收敛速度(图3(b))。

DE-RA-HPI、SEGA-RA-HPI与ES-RA-HPI前



(a) 箱形图



(b) 收敛曲线

图3 6个改进进化算法的稳定性与收敛性对比

3个指标的对比结果如图4所示。DE-RA-HPI在这3个指标方面均优于SEGA-GA-HPI和ES-GA-HPI。指标4的对比结果由第3.3.2节图3(b)的结果分析可知,DE-RA-HPI具有最快的前期收敛速度。综上,改进DE算法DE-RA-RPI具有最优性能,选择DE-RA-RPI作为本文的智能综合评分法。

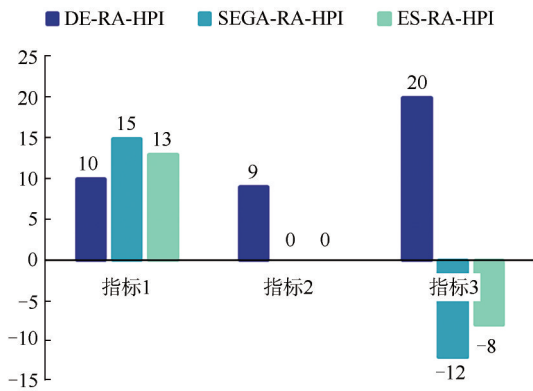


图4 DE-RA-HPI、SEGA-RA-HPI与ES-RA-HPI的指标对比结果

表5 4种方法求解前5个场景的目标函数值、计算时间和RPD

场景序号	方法	目标函数值	计算时间/s	RPD
1	DE-RA-HPI	0.204	11.422±2.498	—
	AA	25.760	<0.01	125.28%
	AARMMV	10.560	<0.01	50.76%
	PK	20.705	<0.01	100.50%
2	DE-RA-HPI	0.180	11.324±0.325	—
	AA	20.680	<0.01	113.89%
	AARMMV	12.880	<0.01	70.56%
	PK	14.241	<0.01	78.12%
3	DE-RA-HPI	0.452	11.328±0.254	—
	AA	49.360	<0.01	108.20%
	AARMMV	21.160	<0.01	45.81%
	PK	38.258	<0.01	83.64%
4	DE-RA-HPI	0.269	11.782±0.273	—
	AA	42.020	<0.01	155.21%
	AARMMV	25.320	<0.01	93.13%
	PK	21.671	<0.01	79.56%
5	DE-RA-HPI	0.517	12.566±0.446	—
	AA	71.100	<0.01	136.52%
	AARMMV	46.900	<0.01	89.72%
	PK	41.123	<0.01	78.54%

3.3.4 DE-RA-HPI有效性验证

选择DE-RA-HPI求解表1中10个场景,以获得目标函数值最小的评分值权数结果,并与算术平均法(arithmetic average, AA)、去除最大最小值的

算术平均法(arithmetic average method by removing maximum and minimum values, AARMMV)和PK方法下对应结果的目标函数值、计算时间、相对百分比偏差(relative percentage deviation, RPD)进行比较,对比结果见表5。其中,RPD用于定量表征其他方法与DE-RA-HPI之间的目标函数值差距,具体定义如下:

$$RPD = \frac{(f_{\text{其他方法}} - f_{\text{DE-RA-HPI}})}{f_{\text{DE-RA-HPI}}} \quad (11)$$

其中, $f_{\text{其他方法}}$ 和 $f_{\text{DE-RA-HPI}}$ 分别表示其他3种方法和DE-RA-HPI方法计算的目标函数值。

由表5可知:(1)目标函数值方面,DE-RA-HPI显著优于AA、AARMMV、PK,表明DE-RA-HPI能有效提升综合评分结果的公平公正性。然而,当科研项目和评审专家数量逐步增多,综合评价场景逐渐复杂时,AARMMV在场景4和场景5中均差于PK,也间接验证所提出PK法能为DE-RA-HPI的初始种群提供较优个体;(2)计算时间方面,相较于其余3种方法均能在0.01s内给出求解结果,DE-RA-HPI在所有5个场景中都能13s内给出(近似)最优的评分值权数结果,在保证结果公平性的同时,也满足综合评价问题的实时性需求。

为说明DE-RA-HPI如何剔除异常评分,以保证综合评分结果的公平性,以场景2为例,求解DE-RA-HPI在该场景下的评分值及其权数结果,见表6。

按照式(11)的定义:阈值 ω' 的取值与评审专家的数量有关,而场景2中专家数量为10。故对专家数量为10的场景2、场景4至场景10进行实验测试,以确定 ω' 的取值。结果发现:当 $\omega'=0.025$ 时,异常评分值的数量较为合适,不会过多或者过少。因此,评分值权数结果不大于阈值 $\omega'=0.025$,则认为该评分值是异常评分,应予以剔除。依据上述条件,对表6中的异常评分予以筛选并剔除(下划线标识),而对其余分数予以保留,并赋以相同的评分值权数。例如,场景2中的科研项目3,专家2、7、8给出的评分值分别为77、93、75(下划线标记),与项目3的评分值均值83.5的差值较大,且以上2个评分值的权数也不大于阈值0.025,则对以上3个“异常评分”予以剔除。因此,由表6可知,相较于传统的AA和AARMMV不能筛选出全部的异常评分,使用DE-RA-HPI求解评分值权

表 6 DE-RA-HPI 求解场景 2 的评分值及其权数结果

项目序号	结果	专家 1	专家 2	专家 3	专家 4	专家 5	专家 6	专家 7	专家 8	专家 9	专家 10
1	评分值	81	90	93	86	83	78	90	83	80	76
	权数	0.087	0.044	0.029	0.131	0.262	0.044	0.044	0.262	0.065	0.033
2	评分值	82	80	93	91	91	94	83	93	86	83
	权数	0.072	0.053	0.075	0.118	0.118	0.063	0.087	0.075	0.252	0.087
3	评分值	85	77	83	81	88	81	93	75	89	83
	权数	0.107	0.025	0.320	0.064	0.036	0.064	0.017	0.019	0.029	0.320
4	评分值	80	82	75	91	79	86	82	82	81	92
	权数	0.070	0.209	0.026	0.026	0.052	0.070	0.209	0.209	0.105	0.023
5	评分值	89	89	77	81	88	86	88	84	87	89
	权数	0.037	0.037	0.013	0.024	0.053	0.584	0.053	0.065	0.097	0.037

数的大小和异常评分的判定条件,能准确剔除评审专家所有评分值中的异常评分,提升综合评分结果的公平公正性。

为进一步说明 DE-RA-HPI 如何动态校正综合评分结果和各科研项目的排序情况,采用表 5 中的 4 种方法,求解场景 2 中所有科研项目的综合评分结果,并给出排序情况,见表 7。

表 7 4 种方法求解场景 2 下各科研项目的综合评分结果及排序情况

方法	结果	项目 1	项目 2	项目 3	项目 4	项目 5
DE-RA-HPI	综合评分结果	84.00	87.60	84.286	82.00	87.50
	排名	4	1	3	5	2
AA	综合评分结果	84.00	87.60	83.50	83.00	85.80
	排名	3	1	4	5	2
AARMMV	综合评分结果	83.875	87.75	83.875	82.875	86.50
	排名	3	1	3	5	2
PK	综合评分结果	83.48	87.60	83.18	82.16	86.27
	排名	3	1	4	5	2

由表 7 可知,以 AA 为对照组,使用 AARMMV 去除最大、最小评分值之后,项目 1 与项目 3 的综合评分结果均为 83.875,二者排名均为第 3。然而,当 DE-RA-HPI 剔除所有科研项目的异常评分之后,项目 1 与项目 3 的排名变化为第 4、第 3,科研项目的总体排名情况得到了有效校正。同时,在 DE-RA-HPI 去除项目 5 的 2 个异常评分之后,项目 5 与项目 2 的综合评分结果差距由 1.80 减少为 0.10。这一结果说明以上 2 个项目的实际差距并不是很大。由此可见,本文所提出智能综合评分法——DE-RA-HPI 能够科学化地动态调整评价对象的综合评分结果及其排序情况,从根本上提升综合评价过程的公平性。

4 结束语

本文针对综合评价过程中异常评分影响最终评分结果公平性的问题,提出了基于改进 DE 算法的智能综合评分法: DE-RA-HPI。与传统综合评分法 AA、AARMMV 相比,DE-RA-HPI 能有效提升评价对象综合评分结果的公平公正性与科学合理性。该算法可封装为应用程序接口,直接接入综合评价系统,在采集评审专家的评分值后,实时输出综合评分结果,提升评审过程的自动化程度和客观公正性。未来考虑引入深度学习或者强化学习等新兴技术,通过分析专家评分历史数据,对偏好偏差、争议性偏差等不同类型的异常评分加以区分,实现更加精准的异常评分筛选,进一步提升智能综合评分法的客观公正性。

参考文献:

- [1] 郭亚军. 综合评价理论、方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
GUO Y J. Comprehensive evaluation theory, method and application [M]. Beijing: Science Publishing House Press, 2007.
- [2] 陈正伟. 综合评价技术及应用[M]. 成都: 西南财经大学出版社, 2013.
CHEN Z W. Comprehensive evaluation technology and application [M]. Chengdu: Southwestern University of Finance and Economics Publishing House Press, 2013.
- [3] ROSSI P H, LIPSEY M W, FREEMAN H E. Evaluation: a systematic approach (8th edition)[M]. California: SAGE Publications, Inc, 2003.
- [4] 杨晓秋, 李旭彦. 同行评议中的异常数据检测方法研究: 以科研项目评审为例[J]. 中国软科学, 2016(5): 133-142.
YANG X Q, LI X Y. Research on abnormal data detection in peer review: an example of scientific project evaluation[J]. China Soft Science, 2016(5): 133-142.
- [5] 汪建, 王裴裴, 丁俊. 科技项目专家评审的元评价综合模型研究[J]. 科研管理, 2020, 41(2): 183-192.
WANG J, WANG P P, DING J. A comprehensive model on the meta-evaluation of science and technology projects by review experts[J]. Science Research Management, 2020, 41(2): 183-192.

- [6] 倪苏云, 攀登, 吴冲锋. 基于遗传算法的基金绩效综合评价研究[J]. 系统工程, 2003, 21(2): 1-6.
NI S Y, PAN D, WU C F. The comprehensive evaluation of funds performance based on genetic algorithm[J]. Systems Engineering, 2003, 21(2): 1-6.
- [7] 辛峻峰, 张永波, 伯佳更, 等. 基于数据驱动的遗传算法的无人艇路径规划研究[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(2): 171-180.
XIN J F, ZHANG Y B, BO J G, et al. Study on path planning of unmanned surface vessel based on data-driven genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(2): 171-180.
- [8] 杜宏庆, 陈德旺, 黄允许, 等. 基于改进遗传算法与支持度的模糊系统优化建模方法[J]. 智能科学与技术学报, 2020, 2(2): 179-185.
DU H Q, CHEN D W, HUANG Y H, et al. A fuzzy system optimization modeling method based on improved genetic algorithm and support degree[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2020, 2(2): 179-185.
- [9] 王荣笙, 张琦, 张涛, 等. 车站封锁下基于问题知识的高速铁路列车运行实时调整方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2022, 52(11): 2121-2140.
WANG R S, ZHANG Q, ZHANG T, et al. Real-time rescheduling approach of train operation for high-speed railways using problem-specific knowledge under a station blockage[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2022, 52(11): 2121-2140.
- [10] LI W, JIANG S, ZHAO Y, et al. Comprehensive evaluation and scenario simulation of water resources carrying capacity: a case study in Xiongan New Area, China[J]. Ecological Indicators, 2023, 150: 110253.
- [11] XU T, ZHANG Y J, SHI L Y, et al. A comprehensive evaluation framework of energy and resources consumption of public buildings: case study, People's Bank of China[J]. Applied Energy, 2023, 351: 121869.
- [12] ZENG S Z, GU J X, PENG X D. Low-carbon cities comprehensive evaluation method based on Fermatean fuzzy hybrid distance measure and TOPSIS[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(8): 8591-8607.
- [13] QI Z J, LIU H X, AN Z H, et al. Comprehensive evaluation method of stope stability and its application in deep metal mine[J]. PLoS One, 2023, 18(3): e0283205.
- [14] ZHOU J, CHEN C, WANG M Z, et al. Proposing a novel comprehensive evaluation model for the coal burst liability in underground coal mines considering uncertainty factors[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2021, 31(5): 799-812.
- [15] 李彬, 李旭红, 应媚. 科技计划项目评审专家精准评价模型研究: 以江苏省科技计划项目评审为例[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2024, 47(1): 133-141.
LI B, LI X H, YING M. Research on the accurate evaluation model of experts in science and technology plan project review: taking Jiangsu Province's science and technology plan project review as an example[J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition), 2024, 47(1): 133-141.
- [16] 张静辉, 刘蔚, 侯春梅, 等. 基于大数据技术优化科技期刊同行评议模式研究[J]. 中国科技期刊研究, 2024, 35(1): 59-64.
ZHANG J H, LIU W, HOU C M, et al. Optimization of peer review mode of scientific journals based on big data technology[J]. Chinese Journal of Scientific and Technical Periodicals, 2024, 35(1): 59-64.
- [17] WANG R S, ZHANG Q, DAI X W, et al. An efficient evolutionary algorithm for high-speed train rescheduling under a partial station blockage[J]. Applied Soft Computing, 2023, 145: 110590.
- [18] 王勇, 蔡自兴, 周育人, 等. 约束优化进化算法[J]. 软件学报, 2009, 20(1): 11-29.
WANG Y, CAI Z X, ZHOU Y R, et al. Constrained optimization evolutionary algorithms[J]. Journal of Software, 2009, 20(1): 11-29.
- [19] LIANG J, BAN X X, YU K J, et al. A survey on evolutionary constrained multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2023, 27(2): 201-221.
- [20] CHEN W, PANAH M, POURGHASEMI H R. Performance evaluation of GIS-based new ensemble data mining techniques of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with genetic algorithm (GA), differential evolution (DE), and particle swarm optimization (PSO) for landslide spatial modelling[J]. Catena, 2017, 157: 310-324.
- [21] LIU H, CAI Z X, WANG Y. Hybridizing particle swarm optimization with differential evolution for constrained numerical and engineering optimization[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(2): 629-640.
- [22] PIOTROWSKI A P, NAPIORKOWSKI J J, PIOTROWSKA A E. Particle swarm optimization or differential evolution: a comparison[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 121: 106008.
- [23] VENKATRAMAN S, YEN G G. A generic framework for constrained optimization using genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2005, 9(4): 424-435.
- [24] WU P, WEI S S, WANG H, et al. Optimizing a monitoring scheme for CO₂ geological sequestration: an environmentally sustainable and cost-efficient approach[J]. Sustainable Production and Consumption, 2023, 41: 187-200.
- [25] LI N, MA L B, YU G, et al. Survey on evolutionary deep learning: principles, algorithms, applications, and open issues[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 56(2): 1-34.
- [26] BÄCK T H W, KONONOVA A V, VAN STEIN B, et al. Evolutionary algorithms for parameter optimization-thirty years later[J]. Evolutionary Computation, 2023, 31(2): 81-122.

作者简介



王荣笙 (1994-), 男, 中国铁道科学研究院集团有限公司助理研究员, 主要研究方向为进化计算、综合评价方法、人工智能、铁路运输等。



王晓刚 (1976-), 男, 博士, 中国铁道科学研究院集团有限公司研究员, 主要研究方向为科研管理、知识产权管理。



龙艺璇 (1994-), 女, 博士, 中国铁道科学研究院集团有限公司高级工程师, 主要研究方向为科技评价、科技情报分析、科学计量。



吕宜生 (1983-), 男, 博士, 中国科学院自动化研究所研究员, 主要研究方向为人工智能、智能网联驾驶、平行交通管理与控制系统。



袁志明 (1980-), 男, 博士, 中国铁道科学研究院集团有限公司研究员, 主要研究方向为铁路调度指挥、铁路信号控制。