

基于最优权重融合的火电机组 智能燃烧优化方案评价

李波[✉], 刘鑫屏

(华北电力大学控制与计算机工程学院, 河北保定 071003)

摘要: [目的]随着人工智能技术的发展,基于智能优化算法的燃烧优化方案层出不穷,如GA、PSO、FPA等,这些方案各有优缺点。依托智慧电厂平台开发实时燃烧优化系统时,需要权衡选择最佳技术方案。[方法]针对传统TOPSIS法的权重赋值主观性较强的问题,提出了最优权重融合法对其进行改进,并利用改进TOPSIS法建立了火电机组智能燃烧优化方案评价体系。从优化效果、优化周期、可靠性三个方面对GA、AGA、PSO、FPA、CSO和GSA六种方案进行综合评价。[结果]结果表明:经过MCD指标分析体系和与传统方法对比的双重验证,改进TOPSIS法的赋权与MCD指标重要性排序一致,相比于传统TOPSIS法更能辨别出各方案的优劣,其结果更符合实际生产过程的要求,具有客观性强、准确性好的优点。[结论]文章研究成果可以为火电机组燃烧优化方案的抉择提供有价值的参考。

关键词: 方案评价; 燃烧优化; 权重融合; TOPSIS法; 最大关联度

中图分类号: TK229; TM621.2

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2022)03-0094-08

开放科学(资源服务)二维码:



Evaluation of Intelligent Combustion Optimization Scheme for Thermal Power Unit Based on Optimal Weight Fusion

LI Bo[✉], LIU Xinping

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, Hebei, China)

Abstract: [Introduction] With the development of artificial intelligence technology, combustion optimization schemes based on intelligent optimization algorithms emerge endlessly, such as GA, PSO, FPA, and so on. When developing the real-time combustion optimization system based on the intelligent power plant platform, it is necessary to weigh and choose the best technical scheme. [Method] Aiming at the problem that the weight assignment of the traditional TOPSIS method is highly subjective, an optimal weight fusion method was proposed to improve it, and the improved TOPSIS method was used to establish an evaluation system for the intelligent combustion optimization scheme of thermal power units. The six schemes of GA, AGA, PSO, FPA, CSO, and GSA were evaluated comprehensively from three aspects: optimization effect, optimization period, and reliability. [Result] The results show that through the double verification of the MCD index analysis system and the comparison with the traditional method, the weight of the improved TOPSIS method is consistent with the importance order of the MCD index, and compared with the traditional TOPSIS method, the pros and cons of each scheme can be distinguished better. The results are more in line with the requirements of the actual production process and have the advantages of strong objectivity and good accuracy. [Conclusion] The research can provide a valuable reference for the selection of combustion optimization schemes for thermal power units.

Key words: scheme evaluation; combustion optimization; weight fusion; TOPSIS; maximum correlation degree

2095-8676 © 2022 Energy China GEDI. Publishing services by Energy Observer Magazine Co., Ltd. on behalf of Energy China GEDI. This is an open access article under the CC BY-NC license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

收稿日期: 2022-01-04 修回日期: 2022-04-08

基金项目: 国家重点研发计划项目“提升供热机组电出力调节能力的蒸汽系统流程改造”(2017YFB0902100)

0 引言

近年来中国对于节能环保问题愈发重视,对于污染物的排放标准更为严苛。习近平主席更是在“十四五”规划的开局之年,提出中国要力争2030年前实现碳达峰、2060年前实现碳中和的“双碳”目标。中国能源体系建设向着绿色与高效的方向大步迈进。因此,作为能源体系“压舱石”的火力发电机组正面临着新的问题与挑战。对锅炉进行燃烧优化,可以有效降低氮氧化物排放质量浓度,提高锅炉效率,是火电机组的重要应对举措之一。

智能优化算法一经出现便迅速发展并且不断更新换代,具有优越的非线性适应能力与优良的寻优能力。相关学者对其在燃烧优化中的应用进行了大量的研究探索。文献[1]利用遗传算法(GA)对锅炉特性的人工神经网络模型中的操作参数进行寻优,获得了锅炉燃烧的最佳调整方式,为燃烧优化运行提供了指导。同样是基于遗传算法,文献[2]结合支持向量机,利用遗传算法对氮氧化物排放的支持向量机模型的参数进行优化,兼备遗传算法快速收敛和支持向量机快速准确的优点。文献[3]提出了一种基于独特神经网络的燃烧优化系统,该系统利用粒子群优化算法(PSO)对模型进行查询和实时优化。文献[4]采用了鸡群觅食算法(CSO)并对其进行了改良,对建立的FLN预测模型输入参数进行优化。文献[5]则采用花授粉算法(FPA)对燃煤锅炉运行时的可调参数寻优来优化 NO_x 排放质量浓度。文献[6]采用了一种最近出现的全新的智能优化算法——万有引力算法(GSA),更好地解决了支持向量机的参数选择问题,有效降低了污染物的排放。可以看到,在依托智慧电厂平台开发实时燃烧优化系统时可选择的智能燃烧优化方案种类繁多。为了决策出更适合、更高效的智能燃烧优化方案,对各种方案的优化结果进行综合有效的评价很有必要。

近年来多属性问题综合评价多采用TOPSIS法^[7-8],传统TOPSIS法在距离计算上采用的欧氏距离要求各指标之间无关联性,在权重赋值上仅采用主观赋权,评价结果主观性强。文献[9]改进了TOPSIS法的权重赋值方式,使用本征向量法和熵权法(EWM)组合赋权,但是其使用的闵氏距离(Minkowski Distance)仍具有局限性,在计算时没有考虑各分量的分布差异。文献[10-12]均采用马氏距离替代欧

氏距离,排除了指标之间相关性的干扰,但是采用单一权重赋值或简单相加权重融合赋值,对属性权重的赋值不够综合全面。针对上述问题,本文分别在距离计算、权重赋值上对传统TOPSIS法改进,采用马氏距离替代欧氏距离,引入客观权重并使用遗传算法融合主、客观权重得到最优组合权重;基于多属性评价思想,对采用各种智能算法的火电机组燃烧优化方案从优化效果、优化周期、可靠性三个方面选取多个评价指标,进行综合评价。

1 火电机组智能燃烧优化方案评价体系

火电机组的智能燃烧优化是指对锅炉燃烧优化过程建立预测模型,使用智能优化算法,对模型本身的关键参数迭代寻优,将得到的优化后的预测模型用于指导燃烧优化参数调整,或者是对模型输入参数中的可调参数(如二次风调门开度等)迭代寻优,直接得到优化后的燃烧过程输入参数值,达到燃烧优化的目的。由于锅炉燃烧过程的参数众多,机理复杂,在建立模型时多采用黑箱模型,如支持向量机^[2]、神经网络^[3]等。

为了全面综合地评价火电机组智能燃烧优化方案(以下简称“方案”),本文基于多属性决策问题的思想首先从方案的优化效果、优化周期、可靠性三方面选取多个评价指标,根据这些指标构建初始决策矩阵;然后分别使用层次分析法与熵权法计算各评价指标的主观权重与客观权重,再利用遗传算法迭代寻优求取主观权重与客观权重融合后的最优组合权重;最后通过采用马氏距离的TOPSIS法计算各方案到优劣解的马氏距离排序,得到各方案的评价结果。整个方案评价体系流程图如图1所示。根据火电机组锅炉燃烧优化实际的要求,对图1中确定各评价指标如下:

(1) 优化效果指标

锅炉燃烧优化系统的优化目标参数一般包括氮氧化物排放质量浓度 $N(\text{mg}/\text{Nm}^3)$ 、锅炉效率 $R(\%)$ 和烟气含氧量 $\text{O}_2(\%)$ 。本文选取上述目标参数的相对优化率(%)作为方案评价体系的优化效果指标:

$$\text{相对优化率} = \left| \frac{\text{优化前参数值} - \text{优化后参数值}}{\text{优化前参数值}} \right| \quad (1)$$

(2) 优化周期指标

对于方案的优化周期指标,因为来自锅炉的优

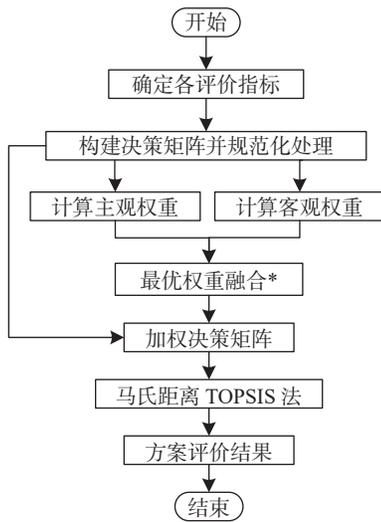


图1 火电机组智能燃烧优化方案评价体系流程图
Fig. 1 Flow diagram of evaluation system for intelligent combustion optimization scheme in thermal power unit

化参数在实时更新, 所以将每次输入优化参数到输出优化结果所耗的时间称为方案的优化周期。在不计数据传输过程中时间损耗的情况下, 选取各方案的单次优化迭代运算用时 t 与各方案在寻优运算中结果趋于稳定时的迭代次数 i , 将二者分别取三次运算的平均值并无量纲化处理后的加权和作为方案评价体系的优化周期 T 指标:

$$T = a \times t + b \times i \quad (2)$$

(3) 可靠性指标

方案通过在规定范围内改变燃烧过程模型的部分可调输入参数来改变模型的输出, 达到降低污染物的排放、提高锅炉效率的优化目的。根据现场运行人员的经验得出: 在方案优化过程中, 如果某输入参数的优化目标值与当前运行值相差过大, 参数的实时调整幅度就会偏大, 可能会导致机组运行不稳定, 甚至会有停机的风险。在单次优化中参数相对改变量越大, 可以认为该方案可靠程度相对越低。因此本文选取在单次优化过程中各可调参数的平均相对改变量作为不可靠度 K 来评价方案的可靠性:

$$K = \frac{\sum |\text{可调参数相对改变量}|}{\text{可调参数个数}} \quad (3)$$

2 基于最优权重融合的 TOPSIS 法

2.1 对组合权重的改进

在多属性决策问题中, 权重的赋值直接影响到

最终的评价结果^[14]。传统的 TOPSIS 法的指标权重完全由个人主观给定, 赋权不精准, 评价结果容易受到个人主观影响, 往往不具有代表性。因此本文在基于层次分析法(AHP)的主观赋权基础上, 引入基于信息熵的客观赋权法(熵权法, EWM), 并基于遗传算法进行权重融合, 通过迭代求取到主观权重、客观权重二者的曼哈顿距离和最小的融合权重, 获得最优组合权重, 在减轻个人主观影响的同时又最大程度保留主观和客观权重的特征。

2.1.1 客观权重

熵权法确定客观权重的依据是指标变异性的 大小。由信息熵的定义可知, 若某个指标 j 的信息熵 E_j 越小, 则该指标值的变异程度越大, 提供的信息量就越多, 在综合评价中所能起到的作用也越大, 其权重也就越大, 反之亦然^[15]。熵权法的一般具体步骤为:

(1) 归一化处理。基于决策矩阵 $X = \{x_{ij}\}_{m \times n}$ 归一化得到规范化决策矩阵 $Z = \{z_{ij}\}_{m \times n}$ 。其中, 效益型指标规范化:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (4)$$

成本型指标规范化:

$$z_{ij} = \frac{1/x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (1/x_{ij})^2}} \quad (5)$$

(2) 计算各指标 E_j 。

$$E_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (6)$$

其中,

$$p_{ij} = \frac{z_{ij}}{\sum_{i=1}^m z_{ij}} \quad (7)$$

当 $p_{ij} = 0$ 时, 则定义:

$$\lim_{p_{ij} \rightarrow 0} p_{ij} \ln p_{ij} = 0 \quad (8)$$

(3) 权重计算。第 j 个指标的权重 W_j 为:

$$W_j = \frac{1 - E_j}{n - \sum_{j=1}^n E_j} \quad (9)$$

2.1.2 主观权重

层次分析法是确定主观权重的经典方法之一, 其一般具体步骤^[16]为:

(1) 构建判断矩阵。指标的相对重要程度经过

两两之间比较后转换为九分制标度,由此得到判断矩阵 A :

$$A = \{a_{ij}\}_{n \times n} \quad (10)$$

式中:

n ——该多属性问题指标个数;

a_{ij} ——第 i 个指标对第 j 个指标的相对重要程度。

(2) 权重计算

先计算得到判断矩阵 A 的特征根与特征向量,得到特征根的最大值 λ_{\max} , 权重向量 W 即为其对应的归一化后的特征向量 ω 。

(3) 一致性检验

判断矩阵的一致性偏离程度决定了其可靠程度。一致性比例 $C.R.$ 计算如下:

$$C.R. = \frac{\lambda_{\max} - n}{(n-1)R.I.}, n > 1 \quad (11)$$

式中:

$R.I.$ ——平均随机一致性指标。

判断矩阵的一致性标准为 $C.R.$ 的值小于 0.1。

2.1.3 基于遗传算法的最优权重融合

对于融合后的组合权重的优劣,可以用其与主观权重、客观权重的距离和来衡量。当融合权重到主观权重和客观权重的距离之和越小,一般认为受到的人为影响越小^[17],进而认为该融合权重是结合了主观及客观权重二者特征的最优权重。

在 n 维空间中,可用闵氏距离定义点 $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和点 $Y(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 之间的距离:

$$d_{xy} = \left[\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right]^{1/p}, p \geq 1 \quad (12)$$

当 $p=1$ 时,闵氏距离称为曼哈顿距离,可用于简单计算两个权重向量之间的距离。因此本文选用遗传算法来迭代求取主观权重 (W_z) 与客观权重 (W_k) 融合后的组合权重 (W_f),将该曼哈顿距离最小和作为遗传算法的适应度函数:

$$\min D = \sum_{i=1}^n (|w_{fi} - w_{zi}| + |w_{fi} - w_{ki}|) \quad (13)$$

经过迭代计算后求得的初始组合权重 W_{f0} 经过归一化处理,使其和为 1。归一化处理公式如下:

$$w_{fi} = \frac{w_{f0i}}{\sum w_{f0i}} \quad (14)$$

式中:

w_{f0i} ——第 i 个指标的初始组合权重。

2.2 改进的 TOPSIS 法

本文 2.1.3 中提到的闵氏距离存在明显的缺点:

- (1) 在计算时默认各分量的量纲相同;
- (2) 没有考虑各分量的分布的差异性;
- (3) 要求各指标分量之间没有关联。

传统的 TOPSIS 法中使用的欧氏距离即为 $p=2$ 时的闵氏距离,在处理复杂多属性问题时结果的正确性会大大降低。而马氏距离可以不受量纲影响,排除分量之间相关性的干扰,有效表征两分量之间的相似度^[12]。因此本文将欧氏距离替换成马氏距离,结合本文 2.1 的改进内容,总体改进后 TOPSIS 法具体步骤如下:

(1) 构造决策矩阵

设初始决策矩阵 $Y = \{y_{ij}\}_{m \times n}$, 对其进行规范化处理得到规范化决策矩阵 $Z = \{z_{ij}\}_{m \times n}$, 其中 m 为待评价对象数, n 为待评价对象的指标数。不同类型指标的规范化处理见公式(4)和公式(5)。

(2) 利用遗传算法融合主观权重与客观权重,得到组合权重 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, 则加权后的规范决策矩阵数据:

$$r_{ij} = w_j \cdot z_{ij} \quad (15)$$

(3) 计算每个指标对应的最值作为正理想解 x^* 或负理想解 x^0 , 由于第一步已根据不同的指标类型分别规范化处理,因此在本方法步骤中,正理想解均对应最大值,负理想解均对应最小值。

(4) 基于马氏距离求各方案到正理想解、负理想解的距离。方案 R_i 到正理想解的距离^[11]为:

$$d_i^* = \sqrt{(r_{ij} - x_j^*)^T S^{-1} (r_{ij} - x_j^*)} \quad (16)$$

方案 R_i 到负理想解的距离为:

$$d_i^0 = \sqrt{(r_{ij} - x_j^0)^T S^{-1} (r_{ij} - x_j^0)} \quad (17)$$

式中:

S^{-1} ——协方差矩阵,是加权后的规范决策矩阵 R_j 的逆矩阵。

(5) 计算各方案综合评价指数 C ,并按由大到小排列得到方案的优劣次序, C 值越大,表明该方案越优秀。

$$C_i = \frac{d_i^0}{d_i^* + d_i^0} \quad (18)$$

3 案例分析

本文以陕西某超超临界机组运行数据为基础,建立 660 MW 四角切圆直流锅炉的燃烧过程神经网络模型,选取采用遗传算法(GA)、改进自适应遗传算法(AGA)^[18]、粒子群算法(PSO)、花授粉算法(FPA)、鸡群觅食算法(CSO)和万有引力算法(GSA)

的六种智能燃烧优化方案,对该模型的八个可调参数(六个二次风门开度和两个燃尽风门开度)优化配置,经 MATLAB 寻优计算后,整理各方案的优化结果得到用于评价的各属性初始数据,见表 1。从表中各方案的数据无法直观地得到各方案的优劣情况,需要通过方案评价体系做进一步的分析。

表 1 各方案优化结果属性值
Tab. 1 Attributes values of optimization results of each scheme

方案	NO _x 排放质量浓度 (mg·Nm ⁻³)		相对优化率 N/%	锅炉效率/%		相对优化率 R/%	烟气含氧量 /%		相对优化率 O2/%	优化周期 T/s	不可靠度 K/%
	优化前	优化后		优化前	优化后		优化前	优化后			
遗传算法	150	141.41	5.73	92.13	92.89	0.82	3.089	2.987	3.30	0.233	45
改进遗传算法	150	137.21	8.52	92.13	93.21	1.17	3.089	2.965	4.01	0.174	55
粒子群算法	150	140.00	6.67	92.13	93.33	1.30	3.089	2.971	3.82	0.231	43
花授粉算法	150	138.40	7.73	92.13	93.10	1.05	3.089	2.969	3.88	0.128	45
鸡群觅食算法	150	140.26	6.50	92.13	93.67	1.67	3.089	2.988	3.27	0.139	40
万有引力算法	150	135.78	9.48	92.13	93.56	1.55	3.089	3.002	2.82	0.093	50

3.1 构建决策矩阵并规范化

取表 1 中 NO_x 相对优化率 N 、锅炉效率相对优化率 R 、烟气含氧量相对优化率 $O2$ 、优化周期 T 和不可靠度 K 等五个评价指标构成初始决策矩阵。其中 N 、 R 、 $O2$ 为效益型指标, T 、 K 为成本型指标。根据公式(4)和公式(5)将其规范化,得到规范决策矩阵见表 2。

表 2 规范决策矩阵
Tab. 2 Standardized decision matrix

方案	N	R	$O2$	T	K
GA	0.3116	0.2600	0.3805	0.2484	0.4138
AGA	0.4580	0.3695	0.4625	0.3326	0.3386
PSO	0.3604	0.4106	0.4401	0.2505	0.4330
FPA	0.4173	0.3319	0.4476	0.4521	0.4138
CSO	0.3522	0.5269	0.3767	0.4163	0.4655
GSA	0.5149	0.4893	0.3245	0.6223	0.3724

3.2 权重计算与融合

基于规范决策矩阵,按照 2.1.1 中的步骤通过 EWM 法得到客观权重 W_1 ,按照 2.1.2 中的步骤通过 AHP 法得到主观权重 W_2 。在 AHP 法计算过程中,根据九分制标度构建指标两两比较的重要程度判断矩阵 A 见表 3。经计算,一致性比例参数 $C.R.$ 的值为 0.0433,小于 0.1,则矩阵 A 的一致性可以接受。

表 3 判断矩阵 A

Tab. 3 Judgment matrix A

A	N	R	$O2$	T	K
N	1	1	3	5	4
R	1	1	3	5	4
$O2$	1/3	1/3	1	3	2
T	1/5	1/5	1/3	1	1/4
K	1/4	1/4	1/2	4	1

利用遗传算法,以 W_1 和 W_2 的最小曼哈顿距离和为目标函数,种群规模设置为 100,遗传代数设置为 200 代,优化变量个数为 5,得到各评价指标属性的最优组合权重 W ,见表 4。将组合权重 W 与规范决策矩阵相乘得到加权后的规范决策矩阵,见表 5。

表 4 各指标权重计算

Tab. 4 Subjective weight and objective weight

权重	N	R	$O2$	T	K
主观权重 W_1	0.3491	0.3491	0.1433	0.0511	0.1074
客观权重 W_2	0.2089	0.1941	0.2178	0.1587	0.2205
组合权重 W	0.2537	0.2494	0.1656	0.1488	0.1825

表 5 加权决策矩阵

Tab. 5 Weighted decision matrix

方案	N	R	O_2	T	K
GA	0.079 1	0.064 9	0.063 0	0.037 0	0.075 5
AGA	0.116 2	0.092 2	0.076 6	0.049 5	0.061 8
PSO	0.091 4	0.102 4	0.072 9	0.037 3	0.079 0
FPA	0.105 9	0.082 8	0.074 1	0.067 3	0.075 5
CSO	0.089 4	0.131 4	0.062 4	0.062 0	0.085 0
GSA	0.130 6	0.122 1	0.053 7	0.092 6	0.068 0

3.3 基于 MCD 的指标权重分析验证

根据 MCD(Maximum Correlation Degree, 最大关联度)指标分析方法, 计算各指标对方案评价等级的关联情况, 确定各指标的 MCD 值。则 MCD 值的排序即为各指标重要程度的排序, 根据该指标重要程度排序可判断权重的赋值是否客观和准确^[19]。本文设定方案评价等级为五级, 分别为: 好, 较好, 中, 较差, 差。根据文献 [19] 中的关联度计算公式得到各指标的 MCD 值为: 0.49, 0.45, 0.32, 0.24, 0.39。将 MCD 值反映的指标重要程度与表 4 三种权重反映的指标重要程度一起对比分析, 见图 2。

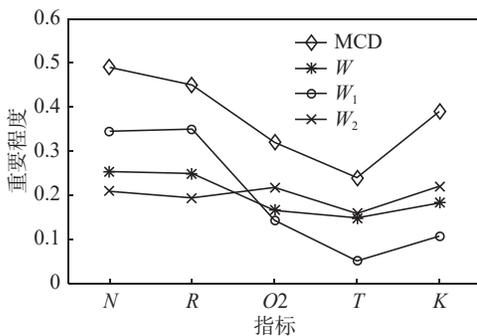


图 2 MCD 与三种权重对比图

Fig. 2 Comparison of MCD value and three kinds of weight

从图 2 可以看出, 基于 MCD 的各指标的重要性排序结果为: $N > R > K > O_2 > T$ 。将其与三种指标权重对比发现, 仅组合权重 W 与基于 MCD 的指标重要性排序一致。因此可认为最优权重融合方式得到的指标权重是客观和准确的。

3.4 TOPSIS 法排序

在验证了组合权重之后, 计算各指标的正理想解和负理想解。指标分为效益型指标集 $\{N, R, O_2\}$ 与成本型指标集 $\{T, K\}$ 。经过规范化处理的各指标的最大值即为正理想解 d^* , 最小值即为负理想解 d^0 ,

再根据公式(18)计算得到各方案的综合评价指数 C , 见图 3。

$$d^* = \{0.130 6, 0.131 4, 0.076 6, 0.092 7, 0.085 0\}$$

$$d^0 = \{0.079 1, 0.064 9, 0.053 7, 0.037 1, 0.061 8\}$$

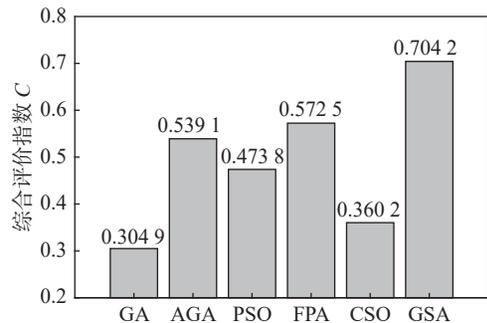


图 3 各方案综合评价指数 C 值

Fig. 3 Comprehensive evaluation index C value of each scheme

将 C 值从大到小排序可知, 基于同一实例模型的六种火电机组智能燃烧优化方案的综合评价结果为: $GSA > FPA > AGA > PSO > CSO > GA$ 。其中使用了 GSA 算法的方案综合优化表现相对最好, 其次是 FPA 方案。使用了 GA 算法的方案综合优化表现相对最差, 但是基于其改进的 AGA 算法优化表现有了显著提升, 仅次于 FPA 方案, 且与 FPA 方案的 C 值相差较小。

3.5 与传统 TOPSIS 法的对比

为了进一步验证本文基于最优权重融合方法改进的 TOPSIS 法的优越性, 采用传统 TOPSIS 法的主观赋权, 其余的 TOPSIS 法步骤同第 2 节, 得到各方案在不同权重赋值下的 TOPSIS 法综合评价指数 $C = \{0.3522, 0.5237, 0.4982, 0.5148, 0.4751, 0.6171\}$, 二者对比见图 4, 方案排序结果见表 6。

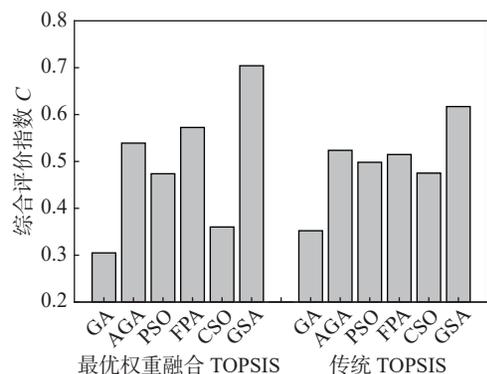


图 4 综合评价指数 C 的对比

Fig. 4 Comparison of comprehensive evaluation index C

表6 不同权重融合方式的TOPSIS法排序结果

Tab.6 Sorting results of TOPSIS with different weight Fusion

方法	排序结果
最优权重融合TOPSIS	GSA>FPA>AGA>PSO>CSO>GA
传统TOPSIS	GSA>AGA>FPA>PSO>CSO>GA

由图4可知,基于最优权重融合方法改进的TOPSIS法相比于传统TOPSIS法更能辨别出各方案的优劣,尤其是对于AGA、PSO、FPA和CSO四种方案的评价有显著的分度。

由表6中可知,无论是哪种方法,GSA方案优化表现均为最优,GA方案均为最差,且二者均认为PSO>CSO。不同的排序结果在于,最优权重融合方法认为FPA方案要优于AGA方案,而传统主观赋权方法认为AGA方案更优。通过分析表1与图2可知,传统主观赋权方法轻视了可靠性指标,而更关注优化效果指标。这与本文3.3中基于MCD得到的指标重要性客观排序不符,且实际生产过程中,可靠性是最重要的指标之一。因此最优权重融合方法的排序结果更为准确,更符合实际生产过程的要求。

4 结论

本文对传统TOPSIS法进行了改进,通过最优权重融合法获取最优组合权重,在此基础上,综合考虑了燃烧优化方案的各种属性,建立了火电机组智能燃烧优化方案评价体系。对六种火电机组智能燃烧优化方案进行了综合评价,给出了评价结果,并对最优权重融合方法进行验证,得到以下结论:

1)经过MCD指标分析体系的验证,最优权重融合方法得到的指标权重与MCD指标重要性排序结果一致,相对于传统权重赋值方法得到的指标权重具有更客观、准确的优点。

2)与传统TOPSIS法的评价结果进一步做对比验证,结果表明基于最优权重融合方法改进的TOPSIS法评价结果相对更为准确,更符合实际生产过程的要求,可以为火电机组燃烧优化方案的抉择提供有价值的参考。

参考文献:

[1] 王春林,周昊,李国能,等.基于遗传算法和支持向量机的低NO_x燃烧优化[J].中国电机工程学报,2007,27(11):40-44. DOI:10.3321/j.issn:0258-8013.2007.11.008.

WANG C L, ZHOU H, LI G N, et al. Support vector machine and genetic algorithms to optimize combustion for low NO_x emission [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, 27(11): 40-44. DOI: 10.3321/j.issn:0258-8013.2007.11.008.

[2] 王禹朋,阎维平,祝云飞,等.支持向量机理论与遗传算法相结合的300MW机组锅炉多目标燃烧优化[J].热力发电,2015,44(10):91-96. DOI:10.3969/j.issn.1002-3364.2015.10.091.

WANG Y P, YAN W P, ZHU Y F. Multi-objective combustion optimization for a 300MW unit using support vector machine theory combining with genetic algorithm [J]. *Thermal Power Generation*, 2015, 44(10): 91-96. DOI: 10.3969/j.issn.1002-3364.2015.10.091.

[3] JACOB T, RICKY V, SIVA A, et al. Sustainable NO_x emission reduction at a coal-fired power station through the use of online neural network modeling and particle swarm optimization [J]. *Control Engineering Practice*, 2019(93): 104167. DOI: 10.1016/j.conengprac.2019.104167.

[4] 李霞,牛培峰,马云鹏,等.基于改良的鸡群优化算法优化锅炉NO_x排放质量浓度[J].动力工程学报,2017,37(4):293-300. DOI:10.3969/j.issn.1674-7607.2017.04.007.

LI X, NIU P F, MA Y P, et al. NO_x emission reduction of a boiler based on ameliorated chicken swarm optimization [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2017, 37(4): 293-300. DOI: 10.3969/j.issn.1674-7607.2017.04.007.

[5] 牛培峰,李进柏,刘楠,等.基于改进花授粉算法和极限学习机的锅炉NO_x排放优化[J].动力工程学报,2018,38(10):782-787. DOI:10.3969/j.issn.1674-7607.2018.10.002.

NIU P F, LI J B, LIU N, et al. NO_x emission optimization of a boiler based on improved flower pollination algorithm and extreme learning machine [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2018, 38(10): 782-787. DOI: 10.3969/j.issn.1674-7607.2018.10.002.

[6] 牛培峰,肖兴军,李国强,等.基于万有引力搜索算法的电厂锅炉NO_x排放模型的参数优化[J].动力工程学报,2013,33(2):100-106. DOI:10.3969/j.issn.1674-7607.2013.02.004.

NIU P F, XIAO X J, LI G Q, et al. Parameter optimization for NO_x emission model of power plant boilers based on gravitational search algorithm [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2013, 33(2): 100-106. DOI: 10.3969/j.issn.1674-7607.2013.02.004.

[7] 胡永宏.对TOPSIS法用于综合评价的改进[J].数学的实践与认识,2002,32(4):572-575. DOI:10.3969/j.issn.1000-0984.2002.04.009.

HU Y H. The improved method for TOPSIS in comprehensive evaluation [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2002, 32(4): 572-575. DOI: 10.3969/j.issn.1000-0984.2002.04.009.

[8] 王丙乾,董剑敏,关前锋,等.基于灰色关联TOPSIS法的抽水蓄能电站风险评价体系研究[J].南方能源建设,2020,7(增刊2):56-61. DOI:10.16516/j.gedi.issn2095-8676.2020.S2.009.

WANG B Q, DONG J M, GUAN Q F, HAN Q. Research on risk assessment system of pumped storage power station using grey

- relational TOPSIS method [J]. *Southern Energy Construction*, 2020, 7(Supp. 2): 56-61. DOI: 10.16516/j.gedi.issn2095-8676.2020.S2.009.
- [9] 刘长良,刘梦琼.基于改进TOPSIS法的火电机组运行可靠性评价[J].*热力发电*,2015,44(5):1-6+11. DOI: 10.3969/j.issn.1002-3364.2015.05.001.
- LIU C L, LIU M Q. Improved TOPSIS based reliability evaluation for thermal power units [J]. *Thermal Power Generation*, 2015, 44(5): 1-6+11. DOI: 10.3969/j.issn.1002-3364.2015.05.001.
- [10] 郭建豪,刘鑫屏.基于改进TOPSIS法的过热汽温控制系统综合性能评价[J].*华北电力大学学报(自然科学版)*,2021,48(6):81-89. DOI: 10.3969/j.issn.1007-2691.2021.06.11.
- GUO J H, LIU X P. Comprehensive performance evaluation of thermal power unit control system based on Improved TOPSIS method [J]. *Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition)*, 2021, 48(6): 81-89. DOI: 10.3969/j.issn.1007-2691.2021.06.11.
- [11] 吴延群,刘长良.基于改进型TOPSIS法的水电机组运行可靠性分析[J].*电力科学与工程*,2018,34(1):59-65. DOI: 10.3969/j.issn.1672-0792.2018.01.011.
- WU Y Q, LIU C L. Operational reliability analysis of hydropower unit based on improved TOPSIS method [J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2018, 34(1): 59-65. DOI: 10.3969/j.issn.1672-0792.2018.01.011.
- [12] 王先甲,汪磊.基于马氏距离的改进型TOPSIS在供应商选择中的应用[J].*控制与决策*,2012,27(10):1566-1570. DOI: 10.13195/j.cd.2012.10.129.wangxj.004.
- WANG X J, WANG L. Applications of TOPSIS improved based on Mahalanobis distance in supplier selection [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(10): 1566-1570. DOI: 10.13195/j.cd.2012.10.129.wangxj.004.
- [13] 董胡适,蒋国璋,段现银.量子遗传算法和神经网络的锅炉燃烧优化控制[J].*机械设计与制造*,2020(11):14-17. DOI: 10.3969/j.issn.1001-3997.2020.11.004.
- DONG H S, JIANG G Z, DUAN X Y. Boiler combustion optimization control based on quantum genetic algorithm and neural network [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(11): 14-17. DOI: 10.3969/j.issn.1001-3997.2020.11.004.
- [14] 孔峰.多属性决策模型的选择反转问题研究[M].北京:中国农业科学技术出版社,2011.
- KONG F. Research on selection reversal of multi-attribute decision making model [M]. Beijing: China Agricultural Science and Technology Press, 2011.
- [15] 谢进,刘阶萍,朱晓敏.基于模糊逻辑的制造业供应链网络优化研究[J].*物流技术*,2012,31(4):122126+154-126+154. DOI: 10.3969/j.issn.1005-152X.2012.04.038.
- XIE J, LIU J P, ZHU X M. Study on manufacturers network optimization based on fuzzy logic [J]. *Logistics Technology*, 2012, 31(4): 122126+154-126+154. DOI: 10.3969/j.issn.1005-152X.2012.04.038.
- [16] TASKIN J, TANIA U, G. M. S. Planning of off-grid power supply systems in remote areas using multi-criteria decision analysis [J]. *Energy*, 2020(201): 117580. DOI: 10.1016/j.energy.2020.117580.
- [17] 蹇明,黄定轩,武振业.无决策属性的多属性决策权重融合方法[J].*西南交通大学学报*,2005,40(2):264-268. DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.2005.02.028.
- JIAN M, HUANG D X, WU Z Y. Weight syncretizing for multiattribute decision-making without decision attribute [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2005, 40(2): 264-268. DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.2005.02.028.
- [18] 张振星,孙保民,信晶.基于自适应遗传算法的锅炉低NO_x燃烧建模及其优化[J].*热力发电*,2014,43(9):60-64+70. DOI: 10.3969/j.issn.1002-3364.2014.09.060.
- ZHANG Z X, SUN B M, XIN J. Adaptive genetic algorithm based low NO_x combustion modeling and optimization for boilers [J]. *Thermal Power Generation*, 2014, 43(9): 60-64+70. DOI: 10.3969/j.issn.1002-3364.2014.09.060.
- [19] 李克钢,侯克鹏,李旺.指标动态权重对边坡稳定性的影响研究[J].*岩土力学*,2009,30(2):492-496. DOI: 10.3969/j.issn.1000-7598.2009.02.036.
- LI K G, HOU K P, LI W. Research on influences of factors dynamic weight on slope stability [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2009, 30(2): 492-496. DOI: 10.3969/j.issn.1000-7598.2009.02.036.

作者简介:



李波

刘鑫屏

1975-,女,河北唐山人,博士,华北电力大学副教授,硕士生导师,主要研究方向为大机组智能优化控制、热力发电过程建模与状态参数检测、综合能源系统(e-mail)18833255657@163.com。

李波(第一作者,通信作者)

1998-,男,山东枣庄人,硕士研究生在读,主要研究方向为大型火电机组燃烧优化及数据挖掘(e-mail)18833255657@163.com。

(编辑 叶筠英)