

控制与决策

Control and Decision

一种基于MOEA/D的组合权重方法

程建华, 董铭涛, 赵琳

引用本文:

程建华, 董铭涛, 赵琳. 一种基于MOEA/D的组合权重方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 3056–3062.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0592>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于弱关联的自适应高维多目标进化算法

A weak association-based adaptive evolutionary algorithm for many-objective optimization

控制与决策. 2021, 36(8): 1804–1814 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1723>

基于分解的多目标多因子进化算法

A multiobjective multifactorial evolutionary algorithm based on decomposition

控制与决策. 2021, 36(3): 637–644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0525>

一种求解约束多目标问题的协作进化算法

A collaborative evolutionary algorithm for solving constrained multi-objective problems

控制与决策. 2021, 36(11): 2656–2664 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0791>

基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度

Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

控制与决策. 2021, 36(1): 159–165 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

基于知识粒度特征的多目标粗糙集属性约简算法

Multi objective rough set attribute reduction algorithm based on characteristics of knowledge granularity

控制与决策. 2021, 36(1): 196–205 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0490>

一种基于 MOEA/D 的组合权重方法

程建华[†], 董铭涛, 赵琳

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 为了准确地求解组合权重的组合系数, 将基于分解的多目标进化算法 (multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D) 思想引入评估领域, 提出一种基于 MOEA/D 的组合权重方法. 通常, 利用加权和法将组合权重模型转化为单目标模型时, 模型加权系数难以准确确定. 对此, 引入 MOEA/D 算法的分解思想, 将组合权重模型转化为多个单目标子模型. MOEA/D 算法仅适用于无约束优化问题, 而较为常用的惩罚函数法难以表达进化初期无可行解的情况, 因而提出改进自适应惩罚函数 (improved adaptive penalty function, IAPF), 将组合权重模型转化为无约束优化模型. 应用所提出方法与其他方法进行仿真实验, 实验结果表明, 所提出算法具有有效性.

关键词: 组合权重; 多目标优化; 约束; MOEA/D; 自适应惩罚函数

中图分类号: TP18

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0592

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 程建华, 董铭涛, 赵琳. 一种基于 MOEA/D 的组合权重方法 [J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 3056-3062.

A combination weight method based on MOEA/D

CHENG Jian-hua[†], DONG Ming-tao, ZHAO Lin

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: In order to solve the combination coefficients of combination weight accurately, the idea of the multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition (MOEA/D) is introduced into the evaluation field, and a combination weight method based on MOEA/D is proposed. When the combination weight model is usually transformed into a single objective model by using the weighted sum method, the model weighting coefficients are difficult to determine accurately. To solve this problem, by introducing the decomposition idea of the MOEA/D algorithm, the combined weight model is transformed into multiple single objective sub-models. The MOEA/D algorithm is only suitable for unconstrained optimization problems. However, the commonly used penalty function method is difficult to express the situation where there is no feasible solution in the initial stage of evolution. An improved adaptive penalty function (IAPF) is proposed to transform the combination weight model into an unconstrained optimization model. Simulations are carried out using the proposed method and other literature methods. The results show that the proposed algorithm is effective.

Keywords: combination weight; multi-objective optimization; constrained; multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition (MOEA/D); adaptive penalty function (APF)

0 引言

在多属性多指标评估问题中, 指标权重对评估结果产生至关重要的影响, 权重合理性是评估的关键问题之一^[1-2]. 目前, 权重求解方法主要有两类: 主观权重法和客观权重法. 工程应用中, 主、客观权重法均存在不适用性, 表现为: 前者客观性差, 后者解释性差.

近年来, 组合权重法引起了学者们广泛兴趣^[1,3-7]. 组合权重法主要分为两种: 一种为主、客观权重组合法^[1,3-5], 一种为多专家权重组合法^[6-7]. 文献

[1,3] 利用主、客观权重值和指标值, 建立线性组合权重多目标优化模型. 文献 [4] 将多目标优化问题转化为“目标函数+约束”问题, 避免了多目标模型转化为单目标模型时, 模型加权系数难以准确确定的问题. 文献 [5] 借助于主、客观权重值和指标值, 构建多目标优化模型. 上述方法除了利用主、客观权重值外, 还需要利用指标值, 因此, 组合权重合理性受到指标值的影响. 文献 [6] 基于熵理论, 建立了多专家权重多目标约束优化模型. 文献 [7] 考虑组合多位专家权重

收稿日期: 2020-05-19; 修回日期: 2020-08-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61633008, 61773132); 黑龙江省杰出青年科学基金项目 (JC2018019).

责任编辑: 巩敦卫.

[†]通讯作者. E-mail: ins_cheng@163.com.

时不确定性和权重一致性要求,基于熵理论和权重分量间差异性最小要求,建立了多目标约束优化模型。

对于组合权重模型而言,多目标约束优化模型的求解是一个难点问题.文献[6]采用加权和法将多专家权重模型转化为单目标模型,利用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法求解.考虑到算法存在早熟收敛的问题,人们提出了改进PSO算法.文献[7]利用加权和法将多专家权重模型转化为单目标模型,采用改进差分进化(differential evolution, DE)算法求解组合系数.上述文献存在两个问题:1)利用加权和法将多目标模型转化为单目标模型,模型加权系数难以准确确定;2)采用改进PSO及改进差分进化算法容易陷入局部收敛,得到的解分布性较差。

针对约束优化问题,文献[8]按性质将约束优化问题求解算法分为两类:确定性的算法和随机性的算法.确定性的算法包括:投影梯度法、序列二次规划法及拉格朗日函数法等,主要特点是需要函数的梯度信息,求得的解多为局部最优解,不适用于求解非线性问题.随机性的算法包括:基于分解的多目标进化算法(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)^[9-11]、带精英策略的快速非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm-II, NSGA-II)^[12]、多目标粒子群优化算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)^[13]和多目标人工蜂群算法(multi-objective artificial bee colony, MOABC)^[14]等.采用NSGA-II、MOPSO及MOABC算法存在最优解性能不是很理想且收敛速度较慢的问题.MOEA/D算法因高搜索效率、高优化效率、能够提高最优解性能及计算效率等优点,成为研究热点,已广泛应用于船舶性能优化^[10]、电力环境经济^[11]等领域。

由于MOEA/D仅适用于无约束优化模型,而组合权重模型包含等式约束,需要无约束化处理.文献[15]对约束优化进化算法深入分析,总结了解决约束优化问题的常用方法.其中,惩罚函数法因算法执行简单的优点而得到广泛的应用^[16-19].惩罚函数系数直接影响优化结果的好坏,对于此问题,自适应惩罚函数(adaptive penalty function, APF)^[20]是较为常用的解决方法。

本文将MOEA/D算法应用于评估领域,提出一种基于MOEA/D的组合权重方法.首先,提出改进自适应惩罚函数(improved APF, IAPF),将组合权重模型转化为无约束优化模型;然后,利用MOEA/D算法

求解组合权重的组合系数;最后,通过仿真实验将本文方法与其他文献中方法进行比较,所提结果表明了本文算法的可行性和优越性。

1 组合权重数学模型

文献[7]在考虑不同权重方法随机性以及各权重分量与组合权重一致性的基础上,建立了基于多专家权重的组合权重优化模型,模型具有非线性、多目标及包含等式约束等特点.组合权重模型为:设专家人数为 N_0 ,指标数量为 N_1 .为了减小单一权重方法带来的局限性,利用多种不同的主观权重方法计算多专家权重 $w_i (i = 1, 2, \dots, N_0)$, $w_i = w_{ij} (j = 1, 2, \dots, N_1)$.假设组合系数为 k_i ,则组合权重 W 为

$$W = w_1 k_1 + w_2 k_2 + \dots + w_{N_0} k_{N_0} = \sum_{i=1}^{N_0} w_i k_i. \quad (1)$$

1.1 目标函数

1.1.1 组合系数不确定性函数^[1]

依据数理统计的观点,各指标的真实权重值是一个随机值,不同的权重方法求解的结果是真实值的一个样本值.不同的权重方法给组合权重带来了不确定性,通常用Shannon信息熵来描述不确定性^[6].组合系数不确定性目标函数为

$$\max f_1(\mathbf{k}) = - \sum_{i=1}^{N_0} k_i \ln(k_i). \quad (2)$$

其中: N_0 为专家人数, $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \dots, k_{N_0})$.

1.1.2 权重向量一致性函数^[7]

从权重本身出发,各权重分量与组合权重分量需要具备一致性的要求,采用距离表示,距离越小,一致性越好.组合权重一致性目标函数为

$$\min f_2(\mathbf{k}) = \sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_0} (W_j - w_{ij})^2 = \sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_0} \left(\sum_{l=1}^{N_0} w_{li} k_l - w_{ij} \right)^2. \quad (3)$$

其中: N_0 为专家人数, N_1 为指标数量, W_j 为组合权重的第 j 个分量, w_{ij} 为第 i 个专家权重的第 j 个分量。

1.2 约束函数

组合系数 $k_i (i = 1, 2, \dots, N_0)$,满足 $0 \leq k_i \leq 1$.组合权重为多专家权重与组合系数的加权和,因此,组合系数还需要满足

$$h(\mathbf{k}) = \sum_{i=1}^{N_0} k_i = 1. \quad (4)$$

其中: N_0 为专家人数, $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \dots, k_{N_0})$.式(4)属于等式约束。

由于目标函数 f_1 包含 \ln 函数,而 \ln 函数定义域

为 $(0, +\infty)$, 因此, 组合系数最小值不能取 0. 假定 k_i 最小值为 0.01, 故 $0.01 \leq k_i \leq 1$.

2 组合权重双目标约束优化数学模型

由第1节的内容可知, 常利用加权和法将多目标模型转化为单目标模型^[6-7]. 对于组合权重模型而言, 转化为 $\alpha f_1(\mathbf{k}) + \beta f_2(\mathbf{k})$ 的形式求解组合系数, 其中 α 、 β 为模型加权系数. 常用的确定模型系数的方法为: 1) 在分析系数对模型影响的基础上, 选定模型系数^[6]; 2) 直接设置模型系数^[7]. 上述方法均难以准确确定模型系数. 为解决此问题, 建立通用的组合权重双目标约束优化模型

$$\min F(\mathbf{k}) = (f_1(\mathbf{k}), f_2(\mathbf{k})), \quad (5)$$

$$\text{s.t. } h(\mathbf{k}) = 1. \quad (6)$$

其中: $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \dots, k_{N_0})$ 为组合系数向量, $F(\mathbf{k})$ 为目标函数值. 式(2)为最大目标函数, 为便于计算, 转化为最小目标函数. $h(\mathbf{k})$ 为等式约束, 为目标函数 f_1 和 f_2 的等式约束. 满足式(6)的解 \mathbf{k} 称为可行解, 反之称为非可行解.

2.1 约束违反程度

对于约束优化问题, 通常将等式约束转化为不等式约束, 即

$$|h(\mathbf{k}) - 1| - \delta \leq 0, \quad (7)$$

其中 δ 为等式约束容忍值, 常取较小数值, 为 0.001 或者 0.000 1. 因此, 个体 \mathbf{k} 违反等式约束的违反程度可表示为

$$G(\mathbf{k}) = \max\{|h(\mathbf{k}) - 1| - \delta, 0\}. \quad (8)$$

2.2 非支配解

针对双目标优化问题, 通常无法直接评判优化解间的优劣关系. 以双目标优化、专家人数为 2 及最小化的问题为例, 有两组解的目标函数值为 (0.4, 0.6) 和 (0.3, 0.7), 在第 1 目标函数中 0.4 大于 0.3, 但在第 2 目标函数中 0.6 小于 0.7, 无法直接判断两组解间的优劣关系. Pareto 支配关系能够表达这种优劣关系, 因此, 采用 Pareto 支配关系表示双目标优化问题解间的优劣关系.

Pareto 支配关系^[15] 定义如下: 对于双目标优化模型而言, 以最小化问题为例, 存在两个可行解 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} , 称 \mathbf{x} Pareto 支配 \mathbf{y} , 需要满足

$$\begin{cases} \forall i \in \{1, 2\}, f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{y}); \\ \exists j \in \{1, 2\}, f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{y}). \end{cases} \quad (9)$$

在定义域内, 如果不存在 \mathbf{x} Pareto 支配 \mathbf{x}^* , 则称 \mathbf{x}^* 为非支配解. Pareto 最优解集为所有非支配解的

集合, 对应目标函数值的集合称为 Pareto 前沿 (Pareto front, PF).

3 基于 MOEA/D 的组合权重算法

文献 [1,6] 利用加权和法将多目标优化模型转化为单目标优化模型, 加权系数难以准确确定. MOEA/D 算法具有高搜索效率、高优化效率等优点, 主要思想为将多目标优化模型分解为多个标量单目标优化模型, 因此, 利用 MOEA/D 算法解决组合权重约束优化问题.

3.1 经典 MOEA/D 算法

MOEA/D 算法是一种将多目标优化问题分解为多个标量单目标子问题, 利用子问题邻域信息, 对所有子问题同时进行协同优化, 从而找到 PF 的方法^[9]. 利用均匀分布的权重向量引导种群进化方向, 保障种群能够遍历整个搜索空间, 保证高搜索效率及种群的多样性. MOEA/D 算法的主要优点是分解操作. 切比雪夫法 (Tchebycheff approach, TCH) 由于计算简单, 对 PF 不敏感, 得到了广泛的应用^[10-11]. 因此, 采用 TCH 分解双目标优化模型, 其表达式为

$$\min g^{te}(\mathbf{k} | \lambda, z^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \{|f_i(\mathbf{k}) - z_i^*| \lambda_i\}. \quad (10)$$

其中: z_i^* 为参考点, $z_i^* = \min\{f_i(\mathbf{k})\}$; 权重向量 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$, 满足 $\lambda_i \geq 0$.

3.2 IAPF 方法

MOEA/D 算法适用于无约束优化问题. 组合权重双目标优化模型包含等式约束, 因此需要约束处理. 文献 [20] 将 APF 应用于遗传算法中, 解决了惩罚因子难以控制的问题. APF 表达式为

$$H(\rho) = 10^{\alpha(1-\rho)} - 1. \quad (11)$$

其中: α 为控制 $H(\rho)$ 幅值的系数, ρ 为可行解比例.

在组合权重模型中, 由于等式约束的存在, 导致可行域占搜索空间比例非常小, 离散程度大^[10]. 在进化初期, 大部分解为非可行解, 需要对惩罚函数赋予较大惩罚系数, 有利于引导搜索群体进入可行解区域. 在进化中期, 一部分可行解进入搜索群体中, 惩罚系数逐渐减小. 可行解越多, 惩罚系数越小. 搜索群体将搜索重心转变为搜索优秀函数值的解, 同时, 也可以让具有较小目标函数值的非可行解进入搜索群体, 以保证种群的多样性. 进化后期, 群体中都为可行解, 惩罚系数减小到最小值 0. 因此, 惩罚函数应具备以下特点:

1) 进化初始阶段, 具有最大惩罚系数, 此处并不代表初始可行解比例 ρ 为 0.

2) 随着进化深入, 惩罚系数逐渐减小, 惩罚系数

函数是一个减函数.

3) 进化中期,可行解逐渐进入搜索群体,需要快速减小惩罚系数;进化后期,惩罚系数减小速度需要减缓.因此,惩罚系数减小是一个先快后慢的过程.

4) 当 $\rho = 0$ 和进化初期时, $H(\rho)$ 取最大值.

5) 当 $\rho = 1$ 时, $H(\rho)$ 取最小值.

由于APF无法表达进化初期的惩罚系数,结合组合权重模型惩罚函数的特点,本文提出了改进自适应惩罚函数(improved adaptive penalty function, IAPF)方法. IAPF方法系数表达式为

$$H(\rho) = \begin{cases} 10^{\alpha(1-\rho)} - 1, & 0 \leq \rho \leq 1; \\ 10^\alpha - 1, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

其中: ρ 为可行解比例, α 为系数.

参照文献[11]中惩罚系数选取经验,进行仿真测试.结合组合权重模型的特点,选定 $H(\rho)$ 最大值为9,计算得到 $\alpha = 1$.将系数代入式(12),得到IAPF表达式

$$H(\rho) = \begin{cases} 10^{(1-\rho)} - 1, & 0 \leq \rho \leq 1; \\ 9, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

其中 ρ 为可行解比例.

绘制 $H(\rho)$ 变化曲线,如图1所示.由图1函数曲线特点可知,IAPF方法系数初值取最大值9,符合设计要求.自适应阶段,曲线变化速度由大逐渐减小,最终减小至0.

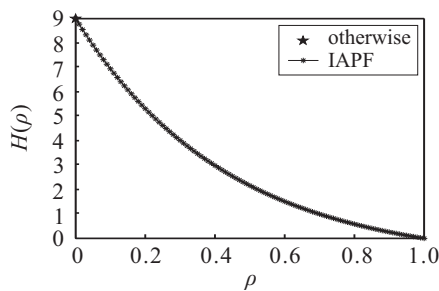


图1 IAPF曲线

3.3 组合权重算法

依据3.1节和3.2节的内容,建立基于IAPF的组合权重双目标模型

$$F(\mathbf{k}) = \{f_1(\mathbf{k}) + H(\rho)G(\mathbf{k}), f_2(\mathbf{k}) + H(\rho)G(\mathbf{k})\}, \quad (14)$$

其中 $H(\rho)$ 为IAPF表达式.利用TCH将式(14)转化为两个单目标优化模型.

参照MOEA/D算法计算步骤,得到基于MOEA/D的组合权重算法计算步骤如下.

step 1: 初始化.

1) 设置进化参数:种群数量 N ,权重向量邻域个

数 T ,最大迭代次数 G_{\max} ,等式约束容忍值 δ .

2) 初始化式(14)中的 $F(\mathbf{k})$,初始化参考点 $z^* = [z_1, z_2]$,其中, $z_j = \min_{1 \leq i \leq N_0} \{f_j(k_i)\}$, $j = 1$ 或 2 .

3) 权重向量 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$ 为均匀分布的向量,取值为 $\left\{\frac{0}{N}, \frac{1}{N}, \dots, \frac{N}{N}\right\}$.计算权重向量之间的欧氏距离,对每个权重向量找出 T 个相对于它最近的向量,记为邻域 $B(i) = i_1, i_2, \dots, i_T$.于是, $\lambda^{i_1}, \dots, \lambda^{i_T}$ 分别对应于 λ^i 的 T 个邻域权重向量.

step 2: 进化算法.

1) 随机从邻域 $B(i)$ 中选择序号为 r_1 和 r_2 的个体,并且 $r_1 \neq r_2$,利用模拟二进制交叉操作和多项式变异操作两种方法^[9]生成新解 \mathbf{y} .

2) 计算新解 \mathbf{y} 目标函数值.当 $j = 1$ 或 2 时,如果满足 $z_j > F_j(\mathbf{y})$,则 $z_j = F_j(\mathbf{y})$.

3) 根据式(10), $\forall j \in B(i)$,如果满足 $g^{te}(y_j | \lambda, z^*) \leq g^{te}(k_j | \lambda, z^*)$,则 $k_j = y_j, F(k_j) = F(y_j)$.

step 3: 终止条件.

当进化代数 $g_n = G_{\max}$ 时,停止进化;否则, $g_n = g_n + 1$,返回step 2.

step 4: 结果输出.

输出目标函数值以及对应的Pareto最优解集.

4 实例分析

为了验证IAPF以及基于MOEA/D的组合权重算法性能,以组合权重双目标优化模型为基础进行仿真实验.首先,文献[7]中优化权重(optimization weight, OW)模型实际可等价于死惩罚函数^[8],将IAPF与死惩罚函数相比较.其次,将本文算法与NSGA-II、MOPSO、MOABC及NSGA-III^[21]相比较.在对比算法中,为了验证本文算法对组合权重模型的有效性,对比算法采用与本文算法相同的约束处理方法.有效性的含义为算法具有可行性,是一种成功的算法,与对比算法相比具有突出的特点.所有程序采用Matlab R2014A编写.

4.1 算法参数设置

MOEA/D算法属于进化优化类算法,算法参数的好坏对进化结果产生直接影响.参数过大或过小,会导致算法无法收敛,甚至无法得到PF等情况出现.借鉴文献[9,11]中参数选取经验以及在仿真测试基础上,主要参数设置如下: $N = 100, T = 20, G_{\max} = 250, \delta = 0.001$.多专家权重选择文献[7]中组合导航系统指标体系中的功能层(B)前3位专家权重值,分别为(0.5, 0.4, 0.1), (0.6, 0.3, 0.1), (0.5, 0.3, 0.2).

对于组合权重模型而言,无法获取真实PF.为了比较多种算法的分布性和收敛性,采用超体积(hyper

volume, HV)^[22] 指标来衡量算法的分布性和收敛性, 有

$$HV(P, r) = \text{Volume} \left\{ \bigcup_{F \in P} [f_1, r_1] \times \dots \times [f_m, r_m] \right\}. \quad (15)$$

其中: P 为算法在解空间中获得的最优解集, $r = [r_1, r_2, \dots, r_m]$ 为参考点, HV 的含义为最优解相对于参考点求面积或体积. 根据组合权重模型目标函数值分布情况, 设置参考点为 $r = [6, 26]$. HV 指标值越大, 表明算法性能越优.

4.2 IAPF 有效性分析

OW 模型的本质为在可行域中寻找多目标优化问题的最优解集, 具有与死惩罚函数一致的特点, 因此将 OW 模型等效为死惩罚函数. 针对组合权重模型, 进行 IAPF 与死惩罚函数的对比实验, 仿真结果如图 2 所示.

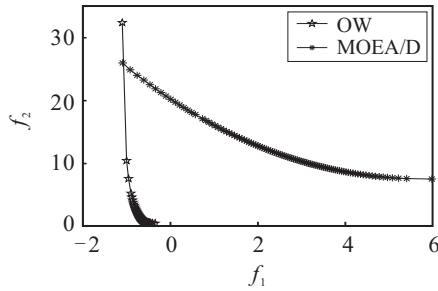


图 2 惩罚函数对比结果

由图 2 可以看出: 对于目标函数 f_1 , 死惩罚函数对应的函数值主要集中在 $(-1.5, 0)$ 区间, 变化范围小, 表明最优解分布性差; IAPF 对应的函数值在 $(-1.5, 6)$ 区间, 最优解分布性好. 从而表明 IAPF 具有有效性, 目标函数 PF 多样性好.

4.3 组合权重方法有效性分析

为了验证组合权重方法的有效性, 对本文算法和 NSGA-II、MOPSO、MOABC 及 NSGA-III 算法进行仿真实验. 为了保证实验结果具有可比较性, 算法参数设置一致. 仿真结果如图 3 所示.

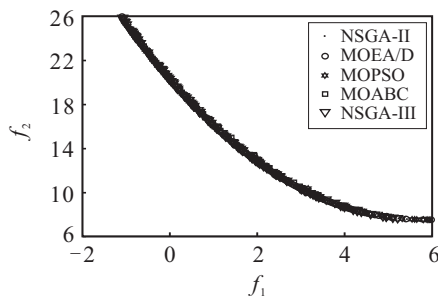


图 3 组合权重方法对比结果

根据图 3 中 PF 可知, 目标函数 f_1 与 f_2 相互冲突. 本文算法与 NSGA-II、MOPSO、MOABC 及 NSGA-III

算法仿真曲线基本重合, 表明 5 种算法性能相接近.

通常, 采用算法运行时间来衡量算法性能, 算法运行时间为算法运行 10 次的平均时间. 用 HV 指标衡量最优解性能, 结果如表 1 和表 2 所示.

表 1 算法运行时间

算法	本文算法	NSGA-II	MOPSO	MOABC	NSGA-III
时间/s	12.696	58.584	52.0949	71.0584	173.3331

表 2 最优解 HV 值

算法	本文算法	NSGA-II	MOPSO	MOABC	NSGA-III
HV	89.26269	88.7686	89.1850	88.6045	88.8686

对比表 1 中算法运行时间, 本文算法所消耗时间远低于 NSGA-II、MOPSO、MOABC 及 NSGA-III 算法, 表明本文算法已达到对比算法的相接近结果, 而对比算法需要牺牲时间性能.

在表 2 中, HV 值从大到小的关系依次是本文算法、MOPSO、NSGA-III、NSGA-II 及 MOABC, 表明本文算法分布性和收敛性最好.

对于组合权重模型而言, 最终目标是求解组合系数. 以最优折中解指标^[11]为指导, 计算组合系数最优解. 采用本文算法及 NSGA-II 算法分别求解最优折中解, 对比结果如表 3 所示. 组合权重模型为最小优化模型, 目标函数值越小越好. 在表 3 中, 本文算法与 NSGA-II 算法最优折中解差别不大.

表 3 最优折中解

算法	k_1	k_2	k_3	f_1	f_2
NSGA-II	0.3281	0.3302	0.3323	-1.0976	25.9592
本文算法	0.2968	0.3595	0.3346	-1.0946	25.9865

比较两种算法的鲁棒性, 包括目标函数的最大值、最小值和平均值, 算法运行 10 次后结果取平均值, 如表 4 所示. 在表 4 中, 对于目标函数 f_1 而言, 本文算法鲁棒性能优于 NSGA-II 算法; 对于目标函数 f_2 而言, NSGA-II 算法鲁棒性优于本文算法. 这表明两种算法互有优劣.

表 4 算法鲁棒性

指标	本文算法		NSGA-II	
	f_1	f_2	f_1	f_2
最大值	0.207	29.671	6.461	43.137
最小值	-1.097	21.321	-1.097	7.544
平均值	-1.058	25.803	1.843	14.962

为了验证组合权重算法的收敛性, 进行收敛性仿真实验, 实验结果如图 4 和图 5 所示. 由图 4 和图 5

可知:在进化初期,大部分都为非可行解,惩罚系数较大,两个目标函数值较大;当可行解进入搜索群体后,惩罚系数快速减小,同时目标函数值也快速减小;随着迭代次数增加,惩罚系数减小的速率逐渐减小,慢慢趋近于定值;迭代次数接近120时,目标函数趋近于定值,从而表明了组合权重方法具有收敛性。在图5中,当可行解快速进入搜索群体后,由于 f_1 为非线性函数, f_2 为线性函数, f_2 惩罚系数减小幅度快于 f_1 ,出现函数值减小过快的情况。随着迭代次数的增加,IAPF自适应调整,目标函数也自适应变化,因此, f_2 出现了波动情况,表明IAPF具有较好的自适应能力。

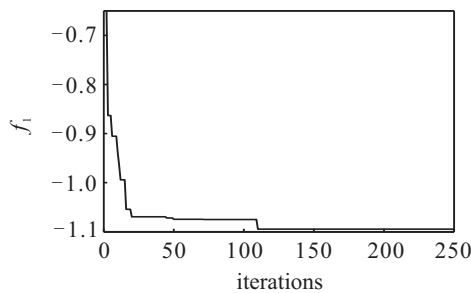


图4 目标函数 f_1 收敛曲线

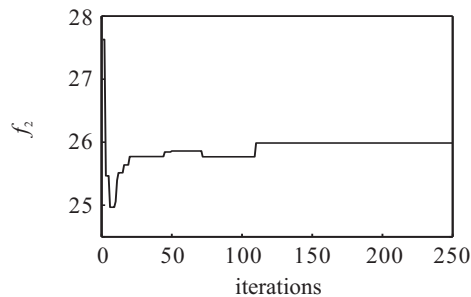


图5 目标函数 f_2 收敛曲线

5 结论

本文将MOEA/D算法引入评估领域,用于求解组合权重的组合系数。主要工作如下:

1) 提出了基于MOEA/D的组合权重算法。首先提出了IAPF方法,将组合权重模型转化为无约束优化模型。利用MOEA/D算法将组合权重模型分解为两个单目标量子优化模型,同时对子模型协同优化,寻找最优解。

2) 将OW模型等效为死惩罚函数模型,与IAPF相比较,验证了IAPF方法的有效性。与NSGA-II、MOPSO、MOABC及NSGA-III算法相比较,实验结果表明,5种算法性能相当,本文算法运算时间更少,HV值最大。对于最优折中解及算法鲁棒性,本文算法与NSGA-II算法性能相当。表明组合权重方法具有可行性,部分性能更优,可为后期深入研究提供参考。

3) 基于MOEA/D的组合权重算法适用于包含单个等式约束的双目标优化问题,也可用于包含单个等式约束的三目标优化问题。当约束函数和目标函数数目继续增加时,IAPF以及基于MOEA/D算法的组合权重方法将不再适用。

参考文献(References)

- [1] 汪泽焱, 顾红芳, 益晓新, 等. 一种基于熵的线性组合赋权法[J]. 系统工程理论与实践, 2003, 23(3): 112-116.
(Wang Z Y, Gu H F, Yi X X, et al. A method of determining the linear combination weights based on entropy[J]. System Engineering—Theory & Practice. 2003, 23(3): 112-116.)
- [2] Figueira J, Roy B. Determining the weights of criteria in the ELECTRE type methods with a revised Simos' procedure[J]. European Journal of Operational Research, 2002, 139(2): 317-326.
- [3] Chen Y H, Niu D X, Gu Z H, et al. Research on application of gray target model based on linear combination weights in security assessment of power production[C]. 2008 International Conference on Risk Management & Engineering Management. Beijing, 2008: 190-194.
- [4] 姜昱汐, 迟国泰, 严丽俊. 基于最大熵原理的线性组合赋权方法[J]. 运筹与管理, 2011, 20(1): 53-59.
(Jiang Y X, Chi G T, Yan L J. The linear combination weights method based on maximum entropy principle[J]. Operations Research and Management Science, 2011, 20(1): 53-59.)
- [5] 王海伟, 刘更, 杨占铎. 机械产品设计方案多指标综合评价方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(3): 99-103.
(Wang H W, Liu G, Yang Z D. Multi-criteria comprehensive evaluation method of mechanical product design scheme[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(3): 99-103.)
- [6] 石莉, 杨善林, 马英, 等. 一种新的组合权重集结方法及合理性评价研究[J]. 系统工程学报, 2012, 27(4): 481-491.
(Shi L, Yang S L, Ma Y, et al. A novel method of combination weighting for multiple attribute decision making[J]. Journal of Systems Engineering, 2012, 27(4): 481-491.)
- [7] Cheng J H, Dong M T, Qi B. An OW-FCE model based on MDE algorithm for evaluating integrated navigation system[J]. IEEE Access, 2019, 7: 178918-178929.
- [8] 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.)
- [9] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712-731.
- [10] 毕晓君, 王朝. 基于MOEA/D的船舶水动力性能优化[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2018, 39(10): 1681-1687. (Bi X J, Wang C. Ship hydrodynamic performance optimization based on MOEA/D[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2018, 39(10): 1681-1687.)
- [11] 朱永胜, 王杰, 瞿博阳, 等. 采用基于分解的多目标进化算法的电力环境经济调度[J]. *电网技术*, 2014, 38(6): 1577-1584. (Zhu Y S, Wang J, Qu B Y, et al. Environmental economic dispatch adopting multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *Power System Technology*, 2014, 38(6): 1577-1584.)
- [12] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [13] Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 256-279.
- [14] Akbari R, Hedayatzadeh R, Ziarati K, et al. A multi-objective artificial bee colony algorithm[J]. *Swarm & Evolutionary Computation*, 2012, 2: 39-52.
- [15] 李智勇, 黄滔, 陈少森, 等. 约束优化进化算法综述[J]. *软件学报*, 2017, 28(6): 1529-1546. (Li Z Y, Huang T, Chen S M, et al. Overview of constrained optimization evolutionary algorithms[J]. *Journal of Software*, 2017, 28(6): 1529-1546.)
- [16] Runarsson T, Yao X. Stochastic ranking for constrained evolutionary optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2000, 4(3): 284-294.
- [17] Tessema B, Yen G. An adaptive penalty formulation for constrained evolutionary optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2009, 39(3): 565-578.
- [18] Lin C H. A rough penalty genetic algorithm for constrained optimization[J]. *Information Sciences*, 2013, 241: 119-137.
- [19] 司呈勇, 兰天, 胡俊杰, 等. 关于惩罚函数中惩罚系数的讨论[J]. *控制与决策*, 2014, 29(9): 1707-1710. (Si C Y, Lan T, Hu J J, et al. Penalty parameter of the penalty function method[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(9): 1707-1710.)
- [20] 蔡海鸾, 郭学萍. 一种新的自适应惩罚函数在遗传算法中的应用[J]. *华东师范大学学报: 自然科学版*, 2015(6): 36-45. (Cai H L, Guo X P. A new adaptive penalty function in the application of genetic algorithm[J]. *Journal of East China Normal University: Natural Science*, 2015(6): 36-45.)
- [21] Xue B, Hao X J, Liu X D, et al. Simulation of an NSGA-III based fireball inner-temperature-field reconstructive method[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 43908-43919.
- [22] Bader J, Zitzler E. HypE: An algorithm for fast hypervolume-based many-objective optimization[J]. *Evolutionary Computation*, 2011, 19(1): 45-76.

作者简介

程建华(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 从事惯性导航、组合导航、极区导航等研究, E-mail: ins_cheng@163.com;

董铭涛(1989—), 男, 博士生, 从事组合导航系统评估、智能优化的研究, E-mail: dongmingtao2727@163.com;

赵琳(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 从事卫星导航、组合导航等研究, E-mail: zhaolin@hrbeu.edu.cn.

(责任编辑: 李君玲)