

文章编号:1001-9081(2014)01-0189-05

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2014.01.0189

多资源均衡优化的布谷鸟算法

宋玉坚^{1*}, 叶春明¹, 黄佐钘^{1,2}

(1. 上海理工大学 管理学院, 上海 200093; 2. 上海期货交易所, 上海 200122)

(*通信作者电子邮箱 soonvict@163.com)

摘要:针对标准多目标布谷鸟算法(CSA)后期收敛速度慢、收敛精度不高的缺陷,提出一种求解多资源均衡优化问题的改进多目标布谷鸟算法。首先,引入非均匀变异算子,以均衡算法的全局搜索能力和局部寻优能力;然后,引进差分进化算子,促进群体间的合作和信息交流,提高算法的收敛精度。通过算例测试表明,改进的多目标布谷鸟算法比标准多目标算法和VEPSO-BP算法具有更好的全局收敛性。

关键词:多目标布谷鸟算法;多资源均衡优化;非均匀变异算子;差分进化算子;全局收敛性

中图分类号: TP18 文献标志码:A

Cuckoo search algorithm for multi-resource leveling optimization

SONG Yujian^{1*}, YE Chunming¹, HUANG Zuoxing^{1,2}

(1. Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. Shanghai Futures Exchange, Shanghai 200122, China)

Abstract: An improved multi-objective Cuckoo Search Algorithm (CSA) was proposed to overcome basic multi-objective CSA's default of low convergence speed in the later period and low solution quality when it was used to solve the multi-resource leveling problem. Firstly, a non-uniform mutation operator was embedded in the basic multi-objective cuckoo search to make a perfect balance between exploration and exploitation. Secondly, a differential evolution operator was employed for boosting cooperation and information exchange among the groups to enhance the convergence quality. The simulation test illustrates that the improved multi-objective CSA outperforms the basic multi-objective CSA and Vector Evaluated Particle Swarm Optimization Based on Pareto (VEPSO-BP) algorithm when global convergence is considered.

Key words: multi-objective Cuckoo Search Algorithm (CSA); multi-resource leveling optimization; non-uniform mutation operator; differential evolution operator; global convergence

0 引言

在项目计划制定阶段,网络计划的初始方案往往只提供了项目各项工作的资源需求、逻辑关系以及时间参数等基本信息,将其运用到指导项目的实施过程必须根据项目的限制条件和特殊目的对其进行优化。常见的网络计划优化包括工期优化、费用优化以及资源优化。资源均衡优化作为资源优化的一种是指在工期固定的前提下,合理地安排各项工作的开始时间,使得资源需求在整个工期内趋于均衡。资源均衡通常具有降低管理难度、减少临时设施、降低工程成本以及最大限度地保障各项目标实现的现实意义^[1],因此资源均衡优化问题越来越受到项目管理者和专家学者的关注。通过查阅文献可知,相关研究主要集中在单资源单目标的网络计划优化^[2-3],并形成了相对成熟的优化理论与方法,而在实际项目中,一项工作任务通常需要耗费人工、材料及机械多种资源,因此多资源均衡优化更为切合实际。多资源均衡优化问题以各资源均衡评价指标为优化目标,则多资源均衡优化问题即成为多目标优化问题。目前求解多资源均衡优化问题较为常见的方法是通过引入权重系数将其转化为单目标资源均衡问

题^[4]。郭研等^[5]认为该方法主要的缺陷在于权重系数选择的主观性与随机性以及优化解的单一性,而多目标优化问题存在着一组 Pareto 解集,这种方法不可避免地会遗漏更适合实际问题的其他方案。多目标进化算法是搜索此类优化问题 Pareto 解集的有效方法,文献[5-6]采用基于 Pareto 的向量评价粒子群 (Vector Evaluated Particle Swarm Optimization based on Pareto, VEPSO-BP) 算法分别对单项目多资源和多项目多资源优化问题进行求解获得一组 Pareto 解集,取得了较为良好的效果。文献[7]则提出了一种基于动态种群的多目标粒子算法来求解多模式多资源均衡优化问题并通过实例仿真验证了其可行性和有效性。但是,多目标粒子群算法的性能依赖于全局最优粒子选取,算法容易陷入局部最优而影响优化结果的质量。

布谷鸟算法 (Cuckoo Search Algorithm, CSA) 是由 Yang 等^[8]提出的一种新型智能算法,它是通过模拟自然界中布谷鸟借窝产卵的繁殖习性以及 Levy 飞行特征而发展起来的智能算法,具有参数设置少、收敛速度快、全局搜索能力强等优点,并且实例测试结果证明了它比遗传算法、粒子群算法、萤火虫算法具有更高寻优性能^[8-9]。鉴于此, Yang 等在布谷鸟

收稿日期:2013-06-27;修回日期:2013-09-28。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(71271138);教育部人文社会科学规划基金资助项目(10YJA630187);上海市教育委员会科研创新项目(12ZS133);上海市一流学科建设项目(S1201YLXK)。

作者简介:宋玉坚(1989-),男,江西抚州人,硕士研究生,主要研究方向:项目管理、智能优化;叶春明(1964-),男,安徽宣城人,教授,博士,主要研究方向:工业工程、企业战略、供应链管理、企业信息化;黄佐钘(1979-),男,福建三明人,副教授,博士,主要研究方向:金融工程。

算法中引入了支配关系和非支配集的概念,构建了多目标布谷鸟(Multi-objective Cuckoo Search, MOCS)算法,将算法拓展应用于多目标优化领域。多目标布谷鸟算法继承了布谷鸟算法优良特性,在基准函数以及工程优化问题测试中发现,算法相比传统的 NSGA-II(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II)、SPEA(Strength Pareto Evolutionary Algorithm)以及 VEGA(Vector Evaluated Genetic Algorithm)等算法更能逼近真实的 Pareto 解集^[10]。Leandroso 等则对控制步长设置做了改进,采用 Duffing 振子混沌映射动态调整步长,改进多目标布谷鸟算法,并用于 Jiles-Atherton 磁滞模型参数估计^[11]。Hanoun 等将多目标布谷鸟算法应用于求解多目标车间调度问题,结果同样表明了多目标布谷鸟算法的有效性与优越性^[12]。

本文针对布谷鸟算法的搜索机制以及多资源均衡问题的特点,提出一种改进的多目标布谷鸟算法。改进多目标布谷鸟算法引入了非均匀变异算子^[13-16]取代标准多目标布谷鸟算法中的变异策略,使算法具有均衡的“勘探”和“开发”能力,同时采用差分进化算子^[17-19]促进鸟群之间协作,实现种群间信息共享,提高算法的收敛精度。

1 多资源均衡优化数学模型构建

1.1 多资源均衡问题描述

本文研究的经典多资源均衡优化问题基于以下 4 点假设:1) 只考虑各项工作可更新资源均衡状况;2) 网络计划的工作任务数 J 及其资源消耗量确定;3) 各项工作任务的时序关系明确;4) 各项工作连续执行不间断。

问题描述如下:某工程有 M 项工作任务集合 $V = \{1, 2, \dots, M\}$, 每项工作需要消耗 N 种可更新资源。工作任务 $j (j \in V)$ 开工时间设为 S_j ; d_j 表示工作任务 j 的持续时间; 工程项目的计划工期为 T ; P_j 为是工作 j 的紧前工作集; A_j 为 $(t-1, t)$ 这一个时段内正在执行的任务集合; $R_{jm}(t)$ 表示工作 j 第 m ($m = \{1, 2, \dots, K\}$) 种资源的消耗量; $R_m(t)$ 表示 $(t-1, t)$ 时段内资源 m 消耗总量; \bar{R}_m 表示资源 m 在工期内的平均消耗量, 其中。

1.2 数学模型构建

衡量资源均衡程度的评价指标有多种,如:方差、最大绝对离差、极差以及不均衡系数。本文采用常用的方差作为目标值构建式(1)的目标函数:

$$\min F_\delta = (f_{\delta 1}, f_{\delta 2}, \dots, f_{\delta m}, \dots, f_{\delta K}) \quad (1)$$

其中:

$$f_{\delta m} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (R_m(t) - \bar{R}_m)^2; m = \{1, 2, \dots, K\}$$

$$R_m(t) = \sum_{j=1}^M R_{jm}(t)$$

$$\bar{R}_m = \sum_{t=1}^T R_m(t)$$

资源均衡问题的实质是在工期固定的前提下,为各项工作安排合理的开始时间,使资源需求量尽可能均衡。每一组合理的调度方案其各项工作的开始时间都必须满足两个条件:

约束 1 时序关系约束,即各项工作必须在紧前工作都完成的情况下才能开始。

约束 2 总工期约束,即各项工作不得迟于其最晚开始时间开工。

因此,约束条件的数学表达式可表述为:

$$\max\{S_i + d_i\} \leq S_j \leq LS_j; j \in V, i \in P_j \quad (2)$$

2 改进多目标布谷鸟算法

2.1 标准多目标布谷鸟算法

布谷鸟算法启发于自然界中布谷鸟的寄巢产卵的行为,其主要思想是通过 Levy 飞行路径产生候选鸟窝以及采用精英保留策略更新当前鸟窝位置,最终使鸟窝位置能够达到或接近全局最优解。该算法在处理单目标优化问题时显现独特的寻优性能^[8]。为了使布谷鸟算法适用于求解多目标优化问题, Yang 等提出了一种多目标布谷鸟算法,对于具有 K 个子目标函数的优化问题,该算法重新赋予虚拟布谷鸟三种理想化状态:

- 1) 每只布谷鸟每次随机选定一个宿主鸟窝,产下 K 枚蛋,分别代表 K 个目标函数;
- 2) 在随机选择一组宿主鸟窝中,最好的宿主鸟窝将会被保留到下一代;
- 3) 宿主鸟发现外来蛋的概率为 Pa , 如被发现则重新随机选择另一鸟窝^[9]。

在此基础上,布谷鸟随机寻窝路径和位置更新公式如式(3)所示:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \alpha \otimes L(\lambda) \quad (3)$$

其中: $X_i^{(t+1)}$ 表示第 $t+1$ 代第 i 个鸟窝的候选位置; $X_i^{(t)}$ 表示第 t 代第 i 个鸟窝的位置; α 为控制步长; “ \otimes ” 为点对点乘法; $L(\lambda)$ 为服从 Levy 分布的随机搜索路径。

标准多目标布谷鸟算法的伪代码如下:

定义布谷鸟种群规模 M , 结束条件或最大进化代数 $MaxIter$, 发现概率 Pa

初始化 M 个宿主鸟窝位置, 并评价它们各自的 K 个目标函数值,

记录当前 Pareto 最优解

While (结束条件未满足或进化代数小于 $MaxIter$)

按照式(3)更新候选鸟窝位置

评价各候选鸟窝的目标函数值,

if 候选鸟窝支配上一代鸟窝

候选鸟窝替代上一代鸟窝成为新一代鸟窝

end

按概率 Pa 迁移最差的鸟窝位置

根据支配关系保留最好的一组鸟窝

进行非支配排序找出当代非劣解集并更新当前 Pareto 最优解

End

输出结果

2.2 非均匀变异算子

非均匀变异算子与进化代数关联, 动态地调节变异范围, 在算法初期变异范围相对较大, 使算法具有良好的全局搜索能力, 随着算法的推进, 变异范围越来越小, 逐步转向局部寻优^[13]。Zhao 将非均匀变异算子用于模糊引导粒子群算法的进化过程, 有效地解决了种群低多样性低和早熟的缺陷^[14], 焦李成等则将非均匀变异算子引入免疫克隆选择多目标优化算法, 利用算子的自适应性均衡全局搜索和局部寻优能力^[15], 王秀云等则在免疫遗传算法中通过非均匀变异操作改善算法全局收敛性能和计算速度^[16]。因此, 将该算子引入到多目标布谷鸟算法以均衡全局探索和局部开发能力, 提高收敛精度与速率。本文采用 Michalewicz 设计的非均匀变异算子^[20], 其具体操作如下:

假设解向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n)$, 按概率 Pb 确定变异分量。若要对第 k 为分量进行非均匀变异, 其取值区间为 $[L_k, U_k]$, 则按式(4)确定变异取值 x_k' 。

$$x_k' = \begin{cases} x_k + \Delta(t, U_k - x_k), & \text{random}(0,1) = 0 \\ x_k - \Delta(t, x_k - L_k), & \text{random}(0,1) = 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$\Delta(t, y) = y \cdot (1 - r^{(1-\nu T)^\lambda})$$

t 为当前进化代数; $\text{random}(0,1)$ 为等概率随机产生 0 和 1 的随机数; r 为区间 $[0,1]$ 内的随机数; T 为算法总的进化代数; λ 为可调参数, 决定算法的收敛压力。由式(4)可以看出, 当 t 较小时, $(1 - r/T)^\lambda$ 趋近于 1, $\Delta(t, y)$ 取值范围为 $[0, y]$, x_k' 的取值范围为 $[L_k, U_k]$, 因此在算法初期非均匀变化算子能够整个可行空间内搜索最优解; 当 t 增大时, $\Delta(t, y)$ 越来越接近于 0, 即变异算子只在当前解的邻域内搜索最优解。

2.3 差分进化算子

标准的多目标布谷鸟算法主要依赖于 Levy 飞行来更新种群的宿主鸟窝位置, 而群体间缺乏有效的信息沟通, 种群个体间不能分享各自的知识与经验, 没能充分发挥群体协作的优势, 因此有必要采取一些改进策略弥补这一缺陷, 进一步提高算法性能。差分进化算法就是一种基于种群差异的进化算法, 通过变异、交叉、选择操作促进群体间的竞争与合作, 形成有效的信息共享机制并且具有个体记忆最优的特点, 是一种非常有效的全局优化算法^[17]。Parassuram 等将差分进化算法与粒子群算法混合能更有效地解决带阀点效应的经济负荷分配问题^[18]。蚁仲杰等利用差分进化从全局搜索的特点, 免疫克隆算法混合构造的多目标优化算法性能比 NSGA 更为优秀^[19]。鉴于差分算法的信息共享机制, 本文按照如下方式构造差分算子嵌入多目标布谷鸟算法中:

1) 变异操作。

将所有鸟窝视为一个种群, $X_i^{(t)}$ 为需要变异的个体, 在当前种群随机选择两个个体 $X_{n1}^{(t)}, X_{n2}^{(t)}$, 并采用如下差分策略产生变异个体 V_i^t :

$$V_i^t = X_i^{(t)} + F^* (X_{n1}^{(t)} - X_{n2}^{(t)}) \quad (5)$$

其中 F 为缩放因子。变异后的个体保留了父体 $X_i^{(t)}$ 的部分信息, 同时借鉴了个体 $X_{n1}^{(t)}, X_{n2}^{(t)}$ 的信息, 实现了个体间信息的传递。

2) 交叉操作。

交叉操作是重组父体 $X_i^{(t)}$ 与变异个体 V_i^t 以产生候选个体 U_i^t 。个体 U_i^t 第 j 维分量取值按式(6)所示的规则生成:

$$U_j^t = \begin{cases} V_j^t, & r < CR \text{ 或 } j = p \\ X_j^{(t)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中: r 为 $[0,1]$ 的随机数; CR 交叉概率; p 为随机选定的某一维度, 以保证至少有一维的分量值由变异个体贡献。

3) 选择操作。

选择操作是通过比较候选个体 U_i^t 与父体 $X_i^{(t)}$ 的支配关系以将优势个体继承到下一代, 是算子精英保留策略的具体实现。选择操作规则为式(7)所示:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} U_i^t, & U_i^t \text{ dominate } X_i^{(t)} \\ X_i^{(t)}, & X_i^{(t)} \text{ dominate } U_i^t \\ \text{random}(U_i^t, X_i^{(t)}), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\text{random}(U_i^t, X_i^{(t)})$ 表示等概率随机选择 U_i^t 和 $X_i^{(t)}$ 某一个

体。

3 多资源均衡优化的改进布谷鸟算法实现

3.1 编码设计

因为资源均衡优化的实质是调整各项工作的开始时间以期达到资源需求均衡化的目标, 而且由于工期限定, 各项工作的开始时间在最早开始时间与最晚开始时间范围内取值, 所以基于工作开始时间的编码方案最为可行有效。根据资源均衡优化的原理, 把目标问题的可行解看作是布谷鸟的 N (N 表示网络计划中的工作任务数) 维搜索空间, 则布谷鸟 i 在 t 时刻找到的鸟窝位置坐标 $X_i^{(t)} = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}\}$, 接下来的重点是定义各维度所指代的工作。由于约束条件 1 要求各项工作必须在其所有紧前工作完成后才能开始, 所以本文不妨根据网络计划图拓扑排序顺序建立各维度与各项工作的一一对应关系。拓扑排序的方法如下:

- 1) 从网络计划图中选择一项没有紧前任务的工作置入部分拓扑排序序列中;
- 2) 从网络计划图中删去 1) 所选定的工作;
- 3) 重复 1) ~ 2), 直到网络计划图中的所有工作形成一个完整的拓扑排序序列。

3.2 进化公式的调整及非法解的修正

多目标布谷鸟算法是用于求解连续型优化问题的一类随机搜索算法, 引入的非均匀变异算子及差分算子同样是基于连续空间的操作。因此, 将改进多目标布谷鸟算法应用于求解离散型多资源均衡优化问题, 必须对进化公式作相应的调整。对于进化式(3) ~ (5), 本文采用对其进化结果取整的策略避免小数的影响。上述进化公式分别更改为:

$$X_i^{(t+1)} = \text{int}[X_i^{(t)} + \alpha \otimes L(\lambda)] \quad (8)$$

$$xk' = \begin{cases} \text{int}[xk + \Delta(t, U_k - xk)], & \text{random}(0,1) = 0 \\ \text{int}[xk - \Delta(t, xk - L_k)], & \text{random}(0,1) = 1 \end{cases} \quad (9)$$

$$V_i^t = \text{int}[X_i^{(t)} + F^* (X_{n1}^{(t)} - X_{n2}^{(t)})] \quad (10)$$

其中 $\text{int}[\cdot]$ 表示取整函数。

算法的随机性也会导致进化过程中不满足约束条件的非法解的产生, 本文通过修复算子对不满足限制条件的非法解进行修复以转化为可行解^[14]。操作步骤为从左到右逐次按式(11)重新计算第 j 维任务开始时间的取值范围 (FS_j, LS_j) , 若第 j ($j = 1, 2, \dots, M$) 维的取值不在此范围, 则判定为非法解, 然后 (FS_j, LS_j) 内随机取一整数予以修正。

$$FS_j = \max(s_i + d_i); i \in P_j \quad (11)$$

3.3 外部档案集的维护

外部档案集是用于存储迭代过程中所搜索到的 Pareto 最优解。外部档案集的维护主要是解决两个问题: 1) 如何将新非支配解加入到外部档案集; 2) Pareto 最优解超过外部档案集容量限制时如何对其进行裁剪。

首先, 将新非支配解加入到外部档案集, 需要比较新非支配解与外部档案集中解的支配关系, 按如下更新规则决定新非支配解是否加入外部档案集: 1) 若新非支配解被外部档案集中的解支配, 则拒绝该新非支配解加入外部存档; 2) 若新非支配解支配外部存档中的任意一个解, 则被支配的解从外部存档中删除; 3) 若新非支配解与外部档案集中的解互不支配, 则将其加入外部档案集^[21]。

其次,由于改进布谷鸟算法的更新操作不依赖于全局最优解,外部档案集的更新不会影响算法的全局收敛性,因此当外部档案集达到最大容量时,参考文献[22]中的策略,采用超格法对其进行裁剪,保持外部档案的均匀分布与多样性。

3.4 算法流程

资源均衡优化的改进多智能体粒子群算法的流程如下:

- 1) 参数设置。设置布谷鸟(鸟窝)规模 M ,最大进化代数 $MaxIter$,非均匀变异概率 Pb ,交叉概率 CR ,缩放因子 F ,外部档案集容量 C 。

- 2) 鸟窝位置初始化。随机生成 M 个鸟窝,评价各鸟窝的目标函数值,并根据支配关系初始化维护外部档案集。

- 3) 判断是否满足结束条件,是则结束迭代输出优化结果;否则转 4)。

- 4) 鸟窝位置更新。按照式(9)更新形成新一代鸟窝,与上一代的鸟窝对比,保留较好的作为当前鸟窝,并维护外部档案集。

- 5) 非均匀变异操作。按概率 Pb 对鸟窝执行非均匀变异得到新一组鸟窝,同样与上一代比较保留较好的鸟窝,并维护外部档案集。

- 6) 差分进化操作。依次对各鸟窝实施差分进化操作,更新鸟窝位置并维护外部档案集,转 3)。

3.5 算法时间复杂度分析

分析过程需要用到的参数: M 是布谷鸟种群规模; K 是资源种数; C 为外部档案集容量。由算法流程可知,一次迭代过程由 Levy 更新操作、非均匀变异操作和差分进化操作组成。在 Levy 更新操作中,更新候选鸟窝位置的时间复杂度为 $O(M)$,对比择优操作的时间复杂度为 $O(MK)$,采用超格法维护外部档案集的时间复杂度最差为 $O((M+C)K)^{(22-3)}$,同理,非均匀变异操作和差分进化操作的最差时间复杂度为 $O(M) + O(MK) + O((M+C)K)$ 。因此,一次迭代的最差时间复杂度为 $3 * [O(M) + O(MK) + O((M+C)K)]$ 。根据符合 O 的定义与简化规则,公式可简化为 $O((M+C)K)$ 。根据同样的分析过程,可以确定标准多目标布谷鸟算法一次迭代的最差时间复杂度为 $O((M+C)K)$,所以改进后的算法并没有增加算法的时间复杂度。

4 仿真测试

为了验证改进多目标布谷鸟算法的有效性,本文以文献[5]中算例为测试对象,分别采用标准多目标布谷鸟算法与改进多目标布谷鸟算法对其进行求解,并与文献[5]中的结果进行比较,分析各算法的有效性。算例信息如图 1 所示。

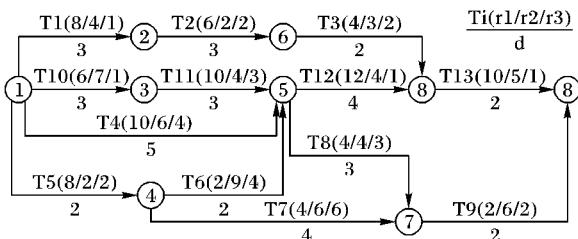


图 1 双代号网络计划图

本实验的硬件环境为 Intel Core i3 2.3 GHz 的 CPU,内存为 4 GB DDR3,程序通过 Matlab7.0 实现。文献[5]中共有 3 个规模为 10 子群迭代 1000 次,共产生 3 万次调度,因此本文

设置种群规模 30,最大迭代次数 1000,非均匀变异概率 $Pa = 0.85$,交叉概率 $CR = 0.85$,缩放因子 $F = 0.4$,比较相同调度次数下各算法的运行结果。标准多目标布谷鸟算法与改进多目标布谷鸟算法的运行结果如表 1 所示。表 1 中的 Pareto 前沿按资源 1 的方差以升序列出,多目标布谷鸟算法共寻找到 9 个 Pareto 最优解。通过单目标布谷鸟算法分别对 3 种资源进行独立优化,计算出 3 种资源 R1、R2、R3 的最小方差分别为 13.959,3.372,4.467。比较表 1~2 中各解的支配关系,可以发现 VEPSO-BP 算法所获得序号 8 至序号 17 的解是伪 Pareto 解,它们都受到序号 9 的 Pareto 最优解的支配。另外,通过比较可知 VEPSO-BP 算法所寻找到的序号 3 至序号 5 同样是伪 Pareto 最优解,它只获得序号 1,2,6,7 四个 Pareto 解。根据两种算法的运行结果,可以发现多目标布谷鸟算法在处理多资源均衡优化问题上比 VEPSO-BP 算法具有更可靠的全局收敛性能。

表 1 多目标布谷鸟算法所获得的 Pareto 前沿

序号	R1	R2	R3	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9
1	13.959	9.086	12.387	0	7	10	2	0	3	5	9	12
2	15.102	8.801	9.816	0	6	10	2	0	4	7	9	12
3	16.244	7.372	8.102	0	5	10	2	0	3	8	7	12
4	17.387	10.086	4.673	4	7	10	0	0	2	8	5	12
5	19.673	4.943	7.816	0	3	7	2	0	6	8	9	12
6	19.673	4.943	6.387	0	5	10	0	4	6	8	8	12
7	20.816	5.943	7.530	4	7	10	0	1	5	7	9	12
8	21.959*	5.658	6.673	4	7	10	0	0	5	8	7	12
9	21.959*	3.372	4.467	2	5	10	0	0	5	8	7	12

注:“*”序号 8 和 9 资源 1(R1)的方差相差 $-3.55E-15$ 。

表 2 VEPSO-BP 所获得的 Pareto 前沿

序号	R1	R2	R3	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9
1	13.959	9.086	12.387	0	7	10	2	0	3	5	9	12
2	15.102	8.801	9.816	0	6	10	2	0	4	7	9	12
3	17.245	17.800	9.245	0	6	10	2	0	2	7	9	12
4	17.388	10.660	6.388	4	7	10	0	0	2	5	9	12
5	18.531	10.090	9.531	0	6	9	3	0	2	8	9	12
6	19.673	7.943	6.387	0	5	8	0	4	6	8	9	12
7	20.816	5.943	7.530	4	7	10	0	0	5	7	9	12
8	23.102	3.944	6.673	3	6	10	0	0	5	7	9	12
9	24.245	4.801	6.388	2	5	10	0	0	5	7	9	12
...
17	49.959	3.801	8.595	0	3	7	1	4	6	8	9	12

此外,为了确定改进多目标布谷鸟算法的收敛精度,本文重复运行标准多目标布谷鸟算法与改进多目标布谷鸟算法 100 次,记录它们搜索到表 3 中所有 Pareto 最优解的次数及其相应的平均耗时。表 3 为两种算法运行结果。

表 3 两种算法运行结果比较

算法	实验次数	成功次数	成功概率/%	平均耗时/s
改进布谷鸟算法	100	90	90	15
标准布谷鸟算法	100	62	62	27

从表 3 的成功概率可以看出,加入非均匀变异以及交叉重组机制的改进多目标布谷鸟算法能在相同的条件下以更高的概率收敛到全部 Pareto 最优解。从平均运行时间指标可

知,改进的算法收敛速度得到显著的提高。

另外,通过对文献[6]中算例进行试算,优化结果同样印证了多目标布谷鸟算法比VEPSO-BP算法具有更强的全局收敛性能,改进多目标布谷鸟算法比标准多目标布谷鸟算法具有更高的收敛精度以及更快的收敛速度这一结论。

5 结语

本文针对多资源均衡优化问题构建了其数学模型,并提出了一种改进多目标布谷鸟算法对其求解。改进的算法引入了非均匀变异算子动态调节种群的变异范围,使算法具备较为均衡的全局搜索能力和局部寻优能力,差分进化算子则加强了群体间的信息交流。仿真测试结果表明,在多资源均衡优化问题领域,多目标布谷鸟算法相比VEPSO-BP算法能收敛到更优的Pareto最优解,具有更强的全局收敛性能,同时改进多目标布谷鸟算法的收敛精度极大提高,收敛速度明显改善,是一种可行和高效的方法。改进多目标布谷鸟算法提供了一组Pareto最优解,如何从中选择一个切合实际工程需求的解作为施工方案将是下一步研究工作的重点。

参考文献:

- [1] CHENG H, CHEN Q. Project management[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2009: 256 – 257. (成虎,陈群.工程项目管理[M].北京:中国建筑工业出版社,2009: 256 – 257.)
- [2] EASA S. Resource leveling in construction by optimization [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 1989, 115(2): 302 – 312.
- [3] GUO Y T, BAI S J, XU J C, et al. The resource leveling based on particle swarm optimization[J]. System Engineering, 2008, 26(4): 99 – 103. (郭云涛,白思俊,徐济超,等.基于粒子群算法的资源均衡[J].系统工程,2008, 26(4): 99 – 103.)
- [4] WANG Z H, QI X. The weight optimal choice method of multi-resource leveling[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2002, 16(3): 91 – 93. (王祖和,亓霞.多资源均衡的权重优选法[J].管理工程学报,2002, 16(3): 91 – 93.)
- [5] GUO Y, LI N, LI X S. Multi-resource equilibrium optimization based on VEPSO-BP[J]. System Engineering, 2009, 27(10): 108 – 111. (郭研,李南,李兴森.基于VEPSO-BP的多资源均衡优化[J].系统工程,2009, 27(10): 108 – 111.)
- [6] GUO Y, LI N, LI X S. Multi-resource leveling in multiple projects and vector evaluated particle swarm optimization based on Pareto [J]. Control and Decision, 2010, 25(5): 790 – 793. (郭研,李南,李兴森.多项目多资源均衡问题及其基于Pareto的向量评价微粒群算法[J].控制与决策,2010, 25(5): 790 – 793.)
- [7] GUO Y, LI N, LI X S. Multi-mode multiple resources leveling and multi-objective particle swarm optimization with dynamic population [J]. Control and Decision, 2013, 28(1): 131 – 135. (郭研,李南,李兴森.多模式多资源均衡问题及基于动态种群的多目标微粒群算法[J].控制与决策,2013, 28(1): 131 – 135.)
- [8] YANG X, SUASH D. Cuckoo search via Levy flight[C]// Proceedings of the 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 210 – 214.
- [9] LIU C P, YE C M. Cuckoo search algorithm for the problem of permutation flow shop scheduling[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2013, 35(1): 17 – 20. (刘长平,叶春明.求解置换流水车间调度问题的布谷鸟算法[J].上海理工大学学报,2013, 35(1): 17 – 20.)
- [10] XIN S Y, SUASH D. Multiobjective cuckoo search for design optimization[J]. Computers & Operation Research, 2011, 40(6): 1616 – 1624.
- [11] LEANDRODOS S C. Multiobjective cuckoo search algorithm based on Duffing's oscillator applied to Jiles-Atherton vector hysteresis parameters estimation[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 45(5): 1745 – 1748.
- [12] HANOUN S. Solving a multiobjective job shop scheduling problem using Pareto archived cuckoo search[C]// Proceedings of the 17th IEEE Conference on Emerging Technologies & Factory automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 1 – 8.
- [13] YANG C, DENG F Q, YANG H D, et al. Quantum-inspired evolutionary algorithm to multi-objective numerical optimization problems[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2009, 37(1): 79 – 85. (杨春,邓飞其,杨海东,等.求解多目标数值优化问题的量子演化算法[J].华南理工大学学报:自然科学版,2009, 37(1): 79 – 85.)
- [14] ZHAO X C. Non-uniform variance fuzzy guided particle swarm algorithm[C]// ICNC 2009: Proceedings of the 2009 Fifth International Conference on Natural Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 341 – 345.
- [15] JIAO L C, SHANG R H, MA W P, et al. Theory and application of multi-objective artificial immune algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2010: 71 – 76. (焦李成,尚荣华,马文萍,等.多目标优化免疫算法、理论和应用[M].北京:科学出版社,2010: 71 – 76.)
- [16] WU G X Y, ZOU L, ZHANG W X, et al. Reactive power optimization of power based on the improved immune genetic algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(1): 1 – 5. (王秀云,邹磊,张迎新,等.基于改进免疫遗传算法的电力系统无功优化[J].电力系统保护与控制,2010, 38(1): 1 – 5.)
- [17] LIU B, WANG L, JIN Y H. Advance in differential evolution[J]. Control and Decision, 2007, 22(7): 721 – 729. (刘波,王凌,金以慧.差分进化算法研究进展[J].控制与决策,2007, 22(7): 721 – 729.)
- [18] PARASSURAM A, DEEPA S N, KARTHIK M. A hybrid technique using particle swarm optimization and differential evolution to solve economic dispatch problem with valve-point effect [C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Recent Advancements in Electrical, Electronics and Control Engineering. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 51 – 56.
- [19] YI Z J, QI R B, XU B, et al. Constrained differential immune clonal algorithm and its application in optimization of gasoline blending operation[J]. Journal of East China University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2013, 39(3): 311 – 318. (蚁仲杰,祁荣宾,徐斌,等.约束差分免疫克隆算法及其在汽油调合优化中的应用[J].华东理工大学学报:自然科学版,2013, 39(3): 311 – 318.)
- [20] MICHALEWICZ Z. Genetic algorithms + data structures = evolution programs[M]. 3rd ed. Berlin: Springer-Verlag, 1996: 285 – 287.
- [21] WU L H. Research on multi-objective dynamic differential evolution and its application[D]. Changsha: Hunan University, 2011. (吴亮红.多目标动态差分进化算法及其应用研究[D].长沙:湖南大学,2011.)
- [22] KNOWLES J D, CORNE D W. Approximating the non-dominated front using the Pareto archived evolution strategy[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 149 – 172.
- [23] MIKKEL T J. Reducing the run-time complexity of multiobjective EAs: the NSGA-II and other algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(5): 503 – 515.