

基于克隆布谷鸟算法的资源均衡优化*

宋玉坚¹, 叶春明¹, 黄佐钊^{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)

摘要: 资源均衡优化问题属于 NP-Hard 问题, 为了能对其高效地进行求解, 提出了一种新的克隆布谷鸟算法。该算法首先根据个体适应度自适应地克隆, 实现种群的扩张; 然后通过 Levy 变异实现克隆种群的更新; 最后去重以及全局择优策略保留最优个体且增加种群多样性; 引入非均匀变异算子均衡算法全局均匀搜索能力和局部求精能力。通过对实例进行测试, 结果表明克隆布谷鸟算法在求解资源均衡优化问题上比粒子群、差分法和标准布谷鸟算法具有更优的全局优化性能。

关键词: 克隆布谷鸟算法; Levy 变异; 非均匀变异; 资源均衡优化

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2014)05-1324-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.05.009

Resource leveling optimization based on clonal cuckoo search algorithm

SONG Yu-jian¹, YE Chun-ming¹, HUANG Zuo-xing^{1,2}

(1. Business School, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China; 2. Shanghai Futures Exchange, Shanghai 200122, China)

Abstract: Resource leveling problem is a NP-Hard problem, and this paper proposed a new clonal cuckoo search algorithm to efficiently to solve it. First, the algorithm executed population expansion based on individual's fitness. Then, it employed the Levy mutation operator to realize the clonal population's update. At last, it embedded a non-uniform mutation operator to make a balance between exploration and exploitation. The case study illustrates that the clonal cuckoo search algorithm outperforms PSO algorithm, DE algorithm and basic cuckoo search algorithm when consider solution quality and convergence speed as the main metric of performance.

Key words: clonal cuckoo search algorithm; Levy mutation; non-uniform mutation; resource leveling optimization

资源优化是项目计划阶段一项重要工作, 其包括两类问题: 一是资源受限下的工期最短问题; 二是工期固定下的资源均衡问题。目前的研究工作主要集中于第一类问题, 形成了相对成熟的理论与方法体系, 而对资源均衡问题通过查阅文献可知对于该领域的研究还比较少。资源均衡状况是评价一项施工方案优劣的重要指标, 因为它直接影响着施工效率、工程成本、管理难度、项目风险等。资源均衡优化属于组合优化的范畴, 是要求合理安排各项工作的开始时间使得固定工期内的资源需求尽可能均衡。对于该问题, 已有的优化算法包括精确算法^[1]、基于优先规则的启发式算法和智能算法。精确算法能求得最优解, 但需以时间为代价难以适于优化大型而复杂的项目; 基于优先规则的启发式算法能以较快的速率获得满意解, 但过多地依赖于经验公式, 通用性较差; 智能算法则较好地均衡了时间成本与优化结果之间的关系, 具有高效、并行、通用性强的特点, 是求解资源均衡问题的主流算法。匡亚萍等人^[2]用蚁群算法对资源均衡问题进行了研究, 谢洁锐等人^[3]采用 Hopfield 神经网络处理资源均衡优化问题, 陈志勇等人^[4]将粒子群算法用于解决网络计划的资源均衡问题, 都取得良好的效果。

布谷鸟算法是 Yang 等人^[5]于 2009 年提出的新型智能算法。该算法是对自然界布谷鸟借窝育雏行为特征的提取与模

拟, 具有 Levy 飞行更新策略和记忆个体最优解的特点, 其性能优于其他智能算法, 如遗传算法^[6]、粒子群算法^[5]、差分算法^[7]等, 是一种非常高效的全局优化算法。在标准布谷鸟算法中, 父种群与子种群一对一竞争选择组成新种群, 如果子代劣于父代则会被舍弃, 导致很多已发现的优化解丢失, 最终影响算法的收敛速率。为了克服上述缺点, 本文提出了一种克隆布谷鸟算法。同时为了平衡算法的全局搜索和局部寻优能力, 引入一种非均匀变异算子^[8], 在算法初期, 扩大变异范围增强算法全局勘探能力; 在算法后期, 缩小变异范围增强算法的局部开采能力。改进后的算法维持了种群多样性的特征, 均衡了全局与局部探索能力, 具备了更快的收敛速度。

1 资源均衡优化问题的数学模型

对于一个预先设定了工期目标的工程项目, 其所包含的各项工作之间存在着逻辑关系约束, 使得各项工作具备不同的机动时间, 这就导致了存在多种施工方案可供选择。每一组时间安排构成一项备选方案, 对应一种资源需求状态。资源均衡优化的目的旨在从众多方案中决定最为均衡的方案以指导实际的施工工作。评价资源均衡状态的指标有多种, 如方差、极差、不均衡系数等, 本文采用常用的方差作为均衡评价方法。

收稿日期: 2013-07-16; **修回日期:** 2013-09-12 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(71271138); 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(S1201YLXX)

作者简介: 宋玉坚(1989-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为项目管理、智能优化(soonyict@163.com); 叶春明(1964-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为工业工程、企业战略、供应链管理、企业信息化; 黄佐钊(1979-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为技术创新、金融工程。

本文描述项目基本信息的符号定义如表 1 所示。

表 1 符号定义表

符号	定义		定义
M	工作总数目	L_j	工作 j 的最晚开始时间
i	项目工作序列, $i=1,2,\dots,M$	p_j	工作 j 的紧前工作集
s_i	工作 i 的开始时间	R_{it}	工作 i 的第 t 天资源消耗量
d_i	工作 i 的持续时间	R_t	第 t 天的资源消耗总量
T	工程项目的总工期	R_m	工期内的资源平均消耗量

为了标记方案中工作 i 在时刻 t 时的执行状态,建立资源强度与各工作执行时段的联系,本文引入 0-1 变量^[4],则有

$$\delta_{it} = \begin{cases} 1 & \text{工作 } i \text{ 在第 } t \text{ 天处于执行状态} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

若工作 i 的开始时间为 s_i ,在工作连续执行不中断的假定下,易知 $[s_i, s_i + d_i]$ 内 δ_{it} 取值为 1。同样,容易确定 R_t, R_m 的计算公式为 $R_t = \sum_{i=1}^M \delta_{it} R_{it}, R_m = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^M R_{it}$ 。

由方差定义可知,方差 $E = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (R_t - R_m)^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_t^2 - R_m^2$,因此按照式(1)定义资源均衡优化问题的目标函数为

$$\min E = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\sum_{i=1}^M \delta_{it} R_{it} \right)^2 - \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^M R_{it} \right)^2 \quad (1)$$

在该目标函数中,资源方差 E 是 0-1 变量 δ_{it} 的函数,而 δ_{it} 的取值是由 s_i 决定,因此归根结底,建立了以各项工作的开始时间 s_i 为变量的资源方差函数。当方案 $P | s_1, s_2, \dots, s_M$ 给定以后,就可以求出相应的资源方差^[9]。

另外,由于工作间时序关系的约束,各项工作的开始时间必须在其所有紧前工作完成的前提下才能开始;同时由于总工期的限定,各项工作的开始时间不得晚于其最晚开始时间。因此可以确定如下约束不等式:

$$\max \{s_i + d_i\} \leq s_j \leq L_j \quad j=1,2,\dots,M; i \in p_j \quad (2)$$

式(1)和(2)组成了资源均衡优化的数学模型。

2 改进的克隆布谷鸟算法

2.1 标准布谷鸟算法

标准布谷鸟算法是模拟布谷鸟借窝育雏的繁衍习性有效地求解最优化问题的全局优化算法,该算法将整个搜索空间视为可行域,将鸟窝或者卵视为候选解,将最好鸟窝或卵的位置视为最优解,以建立虚拟布谷鸟与解集的对应关系。标准布谷鸟算法包括产生候选种群(get cuckoos)、择优选择(get best nest)和随机迁移(empty nests)三个基本的操作。更新整个布谷鸟群的鸟窝位置来不断逼近全局最佳鸟窝位置。

Yang 等人采用 Levy 飞行更新策略来搜索新种群的位置,即

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

其中: $X_i^{(t)}$ 表示第 t 代第 i 个鸟窝的位置; α 为控制步长,可根据求解问题设定; \oplus 为点对点乘法; $L(\lambda)$ 为随机搜索路径,其行走步长服从 Levy 分布。较之布朗运动,Levy 飞行能够更有效地在大规模复杂空间内搜索最优解,其中一个原因是 Levy 飞行的方差与迭代次数有如下关系:

$$\delta^2(t) \sim t^{3-\beta} \quad 1 \leq \beta \leq 2 \quad (4)$$

而布朗运动的方差与迭代次数呈线性关系 $\delta^2(t) \sim t$,Levy 飞行的方差增长速度远远超过布朗运动^[10]。

择优选择是通过一对一地比较父代种群与候选子代种群,选取适应值高的个体重新组合成新的父代种群,这种贪婪策略使得算法具有记忆最优机制,保留优秀个体防止在迭代过程中

退化现象的发生。随机迁移类似变异操作,其主要目标是以一定的概率淘汰种群中较差的个体。在标准布谷鸟算法中,Yang 等人根据选定迁移的个体与种群中其他个体的差异来确定迁移位置,体现群体信息共享策略,在一定程度上提高算法的性能。

2.2 克隆布谷鸟算法

克隆选择学说是 1959 年由 Burnet 结合生物学与遗传学的基本理论提出的生物免疫机理学说。该学说认为,生物免疫系统的主要功能是识别入侵抗原,对其应答产生相应抗体,消灭非我物质。当生物体受到外来抗原入侵时,免疫系统受到激励,随即选出能够识别并消灭抗原的 B 细胞,并根据亲和力的强弱进行克隆增殖,产生大量后代,后代再经过超变异、受体编辑过程获得亲和力更高的 B 细胞,其中一部分 B 细胞转换为浆细胞分泌抗体以消灭抗原^[11]。基于克隆学说,许多专家学者从不同的角度对克隆过程进化模拟,提出了多种克隆算法,最具代表性是由 Castro 提出的克隆选择算法,它通过克隆、高频变异和选择等算子实现亲和力的成熟^[12]。本文在该算法的框架下结合标准布谷鸟算法,引入非均匀变异算子提出新的克隆布谷鸟算法。

2.2.1 克隆复制算子

克隆选择算子是模拟免疫学中通过无性繁殖延续后代的机理,完全复制父体的信息产生一定数量子体。对鸟窝群体 A 中任意鸟窝 x_i 的克隆操作 $C(x_i) = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{q_i}\}$, q_i 为 x_i 的克隆规模,其取值按式(5)确定:

$$q_i = \text{int} \left(Nc \cdot \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^n f(x_j)} \right) \quad i=1,2,\dots,M \quad (5)$$

其中: $\text{int}(\cdot)$ 表示取整函数; Nc 为群体的克隆上限; $f(x_i)$ 为鸟窝的适应值,在这里直接取其对于方案方差的倒数作为适应度的取值。从式(5)可以看出,个体的克隆规模取决于其适应度的大小,适应度越大的个体,复制的规模也越大,使得具有优势的个体信息尽可能充分利用。克隆复制得到的克隆种群 $A_c = \{C(x_1), C(x_2), \dots, C(x_M)\}$ 。

2.2.2 Levy 变异算子

免疫学认为抗体亲和力和多样性主要依赖于抗体的高频变异,对应于克隆算法,变异算子优劣很大程度上决定了算法的性能。Levy 飞行由频繁的短距离探索和偶然的长距离跳跃组成,在探索大范围空间时,是一种非常高效的寻优策略。标准布谷鸟算法采用 Levy 飞行策略更新鸟窝的位置,显现了卓越的全局收敛性能。为了继承这一独特的优势,同时为了保留原始种群的信息,克隆布谷鸟算法通过式(3)所述的 Levy 飞行对克隆群体 A_c 进行更新,从另一角度看,该过程可以理解为对克隆群体执行 Levy 变异操作。Levy 变异算子是克隆布谷鸟算法的主要算子,是推动种群进化、不断提高适应度(亲和力)的关键所在,经过变异操作后形成了新的临时种群 $\{A, B\}$ 。

2.2.3 克隆选择算子

克隆布谷鸟算法采用的是择优选择的克隆选择策略,其过程可以描述为:首先对新的临时种群 $\{A, B\}$ 执行去重操作,筛选出无重复的个体,然后分别评价挑选出个体的适应度,选出适应度最好的 M 个个体作为新一代的种群。该克隆算子避免了种群的退化现象,同时能够维持种群多样性的特征。

2.2.4 非均匀变异算子

鸟窝种群在经过克隆、变异、选择操作后形成了新一代的种群,在采用标准布谷鸟算法迁移操作改进较差个体的基础

上,克隆布谷鸟算法同时引进非均匀变异算子以均衡算法的全局探索和局部求精的能力。非均匀变异算子在算法迭代初期算法能够大范围搜索,寻找最优解的潜在区域,增加种群的多样性;在迭代后期种群不断逼近最优解,此时算子缩减变异范围转向精确搜索,找出最优解。该算法采用 Michalewicz^[13]设计的非均匀变异算子,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 P_b 确定变异分量。若要对第 k 分量进行非均匀变异,其取值为 $[L_k, U_k]$,则按式(6)确定变异取值 x'_k 。

$$x'_k = \begin{cases} x_k + \Delta(t, U_k - x_k) & \text{random}(0,1) = 0 \\ x_k - \Delta(t, x_k - L_k) & \text{random}(0,1) = 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\Delta(t, y) = y \cdot (1 - r^{(1-t/T)^\lambda})$ 。式中, t 为当前迭代次数; $\text{random}(0,1)$ 为等概率随机产生 0 和 1 的随机数; r 为 $[0,1]$ 之间的均匀随机数; T 为最大迭代次数; λ 为可调参数,控制算法的收敛压力。由式(6)可以看出,当 t 较小时, $(1 - t/T)^\lambda$ 趋近于 1, $(1 - t/T)^\lambda$ 可认为是均匀产生 $[0,1]$ 之间的随机数,则 $\Delta(t, y)$ 取值为 $[0, y]$, x'_k 的取值为 $[L_k, U_k]$,因此在算法初期,算子搜索范围为整个可行域;当 t 增大时, $\Delta(t, y)$ 越来越接近于 0,即变异算子后期只在当前解的邻域内搜索。

3 资源均衡优化问题的克隆布谷鸟算法

3.1 编码设计

每个鸟窝个体均包含维度信息和维度值信息^[14]。由第 1 章的描述可知,资源方差是各项工作开始时间的函数,资源均衡优化的实质是合理安排各项工作的开始时间,以最小化资源需求波动,因此本文直接以工作的开始时间作为维度值信息,维度则指代各项工作名称。接下来的工作重点则是如何确定各个维度分别代表的工作。由于时序关系的约束,各项工作必须在其所有紧前工作完成后才能开始,所以在为任意一项工作制定计划时间时都必须确保其紧前工作都已得到安排。因此,不妨根据网络计划图拓扑排序顺序依次安排各维度所指代的工作,则任何一维工作的紧前工作都安排在其之前,以便可以从左到右依次有序地初始化或检查和修正各维度值信息。产生拓扑排序的步骤^[15]如下:

- a) 将网络图中的起始任务置入部分拓扑排序序列中。
- b) 检查未排序的任务,将紧前任务均已安排的任务置入部分拓扑排序序列中。
- c) 重复步骤 b),直到网络计划中的所有任务得到安排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

标准布谷鸟算法和克隆布谷鸟算法都是在连续空间内搜索最优解,若要将其用来处理资源均衡优化这一类离散型优化问题,则必须对算法中的进化方程作相应的调整。本文采用对所有浮点数取整的方法以适应取值整数化的需要,对式(3)和(6)分别作如下调整:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \text{int}[\alpha \oplus L(\lambda)] \quad (7)$$

$$x'_k = \begin{cases} \text{int}[x_k + \Delta(t, U_k - x_k)] & \text{random}(0,1) = 0 \\ \text{int}[x_k - \Delta(t, x_k - L_k)] & \text{random}(0,1) = 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\text{int}[\cdot]$ 表示取整函数。

本文采用基于各项工作开始时间的编码方案,克隆布谷鸟算法在进化过程中可能会产生违背约束条件的非法解,因此在每次迭代后都需要检查解的合法性,并通过修复算子对不满足时序关

系约束的非可行解进行修复。具体判定与修正方法如下:

对于没有紧前工作的工序,判断 $0 \leq s_j \leq L_j$, 若否,则在 $[0, L_j]$ 内随机取一整数修正;

对于有紧前工作的工序,判断 $\max(s_i + d_i) \leq s_j \leq L_j, i \in P_j$, 若否,则在 $[\max(s_i + d_i), L_j]$ 内随机取一整数修正。

3.3 算法流程

克隆布谷鸟算法求解资源均衡优化的流程如下:

- a) 参数设置。设置群体规模 M ; 克隆上限 N_c ; 发现概率 Pa ; 非均匀变异概率 Pb 。
- b) 种群初始化。随机生成 M 个鸟窝,并评价个体的目标函数值,记录最优解 F_{\min} 。
- c) 判断是否达到终止条件。若是则输出最优结果 F_{\min} , 否则转步骤 d)。
- d) 执行克隆复制算子。对当前种群 A 中的个体按式(3)确定克隆数目,克隆产生临时种群 A_c 。
- e) 执行 Levy 变异算子。对克隆的临时种群执行 Levy 变异,生成变异种群 B 。
- f) 执行克隆选择算子。将种群 A 与 B 混合,去重后评价个体的目标函数值,重新选出 M 个个体组成新种群 A 。
- g) 迁移。按照发现概率 Pa 确定需要迁移的个体,若迁移的位置优于当前位置,则执行迁移操作。
- h) 执行非均匀变异算子。依次对每一个体按概率 Pb 及式(8)执行变异操作。若变异个体更优,则将其替代当前个体。记录变异后最优解 F_{\min} , 转步骤 c)。

4 算例测试

为了证实克隆布谷鸟算法的可行性和高效性,本文拟对两个工程实例进行验证,并分别采用粒子群、差分和标准布谷鸟算法进行对比测试分析。

4.1 某钢厂节能技术改造工程资源优化

案例 1 以某钢厂节能技术改造项目为验证对象,该工程的双代号网络计划如图 1 所示。由于篇幅所限,本文未列出各代号所指代的实际工作名称。

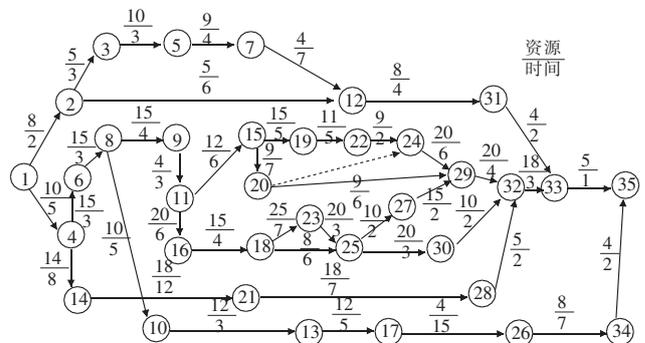


图 1 节能技术改造工程网络计划

本实验硬件环境为 Intel Core i3 2.3 GHz 的 CPU,内存为 4 GB DDR3;软件环境为 Windows 7 操作系统和 MATLAB 7.0 的开发环境。实验设置种群规模 30,最大迭代次数 1 000,共 3 万次调度;设克隆布谷鸟算法的其他参数,其发现概率 $Pa = 0.25$,非均匀变异概率 $Pb = 0.9$;设标准布谷鸟算法的发现概率 $Pa = 0.25$;设差分算法的缩放因子 $F = 0.8$,交叉概率 $CR = 0.85$;设粒子群算法的学习参数 $c_1 = c_2 = 1.4$,最大速度 $v_{\max} = 2$,然后分析各算法同等调度次数下取得的最小值 F_{\min} 、最大值 F_{\max} 、平均值

F_{mean} 和最优解比例 optimal。运行结果如表 2 所示。

表 2 案例 1 的运行结果

算法	F_{min}	F_{max}	F_{mean}	optimal
粒子群	215.80	353.00	288.46	0
差分	189.08	231.16	194.65	21%
标准布谷鸟	189.08	201.76	190.30	77%
克隆布谷鸟	189.08	189.08	189.08	100%

从表 2 的运行结果可以看出,未作任何改进的粒子群算法用于求解大规模资源均衡优化问题时极易容易停滞,使得算法陷入局部最优解,求解效果非常不理想。差分算法是一种全局优化算法,在测试中以 21% 的概率寻找到了最优解,测试结果也证实了其同样容易陷入局部最优解的缺点,但是通过 $F_{max} = 231.16$ 和 $F_{mean} = 194.65$ 可以发现其较强的全局搜索能力保证了局部最优解的质量不是太差。对比差分和粒子群算法,标准布谷鸟算法的各项优化结果的评价指标明显更优,这说明了布谷鸟算法在求解资源均衡优化问题上具有其他智能算法无法比拟的全局寻优能力。改进后的克隆布谷鸟算法以 100% 的概率收敛于最优解,充分说明了克隆布谷鸟算法的有效性和可行性。

图 2、3 显示了各算法的迭代、收敛特征曲线。结合表 2 观察各算法的收敛曲线可知,克隆布谷鸟和差分算法比标准布谷鸟算法具有更快的收敛速率,且克隆布谷鸟算法经过最少的迭代次数就收敛到全局最优解;差分算法收敛速率次优,但是算法内在的缺陷容易导致进化停滞现象最终影响算法的求解精度;标准布谷鸟收敛速度慢但具有可靠的全局优化性能,更容易跳出局部最优解,若赋予更多的迭代次数最优解比例相应提高;而粒子群算法在收敛速率和收敛精度上都劣于其他算法。

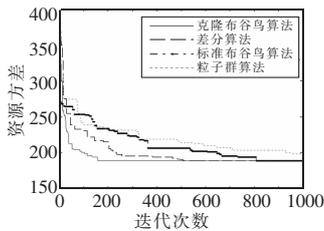


图 2 迭代进程

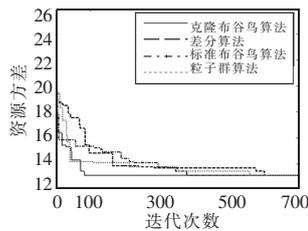


图 3 收敛进程

4.2 某锅炉安装工程资源优化

案例 2 为某一锅炉安装工程,其基本信息如图 4 所示。

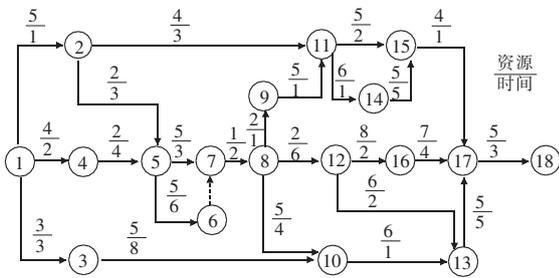


图 4 锅炉安装工程网络计划

由于本测试项目的规模略小于案例 1 的工程规模,因此该实验设置最大迭代次数为 700,各算法的其他参数参照案例 1。最终的测试结果如表 3 所示。

表 3 案例 2 的运行结果表

算法	F_{min}	F_{max}	F_{mean}	optimal
粒子群算法	13.08	17.08	13.98	21%
差分算法	13.08	14.94	13.66	28%
标准布谷鸟算法	13.08	13.87	13.21	62%
克隆布谷鸟算法	13.08	13.41	13.08	98%

对比案例 1 的结果,粒子群算法运行结果的各项指标均有

显著改善,其中一种原因就是案例 2 的项目规模有所降低,这也印证了基本的粒子群算法难以适用于求解高维的优化问题的结论。差分算法与粒子群算法相比,最大优化值 F_{max} 和平均值 F_{mean} 指标明显降低,而最优解比例指标相当,说明差分算法具备较强的全局搜索能力但存在早熟的缺陷。通过比较表 3 的各项指标可以发现,标准布谷鸟和克隆布谷鸟算法的收敛结果优于其他两种算法,且克隆布谷鸟算法的收敛精度最佳。从图 3 可以看出,改进后的算法收敛速率得到极大的提升。

综上,融入克隆选择机制和非均匀变异机制的克隆布谷鸟算法,在求解资源均衡优化问题时具有更好的寻优能力和快速的搜索性能。

5 结束语

鉴于资源均衡具有重要的现实意义,本文提出了一种克隆布谷鸟算法来求解资源均衡优化问题。该算法经过克隆复制、Levy 变异、择优选择操作,保留了进化过程中的所有最优个体且维持了种群多样性,引入的非均匀变异算子随迭代进程逐渐由全局搜索向局部求精功能转换。算例测试表明了克隆布谷鸟算法具备快速收敛能力和较高的寻优精度,是求解资源均衡问题的可行、有效的方法。

参考文献:

- [1] SHAH A, FARID F, BAUGH J W, et al. Optimal resource leveling using interger-linear programming [J]. *Computing in Civil and Building Engineering*, 1993, 24(9): 501-508.
- [2] 匡亚萍,熊鹰,张梦芳. 施工项目资源均衡问题的蚁群算法[J]. *浙江大学学报:工学版*, 2008, 7(7): 1194-1198.
- [3] 谢洁锐,刘才兴,周运华,等. 资源均衡问题的 Hopfield 解决方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2006, 26(3): 83-87.
- [4] 陈志勇,杜志达,周华,等. 基于微粒群算法的工程项目资源均衡优化[J]. *土木工程学报*, 2007, 40(2): 93-96.
- [5] YANG Xin-she, DEB S. Cuckoo search via levy flight [C]//Proc of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, 2009.
- [6] KUMAR A, CHAKARVERTY S. Design optimization using genetic algorithm and cuckoo search [C]//Proc of IEEE International Conference on Electro/Information Technology, 2010: 1-5.
- [7] KHODIER M. Optimisation of antenna arrays using the cuckoo search algorithm [J]. *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, 2013, 7(6): 458-464.
- [8] 赵新超. 基于非均匀变异的进化算法对高维多峰函数的收敛性分析[J]. *系统科学与数学*, 2010, 30(2): 218-224.
- [9] 郭云涛,白思俊,徐济超,等. 基于粒子群算法的资源均衡[J]. *中国管理科学*, 2007, 26(4): 99-102.
- [10] YANG Xin-she. Nature-inspired metaheuristic [M]. [S. l.]: Luniver Press, 2010.
- [11] ADA G L, NOSSAL G. The clonal selection theory [J]. *Scientific American*, 1987, 25(2): 50-57.
- [12] De ASTRO L N, ZUBEN V. Learning and optimization using the clonal selection [J]. *Artificial Immune System*, 2002, 6(3): 239-351.
- [13] MICHALEWICZ Z. Genetic algorithms + data structures = evolution programs [M]. 3rd ed. New York: Springer-Verlag, 1996.
- [14] 彭武良,郝永平. 求解资源受限项目调度问题的改进粒子群算法[J]. *系统工程*, 2010, 28(4): 84-87.
- [15] 满庆鹏. 建筑施工进度计划建模与控制方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.
- [16] SON J, SKIBNIEWSKI M J. Multiheuristic approach for resource leveling problem in construction engineering: hybrid approach [J]. *Journal of Construction Engineering and Management*, 1999, 125(1): 23-31.
- [17] HE Li-hua, ZHANG Lian-ying. Dynamic priority rule-based forward-backward heuristic algorithm for resource levelling problem in construction project [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2013, 64(8): 1106-1117.