

求解高维多目标调度的新型人工蜂群算法



郑友莲¹ 雷德明² 郑巧仙¹

1 湖北大学计算机与信息工程学院 武汉 430062

2 武汉理工大学自动化学院 武汉 430070

(524432455@qq.com)

摘要 高维多目标连续优化问题已得到广泛研究,而高维多目标组合优化问题的进展相对较小,虽然人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法已成功应用于多种生产调度问题,但很少被用来求解高维多目标调度问题,而且高维多目标调度自身的研究进展也非常小。针对高维多目标柔性作业车间调度问题,文中提出了一种新型 ABC 算法以同时优化最大完成时间、总延迟时间、总能耗和机器总负荷。与常规柔性作业车间调度问题不同,上述问题考虑了总能耗,使其成为绿色调度问题。新型 ABC 具有明显不同于现有 ABC 算法的新特点,其跟随蜂(onlooker bee)的数量小于引领蜂(employed bee),引领蜂侧重于全局搜索,而跟随蜂只进行局部搜索,通过两类蜜蜂彼此各异的搜索方式来避免算法陷入局部最优。同时,该算法将跟随对象限定为质量较好的部分引领蜂和外部档案成员,其他引领蜂无法成为跟随对象,以避免计算资源浪费在较差解的搜索上,并给出了侦查蜂(scout)新的处理策略。测试实例的仿真实验表明,高维多目标调度问题中非劣解数量占种群规模的比例明显低于高维连续优化问题。将新型 ABC 与多目标遗传算法和变邻域搜索进行比较,实验结果表明,新型 ABC 在求解高维多目标调度方面对比算法更有优势,计算结果更好。

关键词:人工蜂群算法;多目标优化;调度问题;外部档案;局部最优

中图法分类号 TP301.6

Novel Artificial Bee Colony Algorithm for Solving Many-objective Scheduling

ZHENG You-lian¹, LEI De-ming² and ZHENG Qiao-xian¹

1 School of Computer Science and Information Engineering, Hubei University, Wuhan 430062, China

2 School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

Abstract Many-objective continuous optimization problem has been considered extensively while there are few studies on many-objective combination optimization problem. Artificial bee colony(ABC) algorithm has been successfully applied to solve various production scheduling problem, but ABC is seldom used to solve many-objective scheduling problem and many-objective scheduling problem itself is also seldom handled. Aiming at multi-objective flexible job shop scheduling problem, a new ABC algorithm is proposed to optimize simultaneously maximum completion time, total tardiness, total energy consumption and total workload. Unlike the general flexible job shop scheduling problem, the above problem is green scheduling one because of the inclusion of total energy consumption. The new ABC has new characteristics which are obviously different from the existing ABC algorithm. Its number of onlooker bees is less than that of employed bees, employed bee focuses on global search while onlooker bee only carries out local search, which avoids the algorithm from falling into local optimization through the different search methods of two kinds of bees. At the same time, onlooker bee just selects some best employed bees or members of external file, and some employed bees cannot become follower objects to avoid wasting computing resources on search for poor solutions. A new strategy is adopted to handle scout. The simulation results show that the ratio of the number of non-dominated solutions to population scale for many-objective scheduling problem is notably less than the same ratio for many-objective continuous optimization problem. Compared with multi-objective genetic algorithm and variable neighborhood search, the computational results show that ABC has better results than two comparative algorithms on solving the considered many-objective scheduling.

Keywords Artificial bee colony, Multi-objective optimization, Scheduling problem, External archive, Local optima

收稿日期:2019-06-18 返修日期:2019-09-23 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61803149)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61803149).

通信作者:郑巧仙(zqxlm1978@163.com)

人工蜂群算法是一种基于仿生学的群智能算法^[1],它通过模拟蜜蜂觅食过程完成一系列优化,是解决复杂优化问题的一种有效方法。该算法由于结构简单、实现容易和性能突出等特点,已被广泛应用于多目标优化^[2-3]、计算机网络拓扑结构设计^[4]、电力系统优化^[5]和制造系统调度^[6-16]等领域。同时,针对该算法收敛速度慢等缺陷,研究者进行了大量的改进。

制造系统调度是通过制造资源的合理分配和生产任务的排序,完成制造任务,同时最优化最大完成时间、总延迟时间和总能耗等目标的一类复杂优化问题。生产调度是制造业的重要环节,是一种典型的工程优化问题。制造企业往往需要处理多个彼此冲突的目标,实际的生产调度问题通常是多目标优化问题,甚至可能是高维多目标优化问题。由于调度问题大多为 NP-hard,智能优化算法成为解决调度的主要方法。目前,各种智能算法已被广泛应用于各类调度问题的求解^[6-25]中。

关于 ABC 在制造系统调度中的应用, Li 等^[6]和 Pan 等^[7]运用离散 ABC 分别求解了批量流水车间调度和多目标柔性作业车间调度问题(Flexible Job Shop Scheduling Problem, FJSP)。Zhang 等^[8]设计了一种混合 ABC 以解决作业车间调度问题。Lei 等^[9]针对批量流和运输的作业车间调度,提出了一种改进 ABC。Han 等^[10]运用嵌入了差分进化的离散 ABC 来求解阻塞型流水车间调度。Asadzadeh^[11]设计了一种具有动态迁移的并行 ABC 以解决作业车间调度。Sundar 等^[12]针对高维多目标 FJSP 的作业车间调度,提出了一种混合 ABC。Gong 等^[13]针对阻塞型批量流水车间调度,设计了一种新型混合 ABC。Wu 等^[14]应用改进 ABC 解决了分布式 FJSP。Li 等^[15]研究了焊接车间调度并提出了离散 ABC。

以上应用中,基于 ABC 的多目标调度研究有一定进展,但现有研究关注的目标数量较少,主要为时间指标如最大完成时间和总延迟时间,对总能耗等绿色指标关注较少,同时考虑 4 个或 4 个以上目标的高维多目标问题的相关研究进展^[25]也很小。高维多目标连续优化问题已得到广泛研究^[26],但高维多目标组合优化,尤其是高维多目标调度的特性和求解方法还未引起研究者足够的重视。此外,现有 ABC 算法^[6-16]中,跟随蜂和引领蜂的数量往往相同,两类蜜蜂的搜索方式也基本相同,且跟随蜂的跟随对象只是引领蜂,未考虑其他跟随对象,ABC 也未被应用于高维多目标调度的求解。

由于 ABC 的显著特点及其在调度问题中的广泛应用,本文针对高维多目标 FJSP,提出了一种新型 ABC 算法以同时优化 makespan、总延迟时间、总负荷和总能耗。该算法中,跟随蜂的数量小于引领蜂,跟随对象为质量较好的部分引领蜂和外部档案成员,且引领蜂和跟随蜂的搜索方式各异,对侦查蜂提出了新的搜索策略。实验表明,新型 ABC 算法对于高维多目标 FJSP 具有较强的搜索性能。

1 问题描述

高维多目标 FJSP 由工件集 $J = \{J_1, J_2, \dots, J_n\}$ 和机器集 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ 组成,工件 J_i 具有 h_i 道工序,工序 o_{ij}

为工件 J_i 的第 j 道工序,该工序可由相容机器集 S_{ij} 中的任何一台机器加工, $S_{ij} \subset M$ 。机器 M_k 有两种模式:加工模式和空闲模式。 E_k, SE_k 分别表示机器 M_k 在加工模式和空闲模式时单位时间的能耗。

与机器和工件相关的约束包括:同一时刻一台机器最多只能加工一道工序;同一时刻一个工件最多只能在一台机器上加工;机器加工不能中断;准备时间和清理时间包含在加工时间内等。

FJSP 包括调度子问题和机器分配子问题,前者确定每台机器上各个工序的加工顺序,后者为每道工序选择合适的机器。

高维多目标 FJSP 是在所有约束得到满足的条件下最小化如下 4 个目标函数:

$$f_1 = \sum_{k=1}^m \int_0^{C_{\max}} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{h_i} E_k y_{ijk}(t) + SE_k z_k(t) \right) dt \quad (1)$$

$$f_2 = \sum_{i=1}^n \max\{C_i - D_i, 0\} \quad (2)$$

$$f_3 = \sum_{k=1}^m W_k \quad (3)$$

$$f_4 = C_{\max} \quad (4)$$

其中, $y_{ijk}(t)$ 为二进制量,如果在时刻 t 机器 $M_k \in S_{ij}$ 处于加工模式,则 $y_{ijk}(t) = 1$, 否则 $y_{ijk}(t) = 0$; 如果机器 M_k 在时刻 t 处于空闲,则 $z_k(t) = 1$, 否则 $z_k(t) = 0$ 。 C_{\max} 表示最大完成时间。 W_k 表示机器 M_k 的负荷。 f_1, f_2, f_3 和 f_4 分别表示总能耗、总延迟时间、机器总负荷和最大完成时间。

对于多目标优化问题,假设其目标总数为 G 且都是最小化目标,则其最优解不再只是一个解,而是一组解的集合,且需要通过比较所有解才能确定最优解。下面介绍需要用到的几个概念。

对于解 x 和 $y, x \succ y$, 如果 $\forall i \in \{1, 2, \dots, G\}, f_i(x) \leq f_i(y)$ 且 $\exists i \in \{1, 2, \dots, G\}, f_i(x) < f_i(y)$, 其中 $x \succ y$ 表示 x 支配 y 。对于集合 Φ 和解 $x \in \Phi$, 如果 x 不受集合 Φ 的其他任何解支配,则 x 关于集合 Φ 是非劣的。如果 x 不受问题解空间内的任何其他解支配,则该解为 Pareto 最优解。

2 求解高维多目标 FJSP 的新型 ABC

ABC 中,根据分工的不同,将蜜蜂分为引领蜂、跟随蜂和侦查蜂。引领蜂和跟随蜂的个数均为 N 。通常,应用 ABC 求解优化问题时,引领蜂的位置采取下式更新:

$$y_{i,j} = x_{i,j} + \phi_{i,j} \times (x_{i,j} - x_{k,j}) \quad (5)$$

其中, $\phi_{i,j}$ 为区间 $[-1, 1]$ 内的随机数, j 为变量维数, $i, k \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。

跟随蜂根据蜜源质量采用轮盘赌方式选择合适的蜜源,并利用式(5)进行开发。引领蜂和跟随蜂完成更新过程,通过基于适应度的贪婪选择,确定是否保留新产生的解。若某个解循环更新次数达到阈值而其质量始终未得到改进,则放弃该蜜源,引领蜂转化跟随蜂,对解进行随机初始化,替代原来的解。

如上所述,跟随蜂和引领蜂的个数和更新方式基本一样,现有 ABC 很少区分这两类蜜蜂在数量和搜索方式上的差异。通常,跟随蜂选择一个引领蜂的蜜源进行二次开发,如果两次

开发的方式一样,一旦引领蜂的搜索陷入局部最优,则跟随蜂的搜索将难以使整个算法的搜索跳出局部最优;相反,如果两种蜜蜂的更新方式各异,将大大降低算法陷入局部最优的可能。基于上述思想,本文提出一种新型 ABC 以解决高维多目标 FJSP。

2.1 引领蜂阶段

引领蜂阶段始于初始种群 P 随机产生 N 个解,构成初始种群,其中每个解由调度串和机器分配串组成。

对于具有 n 个工件和 m 台机器的 FJSP,其调度串为 $[(\theta_1, r_1), (\theta_2, r_2), \dots, (\theta_i, r_i), \dots, (\theta_h, r_h)], [q_{11}, q_{12}, \dots, q_{1h_1}, \dots, q_{nh_n}]$ 表示机器分配串,其中 $h = \sum_{i=1}^n h_i$ 表示工序总数。

调度串中, $\theta_i \in \{1, 2, \dots, n\}, 1 \leq r_i \leq h_{\theta_i}$, 二元组 (θ_i, r_i) 对应工序 $o_{\theta_i r_i}$, 这样整个串对应一个有序工序表 $[o_{\theta_1 r_1}, o_{\theta_2 r_2}, \dots, o_{\theta_h r_h}]$ 。机器分配串中,基因 $q_{ij} \in S_{ij}$ 表示加工工序 o_{ij} 的相容机器。

由于上述两个串均为整数串,导致 ABC 的更新公式(5)难以直接应用。通常,对于调度问题,采用离散 ABC 进行求解,即直接运用调度问题的全局和局部搜索策略(如两点交叉和插入)产生新解。

引领蜂阶段的具体过程如下:对于每个解 $x \in P$, 随机选择 $y \in P, y \neq x$, 产生随机数 α , 如果 $\alpha < \theta$, 则对解 x 和 y 执行调度串的全局搜索;否则,对两个解执行机器分配串的全局搜索。然后,等概率选择邻域结构 insert 和 change 中的一个作用于解 x , 即产生随机数 α , 如果 $\alpha < 0.5$, 则利用 insert 得到新解 z , 否则运用 change 产生 z 。如果新解 z 不受 x 支配, 则用 z 替代 x , 并用 z 更新外部档案 Ω 。其中 θ 为实数。两个串的全局搜索、邻域结构 insert 和 change 参见文献[24]。

外部档案 Ω 的更新过程如下:首先,直接将新解 z 加入 Ω 中, $\Omega = \Omega \cup \{z\}$; 然后,将 Ω 中的所有解根据 Pareto 支配进行比较,剔除其中的受支配解。

上述过程中,解 x 除了执行与 y 之间的全局搜索外,还要进行一次邻域搜索,而现有 ABC 往往只对引领蜂做一次全局或局部搜索。

2.2 跟随蜂阶段

通常,跟随蜂根据式(6)的概率 p_i 采用轮盘赌方式选择一个引领蜂,然后采用与引领蜂相同的方式产生新解。

$$p_i = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^N F_j} \quad (6)$$

其中, F_i 为个体 i 的适应度值。如前所述,这样将导致产生解的方式比较单一,难以维持种群较高的多样性;同时跟随蜂和引领蜂个数相同,将导致某些解采用同样的方式搜索多次,使得搜索效率下降。为此,令跟随蜂的个数 \bar{N} 小于 N , 且跟随蜂只进行局部搜索。

另外,跟随蜂总是从引领蜂群中选择个体进行跟随,限定了跟随对象的范围,因此可适当扩大范围,同时部分质量较差的引领蜂应该排除在跟随对象之外。基于以上几点,本文提出了一种新的跟随蜂跟随策略。首先确定所有可能的跟随对象,然后每个跟随蜂随机选择一个跟随对象。

跟随蜂阶段的具体过程如下:

(1)对种群 P 内的所有个体进行非劣排序^[27], 确定 rank 最小的 \bar{N} 个个体, 加入到集合 Θ 中, 然后将外部档案 Ω 中所有不同于种群内的解的成员都加入到集合 Θ 中。

(2)令跟随蜂个数为 \bar{N} , 对于每个跟随蜂, 从集合 Θ 中随机选择一个解 $y \in \Theta$, 令 $g = 1$, 重复执行如下过程 R (R 为整数)次: 如果 $g = 1$, 对解 y 执行邻域结构 insert, 否则执行 change; 采用与引领蜂一样的方式产生新解 z , 判断新解能否替代 y , 并更新 Ω 。如果新解不能替代 y , 则令 $g = g + 1$, 若 $g = 3$ 则令 $g = 1$ 。若解 $y \in \Omega$, 则直接更新 Ω , 不会对引领蜂产生任何影响。上述过程由于事先选定部分优秀个体作为跟随对象, 其中只有部分对象为引领蜂, 且 $\bar{N} < N$, 因此只需随机选择一个跟随对象即可, 从而简化了算法设计。

2.3 侦查蜂阶段

通常, ABC 的侦查蜂阶段只进行随机搜索, 由于针对调度问题的随机搜索效率较低, 难以产生质量较高的个体, 为此, 本文提出一种新策略。

侦查蜂阶段的具体过程如下:

步骤 1 选择 rank 最大、未更新次数至少大于 2 且未更新次数最多的个体 x 作为侦查蜂。如果存在这样的个体, 则执行步骤 2。

步骤 2 随机选择一个对象 $y \in \Theta$, 对该对象等概率地执行 insert 和 change; 产生新解 z , 将其与 x 比较, 若 z 满足引领蜂阶段的条件, 则用 z 替代 x 并更新外部档案 Ω 。

由于 Θ 的解的质量较高, 对其进行局部搜索获得更好解的可能性较大, 因而上述过程能有效改善种群内解质量和进化质量都较差的解 x 。

2.4 算法描述

本文提出的新型 ABC 的具体过程如下: 1) 随机产生初始种群, 确定初始外部档案; 2) 执行引领蜂阶段; 3) 确定跟随对象集合; 4) 执行跟随蜂阶段; 5) 执行侦查蜂阶段。终止条件为最大代数 max_gen , 若终止条件成立, 则停止搜索; 否则转到 2)。

本文算法的流程如图 1 所示。

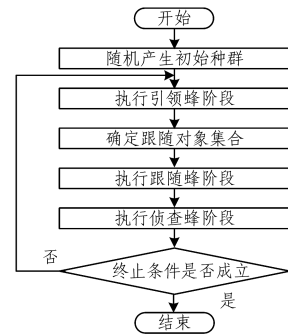


图 1 新型 ABC 的流程图

Fig. 1 Flow chart of novel ABC

从图 1 可以看出, 新型 ABC 主要特点在于: 1) 采用不同的搜索方式实现引领蜂阶段、跟随蜂阶段和侦查蜂阶段, 这样可以采用不同方式产生新解, 增加种群多样性, 避免算法陷入局部最优; 2) 跟随蜂搜索过程与现有 ABC 的过程差异较大, 所花费的计算资源较少, 有助于提高算法的搜索效率。

3 计算实验

为了测试新型 ABC 在求解高维多目标 FJSP 问题的性能,本文进行了大量实验。所有实验均由 Microsoft Visual Studio 2015 编程实现,并运行于 4.0 G RAM 2.00 GHz CPU PC。

选择 MK1—MK15^[28] 作为测试实例,这是 FJSP 的经典测试实例。为了测试 ABC 在高维多目标调度方面的性能,需在该实例中引入能耗信息: $E_k \in [2, 4]$, $SE_k = 1$, 其交货期计算公式如下:

$$D_i = \delta \sum_{j=1}^{h_i} \max_{k=1,2,\dots,m} \{p_{ijk}\} \quad (7)$$

其中, δ 为某一区间的随机实数。对于 MK1, MK3, MK5, $\delta \in [0.5, 0.7]$; 对于 MK2, MK6, MK8—MK10, $\delta \in [0.3, 0.5]$; 对于 MK11—MK15, $\delta \in [1.2, 1.6]$; 对于其他实例, $\delta \in [0.7, 0.9]$ 。

尽管多目标 FJSP 受到人们的广泛关注,但现有研究以常规多目标 FJSP 为主,高维多目标 FJSP 的相关研究较少。本文选用多目标遗传算法 (Multi-Objective Genetic Algorithm, MOGA^[22]) 和变邻域搜索 (Variable Neighborhood Search, VNS^[23]) 作为对比算法。MOGA 用于解决双目标 FJSP,其中一个目标为总能耗,该算法可直接用于求解多高维多目标 FJSP。VNS 也用于求解多目标 FJSP,当 ABC 的外部档案及其更新策略以及新旧解替代条件加入到 VNS 后,该算法可用于本文问题的求解。

本文选择 DI_R , ρ_l , nd_l 和 C 4 个常见指标评估算法性能。

指标 DI_R ^[29] 用于评价算法的收敛性能,它为非劣解集 Ω_l 与参考集 Ω^* 之间的距离。

$$DI_R(\Omega_l) = \frac{1}{|\Omega^*|} \sum_{y \in \Omega^*} \min\{\sigma_{xy} | x \in \Omega_l\} \quad (8)$$

其中, σ_{xy} 表示解 x 与参考解 y 在归一化目标空间中的距离。参考集 Ω^* 由并集 $\cup_i \Omega_l$ 中的非劣解组成。 $DI_R(\Omega_l)$ 越小,则 Ω_l 的解越好。

ρ_l ^[30] 等于集合 $\{x \in \Omega_l | x \in \Omega^*\}$ 的大小与 $|\Omega^*|$ 的比值。

nd_l 为非劣解数量,定义为 $|\{x \in \Omega_l | x \in \Omega^*\}|$ 。 nd_l 表示一种算法为参考集 Ω^* 提供的非劣解数量。

指标 C 的定义如下:

$$C(L, B) = \frac{|\{b \in B: \exists h \in L, h > b\}|}{|B|} \quad (9)$$

ABC 的参数设置如下: $N = 80$, $\bar{N} = 10$, $R = 2$, $\theta = 0.6$, $max_gen = 1100$ 。MOGA 的参数如下:种群规模 100,交叉概率 0.7,变异概率 0.4,最大代数 1100。VNS 的终止条件和 ABC 一样,其他参数直接取自文献[23]。

为了说明高维多目标调度的特点,本文采用与文献[26]相同的方法随机产生 200 个个体,统计非劣解在种群中所占的比例。图 2 给出了 MK11 目标个数分别为 2, 3, 4 的情况,其中当目标个数为 3 时,目标为去掉总能耗后的 3 个目标;目标个数为 2 时,目标为总能耗和总延迟时间。

如图 2 所示,对于高维 FJSP,在随机产生的 200 个解中,非劣解所占百分比不超过 20%,平均为 10%左右,随着目标个数递减,非劣解所占比例越来越低。与文献[26]给出的数

据相比可以发现,高维多目标调度的非劣解所占比例远小于连续优化问题,对基于 Pareto 支配的排序和选择的影响较小,从而不会影响 ABC 和 MOGA 的搜索能力,因此,本文仍采用常规多目标优化方法处理高维多目标 FJSP。

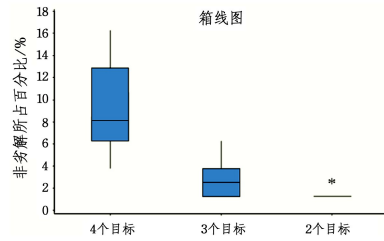


图 2 非劣解所占百分比

Fig. 2 Percentage of non-dominated solutions

表 1 列出了 3 种算法关于 DI_R 的计算结果和计算时间,其中每个数据单元格中,第 1 个值为 DI_R ,第二个值为计算时间。表 2 列出了 3 种算法关于指标 ρ_l 和 nd_l 的计算结果,表 3 列出了 3 种算法关于指标 C 的结果,其中 A, V 和 M 分别表示 ABC, VNS 和 MOGA。图 3 给出了对于 MK10 基于并行坐标系的非劣解分布图,其中横坐标中的 1, 2, 3, 4 分别表示 f_1, f_2, f_3, f_4 。

表 1 3 种算法的 DI_R 和计算时间

Table 1 Computational results of three algorithms on metric DI_R and computational time

Instance	ABC	VNS	MOGA
MK1	2.721, 4.89	19.039, 7.09	11.693, 6.66
MK2	0.000, 3.05	45.059, 5.80	4.128, 6.57
MK3	3.864, 9.13	71.578, 18.69	2.928, 14.21
MK4	7.126, 5.83	17.486, 9.59	2.387, 9.21
MK5	15.502, 15.05	23.198, 25.65	18.491, 12.11
MK6	0.130, 8.68	54.770, 14.87	6.187, 12.16
MK7	7.233, 8.21	50.591, 14.28	1.685, 9.97
MK8	4.678, 27.96	33.117, 46.27	6.815, 30.24
MK9	5.569, 14.86	107.468, 44.44	3.573, 31.68
MK10	4.055, 17.06	99.234, 45.16	13.995, 22.48
MK11	15.890, 23.93	33.885, 45.02	20.904, 20.02
MK12	8.210, 26.20	47.734, 46.10	12.107, 22.15
MK13	7.791, 25.61	99.991, 47.09	1.298, 22.30
MK14	5.302, 23.50	34.599, 50.47	6.597, 21.21
MK15	5.201, 21.59	89.042, 49.51	6.830, 23.43

表 2 3 种算法的指标 ρ_l 和 nd_l

Table 2 Computational results of three algorithms on metrics ρ_l and nd_l

Instance	ABC	VNS	MOGA
MK1	0.800, 16	0.000, 0	0.200, 4
MK2	1.000, 20	0.000, 0	0.000, 0
MK3	0.452, 28	0.000, 0	0.548, 34
MK4	0.222, 8	0.027, 1	0.750, 27
MK5	0.452, 102	0.415, 94	0.132, 30
MK6	0.966, 58	0.000, 0	0.033, 2
MK7	0.278, 29	0.000, 0	0.721, 75
MK8	0.471, 40	0.047, 4	0.482, 41
MK9	0.357, 10	0.000, 0	0.643, 18
MK10	0.720, 54	0.000, 0	0.280, 21
MK11	0.405, 163	0.315, 127	0.279, 112
MK12	0.533, 65	0.065, 8	0.402, 49
MK13	0.174, 15	0.000, 0	0.825, 71
MK14	0.549, 94	0.000, 0	0.450, 77
MK15	0.565, 74	0.000, 0	0.435, 57

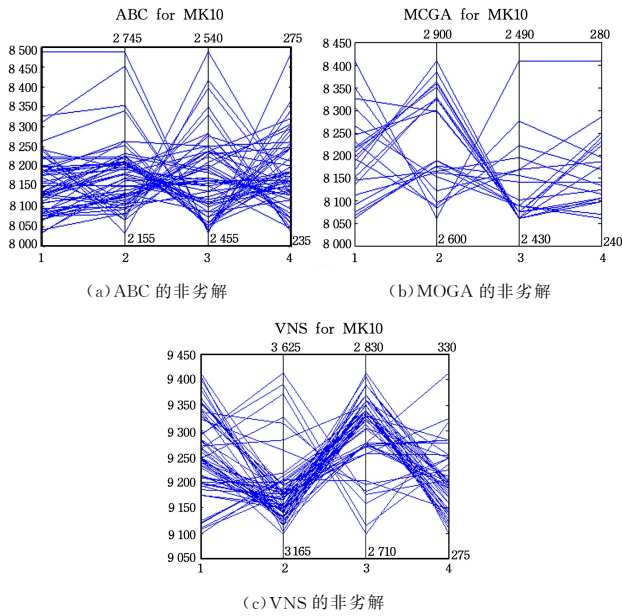


图3 3种算法关于MK10的非劣解描述

Fig. 3 Non-dominated solutions of three algorithms on MK10

表3 3种算法关于指标C的计算结果

Table 3 Computational results of three algorithms on metric C

Instance	$C(A,V)$	$C(V,A)$	$C(A,M)$	$C(M,A)$
MK1	0.720	0.000	0.600	0.445
MK2	1.000	0.000	1.000	0.000
MK3	1.000	0.000	0.271	0.404
MK4	0.935	0.050	0.100	0.783
MK5	0.029	0.000	0.428	0.273
MK6	1.000	0.000	0.932	0.049
MK7	0.769	0.000	0.718	0.013
MK8	0.441	0.000	0.088	0.166
MK9	1.000	0.000	0.130	0.456
MK10	1.000	0.000	0.045	0.457
MK11	0.000	0.000	0.074	0.015
MK12	0.900	0.000	0.336	0.183
MK13	1.000	0.000	0.000	0.833
MK14	1.000	0.000	0.129	0.082
MK15	1.000	0.000	0.186	0.000

从表2可以看出,ABC对于9个实例所得的 ρ_i 比MOGA大,对于MK8,两种算法的 ρ_i 非常接近;同样,ABC对于所有实例取得了比VNS更大的 ρ_i ;对于其中10个实例,VNS的 ρ_i 为0,表明VNS无法为参考集 Ω^* 提供任何成员。从表3可以看出,VNS对于大多数实例产生的所有非劣解受ABC的非劣解支配,ABC对于9个实例的 $C(M,A)$ 小于 $C(A,M)$ 。图3也显示了ABC的性能优势。综上所述,ABC在求解高维多目标FJSP方面比MOGA和VNS更有优势,计算结果更好。

结束语 高维多目标优化一直是智能计算领域的研究焦点,但现有研究重点关注高维多目标连续优化问题,对于高维多目标组合优化问题如高维多目标调度,目前的研究进展不大。高维多目标调度呈现出不同于高维多目标连续优化的特点,本文总结了高维多目标FJSP的特点,提出了一种新型ABC,该算法中,跟随蜂的数量小于引领蜂,引领蜂侧重于全局搜索,而跟随蜂只进行局部搜索,两类蜜蜂搜索方式各异可以避免算法陷入局部最优;同时将跟随对象限定为质量较好

的部分引领蜂和外部档案成员,从而避免了计算资源浪费在较差解的搜索上,并给出了侦查蜂新的处理策略。计算结果验证了所提算法的有效性和优势。

未来将深入研究高维多目标调度,分析问题的特点,探讨ABC和蛙跳算法等在解决高维多目标调度方面的搜索优势。

参考文献

- [1] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithms[J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 214(1): 108-132.
- [2] ZHAO X Q, DUAN S Y, MA X M. A multi-objective artificial bee colony based on limit search strategy[J]. Control and Decision, 2020, 35(8): 1793-1802.
- [3] XIANG Y, ZHOU Y R, LIU H L. An elitism based multi-objective artificial bee colony algorithm[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 245(1): 168-193.
- [4] SAAD A, KHAN S A, MAHMOOD A. A multi-objective evolutionary artificial bee colony algorithm for optimizing network topology design[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 38: 187-201.
- [5] LIANG R H, WU C Y, CHEN Y T, et al. Multi-objective dynamic optimal power flow using improved artificial bee colony algorithm based on Pareto optimization[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2016, 26(4): 692-712.
- [6] LI J Q, PAN Q K, GAO K Z. Pareto-based discrete artificial bee colony algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling problem[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 55(9-12): 1159-1169.
- [7] PAN Q K, FAITH T M, SUGANTHAN P N, et al. A discrete artificial bee colony algorithm for the lot-streaming flow shop scheduling problem[J]. Information Science, 2011, 181: 2455-2468.
- [8] ZHANG R, SONG S J, WU C. A hybrid artificial bee colony algorithm for the job shop scheduling problem[J]. International Journal of Production Economics, 2013, 141(1): 167-178.
- [9] LEI D M, GUO X P. Scheduling job shop with lot streaming and transportation through a modified artificial bee colony[J]. International Journal of Production Research, 2013, 51(16): 4930-4941.
- [10] HAN Y Y, GONG D W, SUN X Y. A discrete artificial bee colony algorithm incorporating differential evolution for the flow-shop scheduling problem with blocking[J]. Engineering Optimization, 2015, 47(7): 927-946.
- [11] ASADZADEH L. A parallel artificial bee colony algorithm for the job shop scheduling problem with a dynamic migration strategy[J]. Computers and Industrial Engineering, 2016, 102: 359-367.
- [12] SUNDAR S, SUGANTHAN P N, JIN C T, et al. A hybrid artificial bee colony algorithm for the job-shop scheduling problem with no-wait constraint[J]. Soft Computing, 2017, 21(5): 1193-1202.
- [13] GONG D W, HAN Y Y, SUN J Y. A novel hybrid multi-objective

- tive artificial bee colony algorithm for blocking lot-straming flow shop scheduling problems[J]. *Knowledge-based Systems*, 2018, 148:115-130.
- [14] WU R, GUO S S, LI Y B, et al. An improved artificial bee colony algorithm for distributed and flexible job-shop scheduling problem [J]. *Control and Decision*, 2019.
- [15] LI X Y, XIAO S Q, WANG C Y, et al. Mathematical modelling and a discrete artificial bee colony algorithm for the welding shop scheduling problem[J]. *Memetic Computing*, 2019, 11: 371-389.
- [16] GAO K Z, SUGANTHAN P N, PAN Q K, et al. An improved artificial bee colony algorithm for flexible job-shop scheduling problem with fuzzy processing time[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 65:52-67.
- [17] BEHNAMIAN J. Decomposition based hybrid VNS-TS algorithm for distributed parallel factories scheduling with virtual corporation[J]. *Computers and Operations Research*, 2014, 52: 181-191.
- [18] CHANG H C, LIU T K. Optimisation of distributed manufacturing flexible job shop scheduling by using hybrid genetic algorithms[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2017, 28:1973-1986.
- [19] DE G L, PEZZELLA F. An improved genetic algorithm for the distributed and flexible job shop scheduling problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2010, 200(2):395-408.
- [20] LEI D M, YUAN Y, CAI J C, et al. An imperialist competitive algorithm with memory for distributed unrelated parallel machines scheduling[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 58(2):597-614.
- [21] LIN J, WANG Z J, LI X D. A backtracking search hyper-heuristic for the distributed assembly flow shop scheduling problem [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2017, 36:124-135.
- [22] PIROOZFARD H, WONG K Y, WONG W P. Minimizing total carbon footprint and total late work criterion in flexible job shop scheduling by using an improved multi-objective genetic algorithm[J]. *Resources Conservation and Recycling*, 2018, 128: 267-283.
- [23] BAGHERI A, ZANDIEH M. Bi-criteria flexible job-shop scheduling with sequence - dependent setup times - variable neighborhood search approach [J]. *Journal Manufacturing Systems*, 2011, 30(1):8-15.
- [24] LEI D M, ZHENG Y L, GUO X P. A shuffled frog leaping algorithm for flexible job shop scheduling with the consideration of energy consumption [J]. *International Journal of Production Research*, 2017, 55(11):3126-3140.
- [25] LI M, LEI D M. Novel imperialist competitive algorithm for many-objective flexible job shop scheduling [J]. *Control theory and Applications*, 2018, 35(1):1-9.
- [26] KONG W J, DING J L, CHAI T Y. Survey on large-dimensional multi-objective evolutionary algorithms[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(3):321-326.
- [27] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2):182-197.
- [28] BRANDIMARTE P. Routing and scheduling in a flexible job shop by tabu search [J]. *Annals of Operations Research*, 1993, 41(1):157-183.
- [29] KNOWLES J D, CORNE D W. On metrics for comparing non-dominated sets[C]// *Proc. of 2002 Congress on Evolutionary Computation*. Honolulu, 2002:711-716.
- [30] LEI D M. Pareto archive particle swarm optimization multi-objective fuzzy job shop scheduling problems [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2008, 37 (1/2):157-165.



ZHENG You-lian, born in 1972, Ph.D, associate professor. Her main research interests include intelligent optimization and scheduling.



ZHENG Qiao-xian, born in 1978, Ph.D, associate professor. Her main research interests include intelligent algorithm and assembly line scheduling.