

一种多目标人工蜂群算法

葛宇¹ 梁静²

(四川师范大学基础教学学院 成都 610068)¹ (成都工业学院网络中心 成都 610031)²

摘要 为将标准人工蜂群算法有效应用到多目标优化问题中,设计了一种多目标人工蜂群算法。其进化策略在利用精英解引导搜索的同时结合正弦函数搜索操作来平衡算法对解空间的开发与开采行为。另外,算法借助了外部集合来记录与维护种群进化过程中产生的 Pareto 最优解。理论分析表明:针对多目标优化问题,本算法能收敛到理论最优解集合。对典型多目标测试问题的仿真实验结果表明:本算法能有效逼近理论最优,具有较好的收敛性和均匀性,并且与同类型算法相比,本算法具有良好的求解性能。

关键词 多目标人工蜂群算法,精英引导搜索,正弦函数搜索,进化策略,外部集合

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.9.050

Multi-objective Artificial Bee Colony Algorithm

GE Yu¹ LIANG Jing²

(College of Fundamental Education, Sichuan Normal University, Chengdu 610068, China)¹

(Network Center, Chengdu Technological University, Chengdu 610031, China)²

Abstract This paper designed a multi-objective artificial bee colony algorithm in order to make it effectively apply to multi-objective optimization problem. The evolutionary strategy uses elite solutions to guide search, at the same time combines sine function searching operation to balance exploration and exploitation of solution space. In addition, the algorithm records and maintains the Pareto optimal solutions of evolutionary process with the aid of the external archive. The theoretical analysis shows that the proposed algorithm can converge to the theory optimal solution archive of multi-objective problem. In addition, simulations result indicate that the proposed algorithm can effectively close to theory optimal solution archive, has good convergence and uniformity in solving typical multi-objective optimization problem, and compared with the same type of algorithms in references, it has good performance.

Keywords Multi-objective artificial bee colony algorithm, Elite guided searching, Sine function searching, Evolutionary strategy, External archive

1 引言

在科学研究和工程应用中,多目标优化是非常重要的研究课题。多目标问题涉及到若干个相互冲突的目标,因此多目标优化不存在一个可使所有目标同时达到最优的解,而是需要得到一个 Pareto 最优解集合,该集合中的最优解相对理论最优(也称为目标空间的 Pareto 前端)应具有尽可能好的逼近性和均匀性。群智能优化算法通过种群内协同、更新机制可以实现并行计算,并能在一次迭代中同时得到多个解,非常适合求解多目标优化问题。

由 Karaboga D 提出的人工蜂群算法^[1]具有并行计算、收敛速度快、易于编程实现等特点,是一种有效的群智能优化算法。以标准人工蜂群算法为基础,根据特定问题设计的各种改进人工蜂群算法已在诸多领域得到了成功应用^[2-4]。但标准人工蜂群算法并不能直接用于求解多目标优化问题,为此有学者着手研究算法的改进方案,旨在使其能有效地运用到多目标问题中,如周清雷等^[5]借鉴遗传算法交叉操作的思想

改进了算法的邻域搜索策略,并用多目标组合优化问题对其进行了测试;Ling Wang 等^[6]利用交叉算子改进了跟随蜂搜索策略,并用多目标作业调度问题对其进行了验证;M. Yahya 等^[7]基于 levy 算子改进了引领蜂的搜索方案,用布局规划问题对其进行了测试;Jianzhong Zhou 等^[8]改进了跟随蜂的选择机制,同时将逐步搜索策略应用到算法中,最后用短期优化调度问题对其进行了验证。和以上改进方案不同,本文设计了一种兼顾开采与开发行为的进化策略(开采指集中搜索,可能引起种群多样性不足;开发指分散搜索,可能使算法变成随机搜索,导致收敛不足),并在算法流程中采用外部集合记录与维护 Pareto 最优解,对 ZDT 和 DTLZ 经典问题的仿真实验结果表明:本文提出的多目标人工蜂群算法具有良好性能。

2 目标优化问题相关定义

定义 1 X_1 支配 X_2 , 记为 $X_1 \succ X_2$ 。对于最小值优化问题,当且仅当 $f_j(X_1) \leq f_j(X_2)$, $j=1, 2, \dots, M$ 且 $f_j(X_1) < f_j(X_2)$, $j \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。

到稿日期:2014-10-09 返修日期:2015-02-02 本文受四川省教育厅项目:人工蜂群算法及其在多目标优化问题中的应用研究(12ZB112)资助。

葛宇(1981—),男,硕士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为计算智能,E-mail:geyufly@yahoo.com.cn;梁静(1979—),女,硕士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为图形图像。

定义 2 (Pareto 最优解) 若候选解 X_i 是种群 W 中的 Pareto 最优解, 当且仅当 $\nexists X_j \in W, X_j > X_i$ 。

定义 3 用 k 近邻方法定义候选解 X_i 的密度 $D(i)$:

$$D(i) = \frac{1}{(\sigma_i^k + 2)} \quad (1)$$

其中, σ_i^k 为候选解 X_i 与第 k 个邻近候选解在目标空间上的距离, $k = \sqrt{Q+Q}$, Q 为 W 中 Pareto 最优解的个数, Q 为种群 W 中候选解个数。

定义 4 (候选解质量比较规则) 规则由两个方面构成: (1) 受 X_i 支配的解个数记为 S_i , S_i 值越大说明 X_i 越好; (2) 对于 S_i 值相同的候选解, 其密度 $D(i)$ 越小者越好。

3 多目标人工蜂群算法设计

人工蜂群算法因形式简洁、收敛快速等优点, 被认为是求解单目标优化问题最有潜力的方法之一。但当人工蜂群算法从单目标扩展到多目标优化时, 开采与开发的平衡、Pareto 最优解集的维护等问题亦随之出现。先简要描述标准人工蜂群算法, 然后针对多目标优化问题设计了一种兼顾开采与开发行为的进化策略, 并在算法流程中采用了外部集合来记录与维护 Pareto 最优解。

3.1 标准人工蜂群算法描述

人工蜂群算法受蜜蜂群体觅食行为的启发, 把问题的候选解看作食物源, 然后让 3 类人工蜜蜂 (引领蜂、跟随蜂和侦查蜂) 分工合作, 不断搜索质量更高的食物源 (候选解), 算法的运行过程如图 1 所示。

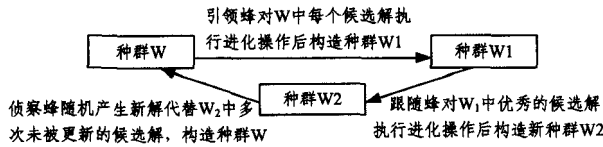


图 1 人工蜂群算法运行过程

算法的进化策略如式 (2) 所示, 图 1 中引领蜂、跟随蜂的进化操作均采用式 (2) 来实现。

$$x_{id}' = x_{id} + rand \times (x_{id} - x_{hd}) \quad (2)$$

其中, x_{id} 表示候选解 X_i 的第 d 维分量; x_{hd} 为候选解 X_k 的第 d 维分量; d, k 均随机选择, 且 $k \neq i$; $rand$ 为 $[-1, 1]$ 间的随机数。 x_{id}' 表示新产生的第 d 维分量, 其对应的新候选解记为 X_i' , 若 X_i' 优于 X_i , 则用 X_i' 更新 X_i 。

3.2 多目标人工蜂群算法进化策略设计

文献 [9-11] 中均指出: 精英解是种群中质量较高的候选解, 在算法对解空间的搜索过程中, 充分利用精英解的特征信息引导其它候选解, 能有效促进种群进化。而基本人工蜂群算法的进化策略式 (2) 仅在种群中随机选择一个解 X_k 来引导 X_i , 忽略了精英解的引导作用, 可能导致算法搜索效率不够理想。为此, 本文重新设计了算法的进化策略, 在利用精英解引导的同时结合正弦函数搜索操作来平衡算法的开发与开采行为。

3.2.1 精英引导搜索

对于多目标优化问题, Pareto 最优集合中记录了当前种群的最优解。理想 Pareto 最优集合中的解分布应尽可能均匀, 如图 2 所示。若算法运行中产生了如图 3 所示的非均匀分布的 Pareto 最优集合, 而又以其中的解 1~4 引导种群进

化, 必然使 Pareto 最优集合的均匀性更差。文献 [12] 指出: 差分进化算子可以在已知解对应的流型区域内产生新解, 如图 4 所示。因此, 若选择图 5 中的 Pareto 最优解 1~4 执行差分算子, 则可以在 Pareto 最优解附近产生新解, 若以此新解作为精英解来引导搜索, 不但可以促进种群向 Pareto 最优进化, 而且可以提高 Pareto 最优集合的均匀性, 如图 5 所示 (解 5、解 6 是解 1~4 通过差分算子产生的新解)。

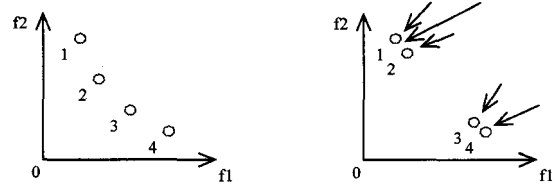


图 2 Pareto 最优解均匀分布 图 3 Pareto 最优解非均匀分布

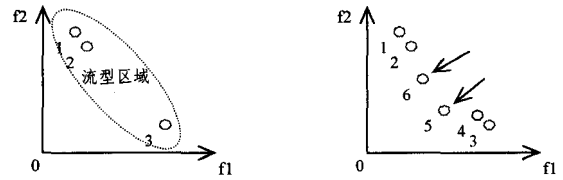


图 4 差分进化算子产生新解范围 图 5 新解 5、6 引导进化

基于以上分析, 本文设计的精英引导搜索机制首先在 Pareto 最优集合中随机选择 3 个解, 通过差分算子式 (3) 在流型区域内产生新解, 再以此新解作为精英解来引导种群中的其他候选解更新, 如式 (4) 所示。

$$X^i = X^{i1} + R(X^{i1} - X^{i2}) + R(X^{i1} - X^{i3}) \quad (3)$$

其中, X^{i1}, X^{i2}, X^{i3} 是从 Pareto 最优集合中选出的 3 个互不相同的解, 并且按密度从小到大排序; R 为 $[0, 1]$ 间随机数。

$$x_{ij} = x_j^i \quad (4)$$

其中, x_j^i 为 X^i 的第 j 维分量; x_{ij} 为随机候选解 X_i 的第 j 维分量; 通过 x_{ij} 更新后产生的新候选解记为 X_i' 。

3.2.2 正弦函数搜索

精英引导搜索机制属于开采操作, 不可避免地会导致种群多样性降低, 可能引起算法局部收敛。为此, 需要设计一种开发操作, 以提高种群多样性, 平衡精英引导搜索对解空间的开采行为。文献 [11] 指出正弦函数的取值服从均匀分布, 能有效搜索整个解空间, 并将其有效应用到了差分进化算法中且取得了较好的效果。受此思路启发, 本文设计了如式 (5) 所示的正弦函数搜索算子实现对解空间的开发, 以提高种群多样性。

$$x_{ij}' = x_{ij} + \sin(a)(u_j - l_j) \quad (5)$$

其中, u_j 和 l_j 分别表示解空间第 j 维的上下边界; 搜索因子 a 在 $[-\pi, \pi]$ 间随机产生; x_{ij} 是 X_i 的第 j 维分量; x_{ij}' 表示新产生的第 j 维分量, 其对应的新候选解记为 X_i' 。

3.2.3 多目标人工蜂群算法的进化策略

为了平衡算法的开采和开发行为, 本文结合以上描述的精英引导搜索和正弦函数搜索机制设计了如下进化策略, 产生新候选解 X_i' 。

Step 1 随机选择 Step 2 或 Step 3 对候选解 X_i 执行变异, 产生新解 X_i' 。

Step 2 若 Pareto 最优集合中解个数小于 3, 则随机选择个体 X' 作为精英解, 执行式 (4) 产生新解 X_i' ; 否则从集合中

随机选择 3 个解 X^1 、 X^2 、 X^3 执行式(3)和式(4),产生新解 X_i' 。

Step 3 执行式(5)产生新解 X_i' 。

3.3 多目标人工蜂群算法

基于 3.2.3 节提出的进化策略,本文针对多目标优化问题重新设计了人工蜂群算法流程,其中利用外部集合 W' 来记录当前种群中的 Pareto 最优解,具体步骤如下:

步骤 1(算法初始化) 随机产生 Q 个候选解,构成种群 W ,每个候选解 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$ 是一个 D 维向量;指定外部集合 W' 的大小 $Q' = Q$;指定最大评价次数 FE (目标函数的计算次数)作为算法结束条件。

步骤 2 引领蜂对 W 中每个候选解执行 3.2.3 节的进化策略,产生的新解 X_i' 记入临时集合 T ,即: $T = T \cup X_i'$ 。

步骤 3 选出 $W \cup T$ 中优秀的候选解,重新构造 W 。具体地:令 $T = W \cup T$,将 T 中 Pareto 的最优解拷贝到 W 中,若其数量正好等于 Q ,则接受;若小于 Q ,则按定义 4 中质量比较规则从优到差选择 T 中候选解加入 W ,直到个数为 Q 时结束;若大于 Q ,则 Pareto 最优解在保留边界位置解的前提下去掉密度较大的解,直到个数为 Q 时结束。随后清空集合 T 。

步骤 4 跟随蜂选择 W 中优秀的候选解执行 3.2.3 节的进化策略。具体地:跟随蜂首先通过式(6)计算出每个候选解的选择概率 $P(i)$,然后用轮盘赌法则从 W 中选出 $P(i)$ 值较高的候选解执行 3.2.3 节的进化策略。该步骤中产生的新候选解 X_i' 记入临时集合 T ,即: $T = T \cup X_i'$ 。

$$P(i) = \frac{(S_i - \min(S_i))}{(\max(S_i) - \min(S_i))} \quad (6)$$

式(4)中 S_i 表示受候选解 X_i 支配的解个数。

步骤 5 执行与步骤 3 相同的操作。

步骤 6 侦察蜂根据定义 4 选择 W 中质量最差的候选解,随机产生一个新解将其代替。

步骤 7 将当前种群的 Pareto 最优解加入 W' ,若 $\exists X_i > X_j, X_i, X_j \in W'$,则删除 X_j 。另外,如果 W' 中的解个数超出 Q' ,则按解密度 $D(i)$ 从小到大保留。

步骤 8 判断算法是否达到结束条件,若达到,就输出外部集合 W' 并结束程序;否则,转到步骤 2。

值得说明的是:本文算法在步骤 4 中针对优秀候选解使用了与步骤 2 相同的进化策略,其目的是让种群中的优秀解得到更多的进化机会。

4 收敛性分析

根据文献[13]中提出的多目标进化算法收敛定理对本文提出的算法作收敛性分析。

定义 5^[13] 给定一个多目标优化问题,以及其进化群体 PA 和 PB ,定义 PA 和 PB 的关系为 $PA \geq PB$,若满足条件 $\forall X \in PA, \neg \exists Y \in PB$ 使得 $Y > X$ 。

引理 1^[13] 给定多目标优化问题和多目标进化算法以概率 1 收敛到理论最优解集合,若满足条件:

(1)理论最优边界的 BOX 计数维数不大于 $M-1$, M 为目标数。

(2)算法每次迭代产生的最优解集合 $W(0)', W(1)', \dots$, 是单调的,即: $\forall t: W(t+1)' \geq W(t)'$ 。

引理 2^[13] 对于一个 M 目标的多目标优化问题,它的理论最优边界最多是 $M-1$ 维,即 BOX 计数维数最多为 $M-1$ 。

定理 1 对于解 X, Y, Z ,若 $Z > Y, Y > X$ 则 $Z > X$ 。

证明:因 $Z > Y$,由定义 1 可知

$$f_j(Z) \leq f_j(Y), j=1, 2, \dots, M \quad (7)$$

$$f_j(Z) < f_j(Y), \exists j \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (8)$$

又因为 $Y > X$,由定义 1 可知

$$f_j(Y) \leq f_j(X), j=1, 2, \dots, M \quad (9)$$

$$f_j(Y) < f_j(X), \exists j \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (10)$$

由式(7)、式(9)可知:

$$f_j(Z) \leq f_j(X), j=1, 2, \dots, M \quad (11)$$

又由式(8)、式(10)可知:

$$f_j(Z) < f_j(X), \exists j \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (12)$$

最后,由式(11)、式(12)和定义 1 可得出: $Z > X$,定理 1 得证。

定理 2 本文算法满足引理 1 的两个收敛条件,算法能以概率 1 收敛到理论最优解集合。

证明:引理 1 的条件(1)由引理 2 即可得证。

对于引理 1 的条件(2),用反证法证明如下:

针对本文算法的外部集合 W' ,假设 $\exists t$ 使 $W(t+1)' \geq W(t)'$ 不成立,则按定义 5 有 $Y \in W(t)'$, $X \in W(t+1)'$ 使 $Y > X$ 成立,其中 t 表示迭代次数(算法从步骤 2 执行到步骤 8 称为一次迭代)。以下分两种情况分别进行讨论:

(1)当 $Y \in W(t)'$ 且 $Y \in W(t+1)'$ 时,说明第 t 次迭代的解 Y 也被记录到了 $t+1$ 次迭代的外部档案 $W(t+1)'$ 中,而由算法步骤 7 可知, $W(t+1)'$ 中的解间互不支配,因此与假设的推论 $Y > X$ 矛盾,证明假设错误。

(2)当 $Y \in W(t)'$ 但 $Y \notin W(t+1)'$ 时,说明第 t 次迭代的解 Y 在 $W(t+1)'$ 构造时被丢弃。根据算法步骤 7 可知, $\exists Z \in W(t+1)'$ 使 $Z > Y$,这样才可能导致 Y 被 $W(t+1)'$ 丢弃。因此,由 $Z > Y$ 、假设的 $Y > X$ 和定理 1 可得 $Z > X$ 。又由算法步骤 7 可知, $W(t+1)'$ 中的解间互不支配,与 $Z > X$ ($X \in W(t+1)', Z \in W(t+1)'$) 矛盾,故说明假设错误。

以上讨论说明假设错误,故本文算法的外部集合 W' 满足条件(2),即 $\forall t: W(t+1)' \geq W(t)'$ 。

综合以上分析可以证明:本文提出的多目标人工蜂群算法的外部集合 W' 满足引理 1 的两个收敛条件,算法能以概率 1 收敛到理论最优解集合。

5 仿真实验

为验证本文算法的性能,实验从文献[13]中选择 8 个具有代表性的多目标优化问题进行测试:ZDT1、ZDT2、ZDT3、ZDT4、ZDT6、DTLZ1、DTLZ2 和 DTLZ3,其中 3 个 DTLZ 问题为三目标优化问题,5 个 ZDT 问题为两目标优化问题。实验环境为:CPU2.6GHz、内存 2GB 的计算机,仿真平台为 Matlab 7.8。实验从如下 4 个方面进行:

(1)通过 Pareto 最优解的对比,测试 3.2 节中的精英引导搜索和正弦函数搜索机制对算法性能的影响。

(2)改变参数值进行实验,测试参数对算法性能的影响。

(3)将本文算法结果与理论最优结果进行对比,评估本文算法的性能。

(4)将本文算法和同类型的多目标优化算法进行比较,进一步评估本文算法的性能。

5.1 进化策略中两种搜索机制对算法性能的影响测试

本文算法的进化策略使用了精英引导搜索和正弦函数搜索两种机制,为了评估两种机制对算法性能的影响,实验将进化策略中只使用了精英引导搜索的算法记为算法3,将进化策略中只使用了正弦函数搜索的算法记为算法2,将按3.2.3节所述方式配合使用两种机制的算法记为算法1。实验将3种算法在评价次数为10000的条件下,对ZDT2的Pareto最优解进行对比,如图6所示。

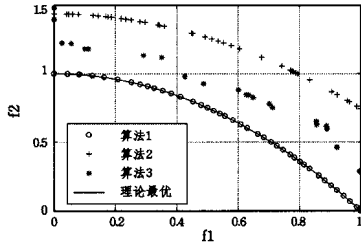


图6 3种算法 Pareto 最优解对比

从图6中可以看出,算法3产生的 Pareto 最优解在接近理论最优的程度优于算法2,这是因为精英引导搜索能有效地对解空间进行开采操作;但是算法3对应的 Pareto 最优解的出现了聚集,均匀性较差,这是由于开采操作不可避免地会让种群多样性降低,可能使算法陷入局部最优。算法2产生的 Pareto 最优解的均匀性优于算法3,但不能有效接近理论最优,这是因为算法2采用的正弦函数搜索机制擅长开发操作,增加种群多样性必然会导致收敛不足。然而,将精英引导搜索与正弦函数搜索相结合的算法1,无论是在逼近理论最优还是均匀性上都取得了令人满意的效果。

以上分析说明:本文提出的进化策略(算法1)能有效地平衡开采与开发行为,在提高算法收敛性的同时,能防止算法陷入局部最优,避免算法停滞。

5.2 参数对算法性能的影响测试

本文算法的参数有两个:评价次数(FE)和种群中候选解个数(Q)。为评估参数对算法性能的影响,实验基于收敛度指标 γ 和多样性指标 $\Delta^{[13]}$ (γ 说明接近理论最优集合的程度, Δ 说明分布均匀程度, γ 和 Δ 值越小越好),对算法在参数取值不同时10次实验的平均运行结果进行对比,如表1和表2所列。表中括号内数据为指标对应的方差。

从表1结果可以看出:随着算法评价次数的增加,对于 γ 指标,除DTLZ3外其余测试问题都在同一数量级,而DTLZ3也仅在评价次数10000时与其余情况差1个数量级;对于 Δ 指标,除ZDT4和ZDT6外其余测试问题都在同一数量级,而ZDT4和ZDT6的结果随评价次数的增加而降低了一个数量级;两个指标对应的方差在评价次数增加时均无数量级上的波动。通过表1的结果说明:随着评价次数的增加,部分测试问题的效果会有一定提高,但是综合8个测试问题来看,算法的性能不会受 FE 参数的明显影响。

从表2结果可以看出:随着种群中候选解个数的增加,大部分情况下 γ 、 Δ 指标以及对应的方差都保持在同一数量级,但是在ZDT2、ZDT4、DTLZ1和DTLZ3中 γ 、 Δ 指标存在变大的趋势,并且方差也随之相应变化。这说明在评价次数固定的情况下, Q 的增加并不能提高算法的寻优效果,反而在部分测试问题中还会导致求解性能变差,这是因为在评价次数一定的情况下,增加种群中候选解个数会导致每个候选解的进化次数减少,造成了个体进化不足。

表1 本文算法在 $Q=40$ 时,不同 FE 取值对应的结果

		$FE=10000$	$FE=15000$	$FE=20000$	$FE=25000$
ZDT1	γ	8.8E-4 (3.7E-5)	7.4E-4 (4.4E-5)	6.9E-4 (3.3E-5)	6.8E-4 (7.2E-5)
	Δ	2.7E-1 (4.2E-2)	1.7E-1 (3.8E-2)	1.5E-1 (5.3E-2)	1.3E-1 (4.8E-2)
ZDT2	γ	8.5E-4 (3.4E-5)	8.8E-4 (4.1E-5)	7.1E-4 (6.6E-5)	6.7E-4 (7.4E-5)
	Δ	2.3E-1 (6.3E-2)	1.9E-1 (2.7E-2)	1.6E-1 (3.5E-2)	1.5E-1 (2.9E-2)
ZDT3	γ	4.8E-3 (3.4E-4)	4.1E-3 (7.6E-4)	3.9E-3 (4.1E-4)	3.7E-3 (5.3E-4)
	Δ	6.6E-1 (4.6E-2)	5.7E-1 (5.2E-2)	4.8E-1 (1.7E-2)	4.5E-1 (6.2E-2)
ZDT4	γ	7.1E-3 (1.2E-4)	2.7E-3 (6.4E-4)	2.5E-3 (3.9E-4)	2.3E-3 (5.2E-4)
	Δ	1.9E-1 (8.1E-2)	1.6E-1 (5.7E-2)	9.2E-2 (1.4E-2)	8.7E-2 (6.1E-2)
ZDT6	γ	7.3E-4 (2.7E-5)	6.1E-4 (7.2E-5)	5.7E-4 (5.1E-5)	5.3E-4 (6.1E-5)
	Δ	1.8E-1 (6.3E-2)	1.1E-1 (4.0E-2)	9.9E-2 (3.1E-2)	9.6E-2 (1.7E-2)
DTLZ1	γ	7.8E-3 (8.1E-4)	6.3E-3 (7.4E-4)	6.6E-3 (5.0E-4)	6.2E-3 (5.5E-4)
	Δ	4.7E-1 (4.7E-2)	5.1E-1 (2.0E-2)	4.8E-1 (3.3E-2)	4.7E-1 (6.9E-2)
DTLZ2	γ	3.1E-3 (4.9E-4)	2.8E-3 (6.5E-4)	3.1E-3 (7.7E-4)	2.7E-3 (3.3E-4)
	Δ	4.7E-1 (1.3E-2)	4.6E-1 (3.1E-2)	4.6E-1 (2.1E-2)	4.5E-1 (5.2E-2)
DTLZ3	γ	2.6E-1 (6.9E-2)	5.3E-2 (1.3E-2)	3.2E-2 (1.1E-2)	2.2E-2 (2.3E-2)
	Δ	5.4E-1 (8.4E-2)	4.7E-1 (8.1E-2)	4.6E-1 (7.9E-2)	4.3E-1 (9.8E-2)

表2 本文算法在 $FE=10000$ 时,不同 Q 取值对应的结果

		$Q=30$	$Q=40$	$Q=50$	$Q=60$
ZDT1	γ	8.9E-4 (6.1E-5)	8.8E-4 (2.5E-5)	8.3E-4 (8.1E-5)	9.3E-4 (3.5E-5)
	Δ	1.8E-1 (1.7E-2)	2.7E-1 (3.2E-2)	3.6E-1 (6.0E-2)	3.9E-1 (4.1E-2)
ZDT2	γ	6.8E-4 (7.1E-5)	8.5E-4 (5.2E-5)	9.4E-4 (7.5E-5)	1.3E-3 (9.7E-5)
	Δ	1.9E-1 (2.8E-2)	2.3E-1 (3.4E-2)	3.3E-1 (2.8E-2)	5.4E-1 (4.3E-2)
ZDT3	γ	4.5E-3 (4.1E-4)	4.8E-3 (6.9E-4)	5.1E-3 (6.0E-4)	5.4E-3 (3.7E-4)
	Δ	5.8E-1 (3.2E-2)	6.6E-1 (2.7E-2)	7.4E-1 (5.5E-2)	9.2E-1 (7.1E-2)
ZDT4	γ	6.4E-3 (7.6E-4)	7.1E-3 (8.3E-4)	3.4E-2 (9.8E-3)	1.5E-2 (9.9E-2)
	Δ	1.2E-1 (2.9E-2)	1.9E-1 (5.8E-2)	3.3E-1 (6.9E-2)	3.8E-1 (4.3E-1)
ZDT6	γ	7.1E-4 (6.3E-5)	7.3E-4 (5.2E-5)	9.8E-4 (7.1E-5)	8.2E-4 (4.3E-5)
	Δ	1.4E-1 (4.6E-2)	1.8E-1 (3.2E-2)	1.6E-1 (2.2E-2)	1.7E-1 (1.9E-2)
DTLZ1	γ	8.6E-3 (7.0E-4)	7.8E-3 (5.5E-4)	8.8E-3 (6.1E-3)	1.2E-2 (1.9E-3)
	Δ	3.9E-1 (8.6E-2)	4.7E-1 (7.2E-2)	5.3E-1 (9.1E-2)	5.5E-1 (7.9E-1)
DTLZ2	γ	3.2E-3 (7.1E-4)	3.1E-3 (4.3E-4)	3.3E-3 (2.9E-4)	3.2E-3 (7.3E-4)
	Δ	4.3E-1 (3.6E-2)	4.7E-1 (9.5E-2)	5.3E-1 (6.1E-2)	5.4E-1 (4.8E-2)
DTLZ3	γ	4.6E-1 (2.5E-2)	2.6E-1 (4.9E-1)	1.4E0 (8.4E-1)	2.7E0 (9.2E-1)
	Δ	5.1E-1 (6.7E-2)	5.4E-1 (1.8E-2)	6.7E-1 (2.1E-2)	8.7E-1 (7.9E-1)

5.3 本文算法与理论最优的对比

图7—图14给出了本文算法结果与理论最优结果的对比结果。从图7—图11描述的两目标优化问题结果可以看出:对于ZDT1、ZDT2、ZDT4和ZDT6,本文算法结果都能较完整地覆盖理论最优曲线;对于ZDT3,本文算法结果也能覆盖理论最优曲线的大部分区域。从图12—图14可以看出,在3目标优化问题中本文算法结果分布没有出现聚集现象,并且能较好地靠近理论最优曲面。这说明本文算法能有效逼近多目标优化问题的理论最优,且分布性较好。

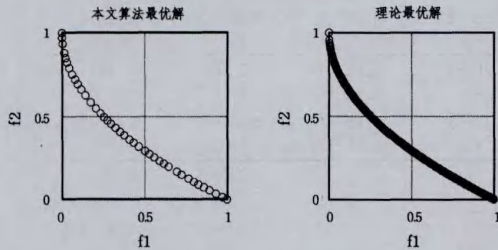


图7 ZDT1 结果($Q=40, FE=20000$)

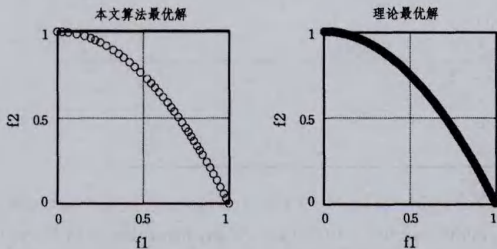


图8 ZDT2 结果($Q=40, FE=20000$)

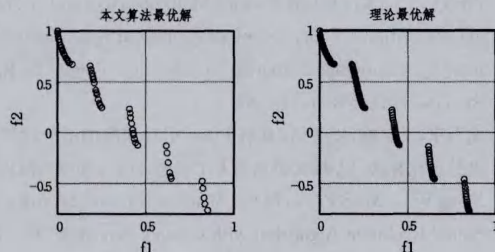


图9 ZDT3 结果($Q=50, FE=20000$)

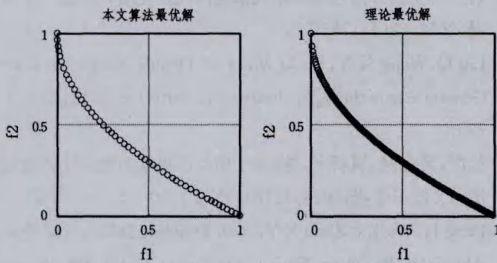


图10 ZDT4 结果($Q=40, FE=20000$)

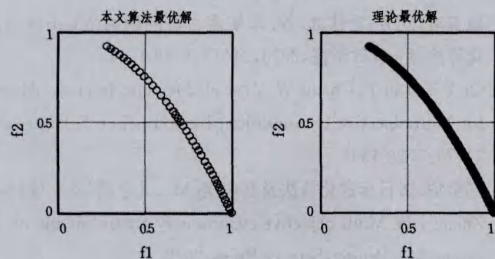


图11 ZDT6 结果($Q=40, FE=20000$)

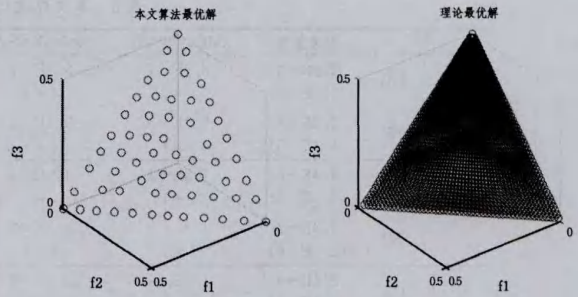


图12 DTLZ1 结果($Q=60, FE=24000$)

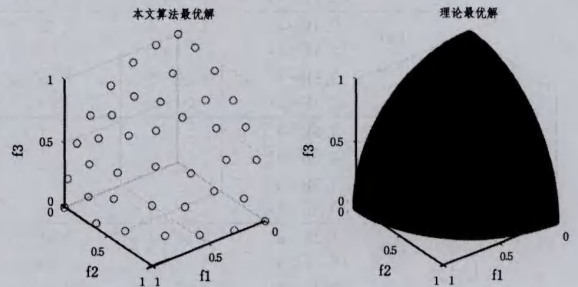


图13 DTLZ2 结果($Q=40, FE=20000$)

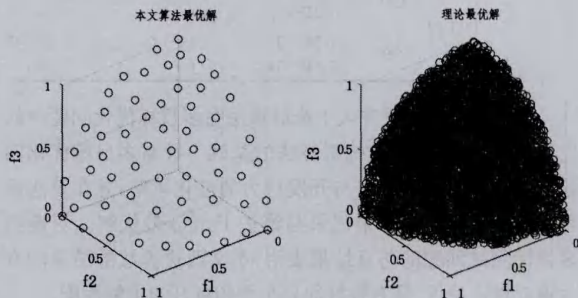


图14 DTLZ3 结果($Q=60, FE=24000$)

5.4 本文算法与同类算法的对比

将本文算法和文献[14-16]中同类算法进行对比,以进一步评估本文算法的性能。为了便于比较,本文选择逼近指标GD和分布指标SP^[15]作为算法的评价标准(GD、SP值越小越好)。实验中,本文算法独立运行10次取GD、SP的平均值,对比结果如表3所列。其中,算法MOQPSOAE、NV-MOPSO、MOQPSOCD的结果来自文献[14],算法MOBBO的结果来自文献[15],算法MOPSO、MOCSA的结果来自文献[16],括号内数据为指标对应的方差,如文献中未提供方差指标,在表3中用(*)代替。值得说明的是:文献对6种被比较算法的结束条件描述各不相同,而本文算法采用较苛刻条件(ZDT1、ZDT2、ZDT3和ZDT6问题的评价次数为10000,其余问题的评价次数为15000)下的实验结果与文献[6]中算法的最好结果作对比。

从表3结果可以看出:对于GD指标,本文算法在DTLZ1问题中落后MOQPSOAE和MOQPSOCD一个数量级,其余情况均处于领先或与比较算法处于同一数量级。对于SP指标,本文算法均能与比较算法处于同一数量级或领先一个数量级以上。综合以上数据可以看出:本文算法在逼近指标和分布指标上表现出较好的效果,说明本文算法具有良好的求解性能。

表3 本文算法与同类算法的对比结果

		本文算法	aMOQP SOAE	aNVMOPSO	aMOQP SOCD	bMOBBO	cMOPSO	cMOCSA
ZDT1	GD	1.6E-4 (1.3E-5)	8.7E-4 (*)	8.8E-4 (*)	8.5E-4 (*)	6.4E-4 (3.6E-5)	4.3E-4 (*)	3.4E-4 (*)
	SP	2.2E-4 (1.7E-5)	7.3E-3 (*)	9.4E-3 (*)	6.9E-3 (*)	2.2E-3 (2.9E-3)	3.5E-3 (*)	2.0E-3 (*)
ZDT2	GD	1.4E-4 (2.3E-5)	7.3E-4 (*)	4.9E-4 (*)	6.2E-4 (*)	2.6E-4 (4.8E-4)	4.2E-4 (*)	3.5E-4 (*)
	SP	1.3E-3 (2.1E-4)	4.2E-3 (*)	8.1E-3 (*)	6.8E-3 (*)	1.8E-3 (8.7E-4)	3.9E-1 (*)	1.5E-3 (*)
ZDT3	GD	2.4E-4 (3.1E-4)	1.2E-3 (*)	2.4E-3 (*)	1.7E-3 (*)	8.4E-4 (3.7E-4)	3.3E-3 (*)	3.0E-3 (*)
	SP	3.2E-3 (2.7E-4)	5.9E-3 (*)	6.1E-3 (*)	9.6E-3 (*)	4.1E-3 (3.0E-4)	4.8E-3 (*)	2.6E-3 (*)
ZDT4	GD	7.1E-4 (5.4E-4)	7.6E-4 (*)	9.2E-4 (*)	8.9E-4 (*)	1.0E-3 (9.4E-4)	35.7E0 (*)	8.5E0 (*)
	SP	3.5E-4 (2.4E-5)	6.2E-3 (*)	7.2E-3 (*)	7.5E-3 (*)	3.8E-3 (4.8E-3)	9.6E-1 (*)	4.4E-1 (*)
ZDT6	GD	1.6E-4 (3.6E-5)	—	—	—	—	1.7E-2 (*)	4.1E-4 (*)
	SP	1.3E-3 (3.3E-4)	—	—	—	—	3.6E-2 (*)	2.0E-2 (*)
DTLZ1	GD	1.2E-3 (6.2E-4)	9.2E-4 (*)	1.0E-3 (*)	8.2E-4 (*)	—	—	—
	SP	2.4E-4 (5.3E-4)	1.9E-2 (*)	2.0E-2 (*)	2.0E-2 (*)	—	—	—
DTLZ2	GD	5.4E-4 (3.7E-5)	1.1E-2 (*)	1.7E-2 (*)	1.3E-2 (*)	—	—	—
	SP	1.3E-3 (2.6E-3)	6.0E-2 (*)	7.6E-2 (*)	7.3E-2 (*)	—	—	—

结束语 为了研究人工蜂群算法在多目标优化问题中的应用,本文在标准人工蜂群算法的基础上针对多目标优化问题设计了一种兼顾开采与开发行为的进化策略,并在算法流程中采用了外部集合来记录与维护 Pareto 最优解。对典型多目标测试问题的仿真结果表明:本文改进算法的结果能有效逼近理论最优,具有较好的分布性和良好的求解性能。

参考文献

- [1] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Kayseri: Erciyes University, 2005
- [2] Karaboga N, Latifoglu F. Elimination of noise on transcranial Doppler signal using IIR filters designed with artificial bee colony-ABC algorithm[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(3): 1051-1058
- [3] Karaboga N, Latifoglu F. Adaptive filtering noisy transcranial Doppler signal by using artificial bee colony algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(2): 677-684
- [4] Yildiz A R. Optimization of cutting parameters in multi-pass turning using artificial bee colony-based approach[J]. Information Sciences, 2013, 220: 399-407
- [5] 周清雷, 陈明昭, 张兵. 多目标人工蜂群算法在服务组合优化中的应用[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(10): 3625-3628
Zhou Q L, Chen M Z, Zhang B. Multi-objective artificial bee colony algorithm applied in QoS-aware service composition optimization[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(10): 3625-3628
- [6] Wang L, Zhou G, Xu Y, et al. An enhanced Pareto-based artificial bee colony algorithm for the multi-objective flexible job-shop scheduling [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 60(9-12): 1111-1123

- [7] Yahya M, Saka M P. Construction site layout planning using multi-objective artificial bee colony algorithm with Levy flights [J]. Automation in Construction, 2014, 38(5): 14-29
- [8] Zhou J, Liao X, Ouyang S, et al. Multi-objective artificial bee colony algorithm for short-term scheduling of hydrothermal system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 55(2): 542-553
- [9] 向万里, 马寿峰, 安美清. 具有 Pbest 引导机制的适应性多策略差分进化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(8): 711-721
Xiang W L, Ma S F, An M Q. Adaptive Multiple Strategy Differential Evolution Algorithm with Guiding Scheme of Pbest[J]. PR&AI, 2013, 26(8): 711-721
- [10] 刘全, 王晓燕, 傅启明, 等. 双精英协同进化遗传算法[J]. 软件学报, 2012, 23(4): 765-775
Liu Q, Wang X Y, Fu Q M, et al. Double Elite Coevolutionary Genetic Algorithms[J]. Journal of Software, 2012, 23(4): 765-775
- [11] 彭虎, 吴志健, 周新宇, 等. 基于精英区域学习的动态差分进化算法[J]. 电子学报, 2014, 42(8): 1522-1530
Peng H, Wu Z J, Zhou X Y, et al. Dynamic Differential Evolution Algorithm Based on Elite Local Learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(8): 1522-1530
- [12] 戚玉涛, 刘芳, 常伟远, 等. 求解多目标问题的 Memetic 免疫优化算法[J]. 软件学报, 2013, 24(7): 1529-1544
Qi Y T, Liu F, Chang W Y, et al. Memetic Immune Algorithm for Multiobjective Optimization[J]. Journal of Software, 2013, 24(7): 1529-1544
- [13] 郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007
Zheng J H. Multi objective evolutionary algorithm and its application[M]. Beijing: Science Press, 2007

(下转第 281 页)

2DPCA-PF 算法;在 Mhuang 视频中本文算法仍然优于其它两种算法。另外,综合不同算法在 3 个视频序列上的跟踪结果曲线,可以看出本文的方法具有更好的跟踪稳定性。

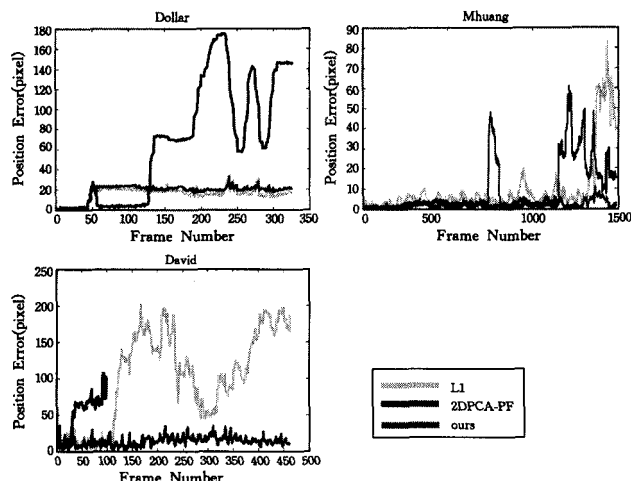


图 4 不同算法的中心误差率比较

与 2DPCA-PF 算法相比,本文算法设计了特征基更新机制,能够较好地处理跟踪目标中的外观变化情况,实验结果明显优于传统算法效果。而与自适应跟踪算法 L1 相比,本文算法通过特征基更新适应外观变化,能够依据最近 5 帧目标的变化情况确定更新参数,同时利用协方差融合特征评估最优样本候选区域,取得了较好的跟踪效果。而 L1 算法采用模板重构误差,一旦目标外观发生大的变化,模板序列并不能重构出这种变化,从而导致算法在姿态变化大时跟踪失败。实验结果证明,本文提出的算法在姿态、光线和部分遮挡情况下能够自适应性地跟踪兴趣目标。

结束语 本文提出一种基于 2DPCA 学习的自适应性视频跟踪方法,避免了 PCA 用于跟踪时造成的图像信息丢失的问题,采用 2DPCA 直接对视频信息进行处理,对特征基实现动态更新,同时为了保证更新的准确度,采用协方差特征融合方式评估运动状态,提高了外观模型更新的质量,对姿态、光线和部分遮挡等跟踪环境有较好的自适应性。然而算法的特征更新方式还比较固定,其在目标外观变化的自适应能力方面仍需进一步研究。

参考文献

- [1] Jiang Nan, Liu Wen-yu, Wu Ying. Learning Adaptive Metric for Robust Visual Tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2288-2291
- [2] Zhou Xiao-long, Li Y F, He Bing-wei, et al. GM-PHD-Based Multi-Target Visual Tracking Using Entropy Distribution and Game Theory[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(2): 1064-1076
- [3] Zhou Xiao-long, Li Y F, He Bing-wei. Game-Theoretical Occlusion Handling for Multi-Target Visual Tracking[J]. Pattern Recognition, 2013, 46(10): 2670-2684
- [4] Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2006: 798-805
- [5] Avidan S. Support vector tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1064-1072
- [6] Yu T, Wu Y. Differential tracking based on spatial-appearance model(sam) [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2006: 720-727
- [7] 王欣, 赵连义, 薛龙. 基于主成分分析的粒子滤波器目标跟踪方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2012, 50(6): 1156-1162
Wang Xin, Zhao Lian-yi, Xue Long. Particle Filter Algorithm Based on Principal Component Analysis[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2012, 50(6): 1156-1162
- [8] Guang Lin-yuan, Xue Mo-gen. PCA-Based Adaptive Particle Filter for Tracking[C]// International Conference on Image and Signal Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2010: 363-367
- [9] Wang Dong, Lu Hu-chuan. Incremental MPCA for Color Object Tracking[C]// International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2010: 1751-1754
- [10] Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-Dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2004, 26(1): 131-137
- [11] 程正东, 章毓晋, 樊祥. 2DPCA 在图像特征提取中优于 PCA 的判定条件[J]. 工程数学学报, 2009, 26(6): 951-961
Cheng Zheng-dong, Zhang Yu-jin, Fan Xiang. Criteria for 2DPCA Superior to PCA in Image Feature Extraction[J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2009, 26(6): 951-961
- [12] Wang Yu-ru, Tang Xiang-long, Cui Qing. Dynamic appearance model for particle filter based visual tracking[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(12): 4510-4523
- [13] 李志, 谢强. 一种基于改进粒子滤波的运动目标跟踪[J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 232-236
Li Zhi, Xie Qiang. Moving Target Tracking Based on Improved Particle Filter[J]. Computer Science, 2014, 41(2): 232-236
- [14] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1996, 29(1): 5-28
- [15] Mei X, Ling H. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2259-2272
- [16] Everingham M, Van Gool L, Williams C K, et al. The pascal visual object classes (voc) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303-338

(上接第 262 页)

- [14] Pang S, Zou H, Yang W, et al. An Adaptive Mutated Multi-objective Particle Swarm Optimization with an Entropy-based Density Assessment Scheme[J]. Information & Computational Science, 2013, 4: 1065-1074
- [15] 毕晓君, 王珏, 李博. 基于混合生物地理学优化的多目标优化算法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(1): 179-186

- [16] Bi X J, Wang J, Li B. multi-objective optimization based on hybrid biogeography-based optimization[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(1): 179-186
- [16] Yin P Y, Chiang Y T. Cyber swarm algorithms for multi-objective nurse rostering problem[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2013, 9(5): 2043-2063