

基于异质交互式文化混合算法的机器人探测任务规划

余伶俐, 蔡自兴

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 针对机器人任务规划的混合算法缺乏通用结构框架的问题, 借鉴文化进化的双重结构思想, 提出一种交互式仿生群协进化混合算法体系框架. 它包括基于佳点集遗传算法的上层知识空间、基于离散粒子群优化的底层主群空间、自上而下的影响机制和自下而上的接受机制, 以实现异质种群交互; 通过预留用户评价接口, 实现了算法的人机交互. 为提高粒子群优化性能, 运用佳点集初始化主群空间, 使初始粒子均匀分布于可行解内; 提出新的粒子进化模型并定义粒子进化力指标, 提高了种群的多样性和算法稳定性; 通过引入邻域局部搜索策略增强算法的搜索能力. 最后, 采用 TSPLIB 标准数据对异质交互式文化混合算法 (HICHA) 进行测试, 实验结果表明, 该算法无论是在收敛速度或稳定性方面, 还是在求解质量方面, 均优于其它算法. HICHA 为机器人探测任务规划问题的解决提供了新思路.

关键词: 机器人任务规划; 文化进化; 离散粒子群优化; 佳点集遗传算法; 异质交互式文化混合算法 (HICHA)
中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Robot Detection Mission Planning Based on Heterogeneous Interactive Cultural Hybrid Algorithm

YU Ling-li, CAI Zi-xing

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Aiming at the problem that robot mission planning hybrid algorithms lack a general architecture, a new interactive bionics-swarm co-evolutionary hybrid algorithm system architecture is presented by using cultural evolutionary double structure idea for reference. The architecture includes the upper ceiling knowledge space based on good-point set genetic algorithm (GGA), the bottom ceiling population space based on discrete particle swarm optimization (DPSO), the top-down influence mechanism and the bottom-up acceptance mechanism, to realize heterogeneous population interaction. Additionally, customer estimation interface is reserved to realize human-computer interaction. In order to improve particle swarm optimization performance, the population space is initialized with good-point set to distribute the initial particles uniformly in feasible solutions. A novel evolution model is presented and the particle evolution ability index is defined, which increases the population's diversity and improves the algorithm's stability. A neighborhood local search strategy is introduced to enhance search capability of the arithmetic. At last, the heterogeneous interactive cultural hybrid algorithm (HICHA) is tested with TSPLIB standard data. Experimental results show that HICHA is better than the other algorithms in stability, convergence speed and solution quality. HICHA provides a new way for solving the robot detection mission planning problem.

Keywords: robot mission planning; cultural evolution (CE); discrete particle swarm optimization (DPSO); good-point set genetic algorithm (GGA); heterogeneous interactive cultural hybrid algorithm (HICHA)

1 引言 (Introduction)

任务规划问题是近年来移动机器人研究领域的难点问题, 它涉及到运筹学、对策论和人工智能等理论. 其模型是众多组合优化模型的浓缩, 因此对其研究具有极高的理论价值与实际意义. 本文研究单机器人完成探测式任务, 并规划出最优行进线路, 使机器人路径代价最小. 该问题已被证明是

NP-hard 问题, 因此精确的求解方法只能解决小规模的问题, 而仿生群智能优化算法能够在给定的时间内求出最优解或近似最优解.

PSO 算法已成功地应用于求解连续域问题, 但针对路径规划和组合优化的研究还不多见. 文 [1] 最早将 PSO 算法用于解决离散函数优化问题, 其思路是利用一种离散二进制版本的 PSO, 并定义粒子速度为粒子位置的改变概率, 此方法开辟了 PSO 解

决离散问题的时代. Wang^[2] 针对 TSP 问题定义速度为交换列表, 并对其它量及运算法则进行重定义, 但由于在离散量运算规律上考虑不足, 与其它算法相比仍有较大的差距. 文 [3~5] 也利用了交换列表的规律, 定义了不同的离散量运算规则, 但缺少对局部搜索能力的思考, 算法只是在小维数 TSP 问题上做了仿真. 文 [6] 中提出了新的量子群进化算法 (NQSEA), 但也只在小规模数据上进行了有效性验证. 总之, 上述文献已经表现出了很强的进化特征, 证明了 PSO 在求解组合优化问题方面的可行性. 另外, 离散 PSO 亦可视为变异和交叉的结合体^[7], 同时也可混入模拟退火接受坏解的思想, 提高群体多样性. 文 [8~10] 重新定义了粒子的位置和速度的概念, 并给出了多样性的定义, 解决了一定规模的组合优化问题, 但算法的稳定性不佳. 针对以上不足, 本文提出一种基于文化框架的异质种群交互式协进化策略, 上层知识空间中的佳点集遗传算法^[11] 不断正面影响主群空间中的演化效果, 同时底层主群空间也采用精英策略更新知识空间中的劣质解, 实现异质种群间的积极进化. 利用三种技术对主群空间的粒子群优化进行了针对性的改进, 进一步提高解的质量、收敛速度和算法的稳定性, 并与近期提出的 PSObA 算法^[12] 进行了实验对比, 证明了算法的优质性.

2 机器人探测任务规划模型 (Robot detection mission planning model)

机器人探测任务遍历规划可描述为: 已知机器人所处环境为简单环境, 即任务点数不会随时间变化而变化, 同时机器人有足够能量和能力来完成这一探测任务, 并在不考虑执行探测任务所需时间的前提下, 需要在遍历任务点集合中找出一条经过每个任务点 (有且仅经过一次) 的最短路径 (最终回到起始任务点). 如果用 d_{ij} 表示任务点 i 到任务点 j 的距离, 则总的探测路径长度为 $d = \sum d_{ij}$. 机器人探测任务的最优解是指使 d 最短的一条有效路径解. 若不限定路径方向, 并除去循环冗余的路径条数, 则其可行解空间大小为 $\frac{n!}{2n}$ ($n \geq 4, n$ 为任务点数) 条. 计算复杂度随任务点数目增加呈指数增长, 这是完全非确定性多项式问题 (NP 完全问题). 不失一般性, 将机器人探测任务遍历规划模型建立成完全无向图形式, 如式 (1) 所示, 其中式 (2) 为约束条件.

$$\min f = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij} y_{ij} \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_{ij} = 1, j = 1, \dots, n$$

$$\sum_{j=1}^n y_{ij} = 1, i = 1, \dots, n$$

$$y_{ij} \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in E \quad (2)$$

3 异质交互式文化混合算法 (Heterogeneous interactive cultural hybrid algorithm)

基于知识的异质交互式文化混合算法主要由上层知识进化空间和底层主群演化空间组成, 外加辅助的用户交互评价, 如图 1 所示.

主群演化层实现改进 HDPSO 的自身演化操作, 为上层知识进化提供精英数据样本, 同时为用户评价提供交互接口. 数据库中存储已评价的粒子及其适应值, 编码形式转换可实现粒子表现型和基因型的转换, 以方便用户评估. 在主群演化空间中利用数论中佳点集的方式对种群进行初始化, 使得初始点在可行解空间均匀分布, 并最具代表性. 定义了粒子进化力指标, 当该指标低于某一阈值时, 加入扰动因子逃出局部最优, 加入了增强求精能力的邻域局部搜索.

知识进化空间通过接受函数从主群演化层选取样本, 并通过知识提取函数从样本中提取进化过程中隐含的认知信息. 进化知识库中采用求精能力强收敛速度快的佳点集遗传算法进行自身进化, 接受知识库中存放接受底层主群演化的样本空间. 知识更新函数实现各类知识的更新控制和管理. 最终各类知识通过演化影响函数作用于主群演化空间, 影响演化操作. 其中, 样本接受函数和演化影响函数统称为接口函数, 知识提取函数和知识更新函数统称知识函数.

用户交互评价是针对研究的机器人探测任务规划实际问题设立的人机接口, HICHA 算法能在运行的任意时刻中止, 得到当前最优的可行解, 这使得算法适用于寻求满意解或近似最优解的实时任务规划系统.

3.1 主群空间演化—HDPSO 算法进化运算规则

在 PSO 算法中, 每个粒子的行为主要受到当前动量、个体认知部分和社会认知部分的影响, 因此传统的粒子速度公式和位置更新公式可由式 (3)、(4) 表示.

$$\mathbf{v}_{t+1} = [\mathbf{w} \otimes \mathbf{v}_t] \circ [\mathbf{C}_1 \otimes (L_{\text{best}} \Theta \mathbf{x}_t)] \circ [\mathbf{C}_2 \otimes (G_{\text{best}} \Theta \mathbf{x}_t)] \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{x}_t \oplus (\mathbf{w} \otimes \mathbf{v}_{t+1}) \quad (4)$$

其中符号 Θ 表示位置与位置减法运算, 如果两位置某维上的分量相同, 则对应的分速度为 0; 如果两位置同一维上的分量不同, 则分速度与被减数分量一致. 符号 \circ 表示速度与速度的加法运算, 当两个速度都为零时, 则结果为零; 如果两个速度当中有且

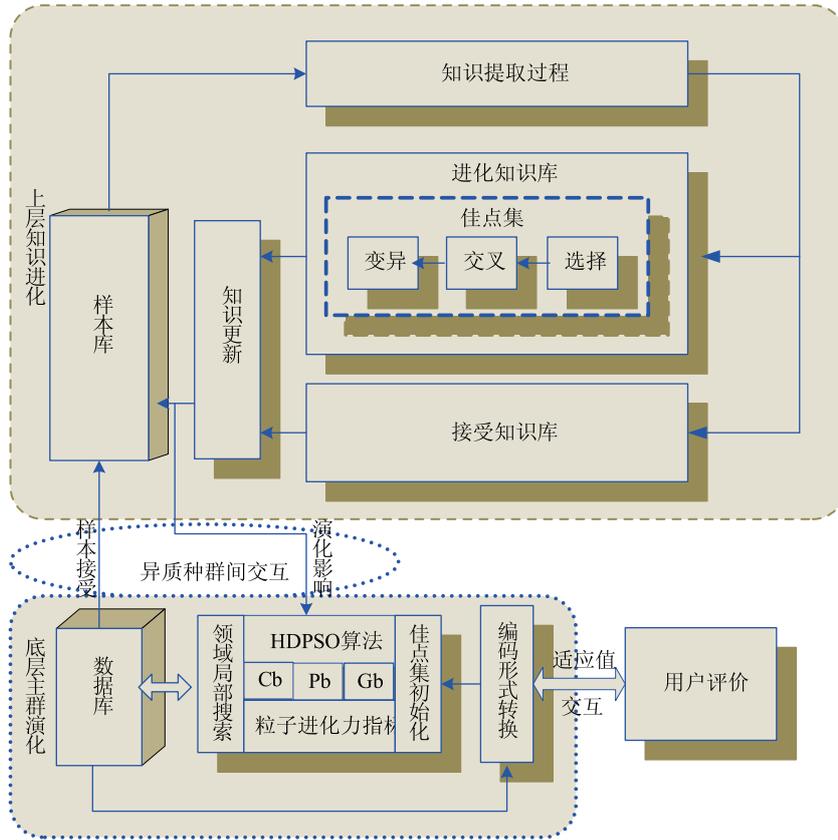


图 1 HICHA 体系结构框架图
Fig.1 HICHA system architecture

只有一个为零，则选择不为零的速度作为相加后的速度和；若两个速度都不为零，则以一定的概率随机取一个，引入随机数有利于维持粒子群的多样性，因此速度加法不再满足交换律。符号 \oplus 表示位置与速度加法运算，体现粒子位置变化。如果 \mathbf{v} 为零向量，则表示空操作，即影响位置上任何维数据；如果 \mathbf{v} 不为空操作，则表示把此位置上相应维的数据修改成了 \mathbf{v}_i ，实际上可理解成交换操作，这保证了新位置的可行性。符号 \otimes 表示速度的数乘运算，可理解为一种概率选取操作，本文将公式 (3) 速度更新进行了改进，新的定义为如下形式：

定义 1: $\mathbf{V} = c_a \mathbf{V} c_b$ ($1 \leq c_a, c_b \leq N$) 把维的概念理解成一个循环列表，左乘 c_a 表示从 c_a 位置开始，右乘 c_b 表示至 $c_b - 1$ 位置结束。在这之间的维的速度取原有值，其余位置值为 0。 c_a 、 c_b 为随机产生的数值。这使粒子速度对其各维影响较为均衡，使其均衡地向最佳方向飞行，另外，也免去了选取 c 参数所带来的问题。

3.2 知识空间进化—佳点集遗传算法进化步骤

(1) 知识空间个体形式采用与主群空间个体一致的符号编码形式，以接受存储主群体的样本。知识群体规模一般取主群规模的 20%~40%。

(2) 知识群体进行自身进化操作，以赌轮法随机取两条路径的染色体对其进行佳点集交叉^[11]，以概率 p_m 进行变异遗传操作。

定义 2: 基于符号编码的佳点集交叉操作：为了保证解的有效性，在选取两条染色体之后，设前 t 位不同，后 $n-t$ 位相同，相同基因位不变，余下任务点编号从小到大进行排列。将生成的佳点 p_1, p_2, \dots, p_t (详见文 [11,13]) 也按照从小到大排序得到 p'_1, p'_2, \dots, p'_t 。将余下的 p 对应的任务点根据 p' 排列进行重排。再将相同部分合并在一块，就得到一个合法有效的佳点集交叉结果。

(3) 把经过遗传操作后得到的染色体都放到染色体池中，计算新得到的染色体的适应度值。假定染色体的容量一定，当染色体的个体超过容量时，就将适应度小的染色体从池中删去。

3.3 异质种群交互式接口操作

(1) 接受操作

在主群空间和知识空间协同演化过程中，每运行一定代数，如果主群空间当前的全局最优值优于知识空间中最差的个体，则将全局最优个体覆盖知识空间中的最差个体。

(2) 影响操作

主群空间的粒子演化每运行指定代数时用知识空间群体中适应值较好的一些个体替代粒子群中适应值较差的同样数目个体. 在粒子群演化的初始阶段, 知识解对粒子演化影响较小, 使其保证快速演化, 在粒子群演化的后期, 知识解对其影响逐渐加大, 使其能更多地接受知识空间的引导, 同时扩大搜索空间, 具备更好的全局搜索能力. 接受操作和影响操作是实现异质种群交互的重要接口.

4 主群空间中 HDPSO 综合性能改进 (Synthetic performance improvement for HDPSO in population space)

改进 1: 利用佳点集进行初始化

首次将数论中的佳点集理论运用到离散粒子群文化算法中, 这是一种新的尝试. 利用了数论中佳点集理论及其计算公式 $r_k = 2 \cos(2\pi k/p)$, 式中, $1 \leq k \leq t$, p 是满足 $(p-t)/2 \geq t$ 的最小素数, $\{r\}$ 表示佳点集合. 将生成的 p_1, p_2, \dots, p_t 也按照从小到大排序得到 p'_1, p'_2, \dots, p'_t . 具体操作详见文 [11,13]. 根据 p' 排列与 p 对应的任务点进行重排, 即生成 n_{Particle} 个具有多样性均匀分布的可行解集合. 初始种群的分布状态不仅直接关系算法的全局收敛效果, 还影响算法的搜索效率, 方法易行且更适合多维情况.

改进 2: 粒子进化模型的更新

从社会心理学的观点来看, 学习因子 C_1 表示个体学习自身成功行为的能力, 称为认知因子, 而 C_2 表示学习社会成功行为的能力, 称为社会因子, 它们保证了搜索到以局部最优 L_{best} 和全局最优 G_{best} 为中心的所有值. 研究测试了两种极端情况: 单社会模型和单认知模型, 发现这两个因子对于 DPSO 算法成功搜索到最优值都是必需的. 本文引入每次迭代过程中每代的最优值 C_{best} (current best), 再次影响搜索的效果, C_3 表示当代学习成功行为的能力, 称为时代因子. 如式 (5) 所示, 新定义一个当代粒子最优位置 C_{best} , 使得粒子在向个体最优和全局最优逼近的同时也向当前代最优值进行靠拢. 另外, 由于 HDPSO 的特殊性, 速度会对位置各维数据互相影响, 所以采用分段计算方式会比 (3)、(4) 形式的效果好.

$$\begin{cases} \mathbf{x}'_t = \mathbf{x}_t \oplus \omega \otimes \mathbf{V}_t \\ \mathbf{x}''_t = \mathbf{x}'_t \oplus C_3 \otimes (C_{\text{best}} \Theta \mathbf{x}'_t) \\ \mathbf{x}'''_t = \mathbf{x}''_t \oplus C_1 \otimes (L_{\text{best}} \Theta \mathbf{x}''_t) \\ \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{x}'''_t \oplus C_2 \otimes (G_{\text{best}} \Theta \mathbf{x}'''_t) \end{cases} \quad (5)$$

每个粒子追随当前个体最优解及全局个体最优解运动, 具有快速收敛、计算简单等特点, 但当粒子当前位置与全局最优, 个体最优和当代最优位置相同时, 极易陷入局部最优解. 因为群体的多样性不断减小, 有用的指导信息不断丢失, 使粒子没有能力跳出局部最优位置. 为此本文定义了粒子进化力指标:

定义 3: 粒子相似性 S_{ij} 是指两个位置 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 的相似程度, 即如果 $S_{ij} = 1$, 则两者完全相同; 如果 $S_{ij} = 0$, 则完全不同, S_{ij} 在 $[0,1]$ 之间, 如式 (6).

$$S_{i,j} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n i \quad \text{if } (\mathbf{x}_{i,k} = \mathbf{x}_{j,k}) \quad i = 1, \quad \text{else } i = 0 \quad (6)$$

定义 4: 粒子个体进化力 E_i 是 1 减去粒子与其历史最佳、全局最佳和当代最佳间的平均相似程度, 如式 (7).

$$E_i = 1 - \frac{1}{6} (S_{i,\text{lbest}} + S_{i,\text{gbest}} + S_{i,\text{cbest}} + S_{\text{lbest},\text{gbest}} + S_{\text{lbest},\text{cbest}} + S_{\text{cbest},\text{gbest}}) \quad (7)$$

定义 5: 粒子群群体进化力定义为粒子个体进化力的平均值 \bar{E} , 如式 (8).

$$\bar{E} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i \quad (8)$$

当粒子个体进化力小于某阈值 α 时, 对粒子个体加入扰动因子.

改进 3: 近邻搜索优化策略的引进

演化后期, 解的收敛速度明显下降, 几乎停止进化, 所以在 HICHA 算法中引进一种局部搜索优化策略, 以提高解的质量. 探测任务规划的最佳解很大程度上包括相邻任务点间距离最短的边或是较短的边, 近邻搜索策略利用此规律计算出与各任务点近邻的排序表, 例如 $L(i, j)$ 表示离任务点 i 第 j 近的任务点号, 本文取最大宽度为 $w = 5$. 对于每个任务点而言, 如果下一个要访问的任务不是距离最近的任务点, 则设最近任务点方向为当前速度方向, 作用于该粒子位置上. 若此路径长度减小, 则接受该解. 如果路径长度未减小, 则再把次近任务点方向作为当前速度方向, 作用于该粒子位置上, 判断此时路径是否减小, 如果减小则接受此解, 并依此类推. 本文将近邻搜索优化策略作为一种变异方式加入 HICHA 中, 使算法在空间搜索和局部开采间取得较好平衡, 这种变异策略融合了启发式算法和仿生群优化算法的优点, 使之各尽其责, 各取其用.

5 算法描述及分析 (Algorithm description and analysis)

在 HICHA 算法中, 主群空间初始化采用佳点集的方式, 初始速度为随机产生. 将每个粒子的个体最优设置为其当前位置, 并计算每个粒子当前位置所对应的求解目标的值, 将其作为粒子的适应度值. 根据此值可计算出初始的全局最优. HICHA 算法描述如下: 其中 \maxIteration 为最大迭代次数, $curSwarm$ 为主群空间粒子群矩阵, $belief_curSwarm$ 为知识空间存放染色体矩阵, $nParticle$ 为粒子数, $nPoint$ 为任务点数.

Algorithm HICHA

```

    Good_Point_Set_Initialize (curSwarm);
    Initialize(belief_curSwarm);
for curIteration=1: maxIteration
    %%%%主群空间进行混合离散粒子群算法演化
    curSwarm = particle_swarm_algorithm(curSwarm,dist);
    E(i)=Evolutionability(curSwarm(i,:),particle_best_pos(i,:),
        global_best_pos, currente_best_pos(i,:));
    if (E(i)<E)    %E 进化力指标阈值
    curSwarm(i,:)=pos_add_velo(curSwarm(i,:),randperm(nPoint));
    endif
    pMutation = curIteration/maxIteration*C; %C 为变异概率阈值
    for i=1:nParticle
    if (rand<pMutation)
    curSwarm(i,:) =near_neigh_search(curSwarm(i,:),dist);
    endif
    endfor
    %%%%知识空间并行进行佳点集遗传算法进化
    belief_curSwarm=genetic_algorithm(belief_curSwarm,dist);
for i=1:belief_nParticle
    belief_fitness(i)=TSP_fitness(belief_curSwarm(i,:),dist);
endfor
    %%%%如果满足接受条件, 实现交互操作
    [MAXBF,MAXBF_index]=max(belief_fitness);
    if (MAXBF>global_best)
    belief_curSwarm(MAXBF_index,:)=global_best_pos;
    belief_fitness(MAXBF_index)=global_best;
    endif
    belief_BEST(curIteration)=min(belief_fitness);
    %%%%如果满足影响条件, 实现影响操作
    for i=1:AffectWidth
    curSwarm(maxPOPULATION_index(i,:))
    =belief_curSwarm(minBELIEF_index(i,:));
    endfor
    %%%%更新粒子个体最好值
for i = 1:nParticle
    if(fitness(i)<particle_best(i))
    particle_best(i)=fitness(i);
    particle_best_pos(i,:)=curSwarm(i,:);

```

```

    endif
endfor
    %%%%更新粒子全局最好值
    if (min(particle_best);global_best)
    [global_best,best_pos]=min(particle_best);
    global_best_pos=particle_best_pos(best_pos,:);
    endif
    BEST(curIteration)=global_best;
    AVG(curIteration)=sum(particle_best)/nParticle;
end

```

定理 1: HICHA 算法求得的解都是可行解, 即 HICHA 算法解具有有效性.

证明: HDPSO 算法中使用的四种运算规则均满足机器人探测任务规划的约束条件 (可参看文 [8~10]), 并且佳点集遗传算法中的交叉和变异操作也同时满足机器人探测任务规划约束, 都是任务规划的有效解, 即 HICHA 算法的搜索空间均是有效任务规划解, 所以由 HICHA 算法求得的解必然有效.

定理 2: HICHA 算法是收敛的.

在证明这个定理前, 必须清楚收敛通常是指一个系统或过程达到一个稳定状态, 对基于群体的优化算法来说, 算法的收敛可以根据群体的行为来定义.

定义 6: 给定待求解的任务规划问题, 其搜索空间为 Ω , $global_best \in \Omega$ 为算法在时间 t 或群体的第 t 次演化中求得的最优位置, $global_best'$ 为空间 Ω 中一个固定可行位置, 收敛的定义可记为: $\lim_{t \rightarrow \infty} global_best(t) = global_best'$. 如果算法求得的值不再变化, 则处于收敛状态; 如果算法收敛于搜索空间全局最佳位置, 则获得了全局最优解, 否则算法陷入局部最优.

证明: 将群体中的每个粒子的当前位置视为一个状态, 则所有粒子的当前位置集合可视为一种状态分布. 这种状态分布会随算法的运行而改变. 由于 HICHA 算法的运行具有随机性, 其基本操作只与当前状态有关, 是无后效性的, 因此可以把群体内的个体视为一个具有不同状态的随机变量的概率分布. 由于式 (3)、(4) 构成的迭代过程是收敛的 (参见文 [14]), 并且佳点集遗传算法也是收敛的 (收敛性证明可参见文 [15]), 所以交互式文化混合算法的协进化过程也是收敛的. 当个体进化力大于某阈值时, HICHA 算法等同于式 (3)、(4) 构成的迭代收敛过程; 而当个体进化力小于某阈值时, 可认为迭代过程已经收敛. 此后虽引入邻近变异搜索操作, 并没有改变当前已经得到的历史全局最优位置, 而且

在以后的进化中,只有当得到的位置优于此最优位置时才会被取代,即全局最优位置总是朝着更好的位置进化.所以根据定义6, HICHA 算法是收敛的.

6 机器人探测任务规划实验仿真与结果分析 (Experimental simulation of robot detection mission planning and the result analysis)

根据机器人探测任务规划模型可知,此类问题与传统的 TSP 类似,为了不失一般性和结果的可比性,选用文 [16] 中六类数据作为任务点所在位置,机器人进行遍历式的任务规划,使总代价值最小.为了说明算法所得最优解的稳定性和敏感程度,定义了实际相对误差概念;为了体现每次所得最优解与已知最优解的偏差,定义了偏差度的相对误差概念.其中 K 为每个测试问题算法运行的次数,本文取 $K = 10$, B_i 表示第 i 次计算所得最优解, O 表示 TSPLIB 标准库中已知最优解.

定义 7: 实际相对误差 (E_a) 为每次得到的最优解的平均值与实际最优解的差除以实际最优解本身所得,见式 (9).

$$E_a = \frac{\frac{\sum_{i=1}^K B_i}{K} - \min(B)}{\min(B)} \times 100\% \quad (9)$$

定义 8: 偏差度相对误差 (E_d) 为每次得到的最优解和已知最优解的差的均值除以已知最优解,见式 (10).

$$E_d = \frac{\sum_{i=1}^K (B_i - O)}{K \times O} \times 100\% \quad (10)$$

6.1 各阈值参数选取对 HICHA 的影响

直接影响 HICHA 优劣的参数有两个,它们对主群空间的演化机制影响较大.一个是反映粒子进化能力的阈值参数 E ,另一个是掌控邻近搜索变异优化策略程度的变异概率阈值 C .本文分别设置进化力阈值 E 为 0.2、0.5、0.8,概率阈值 C 选取 0.3、0.5、0.8,针对 eil101 问题讨论进化力阈值 E 、概率阈值 C 和偏差度相对误差 (E_d) 的关系,如图 2 所示.可知对于不同进化能力阈值 E ,变异概率阈值 C 取 0.3 时,偏差度相对误差 (E_d) 较小.而对于不同的变异概率阈值 C ,进化能力阈值 E 取 0.5 时,偏差度相对误差 (E_d) 相对较小.当变异概率阈值 $C = 0.3$,进化力阈值 $E = 0.8$ 时, E_d 取最小值.进化能力阈值一旦增大,粒子群的进化活性增强,收敛

速度减慢;当变异概率阈值增大时,算法很容易跳过最优解,使得算法解振荡,影响到收敛速度.其实参数阈值的选取要根据问题规模、运行时间需求和所需解的质量进行调整.

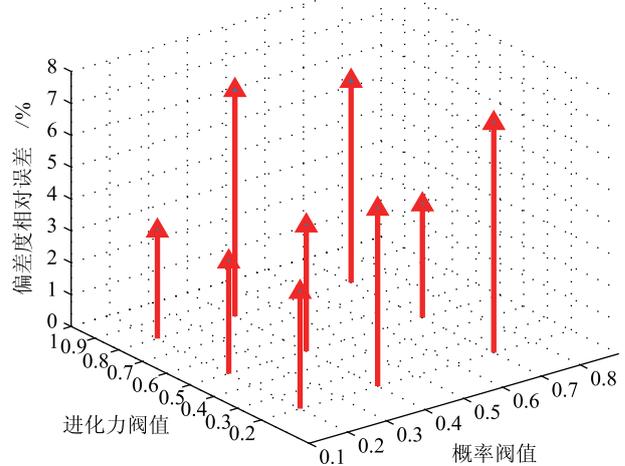


图 2 阈值对算法性能影响的统计分析图

Fig.2 Statistics analysis figure of thresholds' effect on algorithm performance

6.2 各算法综合性能的比较

为了验证 HICHA 算法的有效性,与传统的 GA 和近期提出的 PSOBA^[12] 算法进行比较,其中文 [12] 采用的是整数距离,本文所有距离矩阵均为浮点型. HICHA 主群空间的规模都设置为任务点数目的两倍,知识空间的规模为主群空间的 40% 向下取整,最大迭代次数为 500 次,由 6.1 节分析可知, C 取值 0.3、 E 取值 0.5 是可接受的. GA 最大迭代次数为 1000 代.各算法针对不同规模分别独立进行 10 次实验,结果如表 1 所示.不论是在解的质量最优解方面,还是在均值误差方面, HICHA 所得结果均最小,具有全局最优收敛性,综合性能优于其他两种算法.在任务点数规模较小时, PSOBA 和 HICHA 都表现出很好的寻优能力;而在任务点规模较大情况下, GA 即使迭代了 1000 次,仍未找到可接受解.

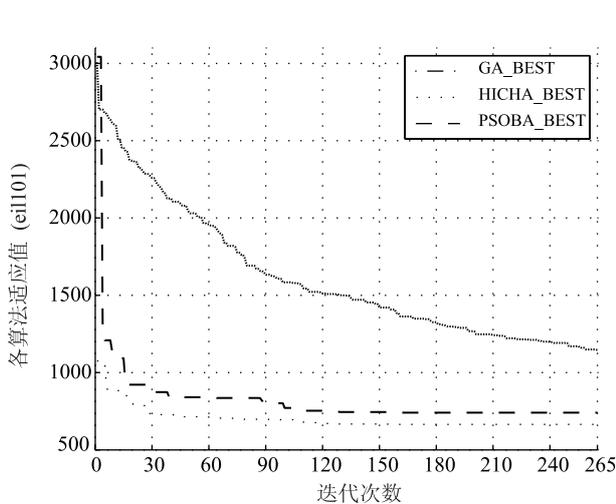
图 3 为各种算法针对 TSPLIB 标准库中的数据 eil101 和大规模数据 tsp225 对机器人进行探测任务规划的进化曲线图.由图 3 可知, HICHA 收敛速度快于 GA 和 PSOBA,并且解的质量也明显优于其他两种算法.但由于 HICHA 中加入了邻近变异优化策略、接受操作与影响操作,所以消耗的时间明显高于 GA, PSOBA 耗时处于两算法之间.图 4 为各算法求解时间对比图,可知任务规划问题的求解规模愈大,求解空间愈复杂, HICHA 与 GA 的消耗时间差别也就愈大.所以在解决实际问题的時候,需要权衡求解质量、收敛速度和消耗时间的需求强度.

本文提出的算法个体间是相互独立的，若能利用并行技术解决这一实际问题，HICHA 的计算效率可进一步提高。图 5 和图 6 分别是针对数据 eil101 和

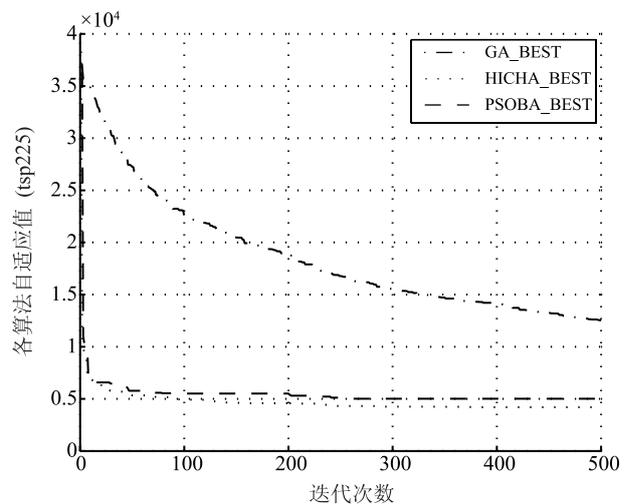
tsp225 的机器人探测任务规划测试结果，其中“*”表示 TSPLIB 中规定的任务，连线表示规划后的行进路径。

表 1 各算法求解结果对比
Tab.1 Compared results of each algorithm

Problem	已知最优解	各种算法	算法最优解	最优解均值	$E_a(\%)$	$E_d(\%)$
burma14	30.8785	GA	31.8456	34.9027	9.6000	13.0324
		PSOBA	30.8785	30.8785	0	0
		HICHA	30.8785	30.8785	0	0
eil51	429.9833	GA	454.6377	469.1147	3.1843	9.1007
		PSOBA	442.8900	454.2949	2.5751	5.6541
		HICHA	429.9833	441.0769	2.5801	0
st70	678.5975	GA	702.9195	728.9117	3.6977	7.4144
		PSOBA	693.1586	716.3253	3.3422	5.5597
		HICHA	688.3468	713.8860	3.7102	5.2002
eil76	545.3876	GA	571.2668	594.985	4.1519	9.0940
		PSOBA	566.1853	589.7799	4.1673	8.1396
		HICHA	558.3856	574.7540	2.9134	5.3845
eil101	642.3095	GA	716.1593	730.7432	2.0364	13.7681
		PSOBA	713.5322	740.6747	3.8040	15.2093
		HICHA	664.0625	674.9978	1.6467	5.0892
tsp225	3.859 E+03	GA	8.041E+03	8.462E+03	5.23	119.31
		PSOBA	5.018 E+03	5.341E+03	6.44	38.40
		HICHA	4.076 E+03	4.199 E+03	3.02	8.811



(a) 针对 eil101 数据进行机器人探测任务规划



(b) 针对 tsp225 数据进行机器人探测任务规划

图 3 各算法进化曲线比较

Fig.3 Evolution curves of each algorithm

7 总结与展望 (Summarized and prospected)

本文提出了一种求解机器人探测任务规划的交

互式协同进化混合算法，将佳点集理论、遗传算法、文化框架以及协进化机制引入到离散粒子群算法中。定义了粒子进化力指标，增强算法的多样性，并对主群空间进行了三大改进，提高了解的质量；对

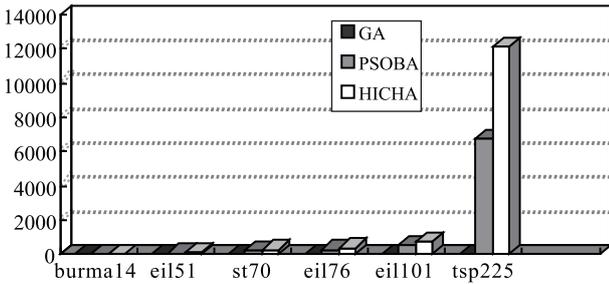


图4 HICHA、PSOBA 和 GA 时间代价对比
Fig.4 Time costs of HICHA, PSOBA and GA

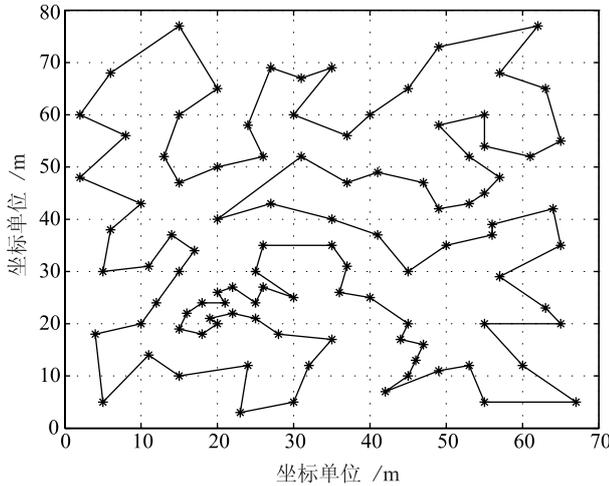


图5 利用数据 eil101 测试的机器人任务规划结果
Fig.5 Testing result of robot mission planning using eil101 data

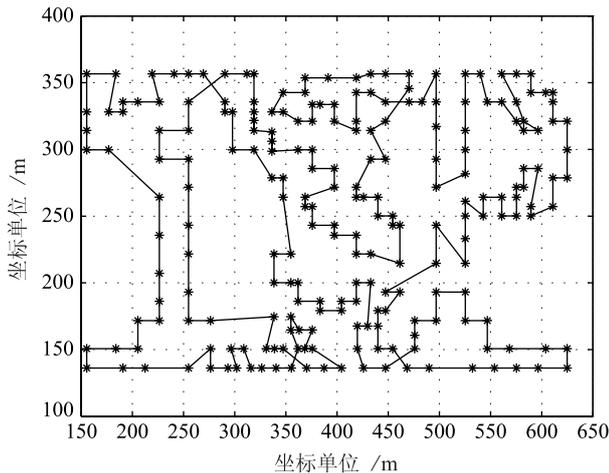


图6 利用数据 tsp225 测试的机器人任务规划结果
Fig.6 Testing result of robot mission planning using tsp225 data

HICHA 进行了有效性和收敛性分析,从理论上证明了算法的可行性;将该算法在6种不同规模的机器人探测任务规划上进行测试,并与近期国际文献中著名算法和经典算法进行了比较,无论是在求解质量还是算法稳定性方面,HICHA 均优于这两种算法.该算法还可以解决车辆调度、网络路由和 VLSI 布图等类似的组合优化问题.HICHA 仍有以下难题需要进一步的研究与剖析:

① 粒子群算法求解符号编码问题时,如何将其进化模型进行本质上更新,使得算法耗时最短,在保证能跳出局部收敛的情况下,收敛速度最快,这又是瓶颈问题之一.

② 如何将佳点集交叉策略引入粒子群优化算法,再度提高粒子群算法解的质量和求解速度.

③ 佳点集与完全佳格点集何者更利于初始化,何者更优于改进交叉机制,是需要讨论与比较的问题.

④ 本文利用了邻近变异优化策略的局部搜索机制,是否存在一种新型的局部搜索策略,使之实现与粒子群进化模型的最佳组合,进一步提高解的质量.

⑤ 文化框架与协进化机制是统一体,两者有机结合将是改进智能群优化算法的突破口之一.

⑥ 从图6中可得本文算法没有加入去交叉操作,因为加入后其算法的时间复杂度会更大.如何设计一种有效去除路径交叉的操作,且不过多增加计算复杂度,是今后亟待解决的难题之一.

参考文献 (References)

[1] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1997. 4104~4108.

[2] Wang K P, Huang L, Zhou C G, et al. Particle swarm optimization for traveling salesman problem[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003. 1583~1585.

[3] 黄岚, 王康平, 周春光, 等. 粒子群优化算法求解旅行商问题 [J]. 吉林大学学报(理学版), 2003, 41(4): 477~480.
Huang Lan, Wang Kang-ping, Zhou Chun-guang, et al. Particle swarm optimization for traveling salesman problems[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2003, 41(4): 477~480.

[4] 肖健梅, 李建军, 王锡淮. 改进微粒群优化算法求解旅行商问题 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(35): 50~52.
Xiao Jian-mei, Li Jun-jun, Wang Xi-huai. A modified particle swarm optimization for traveling salesman problems[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(35): 50~52.

[5] 王翠茹, 张江维, 王玥, 等. 改进粒子群优化算法求解旅行商问题 [J]. 华北电力大学学报, 2005, 32(6): 47~51,59.
Wang Cui-ru, Zhang Jiang-wei, Wang Yue, et al. Modified particle swarm optimization algorithm for traveling salesman problem[J]. Journal of North China Electric Power University, 2005, 32(6): 47~51,59.

[6] Wang Y, Feng X Y, Huang Y X, et al. A novel quantum swarm evolutionary algorithm and its applications[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4-6): 633~640.

[7] 高尚, 韩斌, 吴小俊, 等. 求解旅行商问题的混合粒子群优化算法 [J]. 控制与决策, 2004, 19(11): 1286~1289.
Gao Shang, Han Bin, Wu Xiao-jun, et al. Solving traveling salesman problem by hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2004, 19(11): 1286~1289.

[8] 钟一文, 蔡荣英. 求解二次分配问题的离散粒子群优化算法 [J]. 自动化学报, 2007, 33(8): 871~874.

- Zhong Yi-wen, Cai Rong-ying. Discrete particle swarm optimization algorithm for QAP[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(8): 871~874.
- [9] 钟一文, 杨建刚, 宁正元. 求解 TSP 问题的离散粒子群优化算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2006, 26(6): 88~94.
- Zhong Yi-wen, Yang Jian-gang, Ning Zheng-yuan. Discrete particle swarm optimization algorithm for TSP problem[J]. *Systems Engineering - Theory and Practice*, 2006, 26(6): 88~94.
- [10] 钟一文, 宁正元, 蔡荣英, 等. 一种改进的离散粒子群优化算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2006, 27(10): 1893~1896.
- Zhong Yi-wen, Ning Zheng-yuan, Cai Rong-ying, *et al.* An improved discrete particle swarm optimization algorithm[J]. *Micro Systems*, 2006, 27(10): 1893~1896.
- [11] 张铃, 张钊. 佳点集遗传算法[J]. *计算机学报*, 2001, 24(9): 917~922.
- Zhang Ling, Zhang Bo. Good point set based genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2001, 24(9): 917~922.
- [12] Shi X H, Liang Y C, Lee H P, *et al.* Particle swarm optimization-based algorithms for TSP and generalized TSP[J]. *Information Processing Letters*, 2007, 103(5): 169~176.
- [13] 华罗庚, 王元. 数论在近似分析中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 1978. 83~85.
- Hua Luo-geng, Wang Yuan. *Application of Number Theory to Approximate Analysis*[M]. Beijing: Science Press, 1978. 83~85.
- [14] Jiang M, Luo Y P, Yang S Y. Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm[J]. *Information Processing Letters*, 2007, 102(1): 8~16.
- [15] Liang Y, Zhou C, Wang Z, *et al.* An equivalent genetic algorithm based on extended strings and its convergence analysis[J]. *Information Sciences*, 2001, 138(1-4): 119~135.
- [16] Georg S. MP-TESTDATA - The TSPLIB symmetric traveling salesman problem instances[EB/OL]. <http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsp/index.html>, 1995/2008.

作者简介:

余伶俐(1983-), 女, 博士生, 助教. 研究领域: 智能优化算法, 机器人任务规划, 机器人仿生硬件.

蔡自兴(1938-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 机器人导航, 人工智能.

(上接第 136 页)

- [12] Seto D, Annaswamy A M, Baillieul J. Adaptive control of nonlinear systems with a triangular structure[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, 39(7): 1411~1428.
- [13] Seto D, Baillieul J. Control problems in super-articulated mechanical systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, 39(12): 2442~2453.
- [14] Huang A C, Chen Y C. Adaptive sliding control for single-link flexible-joint robot with mismatched uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2004, 12(5): 770~775.
- [15] 林壮. 欠驱动水平机械臂的分层滑模变结构控制[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006. 31~44.
- Lin Zhuang. Hierarchical Variable Structure Sliding Mode Control for Robots with Underactuated Joints[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2006. 31~44.
- [16] 吴玉香. 滑模控制理论及在移动机械臂中的应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2006. 45~54.
- Wu Yu-xiang. *Sliding Mode Control Theory and Its Application in Mobile Manipulators*[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2006. 45~54.
- [17] 高为炳. 变结构控制的理论及设计方法[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
- Gao Wei-bing. *Variable Structure Control: Theory and Applications*[M]. Beijing: Science Press, 1998.

作者简介:

林 壮(1978-), 男, 博士后. 研究领域: 非线性控制, 欠驱动系统.

段广仁(1962-), 男, 长江学者, 教授, 博士生导师. 研究领域: 非线性控制, 鲁棒控制.