

基于改进粒子群算法的路径规划研究与应用

董林威,高宏力,潘江

(西南交通大学 机械工程学院,四川 成都 610031)

摘要:为解决应用于旅行商问题的基本粒子群算法存在的收敛精度不高且早熟等问题,提出一种改进自适应杂交退火粒子群(IAHAPSO)算法。该算法采用基于种群离散度的分种群式自适应调整惯性权重,引导种群的正确进化发展方向;采用模拟退火算法更新群体极值的策略,避免粒子搜索陷入局部最优解;并在种群发展过程中引入遗传杂交算子,增加种群的多样性。通过3种标准TSPLIB测试集验证所提IAHAPSO算法在求解精度及效率上的可行性和优越性。以四轴裁剪机试验系统进一步验证所提算法的有效性。

关键词:旅行商问题;粒子群优化;模拟退火;遗传算法;路径规划

中图分类号:TP301.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)06-0081-04

Research and Application of Path Planning Based on Improved Particle Swarm Optimization

DONG Linwei, GAO Hongli, PAN Jiang

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In order to improve the low convergence accuracy and premature in the basic particle swarm algorithm applicable to the traveling salesman problem, an improved adaptive hybrid annealing particle swarm (IAHAPSO) algorithm was proposed. The algorithm adopts the population dispersion-based adaptive adjustment of the inertia weight to guide the correct evolutionary direction of the population, applies the simulated annealing algorithm to update the population extreme value strategy so as to avoid the particle search falling into the local optimal solution, and introduces the genetic hybridization operator to increase the diversity of the population in the process of population development. Its feasibility and superiority in solution accuracy and efficiency are verified by three standard TSPLIB test sets, and its effectiveness is further verified by a four-axis cutting machine test system.

Keywords: travel salesman problem; particle swarm optimization; simulated annealing; genetic algorithm; path planning

0 引言

旅行商问题^[1](travel salesman problem, TSP)是一个NP-hard优化问题,可被描述为求解一次性不重复地走过 n 个给定的城市且回到最初城市的最短闭环路径。针对旅行商问题的求解主要有启发式算法以及近似算法。其中标准粒子群算法基于群体和个体的适应度大小进行进化更新,用于求解TSP问题时具有整合参数少、迭代简单以及快速收敛等特点^[2],但是又存在易陷入局部最优、收敛精度不高等问题。基于上述缺陷,近年来诸多学者基于优化的粒子群算法求解TSP问题进行了大量的研究。文献[3]根据粒子适应度值对群体中表现性能各异的粒子采取不同的惯性权重调整策略,保持种群发展过程中的惯性权重多样性,兼顾了全局和局部的搜索寻优能力。文献[4]基于灰狼算法的发展多样性,提出参数自适应的粒子群灰狼混合算法,引导粒子种群进化方向的准确性。文献[5]提出基于自适应动态优秀系数的粒子群算法(SECP SO),在粒子搜索的每条路径上设置权重系数,并

且根据种群搜索解的能力进行自适应变化,基于3-opt局部搜索方式评价和共享粒子的位置信息,一定程度上加大了粒子群后期的收敛速度和精度。

但是SECP SO算法在针对中大规模数据的求解时,存在收敛速度较慢,精度不高的问题^[5]。基于此,本文提出一种改进自适应杂交退火粒子群算法(improved adaptive hybrid annealing PSO, IAHAPSO),在寻优能力和求解效率上相较传统算法都有较大优势。另外搭建四轴裁剪系统与所提算法结合,以解决裁剪路径规划问题,进一步验证了所提算法的有效性。

1 旅行商问题的标准粒子群算法

1.1 旅行商问题

旅行商问题可被描述为:在给定城市距离的基础上,一次性不重复地走过 n 个给定的城市且回到最初城市的最短闭环路径,该路径又被称为最短Hamilton回路。其目标函数可表示为求解一段城市序列 $\tau=(V_1, V_2, \dots, V_n)$ 使得式(1)最小,其中 V_n 代表城市标号。

基金项目:国家自然科学基金项目(51775452)

第一作者简介:董林威(1998—),男,四川雅安人,硕士研究生,研究方向为进化算法应用研究、复杂机电系统可靠性分析,leal_dung@163.com。

$$T_d = \sum_{i=1}^n d(V_i, V_{i+1}) + d(V_n, V_1) \quad (1)$$

式中: T_d 为总距离; $d(V_i, V_{i+1})$ 为顶点 c_i 到顶点 c_j 的距离, 也称为费用矩阵。

1.2 应用粒子群算法的旅行商求解

由于旅行商问题是一个非连续问题, 标准粒子群算法无法直接应用求解, 本文采用参考文献[6]的方式对标准粒子群算法进行重新定义。应用粒子群求解的旅行商问题中, 粒子的位置向量表示为城市的排列顺序, 即在 $X_i^t = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}]$ 中 (x_{in} 表示为城市的序列编号), 每个粒子向量是对旅行商问题的一个搜索解。

1) 交换子

定义粒子 1 位置向量: $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}]$, 粒子 2 位置向量: $X_j = [x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, \dots, x_{jn}]$, 则有交换子 $v_{ij} = (x_{ia}, x_{ja})$ 表示对两个位置向量在序列 a 处的位置进行对调。

2) 交换序列

对交换子组成的序列 $V = [v_1, v_2, v_3, \dots, v_n]$ 称为交换序列。

3) 速度定义

粒子的速度表示为对位置向量中城市的交换序列向量, 是对位置向量的城市顺序进行调整。即速度向量 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{in}]$ 中 v_{in} 表示交换子 $v_{in} = (x_n, x_{v_{in}})$, 将原位置向量中按向量顺序对索引为 n 处的城市与索引为 v_{in} 的城市进行位置互换。

4) 位置速度更新公式

在对速度位置重新定义后, 用于求解旅行商问题的粒子群算法更新公式如下:

$$V_i^{t+1} = \omega \otimes V_i^t \oplus r_1 \otimes (p_{best}^t ! X_i^t) \oplus r_2 \otimes (g_{best}^t ! X_i^t) \quad (2)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t \oplus V_i^{t+1} \quad (3)$$

式中: r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 间的概率因子; 符号 \otimes 表示按照正常数 r 的概率保留速度交换向量中的交换子, 一般当概率小于 r 时, 执行交换操作; 符号 \oplus 表示粒子的位置 x_i^t 按照速度 v_i^{t+1} 进行调整城市顺序; 符号 $!$ 则表示两个位置向量相减生成速度交换序列。

旅行商问题为离散问题, 对位置的更新需要按照 \oplus 运算符分步进行, 即:

$$X_i^{t+1}(1) = X_i^t \oplus (\omega \otimes V_i^t) \quad (4)$$

$$X_i^{t+1}(2) = X_i^{t+1}(1) \oplus [r_1 \otimes (p_{best}^t ! X_i^{t+1}(1))] \quad (5)$$

$$X_i^{t+1}(3) = X_i^{t+1}(2) \oplus [r_2 \otimes (g_{best}^t ! X_i^{t+1}(2))] \quad (6)$$

2 所提算法

因标准粒子群算法存在早熟停滞、极易陷入局部最优以及收敛精度低等问题^[7], 本文提出了改进自适应杂交退火粒子群算法 (IAHAPSO), 对标准粒子群算法的惯性权重采用分种群式调节, 对群体极值的更新融入模拟退火机制引导粒子正确的进化方向, 并且根据种群离散度大小引入杂交变异算子, 以提高算法鲁棒性。

2.1 分种群自适应惯性权重

传统 PSO 算法的粒子都采用统一惯性权重值, 这样

会导致种群多样性降低, 易陷入局部最优。故本文引入种群离散度的概念用以评价种群的多样性, 定义粒子群种群大小为 N , 最大迭代次数为 K_{max} , 惯性权重的最大值和最小值分别为 ω_{max} 和 ω_{min} , 第 k 次迭代时第 i 个粒子 x_i 的适应度为 f_i , 且每次迭代中最优适应值为 f_{max} , 最差适应值为 f_{min} , 平均值适应值为 \bar{f} , 另外 f_{max_avg} 和 f_{min_avg} 则分别表示第 k 次迭代时粒子适应度值比 \bar{f} 优和比 \bar{f} 差的粒子适应度的平均值, 则有第 k 次迭代时种群离散度 σ_k , 即

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2}{N}} \quad (7)$$

基于粒子适应度和种群离散度的惯性权重调整如下。

1) 当 f_i 优于 f_{max_avg} 时, 该粒子寻优效果好, 此时应该赋予该粒子较小的权重值, 调整式为

$$\omega = \frac{\omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min})}{2} \left| \frac{f_i - \bar{f}}{f_{max} - \bar{f}} \right| \quad (8)$$

2) 当 f_i 次于 f_{max_avg} 但优于 f_{min_avg} 时, 该类粒子质量一般, 搜索能力尚能在全局搜索和局部搜索之间调节, 故不予改变此类粒子的惯性权重。

3) 当 f_i 次于 f_{min_avg} 时, 该类粒子在种群中表现较差。引入种群离散度可接受值, 记为 σ_{accept} , 可认为当种群离散度 $\sigma_k < \sigma_{accept}$ 时, 种群聚集程度高; 相应的种群离散度 $\sigma_k > \sigma_{accept}$ 时, 种群发散。并且引入迭代系数 μ , 当 $k < \mu K_{max}$ 时认为种群处于发展前期。

a) $\sigma_k \leq \sigma_{accept}$ 时, 种群聚集程度高, 种群易陷入局部最优, 此时表现“较差”的粒子应具有在全局最优解附近进行搜索的能力, 故 $\omega = \omega_{max}$ 加大其全局搜索的能力。

b) $k < \mu K_{max}$ 且 $\sigma_k > \sigma_{accept}$ 时, 为平衡惯性权重值对种群在全局和局部范围内的搜索能力, 综合考虑种群发展程度和种群离散度, 采用的自适应惯性权重调整方式如下:

$$\omega = \omega_{min} + \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{1 + \frac{\sigma_k}{k_1} e^{-\left(\frac{\mu K_{max}}{\sigma_k}\right)}} \quad (9)$$

上式中参数 k_1 控制 ω 的范围, 考虑种群离散度和种群发展程度自适应调节。

c) $k \geq \mu K_{max}$ 且 $\sigma_k > \sigma_{accept}$ 时, 该种情况种群发展后期且尚未收敛, 应降低惯性权重值, 加大该类粒子局部搜索能力, 加速收敛, 故 $\omega = \omega_{min}$ 。

2.2 基于模拟退火算子的群体极值更新

本文引入退火操作从诸多粒子 p_i 中根据突跳概率更新群体极值 g_{best} , 提高算法避免陷入局部极小值的能力。种群中每个粒子按下式计算温度 T 下该粒子 p_i 相对 g_{best} 的突跳概率 P^* :

$$P^* = \frac{e^{-\frac{f_{p_i} - f_{g_{best}}}{T(k)}}}{\sum_{j=1}^N e^{-\frac{f_{p_j} - f_{g_{best}}}{T(k)}}} \quad (10)$$

式中: $T(k)$ 为退火温度, 退火规律见式 (11); ρ 为降温系数; $f_{g_{best}}(1)$ 为初始群体极值。

$$T(k) = \begin{cases} f_{g_{best}}(1) / \ln 2 \\ T(k) \times \rho, & k \geq 2 \end{cases} \quad (11)$$

最后,采用轮盘赌策略及式(10)从粒子群中所有粒子确定群体极值的替代值 p'_i 来替代 g_{best} 。

2.3 选择交叉变异算子

本文利用种群离散度判断种群发展的趋同程度,类似地,当 $\sigma_k \leq \sigma_{accept}$ 时则进行遗传变异算子。

选择算子:本文采用基于比例选择和最优选择的策略,首先复制群体最优粒子到下一代,使其占下一代种群数量的 $M\%$,剩余 $1-M\%$ 的粒子采用轮盘比例策略进行选择,每个个体被选中的概率为

$$P_i^* = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (12)$$

经过上述方式选出 N 个优秀粒子进行后续操作,使得粒子整体朝着种群最优的方向运动。

交叉算子:采用将选择算子得到的 N 个粒子随机进行两两匹配的方式,从而形成 $N/2$ 组父代双亲 $F_{ather,A}$, $F_{ather,B}$,以交叉概率 P_c 且随机产生一个交叉点位置 α ,将 $F_{ather,A}$ 的序列 $1-\alpha$ 的元素作为子代 $C_{hild,A}$ 的序列 $1-\alpha$,将 $F_{ather,B}$ 中包含 $F_{ather,A}$ 序列 $1-\alpha$ 的元素按照 $F_{ather,B}$ 的顺序作为 $C_{hild,B}$ 的序列 $1-\alpha$,将 $F_{ather,A}$ 的 α 之后的元素作为 $C_{hild,B}$ 的剩余元素值,而将 $F_{ather,B}$ 中的剩余元素按序列作为 $C_{hild,A}$ 的剩余元素值。例如,有两个父代序列,交叉点位置为 3,则有:

$$F_{ather,A} = 1, 3, 6, 8, 4, 7, 2, 5$$

$$F_{ather,B} = 2, 4, 3, 5, 1, 7, 6, 8$$

交叉后子代为:

$$C_{hild,A} = 1, 3, 6, 2, 4, 5, 1, 8$$

$$C_{hild,B} = 3, 1, 6, 8, 4, 7, 2, 5$$

变异算子:针对种群中的每个粒子,随机产生交换序列对 $[\beta, \gamma]$,对该个体的序列位置 β 上的元素与序列位置 γ 上的元素进行互换,以此直至完成所有个体的变异。

2.4 算法流程

基于上述模块,本文所提 IAHP SO 算法的具体流程如图 1 所示。

3 仿真及应用

为验证所提算法的性能,本文首先选择 3 种标准 TSPLIB 测试集,以城市总距离的倒数为适应度值 f_i ,并且

将本文 IAHP SO 算法同标准 PSO 算法以及 SECPSO 算法进行比较,验证算法的可行性。

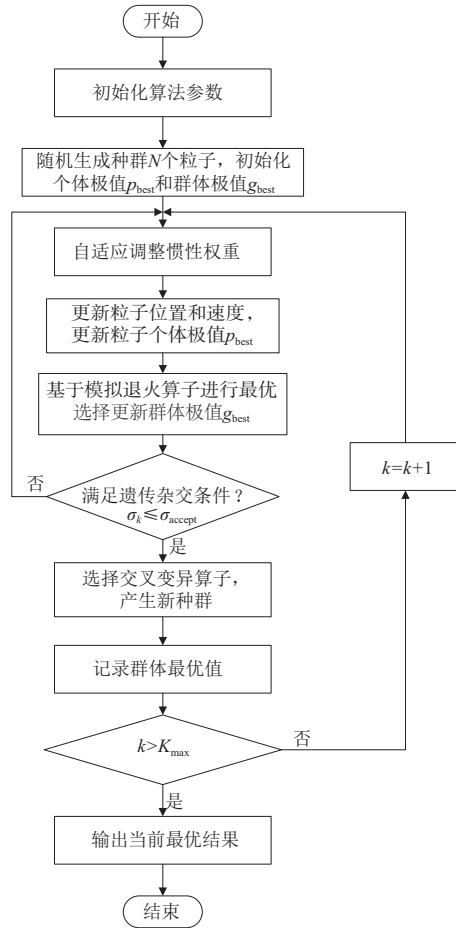


图 1 IAHP SO 算法流程

3.1 TSP 测试集及参数设置

本文选择 TSPLIB 测试集当中的 Eil51、St70 及 Ch150 3 种问题进行实验对比分析,设置相关参数如下:种群规模 $N=200$,最大迭代次数 $K_{max}=1\ 000$, $\omega_{max}=0.8$, $\omega_{min}=0.2$, $\sigma_{accept}=5$, $P_c=0.6$, $M=20$, $\mu=0.4$, $\rho=0.98$, $k_1=50$ 。SECPSO 算法中的相关参数与文献[5]相同;标准 PSO 算法取 $\omega=0.8$ 。针对 3 种测试集问题,采用 PSO、SECPSO 以及 IAHP SO 算法的求解收敛曲线如图 2—图 4 所示,表 1 给出了 3 种不同算法求解问题的性能比较。

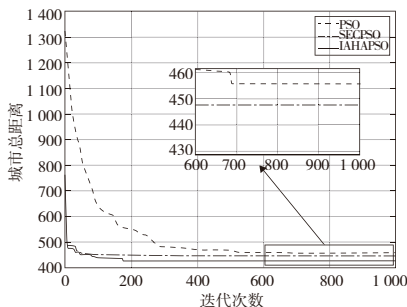


图 2 Eil51 不同算法收敛速度

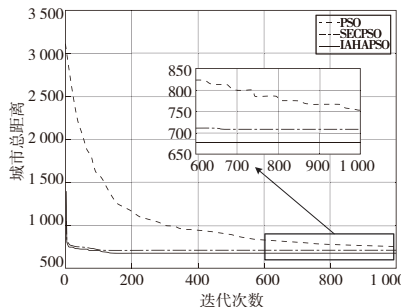


图 3 St70 不同算法收敛速度

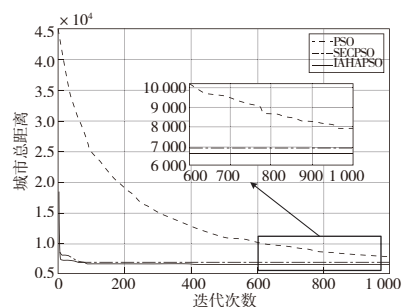


图 4 Ch150 不同算法收敛速度

表1 性能结果比较

问题	算法	标准值	最优值	平均值	标准差
Eil51	PSO		447.22	457.69	4.45
	SECPSO	426.0	431.90	441.80	3.21
	IAHAPSO		428.74	443.71	3.17
St70	PSO		746.46	816.24	7.61
	SECPSO	675.6	677.10	698.30	5.59
	IAHAPSO		676.67	693.54	5.63
Ch150	PSO		7 824.37	10 136.55	16.72
	SECPSO	6 528.0	6 816.80	8 905.30	12.66
	IAHAPSO		6 643.72	8 716.42	10.91

表1统计了本文所提算法与SECPSO算法的性能对比,其中平均值为各实例在各算法下迭代50次的平均结果。从表中可以看出,本文所提的算法在搜索能力上优于SECPSO算法。另外对于部分标准测试集,虽然IAHAPSO算法在平均值上略差于SECPSO算法,但是在最优值的求解上本文所提算法都优于SECPSO,整体求解能力有较大的优势。

3.2 四轴裁剪机试验系统

为验证所提算法在实际应用中的兼容性和有效性,搭建了如图5所示的四轴裁剪机试验系统,用于对排样固定的裁剪样片进行切割。整体装置由电机模组作为动力源搭建硬件框架,裁剪主体装置整体集成在一个运动方向上,由上位机发送指令给控制器,控制器解析运动指令后控制模组运动,从而实现任意排样裁剪形状的切割。

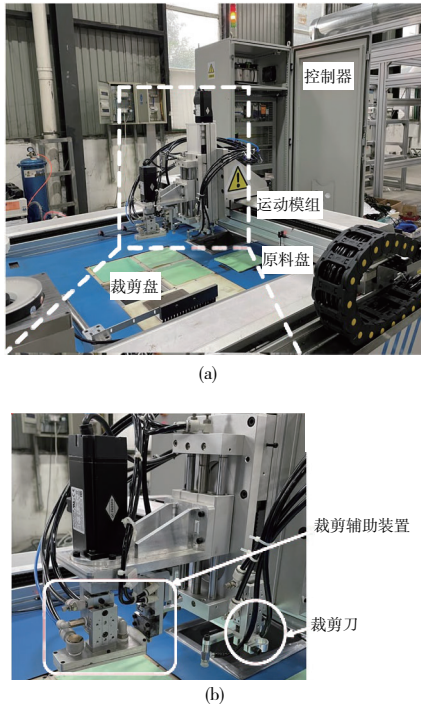


图5 四轴裁剪机试验系统

将所提IAHAPSO算法作为方法类写入上位机软件

中,当上位机读取到可编译的DXF文件时,调用该方法,优化裁剪轨迹,并可在上位机中可视化路径,由人工确定满足工艺需求情况下,输出可供PLC运动控制器读取的运动G代码指令,从而驱动各轴进行运动裁剪。图6为应用该集成方法对某一排样图形的裁剪路径规划。相较于传统排样软件和人工排样方法,在针对中大型排样数量的裁剪路径优化时,本文所提方法运算时间可在0.5s以内,在一定程度上可有效提高生产效率。

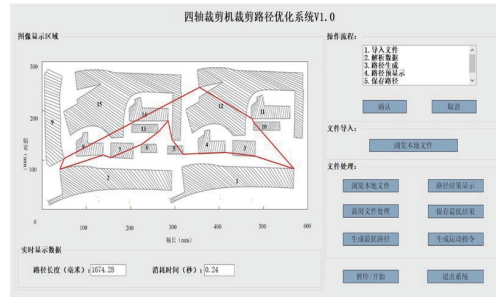


图6 集成软件路径优化结果

4 结语

本文提出一种用于求解旅行商问题的改进自适应杂交退火粒子群算法(IAHAPSO),采用分种群自适应调整惯性权重,且基于模拟退火算子对群体极值进行更新,引入遗传变异算子加大种群发展后期的多样性。通过测试集仿真结果表明:IAHAPSO算法相较于其他改进PSO算法,在收敛速度和精度上都有较大提高,验证了所提算法的优越性。搭建四轴裁剪机实验系统,将所提算法用于解决裁剪样品路径规划过程,较传统求解过程和人工排样方式,求解效率更高,具有一定应用参考价值。

参考文献:

- [1] 俞庆生,林冬梅,王东. 多旅行商问题研究综述[J]. 价值工程,2012,31(2):166-168.
- [2] STRAK L, SKINDEROWICZ R, BORYCZKA U. Adjustability of a discrete particle swarm optimization for the dynamic TSP[J]. Soft Computing, 2018, 22(22):7633-7648.
- [3] 韩江洪,李正荣,魏振春. 一种自适应粒子群优化算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报,2006,18(10):2969-2971.
- [4] 黄星,卢宇,申亮,等. 基于粒子群灰狼混合算法的多目标约束优化问题求解[J]. 小型微型计算机系统,2023,44(2):288-299.
- [5] 程毕芸,鲁海燕,黄洋,等. 求解TSP的自适应优秀系数粒子群优化算法[J]. 计算机应用,2017,37(3):750-754,781.
- [6] AHMED A K M F, SUN J U. An improved particle swarm optimization algorithm for the travelling salesman problem[J]. Advanced Science Letters, 2016, 22(11):3318-3322.
- [7] 于海平,刘会超,吴志健. 基于模拟退火的自适应粒子群优化算法的改进策略[J]. 计算机应用研究,2012,29(12):4448-4450.

收稿日期:2022-06-15