

基于遗传算法特性的混合粒子群算法求解TSP问题

陈琳

(福建信息职业技术学院 物联网与人工智能学院, 福建 福州 350001)

摘要:为解决粒子群算法在旅行商问题上的收敛速度慢和路径最优化选择的问题,提出了一种新型的基于遗传算法特性的混合粒子群算法,对旅行商问题的最优路径进行规划.根据种群比例原则与迭代前的路径进行交叉、变异、复制等操作,建立了具有遗传算法特性的混合粒子群算法,并用于求解burma14问题.结果表明:相比传统的粒子群算法和模拟退火-禁忌搜索算法,混合粒子群算法在求解burma14问题中收敛时间与最优路径等指标上都有明显的优势,且随着迭代次数与种群个数的增大,算法的最优解逐渐减小;当最佳参数为种群个数150,迭代次数300时,最优解为30.179 424.

关键词:混合粒子群算法;TSP问题;路径规划;影响因素

中图分类号:TP18 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-3118(2024)05-0073-06

0 引言

随着人们对生态世界的深入研究,生物智能算法成为科研工作者关注的热点.通过研究生物种群行为提出各种各样的智能算法和理论可用来解决一些复杂的工程问题.例如模拟达尔文生物进化论演化遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、模拟天牛觅食过程演化天牛须搜索算法(Beetle Antennae Search Algorithm, BAS)、模拟种群觅食演化粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)等^[1].其中,PSO算法作为仿生算法,以鸟类觅食活动的集群行为及信息共享机制为模型,将鸟抽象成粒子,赋予其速度和位置属性,根据各独立粒子信息共享策略寻找个体极值与全局极值,通过集群行为在求解空间内跟随最优解粒子(极值粒子),并通过迭代找到近似最优解^[2].目前,粒子群算法优化的研究方向较多,经对资料的归纳整理可以分为粒子群算法的原理、结构、拓扑结构、参数选择优化、多目标优化等^[3-5].此外,PSO算法在解决旅行商问题(Travelling Salesman Problem, TSP)上具有广泛的应用.该算法在连续域上具有很好的求解能力,算法更加侧重寻找局部极值,而对全体极值的优化效果则降低;如果去除算法自身的学习能力,则算法更加侧重全体极值,对局部的搜索能力下降^[6].虽然引入惯性系数可以均衡各方面的能力,但也没有提高算法整体的寻优能力^[7].为此,很多学者借助与其他算法融合的方式来求解TSP问题,包括蚁群-粒子群算法^[8]、粒子群-人工鱼群混合算法^[9]以及改进的混合粒子群算法等^[10].其中,粒子算法与遗传算法结合的方式,能够提高个体极值与群体极值的全局寻优功能^[6].

因此,本文以PSO算法模型为基础,分析粒子群粒子在空间内的飞行规则以及最优粒子对行为种群

的引导作用,提出一种基于遗传算法特性的混合粒子群算法(Hybrid Particle Swarm Optimization, HPSO),并对TSP问题进行模型描述与路径规划.通过比较HPSO算法、传统PSO算法与模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)-禁忌搜索(Tabu Search, TS)的收敛速度与最优解,分析迭代次数和种群规模直接对整体算法性能的影响.

1 旅行商问题

TSP问题又称为旅行商问题、推销员问题,是数学领域较难的问题之一.主要内容为:假设一个推销员要去 n 个城市销售产品,为了降低成本,他必须规划好要走的最短路径.这属于组合优化当中的非定常多项式(Non-deterministic Polynomial, NP)难题,很多的优化算法都以它作为测试性能的标准.其可以描述为: $G=(V, A)$,其中 V 为顶点集, A 为各顶点相互连接组成的集合.已知各顶点之间的距离,求一条遍历所有顶点且仅有一次的最短回路.设 d 为两个城市之间的最短距离,引入决策变量 x_{ij} ,其中当旅行商访问城市 i 后访问城市 j 时,有 $x_{ij}=1$;其他情况时,有 $x_{ij}=0$.则TSP目标函数为

$$\text{Min } Z = \sum_{i,j=1}^n x_{ij} d_{ij}. \quad (1)$$

TSP问题在NP难题中具有代表性,如果可以更好地优化该问题,则在背包问题、车间调度问题中也会有很好的应用效果.

2 算法实现

2.1 PSO 算法

2.1.1 算法描述

PSO算法求解过程是把问题的每个解抽象成一个无体积无质量的粒子.每个粒子从速度和位置两个方面进行描述,空间位置代表了问题解集中的一个解,粒子速度代表了该粒子的方向与速度,目标函数用来确定评价价值^[8].设粒子总数为 N ,第 i 个粒子在 D 维空间的位置 \mathbf{x}_i 和速度 \mathbf{v}_i 分别为:

$$\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}), \quad (2)$$

$$\mathbf{v}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d}). \quad (3)$$

其中 $i=1, 2, \dots, N$.引入惯性权重系数 ω ,则 $t+1$ 时刻的速度更新公式为

$$v_{i,d}^{t+1} = \omega v_{i,d}^t + c_1 r_1 (p_{i,d}^t - x_{i,d}^t) + c_2 r_2 (p_{g,d}^t - x_{i,d}^t). \quad (4)$$

其中: c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为随机数; $c_2 r_2 (p_{g,d}^t - x_{i,d}^t)$ 为群体行为之间的信息共享; $c_1 r_1 (p_{i,d}^t - x_{i,d}^t)$ 为粒子对自身位置的自知能力; $\omega v_{i,d}^t$ 为以粒子牺牲后期的局部搜索能力为代价换取全局搜索,通过迭代速度添加惯性权重系数可以很好地解决算法在前期因陷入局部搜索而不能全局寻优的问题.

2.1.2 粒子群算法的实现步骤

根据PSO算法的数学模型,其步骤描述如下:

(1)群体的初始化.设有 N 个粒子,给各个参数赋予初值,包括学习因子 c_1, c_2 ,随机数 r_1, r_2 ,惯性权重系数 ω ,最大迭代次数 T_{\max} (或最优值条件).

(2)随机产生粒子的位置和速度.其中,粒子位置为局部极值 p_i ,在群体中的最优值为 p_g .

(3)计算群体中粒子的适应值.通过比较当前位置与局部极值,选择最优位置作为新的局部极值;再比较局部极值和全局极值,选择最优位置作为全局极值.

(4)根据上述全局极值确定粒子飞行路线;判断是否达到最大迭代次数或者设定的一定规划条件,

如果满足则停止,反之继续从第(2)步开始.

2.2 基于遗传算法特性的混合粒子群算法

2.2.1 算法描述

HPSO算法是利用个体信息、个体最优信息以及全局最优信息,引导粒子群在下一次迭代的方向.在利用HPSO算法求解TSP问题中,以种群的初始化作为基本路径,对排列组合方式进行优化.速度更新公式(4)可分成三部分,包括惯性量、自我认知部分和社会共享部分.将自我认知部分、社会共享部分结合遗传算法的基因交叉、变异思想进行极值求解,即将 $\omega v_{i,d}^t$ 部分视作遗传算法中的变异, $c_1 r_1 (p_{i,d}^t - x_{i,d}^t) + c_2 r_2 (p_{g,d}^t - x_{i,d}^t)$ 部分视作遗传算法中的交叉,通过当前解分别与后两部分交叉,作为下一次迭代的解.

该算法主要结合了遗传算法中的交叉、变异、复制等保留优良基因的方法.将初始化的种群计算适应度用算法排列,得出个体极值和群体极值.将种群按照10%,20%,30%和40%分成四个模块.前10%的路径因为适应度低,即路径最短作为最好的基因保留;排名11%~30%的路径与群体极值路径交叉;排名31%~40%的路径先与群体极值路径交叉完再与个体极值路径交叉一次;而41%的路径因为路径长度较长导致不具有较大的可取性,所以与群体极值路径、个体极值路径交叉完需要再变异一次,这样整个群体基因就往一个最短路径上发展.其中交叉方法模拟遗传算法中交叉策略,以上一代适应度高的基因作为样本遗传给下一代;变异方法模拟遗传算法中变异的策略,在自身基因的基础上进行变异(即按照一定策略变换位置);复制方法模拟遗传算法中复制的策略,即每一次迭代将一部分较优的路径保留,以增加种群的多样性以及基因的优良性.

2.2.2 算法步骤

以经典TSP问题为例,首先,设定城市个数为 N ,种群规模 $n = 50$,迭代次数 $n_{\max} = 300$,随机产生 n_p 个初始解(路径) c .根据当前路径计算适应度(各路径的长度) $ltsp$,得出当前个体极值 $plbest$,个体极值路径 $pcbest$,根据个体极值找出全局极值 $glbest$ 和全局极值位置 $gcbest$.其次,进入循环迭代:While($j < n_{\max}$),for(int $i = 0; i < n; i++$).最后,根据粒子的历史个体极值,找到并输出全局极值 $glbest$ 和全局极值位置 $gcbest$.

3 结果分析

3.1 算法性能分析

为了证实HPSO算法的有效性,本文应用MATLAB 2018b对burma14问题(来源于TSP国际标准数据库)分别采用HPSO算法、GA-PSO算法、PSO算法、SA-TS算法进行仿真测试,分别测定最优解(算法计算出最短路径距离)、平均解、最优极值路径以及收敛时间(通过空间搜索和交叉遗传迭代,得到最优解的总运行时间)如表1所示.设定遗传算法交叉变异的种群比例选择为10%,则四种算法得到的最佳路径如图1所示.

表1 算法的最优解

算法	最优解	收敛时间/s
HPSO	31.232 791	2.912
GA-PSO	32.153 272	2.988
PSO	32.588 647	3.322
SA-TS	38.846 567	3.322

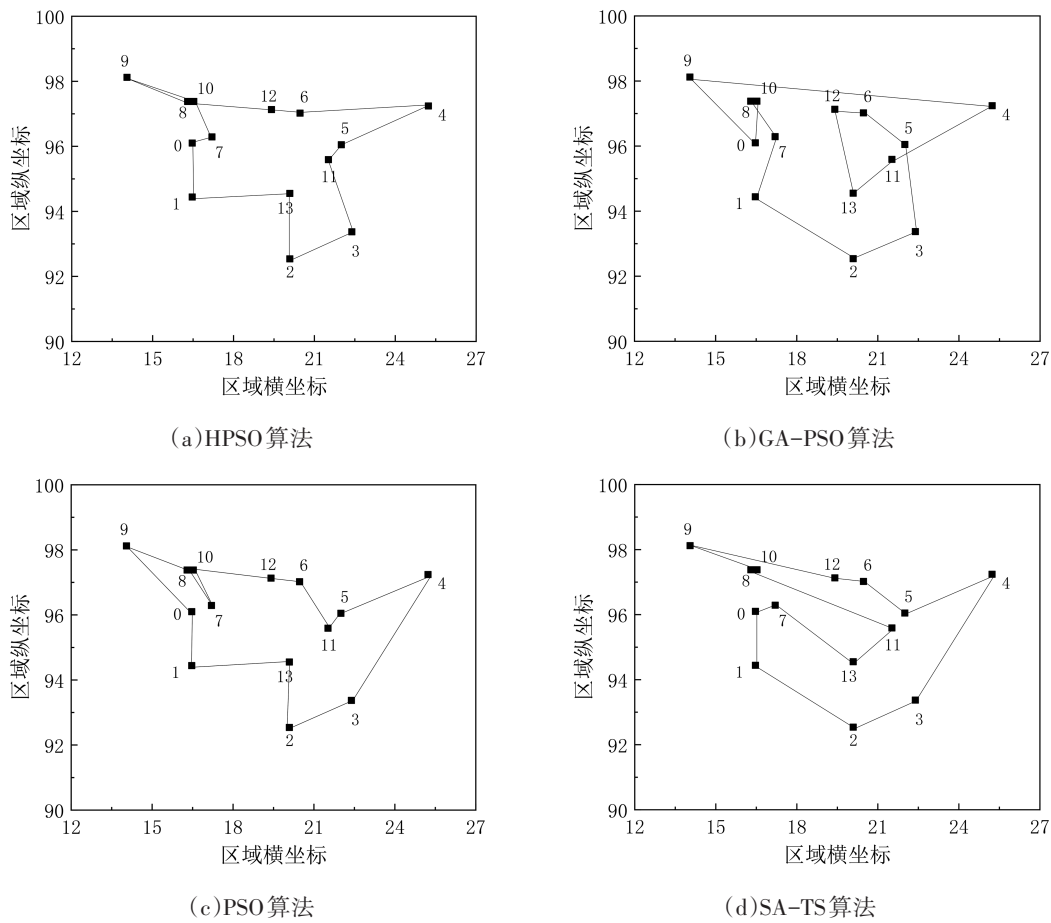


图1 四种算法最佳路径规划

由表1可知,HPSO算法的最优解为31.232 791,收敛时间为2.912 s;GA-PSO算法的最优解为32.153 272,收敛时间为2.988 s,在最优解和收敛时间上均大于HPSO算法,可能是由于粒子算法惯性因子的引入,优化寻优速度,提高全局优化的效果.标准PSO算法的最优解为32.588 647,收敛时间为3.322 s;SA-TS算法的最优解为38.846 567,收敛时间为3.322 s.因此,HPSO算法求解burma14问题不仅收敛速度快,且最优解最小,规划路径更短.

3.2 迭代次数对HPSO算法的影响

设定种群个数为100,测定迭代次数分别为300,600和1 000时算法的最优解和平均解(10次平行实验),结果如表2所示.

表2 不同迭代次数求解burma14问题的结果

迭代次数	算法最优解	平均解	最优极值路径
300	32.171 493	32.619 582	4→11→13→12→6→5→3→2→1→7→8→10→0→9
600	31.232 791	31.342 298	4→5→11→3→2→13→1→0→7→10→9→8→12→6
1 000	31.058 942	30.331 090	4→5→11→3→2→13→6→12→10→9→8→0→7→1

由表2可得,HPSO混合粒子群算法可以基本实现求解TSP问题.随着迭代次数的增大,算法的最优解逐渐减小,越接近国际最优标准值(30.178 5).当迭代优化1 000次时的最优值结果最好,算法的最优解为31.058 942,但迭代次数过多容易导致收敛提前,因此最佳迭代次数适宜选择300.

3.3 种群规模对HPSO算法的影响

设定迭代次数为300,测定种群个数分别为50,100和150时算法的最优解和平均解(10次平行实验),结果如表3所示.

表3 不同种群个数求解burma14问题的结果

种群个数	最优解	平均解	最优极值路径
50	32.122 700	32.916 109	9→0→10→8→7→1→12→6→13→2→3→4→5→11
100	32.171 493	32.619 582	4→11→13→12→6→5→3→2→1→7→8→10→0→9
150	30.179 424	31.522 830	1→0→10→9→8→7→12→6→5→11→13→2→3→4

由表3可得,随着种群规模的增加,最优路线的平均解逐渐减小.种群数为150时的算法最优解为30.179 424,优于种群数为100和50时的最优解.因此,选择HPSO算法在求解burma14问题时的最佳参数为迭代次数300,种群个数为150.

3.4 种群遗传比例对HPSO算法的影响

设定迭代次数为300,种群个数为150,种群遗传比例分别为10%,20%,30%和40%时的最优路径情况,如表4所示.

表4 不同种群遗传比例求解最优路径结果

种群遗传比例/%	算法最优解	平均解	最优极值路径
10	30.179 424	31.522 830	1→0→10→9→8→7→12→6→5→11→13→2→3→4
20	30.289 143	31.884 371	4→5→11→3→2→13→1→0→7→10→9→8→12→6
30	31.123 957	31.972 195	4→5→11→13→3→2→1→0→7→6→12→10→8→9
40	32.492 281	32.694 358	12→6→11→5→4→3→2→13→1→7→0→8→10→9

由表4可知,随着种群遗传比例的增加,算法最优解和平均解逐渐增大.当种群遗传比例为10%时,算法最优解为30.179 424;而当种群比例为40%时,由于大部分数集均不是个体极值或者群体极值,导致路径最优结果比较大,算法最优解达32.492 281.

4 结论与展望

通过设置不同路径种群比例与迭代前的路径进行交叉、变异、复制等操作,融合遗传算法的特性,本文提出了一种基于遗传算法特性的混合粒子群算法.利用MATLAB 2018b测试基于遗传算法的混合粒子群算法在burma14问题上的求解能力以及web服务优化组合的顺序路径优化性能,并分析迭代次数和种群规模对算法性能的影响.相比传统的PSO算法,基于遗传算法特性的混合粒子群算法在求解burma14问题中的收敛时间与最优路径等指标上都有明显的优势.粒子群算法的迭代次数和种群规模直接影响整体算法性能,最佳参数为10%,迭代次数为300,种群个数为150.同理,后期将会继续以该算法为基础,结合Web服务组合深入研究云计算技术.

参考文献:

[1] 陈春梅,王正元,屈娜.人工智能优化算法综述[J].大学,2020(26):71-72.
[2] 苗建杰,李德波,李慧君,等.基于改进粒子群算法的非线性方程组求解方法研究[J].环境工程,2023,41(S2):851-856.

- [3] 王浩丞,李凌.动态拓扑结构混合粒子群算法及其应用[J/OL].(2023-07-25)[2023-11-06].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.tp.20230724.1140.002.html>.
- [4] 刘君,刘衍民,陈飞,等.协同控制多目标粒子群算法研究[J].遵义师范学院学报,2023,25(3):96-102.
- [5] 辛宏彬,牛犇,王珍.基于改进多策略粒子群算法的起重机结构轻量化设计[J].中国特种设备安全,2022,38(4):25-32.
- [6] 侯颖,何建军,米阁,等.基于混合粒子群算法求解TSP问题[J].电子测试,2016(16):49.
- [7] 孟荣,赵冀宁,周通.基于改进惯性权重粒子群算法的抢修小组快速调配策略[J].电网与清洁能源,2021,37(7):17-24.
- [8] 陈伟,蒋艳.改进的蚁群与粒子群算法求解TSP问题[J].信息技术,2016(5):162-165.
- [9] 彭凯,黄宜庆,邵寿琛.基于粒子群与人工鱼群混合算法的TSP求解模型[J].四川理工学院学报(自然科学版),2017,30(1):27-31.
- [10] 王玮,吴天红,姜英姿,等.混合粒子群算法在TSP问题中的研究[J].中国新通信,2020,22(9):126-127.

Hybrid particle swarm optimization algorithm based on genetic algorithm characteristics for solving TSP problem

CHEN Lin

(The Internet of Things and Artificial Intelligence College,
Fujian Polytechnic of Information Technology, Fuzhou 350001, China)

Abstract: To solve the problems of slow convergence speed and path optimization selection of particle swarm optimization algorithm in traveling salesman problem, a novel hybrid particle swarm optimization algorithm based on genetic algorithm characteristics is proposed to solve the optimal path of the traveling salesman problem planning. Based on the principle of population proportion and the path before iteration, perform crossover, mutation, replication and other operations to establish a genetic algorithm, a hybrid particle swarm algorithm with genetic algorithm characteristics was used to solve the Burma14 problem. The results showed that compared to traditional particle swarm algorithms, convergence time and optimal path of hybrid particle swarm optimization algorithm in solving the Burma14 problem, along with simulated annealing taboo search algorithm, there are obvious advantages in indicators, and as the number of iterations and population increases, the optimal solution of the algorithm gradually decreases. When the optimal parameter is a population size of 150 and the number of iterations is 300, the optimal solution is 30.179 424.

Key words: hybrid particle swarm optimization algorithm; TSP problem; path planning; influence factor

(责任编辑:许 慧)