

基于改进麻雀搜索算法的无信号交叉路口车辆调度优化^①



李金龙, 刘 伟

(山东科技大学 计算机科学与工程学院, 青岛 266590)
通信作者: 李金龙, E-mail: ljl1677713626@163.com

摘 要: 本文将无信号交叉路口内部区域离散化为多个路权点, 并将车辆右转弯与行人或非机动车发生碰撞造成交通事故时所占的路权点设为“故障点”, 故障点有一个至多个, 本文研究无信号交叉路口在发生车辆故障时的通行效率问题. 选择麻雀搜索算法提高车辆调度的通行效率, 但是该算法存在前期易陷入局部最优值而后后期寻优精度不高等问题, 为解决此问题, 引入自适应学习参数和等级反向学习的改进策略, 提出基于自适应参数和等级反向学习的麻雀算法 (ALSSA). 选取 13 个基准测试函数以及 Wilcoxon 秩和检验 P 值验证 ALSSA 的有效性, 结果表明, 改进的麻雀搜索算法与其他算法相比, 全局搜索能力、寻优精度等都有较大提升. 最后, 计算双向两车道、双向四车道、双向八车道不同车流量下的最优通行时间.

关键词: 无信号交叉路口; 麻雀搜索算法; 自适应参数; 等级反向学习

引用格式: 李金龙, 刘伟. 基于改进麻雀搜索算法的无信号交叉路口车辆调度优化. 计算机系统应用, 2024, 33(3): 233-244. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9409.html>

Vehicle Scheduling Optimization at Unsignalized Intersection Based on Improved Sparrow Search Algorithm

LI Jin-Long, LIU Wei

(College of Computer Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: In this study, the internal area of an unsignalized intersection is divided into multiple road right points, and the road right points occupied by the traffic accident caused by the collision between the vehicle and the pedestrian or the non-motor vehicle are set as “failure points”. This work studies the traffic efficiency of the unsignalized intersection when vehicle failure occurs. The sparrow search algorithm (SSA) is selected to improve traffic efficiency, while SSA is easy to fall into local extreme points in the early stage and has low optimization accuracy in the later stage. To this end, the study introduces the improved strategy of adaptive learning parameters and level-based opposition-based learning to enhance the global search ability in the early stage and the deep exploration ability in the later stage. SSA based on adaptive parameters and level-based opposition-based learning (ALSSA) is proposed. A total of 13 benchmark test functions and the Wilcoxon rank-sum test P value are selected for verification separately. Experimental results show that ALSSA has a great improvement in global search capability and convergence compared with other algorithms. Finally, the optimal traffic time under different traffic flows of two-way two lanes, two-way four lanes, and two-way eight lanes is calculated.

Key words: unsignalized intersection; sparrow search algorithm (SSA); adaptive parameters; level-based opposition-based learning

^① 收稿时间: 2023-08-24; 修改时间: 2023-09-26; 采用时间: 2023-10-09; csa 在线出版时间: 2024-01-17
CNKI 网络首发时间: 2024-01-19

1 引言

随着车联网的发展,主动式的交叉路口车辆调度方式开始涌现,其中“无信号交叉路口”的概念被提出,相较于传统信号灯交叉路口车辆调度方式,遵循特定通行规则的无信号交叉路口车辆调度方式更能适应实时的交通流,而无信号交叉路口的通行效率问题是交叉路口车辆调度的热点问题。

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是根据麻雀种群觅食行为而提出的智能搜索算法^[1],SSA调节参数少、局部寻优能力强,SSA已成功应用于CT图像检测^[2]、电池堆参数优化领域^[3]、机器学习参数优化^[4]和无人机路线规划^[5,6]等领域,但SSA仍存在易陷入局部最优解、全局搜索能力弱等不足。

为提升SSA的性能,国内外学者对其进行改进。张伟康等^[7]引入Circle映射、蝴蝶优化算法以及逐维变异方法,在初始化种群、发现者位置更新策略以及扰动个体位置方面对SSA进行优化。吕鑫等^[8]引入Tent混沌序列初始化种群,通过高斯变异和Tent混沌扰动对个体进行扰动,克服SSA易陷入局部极值点的缺陷;Liu等^[4]引入重心反向学习机制、学习系数以及变异算子,在初始化种群、发现者位置更新策略、跟随者位置更新策略方面提高种群多样性以及算法的全局搜索能力;Yuan等^[9]通过引入混沌策略以及自适应惯性权重来增加种群的多样性和提高SSA的收敛速度和全局搜索能力;王海瑞等^[10]引入Tent混沌映射、Levy飞行策略以及柯西高斯变异来提高SSA的全局搜索能力。毛清华等^[11]引入柯西变异算子和反向学习策略在算法得到最优解时进行扰动,从而提高算法跳出局部最优解的能力。除上述对SSA的理论研究外,还用来解决工程上的问题。例如,韩统等^[12]在求解多无人机协同航迹规划的问题上,引入对数螺旋策略和自适应步长;贺航等^[13]在解决森林火灾图像多阈值分割问题上,引入精英反向学习策略与Levy飞行机制增强算法全局寻优搜索能力;杨玮等^[14]运用SSA解决冷链物流企业库存-配送的路径问题。

根据以上描述,如直接用SSA来解决无信号交叉路口的车辆通行效率问题则可能会取得不太理想的效果。故提出自适应参数和等级反向学习的改进策略提高SSA的全局搜索寻优能力以及寻优精度,应用到无信号交叉路口的车辆调度问题上,从而提高无信号交叉路口车辆通行效率。

本文第2节介绍无信号交叉路口的基本规则和麻雀算法基本理论;第3节提出基于自适应参数和等级反向学习策略的麻雀算法(ALSSA)并分别介绍其基本原理;第4节将ALSSA与SSA以及其他5个算法在多个基准测试函数进行性能测试,并对ALSSA进行Wilcoxon秩和检验P值,进一步验证改进策略的有效性,然后进行消融实验验证每一种改进措施的有效性;第5节首先介绍无信号交叉路口车辆编码规则,然后进行仿真实验计算多种类型的车道在多种车流量的情况下的最优通行时间。

2 无信号交叉路口与麻雀算法基本理论

本节依次介绍无信号交叉路口仿真模型、交叉路口离散化数学模型、无信号交叉路口约束条件、麻雀算法的构成部分及其所对应的公式。

2.1 无信号交叉路口概况

无信号交叉路口管理系统由5部分组成,分别为总控制中心以及4个子控制中心,4个子控制中心分别管理交叉路口东、西、南、北路段的车辆,各路段车辆到达交叉路口外部缓冲区 WIN_i 时会把本车信息发送给相应的子控制中心,各子控制中心处理车辆发送来的信息,周期性地将车辆信息传输给总控制中心,总控制中心将信息处理后生成调度策略发送给4个子控制中心,由4个子控制中心再将调度策略发送给相应的车辆,车辆无信号交叉路口模型如图1所示。

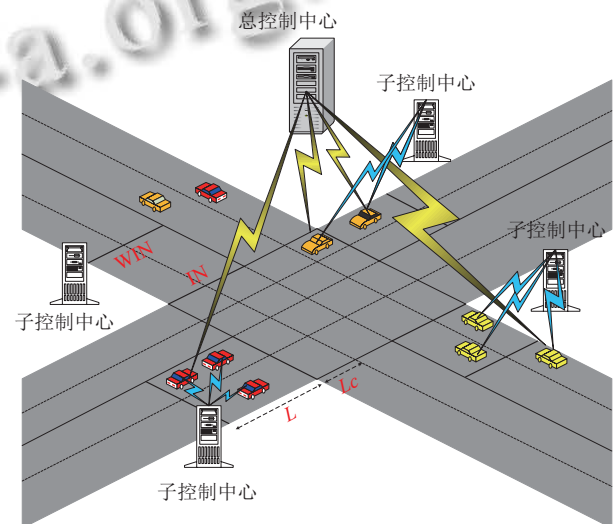


图1 无信号交叉路口模型

图1中,将交叉路口内部区域离散化,离散化后的交叉路口由多个长宽相同的小单元格组成,离散化后

的单元格为“路权点”。 IN_i 表示交叉路口内部区域入口处, L 表示 WIN_i 到 IN_i 的距离, L_c 表示路权点的长度。为方便表示和计算, 本文用离散事件过程描述车辆接收调度策略后通过交叉路口的一系列动作。

以双向两车道交叉路口内部区域为例, 其离散化模型如图2所示, 交叉路口内部区域每个路权点编号用 C_i , $i=1, 2, 3, 4$ 表示。车辆的直行、左转以及右转车辆按照图3所示规定路线行驶, car_{inten} 表示车辆行驶路径, $car_{inten}=\langle C_1, C_2, \dots, C_i \rangle$, 其中通过路权点 C_i 后表示车辆驶出交叉路口, 例如图3中车辆左转弯表示为 $car_{inten}=\langle C_2, C_1, C_4 \rangle$, 通过 C_4 后就驶离了交叉路口。

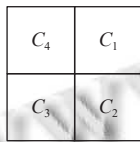


图2 双向两车道交叉路口离散化模型

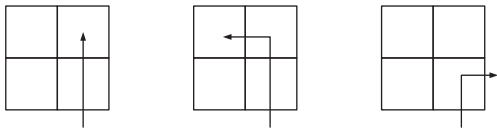


图3 车辆行驶路线图

车辆通过离散化的交叉路口时满足以下约束。

1) 各路权点同一时刻只能容纳一辆车, 前一辆车进入路权点后该路权点不允许下一辆车进入, 且通过路权点的时间忽略不计。

2) 车辆进入交叉路口入口区域时已经调节好速度, 且同一方向的车辆要按照到达顺序依次进入交叉路口路权点。

3) 每辆车需要通过多个路权点且通过路权点的先后次序不能改变, 即每辆车按照指定的行驶路线通过交叉路口。

4) 多个路权点之间是连续的, 相邻的路权点之间没有额外的空间。

5) 机动车右转弯时容易造成视野盲区导致交通事故, 一旦发生交通事故为避免二次事故的发生将该路权点设置为“故障点”且在故障期间所在路权点不可用。

6) 右转弯发生交通事故后会在一定时间内处理完毕。

根据以上描述, 无信号交叉路口在右转弯行驶路线的路权点都可能发生交通事故成为“故障点”, 以无信号交叉路口双向两车道为例, 其故障模型如图4所示, 红色区域代表可能会发生故障的“路权点”。

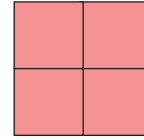


图4 无信号交叉路口双向两车道故障模型

2.2 麻雀算法基本原理

麻雀种群分为发现者、跟随者、警戒者, 算法的基本思想、公式参数解释等, 前人已详细介绍, 本文不做过多赘述, 可参考文献[1], 下面引入本文用到的重要公式。

在 D 维解空间内种群规模为 N 的每只麻雀的位置表示为:

$$X = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,D} \\ \vdots & x_{i,d} & \vdots \\ x_{N,1} & \dots & x_{N,D} \end{pmatrix} \quad (1)$$

麻雀觅食的位置适应度值表示为:

$$F(X) = \begin{pmatrix} f([x_{1,1}, \dots, x_{1,D}]) \\ f([x_{2,1}, \dots, x_{2,D}]) \\ \vdots \\ f([x_{N,1}, \dots, x_{N,D}]) \end{pmatrix} \quad (2)$$

每代发现者的位置更新公式如下:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,d}^t \cdot \exp\left\{\frac{-i}{\alpha \cdot iter_{max}}\right\}, & \text{if } R_2 < ST \\ x_{i,d}^t + Q \times L, & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (3)$$

每代跟随者的位置更新公式如下:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left\{\frac{xw_d^t - x_{i,d}^t}{i^2}\right\}, & \text{if } i > \frac{N}{2} \\ xb_d^t + \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D (|x_{i,d}^t - xb_d^t| \cdot rand\{-1, 1\}), & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

警戒者位置更新公式如下:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} xb_d^t + \beta \cdot |x_{i,d}^t - xb_d^t|, & \text{if } f_i \neq f_g \\ x_{i,d}^t + K \cdot \left\{ \frac{|x_{i,d}^t - xw_d^t|}{|f_i - f_w| + \varepsilon} \right\}, & \text{if } f_i = f_g \end{cases} \quad (5)$$

3 基于自适应参数和等级反向学习策略的麻雀算法 (ALSSA)

根据上述对麻雀算法基本理论的介绍, 针对 SSA 寻优精度不足、易陷入局部最优等缺陷. 本节依次引入自适应收敛因子和等级反向学习策略提高 SSA 的寻优精度和全局搜索能力, 最后给出 ALSSA 的步骤.

3.1 基于自适应参数的麻雀算法 (ASSA)

在 SSA 中, 麻雀种群中的发现者只受到上代发现者的位置的影响, $\exp\left\{\frac{-i}{\alpha \cdot iter_{max}}\right\}$ 的值在迭代过程中不断降低, 个体的每一维都在变小, 搜索空间也随之逐渐减小, 增大陷入局部空间的概率, 为解决这一问题以及提高算法的寻优精度, 提出自适应收敛因子 η .

$$\eta = \eta_0 \cdot \lambda^{t+1} \quad (6)$$

其中, η_0 为权重因子初始值为 1, λ 为自适应因子, 是一个 $[0, 1]$ 之间的随机数, t 为当前的迭代次数, 所以在式 (6) 的基础上, 发现者的位置更新公式为:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,d}^t \cdot \exp\left\{\frac{-i}{\alpha \cdot \eta \cdot iter_{max}}\right\}, & \text{if } R_2 < ST \\ x_{i,d}^t + Q \times L, & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (7)$$

此外, 在觅食过程中避开捕食者, 选择一定数量的麻雀作为警戒者. 当警戒者数量 SN 较大时, 有利于提高 SSA 全局优化能力, 但是, 当 SN 较小时, 有利于加快收敛速度. 警戒者数量的自适应更新公式为:

$$SN = SN_{max} - round\left[(SN_{max} - SN_{min}) \cdot \frac{g \cdot t}{iter_{max}}\right] \quad (8)$$

3.2 基于等级反向学习策略的麻雀算法 (LSSA)

首先等级反向学习策略需要计算种群中每个个体的适应度值, 适应度值按从小到大排序为 (Rank 1, Rank 2, Rank 3, ..., Rank N), 将 N 个个体划分为 NL 个等级, 每个等级有 LS 个个体, L_1 表示个体最好的等级, L_{NL} 表示个体最坏的等级, 等级示意如图 5 所示.

生成反向个体的概率 P_i 随等级降低而逐渐升高, P_i 的计算公式如下所示:

$$P_i = \frac{(i-1) \times NL}{N+i} \quad (9)$$

反向个体优于当前个体的概率高于 50%, 考虑到仍有部分个体在反向学习之后个体质量有所降低^[15], 为减少这种现象发生的概率并保持种群多样性, 将求得的反向个体和上一等级的最优个体进行凸组合, 得到趋优反向个体.

$$\tilde{x}'_j = \lambda \cdot \tilde{x}_j + (1-\lambda) \cdot x_{lb} \quad (10)$$

其中, λ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, x_{lb} 表示上一等级的最优个体.

通过实施该策略, 即使最初求得的反向个体相较于当前个体有所退化, 但与上一等级的最优个体进行凸组合后, 反向解还会接受一部分来自最优个体的特征, 进一步提升反向个体的质量, 同时算法的勘探能力、种群多样性和算法的寻优精度也得到提高.

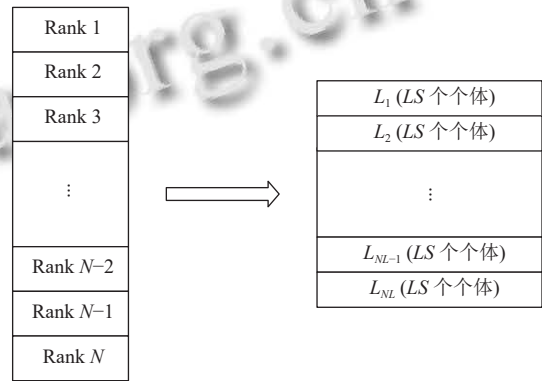


图 5 等级示意图

3.3 基于自适应参数和等级反向学习策略的麻雀算法的步骤

步骤 1. 导入相关参数, 初始化种群.

步骤 2. 计算每个麻雀个体的适应度值并对其进行排序, 找出最优和最差适应度值的个体及其位置.

步骤 3. 根据发现者式 (7) 更新发现者位置.

步骤 4. 根据式 (4) 更新追随者位置.

步骤 5. 根据式 (5) 和式 (8) 更新警戒者位置.

步骤 6. 更新麻雀个体适应度值, 根据个体的适应度值从优到劣重新排序.

步骤 7. 按照更新后的适应度值将麻雀种群划分为 NL 个等级, 每个等级有 LS 个体以及生成反向个体的概率 P_i .

步骤 8. 根据每个等级生成反向个体的概率 P_i 生成对应的反向个体.

步骤 9. 判断是否达到算法结束条件, 若达不到, 则跳转到步骤 3, 否则, 进入步骤 10.

步骤 10. 记录最优结果, 结束运行.

根据上述步骤可以得到基于自适应参数和等级反向学习策略的麻雀算法 (ALSSA), 提高了 SSA 的全局搜索能力以及寻优精度, ALSSA 流程如图 6 所示.

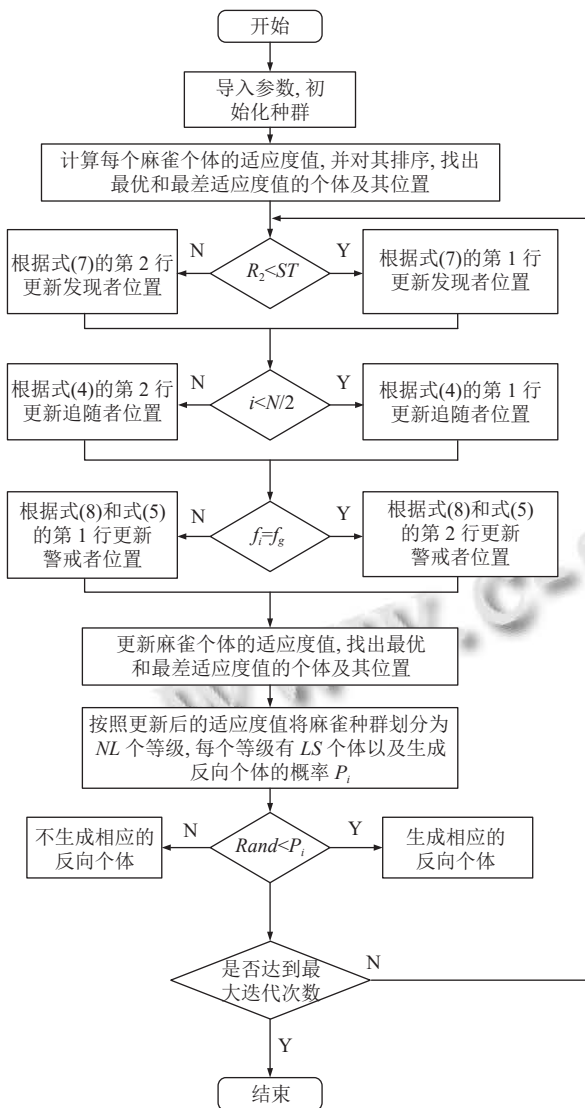


图6 ALSSA流程图

4 算法性能测试

为检验 ALSSA 算法在全局搜索能力、收敛速度、寻优精度等方面的性能, 将 ALSSA 与 SSA、IGWO、IGOA、GTO、EWOA、ALO 算法同时在 CEC 的 13 个基准函数^[16]上进行对比测试, 结果表明 ALSSA 在全局搜索能力、收敛速度、寻优精度等方面性能均有提升。接下来, 使用 Wilcoxon 秩和检验和统计分析方法对 ALSSA 算法进行性能评估, 对比结果表明 ALSSA 的性能是优越的。最后, 进行消融实验验证是每一种改进策略的有效性。

4.1 基准测试函数测试

在 Matlab R2020a 环境下进行仿真实验, 种群大小设置为 300, 最大迭代次数为 500, 独立运行 30 次之后,

取运行结果的平均运行时间 (Time)、最优值 (Best)、最差值 (Worst)、平均值 (Mean) 和标准差 (Std) 以及成功查找到最优值的次数 (NOS), 各算法的寻优对比结果如附录表 A1 所示。

从表 A1 可以得出, ALSSA 和 SSA 平均运行时间基本相同, 远小于其他 5 个算法。ALSSA 和 SSA 在 $f1-f4$ 、 $f9$ 、 $f11$ 测试函数上可以找到理论最优解 0, 除 GTO 算法在 $f1$ 、 $f3$ 、 $f11$ 上可以找到理论最优值, 其他算法均不能找到理论最优值; 在 $f5$ 、 $f6$ 测试函数上 ALSSA 可以寻到理论最优值, SSA 则未能找到理论最优值, 除 EWOA、GTO 在 $f6$ 上可以寻到理论最优值, 其他算法均不能找到理论最优值; 在 $f7$ 、 $f8$ 、 $f10$ 、 $f12$ 、 $f13$ 上 ALSSA 虽未寻到最优值, 但是其平均寻优值是这些算法中最靠近最优解的。由上可见 ALSSA 具有较好的全局搜索能力、寻优能力以及寻优精度, 结合寻优所耗费的时间, 综合性能是突出的。各个基准函数的收敛曲线图如附录图 A1 所示。

图 A1 的 13 个收敛曲线图中可以清晰地看到各算法在寻优过程中适应度值的变化情况。除第 12 个基准函数, ALSSA 的收敛速度均是最快的, 这是因为加入自适应参数的结果, 而引入等级反向学习策略后 ALSSA 的寻优精度高于其他算法。再结合表 A1 可以看出 ALSSA 算法能跳出局部极值点进行全局搜索, 而且从寻优结果来看大部分测试函数 ALSSA 算法均能找到理论最优值, 或者 ALSSA 寻优结果比其他算法的结果更接近理论最优值, 所以算法性能是优异的。

4.2 Wilcoxon 秩和检验分析

对于改进算法性能的评估, 应该进行统计检验^[17]。换言之, 仅基于平均值和标准偏差值来比较算法优劣还不够, 需要进行统计检验以证明 ALSSA 比其他算法具有显著的改进优势。通过对每一次的结果进行独立比较, 来体现算法的稳定性和公平性。本文采用 Wilcoxon 秩和检验在 P 值为 5% 的显著性水平下进行检验, 当 P 值小于 5% 时, 拒绝假设, 说明 ALSSA 比其他算法具有显著性差异, 反之接受假设, 表明对比算法的寻优能力整体上相同。表 1 给出 13 个基准函数下 ALSSA 与其他五种算法之间的秩和检验 P 值, 因为当两个对比算法都达到最佳值时, 无法进行比较, 用 NaN 表示, 即不能进行显著性判断, R 为显著性判断的结果, “+”“=”“<”“>”分别表示 ALSSA 性能好于、劣于和等于所对比的算法。

从表 1 可以得出, 大部分 P 值远远小于 5%, 这说

明 ALSSA 的优越性比其他 6 种算法在统计上是显著的, 而且 ALSSA 在基准测试函数测试上大部分优于 SSA 性能, 小部分是等同于 SSA 的性能, 但在部分基准测试函数上要劣于或者等于其他 5 种算法的一个. 基于上述得出对 SSA 的性能提升还是比较明显的.

表 1 Wilcoxon 秩和检验 P 值

序号	算法	P	R
f_1	IGWO	1.720 0E-02	+
	IGOA	1.153 0E-01	-
	GOT	1.720 0E-02	+
	EWOA	2.570 0E-02	+
	ALO	2.570 0E-02	+
	SSA	6.386 4E-05	+
f_2	IGWO	1.720 0E-02	+
	IGOA	1.153 0E-01	-
	GOT	1.720 0E-02	+
	EWOA	1.720 0E-02	+
	ALO	1.720 0E-02	+
	SSA	NaN	=
f_3	IGWO	4.900 0E-02	+
	IGOA	1.720 3E-12	+
	GOT	1.400 0E-03	+
	EWOA	NaN	=
	ALO	2.570 0E-02	+
	SSA	5.386 4E-05	+
f_4	IGWO	6.386 4E-05	+
	IGOA	1.720 3E-12	+
	GOT	1.720 0E-02	+
	EWOA	1.720 0E-02	+
	ALO	1.720 0E-02	+
	SSA	NaN	=
f_5	IGWO	3.018 0E-11	+
	IGOA	1.720 3E-12	+
	GOT	1.720 0E-02	+
	EWOA	3.988 1E-04	+
	ALO	5.572 7E-10	+
	SSA	3.019 9E-11	+
f_6	IGWO	1.720 0E-02	+
	IGOA	1.720 0E-02	+
	GOT	NaN	=
	EWOA	NaN	=
	ALO	1.940 0E-02	+
	SSA	6.386 4E-05	+
f_7	IGWO	1.720 0E-02	+
	IGOA	4.429 0E-01	-
	GOT	1.826 7E-04	+
	EWOA	1.720 0E-02	+
	ALO	1.720 0E-02	+
	SSA	6.386 4E-05	+
f_8	IGWO	1.826 7E-04	+
	IGOA	4.722 0E-02	+
	GOT	1.826 7E-04	+
	EWOA	2.800 0E-03	+
	ALO	2.460 0E-02	+
	SSA	2.570 0E-02	+

表 1 (续) Wilcoxon 秩和检验 P 值

序号	算法	P	R
f_9	IGWO	1.153 0E-01	-
	IGOA	1.720 0E-02	+
	GOT	2.570 0E-02	+
	EWOA	2.570 0E-02	+
	ALO	2.570 0E-02	+
	SSA	NaN	=
f_{10}	IGWO	2.570 0E-02	+
	IGOA	1.720 0E-02	+
	GOT	2.570 0E-02	+
	EWOA	2.800 0E-03	+
	ALO	2.570 0E-02	+
	SSA	1.826 7E-04	+
f_{11}	IGWO	1.405 0E-01	-
	IGOA	1.720 0E-02	+
	GOT	2.110 0E-02	+
	EWOA	2.800 0E-03	+
	ALO	2.110 0E-02	+
	SSA	3.864 0E-06	+
f_{12}	IGWO	1.276 0E-01	-
	IGOA	1.720 0E-02	+
	GOT	NaN	=
	EWOA	NaN	=
	ALO	NaN	=
	SSA	1.720 0E-02	+
f_{13}	IGWO	2.260 0E-02	+
	IGOA	4.429 0E-01	-
	GOT	2.500 0E-02	+
	EWOA	3.500 0E-02	+
	ALO	NaN	=
	SSA	1.099 7E-04	+

4.3 消融实验

由于 ALSSA 的各种改进措施导致其寻优性能比较好, 但具体哪一种改进措施起作用, 是否有某一种改进措施不起作用还未知, 为表明各种改进措施的作用, 使实验更具说服力, 需要 ALSSA 的消融实验, 分别以 SSA、ASSA、LSSA 与 ALSSA 在 13 个基准函数上作对比实验, 因为当迭代次数过大的时候, SSA 和 ALSSA 在很多情况下都会找到最优解, 故看不出是哪种改进措施起到的效果比较明显, 所以这里种群数量为 200, 迭代次数为 30 次, 最终结果如表 2 所示.

从表 2 可得, 在基准测试函数 f_1 - f_4 、 f_7 上 ASSA 对 SSA 的提升效果比较大, f_6 、 f_8 、 f_{12} 、 f_{13} 则是 LSSA 对 SSA 的提升效果比较明显, 在其他的基准函数情况上则是都找到了最优解, 故看不出是哪个措施的提升效果更显著, 是两者相结合的共同作用的结果.

表2 消融实验结果

序号	算法	Mean	Std
f_1	SSA	1.0509E-135	2.10180E-135
	ASSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	LSSA	5.3882E-173	0.00000E+00
	ALSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
f_2	SSA	8.9323E-46	1.99733E-45
	ASSA	2.0538E-67	4.59251E-67
	LSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	ALSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
f_3	SSA	2.0138E-76	4.50307E-76
	ASSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	LSSA	1.1557E-149	2.58419E-149
	ALSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
f_4	SSA	2.4893E-72	5.56632E-72
	ASSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	LSSA	9.5750E-68	2.14104E-67
	ALSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
f_5	SSA	9.7697E-01	2.15937E+00
	ASSA	4.4453E-03	4.15413E-03
	LSSA	1.4582E-05	3.25496E-05
	ALSSA	3.3334E-04	7.01585E-04
f_6	SSA	9.7959E-05	9.95806E-05
	ASSA	7.2903E-06	9.53334E-06
	LSSA	1.2804E-08	2.86281E-08
	ALSSA	7.1492E-06	1.58527E-05
f_7	SSA	9.8254E-04	5.08444E-04
	ASSA	8.1539E-04	6.96298E-04
	LSSA	2.0365E-03	1.32051E-03
	ALSSA	5.2541E-04	2.76417E-04
f_8	SSA	-2.7410E+03	2.64208E+02
	ASSA	-2.7265E+03	2.68785E+02
	LSSA	-6.7089E+09	1.46985E+10
	ALSSA	-1.5181E+09	2.92002E+09
f_9	SSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	ASSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	LSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	ALSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
f_{10}	SSA	8.8818E-16	0.00000E+00
	ASSA	8.8818E-16	0.00000E+00
	LSSA	8.8818E-16	0.00000E+00
	ALSSA	8.8818E-16	0.00000E+00
f_{11}	SSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	ASSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	LSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
	ALSSA	0.0000E+00	0.00000E+00
f_{12}	SSA	3.1244E-06	3.77445E-06
	ASSA	2.7881E-07	5.98163E-07
	LSSA	4.3356E-09	7.50832E-09
	ALSSA	1.5443E-06	3.44754E-06
f_{13}	SSA	3.5365E-05	2.70074E-05
	ASSA	6.7191E-06	9.41246E-06
	LSSA	5.0404E-06	1.09994E-05
	ALSSA	1.0255E-08	1.89023E-08

5 无信号单交叉路口场景实验

本节对无信号交叉路口实际通行情景进行仿真实验,为更接近车辆通过交叉路口的真实情况,提出车辆编码规则并进行初始化,最后对每种车道进行多种车流量仿真实验,得到最优通行时间。

5.1 编码规则

在一段时间 T 内通过的一组车辆,其编号组成一条位置码,表示即将到达交叉路口的车辆,其中车辆编号由所在的道路编号和车辆优先级组成。在双向两车道的交叉路口,道路编号为 1, 2, 3, 4, 而双向四车道的道路编号为 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8。车辆优先级用数字 1, 2, 3, ..., n 表示,优先级依次递减。结合上述所述,车辆编号 12 表示在 1 车道到达交叉口入口处的第 2 辆车, 33 表示在 3 车道到达交叉口入口处的第 3 辆车。

一条位置码由一组车辆编号随机排列组成,但优先级高的编号需要在优先级低的编号之前。如一条位置码 [23, 13, 12, 21, 31, 42, 11, 22, 32, 41] 不符合规则, 21 要在 22 和 23 之前, 22 也要在 23 之前, 其他顺序同理。因为本文设定右转弯的车辆可能会发生故障,将发生故障的车辆所在的那条位置码称为“坏”位置码。

5.2 位置码初始化

在车辆调度优化中,随机的初始化可能会存在“坏”的位置码,为得到“好”的初始位置码,提高算法的收敛速度,本文引入结合优先级思想的初始位置码生成算法。基于优先级的位置码初始化的具体步骤如算法 1。

算法 1. 基于优先级的位置码初始化

输入: 种群大小 n , m 个车辆编号

输出: n 条“好”位置码

Step 1. 将 m 个车辆编号按从小到大重新排序

Step 2. 创建 n 个容量为 m 的数组,每个数组代表一条位置码,数组每个元素存放的位置称为位置座 Locus。

Step 3. 初始化数组,遍历每个数组,将 m 个车辆编号随机放在数组位置座上,数组的初始化需要满足位置码编码规则。

(1) 根据车辆编号判断车辆类型 $type$ 及车辆优先级 $priority$ 。

(2) 如果车辆优先级 $priority = 1$, 随机选择位置座将车辆编号存放在该位置座 Locus 上。

(3) 如果车辆优先级 $priority > 1$, 获取 $type1 = type$ 并且 $priority1 = priority - 1$ 车辆编号的位置座 Locus, 如果 $Locus < m$, 随机选择位置座 Locus1, 且 $Locus1 > Locus$, 将该车辆编号存放在位置座 Locus1。

(4) 如果 $Locus > m$, 扩容数组原来的长度的一倍,再随机选择位置座 Locus1, 且 $Locus1 > Locus$, 将该车辆编号存放在位置座 Locus1。

Step 4. 删除每个数组中非车辆编号的位置座。

Step 5. 输出 n 个容量为 m 的数组。

算法1中同类型位置按照优先次序由高到低排列且每个位置都为随机选取,保证位置码的多样性及位置码的正确性。

算例:一组车辆编号为[11, 21, 12, 22, 23, 31]的车辆到达交叉路口,编码过程如下。

(1) 排序

将[11, 12, 21, 22, 23, 31]车辆编号按从小到大的顺序排列。

(2) 随机选择对应的位置座

1) 车辆编号为11, 对应 $type = 1$, $priority = 1$, 随机选择位置座。

2) 车辆编号为12, 对应 $type = 1$, $priority = 2$, 获取 $type = 1$, $priority = 1$, 车辆编号为11的位置座 $Locus = 4$, 随机选择车辆编号为12的位置座且 $Locus_1 > Locus$ 。同种类型的编号需要遵循优先级原则, 不同类型的编号不需要遵循优先级原则。如 $Locus_1 = 8$ 。

3) 车辆编号为21, 对应 $type = 2$, $priority = 1$, 随机选择位置座。

4) 按照上述方法依次选择位置座, 数组长度不够时, 扩展数组。

5) 删除多余的位置座, 得到最终的位置码序列。

5.3 仿真实验

车辆在通过交叉路口时规定最低时速为20 km/h, 最高时速为40 km/h。在《2022年国民经济和社会发展统计公报》指出我国2022年事故发生率为0.000088%, 这里设定故障发生的概率为0.00001%, 当发生故障时, 车辆所在的路权点不可通行, 需要等待故障修复, 故设定平均故障修复时间为1 h, 因事故而导致的延误时间用 T_{delay} 表示, 每个路权点的长度设置为18 m, 每一组车辆时间间隔 T_{gap} 为5 s, 车辆正常行驶通过的时间为 T_{usual} 。利用ALSSA、SSA、IGWO这3个算法分别对双向两车道、双向四车道以及双向八车道的车流量进行设置, 其中双向两车道的车流量分别设置100、300、500辆车, 双向四车道的车流量分别设置600、800、1000辆车, 双向八车道的车流量分别设置2000、4000、6000辆车, 对以上3种车道的不同车流量求解总通过时间 $T_{total} = T_{delay} + T_{gap} + T_{usual}$, 每个车流量独立运行测试30次, 求其平均值。

表3-表5中不同车道不同车流量的通过时间是求解30次最优通过时间的平均值, 而ALSSA各种情况的通过时间均优于其他两种算法, 进而反映出ALSSA

寻优精度是优于其他两个算法的; 当为表3的车流量时, 3种算法的标准差值相差不大, 3个算法的标准差最大值和最小值之差约为0.5, 例如, 车流量为500时ALSSA、SSA、IGWO(后面都按此算法顺序)标准差依次为0.87、1.15、1.35。当为表4的车流量时, 最大标准差和最小标准差之差约为2, 例如, 车流量为1000时, 标准差依次为1.13、2.80、3.42。当车流量为2000、4000、6000时最大标准差和最小标准差之差均大于3, 其中车流量为6000时, 标准差依次为1.36、6.16、5.94。上述标准差的变化说明, 当车流量较小时, 各个算法都能找到全局最优值, 但是当车流量逐渐增大时, 除ALSSA外, 其他两个算法在寻优过程极易陷入局部最优点, 导致多次测试过程中寻优值有较大变化, 而ALSSA随着车流量的增大标准差虽有一定程度增大, 但属于可接受的波动范围内, 说明ALSSA是比较稳定的, 提高了SSA跳出局部最优的能力, ALSSA全局搜索能力是优异的。

表3 双向两车道不同车流量通过时间

车流量(辆)	ALSSA (min)	SSA (min)	IGWO (min)
100	9.8	12.6	11.1
300	30.8	31.8	33.8
500	50.9	54.2	54.7

表4 双向四车道不同车流量通过时间

车流量(辆)	ALSSA (min)	SSA (min)	IGWO (min)
600	24.5	27.7	27.5
800	34.9	37.5	35.5
1000	43.4	45.1	44.2

表5 双向八车道不同车流量通过时间

车流量(辆)	ALSSA (min)	SSA (min)	IGWO (min)
2000	13.2	13.9	14.0
4000	27.5	28.2	28.9
6000	40.9	42.1	42.9

从表3-表5得出首先ALSSA所有车道所有车流量的总通过时间均是小于SSA和IGWO算法的总通过时间, 而且随着车道数的增加以及车流量多倍数增加总通过时间反而不是相应倍数的增长, 说明当车道越多车流量越多时本文的方法是适用且高效的。

6 结论

本文在麻雀搜索算法的基础上, 引入自适应发现者——警戒者调整策略以及等级反向学习策略, 提出自适应参数和等级反向学习策略的麻雀算法。自适应

发现者—警戒者调整策略加快种群初始化的收敛速度而且使算法前期着重寻找全局最优,后期着重局部寻优整体上提高寻优精度.等级反向学习策略可以增强算法的全局寻优搜索能力使得算法跳出局部极值点,这使得 ALSSA 算法相较于 SSA 算法寻优精度更高,全局寻优能力更强.选取 13 个基准测试函数与其他 5 种算法进行比较,并进行 Wilcoxon 秩和检验对算法显著性水平进行验证.实验表明,ALSSA 寻优性能提升较明显,具有良好的扩展能力,鲁棒性强,表现出优异的性能.

参考文献

- Xue JK, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22–34.
- Zhang JN, Xia KW, He ZP, *et al.* Semi-supervised ensemble classifier with improved sparrow search algorithm and its application in pulmonary nodule detection. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021: 6622935.
- Zhu YL, Yousefi N. Optimal parameter identification of PEMFC stacks using adaptive sparrow search algorithm. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2021, 46(14): 9541–9552. [doi: 10.1016/j.ijhydene.2020.12.107]
- Liu GY, Shu C, Liang ZW, *et al.* A modified sparrow search algorithm with application in 3D route planning for UAV. *Sensors*, 2021, 21(4): 1224. [doi: 10.3390/s21041224]
- Li HM, Zhang Y. Study of Transformer fault diagnosis based on sparrow optimization algorithm. *Proceedings of the 1st International Conference on Control, Robotics and Intelligent System*. Xiamen: ACM, 2020. 63–66.
- 汤安迪, 韩统, 徐登武, 等. 基于混沌麻雀搜索算法的无人机航迹规划方法. *计算机应用*, 2021, 41(7): 2128–2136.
- 张伟康, 刘升, 任春慧. 混合策略改进的麻雀搜索算法. *计算机工程与应用*, 2021, 57(24): 74–82. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2101-0161]
- 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(8): 1712–1720. [doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0298]
- Yuan JH, Zhao ZW, Liu YP, *et al.* DMPPT control of photovoltaic microgrid based on improved sparrow search algorithm. *IEEE Access*, 2021, 9: 16623–16629. [doi: 10.1109/ACCESS.2021.3052960]
- 王海瑞, 鲜于建川. 改进麻雀搜索算法在分布式电源配置中的应用. *计算机工程与应用*, 2021, 57(20): 245–252.
- 毛清华, 张强. 融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法. *计算机科学与探索*, 2021, 15(6): 1155–1164.
- 韩统, 汤安迪, 周欢, 等. 基于 LASSA 算法的多无人机协同航迹规划方法. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(1): 233–241.
- 贺航, 马小晶, 王宏伟, 等. 基于改进麻雀搜索算法的森林火灾图像多阈值分割. *科学技术与工程*, 2021, 21(26): 11263–11270. [doi: 10.3969/j.issn.1671-1815.2021.26.035]
- 杨玮, 杨白月, 王晓雅, 等. 低碳环境下冷链物流企业库存-配送优化. *包装工程*, 2021, 42(11): 45–52. [doi: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.11.007]
- Rahnamayan S, Tizhoosh HR, Salama MMA. Opposition-based differential evolution. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(1): 64–79.
- 苏莹莹, 王升旭. 自适应混合策略麻雀搜索算法. *计算机工程与应用*, 2023, 59(9): 75–85.
- Derrac J, García S, Molina D, *et al.* A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2011, 1(1): 3–18. [doi: 10.1016/j.swevo.2011.02.002]

附录

表 A1 各基准测试函数结果对比

序号	算法	Time	Worst	Best	Mean	Std	NOS
f ₁	IGWO	2.077 000E+00	3.486 000E-110	1.339 000E-106	4.020 664E-107	4.673 204E-107	0
	IGOA	2.811 322E+01	2.662 900E-07	6.566 600E-07	4.522 683E-07	1.143 282E-07	0
	GTO	7.395 000E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	EWOA	1.061 667E+00	2.178 600E-83	1.086 600E-79	2.437 236E-80	3.881 147E-80	0
	ALO	1.346 867E+01	2.502 600E-10	1.070 800E-09	6.885 717E-10	3.192 688E-10	0
	SSA	3.786 667E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	ALSSA	3.928 333E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
f ₂	IGWO	2.099 500E+00	3.418 600E-63	3.953 500E-60	1.208 431E-60	1.394 354E-60	0
	IGOA	2.802 883E+01	1.508 700E-04	3.134 900E-04	2.124 600E-04	5.600 955E-05	0

表 A1 (续) 各基准测试函数结果对比

序号	算法	Time	Worst	Best	Mean	Std	NOS
	GTO	7.496 667E-01	9.245 400E-226	5.422 000E-215	9.294 255E-216	0.000 000E+00	0
	EWOA	1.074 667E+00	1.898 700E-46	2.345 600E-44	9.129 995E-45	7.845 064E-45	0
	ALO	1.348 950E+01	2.742 700E-05	7.403 200E-04	2.017 588E-04	2.443 721E-04	0
	SSA	3.910 000E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	ALSSA	4.058 333E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
f ₃	IGWO	2.528 667E+00	5.993 300E-58	1.396 400E-53	3.796 000E-54	5.470 892E-54	0
	IGOA	2.857 183E+01	2.836 500E-04	5.000 000E-03	2.411 358E-03	1.819 991E-03	0
	GTO	1.124 333E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	EWOA	1.269 500E+00	1.045 700E-30	9.980 700E-26	3.347 662E-26	3.522 264E-26	0
	ALO	1.370 117E+01	1.645 000E-09	3.317 000E-07	1.091 558E-07	1.101 930E-07	0
	SSA	6.060 000E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0
	ALSSA	6.378 333E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0
f ₄	IGWO	2.102 167E+00	7.632 000E-39	1.401 300E-35	3.174 777E-36	4.911 779E-36	0
	IGOA	2.817 367E+01	1.951 700E-04	3.800 000E-03	9.709 300E-04	1.270 631E-03	0
	GTO	7.330 000E-01	2.134 100E-226	3.768 400E-220	6.281 638E-221	0.000 000E+00	0
	EWOA	1.065 833E+00	1.479 500E-28	8.559 900E-24	1.466 791E-24	3.173 222E-24	0
	ALO	1.356 433E+01	7.904 600E-06	2.239 000E-05	1.805 377E-05	4.905 560E-06	0
	SSA	3.951 667E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	ALSSA	3.773 333E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
f ₅	IGWO	2.687 000E+00	2.231 460E+01	2.294 670E+01	2.261 757E+01	2.221 015E-01	0
	IGOA	3.053 150E+01	2.751 020E+01	2.843 312E+02	1.035 995E+02	8.545 862E+01	0
	GTO	1.175 667E+00	2.385 200E-08	1.887 500E-06	4.752 085E-07	6.599 550E-07	0
	EWOA	1.347 183E+00	2.326 110E+01	7.214 400E+01	3.164 872E+01	1.811 095E+01	0
	ALO	3.779 383E+01	2.284 780E+01	7.825 320E+02	2.053 547E+02	2.824 257E+02	0
	SSA	5.143 333E-01	5.092 600E-08	2.989 800E-06	1.310 696E-06	1.009 937E-06	0
	ALSSA	5.673 333E-01	0.000 000E+00	6.880 000E-07	1.146 667E-07	2.564 025E-07	22
f ₆	IGWO	2.077 000E+00	2.328 000E-08	5.349 400E-08	3.971 867E-08	1.046 388E-08	0
	IGOA	2.781 183E+01	2.352 200E-07	6.706 900E+07	1.117 817E+07	2.499 514E+07	0
	GTO	7.291 000E-01	0.000 000E+00	1.232 600E-32	5.135 833E-33	5.237 543E-33	9
	EWOA	1.080 833E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	ALO	1.347 383E+01	4.661 900E-10	1.829 800E-09	8.850 700E-10	4.663 950E-10	0
	SSA	3.918 333E-01	3.393 600E-21	5.108 600E-19	2.119 028E-19	2.211 629E-19	0
	ALSSA	4.358 333E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
f ₇	IGWO	2.358 500E+00	2.609 500E-05	1.473 000E-04	8.192 017E-05	4.173 220E-05	0
	IGOA	2.748 117E+01	1.400 000E-03	9.800 000E-03	5.200 000E-03	3.006 105E-03	0
	GTO	9.926 667E-01	2.861 500E-06	3.203 100E-05	1.251 875E-05	1.027 913E-05	0
	EWOA	1.213 167E+00	3.847 200E-04	9.194 100E-04	6.939 617E-04	1.820 007E-04	0
	ALO	1.349 833E+01	8.055 800E-04	7.300 000E-03	2.934 263E-03	2.164 469E-03	0
	SSA	5.328 333E-01	8.856 900E-06	7.979 900E-05	4.030 815E-05	2.957 725E-05	0
	ALSSA	5.755 000E-01	3.898 800E-06	6.712 200E-05	2.353 355E-05	2.538 546E-05	0
f ₈	IGWO	2.177 000E+00	-4.189 700E+03	-4.071 200E+03	-4.130 467E+03	5.920 002E+01	0
	IGOA	2.805 250E+01	-3.259 000E+03	-2.065 700E+03	-2.699 833E+03	4.656 497E+02	0
	GTO	8.371 667E-01	-4.189 800E+03	-4.189 800E+03	-4.189 800E+03	0.000 000E+00	0
	EWOA	1.142 167E+00	-4.189 800E+03	-3.301 500E+03	-3.824 617E+03	2.828 147E+02	0
	ALO	1.361 067E+01	-4.189 800E+03	-2.167 200E+03	-3.028 433E+03	6.527 532E+02	0
	SSA	4.510 000E-01	-4.071 400E+03	-3.005 400E+03	-3.581 167E+03	3.875 795E+02	0
	ALSSA	5.021 667E-01	-2.762 300E+58	-1.251 400E+46	-4.603 834E+57	1.029 448E+58	0
f ₉	IGWO	2.147 000E+00	9.950 000E-01	1.164 850E+01	3.580 617E+00	3.732 815E+00	0
	IGOA	2.774 067E+01	1.293 450E+01	7.078 390E+01	4.332 790E+01	1.735 210E+01	0
	GTO	7.411 667E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	EWOA	1.118 333E+00	0.000 000E+00	5.969 800E+00	3.087 717E+00	2.254 304E+00	1
	ALO	1.353 683E+01	4.974 800E+00	1.890 420E+01	1.177 367E+01	5.277 858E+00	0
	SSA	4.393 333E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	ALSSA	4.165 000E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30

表 A1 (续) 各基准测试函数结果对比

序号	算法	Time	Worst	Best	Mean	Std	NOS
f10	IGWO	2.144 333E+00	4.440 900E-15	4.440 900E-15	4.440 900E-15	0.000 000E+00	0
	IGOA	2.793 667E+01	1.375 500E-04	2.579 900E+00	4.302 517E-01	9.613 520E-01	0
	GTO	7.438 333E-01	8.881 800E-16	8.881 800E-16	8.881 800E-16	0.000 000E+00	0
	EWOA	1.109 667E+00	4.440 900E-15	4.440 900E-15	4.440 900E-15	0.000 000E+00	0
	ALO	1.378 700E+01	1.120 800E-05	2.176 800E-05	1.500 400E-05	3.290 348E-06	0
	SSA	4.405 000E-01	8.881 800E-16	8.881 800E-16	8.881 800E-16	0.000 000E+00	0
	ALSSA	4.020 000E-01	8.881 800E-16	8.881 800E-16	8.881 800E-16	0.000 000E+00	0
f11	IGWO	2.276 833E+00	0.000 000E+00	2.479 000E-01	9.448 333E-02	1.070 521E-01	0
	IGOA	2.830 633E+01	1.904 000E-01	5.566 000E-01	3.444 000E-01	1.151 532E-01	0
	GTO	8.585 000E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	EWOA	1.176 333E+00	3.974 000E-02	2.017 000E-01	1.341 233E-01	6.091 723E-02	0
	ALO	1.353 150E+01	2.700 000E-02	3.271 000E-01	1.849 500E-01	1.214 234E-01	0
	SSA	5.055 000E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
	ALSSA	4.798 333E-01	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	0.000 000E+00	30
f12	IGWO	3.154 167E+00	5.517 800E-09	9.043 900E-09	7.682 633E-09	1.253 190E-09	0
	IGOA	2.859 583E+01	2.631 300E-08	3.112 000E-01	5.186 673E-02	1.159 774E-01	0
	GTO	1.747 667E+00	4.711 600E-32	5.098 900E-32	4.812 450E-32	1.372 274E-33	0
	EWOA	1.654 167E+00	4.711 600E-32	4.711 600E-32	4.711 600E-32	0.000 000E+00	0
	ALO	1.406 917E+01	4.601 800E-12	3.110 000E-01	5.183 333E-02	1.159 029E-01	0
	SSA	9.580 000E-01	2.055 100E-21	2.890 100E-18	9.208 399E-19	1.191 372E-18	0
	ALSSA	1.040 667E+00	4.711 600E-32	5.098 900E-32	4.776 150E-32	1.443 382E-33	0
f13	IGWO	3.296 667E+00	3.009 800E-07	9.095 100E-07	5.695 467E-07	2.134 963E-07	0
	IGOA	2.851 617E+01	3.014 900E-08	4.574 500E-07	1.292 998E-07	1.497 390E-07	0
	GTO	1.795 000E+00	1.349 800E-32	2.034 500E-31	4.597 833E-32	7.044 647E-32	0
	EWOA	1.646 500E+00	1.349 800E-32	1.349 800E-32	1.349 800E-32	0.000 000E+00	0
	ALO	1.425 800E+01	2.271 600E-11	7.625 100E-11	5.335 967E-11	1.911 120E-11	0
	SSA	9.583 333E-01	2.013 700E-21	1.092 900E-17	3.427 716E-18	4.121 497E-18	0
	ALSSA	1.048 833E+00	1.349 800E-32	4.375 100E-31	1.203 222E-31	1.603 610E-31	0

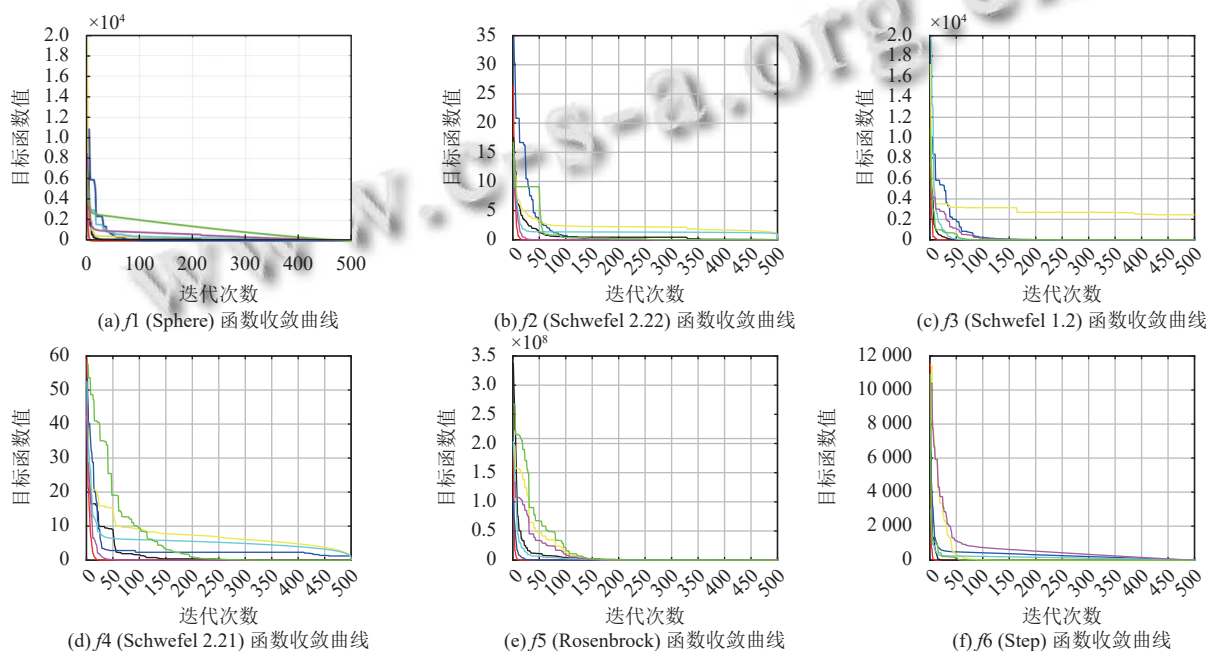


图 A1 基准函数收敛曲线

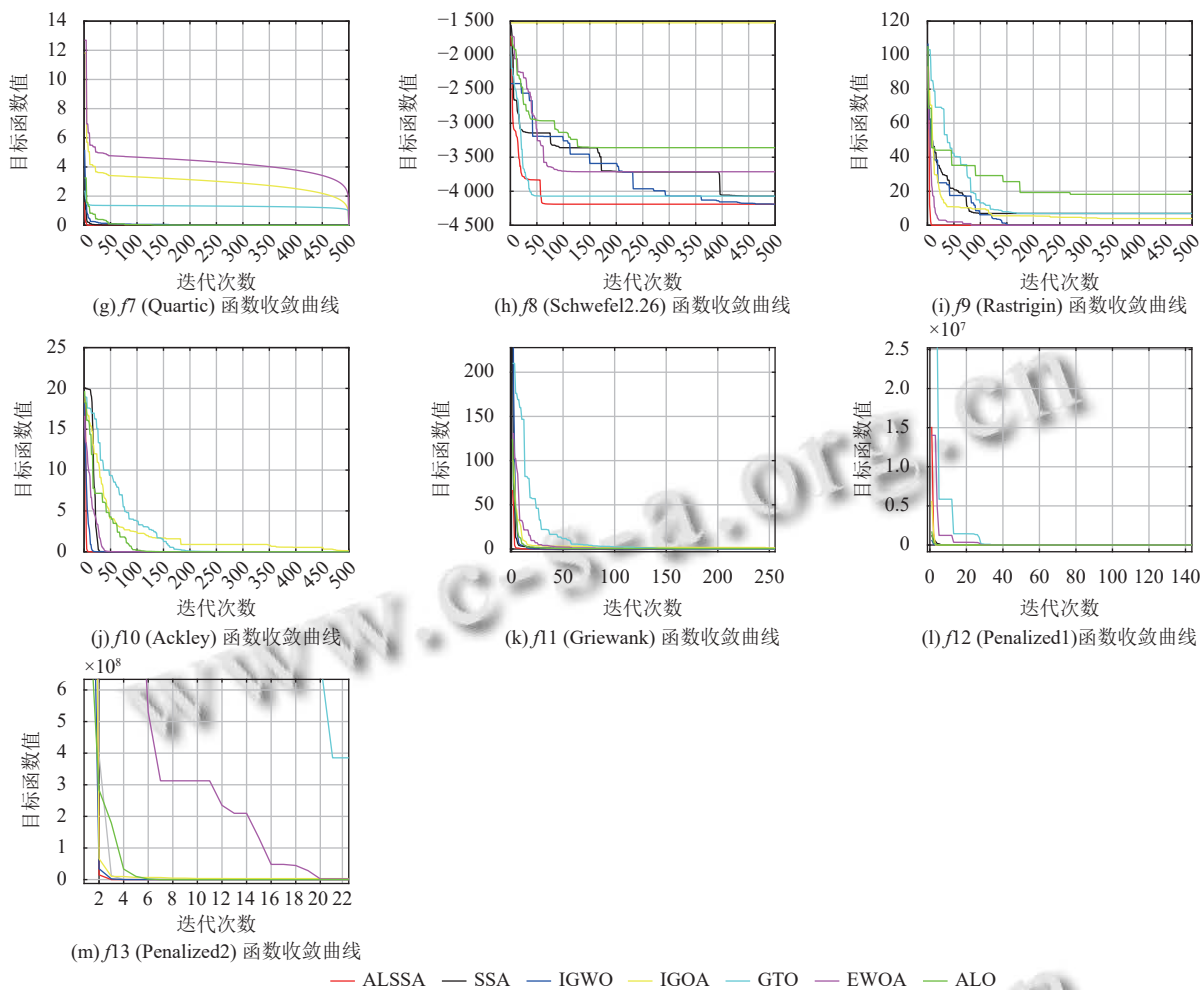


图 A1 基准函数收敛曲线 (续)

(校对责编: 牛欣悦)