

doi: 10.7690/bgzdh.2023.03.015

## 基于改进遗传算法的无人战车跃进位置决策

闫晓东, 常天庆, 郭理彬

(陆军装甲兵学院兵器与控制系, 北京 100072)

**摘要:** 针对无人战车协同进攻战斗中如何自主确定跃进位置和射击位置的问题, 构建无人战车自主确定跃进位置和射击位置决策数学模型。综合考虑战场地形环境、敌方兵力分布、跃进距离、跃进方向、友邻间火力协同等因素, 提出一种保留最优个体的自适应多种群遗传算法 (genetic algorithm, GA) 对模型进行求解。实验结果表明: 该模型能够实现无人战车自主确定跃进位置和射击位置的目的; 提出的改进遗传算法具有全局搜索能力强、收敛速度快、稳定性好等优点; 对无人作战装备自主能力的研究和提升具有一定参考价值。

**关键词:** 自主无人作战; 位置决策; 多种群遗传算法; 自适应遗传算法

**中图分类号:** TJ81 **文献标志码:** A

## Position Decision of Unmanned Combat Vehicle Based on Improved Genetic Algorithm

Yan Xiaodong, Chang Tianqing, Guo Libin

(Department of Weapon and Control, Army Academy of Armored Forces, Beijing 100072, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of how to determine the position of jumping and shooting independently in the cooperative attack combat of unmanned combat vehicle (UCAV), a decision-making mathematical model for determining the position of jumping and shooting independently is constructed. Considering the battlefield terrain environment, enemy force distribution, leap distance, leap direction, fire coordination between friendly neighbors and other factors, an adaptive multi-population genetic algorithm (GA) with the best individual is proposed to solve the model. The experimental results show that the model can achieve the purpose of determining the jump position and shooting position of unmanned combat vehicle autonomously. The proposed improved genetic algorithm has the advantages of strong global search ability, fast convergence speed and good stability, which has a certain reference value for the research and promotion of autonomous capability of unmanned combat equipment.

**Keywords:** autonomous unmanned combat; position decision; multi-population genetic algorithm; adaptive genetic algorithm

### 0 引言

进攻战斗中, 经验丰富的士兵能够根据地形、敌情、友邻等情况灵活地在战场上进行跃进, 根据作战经验和战场态势选择安全的射击位置, 达到保存自己和发挥火力的目的。如何使无人战车能够像人一样在战场上根据外部环境自主确定跃进位置和射击位置, 是无人作战装备自主能力研究的重要内容之一。无人战车跃进位置和射击位置的选择在本质上属于函数优化问题。遗传算法 (GA) 是目前常用的全局函数优化算法之一, 是一种通过模拟生物进化论中自然选择和遗传学机理进行寻优的全局优化随机搜索方法。该算法具有算法简单、收敛速度快、全局搜索能力强、潜在并行性和易与其他算法融合等优点, 但也存在受参数设置影响大、局部搜索能力差、易早熟收敛等问题。为解决遗传算法存在的

诸多问题, 许多学者在传统遗传算法的基础上进行了大量改进, 取得了较好效果。为解决遗传算法后期搜索能力的不足, 潘伟等<sup>[1]</sup>提出了一种混沌“微变异”自适应遗传算法; 为解决遗传算法局部搜索能力不强的问题, 魏士伟等<sup>[2]</sup>通过定义个体评价策略, 将适应度值高的和差异度高的个体组成精英种群, 保证种群的多样性, 使种群更容易跳出局部最优解; 为提高算法的性能, Ha 等<sup>[3]</sup>、Yang 等<sup>[4]</sup>、王剑楠等<sup>[5]</sup>分别对算法中编码方式、选择算子和变异算子进行了改进; 荣国成等<sup>[6]</sup>、Jiao 等<sup>[7]</sup>、吴永忠等<sup>[8]</sup>、Chen 等<sup>[9]</sup>分别将传统遗传算法与粒子群算法、人工免疫算法、模拟退火算法和人工神经网络算法等智能算法相融合提出了新的混合智能算法, 均取得了较好效果。笔者在已有研究的基础上, 针对无人战车跃进位置和射击位置选择问题进行建模, 采取自

收稿日期: 2022-11-26; 修回日期: 2022-12-28

作者简介: 闫晓东 (1989—), 男, 山东人, 硕士, 从事导航、制导与控制研究。E-mail: 693398659@qq.com。

适应调参、增加精英种群、改进交叉变异算子等方式对传统遗传算法进行改进，提出一种保留最优个体的自适应多种群遗传算法 (AMGA-POI)，并通过模型进行仿真求解，验证了数学模型的可行性和 AMGA-POI 的优越性。

## 1 跃进位置和射击位置模型

### 1.1 安全区模型

为简化模型和便于编程仿真，笔者使用常用的栅格法对地形环境进行建模，如图 1 所示。图中黑色方格代表作战地域内能够用来掩护无人战车，避免敌方火力直接对无人战车实施观察射击的地形地物所在位置，白色方格代表无人战车无法得到有效掩护的位置。理论上形成栅格图使用的距离精度越小，生成的栅格图与现地匹配度越高，结果越精确，但同时计算量和计算时间也会呈爆发式增长。综合考虑计算精度和计算时间，笔者采用 10 m 的精度对地形进行栅格化。地形地物边缘处理时，若地形地物占有面积超出所在栅格长或者宽的一半时设置为黑色，否则设置为白色。

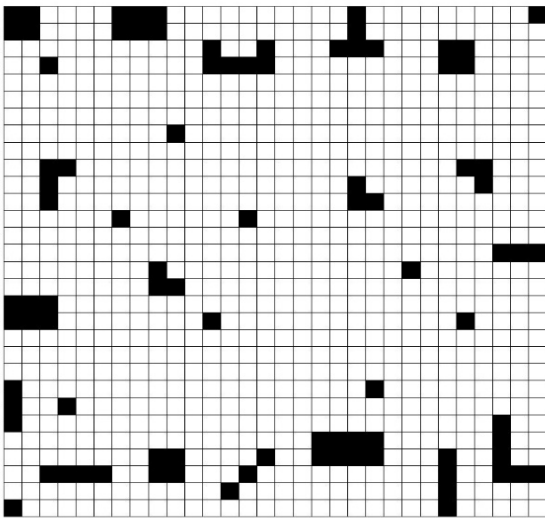


图 1 地形建模

敌方火力点无法对我方作战单元进行有效观察和射击，对我方作战单元来说相对安全的区域称为安全区 (safety zone, SZ)。如图 2 所示，深灰色扇形区域以及向后延伸区域代表由于建筑物遮挡对于下方坦克产生的观察射击盲区，浅灰色扇形区域以及向后延伸区域代表由于建筑物遮挡对于上方坦克产生的观察射击盲区，当我方作战单元处于深灰色区域和浅灰色区域的重叠区域时，敌方两辆坦克均无法对我方作战单元进行有效观察和射击，此重叠区域就是作战区域内的 SZ。

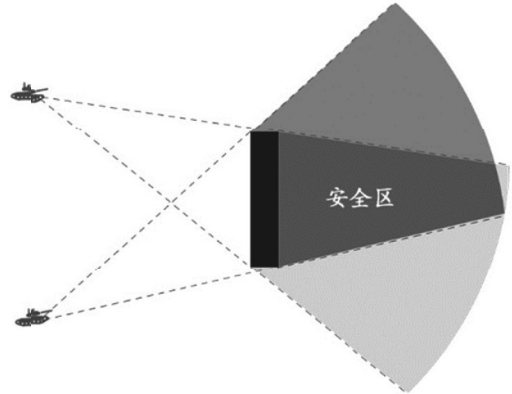


图 2 安全区

设作战地域内对无人战车有威胁的敌方目标数为  $m$ ，能够为无人战车提供遮挡掩护的地物数为  $n$ ，则作战地域内总的 SZ 范围可以表示为：

$$S = \bigcap_{i=1}^m (\bigcup_{j=1}^n s_{ij}) \quad (1)$$

式中： $S$  为当前敌情态势下作战地域内总的 SZ 范围； $s_{ij}$  为敌方第  $i$  个目标因作战地域内第  $j$  个能够为无人战车提供遮挡掩护地物而产生的 SZ。

### 1.2 威胁度模型

当无人战车处在 SZ 之外时，至少有一个敌方目标能够对无人战车进行观察和射击，给无人战车造成一定威胁。一般情况下，在敌方火力点有效射程之内时，无人战车距离敌方火力点越近则受到的威胁越大，处在敌方火力点有效射程之外时要比处在敌方火力点有效射程之内受到的威胁程度小得多；同时，侧方暴露在敌方火力下要比正面暴露在敌方火力下受到的威胁程度大，并且敌方火力点是否受到我方友邻火力的压制也是影响敌方火力点威胁程度和范围的重要因素。设作战地域内对无人战车有威胁的敌方目标数为  $m$ ，当无人战车位于作战地域内任一位置  $P(x, y)$  时，受到的威胁程度表示为：

$$\text{thr}(x, y) = \sum_{i=1}^m \{ [1.5 - \cos(\theta_i)] * \text{thr}_i(x, y) \} \quad (2)$$

式中： $\text{thr}(x, y)$  为无人战车位于作战地域内位置  $P(x, y)$  时受到的威胁程度； $\theta_i$  为无人战车与敌方第  $i$  个目标的连线与无人战车车体方向之间的夹角； $\text{thr}_i(x, y)$  为敌方第  $i$  个目标在此处的固定威胁度值。 $\text{thr}_i(x, y)$  的计算方法为：

- 1) 当  $P(x, y)$  位于安全区  $s_i$  时：

$$\text{thr}_i(x, y) = 0 \quad (3)$$

- 2) 当  $P(x, y)$  与敌方第  $i$  个目标之间的距离  $\text{Dist}_i$  小于等于敌方第  $i$  个目标的有效射程  $\text{Rang}_i$  时：

$$thr_i(x, y) = \frac{\alpha_i * \beta_i * [Rang_i - Dist_i(x, y) + 1]}{Rang_i} \quad (4)$$

3) 当  $P(x, y)$  与敌方第  $i$  个目标之间的距离  $Dist_i$  大于敌方第  $i$  个目标的有效射程  $Rang_i$  时:

$$thr_i(x, y) = \frac{\alpha_i * \beta_i}{Rang_i * [Dist_i(x, y) - Rang_i + 1]} \quad (5)$$

式中:  $\alpha_i$  为敌方第  $i$  个目标受我方火力压制程度;  $\beta_i$  为敌方第  $i$  个目标的相对威胁度值。

### 1.3 无人战车机动模型

图 3 是以 3 辆无人战车组成的作战编组协同进攻战斗中 B 车在 A 车和 C 车的火力压制掩护下向前跃进的示意图。图中: A、B、C 3 辆无人战车分别对敌方编号为 1、2、3 的 3 个目标进行火力打击;  $P(x, y)$  是无人战车 B 向前跃进的位置。多作战单元协同作战中由于需要进行火力协同和支援, 每台无人战车不仅要对自身负责目标进行打击, 必要时也要对友邻打击目标进行压制, 从而掩护友邻行动。 $S_1$  是 B 车对敌方 2 号目标进行观察射击的位置;  $S_2$  是当需要掩护 A 车行动时对敌方 1 号目标进行观察射击的位置。

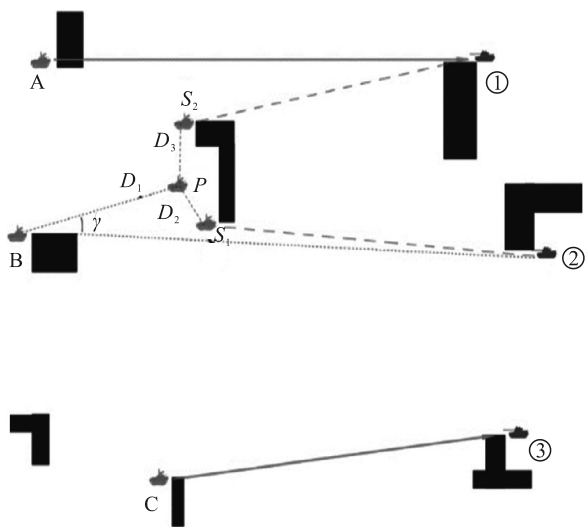


图 3 无人战车跃进射击

无人战车 B 从初始位置跃进至位置  $P(x, y)$  的机动代价值函数为:

$$Mot(x, y) = 0.9 * \cos\gamma + \exp\left(-\left(\frac{D_1 - 20}{8}\right)^2\right) + \frac{5}{D_2 + D_3} \quad (6)$$

当无人战车单独执行作战任务, 不考虑友邻间火力协同和支援时无人战车 B 从初始位置跃进至位置  $P(x, y)$  的机动代价值函数简化为:

$$Mot(x, y) = 0.9 * \cos\gamma + \exp\left(-\left(\frac{D_1 - 20}{8}\right)^2\right) + \frac{2.5}{D_2} \quad (7)$$

式中:  $\gamma$  为跃进方向与进攻基准方向之间的夹角;  $D_1$  为初始位置与跃进位置  $P(x, y)$  之间的直线距离;  $D_2$  为距离跃进位置  $P(x, y)$  最近的能够对敌方 2 号目标进行观察射击的位置与跃进位置  $P(x, y)$  之间的直线距离;  $D_3$  为无人战车 B 对无人战车 A 进行火力掩护时, 距离跃进位置  $P(x, y)$  最近的能够对敌方 1 号目标进行观察射击的位置与跃进位置  $P(x, y)$  之间的直线距离。

### 1.4 适应度值函数

综合上文建立的数学模型, 适应度值函数和目标函数表示为:

$$\left. \begin{aligned} Fit(x, y) &= \frac{1}{thr(x_0, y_0)} + Mot(x, y) \\ Tar(x, y) &= \max[Fit(x, y)] \\ (x, y) &\in S, (x_0, y_0) \notin S \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中:  $(x, y)$  为跃进位置  $P$  的坐标;  $(x_0, y_0)$  为射击位置  $S_1$  的坐标;  $Fit(x, y)$  为待求位置的适应度值;  $Tar(x, y)$  为目标函数;  $S$  为 SZ。

## 2 改进自适应双种群遗传算法

### 2.1 遗传算法基本原理

传统遗传算法的流程如下<sup>[10]</sup>:

1) 确定编码方案并生成初始种群。

编码方案取决于问题性质与遗传算子设计, 常用方案有二进制编码、实数编码、有序串编码等。

2) 确定适应度值函数。

通常以优化问题的目标函数作为个体适应度值函数, 但在某些情况下会将目标函数转化为标准适应度值函数。

3) 选择、交叉、变异。

选择是指从父代种群中按一定概率选择个体到下一代群体中, 被选中的概率与适应度函数值有关; 交叉是指 2 个个体的染色体进行部分交换组合, 以产生可能更优秀的新个体; 变异是指对任意个体染色体中某一基因点位或某些基因点位进行随机更改, 以产生可能更优秀的新个体。

4) 终止条件的确定。

当遗传算法运行至最大代数或适应度函数值达到可接受的范围内时, 算法终止。

### 2.2 遗传算法改进

根据遗传算法的基本原理，为解决传统遗传算法迭代初期收敛速度慢，迭代后期种群同一化严重，全局搜索能力下降的问题，一般做法为：在算法运行的初始阶段，通过提升交叉概率  $P_c$  的方式来加速种群的进化，提高算法的收敛速度；在进化中后期，因过多的交叉操作使种群内个体趋于同一性，可能会导致算法陷入局部最优解而无法得到更好的个体，此时通过减小  $P_c$  和增加  $P_m$  来提高算法探索新解的能力，从而增强算法的全局搜索能力<sup>[11]</sup>。自适应遗传算法 (adaptive genetic algorithm, AGA) 最初由 Srinivas 等<sup>[12]</sup>提出，该算法中交叉概率和变异概率都是处于动态变化的，有效解决了传统遗传算法的早熟问题，但是不利于算法初期种群的迭代。在此基础上，任子武等<sup>[13]</sup>提出了一种改进的自适应遗传算法，使得算法在迭代初期不会陷入局部解中，但动态调节作用不显著，不能够很好地寻求最优解<sup>[14]</sup>。为解决这一问题，笔者将交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  设计成跟随迭代次数  $k$  和种群离散程度即方差自适应变化的函数值，表示为：

$$P_c = \begin{cases} P_{cm} * \frac{k_{max}}{k + k_{max}} + 0.01 * a & k < \frac{k_{max}}{2} \\ P_{cm} * \frac{k_{max}}{k + k_{max}} & k > \frac{k_{max}}{2} \end{cases}; \quad (9)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{mm} * \frac{k + k_{max}}{k_{max}} & k < \frac{k_{max}}{2} \\ P_{mm} * \frac{k + k_{max}}{k_{max}} + 0.001 * b & k > \frac{k_{max}}{2} \end{cases}。 \quad (10)$$

式中： $P_{cm}$  为最大交叉概率； $P_{mm}$  为最大变异概率； $k$  为当前迭代次数； $k_{max}$  为最大迭代次数； $a$  为交叉概率动态调节因子，如果由于种群迭代导致种群适应度值方差增大， $a$  等于 1，否则  $a$  等于 0，但  $P_c$  值不超过  $P_{cm}$ ； $b$  为变异概率动态调节因子，如果由于种群迭代导致种群适应度值方差减小， $b$  等于 1，否则  $b$  等于 0，但  $P_m$  值不超过  $P_{mm}$ 。

传统遗传算法经过交叉和变异操作后原有种群会受到较大破坏，迭代产生的最优个体往往无法得到有效保留，导致每次迭代都具有一定的随机性，进而导致算法的收敛速度较慢。为解决这一问题，笔者对传统遗传算法的交叉和变异算子进行改进。具体改进措施：记录算法当前迭代次数之前产生的全局最优个体  $bestindividual$ ，对种群进行交叉和变

异操作后用记录的最优个体  $bestindividual$  随机替换种群中一定数量的个体，从而实现保留最优个体加快收敛速度的目的。

多种群遗传算法是学者为提高算法计算性能，加快算法收敛速度和增强算法全局搜索能力而提出的对传统遗传算法的改进措施，目前使用较多的做法是在常规算法的基础上增加精英种群。王晓军等<sup>[15]</sup>通过 AGV 调度优化的实例验证了多种群遗传算法的可行性，董浩等<sup>[16]</sup>将多种群遗传算法应用到虚拟机优化部署任务研究中，多种群遗传算法体现出较强的鲁棒性和较高的收敛速度，杜守信等<sup>[17]</sup>提出的双种群混合遗传算法分别利用遗传算法机制和粒子群算法机制对普通种群和精英种群进行迭代寻优，结合了 2 种算法的优势，提高了算法执行效率的同时确保了算法的稳定性。目前大多数多种群遗传算法的种群间交流以个体交换为主，缺乏种群间基因信息的直接交流；为此，笔者在增加精英种群的同时改进种群间交流机制，设计了种群间交叉算子，改进后的遗传算法流程如图 4 所示。

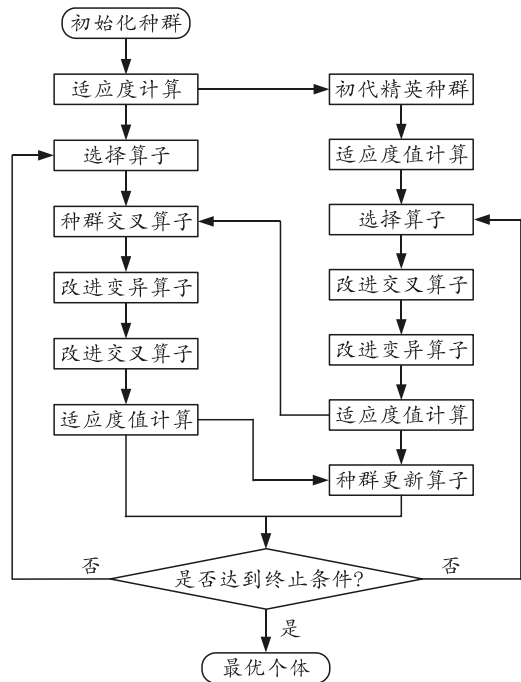


图 4 改进遗传算法流程

## 3 仿真分析

### 3.1 初始条件设置

笔者在 windows10 环境下使用 Matlab R2016a 环境进行编程和仿真。为方便后续算法比较，所有仿真过程使用图 5 所示同一个 100×100 栅格地图，其他相关参数初始值设置如表 1 和 2 所示。

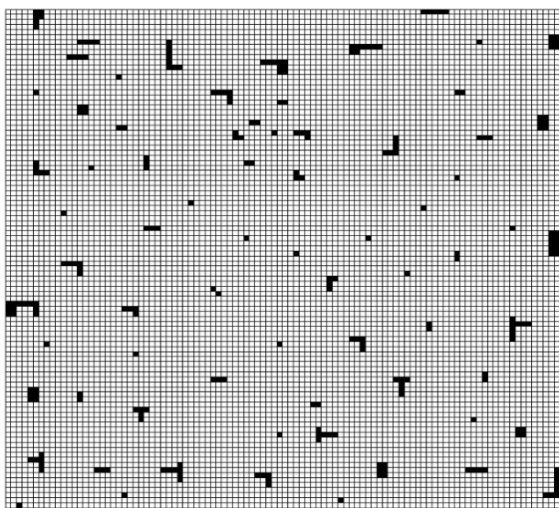


图 5 仿真初始地形条件

表 1 敌我兵力初始条件

目标编号	有效射程/m	相对威胁度	初始位置
蓝方火力点 1	1 000	10	(9, 20)
蓝方火力点 2	1 000	8	(8, 45)
蓝方火力点 3	1 000	6	(9, 83)
无人战车 A	1 000	-	(95, 17)
无人战车 B	1 000	-	(91, 47)
无人战车 C	1 000	-	(85, 82)

表 2 改进遗传算法参数初始值

序号	参数名称	参数值
1	普通种群规模	300.00
2	精英种群规模	150.00
3	染色体长度	14.00
4	最大迭代次数	20.00
5	最大交叉概率	0.60
6	最大变异概率	0.15

### 3.2 无人战车单独执行作战任务仿真

无人战车单独执行作战任务时不需要考虑与友邻作战单元的协同情况，以无人战车 B 对敌方第 2 个目标进行火力打击为例进行仿真，仿真结果如图 6 所示。图中，每个位置受到的敌方威胁程度从高到低以灰度颜色由深到浅表示，无人战车 B 的初始位置以空心倒三角标识，敌方 3 个目标所在位置以空心圆标识，实心五角星是经过本算法仿真后计算出的最佳跃进位置(79, 56)，当无人战车位于最佳跃进位置(79, 56)时最佳射击位置为(80, 56)，最佳射击位置的威胁度为 2.253 2，距离最佳跃进位置的距离为 1。从图中可以看出，最佳跃进位置位于安全区内；同时，由于最左侧敌方目标的威胁程度大于最右侧敌方目标的威胁程度，计算出的最佳跃进位置相对靠右，最佳跃进位置对应的最佳射击位置受到的威胁程度较小且距离最佳跃进位置较近。

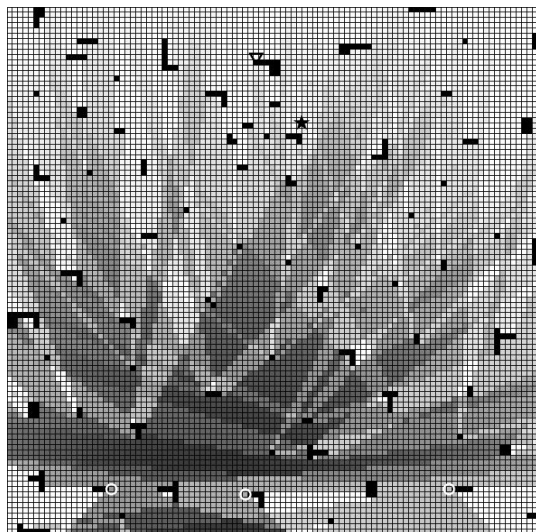


图 6 无人战车单独执行作战任务仿真结果

### 3.3 无人战车协同执行作战任务仿真

当无人战车编组协同执行作战任务时，选择的最佳跃进位置应当不仅能够有效打击自己当前负责的敌方目标，而且便于对友邻负责打击的敌方目标进行火力压制。与无人战车单独执行作战任务相比，笔者在算法中加入了射击位置转移机动距离和不同射击位置受威胁程度 2 个因素影响，以无人战车 B 对敌方第 2 个目标进行火力打击；同时，在必要时对无人战车 A 进行火力支援为例进行仿真，仿真结果如图 7 所示。

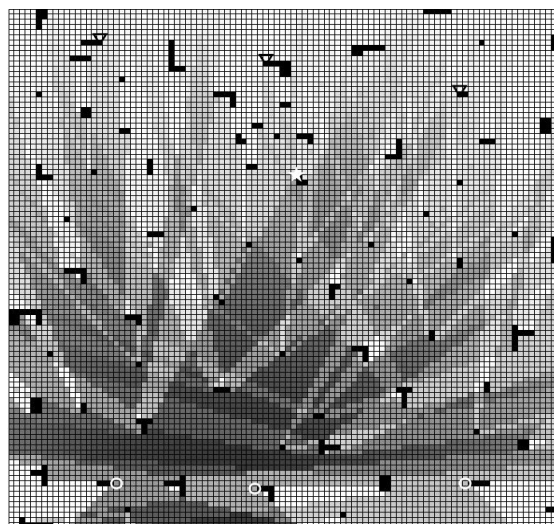


图 7 无人战车协同执行作战任务仿真结果

图中符号和颜色意义同 3.2 节。经本算法仿真后计算出的最佳跃进位置为(69, 53)，当无人战车位于最佳跃进位置时，对敌方第 2 个目标进行火力打击的最佳射击位置为(69, 52)，与最佳跃进位置为(69, 53)的直线距离为 1，威胁度为 3.168 0，对敌方

1 号目标的最佳射击位置为(68, 55)，与最佳跃进位置为(69, 53)的直线距离为 2.236 1，威胁度为 5.381 6，当无人战车需要转移火力时，2 个射击位置之间的直线距离为 3.162 3。结合数据和图像分析，笔者所提算法计算得到的最佳跃进位置和射击位置能够兼顾自身作战任务和与友邻间火力协同需要，便于实现与友邻的交替掩护前进。

### 3.4 算法性能对比

以 3.3 节中仿真条件为例，分别利用传统遗传算法、文献[18]提出的双种群遗传算法和笔者所提算法进行仿真，并对 3 种算法的全局最优值、每次迭代产生最优值、每代个体适应度值离散程度演变情况进行数据分析。

图 8 是 3 种算法的全局最优值随迭代次数的变化情况，从图中可以看出：1) 传统遗传算法在 3 种算法中收敛速度最慢，且容易陷入局部最优值而停止搜索；2) 双种群遗传算法与传统遗传算法相比收敛速度和全局搜索能力有所提高，但仍存在陷入局部最优值而停止搜索的情况；3) 笔者提出的改进遗传算法收敛速度和全局搜索能力在 3 种算法中最优，并且经过多次试验分析，与传统遗传算法相比，笔者提出的改进遗传算法取得最优值的最小迭代次数平均缩短 60%。

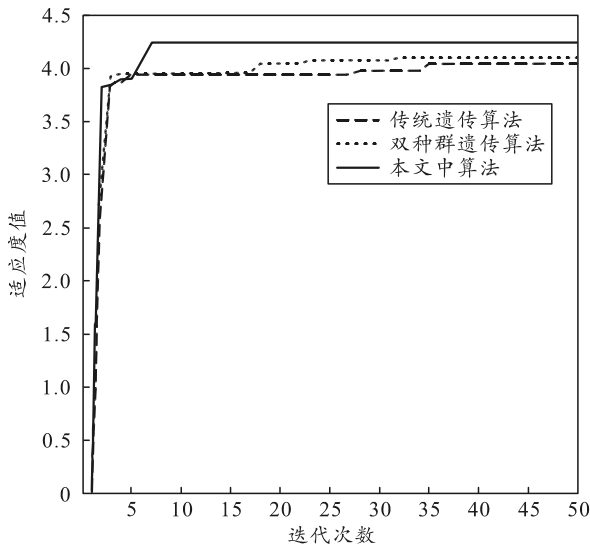


图 8 全局最优适应度值迭代变化情况

图 9 是 3 种算法在迭代过程中，每一代种群的最优适应度值变化情况，从图中可以看出：1) 每次迭代后传统遗传算法和普通双种群遗传算法由于受到交叉和变异操作的影响，最优个体遭受破坏而无法有效保留，导致搜索具有较大的随机性，从而影响算法的收敛速度；2) 笔者提出的改进遗传算法，

将全局最优个体和每代最优个体在每次迭代后进行保留，直接进入下次迭代的种群当中，提高最优个体对种群进化的影响，从而提高了算法的稳定性和收敛速度。

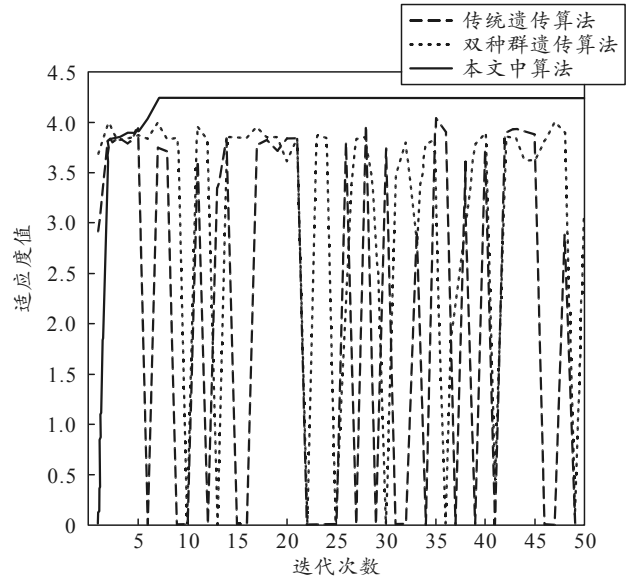


图 9 逐代最优适应度值迭代变化情况

图 10 是 3 种算法的种群适应度值方差迭代变化情况，种群适应度值方差能够在一定程度上反映每次迭代后种群的多样性情况，从图中可以看出：1) 传统遗传算法在迭代前期由于选择和交叉算子的影响，种群的多样性迅速降低，后期固定不变的变异概率只能将种群的多样性维持在较低水平，这也是传统遗传算法易于陷入局部最优值的原因之一。2) 双种群遗传算法由于在普通种群的基础上增加了精英种群，等于变相增加了种群规模，从而在一定程度上提高了种群的多样性水平，但仍然无法有效克服算法易于陷入局部最优值的情况。3) 笔者提出的改进遗传算法，交叉概率和变异概率除了随着迭代次数的增加，交叉概率逐渐减小，变异概率逐渐增大之外。同时，还受到种群多样性变化的影响，在迭代前期，为加快收敛速度，当种群多样性变大时适当增加交叉概率；在迭代后期，为保持种群多样性，提高全局搜索能力，当种群多样性减低时适当增加变异概率，从而保证笔者提出的改进遗传算法在 3 种算法中具有最强的全局搜索能力。

## 4 结束语

笔者针对如何使无人战车在进攻战斗中具备自主选择确定跃进位置和射击位置能力的问题，充分考虑战场多因素影响构建相应数学模型，并针对模型求解提出了一种保留最优个体的 AMGA-POI。通

过对无人战车独自执行作战任务和多无人战车协同执行作战任务分别进行仿真，结果表明：笔者建立的数学模型能够满足无人战车在进攻战斗中自主选择确定跃进位置和射击位置的需求，提出的AMGA-POI与传统遗传算法和双种群遗传算法相比，具有收敛速度快、全局搜索能力强、鲁棒性强等优点。

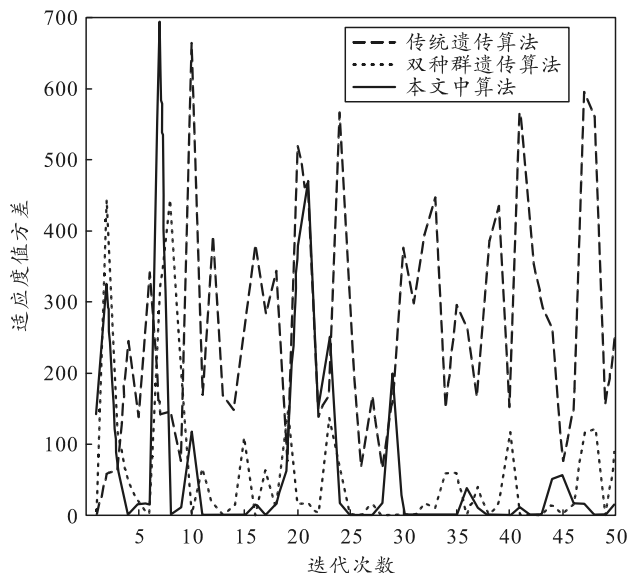


图10 适应度值方差迭代变化情况

### 参考文献：

- [1] 潘伟, 丁立超, 黄枫, 等. 基于混沌“微变异”自适应遗传算法研究[J/OL]. 控制与决策, 2021(8): 2042-2048[2021-05-30]. <http://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0319>.
- [2] 魏士伟, 邓维. 基于多精英协同进化遗传算法的云资源调度[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(5): 274-280.
- [3] HA V P, DAO T K, PHAM N Y, et al. A variable-length chromosome genetic algorithm for time-based sensor network schedule optimization[J]. Sensors, 2021, 21(12): 3990.
- [4] YANG J, HONAVAR V. Feature subset selection using a genetic algorithm[J]. IEEE Intelligent Systems & Their Applications, 2002, 13(2): 44-49.
- [5] 王剑楠, 崔英花. 基于自适应变异算子的实数编码遗传算法[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2021, 36(2): 46-51.
- [6] 荣国成, 王昊, 沙莎. 基于粒子群遗传混合优化算法在OFDMA中自适应资源分配应用[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2021, 44(3): 96-101.
- [7] JIAO L, LEI W. A novel genetic algorithm based on immunity[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part A Systems and Humans, 2000, 30(5): 552-561.
- [8] 吴永忠, 刘华威, 侯诗文, 等. 模拟退火遗传算法在风力提水机翼型优化设计中的研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(6): 385-390.
- [9] CHEN H W, LIU S M, MAGOMEDOV R M, et al. Optimization of inflow performance relationship curves for an oil reservoir by genetic algorithm coupled with artificial neural intelligence networks[J]. Energy Reports, 2021, 7: 3116-3124.
- [10] 向胜涛, 王达. 基于改进量子遗传算法的模型交互修正方法[J/OL]. 浙江大学学报(工学版), 2022, 56(1): 1-11[2021-12-02]. <http://detail/33.1245.T.20211129.1756.004.html>.
- [11] 刘晋, 邹瑞, 韩琦, 等. 基于自适应遗传算法的应急物资储备库选址及物资调配优化研究[J]. 安全与环境学报, 2021, 21(1): 295-302.
- [12] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm[J]. IEEE transactions on systems man and cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [13] 任子武, 伞冶. 自适应遗传算法的改进及在系统辨识中应用研究[J]. 系统仿真学报, 2006(1): 41-43, 66.
- [14] 刘强, 杨壹. 基于遗传算法的建筑安全事故关联规则挖掘[J]. 浙江工业大学学报, 2021, 49(6): 629-635.
- [15] 王晓军, 王博, 晋民杰, 等. 改进多种群遗传算法的Auto-Store系统多AGV调度优化[J]. 工业工程, 2021, 24(4): 112-118, 167.
- [16] 董浩, 李焱. 基于多种群遗传算法的虚拟机优化部署研究[J]. 控制工程, 2020, 27(2): 335-341.
- [17] 杜守信, 毋涛. 双种群混合遗传算法的裁剪分床应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(22): 182-189.
- [18] 刘科研, 盛万兴, 马晓晨, 等. 基于多种群遗传算法的分布式光伏接入配电网规划研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(6): 146-155.