

# 控制与决策

Control and Decision

特种部队算法：一种新的元启发式算法

潘科, 张伟, 王亚刚

引用本文:

潘科, 张伟, 王亚刚. 特种部队算法: 一种新的元启发式算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2497–2504.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0501>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[多策略融合的改进麻雀搜索算法及其应用](#)

Improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration and its application

*控制与决策*. 2022, 37(1): 87–96 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0582>

[基于动态行为选择的和声搜索算法](#)

Harmony search algorithm based on dynamic behavior selection

*控制与决策*. 2021, 36(3): 577–588 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0597>

[基于自适应正态云模型的灰狼优化算法](#)

Grey wolf optimization algorithm based on adaptive normal cloud model

*控制与决策*. 2021, 36(10): 2562–2568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0233>

[融合能量周期性递减与牛顿局部增强的改进HHO算法](#)

Improved harris hawks optimization coupling energy cycle decline mechanism and Newton local enhancement strategy

*控制与决策*. 2021, 36(3): 629–636 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0810>

[一种自适应拟牛顿-状态转移混合智能优化算法及应用](#)

A hybrid state transition optimization algorithm based on adaptive quasi-newton method and its application

*控制与决策*. 2021, 36(10): 2451–2458 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0214>

# 特种部队算法: 一种新的元启发式算法

潘科, 张伟<sup>†</sup>, 王亚刚

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

**摘要:** 根据现实环境中特种部队在执行任务时的情形, 提出一种新的受启发于人的行为和基于群体的优化算法——特种部队算法 (SFA). 特种部队算法为了有效模拟特种部队的特征, 将现实中的不同战术行为和群体策略引入寻优思路, 设计独特的搜索模式. 特种部队会根据具体场景和任务要求, 分别进行 3 种不同的任务: 大规模搜索、突击搜捕、抓捕解救, 通过结合不同策略, 同时在算法中加入一些独特的机制, SFA 可以模拟真实的动态行为以符合优化需求, SFA 与其他几种成熟的算法进行比较, 在包含单峰函数、多峰函数和固定维函数的 15 组基准函数测试中, 验证了 SFA 的性能. 实验结果表明, SFA 展现出极具潜力和竞争力的结果, 且能够在较好地平衡探索能力和开发能力的基础上, 获得良好的搜索性能和寻优精度.

**关键词:** 元启发式; 最优化; 群智能; 特种部队算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0501

引用格式: 潘科, 张伟, 王亚刚. 特种部队算法: 一种新的元启发式算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2497-2504.

## Special forces algorithm: A new meta-heuristic algorithm

PAN Ke, ZHANG Wei<sup>†</sup>, WANG Ya-gang

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** In this paper, a new meta-heuristic algorithm inspired by human behaviors and the population-based optimizer, called special forces algorithm (SFA) is proposed based on the situation of special forces performing tasks in the real environment. In order to effectively simulate the characteristics of special forces, the SFA introduces different tactical behaviors and group strategies in reality into the optimization ideas, and designs a unique search mode. Special forces perform three tasks according to specific scenarios and mission requirements: large-scale search and assault search, capture and rescue. By combining the different strategies, and adding some uniquely mechanisms to the algorithm, the SFA simulates real dynamic behaviors to meet optimization requirements. The proposed SFA is compared with other types of mature algorithms, the performance of the SFA is verified in 15 sets of benchmark function tests including the unimodal function, multimodal function and fixed-dimensional function. The results demonstrate that the SFA has shown great potential and competitive results. The SFA can obtain good search performance and optimization accuracy on the basis of a better balance of exploration and exploitation capabilities.

**Keywords:** meta-heuristic; optimization; swarm intelligence; special forces algorithm

## 0 引言

元启发式算法 (MAs) 用于克服许多实际中出现的多峰、非连续和不可微问题<sup>[1-2]</sup>. 由于 MAs 更高的性能、更低的计算量和花费的时间, 在许多领域已经得到了应用<sup>[1,3-5]</sup>. 在实际许多非线性问题上, MAs 通常从随机产生的解开始, 不需要梯度信息, 特别适用于导数信息未知的实际问题. 由于许多问题的解空间往往是不确定或无限的, 依靠遍历解空间寻找最优

解是不可行的, MAs 通过对庞大的解空间进行一定的随机检索获得问题的近似最优解, 在有限的环境或计算能力下为优化问题寻找和生成更好的解.

基于灵感来源, MAs 主要分为 3 类: 进化算法、群智能算法和基于物理学的方法. 进化算法使用自然发生的生物进化概念, 此类中最著名的方法是遗传算法 (GA)<sup>[6]</sup>, 该算法使用交叉和突变等概念搜索. 还有其他著名的进化算法, 如差分进化算法 (DE)<sup>[7]</sup>、进化

收稿日期: 2021-03-26; 录用日期: 2021-07-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (11502145, 61703277, 61074087).

责任编辑: 侯忠生.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: wzhang@usst.edu.cn.

编程算法(EP)<sup>[8]</sup>和进化策略算法(ES)<sup>[9]</sup>.

群智能是一类模仿人或自然界各种生物群体智慧和集体行为的优化方法. 粒子群算法(PSO)<sup>[10]</sup>最为著名,其灵感来自鸟类或鱼类的集体行为. 近年来,此类算法还包括樽海鞘算法(SSA)<sup>[11]</sup>、海洋捕食者算法(MPA)<sup>[12]</sup>以及哈里斯鹰优化算法(HHO)<sup>[13]</sup>等.

基于物理的方法受启发于自然界中不同的物理定律,这类方法中搜索个体的交互作用通常受物理现象中提取的规则或规律支配. 如模拟退火(SA)<sup>[14]</sup>,它采用加热材料然后缓慢冷却的热力学定律. 另一种著名的引力搜索算法(GSA)<sup>[15]</sup>利用牛顿万有引力定律与质量间的关系将搜索个体的位置更新为最优点.

Salcedo-Sanz<sup>[16]</sup>深入研究了儿种基于物理的优化器. 由于算法的普及,有些文献收集了每个类别的不同方法以及来自不同工程学科的文献综述和应用实例<sup>[17-18]</sup>. 虽然一些MAs已被成功地应用,但是理论证明,任何算法在解决问题时都不可能保证找到最优解,即没有免费午餐理论(NFL)<sup>[19]</sup>. 这也鼓励着研究者设计新的算法,解决新的问题.

特种部队是一类担负突袭敌方重要政治、经济或军事目标以及遂行其他特殊任务的军队,最早出现于纳粹德国. 特种部队训练严格,对队员素质要求高,训练内容强调全面性和极致性. 特种部队可执行各种各样的任务. 如在执行反恐巡逻任务时,分出诸多小队,搜索潜在的目标(恐怖分子或人质). 小队被分散部署,其中要求有承担外围侦察、狙击和潜伏等各类任务的队员. 期间,他们经过巡逻、伏击和反伏击,直至定点清除. 实战中,每支队伍乃至每个队员遇到的情况都可能不同. 受此启发,本文提出一种新的算法:特种部队算法(SFA),是基于特种部队执行反恐作战任务的行为和策略的一种群智能算法. 通过结合不同策略,同时在算法中加入一些独特的机制,SFA可以模拟真实的动态行为以符合优化需求,SFA与其他几种成熟的算法进行比较,在包含单峰函数、多峰函数和固定维函数的15组基准函数测试中,验证了SFA的性能. 实验结果表明,SFA展现出极具潜力和竞争力的结果,且能够在较好地平衡探索能力和开发能力的基础上,获得良好的搜索性能和寻优精度.

## 1 特种部队算法

按照MAs的共同特点,将SFA的流程分为3个阶段:探索阶段,过渡阶段,开发阶段.

### 1.1 探索阶段

探索阶段是算法完成了初始化后的起始阶段. SFA的探索阶段包含两种策略,分别为大规模搜索和

突击搜捕. 在详述之前,先介绍算法中的一些特殊组成.

在SFA中,存在一个“指令”,它将作为指导全体队员执行任务的标识. 指令会随着迭代次数变化,通过指令和阈值区别具体的任务类型,具体表示如下:

$$\text{Instruction}(t) = (1 - 0.15\text{rand}) \left(1 - \frac{t}{T}\right). \quad (1)$$

其中: $t$ 为当前迭代次数, $T$ 为最大迭代次数,rand为 $[0,1]$ 区间内的随机数.

SFA中需要设定2个阈值 $tv_1$ 和 $tv_2$ 以明确阶段的转变,这样特种部队可以依照下式执行不同的任务:

$$\begin{cases} \text{“探索阶段”}, & \text{Instruction} > tv_1; \\ \text{“过渡阶段”}, & tv_2 \leq \text{Instruction} \leq tv_1; \\ \text{“开发阶段”}, & \text{Instruction} < tv_2. \end{cases} \quad (2)$$

队员在执行任务过程中,可以获知队友的位置信息,但可能出现队员通讯中断的情况,在算法全过程中,任何一个队员都可能会丢失掉部分队员的信息,描述为

$$p(t+1) = p_0 \cos\left(\frac{\pi t}{2T}\right). \quad (3)$$

其中: $p$ 为当前迭代 $t$ 时的失联概率, $p_0$ 为初始的失联概率. 考虑到局势和信息的明朗,失联概率会随着迭代次数的增加逐渐变小,其变化趋势如图1所示.

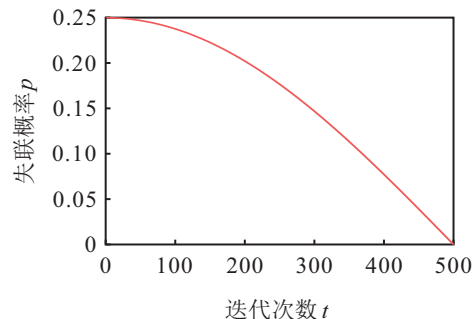


图1 失联概率趋势

#### 1.1.1 大规模搜索

在探索阶段中,特种部队主要执行的是大规模搜索任务. 大规模搜索时,队员们的活动区域会非常大,他们被允许在可行范围内任何一个地方,随机寻找任何潜在的目标.

考虑到探索阶段,队员们执行两种任务的可能,本文加入一个随机数同时给予队员们搜索的随机性和任务的划分,即按照下式更新位置:

$$X(t+1) = r_1(X_{\text{best}} - X(t)) \pm (1 - r_1)\text{range}, \quad r_1 \geq 0.5. \quad (4)$$

其中: $X_{t+1}$ 为下一次迭代队员的位置向量, $X_t$ 为当前队员的位置向量, $X_{\text{best}}$ 为当前群体最优位置, $r_1$ 为

满足均匀分布的 [0,1] 区间内取值的随机数, range 为解空间范围(解空间的上限与下限之差).

### 1.1.2 突击搜捕

在特种部队进行大规模搜索任务的过程中, 由于他们已经掌握了一些关于人质或歹徒的信息, 有时会突击搜捕可能的位置. 每次移动的位置受到已知的最近最佳的队员方向影响. 当随机数  $r_1$  判定执行突击搜捕时, 队员按下式进行位置更新:

$$X_i(t+1) = X_i(t) + w(t)A_i(t), \quad r_1 < 0.5, \quad (5)$$

其中  $X_i(t)$  为第  $t$  次迭代时的  $i$  号队员搜捕向量. 对于任一队员, 其搜捕向量为

$$A_i(t) = \frac{f_i(t)}{f_i(t) + f_{aim}(t)}(X_{aim}(t) + X_i(t)). \quad (6)$$

其中:  $X_i(t)$  为其当前位置,  $X_{aim}(t)$  为第 aim 号队员的位置即当前  $i$  号队员所知的最优位置,  $f_i(t)$ 、 $f_{aim}(t)$  分别为二者位置适应度值.

由式(3)可知, 对于任一队员, 每次迭代均可能会丢失一些其他队员的位置信息, 因此队员自己所知的当前最佳位置可能并非整支部队获知的最优位置.

式(5)中  $w$  为  $A$  的系数, 称为搜捕系数, 会根据迭代次数逐渐减小, 直至接近于 0, 如下所示:

$$w(t+1) = w_0 - 0.55 \arctan \left( \left( \frac{t}{T} \right)^{2\pi} \right). \quad (7)$$

本文设定初始值  $w_0$  为 0.75, 搜捕系数  $w$  随迭代次数的趋势如图 2 所示.

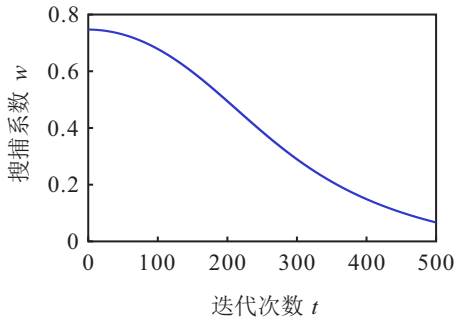


图 2 搜捕系数  $w$

### 1.2 过渡阶段

过渡阶段是探索阶段与开发阶段之间的一个缓冲环节. 在这一阶段, 队员们可以继续完成之前的任务, 也会逐渐向开发阶段转变. 具体如下所示:

$$X(t+1) = \begin{cases} X(t) + w(t)A(t), & r_2 \geq 0.5; \\ \text{Instruction}(t) \cdot (X_{best} - X(t)) + 0.1 \cdot X(t), & r_2 < 0.5. \end{cases} \quad (8)$$

其中  $r_2$  为满足均匀分布的 [0,1] 区间内取值的随机数.

突击搜捕策略是特种部队在探索阶段和过渡阶段均存在的一种特殊任务形式, 有利于在获知一些确切信息的情况下, 对该信息进行不同处理, 通过搜捕可以验证此信息, 而不至于错失信息可能的高效性.

### 1.3 开发阶段

在开发阶段, 特种部队已获取大量关于歹徒或人质的位置信息, 正式进入“捕”的阶段. 他们的任务是逮捕歹徒或解救人质, 策略称为抓捕解救.

在迭代过程中, 随着信息逐渐明朗, 由式(3)可知, 队员们的信息丢失率会接近 0. 在此基础上, 开发阶段的特战队员们根据全队已知最可能的点(即人质或歹徒的位置), 果断接近并采取集中包围方式, 围而攻之. 此时, 队员们采用的位置更新如下所示:

$$X(t+1) = X_{best} + r \cdot |X_{best} - X_{ave}(t)|. \quad (9)$$

其中:  $r$  为满足均匀分布的 [-1, 1] 区间内取值的随机数行向量, 其维数即为解空间维数;  $X_{ave}$  为当前全队的平均位置, 计算为

$$X_{ave}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t), \quad (10)$$

$X_i(t)$  为第  $t$  次迭代时每个队员的位置,  $N$  为全队总数.

抓捕解救工作是特种部队最后的收尾阶段. 从策略上看, 队员们采用的是渐近接近目标的办法, 逐渐收敛并缩小包围圈.

### 1.4 算法实现

算法 1 特种部队算法的伪代码.

Initialize parameters:  $tv_1, tv_2, p_0, w_0$ , the population size  $N$ , maximum number of iterations  $T$ ;

Initialization: the positions of special force members  $X_i(i=1, 2, \dots, n)$ .

while  $t \leq T$  do:

    calculate the fitness values of all members

    update the best fitness and its location  $X_{best}$

    construct instruction by 式(1)

    if instruction(t)  $\geq tv_1$  do

        if  $r_1 \geq 0.5$  do update the positions by 式(4)

        else if  $r_1 < 0.5$  do update the positions by 式(5)

    else if  $tv_2 < \text{instruction}(t) < tv_1$  do

        if  $tv_2 \geq 0.5$  do update the positions by 式(8)

        else if  $tv_2 < 0.5$  do update the positions by 式(8)

    else if instruction(t)  $\leq tv_2$  do

        update the positions of members by 式(9)

    else if update  $p, w$  and  $t = t + 1$

end while

return  $X_{best}$

1.5 计算复杂度分析

SFA的计算量主要由以下过程组成:初始化、适应值计算、失联信息筛选、位置更新.当特种部队队员数为 $N$ 、最大迭代次数为 $T$ 、问题的维数为 $D$ 时,初始化的计算复杂度为 $O(N)$ ,适应度值更新计算的计算复杂度为 $O(N \times T)$ ,失联信息筛选的计算复杂度为 $O(N \times T)$ ,位置更新的计算复杂度为 $O(N \times T \times D)$ .所以,总的计算复杂度为 $O(N \times (1+2T+T \times D))$ .

2 实验结果与分析

2.1 测试平台

所有测试均在相同的运行环境:测试软件为Matlab R 2018 a,计算机操作系统为Windows 10,CPU为Intel(R)Core(TM)i5-10400@2.9 GHz.定性分析部分,SFA的种群数量设置为30,最大迭代次数为200.定量分析中,所有算法在相同的条件下进行实验,种群数量设置为50,最大迭代次数设置为500,所

有算法的参数设置如表1所示(含SFA).为了减少算法中的随机因素对结果的影响,所有比较算法在每个函数中分别运行30次,取平均值作为最终结果.

表1 参数设置

算法	参数
SFA	$tv_1 = 0.5, tv_2 = 0.3, p_0 = 0.25, w_0 = 0.75$
PSO	$c_1 = 2, c_2 = 2, w = [0.9, 0.2]$
GSA	$\alpha = 20, G_0 = 100, R_{norm} = 2, R_{power} = 1$
GWO	$a = [2, 0]$
WOA	$a_1 = [2, 0], a_2 = [-2, -1], b = 1$
EO	$a_1 = 2, a_2 = 2, GP = 0.5$
HHO	$E_0 \in (-1, 1)$

2.2 基准函数与比较算法

为了研究所提出优化器的有效性,从文献[8,20]中选择1组经过充分论证的不同的测试函数评估SFA的性能.

表2 基准函数

函数	维数	解空间	理论最优值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	50	$[-100, 100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	50	$[-100, 100]$	0
$f_3(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	50	$[-100, 100]$	0
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} + x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	50	$[-30, 30]$	0
$f_5(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1]$	50	$[-1.28, 1.28]$	0
$f_6(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	50	$[-500, 500]$	$-418.98n$
$f_7(x) = -20 \exp\left(-0.2\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2\right)^{0.5}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	50	$[-32, 32]$	0
$f_8(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	50	$[-600, 600]$	0
$f_9(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^n (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$ $y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4}, u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a), & x_i > a; \\ 0, & -a < x_i < a; \\ k(-x_i - a), & x_i < -a \end{cases}$	50	$[-50, 50]$	0
$f_{10}(x) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	50	$[-50, 50]$	0
$f_{11}(x) = \left( \frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6} \right)$	2	$[-65, 65]$	1
$f_{12}(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[ a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$	4	$[-5, 5]$	0.000 30
$f_{13}(x) = \left( x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6 \right)^2 + 10 \left( 1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos x_1 + 10$	2	$[-5, 5]$	0.398
$f_{14}(x) = -\sum_{i=1}^4 c^i \exp\left(-\sum_{j=1}^3 a_{ij}(x_j - p_{ij})^2\right)$	3	$[1, 3]$	-3.86
$f_{15}(x) = -\sum_{i=1}^{10} [(X - a_i)(X - a_i)^T + c^i]^{-1}$	4	$[0, 10]$	-10.536 3

为了评估SFA探索、开发和逃避局部极小值的能力,基准包括单峰函数、多峰函数和固定维多峰函数等共15个.其中单峰测试函数( $F_1 \sim F_4$ )检验算法的局部寻优即开发能力,多峰函数( $F_5 \sim F_{10}$ )测试算法的探索性能,固定维多峰函数( $F_{11} \sim F_{15}$ )检验算法在低维度下的探测能力.测试函数的数学表达式如表2所示.

将所提出算法与其他成熟算法进行对比测试.

对比算法包括:粒子群算法(PSO)<sup>[10]</sup>、引力搜索算法(GSA)<sup>[15]</sup>、灰狼算法(GWO)<sup>[21]</sup>、鲸鱼算法(WOA)<sup>[22]</sup>以及两种近年的新算法均衡算法(EO)<sup>[23]</sup>和哈里斯鹰算法(HHO)<sup>[13]</sup>.为了衡量实验结果,采用平均值(ave)和标准差(std)对结果进行评价,最好的结果以粗体显示.表3为50维单峰函数、多峰函数以及固定维函数的实验结果,表4为200维下的单峰和多峰函数的实验结果.

表3 50维单峰和多峰函数以及固定维函数的定量结果

		SFA	PSO	GSA	GWO	WOA	EO	HHO
$F_1$	ave	<b>2.40e-144</b>	0.0359	53.1853	8.70e-24	2.14e-82	1.24e-21	1.17e-94
	std	1.20e-143	0.0204	48.6590	7.68e-24	1.15e-81	1.46e-21	6.39e-94
$F_2$	ave	<b>7.97e-72</b>	19.6269	0.5181	1.51e-14	3.42e-54	9.23e-14	5.48e-54
	std	3.97e-71	16.2911	0.7467	9.16e-15	1.08e-53	6.73e-14	1.47e-53
$F_3$	ave	<b>1.56e-74</b>	2.7748	8.8114	4.69e-05	66.6509	0.0202	1.27e-50
	std	7.34e-74	0.4753	1.2684	4.02e-05	27.2350	0.0346	3.87e-50
$F_4$	ave	0.0215	282.8988	998.6743	47.0779	47.7685	45.0351	<b>0.0080</b>
	std	0.0200	144.6690	613.1993	0.6669	0.4369	0.2013	0.0104
$F_5$	ave	3.11e-04	25.0822	0.4769	0.0020	0.0023	0.0053	<b>9.29e-05</b>
	std	5.36e-04	17.5226	0.3183	0.0011	0.0027	0.0019	8.28e-05
$F_6$	ave	-2.09e+04	-8.69e+03	-3.47e+03	-9.03e+03	-1.85e+04	-1.16e+04	-2.09e+04
	std	0.6962	2.22e+03	583.7261	2.06e+03	2.71e+03	826.5265	0.3529
$F_7$	ave	<b>8.88e-16</b>	0.9503	0.2664	6.06e-13	4.80e-15	4.97e-12	<b>8.88e-16</b>
	std	0.0000	0.5777	0.3947	1.88e-13	2.35e-15	2.38e-12	0.0000
$F_8$	ave	<b>0.0000</b>	0.0069	96.0166	0.0024	0.0076	7.40e-18	<b>0.0000</b>
	std	0.0000	0.0065	10.6719	0.0055	0.0290	2.82e-17	0.0000
$F_9$	ave	1.66e-05	0.0431	2.1421	0.0794	0.0109	0.0034	<b>1.66e-06</b>
	std	3.07e-05	0.0941	0.7668	0.0335	0.0057	0.0117	1.83e-06
$F_{10}$	ave	1.95e-04	0.0389	40.5851	1.6771	0.5654	0.0569	<b>5.34e-05</b>
	std	2.81e-04	0.0273	10.4084	0.3971	0.2287	0.0841	8.13e-05
$F_{11}$	ave	<b>0.9980</b>	2.2160	4.9736	3.3200	1.7205	0.9980	1.0974
	std	2.24e-10	1.9478	2.8909	2.5007	1.8695	1.65e-16	0.3033
$F_{12}$	ave	<b>4.07e-04</b>	0.0035	0.0069	0.0037	7.09e-04	0.0018	4.10e-04
	std	2.57e-04	0.0067	0.0026	0.0076	4.75e-04	0.0051	2.67e-04
$F_{13}$	ave	0.3979	0.3979	0.3979	0.3979	0.3979	0.3979	<b>0.3979</b>
	std	8.72e-04	0.0000	0.0000	1.09e-06	1.90e-06	0.0000	2.43e-06
$F_{14}$	ave	-3.8621	-3.8623	-3.6462	-3.8621	-3.8621	-3.8595	-3.8621
	std	0.0398	0.0020	0.2463	0.0017	0.0031	2.39e-15	0.0011
$F_{15}$	ave	<b>-10.5363</b>	-9.5646	-9.9956	-10.0844	-8.1861	-9.8192	<b>-5.6565</b>
	std	2.43e-04	2.2428	1.6501	1.7515	2.8483	2.1989	1.6185

### 2.3 定性分析

图3为SFA在几种测试函数中的定性结果.每组结果中有4幅图:搜索空间、收敛曲线、特种部队的平均适应度值和测试中的指令趋势图.

收敛曲线为队员们在搜索过程中的最优适应度值随迭代次数的变化.通过观察曲线的下降趋势,可以获知队员的收敛速度以及在探索和开发之间切

换的时间.平均适应度曲线反映了特种部队适应度在迭代过程中的变化趋势.部队的平均适应度曲线趋于减小,振荡与迭代次数成反比减小,从而保证了队员们前期的快速收敛和后期的精确搜索.总而言之,SFA能够获得精度很高的近似最优解,同时平均适应度曲线显示出最终队员们是能够很好地收敛到最优解的.

表4 200维单峰和多峰函数定量结果

		SFA	PSO	GSA	GWO	WOA	EO	HHO
$F_1$	ave	8.71e-136	225.309 3	8.91e+03	2.24e-09	2.22e-80	5.58e-06	1.23e-92
	std	4.77e-135	25.847 2	1.07e+03	1.14e-09	9.70e-80	3.50e-06	6.71e-92
$F_2$	ave	1.76e-64	450.349 0	40.096 9	3.58e-06	5.20e-53	1.60e-04	1.22e-52
	std	9.45e-64	51.084 0	4.685 1	9.34e-07	1.55e-52	4.13e-05	5.01e-52
$F_3$	ave	1.06e-72	18.047 9	17.408 4	15.537 5	72.541 3	78.058 7	2.79e-51
	std	5.35e-72	1.305 1	1.540 3	6.642 0	25.316 1	4.205 2	1.12e-50
$F_4$	ave	0.097 1	3.60e+05	4.45e+05	197.784 9	197.367 0	197.221 4	0.057 3
	std	0.096 3	7.75e+04	1.20e+05	0.627 1	0.220 3	0.652 7	0.079 9
$F_5$	ave	4.72e-04	2.37e+03	114.712 1	0.009 7	0.003 1	0.025 2	1.06e-04
	std	5.16e-04	418.990 0	37.514 0	0.002 7	0.004 5	0.006 4	1.29e-04
$F_6$	ave	-8.38e+04	-2.05e+04	-7.02e+03	-3.09e+04	-7.30e+04	-3.39e+04	-8.38e+04
	std	3.040 7	6.70e+03	1.00e+03	2.56e+03	1.16e+04	1.65e+03	2.225 5
$F_7$	ave	8.88e-16	5.885 6	5.900 2	3.52e-06	4.09e-15	1.68e-04	8.88e-16
	std	0.000 0	0.253 7	0.409 0	7.20e-07	2.85e-15	4.76e-05	0.000 0
$F_8$	ave	0.000 0	1.093 0	2.19e+03	0.006 8	0.000 0	5.88e-04	0.000 0
	std	0.000 0	0.038 2	57.827 7	0.013 0	0.000 0	0.002 3	0.000 0
$F_9$	ave	1.38e-05	24.192 0	12.096 4	0.444 6	0.024 1	0.173 6	1.32e-06
	std	1.02e-05	6.808 8	2.613 5	0.045 6	0.007 6	0.036 2	1.62e-06
$F_{10}$	ave	0.001 1	1.87e+03	2.11e+04	15.779 7	3.448 9	12.330 5	7.17e-05
	std	0.001 0	1.37e+03	2.11e+04	0.594 0	1.328 9	0.711 7	7.28e-05

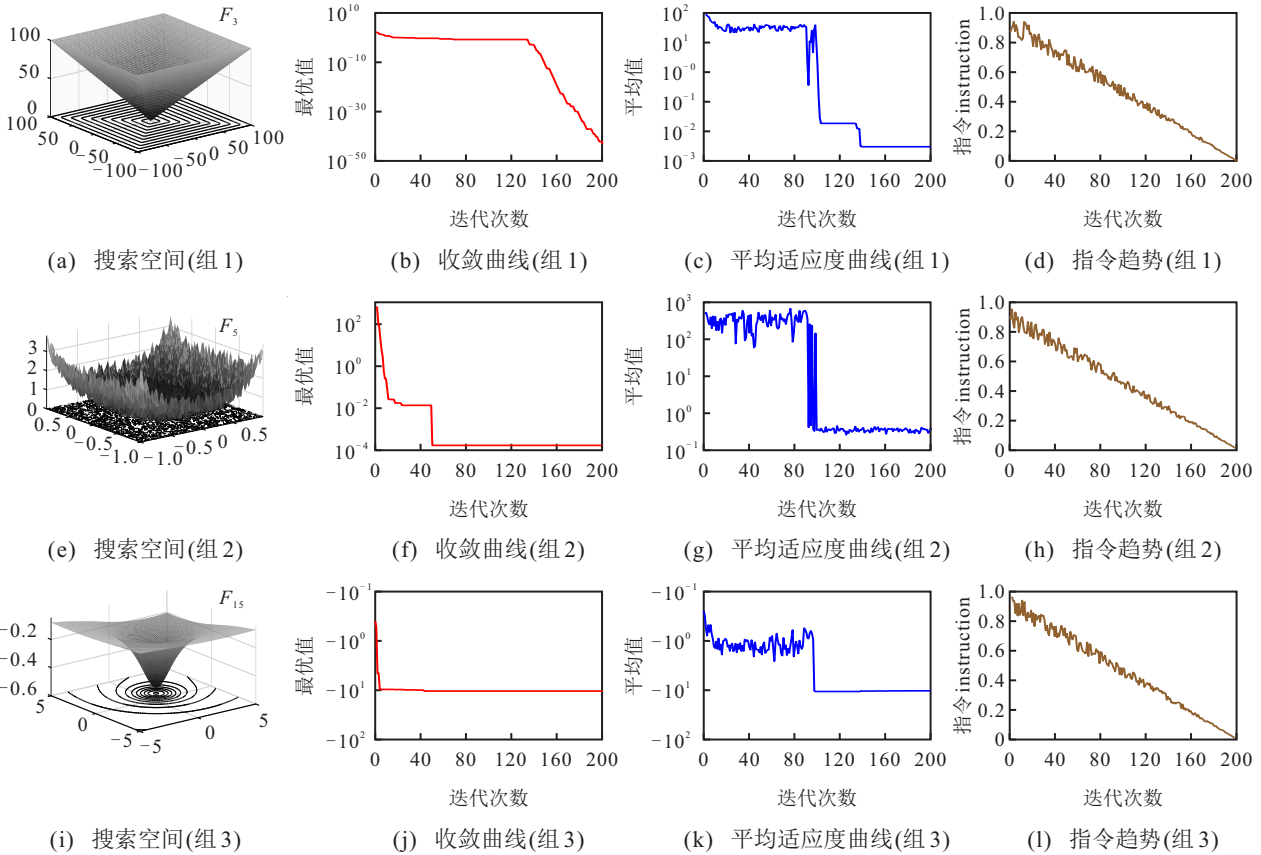


图3 SFA定性分析

2.4 定量分析

给出SFA与其他算法在所有测试函数中的数值结果如表3和表4所示. 由表3和表4可见, 在单峰函

数 $F_1 \sim F_3$ , 多峰函数 $F_6 \sim F_8$ 以及固定维函数 $F_{11} \sim F_{15}$ 中, 在相同条件下, 与其他6个算法对比SFA获得最佳成绩, 在测试函数 $F_4$ 和 $F_5$ 、 $F_9$ 和 $F_{10}$ 中也取得了

良好的表现, 数据显示 SFA 相比于测试中的大部分算法有着数量级优势. 特别是在多峰函数和固定维函数测试中, 结果更有意义, 因为实际问题往往存在诸多局部极小值, 这表明在大多数情况下, SFA 明显优于其他算法. 表 4 中的数据表明, 在高维度情况下, SFA 仍能展现出优势, 表现其性能上的稳定、可靠.

图 4 为 SFA 与其他算法在几种测试函数中的收敛曲线对比, 更清晰地展现了几种算法的性能表现. 单峰性能代表算法的局部寻优能力, 多峰函数强调算法的全局搜索能力. 由图 4、表 3 和表 4 可见, SFA 能够在探索性和开发性达到较好平衡的同时, 拥有明显的性能优势.

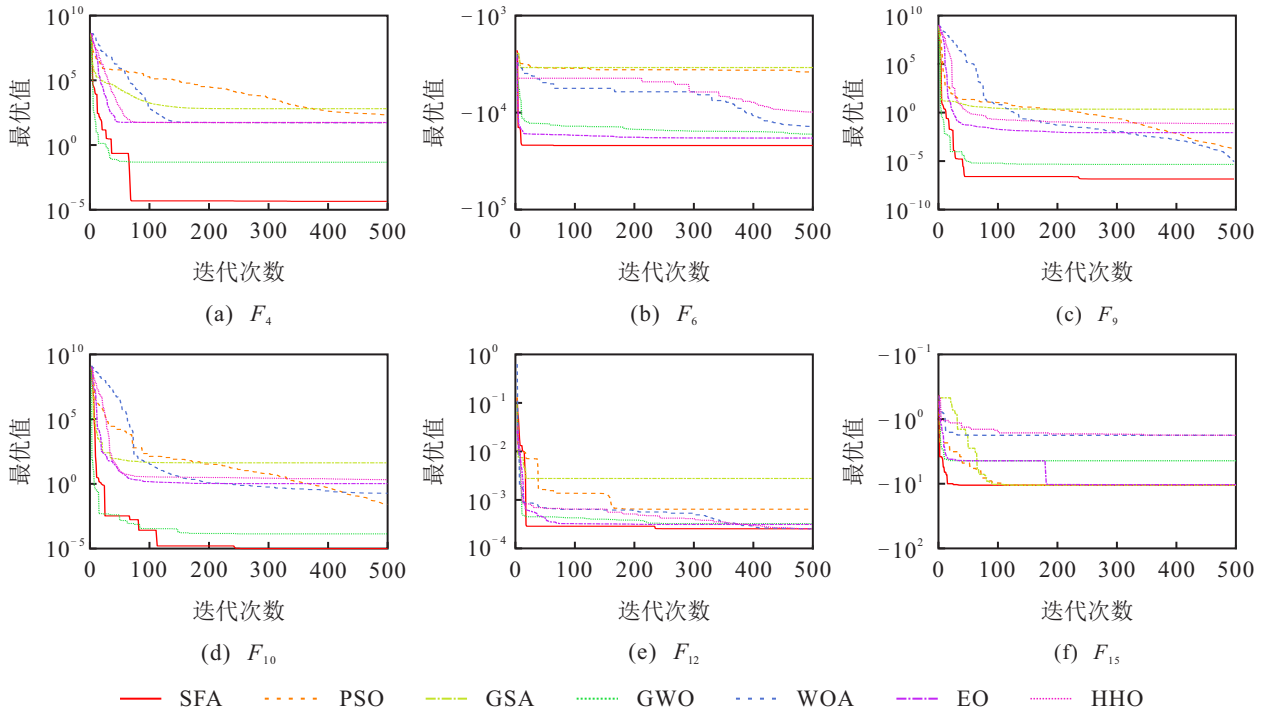


图 4 SFA与几种算法对比

### 3 结 论

本文提出了一种新的基于人类行为的群智能算法. 该算法主要借鉴特种部队在执行反恐作战任务中的一些群体策略或应对技巧, 将这些思想融入到解决最优问题的算法中, 是合适可行的.

在对算法的定性分析中, 主要包括平均适应度值和收敛曲线两方面. 通过与其他 6 种算法对比, 在 15 个测试函数进行了定量评价. 实验结果表明, SFA 在实现强大开发能力的同时, 也保证了探索的性能, 从而在开发与探索之间保持着较好的平衡, 也反映了所提出算法在统计意义上的优越性能.

从理论上, SFA 的性能表现可以归因于以下特征:

- 1)  $tv_1$ 、 $tv_2$  两个阈值起到了区分阶段的作用, 在较为平衡而灵活的情况下, 分工不同的各个阶段充分释放了其效力. 改变阈值会改变搜索的倾向性, 这个特点在对具体问题设定阈值时, 有着很大帮助.
- 2) 失联概率  $p$  能够影响队员的位置更新, 加大了算法的随机性 (尤其是在前期). 在开发阶段,  $p$  逐渐至

0, 帮助算法快速收敛.

3) 突击搜捕策略会使某区域的队员在一定范围内汇聚, 使得算法在产生一定收敛性的同时, 保持随机性继续搜索.

4) 算法引入了多个随机数, 结合不同阶段与不同策略, 注入了多样性机制, 提高了探索潜力及搜索效率.

综上, 本文设计了特种部队算法, 并在早期工作中验证了其有效性. 所提出算法可以加入各类机制, 如柯西变异、进化策略. 在今后的工作中, 考虑将算法应用到一些实例中, 如优化分类器的参数、工程设计问题等, 以此检验其在实际问题中的性能, 并进一步优化改进.

### 参考文献 (References)

- [1] Abbassi R, Abbassi A, Heidari A, et al. An efficient salp swarm-inspired algorithm for parameters identification of photovoltaic cell models[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 179(10): 362-372.
- [2] Faris H, Al-Zoubi A M, Heidari A A, et al. An intelligent system for spam detection and identification of the most

- relevant features based on evolutionary random weight networks[J]. *Information Fusion*, 2019, 48: 67-83.
- [3] Chen H L, Jiao S, Heidari A A, et al. An opposition-based sine cosine approach with local search for parameter estimation of photovoltaic models[J]. *Energy Conversion and Management*, 2019, 195: 927-942.
- [4] Chen H L, Xu Y T, Wang M J, et al. A balanced whale optimization algorithm for constrained engineering design problems[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2019, 71: 45-59.
- [5] Wang M J, Chen H L. Chaotic multi-swarm whale optimizer boosted support vector machine for medical diagnosis[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 88: 105946.
- [6] Holland J. Genetic algorithms[J]. *Scientific American*, 1992, 267: 66-73.
- [7] Storn R, Price K. Differential evolution—A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [8] Yao X, Liu Y, Lin G M. Evolutionary programming made faster[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, 3(2): 82-102.
- [9] Hansen N, Müller S D, Koumoutsakos P. Reducing the time complexity of the derandomized evolution strategy with covariance matrix adaptation (CMA-ES)[J]. *Evolutionary Computation*, 2003, 11(1): 1-18.
- [10] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. *Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science*. Piscataway: IEEE, 1995: 39-43.
- [11] Mirjalili S, Gandomi A H, Mirjalili S Z, et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 114: 163-191.
- [12] Faramarzi A, Heidarinejad M, Mirjalili S, et al. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 152: 113377.
- [13] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris Hawks optimization: Algorithm and applications[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [14] Kirkpatrick S, Gelatt C D Jr, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671-680.
- [15] Rashedi E, Nezamabadi-pour H, Saryazdi S. GSA: A gravitational search algorithm[J]. *Information Sciences*, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [16] Salcedo-Sanz S. Modern meta-heuristics based on nonlinear physics processes: A review of models and design procedures[J]. *Physics Reports*, 2016, 655: 1-70.
- [17] Mirjalili S, Dong J, Lewis A. Nature-Inspired optimizers-theories, literature reviews and applications[M]. *Studies in Computational Intelligence*: Springer, 2020: 1-245.
- [18] Yang X S, Cui Z H, Xiao R B, et al. Swarm intelligence and bio-inspired computation: Theory and applications[M]. Amsterdam: Elsevier, 2013: 335-349.
- [19] Wolpert D H, Macready W G. No free lunch theorems for optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 67-82.
- [20] Digalakis J, Margaritis K. On benchmarking functions for genetic algorithms[J]. *International Journal of Computer Mathematics*, 2001, 77(4): 481-506.
- [21] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [22] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [23] Faramarzi A, Heidarinejad M, Stephens B, et al. Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 191: 105190.

### 作者简介

潘科(1996—),男,硕士生,从事优化算法、控制理论等研究, E-mail: 192550427@st.usst.edu.cn;

张伟(1981—),男,副教授,博士,从事优化算法、最优控制等研究, E-mail: wzhang@usst.edu.cn;

王亚刚(1967—),男,教授,博士,从事系统辨识、过程控制等研究, E-mail: ygwang@usst.edu.cn.

(责任编辑:魏冰)