

基于共生生物搜索算法的异构无人机任务分配

田祥瑞, 罗欣, 黄晓梅, 万晓冬

(南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 211106)

摘要: 无人机具有成本低、机动性强、零人员伤亡、灵活可靠等特点, 近年来随着无人机和网络信息技术的发展, 使其在执行作战任务上具有显著优势。无人机任务分配过程是在给定类型和数量、基于战场环境及目标的信息、充分考虑无人机载荷等条件下, 为每架无人机在相应时间内分配任务序列, 实现整体代价(时间、航程等)最小化, 使得无人机集群作战效能达到最优。针对任务分配优化问题, 采用基于共生生物搜索(Symbiotic Organisms Search, SOS)的优化算法。首先, 对作战任务建立数学模型, 确定模型的约束条件与优化指标; 然后采用实数编码方式优化算法种群, 提高算法效率, 以二维列表展示任务分配结果; 最后, 基于 Gazebo 搭建了多无人机任务分配仿真环境, 仿真验证了基于 SOS 优化算法的任务分配具有较强的寻优能力以及稳定性。

关键词: 无人机集群; 任务分配; 优化算法; 共生生物搜索

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** B

Heterogeneous UAVs Task Assignment Based on Symbiosis Search Algorithm

TIAN Xiang - rui, LUO Xin, HUANG Xiao - mei, WAN Xiao - dong

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Jiangsu Nanjing 211106, China)

ABSTRACT: UAV has the characteristics of low cost, strong maneuverability, zero casualties, flexibility and reliability. With the development of UAV and network information technology this year, it has significant advantages in performing combat missions. The process of task allocation is based on the information of the battlefield environment and the target under the given type and number of drones, and fully considering the load of the drones, it is reasonable for each drone to be at the corresponding time Assign task sequences to minimize overall costs (time, range, etc.) or maximize effectiveness, so that the effectiveness of UAV cluster operations is optimized. Aiming at the task allocation optimization problem, this paper adopts an optimization algorithm based on Symbiotic Organisms Search (SOS), establishes a mathematical model for combat tasks, determines the constraints and optimization indicators of the model, and displays the task allocation results in a two-dimensional list. Real number encoding optimizes the algorithm population and improves the efficiency of the algorithm. Finally, the Gazebo simulation verifies the correctness and effectiveness of task assignment based on the SOS optimization algorithm.

KEYWORDS: UAVs; Task Assignment; Optimization algorithm; Symbiotic Organisms Search

1 引言

在现代战争中, 无人机起着情报收集、空中监视和快速打击等关键作用。无人机执行任务环境日益复杂, 任务种类多样性随之增加, 单架无人机能力有限, 因此, 需要多无人机协同执行任务。无人机集群任务协同具备系统鲁棒性好、功

能分布化、费效比低等优势, 涉及路径规划、协同控制、任务分配等关键技术。

任务规划(Mission Planning, MP)是指根据作战任务要求、战场环境、敌我双方作战配置和任务载荷等约束条件, 规划出作战过程、任务分配和行动路线等^[1]。任务分配和路径规划是任务规划的两个核心组成部分。任务分配相关研究主要集中在任务分配模型的数学描述和针对分配模型的求解优化。

收稿日期: 2021-05-31

多无人机任务协同问题一般分为单一目标任务下多无人机协同和多无人机执行多个任务。这些数学模型大多是基于经典分配问题的扩展,单一任务分配模型包括车辆路径模型、多旅行商模型等,多任务分配模型包括混合规划模型、动态网络流优化模型、协同任务分配模型^[2]。

在无人机任务分配模型求解和优化中,无人机集群的体系结构与任务分配算法密切相关。当前无人机体系结构的主要分为集中式、分布式和分层次分布式。分层次分布式架构多变、控制复杂,目前普遍以集中式与分布式研究为主。集中式特点是结构简单、全局性好、发展成熟,但是计算负荷较大。分布式特点是将问题划分为子问题,再将子问题的解整合为整个问题的求解结果,特点是去中心化,计算量少,自治性高,但是,对无人机之间的通信依赖较高。

集中式求解方法可以分为最优化方法和启发式方法。最优化方法在问题有解的情况可以求出问题的最优解,但是,由于协同规划问题的 NP(Non-deterministic Polynomial)特性,问题规模越大,最优化问题的求解难度越大、时间越长。启发式方法可以在时间接受范围内得到满意解,在计算时间和解的质量之间达到一个平衡^[3]。在无人机集群任务协同规划中,由于集群数量多、约束条件复杂,属于强 NP 难题,最优化方法具有较大的局限性,因此,启发式算法求解该类型问题具有更大的优势。无人机任务分配中常用的启发式算法有进化算法^[4]、粒子群优化算法^[5]、遗传算法^[6]等。共生生物搜索(Symbiotic Organisms Search, SOS)算法是近年来提出的一种新型的启发式仿生算法。该算法具有结构简单、无需可调参数、鲁棒性、搜索能力强、容易实现等特点。因此 SOS 算法可以适应无人机任务分配中的算力约束和时间约束。

本文研究集中式无人机集群任务分配优化问题,采用 SOS 算法,对无人机集群任务分配进行建模,通过共生关系的更新规则,在可接受的时间范围内得到一组可行解,实现异构无人机的任务协同分配。

2 共生生物搜索算法

2014 年,我国台湾学者 MY Cheng 等人提出了一种新的启发式算法——共生生物搜索(Symbiotic Organisms Search, SOS)算法^[7]。共生生物体搜索算法是一种非常有前途的元启发式算法。它受到了所有数值优化研究和工程设计实践领域的关注。SOS 标准算法简单而强大,采用了基于种群的搜索策略的视角,引导候选种群迭代搜索最优前途的最优区域,直到找到给定目标函数的全局最优解。SOS 优化算法灵感来自于不同生物之间的关系。它们生活在同一个共生系统中,不断争取生存或共同成长。这种现象在生物群落成为共生关系^[8]。

算法搜索部分互利共生阶段(Mutualism phase)、偏利共生阶段(Commensalism phase)和寄生阶段(Parasitism phase)构成。

在互利共生阶段中,生物之间相互受益,典型的例子是蜜蜂和花朵。SOS 算法从种群中选取第 i 个生物 x_i , 另外一个生物 x_j 则是从种群中随机选取,两个生物的更新规则如式(1)所示:

$$\begin{cases} X_{i_{new}} = X_i + rand(0,1) * (X_{best} - Mutual_{Vector} * BF1) \\ X_{j_{new}} = X_j + rand(0,1) * (X_{best} - Mutual_{Vector} * BF2) \\ Mutual_{Vector} = \frac{X_i + X_j}{2} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $rand(0,1)$ 是一个 $(0,1)$ 随机数向量, $BF1$ 、 $BF2$ 代表共生关系中受益的大小,随机取 1 或 2; $Mutual_{Vector}$ 表示生物 X_i 和生物 X_j 之间的关系特性, X_{best} 是种群中适应度值最优的物种。

在偏离共生阶段中,生物 X_i 在共生关系中受利而生物 X_j 基本不受影响,典型例子是雷莫拉鱼和鲨鱼。与互利共生阶段相同,选出生物 X_i 和生物 X_j , 其更新关系如式(2)所示:

$$X_{i_{new}} = X_i + rand(-1,1) * (X_{best} - X_j) \quad (2)$$

式中, $rand(-1,1)$ 是一个取值 $(-1,1)$ 的随机向量。

在寄生阶段,通过随机修改生物 X_i 的几个维度的值,得到一个寄生向量,随机选取一个生物 X_j 作为寄生宿主,寄生生物试图取代宿主。对两者进行评估,寄生生物的适应度值优于宿主生物时,则取代宿主。反之,宿主免疫了寄生生物。

SOS 算法从提出至今已经在各领域得到广泛研究和应用。如在工程设计问题上,牛培峰等人将算法用于搜索汽轮机最优初值^[9],陈昌富等人在 SOS 中加入扰动量和减少寄生操作,用于计算桩网复合地基最优结构^[10]。Çelik 和 Öztürk 利用 SOS 设计了一种自动调节电压的 PID 控制器^[11]。在组合优化问题上, Absalom 等人提出一种离散 SOS 算法用来解决旅行商问题^[12]。Dian Liu 等运用离散 SOS 解决工程调度问题^[13]。

但是 SOS 算法在探索能力和开采能力上的不平衡使得算法在面对复杂问题时容易过早收敛和被困在局部最优。Emre Çelik 基于准对立学习理论对初始种群生成和寄生阶段优化,并针对算法寄生阶段过度探索问题,将混沌局部搜索策略耦合到算法中,通过测试验证了算法的优势^[14]; Sukanta Nama 使用随机加权反射参数和捕食阶段来提高算法的性能^[15]。

SOS 在无人机决策领域也有应用。高阳阳等人采用轮盘赌策略改进 SOS 算法并应用于空战机动的决策^[16],陈浩翔等人将算法用于无人机侦察多构目标的任务分配决策^[17]。

3 任务分配模型

3.1 无人机集群模型

在多无人机系统中,无人机作为任务的执行者,可以表述为 $U = \{U_0, U_1, \dots, U_m\}$, $U_i (i=0, 1, 2, \dots, m)$ 代表第 i 架无人机,整个系统共有 m 架无人机。无人机的初始位置用

$P^u = \{P_0^u, P_1^u, \dots, P_m^u\}$, $P_i^u (i=0, 1, 2, \dots, m)$ 代表无人机 i 的位置。异构无人机集群体体现在各无人机具有不同的性能与执行任务的能力。因此,无人机的飞行速度表示为 $V = \{V_0, V_1, \dots, V_m\}$, 其中 $V_i (i=0, 1, 2, \dots, m)$ 表示无人机 i 的飞行速度。无人机在执行如攻击等任务时携带的荷载表示为 $L = \{L_0, L_1, \dots, L_m\}$, 其中 $L_i (i=0, 1, 2, \dots, m)$ 表示为第 i 架无人机携带的荷载。无人机是否具有侦察探测能力,表示为 $Det = \{Det_0, Det_1, \dots, Det_m\}$, 其中 $Det_i (i=0, 1, 2, \dots, m)$ 表示第 i 架无人机能力, 1 表示具有探测能力, 0 表示没有。无人机的最大航程表示为 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$, 其中 $R_i (i=0, 1, 2, \dots, m)$ 表示第 i 架无人机的最大航程。任务执行序列用 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ 表示, 其中 $S_i (i=0, 1, 2, \dots, m)$ 表示为无人机 U_i 的执行序列, $|S_i|$ 表示无人机执行的任务长度, $S_{i,j}$ 表示无人机 i 的任务序列中第 j 个任务。如 $s_1 = \{a_3, a_8, a_1\}$, 无人机 U_1 执行任务的顺序为任务 3、任务 8 和任务 1; $|S_1| = 3$, 即无人机 U_1 执行的任务长度为 3, 即 $S_{1,1} = a_3, S_{1,2} = a_8, S_{1,3} = a_1$ 。

3.2 任务模型

针对战场静态目标的任务分配,每个目标都具有三种任务类型,即侦察、攻击和评估,且对于同一个目标,三个任务必须按照侦察、攻击和评估的顺序依次执行。

对于目标,有 $M = \{M_0, M_1, \dots, M_n\}$, 其中 $M_j (j=0, 1, 2, \dots, n)$ 表示第 j 个目标, 目标的任務則表示为 $A = \{a_0, a_1, \dots, a_q\}$, 任务集合包含每个目标的三项任务, 即 $q = n * 3$, 其中 $a_i (i=0, 1, 2, \dots, q)$ 表示第 i 个任务。目标位置由 $P^m = \{P_0^m, P_1^m, \dots, P_n^m\}$ 表示, 其中 $P_j^m (j=0, 1, 2, \dots, n)$ 表示第 j 个目标的位置。执行任务的有效时间将会受到时间约束, 任务执行时间窗表示为 $CT = \{[start_0, end_0], [start_1, end_1], \dots, [start_q, end_q]\}$, 其中 $start_i (i=0, 1, 2, \dots, q)$ 表示任务 i 的最早执行时间; 完成任务所需要消耗的时间为 $Td = \{TD_0, TD_1, \dots, TD_q\}$, 其中 TD_i 表示执行该任务所需要的时间。任务的执行所需要的荷载消耗 (Load Cost) 表示为 $LC = \{LC_1, LC_2, \dots, LC_q\}$, 其中 $LC_i (i=1, 2, \dots, q)$ 表示任务 i 被执行时所需要消耗的荷载量。

为了方便描述无人机与任务之间的关系,以二进制码 $X_{i,j}$ 表示无人机是否执行该任务,如公式(3)。

$$X_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } a_j \in S_i \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

3.3 模型约束

在无人机任务分配系统中,存在执行任务的约束主要有四个方面:

1) 任务时间窗约束

任务必须在任务时间窗内完成,提前到达的无人机将会在目标上空盘旋等待任务开始时间。无人机 i 执行任务 j 的时刻为:

$$T_{S_{i,j}} = \max\{T_{S_{i,j-1}} + TD_{S_{i,j-1}} + t_{move}, \}$$
 (4)

式中 $T_{S_{i,j}}$ 表示开始执行任务 j 时的时间, $T_{S_{i,j-1}}$ 表示执行任务的上一个任务时的时间 ($j-1=0$ 时, $T_{S_{i,j-1}}=0$), $TD_{S_{i,j-1}}$ 表示执行任务 $S_{i,j-1}$ 所需要的时间, t_{move} 表示从上一个任务位置到当前任务位置的飞行时间。

2) 任务执行所需消耗约束

若无人机本身的荷载不足以满足该任务,则无人机放弃对该任务的执行,其关系如式(5)所示。

$$\sum_{j=1}^q LC_j X_{i,j} < L_i, (i=0, 1, \dots, m) \quad (5)$$

3) 一个任务只能被执行一次

所有任务都只能被其中一架无人机执行一次。无人机任务序列之间的交集应该为空集,如式(6)所示。

$$S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_m = \emptyset \quad (6)$$

4) 同一个目标的三个任务类型必须依次被执行。

对于同一个目标攻击任务必须在侦察任务执行完后才能执行,评估任务必须攻击任务执行结束后才可以被执行的顺序。

3.4 优化指标

在任务分配模型中,完成时间和任务总航程是最重要的两个优化目标,作为评估分配结果的指标。

1) 完成时间

大多数决策的目标都是在确保任务执行的前提下,尽快完成任务。任务完成时间计算公式如式(7)所示。

$$\min f_{time} = \max\{T_{S_{i,j}} + TD_{S_{i,j-1}}\} \quad (7)$$

2) 任务总航程

多无人机飞行总航程用于评估任务指派的能源消耗量,可以体现分配策略的经济性。无人机飞行总航程由公式(8)给出。

$$\min f_{range} = \sum_{i=1}^m (T_{S_i} + t_{back}) * V_i \quad (8)$$

式中 T_{S_i} 表示任务序列 S_i 最后一个任务执行完毕的时间, t_{back} 表示任务执行结束返回基地的时间。

3) 评价总指标

多个目标的评价指标综合方式采用了线性规划法,并对每个指标进行了归一化处理,对每个指标设立相应的权值。其计算方式如式(9)所示。

$$Fitness = \alpha_1 \frac{f_{time}}{Maxtime} + \alpha_2 \frac{f_{range}}{\sum_{i=0}^m R_i} \quad (9)$$

式中, α_1 、 α_2 分别表示完成时间的权值与任务总航程指标的权值。权值越大,对应优化目标越重要, $Maxtime$ 为异构无人机类型中可执行任务的最长时间值。

4 任务分配的优化计算

4.1 任务分配的编码

在任务指派中,无人机执行任务的序列采用二维自然数列表的方式进行表述,如表 1 所示。第 1 行代表无人机的编号,第 2 行代表目标的编号。第 2 行中,每个目标编号都会

出现,由于相同的目标具有三种任务类型,所以,每个编号出现三次,三个相同的编号按照从左到右的执行顺序分别表示该编号目标的侦察任务、攻击任务和评估任务。二维列表的长度由目标数量乘上目标的任务类型数确定。

表1 二维自然数编码方式

无人机	2	3	1	3	2	1
目标	1	1	2	1	2	2

采用双层列表编码的方式可以保证使无人机任务分配的每项任务都会被执行。由于列表采用从左到右的方式确定无人机执行序列,目标的三个任务从左到右表示侦察、攻击和评估,所以,无人机执行任务的时间顺序约束和任务三个任务执行顺序的序列约束都得到了保证。

对于 SOS 算法而言,如果直接对双层整数编码进行优化,不仅在直接离散化时会大大影响算法效率,而且双层种群会使原本针对单层算法的更新策略失效。本文借鉴王建峰等人提出的一种实数编码的思想^[18],将一列实数分为整数部分和小数部分。整数部分作为无人机的编号序列,小数部分从大到小标号,其排序的标号作为目标的标号序列。图1描述了实数编码解码为二维列表的过程。

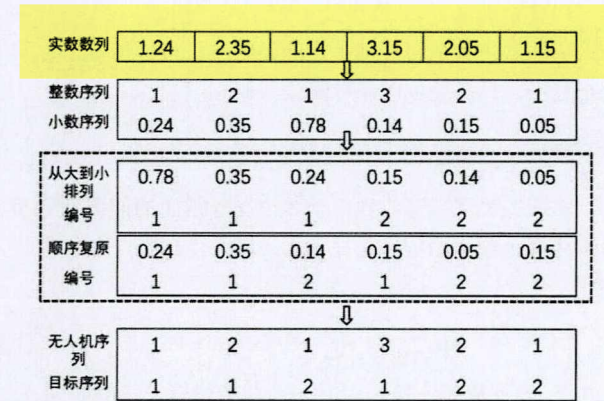


图1 实数编码示例

4.2 任务分配计算框架

针对目标数量为 n 、无人机数量为 m 的作战任务,考虑到实数编码的特性,种群的维度和生物的范围即被确定,即种群维度 $3n$,生物的取值范围为 $[0, m)$ 。计算任务分配的流程图如图2所示:

算法步骤如下:

- 1) 确定无人机的相关信息(如数量、位置、类型等),目标的相关信息(如位置等);
- 2) 设置算法最大迭代数,初始化种群,计算每个物种的评估指标;
- 3) 利用互利共生关系,对种群 i 和随机选取的物种 j 进行更新,更新后物种的评价指标与原生物指标对比,优胜劣汰,并记录所有种群中最优物种;
- 4) 利用偏利共生关系对种群 i 进行更新,更新后物种的

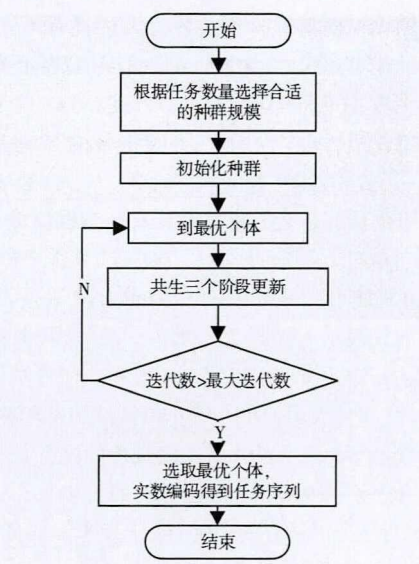


图2 任务分配算法流程图

评价指标与原生物指标对比,优胜劣汰,并记录所有种群中最优物种;

5) 利用寄生关系对种群 i 进行寄生变异,得到寄生生物 P ,随机选取种群 j ,作为寄生宿主,比较两者评价指标,保留优势物种,并记录所有种群中最优物种;

6) 令 $i = i + 1$,继续步骤3,直到最后一个种群被更新完毕进行下一步操作;

7) 迭代数加1,并选取物种 $i = 0$ 回到步骤3,直到迭代数到达最大迭代数;

8) 选取最后的最优物种作为算法的解,将实数编码转化为二维列表的形式,即得到任务分配结果。

5 任务分配仿真

基于 ROS 中的 MAVROS 功能包与 Gazebo 仿真中的 PX4 无人机集群进行通信,发送控制指令实现无人机集群任务分配。

5.1 仿真环境搭建

仿真环境的搭建步骤如下:

- 1) 配置支持 ROS 和 PX4 开发的操作系统环境 Ubuntu18.06;
 - 2) 通过 GitHub 加载 PX4 开源代码;
 - 3) 安装三维物理仿真平台 Gazebo,安装 PX4 运行的操作系统 NuttX,配置 GCC - arm 交叉编译器等依赖;
 - 4) 安装 MAVROS,建立 ROS 与 PX4 的通信;
 - 5) 构建 Gazebo 仿真作战环境。
- 搭建好的仿真环境如图3所示。

5.2 参数设定与仿真

假设当前拥有三种类型的无人机,分别为攻击型无人机、侦察型无人机、综合型无人机。其参数如表2所示。

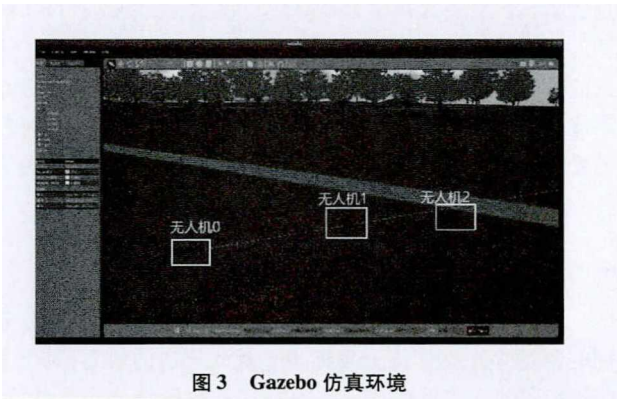


图3 Gazebo 仿真环境

表2 无人机基本信息

	UAV0	UAV1	UAV2
类型	侦察型	攻击型	综合型
位置 P	(0,0)	(50,0)	(0,75)
速度	120	200	150
最大航程	500	350	400
荷载	0	2	1

假设目标的三个任务中,只有攻击任务具有时间窗约束。目标相关参数如表3所示。根据参数设定,无人机与目标分布如图4所示。

表3 目标的基本信息

	位置	攻击时间窗
目标0	(20,30)	[30-90]
目标1	(30,90)	[30-95]
目标2	(90,40)	[25-85]



图4 无人机与目标位置分布

通过 MAVROS 节点控制无人机集群起飞。运行 SOS 优化算法,得到分配结果,如表4所示。执行分配任务,如图5所示。多无人机飞行路径,如图6所示。

表4 任务分配结果

UAV	2	0	0	1	1	0	2	0	2
Target	2	0	1	1	0	1	2	0	2

完成时间与总航程的权值 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$,即两者重要性



图5 运行 SOS 优化算法执行分配

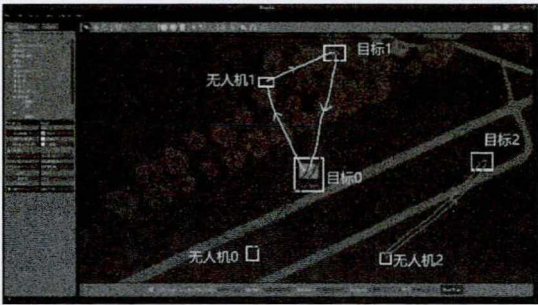


图6 无人机飞行轨迹

等价。计算任务分配结果评价指标,得到完成任务时间为0.807小时,总航程为448.501千米,评价指标(适应度值)为:fitness=0.373,其随迭代变化如图7所示。

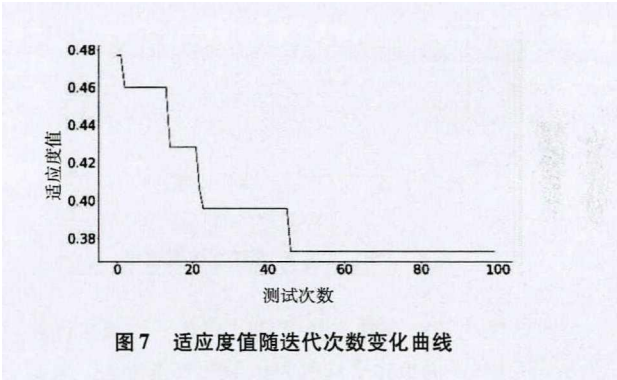


图7 适应度值随迭代次数变化曲线

5.3 SOS 与 PSO 仿真对比与分析

增加无人机数量至9架与目标数量为6个,并将 SOS 算法与任务分配优化中常见的 PSO (Particle Swarm Optimization,粒子群优化)算法进行对比,仿真实验无人机参数见表5,目标信息见表6。

表5 无人机基本信息

	UAV0-2	UAV3-5	UAV6-8
类型	侦察型	攻击型	综合型
位置	(0,0)	(50,0)	(0,75)
速度	120	200	150
最大航程	500	350	400
荷载	0	2	1

表6 目标基本信息

	位置	攻击时间窗
目标0	(20,30)	[30-90]
目标1	(30,90)	[30-95]
目标2	(45,75)	[15-90]
目标3	(75,50)	[20-95]
目标4	(85,95)	[15-100]
目标5	(90,40)	[25-85]

设定优化算法的种群规模为100,最大迭代数为500。另外,PSO算法的其它额外参数设置为:惯性系数 $\omega = 0.6$,个体学习因子与社会学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,最大飞行速度为取值范围的2/3。PSO算法在同等种群规模和最大迭代数的情况下,虽然计算速度快,但是无法得到可行解。由于PSO算法的种群规模对寻找最优解有直接影响^[19],所以,增加其种群规模数量为1000。

对PSO与SOS优化算法分别独立运行30次,记录其结果。PSO优化算法独立仿真30次,其平均每次计算时间为26.627秒。评价指标平均值为无法计算(其中有未得到可行解的情况),最小值为0.296。每次的评价指标大小记录如图8所示,其中有11次未得到可行解。

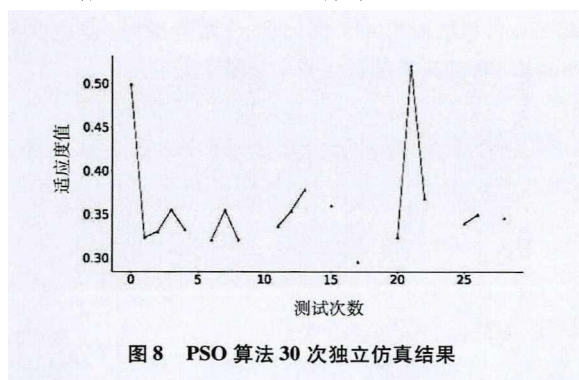


图8 PSO算法30次独立仿真结果

SOS优化算法在独立仿真30次,其平均每次计算时间为9.395秒,评价指标平均值为0.374,方差为0.118,其中最小值为0.321,其每次的评价指标大小记录如图9所示。

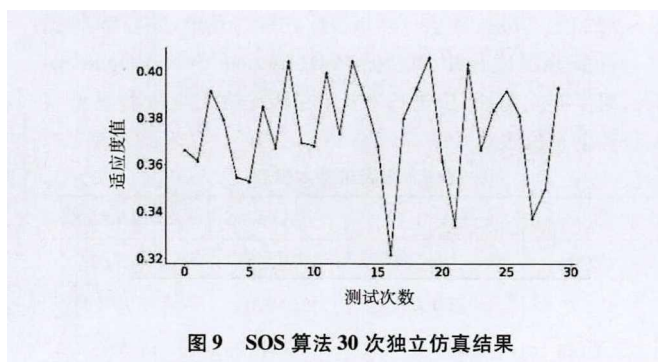


图9 SOS算法30次独立仿真结果

SOS算法在仿真时间上是PSO算法的1/3,其仿真时间虽然短且种群规模只有100,且每一次都得到了一组可行解。

这表明SOS算法具有比PSO算法更强的寻优能力。PSO算法的评价指标的最小值优于SOS算法的最小值,这是由于悬殊的种群规模比(SOS:PSO=1:10)导致的,而且PSO算法并不能保证每次都得到可行解。因此,SOS优化算法具有更好的稳定性、可靠性,在无人机任务分配优化上具有显著的优势和潜力。

6 结论

针对异构无人机的多目标任务分配,建立了一种任务分配的典型模型;为了充分发挥SOS优化算法的效率,采用了实数编码的方式将任务分配问题从离散域转化到实数域。运用三维仿真物理平台Gazebo,并结合PX4无人机,对基于SOS算法的任务分配优化问题进行仿真实验,成功实现任务分配。最后,将SOS优化算法与应用广泛的PSO优化算法进行了比较。结果表明:SOS优化算法具有较强的寻优能力以及稳定性,在无人机任务分配问题上具有显著的优势和发展潜力。

参考文献:

- [1] 齐小刚,李博,范英盛,等.多约束下无人机的任务规划研究综述[J].智能系统学报,2020(2):204-217.
- [2] 丁家如.多无人机任务分配与路径规划算法研究[D].浙江大学,2016.
- [3] 陈侠,乔艳芝.无人机任务分配综述[J].沈阳航空航天大学学报,2016,33(06):1-7.
- [4] 宋敏,魏瑞轩,冯志明.基于差分进化算法的异构多无人机任务分配[J].系统仿真学报,2010,22(7):1706-1710.
- [5] 蒋硕,袁小平.改进PSO算法在多无人机协同任务分配中的应用[J].计算机应用研究,2019(11).
- [6] 姚敏,王绪芝,赵敏.无人机群协同作战任务分配方法研究[J].电子科技大学学报,2013,42(005):723-727.
- [7] Cheng M. Y., Prayogo D.. Symbiotic Organisms Search: A new metaheuristic optimization algorithm[J]. Computers & Structures, 2014, 139(jul.):98-112.
- [8] Ezugwu A E, Prayogo D.. Symbiotic Organisms Search Algorithm: theory, recent advances and applications[J]. Expert Systems with Applications, 2018.
- [9] 牛培峰,王泉飞,刘楠,等.基于共生生物搜索算法的汽轮机最优初压研究[J].计量学报,2019,40(03):97-104.
- [10] 陈昌富,邱琳淇,毛凤山,周志军.基于加权扰动共生生物搜索算法桩网复合地基优化设计[J].岩土力学,2019,40(11):4477-4485+4514.
- [11] Çelik, Öztürk A. hybrid symbiotic organisms search and simulated annealing technique applied to efficient design of PID controller for automatic voltage regulator[J]. Soft Computing, 2018.
- [12] Absalom El-Shamir Ezugwu, Aderemi Oluyinka Adewumi. Discrete symbiotic organisms search algorithm for travelling salesman problem[J]. Expert Systems With Applications, 2017, 87.

(下转第174页)

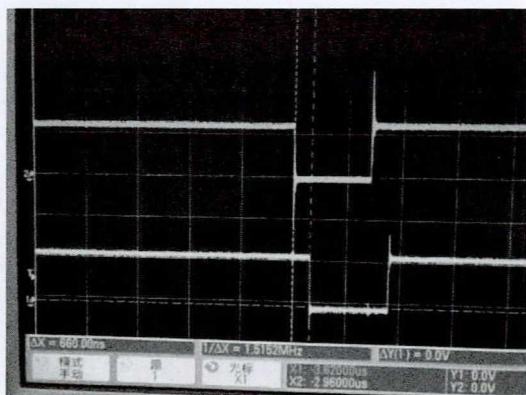


图5 原始信号和复原信号的对比图

计了基于光纤通信的信号采集与远程传输系统。经过试验测试,该系统能够实现对信号的实时镜像、监测以及控制,保证异域信号能够实时传输;该系统能够应用于分布式仿真、跨域协同仿真以及智能仿真等相关领域中。

参考文献:

- [1] 徐小生. 导弹攻防分布式仿真管理设计与实现[D]. 国防科学技术大学.
- [2] 陈朋. 无人机分布式协同仿真技术研究[D]. 南京航空航天大学.

- [3] 马云峰. 基于CPCI总线的光纤通信系统设计[D]. 天津大学, 2017.
- [4] Gabara T, Fischer W, Werner W, et al. LVDS I/O buffers with a controlled reference circuit[J]. IEEE Xplore, 1997.
- [5] 王廷龙. 基于FPGA和PCI总线高速数据传输板的开发[D]. 哈尔滨工业大学.
- [6] Ramaswami R, Optical fiber communication: from transmission to networking, Communication Magazine, IEEE, 2002, 40(5): 138-147
- [7] 龚垒. 基于FPGA的高速光纤通信数据传输技术的研究与实现[D]. 西安电子科技大学, 2015.
- [8] Stone J, Optical transmission in liquid-core quartz fibers, applied physics letters, 1972, 20(7): 239-241
- [9] 叶小华, 吴振英, 李京辉, 等. 双二进制调制在高速LiNbO3光调制器上的实验实现[J]. 半导体光电, 2009(03): 424-426.

[作者简介]



李冰(1992-),男(汉族),山东省潍坊市人,硕士研究生,主要研究领域为半实物仿真。
胡刚(1976-),男(汉族),河南省平顶山市人,本科,主要研究领域为半实物仿真。
许谦(1989-),男(汉族),河北省保定市人,硕士研究生,主要研究领域为系统仿真技术、机器学习算法。
范文博(1994-),女(汉族),辽宁省抚顺市人,硕士研究生,主要研究领域系统仿真技术。

(上接第72页)

- [13] Dian Liu, Heng Li, Hongwei Wang, Chao Qi, Timothy Rose. Discrete symbiotic organisms search method for solving large-scale time-cost trade-off problem in construction scheduling[J]. Expert Systems With Applications, 2020, 148.
- [14] E Çelik. A powerful variant of symbiotic organisms search algorithm for global optimization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: 103294-.
- [15] Sukanta Nama, Apu Kumar Saha, Sima Ghosh. Improved symbiotic organisms search algorithm for solving unconstrained function optimization[J]. Decision Science Letters, 2016, 5(3).
- [16] 高阳阳, 余敏建, 韩其松, 董肖杰. 基于改进共生生物搜索算法的空战机动决策[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(03): 429-436.
- [17] Chen H X, Nan Y, Yang Y. Multi-UAV Reconnaissance Task Assignment for Heterogeneous Targets Based on Modified Symbiotic Organisms Search Algorithm[J]. Sensors, 2019, 19(3).
- [18] Jian-feng Wang, Gao-wei Jia, Jun-can Lin, Zhong-xi Hou. Cooperative task allocation for heterogeneous multi-UAV

using multi-objective optimization algorithm 基于多目标优化算法的异构多无人机协同任务分配[J]. Journal of Central South University: Science & Technology of Mining and Metallurgy, 2020, 27(2).

- [19] 李伟, 张伟. 基于粒子群算法的多无人机任务分配方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(09): 1359-1363+1368.

[作者简介]



田祥瑞(1986-),男(汉族),山东成武人,硕士研究生导师,主要研究领域为机器人智能感知、多智能体协同。
罗欣(1997-),男(汉族),浙江省丽水市人,硕士研究生,主要研究领域为无人机任务分配算法优化。
黄晓梅(1979-),女(汉族),湖北省嘉鱼县人,硕士,讲师,研究方向为人机交互。
万晓冬(1960-),女(汉族),江苏南京人,副研究员,硕士研究生导师,主要研究领域为军事仿真技术。