

2021年6月18日收到, 2021年7月11日接受, 2021年7月14日出版, 2021年7月21日当前版本。

数字对象标识符10.1109/ACCESS.2021.3097094

基于改进的遗传算法的MULTI-UAV任务分配

吴雪莉^{1,2}, 尹亚男¹, 徐磊¹, 吴晓静¹, 孟凡华¹, 冉振¹

¹ 河北科技大学电气工程学院, 石家庄 050018, 中国

² 河北省生产过程自动化工程技术研究中心, 石家庄 050018, 中国

通讯作者: 冉振 (zhenranzr@126.com)

这项工作得到了国家自然科学基金62003129的部分支持, 得到了中国国防基础科学研究项目JC***的部分支持, 得到了河北省重点研发项目19250801D的部分支持。

ABSTRACT

多架无人机的路径长度对多架无人机的任务分配有一定影响。为了提高多架无人机的效率, 减少多架无人机在执行任务过程中的损失, 本文将路径长度作为评价函数的影响因素之一。将无人机路径长度、无人机性能和任务特征作为多无人机任务分配评价函数的影响因素。此外, 为了提高遗传算法(GA)在解决多架无人机任务分配问题上的效率, 本文提出了一种基于改进模拟退火的融合遗传算法(ISAFGA)。为了提高GA的种群多样性, 对GA进行了二次选择操作, 并在二次选择操作中使用了改进的模拟退火算法(SA)。通过设置阈值来提高SA中新解的接受标准, 进而提高二次选择操作对种群多样性的促进作用。仿真结果表明, 改进后的算法可以提高种群的多样性, 提高全局搜索能力, 并验证了改进算法的有效性。

索引词 多重无人机 任务分配 遗传算法 模拟退火

I. 简介

随着科学技术的发展, 无人驾驶航空器(UAV)具有方便、快捷、体积小等优点。因此, 无人机可以应用在很多方面, 如监测、搜救、侦察[1]和攻击[2]。但是, 由于无人机本身能力有限, 难以完成大规模作战任务。多无人机具有整体作战能力[3], 是解决大规模作战任务问题的重要途径。

多架无人机任务分配属于NP-hard组合优化问题[4]。该问题主要从问题模型的构建和模型的求解来考虑[5]。为了解决这个问题, 学者们提出了混合整数线性程序(MILP)[6]、模拟退火(SA)[7]、粒子

蜂群优化(PSO)[8]、遗传算法(GA)[9], 等等。传统的确定性搜索算法可以获得低维问题的局部最优解, 但当问题的复杂性和计算量增加时, 传统的确定性搜索算法已不能有效地找到问题的可行解[10]。通过使用随机操作和启发式算法可以获得可行的解决方案。作为一种启发式算法, GA已经被应用于任务分配[11]。参考文献[12]显示, 路径成本和任务成本被用作惩罚项来修改目标

函数, 并根据物理意义对GA的基因编码方法进行了改进。参考文献[13]显示A*

算法被用来预测任务之间的路径。参考文献[14]显示, 改进的SA算法被引入了

将离散的PSO改为离散的PSO, 解决了离散PSO容易陷入局部最小值的问题。参考文献[15]提出了一种改进的遗传模拟退火算法。由于模拟退火算法具有很强的局部搜索能力, 它可以改善

负责协调该稿件审查并批准其出版的副编辑是徐志宇。

通过使用SA来提高GA的搜索能力，进而解决GA容易出现的局部优化问题[15]。在侦察、攻击和评估任务的背景下，参考文献[16]对任务分配问题进行建模。在解决该问题时，使用了多类型基因编码的改进型GA来防止死锁。根据参考文献[17]中的任务分配问题，任务被划分为三层。第一层建立任务分配模型，第二层建立无人机的路径规划，第三层对约束条件下的路径进行优化。参考文献[18]显示，提出了一种双染色体多突变的GA来解决大规模侦察任务分配的问题。

与上述参考文献不同，为了提高多无人机任务分配序列的求解效率，本文提出了一种改进的模拟退火融合遗传算法（ISAFGA）用于多无人机任务分配。本文通过改进SA中新解的接受标准，改变算法跳出局部最优解的方式，设置接受新解的阈值，提高算法的效率。同时，将无人机任务序列用编码表示，将GA的选择操作改进为双选操作。突变操作后，再次进行选择操作，结合改进后的SA，增加个体的多样性，提高算法的效率，得到任务分配顺序。

本文的其余部分组织如下。第二节介绍了基本模型。在第三节中，我们介绍了健身函数的构造。第四节解释了本文中使用的算法。第五节通过模拟和比较说明了该方法的性能和优势。第六节是本文的结论。

II. 基本模式

在多架无人机的任务分配过程中，为了使多架无人机合理、有效、安全地完成侦察和攻击任务，要具体了解多架无人机的性能和任务的特点。同时，不同的分配顺序会对无人机的收益[19]和风险[20]产生一定影响。在无人机执行任务时，必须保证无人机能够安全地完成任

A. 路径长度

为了减少燃料消耗，增加多无人机的收入，多无人机的路径长度被作为影响任务分配的因素之一。在

在执行任务的整个过程中，为了减少算法获得任务分配顺序的时间，采用了离线模式计算多无人机路径长度。路径长度由A*算法获得[21]。如图1所示，路径规划和任务分配是

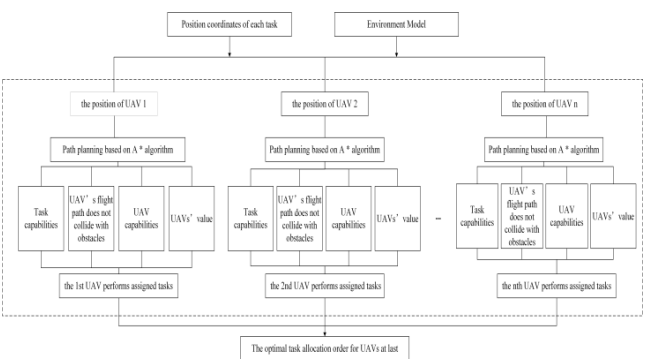


图1.路径规划和任务分配模块。

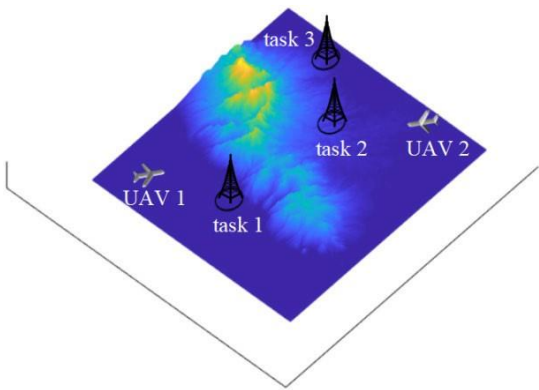


图2.无人机和任务分布图。

分为两个系列模块，路径规划的输出被用作任务分配的输入。同时，无人机在完成探测和攻击敌方营地的任务后应飞回起点。

在多无人机的任务分配中，应考虑无人机的性能，使无人机能更好地匹配合适的任务来执行。同时，我们还需要考虑任务的特点。飞行距离的长短会影响无人机执行任务时的收益。当多个无人机进行长距离飞行时，它们会消耗更多的能量。同时，当无人机执行长距离任务时，会有很多未知的干扰问题。缩短无人机的路径长度可以减少能量损失和遇到未知风险的可能性[22]。在本文中，目标被设置在三个不同的方向，如图2所示。无人机的任务是探测并攻击这三个目标。

表1显示了无人机到每个任务以及任务之间的距离，距离是由A*算法计算出来的。图3显示了无人机到三个任务的路径由A*算法得到。

无人机的路径用矩阵表示，如（1）。

$$u_{ij} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0_3 & 4_3 & 3_8 & 14.5 & 28.5 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 18 \\ 28 \\ 28.5 \end{matrix} & \begin{matrix} 31 \\ 14.5 \\ 21 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 \\ 18.5 \\ 27 \end{matrix} & \begin{matrix} 18.5 \\ 0 \\ 11 \end{matrix} & \begin{matrix} 27 \\ 11 \\ 0 \end{matrix} \end{matrix}, \quad (1)$$

表1.无人机路径长度。

$j \backslash i$	UAV 1	UAV 2	TASK 1	TASK 2	TASK 3
UAV 1	0	43	18	28	28.5
UAV 2	43	0	31	14.5	21
TASK 1	18	31	0	18.5	27
TASK 2	28	14.5	18.5	0	11
TASK 3	28.5	21	27	11	0

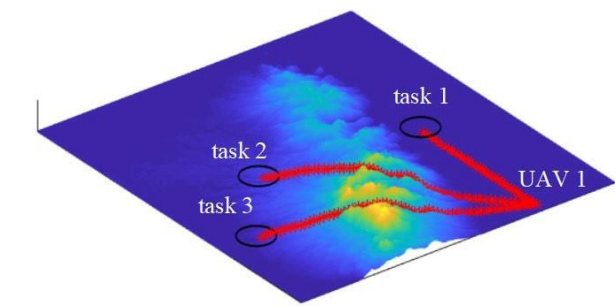


图3.无人机1的路径图。

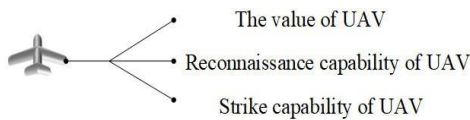


图4.无人机的性能。

其中 i ($i = 1, \dots, 5$) 是任务执行过程中每个路径段的起点。 j ($j = 1, \dots, 5$) 是无人机执行任务时每个路径段的终点。任务。例如， $u_{1,1}$ 是无人机1到任务1的飞行距离，此段的起点是无人机1的坐标，终点是任务1的坐标。 $u_{3,4}$ 是无人机从任务1到任务2需要飞行的距离。此段的起点是任务1的坐标，终点是任务2的坐标。

B. 宇航员的特点

了解无人机的性能和任务可以帮助无人机更好地分配任务。在本文中，无人机的性能被分为价值、侦察能力和攻击能力。当无人机执行任务时，它将受到敌人目标的攻击。此时，有必要对各无人机的性能进行分析，确定最适合执行任务的无人机，从而降低无人机执行任务的风险。

无人机的性能由矩阵表示，如（2）。

$$q_{j,i} = \begin{matrix} & \begin{matrix} i \\ \text{UAV 1} \end{matrix} & \begin{matrix} \text{UAV 2} \end{matrix} & \begin{matrix} \text{TASK 1} \end{matrix} & \begin{matrix} \text{TASK 2} \end{matrix} & \begin{matrix} \text{TASK 3} \end{matrix} \\ \begin{matrix} j \\ \text{UAV 1} \end{matrix} & 0 & 43 & 18 & 28 & 28.5 \\ \begin{matrix} \text{UAV 2} \end{matrix} & 43 & 0 & 31 & 14.5 & 21 \\ \begin{matrix} \text{TASK 1} \end{matrix} & 18 & 31 & 0 & 18.5 & 27 \\ \begin{matrix} \text{TASK 2} \end{matrix} & 28 & 14.5 & 18.5 & 0 & 11 \\ \begin{matrix} \text{TASK 3} \end{matrix} & 28.5 & 21 & 27 & 11 & 0 \end{matrix}, \quad (2)$$

其中 i ($i=1, 2, 3$) 代表性能值的属性； j ($j=1, 2$) 代表无人机的模型。

表2.每个无人机的性能值。

$j \backslash i$	Value	Attack ability	Reconnaissance capability
UAV 1	500	200	1000
UAV 2	250	1200	300

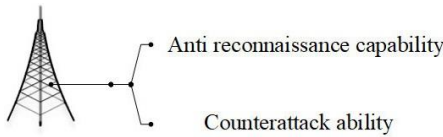


图5：任务的特点。

表3.各项任务的性能值。

$j \backslash i$	TASK 1	TASK 2	TASK 3
Anti reconnaissance capability	15	30	20
Anti attack capability	25	18	20

C. 任务特点

任务的特征值以矩阵的形式表示，如（3）。

$$c_{j,i} = \begin{matrix} & \begin{matrix} i \\ \text{TASK 1} \end{matrix} & \begin{matrix} \text{TASK 2} \end{matrix} & \begin{matrix} \text{TASK 3} \end{matrix} \\ \begin{matrix} j \\ \text{Anti reconnaissance capability} \end{matrix} & 15 & 30 & 20 \\ \begin{matrix} \text{Anti attack capability} \end{matrix} & 25 & 18 & 20 \end{matrix} \quad (3)$$

其中 i ($i=1, 2, 3$) 代表任务的模型，而 j ($j=1, 2$)代表任务的特征属性。

III. 健身功能

对于多无人机多任务分配问题，合理利用无人机资源可以带来更高的效益。

在本文中，无人机的任务被划分为侦察和攻击。侦察和攻击是子任务。在任务分配过程中，无人机和任务应受到合理的约束。无人机可以完成一个任务所对应的所有子任务。每个子任务只能由一个无人机执行。为了证明该算法能够有效地解决无人机任务分配问题，采用健身函数来反映。健身函数受无人机路径长度、无人机性能和任务特性的影响[23]-[25]。当同一无人机执行不同的任务时，如果其执行的任务路径长度短，敌方目标对无人机的威胁小，则无人机的效益就大，更有利于无人机执行任务，所以相关的响应的健身函数值会更大。

$$\max f = w * l + p_1 * v + p_2 * r_1 + p_3 * a_1 + k_1 * r_2 + k_2 * a_2 \quad (4)$$

$$\text{s.t. } w + p_1 + p_2 + p_3 + k_1 + k_2 = 1, \quad (5)$$

$$\prod_{i=1}^U \prod_{j=1}^{T_1} \prod_{k=1}^{T_2} W_{ij}^k = T_1 T_2 \quad (6)$$

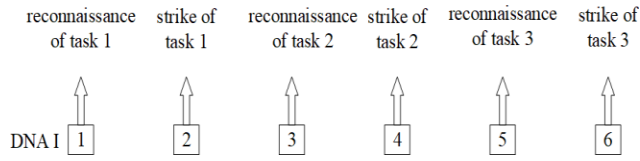


图6. DNA I的编码。

$$\begin{matrix} T_1 & T_2 \\ j=1 & k=1 \\ U & T_1 \\ i=1 & k=1 \end{matrix} W_{ij}^k = 1, i \in U. \quad (7)$$

$$\begin{matrix} T_1 & T_2 \\ j=1 & k=1 \\ U & T_1 \\ i=1 & k=1 \end{matrix} W_{ij}^k = T_2, j \in U. \quad (8)$$

其中 w 为路径长度的权重系数， l 为路径长度， p_1 为无人机自身价值的权重系数， v 为无人机的价值， p_2 为无人机侦察能力的权重系数， r_1 为无人机的侦察能力， p_3 为无人机攻击能力的权重系数， a_1 是无人机的攻击能力， k_1 是任务的反侦察能力的权重系数， r_2 是任务的反侦察能力， k_2 是任务的反攻能力的权重系数， a_2 是任务的反攻能力。每个权重系数都满足(5)的要求。在(6)中， W^k 表示对任务数量的约束， i 为无人机数量， j 表示任务数量， k 为任务的子任务数量， W^2 表示无人机1执行任务3的攻击任务。 $k=2$ 表示无人机执行攻击任务。 $k=1$ 表示无人机执行侦察任务。方程(7)表示一个子任务只能由一个无人机执行，方程(8)表示

一个任务可以由多个无人机来完成。

IV. 算法解决方案

无人机任务分配是一个组合优化的问题。任务分配的顺序是通过编码来表达的。如图6所示，染色体上的基因代表不同的含义。第一个基因代表无人机的侦察任务为任务1，第二个基因代表无人机的攻击任务为任务1。第三位的基因代表无人机对任务二的侦察任务，第四位的基因代表无人机对任务二的攻击任务，第五位的基因代表无人机对任务三的侦察任务，第六位的基因代表无人机对任务三的攻击任务。

在双染色体多突变算子GA[18]中，如图7所示，DNA II代表的数字是断点。前面的DNA I的基因为断点是由无人机1号执行的任务，而基因的

断点后的DNA I是由无人机2号执行的任务。

DNA II中的基因数量由UAV的数量决定，如(9)。

$$N_{DNAII} = N_{UAV} - 1. \quad (9)$$

其中 N_{DNAII} 是DNA II中的基因数量， N_{UAV} 100372

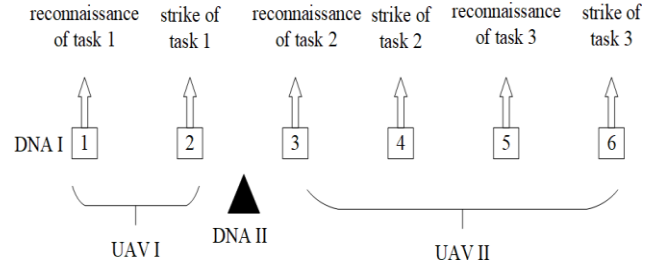


图7. DNA II是DNA I的断裂点。

DNA II中基因编码值的最大范围是由DNA I的长度决定，如(10)所示。

$$G_{DNAII} = L_{DNAI} + 1. \quad (10)$$

其中 G_{DNAII} 是DNA II中基因编码范围的最大值， L_{DNAI} 是DNA I的长度。

A. 选择操作

在选择操作中，轮盘赌被用来选择初始种群。选择步骤如下。

- 1) 初始种群的健身值由健身函数获得。
- 2) 轮盘法用于选择与初始种群相对应的健身值。

通过上述选择操作，得到的种群是一个新的种群，由初始种群中随机选择的个体组成。

$$pdp_g'(k+1) = \frac{f_{pdp,g}(k)}{f_{pdp,g}(k) + 1}, r \leq rand \quad (11)$$

其中 $pdp_g(k+1)$ 是 $k+1$ 代中种群的第 p 个个体， p 是第 p 个个体， g 是第 p 个个体中的第 g 个基因。在选择操作中， g 代表个人身上的所有基因。

B. 交叉和变异操作

通过选择操作得到的新种群，需要再次进行交叉操作。具体步骤如下。

$$1) \quad P_c \geq rand. \quad (12)$$

其中 P_c 为交叉概率， $rand$ 为0-1之间的随机数。通过比较随机数与 P_c ，如果 P_c 大于随机数，则进行交叉操作，否则不进行交叉操作，如(13)。

$$pd_{p,g}(k+1) = \begin{cases} Ip_{p,g}(k+1), & P_c \geq rand \\ pdp_g(k), & \text{否则} \end{cases} \quad (13)$$

是无人机的数量。

其中 p 是第 p 个个体, g 是第 p 个个体中的第 g 个基因。

2) 交叉操作是将群体中的两个个体作为亲本, 随机选择一个位置作为交叉位置。当交叉点的基因

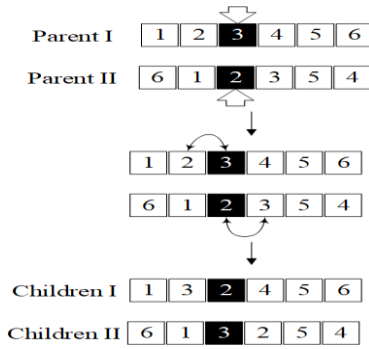


图8. 排除冲突的行动。

除了要交叉的位置外，父亲II中的点与父亲I中的点相同，则存在冲突，应采取消除冲突的操作。首先，将父亲I的交叉点的基因与冲突位置的基因进行交换。然后，将父亲I的交叉点的原始基因与父亲II的交叉点的基因进行比较。如果有冲突，则将父亲II的交叉点的基因与冲突位置的基因进行交换。最后，在父亲I和父亲II中需要交叉的基因被交叉。通过消除冲突操作，交叉操作相当于引入了小的突变操作，从而增加了群体的多样性。

如图8所示，在分频操作后的模拟。

交叉操作完成后，将进行变异操作。变异操作采用的是参考文献[18]中的多变异算子。

C. 再次选择操作

在选择、交叉和突变之后，对个体中的每个基因值进行反向操作，也就是说，如果代码是1-3-2-4-5-

6，那么反向代码就是6-4-5-3-2-1。

为了增加种群的多样性和提高解决方案的效率，对变异种群进行了改进的选择操作。突变种群是编码种群的上半部分和反编码种群的上半部分的组合。为了使基因通讯更好，改进的SA算法被用来从突变种群的剩余一半和反编码种群的选定一半中进行选择。SA算法可以接受较差的解，这有利于使遗传算法跳出局部最优，增加群体的多样性，提高解的效率。

传统的SA算法是用来解决多无人机任务分配问题的，该算法费时且不充分。因此，传统的SA算法在新方案的接受标准上进行了改进，如（14）所示。

$$y_{\min} \leq |现在 - 以前| \leq y_{\max} \quad (14)$$

表4. 伪装代码。

Begin

1 Initialize population P , P_c , POP and P_m ;
2 The distance between each UAV and each task is represented by (1);

3 UAV capabilities is represented by (2) and task capabilities is represented by (3);

4 For each individual P in POP

 Compute the fitness of the P ;

 Store the order corresponding to P ;

While the stopping criteria is not satisfied

 Use roulette to select individuals;

 if $P_c < rand$

 keep the P in parental set;

 else

 Length is the length of the P ;

$sn = \text{round}(\text{rand}() * (\text{length} - 2) + 2)$;

 move the P into offspring set;

 end if

 if $P_m < rand$

 keep the P in parental set;

 else

 Perform the mutation operation used in reference [18]

 move the P into offspring set;

 end if

$d = \text{last_fitness} - \text{now_fitness}$;

 if $d \geq y_{\min}$ && $d \leq y_{\max}$

$\text{last_fitness} = \text{now_fitness}$;

 else

 retain the last fitness;

 end if

end While

end For

其中， now_fitness 是健身函数值，对应于当前时间的任务分配顺序， before 是上一时间的任务分配顺序对应的适配函数值， y_{\min} 是阈值的最小值， y_{\max} 是阈值的最大值。阈值的最大值和最小值是根据算法中适配函数数据的差异来设定的。

D. PSEUDO 代码

E. 程序流程图

V. 仿真

在多无人机多任务分配问题中，采用了传统的SA算法来解决该问题。对于初始任务分配顺序，采用0-1的随机数，0表示不选择任务，1表示选择任务。在算法的求解过程中，对任务进行排序。表5是无人机和任务的坐标。表6是任务分配。最初的任务分配是随机分配。表7是权重系数表。在表6中，左上角的两行和三列是0-1矩阵，右上角的两行和三列是0矩阵，左下角的两行和三列是0矩阵，右下角的两行和三列是0-1矩阵。

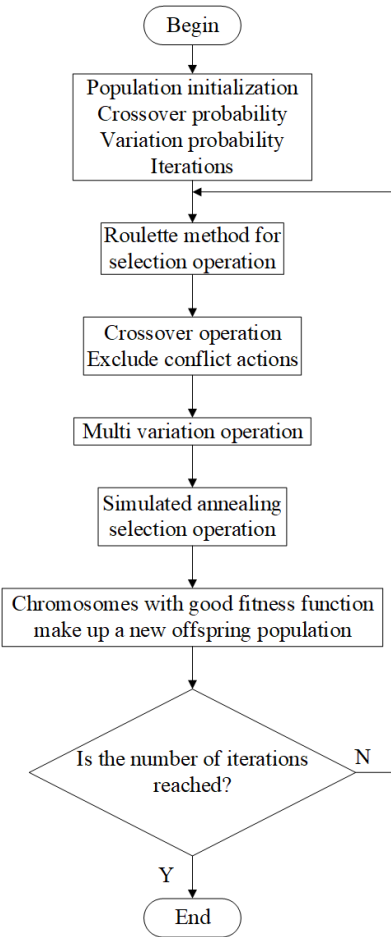


图9.ISAFGA的流程图。

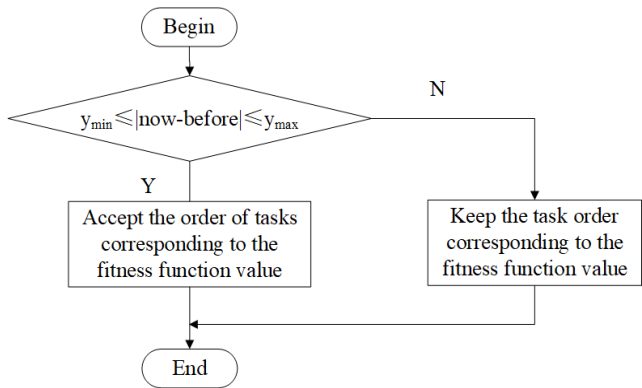


图10.改进的SA算法。

A. 传统的模拟退火算法

当使用SA算法来解决任务分配问题时，较好的目标函数值被保留。表8显示了与更好的目标函数值相对应的任务分配顺序。

从表8可以看出，不同的任务分配顺序对应着不同的目标函数值。利润，即无人机1首先进行侦察

表5.无人机的坐标和任务。

UAV and task	Coordinate
	Coordinate (m)
UAV 1	(687.22,178,35.68)
UAV 2	(684.44,181.24,75.32)
Task 1	(687.22,179.85,34.07)
Task 2	(685.37,180.04,38.44)
Task 3	(684.63,179.11,41.19)

表6.任务分配表。

	Task 1 reconn -oitre	Task 2 reconn -oitre	Task 3 reconn -oitre	Task 1 attack	Task 2 attack	Task 3 attack
UAV 1 reconoitre	0	0	0	0	0	0
UAV 2 reconoitre	1	1	1	0	0	0
UAV 1 attack	0	0	0	0	0	0
UAV 2 attack	0	0	0	1	1	1

表7.重量系数表。

Weight symbol	Weight
W	0.15
p_1	0.1
p_2	0.25
p_3	0.2
k_1	0.2
k_2	0.1

表8.目标函数值。

Objective function value	Task assignment order
615.55	UAV1: T2 (reconnoitre、 attack)-T3 (reconnoitre、 attack); UAV2: T1 (reconnoitre、 attack)
622.45	UAV1: T1 (reconnoitre、 attack)-T2 (reconnoitre、 attack); UAV2: T3 (reconnoitre、 attack)
623.65	UAV1: T1 (reconnoitre、 attack)-T3(reconnoitre、 attack); UAV2: T2 (reconnoitre、 attack)

和任务1的攻击，然后执行任务3的侦察和攻击，而无人机2执行任务2的侦察和攻击，则较大。上述三种分配结果对应的目标函数值如图所示

表9. 目标函数值。

Objective function value	Task assignment order
619.6	UAV1: T2 (reconnoitre)-T3 (reconnoitre、attack)-T1 (attack); UAV2: T1 (reconnoitre)-T2 (attack)
623.05	UAV1: T1 (reconnoiter、attack)-T3 (reconnoitre)-T2 (attack); UAV2: T2 (reconnoitre)-T3 (attack)
623.65	UAV1: T1 (reconnoitre、attack)-T3 (reconnoitre、attack); UAV2: T2 (reconnoitre、attack)

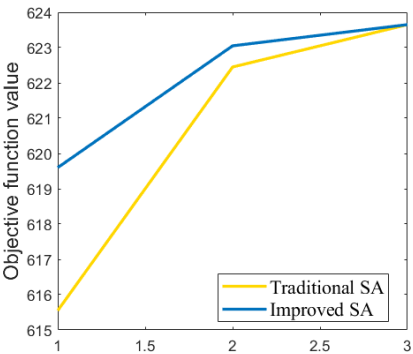


图11.改进后的SA与传统SA之间的目标函数数值比较。

图11中的黄线是传统SA的仿真结果。最大值为623.65。该算法的运行时间为511.881秒。

B. 改进的模拟退火算法

在相同的权重条件下，在无人机和任务的坐标不变的情况下，通过改进SA算法解决了任务分配问题。

从表9可以看出，将侦察和攻击分配给同一无人机所得到的目标函数值较大。上述三种分配结果对应的目标函数值如图11所示，蓝线为改进型SA的仿真结果。而最大值为623.65。该算法的运行时间为25.039秒。

从表8和表9可以看出，无人机的分配顺序和目标函数值是相同的，但改进的SA算法的解题时间减少了约95.11%。从图11可以看出，改进后的SA在开始时可以得到较大的目标函数值，说明改进后的SA的效率是比较高的。

C. 融合 模拟退火 双重着色 多重变异 遗传算法

改进的双染色体多变异GA被用来给多无人机分配任务。最初的任务分配顺序是对1-2-3-4-5-6六个数字进行随机排序。该

表10. 目标函数值。

Objective function value	Task assignment order
644.95	UAV 1: T1(reconnoitre、attack)-T2 (attack)-T3 (reconnoitre、attack); UAV 2: T2 (reconnoitre)
644.95	UAV1: T1 (reconnoitre、attack)-T2 (attack)-T3 (reconnoitre、attack); UAV2: T2 (reconnoitre)
644.95	UAV1: T1 (reconnoitre、attack)-T2 (attack); UAV2: T2 (reconnoitre)- T3 (reconnoitre、attack)
647.65	UAV1: T1 (reconnoitre、attack); UAV2: T2 (reconnoitre)- T3 (reconnoitre、attack)-T2 (attack)
648.325	UAV1: T1 (reconnoitre、attack); UAV2: T2 (reconnoitre、attack)-T3 (reconnoitre、attack)
648.325	UAV1: T1 (reconnoitre、attack); UAV2: T2 (reconnoitre、attack)-T3 (reconnoitre、attack)

交叉概率为0.9，变异概率为0.1。一些健身函数值和任务分配顺序见表10。表10是双染色体多变异GA的目标函数值。

图12中的黄线是双染色体多变异GA的健身函数值，DNA II是分配顺序的断点。结果显示，DNA II为3，所以最佳分配顺序为2-1， 3-4-5-

6。无人机1执行任务1的侦察和攻击，无人机2执行任务2的侦察和攻击，然后再执行任务3的侦察和攻击。根据图12，黄线的最佳健身函数值为648.325。双染色体多变异GA算法的运行时间为0.42秒。

从双染色体多变异GA的目标函数值中提取的六个健身函数值作为表10的数据。具体健身函数值的比较如图12所示。

表11的数据是来自ISAFGA的目标函数值的六个健身函数值。图12中的蓝线是ISAFGA的健身函数值。最佳分配顺序为2-1， 3-4-5-

6。无人机1执行任务1的侦察和攻击，无人机2执行任务2的侦察和攻击，然后再执行任务3的侦察和攻击。如图12所示，最佳健身函数为648.325。该算法的运行时间为0.208秒。

通过比较发现，图11和图12中两种算法的最优分配顺序相同，最优适配函数值也相同，但ISAFGA花费的时间更短。同时，通过比较图11和图12中的适配函数值，可以看出，SA处于局部最优解，适配值不是最大适配值，而GA可以找到一个

表11.目标函数值。

Objective function value	Task assignment order
643.15	UAV1: T1 (reconnoitre); UAV2: T2 (reconnoitre、 attack)-T1 (attack)-T3 (reconnoitre、 attack)
645.325	UAV1: T3 (reconnoitre、 attack)-T1 (reconnoitre、 attack); UAV2: T2 (reconnoitre、 attack)
645.325	UAV1:T3 (reconnoitre、 attack)-T1 (reconnoitre、 attack); UAV2: T2(reconnoitre、 attack)
648.325	UAV1: T1 (reconnoitre、 attack); UAV2: T2 (reconnoitre、 attack)-T3 (reconnoitre、 attack)
648.325	UAV1: T1 (reconnoitre、 attack); UAV2: T2 (reconnoitre、 attack)-T3 (reconnoitre、 attack)
648.325	UAV1: T1 (reconnoitre、 attack); UAV2: T2 (reconnoitre、 attack)-T3 (reconnoitre、 attack)

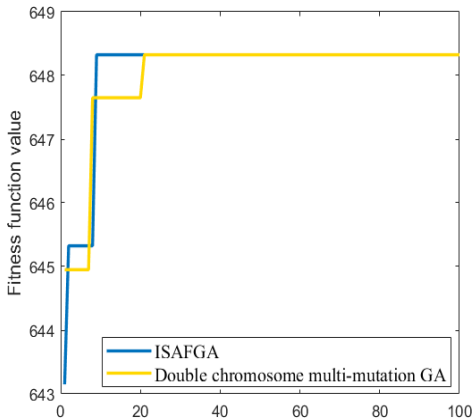


图12.双染色体多变异GA和ISAFGA之间的目标函数数值比较。

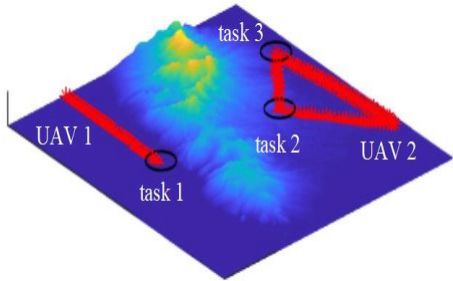


图13.任务分配图。

较大的健身值。ISAFGA可以提高种群的多样性，大大缩短了问题的解决时间。最终的任务分配图如图13所示。图14中的柱状图显示了双染色体多变异GA和ISAFGA在时间和迭代次数上的比较。其中的时间

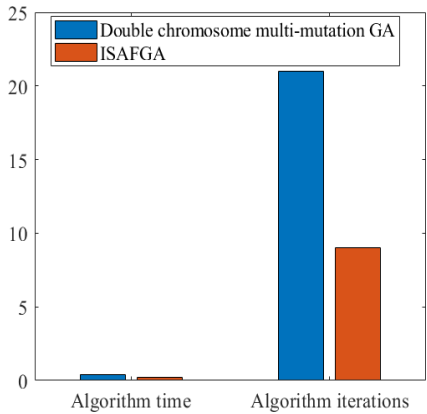


图14.结果对比图。

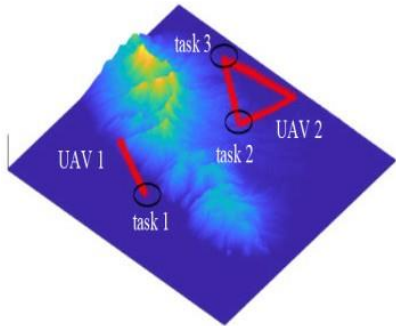


图15.第一次改变坐标的无人机任务分配图。

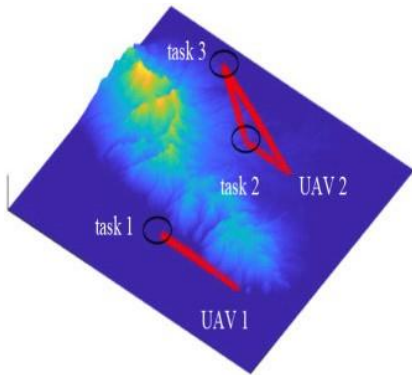


图16.第二次改变坐标的无人机任务分配图。

双染色体多变异GA的时间为0.42秒，迭代次数为21次；ISAFGA的时间为0.208秒，迭代次数为9次。ISAFGA可以缩短求解无人机任务分配序列的时间，其迭代次数为9次，耗时0.208秒。

D. 仿真结果的比较

为了更好地验证ISAFGA的有效性，对无人机的起点坐标进行了两次改变。图15和图16显示了两次坐标变化下的无人机任务分配图。

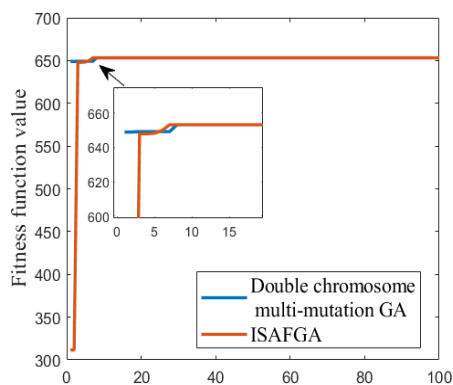


图17. 健身函数值与第一次改变坐标的比较。

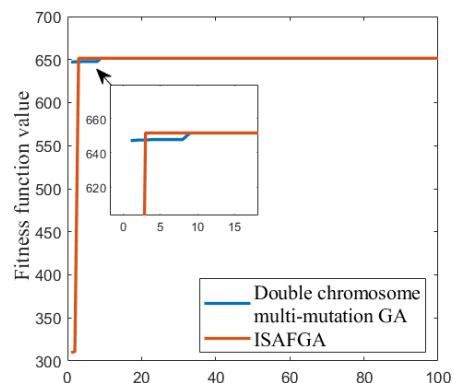


图18. 健身函数值与第二次改变坐标的比较。

为了说明ISAFGA能够提高解决问题的效率，我们比较了双染色体多变异GA和ISAFGA的健身函数值，如图17和图18所示。

黄线是ISAFGA的健身函数值，蓝线是双染色体多变异GA的健身函数值。从图17和图18中可以看出，在算法开始时得到的健身函数值是非常不同的。双染色体多变异GA的健身函数值在开始时非常大，而ISAFGA的健身函数值在开始时很小。然而，随着算法的运行，ISAFGA的适配函数值达到最大值并收敛到最大值，而双染色体多变异GA找到最大值并在ISAFGA收敛后收敛，这说明ISAFGA增加了种群的多样性，提高了算法的收敛速度和效率。

从图19和图20中可以看出，ISAFGA解决这个问题所需的时间和迭代次数较少。

为了充分反映ISAFGA的可行性，无人机和任务的数量改为5架无人机和10个任务。

从图21可以看出，ISAFGA的时间和迭代次数都比双染色体的少。

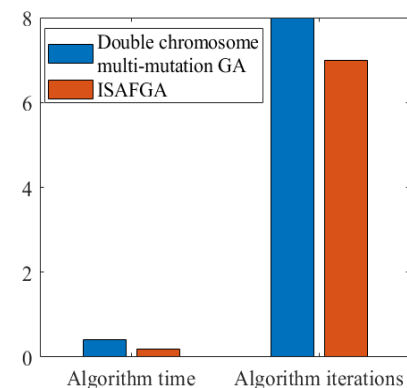


图19. 第一次改变坐标的结果对比图。

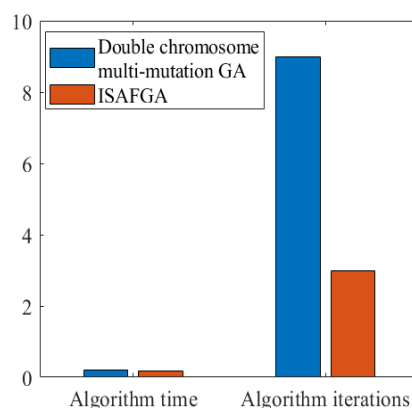


图20. 第二次改变坐标时的结果对比图。

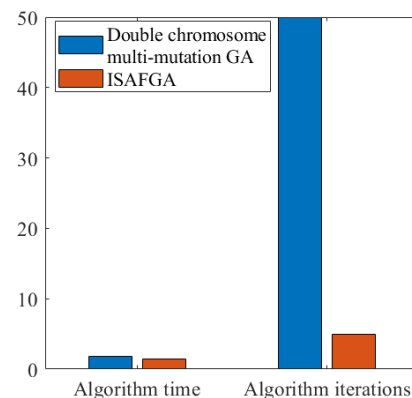


图21. 五个无人机和十个任务环境下的结果对比图。

多次变异的GA。它表明，ISAFGA可以提高算法的效率，并增加群体的多样性。

从图22可以看出，ISAFGA和双染色体多变异GA的初始值是一样的。随着迭代次数的增加，ISAFGA可以在较短的迭代次数内找到较大的适配函数值并收敛，而双染色体多变异GA则陷入了局部的

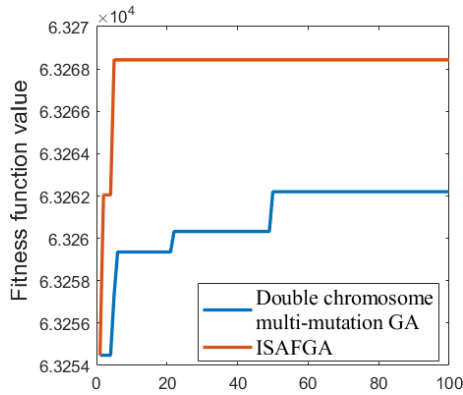


图22.五个无人机和十个任务环境下的健身函数值的比较。

表12.指派顺序。

UAV number	Task assignment order
UAV1	T5(R, A) -T3(R, A) -T2(R) -T8(R, A) -T1(A)
UAV2	T2(A) -T10(R, A) -T9(R, A) -T6(R) -T4(A)
UAV3	T7(A)
UAV4	T7(R)
UAV5	T6(A) -T1(R) -T4(R)

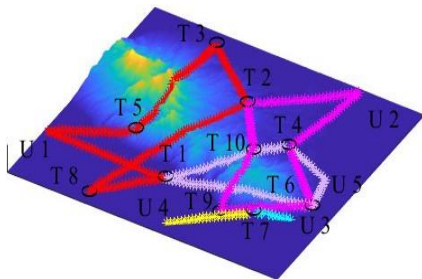


图23.五个无人机和十个任务环境下的无人机任务分配图。

迭代数次后收敛。可以认为，ISAFGA提高了种群的多性，使算法跳出了局部最优解，提高了解的效率，有利于无人机任务分配的解决。根据最优解，可以得到相应的无人机任务分配顺序。

表12显示了每个无人机需要执行的任务的顺序。T1表示任务1，R表示侦察，A表示攻击，U1表示无人机1。

图23是无人机执行任务时的飞行路径图，每种颜色代表每个无人机的飞行路径。

VI. 结论

本文提出了一种基于双染色体多变异GA的新的多无人机任务分配算法，即ISAFGA。本文介绍了任务

分配模型，基于SA算法的任务分配，以及基于ISAFGA的任务分配。主要结论总结如下。(1)

通过任务分配重构了新的解接受标准，与传统的SA算法相比，减少了算法的时间。(2)

通过对双染色体多突变GA的分析，采用双选择操作来增加种群的多样性。(3) 在双选择操作中引入改进的SA算法，减少求解时间，提高算法的效率。

ISAFGA增加了种群的多性。同时，ISAFGA可以快速找到一个具有较大健身函数值的解决方案，通过它可以确定无人机的任务顺序。

参考文献

- [1] H.-X.Chen, Y. Nan, and Y. Yang, "Multi-UAV reconnaissance task assignment for heterogeneous targets based on modified symbiotic organisms search algorithm," *Sensors*, vol. 19, no.3, p. 734, Feb. 2019.
- [2] D.Qibo, Y. Jianqiao, and W. Ningfei, "Cooperative task assignment of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles using a modified genetic algorithm with multi-type genes," *Chin.J. Aeronaut.*, vol. 26, no.5, pp.1238-1250, Oct. 2013.
- [3] W.Xie, H. Tao, J.-B.Gong, W. Luo, F.-C.Yin, and X.-L. Liang, "Research advances in the development status and key technology of unmanned marine vehicle swarm operation," *Chin.J. Ship Res.*, vol. 16, no. 1, pp.7-17, and 31, Feb. 2021.
- [4] A.Whitbrook, Q. Meng, and P. W. H. Chung, "Addressing robustness in time-critical, distributed, task allocation algorithms," *Int.J. Speech Technol.*, 第49卷, 第1期, 第1-15页, 2019年1月。
- [5] J.-F.Wang, G.-W.Jia, J.-C.Lin, and Z.-X.Hou, "Cooperative task allocation for heterogeneous multi-UAV using multi-objective optimization algorithm," *J. Cent.South.Univ.*, vol.27, no.2, pp.432-448, Feb.
- [6] L.Babel, "Coordinated target assignment and UAV path planning with timing constraints," *J. Intell.Robotic Syst.*第94卷, 第3-4期, 第857-869页。2019年6月。
- [7] R. Atencia, J. Del Ser, and D. Camacho, "Weighted strategies to guide a multi-objective evolutionary algorithm for multi-UAV mission planning," *Swarm Evol. Comput.*, vol. 44, pp. 480-495, Feb. 2019.
- [8] A.De, S. K. Kumar, A. Gunasekaran, and M. K. Tiwari, "Sustainable maritime inventory routing problem with time window constraints," *Eng.Appl. Artif.Intell.*, 第61卷, 第77-95页, 2017年5月。
- [9] S.Saeedvand, H. S. Aghdasi, and J. Baltes, "Robust multi-objective multi humanoid robots task allocation based on novel hybrid metaheuristic algorithm," *Int.J. Speech Technol.*, vol. 49, no. 12, pp. 4097-4127, Dec. 2019.
- [10] G. Huang和J.-H.Li, "Multi-UAV cooperative target allocation based on AC-DSDE evolutionary algorithm," *Acta Automatica Sinica*, vol. 47, no. 1, pp.
- [11] T.Wang, X.-W.Fu, and X.-G.Gao, "Cooperative task assignment for heterogeneous multi-UAVs based on improved genetic algorithm," *Fire Control Command Control*, vol. 38, no.5, pp. 37-41, May 2013.
- [12] Z.-W.Chen, S. Xia, H. Wang, and C.-M.Wang, "Modeling of unmanned aerial vehicles cooperative target assignment with allocation order and its solving of genetic algorithm," *Control Theory Appl.*, vol. 36, no. 7, pp.1072-1082, Jul. 2019.
- [13] R.-R.Wang, W.-L. Wei, M.-C.Yang, and W. Liu, "Task allocation of multiple UAVs considering cooperative route planning," *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, vol. 41, no.S2, pp.24-35, Jun. 2020.
- [14] Q.Zong, X.-L. Qin, B.-Y.Zhang, B.-L. Tian, and X.-Y.Zhao, "基于双水平编程模型的大型UCAV的编队优化". *J. Harbin Inst. Technol.*, vol. 51, no.3, pp. 15-22, Mar. 2019.
- [15] Z.-M.Gou, R. Mo, H.-B.Sun, and Z. Y. Chang, "Collaborative manufacturing task assignment based on modified genetic simulated annealing algorithm," *Comput.工程. Appl.*, 第47卷, 第14期, 第210-213页, 2011年5月。
- [16] Z.-Tian and X.-F. Wang, "Cooperative multiple task assignment for heterogeneous multi-UAV with multi-chromosome genetic algorithm," *Flight Dynamics*.Wang, "Cooperative multiple task assignment for heterogeneous

- [17] Z. Zhang, J. Wu, and C. He, "Collaborative close mission planning on multi-UAV and multi-target," *J. Projectiles, Rockets, Missiles Guid.*, vol. 40, no. 3, pp. 69-74, Apr. 2020.
- [18] Wang, L. Liu, T. Long, and Y. Wen, "Multi-UAV reconnaissance task allocation for heterogeneous targets using an opposition-based genetic algorithm with double-chromosome encoding," *Chin. J. Aeronaut.*, 第31卷, 第2期, 第339-350页, 2018年2月。
- [19] Y. Zhao, Z. Zheng, and Y. Liu, "Survey on computational-intelligence-based UAV path planning," *Knowl.-Based Syst.*, 第158卷, 第54-64页, 2018年10月。
- [20] G.-W. Jia and J.-F. Wang, "Research review of UAV swarm mission planning method," *Syst. Wang*, "Research review of UAV swarm mission planning method," *Syst. Eng. Electron.* 43, no. 1, pp. 99-111, Aug. 2021.
- [21] X. Wu, L. Xu, R. Zhen, and X. Wu, "Bi-directional adaptive A* algorithm toward optimal path planning for large-scale UAV under multiple limits," *IEEE Access*, 第8卷, 第85431-85440页, 2020年4月。
- [22] Z.-J. Liu, M. He, Z.-Y. Ma, and L.-F. Gu, "UAV formation control method based on distributed consistency," *Comput. 工程. Appl.*, 第56卷, 第23期, pp. 146-152, 2020.
- [23] Z. Fu, Y. Mao, D. He, J. Yu, and G. Xie, "Secure multi-UAV collaborative task allocation," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 35579-35587, 2019.
- [24] L. Huang, H. Qu, and L. Zuo, "Multi-type UAVs cooperative task allocation under resource constraints," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 17841-17850, 2018.
- [25] T.-L. Zhou, M. Chen, R.-G. Zhu, and J.-L. He, "J. Command Control, vol. 6, no. 3, pp. 251-256, Sep. 2020.



徐磊于2017年获得河北工程大学的学士学位。目前他正在河北科技大学电气工程系攻读电气工程硕士学位。他的研究兴趣包括无人机的路径规划。



吴晓静分别于2006年和2009年在中国燕山大学获得学士和硕士学位，并在燕山大学获得控制理论和控制工程的博士学位。她目前是中国河北科技大学的副教授。她的研究兴趣包括非线性控制、无人机控制和路径规划。



孟凡华, 2001年获河北科技大学学士学位, 2004年获河北工业大学硕士学位。他目前是河北科技大学测控技术与仪器专业的讲师。他的研究兴趣包括智能控制和图像识别以及无人机飞行控制。



陈然, 1994年获华北科技大学学士学位, 2004年获华中科技大学硕士学位。她目前是中国河北科技大学电气系的教授。她的研究兴趣包括非线性系统的智能控制。



吴学礼分别于1983年和1988年在燕山大学获得学士和硕士学位, 并于2005年在华中科技大学获得博士学位。他目前是中国河北科技大学电气工程系的教授。他的研究领域包括智能控制和无人机风险规避。



尹岩于2019年获得中国河北科技大学理工学院学士学位。目前, 她正在河北科技大学电气工程学院攻读控制工程与科学硕士学位。她的研究兴趣包括无人机的路径规划和任务分配。

...