

基于协同 memetic PSO 算法的 传感器-目标分配问题求解

王一川, 单甘霖, 童俊

(军械工程学院电子与光学工程系, 河北石家庄 050003)

摘要: 传感器-目标分配问题是防空系统传感器管理的一项重要研究内容。对面向跟踪的防空系统传感器-目标分配问题进行了研究, 结合主客观分配原则, 利用 0-1 整数规划模型对问题进行了建模, 约束主要考虑传感器的跟踪能力和目标的被执行跟踪容量。构造了一种协同 memetic 粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法, 分别采用 PSO 算法和邻域搜索算法作为全局搜索和局部搜索。为了在粒子位置矢量中反映出传感器组合, 根据问题设计了一种特殊的粒子编码方法。最后通过仿真实验验证了算法的合理性和有效性。

关键词: 传感器-目标分配; 传感器管理; 粒子群优化算法; 防空系统; 邻域搜索

中图分类号: V 243; TN 957.51 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.05.17

Solving sensor-target assignment problem based on cooperative memetic PSO algorithm

WANG Yi-chuan, SHAN Gan-lin, TONG Jun

(Department of Electronic and Optical Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: The sensor-target assignment is a key problem of sensor management in aerial defence system. The research on the tracking-oriented sensor-target assignment problem in aerial defence system is done, and a 0-1 integer programming model for the problem is built up with subjective and objective assignment rules, the constrains mainly include the sensor tracking capability and target capacity of being tracked. A cooperative memetic particle swarm optimization (PSO) algorithm is constructed by the PSO algorithm and the neighbor search algorithm. In order to reflect the sensor combination in particle position vector, a special particle coding method is designed. Finally the experiments show that the proposed algorithm is feasible and effective.

Keywords: sensor-target assignment; sensor management; particle swarm optimization (PSO) algorithm; aerial defence system; neighbor search

0 引言

信息化条件下的防空作战中, 防空系统正集成越来越多的传感器, 这使得对传感器管理的需求日益突出, 而传感器-目标分配问题则是传感器管理中的关键问题之一。防空系统传感器-目标分配所要解决的问题, 是针对多个威胁目标和有限的传感器资源, 确定多个传感器对多个目标的最优配对, 使得防空系统对所有威胁目标的综合监测能力最大, 其属于资源受限的规划问题。

现有对传感器管理中涉及的目标分配问题, 具有较好应用性的研究主要分为 3 类。第 1 类是基于信息论的方法, 如文献[1]结合信息论中的信息增量与滤波算法研究了

目标跟踪过程中的传感器分配; 文献[2]基于动态贝叶斯网络计算交互的信息增量进行传感器组合的选择; 文献[3]依据信息增量对目标检测中的传感器分配进行研究。第 2 类是基于数学规划和智能优化算法的方法, 如文献[4]首次应用线性规划, 对被跟踪目标确定传感器与目标的分配, 并提出虚拟传感器 (即传感器组合) 的概念, 用于处理多个传感器对同一个目标的分配; 文献[5]利用启发式规划方法对多传感器任务进行分配; 文献[6-8]引入虚拟传感器以处理传感器组合, 并应用智能优化算法对具有多跟踪能力的传感器进行管理, 比一些传统的数学规划方法更能适应大规模问题的求解。第 3 类是基于协方差控制的方法, 如文献[9-10]通过对跟踪过程协方差阵的控制来解决传感器对跟踪目标的分配; 文献[11]在协方差控制的基础上提出了

一种基于离差矩阵控制的传感器管理方法。协方差控制法较其他方法能够实现更加精细的资源分配,但其控制过程中的时延问题却难以处理。

基于信息论的方法能够在不同应用环境中实现传感器资源的客观科学分配,因而得到了广泛的应用。本文以地面防空作战为背景,基于信息论的方法对面向跟踪的防空系统传感器-目标分配问题进行分析 and 建模。文中着重对分配算法的设计进行研究,最终构造了一种协同 memetic 粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法求解所建立的模型。由于防空系统中包含部分只具有单跟踪能力的传感器,引入虚拟传感器处理传感器组合会使部分约束条件变得苛刻难以处理。鉴于此点,文中将不再引入虚拟传感器,而设计了一种特殊的粒子编码方式,直接在 PSO 粒子位置矢量中表征出传感器组合,以更好地处理问题的约束条件。

1 问题的描述与模型的建立

1.1 问题的提出

防空系统的工作过程,包括搜索、发现、跟踪和识别空中目标等一系列动作。具体来说,首先火控系统接收到上级情报指挥系统的远方目标指示,随后利用搜索识别传感器尽可能早的搜索、发现、识别目标,并进行威胁估计和排序。根据防空系统的跟踪能力,从排序队列中按威胁程度从大到小的顺序选取相应的目标数。最后跟踪传感器在指示目标附近的空域进行小范围搜索、截获、跟踪目标,指导防空武器对目标实施有效射击。

某防空作战中,共有来袭的 M 个敌方目标,其已被搜索识别雷达发现并被识别。而我方共有 n 部跟踪传感器,如何将它们分配给这 M 个目标,以使防空系统对这些目标的综合跟踪性能最优,此即面向跟踪的防空系统传感器-目标分配问题。此问题可看作为多传感器多目标跟踪问题,目标分配的任务是寻求在给定约束条件下对多个威胁目标的综合跟踪性能最好的分配方案。在多传感器多目标的战场环境中会有多种传感器-目标分配方案,不同的分配方案会有不同的分配效能。下面以信息增量最大化作为客观分配原则,以目标优先级作为主观分配原则,结合两原则评价不同分配方案的分配效能。

1.2 传感器-目标配对信息增量

本文以信息增量最大化作为客观分配原则,即传感器对目标的分配应使多传感器系统获得关于目标航迹最大的信息增量。

针对目标跟踪系统,采用多传感器滤波算法^[12]对目标航迹数据进行滤波,所得的滤波误差协方差表征了目标航迹的不确定性,文献^[13]将此不确定性用信息熵定量描述。设某一传感器(或传感器组合)对目标执行一次量测所得到的信息增量为 G ,则 G 可以用量测后目标航迹的信息熵减去未量测时的信息熵计算出来。 G 越大,表明通过量测获取的目标航迹信息增量越大,越可以有效地降低目标航迹

的不确定性。因此可应用信息增量表征传感器-目标的配对效能,以所有跟踪目标的总信息增量最大作为客观分配原则,对传感器资源进行科学合理的分配。

1.3 目标优先级

在防空作战中,空中目标威胁度越高,我方对其定义的优先级就越高。假设目标威胁度已确定,将其值按从大到小的顺序进行排序,则得到一个目标优先级的排序。定义目标 j 的优先级函数 TD_j 为目标 j 的优先级排序序号的倒数,即

$$TD_j = \frac{1}{s} \quad (1)$$

式中, s 为目标 j 的威胁度排序序号。

目标优先级反映的是指挥人员对战场环境的主观认识,从主观的决策意图上,当来袭目标数较多时,我们显然希望对高威胁度的目标优先进行跟踪并分配较多的传感器资源,此即目标分配的主观分配原则。

1.4 目标分配的约束条件

这里主要考虑 3 个目标分配时的约束条件。

第 1 个约束是每部传感器的跟踪能力约束,即每个时刻传感器跟踪目标的数量不能超过其最大跟踪能力。

第 2 个约束是被跟踪目标数的约束。设实际参与分配的被跟踪目标数为 m ,显然 m 不会大于防空系统的最大总跟踪能力 C 。当来袭目标数 $M \leq C$ 时,有 $m=M$,即这 M 个来袭目标都参与分配;而当 $M > C$ 时,如前所述我们从中只选取 $m=C$ 个优先级最高的目标参与实际分配。

第 3 个约束是目标的被执行跟踪容量约束。首先为了最大限度地实现跟踪效果,我们限制当被跟踪目标数量 m 确定后,这 m 个目标都至少分配一个传感器。其次当 $m < C$ 时,将允许一个以上的传感器(即传感器组合)分配给某些高优先级目标,以便更有效地跟踪。出于“均匀”分配传感器资源和避免过度集中使用资源造成浪费的考虑,有必要限制同一时刻过多的传感器分配给同一个目标。举个极端的例子,当只有一个目标即 $m=1$ 时,若不加限制,则所有的传感器都分配给此目标,这将造成资源的极大浪费。为了方便后续的讨论,这里约束对每个目标在同一时刻最多分配两个传感器。

1.5 建立分配数学模型

综合以上分析与描述,应用 0-1 整数规划模型对面向跟踪的防空系统传感器-目标分配问题进行建模。

定义传感器-目标分配矩阵 $\mathbf{R}=[r_{ij}]_{n \times m}$ 以表征分配方案,其元素 r_{ij} 为布尔变量:当传感器 i 与目标 j 配对成功时, $r_{ij}=1$;否则, $r_{ij}=0$ 。

定义融合主客观分配原则的传感器-目标分配总效能 E_f 如式(2)所示,其表达形式为各目标的信息增量与目标优先级函数的线性加权求和。

$$E_f = \sum_{j=1}^m TD_j G(\mathbf{R}, j) \quad (2)$$

式中, $G(\mathbf{R}, j)$ 为某一传感器或者传感器组合(由分配矩阵 \mathbf{R}

确定)对目标 j 执行一次量测所得到的信息增量。

防空系统传感器-目标分配模型可描述为:在一定约束条件下,求解使 E_f 最大的传感器-目标分配矩阵 \mathbf{R} ,即

$$\text{Maximize } E_f = \sum_{j=1}^m TD_j G(\mathbf{R}, j) \quad (3)$$

约束条件为

$$\sum_{j=1}^m r_{ij} \leq c_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$m \leq C = \sum_{i=1}^n c_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$1 \leq \sum_{i=1}^n r_{ij} \leq 2, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

约束条件式(4)表示对传感器 i 分配的跟踪目标数不大于其最大跟踪能力 c_i ($i = 1, 2, \dots, n$);约束条件式(5)表示被跟踪目标数 m 不大于跟踪系统的最大总跟踪能力 C ;约束条件式(6)表示对每个目标在同一时刻至少分配一个,至多分配两个传感器。

分配模型建立完毕。防空系统传感器-目标分配问题在数学上变成了一个多约束、非线性、NP-hard 的整数规划问题,且形式上类似于多对多的指派问题。对于非线性规划问题,在全局优化的意义下要找出一个优于穷举法的精确算法几乎是不可能的,而各种启发式算法和超启发式算法在解决这一类问题中得到了大量的应用。后续内容中本文将构造一种协同 memetic PSO 算法以求解所建立的模型。

2 分配算法设计

2.1 memetic 算法

memetic 算法(memetic algorithm, MA)是文献[14]提出的一种超启发式搜索算法,是一种基于种群的全局搜索和基于个体的局部搜索的结合体。在该算法中,全局探索进行种群的全局空间探索,而局部搜索则进行个体的局部空间探索,两种搜索机制的优势互补使得 MA 的性能要比单独的全局搜索算法或局部搜索算法优秀。

MA 最初被提出时,采用遗传算法的操作流程,因此被视为是“遗传算法+局部搜索”的混合启发式搜索算法,但实际上 MA 是一种混合搜索的框架和概念,采用不同的搜索策略可以构成不同的算法^[15-16]。针对本文求解的具体问题,现分别采用 PSO 算法和邻域搜索算法作为全局搜索算法和局部搜索算法以构成 MA。

2.2 全局搜索算法——PSO 算法

PSO 是由文献[17]提出的一种基于种群的启发式搜索算法,其具有良好的全局搜索能力,且理论简单、容易实现、控制参数少。在该算法中,优化问题的每一个解都是搜索空间中的一个“粒子”。粒子具有记忆功能,可根据历史信息 and 位置间梯度来控制进化幅度和方向,通过迭代搜索能够迅速地收敛于最优解,因此 PSO 算法对优化问题有着较高的求解速度。

最初提出的基本 PSO 算法只能求解连续空间上的优

化问题,为了将其应用于组合优化问题的求解,需要将其离散化为离散 PSO(discrete PSO, DPSO)算法^[18-19]。当对带有约束条件的问题进行优化处理时,无论采用哪种优化算法,约束条件的处理都是一个非常关键的环节,其对压缩搜索空间有着重要的意义。以下的 DPSO 算法设计中,将通过一种特殊的编码方式以有效处理本文目标分配问题的约束条件。

2.2.1 解的表示——编码结构

首先建立粒子位置矢量 \mathbf{X} 与问题解 \mathbf{R} 之间的映射关系。根据传感器-目标分配问题的特点,将 \mathbf{R} 映射表示为整数串的形式,其编码结构如图 1 所示。

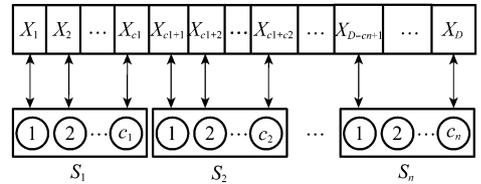


图 1 DPSO 算法编码结构

图 1 中,对于一个有 n 个传感器 S_1, S_2, \dots, S_n 的跟踪系统,传感器 S_i 的最大跟踪能力为 c_i ($i = 1, 2, \dots, n$)。采用长为 $c_1 + c_2 + \dots + c_n = D$ 的整数串来表示 \mathbf{X} ,即编码维度为 D ,显然有 $D = C$ 。设 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_D)$,其表征一个分配方案 \mathbf{R} 。对于分配问题中的 m 个目标,设为 T_1, T_2, \dots, T_m 。将矢量 \mathbf{X} 每一维的取值限定为 $0 \sim m$ 的整数,即 $X_i = 0$ 表示第 i 维所对应的传感器不分配给任何目标,而 $X_i = j$ 则表示第 i 维所对应的传感器执行跟踪目标 T_j ($j = 1, 2, \dots, m$)。

上述的编码结构相当于将每个具有多跟踪能力的传感器拆分为处在同一位置的多个单跟踪传感器,此结构不仅能够直观、完备的表示出所有解,还较好地处理了约束条件式(4),保证了每个传感器分配的目标数不大于其最大跟踪能力。

2.2.2 粒子迭代更新方式

PSO 算法中每个粒子都有一个评价粒子优劣程度、被优化函数决定的适应值,一个速度矢量和位置矢量,通过种群的迭代搜索来寻找最优解。本文设计的 DPSO 算法仍采用基本 PSO 算法的粒子迭代更新方式,其速度-位置更新公式为

$$\begin{cases} \mathbf{V}_{t+1} = \omega \mathbf{V}_t + c_1 (\mathbf{Pbest}_t - \mathbf{X}_t) + c_2 (\mathbf{Gbest}_t - \mathbf{X}_t) \\ \mathbf{X}_{t+1} = \mathbf{X}_t + \mathbf{V}_{t+1} \end{cases} \quad (7)$$

式中,个体极值 \mathbf{Pbest} 是粒子本身所找到的最优解;全局极值 \mathbf{Gbest} 是整个群体找到的最优解; ω 为惯性加权因子;认知因子 c_1 代表了粒子自身的思维,推动粒子向个体极值 \mathbf{Pbest} 位置移动;社会因子 c_2 代表了各个粒子在搜寻最优解时的交互协作,推动粒子向全局极值 \mathbf{Gbest} 位置移动; \mathbf{X}, \mathbf{V} 分别为粒子的位置和速度矢量;下角标 t 表示第 t 次

迭代。

通过速度-位置更新式(7),粒子不断学习更新,不断飞至解空间中最优解所在的位置。当迭代过程达到最大迭代次数,或者搜索结果达到预定阈值,整个搜索过程结束。最后输出的 *Gbest* 就是整个算法所搜索到的全局最优解。

2.2.3 粒子编码

位置矢量 *X* 经过式(7)更新后,将得到一个连续型的新矢量 *Xnew*,为了使其能够代表一个实际的分配方案,需要根据编码结构和实际问题约束条件对其进行有意义的离散化,即将其编码映射到离散空间上。

由于约束条件式(6)规定对每个目标同一时刻至多只能分配两个传感器,因此当 $2m < D$ 时,将出现某些传感器不分配任何目标的情况,而当 $2m \geq D$ 时则不会出现。以下编码方案将对这两种分配情形进行区分:

步骤 1 按从小到大的顺序对更新后的粒子位置矢量 *Xnew* 每个维度进行排序,得到 *Xsort*,并记录下 *Xnew* 与 *Xsort* 间的排序映射关系;

步骤 2 若 $2m < D$,则将 *Xsort* 的前 $(D-2m)$ 位编码为 0,取后 $2m$ 位记作 *Xsort_f*;若 $2m \geq D$,则令 *Xsort_f* 直接等于 *Xsort*;

步骤 3 对 *Xsort_f* 执行后一位减去前一位的邻位相减操作,即:

$$\begin{cases} Xsub(k) = Xsort_f(k+1) - Xsort_f(k) \\ k = 1, 2, \dots, 2m-1 \text{ if } 2m < D \\ k = 1, 2, \dots, D-1 \text{ if } 2m \geq D \end{cases} \quad (8)$$

步骤 4 若 $2m < D$,则取 *Xsub* 中最小的 m 个数,记录下这些数对应的 *Xsort_f* 中的减数与被减数;若 $2m \geq D$,则取 *Xsub* 中最小的 $(D-m)$ 个数,并做类似的记录;

步骤 5 对 *Xsort_f* 每个维度的数值进行离散赋值,赋值方法是按从小到大的顺序,依次赋值为 $1 \sim m$ 的整数,需要注意的是此时将步骤 4 中记录下的 *Xsub* 的数所对应的减数与被减数赋值为相同的值,这样就完成了 *Xsort_f* 的编码;

步骤 6 若 $2m < D$,则 *Xsort_f* 的编码结果即为 *Xsort* 的后 $2m$ 位编码结果;若 $2m \geq D$,则 *Xsort_f* 的编码即为 *Xsort* 的编码;

步骤 7 根据之前记录下的 *Xnew* 与 *Xsort* 间的排序映射关系,进行逆映射,即可得到 *Xnew* 的粒子位置矢量编码结果。

图 2 给出了一个 $D=7, m=4$ 的粒子位置矢量编码示例,图 3 则给出了一个 $D=7, m=3$ 的粒子位置矢量编码示例,两个示例中相同的矢量被编码为两种不同的结果,其对应两种不同的分配情形。另外观察两图中的编码示例,可以看到在没有引入虚拟传感器的情况下,在编码后的粒子位置矢量中仍然能够反映出传感器组合,这点是本文分配算法设计的核心。

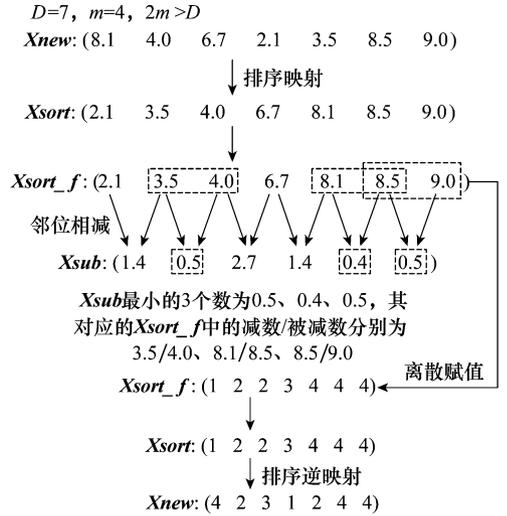


图 2 粒子位置矢量编码示例 1

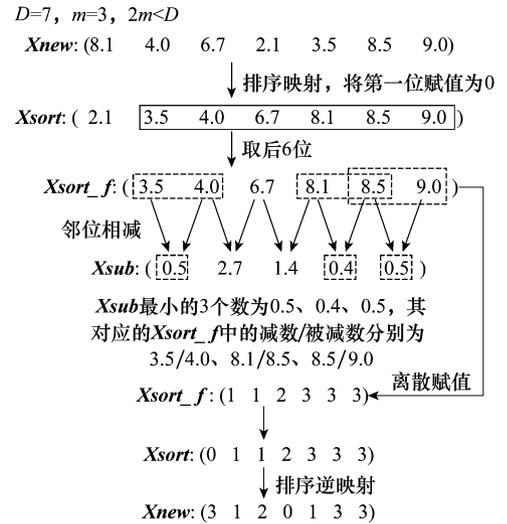


图 3 粒子位置矢量编码示例 2

上述的编码过程结束后,连续型矢量 *Xnew* 被成功映射到了离散空间上,接下来粒子按照速度-位置更新公式(7)进行更新,又将得到一个新的连续型矢量,对其进行编码就能够继续迭代演化求解下去。

2.2.4 约束条件的处理

上述的编码结构保证了约束条件式(4)得到了严格的满足,而编码方案则保证了每个目标都会至少分配一个传感器,但是仍有可能出现多于两个传感器同时分配给一个目标的情况,即约束条件式(6)并没有得到严格的满足。观察图 2 和图 3 的编码示例,可以看到有 3 个传感器分配给了同一个目标,对本文来说这显然不是可行的分配方案。

当然我们可以在之前的编码方案中细化更多的步骤使约束条件式(6)得到严格的处理,但是这将使得方案变得过于复杂。针对这种情况,本文采用一种较简单的方法——

惩罚函数法,将不满足约束条件式(6)的粒子在计算其适应度时,将其直接赋值为 0,使粒子在寻优时自行跳过不可行的分配方案。

2.2.5 粒子适应度值计算

对于满足所有约束条件的粒子,其个体适应度值可以直接采用式(2)的传感器-目标分配总效能 E_f ,这样通过对粒子的评价就完成了对分配方案的评价。对不满足约束条件的粒子,如前所述,可将其适应度值直接赋值为 0。

通过编码、迭代更新方式、适应度值计算等描述之后,到此完成了 DPSO 算法的设计。按技术路线来划分^[20],这里提出一种基于连续空间的 DPSO 算法,其针对本问题设计了一种特殊编码结构和方案,将连续空间映射到离散空间上,计算上仍采用基本 PSO 算法连续空间上的速度-位置更新公式,其优势是矢量计算简单、消耗时间短。

2.3 局部搜索算法——邻域搜索算法

这里借鉴旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) 问题的局部搜索算法。

邻域搜索算法是求解 TSP 的常用局部搜索算法,从一个初始个体开始,在其邻域中搜索比其更好的解,因此邻域搜索的关键在于如何确定邻域。现定义图 4 中所示的交换邻域,其通过交换操作产生:对一个初始矢量 p ,交换其任意两个位置上的值将得到一个新矢量,将所有这样产生的新矢量集合称为 p 的交换邻域。这种邻域的生成方式简单,所得邻域空间也不是很大,增加的算法运行时间较少。

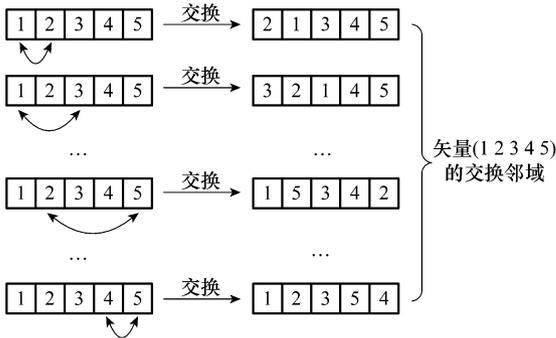


图 4 交换邻域生成示例

MA 通常利用局部搜索使得全局搜索结束后的所有个体都达到局部最优,从而大大提高算法的优化性能,但由此增加的计算量较大。在 PSO 算法中,全局极值 $Gbest$ 作为最优秀的个体,带领整个粒子种群向最优解方向不断进化,其对算法的优化性能有着重大影响。鉴于 $Gbest$ 这种特殊地位,本文在每次 PSO 算法迭代更新后,只对 $Gbest$ 执行局部搜索,以降低算法每次迭代的计算复杂度,其步骤简要描述如下:

步骤 1 取迭代更新之后的 $Gbest$ 作为当前解;

步骤 2 变换当前解得到当前解的交换邻域,找出邻域中的最好解,定义该解为新解;

步骤 3 若新解优于当前解,则用新解更新当前解,得到新的 $Gbest$,否则当前 $Gbest$ 保持不变。

2.4 协同 memetic PSO 算法

PSO 算法的全局搜索能力主要体现在算法维持种群多样性的能力上。在 PSO 的迭代过程中,粒子一直不断向最优方向飞行,其表现出的强烈趋同性使得种群多样性很快丧失,算法易早熟收敛。

文献[21]提出了一种有效避免早熟收敛的协同 PSO 算法,其利用 $S(S>1)$ 个粒子群进行协同优化,以非常直观的方式提升了算法的种群多样性。该算法中前 $(S-1)$ 个粒子群的 $Gbest$ 定义为本粒子群迄今搜索到的最优解,而第 S 个粒子群的 $Gbest$ 则定义为全部粒子群迄今搜索到的最优解。这样算法既能利用前 $(S-1)$ 个粒子群的独立搜索来保证寻优搜索过程可以在搜索空间中的较大范围内进行,又可以利用第 S 个粒子群追逐当前全局最优解来保证算法的收敛性。本文将引入此协同 PSO 算法到 memetic 框架中,最终构成协同 memetic PSO 算法以求解上文建立的分配模型。

2.5 算法流程

本文所构造的协同 memetic PSO 算法流程描述如下:

步骤 1 初始化 m, D, w, c_1, c_2 、最大迭代次数 $itermax$ 等参数;

步骤 2 初始化 $S(S>1)$ 个粒子群,所有粒子的位置矢量与速度矢量随机产生,矢量维度均为 D ;

步骤 3 对所有粒子位置矢量进行编码,并计算相应的适应度值;

步骤 4 所有粒子的 $Pbest$ 更新为当前个体最优位置;对于前 $(S-1)$ 个粒子群,其 $Gbest$ 更新为本种群中最优粒子位置;对于第 S 个粒子群,其 $Gbest$ 更新为所有种群迄今搜索到的最优粒子位置;

步骤 5 判断算法停止准则是否满足,即是否达到规定的最大迭代次数 $itermax$,如果满足转入步骤 9,否则转入步骤 6;

步骤 6 按照速度-位置更新公式(7),更新所有粒子群中的粒子速度与位置,然后对位置矢量进行编码,并计算适应度值;

步骤 7 同步骤 3,更新每个粒子的 $Pbest$ 和各个粒子群的 $Gbest$;

步骤 8 对每个粒子群的 $Gbest$ 执行邻域搜索,转入步骤 5;

步骤 9 输出第 S 个粒子群的 $Gbest$,算法结束。

3 仿真验证

地面防空,尤其是中低空地面防空,一般由数个高炮武器系统和若干地空导弹武器系统混编互补完成。高炮连雷达火控系统所装备的炮瞄雷达只具有单跟踪能力,而导弹

营雷达火控系统所装备的导弹制导雷达则具有多跟踪能力。设定两个仿真场景。仿真在一台 2.00 GHz CPU 和 1 GB 内存的计算机上进行,编程平台为 Matlab 7.1。

3.1 仿真场景一

某防空系统中共有跟踪传感器 6 部($n=6$),记为 S_1, S_2, \dots, S_6 ,其中, S_1, S_2, S_3, S_4 只有单跟踪能力, S_5 和 S_6 的最大跟踪能力均为 3。在对来袭目标进行威胁估计和排序后,系统确定被跟踪目标数为 6($m=6$),记为 T_1, T_2, \dots, T_6 , 6 个目标的优先级函数为 $\mathbf{TD}=[1/2 \ 1 \ 1/3 \ 1/4 \ 1/6 \ 1/5]$ 。

传感器-目标配对信息增量由防空系统融合中心提供,如表 1 所示。

表 1 传感器与目标的配对信息增量

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
S_1	1.74	1.61	2.21	2.14	1.64	2.47
S_2	1.85	2.38	1.88	2.85	2.33	2.20
S_3	1.42	0.98	1.72	1.25	1.62	1.87
S_4	1.70	2.01	2.31	2.58	2.35	2.44
S_5	1.78	1.98	2.88	3.13	1.48	2.79
S_6	2.79	2.05	1.76	1.43	1.59	3.20
$S_1 \& S_2$	2.77	2.73	3.57	3.65	2.94	3.47
$S_1 \& S_3$	2.58	2.45	3.94	3.72	2.58	2.95
$S_1 \& S_4$	2.14	2.36	3.37	3.43	3.55	3.37
$S_1 \& S_5$	2.37	2.65	3.54	3.82	2.21	3.91
$S_1 \& S_6$	3.56	3.11	2.79	2.66	2.37	4.43
$S_2 \& S_3$	2.22	2.86	3.17	3.23	2.35	2.67
$S_2 \& S_4$	2.50	2.88	3.21	3.70	3.22	3.17
$S_2 \& S_5$	2.43	2.90	3.67	4.10	3.01	3.44
$S_2 \& S_6$	3.44	2.98	2.77	3.55	2.81	4.12
$S_3 \& S_4$	2.03	2.21	2.52	2.87	2.50	2.76
$S_3 \& S_5$	1.96	2.10	3.51	3.67	2.30	3.09
$S_3 \& S_6$	3.19	2.43	2.28	1.86	2.47	3.96
$S_4 \& S_5$	2.74	3.03	3.97	4.25	3.79	3.59
$S_4 \& S_6$	3.39	3.34	3.27	2.96	3.04	4.20
$S_5 \& S_6$	3.29	2.83	3.75	3.80	2.11	4.18

引入虚拟传感器求解。虚拟传感器的基本思想是将传感器组合作为一个独立、虚拟的“传感器”,这样目标在分配时就只需要对应一个“传感器”,原问题由非线性规划问题转化为了线性规划问题,形式上类似于一对多的指派问题,得到了一定程度的简化,但约束条件式(4)会变得非常苛刻。

对于场景一的 6 个传感器,引入虚拟传感器后将扩充到 $2^6 - 1 = 63$ 个“传感器”,但由于本文限制对每个目标同一时刻至多分配两个传感器,因此有意义的“传感器”只有 $6 + 15 = 21$ 个,将其顺序编号为 1, 2, ..., 21, 依次对应表 1 中的 21 行。对于基本传感器 S_1 ,由于其只有单跟踪能力,一旦 S_1 被分配,则包含 S_1 的第 7~11 号“传感器”皆无法再分配。

若利用 PSO 算法求解该分配问题,引入虚拟传感器在粒子个体上反映出传感器组合,则粒子位置与速度维度取

目标数为 6。粒子生成方式采用常用的随机分配法,由式(9)随机产生 1~21 之间的 6 个不同整数 I 填充到 1~6 的空位中,形成粒子位置矢量。

$$I = \text{Mod} [21 \cdot \text{rand} ()] + 1 \quad (9)$$

式中, $\text{rand} ()$ 表示 0~1 之间的随机数; Mod 为求模运算。

按照式(9)生成的 1 000 个粒子中,满足约束条件式(4)的有 0 个,即没有一个粒子所代表的分配方案是可行的。可见引入虚拟传感器后约束条件式(4)会变得难以处理,这将严重影响算法的求解效率。

协同 memetic PSO 算法求解。不再引入虚拟传感器,采用本文 DPSO 算法的编码方式对粒子执行编码,编码维度为 $D=1+1+1+1+3+3=10$ 。在连续空间上随机产生的 1 000 个粒子,经过编码后同时满足约束条件式(4)和式(6)的粒子共有 242 个,两约束条件得到了较好的处理。

采用本文协同 memetic PSO 算法对仿真场景一进行编程求解。按照上文的算法流程,设定 4 个粒子群($S=4$),每种群的粒子数均为 10,最大迭代次数均为 $itermax=50$ 。其他参数统一取经验值 $\omega=0.7, c_1$ 随迭代次数由 0.7 线性下降到 0.3, c_2 则随迭代次数由 0.3 线性增加到 0.7。对于仿真场景一,程序最终求得的最优分配方案如式(10)所示,其对应的最优分配总效能为 8.305 2,而满足每个目标至少分配一个传感器的最差分配方案的分配总效能为 3.460 8。

$$\left\{ \begin{array}{l} T_1 : \{S_5, S_6\} \\ T_2 : \{S_1, S_6\} \\ T_3 : \{S_1, S_3\} \\ T_4 : \{S_5\} \\ T_5 : \{S_2\} \\ T_6 : \{S_5, S_6\} \end{array} \right. \quad (10)$$

程序单次运行的平均耗时为 0.171 s,重复试验 100 次,每次所得的仿真场景一分配总效能 E_f 优化解随试验次数的变化曲线如图 5 所示。

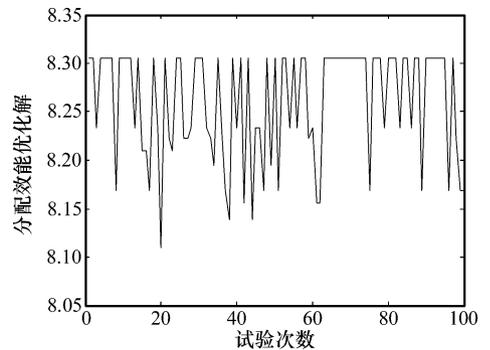


图 5 仿真场景一分配总效能优化结果

3.2 仿真场景二

同样是仿真场景一中的防空系统和 6 部跟踪传感器。在对来袭目标进行威胁估计和排序后,确定跟踪目标数为 3 ($m=3$),记为 T_1, T_2, T_3 。3 个目标的优先级函数为 $\mathbf{TD}=[1/2 \ 1 \ 1/3]$ 。传感器-目标配对信息增量取表 1 中的前 3 列。

采用本文协同 memetic PSO 算法对仿真场景二进行编程求解。同样设定 4 个粒子群($S=4$),各个种群的所有参数同仿真场景一。对于仿真场景二,程序最终求得的最优分配方案如式(11)所示,其对应的最优分配总效能为 6.373 3,而满足每个目标至少分配一个传感器的最差分配方案的分配总效能为 2.416 7。

$$\begin{cases} T_1 : \{S_2, S_6\} \\ T_2 : \{S_1, S_6\} \\ T_3 : \{S_1, S_3\} \end{cases} \quad (11)$$

程序单次运行的平均耗时为 0.138 s,重复试验 100 次,程序每次所得的仿真场景二分配总效能 E_f 优化解随试验次数的变化曲线如图 6 所示。

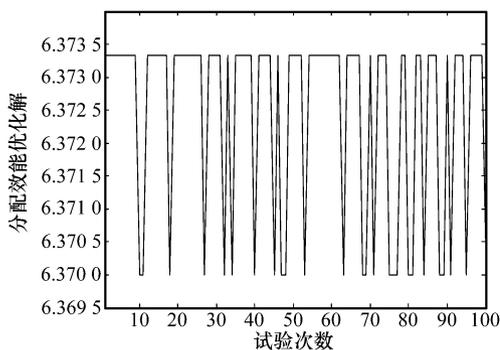


图 6 仿真场景二分配总效能优化结果

3.3 仿真结果分析

首先,从图 5 和图 6 的优化结果来看,本文所构造的协同 memetic PSO 算法,在大部分情况下是可以得到最优解的,即便是得到的一些次优解也与最优解相差不大,在可以接受的范围内。

其次,从程序求解时间上来看,两次仿真中单次求解的平均耗时均在 0.2 s 以下。目前在防空系统内所传递的指挥命令大多是以秒或分钟为单位,因此算法很好地满足了实时性要求。

最后观察两次仿真所得到的最优分配方案。对于仿真场景一,由于 $2m > D$,因此所有的传感器都得到了使用,且优先级高的 3 个目标 T_1 、 T_2 、 T_3 都分配了较多资源。总体而言,最优分配方案在均匀分配的同时又表现了对高优先级目标的分配倾向性。对于仿真场景二,由于 $2m < D$,因此部分传感器并未得到使用。观察最优分配方案,可以看到,虽然传感器 S_5 没有使用,但每个目标都已经分配了两个传感器,方案在充分利用传感器资源的同时又避免了资源的过度集中和浪费。可见两种仿真场景所得到的最优分配方案都很好地符合了实际应用。

4 结束语

本文提出一种用于求解面向跟踪的防空系统传感器-目标分配问题的协同 memetic PSO 算法。算法具有 PSO

算法的全局搜索能力和邻域搜索算法的局部搜索能力,并引入种群协同以提高算法的寻优能力。在 DPSO 算法中设计了一种特殊的粒子编码方案,通过在粒子位置矢量上直接反映出传感器组合,避免了引入虚拟传感器会导致部分约束条件难以处理的情况。仿真试验证明了该算法的有效性,对防空系统传感器管理来说具有一定实际意义。另外由于 memetic 框架和 PSO 算法的通用性,本文算法对于解决类似传感器-目标分配这种带有复杂约束条件的问题来说亦有一定借鉴意义。

参考文献:

- [1] Kruger A B. Integrated tracking and sensor management based on expected information gain[C]// *Proc. of SPIE Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition*, 2007, 6567: 65670C1 - C11.
- [2] Kolba M P, Collins L M. Sensor management using a new framework for observation modeling[C]// *Proc. of the SPIE Signal Processing and Statistical Classification*, 2009, 7303: 1 - 26.
- [3] Ji Q, Zhang Y. Efficient sensor selection for active information fusion[J]. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 2010, 40(3): 719 - 728.
- [4] Nash J M. Optimal allocation of tracking resources[C]// *Proc. of the IEEE Conference on Decision and Control*, 2000: 1177 - 1180.
- [5] Liu J X, Liang Y, Pan Q, et al. A new fast heuristic programming algorithm for multi-sensor task assignment[J]. *Fire Control and Command Control*, 2007, 32(1): 18 - 21(刘建雄, 梁彦, 潘泉, 等. 多传感器任务分派的快速启发式规划新算法[J]. 火力与指挥控制, 2007, 32(1): 18 - 21.)
- [6] Maheswararajah S, Halgamuge S. Sensor scheduling for target tracking using particle swarm optimization[C]// *Proc. of the IEEE 63rd Vehicular Technology Conference*, 2006: 573 - 577.
- [7] Yang X T, Feng J F, Feng Y, et al. A multi-sensor target assignment algorithm based on genetic particle swarm optimization[J]. *Electronics Optics & Control*, 2011, 18(3): 5 - 8.(杨啸天, 冯金富, 冯媛, 等. 基于遗传粒子群的多传感器目标分配算法[J]. 电光与控制, 2011, 18(3): 5 - 8.)
- [8] Yi X, Li H, Wu K Q. Sensor management based on the genetic algorithm[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2010, 30(8): 128 - 130.(伊鑫, 李辉, 吴克起. 基于遗传算法的多传感器管理[J]. 舰船电子工程, 2010, 30(8): 128 - 130.)
- [9] Hestiilow T J, Wei T, Huang Y F. Sensor scheduling and target tracking using expectation propagation [C]// *Proc. of the IEEE/SP 13th Workshop on Statistical Signal Processing*, 2005: 1232 - 1237.
- [10] Kalandros M, Pao L Y. Covariance control for sensor management in cluttered tracking environments[J]. *AIAA Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2004, 27(3): 493 - 496.
- [11] Cui J X. Sensor management algorithm based on dispersion

- matrix control[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009. (崔建兴. 基于离差矩阵控制的传感器管理算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2009.)
- [12] Willner D, Chang C B, Dunn K P. Kalman filter algorithms for a multi-sensor system[C]// *Proc. of the IEEE Conference on Decision and Control*, 1976; 570 - 574.
- [13] Hu W D, Yu W X, Lin Q, et al. Optimal assignment of multi-sensor for tracking multitarget[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 1999, 21(12): 60 - 62. (胡卫东, 郁文贤, 林谦, 等. 用于目标跟踪的多传感器优化分配方法[J]. 系统工程与电子技术, 1999, 21(12): 60 - 62.)
- [14] Moscato P. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: towards memetic algorithms[R]. California Institute of Technology, Pasadena, USA; Technical Report Caltech Concurrent Computation Program, Report 158 - 79, 1989.
- [15] Akhtari M, Meybodi M R. Memetic-CLA-PSO: a hybrid model for optimization[C]// *Proc. of the 13th UK International Conference on Computer Modelling and Simulation*, 2011; 20 - 25.
- [16] Liu B, Wang L, Jin Y H. An effective PSO-based memetic algorithm for flow shop scheduling[J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2007, 37(1): 18 - 27.
- [17] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995; 1942 - 1948.
- [18] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1997; 4104 - 4109.
- [19] Rosendo M, Pozo A. Applying a discrete particle swarm optimization algorithm to combinatorial problems[C]// *Proc. of the 11th Brazilian Symposium on Neural Networks*, 2010; 235 - 240.
- [20] Shen L C, Huo X H, Niu Y F. Survey of discrete particle swarm optimization algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(10): 1986 - 1990. (沈林成, 霍霄华, 牛铁峰. 离散粒子群优化算法研究现状综述[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(10): 1986 - 1990.)
- [21] Li A G. Particle swarms cooperative optimizer[J]. *Journal of Fudan University (Natural Science)*, 2004, 43(5): 923 - 925. (李爱国. 多粒子群协同优化算法[J]. 复旦大学学报(自然科学版), 2004, 43(5): 923 - 925.)

作者简介:

王一川(1993 -), 男, 博士研究生, 主要研究方向为信息融合中的传感器管理。

E-mail: yichuan1993@126.com

单甘霖(1962 -), 男, 博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为信息融合理论与应用、防空武器系统仿真与应用、电子系统故障诊断。

E-mail: shanganlin@163.com

童俊(1984 -), 男, 博士研究生, 主要研究方向为信息融合中的传感器管理。

E-mail: tongjun_oec@163.com