

基于归纳法的同构资源目标分配算法

吴 勇¹, 林文祥¹, 焦敬涛², 张建东¹

(1. 西北工业大学电子信息学院, 陕西 西安 710129;

2. 沈阳飞机设计研究所, 辽宁 沈阳 110035)

摘 要: 针对传统目标分配算法不能求解大规模资源目标分配的组合规划难题, 提出了一种基于数学归纳法的资源目标分配算法。建立了资源相同条件下的目标分配数学模型。通过逐步增加资源和资源预分配的方法, 不断从每次迭代的预分配方案中选择最优的分配方案, 极大地降低了分配问题的搜索解空间和计算复杂度。以无人机协同区域搜索为典型应用案例, 分别设计了对比实验和性能实验。仿真实验结果表明, 该算法可以保证得到目标分配问题的全局最优解, 并且在大规模资源分配中具有很好的实时性。

关键词: 组合规划; 资源—目标分配; 数学归纳; 资源预分配

中图分类号: O 221

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2019.02.16

Algorithm of target assignment of isomorphic resources based on induction

WU Yong¹, LIN Wenxiang¹, JIAO Jingtao², ZHANG Jiandong¹

(1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. Shenyang Aircraft Design & Research Institute, Shenyang 110035, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional target assignment algorithm cannot solve the portfolio planning problem of large-scale resource-target assignment, a new algorithm based on mathematical induction is proposed. Firstly, the mathematical model of target assignment under the same resource condition is established. Then, the optimal assignment scheme is selected from the pre-assignment scheme of each iteration. The search space and computational complexity are greatly reduced by means of pre-assignment of resources. In order to verify the collaborative area search of unmanned aircraft vehicles, comparative experiments and performance experiments are designed respectively. The experimental results demonstrate that the new algorithm can obtain a global optimal solution and solve large-scale assignment in real-time.

Keywords: portfolio planning; resource-target assignment; mathematical induction; pre-assignment of resources

0 引言

资源完全相同的约束下的目标分配问题实际上是将有限资源合理分配以取得最大效能的组合规划^[1], 在解决多传感器资源目标配对和武器目标分配 (weapon target assignment, WTA) 等工程实际问题中具有重要的意义^[2-4]。组合规划问题属于 NP 完全问题, 随着资源和目标数目增大, 其解空间将呈现组合爆炸的趋势, 此时基于全局搜索的枚举算法显得无能为力。

相关算法研究主要采用智能算法及其改进方法来解决中小规模的目标分配问题。文献[5-7]等提出了利用遗传算法求解目标分配问题, 通过满足资源约束的染色体编码,

可以解决小规模组合优化问题, 但是存在过早收敛和局部最优甚至停滞的情况。文献[8-11]等采用规则较为简单的粒子群优化算法提高了搜索效率, 文献[12-13]将粒子群离散化, 具有较好的全局寻优能力, 但尚没有收敛性的数学证明。文献[14-16]提出了蚁群算法及其改进的优化算法, 提高了算法寻优能力, 却降低了收敛速度。文献[17]采用人工蜂群算法难以解决大规模的 WTA 问题。

针对智能优化算法及其改进算法难以同时满足资源目标分配的动态性、实时性和全局最优性, 文献[18-19]采用两阶段进化的多目标粒子群优化算法, 具有较快的收敛速度, 但不能解决大规模目标分配问题。文献[20-23]提出的离散差分进化算法采用资源—目标配对的方法保证了解

收稿日期: 2017-12-25; 修回日期: 2018-06-07; 网络优先出版日期: 2018-12-07。

网络优先出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20181207.1139.004.html>

基金项目: 航空科学基金(2017ZC53033)资助课题

的合理性,不足是整数排列配对的时间较长。文献[24]将多尺度量子谐振子算法用于解决传感器目标配对问题,文献[25]基于博弈模型提出了一种克隆选择算法,有效解决了小规模分配问题,但克隆收敛速度有待提高。文献[26]通过空战目标分配研究提出了Q-学习算法,但无法保证算法的收敛性。文献[27-29]提出的自适应动态规划算法一定程度上可以动态分配资源,但容易陷入局部极值。高坚和佟明安则借助数学软件Lingo求解大规模目标搜索力分配问题,存在难以解决动态目标分配的问题且实时性无法满足[30]。

资源规模较小的情况下,使用枚举算法能够获得模型的全局最优解。在中小规模的问题下由于组合维数灾枚举算法搜索时间长,无法满足实时性,此时遗传算法等智能搜索优化算法在搜索时间和全局搜索能力进行了折中,即在一定时间内搜索满足约束条件的较优解。而对于大规模资源分配问题,无论是枚举算法还是智能算法,都已经无法满足实时性要求。

本文在经典WTA问题的基础上建立了有限资源约束下的目标分配模型,为了避免大规模资源目标分配的组合爆炸而提出了基于数学归纳法的目标分配算法,并采用数学归纳法证明了算法所得解的全局最优性。仿真计算结果表明,所提算法能够以高实时性求解大规模资源目标分配问题并获得全局最优解。

1 问题描述

考虑 M 个资源分配到 N 个目标的目标分配问题。不失一般性,做如下两点假设:

假设1 对于任意目标 $j \in \{1, 2, \dots, N\}$,其价值重要性权重系数为 λ_j 。

假设2 资源相同,目标 $j(j=1, 2, \dots, N)$ 最多可以分配得到的资源数目为 N_{\max} ,且获得 $x_j(x_j=0, 1, 2, \dots, N_{\max})$,且 $\sum_{j=1}^N x_j \leq M$ 个资源时的收益可以用非线性函数表示为 $f(x_j)$ 。

目标分配的综合效能

$$W = \sum_{j=1}^N \{\lambda_j \cdot f(x_j)\} \quad (1)$$

依据上述两点假设,在有限资源约束下的目标分配问题可表述为下面的非线性整数规划数学模型

$$\begin{aligned} \max \quad & W = \sum_{j=1}^N \{\lambda_j \cdot f(x_j)\} \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} \sum_{j=1}^N x_j = M \\ 0 \leq x_j \leq N_{\max}, j = 1, 2, \dots, N \\ x_j \in \mathbf{Z}, j = 1, 2, \dots, N \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中, \mathbf{Z} 为非负整数。

2 算法原理

2.1 算法原理

在上述假设条件下,式(2)模型求解的实质是合理分配各个目标所得的资源个数,使得目标函数值最大化。

基于归纳法进行资源目标分配,假设初始化时总资源个数为0,则初始目标分配方案结果是所有目标分配的资源数都为0。当总资源数为 $M=1$ 时,显然最佳分配方案是将该资源分配给使综合效能收益值最大的目标。当总资源数为 $M=2$ 时,与总资源数 $M=1$ 时的目标分配方案相比,新的分配方案比原方案多出一个资源,将该资源试探性地分别分配给不同的目标,并计算各试探分配方案下的综合效能函数值,选择综合效能值最大的试探分配方案作为当前的目标分配方案。依此类推,当总资源数为 M 时,可以根据总资源数为 $M-1$ 时的目标分配方案得到资源数为 M 时的最优资源目标分配方案。

2.2 步骤实现

归纳法目标分配流程如图1所示。

步骤1 置迭代步数 $s=0$,初始最优目标分配方案为

$$x_{\text{opt}, M=0} = \{x_i \mid x_i = 0\}_{i=1, 2, \dots, N} \quad (3)$$

式中,下标opt代表最优分配方案。

步骤2 试探法预分配。置 $s=s+1$,得到 N 个预分配方案:

$$\{x_{\text{pre}, M=s}^j\}_{j=1, 2, \dots, N} \quad (4)$$

式中,下标pre代表预分配方案,第 j 个预分配方案为

$$x_{\text{pre}, M=s}^j = \{x_{\text{pre}, i}^j\}_{i=1, 2, \dots, N} = x_{\text{opt}, M=s-1} + \{x_i^j\} \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} x_i^j = 0, i \neq j \\ x_i^j = 1, i = j \end{cases} \quad (6)$$

第 j 个预分配方案的综合效能值为

$$W_{\text{pre}, M=s}^j = \sum_{i=1}^N \{\lambda_i \cdot f(x_{\text{pre}, i}^j)\} \quad (7)$$

步骤3 根据预分配方案的综合效能值,采用冒泡排序法寻找综合效能值最大的预分配方案 r 。

$$W_{\text{pre}, M=s}^r = \max\{W_{\text{pre}, M=s}^j\}_{j=1, 2, \dots, N} \quad (8)$$

将第 r 个预分配方案作为当前最优目标分配方案:

$$x_{\text{opt}, M=s} = x_{\text{pre}, M=s}^r \quad (9)$$

步骤4 判断 s 是否等于 M ,是则结束,否则返回步骤2。

算法流程图如图1所示。

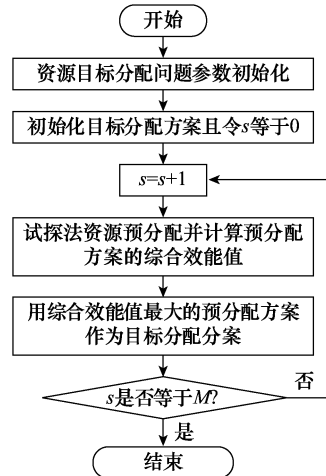


图1 归纳法目标分配流程图

Fig. 1 Flow chart of target assignment based on induction

2.3 算法分析

2.3.1 解的全局最优性

本文提出的算法在求解假设条件下的资源目标分配问题过程利用归纳递推的思想将问题进行合理简化,以此避免资源目标分配中的组合爆炸现象。本文采用数学归纳法,从归纳法原理上类比证明本文算法解的全局最优性。

证明

(1) 当初始资源个数为 1 时,由算法原理可知,预分配方案中将资源分配给使综合效能值最大的目标 j 。显然,该预分配方案为全局最优分配方案,即

$$x_{\text{opt},M=1} = \{x_i\}_{i=1,2,\dots,N}$$

$$\begin{cases} x_i = 0, i \neq j \\ x_i = 1, i = j, (i, j = 1, 2, \dots, N) \end{cases} \quad (10)$$

使得式(2)中 $W = W_{\max}$, 其中 W_{\max} 为全局最优值。

(2) 假设资源个数为 k 时的全局最优分配方案为

$$x_{\text{opt},M=k} = \{x_i\}_{i=1,2,\dots,N} \quad (11)$$

则由假设条件可知,当资源相同且当资源个数为 $k+1$ 时,等价于在资源个数为 k 的最优分配方案的基础上增加一个资源,进行试探法预分配可得到 N 个预分配方案 $\{x_{\text{pre},M=k+1}^l\}_{l=1,2,\dots,N}$ 。其中, $x_{\text{pre},M=k+1}^l$ 表示试探法分配更新机制将新增加的一个资源分配给目标 l 的一种预分配方案。

$$x_{\text{pre},M=k+1}^l = x_{\text{opt},M=k} + \{x_i^l\} \quad (12)$$

$$\begin{cases} x_i^l = 0, i \neq l, i = 1, 2, \dots, N \\ x_i^l = 1, i = l \end{cases} \quad (13)$$

综合效能值最大的预分配方案 γ 即为资源数为 $k+1$ 的最优分配方案:

$$x_{\text{opt},M=k+1} = x_{\text{pre},M=k+1}^\gamma \quad (14)$$

根据数学归纳法原理,即使探测效能与目标为非线性关系,试探法预分配仍可以保证根据在上一次最优解的基础上增加一个资源的目标分配中得到最优解,因此本文同构资源目标分配算法迭代求解结果为全局最优解。证毕

2.3.2 算法复杂度分析

本文针对 M 个资源和 N 个目标的分配问题,将枚举算法和遗传算法(genetic algorithm, GA)、蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)、量子粒子群算法(quantum particle swarm optimization, QPSO)等群智能优化算法的复杂度与本文算法的空间搜索复杂度进行比较分析。不考虑目标分配资源约束的情况下,每个目标可分配的资源个数可以是 $0 \sim M$ 的任意一个整数,因此枚举算法需要搜索的解空间大小为 $(M+1)^N$ 。由归纳法目标分配算法步骤可知,本文算法每次只分配一个资源,每个资源的预分配共搜索 N 个解,所以本文算法搜索解空间大小为 $M \cdot N$ 。由于分配问题的规模大小同时取决于资源个数 M 和目标个数 N ,不同算法解空间的复杂度如表 1 所示。

表 1 算法复杂度对比

Table 1 Algorithm complexity comparison

算法	M 和 N 均变化
枚举	$O((M+1)^N)$
GA	$O(M \cdot N^2)$
ACA	$O(N^2 + N \cdot M)$
QPSO	$O(2N \cdot (M+1))$
本文	$O(M \cdot N)$

由表 1 可知,本文算法在 M 和 N 同时变化时,本文算法与 GA 算法、ACA 算法和 QPSO 算法的搜索解空间复杂度近似为二次型,而枚举算法为指数型,并且本文算法解空间规模要小于 GA 算法、ACA 算法和 QPSO 算法。由此可见,通过数学归纳可以简化组合优化问题的计算规模,从而适用于假设条件下的大规模资源目标分配问题的实时求解。

3 应用案例

本文将归纳法目标分配应用于编队协同搜索力最优分配问题,假设我方预警机指挥 M 架同构无人机组成的单编队对敌目标探测,由于预警机的探测范围较大,所以其能够提前对探测的任务区域进行初步探测。假设敌方有 N 个目标,预警机探测到第 j 个目标位于某区域的概率为 w_j ($j=1, 2, \dots, N$)。在预警机的指挥控制下,无人机编队进入目标区域进行深入探测。

派 x_j ($0 \leq x_j \leq M, j=1, 2, \dots, N$) 架无人机去探测第 j 个目标,同一个目标分配得到的无人机数目不超过 N_{\max} 。设各机载雷达搜索到目标概率密度为常数 γ ,探测时长 t 下对第 j 个目标的发现概率为:

$$P_j = \begin{cases} 1 - \exp(-x_j \cdot \gamma t), & x_j \leq N_{\max} \\ 1 - \exp(-N_{\max} \cdot \gamma t), & x_j > N_{\max} \end{cases} \quad (15)$$

则使总的目标探测效能 P 最大的任务分配问题可用非线性整数规划数学模型表示:

$$\begin{aligned} \max P &= \sum_{j=1}^N \omega_j \cdot (1 - \exp(-ax_j)) \\ \text{s. t. } &\begin{cases} 0 \leq x_j \leq N_{\max} \\ \sum_{j=1}^N x_j = M \\ x_j \in I_N, j = 1, 2, \dots, N \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

式中, $a = \gamma t$ 为常数; I_N 为非负整数。

4 仿真实验

本文仿真实验分为对比实验和性能实验两个部分,对比实验用于比较本文算法在小规模资源分配时与枚举算法和遗传算法求解性能,性能实验用于验证本文所提算法在解决大规模资源目标分配问题的实时性。

实验环境: Matlab 7.0, 酷睿 i5 处理器, 4 GB 运行内存, Windows 7 32 位系统, 不同算法在相同参数下分别仿真 500 次。

4.1 对比实验

根据应用案例设计无人机架次与搜索目标数,分成4组如表2所示。

表2 小规模实验组参数

Table 2 Small-scale experimental group parameters

参数	组别1	组别2	组别3	组别4
无人机数 M	4	4	8	8
目标个数 N	4	8	4	8

式(17)所示模型中,常数 $\alpha=0.22$,每个目标分配的无人机不超过4架。由于不同组别中目标个数不同,当 $N=4$ 时,假设预警机提前发现各目标的概率分别为 $[0.75, 0.68, 0.62, 0.36]$ 。

当 $N=8$ 时,假设预警机提前发现各目标的概率值分别为 $[0.75, 0.68, 0.62, 0.36, 0.71, 0.61, 0.35, 0.67]$ 。遗传算法的种群数为10;最大迭代次数为500;交叉概率为0.5;变异概率为0.3。不同算法在各仿真实验组下的平均运行时间和平均最优值分别如表3和表4所示。

表3 算法运行时间比较

Table 3 Comparison of algorithms' run time

算法	组别1	组别2	组别3	组别4
枚举算法	0.000 3	0.006 1	0.005 9	0.725 3
遗传算法	0.133	0.335 5	0.148 5	0.85
本文算法	0.000 9	0.001	0.001 5	0.001 8

表4 算法最优解值比较

Table 4 Comparison of algorithms' optimal value

算法	组别1	组别2	组别3	组别4
枚举算法	0.523 7	0.554 9	0.911 6	1.029 2
遗传算法	0.500 2	0.538 1	0.882 2	1.007 5
本文算法	0.523 7	0.554 9	0.911 6	1.029 2

其中,遗传算法在组别4下的最优解值迭代收敛过程如图2所示。

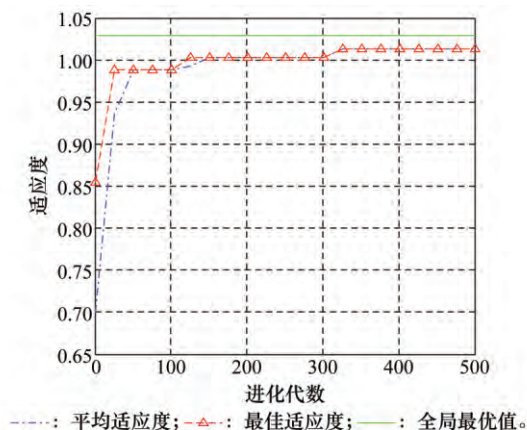


图2 遗传算法目标分配

Fig. 2 Genetic algorithm target assignment

由图2可以看出遗传算法即使在求解小规模分配模型时也会在迭代过程中陷入局部最优解。而从表3和表4可

以看出,本文算法在求解小规模资源目标分配的运行时间快,并且算法所得最优值与枚举算法的最优值相同,说明本文算法的解是全局最优的。

为了进一步比较本文算法在求解小规模资源目标分配问题时的效率,改变无人机资源数得到目标数分别为 $N=4$ 和 $N=8$ 时算法求解的平均运行时间、最优解和最优解值的变化曲线分别如图3~图5所示。

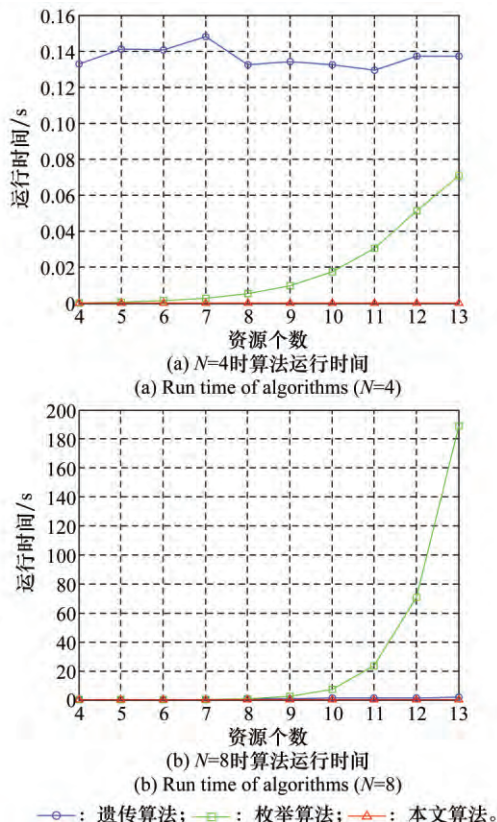


图3 不同算法的运行时间

Fig. 3 Run time of different algorithms

图3表明3种不同算法在求解小规模资源目标分配问题时所需要的平均时间随目标数和资源数的变化情况。从图3(a)和图3(b)可以看出,在目标数和资源数非常小的情况下枚举算法所耗费的平均求解时间甚至比遗传算法小,但是枚举算法平均运行时间随着资源个数增大会出现指数型增长。本文算法的平均求解时间不仅相对稳定,而且始终比遗传算法和枚举算法的平均运行时间要小,在目标数和资源数较小的情况下几乎可以忽略不计。

从图4(a)和图4(b)中可以发现,在相同目标数和资源数的条件下,遗传算法求解的最优值曲线总是比枚举算法和本文算法的最优值曲线低,且随着资源数和目标数的增大其搜索的最优值越来越偏离全局最优解,而枚举算法和本文算法的最优值曲线完全重合。因此,验证了遗传算法容易陷入局部最优而难以搜索到全局最优解,而本文算法的最优解值与枚举算法的最优解值完全相同,进而为本文所提算法的全局最优特性提供了实验依据。

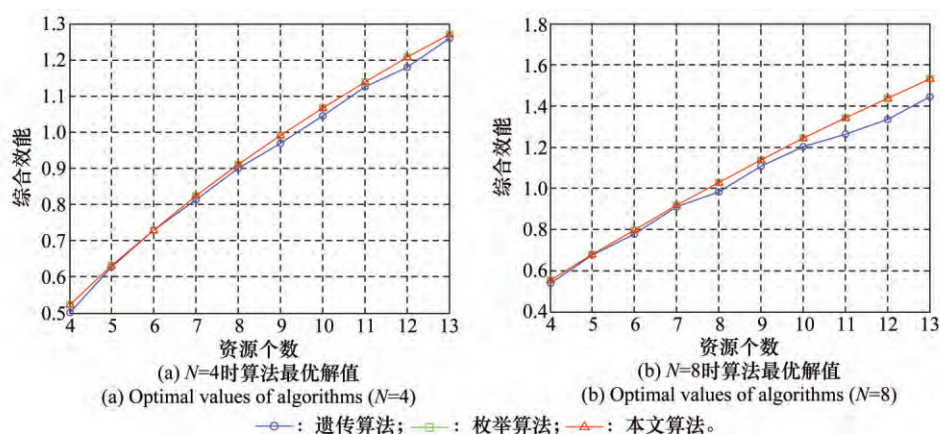


图 4 不同算法的最优解值

Fig. 4 Optimal value of different algorithms

由图 5 不难发现,算法求解得到的最优解能够满足分配方案中每个目标分配得到的传感器不超过 4 个的约束条件,在目标数目保持不变的情况下,随着总资源数目的增大,各目标得到分配的并不相同。序号分别为 1、2、3、5、6、8 的目标在资源数增大时得到资源的概率相对更大,尤其是先验探测概率最大的 1 号目标其所分配资源的优先级最高。而预警机对目标序号为 4 和 7 的目标的先验搜索概率相对而言较小,所以最优分配结果中其所分配到的无人机资源数最少,结果符合直观和实际的目标分配原则。

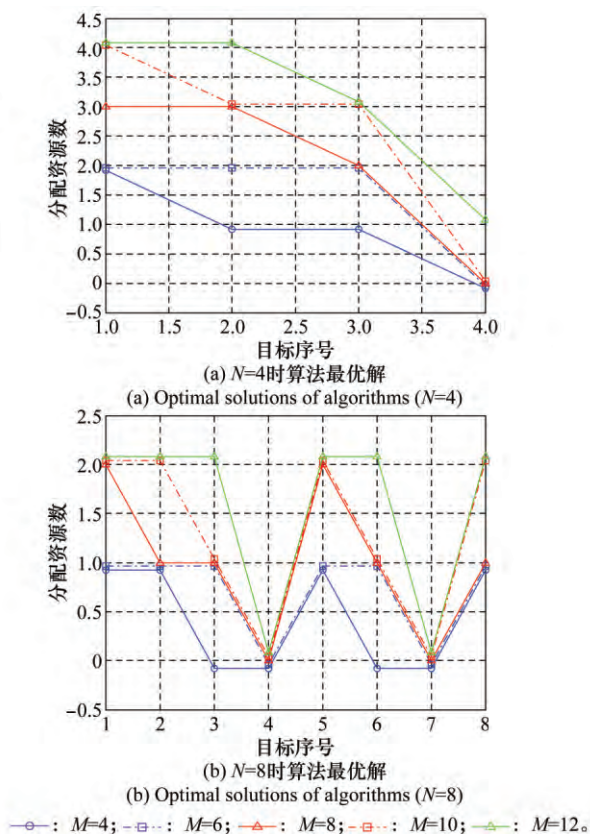


图 5 不同算法的最优解

Fig. 5 Optimal solutions of different algorithms

4.2 性能实验

为了验证本文所提算法在解决资源和目标数目非常大的分配问题时的性能,设计不同目标数的 4 组实验,如表 5 所示。

表 5 大规模实验组参数

Table 5 Large-scale experimental group parameters

参数	组别 1	组别 2	组别 3	组别 4
目标个数 N	80	160	240	320

预警机发现目标的先验概率值由 $[0.75, 0.68, 0.62, 0.36, 0.71, 0.61, 0.35, 0.67]$ 扩展得到,单目标分配的传感器不超过 8 个,仿真结果如图 6~图 8 所示。

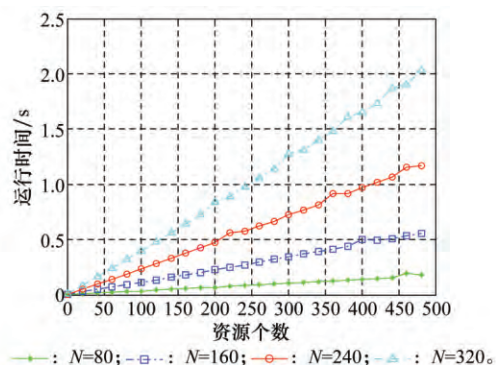


图 6 大规模分配的算法运行时间

Fig. 6 Algorithm run time of large-scale assignment

从图 6 可以看出,随着资源目标分配问题规模的增大,时间复杂度近似为线性而非具有组合爆炸现象的指数型复杂度,因此算法在解决资源相同条件下的大规模资源目标分配问题时,仍能够满足实时性要求。

图 7 中可以发现,在目标数一定的情况下,资源数目较少时效能与资源数成正比,当资源数增加到一定程度时效能值增长变缓而不再呈线性递增,符合式(17)目标函数中的指数特性。

图 8 表示目标个数为 $N=80$ 时,前 8 个目标所分配到的无人机架数,由于相同条件下预警机发现 4 号目标和 7 号目

标的概率值较小,为了使得探测综合效能最大,在资源分配时为其分配的无人机资源数较少,故该结果符合实际。

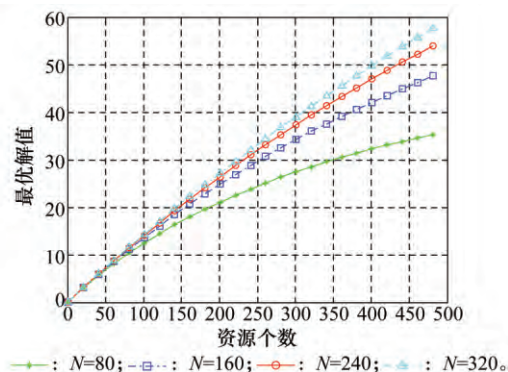


图7 大规模分配的最优解值

Fig. 7 Optimal value of large-scale assignment

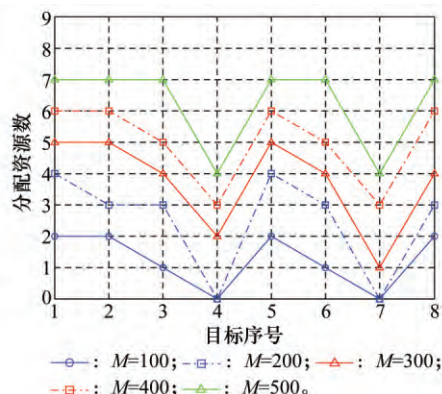


图8 大规模分配的最优解

Fig. 8 Optimal solution of large-scale assignment

5 结论

本文算法基于数学归纳原理,将资源目标分配过程逐级推广,减小了模型求解空间,避免了组合爆炸现象,并用数学归纳法对算法求解的全局最优性进行了理论上的数学证明,对比分析了算法的计算复杂度。此外,归纳法目标分配逐级递推的特点十分容易满足动态资源目标分配的要求,从而解决复杂战场上的武器-目标动态分配问题。仿真结果表明,本文算法既能快速求解模型,又能够保证所得分配方案全局最优,在解决大规模同构资源目标实时动态分配方面具有广阔的工程应用前景。本文方法适用于一个资源分配给一个目标的情况,对于一个资源对应多个目标的分配,将是扩展和改进本文算法一个新的研究方向。

参考文献:

- [1] MURPHEY R A. Target-based weapon target assignment problems [M] // Nonlinear assignment problems. New York: Springer US, 2000: 39-53.
- [2] NASEEM A, SHAH S T H, KHAN S A, et al. Decision support

system for optimum decision making process in threat evaluation and weapon assignment: current status, challenges and future directions[J]. Annual Reviews in Control, 2017, 43: 169-187.

- [3] 于连飞,刘进,张维明,等. 武器-目标分配问题算法研究综述[J]. 数学的实践与认识, 2016, 46(2): 26-32.
- YU L F, LIU J, ZHANG W M, et al. A survey of algorithms for weapon-objective assignment problem[J]. Journal of Mathematics in Practice and Theory, 2016, 46(2): 26-32.
- [4] LEBOUCHER C, SHIN H S, SIARRY P, et al. A two-step optimization method for dynamic weapon target assignment problem[M] // Recent advances on meta-heuristics and their application to real scenarios. Croatia: InTech, 2013: 109-129.
- [5] 陈思, 胡涛. 基于多目标优化遗传算法的武器-目标分配[J]. 舰船电子工程, 2015, 35(7): 54-57, 100.
- CHEN S, HU T. Weapon-target assignment with multi-objective non-dominated set ranking genetic algorithm[J]. 2015, 35(7): 54-57, 100.
- [6] 朱卫育, 祝前旺, 陈康. 一种基于遗传算法的多传感器目标分配方法[J]. 电子信息对抗技术, 2015, 30(3): 30-34.
- ZHU W X, ZHU Q W, CHEN K. A multi-sensor target allocation method based on genetic algorithm[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2015, 30(3): 30-34.
- [7] YANG J, LI J, WANG Y, et al. Optimization of weapon-target assignment problem by intuitionistic fuzzy genetic algorithm[J]. Application Research of Computers, 2018, 128(2): 1-5.
- [8] 王顺宏, 杨奇松, 王然辉, 等. 对地打击武器-目标分配问题的粒子群算法[J]. 电光与控制, 2017, 24(3): 36-40.
- WANG S H, YANG Q S, WANG R H, et al. Particle swarm optimization based weapon-target assignment for attacking ground targets[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(3): 36-40.
- [9] 段修生, 徐公国, 单甘霖. 基于协同Memetic自适应QPSO算法的传感器目标分配问题求解[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(12): 2769-2776.
- DUAN X S, XU G G, SHAN G L. Solution to sensor-target assignment problem based on cooperative memetic adaptive QPSO algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(12): 2769-2776.
- [10] LEBOUCHER C. A Swarm Intelligence method combined to evolutionary game theory applied to resources allocation problem[C] // Proc. of the International Conference on Swarm Intelligence, 2012: 20-38.
- [11] XU G. An adaptive parameter tuning of particle swarm optimization algorithm[J]. Applied Mathematics & Computation, 2013, 219(9): 4560-4569.
- [12] WANG Y, LI J, HUANG W, et al. Dynamic weapon target assignment based on intuitionistic fuzzy entropy of discrete particle swarm[J]. China Communications, 2017, 14(1): 169-179.
- [13] ZHOU Y, LI X, ZHU Y, et al. A discrete particle swarm optimization algorithm applied in constrained static weapon-target assignment problem[C] // Proc. of the IEEE Intelligent Control and Automation, 2016: 3118-3123.

- [14] 常天庆,陈军伟,郝娜,等. 装甲分队动态武器目标分配中蚁群算法终止控制[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(2): 343—347.
CHANG T Q, CHEN J W, HAO N, et al. Terminating control of ant colony algorithm for armored unit dynamic weapon—target assignment[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(2): 343—347.
- [15] LI Y, KOU Y, LI Z, et al. A modified pareto ant colony optimization approach to solve bi—objective weapon—target assignment problem[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2017, 2017(8): 1—14.
- [16] 麻士东, 龚光红, 韩亮, 等. 目标分配的蚁群—模拟退火算法及其改进[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5): 1182—1186.
MA S D, GONG G H, HAN, L, et al. Hybrid strategy with ant colony and simulated annealing algorithm and its improvement in target assignment[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(5): 1182—1186.
- [17] DURGUT R, KUTUCU H, AKLEYLEK S. An artificial bee colony algorithm for solving the weapon target assignment problem[C]//Proc. of the International Conference on Information Communication and Management, 2017.
- [18] 陈军伟, 常天庆, 张雷, 等. 面向装甲分队战法运用的两阶段 WTA 模型[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(6): 1326—1331.
CHEN J W, CHANG T Q, ZHANG L, et al. Two—stage model of WTA oriented armored unit combat method[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(6): 1326—1331.
- [19] ZHOU D, LI X, PAN Q, et al. Multiobjective weapon—target assignment problem by two—stage evolutionary multiobjective particle swarm optimization[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Information and Automation, 2017: 921—926.
- [20] 张滢, 杨任农, 左家亮, 等. 基于分解进化多目标优化算法的火力分配问题[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(12): 2435—2441.
ZHANG Y, YANG R N, ZUO J L, et al. Weapon—target assignment based on decomposition—based evolutionary multi—objective optimization algorithms[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(12): 2435—2441.
- [21] ZHAO M, ZHAO L, SU X, et al. Improved discrete mapping differential evolution for multi—unmanned aerial vehicles cooperative multi—targets assignment under unified model[J]. International Journal of Machine Learning & Cybernetics, 2017, 8(3): 765—780.
- [22] 张春美, 陈杰, 辛斌. 武器目标分配问题的离散差分进化算法[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(3): 289—293.
ZHANG C M, CHEN J, XIN B. A discrete differential evolution algorithm for the weapon target assignment problem[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(3): 289—293.
- [23] XIN B, CHEN J, ZHANG J, et al. Efficient decision makings for dynamic weapon—target assignment by virtual permutation and Tabu search heuristics[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2010, 40(6): 649—662.
- [24] MU L, QU X, WANG P. Application of sensor/weapon—target assignment based on multi—scale quantum harmonic oscillator algorithm[C]//Proc. of the International Conference on Image, Vision and Computing, 2017: 1147—1151.
- [25] WANG Y, ZHANG W, LI Y. An efficient clonal selection algorithm to solve dynamic weapon—target assignment game model in UAV cooperative aerial combat[C]//Proc. of the IEEE Control Conference, 2016: 9578—9581.
- [26] 谢俊洁, 穆富岭, 王骏, 等. ABMS 中基于 Q 学习算法的空战目标分配方法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(3): 557—561.
XIE J, LUO P, MU F, et al. Air combat target assignment in ABMS based on Q—learning algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(3): 557—561.
- [27] MEI Z, PENG Z, ZHANG X. Optimal dynamic weapon—target assignment based on receding horizon control heuristic[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Control & Automation, 2017: 876—881.
- [28] AHNER D K, PARSON C R. Optimal multi—stage allocation of weapons to targets using adaptive dynamic programming[J]. Optimization Letters, 2015, 9(8): 1689—1701.
- [29] 王邑, 孙金标, 肖明清, 等. 基于类型 2 区间模糊 K 近邻分类器的动态武器目标分配方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(6): 1314—1319.
WANG Y, SUN J B, XIAO M Q, et al. Research of dynamic weapon—target assignment problem based on type—2 interval fuzzy K—nearest neighbors classifier[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(6): 1314—1319.
- [30] 高坚, 佟明安. 编队协同对空目标探测及搜索力的最优分配[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(3): 350—352.
GAO J, TONG M A. Cooperative target detection in team air combat and optimal allocation of search capability[J]. Systems Engineering and Electronics, 2004, 26(3): 350—352.

作者简介:

吴 勇(1964—), 男, 教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为先进火控理论、复杂系统建模、仿真及效能评估。

E-mail: yongwu@nwpu.edu.cn

林文祥(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为传感器管理、有/无人机协同任务分配。

E-mail: wxlin@mail.nwpu.edu.cn

焦敬涛(1985—), 男, 工程师, 硕士研究生, 主要研究方向为航电系统顶层设计。

E-mail: jjtzzqs@126.com

张建东(1974—), 男, 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为航空电子综合化系统及其仿真技术。

E-mail: jdzhang@nwpu.edu.cn