

文章编号:1674-8190(2020)02-199-08

训练空域动态规划问题数值模拟仿真算法研究

张建祥¹,甘旭升²,孙静娟²,杨国洲²

(1. 西京学院 理学院,西安 710123)

(2. 空军工程大学 空管领航学院,西安 710051)

摘要: 对训练空域进行动态规划,有利于提高空域利用率和部队训练效率。将空域的动态规划问题进行分阶段处理,通过寻求各个阶段的最优方案使得总占用时间最短。针对各个阶段的动态规划问题,在分析问题复杂性的基础上,构建空域规划模型,提出遗传-离散粒子群优化算法,通过融合遗传算法中的交叉与变异思想来提高离散粒子群优化(DPSO)算法摆脱局部最优解的能力,从而提高算法的收敛速度和精度;同时为了保证种群的多样性,设计可保证个体可行性的自适应交叉算子和变异算子;利用甘特图来表示整个空域的规划过程。将提出的遗传-粒子群优化算法用于算例,并与传统粒子群优化算法进行比较,结果表明:该算法获得的结果更优且收敛速度更快。

关键词: 动态规划;训练空域;遗传算法;粒子群优化算法

中图分类号: V351; [U8]

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2020.02.007

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Numerical Simulation Algorithm Study on Dynamic Programming of Training Airspace

ZHANG Jianxiang¹, GAN Xusheng², SUN Jingjuan², YANG Guozhou²

(1. College of Science, Xijing University, Xi'an 710123, China)

(2. College of Air Traffic Control and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: The dynamic planning of the training airspace is of great significance for improving the utilization rate of the airspace, improving the efficiency of military training, and alleviating the contradiction between military and civilian air. The spatial dynamic programming problem is processed in stages, and the total occupation time is minimized by the optimal scheme of each stage. Aiming at the dynamic programming problem in each stage, on the basis of analyzing the complexity of the problem, the spatial planning model is constructed, and the genetic-discrete particle swarm optimization(DPSO) algorithm is proposed. By integrating the crossover and mutation ideas in the genetic algorithm, the DPSO algorithm's ability to get rid of the local optimal solution is improved, and the convergence speed and accuracy of the algorithm are improved. At the same time, in order to ensure the diversity of population, the adaptive crossover operator and mutation operator are designed to ensure the individual feasibility, and the Gantt chart is used to represent the whole spatial planning process. Finally, the improved genetic-particle swarm optimization algorithm is used as an example. Compared with the traditional particle swarm optimization, the results show that the algorithm is of better results and faster convergence speed.

Key words: dynamic programming; training airspace; genetic algorithm; particle swarm optimization algorithm

收稿日期:2019-05-16; 修回日期:2019-09-18

基金项目:陕西省教育厅项目(15JK2170);西京学院科研基金(XJ130109)

通信作者:甘旭升,gxsh15934896556@qq.com

引用格式:张建祥,甘旭升,孙静娟,等. 训练空域动态规划问题数值模拟仿真算法研究[J]. 航空工程进展, 2020, 11(2): 199-206.

ZHANG Jianxiang, GAN Xusheng, SUN Jingjuan, et al. Numerical simulation algorithm study on dynamic programming of training airspace[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2020, 11(2): 199-206. (in Chinese)

0 引言

训练空域是提高部队战斗力,增强国防能力的重要载体,近年来,随着武器装备的升级换代和空军部队的战斗转型,日常训练对于空域的需求与日俱增;与此同时,民航事业对空域的需求也急剧增加。军民航之间的用空矛盾愈加突出。因此,训练空域的动态规划对于提高空域资源的利用率和空域灵活使用具有积极的促进作用,同时也可缓解军民航之间的用空矛盾。

对于空域的动态规划问题,国外研究开始较早。2005年,K. Alexander^[1]通过对正六边形分割法的改进,在现有分割法的基础上利用雷达历史数据进行空域划分;2009年,G. Sabhnani^[2]利用几何算法根据各扇区内空中交通密度的历史数据对扇区进行了动态重组;2012年,D. K. Kumar^[3]利用ART1神经网络,结合扇区管制员的工作负荷对扇区进行了重新划分,在为管制人员减压的同时提高了空中交通的管制能力。在德国,空域的灵活使用给军民航协调发展提供了有力支撑,其主张对于预留的军事训练具有优先使用权的空域,在无军事训练的时段可开放给其他用户使用。但由于军方活动的特殊性,无法完全照搬国外的方法。国内对于空域规划的研究大都是有关民航方面的^[4],针对空域动态利用的研究主要是从定性的角度分析^[5-6]。对于训练空域的动态规划,目前主要依靠参谋的经验,缺乏定量分析,至今没有形成一套高效的规划程序来供部队使用。

战术训练空域动态规划实际上是一种广义的组合优化问题,要求在满足空间约束的前提下,合理安排所有训练任务的开始节点和结束节点,使其在保证空域利用率的同时尽可能缩短空域占用时间。从理论上讲,该问题类似于资源调度^[7-8]问题,对于此类问题已经得到了广泛的研究,其中遗传算法和整数规划算法占据了主要地位^[9-12]。

在规划过程中面临的问题主要有:①由于训练科目种类较多,且各个科目所需的空域大小不同,无法保证空域的利用率;②由于训练任务的繁重和空域资源的有限性,需要分批实施,确定各个科目实施的时间与空间成为难点。

本文根据训练空域动态规划问题的特点,将其划分为相互独立又相互联系的多个阶段,每个阶段

做出最优决策后再进入到下一个阶段,从而使整个过程的总体决策最优。对于每个阶段,对训练空域进行离散化处理,并通过遗传一粒子群优化算法来搜索寻优得出最优决策。

1 问题描述与数学模型

1.1 问题描述

训练空域是为了保证飞行部队日常训练而划设的空域范围。由于各个科目实施方法的不同,所需的空域大小也不尽相同。战术训练空域的动态规划是指在机场所辖的空域范围之内,合理地安排各批次训练任务,使得在保证空域利用率的同时尽可能缩短所需的总训练时间。其约束条件为:

(1) 每个训练任务一旦开始,必须持续到任务结束;

(2) 所有训练任务必须全部完成;

(3) 所有训练任务必须在机场所辖的空域范围内完成,不得超出空域边界;

(4) 训练任务完成时间以 10 min 为单位;

(5) 各个训练任务所占空域不得重叠;

(6) 考虑到实际情况,安排各任务所需空域时,需要与坐标轴平行,但可以 90° 旋转。

1.2 数学模型

针对每一阶段的空域规划,是指在保证空域利用率的基础上,尽可能多地安排训练科目。即在实施过程中,使整个时段内空域的利用率最大。其目标函数为

$$\max E = n + \sum_{i=1}^n (l_i \times w_i) / S \quad (1)$$

式中: S 为作战责任区内的面积大小; l_i 为某训练科目所需空域的长; w_i 为某训练科目所需空域的宽; n 为该时段内总的训练科目数,且 $1 \leq i \leq n$ 。

作战责任区会受天气、航路航线、空中限制区等多种因素的影响,因此,作战责任区通常是不规则的,这也增加了空域规划的难度。本文对空域进行离散化处理,同时将其放入直角坐标系当中,放置每个训练科目所需的空域时,需要使其长或者宽与坐标轴平行,并选取其左下顶点为参考点。

在规划过程中,需要遵循如下约束条件:

(1) 由于战斗机在训练时不得超出划设的训

练范围,每个科目必须在作战责任区实施;

(2) 各科目之间需要保持一定的距离,不得相互重叠;

(3) 各科目的训练空域需要与坐标轴相互平行,但可以旋转。

具体公式如下:

$$E_{xy} + B_i^{xy} \leq 1, \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (2)$$

$$B_i^{xy} + B_j^{xy} \leq 1, \forall i, j \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (3)$$

$$\begin{cases} l_{xi} + l_{yi} = 1 \\ w_{xi} + w_{yi} = 1 \\ l_{xi} + w_{xi} = 1 \\ l_{yi} + w_{yi} = 1 \end{cases} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (4)$$

式中: (x, y) 表示空域内的坐标, E_{xy} 与 B_i^{xy} 均为 0 或 1 的变量,前者表示 (x, y) 处的空域是否被占用,后者表示 (x, y) 处的空域是否被第 i 个训练科目占用,若被占用,则值为 1,反之为 0; l_{xi} 与 l_{yi} 为取值为 0 或 1 的变量,表示训练科目 i 的长边是否平行于坐标轴,若平行于 X 轴,则 $l_{xi} = 1$; w_{xi} 与 w_{yi} 为取值为 0 或 1 的变量,表示训练科目 i 的宽边是否平行于坐标轴,若平行于 Y 轴,则 $w_{yi} = 1$ 。

2 训练空域动态规划的主要方法

训练空域的动态规划是指在机场所辖的空域范围内合理安排训练科目,使其在保证空间利用率的同时尽可能地缩短占用空域的时间。由于空域的限制,无法同时完成所有科目的训练,将此问题看作时序和空间的双重约束问题。本文通过分阶段处理的方法来解决该问题的时序约束,通过遗传—粒子群优化算法来解决某个时段内的空间约束问题。

2.1 分阶段处理模型

假设有 m 个相互独立的训练任务 j_1, j_2, \dots, j_m 需在机场所辖空域内完成,由于空域资源有限,无法同时完成 m 个训练任务。将其划分为 n 个相互独立又相互联系的多个阶段,每个阶段都需要作出相应的最优决策,各个阶段通常按照时间先后顺序进行划分(有科目完成后进入到下一个阶段),阶段变量用 k 表示。 T_{ks} 和 T_{ke} 分别表示该阶段开始时间和结束时间, $T_k(i)$ 表示该阶段内正在进行的任务所需完成时间。假设某时段有 a 个训练任务,

则 $T_{ke} = T_{ks} + \min \{T_k(1), T_k(2), \dots, T_k(a)\}$, 且 $T_{(k-1)e} = T_{ks}$ 。通过多阶段处理直至所有的训练任务均完成。再利用遗传—离散粒子群优化算法计算不同方案所需的时间,在保证空域利用率的前提下,选择其中时间最短的一组作为最终的规划方案。

2.2 基于遗传—离散粒子群优化算法的空域规划法

粒子群优化算法着重解决一些连续、无约束的问题。对于像空域规划这一离散、不连续、有约束的问题仍有较大的研究空间。本文提出用转换子和转换序列来解决离散的规划问题,并引入遗传算法中的交叉与变异思想来提高离散粒子群优化算法中摆脱局部最优解的能力,进而提高算法的收敛速度和精度。通过对当前解与个体最优解、全局最优解的交叉变异操作,在解空间中产生新的位置。同时为了保证种群的多样性和个体的适应性,用自适应递阶算法来控制交叉率和变异率。

2.2.1 编码与解码

粒子的编码方式采用整数十进制编码,根据训练科目数生成排放序列,且编码中区分正负,正数表明横放,否则为竖放,默认横放为训练科目的长度大于宽度。每个排放序列根据上方改进的排样算法都能生成一个规划方案,从而确定该方案的适应度值。

2.2.2 转换操作

对于每个可行解的转换操作是通过由多个转换子构成的转换序列来实现的。转换子由 2 个随机数组成,假设转换子为 (i_k, j_k) , X_k 为粒子的序列位置,那么对应的转换操作为交换 X_k 中值为 (i_k, j_k) 的位置来得到新的位置。例如,转换序列为 $\{(1, 2), (2, 3)\}$, 序列位置为 $(1, 2, 3, 4, 5)$, 通过转换得到的新位置为 $(3, 1, 2, 4, 5)$ 。应注意,转换序列是按照转换子的位置依次作用在位置序列上的。

2.2.3 粒子更新操作

粒子的更新操作既包括位置的加法操作也包括速度的数乘操作。位置的加法操作是指依照对应的转换序列,对个体的位置进行转换;而速度的数乘操作是指以一定的概率来保留对速度的操作。具体方式如下:

$$C \otimes V = \begin{cases} V & C \times \text{Rand}() < 1 \\ 0 & C \times \text{Rand}() \geq 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\text{Rand}()$ 为 $0 \sim 1$ 之间的随机生成数。当 $C=5$ 时, 保留概率为 20% 。

而在离散粒子群中, 粒子更新如下:

$$\begin{cases} V^{i+1} = \omega \otimes V^i \oplus C_1 \otimes (P_{id} - X_{id}) \oplus \\ \quad C_2 \otimes (P_{gd} - X_{id}) \\ X^{i+1} = X^i + V^{i+1} \end{cases} \quad (6)$$

式中: ω 、 C_1 、 C_2 分别为速度保留概率、全局最优值和个体最优值对进化的影响因数。

2.2.4 交叉、变异操作

为了防止算法陷入局部最优, 可通过交叉、变异操作增加离散粒子群的全局搜索能力。

交叉策略为: 假设染色体长度为 n , 交叉概率为 P_c , 生成一个随机数 R , 以及变异位 r_1, r_2 ($r_1 \neq r_2, r_1 \leq n, r_2 \leq n$)。若 $R < P_c$, 则对 $r_1 \sim r_2$ 之间的基因进行反转, 从而得到新的基因, 代表在规划过程中, 更改了各个科目的先后顺序。

变异策略为: 假设变异概率为 P_m , 交叉位为 r_m , 随机生成 $0 \sim 1$ 之内的数字 O , 若 $O < P_m$, 则更改 r_m 位对应的正负值, 代表在规划时将空域进行相应的旋转。

2.2.5 交叉、变异的自适应性

交叉率和变异率作为遗传操作中的核心操作, 为了保证性能较好地基因得以保留、较差的基因尽快剔除。合理地选择交叉率和变异率至关重要。本文对交叉率和变异率做自适应调整, 将交叉率的变化值定义为

$$f(x) = (1 - P_c)e^{(-1/cf)} \quad (7)$$

式中: P_c 为当前的交叉概率; cf 为剩余的迭代数。

变异率的值定义为

$$f(x) = (1 - P_m)e^{(-1/cf)} / 10 \quad (8)$$

式中: P_m 为当前的变异率。

2.2.6 算法流程

假定种群的粒子数为 m , 最大迭代次数为 N , P_{id} 为个体最优位置, P_{gd} 为全局最优位置。

Step 1: 初始化种群, 且每个位置均赋予一个初始速度, 同时给定相应的参数值。

Step 2: 将每个粒子的位置与个体最优位置、全局最优位置进行交叉操作, 以获取新的染色体, 再对新的染色体进行变异操作获得最终个体, 同时更新交叉率和变异率。

Step 3: 利用改进的排样算法解码粒子并求其适应度值 F , 将其作为粒子的初始个体最优位置 P_{id} , 选取其中适应度最大的位置作为全局最优位置 P_{gd} 。

Step 4: 按照算法中粒子的更新方法更新粒子的位置。

Step 5: 对每个粒子分别进行两种变异操作, 同时求出每个新粒子的适应度值。如果新位置的函数值大于原函数值, 则更新个体的最优位置。而对于整个粒子群, 每更新一代就选取其中最大的适应度值与上一代进行比较, 若大于上一代, 则将此位置作为新的全局最优位置。

Step 6: 当迭代次数达到设定的最大迭代次数或者适应度不再发生变化时, 终止该算法, 并根据最优的规划方案画出空域规划图。

2.3 算法复杂度分析

算法复杂度不仅决定了算法的执行效率, 而且在极大程度上影响着算法的求解能力。相较于基本离散粒子群优化算法, 改进后的算法增加的计算时间主要用于粒子的交叉和变异。假设问题的规模为 D , 种群的大小为 N , 迭代次数为 G , 对于基本的粒子群优化算法需要更新粒子的位置和速度, 并计算相应的适应度值及保留最优个体, 其计算时间复杂度为

$$\begin{aligned} O(N, G, D) &= 3G \times O(N \times D) + G \times O(N) \\ &\approx G \times O(N \times D) \end{aligned} \quad (9)$$

而改进算法的复杂度为

$$\begin{aligned} O(N, G, D) &= 3G \times O(N \times D) + G \times O(N) + \\ &\quad (P_c + P_m)G \times O(N \times D) \\ &\approx G \times O(N \times D) \end{aligned} \quad (10)$$

可以看出: 算法的计算时间复杂度仅与求解问题的规模 D 、种群规模 N 和迭代次数 G 有关, 改进以后的算法并没有明显增加算法的计算时间复杂度。

2.4 甘特图

甘特图, 也称为条状图, 其主要目的是为了显示工作进度随着时间进展的情况^[13-14]。其横轴表示时间, 纵轴表示作业, 线条表示各个工作任务的完成情况。通过甘特图可以直观地看出某个任务的开始时间和结束时间, 并评估该任务的进行情

况。甘特图具有清晰明确的特点,是控制工作进度的工具,其绘制方法也非常灵活,具体方法详见参考文献[15]。本文利用甘特图来表示各个训练任务随时间的进展情况,并通过 Matlab 软件进行绘制。

3 训练空域动态规划实例仿真

为了评估本文提出的算法对于解决战术训练空域动态规划问题的有效性,进行实例仿真。实例一为了检验遗传-粒子群优化算法的有效性,实例二为了检验空域动态规划的可行性。

基于某飞行部队日常训练进行仿真,该部的作战责任区及其离散化处理后的空域图如图 1~图 2 所示。

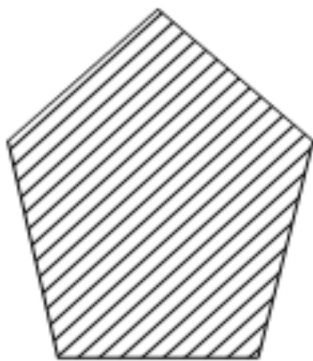


图 1 训练空域图

Fig. 1 Training airspace figure

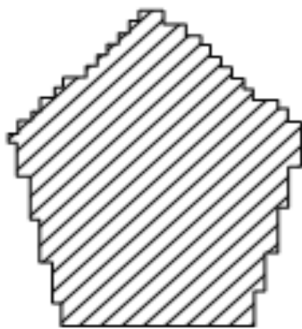


图 2 离散训练空域图

Fig. 2 Discrete training airspace figure

3.1 某一阶段的空域规划问题

假定某天所进行的训练科目及其所需空域大小如表 1 所示。

表 1 各训练科目所需空域大小

Table 1 Airspace size required by each training subject

序号	长/km	宽/km	序号	长/km	宽/km
1	8	10	9	7	5
2	4	4	10	4	14
3	5	3	11	8	9
4	6	8	12	5	5
5	8	8	13	13	10
6	10	5	14	8	7
7	4	14	15	4	6
8	6	6	16	7	7

在求解过程中,假定粒子群的种群个数为 20, 迭代次数为 100 代,个体经验保留概率 $c_1=2$,全局经验保留概率 $c_2=2$, $w=1$,变异概率 $P_m=0.1$,交叉概率 $P_c=0.9$ 。通过仿真,发现当迭代到第 73 代时已经趋于稳定,而此时的适应度值为 11.855 3,最后生成的空域训练图以及在迭代过程中每代的最优适应度值和平均适应度值的变化过程如图 3~图 4 所示,交叉率、变异率的变化如图 5 所示。

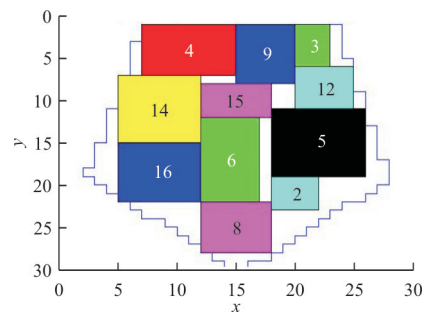


图 3 战术训练空域规划图

Fig. 3 Planning diagram of tactical training airspace

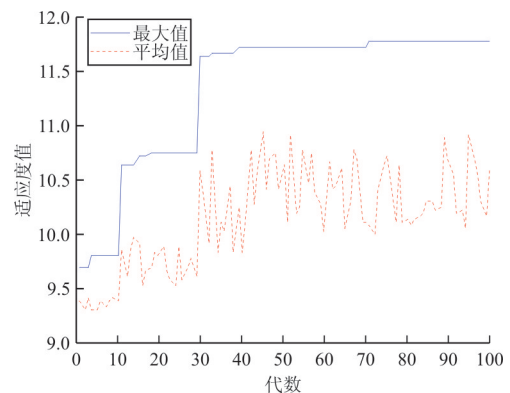


图 4 适应度值变化曲线图

Fig. 4 Curve of fitness value change

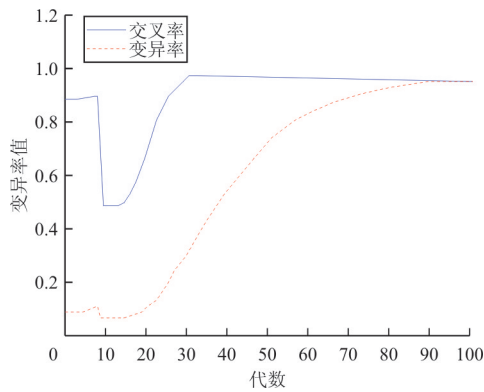


图 5 变化率曲线图

Fig. 5 Curve of change rate

而用传统的粒子群优化算法进行求解时,假定参数相同,通过仿真发现:当迭代到第 90 代时,基本趋于稳定,而此时的适应度值为 10.789 9,最后生成的空域训练图以及在迭代过程中每代的最优适应度值和平均适应度值的变化过程如图 6~图 7 所示。

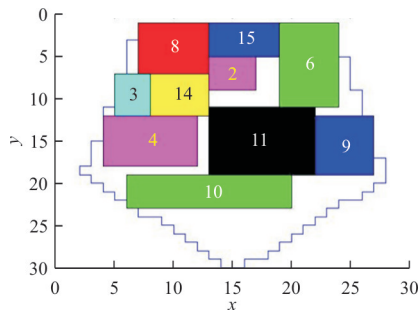


图 6 战术训练空域规划图(传统方法)

Fig. 6 Planning diagram of tactical training airspace (traditional method)

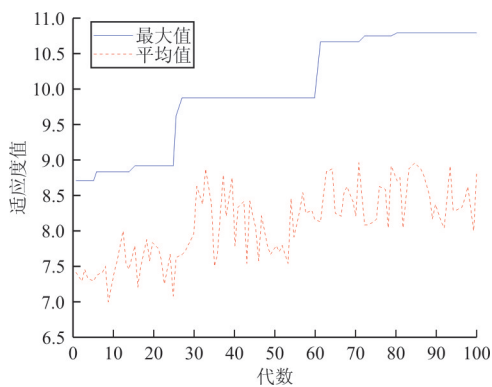


图 7 适应度值变化曲线图(传统方法)

Fig. 7 Curve of fitness value change(traditional method)

通过对比可以发现:

(1) 利用遗传-离散粒子算法得到的训练空域规划方案对空域的利用率更大,且在作战责任区内安排的训练科目数也更多,提高了算法全局搜索的能力;

(2) 通过比较两组数据趋于稳定时的代数,发现传统粒子群优化算法的搜索性能要明显弱于遗传-离散粒子群优化算法,利用遗传-离散粒子群优化算法求解时,在第 73 代就可以得到趋于稳定的解,表明算法改进后收敛能力更强。

综上所述,两种算法均可用于求解训练空域的规划问题,但离散-粒子群优化算法的求解性能要优于传统的粒子群优化算法。

3.2 多时段的空域规划问题

假定某部某天需完成 3 种战术训练任务,每个任务均有 4 个批次($m=12$),其训练任务的时长及所需空域大小如表 2 所示。

表 2 训练任务所需空域大小及时长

Table 2 Airspace size and duration required by training tasks

序号	长/km	宽/km	时长/min	序号	长/km	宽/km	时长/min
1	6	16	50	7	8	16	50
2	12	10	40	8	12	10	40
3	6	6	30	9	6	6	30
4	8	16	50	10	8	16	50
5	12	10	40	11	12	10	40
6	6	6	30	12	6	6	30

应用本文算法对此问题求解,通过计算可得,完成上述训练任务需要分 6 个阶段,各阶段空域规划如图 8~图 13 所示。

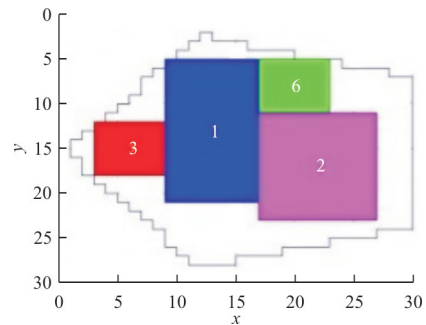


图 8 第一阶段空域图

Fig. 8 Airspace diagram at the first stage

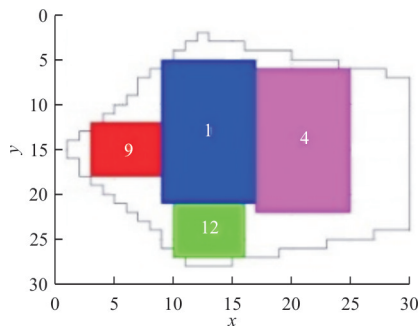


图 9 第二阶段空域图

Fig. 9 Airspace diagram at the second stage

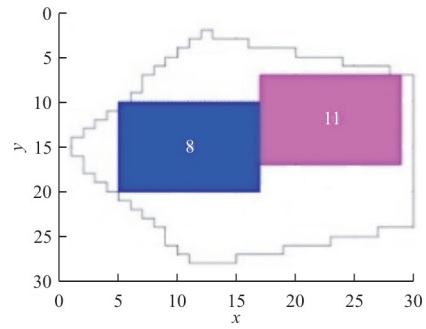


图 13 第六阶段空域图

Fig. 13 Airspace diagram at the sixth stage

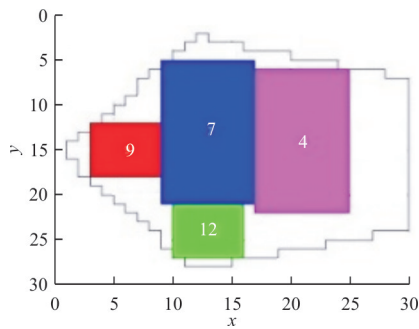


图 10 第三阶段空域图

Fig. 10 Airspace diagram at the third stage

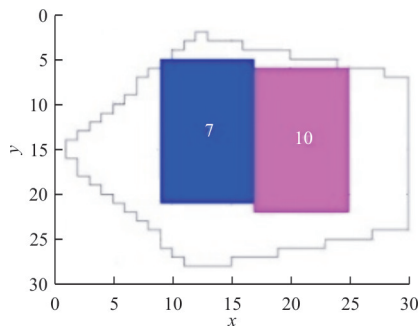


图 11 第四阶段空域图

Fig. 11 Airspace diagram at the fourth stage

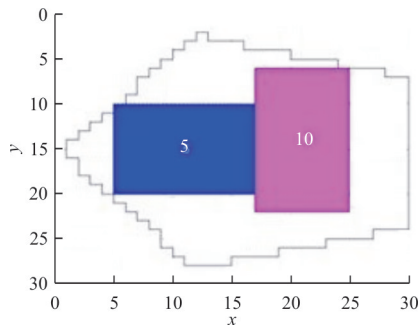


图 12 第五阶段空域图

Fig. 12 Airspace diagram at the fifth stage

训练进度随时间变化的进展情况(甘特图),如图 14 所示。

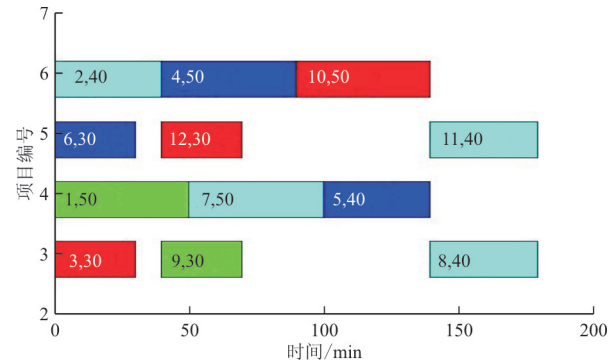


图 14 训练进度图

Fig. 14 Training schedule

从图 14 可以看出:先进行第 1,2,3,6 号训练任务,第 40 min 执行第 4,9,12 号训练任务,第 50 min 开始执行第 7 号任务,第 90 min 开始执行第 10 号任务,第 100 min 进行第 5 号训练任务,最后在第 140 min 进行第 8 和第 11 号训练任务。

目前,战术训练空域主要依靠人为经验进行划设,仅能够按照训练任务的种类依次进行,其训练进度随时间的变化如图 15 所示。

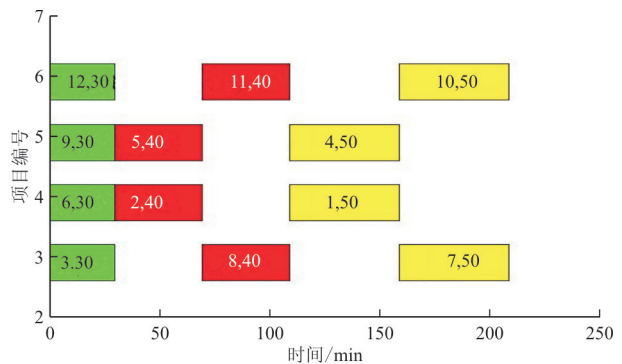


图 15 当前训练进度图

Fig. 15 Current training schedule

从图 15 可以看出:相较于依靠人为经验划设,利用本文算法可以更快地完成所有训练任务,训练时间由 210 min 缩短到了 180 min,节约了 30 min;利用本文方法在实现动态任务规划的同时,还能够保证空域利用率和用空安全,给空域的灵活使用提供了一定的借鉴;利用计算机进行辅助设计,可大幅缩短空域规划所需时间,提高规划效率。

4 结 论

随着军民航飞行需求的增加和民用航空的蓬勃发展,现有的空域资源分配方式已然无法满足日常的用空需求。针对训练空域的规划问题,本文融合了遗传算法中的交叉变异思想,提出了遗传-离散粒子群优化算法。与传统的粒子群优化算法相比,本文的新颖之处在于:①利用遗传算法中的交叉与变异思想来提高算法的收敛速度;②引入了自适应交叉与变异算子,提高了搜索的广度与深度,保证了种群的多样性。

将训练空域规划问题进行分阶段处理,并利用甘特图来表示整个空域利用过程,在保证空域利用率的同时,能够尽可能地缩短空域占用时间;相较于目前的人为划设规范化法,利用该方法可以大幅缩短训练所需时间,不仅能够提高飞行效率,而且能够有效缓解军民航的飞行冲突;但该算法的稳定性和求解效率还有待进一步研究和改进。

参考文献

- [1] ALEXANDER K. An efficient method for airspace analysis and partitioning based on equalized traffic mass[C]// 6th USA/Europe Air Traffic Management R&D Semina. [S. l.]: ATM, 2005: 1-10.
- [2] SABHNANI G. Geometric algorithms for dynamic airspace sectorization[D]. New York: The State University of New York at Stony Brook, 2009.
- [3] KUMAR D K. ART1 neural networks for air space sectoring[J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 37: 20-24.
- [4] 徐肖豪,王莉莉. 关于改善我国当前国家空域资源使用政策的建议[J]. 南京航空航天大学学报(社会科学版), 2008, 10(2): 23-27.
XU Xiaohao, WANG Lili. Suggestions to improve utility policy of national airspace resource[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Social Science Edition), 2008, 10(2): 23-27. (in Chinese)
- [5] 周蕊. 终端区空域规划重要问题的研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
ZHOU Rui. Research on the important issues of terminal aera airspace planning[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2009. (in Chinese)
- [6] 黄寰宇. 空管灵活使用空域运行机制及效能评估研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2015.
HUANG Huanyu. Study on the operational mechanism and efficiency evaluation of the flexible use of airspace by ATC [D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2015. (in Chinese)
- [7] 梁承姬,张松波. 集装箱港口装卸作业设备集成调度[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2015, 34(2): 262-266.
LIANG Chengji, ZHANG Songbo. Integrating scheduling of loading/unloading operation equipment in container terminals[J]. Journal of Liaoning Technical University, 2015, 34(2): 262-266. (in Chinese)
- [8] 陈晓咪,孟志青,徐杰. 基于混合禁忌搜索算法的动态车辆路径研究[J]. 浙江工业大学学报, 2009, 37(5): 580-585.
CHEN Xiaomi, MENG Zhiqing, XU Jie. Research on dynamic vehicle routing problem based on hybrid ta-bu search algorithm[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2009, 37(5): 580-585. (in Chinese)
- [9] HUANG Wenqi, CHEN Duanbing, XU Ruchu. A new heuristic algorithm for rectangle packing[J]. Computers & Operations Research, 2007, 34(11): 3270-3280.
- [10] KIM Y K, PARK K, KO J. A symbiotic evolutionary algorithm for the integration of process planning and job shop scheduling[J]. Computers & Operations Research, 2003, 30(8): 1151-1171.
- [11] LEE Z J, SU S F, LEE C Y. Efficiently solving general weapon-target assignment problem by genetic algorithms with greedy eugenics[J]. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 2003, 33(1): 113-121.
- [12] LOUIS S J, MCDONNELL J, GIZZI N. Dynamic strike force asset allocation using genetic search and case-based reasoning[C]// Proceeding of the Sixth Conference on Systems, Cybernetics and Informatics. Orlando: IEEE, 2002: 855-861.
- [13] LIU Y C, YANG S M, LIN Y T. Fuzzy finish time modeling for project scheduling[J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2010, 11(2): 946-952.
- [14] NAHLER G. Dictionary of pharmaceutical medicine; Gantt chart[M]. [S. l.]: Springer Vienna, 2009.
- [15] 任永昌,邢涛,鄂旭. 软件项目开发过程管理[M]. 北京: 北京交通大学出版社, 2010.
REN Yongchang, XING Tao, E Xu. Software project development process management[M]. Beijing: Beijing Jiaotong University Press, 2010. (in Chinese)

作者简介:

张建祥(1980—),男,硕士,副教授。主要研究方向:计算机仿真。

甘旭升(1971—),男,博士,副教授。主要研究方向:非线性系统建模、空域管理。

孙静娟(1987—),女,硕士,讲师。主要研究方向:空中管制、空管法规。

杨国洲(1984—),男,硕士,副教授。主要研究方向:空中管制、空管法规。

(编辑:马文静)