

# 多波次火力进攻战斗中作战单元使用任务规划

董岳, 于永利, 张柳, 李东东, 任帆

(军械工程学院装备指挥与管理系维修工程实验中心, 河北石家庄 050003)

**摘要:** 作战单元使用任务的完成是作战训练任务执行的基础和前提。为了保证作战单元能够顺利执行作战训练任务, 需要考虑武器系统的可靠性维修性保障性等质量特性对其使用任务进行合理规划。以作战单元多波次进攻战斗为背景, 建立了基于任务效能的使用任务规划模型, 并提出了一种改进的基于遗传-离散粒子群混合优化算法来求解规划模型。通过与离散粒子群算法和遗传算法的实例比较, 结果证明了该方法的有效性和优越性。

**关键词:** 武器系统与运用工程; 装备综合保障; 使用任务; 任务效能; 组合优化; 粒子群

中图分类号: N 945.12

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2011.08.19

## Combat unit usage mission scheduling for multiple waves fire attack

DONG Yue, YU Yong-li, ZHANG Liu, LI Dong-dong, REN Fan

(Maintenance Engineering Institute, Department of Equipment Command and Management,  
Mechanical Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

**Abstract:** Combat unit usage mission completion is the foundation and precondition of combat and training. To guarantee combat unit should normally execute combat and training mission, its usage mission has to be reasonably assigned considering reliability, maintainability and supportability and the other quality characteristics of weapon systems. A usage mission scheduling model based on the mission effectiveness is set up under the background of multiple waves attack of weapon systems. Based on the new model, a mixed genetic and discrete particle swarm optimization (DPSO) algorithm is proposed to solve the usage mission scheduling. Compared with the discrete particle swarm algorithm and genetic algorithm respectively, the results of simulation experiments prove that the method is more effective and superior.

**Keywords:** weapon system and application engineering; material integrated logistics support; usage mission; mission effectiveness; combinatorial optimization; particle swarm

## 0 引言

多波次攻击是进攻战斗中的一种重要作战模式,可以有效袭扰和阻滞对方的作战行动。目前国内外对包括多波次进攻战斗在内的各种作战任务规划进行了很多研究,如文献[1-2]研究了不确定条件下行动计划的制定方法,文献[3]研究了基于效果的联合作战行动规划算法,文献[4]采用贝叶斯网和 Petri 网技术,以定量分析方法关联行动与效果,研究了支持作战行动序列的产生和分析的模型。上述文献主要围绕如何产生一系列的作战行动序列能够有效完成某使命任务这一问题来开展研究工作的。

通常来说,作战单元的多波次进攻战斗在时序上是个比较复杂的过程,一般由一系列的作战行动或多个子任务构成,作战行动或子任务又可以分解成武器装备一系列时间连续且不相重叠的使用剖面。本文把作战单元在执行

作战、训练等军事任务中武器装备经历的使用过程或事件称为使用任务。作战单元使用任务的完成是作战训练任务执行的基础和前提,主要与武器系统在使用任务期间的可靠性维修性保障性等质量特性有关。武器装备能够正常工作并发挥出作战任务所需的功能,使用任务就能执行;否则使用任务将中止,直至维修保障力量修复故障装备。因此,在规划作战任务时,除了考虑武器系统的作战能力外,还必须充分考虑到武器装备的质量特性和维修保障能力,对武器装备的使用过程进行合理规划和设计。使用任务规划是在作战行动规划的基础上进行的,是作战任务规划的延伸。基于上述观点本文研究了多波次进攻战斗中作战单元使用任务的规划方法,目的是使作战单元中的武器装备在整个进攻作战过程中得到合理使用并最大程度地完成使用任务。

多波次攻击进攻战斗使用任务规划是非线性的规划问题,对于此类问题许多学者致力于应用智能算法及其混合

收稿日期: 2010-07-26; 修回日期: 2011-01-17。

基金项目: 中国博士后科学基金(20080430231); 国防预研项目(51319060101)资助课题

作者简介: 董岳(1982-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为装备综合保障、维修工程理论与应用。E-mail: dongyue126@126.com

算法来求解,如遗传算法<sup>[5]</sup>、粒子群算法<sup>[6]</sup>、遗传粒子群混合算法<sup>[7]</sup>等,上述算法在一定程度上提高了求解的精度和速度,这些算法的提出对非线性规划问题的求解取得了较好的效果,也取得了不少的应用成果<sup>[8-9]</sup>。但上述算法仍不可避免地发生早熟现象,本文提出了一种遗传粒子群优化算法,在粒子群优化算法操作相对简单、收敛速度快的基础上,发挥遗传算法保持粒子多样化并能继承最优粒子信息的优点,求解规划问题时在一定程度上避免了算法早熟。

本文首先选取任务效能作为评估使用任务的参数,然后建立了多波次火力进攻战斗作战单元使用任务规划模型,最后采用改进的基于遗传-离散粒子群混合优化算法来求解规划模型。

## 1 任务效能

使用任务的完成主要从武器系统的战备完好性和任务持续性这两大方面来度量,可以用使用可用度<sup>[10]</sup>、任务可信度<sup>[11]</sup>、任务可靠度<sup>[12]</sup>等参数来描述。本文采用任务效能来评价使用任务,下面首先阐述系统效能的概念。

系统效能是指系统在规定的条件下满足给定定量特征和服务要求的能力,它是系统可用性、可信性及固有能力的综合反映<sup>[13]</sup>。美国工业界武器系统效能委员会将系统效能的表达式定义为

$$E = ADC \quad (1)$$

式中, $E$ 为系统效能; $A$ 为可用度矩阵; $D$ 为可信度矩阵; $C$ 为能力矩阵。可用度 $A$ 和可信度 $D$ 是受系统的可靠性维修性保障性影响的参数, $C$ 是系统完成任务能力的度量。由于使用任务完成只与武器系统的可靠性维修性保障性等质量特性有关,因此研究作战单元的使用任务时可以不考虑式(1)中的 $C$ ,并且把 $A$ 和 $D$ 看作是武器系统的可用度和可信度,从而得到武器系统的任务效能,即作战单元的任务效能。

美国空军将任务效能定义为系统可以开始执行任务而且开始后能够完成任务的概率<sup>[14]</sup>,即考虑到了武器系统在任务开始时的可用度与其在规定任务过程中的可信度。即

$$E_M = A_0 D_0 \quad (2)$$

式中, $E_M$ 为任务效能; $A_0$ 为使用可用度; $D_0$ 为使用可信度。任务效能是关于可靠性维修性保障性的综合参数。

当作战单元连续执行多个使用任务时,前一个使用任务完成后才能进行下一个使用任务,此时任务效能可以用下式来计算<sup>[15]</sup>。

$$E_M = \prod_{i=1}^n E_{M_i} \quad (3)$$

式中, $E_M$ 为作战单元执行多个使用任务的任务效能; $E_{M_i}$ 表示作战单元第 $i$ 个使用任务的任务效能。

## 2 多波次火力进攻战斗作战单元使用任务规划模型

本文考虑这样一类多波次火力进攻战斗: $m$ 个作战单

元从驻地出发机动到阵地后对目标实施火力进攻,进攻完毕后需要机动到下一个阵地对目标实施下一轮火力进攻。设火力进攻总次数为 $n$ ,火力进攻的时刻为 $t_{h_1}, t_{h_2}, \dots, t_{h_n}$ ,阵地编号为 $pos_1, pos_2, \dots, pos_n$ ,第 $j$ ( $j=1, \dots, n$ )次火力进攻必须在阵地 $pos_j$ 时刻 $t_{h_j}$ 开始执行,任务总时间是 $\Delta t_{h_j}$ ,第 $j$ 次火力进攻期间需要向目标发射数量为 $r_j$ 的弹药才能达到进攻效果,第 $i$ ( $i=1, \dots, m$ )个作战单元在整个火力进攻任务期间携行弹药的数量为 $s_i$ ,对每个作战单元来说 $n$ 次火力进攻不必全部参加,只参加其中几次即可。问题:如何安排 $m$ 个作战单元去执行 $n$ 次火力进攻任务以使所有作战单元使用任务的任务效能最大。

假设第 $i$ 个作战单元在整个火力进攻中要执行 $l_i$ 个使用任务,则其在整个火力进攻战斗中使用任务的任务效能为

$$E_{M_i} = \prod_{k=1}^{l_i} E_{M_i}^{(k)}$$

式中, $E_{M_i}^{(k)}$ 表示第 $i$ 个作战单元在第 $k$ 个使用任务的任务效能。其计算式为

$$E_{M_i}^{(k)} = A_{oi}^{(k)} D_{oi}^{(k)}$$

式中, $A_{oi}^{(k)}$ 是第 $i$ 个作战单元在第 $k$ 个使用任务开始时刻的使用可用度; $D_{oi}^{(k)}$ 是第 $i$ 个作战单元执行第 $k$ 个使用任务的可信度。下面分两种情况来讨论可信度的计算方法:

(1) 如果使用任务期间允许维修,则

$$D_{oi}^{(k)} = R_{Mi}^{(k)}(t_{di}^{(k)}) + [1 - R_{Mi}^{(k)}(t_{di}^{(k)})] M_{oi}^{(k)}(t_{di}^{(k)})$$

式中, $R_{Mi}^{(k)}$ 和 $M_{oi}^{(k)}(t_{di}^{(k)})$ 分别是第 $i$ 个作战单元在第 $k$ 个使用任务下的可靠度和任务维修度<sup>[16]</sup>;  $t_{di}^{(k)}$ 和 $L_{di}^{(k)}$ 分别是第 $i$ 个作战单元在第 $k$ 个使用任务中的工作时间和维修时间。其中,工作时间是作战单元的武器系统在规定的条件和环境下提供使用任务所需功能的时间,维修时间是作战单元的武器系统在规定的条件下按照规定的程序和方法恢复使用任务所需功能的时间。

(2) 如果使用任务期间不允许维修,则

$$D_{oi}^{(k)} = R_{Mi}^{(k)}(t_{di}^{(k)})$$

因此多波次火力进攻战斗作战单元使用任务规划模型可以表示为

$$\text{obj max } E_M = E_1 E_2 \cdots E_m$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^m x_{ij} \geq r_j, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^m x_{ij} \leq s_i, \quad x_{ij} \in \mathbf{Z}$$

式中, $x_{ij}$ 是第 $i$ 个作战单元在第 $j$ 次火力进攻下发射的导弹数量; $\sum_{i=1}^m x_{ij} \geq r_j$ 表示参与第 $j$ 次火力进攻的所有作战单元发射的弹药要达到任务要求的数量; $\sum_{j=1}^m x_{ij} \leq s_i$ 表示作战单元在 $n$ 次火力射击任务中发射的弹药数量不能超过其携行量, $x_{ij}=0$ 表示第 $i$ 个作战单元不参与第 $j$ 次火力进攻; $\mathbf{Z}$ 表示整数集。该模型在达到火力进攻效果的前提下,通过比较作战单元任务效能来选择最优的使用任务分配方案

下。显然,该模型是带有约束条件的非线性整数规划问题,下面给出本文的优化算法。

### 3 使用任务规划模型的离散粒子群优化算法

上述使用任务规划模型是非线性整数规划问题,本文采用连续空间的离散粒子群优化(discrete particle swarm optimization, DPSCO)算法对模型进行求解。这种方法在可以充分运用连续粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法矢量计算的矢量计算十分简单、消耗时间短的特点。

针对这样的多波次时序组合问题,本文对粒子采用分组整数编码,如图 1 所示。



图 1 粒子编码示例

将粒子的各维按照作战单元分成  $m$  个组,每组包括  $n$  个维,由于火力进攻的次数为  $n$ ,显然粒子维度为  $mn$ 。

第  $i$  组表示第  $i$  个作战单元在各个波次的进攻战斗中发射的弹药数量。若第  $i$  组中第  $j$  个位置上粒子为  $x_{ij}$ ,则表示第  $i$  个作战单元在第  $j$  次进攻战斗中需要发射  $x_{ij}$  发弹药,如果  $x_{ij} = 0$ ,则表示作战单元不参与第  $j$  次火力进攻任务。另外,将某个分组下不为零的节点连接起来就构成了作战单元的行军路线。如果某粒子编码分 3 组,每组 4 位,如 0013|2011|0310,表示有 3 个作战单元需要执行 4 次火力进攻战斗,第 1 个作战单元参加是第 3 次和第 4 次战斗,分别射击 1 枚和 3 枚导弹,其行军路线为驻地→3 号阵地→4 号阵地。

设粒子总数为  $S$ ,则第  $i$  ( $i = 1, \dots, S$ ) 个粒子位置矢量  $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{imn}]$ ,其中  $x_{ij}$  ( $j = 1, \dots, mn$ ) 是  $[0, n]$  之间的整数;粒子速度矢量  $\mathbf{v}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{imn}]$ ,其中  $v_{ij}$  是  $[-(n-1), n-1]$  之间的整数。

粒子按照下面的公式来更新其的速度和位置。

$$v_{ij}^{k+1} = \omega v_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (p_{gj} - x_{ij}^k) \quad (5)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (6)$$

$$v_{ij}^{k+1} = \begin{cases} v_{\max}, & v_{ij}^{k+1} \geq v_{\max} \\ \text{round}(v_{ij}^{k+1}), & \text{其他} \\ v_{\min}, & v_{ij}^{k+1} \leq v_{\min} \end{cases} \quad (7)$$

$$x_{ij}^{k+1} = \begin{cases} x_{\max}, & x_{ij}^{k+1} \geq x_{\max} \\ \text{round}(x_{ij}^{k+1}), & \text{其他} \\ x_{\min}, & x_{ij}^{k+1} \leq x_{\min} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $v_{ij}^k$  是第  $k$  次迭代中粒子  $i$  在第  $j$  维的速度;  $x_{ij}^k$  是第  $k$  次迭代中粒子  $i$  在第  $j$  维的位置;  $\omega$  是惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子,是介于  $[0, 4]$  之间的常数;  $r_1$  和  $r_2$  是介于  $(0, 1)$

之间的随机数;  $\text{round}(x_{ij}^{k+1})$  是对粒子  $i$  在第  $j$  维位置的取整函数,取整的方法是四舍五入;第  $i$  个粒子所经历的最优位置,叫做个体极值,记为  $pbest = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{imn}]$ ,整个粒子群迄今为止所经历的最优位置,叫做全局极值,记为  $gbest = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gmn}]$ 。

虽然离散粒子群算法可以求解上述使用任务规划模型,但是在粒子群迭代过程中由于全局最优粒子  $gbest$  对粒子群的信息引导是单向进行的,整个过程也是追随  $gbest$  的过程,这样会使粒子聚集在某个或某几个特定的位置陷入局部最优,致使算法出现早熟现象。针对上述问题本文提出下面改进的遗传-离散粒子群优化(genetic algorithm-DPSO, GA-DPSO)混合优化算法。

### 4 使用任务规划模型的 GA-DPSO 优化算法混合优化算法

本文 GA-DPSO 混合优化算法的主要思想是当全局最优粒子陷入局部最优时对整个粒子群进行干扰(变异全部粒子的位置),使粒子群跳出局部最优的位置;然后将全局最优粒子与变异后的粒子进行交叉,产生后代粒子。这样可以在粒子群算法收敛速度快、操作简单基础上,发挥遗传算法保持粒子多样化并能继承最优粒子信息的优点,在一定程度上可以避免早熟现象。

如果全局最优粒子  $gbest$  的适应度在迭代过程中连续  $\Delta$  次的变化范围都不超过  $\alpha$ ,则对整个粒子群的位置进行变异。每个粒子  $\mathbf{x}_i$  变异时产生 3 个变异的粒子  $\mathbf{x}_{i,1}$ 、 $\mathbf{x}_{i,2}$  和  $\mathbf{x}_{i,3}$ ,变异方法如下:

$$x_{ij,1} = x_{ij} + \beta(x_{j\max} - x_{ij}) \quad (9)$$

$$x_{ij,2} = x_{j\min} + \beta(x_{ij} - x_{j\min}) \quad (10)$$

$$x_{ij,3} = \frac{x_{ij,1} + x_{ij,2}}{2} \quad (11)$$

式中,  $\beta$  表示  $(0, 1)$  之间服从均匀分布的随机数;  $x_{j\max}$  表示粒子的最大值  $n$ ;  $x_{j\min}$  表示各维中粒子的最大值  $-n$ 。上述变异方法可以使粒子群跳出局部最优的位置。

另外,为了充分利用全局最优粒子  $gbest$  的信息,将  $\mathbf{x}_i$  和变异粒子  $\mathbf{x}_{i,1}$ 、 $\mathbf{x}_{i,2}$ 、 $\mathbf{x}_{i,3}$  分别与  $gbest$  粒子进行交叉以得到新的子代粒子,交叉的规则为

$$x_{\text{child}} = \text{round}(p \cdot x_{\text{parent1}} + (1 - p) \cdot x_{\text{parent2}}) \quad (12)$$

经过交叉后,得到 4 个子代粒子。

本文 GA-DPSO 混合优化算法的基本步骤如下:

**步骤 1** 初始化粒子群,包括群体规模、粒子的位置、速度、惯性权重、学习因子、最大迭代次数;

**步骤 2** 评价每个粒子的适应度,并更新每个粒子的  $pbest$  和  $gbest$ ;

**步骤 3** 更新每个粒子的位置和速度;

**步骤 4** 检查是否需要粒子群的位置进行干预,即  $gbest$  的适应度是否连续  $\Delta$  次的变化范围都没有超过  $\alpha$ ;

**步骤 5** 如果不需要干预,则进入下一次迭代;如果需要干预,则需要对整个粒子群进行变异操作,产生 3 个变异粒子;

**步骤 6** 将 3 个变异粒子和原粒子分别与  $g_{best}$  粒子进行交叉,产生 4 个新的子代粒子,筛选出适应度最好的一个粒子去替换原粒子,同时更新  $p_{best}$ ;

**步骤 7** 如果已经达到最大的迭代次数,则输出最优粒子的  $g_{best}$  及其对应的适应度,否则返回步骤 2 继续搜索。

### 5 算例

为验证 GA-DPSO 混合优化算法求解该使用任务规划模型的可行性和有效性,本文进行了仿真实验。红方在 0:00 从驻地派出 6 个营对蓝方要地实施 5 次火力进攻,每次火力进攻开始的时刻和需要发射的炮弹数量见表 1,每次火力射击时间 10 min,火力射击期间不允许维修。各营携行的弹药数量为 400 发。

	1:00	3:00	4:00	5:30	7:00
进攻时刻	1:00	3:00	4:00	5:30	7:00
进攻位置	1号阵地	2号阵地	3号阵地	4号阵地	5号阵地
炮弹数量	600	200	200	800	300

驻地及 5 个阵地之间的距离见表 2,各营机动的平均速度为 30 km/h。

	$pos_0$	$pos_1$	$pos_2$	$pos_3$	$pos_4$	$pos_5$
$pos_0$	0	13	30	10	27	40
$pos_1$	13	0	22	17	34	30
$pos_2$	30	22	0	22	32	48
$pos_3$	10	17	22	0	17	10
$pos_4$	27	34	32	17	0	40
$pos_5$	40	30	48	10	40	0

假设各营在此次作战中只有机动和火力射击两种类型的使用任务,各营的武器系统在机动和火力射击期间的任务可靠度和维修度都服从指数分布,其故障率  $\lambda$  和维修率  $\mu$  数据见表 3。

营	机动任务		火力射击
	$\lambda/(1/h)$	$\mu/(1/h)$	$\lambda/(1/h)$
1 营	0.03	2.0	0.10
2 营	0.05	3.0	0.15
3 营	0.02	2.0	0.12
4 营	0.04	2.0	0.15
5 营	0.02	3.0	0.15
6 营	0.06	2.5	0.12

为了验证算法的可行性和优越性,同时分别采用 DP-SO 算法、GA、GA-DPSO 混合优化算法对使用任务规划模型进行求解。

在 DPSO 算法中,惯性权重  $\omega$  由最大加权因子  $\omega_{max}$  线性减小到最小加权因子  $\omega_{min}$ ,即

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{L} L$$

式中, $\omega_{max} = 1.2; \omega_{min} = 0.4; L$  和  $L_{max}$  分别为当前迭代次数和最大迭代次数,取  $c_1 = c_2 = 2$ 。

在 GA-DPSO 中当  $g_{best}$  的适应度连续 5 次的变化范围不超过 0.01 时,开始对整个粒子群的位置进行干预。

在 GA 算法中,编码方式采用同 DPSO 一样,初始种群选为 30 个,采用两点交叉策略,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.2。

由于初始种群是随机产生的,故每次的迭代过程会略有不同,为检验 GA-DPSO 混合优化算法的收敛性,并证明 GA-DPSO 混合优化算法的有效性,本文对 GA-DPSO 混合优化算法、基本 DPSO 算法、GA 分别进行了 50 次仿真实验,每次迭代运算均为 200 代终止。将 3 种算法性能进行比较,见表 4。

表 4 3 种算法性能进行比较

算法	适应度最小值	适应度平均值
DPSO	-40.00	-160.00
GA	7.108	-15.804
GA-DPSO	9.140 5	7.510

GA-DPSO 算法无论在最小值还是平均值上都比 GA、DPSO 算法的性能有所提高,3 种所得最优方案的适应值变化情况见图 2。

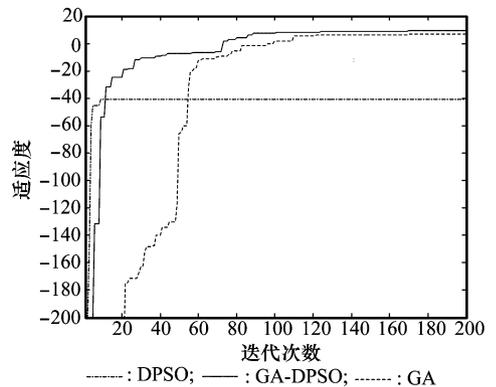


图 2 3 种算法最优迭代过程比较

通过比较可知,GA-DPSO 混合优化算法能够迅速收敛至全局最优解;而 DPSO 算法和 GA 很容易陷入局部最优解。这说明本文提出的 GA-DPSO 混合优化算法能在迭代过程中保持粒子的多样性,达到避免早熟和增强全局搜索能力的目的。GA-DPSO 混合优化算法计算出来的结果见表 5。

表 5 GA-DPSO 算法使用任务最优方案

营	火力进攻批次				
	1	2	3	4	5
1 营	200	200	0	0	0
2 营	0	0	0	400	0
3 营	0	0	0	400	0
4 营	400	0	0	0	0
5 营	0	0	200	0	0
6 营	0	0	0	0	300

按照上述作战单元的使用方案,6 个营在执行 5 次进攻战斗中表现出来的整体任务效能为 0.914 5。而利用 GA 算法计算的整体任务效能为 0.710 8,DPSO 算法由于全局搜索能力较弱而没有计算出符合约束条件的使用任务方案。

## 6 结束语

本文建立了多波次火力进攻战斗作战单元使用任务规划模型,并采用基于改进的 GA-DPSO 算法对模型进行求解,算例验证表明了算法可有效地用于作战单元在多波次火力进攻战斗中的使用任务规划,达到了避免早熟和增强全局搜索能力的目的。

## 参考文献:

- [1] Sajjad H, Alexander H. Levis on finding effective courses of action in a complex situation using evolutionary algorithms[C]// *Proc. of the 10th International Command and Control Research and Technology Symposium*,2004.
- [2] Schlabach J L, Hayes C C, Goldberg D E. A genetic algorithm for generating and analyzing battlefield courses of action[J]. *Evolution Computation*,1999,7(1):25 - 28.
- [3] Yang D S, Lu Y L, Liu Z. Research on algorithms of task scheduling[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics*,2004:42 - 47.
- [4] Wagenhals L W, Levis A H. Modeling support of effects based operations in war games[C]// *Proc. of the 7th Command and Control Research and Development*,2002.
- [5] Goldberg D E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*[M]. America: Addison-Wesley, 1989.
- [6] James K, Russell E. Particle swarm optimization[C] // *Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995:1942 - 1948.
- [7] Fan H Y. A modification to particle swarm optimization algorithm[J]. *Engineering Computations*,2002,19(8):970 - 989.
- [8] Jarbouli B, Damak N, Siarry P, et al. A combinatorial particle swarm optimization for solving multi-mode resource-constrained project scheduling problems [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008,195(1):299 - 308.
- [9] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flow shop scheduling problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2008,35(9): 2807 - 2839.
- [10] Wood A. Availability modeling[J]. *IEEE Circuits and Devices Magazine*,1994,10(3):22 - 27.
- [11] 董岳,于永利,张柳,等. 装备作战单元任务可信度评估方法[J]. 军械工程学院学报,2009,21(6):10 - 13. (Dong Y, Yu Y L, Zhang L, et al. Estimation on mission dependability of equipment combat unit[J]. *Journal of Ordnance Engineering College*,2009, 21(6):10 - 13.)
- [12] 董岳,于永利,张柳,等. 装备保障对象系统任务持续性模型研究[J]. 系统工程与电子技术,2009,31(11):2785 - 2788. (Dong Y, Yu Y L, Zhang L, et al. Mission sustainability model of equipment support object systems[J]. *Systems Engineering and Electronics*,2009,31(11):2785 - 2788.)
- [13] 《可靠性维修性保障性术语集》编写组. 可靠性维修性保障性术语集[M]. 北京:国防工业出版社,2002. (Compiling Team of Reliability, Maintainability & Supportability Terms. *Reliability, maintainability & supportability terms*[M]. Beijing: Defense Industry Press,2002.)
- [14] Air Force Instruction 10 - 602. Determining logistics support and readiness requirements[S]. 1994.
- [15] 甘茂治,康建设,高崎. 军用装备维修工程学[M]. 北京:国防工业出版社,2005. (Gan M Z, Kang J S, Gao Q. *Materiel maintenance engineering*[M]. Beijing: Defence Industry Press, 2005.)
- [16] 封会娟,于永利,张柳,等. 机动防空任务聚合级装备作战单元维修性仿真[J]. 计算机技术与发展,2009,19(11):230 - 233. (Feng H J, Yu Y L, Zhang L, et al. Simulation model of aggregated equipment combat units mission maintainability based on mobile aerial defense mission[J]. *Computer Technology and Development*,2009,19(11):230 - 233.)