

求解弹头散布均匀度的分布估计算法

窦丽华, 王高鹏, 陈 杰, 张 娟, 靳添絮

(北京理工大学 信息科学技术学院, 北京 100081)

摘要: 未来空域窗射击体制是一种新型的高炮射击体制, 这种射击体制对近程防空反导具有显著的效果. 在对未来空域窗进行设计和评价时, 必须计算未来空域窗内弹头散布的均匀度, 并要求算法具有全局收敛以及解的精度高. 文章描述了未来空域窗弹头散布均匀度的问题, 提出了一种求解弹头散布均匀度的分布估计算法; 然后, 提出了一种变焦算法用来提高算法的搜索效率和解的精度, 并给出了混合算法的流程图. 仿真结果表明, 混合算法具有全局收敛、解的精度高以及搜索效率高的优点, 适合于在实际工程中用来求解弹头散布均匀度.

关键词: 弹头散布均匀度; 分布估计算法; 变焦算法; 混合算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

A hybrid algorithm for computing cannonball dispersion evenness

DOU Li-hua, WANG Gao-peng, CHEN Jie, ZHANG Juan, JIN Tian-xu

(College of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The future-air-window is a new shooting system of anti-aircraft gun. This shooting system has distinct effect on short-range antiaircraft and antimissile. Since the cannonball dispersion evenness(CDE) is required to be computed when designing the future airspace window(FAW), and the computing algorithm should be globally convergent and with high solution accuracy, a hybrid algorithm to meet these requirements is proposed in this paper. First, the problem of solving FAW cannonball dispersion evenness is described; second, an algorithm for estimating the cannonball dispersion evenness(CDE) is put forward; and then, a zooming algorithm is employed to improve the search efficiency and solution accuracy, and the flowchart of the hybrid algorithm is given. The simulation results verify that the proposed hybrid algorithm has the advantages of global convergence, high solution precision and high search efficiency. It is suitable for the solution of CDE in practical engineering.

Key words: cannonball dispersion evenness; estimation of distribution algorithm(EDA); zooming algorithm; hybrid algorithm

1 引言(Introduction)

未来空域窗射击体制是近年来发展起来的一种新型的高炮射击体制. 目前, 对未来空域窗射击体制的研究已经取得了一定的成果. 文献[1]首次用严谨的数学语言描述了未来空域窗射击体制. 文献[2]对未来空域窗射击体制下随机穿越特征量的实现问题进行了探讨. 文献[3]提出应该根据目标特点和射击条件的具体情况构建未来空域窗, 并提出了一种基于遗传算法的未来空域窗弹头散布中心配置方法. 未来空域窗区域内弹头散布均匀度是评价未来空域窗的主要指标, 在设计和评价未来空域窗时都必须对它进行计算. 当配置的弹头散布中心位于目标预测点(未来点)周围且符合规则的几何分布时, 其最大、最小弹头散布概率密度值可解析求得^[1]; 当配置

的弹头散布中心不具有这种规则分布时, 弹头散布概率密度的最大、最小值求解相当复杂, 其均匀度可以通过优化算法求解.

分布估计算法(estimation of distribution algorithms, EDAs)是进化计算领域兴起的一类新型的优化算法. 在2000年前后迅速发展, 成为当前进化计算领域前沿的研究内容. 分布估计算法具有运行过程简单, 解决问题快速准确的优点, 因而引起了广泛的关注, 并被成功运用于解决各种不同领域的优化问题. 由于连续空间概率模型的复杂性给设计有效的分布估计算法增加了难度, 因此连续EDA发展非常缓慢. 目前应用较为成熟的分布估计算法多是基于二进制编码的算法^[4]. 对于二进制编码的算法, 它的收敛过程通常是二进制码的最高位先收敛, 再

紧接着在次高位, 第三, $\dots$, 依次收敛, 这种现象被称为多米诺现象^[5]. 针对多米诺现象, 变焦算法能够随着种群进化大幅度缩小搜索区间, 明显提高算法的搜索效率和解的精度^[6]. 本文提出了一种求解弹头散布均匀度的EDA算法, 在此基础上结合变焦算法提出了一种基于EDA算法和变焦算法的混合算法, 并把该算法应用于求解弹头散布均匀度. 测试和仿真结果表明了混合算法的有效性.

2 弹头散布均匀度求解问题的描述(Problem description of solving cannon-ball dispersion evenness)

2.1 未来空域窗的概念(Definition of future air-space window)

未来空域窗的概念如文献[3]所述. 定义通过目标预测点, 且垂直于弹丸与目标的相对速度的平面为预测迎弹面^[3]. 如图1所示, 在预测迎弹面上, O 为目标预测位置, O' 为目标的实际位置, 以目标的预测点 O 为原点建立直角坐标系 xOy , 其中 x, y 轴的正方向分别与弹目偏差的方向偏差和高低偏差^[7]的方向相反. 用 $f(X)$ 表示弹头的散布密度, 其中 $X = [x, y]^T$. 在预测面内选择区域 W , W 为理想未来空域窗的条件是 $f(X) = \text{const} = f_{W_1}(X \in W_1)$, $f(X) = 0(X \notin W_1)$ ^[7].

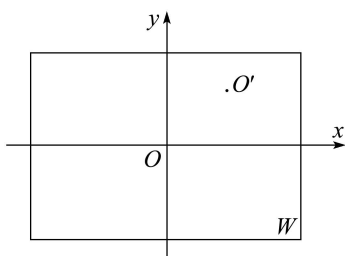


图1 未来空域窗 W

Fig. 1 Future air window W

在一般情况下, 目标与瞄准点^[8](即理想弹道所通过的预计点)之间存在偏差, 使得在迎弹面上出现瞄准点偏差 OO' , 针对一定的射击条件和目标特性, 瞄准点偏差处于一定的范围内, 并且在 x 方向和 y 方向上相关性很小^[7], 因此, 未来空域窗区域近似为矩形. 由于矩形区域便于说明算法的运行机制, 同时便于采用文献[3]提出的弹头散布中心配置方法验证本文算法的有效性. 本文选择满足射击要求的矩形区域 W 作为未来空域窗, 在弹头散布均匀度求解算法的论述和仿真测试中, 都以此未来空域窗为基础.

2.2 弹头散布均匀度的表示(Expression of cannon-ball dispersion evenness)

在实际射击中, 弹头散布在迎弹面内近似服从2维正态分布, 设其协方差为 Σ . 瞄准点的个数不可

能太大, 而是一个特定值^[1]. 若在未来空域窗 W 内构成 m 个瞄准点 $A_i (i = 1, 2, \dots, m)$, 每个瞄准点的坐标位置 $A_i = [a_{i1}, a_{i2}]^T$ 为在坐标系 xOy 下的坐标位置, 设对每个 A_i 所发射的弹头数相等, 迎弹面内任意一点的坐标位置表示为 $X = [x, y]^T$, $X \in W$, 则在迎弹面内, 弹头综合散布密度表示为

$$f(X) = f(x, y) = \frac{1}{m} \sum_{q=1}^m \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X - A_q)^T \Sigma^{-1} \times (X - A_q)\right], \quad (1)$$

未来空域窗 W 内 $F(X)$ 的均匀度 ρ 定义为^[1]

$$\rho = \min_W f(X) / \max_W (f(X)). \quad (2)$$

3 求解弹头散布均匀度的分布估计算法(Estimation of distribution algorithm for solution of cannonball dispersion evenness)

3.1 适应度函数(Fitness function)

建立的分布估计算法为求取函数的最大值. 因此, 当求解空域窗区域内弹头综合散布密度的最大值时, 适应度函数选择为

$$f = 100 \times m \times f(X). \quad (3)$$

当求解空域窗区域内弹头综合散布密度的最小值时, 适应度函数选择为

$$f = 100 \times m \times (1 - f(X)). \quad (4)$$

3.2 编码和解码(Encoding and decoding)

种群个体采用二进制编码. 假设区域 W 可以表示为

$$W = \{(x, y), x \in [a, b], y \in [c, d]\}.$$

若二进制位串长度为 l , 则二进制位串可以表示为 $h = \{h_l, h_{l-1}, \dots, h_2, h_1\} \in \{0, 1\}^l$, 并把 $h_1, h_2, \dots, h_l$ 所处的位置称为第1位, 第2位, $\dots$, 第 l 位. 若用从左到右前 z 个二进制数 $h_l, h_{l-1}, \dots, h_{l-z+1}$ 表示在 W 内点的横坐标值 x , 剩下的 $l - z$ 个二进制数 $h_{l-z}, h_{l-z-1}, \dots, h_1$ 表示在 W 内点的纵坐标值 y , 则个体的二进制位串 h 有以下解码公式:

$$\begin{cases} x = a + \left(\sum_{i=1}^z h_{l-z+i} 2^{i-1}\right) \frac{b-a}{2^z - 1}, \\ y = c + \left(\sum_{i=1}^{l-z} h_i 2^{i-1}\right) \frac{d-c}{2^{l-z} - 1}. \end{cases} \quad (5)$$

x 和 y 的精度分别为 $e_x = \frac{b-a}{2^z - 1}$, $e_y = \frac{d-c}{2^{l-z} - 1}$.

3.3 种群初始化(Population initialization)

根据上述的编码方法, 每个个体为由0和1组成的 l 位的位串. 种群的初始化为按照概率向量 $p_0(x) = (0.5, 0.5, \dots, 0.5)^l$ 产生满足种群规模的

一定数量的个体, 初始种群用 D_0 表示.

3.4 概率向量求解(Solution of probability vector)

解空间的分布概率模型是一个概率向量 $p(x) = (p(x_l), p(x_{l-1}), \dots, p(x_1))$, 其中, $p(x_i)$ 表示第 i 个基因位置上取值为1的概率. $1 - p(x_i)$ 表示第 i 个基因位置上取值为0的概率. 假设种群进化到第 k 代, 计算整个种群的 N 个个体的适应度, 把种群的 N 个个体按照适应度从高往低的顺序排列, 并从种群中选取 M 个适应度最高的个体, 分别表示为 $x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^M$, 则第 $k+1$ 代的概率向量为

$$p_{k+1}(x) = (1 - \mu)p_k(x) + \mu \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_k^j. \quad (6)$$

其中: μ 为学习速率; 为了确保算法能够全局收敛, 一般调节 $p_{k+1}(x)$ 使得 $p_{k+1}(x_i)$ 不会太大或者太小, 即 $p_{k+1}(x_i) \in [\varepsilon, 1 - \varepsilon]$, 其中 $i = 1, 2, \dots, l$, ε 为较小的常数.

3.5 算法的步骤(Algorithm steps)

算法的主要步骤如下:

Step 1 种群初始化. 即随机产生 N 个个体作为初始种群 D_k , 概率向量为 $p_k(x)(0.5, 0.5, \dots, 0.5)$, $k = 0$;

Step 2 计算 N 个个体的适应值, 如果符合终止条件, 算法结束, 否则继续进行;

Step 3 从种群中选择最优的 $M = \gamma N (M < N)$ 个个体作为优势群体 D_k^S , 由优势群体 D_k^S 构建新的概率向量 $p_{k+1}(x)$, $p_{k+1}(x)$ 的计算公式参照式(6);

Step 4 调节 $p_{k+1}(x)$ 使得 $p_k(x_i) \in [\varepsilon, 1 - \varepsilon]$; 即设定参数 ε , $0 < \varepsilon < 0.5$. 当 $p_{k+1}(x_i) < \varepsilon$ 时, $p_{k+1}(x_i) = \varepsilon$; 当 $p_{k+1}(x_i) > 1 - \varepsilon$ 时, $p_{k+1}(x_i) = 1 - \varepsilon$, $i = 1, 2, \dots, l$.

Step 5 以概率向量 $p_{k+1}(x)$ 产生 $N - M$ 个新的个体; 新的种群由 $N - M$ 个新个体和选择的 M 个个体组成, 转Step 2.

4 变焦算法(Zooming algorithm)

上述分布估计算法采用二进制编码, 在其进化过程中存在多米诺现象^[5]. 以单变量连续函数求解最大值为例, 当表示最优解的二进制数的最高位为 ω ($\omega = 0$ 或 $\omega = 1$)时, 由于多米诺现象的存在, 随着进化代数的增加, 种群中最高位为 ω 的个体的数目将越来越多. 当迭代次数足够大, 并且最高位为 ω 这样的个体的数目占种群总数的比例足够高时, 就可以认定最优解的个体的最高位为 ω . 这时如果种群继续在全部区间内搜索, 既不能提高解的表示精度, 搜索效率也不高, 同时这种搜索也是对资源的浪费. 变焦算法把最高位基因 ω 取出代入解码公式, 并给位串补入新的基因, 使得在个体位串长度不变

的情况下提高算法的解的精度和搜索效率.

定义 1 模式 H 从第 l 位开始向右有 p 个确定位, 并且从第 $l - z$ 位开始向右有 q 个确定位, 则把此模式表示为 $H_2^{lp, (l-z)q}(s)$, 其中下脚注2表示2维模式, s 表示上述的 p 个确定位串和 q 个确定位串.

例如长度为8的一组位串可表示为 $0***01**$, 其中 $*$ 表示1或0, 则这组位串属于模式 $H_2^{81, 42}(0, 01)$, 位串0和01分别表示这两个确定位串.

按照3.2所述的编码和解码方案, 由于前 z 个二进制数表示 x , 所以当前 z 个二进制数的最高位即第 l 位数值改变时表示问题空间在纵坐标 x 的一次大迁徙, 迁徙距离为 $\frac{2^{z-1}}{2^z - 1}(b - a)$; 当前 z 个二进制数的前 p 个高位确定时, 表示 x 的值位于一定的范围内. 例如当 $p = 1$, 并且最高位为0时, 即前 z 个二进制数位串 $0* \dots *$ 时, 如图2(a)所示, x 将处于区域0~1之间; 同理, 当后 $l - z$ 个二进制数的前 q 个高位确定时, 表示 y 的值位于一定的范围内.

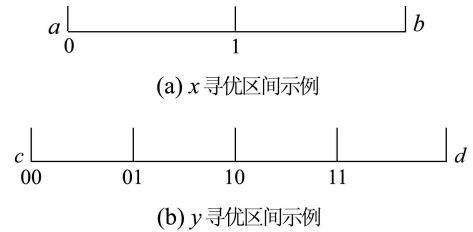


图2 寻优区间示例

Fig. 2 Examples of searching space

例如当 $q = 2$, 并且前 q 个高位为01时, 即表示 y 值的 $l - z$ 个二进制位串为 $01* \dots *$ 时, 如图2(b)所示, y 将处于区域01~10之间.

如果要求取 W 内 $F(X)$ 的最大值, 若最大值的坐标为 $X_0 = (x_0, y_0)^T$, 假设 x_0 处于区域0~1之间, y_0 处于区域01~10之间, 那么由定义1可知, 最优解属于的模式为 $H_2^{l1, m2}(0, 01)$. 当种群经过多次迭代后, 种群适应度最高的个体应属于 $H_2^{l1, m2}(0, 01)$, 由模式定理可知, 当迭代继续进行, 种群中适应度第二高, 第三高 $\dots$ 的个体也将陆续属于 $H_2^{l1, m2}(0, 01)$, 若将种群个体按适应度由高到低排列, 则排在最前面的且属于 $H_2^{l1, m2}(0, 01)$ 的个体数 $M(k)$ 将随着迭代次数 k 的增大而不断增加. 设门限值 K 及阻尼因子 α 均足够大, 若 $k > K$, 且 $M(k) > \alpha N$ 时, 基本可以断定最优解 x_0 处于区域0~1之间, y_0 处于区域01~10之间. 此时, 可以断定最优解属于模式 $H_2^{l1, m2}(0, 01)$.

为了描述方便, 把个体位串的前 z 个表示 x 的位串标记为左数值串, 把后 $l - z$ 个表示 y 的位串标记为右数值串, 当断定最优解属于模式 $H_2^{lp, (l-z)q}(s)$ 时, 变焦算发的思路是按照模式 $H_2^{lp, (l-z)q}(s)$ 对种群个

体执行变焦算法. 对 x 的变焦算法为保持 y 值不变, 把 x 的搜索范围缩小为原来的 $\frac{1}{2^p}$. 即保持个体的右数值串不变, 将种群中最优的 βN (β 为变焦算法的选择率)个个体的左数值串的最高 p 位基因取出来存储到解码公式中, 其余各位基因左移 p 个位置, 右边空出的 p 个位置纳入随机生成的 p 个基因, 再把未变焦的 $(1-\beta)N$ 个个体的左数值串用随机生成的位串代替. 同理, 对 y 的变焦算法为保持 x 值不变, 把 y 的搜索范围缩小为原来的 $\frac{1}{2^q}$. 即保持个体的左数值串不变, 将种群中最优的 βN 个个体的右数值串的最高 q 位基因取出来存储到解码公式中, 其余各位基因左移 q 个位置, 右边空出的 q 个位置纳入随机生成的 q 个基因, 再把未变焦的 $(1-\beta)N$ 个个体的右数值串用随机生成的位串代替. 当只有左数值串($q=0$)或只有右数值串($p=0$)满足变焦算法的条件时, 只进行左数值串或右数值串的变焦算法, 当左数值串和右数值串同时满足变焦算法的条件时, 左数值串和右数值串同时进行变焦算法.

假设第1次变焦算法前, 所要处理的 βN 个个体的模式为 $H_2^{lp, (l-z)q}(s)$, 经过第1次变焦算法后, 解码公式变为

$$x = a + \left(\sum_{i=1}^p g_{l-i+1} 2^{z-i} \right) \frac{b-a}{2^z-1} + \left(\sum_{i=1}^z h_{l-z+i}^{(1)} 2^{i-1} \right) \frac{b-a}{2^p(2^z-1)}, \quad (7)$$

$$y = c + \left(\sum_{i=1}^q g_{l-z-i+1} 2^{l-z-i} \right) \frac{d-c}{2^{l-z}-1} + \left(\sum_{i=1}^{l-z} h_i^{(1)} 2^{i-1} \right) \frac{d-c}{2^q(2^{l-z}-1)}. \quad (8)$$

其中: g_u 表示第1次变焦算法前, 个体在第 u 位上的基因, $h_u^{(1)}$ 表示第1次变焦算法后, 个体在第 u 位上的基因. 变焦后, x 和 y 的精度分别变为

$$e_x = \frac{1}{2^p} \frac{b-a}{2^z-1}, \quad e_y = \frac{1}{2^q} \frac{d-c}{2^{l-z}-1},$$

执行多次变焦操作后的解码公式依次类推.

5 混合算法(Hybrid algorithm)

混合算法把变焦算法引入EDA算法, 从而进一步提高EDA算法的解的精度和搜索效率. 结合以上对EDA算法和变焦算法的讨论, 混合算法的流程如图3所示.

其中: γ 为EDA算法的选择率; ε 为调节概率向量而设置的常数; K 和 α 用来保证最优解和种群中最优的个体属于同一个模式, 如果 K 和 α 选取过大, 搜索效率较差; 如果 K 和 α 选取较小, 最优解和种群中最优的个体属于同一个模式的概率变小; 特别的, 当 $K = +\infty$ 时, 混合算法转变成EDA算法; 模式 $H_2^{lp, (l-z)q}(s)$ 由种群中最优的 αN 个个体的位串

的形式决定; β 用来保留前一种群的重要信息, 如果 β 过大, 种群的多样性较差, 如果 β 过小, 新的种群将失去前一代种群的有效信息.

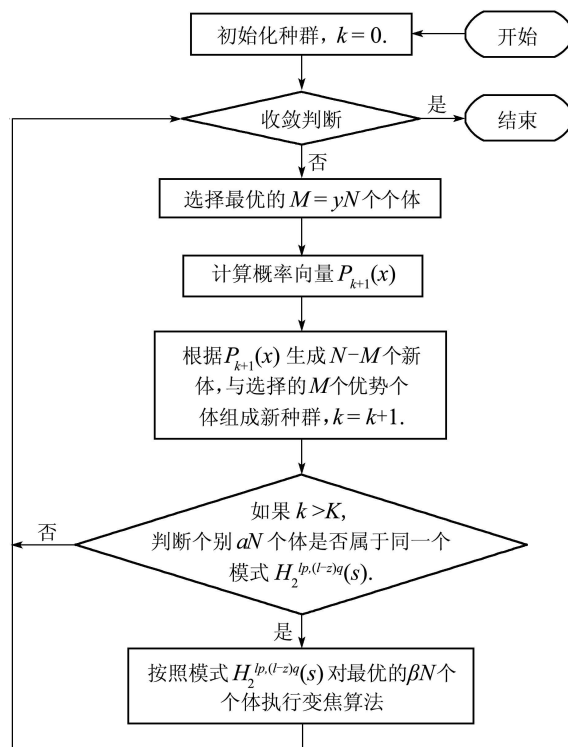


图3 混合算法流程图

Fig. 3 Flowchart of hybrid

6 算法的应用(Algorithm application)

把文献[3]所述的基于遗传算法的弹头散布中心配置方法同本文提出的求解弹头散布均匀度的混合算法相结合, 用来设计未来空域窗的弹头散布中心配置方式. 设某型号高炮对巡航导弹进行拦截, 在目标飞行高度为100 m, 航路捷径500 m, 斜距离1500 m处, 弹头散布在迎弹面上近似服从2维正态分布, 按文献[8]所述方法计算得其协方差为 $\Sigma = \begin{bmatrix} 25.8 & -0.06 \\ -0.06 & 218.6 \end{bmatrix}$, 瞄准点偏差在 x , y 方向上的绝对值不超过5 m和15 m时能够覆盖目标可能存在的区域, 所以应建立的空域窗为边长为10 m和30 m的矩形. 把空域窗网格化, 并把未来空域窗区域划分为100个格, 若需要配置7个弹头散布中心, 采用本文所述的混合算法计算弹头散布均匀度, 并采用文献[3]所述的方法对弹头散布中心进行配置, 所获得的最优的弹头散布中心配置方案如图4所示.

图4的结果表示在序列号为3, 8, 38, 51, 70, 94, 98这7个格的中心位置为弹头散布中心位置^[3]. 未来空域窗内弹头散布的最大概率密度 $\max_w f(X)$ 为

0.000728, 最小概率密度 $\min_w f(X)$ 为0.000574, 位置点如“*”所标记, 此时所求得均匀度为0.7885. 瞄准点偏差 OO' 是2维矢量, 可用 xOy 坐标系中的值 X_p 表示, $X_p = (x, y)$. 在上述的射击条件下, 目标在迎弹面上的投影面积为 1 m^2 , 设向目标发射2000发弹头, 假设平均命中目标一发就能击毁目标, 将所有弹头散布中心都指向预测的命中点时, 按照文献[8]给出的毁伤概率计算公式, 目标的毁伤概率和对应的瞄准点偏差如表1第1行所示; 按照所设计的未来空域窗射击体制对目标射击, 目标的毁伤概率和对应的瞄准点偏差如表1第2行所示. 通过对比可以看出, 采用集火射击方式时, 在瞄准点偏差很小的情况下, 对目标的毁伤概率很高, 当瞄准点偏差很大时, 对目标的毁伤概率很小; 而采用所设计的未

来空域窗射击体制时, 在设计的空域窗内对目标都有很高的毁伤概率.

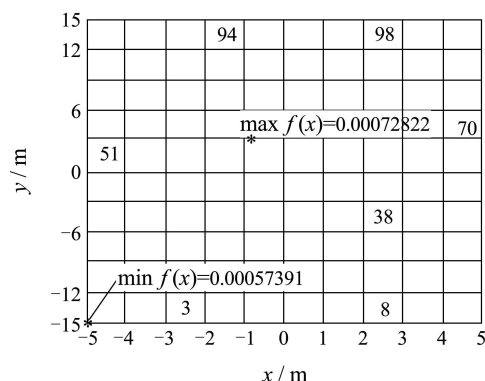


图4 仿真结果

Fig. 4 Simulation result

表1 瞄准点偏差对应的毁伤概率

Table 1 Damage probabilities corresponding to aim point deviation

$X_p = (x, y)$		$(-3, -10)$	$(-3, 0)$	$(-3, 10)$	$(0, 10)$	$(0, 0)$	$(0, -10)$	$(3, 10)$	$(3, 0)$	$(3, -10)$
毁伤概率	集火射击	0.4516	0.9843	0.4518	0.4585	0.9856	0.4585	0.4516	0.9843	0.4518
	未来空域窗射击体制	0.7258	0.7503	0.7475	0.7587	0.7578	0.7353	0.7512	0.7522	0.7307

7 结论(Conclusion)

在未来空域窗设计中, 弹头散布均匀度的求解要求算法具有全局收敛, 解的精度高的特点. EDA算法具有运行过程简单, 解决问题快速准确的优点. 变焦算法能提高解的精度和算法的搜索效率. 本文结合这两种算法的优点, 提出了一种混合算法来求解弹头散布均匀度. 测试和仿真结果表明混合算法具有全局收敛, 解的精度高以及搜索效率高的优点, 适合于在实际工程中求解弹头散布均匀度.

参考文献(References):

- [1] 胡金春, 郭治. 未来空域窗的数学描述[J]. 兵工学报, 1998, 19(4): 293 – 297.
(HU Jinchun, GUO Zhi. Mathematical description of future airspace window[J]. *Acta Armamentar*, 1998, 19(4): 293 – 297.)
- [2] 胡金春, 孙增圻, 郭治. 未来空域窗射击体制下随机穿越特征量的实现[J]. 兵工学报, 2002, 23(1): 106 – 108.
(HU Jinchui, SUN Zengqi, GUO Zhi. Realization of stochastic passage characteristics in a future airspace window firing system[J]. *Acta Armamentar*, 2002, 23(1): 106 – 108.)
- [3] 王高鹏, 窦丽华, 张娟. 基于遗传算法的未来空域窗弹头散布中心配置[J]. 北京理工大学学报, 2007, 27(1): 190 – 194.
(WANG Gaopeng, DOU Lihua, ZHANG Juan. Allocation of warhead dispersion centers based on genetic algorithm[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2007, 27(1): 190 – 194.)
- [4] 周树德, 孙增圻. 分布估计算法综述[J]. 自动化学报, 2007, 2(33): 113 – 124.
(ZHOU Shude, SUN Zengqi. A survey on estimation of distribution algorithms[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 2(33): 113 – 124.)
- [5] RUDNICK M. *Genetic Algorithms and fitness variance with an application to automated design of artificial neural networks*[D]. Beaverton, OR: Oregon Graduate Institute of Science and Technology, 1992.
- [6] KOWN Y D, KOWN H W, CHO S W, et al. Convergence rate of the successive zooming genetic algorithm using optimal control parameters[J]. *WSEAS Transactions on Computers*, 2006, 5(6): 1200 – 1207.
- [7] 魏云升, 郭治, 王校会. 火力与指挥控制[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2003: 119 – 113.
(WEI Yunsheng, GUO Zhi, WANG Xiaohui. *Firing and Command Control*[M]. Beijing: Press of Beijing Institute of Technology, 2003: 119 – 113.)
- [8] 俞开堂, 许创杰, 魏朝阳. 高炮射击效率评定[M]. 北京: 兵器工业出版社, 2004: 2 – 6.
(YU Kaitang, XU Chuangjie, WEI Chaoyang. *Antiaircraft Firing Efficiency Evaluation*[M]. Beijing: The Publish of Weapon Industry, 2004: 2 – 6.)

作者简介:

窦丽华 (1961—), 女, 工学博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能控制、模式识别, E-mail: Doulihua@bit.edu.cn;

王高鹏 (1980—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为智能控制、火力与指挥控制, E-mail: wgp20000@hotmail.com;

陈杰 (1965—), 男, 工学博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为模式识别与智能系统、系统仿真、约束控制等, E-mail: chen-jie@bit.edu.cn;

张娟 (1976—), 女, 工学博士, 副教授, 目前研究方向为模式识别与智能系统、系统仿真、约束控制等, E-mail: zhjuan@bit.edu.cn;

靳添絮 (1980—), 男, 工学博士, 目前研究方向为模式识别与智能系统等, E-mail: jtx1980@bit.edu.cn.