



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109961129 A

(43)申请公布日 2019.07.02

(21)申请号 201711417504.3

(22)申请日 2017.12.25

(71)申请人 中国科学院沈阳自动化研究所

地址 110016 辽宁省沈阳市东陵区南塔街
114号

(72)发明人 赵怀慈 郝明国 刘明第 吕进锋
刘鹏飞

(74)专利代理机构 沈阳科苑专利商标代理有限
公司 21002

代理人 李巨智

(51)Int.Cl.

G06N 3/00(2006.01)

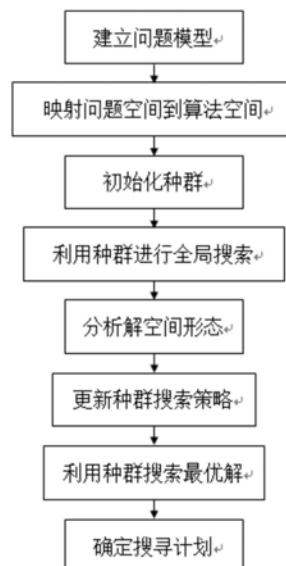
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种基于改进粒子群的海上静止目标搜寻
方案生成方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,建立海上搜寻任务成功率率的计算模型;将问题空间映射到算法空间,并初始化种群;执行第一阶段:利用种群在解空间中通过迭代策略进行迭代搜索,并分析解空间形态;执行第二阶段:根据解空间形态更新种群迭代策略,并进行迭代搜索,得到更新迭代搜索后的结果;将更新迭代搜索后的结果映射回问题空间,得到搜寻方案及该方案的任务成功率。本发明可有效利用种群在搜索过程中获得的历史数据,分析解空间的形态并更新搜索策略,最终生成高质量的搜寻方案。



1. 一种基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:包括以下步骤:

步骤1:建立海上搜寻任务成功率的计算模型;

步骤2:将问题空间映射到算法空间,并初始化种群;

步骤3:执行第一阶段:利用种群在解空间中通过迭代策略进行迭代搜索,并分析解空间形态;

步骤4:执行第二阶段:根据解空间形态更新种群迭代策略,并进行迭代搜索,得到更新迭代搜索后的结果;

步骤5:将更新迭代搜索后的结果映射回问题空间,得到搜寻方案及该方案的任务成功率。

2. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:所述海上搜寻任务成功率的计算模型为:

$$Pos(X_s) = \iint_{X_s} p_d(x, y) p_c(x, y) dx dy$$

其中, $p_c(x, y)$ 表示目标位于海图上位置 (x, y) 的概率; $p_d(x, y)$ 为搜寻单位探测概率,表示若目标存在于位置 (x, y) , 搜寻单位可成功发现目标的概率。

3. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:解空间中的任意位置均代表一个搜寻计划,该搜寻计划在解空间中可用五维向量表示 (x, y, l, w, r) ; 其中, x, y 分别确定矩形区域的中心位置的横纵坐标, l, w 分别表示矩形区域的长与宽, r 表示矩形区域相对于水平方向的倾斜方向。

4. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:所述初始化种群为对种群规模进行初始化,根据解空间上下界,确定个体各维参数值。

5. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:所述迭代策略为个体之间进行信息交换,更新个体速度,根据速度更新自身位置。

6. 根据权利要求5所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:所述个体速度由以下因素决定:个体原有速度、个体位置与个体最优解距离、个体位置与种群最优解距离。

7. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:所述迭代搜索包括:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - y_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - y_{id}(t))$$

$$y_{id}(t+1) = y_{id}(t) + v_{id}(t+1)$$

其中, p_{id} 为个体最优解; p_{gd} 为种群最优解; ω 为惯性权重,在不同搜索阶段取值不同,且在第一阶段的 ω 取值比第二阶段 ω 取值大; c_1 为个体向个体最优解推进的加速因子, c_2 为个体向种群最优解推进的加速因子, c_1, c_2 在不同搜索阶段取值不同,在第一阶段, c_1 取值比 c_2 小; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数。

8. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在於:所述分析解空间形态包括以下过程:

将种群获得的所有备选解按其适应度值从大到小排序,并选取适应度值较大的备选

解；

对选取的备选解按其位置进行聚类,并利用重要程度函数对所得类进行评价。

9.根据权利要求8所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在于:所述重要程度函数为:

$$g(C_i) = \left(\sum_{\mathbf{y}_j(t) \in C_i} Pos(\mathbf{y}_j(t)) \right) \left(\sum_{\forall \mathbf{y}_j(t), \mathbf{y}_{j'}(t') \in C_i, \text{ and } \mathbf{y}_j(t) \neq \mathbf{y}_{j'}(t')} \frac{|f(\mathbf{y}_j(t)) - f(\mathbf{y}_{j'}(t'))|}{d(\mathbf{y}_j(t), \mathbf{y}_{j'}(t'))} \right)$$

其中,Pos为评价备选解优劣的适应度函数,即该备选方案可获得的任务成功率, $d(\mathbf{y}_j^t, \mathbf{y}_{j'}^t)$ 表示解空间中两个不同备选解的距离, C_i 为第*i*个类。

10.根据权利要求1所述的基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,其特征在于:所述更新种群迭代策略为:

根据各个类的重要程度值,更新惯性权重值:

$$\omega_i = \frac{\omega_s \cdot g_m}{g(C_i)}$$

其中, $\omega_i (\omega_{\min} \leq \omega_i \leq \omega_{\max})$ 为个体进入第*i*个类时个体的惯性权重, g_m 为所有类重要程度值的均值, $g(C_i)$ 为第*i*个类的重要程度值, ω_s 为标准惯性权重值;

判断如果当前个体位于重要程度值大于重要程度阈值的类时, c_1 取值大于 c_2 ,否则, c_1 取值小于 c_2 。

一种基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法

技术领域

[0001] 本发明涉及目标优化领域,具体地说是一种基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法。

背景技术

[0002] 海上静止目标搜寻方案制定是海上搜救领域的一个最基本的研究问题,一直是研究的难点。搜寻方案制定问题本质上属于数学中的优化问题,对其求解通常是利用启发式优化方法,利用种群进行迭代寻优。待优化问题的复杂度通常直接影响优化方法所得解质量。因此,对海上静止目标搜寻方案制定问题而言,找到一个可稳定快速生成高质量解的优化方法至为关键。自提出以来,对海上静止目标搜寻方案制定问题相关的研究较少。利用现有的启发式优化方法解决该问题,往往较难稳定获得高质量的搜寻方案。

发明内容

[0003] 针对现有技术的不足,本发明提供一种基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法。

[0004] 本发明为实现上述目的所采用的技术方案是:

[0005] 一种基于改进粒子群的海上静止目标搜寻方案生成方法,包括以下步骤:

[0006] 步骤1:建立海上搜寻任务成功率的计算模型;

[0007] 步骤2:将问题空间映射到算法空间,并初始化种群;

[0008] 步骤3:执行第一阶段:利用种群在解空间中通过迭代策略进行迭代搜索,并分析解空间形态;

[0009] 步骤4:执行第二阶段:根据解空间形态更新种群迭代策略,并进行迭代搜索,得到更新迭代搜索后的结果;

[0010] 步骤5:将更新迭代搜索后的结果映射回问题空间,得到搜寻方案及该方案的任务成功率。

[0011] 所述海上搜寻任务成功率的计算模型为:

$$[0012] \quad Pos(X_s) = \iint_{X_s} p_d(x, y) p_c(x, y) dx dy$$

[0013] 其中, $p_c(x, y)$ 表示目标位于海图上位置 (x, y) 的概率; $p_d(x, y)$ 为搜寻单位探测概率,表示若目标存在于位置 (x, y) , 搜寻单位可成功发现目标的概率。

[0014] 解空间中的任意位置均代表一个搜寻计划,该搜寻计划在解空间中可用五维向量表示 (x, y, l, w, r) ; 其中, x, y 分别确定矩形区域的中心位置的横纵坐标, l, w 分别表示矩形区域的长与宽, r 表示矩形区域相对于水平方向的倾斜方向。

[0015] 所述初始化种群为对种群规模进行初始化,根据解空间上下界,确定个体各维参数值。

[0016] 所述迭代策略为个体之间进行信息交换,更新个体速度,根据速度更新自身位置。

[0017] 所述个体速度由以下因素决定：个体原有速度、个体位置与个体最优解距离、个体位置与种群最优解距离。

[0018] 所述迭代搜索包括：

$$[0019] \quad v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - y_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - y_{id}(t))$$

$$[0020] \quad y_{id}(t+1) = y_{id}(t) + v_{id}(t+1)$$

[0021] 其中， p_{id} 为个体最优解； p_{gd} 为种群最优解； ω 为惯性权重，在不同搜索阶段取值不同，且在第一阶段的 ω 取值比第二阶段 ω 取值大； c_1 为个体向个体最优解推进的加速因子， c_2 为个体向种群最优解推进的加速因子， c_1 、 c_2 在不同搜索阶段取值不同，在第一阶段， c_1 取值比 c_2 小； r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数。

[0022] 所述分析解空间形态包括以下过程：

[0023] 将种群获得的所有备选解按其适应度值从大到小排序，并选取适应度值较大的备选解；

[0024] 对选取的备选解按其位置进行聚类，并利用重要程度函数对所得类进行评价。

[0025] 所述适应度值较大为排序的20%~40%。

[0026] 所述重要程度函数为：

[0027]

$$g(C_i) = \left(\sum_{y_j(t) \in C_i} Pos(y_j(t)) \right) \left(\sum_{\forall y_j(t), y_{j'}(t') \in C_i, \text{ and } y_j(t) \neq y_{j'}(t')} \frac{|f(y_j(t)) - f(y_{j'}(t'))|}{d(y_j(t), y_{j'}(t'))} \right)$$

[0028] 其中， Pos 为评价备选解优劣的适应度函数，即该备选方案可获得的任务成功率， $d(y_j, y_{j'})$ 表示解空间中两个不同备选解的距离， C_i 为第 i 个类。

[0029] 所述更新种群迭代策略为：

[0030] 根据各个类的重要程度值，更新惯性权重值：

$$[0031] \quad \omega_i = \frac{\omega_s \cdot g_m}{g(C_i)}$$

[0032] 其中， ω_i ($\omega_{\min} \leq \omega_i \leq \omega_{\max}$)为个体进入第 i 个类时个体的惯性权重， g_m 为所有类重要程度值的均值， $g(C_i)$ 为第 i 个类的重要程度值， ω_s 为标准惯性权重值；

[0033] 判断如果当前个体位于重要程度值大于重要程度阈值的类时， c_1 取值大于 c_2 ，否则， c_1 取值小于 c_2 。

[0034] 本发明具有以下有益效果及优点：

[0035] 本发明可有效利用种群在搜索过程中获得的历史数据，分析解空间的形态并更新搜索策略，最终生成高质量的搜寻方案。

附图说明

[0036] 图1是本发明的方法流程图。

具体实施方式

[0037] 下面结合附图及实施例对本发明做进一步的详细说明。

[0038] 如图1所示为本发明的方法流程图。

[0039] 对海上静止目标搜寻方案确定问题进行分析后,建立问题模型,确定相应的任务成功率计算模型;将问题空间映射到算法空间,确定搜寻方案组成要素在算法空间中的表现形式,初始化种群;利用种群以较大步长在解空间迭代搜索,使该过程更侧重于全局搜索;利用种群获得的备选解,分析解空间形态,确定解空间的重要区域及次要区域,并更新种群的迭代策略;重新分配种群中个体在解空间中的位置,并利用种群迭代寻优,此过程中种群更侧重于局部搜索;将种群获得的最优解映射回问题空间,获得问题的搜寻方案。具体步骤如下:

[0040] 步骤1. 建立问题模型。

[0041] 对海上搜寻任务 $p_c(x, y)$ 表示目标位于海图上位置 (x, y) 的概率, $p_d(x, y)$ 为搜寻单位探测概率,表示若目标存在于位置 (x, y) ,搜寻单位可成功发现目标的概率,则对一区域进行搜寻,可得任务成功率(possibility of success)为:
$$Pos(X_s) = \iint_{X_s} p_d(x, y) p_c(x, y) dx dy$$

[0042] 步骤2. 映射问题空间到算法空间。

[0043] 映射问题空间到算法空间,解空间中的任意位置均代表一个备选搜寻计划。任意搜寻计划在解空间中可用五维向量表示 (x, y, l, w, r) 。其中, x, y 分别确定矩形区域的中心位置的纵横坐标, l, w 分别表示矩形区域的长与宽, r 表示矩形区域相对于水平方向的倾斜方向

[0044] 步骤3. 初始化种群。

[0045] 确定种群规模,根据相应任务确定解空间各维参数规模,对种群中个体,随机设定其各维参数,使整个种群分布在解空间范围。

[0046] 步骤4. 利用种群在解空间进行全局搜索。

[0047] 种群中的第 i 个粒子的位置和速度可表示为 $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{i5})$,速度可表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{i5})$ 。种群个体按以下迭代规则在解空间中迭代搜索:

[0048]
$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - y_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - y_{id}(t))$$

[0049]
$$y_{id}(t+1) = y_{id}(t) + v_{id}(t+1)$$

[0050] p_{id} 为粒子个体历史最优解; p_{gd} 为其余粒子历史最优解。 ω 为惯性权重, c_1, c_2 为加速因子,代表个体向自身极值和全局极值推进的随机加速权值。 r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数。在第一阶段, ω 取值较大, c_1 取值较 c_2 小。

[0051] 步骤5. 分析解空间形态。

[0052] 将种群获得的所有备选解按其适应度值从大到小排序,选定排在前30%的备选解。随后对选择的备选解按其在解空间中的位置进行基于密度的聚类。利用重要程度函数 g 评价类:

[0053]
$$g(C_i) = \left(\sum_{y'_j \in C_i} f(y'_j) \right) \left(\sum_{\forall y'_j, y'_{j'} \in C_i, \text{and } y'_j \neq y'_{j'}} \frac{|f(y'_j) - f(y'_{j'})|}{d(y'_j, y'_{j'})} \right)$$

[0054] f 为评价备选解优劣的适应度函数,即该备选方案可获得的任务成功率, $d(y'_j, y'_{j'})$ 表示解空间中两个不同备选解的距离。

[0055] 设定阈值,根据重要程度函数将所有类分为重要类及次要类,各个类代表的区域

即为重要区域及次要区域。

[0056] 步骤6.更新种群搜索策略。

[0057] 根据各个区域的重要程度值,设定各个区域的惯性权重值:

$$[0058] \quad \omega_i = \frac{\omega_s \cdot g_m}{g(C_i)}$$

[0059] 其中, ω_i ($\omega_{\min} \leq \omega_i \leq \omega_{\max}$) 为粒子进入第*i*个区域时粒子的惯性权重。 g_m 为所有类重要程度值的均值。 $g(C_i)$ 为第*i*个类重要程度值。 ω_s 为标准惯性权重值。当粒子位于重要区域时, c_1 取值大于 c_2 ,当粒子位于次要区域时, c_1 取值小于 c_2 。

[0060] 步骤7.利用种群搜索全局最优解。

[0061] 使种群根据步骤4中的策略在解空间中迭代搜索最优解。

[0062] 步骤8.确定搜寻计划。

[0063] 将所得最优解映射回问题空间,获得相应的搜寻计划。

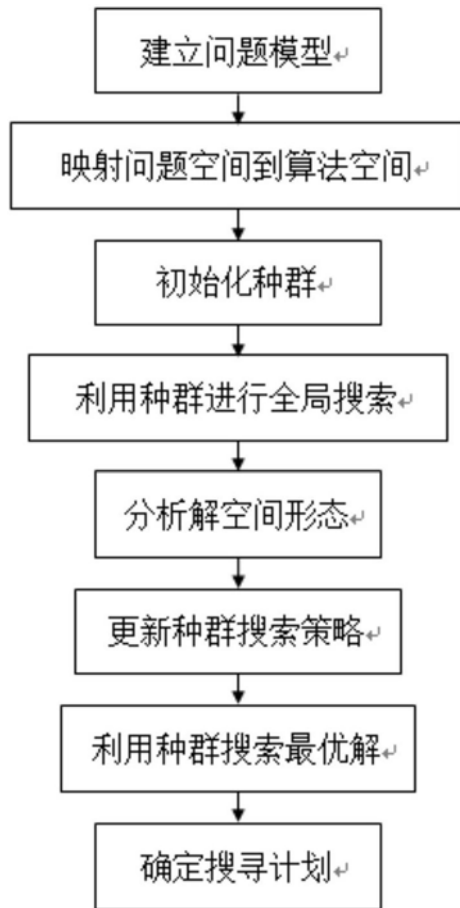


图1