



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112925317 B

(45) 授权公告日 2022.05.17

(21) 申请号 202110097296.3

(22) 申请日 2021.01.25

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 112925317 A

(43) 申请公布日 2021.06.08

(73) 专利权人 中国人民解放军海军工程大学
地址 湖北省武汉市硚口区解放大道717号

(72) 发明人 马威强 高永琪 赵苗 王鹏
谭思炜

(74) 专利代理机构 武汉泰山北斗专利代理事务
所(特殊普通合伙) 42250
专利代理师 程千慧

(51) Int. Cl.
G05D 1/02 (2020.01)

(56) 对比文件

- CN 109948865 A, 2019.06.28
- CN 111815048 A, 2020.10.23
- CN 108919641 A, 2018.11.30
- CN 109782779 A, 2019.05.21
- CN 108399105 A, 2018.08.14
- CN 111008788 A, 2020.04.14
- CN 109917815 A, 2019.06.21
- CN 111121784 A, 2020.05.08

审查员 欧鑫磊

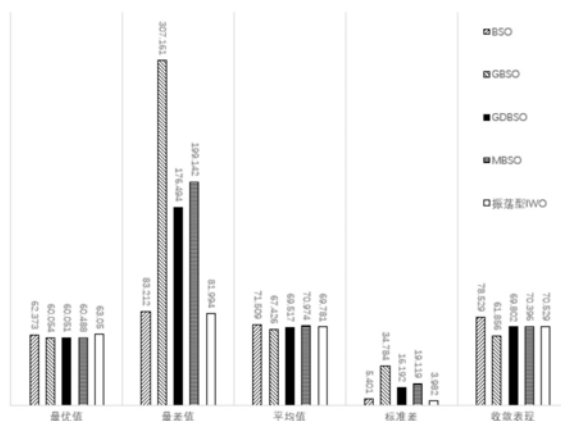
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,具体包括以下步骤:1、构建三维最佳航行曲面,随机产生n组初始的路径控制参数并分成m类,一组参数视为一个个体,计算个体的代价函数值,每类的最优个体成为该类中心;2、按照头脑风暴优化算法选择待变异个体,对待变异个体应用追随全局最优策略,并通过差分变异得到新个体,优胜劣汰更新种群;3、多次迭代直至迭代次数满足终止条件,输出最优个体。本发明充分利用基于全局最优和差分变异的头脑风暴优化算法在处理中低维问题上的优势,通过差分变异很好地捕捉代价函数特征,充分利用洋流减少航行时间,结合追随全局最优策略,使得算法有更高潜力在较短时间内寻找到更优解。



1. 一种基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1、获取地形数据、洋流信息与水下威胁信息,根据地形数据构建三维最佳航行曲面,随机产生n组初始的路径控制参数,每组路径控制参数表达1条初始规划路径,每组参数有D个数据;

步骤2、视n组路径控制参数为一个种群,每组路径控制参数视为一个个体,利用k-means聚类算法将种群中的个体分成m类,利用代价函数计算个体的代价函数值,每类的最优个体成为该类中心;所述步骤2的代价函数设置原则为:规划路径航行时间为满足作战任务要求的最短情况;规划路径为被敌方有效侦察时间最少的情况;规划路径被敌方有效杀伤的时间最少的情况,满足AUV自身航行的安全性,其中一种表达式如下:

$$J = \sum_{i=2}^n (w_1 T^i + w_2 T_i^i P_i^i + w_3 T_s^i P_s^i) \quad (3)$$

其中: w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示AUV航行时间、被敌方有效侦察时间和有效杀伤时间的权重系数; T^i 表示AUV航行时间; T_i^i 表示AUV在第i段路径被敌方侦察时间; P_i^i 表示AUV在第i段路径被敌方侦察概率; T_s^i 表示AUV在第i段路径处于敌方杀伤范围内的时间; P_s^i 表示AUV在第i段路径的被敌方杀伤性武器杀伤的概率;

步骤3、随机选择一个类,产生随机个体代替该类中心,所述步骤3执行的概率为 p_{replace} ,若步骤3未执行,则直接转入步骤4;

步骤4、按照头脑风暴优化算法的选择操作方法选择待变异个体,对待变异个体应用追随全局最优策略,得到新个体;所述步骤4的选择操作方法为以下四种方法中的任意一种:

第一种方法、按照轮盘赌概率选中一个类,选择该类中心为待变异个体;

第二种方法、按照轮盘赌概率选中一个类,选择该类中随机一个个体为待变异个体;

第三种方法、随机选中两个类,融合两个类中心成为待变异个体;

第四种方法、随机选中两个类,在两个类中各随机选出一个个体,融合成为待变异个体;

选择第一种方法或第二种方法即通过一个类选择个体的概率是 p_b ,确认通过一个类选择个体后选择类中心方法的概率为 p_1 ,确认通过两个类选择个体后选择类中心融合方法的概率为 p_2 ;所述步骤4的追随全局最优策略为利用以下公式对待变异个体的每一维进行更新:

$$y^d = \begin{cases} x^d, & \text{rand}() < p_a \\ x^d + \text{rand}() \times C \times (G^d - x^d), & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$p_a = p_b \times p_1 + (1 - p_b) \times p_2 \quad (5)$$

$$C = C_{\min} + \frac{e}{e_{\max}} (C_{\max} - C_{\min}) \quad (6)$$

其中, y^d 是新个体的第d维; x^d 是待变异个体的第d维;rand()表示0到1的随机数; G^d 是全局最优个体的第d维; p_a 是通过类中心确定待变异个体的概率; C 是全局最优影响系数; C_{\max} 与 C_{\min} 是系数的边界值; e 和 e_{\max} 分别为迭代次数及其最大值;

步骤5、对步骤4产生的新个体进行差分变异,得到差分变异后的个体,将差分变异后的

个体与种群中未被比较过的一个个体进行比较,选择更优的个体并保存到新种群;

步骤6、判断新种群中的个体数量是否等于n,若是则判断种群更新完成,迭代次数加1,转入步骤7,否则转入步骤3;

步骤7、判断迭代次数是否满足预设终止条件,若是则输出最后一次迭代得到的新种群中的最优个体,否则转入步骤2,并用上一步更新完成后的新种群作为步骤2中的种群。

2. 根据权利要求1所述的基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,其特征在于,所述三维最佳航行曲面,表达式为:

$$F(x, y) = f(x, y) + H_c \quad (1)$$

其中, $f(x, y)$ 为水下地形高度; H_c 为AUV避免撞底的最佳离底高度。

3. 根据权利要求1所述的基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,其特征在于,所述规划路径为三维最佳航行曲面的任一曲线,其投影到水平面的曲线由起点、终点和若干个路径控制点拟合得到。

4. 根据权利要求1所述的基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,其特征在于,所述路径控制参数为水平面内控制点到起点的连线与起点到终点连线之间的夹角,路径控制点的位置表达式如下:

$$\begin{cases} X_i = i \frac{L_{st}}{D+1} \cos(\theta_i), i \in [1, D] \\ Y_i = i \frac{L_{st}}{D+1} \sin(\theta_i), i \in [1, D] \end{cases} \quad (2)$$

其中: X_i 、 Y_i 分别表示第 i 个路径控制点的横、纵坐标; L_{st} 为起点和终点在水平面内投影的距离; θ_i 为路径控制参数。

5. 根据权利要求1所述的基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,其特征在于,所述第三种方法和第四种方法中的融合操作具体采用以下公式:

$$y = r \cdot x_1 + (1-r) \cdot x_2$$

其中, y 是两个个体融合后产生的待变异个体, x_1 与 x_2 是接受融合的两个个体, r 是一个0到1的随机数,用于调节两个个体的权重。

6. 根据权利要求1所述的基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,其特征在于,所述步骤5的差分变异为利用以下公式对新个体的每一维进行更新:

$$y^{nd} = \begin{cases} rand(L_d, H_d) & , rand() < p_r \\ x^{nd} + rand() \times (x_1^d - x_2^d) & , 其他 \end{cases} \quad (7)$$

其中, y^{nd} 是差分变异后个体的第 d 维, x^{nd} 是新个体的第 d 维, x_1^d 与 x_2^d 是种群中的任意两个不同个体; L_d 与 H_d 是搜索空间的边界值; p_r 为得到随机新解的概率。

一种基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法

技术领域

[0001] 本发明涉及AUV路径规划及智能优化算法领域,具体的说是一种基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法。

背景技术

[0002] 当代海战模式向智能化、信息化转变,以追求更小的行动风险和更高的作战效率,水下无人作战体系的重要性随之日益凸显。AUV是水下无人作战体系的重要组成部分,路径规划是AUV安全有效完成作战任务的重要技术,需要考虑洋流、避障、敌方侦查、敌方攻击、自身性能等约束条件,追求能源消耗、航行时间、安全隐蔽等指标最优。

[0003] 当前常用的路径规划的方法主要有基于网络图的搜索方法、启发式搜索算法、人工势场法、智能优化算法等。对于大规模规划区域的AUV路径规划问题,得到一个满足所有约束的快速可接受路径比花费很长时间来寻找最佳路径更有意义,基于高效、搜索能力更强的生物智能优化算法仍将是当前和未来路径规划算法研究的重点和热点。

[0004] 受人类头脑风暴过程启发而提出的头脑风暴优化算法(brain storm optimization,BSO),可以认为一种很有潜力的算法。其在初始化种群后,通过聚类、取代、选择、变异等操作产生新个体,但存在选择操作中仅部分个体更新追随全局最优和变异操作中步长不能自适应的问题。

发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题是针对以上不足,提供一种基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法。

[0006] 为解决以上技术问题,本发明采用以下技术方案:

[0007] 一种基于改进型头脑风暴优化算法的AUV路径规划方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤1、获取地形数据、洋流信息与水下威胁信息,根据地形数据构建三维最佳航行曲面,随机产生n组初始的路径控制参数,每组路径控制参数表达1条初始规划路径,每组参数有D个数据;

[0009] 步骤2、视n组路径控制参数为一个种群,每组路径控制参数视为一个个体,利用k-means聚类算法将种群中的个体分成m类,利用代价函数计算个体的代价函数值,每类的最优个体成为该类中心;

[0010] 步骤3、随机选择一个类,产生随机个体代替该类中心,所述步骤3执行的概率为 $p_{replace}$,若步骤3未执行,则直接转入步骤4;

[0011] 步骤4、按照头脑风暴优化算法的选择操作方法选择待变异个体,对待变异个体应用追随全局最优策略,得到新个体;

[0012] 步骤5、对步骤4产生的新个体进行差分变异,得到差分变异后的个体,将差分变异后的个体与种群中未被比较过的一个个体进行比较,选择更优的个体并保存到新种群;

[0013] 步骤6、判断新种群中的个体数量是否等于n,若是则判断种群更新完成,迭代次数

加1,转入步骤7,否则转入步骤3;

[0014] 步骤7、判断迭代次数是否满足预设终止条件,若是则输出最后一次迭代得到的新种群中的最优个体,否则转入步骤2,并用上一步更新完成后的新种群作为步骤2中的种群。

[0015] 进一步的,所述三维最佳航行曲面,表达式为:

$$[0016] \quad F(x, y) = f(x, y) + H_c \quad (1)$$

[0017] 其中, $f(x, y)$ 为水下地形高度; H_c 为AUV避免撞底的最佳离底高度。

[0018] 进一步的,所述规划路径为三维最佳航行曲面的任一曲线,其投影到水平面的曲线由起点、终点和若干个路径控制点拟合得到。

[0019] 进一步的,所述路径控制参数为水平面内控制点到起点的连线与起点到终点连线之间的夹角,路径控制点的位置表达式如下:

$$[0020] \quad \begin{cases} X_i = i \frac{L_{st}}{D+1} \cos(\theta_i), i \in [1, D] \\ Y_i = i \frac{L_{st}}{D+1} \sin(\theta_i), i \in [1, D] \end{cases} \quad (2)$$

[0021] 其中: X_i 、 Y_i 分别表示第*i*个路径控制点的横、纵坐标; L_{st} 为起点和终点在水平面内投影的距离; θ_i 为路径控制参数。

[0022] 进一步的,所述步骤2的代价函数设置原则为:规划路径航行时间为满足作战任务要求的最短情况;规划路径为被敌方有效侦察时间最少情况;规划路径被敌方有效杀伤的时间最少情况,满足AUV自身航行的安全性,其中一种表达式如下:

$$[0023] \quad J = \sum_{i=2}^n (w_1 T^i + w_2 T_t^i P_t^i + w_3 T_s^i P_s^i) \quad (3)$$

[0024] 其中: w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示AUV航行时间、被敌方有效侦察时间和有效杀伤时间的权重系数; T^i 表示AUV航行时间; T_t^i 表示AUV在第*i*段路径被敌方侦察时间; P_t^i 表示AUV在第*i*段路径被敌方侦察概率; T_s^i 表示AUV在第*i*段路径处于敌方杀伤范围内的时间; P_s^i 表示AUV在第*i*段路径的被敌方杀伤性武器杀伤的概率。

[0025] 进一步的,所述步骤4的选择操作方法为以下四种方法中的任意一种:

[0026] 第一种方法、按照轮盘赌概率选中一个类,选择该类中心为待变异个体;

[0027] 第二种方法、按照轮盘赌概率选中一个类,选择该类中随机一个个体为待变异个体;

[0028] 第三种方法、随机选中两个类,融合两个类中心成为待变异个体;

[0029] 第四种方法、随机选中两个类,在两个类中各随机选出一个个体,融合成为待变异个体;

[0030] 选择第一种方法或第二种方法即通过一个类选择个体的概率是 p_b ,确认通过一个类选择个体后选择类中心方法的概率为 p_1 ,确认通过两个类选择个体后选择类中心融合方法的概率为 p_2 。

[0031] 进一步的,所述第三种方法和第四种方法中的融合操作具体采用以下公式:

$$[0032] \quad y = r \cdot x_1 + (1-r) \cdot x_2$$

[0033] 其中, y 是两个个体融合后产生的待变异个体, x_1 与 x_2 是接受融合的两个个体, r 是一个0到1的随机数,用于调节两个个体的权重。

[0034] 进一步的,所述步骤4的追随全局最优策略为利用以下公式对待变异个体的每一

维进行更新：

$$[0035] \quad y^d = \begin{cases} x^d, & rand() < p_a \\ x^d + rand() \times C \times (G^d - x^d), & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$[0036] \quad p_a = p_b \times p_1 + (1 - p_b) \times p_2 \quad (5)$$

$$[0037] \quad C = C_{\min} + \frac{e}{e_{\max}} (C_{\max} - C_{\min}) \quad (6)$$

[0038] 其中, y^d 是新个体的第 d 维; x^d 是待变异个体的第 d 维; $rand()$ 表示 0 到 1 的随机数; G^d 是全局最优个体的第 d 维; p_a 是通过类中心确定待变异个体的概率; C 是全局最优影响系数; C_{\max} 与 C_{\min} 是系数的边界值; e 和 e_{\max} 分别为迭代次数及其最大值。

[0039] 进一步的, 所述步骤 5 的差分变异为利用以下公式对新个体的每一维进行更新:

$$[0040] \quad y^d = \begin{cases} rand(L_d, H_d), & rand() < p_r \\ x_1^d + rand() \times (x_1^d - x_2^d), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

[0041] 其中, y^d 是差分变异后个体的第 d 维, x^d 是新个体的第 d 维, x_1^d 与 x_2^d 是种群中的任意两个不同个体; L_d 与 H_d 是搜索空间的边界值; p_r 为得到随机新解的概率。

[0042] 本发明采用以上技术方案后, 与现有技术相比, 具有以下优点:

[0043] 本发明采用的差分变异策略其仅有随机函数和四则混合运算, 运算量大大减少。差分变异的变异量基于当代种群内其他个体而来, 根据种群个体的离散程度进行自适应调节。在种群分散时, 有较大的变异量; 在种群集中时有较小的变异量, 变异量根据种群反馈情况来实时确认, 算法能较好捕捉搜索特征。本发明充分利用基于全局最优和差分变异的头脑风暴优化算法在处理中低维问题上的优势, 通过差分变异很好地捕捉代价函数特征, 充分利用洋流减少航行时间, 结合追随全局最优策略, 使得算法有更高潜力在较短时间内寻找到更优解。充分利用全局最优信息, 在算法搜索后期加速收敛。

[0044] 下面结合附图和实施例对本发明进行详细说明。

附图说明

[0045] 图 1 为本发明实施例提供的路径规划仿真实验对比柱状图;

[0046] 图 2 为本发明实施例提供的路径规划评分图。

具体实施方式

[0047] 以下结合附图对本发明的原理和特征进行描述, 所举实例只用于解释本发明, 并非用于限定本发明的范围。

[0048] 一种基于改进型头脑风暴优化算法的 AUV 路径规划方法, 包括以下步骤:

[0049] 步骤 1: 获取地形数据、洋流信息与水下威胁信息, 根据地形信息构建三维最佳航行曲面, 随机产生 n 组初始的路径控制参数表达 n 条初始规划路径, 每组参数有 D 个数据。

[0050] 选取 $E116.8^\circ \sim 117^\circ$, $N23^\circ \sim 23.2^\circ$ 区域为路径规划区域, 水下地形的原始数据采用美国 Scripps 海洋研究所公布的分辨率为 1 海里的数据。

[0051] 将任务区域的经纬度坐标转换后缩小 100 倍形成实例的水下地形, 洋流信息、水下威胁信息等同步缩小 100 倍, 更加直观地反映洋流与水下威胁。

[0052] 利用移动 Kriging 插值算法获得分辨率为 100m 的水下高程地形数据, 利用 Kriging

插值算法构建AUV最佳航行曲面。

[0053] 步骤1所述三维最佳航行曲面,表达式为

[0054] $F(x, y) = f(x, y) + H_c$ 其中, $f(x, y)$ 为水下地形高度; H_c 为AUV避免撞底的最佳离底高度, 取为20m。

[0055] 洋流用20个粘性Lamb涡流运动方程叠加模拟, 每个涡流半径2m, 涡流位置随机产生。

[0056] 水下威胁信息如下所示

类别	参数	值
障碍物	水平面中心坐标(m)	(133100, 25400)
	障碍物半径(m)	10
	深度上下限(m)	(-120, 0)
禁航区	水平面中心坐标(m)	(133230, 25400)
	禁航区半径(m)	30
	布放位置(m)	(132950, 25440, -10)
水面舰艇威胁	最大探测距离(m)	80
	探测的方位角范围($^{\circ}$)	(0, 360)
	探测的高低角范围($^{\circ}$)	(0, 180)
	最大杀伤距离(m)	30
	布放位置(m)	(133180, 25430, -130)
潜艇威胁	最大探测距离(m)	80
	探测的方位角范围(m)	(30, 180)
	探测的高低角范围(m)	(0, 90)
	最大杀伤距离(m)	30

[0058] AUV起点为(132820, 25540, -80), 终点为(133300, 25360, -80), AUV的航速为9.252m/s。

[0059] 步骤1所述规划路径, 规划路径为三维最佳航行曲面的任一曲线, 其投影到水平面的曲线可由起点、终点和若干个路径控制点拟合得到, 本实例应用B样条曲线方法拟合。

[0060] 步骤1所述路径控制参数, 路径控制参数为水平面内控制点到起点的连线与起点到终点连线之间的夹角, 路径控制点的位置表达式如下:

$$[0061] \begin{cases} X_i = i \frac{L_{st}}{D+1} \cos(\theta_i), i \in [1, D] \\ Y_i = i \frac{L_{st}}{D+1} \sin(\theta_i), i \in [1, D] \end{cases}$$

[0062] 其中: X_i 、 Y_i 分别表示第*i*个路径控制点的横、纵坐标; L_{st} 为起点和终点在水平面内投影的距离; θ_i 为路径控制参数。

[0063] 取参数 $n=30$; $D=10$ 。

[0064] 步骤2: 视 n 组路径控制参数为种群, 利用k-means聚类算法将其分成 m 类, 一组参数视为一个个体, 计算个体的代价函数值, 每类的最优个体成为该类中心。

[0065] 取参数 $m=5$ 。

[0066] 步骤2所述代价函数, 其设置原则为: 规划路径航行时间尽量短, 满足作战任务要求; 规划路径被敌方有效侦察时间尽量少; 规划路径被敌方有效杀伤的时间量少, 满足AUV自身航行的安全性。本实例使用以下表达式:

$$[0067] J = \sum_{i=2}^n (w_1 T^i + w_2 T_t^i P_t^i + w_3 T_s^i P_s^i)$$

[0068] 其中： w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示AUV航行时间、被敌方有效侦察时间和有效杀伤时间的权重系数，实例取为1、10、100； T^i 表示AUV航行时间； T_t^i 表示AUV在第i段路径被敌方侦察时间； P_t^i 表示AUV在第i段路径被敌方侦察概率； T_s^i 表示AUV在第i段路径处于敌方杀伤范围内的时间； P_s^i 表示AUV在第i段路径的被敌方杀伤性武器杀伤的概率。

[0069] 步骤3：随机选择一个类，产生随机个体代替该类中心，所述步骤3执行的概率为， p_{replace} 若步骤3未执行，则直接转入步骤4；

[0070] 取参数 $p_{\text{replace}}=0.2$ 。

[0071] 步骤4：按照头脑风暴优化算法的四种选择方法选择待变异个体，对待变异个体应用追随全局最优策略。

[0072] 头脑风暴优化算法的四种选择方法：

[0073] 第一种方法、按照轮盘赌概率选中一个类，选择该类中心为待变异个体；

[0074] 第二种方法、按照轮盘赌概率选中一个类，选择该类中随机一个个体为待变异个体；

[0075] 第三种方法、随机选中两个类，融合两个类中心成为待变异个体；

[0076] 第四种方法、随机选中两个类，在两个类中各随机选出一个个体，融合成为待变异个体。

[0077] 选择第一种方法或第二种方法即通过一个类选择个体的概率是 p_b ，取为0.8；确认通过一个类选择个体后选择类中心方法的概率为 p_1 ，取为0.4；确认通过两个类选择个体后选择类中心融合方法的概率为 p_2 ，取为0.5。

[0078] 第三种方法和第四种方法中的融合操作，公式如下：

$$[0079] \quad y = r \cdot x_1 + (1-r) \cdot x_2$$

[0080] 其中， y 是两个个体融合后产生的待变异个体， x_1 与 x_2 是接受融合的两个个体。 r 是一个0到1的随机数，调节两个个体的权重。

[0081] 所述追随全局最优策略，公式如下：

$$[0082] \quad y^d = \begin{cases} x^d & , \text{rand}() < p_a \\ x^d + \text{rand}() \times C \times (G^d - x^d) & , \text{其他} \end{cases}$$

$$[0083] \quad p_a = p_b \times p_1 + (1-p_b) \times p_2$$

$$[0084] \quad C = C_{\min} + \frac{e}{e_{\max}} (C_{\max} - C_{\min})$$

[0085] 其中： y^d 是新个体的第d维； x^d 是待变异个体的第d维； G^d 是全局最优个体的第d维； p_a 是通过类中心确定待变异个体的概率； C 是全局最优影响系数； C_{\max} 与 C_{\min} 是系数的边界值，取为0.2与0.8； e 、 e_{\max} 为迭代次数及其最大值，取 $e_{\max}=100$ 。

[0086] 最大迭代次数取100的优势在于：最大迭代次数增加使得算法寻优结果更好，但花费的时间也随之大大增加，战场情况瞬息万变，短时间内规划出能接受的路径比长时间内规划出更优路径，具有更重要的意义，最大迭代次数取100即可规划出一条较优路径。

[0087] 本发明采用追随全局最优策略的优势在于：充分利用全局最优信息，在算法搜索后期加速收敛。

[0088] 步骤五：对步骤4产生的新个体进行差分变异，得到差分变异后的个体，评估差分变异后的个体与待变异个体，将差分变异后的个体与种群中未被比较过的一个个体进行比

较,选择更优的个体并保存到新种群;

[0089] 所述步骤5的差分变异为利用以下公式对新个体的每一维进行更新:

$$[0090] \quad y^d = \begin{cases} rand(L_d, H_d) & , rand() < p_r \\ x^{nd} + rand() \times (x_1^d - x_2^d) & , \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

[0091] 其中, y^d 是差分变异后个体的第d维, x^d 是新个体的第d维, x_1^d 与 x_2^d 是种群中的任意两个不同个体; L_d 与 H_d 是搜索空间的边界值; p_r 为得到随机新解的概率。

[0092] 本发明采用差分变异策略进行变异操作的优势在于:其仅有随机函数和四则混合运算,运算量大大减少。差分变异的变异量基于当代种群内其他个体而来,根据种群个体的离散程度进行自适应调节。在种群分散时,有较大的变异量;在种群集中时有较小的变异量,变异量根据种群反馈情况来实时确认,算法能较好捕捉搜索特征。

[0093] p_r 取0.005的优势在于:过小 p_r 值让算法加速收敛,但易陷入局部最优,过大 p_r 值帮助算法跳出局部最优,但更像随机搜索,降低了搜索效率。保证两者的平衡是提高算法求解精度的关键。本实例D=10,属于中低维度问题,更需要注重搜索效率,选取较小的 p_r 。

[0094] 步骤6、判断新种群中的个体数量是否等于n,若是则判断种群更新完成,迭代次数加1,转入步骤7,否则转入步骤3;

[0095] 步骤7、判断迭代次数是否满足预设终止条件,若是则输出最后一次迭代得到的新种群中的最优个体,否则转入步骤2。

[0096] 利用BSO、GBSO、MBSO、振荡型IWO代替上述方案中的GDBSO,均仿真50次。

[0097] BSO、GBSO、GDBSO、MBSO、振荡型IWO规划的最优路径航行时间分别为62.3730s、60.0541s、60.0514s、60.4880s、63.0500s,航行路程分别为628.0711m、642.0595m、649.0706m、647.9892m、645.4694m,均能绕过敌方探测、火力威胁以及禁航区,成功躲避水下障碍物后安全抵达任务终点。GDBSO算法规划的航行路程最长,但其航行时间最短,说明它可以充分利用洋流减少航行时间。

[0098] 图1对比不同算法规划路径代价的最优值、最差值、平均值、标准差以及算法收敛表现。收敛表现由算法迭代至75次时最优个体代价函数值体现。

[0099] 图2可见GDBSO有最佳的综合性能。

[0100] 以上所述为本发明最佳实施方式的举例,其中未详细述及的部分均为本领域普通技术人员的公知常识。本发明的保护范围以权利要求的内容为准,任何基于本发明的技术启示而进行的等效变换,也在本发明的保护范围之内。

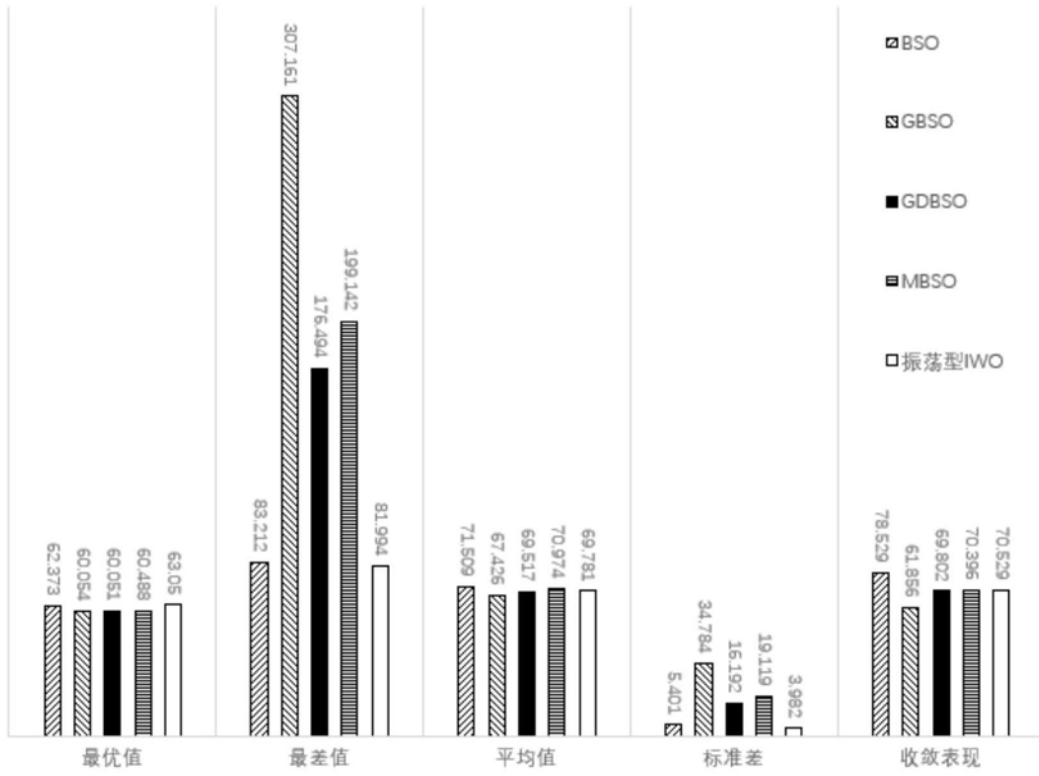


图1

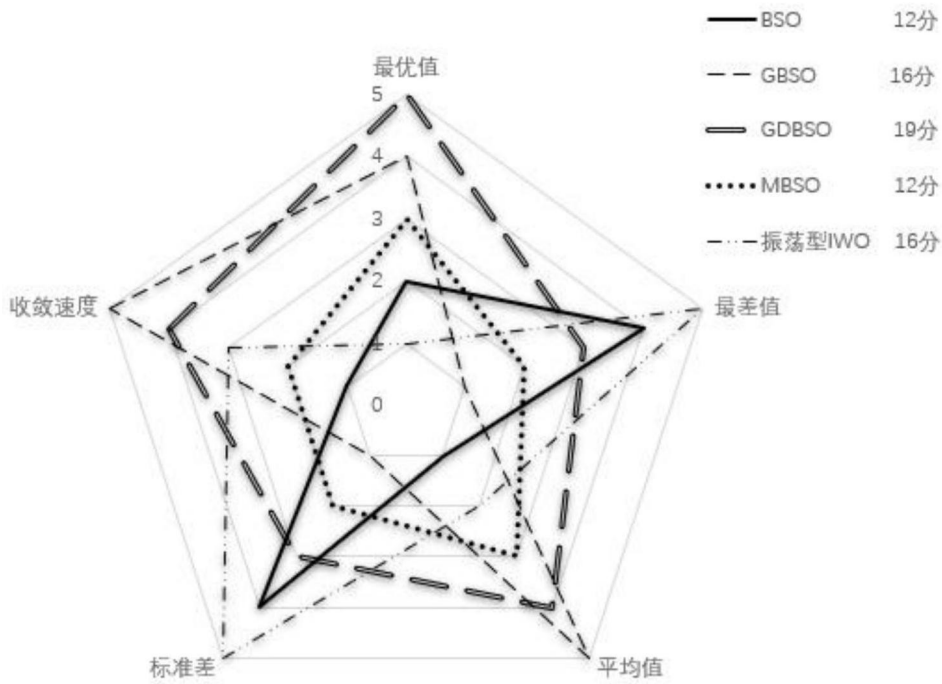


图2