

基于粒子群优化的自治水下机器人模糊路径规划^①孙 兵^② 朱大奇^③ 杨元元

(上海海事大学水下机器人与智能系统实验室 上海 201306)

摘 要 针对自治水下机器人(AUV)的路径规划问题进行了研究,依据模糊控制规则,提出了一种基于粒子群优化(PSO)的模糊路径规划算法。首先建立水下水平面内路径规划的模糊规则,并应用 A/B 模型进行静态和动态障碍物的避障。同时考虑到模糊边界的选择具有很大的随意性,所生成的路径并非最优,利用 PSO 算法进行模糊集合的优化,使得最终生成的路径最优。应用设计的粒子群优化模糊(PSO-fuzzy)算法针对动静态障碍物进行了避障路径规划,仿真结果验证了所设计的方法的有效性。

关键词 自治水下机器人(AUV),路径规划,模糊控制,粒子群优化(PSO),避障

0 引 言

自治水下机器人(autonomous underwater vehicles, AUV)路径规划是指 AUV 根据自身传感器对水下环境的感知,自行找出一条安全的运行路线,以高效完成水下作业任务^[1,2]。AUV 如何使用合适的算法寻找出一条从初始位置到目标位置的最优或近似最优的无碰撞路径^[3],是路径规则的核心。在多数情况下,局部路径规划的目的是快速避开先前未知的障碍物,比较典型和有效的办法是由 Khatib 提出的人工势场法^[4-6]。该方法在实时避障和平滑的轨迹控制方面得到了广泛应用,但存在局部最优解的问题,容易产生死锁现象^[7],因而可能使 AUV 在到达目标点之前就停留在局部最优点。另一种应用较为广泛的路径规划方法是由 Zadeh 在 1965 年提出的模糊集合理论^[8]并取得了较好的应用效果^[9-12]。模糊逻辑算法能克服势场法易产生的局部极点问题,然而该方法过分依赖专家经验,在复杂多变的环境中难以构造出满意的模糊规则库^[13]。

为了更好地规划出一条期望路径,目前有一些学者将粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)^[14,15]算法应用到水下机器人的路径规划中,如秦元庆等^[16]利用 PSO 算法对生成路径中的几个节

点位置进行优化调整,孙波等^[17]在此基础上进一步进行了优化,吴宪祥等^[18]提出了基于粒子群三次样条优化的障碍环境下路径规划方法;邓高峰等^[19]将粒子群方法与蚁群算法相结合解决障碍环境下的路径规划问题。本文则是从另一个应用角度出发,将 PSO 算法用于模糊控制器隶属函数的边界参数优化,目的在于通过优化后的隶属函数较为准确地将环境信息模糊化,进而提高 AUV 规划路径的性能。为此,本文提出了一种基于 PSO 的模糊路径规划方法。该方法利用传感器获得的环境数据信息,建立模糊控制的路径规划,针对动态障碍问题,加入 A/B 模型进行动态避障。同时考虑到模糊规则生成具有很大的随意性并依赖于专家经验的缺陷,将 PSO 算法应用于模糊控制器的优化设计,通过粒子群的迭代过程使得生成的路径在期望要求上最优,实现 AUV 局部路径规划的有效控制。该方法的有效性和准确性通过仿真得到了验证。

1 AUV 运动学与传感器建模

本文进行水下路径规划的基础是上海海事大学水下机器人与智能系统实验室中的 AUV,其外形见图 1。AUV 在水平方向上安装有 2 个推进器,对称安装于机器人尾部,控制 AUV 的进退(surge)和回

① 国家自然科学基金(51075257,51279098)和上海市科委创新行动计划(13510721400,12595810200)资助项目。

② 男,1987 年生,博士生;研究方向:水下机器人跟踪控制与路径规划;E-mail:hmsunbing@163.com

③ 通讯作者,E-mail:zdc367@yahoo.com.cn

(收稿日期:2013-03-21)

转(yaw)运动;在垂直方向上机器人重心前后对称安装了2个推进器,控制 AUV 的下潜和上浮运动,并配备了前视声纳。

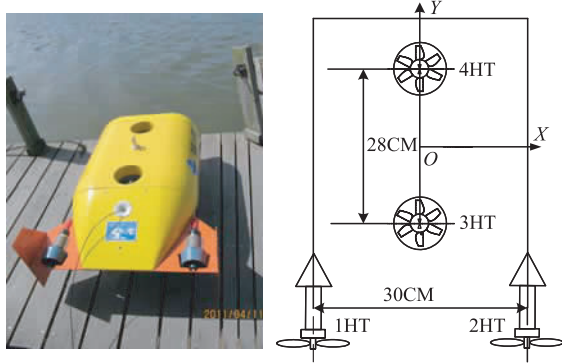


图1 AUV 的坐标结构图

1.1 AUV 运动学模型

AUV 在水平面的运动模型如图 2 所示。本文主要考虑 AUV 尾部两个推进器在水平面上的 2 自

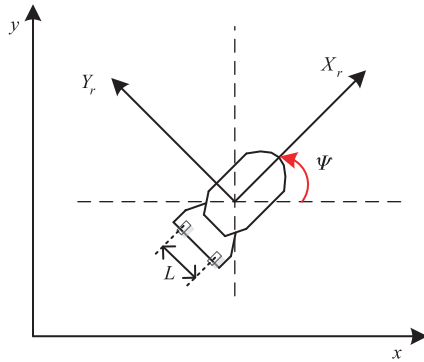


图2 AUV 在水平面的模型

由度运动,忽略垂直平面对水平面运动的影响,因此不需考虑 AUV 的横摇运动和纵倾运动即惯性坐标系中的 $\varphi = \theta = 0$ 与载体坐标系中的 $v = \omega = p = q = 0$,此时惯性坐标 $\eta = [x \ y \ \psi]^T$,其中 ψ 以逆时针方向为正,载体坐标系运动状态为 $V = [u \ r]^T$ 。

简化后的 AUV 平面运动学模型转化为

$$\dot{\eta} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = J(\eta) V = \begin{bmatrix} \cos\psi & 0 \\ \sin\psi & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ r \end{bmatrix} \quad (1)$$

1.2 AUV 前视声纳模型

基于组合前视声纳的工作原理,建立起的二维虚拟前视声纳模型如图 3 所示。声纳的水平开角为 180° ,并且设定声纳的最大扫描半径为 2m。以 AUV 的前进方向为中心轴线,则两侧 30° 范围内均属于前方探测领域,依此类推来定义左、右两侧领域。当障碍物进入声纳视域,即距离小于声纳的最大扫描半径时,则表明障碍物构成了对 AUV 导航的威胁。反之,则返回一固定数值(相对很大数值),表示未探测到障碍物。然后,将所有测得的数据进行比较大小,取左、前、右三个方向的最小值代表各自方向障碍物到 AUV 的距离,作为进入模糊控制系统中的三个输入量。

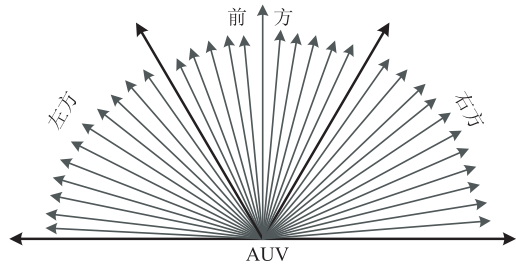


图3 二维虚拟前视声纳模型

2 粒子群优化的模糊路径规划器设计

本文提出的基于粒子群优化的 AUV 模糊路径规划控制系统组成框图如图 4 所示,主要分成两部分:(1)模糊控制器(包含 A/B 模型);(2)粒子群优

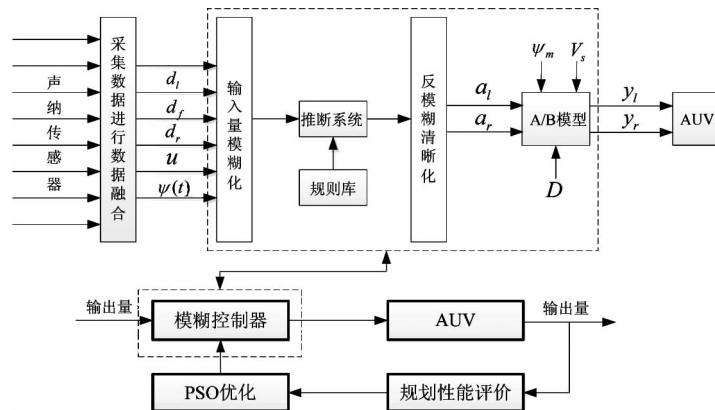


图4 粒子群模糊控制系统组成框图

化的评价系统。图 4 中, V_s 为动态障碍物运动速度, $\psi_m = \psi_R - \psi_o$ (ψ_R 表示 AUV 的运动方向角, ψ_o 表示动态障碍物的运动方向角), D 为 AUV 与动态障碍物的距离。下面分别对两个部分的控制算法作详细说明。

2.1 模糊规则器设计

由图 4 可知, 本文的模糊控制器设计分成两部分: (1) 模糊控制结构; (2) A/B 模型 (处理动态障碍

物)。

2.1.1 模糊变量的选择及模糊化

本系统中, 选取进入模糊推理的 5 个代表性输入量, 分别是由声纳传感器直接测得的 AUV 至左、前、右侧障碍物的距离即 d_l, d_f, d_r 以及 AUV 线速度 u 和 AUV 相对于目标方向的偏离角度 $\psi(t)$ 。模糊集合隶属函数如图 5 所示。

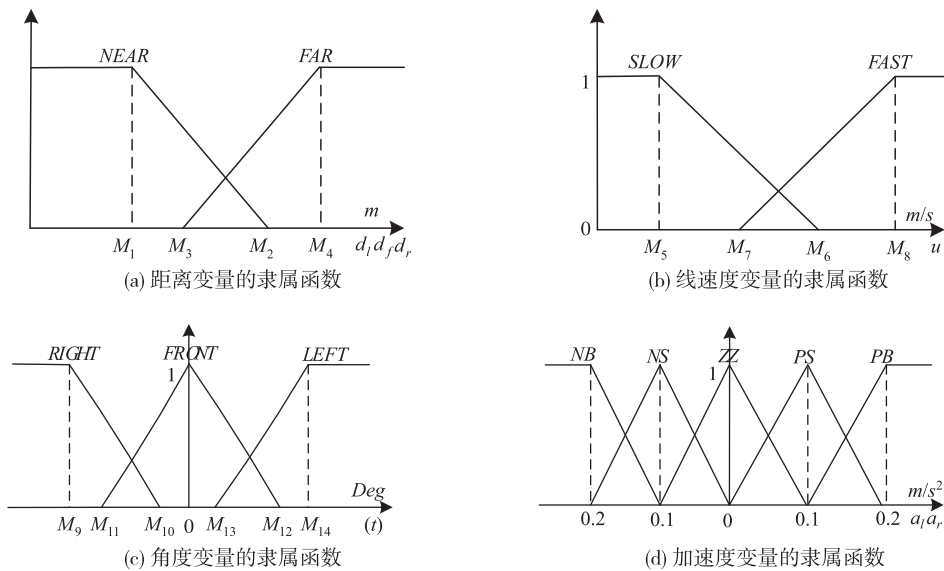


图 5 模糊集合隶属函数

2.1.2 建立模糊控制规则 (规则库)

选择好模糊输入量后, 必须确定模糊控制规则来进行 AUV 的姿态控制, 进而规划路径。根据不同的环境状况和目标方位, 制定了一系列的模糊规则。该模糊控制的输入有 5 个, 每个输入的模糊等级数分别为 2, 2, 2, 3, 2, 所以模糊控制规则数共为 $2 \times 2 \times 2 \times 3 \times 2 = 48$ 条, 模糊规则见表 1^[20]。

2.1.3 A/B 模型

水下环境复杂多变, 当传感器探测到周围的动态障碍物时, 上述模糊控制系统并不能很好地实现避障, AUV 必须根据动态障碍物的运动速度 V_s 和动态障碍物与 AUV 运动方向的角度差 ψ_m 等动态因素并结合周围环境信息, 选择有效绕开障碍物。为此本文引入 A/B 模型^[21], 使得 AUV 在避障的过程中智能性更高, 提高了 AUV 的工作效率。

A/B 模型可以描述为以下的数学表达式:

$$Y = y(1 - \beta) + \beta R(V_{cm}) \quad (2)$$

其中, $y = [a_l, a_r]^T$ 表示反模糊化输出的数据变量; $Y = [y_l, y_r]^T$ 表示新型模糊控制器 (加入 A/B 模型) 的最终输出量即 AUV 左右推进器加速度的大小,

表 1 模糊控制规则表							
序号	输入量 (5 个)					输出量 (2 个)	
	d_l	d_f	d_r	$\psi(t)$	u	a_l	a_r
1	FAR	FAR	FAR	LEFT	SLOW	PS	PB
2	FAR	FAR	FAR	LEFT	FAST	NS	PS
...	...	...	...	...	...	...	...
6	NEAR	FAR	NEAR	RIGHT	FAST	PS	NS
7	FAR	FAR	NEAR	LEFT	SLOW	ZZ	PS
...	...	...	...	...	...	...	...
21	FAR	NEAR	NEAR	FRONT	SLOW	ZZ	PS
22	FAR	NEAR	NEAR	FRONT	FAST	NS	ZZ
...	...	...	...	...	...	...	...
47	NEAR	NEAR	NEAR	RIGHT	SLOW	PS	ZZ
48	NEAR	NEAR	NEAR	RIGHT	FAST	NS	NB

如图 4 所示。 $R(V_{cm}) = [R_l, R_r]^T$ 是选择处理动态障碍物时的规则器 (即左右推进器速度的大小), 定义为

$$R(V_{cm}) = [R_l, R_r]^T$$

$$= \begin{cases} [0, 0]^T, & |\psi_m| > 30^\circ \\ \left[\frac{3}{8}V_{cm}, \frac{3}{4}V_{cm} \right]^T, & 0 < \psi_m \leq 30^\circ \\ \left[\frac{3}{4}V_{cm}, \frac{3}{8}V_{cm} \right]^T, & -30^\circ \leq \psi_m \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中 V_{cm} 为 AUV 线速度的最大值, ψ_m 范围为 $(-180^\circ, 180^\circ)$ 。当 $|\psi_m| > 30^\circ$ 时, $R_l = R_r$, 则 AUV 停止不动; 当 $0 < \psi_m \leq 30^\circ$ 时, $R_l < R_r$, AUV 选择左转, 否则右转。由此可知, ψ_m 在动态避障过程中起决定性的作用, 式(2)也可以表示为

$$\begin{bmatrix} y_l \\ y_r \end{bmatrix} = (1 - \beta) \begin{bmatrix} a_l \\ a_r \end{bmatrix} + \beta \begin{bmatrix} R_l \\ R_r \end{bmatrix} \quad (4)$$

这里, 参数 β 定义为

$$\beta = f(\alpha V_s - d_s) \quad (5)$$

其中, d_s 为动态障碍物运动速度 V_s 的阈值; α 称为激活因子, 由 D 和其阈值 d_l 决定。当动态障碍物逼近 AUV 进入安全距离之内即 $D \leq d_l$ 时, $\alpha = 1$, 否则 $\alpha = 0$ 未被激活, 定义如下:

$$\alpha = f(d_l - D) \quad (6)$$

令 $x = d_l - D$, 函数 $f(\cdot)$ 定义为

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (7)$$

因此, 当 $\alpha = 1$ 时, β 的取值主要是动态障碍物运动速度 V_s 和其阈值 d_s 的比较, 进而影响到式(4)中最终整个模糊控制器的输出。

2.2 粒子群优化控制器设计

在 AUV 模糊路径规划中, 模糊隶属函数的边界形成很大程度上依赖于专家的经验知识, 而专家知识不仅存在不确定因素, 无法覆盖路径规划的所有情况, 这变为路径规划的一个瓶颈问题。对此本文将 PSO 算法用来优化模糊控制器设计, 进一步提高 AUV 的智能性与适用性。

2.2.1 粒子群算法

粒子群优化(PSO)算法是一种基于群体和适应度的优化方法。在 d 维的搜索空间中的第 i 个微粒的位置和速度可分别表示为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ 和 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]$ 。通过评价各微粒的目标函数, 确定 t 时刻每个微粒所经过的最佳位置 ($pbest$) $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}]$ 以及群体中发现的最佳位置 ($gbest$) P_g , 然后根据以下公式更新各个微粒的速度和位置:

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times [(p_{id}(t) - x_{id}(t))] + c_2 \times r_2 \times [(g_{gd}(t) - x_{id}(t))] \quad (8)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), 1 \leq d \leq 14 \quad (9)$$

其中, w 代表惯性权因子, w 的取值大小会影响全局与局部的寻优能力。这里采用改进的惯性权重公式

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \frac{iterNum}{iterNum_{\max}} \quad (10)$$

并设定了惯性权重范围 $w \in [w_{\min}, w_{\max}]$, 同时 $iterNum$ 表示当前的迭代次数, $iterNum_{\max}$ 为设定的最大迭代次数, 这样就能保证开始时, 能有较大的惯性权重遍历比较大的范围, 随着迭代次数增加, 逐渐减小的权重也就有了较好的局部搜索能力。加速常数 c_1 和 c_2 是平衡粒子自身极值和全局极值的加速权值因子, r_1 和 r_2 为在 0 和 1 之间均匀分布的随机数。 c_1 和 c_2 用下式表示:

$$c_{1,2} = c_{1,2\min} + \frac{iterNum_{\max} - iterNum}{iterNum_{\max}} \times (c_{1,2\max} - c_{1,2\min}) \quad (11)$$

2.2.2 适应度函数的确定

考虑到模糊规则建立的不确定性, 本节将 PSO 算法用于所设计的模糊控制器的优化, 优化的隶属函数参数为 2.1 节提及的 14 个模糊边界值, 即 $M = [M_1 M_2 M_3 M_4 M_5 M_6 M_7 M_8 M_9 M_{10} M_{11} M_{12} M_{13} M_{14}]$ 。被选择的 14 个模糊参数作为 PSO 算法中的候选解, 即表明了每个粒子维数为 14。

适应度函数是对个体行为进行评价的标准, 决定着粒子位置的更新方向, 用于评估每个粒子的优劣性。如果候选粒子有利于 AUV 生成无碰的较短路径, 那么它的适应度值相对就比较大, 反之则很小, 容易遭淘汰。这个性能评估过程一直伴随到 AUV 路径规划结束, 直至 AUV 寻找到一条最佳路径。因为期望的 AUV 规划结果是较快地得到一条距离尽可能短, 且躲避障碍物的路径, 因此适应度函数应包括规划的路径和时间这两个因素:

$$fitness = \frac{1}{2} \frac{T_{dsr}}{T_f} + \frac{1}{2} \left(1 - \frac{D_f}{D_{\max}}\right) - \frac{1}{2} \times b_fit \times collisionN \quad (12)$$

$$D_f = \max\{D_n, n = 1, \dots, D\} \quad (13)$$

在式(12)中, T_f 表示 AUV 在每次迭代中到达目标所消耗的时间; T_{dsr} 设定为 AUV 到达目标点的期望时间, 一般情况下 $T_{dsr} < T_f$; D_f 表示 AUV 在整条规

划路径中远离中心轴线(AUV 起始点与目标点的连线)的最远距离即表征为偏离中心轨迹的最大程度(见表达式(13)),其中 D_n 表示每次模拟迭代中 AUV 在每个规划时刻点远离中心轴线的距离, $D_{\max}$ 设定为偏离中心轴线的最大距离,如图 6 所示。

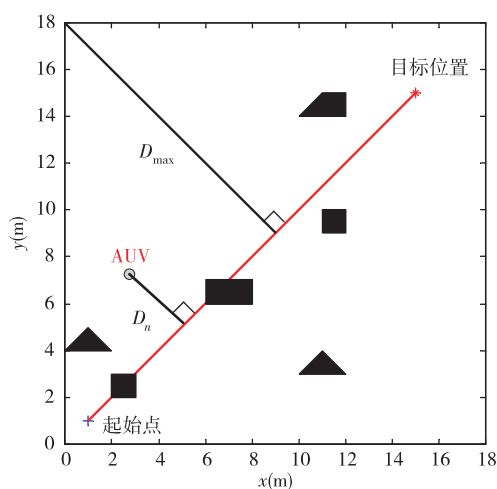


图 6 PSO 优化适应度函数的确定

式(12)中的第一项 T_{dsr}/T_f , 表明 T_f 越接近于 T_{dsr} , AUV 消耗的时间就越靠近期望值, 适应度值也就越大; 同理 D_f 值越小, 适应度值越大, 即表示 AUV 偏离中心轨道程度小; 第三项中 b_{fit} 表示当前历史最大的适应度值, $collisionN$ 指 AUV 在规划过程中碰撞上障碍物的次数。如果 AUV 在仿真过程中碰到障碍物, 那么它的适应度值扣掉当前最大值的一半。显然这个粒子个体在下次迭代中会很快被淘汰。由此可见, 适应度函数的三个部分有着共同的走向趋势, 其最理想的状态便是 AUV 消耗时间最短, 规划路径最短, 无碰地到达目的地即适应度值最大。因此, 具有最大适应度值的粒子将被选作最优解, 表示能够最大程度地优化模糊控制器进而指导 AUV 规划出最优路径。

3 仿真与分析

依照上述提出的 Fuzzy-PSO 路径规划算法, 在 MATLAB 软件平台上进行了仿真实验。由于 PSO 仿真迭代时间较长(平均 100s 左右), 设定迭代的最大次数为 10, 寻优粒子数目为 10。设定 AUV 在静态环境中到达目标点的期望时间(T_{dsr})分别为 80s 和 90s。 w 范围设定为: $w \in [w_{\min}, w_{\max}]$, $w_{\min} = 0.4$, $w_{\max} = 0.9$; 加速常数 c_1 和 c_2 的范围设置为:

$c_1 \in [c_{1\min}, c_{1\max}]$, $c_2 \in [c_{2\min}, c_{2\max}]$ 且 $c_{1,2\min} = 0.5$, $c_{1,2\max} = 2.5$ 。 $[M_1 M_2 M_3 M_4]$ 的位置约束范围为 $[-X_{\max_{1-4}}, X_{\max_{1-4}}] = [0, 2m]$, 速度变化范围为 $[-V_{\max_{1-4}}, V_{\max_{1-4}}] = [-0.1, 0.1m/s]$; $[M_5 M_6 M_7 M_8]$ 的位置约束范围为 $[-X_{\max_{5-8}}, X_{\max_{5-8}}] = [0, 0.2m/s]$, 速度变化范围为 $[-V_{\max_{5-8}}, V_{\max_{5-8}}] = [-0.01, 0.01m/s]$; 相应地, $[M_9 M_{10} M_{11} M_{12} M_{13} M_{14}]$ 的位置范围为 $[-X_{\max_{9-14}}, X_{\max_{9-14}}] = [-\pi/2, \pi/2]$, 其速度范围为 $[-V_{\max_{9-14}}, V_{\max_{9-14}}] = [-0.1, 0.1m/s]$ 。

3.1 静态模糊路径规划

针对静态障碍物的路径规划, 依照上述提出的 AUV 路径规划算法, 在 MATLAB 软件平台上进行了仿真实验。首先, 勾勒出水下未知复杂环境, 其中分布有不同形状规则的静态障碍物 S#1-S#7, 具体位置分布见仿真图。参数设定如下: 前视声纳探测的距离范围为 0~2m, D 的阈值 d_1 为 2m, V_s 的阈值 $d_s = 0.05m/s$, AUV 线速度 V_{cm} 的最大值为 0.2m/s。给定 AUV 的起始位置(1, 1)和目标点位置(15, 15), 且 AUV 左右推进器的距离 L 为 0.25m。

图 7 和图 8 描述了在上述两种方式下, AUV 均能成功避开静态障碍物到达目标点。仿真过程中, 在图 7 中只使用了模糊控制器, 模糊参数为: $M = [M_1 \cdots M_7 \cdots M_{14}] = [0.4727 \quad 0.6668 \quad 1.1197 \quad 1.4072 \quad 0.0436 \quad 0.1220 \quad 0.1231 \quad 0.1776 \quad -0.5236 \quad -0.4747 \quad -0.3834 \quad -0.3606 \quad 0.6156 \quad 1.0325]$ 。图 8 中通过 PSO 算法寻找到建立模糊控制器的最佳参数, 每次迭代生成一条相对最优路径, 进而最终进化出一条最佳路径, 其最优参

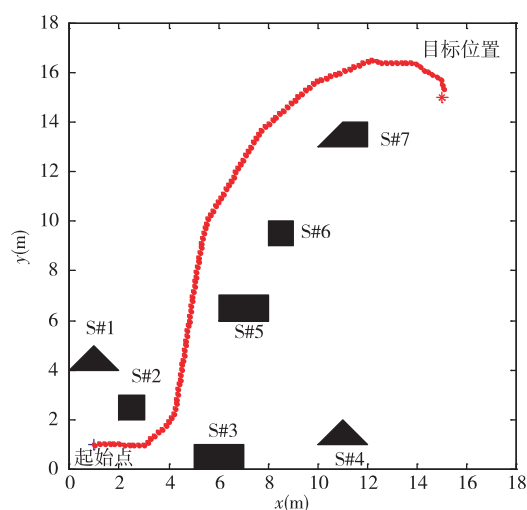


图 7 静态障碍物路径规划

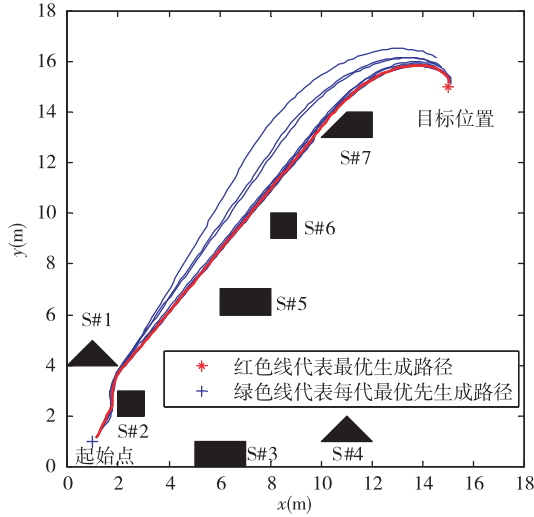


图8 PSO 迭代路径与最终优化路径

数为: $M = [M_1 \cdots M_7 \cdots M_{14}] = [0.1034 \quad 0.8008$
 $0.8059 \quad 1.5023 \quad 0.0110 \quad 0.0168 \quad 0.1484$
 $0.1685 \quad -1.3488 \quad -0.3308 \quad 0.2189 \quad 0.2234$
 $1.3076 \quad 1.4775]$ 。通过表2 适应度等大小的比较,
 可以明显看出:AUV 在 PSO 算法的应用下,能够以
 较快时间、较短的路径完成水下规划任务,其路径规
 划效果明显优于只使用模糊算法。

表2 静态规划性能比较

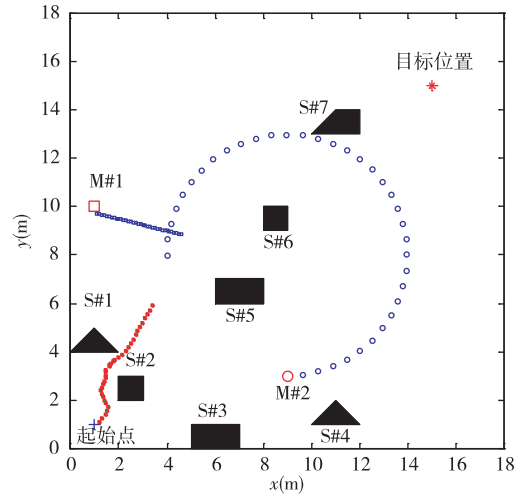
控制器	适应度	时间(s)	D_f (m)	路径长度(m)
Fuzzy	0.6529	125	6.8766	24.7672
Fuzzy - PSO	0.7689	111	2.5464	21.5737

3.2 动态模糊路径规划

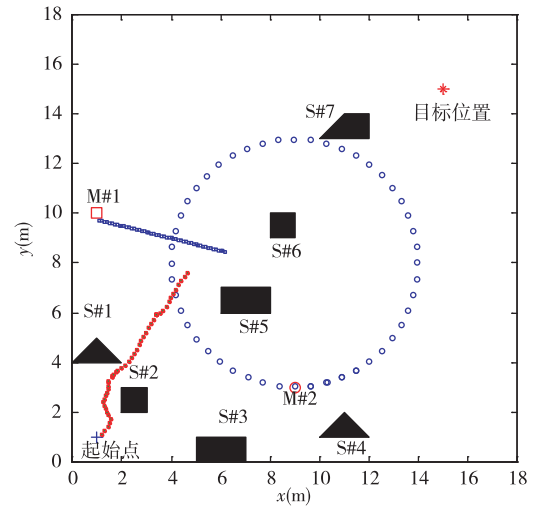
针对动态与静态障碍物并存的情况进行仿真实验。静态障碍物 S#1 - S#7 分布同 3.1,加入两个运动轨迹已知的点状动态障碍物 M#1 - M#2; M#1 沿直线匀速运动,其起始点为 (1, 10); M#2 沿着圆形轨迹运动,其出发点为 (9, 3)。其余参数设定同 3.1。

图9 是 A/B 模型加入后,AUV 在动态环境中的路径规划。这里对于这个动态过程进行分析。

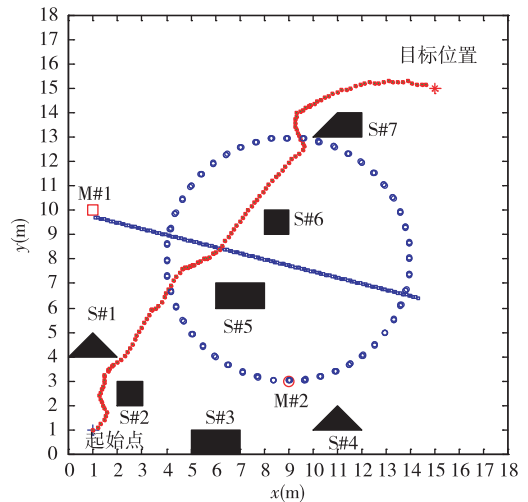
如图9(a)所示,在 AUV 运动过程中,声纳传感器首先探测到动态障碍物 M#2,测得 AUV 至 M#2 的距离小于 2m,此时 M#2 与 AUV 运动方向角度差大于 30° 即 $|\Psi_m| > 30^\circ$,所以 AUV 静止不动,等待障碍物离开,到达安全距离之外即大于 2m 后,再继续向前。



(a) AUV 探测到移动障碍物 M#2



(b) AUV 探测到移动障碍物 M#1



(c) 完成动态避障

图9 动态障碍物路径规划

在图9(b)中,当 AUV 离动态障碍物 M#1 很近时,此时同样选择等待,随后根据处理动态障碍

物的规则器 $R(V_{cm})$, 智能性地选择右转, 最终成功地避开 M#1 向目标点方向前进; 如果动态障碍物对 AUV 不构成威胁时, 则类似静态障碍物避障方式。

从图 9 可以看出 AUV 在新型模糊系统指导下, 能很好地避开静、动态障碍物, 智能性较高地决定静止等待、左转或者右转, 快速生成一条较短路径。

同 3.1 节, 这里观察和验证 PSO 算法在动态环境下对 AUV 路径规划的影响性。由图 9 和图 10 可知, 两种方法均能实现动态避障。需要指出的是, 图 9 给出的动态路径规划结果已经是经过多次经验尝试获得的优化结果, 但是鉴于人为选择模糊隶属函数的局限性, 无法准确给出一个最优路径。应用 PSO 算法, 通过不断评价规划性能, 即路径距离较短, 时间耗费也较少, 不断地筛选模糊隶属函数。图 10 给出了迭代过程中每代的最优路径与最终筛选获得的最优路径, 其最优参数为: $M = [M_1 \cdots M_7 \cdots M_{14}] = [0.2369 \quad 0.6000 \quad 0.9335 \quad 1.3021 \quad 0.0290 \quad 0.0648 \quad 0.1126 \quad 0.1212 \quad -1.2984 \quad -0.6266 \quad -0.5946 \quad -0.2803 \quad -0.2502 \quad 0.6007]$ 。从图 10 可以看出, 不同模糊参数的选择, 最终的生成路径也不一样, 但大体趋势一致, 最终均能无碰达到目标位置。AUV 在 PSO 算法优化下, 能够以较快时间, 较短的路径完成水下规划任务, PSO 优化算法路径规划效果优于非优化的模糊路径规划方法。表 3 的适应度值、运行时间与路径距离比较充分证明上述结论的正确性。

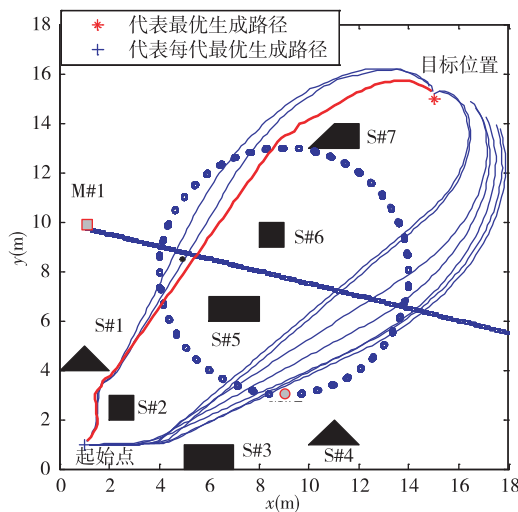


图 10 PSO 迭代路径与最终优化路径

表 3 动态规划性能比较

控制器	适应度	时间(s)	D_f (m)	路径长度(m)
Fuzzy	0.7199	129	3.2823	22.2072
Fuzzy-PSO	0.7875	126	3.1910	21.5996

4 结 论

本文以模糊控制为基础, 提出了一种基于粒子群优化的模糊路径规划方法。利用建立好的优化方法分别针对静态和动态障碍物的路径规划进行了仿真研究和比较。首先, A/B 模型的加入能够有效进行动态障碍物的避障, 同时考虑模糊隶属函数边界值选取的任意性, 利用粒子群算法的快速收敛特性进行参数的优化。通过对比研究可以看出, 本文提出的粒子群优化的模糊控制算法能够在有效避开障碍物的同时更快更优地完成路径规划, 同时对于实际路径规划问题也具有很好的指导意义。

参考文献

- [1] 徐玉如, 庞永杰, 甘永等. 智能水下机器人技术展望. 智能系统学报, 2006, 1(1): 9-16
- [2] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述. 控制与决策, 2010, 21(7): 961-967
- [3] 李书杰, 王鹏, 陈宗海等. 一种移动机器人环境模型-灰色定性地图. 机器人, 2012, 34(4): 476-484
- [4] 朱毅, 张涛, 宋靖雁等. 非完整移动机器人的人工势场法路径规划. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 152-158
- [5] 王芳, 万磊, 徐玉如等. 基于改进人工势场的水下机器人路径规划. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(z2): 184-187
- [6] Chatterjee A. Motion planning approach that produces critical point-free configuration space. Electronics Letters, 2011, 47(19): 1073-1075
- [7] 赵东, 郑时雄. 基于广义势场的多机器人避碰算法. 华南理工大学学报(自然科学版), 2010, 38(1): 124-127
- [8] Zadeh L A. Fuzzy Sets. Information and Control, 1965, 8: 338-353
- [9] 陈卫东, 朱奇光. 基于模糊算法的移动机器人路径规划. 电子学报, 2011, 39(4): 971-974
- [10] 钱夔, 宋爱国, 章华涛等. 基于自适应模糊神经网络的机器人路径规划方法. 东南大学学报(自然科学版), 2012, 42(4): 637-642
- [11] Antonelli G, Chiaverini S, Fusco G. A fuzzy-logic-based approach for mobile robot path tracking. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2007, 15(2): 211-221

- [12] 赵娟平,高宪文,刘金刚等. 移动机器人路径规划的参数模糊自适应窗口蚁群优化算法. 控制与决策,2011,26(7):1096-1100
- [13] 张捍东,郑睿,岑豫皖. 移动机器人路径规划技术的现状与展望. 系统仿真学报,2005,17(2):439-443
- [14] 郭冰洁,徐玉如,李岳明等. 水下机器人S面控制器的改进粒子群优化. 哈尔滨工程大学学报,2008,29(12):1277-1282
- [15] 陈伟,周頔,孙俊等. 一种采用完全学习策略的量子行为粒子群优化算法. 控制与决策,2012,27(5):719-723
- [16] 秦元庆,孙德宝,李宁等. 基于粒子群算法的移动机器人路径规划. 机器人,2004,26(3):222-225
- [17] 孙波,陈卫东,席裕庚. 基于粒子群优化算法的移动机器人全局路径规划. 控制与决策,2005,20(9):1052-1055
- [18] 吴宪祥,郭宝龙,王娟等. 基于粒子群三次样条优化的移动机器人路径规划算法. 机器人,2009,31(6):556-560
- [19] 邓高峰,张雪萍,刘彦萍等. 一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法. 控制理论与应用,2009,26(8):879-883
- [20] Zhu D Q, Yang Y Y, Yan M Z. Path planning algorithm for AUV based on a Fuzzy-PSO in dynamic environments, In: Proceeding of International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), Shanghai, China, 2011. 525-530
- [21] Tan S. A GA-based fuzzy controller for mobile robots in dynamic environments with moving obstacles: [Master Dissertation]. Guelph: University of Guelph, 2009. 44-46

Fuzzy path planning for autonomous underwater vehicles based on particle swarm optimization

Sun Bing, Zhu Daqi, Yang Yuanyuan

(Lab. of Underwater Vehicles and Intelligent Systems, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306)

Abstract

The study was conducted with the aim of solving the path planning problem of autonomous underwater vehicles (AUV), and a fuzzy path planning algorithm based on particle swarm optimization (PSO) was presented according to fuzzy logic control theories. First, a fuzzy rule for the path planning was set up in the underwater horizontal plane. Then, an accelerate/brake (A/B) model was applied to dealing with static and dynamic avoidance. Considering that the fuzzy boundary choice is of great arbitrariness, and the formation of the path is not optimal, the PSO algorithm was applied to optimization of the fuzzy boundary for making the final generated path most optimal. The designed PSO-fuzzy algorithm was intended to do statics and dynamic obstacle avoidance path planning. The simulation results verified the effectiveness of the proposed design method.

Keywords: autonomous underwater vehicles (AUV), path planning, fuzzy logic control, particle swarm optimization (PSO), obstacle avoidance