

基于生物启发模型的AUV三维自主路径规划 与安全避障算法

朱大奇, 孙兵, 李利

(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, 在三维栅格地图的基础上, 给出一种基于生物启发模型的三维路径规划和安全避障算法。首先建立三维生物启发神经网络模型, 利用此模型表示AUV的三维工作环境, 神经网络中的每一个神经元与栅格地图中的位置单元一一对应; 然后, 根据神经网络中神经元的活性输出值分布情况自主规划AUV的运动路径。静态环境与动态环境下仿真实验结果表明了生物启发模型在AUV三维水下环境中路径规划和安全避障上的有效性。

关键词: 三维栅格地图; 生物启发模型; 路径规划; 安全避障

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Algorithm for AUV's 3-D path planning and safe obstacle avoidance based on biological inspired model

ZHU Da-qi, SUN Bing, LI Li

(Laboratory of Underwater Vehicles and Intelligent Systems, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China. Correspondent: ZHU Da-qi, E-mail: zdq367@aliyun.com)

Abstract: For the problem of path planning for the autonomous underwater vehicle(AUV), in a 3-D grid map, an algorithm based on the biological inspired model for 3-D path planning and safe obstacle avoidance is proposed. Firstly, based on the establishment of 3-D biological inspired neural network model, the AUV 3-D working environment is represented. There is one-to-one correspondence between each neuron in the neural network and the position of the grid map. Then, the motion path of the AUV is planned on the basis of the distribution of neurons' active output value in neural network. Finally, the simulation results of path planning in the static and dynamic environment show that biological inspired model can solve effectively the path planning and safe obstacle avoidance for the AUV in the 3-D underwater environment.

Keywords: 3-D grid map; biological inspired model; path planning; safe obstacle avoidance

0 引言

由于海洋深处环境的复杂性、不可预知性和自治水下机器人(AUV)自身携带动力能源有限、高度自治的要求, 为了使AUV能够在有限的动力能源下高效地完成水下作业任务, 且能够安全航行, 其路径规划与安全避障技术研究十分关键^[1-2]。目前, AUV路径规划的主要方法有人工势场方法^[3-5]、模板匹配方法^[6-8]、地图构建方法^[9-11]和人工智能路径规划方法^[12-16]等。人工势场技术的基本思想是将AUV在环境中的运动视为一种机器人在虚拟人工受力场中运动。该方法原理简单, 虚拟合力的计算便于底层的实

时控制, 但通常存在局部极小点, 虽然也有不少改进方法, 但目前为止还未找到完全满意的答案^[5]。模板匹配方法利用已建立的模板库, 将当前规划任务和环境信息与模板库中的模板进行匹配, 以寻找一个最优匹配模板^[6-8]。该方法原理简单, 有匹配模板时效果很好, 适用于静态环境下障碍物数目较少的路径规划, 但是在动态环境下和没有合适的匹配案例时, 该方法的使用会受到限制。地图构建方法^[9-11]通过地图数据的动态更新反应环境的动态变化, 能克服模板匹配方法的不足, 但地图构建路径规划方法往往受到AUV传感器信息资源的限制, 使得网格地图的障碍

收稿日期: 2014-03-12; 修回日期: 2014-08-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51279098); 上海市科委创新行动计划项目(14JC1402800, 13510721400).

作者简介: 朱大奇(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能信息处理与水下机器人等研究; 孙兵(1987—), 男, 博士, 从事水下机器人路径规划与轨迹跟踪控制的研究.

物信息计算和处理较为困难. 另外, AUV 需要在线动态更新地图数据, 在网格数较多、分辨率较高时难以保证路径规划的实时性.

近年来, 随着人工智能技术的发展, 其在 AUV 的路径规划上得到了较多应用, 典型的是将人工神经网络应用到 AUV 路径规划中^[12-13], 利用神经网络的自学习、并行性等特性, 增强 AUV 的“智能”特性, 克服了许多传统规划方法的缺陷. 但是, 大多数神经网络路径规划都存在规划知识的学习过程, 存在学习样本难以获取、学习滞后等问题, 从而影响路径规划的实时性^[14]. 对此, 文献[17]将生物启发神经网络模型^[18]引入地面移动机器人路径规划, 利用生物启发神经网络模型的无学习、自适应特性, 提高路径规划的实时性. 在此基础上, 该方法被进一步应用到地面移动机器人全覆盖路径规划^[19]、环境未知与地图构建^[20]和多移动机器人路径规划中^[21], 所研究的对象均为二维地面移动机器人, 大多数仅考虑静态障碍物, 没有考虑到动态的障碍物.

最近, 文献[15-16]进一步研究了 AUV 路径规划的生物启发神经网络方法. 文献[15]讨论了水下二维 D-S 地图构建与生物启发路径规划, 文献[16]针对河口环境研究了河流状况下的生物启发神经网络路径规划, 但该方法仅针对静态障碍物进行了研究, 未考虑 AUV 三维动态避障这一路径规划的中心问题.

鉴于此, 本文针对水下三维环境和突发障碍物, 在基本生物启发神经网络模型的基础上, 将相邻神经元的权值影响加入到模型“激励”项, 使模型更具神经网络特性, 并提出一种基于改进生物启发模型的 AUV 的三维动态路径规划与安全避障方法.

1 基于生物启发神经网络的自主路径规划算法

AUV 在水下的三维立体空间中主要受到重力、浮力、推动力和与这些力有关的各种力矩的作用, 理论上, 在这些力和力矩形成的合力和合力矩的作用下, AUV 产生 6 个自由度的运动, 即进退、横移、潜浮、横摇、纵倾和转艏. 考虑到 AUV 是一个复杂的动力学系统, 在理论上不能全方位地移动, 但是就 AUV 工作空间的尺寸而言, 相对较小的旋转半径不影响精确度. 同时, AUV 的尺寸远小于其工作空间, 因此在路径规划时, 可以将 AUV 看作是一个点. 对此, 作如下假设: 1) 将 AUV 看作没有尺寸的一个点; 2) AUV 的速度大小是固定不变的.

自主路径规划算法的基本原理是在三维栅格地图的基础上, 建立三维生物启发神经网络模型, 用该模型表示 AUV 三维工作环境, 神经网络中的每一个

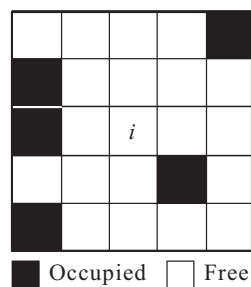
神经元与栅格地图中的位置单元一一对应. 根据神经网络中神经元的在线活性输出值分布情况使 AUV 自主规划出一条无碰撞的运动路径.

1.1 AUV 自主规划模型结构

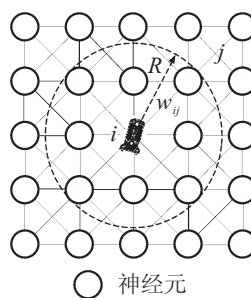
为了表明算法原理, 先介绍二维自主路径规划模型, 然后上升为实际的三维空间.

1.1.1 生物启发神经网络模型与水下栅格地图关联

将 AUV 的工作环境离散化为二维栅格地图, 每个栅格的状态定义为“Free”或“Occupied”, 分别表示自由空间和障碍物, 如图 1(a) 所示. 在栅格地图的基础上, 建立基于生物启发神经动力学的二维神经网络模型^[15,18-21]. 在神经网络拓扑结构中, 神经元与地图上的栅格一一对应, 各相邻神经元之间互相连接, 如图 1(b) 所示. 任何时刻 AUV 会占据二维环境中的一个栅格(对应一个具体神经元), 其相邻的 8 个栅格为 AUV 下一时刻可选的位置, 具体航行位置取决于 8 个相邻神经元活性值大小, 最大活性值栅格(神经元)即为 AUV 航行方向. 对于图 1 中的二维栅格地图和二维神经网络模型, 只要增加一维, 即为实际的三维空间. 其中: w_{ij} 为第 i 个神经元和第 j 个神经元之间的连接权值; R 为一个区域半径, 神经网络结构中的每一个神经元只与半径为 R 的区域内的神经元有横向关系.



(a) 二维栅格地图



(b) 神经网络

图 1 二维生物启发神经网络结构

1.1.2 AUV 自主规划三维模型结构

在三维水下环境中, AUV 有 6 个运动自由度, 建立全连接的三维神经网络结构如图 2 所示. 该结构表示 AUV 三维水下环境结构, 每个神经元对应三维水

下环境中的一个栅格单元, 并唯一代表 AUV 在三维水下空间环境中的位置. 在该模型中, AUV 下一时刻可能航行到的位置为其相邻的 26 个栅格, 与二维环境相同, 26 个可选位置中最大活性值栅格 (神经元) 即为 AUV 的航行方向.

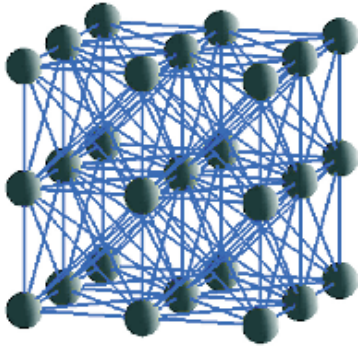


图 2 全连接的三维生物启发神经网络结构

1.2 AUV 自主路径规划算法

1.2.1 生物启发模型

最早的生物启发神经网络模型由 Hodgkin 等提出, 是一种应用生物神经系统中的均匀片状薄膜的计算模型, 使用电路元件模拟薄膜的电流机制. Grossberg^[18]由此提出了生物启发模型, 薄膜上的膜电位^[19]可以描述为

$$C_m \frac{dV_m}{dt} = -(V_p + V_m)g_p + (V_{Na} - V_m)g_{Na} - (V_k + V_m)g_k. \quad (1)$$

其中: C_m 为膜电容; V_m 为膜电压; V_k 、 V_p 、 V_{Na} 分别为薄膜中钾离子、钠离子和电流的静息电位; g_p 、 g_{Na} 和 g_k 分别为无源通道、钾离子和钠离子的电导.

将式(1)系数作如下简化:

$$C_m = 1, \quad x_i = V_p - V_m, \quad A = g_p,$$

$$B = V_{Na} + V_p, \quad D = V_k - V_p,$$

$$S_e^i = g_a, \quad S_i^i = g_k,$$

获得生物启发模型

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i)S_e^i - (D + x_i)S_i^i. \quad (2)$$

其中: x_i 为第 i 个神经元的神经活性值 (膜电位); 参数 A 、 B 和 D 分别为被动衰减率、神经激励的上限和下限; 变量 S_e^i 和 S_i^i 分别为第 i 个神经元的激励输入和抑制输入.

在式(2)中, 由于神经元活性值 x_i 在有界区间 $[-D, B]$ 之间变化, 系统是稳定的. 当有激励性输入 S_e^i ($S_e^i \geq 0$) 时, 该神经元活性值 x_i 增大并自动获取控制项 $(B - x_i)$. 当 x_i 小于 B 时, $(B - x_i)S_e^i$ 使神经元活性值 x_i 正向变大; 当 x_i 超过 B 时, $(B - x_i) < 0$, 此时 $(B - x_i)S_e^i$ 为负并使 x_i 趋于上限 B ; 抑制性输入正好相反, 迫使神经元活性值 x_i 趋于下限 $-D$.

1.2.2 AUV 自主路径规划算法实现

由图 2 可见, 每个神经元与其周围的神经元都有着横向联系, 并相互刺激或者抑制着. 根据式(2)可以进一步得出第 i 个神经元的动态神经元活性输出值的微分方程为

$$\begin{aligned} \frac{dx_i}{dt} = & -Ax_i + (B - x_i) \left([I_i]^+ + \sum_{0 < |ij| \leq \sqrt{3}} w_{ij}[x_j]^+ \right) - \\ & (D + x_i)[I_i]^-. \end{aligned} \quad (3)$$

其中: 神经元 i 在神经网络中的位置坐标为 (u_i, v_i, w_i) , 神经元 j 的位置坐标为 (u_j, v_j, w_j) ; $|ij|$ 为神经元 i 与神经元 j 之间的距离, 有

$$|ij| = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2 + (w_i - w_j)^2}; \quad (4)$$

I_i 为第 i 个神经元的外部输入, 有

$$I_i = \begin{cases} E, & \text{该位置为目标点;} \\ -E, & \text{该位置为障碍物;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

E 为一个远大于 B 的正值常数, 可以保证代表目标点的神经元和代表障碍物的神经元的神经活性输出值在整个神经网络结构中分别处于峰值和谷值; $([I_i]^+ + \sum_{0 < |ij| \leq \sqrt{3}} w_{ij}[x_j]^+)$ 和 $[I_i]^-$ 分别为式(2)中的激励输入 S_e^i 和抑制输入 S_i^i ; $[I_i]^+$ 、 $[I_i]^-$ 分别定义为 $[I_i]^+ = \max\{I_i, 0\}$ 、 $[I_i]^- = \min\{I_i, 0\}$; 第 i 个神经元与第 j 个神经元之间的连接权值为 w_{ij} , 且 $w_{ij} = f(|ij|)$, 函数 $f(|ij|)$ 为一个衰减函数, 定义为

$$f(|ij|) = \begin{cases} \frac{u}{|ij|}, & 0 < |ij| \leq \sqrt{3}; \\ 0, & |ij| > \sqrt{3}. \end{cases} \quad (6)$$

u 为正的常数. 因此, 神经网络结构中的每个神经元只与距其不超过 $\sqrt{3}$ 的区域内神经元有着横向联系, 即在图 2 所示的神经网络中显示的神经元代表着与中间第 i 个神经元相邻的神经元个数, 为 26 个. 根据以上所述, 可知相邻神经元之间的连接权值 w_{ij} 具有对称性, 即 $w_{ij} = w_{ji}$.

1.2.3 AUV 的路径决策设计

将 AUV 的行驶路径进行离散化, 路径规划问题演变为寻找 AUV 的下一个行驶位置, 只有准确找出该位置, 才能使 AUV 自主规划出一条无碰撞的行驶路径. 对此, 必须将具体的动态环境和 AUV 前后时刻的行驶位置联系起来, 综合决策出 AUV 的下一个行驶位置. 利用建立的三维生物启发神经网络模型表示 AUV 的三维工作环境, 并且神经网络中的每一个神经元与栅格地图中的位置单元一一对应, 即可以根据神经网络中神经元的活性输出值分布情况规划 AUV 的

运动路径. 由此将AUV运动路径规划的研究转换为对神经网络结构中神经元活性输出值的研究, 通过神经元活性输出值的分布情况决策出AUV下一时刻的行驶位置. 首先计算出所有与当前神经元相邻的神经元的活性输出值, 然后找出最大活性值的神经元, AUV便开始运动到这个最大活性输出值的神经元的位置. 当恰好出现相邻节点神经元活性值大小相同的情况时, AUV会随机选取其中一个神经元的位置作为其下一步行驶位置, 这样的路径决策并不会影响整个路径规划的过程.

在三维神经网络结构中, AUV运动到下一个位置 p_n 的具体决策为

$$\begin{aligned} \text{Path} = & \\ \{P_n | x_{p_n} = \max\{x_c, \max(x_l | 0 < |cl| \leq \sqrt{3}, & \\ w_{cl} > 0)\}, P_p = P_c, P_c = P_n\}. & \end{aligned} \quad (7)$$

其中: Path为AUV的路径集合; P_c 、 P_p 、 P_n 分别为AUV的当前位置、前一时刻位置和下一时刻位置; x_c 为当前神经元的活性值; x_l 为周边神经元的活性值. 式(7)表明, AUV周边具有最大活性值的神经元, 该神经元的位置是AUV下一个行驶位置.

1.2.4 模型的稳定性和收敛性

Luo等^[22]对二维神经网络的稳定性进行了详细的证明, 同时, 文献[23]对图2所示的三维神经网络模型的稳定性进行了初步证明. 在此, 对三维神经网络模型的稳定性开展进一步证明. 定义变量

$$y_i = x_i - B,$$

有

$$x_i = y_i + B, \quad (8)$$

$$\frac{dy_i}{dt} = \frac{dx_i}{dt}, \quad (9)$$

$$x_j = y_j + B. \quad (10)$$

将式(8)~(10)代入(3), 得到

$$\begin{aligned} \frac{dy_i}{dt} = & \\ -A(y_i + B) - y_i \left([I_i]^+ + \sum_{0 < |ij| \leq \sqrt{3}} w_{ij} [y_j + B]^+ \right) - & \\ (D + y_i + B) [I_i]^-. & \end{aligned} \quad (11)$$

初步整理可得

$$\begin{aligned} \frac{dy_i}{dt} = & \\ -y_i \left(A + [I_i]^+ + [I_i]^- + \sum_{0 < |ij| \leq \sqrt{3}} w_{ij} [y_j + B]^+ \right) - & \\ AB - [I_i]^- (D + B). & \end{aligned} \quad (12)$$

进一步整理可得

$$\begin{aligned} \frac{dy_i}{dt} = & \\ y_i \left(A + [I_i]^+ + [I_i]^- + \sum_{0 < |ij| \leq \sqrt{3}} w_{ij} [y_j + B]^+ + & \\ \frac{AB}{y_i} + \frac{D}{y_i} [I_i]^- + \frac{B}{y_i} [I_i]^- \right), & \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \frac{dy_i}{dt} = & \\ -y_i \left(\frac{1}{y_i} (AB + (B + D) [I_i]^- + y_i (A + [I_i]^+ + [I_i]^-)) - & \\ \sum_{0 < |ij| \leq \sqrt{3}} (-w_{ij}) [y_j + B]^+ \right). & \end{aligned} \quad (14)$$

将式(14)作以下替换:

$$a_i(y_i) = -y_i, \quad (15)$$

$$\begin{aligned} b_i(y_i) = \frac{1}{y_i} (AB + (B + D) [I_i]^- + & \\ y_i (A + [I_i]^+ + [I_i]^-)), & \end{aligned} \quad (16)$$

$$c_{ij} = -w_{ij}, \quad (17)$$

$$d_j(y_j) = [y_j + B]^+, \quad (18)$$

可得

$$\frac{dz_k}{dt} = a_i(y_i) \left(b_i(y_i) - \sum_{j=1}^{26} c_{ij} d_j(y_j) \right). \quad (19)$$

因为 $x_i \in [-D, B]$, 所以 $y_i \in [-B - D, 0]$ 是非整数, 可得 $a_i(y_i)$ 是非负数. 又因为 $w_{ij} = w_{ji}$, 所以 $c_{ij} = c_{ji}$. 由函数 $[y_j + B]^+$ 的定义可得: 当 $y_j > -B$ 时, $d'_j(y_j) = 1$; 当 $y_j < -B$ 时, $d'_j(y_j) = 0$; 综上可得, $d'_j(y_j) \geq 0$, 满足Cohen^[24]一般式所要求的3个稳定条件.

式(19)的李雅普诺夫候选函数选择如下:

$$\begin{aligned} m = & \\ \frac{1}{2} \sum_{j,n=1}^M c_{jn} d_j(y_j) d_n(z_n) - & \\ \sum_{i=1}^M \int_0^{-B-D} b_i(\eta_i) d'_i(\eta_i) d_i(\eta_i) dt. & \end{aligned} \quad (20)$$

对 m 求时域上的微分, 有

$$\frac{dm}{dt} = - \sum_{i=1}^{26} a_i d'_i \left(b_i - \sum_{j=1}^{26} c_{ij} d_j \right)^2. \quad (21)$$

由上述可知, $a_i \geq 0$, $d'_i \geq 0$, 所以 $dm/dt \leq 0$.

综上可证, 所建立的三维神经网络模型是稳定的系统, 其动力学特性可以确保该系统收敛到一个平衡状态.

在整个神经网络中, 每个神经元的活性值 x_i 是在 $[-D, B]$ 内变化的有限变量. 由于该神经网络模型中存在激励输入(目标点), 代表目标点的神经元对AUV的运动起引导作用, 使其一直朝目标点方向行驶, 这便使AUV自适应地行驶到下一位置. 相反, 由于神经网络模型中存在激励抑制(障碍物), 代表AUV

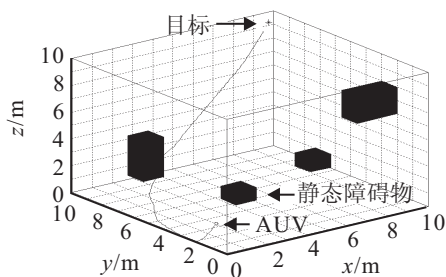
工作环境中障碍物的神经元对AUV产生一种排斥作用,使得AUV能够规避工作环境中的障碍物。

对于环境中障碍物位置是动态变化的情况,如AUV在行驶过程中,在其前方突然出现某形状的障碍物,这时,由于外部环境的变化导致神经元的外部激励也随之变化,神经元活性输出值在整个神经网络中传播导致每个神经元的活性输出值也将发生变化。根据同样的避障原理,AUV面对这种动态水下环境时,也可以有效地避开突发障碍物。

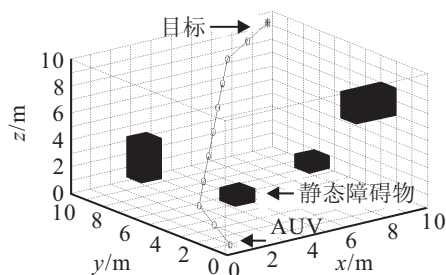
2 仿真实验分析

2.1 仿真实验环境与初始化

在三维水下环境中,AUV有6个运动自由度,并且基于前面对AUV的假设,实验仿真环境是 $10\text{m} \times 10\text{m} \times 10\text{m}$ 的三维立体环境,栅格化后是 $10 \times 10 \times 10$ 的三维栅格地图环境,每个栅格的大小为 $1\text{m} \times 1\text{m} \times 1\text{m}$,共1000个栅格,栅格地图的原点坐标为 $(0,0,0)$ 。所以,神经网络拓扑结构规模为 $10 \times 10 \times 10$ 个神经元,且该结构中所有神经元的活性值均初始化为零值。生物启发模型的控制参数设置为: $A = 2, B = 1, D = 1$;神经元之间的横向连接参数设置为: $\mu = 0.7, r_0 = 2$;外部激励输入: $E = 100$ 。为了表明生物启发模型运用于AUV路径规划与安全避障中的可行性和有效性,在Matlab中仿真出AUV分别处于静态环境和动态环境下的全局路径规划效果图。根据不同时刻神经网络结构中神经元活性值的分布情况,对行驶路径中一些特殊位置进行重点分析。设置AUV的起始位置位于点 $(1,2,1)$,目标点位于点 $(9,9,10)$,障碍物分布如图3所示。



(a) 传统人工势场方法



(b) 生物启发模型方法

图3 目标点位于 $(9,9,10)$ 的路径规划

2.2 静态环境下的路径规划

为了验证所提出算法的有效性,加入传统人工势场方法^[5]与所提出算法进行对比分析,仿真结果如图3所示。初始环境如上,传统人工势场方法基于障碍物与目标物所生成的势场函数进行路径规划,如图3(a)所示。在初始时刻,由于距离障碍物较近,AUV甚至反向运动,运动路径明显长于所提出的生物启发模型方法。基于生物启发模型,AUV在静态环境下所规划的行驶路径如图3(b)所示,AUV根据神经元(也是离散的相邻地图单元)输出大小,朝输出最大的临近地图单元运行,从而自适应地实现路径规划和安全航行。

表1给出了AUV从出发点到达目标点的行驶过程中,相邻神经元的神经活性值。第1行表示AUV在神经网络中的当前位置坐标;最后一行表示AUV处于第1行当前神经元位置时对应选择的下一行驶位置;第1列表示与当前神经元栅格 $P_c(x, y, z)$ 相邻的26个神经元栅格的坐标;第2列~第10列分别表示与AUV当前所处神经元相邻的神经元活性值。由于开始时AUV处于栅格地图的边缘,从表1中可以看到,起始位置附近与AUV所处神经元相邻的神经元不足26个,只有11个和17个。随着AUV的前进,与AUV所处神经元相邻的神经元个数增加到26个。

针对表1,考虑当前位置为 $(5,7,6)$ 的情况,其相邻神经元中活性值最大的为0.300,对应下一时刻位置 $P_c(x+1, y+1, z+1)$,即选取 $(6,8,7)$ 作为下一个行驶位置。AUV行驶到点 $(6,8,7)$ 处,该点则更新为当前位置,点 $(5,7,6)$ 变成前一时刻的位置,此时通过判断得知,AUV并未到达目标点 $(9,9,10)$,所以,AUV继续寻找下一个行驶位置。经过相同路径规划策略过程,其相邻神经元中活性值最大的为0.7283,对应下一时刻位置 $P_c(x+1, y+1, z+1)$,判断出下一行驶位置为点 $(7,9,8)$ 。当AUV到达点 $(7,9,8)$ 时,神经网络结构中所有神经元活性值将再一次更新。表1已经给出当前位置为 $(7,9,8)$ 时,其相邻神经元活性值的情况,容易得出相邻神经元活性值最大的为0.8280,对应下一时刻位置 $P_c(x+1, y, z+1)$,即选取点 $(8,9,9)$ 作为下一个行驶位置,按照这种神经元活性值选择的策略获得的路径规划结果如图3(b)所示。通过仿真分析可知,AUV能够通过生物启发模型实现在静态障碍物环境下的自主避障和路径规划,所以基于生物启发模型的AUV路径规划方法是可行的。

该算法不仅适用于小范围的路径规划,同样也适用于较大范围的路径规划。例如,实验仿真环境为 $100\text{m} \times 100\text{m} \times 100\text{m}$ 的三维立体环境,栅格化后为

表1 静态环境下相邻神经元的活性值

当前位置 $P_c(x, y, z)$	(1, 2, 1)	(1, 3, 2)	(2, 4, 3)	(3, 5, 4)	(4, 6, 5)	(5, 7, 6)	(6, 8, 7)	(7, 9, 8)	(8, 9, 9)
$P_c(x-1, y-1, z-1)$			-0.802 7	-0.802 7	-0.802 4	-0.786 7	-0.533 2	0.073 2	0.799 8
$P_c(x-1, y-1, z)$			7.906 3 e-009	2.968 3 e-006	4.555 5 e-004	0.022 8	0.286 6	0.711 0	0.821 0
$P_c(x-1, y-1, z+1)$			2.609 4 e-008	8.087 4 e-006	0.001 0	0.042 0	0.384 6	0.758 5	0.823 6
$P_c(x-1, y, z-1)$			4.972 5 e-009	1.911 4 e-006	3.069 2 e-004	0.016 7	0.238 9	0.673 4	0.318 7
$P_c(x-1, y, z)$			2.109 5 e-008	6.256 3 e-006	8.226 5 e-004	0.034 6	0.346 0	0.736 4	0.813 7
$P_c(x-1, y, z+1)$			6.972 4 e-008	1.797 6 e-005	0.002 0	0.065 6	0.457 6	0.777 3	0.829 8
$P_c(x-1, y+1, z-1)$			1.105 0 e-008	3.464 0 e-006	4.837 0 e-004	0.024 4	0.288 1	0.698 3	0.805 5
$P_c(x-1, y+1, z)$			4.643 9 e-008	1.234 9 e-005	0.001 4	0.051 8	0.408 1	0.755 1	0.823 4
$P_c(x-1, y+1, z+1)$			1.490 3 e-007	3.374 3 e-005	0.003 3	0.089 4	0.502 5	0.777 5	0.821 4
$P_c(x, y-1, z-1)$		5.616 3 e-013	-0.980 4	2.812 3 e-006	4.590 3 e-004	0.023 2	0.290 7	0.714 4	0.822 1
$P_c(x, y-1, z)$	5.455 6 e-017	2.627 0 e-012	-0.980 4	9.544 6 e-006	0.001 2	0.042 8	0.411 9	0.766 3	0.824 4
$P_c(x, y-1, z+1)$	6.326 9 e-016	3.477 6 e-011	6.660 3 e-008	2.758 7 e-005	0.003 0	0.089 4	0.527 7	0.800 5	0.834 0
$P_c(x, y, z-1)$		7.222 8 e-012	1.071 3 e-008	6.005 4 e-006	8.283 1 e-004	0.035 1	0.350 0	0.739 1	0.814 6
$P_c(x, y, z+1)$	1.424 3 e-015	1.190 1 e-010	1.813 8 e-007	6.308 5 e-005	0.005 7	0.134 1	0.592 1	0.806 3	0.832 7
$P_c(x, y+1, z-1)$		2.134 5 e-011	2.643 9 e-008	1.192 4 e-005	0.001 5	0.052 4	0.411 8	0.757 4	0.824 2
$P_c(x, y+1, z)$	3.855 1 e-015	6.997 7 e-011	1.150 6 e-007	4.222 0 e-005	0.004 0	0.105 0	0.537 3	0.789 3	0.823 3
$P_c(x, y+1, z+1)$	1.873 8 e-014	3.322 2 e-010	4.126 5 e-007	1.239 6 e-004	0.009 5	0.182 1	0.641 1	0.813 3	0.834 9
$P_c(x+1, y-1, z-1)$		1.489 4 e-012	-0.980 4	7.837 6 e-006	0.001 1	0.043 6	0.395 9	0.765 2	0.829 9
$P_c(x+1, y-1, z)$	2.793 5 e-016	-0.980 4	-0.980 4	2.770 6 e-005	0.003 0	0.091 2	0.533 9	0.802 9	0.836 3
$P_c(x+1, y-1, z+1)$	1.423 8 e-015	-0.980 4	2.314 5 e-007	7.982 2 e-005	0.007 0	0.157 0	0.632 6	0.820 5	0.835 7
$P_c(x+1, y, z-1)$		1.483 3 e-011	3.749 0 e-008	1.751 5 e-005	0.002 0	0.067 9	0.468 0	0.782 6	0.833 5
$P_c(x+1, y, z)$	6.182 8 e-016	-0.980 4	1.745 3 e-007	6.332 1 e-005	0.005 8	0.136 3	0.597 3	0.808 1	0.834 9
$P_c(x+1, y, z+1)$	-0.980 4	-0.980 4	6.718 0 e-007	1.922 0 e-004	0.013 8	0.232 7	0.696 3	0.828 0	0.982 2
$P_c(x+1, y+1, z-1)$		4.473 3 e-011	8.297 7 e-008	3.291 5 e-005	0.003 3	0.092 1	0.512 2	0.782 6	0.830 5
$P_c(x+1, y+1, z)$	8.618 4 e-015	1.715 1 e-010	4.004 7 e-007	1.242 7 e-004	0.009 6	0.183 7	0.645 4	0.814 9	0.837 7
$P_c(x+1, y+1, z+1)$	-0.980 4	9.695 9 e-010	1.601 5 e-006	3.884 5 e-004	0.023 1	0.300	0.728 3	0.827 4	0.832 0
下一位置	(1, 3, 2)	(2, 4, 3)	(3, 5, 4)	(4, 6, 5)	(5, 7, 6)	(6, 8, 7)	(7, 9, 8)	(8, 9, 9)	(9, 9, 10)

10 × 10 × 10的三维栅格地图环境, 每个栅格的大小为10m × 10m × 10m, 共有1000个栅格. 当AUV起始位置位于点(10,80,10), 目标点位于点(90,10,100)时, 基于生物启发模型的AUV在静态环境下所规划的行驶路径如图4所示.

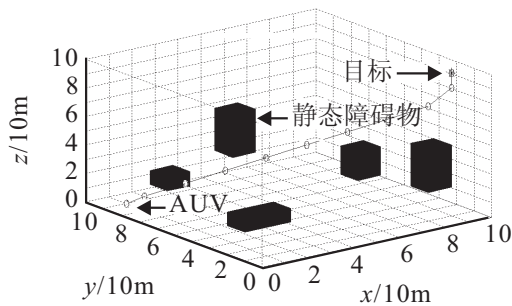


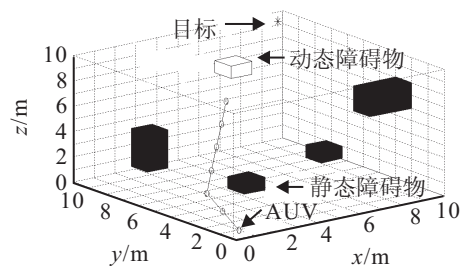
图4 目标点位于(90,10,100)的路径规划

2.3 动态环境下的路径规划

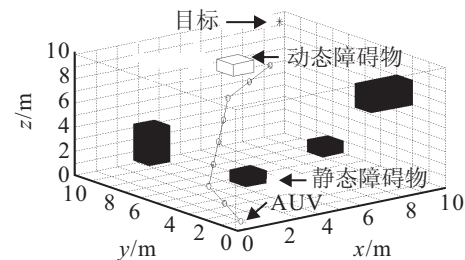
本节考虑当初始化环境和生物启发模型中各参数都与静态环境相同的情况下, 某一时刻突然在AUV前方出现不同形状的障碍物, 基于生物启发模型的AUV也能灵活有效地规避突发障碍物, 并顺利安全地到达目标点.

AUV同样从点(1,2,1)处开始出发, 行驶到点(5, 7,6)前都没有碰到任何突发障碍物, 所以这段行驶路

径与静态环境下是一样的. 下一步, AUV从点(5,7,6)处继续前行, 假设此时前方突然出现由点(6,8,7)、(6,8,8)、(7,8,8)、(7,8,7)、(6,9,7)、(6,9,8)、(7,9,8)、(7,9,7)所围成的方形障碍物, 如图5(a)所示. 表2给出了在AUV前行的过程中前方突然出现方形障碍物时相邻神经元的神经活性值.



(a) AUV前方突然出现方形障碍物



(b) AUV绕开方形障碍物继续顺利前进

图5 动态环境下的路径规划(1)

表2 突然出现方形障碍物时相邻神经元的神经活性值

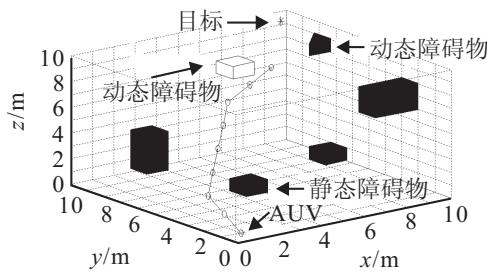
当前位置 $Pc(x, y, z)$	(1, 2, 1)	(1, 3, 2)	(2, 4, 3)	(3, 5, 4)	(4, 5, 6)	(5, 7, 6)
$Pc(x-1, y-1, z-1)$			-0.8027	-0.8027	-0.8024	-0.5930
$Pc(x-1, y-1, z)$			7.9063e-009	2.9683e-006	4.5555e-004	0.0747
$Pc(x-1, y-1, z+1)$			2.6094e-008	8.0874e-006	0.0010	0.1254
$Pc(x-1, y, z-1)$			4.9725e-009	1.9114e-006	3.0692e-004	0.0569
$Pc(x-1, y, z)$			2.1095e-008	6.2563e-006	8.2265e-004	0.1029
$Pc(x-1, y, z+1)$			6.9724e-008	1.7976e-005	0.0020	0.1757
$Pc(x-1, y+1, z-1)$			1.1050e-008	3.4640e-006	4.8370e-004	0.0803
$Pc(x-1, y+1, z)$			4.6439e-008	1.2349e-005	0.0014	0.1455
$Pc(x-1, y+1, z+1)$			1.4903e-007	3.3743e-005	0.0033	0.2212
$Pc(x, y-1, z-1)$		5.6163e-013	-0.9804	2.8123e-006	4.5903e-004	0.0759
$Pc(x, y-1, z)$	5.4556e-017	2.6270e-012	-0.9804	9.5446e-006	0.0012	0.1347
$Pc(x, y-1, z+1)$	6.3269e-016	3.4776e-011	6.6603e-008	2.7587e-005	0.0030	0.2210
$Pc(x, y, z-1)$		7.2228e-012	1.0713e-008	6.0054e-006	8.2831e-004	0.1044
$Pc(x, y, z+1)$	1.4243e-015	1.1901e-010	1.8138e-007	6.3085e-005	0.0057	0.2688
$Pc(x, y+1, z-1)$		2.1345e-011	2.6439e-008	1.1924e-005	0.0015	0.1472
$Pc(x, y+1, z)$	3.8551e-015	6.9977e-011	1.1506e-007	4.2220e-005	0.0040	0.2211
$Pc(x, y+1, z+1)$	1.8738e-014	3.3222e-010	4.1265e-007	1.2396e-004	0.0095	0.3075
$Pc(x+1, y-1, z-1)$		1.4894e-012	-0.9804	7.8376e-006	0.0011	0.1298
$Pc(x+1, y-1, z)$	2.7935e-016	-0.9804	-0.9804	2.7706e-005	0.0030	0.2247
$Pc(x+1, y-1, z+1)$	1.4238e-015	-0.9804	2.3145e-007	7.9822e-005	0.0070	0.3298
$Pc(x+1, y, z-1)$		1.4833e-011	3.7490e-008	1.7515e-005	0.0020	0.1810
$Pc(x+1, y, z)$	6.1828e-016	-0.9804	1.7453e-007	6.3321e-005	0.0058	0.2728
$Pc(x+1, y, z+1)$	-0.9804	-0.9804	6.7180e-007	1.9220e-004	0.0138	0.3756
$Pc(x+1, y+1, z-1)$		4.4733e-011	8.2977e-008	3.2915e-005	0.0033	0.2270
$Pc(x+1, y+1, z)$	8.6184e-015	1.7151e-010	4.0047e-007	1.2427e-004	0.0096	0.3116
$Pc(x+1, y+1, z+1)$	-0.9804	9.6959e-010	1.6015e-006	3.8845e-004	0.0231	-0.9252
下一位置	(1, 3, 2)	(2, 4, 3)	(3, 5, 4)	(4, 6, 5)	(5, 7, 6)	(6, 7, 7)

表3 突然出现方形障碍物和三角形障碍物时相邻神经元的神经活性值

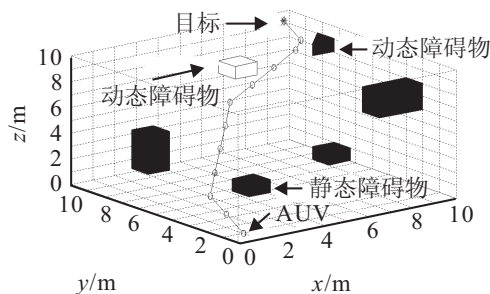
当前位置 $Pc(x, y, z)$	(4, 6, 5)	(5, 7, 6)	(6, 7, 7)	(7, 7, 8)	(8, 7, 9)	(9, 8, 9)
$Pc(x-1, y-1, z-1)$	-0.8024	-0.5930	0.2776	0.7476	0.8146	0.8110
$Pc(x-1, y-1, z)$	4.5555e-004	0.0747	0.4026	0.7878	0.8287	0.3308
$Pc(x-1, y-1, z+1)$	0.0010	0.1254	0.4954	0.8053	0.8303	0.8244
$Pc(x-1, y, z-1)$	3.0692e-004	0.0569	-0.3366	0.4730	0.2237	0.8052
$Pc(x-1, y, z)$	8.2265e-004	0.1029	0.4244	0.7419	0.8090	0.8130
$Pc(x-1, y, z+1)$	0.0020	0.1757	0.5489	0.8057	0.8348	0.8340
$Pc(x-1, y+1, z-1)$	4.8370e-004	0.0803	0.3805	-0.8770	-0.8710	0.8122
$Pc(x-1, y+1, z)$	0.0014	0.1455	0.4617	-0.8662	0.8056	0.8312
$Pc(x-1, y+1, z+1)$	0.0033	0.2212	0.5636	0.7919	0.8335	0.8380
$Pc(x, y-1, z-1)$	4.5903e-004	0.0759	0.4073	0.7892	0.8291	0.8358
$Pc(x, y-1, z)$	0.0012	0.1347	0.5084	0.7986	0.8264	0.8259
$Pc(x, y-1, z+1)$	0.0030	0.2210	0.6074	0.8197	0.8351	0.8337
$Pc(x, y, z-1)$	8.2831e-004	0.1044	0.4294	0.7439	0.8095	0.8307
$Pc(x, y, z+1)$	0.0057	0.2688	0.6153	0.8107	0.8320	0.8258
$Pc(x, y+1, z-1)$	0.0015	0.1472	0.4663	-0.8659	0.8060	0.8394
$Pc(x, y+1, z)$	0.0040	0.2211	-0.9109	-0.8703	0.8210	0.8372
$Pc(x, y+1, z+1)$	0.0095	0.3075	-0.8844	0.8043	0.8386	0.9822
$Pc(x+1, y-1, z-1)$	0.0011	0.1298	0.5067	0.8081	0.8349	0.8363
$Pc(x+1, y-1, z)$	0.0030	0.2247	0.6131	0.8208	0.8371	0.8387
$Pc(x+1, y-1, z+1)$	0.0070	0.3298	0.6835	0.8265	0.8341	0.8301
$Pc(x+1, y, z-1)$	0.0020	0.1810	0.5598	0.8082	0.8375	0.8390
$Pc(x+1, y, z)$	0.0058	0.2728	0.6208	0.8116	0.8343	0.8358
$Pc(x+1, y, z+1)$	0.0138	0.3756	0.7021	0.8283	0.8381	0.8381
$Pc(x+1, y+1, z-1)$	0.0033	0.2270	0.5738	0.7941	0.8379	0.8370
$Pc(x+1, y+1, z)$	0.0096	0.3116	-0.8834	0.8050	0.8403	0.8404
$Pc(x+1, y+1, z+1)$	0.0231	-0.9252	-0.8691	0.8272	0.8387	0.8336
下一位置	(5, 7, 6)	(6, 7, 7)	(7, 7, 8)	(8, 7, 9)	(9, 8, 9)	(9, 9, 10)

比较表1和表2所示的神经网络结构中相邻神经元的活性值,可以看出,当方形障碍物突然出现时,这些神经元由于受到抑制输入导致某些神经元的活性值突然下降,此时AUV处于点(5,7,6),其相邻神经元的活性值发生突变,最大的神经元活性值为0.3756,对应下一时刻位置 $P_c(x+1, y, z+1)$,AUV会行驶到该位置,即点(6,7,7)处,而不是静态环境下的点(6,8,7)处.此时,AUV根据避障原理绕开方型障碍物继续前行,从而避免与突然出现的障碍物发生碰撞,可见行驶路径与静态环境下有明显不同,如图5(b)所示.

AUV绕开方形障碍物继续前行的过程中,当行驶到点(8,7,9)时,其前方突然出现一个由点(8,6,9)、(8,6,10)、(9,6,10)、(9,6,9)、(9,7,9)、(9,7,10)所围成的三角形障碍物,如图6(a)所示.同理,AUV会根据避障原理顺利地绕开三角形障碍物,从而再次避免与突然出现的障碍物发生碰撞,顺利地达到目标点,如图6(b)所示.表3给出在AUV前行的过程中,其前方突然出现方形障碍物和三角形障碍物并顺利安全到达目标点时相邻神经元的神经活性值.



(a) AUV行驶到点(8,7,9)时突然出现三角形障碍物



(b) AUV绕开三角形障碍物继续前行到达目标点(9,9,10)

图6 动态环境下的路径规划(2)

比较表1和表3可以看到,当突然出现突发障碍物时,相邻神经元的活性值由于受到抑制输入会发生较为明显的变化,并且越接近目标点,神经元的活性值越高,这是因为目标点处神经元的活性值最大,且不断向其周围的神经元扩散.AUV根据路径规划策略会判断下一时刻的行驶位置,同时规避障碍物,顺利地到达目标点.

由仿真实验可以看出,生物启发神经网络模型在AUV路径规划的运用中得到了很好的效果.神经网络模型结构中,每个神经元之间存在联系,所以代表目标点的神经元活性峰值向整个神经网络传播,从而对AUV的行驶起到引导作用,最终实现AUV行驶路径的优化.

3 结 论

本文在已经构建好AUV水下三维栅格地图的基础上,应用生物启发模型研究其自主三维路径规划和安全避障.该模型结构简单、无需样本学习与训练,有效地使AUV自动避开障碍物,自适应地规划出一条无碰撞的行驶路径,实时性较好.本文未考虑存在海流的情况,下一步的研究会添加海流模拟因子,使仿真结果更符合实际.

参考文献(References)

- [1] 徐玉如, 庞永杰, 甘永, 等. 智能水下机器人技术展望[J]. 智能系统学报, 2006, 1(1): 9-16.
(Xu Y R, Pang Y J, Gan Y, et al. AUV-stat e-of-the-art and prospect[J]. CAAI Trans on Intelligent Systems, 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[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961-967.
(Zhu D Q, Yan M Z. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961-967.)
- [3] 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[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2011, 39(增2): 184-187.
(Wang F, Wan L, Xu Y R, et al. Path planning based on improved artificial potential field for autonomous underwater vehicles[J]. J of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2011, 39(S2): 184-187.)
- [4] 朱毅, 张涛, 宋靖雁. 非完整移动机器人的人工势场法路径规划[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 152-158.
(Zhu Y, Zhang T, Song J Y. Path planning for nonholonomic mobile robots using artificial potential field method[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(2): 152-158.)
- [5] 李欣, 朱大奇. 基于人工势场法的自治水下机器人路径规划[J]. 上海海事大学学报, 2010, 31(2): 35-39.
(Li X, Zhu D Q. Path planning for autonomous underwater vehicle based on artificial potential field method[J]. J of Shanghai Maritime University, 2010, 31(2): 35-39.)

- [6] Vasudevan C, Ganesan K. Case-based path planning for autonomous underwater vehicles[J]. *Autonomous Robots*, 1996, 3(2/3): 79-89.
- [7] 尚游, 徐玉如, 庞永杰. 自主式水下机器人全局路径规划的基于案例的学习算法[J]. *机器人*, 1998, 20(6): 427-432.
(Shang Y, Xu Y R, Pang Y J. AUV global path planning using case-based learning algorithm[J]. *Robot*, 1998, 20(6): 427-432.)
- [8] Yilmaz N K, Evangelinos C, Lermusiaux F J, et al. Path planning of autonomous underwater vehicles for adaptive sampling using mixed integer linear programming[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2008, 33(4): 522-537.
- [9] Toledo F J, Luis J D, Tomas L M, et al. Map building with ultrasonic sensors of indoor environments using neural networks[C]. *IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics*. Nashville, 2000: 920-925.
- [10] Wong S C, MacDonald B A. A topological coverage algorithm for mobile robots[C]. *IEEE Int Conf on Intelligent Robots System*. Las Vegas, 2003: 1685-1690.
- [11] Oh J S, Choi Y H, Park J B, et al. Complete coverage navigation of cleaning robots using triangular-cell-based map[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2004, 51(3): 718-726.
- [12] Ghatee M, Mohades A. Motion planning in order to optimize the length and clearance applying a hopfield neural network[J]. *Export Systems with Applications*, 2009, 36(3): 4688-4695.
- [13] Pereira F B. Bio-inspired algorithms for the vehicle routing problem[M]. Berlin: Springer, 2009: 1-34.
- [14] Zhu A, Yang S X. A neural network approach to task assignment of multi-robots[J]. *IEEE Trans Neural Network*, 2006, 17(5): 1278-1287.
- [15] Yan M Z, Zhu D Q. An algorithm of complete coverage path planning for autonomous underwater vehicles[J]. *Key Engineering Materials*, 2011(467/468/469): 1377-1385.
- [16] Li Shuai, Guo Yi. Neural-network based AUV path planning in estuary environments[C]. *Proc of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Beijing, 2012: 3724-3730.
- [17] Yang S X, Meng M H. Real-time collision-free motion planning of mobile robots using neural dynamics based approaches[J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 2003, 14(6): 1541-1552.
- [18] Grossberg S. Nonlinear neural networks: Principles, mechanisms and architectures[J]. *Neural Networks*, 1988, 1(1): 17-61.
- [19] Yang S X, Luo C. A neural network approach to complete coverage path planning[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2004, 34(1): 718-725.
- [20] Luo C, Yang S X. A bio-inspired neural network for real-time concurrent map building and complete coverage robot navigation in unknown environment[J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 2008, 19(7): 1279-1298.
- [21] Li H, Yang S X, Seto M L. Neural-network-based path planning for multi-robot system with moving obstacles[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2009, 39(4): 410-419.
- [22] Luo C M. Neural dynamics and computation for complete coverage path planning of mobile cleaning robots[D]. Ontario: School of Engineering, Guelph University, 2002: 51-53.
- [23] 颜明重. 生物启发神经动力学模型及其在AUV路径规划中的应用[D]. 上海: 上海海事大学物流工程学院, 2013.
(Yan M Z. Biological inspired neural dynamics model and its application in AUV path planning[D]. Shanghai: Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, 2013.)
- [24] Cohen M A, Grossberg S. Absolute stability of global pattern formation and parallel memory storage by competitive neural networks[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1983, 13(5): 815-826.

(责任编辑: 郑晓蕾)