

8-13-2020

Multi-AUV Complete Coverage Path Planning Based on Improved Neural Network

Daqi Zhu

Engineering Technology Research Center of MIntelligent maritime search and rescue and underwater vehicle, Shanghai Maritime Univ., Shanghai 201306, China;

Tingting Zhu

Engineering Technology Research Center of MIntelligent maritime search and rescue and underwater vehicle, Shanghai Maritime Univ., Shanghai 201306, China;

Mingzhong Yan

Engineering Technology Research Center of MIntelligent maritime search and rescue and underwater vehicle, Shanghai Maritime Univ., Shanghai 201306, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Multi-AUV Complete Coverage Path Planning Based on Improved Neural Network

Abstract

Abstract: Aiming at the working space search task of multiple AUVs (Autonomous Underwater Vehicle) in 3-dimensional underwater environments, *a complete coverage path planning algorithm based on an improved neural network-Glasius Bio-inspired Neural Network (GBNN) is presented in this paper. A discrete 3-D grid map of the underwater environment is constructed. A 3-D GBNN model is established topologically according to the map. Based on the dynamic activities of GBNN model, each AUV plans its own coverage path independently, and covers the whole working space collaboratively.* The simulation results show that the multiple AUVs can collaboratively cover the working space completely, automatically avoid the obstacle and escape from the deadlock in the path.

Keywords

multi-AUV, 3-D environment, complete coverage path planning, Glasius Bio-inspired Neural Network

Recommended Citation

Zhu Daqi, Zhu Tingting, Yan Mingzhong. Multi-AUV Complete Coverage Path Planning Based on Improved Neural Network[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(8): 1505-1514.

基于改进神经网络的多 AUV 全覆盖路径规划

朱大奇, 朱婷婷, 颜明重

(上海海事大学 上海智能海事搜救与水下机器人工程技术研究中心, 上海 201306)

摘要: 针对三维环境下的多自主水下机器人(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)全覆盖路径规划问题, 提出一种基于改进神经网络—Glasius 生物启发神经网络 (Glasius Bio-inspired Neural Network, GBNN) 的全覆盖路径规划算法。对 AUV 的水下工作环境构建离散的三维栅格地图; 根据栅格地图, 建立相对应的三维 GBNN 模型; 根据 GBNN 活性值的动态变化, AUV 规划各自的搜索路径, 对水下任务区域进行全覆盖搜索。仿真结果表明, 多 AUV 可以协同完成覆盖搜索任务, 能够自动避开各类静态和动态的障碍物, 自动逃离路径的死锁区。

关键词: 多 AUV; 三维环境; 全覆盖路径规划; Glasius 生物启发神经网络

中图分类号: TP273 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2020) 08-1505-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0012

Multi-AUV Complete Coverage Path Planning Based on Improved Neural Network

Zhu Daqi, Zhu Tingting, Yan Mingzhong

(Engineering Technology Research Center of MIntelligent maritime search and rescue and underwater vehicle, Shanghai Maritime Univ., Shanghai 201306, China)

Abstract: Aiming at the working space search task of multiple AUVs (Autonomous Underwater Vehicle) in 3-dimensional underwater environments, a complete coverage path planning algorithm based on an improved neural network-Glasius Bio-inspired Neural Network (GBNN) is presented in this paper. A discrete 3-D grid map of the underwater environment is constructed. A 3-D GBNN model is established topologically according to the map. Based on the dynamic activities of GBNN model, each AUV plans its own coverage path independently, and covers the whole working space collaboratively. The simulation results show that the multiple AUVs can collaboratively cover the working space completely, automatically avoid the obstacle and escape from the deadlock in the path.

Keywords: multi-AUV; 3-D environment; complete coverage path planning; Glasius Bio-inspired Neural Network

引言

自主水下机器人 (Autonomous Underwater Vehicle, AUV) 是一种不需要人工操控就能够自主

地在深海环境下完成指定任务的机器人。AUV 在反潜、监视、巡逻、海洋科考、海洋资源探测以及水下目标搜索等军事和民用领域, 都有着不可或缺的作用^[1]。

AUV 全覆盖路径规划 (Complete Coverage Path Planning) 是指 AUV 从初始点开始, 沿着最短的路径或者花费最短的时间^[2], 探测除了障碍物之外的所有可达水下区域。全覆盖路径规划是 AUV



收稿日期: 2019-01-07 修回日期: 2019-03-07;
基金项目: 国家自然科学基金 (U1706224, 91748117), 上海市科委创新行动计划 (18JC1413000, 18DZ2253100, 17ZR1412400);
作者简介: 朱大奇(1964-), 男, 安徽安庆, 博士, 教授, 博导, 研究方向为水下机器人故障诊断与路径规划。

<http://www.china-simulation.com>

• 1505 •

在深海搜救、生物资源勘探、情报勘察等作业所需具备的重要能力之一^[3-4]。由于深海环境往往具有复杂、恶劣与不确定性，同时单 AUV 的续航能力有限，因此，业界目前的研究重点倾向于利用多 AUV 来执行水下大面积的搜索任务^[5]。迄今为止，多 AUV 协同路径规划的研究成果已有一些报道^[6]。比如，Maxim 等^[7]提出的一种多 AUV 未知环境下的合作路径规划算法，在一定范围内，机器人之间可以相互感知和排斥，所以机器人之间不会发生冲突和碰撞，从而使得多个机器人能够均匀地分散在工作区域中。但是，由于多个机器人分散的区域比较散乱，易导致机器人搜索路径重复且杂乱等问题，重点解决多机器人规划的避障与避碰问题。

Parlaktuna 等^[8-9]将传感器和路径规划结合起来，并运用到多机器人协同覆盖搜索中。该算法是对需要覆盖的任务区间进行环境建模以产生不同的覆盖路径；然后从所用路径中选出一条区域全覆盖路径规划；最后，划分给每一个机器人不同的任务全覆盖路径。虽然该算法能够实现任务区域的搜索任务，但是该算法只使用于狭窄的环境中，而在宽敞的任务区域内，很难实现多机器人的全覆盖任务。Janchiv 等^[10]通过改进和扩充单机器人的全覆盖路径规划算法来解决多机器人之间的协同搜索问题，提出了一种基于分解法、匹配法以及网络图法的启发式算法。首先，利用分解法将机器人需要搜索覆盖的区域划分为若干个子区域；然后，根据匹配法对子区域进行合适的模板进行匹配；最后，每个机器人根据各自匹配到的模板进行全覆盖路径规划。

对此，Kapanoglu 等^[11-12]将遗传算法应用到多机器人合作的全覆盖区域搜索中，通过运用遗传算法的寻优能力来设计与每个机器人想匹配的路径模板。该算法的优势体现在重复路径少，覆盖区域时间短，但是，该规划算法是针对静态水下环境进行设计的，在有动态障碍物的变化水下环境中，很难找到合适的模板来匹配路径。Luo 等^[13]将生物启发神经网络算法应用到多个机器人的合作路径规

划搜索中，该算法让每个机器人都将其他机器人当作动态障碍物，可以确保机器人之间不会发生碰撞，而且可以合作完成区域覆盖搜索任务，但是其神经网络模型存在计算量大和效率较低等问题。

针对生物启发神经网络在全覆盖路径规划中所存在的计算量大和效率低等问题，本文提出了一种基于 GBNN (Glasius Bio-inspired Neural Network, GBNN) 的路径规划算法，利用其对障碍物自适应抑制和对未搜索区域自适应吸引的特性，实现多 AUV 在水下大范围的全覆盖路径搜索。

1 GBNN 算法基本原理

GBNN 算法是一种新的生物启发的神经网络模型，其本身具有收敛性和稳定性^[14-15]。它采用差分方程计算神经网络活性值，与传统的生物启发神经网络算法相比较，有效地降低了算法的运算量，提高了算法的运算速度。

1.1 三维 GBNN 模型

三维 GBNN 模型是在二维神经网络的基础上所产生的。将二维的神经动力学模型在空间中排列成三维的结构分布，每个神经元都与其周边相近的神经元互相连接，从而构成三维神经网络^[16]，如图 1(a)所示。由图 1 可知，位于中心位置的神经元与其相连接的神经元数目最多，为 26 个。根据神经元之间的连接方式的不同，可以将三维神经网络分为 3 种，即全连接神经网络、正交连接神经网络、纵向单连接神经网络。在图 1(b)所示的全连接神经网络中，每一个神经元都与其周围的神经元相连接；在图 1(c)所示的正交连接神经网络结构中，每个神经元只与周边的神经元有正交连接；而在图 1(d)所示的纵向单连接神经网络结构中，每个神经元仅在纵向上与其他神经元有正交上的连接。

基于水下三维环境的特点与 AUV 的多运动自由度，本文采用全连接神经网络结构。如图 1(b)所示，神经网络结构中的每一个节点代表一个神经元，每一个神经元都与其周边的神经元相连接，神经元的活性值就是通过该连接进行传递^[17]。

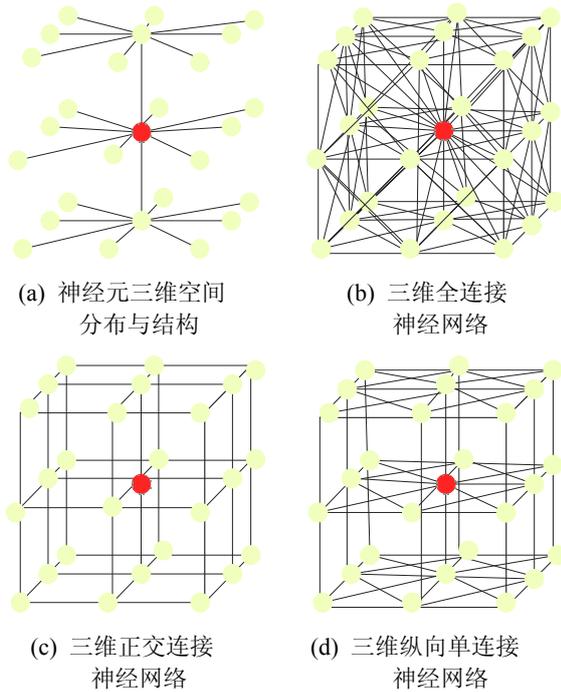


图 1 三维神经网络结构

Fig. 1 Three-dimensional neural network structure

1.2 GBNN 算法原理

在三维全连接的神经网络结构中, 神经元活性值变化规律可以用式(1)来表示:

$$z_m(t+1) = g\left(\sum_{0 < |mn| \leq \sqrt{3}} W_{mn} [z_n(t)]^+ + I_m\right) \quad (1)$$

$$g(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ \beta x, & 0 \leq x < 1, \beta > 0 \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $g(x)$ 为传递函数, 表达式如式(2)所示; $z_m(t+1)$ 表示的是在三维神经网络中 m 在 $t+1$ 位置上的神经元活性值; $z_n(t)$ 表示的是神经元 n 在 t 这一时刻的活性值, 神经元 n 与神经元 m 相互连接; $[z_n(t)]^+ = \max[z_n(t), 0]$ 表示的是正活性值具有全局传播效应, 能够通过神经元之间的连接关系向外传播, 而神经元的负活性值具有局部效应, 不会向外传播。 W_{mn} 表示的是神经元 m 与神经元 n 之间的连接权系数, 定义如下所示:

$$W_{mn} = \begin{cases} e^{-u|mn|^2}, & \text{神经元 } m \text{ 与 } n \text{ 有连接} \\ 0, & \text{神经元 } m \text{ 与 } n \text{ 无连接} \end{cases} \quad (3)$$

式中: u 为一正常系数, 一般定义在(0,1]内。由于

神经元之间的连接不具有方向性, 所以连接权系数具有对称性, 即 $W_{mn} = W_{nm}$ 。 $|mn|$ 表示的是在三维神经网络中神经元 m 与神经元 n 的之间的距离。在三维空间里, m 的位置可以用坐标 (x_m, y_m, z_m) 来表示, n 的位置可以用坐标 (x_n, y_n, z_n) 来表示, mn 之间的距离就可以表示成:

$$|mn| = \sqrt{(x_m - x_n)^2 + (y_m - y_n)^2 + (z_m - z_n)^2} \quad (4)$$

外部激励项 $\sum_{0 < |mn| < \sqrt{3}} W_{mn} [z_n(t)]^+$ 表示的是与神经元 m 相连接的各个神经元的外部激励之和, 具有全局的传递性, 是依靠神经元之间的连接关系而存在的; $0 < |mn| < \sqrt{3}$ 表示的是 mn 之间的距离在 $(0, \sqrt{3}]$ 范围之内, 也代表着在全连接神经网络中, 与神经元 m 有激励关系的限定在 m 周边的 26 个神经元。 I_m 是外部输入到神经元 m 的激励或抑制信号, $I_m > 0$ 表示激励信号的输入, $I_m < 0$ 表示抑制信号的输入。一般令 $I_m \gg \sum_{0 < |mn| < \sqrt{3}} W_{mn} [z_n(t)]^+$ 。

1.3 基于 GBNN 的三维地图模型

对 AUV 的水下工作空间进行离散化, 建立三维栅格地图, 每个栅格存储与 AUV 路径相关的状态信息, 包括: 障碍物、AUV 已覆盖区域、AUV 未覆盖区域^[18-19]。地图中的每个栅格与 GBNN 网络结构中的神经元在空间上一一对应, 神经元的活性值表示对应的栅格(水下空间)的状态, 将其外部输入信号 I_m 定义为:

$$I_m = \begin{cases} +E, & \text{未覆盖区域对应的神经元} \\ -E, & \text{障碍物区域对应的神经元} \\ 0, & \text{已覆盖区域对应的神经元} \end{cases} \quad (5)$$

式中: E 为远大于 1 的正常数。由式(1)可得, 处于障碍物区域的神经元, 其外部输入信号由外部抑制 $I_m = -E$ 和侧向连接的神经元传递的激励之和构成, 两者之和小于 0, 则对应的神经元活性值为-1; 对于未覆盖区域的神经元来说, 它们受到外部输入信号的激励(+E), 加上周围侧向连接的神经元传递而来的激励信号, 其活性值一直保持 1 不变; 对于已覆盖区域来说, 其神经元的外部输入信号为 0,

神经元的活性值仅取决于周边侧向连接的神经元传递的激励和 $\sum_{n=1}^M W_{mn} [z_n(t)]^+$, 其取值范围为[0,1]。

为更好的表现不同状态下的神经元活性值, 本节截取了 $z=10$ 平面的神经元活性值的分布图, 如图 2 所示。未覆盖区域的神经元活性值一直维持在峰值(即 1)状态, 障碍物对应的神经元活性值维持谷值(即-1)状态, 而对于 AUV 已覆盖区域对应的神经元的外部输入 I_i 为 0, 活性值将从 1 开始衰减直至为 0。三维环境的状态或是被障碍物占据, 或是自由空间, 或是已覆盖区域。由 GBNN 算法可知, 地图中各栅格状态的变化会实时反映在三维神经网络的活性值上, 未覆盖区域对应神经元活性值为峰值 1, 会一直“吸引” AUV 前往覆盖; 障碍物区域对应的神经元活性值将始终保持-1 不变, 而已覆盖区域对应的神经元活性值将从 1 开始衰减。当 AUV 覆盖全部的工作区域后, 神经元的外部激励输入全部为 0, 神经元活性值将随时间从 1 衰减至 0, 最终整个神经网络进入静态的平衡状态。

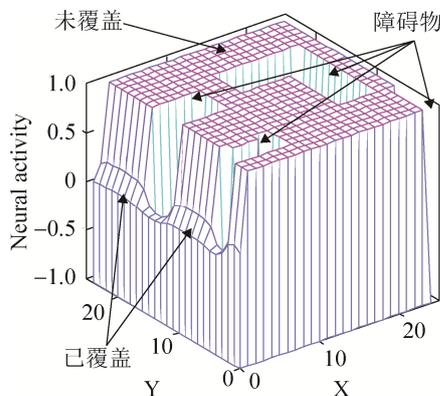


图 2 $z=10$ 平面的神经网络活性值分布

Fig. 2 Distribution of neural network activity values in $z=10$ plane

1.4 路径规划策略

由于 AUV 的水下工作空间已经映射到三维的 GBNN 模型中, 因此 AUV 可以根据 GBNN 神经元的活性值来选择其路径的下一个航行位置 P_n , 其具体搜索路径规划策略为:

$$P_n \leftarrow x_{P_n} = \max \{x_k + cy_l, k=1, 2, \dots, m\} \quad (6)$$

式中: x_k 为当前位置周围神经元活性值; c 为一正常数, 其取值范围为[0,1]; P_n 为 AUV 下一步位置; y_l 是方向函数, 其表达式为:

$$y_l = 1 - \Delta\varphi_l / \pi \quad (7)$$

$$\Delta\varphi_l = |\varphi_l - \varphi_c| = |a \tan 2(y_{P_l} - y_{P_c}, x_{P_l} - x_{P_c}) - a \tan 2(y_{P_c} - y_{P_p}, x_{P_c} - x_{P_p})| \quad (8)$$

式(8)中: (x_{P_p}, y_{P_p}) 表示的是 AUV 上一步位置 P_p 的坐标; (x_{P_c}, y_{P_c}) 表示的是 AUV 当前位置 P_c 的坐标; (x_{P_l}, y_{P_l}) 及下一步可能位置 P_l 的坐标。由式(7)~(8)可知, 当 AUV 沿直线航行时(即航向未改变), $\Delta\varphi_l = 0$, $y_l = 1$; 当 AUV 反向航行时(即后退), $\Delta\varphi_l = \pi$, $y_l = 0$ 。当 AUV 由当前位置航行至下一步位置后, 下一步位置将成为新的当前位置, 此时 AUV 仍会按照式(6)所给出的路径选择策略, 从相邻的神经元中, 选出活性值与方向参数 y_k 之和最大的神经元对应的栅格作为下一步的位置直至完成全覆盖搜索任务。

机器人在路径规划时, 如果工作空间过于复杂, 可能会遭遇局部极值问题, 或者陷入路径中的死锁区域(死区), 即当机器人因为其周围均为区域边界、障碍物或已覆盖区域, 此时机器人根据其路径规划策略无法自动脱离该局部区域, 需要制定其他辅助策略来解决该问题^[20-21]。本文 AUV 路径规划策略的效果是: 不考虑 AUV 的航向问题, 仅根据周边神经元活性值的大小来选择下一步路径, 它能够沿着最短的路径, 自动逃离死区, 到达附近的未覆盖区域, 因此不会陷入路径的死锁状态中。

AUV 在复杂工作环境中进行全覆盖路径搜索时, 非结构化的障碍物会影响其路径和区域覆盖效果。结合清扫机器人全覆盖的优化模板进行避障^[22], 以尽量减少 AUV 在避障时路径的重复与杂乱。

如图 3 所示, 以 P_c 为中心将其周围 8 个栅格从其左下角按照顺时针编号。如图 3(a)所示, 当 AUV 遍历过程中, 正上方遇到障碍物且右侧存在未覆盖区域, 则优先选择栅格 6, 如果此时栅格 6 的下方存在未覆盖区域, 则 AUV 前往栅格 7 进行覆盖任务; 如图 3(b)所示, 当 AUV 遍历过程中,

正下方遇到障碍物且右侧存在未覆盖区域, 则优先选择栅格 6, 如果此时栅格 6 的上方存在未覆盖区域, 则 AUV 前往栅格 5 进行覆盖任务; 如图 3(c) 所示, 当 AUV 遍历过程中, 左下方遇到障碍物且左侧存在未覆盖区域, 则优先选择栅格 2, 如果此时栅格 2 的左侧存在未覆盖区域, 则前往左侧进行覆盖, 接下来的覆盖策略和下方有障碍物的覆盖策略相同; 如图 3(d) 所示, 当 AUV 遍历过程中, 左上方遇到障碍物且左侧存在未覆盖区域, 则优先选择栅格 2, 如果此时栅格 2 的左侧存在未覆盖区域, 则 AUV 前往左侧进行覆盖, 接下来的覆盖策略和上方有障碍物的覆盖策略相同。

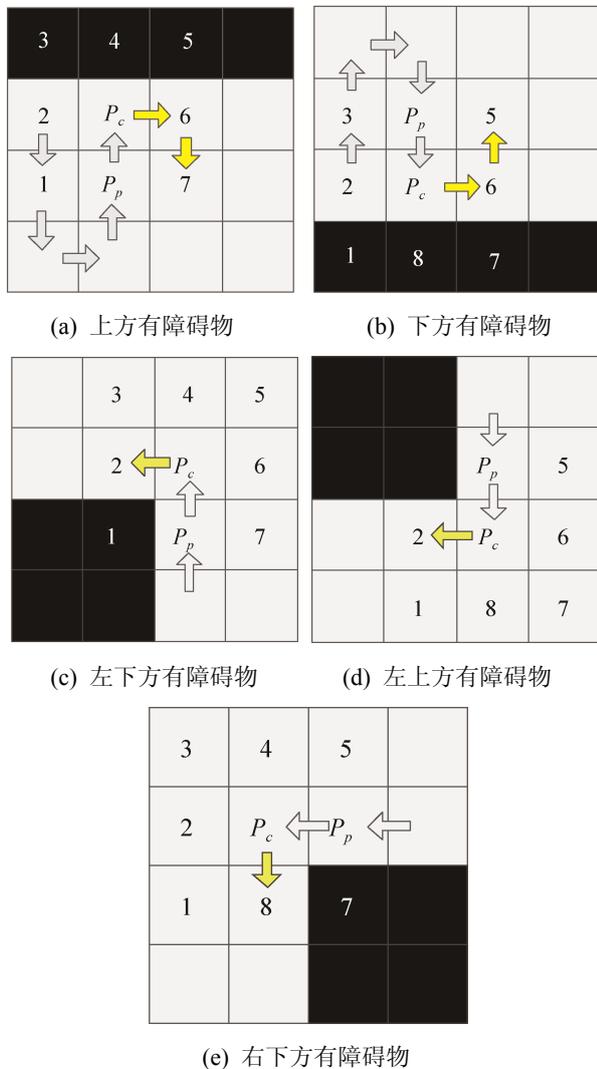


图 3 AUV 在避开障碍物时的路径优化模板
Fig. 3 Path optimization templates for AUV avoiding obstacles

2 三维环境中多 AUV 的全覆盖路径规划

2.1 任务描述

全覆盖路径规划要求 AUV 能够做到以下 3 点: AUV 可以遍历除了障碍物以外的所有工作区域; AUV 在遍历过程中能够安全有效地避开所有障碍物; 在遍历过程中, 要尽量避免路径重复, 实现航程最短或者效率最高^[23]。多 AUV 全覆盖路径规划要求多个 AUV 在静态与动态工作环境中, 均能够协同完成多平面工作区域的覆盖搜索任务。

本文设置 AUV 的水下工作环境为 $25 \times 25 \times 25$ 的离散化三维栅格地图, GBNN 模型中各个参数的设置为 $\beta=0.5$, $\mu=3$, 外部输入激励 $E=50$, 侧连接区域半径 $|mn| = \sqrt{3}$, 路径选择策略系数 $c=0.5$ 。

2.2 三维静态环境中多 AUV 的全覆盖路径规划

如图 4 所示, 其中 1~6 号立方体为静态障碍物, 其他区域皆为可覆盖区域。AUV1 从初始位置(25, 1, 25)出发, 对 $z=25$ 的平面进行路径全覆盖; AUV2 从初始位置(1, 1, 1)出发, 对 $z=1$ 的平面区域进行覆盖搜索。首先构造一个与三维仿真环境对应的三维全连接 GBNN 神经网络, 并将其初始化, 即对需要 AUV 覆盖的 $z=1$ 和 $z=25$ 的这 2 个任务平面的所有未覆盖区域相应的神经元输入外部激励信号, 对于这 2 个平面内障碍物区域的神经元输入外部抑制信号。当平面的栅格区域被覆盖之后, 对应神经元的外部输入信号置 0, 对应活性值从 1 变为 0。由 GBNN 算法可以得知, 区域的实时信息可以通过神经元活性值的更新来同步, 任务平面上未覆盖区域的神经元活性值为 1, 会一直“吸引”AUV; 当 AUV 覆盖某个栅格, 则栅格对应的神经元活性值从 1 开始衰减到 0, 不再“吸引”AUV 前往该区域; 对于任务平面的障碍物区域, 其神经元活性值始终保持最小值-1 不变, AUV 根据式(6)的路径策略, 将自动避开该障碍物。

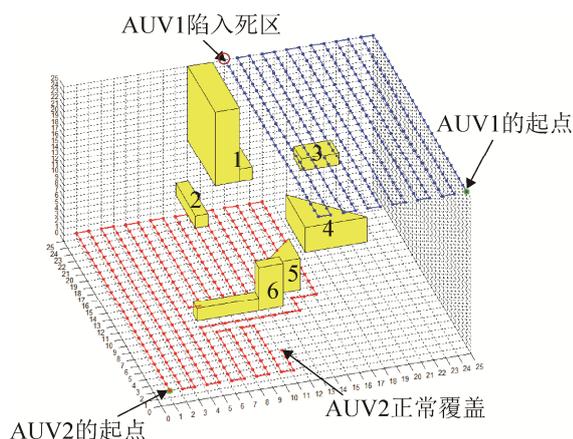


图 4 AUV1 陷入死锁区域
Fig. 4 AUV1 falls into a deadlock area

在 $z=25$ 任务平面的神经元活性值的吸引下, AUV1 从(25, 1, 25)出发, 根据 GBNN 全覆盖路径规划策略对这个平面进行遍历。与此同时, AUV2 从(1, 1, 1)开始进行 $z=1$ 的平面的全覆盖路径搜索。2 个 AUV 对各自的平面进行全覆盖搜索, 同时进行, 互不影响, 相对于单个 AUV 来说, 工作时间缩短。

如图 4 所示, 当 AUV1 覆盖到(13, 25, 25)的栅格位置时, AUV1 左边是障碍物区域, 前面是区域边界, 右边和后边是已覆盖区域, AUV1 陷入死区。此时, AUV1 只根据神经元活性值的大小来寻找 AUV 下一步的覆盖位置。在未覆盖区域的神经元正活性值的传递激励作用下, 死区周边神经元的活性值均大于死区神经元的活性值, 因此, AUV1 根据路径选择策略, 自动逃离(13, 25, 25), 逐渐到达最近的未覆盖区域(12, 17, 25), 继续进行未完成的覆盖任务。而此时 AUV2 并不受 AUV1 的影响, 仍是按照自己的路径进行规划。

当 AUV1 到达点(1, 25, 25), 且 AUV2 到达点(25, 25, 1)时, $z=25$ 和 $z=1$ 的平面覆盖任务执行完毕。此时, AUV1 和 AUV2 均受到 $z=15$ 的任务平面的“吸引”, 前往该平面进行任务覆盖。如图 6 所示, AUV1 从点(1, 25, 25)出发到点(1, 25, 15), AUV2 从点(25, 25, 1)出发到(25, 25, 15), 2 个

AUV 在 $z=15$ 的平面上协同执行覆盖任务, 相对于单 AUV 来说, 提高了效率, 缩短了任务时间。

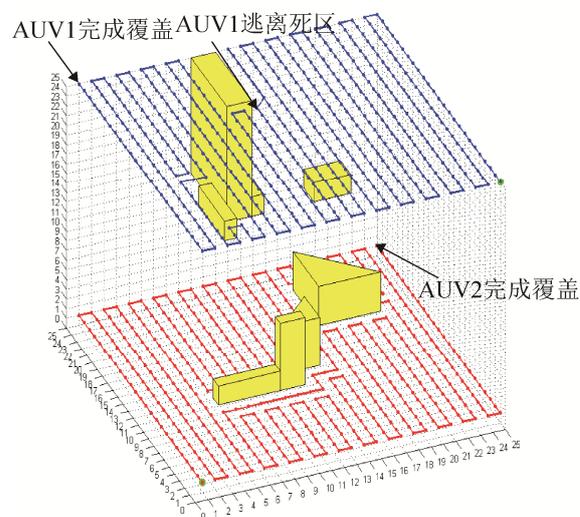


图 5 AUV1 逃离死锁区域
Fig. 5 AUV1 escapes deadlock area

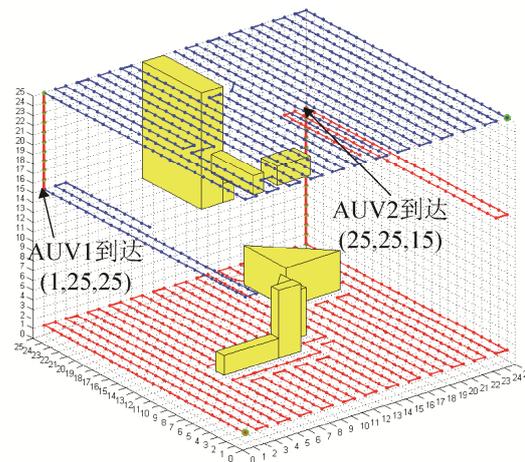


图 6 AUV1 和 AUV2 到达 $z=15$ 任务平面区域
Fig. 6 AUV1 and AUV2 reach $z=15$ task plane area

当 AUV1 与 AUV2 搜索同一个平面时, 彼此将对对方视为动态障碍物, 因此多个 AUV 能够保证互无碰撞的完成路径搜索任务。当一个 AUV 覆盖搜索了某个区域后, 神经网络中相应位置的神经元外部输入信号变为 0, 其他 AUV 将无需再次搜索该区域。2 个 AUV 在 $z=15$ 平面的协作路径规划如图 7 所示。

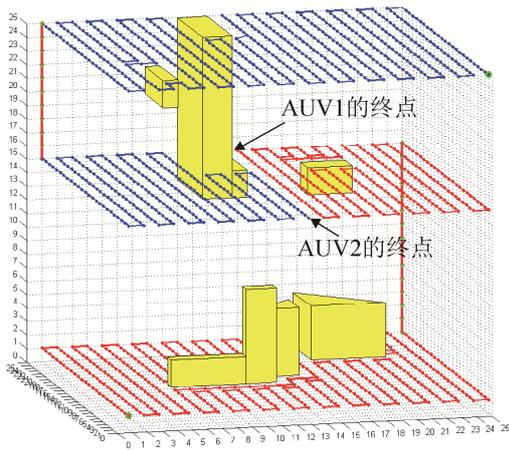


图 7 $z=15$ 平面上 AUV1 与 AUV2 协作路径规划
Fig. 7 AUV1 and AUV2 collaborative path planning on $z=15$ plane

2.3 三维动态环境中多 AUV 的全覆盖路径规划

设 AUV 工作在 $25 \times 25 \times 25$ 的三维水下环境中, 其中立方体为障碍物。AUV1 和 AUV2 分别在 $z=20$ 和 $z=1$ 的平面执行区域覆盖搜索任务。AUV1 从 $(1, 25, 20)$ 出发, AUV2 从 $(1, 25, 1)$ 出发, 均根据路径规划策略来进行覆盖, 如图 8 所示。

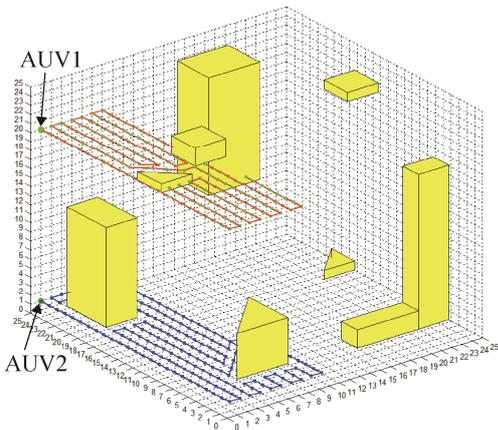


图 8 AUV1 与 AUV2 分别在 $z=20$ 和 $z=1$ 的平面执行区域覆盖任务
Fig. 8 AUV1 and AUV2 perform area coverage tasks on planes with $z=20$ and $z=1$ respectively

假设在 AUV1 在路径规划过程中, 遭遇一个动态障碍物 1, 如图 9 所示。此时, GBNN 的神经元活性值对动态障碍物带来的抑制输入实现了实时的更新, 即相应区域的神经元活性值由 1 变为 -1,

AUV1 对突然出现的障碍物在任务平面 ($z=20$) 内的分布特点以及神经元活性值的变化, 按照式 (6) 来规划合理的避障路径。此时, AUV2 任务平面的动态障碍物 1 移到左下方, 其对应神经元的外部输入信号由激励变为抑制; 原障碍物区域变为自由区域, 其对应神经元的外部输入信号由抑制变为激励。

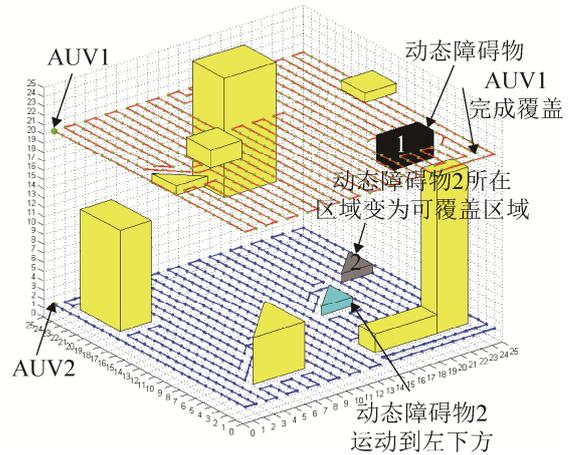


图 9 AUV1 和 AUV2 规避动态障碍物
Fig. 9 AUV1 and AUV2 evade dynamic obstacles

当 AUV1 到达 $(24, 2, 20)$, 完成了对任务平面的全覆盖任务时, 此时, 障碍物 1 逃离 $z=20$ 的任务平面, 障碍物 1 所在区域的外部输入信号由抑制变为激励, 对应的神经元活性值由 -1 变为 1, 此时需要 AUV1 对这块区域进行覆盖, AUV1 从 $(24, 2, 20)$ 出发, 根据式 (6) 路径选择策略, 自动返回该区域进行覆盖搜索, 如图 10 所示。

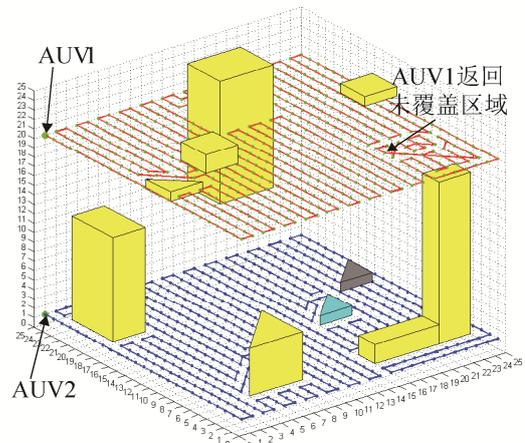


图 10 AUV1 返回未覆盖区域
Fig. 10 AUV1 returns uncovered area

2.4 路径规划性能分析

本文提出的路径规划方法,与基于传统的生物启发神经网络的方法^[23]相比,在模型复杂度和任务执行效率等方面具有一定的优势。

传统的生物启发神经网络模型如式(9)所示:

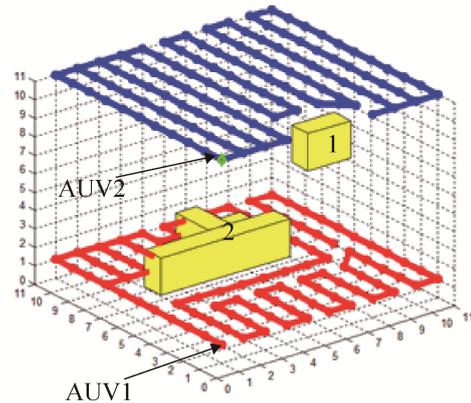
$$\frac{dz_k}{dt} = -Az_k + (B - z_k) \left([I_k]^+ + \sum_{i=1}^M w_{ki} [z_i]^+ \right) - (D + z_k) [I_k]^- \quad (9)$$

式中: z_k 为神经网络中神经元 k 的活性输出值; z_l 为与其相邻的神经元 l 的活性值; M 为周边与神经元 k 相邻的神经元的数目; I_k 为神经元 k 的外部输入; A , B 和 D 均为正常数, $-A$ 描述的是神经网络中神经元活性值的衰减速率, B 和 D 分别是神经元活性输出值的最大值和最小值; w_{kl} 表示的是神经元 k 和 l 间的连接权系数, 通常 $0 \leq w_{kl} \leq 1$ 。由式(9)可见, 与 GBNN 模型相比, 生物启发神经网络模型多了衰减项 $-Az_k$ 和抑制项 $(D+z_k)[I_k]^-$, 虽不存在学习过程, 但是在机器人的路径规划中, 会造成机器人的计算量大、效率低等问题。明显可见, 本文采用的 GBNN 具有更简单的模型复杂度, 因此计算量较小。

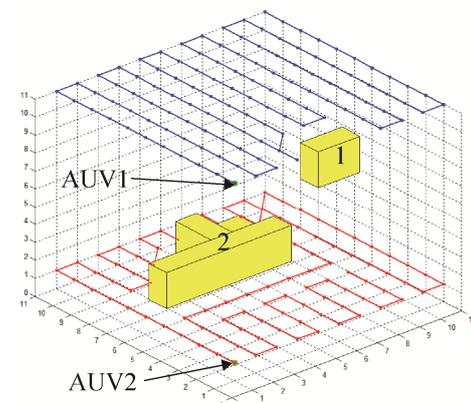
如图 11 所示, 设定双 AUV 在 $11 \times 11 \times 11$ 的三维地图中执行全覆盖路径规划任务, 其中, 1-2 号立方体为障碍物, AUV1 和 AUV2 分别在 $z=11$ 和 $z=1$ 的平面执行覆盖搜索任务。根据传统生物启发神经网络方法的路径规划效果如图 11(a)所示, 按本文提出的 GBNN 算法的路径规划效果如图 11(b)所示。

表 1 为 2 种方法在路径总覆盖长度、重复覆盖区域、重复覆盖率等方面的比较^[24]。由表 1 可见, 2 种方法最终达到的任务区域覆盖率均为 100%。但是, 而采用传统的生物启发算法时, AUV1 的总覆盖长度为 108, AUV1 的重复覆盖长度为 9, AUV1 的重复覆盖率为 8.33%; 基于本文 GBNN 算法, AUV1 的路径总覆盖长度为 102, 重复覆盖区域仅为 3, 重复覆盖率为 2.94%。同样地, 而采用

传统的生物启发算法时, AUV2 的覆盖长度为 133, AUV2 的重复覆盖长度为 19, AUV2 的重复覆盖率为 14.28%; 基于 GBNN 算法时, AUV2 的总覆盖长度为 115, AUV2 的重复覆盖长度为 1, AUV2 的重复覆盖率为 0.86%。机器人的覆盖路径变得更短了, 重复覆盖区域也变得更少了, 从而影响机器人的重复覆盖率变小。



(a) 传统生物启发算法



(b) GBNN 算法

图 11 2 种全覆盖路径规划算法的对比

Fig. 11 Comparison of 2 complete coverage path planning algorithms

表 1 传统生物启发算法与 GBNN 算法对比

Tab. 1 Comparison between traditional biological heuristic algorithm and GBNN algorithm

算法 机器人	传统的生物启发算法		GBNN 算法	
	AUV1	AUV2	AUV1	AUV2
总覆盖长度/步	108	133	102	115
重复覆盖区域/步	9	19	3	1
重复覆盖率/%	8.33	14.28	2.94	0.86

由此可见, 双 AUV 在路径覆盖总长度、重复覆盖区域和重复覆盖率等 3 个指标上, 基于本文 GBNN 算法具有更优的性能表现。

3 结论

基于 GBNN 算法的全覆盖路径规划, 适用于复杂且多变的 AUV 水下工作空间, 对非结构化的水下环境进行三维栅格地图建模, GBNN 神经元活性值的动态变化规律可支持 AUV 自动规避各种动态静态障碍物, 同时也支持多 AUV 的路径规划协作, 有效提高任务的执行效率, 另外该路径规划策略具有一定的智能性, 能够保证 AUV 不会受困于复杂环境中的死锁区域。相比于传统的生物启发神经网络模型来说, 本文的基于 GBNN 方法, 具有模型简单和路径规划效率高等优势。

参考文献:

- [1] 余明刚, 张旭, 陈宗恒. 自治水下机器人技术综述[J]. 机电工程技术, 2017, 46(8): 155-157.
Yu Minggang, Zhang Xu, Chen Zongheng. Summary of Autonomous Underwater Vehicle Technology [J]. Mechanical & Electrical Technology, 2017, 46(8): 155-157.
- [2] Hsu P, Lin C, Yang M. On the complete coverage path planning for mobile robots [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems (S0921-0296), 2014, 74(3): 945-963.
- [3] 徐博, 徐旻, 陈立平, 等. 智能机械全覆盖路径规划算法综述[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(10): 1-5.
Xu Bo, Xu Min, Chen Liping, et al. Overview of intelligent mechanical complete coverage path planning algorithm [J]. Computer Measurement and Control, 2016, 24(10): 1-5.
- [4] 李一平, 李硕, 张艾群. 自主/遥控水下机器人研究现状[J]. 工程研究-跨学科视野中的工程, 2016, 8(2): 217-222.
Li Yiping, Li Shuo, Zhang Aiqun. Research Status of Autonomous/Remote Control Underwater Vehicles [J]. Science and Technology Innovation and Productivity, 2016, 8(2): 217-222.
- [5] 简毅, 张月. 移动机器人全覆盖路径规划算法研究进展与展望[J]. 计算机应用, 2014, 34(10): 2844-2849.
Jian Yi, Zhang Yue. Research progress and prospects of mobile robot complete coverage path planning algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(10): 2844-2849.
- [6] 朱宝艳. 移动机器人全覆盖路径规划算法研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2017.
Zhu Baoyan. Research on Complete Coverage Planning Algorithm for Mobile Robots [D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2017.
- [7] Maxim A B, Gaurav S S. Spreading out: a local approach to multi-robot coverage [M]. Japan: Springer Japan, 2002.
- [8] Parlaktuna O, Sipahioglu A, Kirlik G. Multi-robot sensor-based coverage path planning using capacitated arc routing approach [C]. Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Control Applications. Russia: IEEE, 2009: 1146-1151.
- [9] Sipahioglu A, Kirlik G, Parlaktuna O. Energy constrained multi-robot sensor-based coverage path planning using capacitated arc routing approach [J]. Robotics and Autonomous System (S0921-8890), 2014, 74(3): 945-963.
- [10] Janchiv A, Batsaikhan D, Kim G H. Complete cover-age path planning for multi-robots based on [C]. Proceedings of the 2011 11th International Conference on Control, Automation and Systems. Korea (South): Robot World, 2011: 824-827.
- [11] Kapanoglu M, Alikalfa M, Ozkan M. A pattern-based genetic algorithm for multi-robot coverage path planning minimizing completion time [J]. Journal of Intelligent Manufacturing (S0956-5515), 2012, 23(4): 1035-1045.
- [12] Li J H, Yang J G, Tian X J, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning [J]. Soft Computing (S1432-7643), 2017, 21(10): 5829-5839.
- [13] Luo C M, Yang S M. A real-time cooperative sweeping strategy for multiple cleaning robots [C]. Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on Intelligent Control. Canada: IEEE, 2002: 660-665.
- [14] Glasius R, Komoda A, Gielen S. A biologically inspired neural net for trajectory formation and obstacle avoidance [J]. Biol. Cybern (S0340-1200), 1996, 6(84): 511-520.
- [15] Yan M Z. A novel 3-D bio-inspired neural network model for the path planning of an AUV in underwater environment [J]. Intelligent Automation and Soft Computing (S1079-8587), 2013, 19(4): 555-566.
- [16] 朱大奇, 张光磊, 李蓉. 生物启发 AUV 三维轨迹跟踪控制算法[J]. 智能系统学报, 2014, 9(2): 180-185.
Zhu Daqi, Zhang Guanglei, Li Rong. Biological inspired three-dimensional tracking control algorithm for autonomous underwater vehicles [J]. CAAI Transactions

- on Intelligent Systems, 2014, 9(2): 180-185.
- [17] 朱大奇, 孙兵, 李利. 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[J]. 控制与决策, 2015, 30(5): 798-806.
Zhu Daqi, Sun Bing, Li Li. An AUV's 3-D autonomous path planning and secure obstacles avoidance algorithm based on biological heuristic model [J]. Control and Decisions, 2015, 30(5): 798-806.
- [18] 武雅杰, 杨晶东. 基于 A*算法的机器人路径规划[J]. 电子科技, 2017, 30(6): 124-127.
Wu Yajie, Yang Jingdong. Robot Path Planning Based on A* Algorithm [J]. Electronic Science & Technology, 2017, 30(6): 124-127.
- [19] 余翀, 邱其文. 基于栅格地图的分层式机器人路径规划算法[J]. 中国科学院大学学报, 2013, 30(4): 528-538, 546.
Yu Chong, Qiu Qiwen. A hierarchical robot path planning algorithm based on raster map [J]. Journal of the Chinese Academy of Sciences, 2013, 30(4): 528-538, 546.
- [20] 赵蕾. 未知环境下全覆盖路径规划问题的研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2016.
Zhao Lei. Research on complete coverage path planning in unknown environment [D]. Nanchang: Nanchang University, 2016.
- [21] 王琦斐, 杨军. 基于内螺旋覆盖算法的多 AUV 协作反水雷路径规划研究[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(1): 144-146, 160.
Wang Qifei, Yang Jun. Research on multi-AUV collaborative anti-mine path planning based on inner spiral coverage algorithm [J]. Journal of Computer Measurement and Control, 2012, 20(1): 144-146, 160.
- [22] Luo C M, Yang S M, Stacey D A, et al. A solution to Vicinity problem of Obstacles in complete coverage path planning [C]. Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation. USA: IEEE, 2002: 612-617.
- [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, 2012.
Yan Mingzhong. Biologically inspired neurons dynamic model and its application in AUV path planning [D]. Shanghai: Shanghai Maritime University, 2012.
- [24] 朱宝艳, 李彩虹, 王小宇, 等. 基于栅格的移动机器人区域分解遍历算法 [J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2017, 31(4): 13-18.
Zhu Baoyan, Li Caihong, Wang Xiaoyu, et al. A grid-based domain decomposition traversal algorithm for mobile robots [J]. Journal of Shandong University of Technology (Natural Science), 2017, 31(4): 13-18.