doi:10.3969/j.issn.1003-2029.2019.04.008

基于 DIDSON 的未知海域覆盖规划算法

孔祥瑞,何 波,金 雪*,沈 钺
(中国海洋大学,山东 青岛 266100)

摘 要:针对自主水下机器人的路径规划问题,提出一种基于双频识别侧扫声呐(DIDSON)的全局路径规划算法。根据双频识别侧扫声呐的物理特性对 AUV 进行数学建模, 根据声呐的工作频率不同,将 AUV 分为高频、低频两种工作模式。高频模式下成像精度高,低频模式下成像范围大。文中提出了一种 D2-CPP 算法,根据声呐返回的识别结果,算法会自主切换 AUV 的工作模式,并动态规划出对应的路径点,直到覆盖所有区域。通过与割草机算法的仿真对比,证明了算法的有效性,近海实验证明了算法的可靠性。

关键词:覆盖路径规划;自主水下航行器;双频识别侧扫声呐(DIDSON)
中图分类号:TP142.6 **文献标志码**:A **文章编号**:1003-2029(2019)04-0045-10

近年来,自主水下航行器因其在环境监测[1]、安全巡逻、危险环境搜救等方面的广泛应用而受到越来越多的关注。其主要特点是利用水声设备覆盖任务区域、水面或水下区域。一般而言,在传统海洋调查环境中,人们通常采用水下机器人或者拖鱼声呐[2]进行作业。两者都搭载了一种双频识别声呐[3],经过多年的发展,目前广泛应用于国内海洋调查中。目前常见的海洋调查按照路径不同可以分为 3 大类:路线跟踪、静态区域覆盖和动态区域覆盖。路线跟踪指海底管道跟踪、海底目标跟踪等追踪行为。静态区域覆盖通常指在弱海流或深水下,对海底地形进行勘测,或搜寻海底的目标物如沉船、海底文物等行为。动态区域覆盖多指 AUV 在强海流或近海面情况下,对自身状态进行感知,并能根据目标的运动实时调整 AUV 航迹, 并最终达到对目标海域的水文环境进行实时监测的结果[4]。文中提出了一种适合海洋监测的动态路径规划方法, 它包括 5 个子模块:信息预处理模块、全局路径规划模块、声呐信息处理模块、局部路径规划模块和底层控制模块。

在覆盖路径规划的发展中, 割草机算法(lawnmower algorithm)被认为是影响路径规划多样性的一个传统方法。目前国内海洋组织常将其应用于拖鱼声呐进行海洋科考任务[5]。文中结合双频侧扫声呐的频率特性, 对割草机算法进行了优化,提出了一种在线的覆盖规划方法,能够实现任务海域的海床覆盖,并识别目标物体,如珊瑚礁、沙波等,可以应用于大规模未知海域的海洋调查中。通过仿真和近海实验,验证了算法的有效性和可靠性。

1 假设和定义

1.1 DIDSON 的建模

双频识别声呐(DIDSON)是一种提供水下物体高质量图像的高分辨率成像声呐,它对调查海洋的环境状态(如对海洋的水文[6]、盐度等参数[7])有很大帮助。DIDSON 具有双频工作的特点。在高频率(1.8 MHz),它将提供高分辨率(0.3°),可以识别 12 m 以内的水下物体,如沙波、珊瑚等。除此之外,在低工作频率(1.0 MHz)、低分辨率(0.6°)的工作模式

收稿日期:2019-01-17
基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFC0301401);中国博士后科学基金特别资助项目(2018T110708)
作者简介:孔祥瑞(1995-),男,硕士研究生,主要从事水下自主航行器自主决策技术研究。E-mail: kongxiangrui@stu.ouc.edu.cn
通讯作者:金雪(1988-),博士研究生,主要从事海洋资源与权益综合管理等方面研究。E-mail:jinxue@ouc.edu.cn

下，它可以识别 40 m 以内的工作频率。声呐所给出的范围因具体设备而异。随着频率的增加，声呐的探测范围会减小。声呐探测范围决定了传统割草机算法的宽度，测线宽度会随着不同工作频率的切换而变化。为了减小运动中多普勒频移所产生的误差，导航速度应保持恒定。

可将 DIDSON 模型中检测模式的范围定义为 r_i，识别模式定义为 r_d。根据经验得知，当 AUV 对底高度在 $r/10$~$r/5$ 之间时，侧扫声呐的成像是最优的。已经确定了一个适当的间隔，使得当水下机器人能够保持一个恒定的高度时，声呐具备两种工作模式。因此，可假设 AUV 定高航行，高度 h 满足式(1)。

$$h \in \left[\frac{1}{10}r_i, \frac{1}{5}r_i\right] \cap \left[\frac{1}{10}r_d, \frac{1}{5}r_d\right] \tag{1}$$

1.2 问题定义

本文将覆盖路径规划问题定义为：在定航速 v 和定高度 h 下，输入一组 AUV 在两种工作模式下需要覆盖的区域的顶点坐标 $\boldsymbol{P}_{in}$。定义任务参数集 m_1 为：

$$\boldsymbol{P}_{\text{in}} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 \\ x_2 & y_2 \\ \cdots & \cdots \\ x_n & y_n \end{bmatrix}, \ m_1 = \{v, h, \boldsymbol{P}_m, r_d, r_i\} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{P}_{\text{in}}$ 为输入任务区域顶点的坐标集合，默认为闭合凸集。根据声呐所返回的数据，对 AUV 的路径和声呐工作模式进行实时的改变，利用两种工作模式的范围差，缩短 AUV 执行覆盖任务所需的时间和路径，并提升 AUV 的工作效率。

一般而言，不同种类的双频侧扫声呐在不同的高度下，扫描范围会有所变化。因此假设检测范围 r_i 与识别范围 r_d 为整数倍关系，记为 $r_d=kr_i$, $k=2,3,\cdots$。当 AUV 获取任务参数后，会根据相关算法，输出一组全局路径点，也称为割草机路径，如图 1 所示，矩形区域为潜在的水下目标物，并将路径点集发送到底层控制层。在执行任务的过程中，根据从声呐组返回的海底目标识别结果，对声呐的两种工作模式进行切换，并实时改变路径点集。最后，当根据 D2-CPP 进行更改时，将调用它所经过的路径。

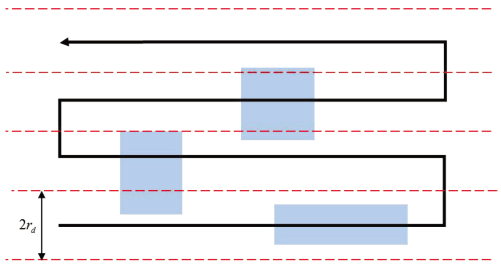


图 1 离线割草机算法

文中讨论的水下航行器覆盖任务是指：在给定任务海域中找到水下目标物。水下目标物通常指黑匣子、珊瑚礁、沙波等可以用声呐识别且有一定特征的物体。传统上，在执行任务时，AUV 会规划一组在任务期间不会改变的路径点。这些点通常用来表示割草机路径，如图 1 所示，其对应的算法称为静态全覆盖割草机算法(以下简称 CL-CPP 法)[8]。

CL-CPP 算法本质上是将声呐的工作范围设置为常量，生成宽度恒定的割草机扫线，这种方法能够保证对任务区域的完整覆盖。由于没有充分利用双频侧扫声呐的工作模式，其效率较低，当任务海域没有水下目标时，CL-CPP 算法和 D2-CPP 算法是等同的。换言之，任务海域的海底状况不会影响到 CL-CPP 算法的执行。当任务海域中存在一定比例的未知水下目标物，采用 D2-CPP 算法，双频声呐的识别模式(高频)能够保证对发现的目标物进行识别。而探测模式(低频)能保证 AUV 更高效地穿过普通区域，从而节省任务时间，降低目标对象的识别精度。

1.3 跟踪控制模型

在 AUV 的跟踪控制方面，本文采用文献[9]所提出的非线性路径跟踪方法[9]。该方法基于视线法的模型预测控制(MPC)，用于欠驱动航行器的路径跟踪。跟踪控制层流程如图 2 所示。

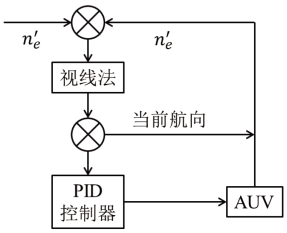


图 2 跟踪系统结构

文献[10]提出了一种基于输入约束的欠驱动航行器的路径跟踪模型预测控制(MPC)[10]。跟踪控制层的 MPC 应用使得 D2-CPP 算法能够专注于生成路径点。AUV 的水平面运动控制模型可以表示为：

$$\begin{aligned} m(\dot{u}-vr) &= X_h + \tau_x \\ m(\dot{v}-ur) &= Y_h + Y_\delta \delta \\ I_z \dot{r} &= N_h + N_\delta \delta \end{aligned} \tag{3}$$

式中：$(\cdot)_h$ 为水动力的力和力矩；τ_x 和 δ 分别为

螺旋桨的推力和舵的偏转角;m 和 I_z 为航行器的惯性质量和惯性力矩。宽阔海平面中的航行器运动轨迹主要为直线或者包含分段直线路径点集。路径跟踪的动态误差可以表示为:

$$\begin{aligned}\dot{e}&=u\sin(\overline{\psi})+v\cos(\overline{\psi})\\ \dot{\overline{\psi}}&=r\end{aligned}\tag{4}$$

式中:e 为航行器重心到路径点的距离;$\overline{\psi}=\psi-\psi_s$ 为测线方向与航行器方向的夹角。因此路径跟踪问题也可以表示为:在式(3)、式(4)的约束下,使式(4)尽可能小。路径跟踪示意图如图 3 所示。

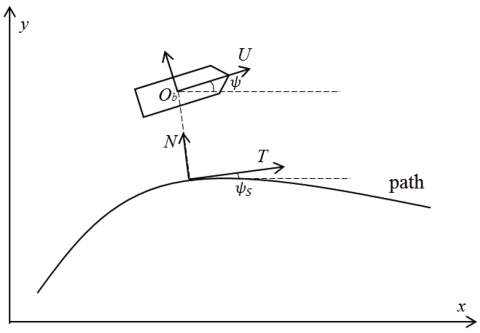


图 3　路径跟踪示意图

2　研究方法

D2-CPP 框架流程如图 4 所示。该框架共分为 3 部分,包括任务分解、D2-CPP 规划和环境感知。任务分解是指在任务开始时,由岸基操作人员选择输入参数集 m_1,3 种不同的任务是从现有的海洋需求出发,归纳概括而成的。线路跟踪多指海底电缆跟踪、海底管道跟踪等;静态区域遍历多指在大规模海域中搜寻目标物,获取高精度的海底图像;动态区域遍历多指对时变的海洋环境进行长期监测,如盐度、温度等。然后,在 D2-CPP 规划和环境感知两部分之间循环,根据声呐信息的处理结果,动态改变 AUV 期望路径点集,直到任务完成。需要指出,

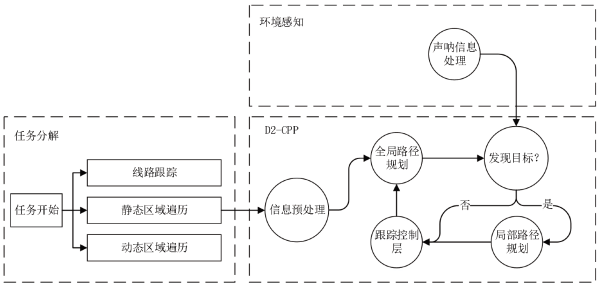


图 4　D2-CPP 框架

D2-CPP 规划和环境感知这两部分是相互独立的。只有当 AUV 到达下一个路径点时,声呐才会将上一段路径所接收到的数据传递给决策层,由路径规划部分做出决策并更新后续的路径点。

下面详细介绍 D2-CPP 算法。该算法包含 4 个子算法,分别是图 4 中的信息预处理模块、全局路径规划模块、局部路径规划模块和声呐数据处理模块。在信息预处理阶段,首先将输入的任务区域顶点集合 $\boldsymbol{P}_{\text{in}}$ 进行处理,生成最小外接矩形。再根据 AUV 入水时的位置,以距离 AUV 最近的区域顶点为原点,长边为 x 轴,宽边为 y 轴,对任务区域进行栅格化,建立二维直角坐标系。然后,在全局路径规划阶段,算法会根据目标物的统计学特性和剩余任务区域进行决策,生成一组路径点。若剩余区域为非凸集合,则将其划分为若干凸区域的并集,用于全局覆盖。

AUV 到达下一个路径点后,将声呐实时更新的环境数据传递到 D2-CPP 的地图中。然后,通过该模块来确定全局地图中是否存在未识别局部栅格(或水下目标)。如果未发现目标,则不改变全局路径,DIDSON 将保持探索模式。反之,如果通过探索模式发现了目标栅格,这些栅格图像将会被发送到决策层,将生成的局部规划路径添加到全局路径当中,并将 DIDSON 切换为识别模式。最后,这些点会被发送到底层控制阶段,无论是否找到水下目标物,这个 D2-CPP 循环都将重新开始,直到任务海域搜寻完成。

2.1　信息进行预处理

岸基输入的参数集 m_1 将在信息预处理阶段处理。首先,需要根据任务区域顶点集 $\boldsymbol{P}_{in}$ 确定任务区域,并将其处理为栅格状点。Huan 等[11]提出了一种图像分解方法,用于求出最小高度和,以便用于 CL-CPP 规划。文中提出公式(5)用于描述多边形沿扫描方向的高度,定义为:

$$S(\theta)=d_P(\theta)+\sum_i d_{H_i}(\theta)\tag{5}$$

式中:$d_P(\theta)$为周长的直径函数;$d_{H_i}(\theta)$为孔的直径函数。文中还定义了最优方向角 α_0,α_0 由最小化的扫描方向决定。最优方向角定义为:

$$\alpha_0=\operatorname{argmin}(S(\theta))+\frac{\pi}{2}\tag{6}$$

这一公式适用于室内场景的路径规划,因为该式严格按照输入区域进行分区求解,当输入区域为

封闭区域，而水下 CPP 任务往往是开阔海域，并且考虑到区域边界和人工输入的不确定性，有时需要将区域模糊化，对任务区域周围的任务对象进行调查。因此，对上式的适用范围进行优化，找到最优方向角 α_0 的同时，将给定区域栅格化为矩形网格区域。输出任务区域点集 $\boldsymbol{P}_{\text{mission}}$:

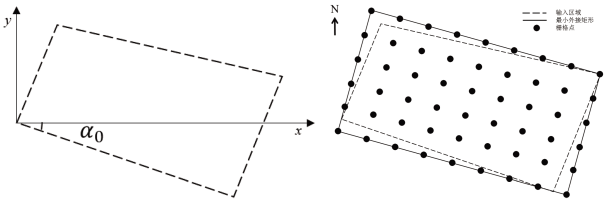
$$\boldsymbol{P}_{\text{mission}}=r_i\left[\frac{\boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_0}{r_i}\right] \tag{7}$$

其中，

$$\boldsymbol{P}_0=\begin{bmatrix}\max x_i & \max y_i\\ \min x_i & \max y_i\\ \min x_i & \min y_i\\ \max x_i & \min y_i\end{bmatrix},\ i=1,2,\cdots,n \tag{8}$$

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}\cos\alpha_0 & -\sin\alpha_0\\ \sin\alpha_0 & \cos\alpha_0\end{bmatrix} \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{A}$ 为变换矩阵，α_0 为最优方向角，$\boldsymbol{P}_0$ 为矩形区域内 4 个顶点的集合。经过上述处理后，矩形区域 $\boldsymbol{P}_{\text{mission}}$ 为任务信息预处理后的坐标下的新任务区域。通过执行图 5 中的这个步骤，将得到要传输到下一个模块的数据。新的任务区域长度 L 与宽度 W 也可以得到。



(a) 最优方向角　　(b) 最小外接栅格化后

图 5　数据预处理模块

2.2　动态坐标系，决策点－圆体系

讨论坐标系的建立有利于减轻 AUV 的计算量，提高算法的性能与效率。一般来说，当生成任务后，需要结合 AUV 自身情况和任务信息，找到一个任务起始点。因此，在保证矩形任务区域后，需要一套非笛卡尔直角坐标系来改善当前 AUV 位置 $\boldsymbol{P}_{\text{auv}}(x,y)$到任务起点的距离。如图 6 所示。首先，算法 1 为了减少 AUV 从入水到任务起始区域的路径长度，将距离 AUV 当前位置最近的点设为原点，记为 $\boldsymbol{P}_0(x_o,y_o)$。以矩形区域的长边为 x 轴，宽边为 y 轴，这样可以减少转弯次数，提高 AUV 运动的稳定性，从而有利于生成更清晰的图像。这一阶段的算法可以表示为算法 1。图中的路径点与静态大地坐标系的关系如式(10)所示。不同遍历方向对扫描的影响见图 7。

$$\begin{cases}x_i=x_0+ir_i\cos\alpha_0\\ y_i=y_0+ir_i\sin\alpha_0\end{cases} \tag{10}$$

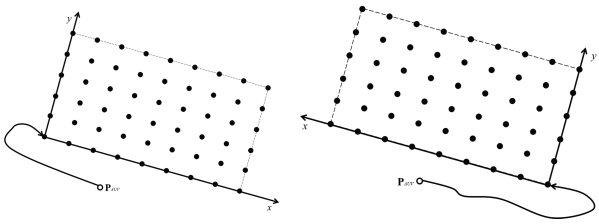


图 6　不同坐标系下生成的起始点路径

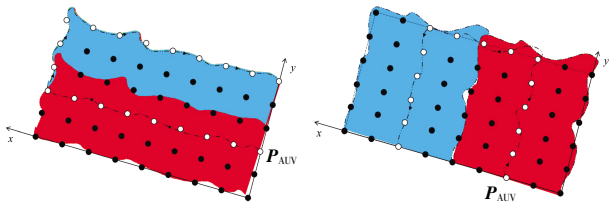


图 7　不同遍历方向对扫描的影响(示意图)

假设地形图 $\boldsymbol{M}$ 是一个矩形网格，它由多个栅格 p_{ij} 构成。将决策点集 $\boldsymbol{D}$ 表示为路径点集 d_{ij}，当 AUV 到达这些点时，D2-CPP 算法会进行决策，确定下一个路径点。这些参数的定义如式(11)所示。

$$\begin{gathered}\boldsymbol{M}=p_{ij},\ i=1,2,\cdots,n_L,\ j=1,2,\cdots,n_M\\ \boldsymbol{D}=d_{ij},\ i=0,1,2,\cdots,n_L,\ j=0,1,2,\cdots,n_M\\ n_L=\left[\frac{L}{r_i}\right],\ n_M=\left[\frac{W}{r_i}\right]\end{gathered} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{D}$ 的大小是 $(n_L+1)\times(n_W+1)$，$\boldsymbol{M}$ 的取值范围为 $n_L\times n_W$。地图中的栅格值 p_{ij} 根据声呐的识别结果 f_{ij} 来显示。栅格值 p_{ij} 和识别结果 f_{ij} 之间存在映射关系 g: $f_{ij}\rightarrow p_{ij}$。类型标志符 f_{ij} 定义为:

$$f_{ij}=\begin{cases}0,\ \text{未识别(缺省)}\\ 1,\ \text{无目标物}\\ 2,\ \text{发现目标物}\\ 3,\ \text{识别目标物}\end{cases} \tag{12}$$

以栅格集 $\boldsymbol{D}$ 中的顶点(决策点)为圆心的通信圆被称为全局决策圆，当 AUV 运动到决策圆中，算法即认为到达了决策点，完成了上一航次的路径。当 AUV 进入决策点后，D2-CPP 会根据声呐的识别结果 p_{ij} 来选择下一个路径点。决策点和决策圈的关系如图 8 所示。因此 D2-CPP 的核心就是将路径规划与跟踪控制分割开来，但又通过决策点-决策圆体系给予算法的可操作性。因此算法会在 AUV 到达决策圆之后、出决策圆之前对后续路径点进行更新，如图 8 所示。与传统割草机算法不同的是，AUV 在直线上运行时，可能会遇到复数个决策点，但通

过决策后这些点不会改变 AUV 当前的路径。

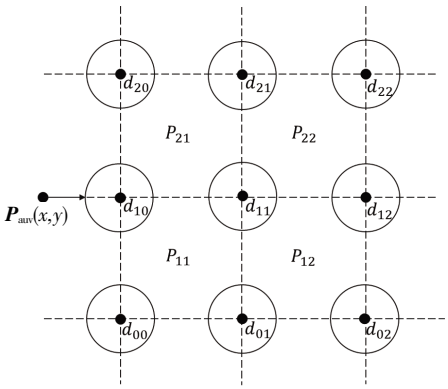


图 8　决策圆与决策点的关系

2.3　声呐信息的处理

根据第 2 节介绍的声呐回波强度模型,声呐信息处理阶段可以对不同工作模式下的目标对象和非目标对象进行分类。随着人工智能技术的快速发展,相应的神经网络也可以用于离线训练建模和对象的在线识别[12-13]。该模块根据声呐返回的图像识别结果,将识别结果整合为长度为 2(识别模式)或 $2k$(检测模式)的数组,并更新到全局栅格地图 $\boldsymbol{M}$ 中。然后,D2-CPP 将采用粗糙度(roughness value)[14]表示栅格地图的信息增益量 (informational gain measure), 该值用来描述上一航次中获取海底情况的信息量,并将其与地图中相邻的栅格进行结合计算,并求出的地形图值的标准差。粗糙度 r_{ij} 的定义如下:

$$r_{ij}=\mu_{ij}\sqrt{\mathrm{Var}(\rho(N_{ij}))} \tag{13}$$

式中:N_{ij} 指以 p_{ij} 为中心栅格的 8 连通邻域栅格视的 3×3 矩阵;$\mu_{ij}\in[0,1]$为相关系数;$\rho(\cdot)$为相对应的弹性数值,用于平滑栅格之间的数值。全局栅格地图记录了每个决策点的位置和栅格状态。当 AUV 到达其中一个点时,它处理上一航次中的声呐数据,开始更新地图中先前的网格状态和下一个期望的点。需要区分 $\boldsymbol{M}$ 和 $\boldsymbol{D}$,全局栅格地图 $\boldsymbol{M}$ 用于表示栅格位置和状态,$\boldsymbol{D}$ 用于表示决策点。由于过多的决策会影响 AUV 的运动控制性能, 因此需要设置合理的点间距,即栅格边长,文中将其设置为 r_i。

接下来将讨论全局栅格地图和决策点集 (圆) 之间的关系。当 AUV 从一个决策点 d_A 移动到另一个决策点 d_B (d_A 的邻域,$i\pm1$ 或 $j\pm1$)时,声呐将动态更新相邻网格的数据。根据声呐的工作状态,在理想情况下,AUV 从一个决策点移动到相邻决策点时,更新后的相应栅格值 $\boldsymbol{S}_{\mathrm{local}}$ 满足以下关系:

$$\boldsymbol{S}_{local}=\begin{bmatrix} p_{i+A_1,j+A_2} \\ \cdots \\ p_{i+A_3,j+A_4} \end{bmatrix} \tag{14}$$

A_1,A_2,A_3,A_4 指与之相对应的索引,根据下一步方向的不同,遵循式(14)的 π 法则。

$$\pi=\begin{bmatrix} 1-k & 1-k & 0 & 1 \\ k & k & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1-k & 1-k \\ 1 & 0 & k & k \end{bmatrix} \tag{15}$$

$\boldsymbol{D},\boldsymbol{M}$ 和 π 连接全局栅格地图和局部声呐结果。在实际情况下,根据 AUV 的航向,可以对全局栅格粗糙度进行修正。这里用的是上文提到的粗糙度 r_{ij}。统计上一航次中的含有目标物的数量 $\Sigma\boldsymbol{S}_{\mathrm{local}}$:

$$\sum \boldsymbol{S}_{\mathrm{local}}=\sum_{n=j+A_2}^{j+A_4}\sum_{m=i+A_1}^{i+A_3} r_{mn} \tag{16}$$

2.4　全局路径规划算法

信息预处理阶段将全局栅格地图和相关参数发送到下一模块。当第一次调用全局路径规划模块时,D2-CPP 将生成一条扫描方向与 x 轴平行的覆盖路径点集,并选择声呐为探测模式(低频)。因此,间隔距离 (割草机专有名词, 指两条测线之间的距离)为 $2r_d$,将任务区域划分为几个宽度分区,如图 8 所示,用含参函数描述如下。

$$i(t)=\begin{cases} \min(t-t_0,n_L), & n\text{ 为奇数} \\ \max(n_L-(t-t_0),0), & n\text{ 为偶数} \end{cases}$$
$$j(t)=\min(t-t_0-n_L,0)+(2n-1)k \tag{17}$$

式中:$t_0=(n-1)(n_L+2k)$, 表示决策圆之间的单位时间间隔,理论上,t_0 是恒定的;在实际中,受到外部环境的影响,会在 t_0 附近上下浮动。$(i(t),j(t))$指在全局路径规划中相对应的索引坐标,当计算出索引坐标后,再根据式(10),将其转换到大地坐标系,用于 AUV 的路径跟踪。

声呐信息处理的主要工作是利用神经网络对不同工作模式下的声纳数据进行分割或分类识别,并将其从声呐局部图转换为全局栅格图 $\boldsymbol{M}$。由于地图不是先验已知的,D2-CPP 将在到达路径点时进行决策,判断是否更新下一个路径点。AUV 将使用更新后的 $\boldsymbol{M}$ 来决定下一个路径点。

假设海底目标按某种规律分布在水下区域。此时,海底目标与这些子区域之间存在两种关系:(1) 完全在子区域内;(2) 跨多个区域。为了保持声呐图像的完整性, 在这两种不同的状态下有不同的策略。当遇到水下目标时,应当优先规划出一条用于

完整识别当前目标的路径。

在第一种情况下，一个对象完全处于一个子区域，在识别模式下，在现有的全局路径上插入一条新的局部测线，测线方向平行于 y 轴。若目标跨越多个区域，则将目标分割成若干个子区域，局部测线将穿过这些子区域以保持识别图像的准确度。在局部路径规划中，接下来的决策点索引将按照下式进行变更，无论 $\boldsymbol{S}_{\text{local}}$ 结果如何。

$$\begin{cases} i(t)=i_0 \\ j(t)=\left|t-t_0\right|+2(n-1)k \end{cases} \tag{18}$$

式中：i_0, t_0 为进入局部路径规划部分时的索引和时刻初始值。第一步完成后，算法将判断 $\Sigma\boldsymbol{S}_{\text{local}}>2$ 是否需要继续局部路径规划。此时，AUV 在第 n 区的边缘，如果这意味着在周围栅格中存在目标物，并且可能在区域外的下一个栅格连为一体，因此将不会跳出局部路径，直到当前栅格中未发现水下目标。此时，AUV 将向下一条测线进行识别。直到当前列没有任何目标，跳出局部路径规划，返回全局路径规划。D2-CPP 算法表示如图 9 所示。

```
输入：r_i, r_d, v, P
按式(1)计算任务深度 h
按式(3)~(8)计算最优方向角 α_0
t←0
用 P_mission, M, D, h, n_L, n_W 计算全局位置索引 i(t), j(t)
While t 合法
    按式(15)统计声呐数据 S_local
    按式(12)~(15)更新 f_ij, p_ij
    When 到达下一个决策圆
        t←t+1
        获得全局位置索引 i(t), j(t)
        在全局栅格地图 M 中更新 S_local

        While Σ_t S_local>2k
            将声呐切换到识别模式
            更新 i(t), j(t)

            While Σ_t S_local>2
            按式(18)更新位置索引 i(t), j(t)
            End
            i(t)=i(t-1)+2, j(t)=j(t-1)
        End
        将声呐切换到探测模式
End
```

图 9 D2-CPP 算法框图

3 算法仿真及效率分析

本节介绍并分析算法的仿真，并从理论和统计学概率方面对算法的效率进行分析，并将传统割草机算法与相关算法进行分析。

3.1 仿真介绍

如图 9 所示，将水下目标按照矩形进行建模，记为$(n_{iL}, n_{iW}, x_{oi}, y_{oi})$，$n_{iL}$ 和 n_{iW} 分别表示目标沿任务坐标系中 y 轴方向的长度和沿 x 轴方向的长度。(x_{oi}, y_{oi})为栅格中心点的坐标。AUV 从一起始位置出发，按照 D2-CPP 算法出一条路径。

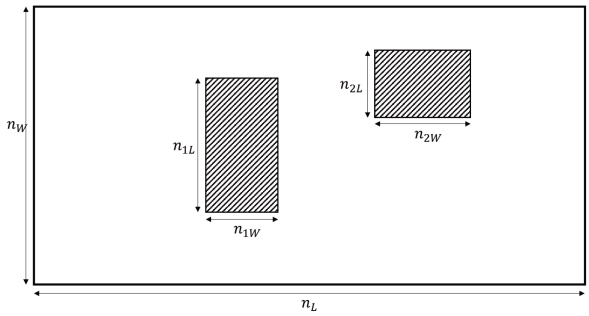


图 9 仿真环境

3.2 算法效率分析

在未知对象分布的情况下，只能在算法遍历全部任务区域后才能评价算法的效率。通过对比随机海图下 D2-CPP 算法和 CL-CPP 算法的路径长度，来体现不同情况下的算法性能。算法的上下界性能将在不同海图中进行对比。从理论上分析，将 D2-CPP 算法生成的路径 l_{D2-CPP} 分为探索路径(detection path)l_d 和识别路径(identification path)l_i，即 $l_{D2-CPP}=l_d+l_i$.该路径表示 CL-CPP 算法中的覆盖路径。现在假设在这个区域中没有对象。在这种情况下，可以计算出算法的效率上界 $\eta_{0\%}$。

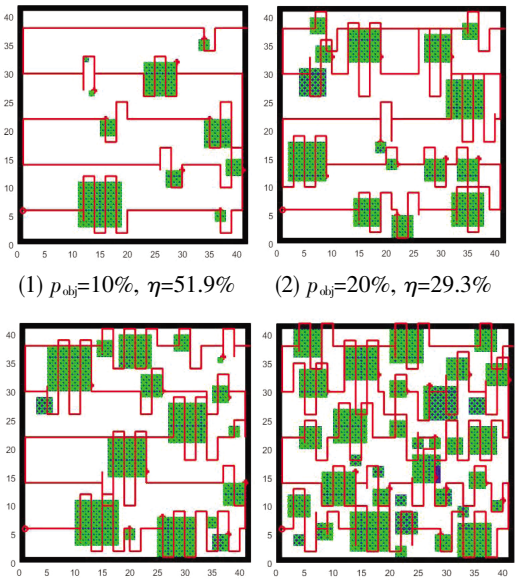
$$\eta_{0\%}=1-\frac{n_L+2}{\frac{n_L}{k}+2} \tag{19}$$

算法的性能下界 η_{low} 与海图中的目标物分布有关。在式(20)中，分子项表示目标物对总路径长度的影响。一般情况下，$f(p_{\text{obj}})$表示从目标物到网格的分布映射。分母项为传统 CL-CPP 算法的路径长度。将每一张随机生成的海图，分别用两种算法进行规划，并用式(20)计算所提升的效率。

$$\eta(p_{\text{obj}})=1-\frac{f(p_{\text{obj}})-l_{\text{obj}}}{l_{CL-CPP}} \tag{20}$$

3.3 仿真结果

图 10 中绘制了 0.64 km² 下不同目标占比的仿真结果，其中有 40×40 个栅格，其中目标物占比 p_{obj}={10%, 20%, 30%, 40%}。仿真结果表明,目标物占比越多,效率提升的就越低(红色的路线)。如果对象在边缘附近,则路径将穿过边缘以保持感兴趣对象的完整性。从图中也可以看出声呐数据处理所具有的滞后性。



(1) p_{obj}=10%, η=51.9%　(2) p_{obj}=20%, η=29.3%

(3) p_{obj}=30%, η=25.3%　(4) p_{obj}=40%, η=6.67%

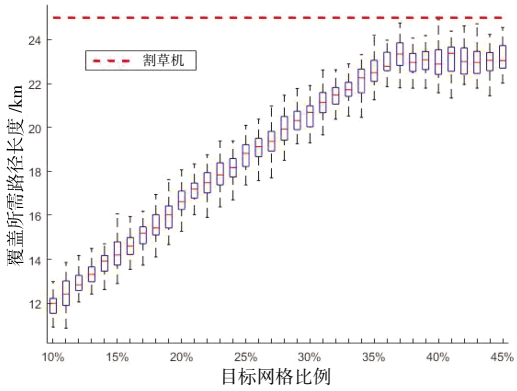
图 10　不同目标占比下的覆盖路径

接下来对算法进行统计分析。将 p_{obj} 区间步长设置为 0.1%,并绘制箱型线与 CL-CPP 算法进行比较。在图 11 中,每一个箱型线都表示 50 组随机海图,共进行了 1 800 组海图仿真。可以看到 D2-CPP 算法的覆盖路径随着目标物占比的提高而增加,但始终仍然优于 CL-CPP。

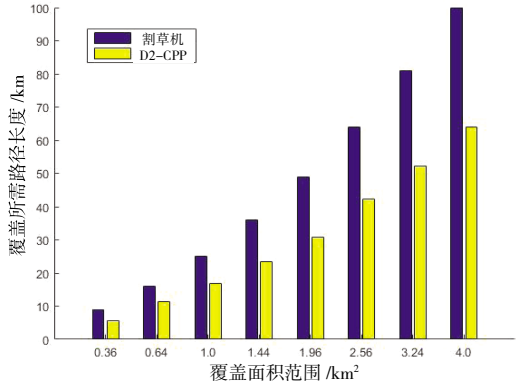
从图 11 (a)可以看出,固定海域面积后,当目标占比为 10%时,目标算法提升约 52%的效率;当目标占比达到 35%后,目标算法提升的效率约为 8%。目标占比越高,算法效率提升的越不明显,但整体来说,D2-CPP 生成的路径长度要比 CL-CPP 短。在图 11 (b)中,目标占比一定,改变海域面积,从图中可以看出当海域面积小的时候,两种算法路径相差不大;随着海域面积的增加,两种算法的路径差值逐渐变大,但效率提升相差无几,都为 20%~30%。仿真环境比较理想,需要开展近海实验对算法进行进一步分析。

3.4 近海实验

采用实验室自主研发的两款小型自主水下航行器进行近海实验验证:旗鱼 210 型 AUV(图 12)和旗鱼 324-600 型 AUV(图 13),其性能指标如表 1 所示。为验证 D2-CPP 算法以及相应的算法结构框架,实验室先后于 2018 年 7 月和 2019 年 4 月在青岛团岛湾和南姜码头进行了两次近海实验,模拟水下调查环境,验证框架和算法的稳定性。如图 14 所示,D2-CPP 框架能够对小型 AUV 的进行有效的规划,生成割草机路径与 D2-CPP 路径。图 14(a)中任务海域面积为 200 m × 200 m，可以看出其航向变化较平缓,航速控制较稳定;图 14(b)中任务海域面积为 300 m × 240 m，当在第 4 个决策圆内发现目标后，转为对模拟目标进行高频扫描，随后在第 36 个决策圆后结束高频扫描,回到中线。对航行器的水平航向和航速进行分析，期望航向和期望速度由算法所提供,每当到达决策圆后,计算下一路径点坐标,并发送给跟踪控制层,因此期望航向会产生跳变;航速能够保持稳定。航向控制和航速控制情况见图 15。实验表明,该算法可以在中小型 AUV 上进行实验。接下来,将选择更合适的海域验证算法。



(a) 目标占比 10%~35%



(b) 面积范围为 0.36~4.0 km²

图 11　算法性能对比

表 1 水下航行器技术指标

	旗鱼 210 型 AUV	旗鱼 324-600 型 AUV
续航力/h	>10	>24
最高航速/kn	3	5
工作水深/m	200	600
有效载荷/kg	5	30
外径/mm	210	324
舱体长度/m	2.2	3.8
空气中重量/kg	70	280

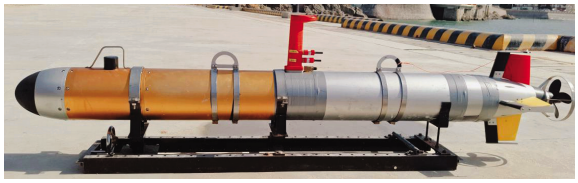
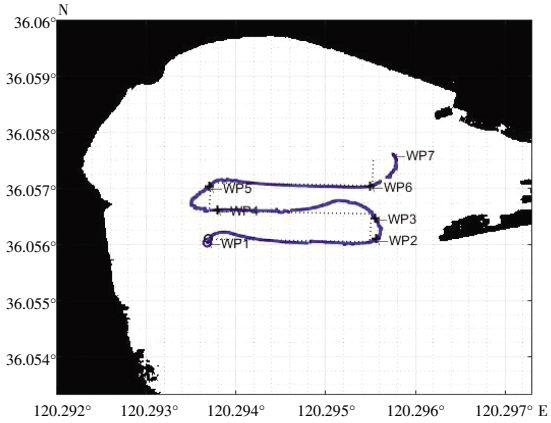
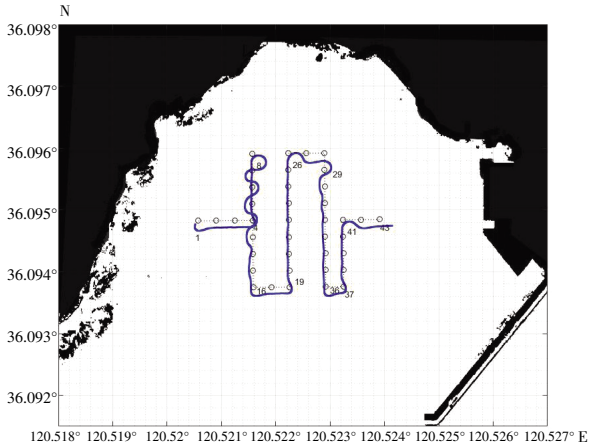


图 12 旗鱼 210 型自主式水下航行器

图 13 旗鱼 324-600 型 AUV



(a) 割草机算法



(b) D2-CPP 算法

图 14 近海实验路径对比

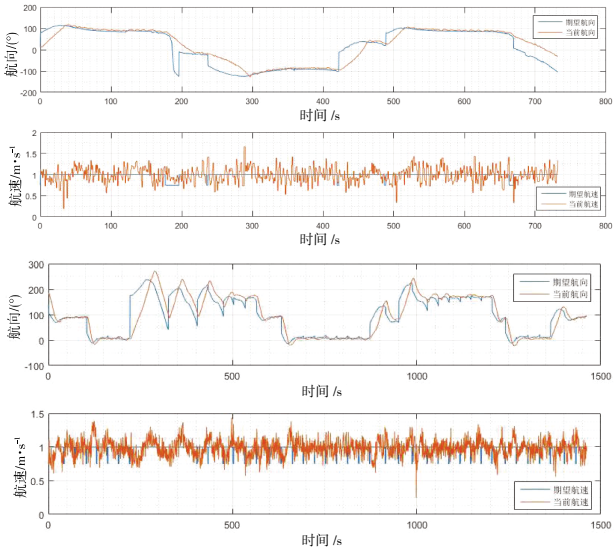


图 15 航向控制和航速控制

4 总 结

本文提出了一种基于双频数据驱动的未知大规模海域覆盖路径规划算法，并通过仿真与近海海试进行了验证。由于考虑了双频识别声呐的工作模式差异，该方法的效率平均高于传统割草机算法 28%~35%，具体数值由声呐的高低频参数确定。

在未来，项目组计划进一步改进 D2-CPP 算法，提高其算法下界性能，进一步减小其覆盖路径长度，同时，致力于提升该算法的适用性。文中算法将目标区域假设为一个凸集，但这假设存在一定的问题，项目组将让算法更精确地适用于各类二维非凸集合。接下来，该算法还可以与除传统割草机算法之外的其他算法进行比较。

参考文献:

[1] Ma K C , Liu L , Heidarsson H K , et al. Data-driven learning and planning for environmental sampling [J]. Journal of Field Robotics, 2018, 35: 643-661.

[2] Giorli G , Drazen J C , Neuheimer A B , et al. Deep sea animal density and size estimated using a dual-frequency identification Sonar (DIDSON) offshore the island of Hawaii[J]. Progress in Oceanography, 2018, 160:155-166.

[3] Belcher E , Hanot W , Burch J . Dual-frequency identification sonar (DIDSON)[C]// Proceedings of the 2002 Interntional Symposium on Underwater Technology (Cat. No.02EX556). IEEE, 2002.

[4] Jing D , Han J , Wang X , et al. A method to estimate the abundance of fish based on dual-frequency identification sonar (DIDSON) imaging[J]. Fisheries Science, 2017, 83(5):685-697.

[5] WANG Ping, WU Jin, ZHANG Ji-bo, et al. Comparison study of standards for side-scan sonar surveys at home and abroad [J]. Journal of Marine Sciences, 2018,36(2):74-79.

[6] Peter K , Andrew V , Forrest A L . Teach-and-repeat path following for an autonomous underwater vehicle [J]. Journal of Field Robotics, 2018, 35(5):748-763.

[7] Williams S , Pizarro O , Jakuba M , et al. Monitoring of Benthic Reference Sites: Using an Autonomous Underwater Vehicle[J]. Robotics & Automation Magazine IEEE, 2012, 19(1):73-84.

[8] Kapetanovic N , Tahirovic A , Magnani G . A fast cost-to-go map approximation algorithm on known large scale rough terrains[C]// 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2015.

[9] Shaomin Wang , Yue Shen , Qixin Sha , et al. Nonlinear path following of autonomous underwater vehicle considering uncertainty[C]// Underwater Technology. IEEE, 2017.

[10] Oh S R , Sun J . Path following of underactuated marine surface vessels using line-of-sight based model predictive control [J]. Ocean Engineering, 2010, 37(2-3):289-295.

[11] Huang W H . Optimal line-sweep-based decompositions for coverage algorithms [C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2001.

[12] Sun B , Zhu X , Zhang W , et al. Three dimensional AUV complete coverage path planning with Glasius bio-inspired neural network [C]// International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Springer, Cham, 2018.

[13] Walter M , Hover F , Leonard J . SLAM for ship hull inspection using exactly sparse extended information filters [C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2008.

[14] Kapetanović Nadir, Mišković Nikola, Tahirović Adnan, et al. A side-scan sonar data-driven coverage planning and tracking framework[J]. Annual Reviews in Control, 2018, 46: 268-280.

A Coverage Path Planning Algorithm Based on DIDSON for Unknown Marine Environment

KONG Xiang-rui, HE Bo, JIN Xue, SHEN Yue

School of Information Science and Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, *Shandong Province, China*

Abstract: To solve the path planning problem of autonomous underwater vehicle (AUV), a global path planning algorithm is proposed based on dual-frequency identification side-scan sonar (DIDSON). According to the physical characteristics of the DIDSON sonar, the AUV is mathematically modeled. The AUV is divided into two operating modes: high frequency and low frequency. Moreover, the image in high frequency has a higher precision and the image produced in low frequency mode has a wider range. In this paper, a DIDSON data-driven coverage path planning (D2-CPP) algorithm is proposed. After the recognition results are received by sonar, D2-CPP will switch the working mode of AUV automatically and plan dynamically a set of corresponding path points until all areas are covered. Compared with the lawnmower algorithm, the simulation and offshore experiments show that the algorithm is effective and reliable.

Key words: coverage path planning; autonomous underwater vehicle (AUV); DIDSON