

基于不确定事件威胁度评估的UUV任务重规划

曹翔¹, 孙长银^{1,2}

(1. 安徽大学人工智能学院, 安徽 合肥 230601; 2. 东南大学自动化学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 无人水下航行器(UUV)的任务规划直接关系到水下作业的效率。由于水下环境复杂, 不确定事件频发, 有时UUV按照最初的规划很难完成任务。针对UUV任务规划问题, 提出基于不确定事件威胁度评估的UUV任务重规划策略。首先, UUV根据任务点的分布进行初始任务规划, 采用自组织网络算法为UUV规划访问多任务点的时间顺序及访问任务点的最短路径。其次, 判断UUV执行任务过程中出现的不确定事件类型, 并转换为贝叶斯网络的形式。最后, 利用贝叶斯网络对不确定事件的威胁度进行评估。如果威胁度大于阈值, 则UUV进行任务重规划; 否则, UUV按照初始规划继续执行任务。在多种不确定事件场景中进行任务规划仿真, 结果显示所提的算法能够保证UUV作业的安全, 且提高了任务的完成率。

关键词: 不确定事件; 威胁度评估; UUV; 任务重规划; 贝叶斯网络

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.2022049

UUV mission re-planning based on threat assessment of uncertain events

CAO Xiang¹, SUN Changyin^{1,2}

1. School of Artificial Intelligence, Anhui University, Hefei 230601, China

2. School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China

Abstract: The mission planning of unmanned underwater vehicles (UUV) is directly related to the efficiency of underwater operations. Due to the complex underwater environment and frequent uncertain events, it is sometimes difficult for UUV to complete the mission according to the initial plan. Aiming at the problem of the UUV mission planning, a mission re-planning strategy based on the threat assessment of uncertain events was proposed. Firstly, the UUV performed initial mission planning according to the distribution of mission points. The self-organizing map algorithm was used to plan the time sequence of accessing multi-mission points and the shortest path for the UUV to visit the mission points. Then, the types of uncertain events were determined in the process of executing missions by the UUV and converted into the form of a Bayesian network. Finally, the Bayesian network was used to evaluate the threat degree of uncertain events. If the threat degree was greater than the threshold, the UUV performed mission re-planning. Otherwise, the UUV continued to perform the mission according to the initial plan. The simulation results of mission planning in a variety of uncertain event scenarios showed that the proposed algorithm could ensure the safety of UUV operations and improve the mission completion rate.

Key words: uncertain events, threat assessment, UUV, mission re-planning, Bayesian network

收稿日期: 2022-09-06; 修回日期: 2022-11-06

通信作者: 孙长银, cysun@seu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61773177, No.61921004, No.U1713209); 安徽省高校协同创新资助项目 (No.GXXT-2021-010); 江苏省自然科学基金资助项目 (No. BK20171270)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61773177, No.61921004, No.U1713209), The University Synergy Innovation Program of Anhui Province (No.GXXT-2021-010), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No. BK20171270)

0 引言

随着海洋资源的深入开发,无人水下航行器(unmanned underwater vehicle, UUV)成为海洋资源开发利用和安全保障的重要工具,是建设海洋强国必不可少的装备,是海洋竞争中的有力武器^[1-3]。然而,水下环境的复杂性及UUV自身的非线性和强耦合性,导致作业过程中不确定事件频发,对UUV的安全、任务的完成造成非常大的影响。因此,研究复杂水下环境中基于不确定事件威胁度评估的任务规划具有重要的意义和应用价值,是保证UUV航行安全、任务完成效率的前提和关键技术^[4-6]。

任务规划是水下机器人作业的关键因素之一。早期,机器人系统的任务规划多基于行为策略。如Mataric M J^[7]提出了一种基于动物行为模型的算法,控制机器人各种不同的行为,包括分散、聚集等。Parker L E^[8]提出了一种基于分布式行为的软件控制系统。Miyata N 等人^[9]提出了一种控制机器人按时间顺序,彼此独立执行不同任务的行为算法。以上方法均通过模仿动物(包括人类)的行为方式,规划不同的任务。但是,基于行为的策略没有自我调节能力,机器人之间协作较少,效率较低。

市场机制算法^[10-12]是另一类常用的任务规划方法。在以市场机制为基础的系统,机器人系统被视为一个经济体,每个机器人被视为一个代理商。算法的目的是用最少的总消耗换来最大的总体及个人利益。这种算法使机器人不断地计算、比较访问指定目标点的消耗,以此来平衡交易。但是,对于目标数量未知的情况来说,市场经济算法不能保证任务分配的最优化。

神经网络的竞争特性和自学习能力,使该算法被逐步应用于机器人的任务规划中。Zhu D Q 等人^[13-14]将速度合成算法和自组织网络(self-organizing map, SOM)算法相结合,研究多自治式潜水器(autonomous underwater vehicle, AUV)系统在三维时变海流环境中静态和动态目标的任务分配与路径规划问题。段群杰等人^[15]利用模糊神经网络设计了实时局部行为规划器,该规划器能够为UUV做出合理的行为选择,并且能够根据失败探测器的强化信号调整输出变量隶属度中心值来调整避碰和行为决策两个模块。沈晶等人^[16]利用分层强化学习的局部更新能力,解决未知动态环境下的局部任

务规划问题。上述神经网络算法虽然能够较好地实现任务规划,但是没有考虑机器人作业中存在不确定事件的情况。

针对作业中存在不确定事件的任务规划问题,Gonçalves P 等人^[17]利用Petri网络定量计算不确定事件对无人机的威胁,显示威胁状态的概率,为任务规划提供躲避障碍物的依据。Ali F 等人^[18]针对海洋环境中障碍物数量快速变化的情况,提出了一种基于模糊本体的语义知识模拟器,该模拟器通过为AUV提供海洋环境和作业过程中的碰撞风险信息,提高AUV完成海洋任务和实时决策的能力。随着人工智能技术的发展,基于贝叶斯网络(Bayesian network, BN)的威胁度评估被越来越多地应用到机器人任务规划中。Griffiths G 等人^[19]提出了一种基于BN的AUV风险评估方案,运用专家知识确定BN的条件概率,通过BN拓扑结构获得AUV态势元素之间的因果关系,评估不确定事件的威胁度。刘广等人^[20]提出了一种双贝叶斯评估方法,对水下动态威胁进行运动估计,通过双贝叶斯网络建立动态威胁运动方程和观测方程,对水下机器人的速度和位置进行评估,为水下机器人的安全运动提供了保障。上述方法虽然都考虑了水下机器人作业过程中不确定事件的威胁,但是大样本条件下网络参数学习很难达到实时性的要求。

本文研究不确定事件威胁情况下的UUV任务重规划。首先,根据任务点的分布,利用自组织网络算法规划出UUV访问任务点的顺序及最短路径。然后,UUV在执行任务的过程中通过携带的传感器探测环境信息和自身状态,并根据探测结果判断不确定事件的类型,将其转化为BN形式。最后,针对威胁要素的特点进行特征变量的提取,建立BN结构,基于BN进行威胁度评估。根据威胁评估的等级,判断UUV是否进行任务重规划。仿真过程中设计4种典型的作业场景,验证本文所提的基于不确定事件威胁度评估的UUV任务重规划策略的有效性。结果表明,本文所提的算法能够快速完成不确定事件威胁等级的评估,并通过任务重规划有效保证UUV安全作业,同时提高任务的完成率。

1 基于不确定事件威胁度评估的UUV任务重规划策略

基于不确定事件威胁度评估的UUV任务重规

划分为初始任务规划、不确定事件类型判断、不确定事件威胁度评估、任务重规划4个步骤。UUV任务重规划流程如图1所示。

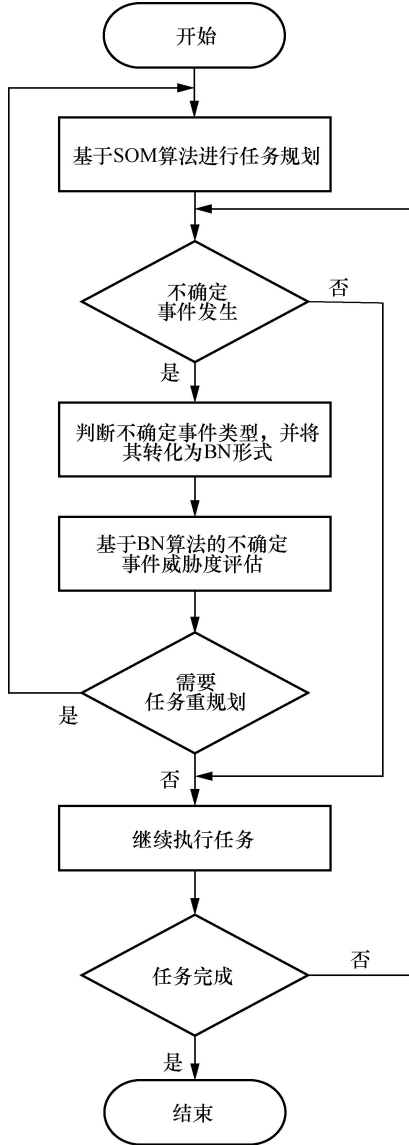


图1 UUV任务重规划流程

1.1 初始任务规划

由于SOM算法的自组织特性,该算法不仅稳定、可靠,而且适合应用在动态环境中。因此,本文提出了一种SOM算法处理多UUV系统的多任务分配问题。在SOM算法的神经网络中,将任务点所在坐标作为输入神经元,将UUV的位置作为输出神经元。在SOM学习过程中,选出获胜神经元,然后调整权值,缩小邻域,使输出神经元趋近于输入神经元所在的区域,实现UUV时间顺序规划。具体步骤如下。

(1) 初始化。为SOM的参数和各权向量赋初

值,包含优胜邻域、学习率和输出层各权向量 $\hat{w}_j$ 。

(2) 接受输入。从训练集中随机取一个输入模式,并进行归一化处理,得到神经网络输入向量 $\hat{s}_i$,其中训练集是以往UUV任务分配实验采集的数据,包含了UUV和目标节点不同场景中不同时刻的位置信息。

(3) 寻找获胜节点。计算神经网络输出层权向量 $\hat{w}_j$ 和神经网络输入向量 $\hat{s}_i$ 的点积,将值最大的节点作为获胜节点 J^* 。

(4) 更新优胜邻域。以 J^* 为中心确定 t 时刻的权值调整域,通过训练逐步缩小邻域。

(5) 调整权值。调整优胜邻域内的所有节点的权值,如式(1)所示:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \beta(t, N)[s_i - w_j(t)] \quad (1)$$

$$I = 1, 2, \dots, N; J = 1, 2, \dots, M$$

其中, $\beta(t, N)$ 是训练时间 t 和邻域内第 J 个神经元与获胜神经元 J^* 之间的拓扑距离 N 的函数。

(6) 结束判定。当 t 时刻的学习率小于设定值时,训练结束;否则,转到第(2)步继续寻找最优时间顺序。

针对UUV系统任务分配的SOM由两层神经元组成。第一层是输入层,代表勘察点的位置坐标。第二层是输出层,代表UUV的位置坐标。输出层的神经元与输入层的神经元一一连接。输出层的神经元对输入层神经元的连接权重由一个二维的权向量给出,由UUV的起始位置坐标初始化。

对于任意一个输入神经元(勘察点),输出神经元竞争成为获胜神经元。假定,对于输入神经元 T_i , R_{desired} 是距离最近的神经元,所以神经元 R_{desired} 是 T_i 的获胜神经元。可用式(2)~式(3)表示:

$$D_{ij} = |T_i - R_j| = \sqrt{(t_{ix} - r_{jx})^2 + (t_{iy} - r_{jy})^2} \quad (2)$$

$$R_{\text{desired}} = \min\{D_{ij}\}, R_{\text{desired}} \in \Omega \quad (3)$$

其中, D_{ij} 是第 j 个输出神经元与第 i 个输入神经元的欧氏距离, $T_i = (t_{ix}, t_{iy})$ 是第 i 个目标点的位置坐标, $R_j = (r_{jx}, r_{jy})$ 是第 j 个UUV的位置坐标, R_{desired} 是相对输入神经元 T_i 最小的欧氏距离值, Ω 是所有UUV相对于 T_i 的距离集合。

在选出获胜神经元后,设计一个邻域函数,用来确定在邻域范围内受获胜神经元影响的输入神经元。邻域函数定义如式(4)所示:

$$f(d_j, Q) = \begin{cases} e^{-d_j^2 / G^2(t)}, & d_j < \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $d_j = |R_n - R_{\text{desired}}|$ 是第 n 个神经元和获胜神经元之间的距离, λ 是邻域半径, t 表示迭代次数, Q 表达式如式 (5) 所示:

$$Q = (1 - \sigma)^t Q_0 \quad (5)$$

其中, σ 是变化率, 决定每一次迭代的时间。随着 σ 的减小, 计算时间增加。 σ 和 Q_0 为常数, 通过修改 σ 和 Q_0 的值可以调整领域内 UUV 的运动步长, 从而控制计算精度和运算时间。

在确定获胜神经元和邻域函数后, 控制获胜神经元和相邻神经元向勘察点(输出神经元)的位置移动。

考虑到环境对 UUV 任务规划的影响, 在 SOM 算法中引入信度函数, 使 UUV 能够自动避开静态障碍物且克服速度跳变, SOM 算法更接近实际的水下环境, 更有实用性。根据水下地形为不同的区域赋予不同的信度函数值, 即位置信度函数值 M_j 。其中, 定义自由空间的位置信度函数值为+1, 障碍物对应的位置信度函数值为-1, 如式 (6) 所示:

$$M_j = \begin{cases} +1, & \text{非障碍物单元} \\ -1, & \text{障碍物单元} \end{cases} \quad (6)$$

同时, 为了保证 UUV 沿最短的无碰撞路线到达勘察点, 引入方向信度函数使 UUV 始终向勘察点方向航行。方向信度函数表示 UUV 航行方向和勘察点方向的相近程度。UUV 航行方向和勘察点方向越靠近, 方向信度函数越大; UUV 航行方向和勘察点方向越远离, 方向信度函数越小。 E_j 是关于 UUV 与勘察点之间的方向信度函数, 其定义如式 (7) 所示:

$$E_j = \cos \Delta \varphi_j \quad (7)$$

其中, $\Delta \varphi_j$ 是 UUV 当前位置和下一可能位置连线与 UUV 当前位置和勘察点位置连线之间的夹角, 如图 2 所示。由图 2 可知, $\Delta \varphi_j \in [0, \pi]$ 。若 UUV 前方是勘察点, 则 $\Delta \varphi_j = 0$, $E_j = 1$; 若 UUV 相反方向是勘察点, 则 $\Delta \varphi_j = \pi$, $E_j = -1$ 。

路径规划问题演变为寻找 UUV 的下一个航行位置, 只有准确找出该位置, UUV 才能自主规划出一条切实可行的无碰撞航行路径。为了避开障碍物并快速地到达勘察点, 根据位置信度函数和方向信

度函数, 定义一个信度函数 F_j , 路径选择的原则是 UUV 始终向方向信度函数值与位置信度函数值之和最大的方向航行。其定义如式 (8) 所示:

$$R_n \leftarrow F_{R_n} = \max \{F_j = M_j + cE_j, j = 1, 2, \dots, h\} \quad (8)$$

其中, R_n 是 UUV 下一个航行位置。 c 是一个正常数, 通常取值范围为 $[0, 1]$ 。 h 是与当前 R_c 相邻的方向个数。

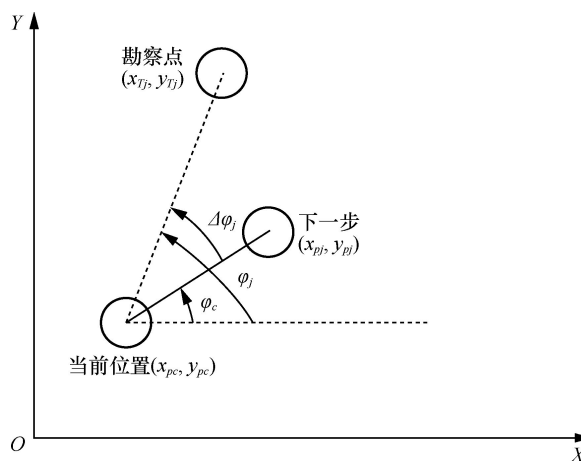


图2 方向信度函数

1.2 不确定事件类型判断

UUV 执行任务的水下环境复杂多变且随时可能发生不确定事件, 很难建立准确预知的数学模型。不确定事件对 UUV 安全的影响不可忽略, 需要对其进行分析研究。

1.2.1 不确定事件的分类

根据信息来源可以将不确定事件分为 3 类: 水下环境类、UUV 状态类、执行任务类。

(1) 水下环境类。在执行任务过程中, 水下环境信息的不确定会威胁到 UUV 的安全, 降低任务的成功率。水下环境类不确定事件主要包含障碍物威胁、海流过大、水下地形、密度跃层。

(2) UUV 状态类。UUV 负重能力有限, 携带的传感器较少, 因此自身状态测量的精度、准确度都受到限制, 导致 UUV 出现故障, 对任务规划产生影响。UUV 状态类不确定事件包含姿态异常、漏水威胁、舵机异常、能源不足、推进器异常等。

(3) 执行任务类。UUV 在执行任务过程中, 根据需要随时调整任务的参数、类型, 并定时进行位置校正。在任务调整过程中, UUV 没有进入新的稳定状态, 容易出现不确定事件。执行任务类不确定事件包含位置校正、动作异常等。

1.2.2 不确定事件的贝叶斯网络

BN 结合了概率论和图论的优点, 结构直观易于理解, 已成为处理不确定性问题的有效方法。运用 OntoBayes 方法^[21]将经常出现的不确定事件转化为如图 3 所示的贝叶斯网络, 利用 BN 可以推理不确定信息的优势, 对 UUV 不确定事件影响的程度进行推理。

1.3 不确定事件威胁度评估

UUV 在复杂的水下环境中执行任务时会受到不确定事件的威胁, 需要对各种不确定事件的威胁度做出准确评估, 才能正确地决策, 进而有效地规避。结合网络拓扑结构的先验概率, 选取最大后验概率的网络结构。假设网络拓扑结构 G 的先验概率为 $P(G)$, 对于已知样本集 D , 网络结构 G 的后验概率^[22]如式 (9) 所示:

$$P(G|D) = \frac{P(G)P(D|G)}{P(D)} \quad (9)$$

由式 (9) 可知, $P(D)$ 和网络结构没有关系, 要求得最大后验概率的网络结构就是使式 (9) 中的 $P(G)P(D|G)$ 取最大值, 所以 $\log P(G, D) = \log(P(G)P(D|G))$ 为网络结构的贝叶斯统计评分。

假设 BN 结构的参数 θ 的先验概率服从狄利克雷 (Dirichlet) 分布, 则有^[23]:

$$P(D|G) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} \frac{\Gamma(\alpha_{ij})}{\Gamma(\alpha_{ij} + N_{ij})} \prod_{k=1}^{r_k} \frac{\Gamma(\alpha_{ijk} + N_{ijk})}{\Gamma(\alpha_{ijk})} \quad (10)$$

$$\log P(D|G) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} \left[\log \left(\frac{\Gamma(\alpha_{ij})}{\Gamma(\alpha_{ij} + N_{ij})} \right) + \sum_{k=1}^{r_k} \log \left(\frac{\Gamma(\alpha_{ijk} + N_{ijk})}{\Gamma(\alpha_{ijk})} \right) \right] \quad (11)$$

其中, $\alpha_{ij} = \sum_k \alpha_{ijk}$, $N_{ij} = \sum_{k=1}^{r_k} N_{ijk}$ 。

考虑到 UUV 领域的特殊性, 样本数据量缺乏, 本文对威胁评估网络参数进行优化, 提高威胁评估的可靠性。假设 $D = (D_1, D_2, \dots, D_m)$ 为某 BN 的一组独立同分布数据, G 为一个非循环有向图, θ 为网络参数。对于其中任一数据 D_l , 设 X_l 是 D_l 中所有缺失变量的集合。假设 θ' 是参数 θ 的当前估计, D' 是基于 θ' 将 $D = (D_1, D_2, \dots, D_m)$ 修补得到的完整数据。定义 θ 的基于 D' 的对数似然函数如式 (12) 所示:

$$l(\theta|D') = \sum_{l=1}^m \sum_{x_l \in X_l} P(X_l = x_l | D_l, \theta') \log P(D_l, X_l = x_l | \theta) \quad (12)$$

其中, $P(X_l = x_l | D_l, \theta')$ 为权重 α_{xl} 。当 $X_l = \Phi$ 时, 约定 $P(X_l = x_l | D_l, \theta') = 1$ 。

定义 $m_{ijk}^t = \sum_{l=1}^m \sum_{x_l \in X_l} P(X_l = x_l | D_l, \theta') \chi(i, j, k : D_l, X_l = x_l)$, m_{ijk}^t 是修补后数据 D' 中所有满足 $X_i = k$ 且 $\pi(X_i) = j$ 的样本的权重之和。将最大似然

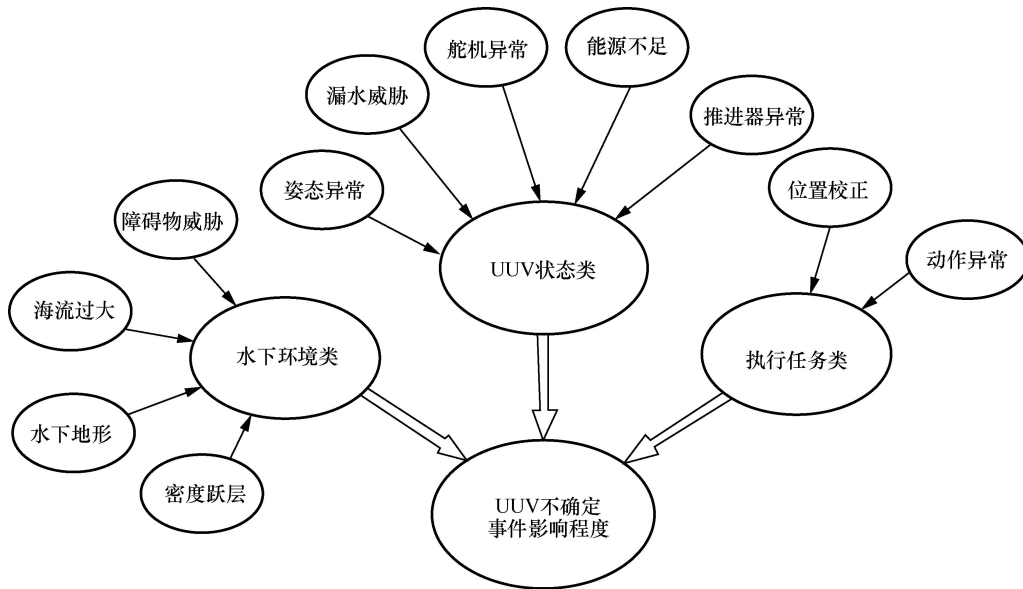


图3 不确定事件的BN

函数作为适应度函数, 保留最优个体, 如式 (13) 所示:

$$F(x) = \max \left\{ - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} \sum_{k=1}^{r_j} m_{ijk}^k \log \theta_{ijk} \right\} \quad (13)$$

使用计算得到的网络参数 θ_{i+1} 替换上一时刻的网络参数 θ_i , 如式 (14) 所示:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} \sum_{k=1}^{r_j} m_{ijk}^k \log \theta_{ijk} \quad (14)$$

1.4 任务重规划

使用威胁评估程度值作为指标, 将不确定事件划分为两个等级, 分别用 Class1、Class2 表示。不确定事件影响等级的含义如下。

Class1: 在执行任务的过程中, 这类不确定事件对 UUV 产生的威胁较小, 不会对 UUV 的安全和任务的完成造成影响, 可按照初始规划继续执行任务。

Class2: 在执行任务的过程中, 这类不确定事件对 UUV 产生较大的威胁, 直接影响到 UUV 的安全和任务的完成, 需要及时调用时间序列规划和空间路径规划算法, 进行任务重规划, 从而保证 UUV 的安全和任务的顺利完成。

根据上述对不确定事件的分析研究, 图 4 给出了 UUV 任务重规划的流程。UUV 在执行任务

时, 判断是否有不确定事件发生。当有不确定事件发生时, 利用 BN 对事件的威胁度进行评估, 确定事件的影响程度。查看全局信息, 判断不确定事件的影响等级。根据事件的影响等级判断是否需要重新规划任务。如果事件的影响等级为 Class1, 则按照初始规划继续执行任务; 如果事件的影响等级为 Class2, 则对当前任务重新规划, 确保 UUV 的安全; 如果不确定事件直接导致 UUV 不能正常工作, 则 UUV 终止执行任务, 上浮水面等待救援。

2 仿真实验与结果分析

仿真实验模拟 UUV 在浅海进行水下勘察。执行任务的 UUV 长度为 2 m, 最大航行速度 2 m/s。UUV 从投放点出发, 沿着规划路径对任务区域中的多个勘测点进行勘察, 遍历完所有的勘测点后返回回收点。假设 UUV 在任务执行过程中会遇到各种不确定事件的威胁, 如障碍物、海流过大、能源不足等。为了验证本文所提策略在复杂水下环境中的有效性, 设计了 4 种不同的仿真场景, 分别为: 无威胁事件发生、发生障碍物威胁事件、发生海流威胁事件、发生多种威胁事件。

对于不确定事件, 对其影响等级进行划分, 并将上述事件的威胁评估值作为指标。不确定事件威胁度的条件概率见表 1。

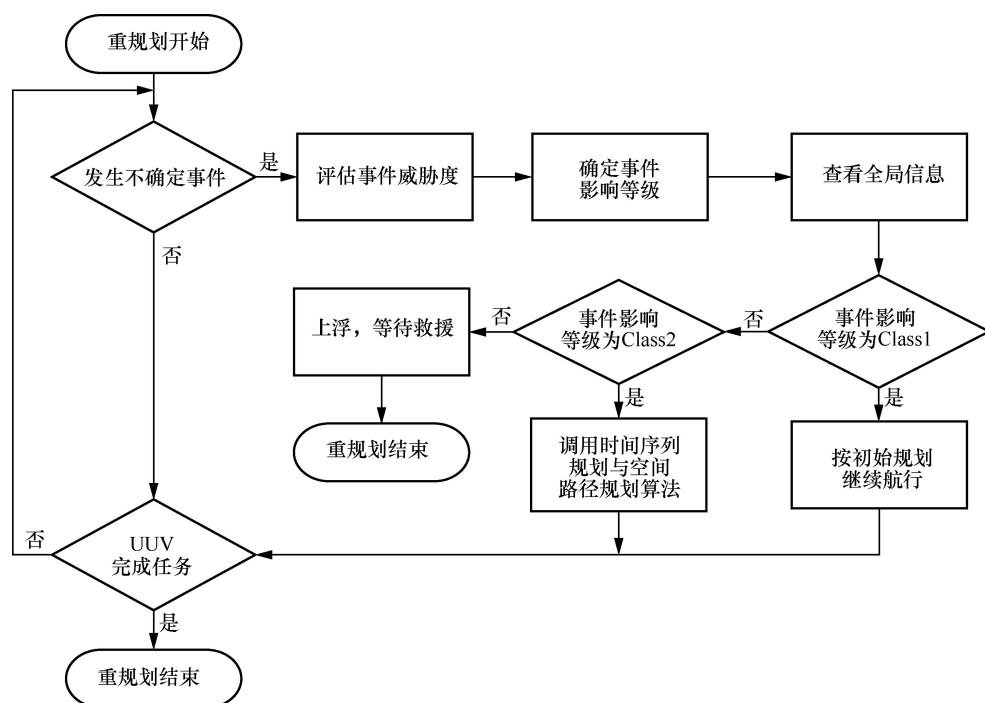


图4 UUV 任务重规划流程

表 1 不确定事件威胁度的条件概率

能量	障碍物	海流	安全概率	威胁概率
充足	安全	强烈	0.25	0.75
		轻微	0.85	0.15
	危险	强烈	0.15	0.85
		轻微	0.25	0.75
匮乏	安全	强烈	0.12	0.88
		轻微	0.15	0.85
	危险	强烈	0	1
		轻微	0.05	0.95

2.1 无威胁事件发生仿真验证

该仿真假设 UUV 在执行任务过程中,需要对任务区域中的 7 个勘测点进行勘察。根据任务点在海域中的分布,采用 SOM 算法规划访问勘测点的顺序,采用生物启发神经网络算法^[24]规划出航行路径。按照初始任务规划的结果,UUV 依次对 1 到 7 号勘测点进行勘察。勘察的同时,UUV 利用传感器感知环境信息,并对感知到的信息进行威胁度评估。整个任务过程中,不确定事件的威胁度条件概率见表 2。由表 2 可知,整个勘察过程中没有发生高威胁事件。图 5 展示了无不确定事件发生时,UUV 沿规划的路径从起始点到回收点的航迹。图 5 中,三角形为 UUV 的起始点和回收点,圆点为勘测点,曲面为海地地形,带箭头的实线代表 UUV 航行路径。从航迹可知,UUV 能源充足、状态正常,航行路径远离静态障碍物,执行任务状态正常。从表 2 和图 5 可知,本文算法能够有效地完成任务规划。

表 2 不确定事件的威胁度条件概率

时间点	安全概率	威胁概率	威胁等级
1	1	0	1
2	1	0	1
3	1	0	1
4	1	0	1
5	0.9	0.1	1
6	0.88	0.12	1
7	0.75	0.25	1
8	0.79	0.21	1
9	0.81	0.19	1
10	0.73	0.27	1
11	0.89	0.11	1
12	0.91	0.09	1
13	1	0	1
14	1	0	1
15	1	0	1

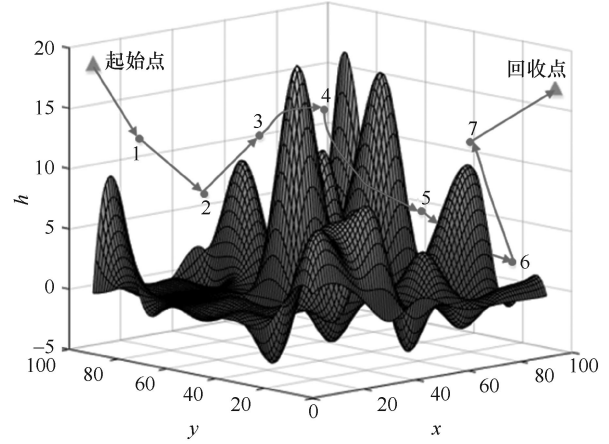


图 5 无不确定事件发生的 UUV 轨迹

2.2 障碍物事件发生仿真验证

UUV 由于自身的限制,不能在狭窄的障碍物间穿行。因此,UUV 航行时需要避开狭窄的航道。本节的仿真模拟该类问题。假设在 UUV 执行海域勘察任务过程中,有 7 个勘测点需要勘察。根据初始情况,进行任务规划,规划路径如图 6 中带箭头的虚线所示。在初始路径中,勘测点 1 和 2 之间以及勘测点 3 和 4 之间需要通过多障碍物的狭窄航道。障碍物事件发生的威胁度条件概率见表 3,由表 3 可知,UUV 按原路径通过狭窄的障碍物,威胁概率大于安全概率,容易发生碰撞。为了保证 UUV 的安全,遵循任务重规划原则,UUV 绕行通过狭窄航道,重新规划的路径如图 6 中的带箭头的实线所示。由仿真结果可知,本文算法为了保证 UUV 的安全,通过绕行的方式躲避障碍物的威胁,完成任务后安全返回回收点。

表 3 障碍物事件发生的威胁度条件概率

时间点	安全概率	威胁概率	威胁等级
1	1	0	1
2	1	0	1
3	0.63	0.37	1
4	0.42	0.58	2
5	0.39	0.61	2
6	0.75	0.25	1
7	0.41	0.59	2
8	0.43	0.57	2
9	0.71	0.29	1
10	0.68	0.32	1
11	0.55	0.45	1
12	0.58	0.42	1
13	0.73	0.27	1
14	1	0	1
15	1	0	1

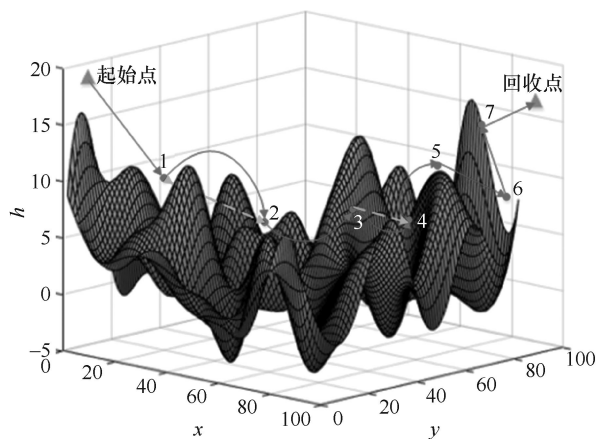


图 6 障碍物事件发生的 UUV 轨迹

2.3 海流威胁事件发生仿真验证

海流是 UUV 在执行任务时不可避免的影响。仿真中假设三维环境中存在变化的海流，如图 7 中的三角所示。由于生物启发神经网络算法不能克服海流的影响，UUV 在航行过程中随着海流的变化而偏离航线。当 UUV 勘察完勘测点 3 后，由于海流过大，UUV 并没有按照 SOM 算法的规划访问勘测点 4，而是偏离到了勘测点 5。如果按照初始的任务规划，UUV 将继续对勘测点 6 和 7 进行勘察，然后返回回收点，规划路径如图 7 中带箭头的虚线所示。这样就造成了勘测点 4 的漏勘察，不能完成任务。海流事件发生的威胁度条件概率见表 4。由表 4 可知，海流造成勘测点漏勘察，时间点 6~8 威胁概率大于安全概率，且威胁等级为 Class2，UUV 根据本文算法对突发情况进行任务重规划。当 UUV 航行到勘测点 5 后，根据威胁度估计，重新规划任务，UUV 先对未勘察的勘测点 4 进行勘察，然后再勘察勘测点 6 和 7，保证任务的完成。UUV 重新规划的轨迹如图 7 中带箭头的实线所示。该仿真验证了本文算法不仅能够保证 UUV 航行的安全，而且提高了任务的完成率。

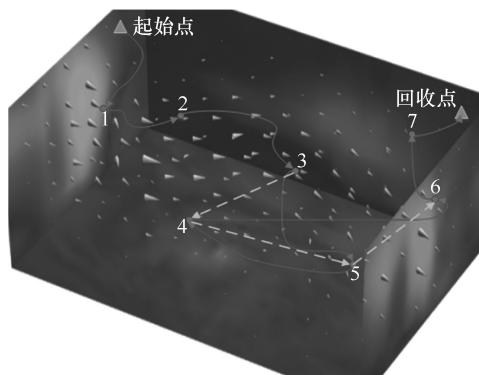


图 7 海流威胁事件发生的 UUV 轨迹

表 4 海流事件发生的威胁度条件概率

时间点	安全概率	威胁概率	威胁等级
1	0.85	0.15	1
2	0.81	0.19	1
3	0.78	0.22	1
4	0.84	0.16	1
5	0.63	0.37	1
6	0.42	0.58	2
7	0.38	0.62	2
8	0.49	0.51	2
9	0.71	0.29	1
10	0.85	0.15	1
11	0.89	0.11	1
12	0.91	0.09	1
13	0.95	0.05	1
14	0.96	0.04	1
15	0.98	0.02	1

2.4 多种威胁事件发生仿真验证

为了进一步验证本文所提算法的性能，假设在执行任务的过程中有多个不确定事件发生。仿真中有 6 个勘测点需要勘察，在勘察过程中会出现障碍物、海流和能源不足 3 种不确定事件。开始阶段 UUV 按照初始任务规划在三维海流环境中勘察。当 UUV 勘察完勘测点 2 时，按照图 8 中带箭头的虚线所示的原规划路径将勘察勘测点 3，但是动态障碍物阻碍了 UUV 的航行，障碍物的运动轨迹如图 8 中带箭头的双虚线所示。从表 5 的条件概率和威胁等级可知 UUV 需要重新规划路径，先对勘测点 4 进行勘察，然后再勘察勘测点 3。海流的影响使得 UUV 在完成勘测点 3 的勘察后出现能源不足的事件。如果按照任务规划，UUV 将对勘测点 5 和 6 进行勘察，容易造成 UUV 因能量耗尽而不能返回回收点，从而造成 UUV 的丢失。此时，为了保证 UUV 的安全，通过威胁评估再次进行任务重规划，UUV 不再对勘测点 5 进行勘察，而是直接通过勘测点 6 后返回回收点。表 5 显示了整个仿真过程中不确定事件威胁度的条件概率。图 8 中带箭头的实线为 UUV 最终的航行路径。通过仿真实验可知本文算法能够应对多种不确定事件的同时发生，并能保证 UUV 的安全。可见本文算法有良好的性能。

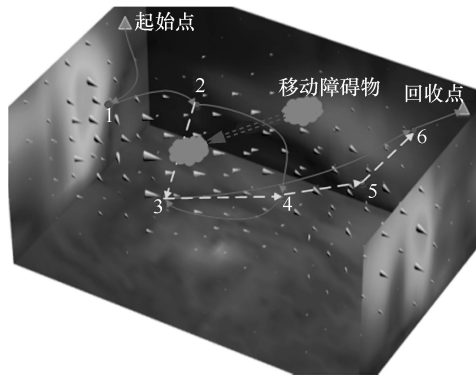


图8 多种不确定事件发生的UUV轨迹

表5 多种不确定事件发生的威胁度条件概率

时间/点	安全概率	威胁概率	威胁等级
1	0.95	0.05	1
2	0.87	0.13	1
3	0.82	0.18	1
4	0.71	0.29	1
5	0.48	0.52	2
6	0.32	0.68	2
7	0.47	0.53	2
8	0.62	0.38	1
9	0.45	0.55	2
10	0.38	0.62	2
11	0.46	0.54	2
12	0.73	0.27	1
13	0.85	0.15	1
14	0.98	0.02	1
15	0.98	0.02	1

2.5 不同算法之间的比较

针对任务完成率及安全性,对本文算法和市场机制算法、生物启发神经网络算法进行比较。假设在三维的水下环境中存在6个勘测点,认定UUV与障碍物发生碰撞为任务未完成。仿真中考虑UUV自身的宽度,不存在能源不足的情况,在执行任务过程中会随机出现第1.2.1节所示的3类不确定事件。通过100次任务规划,分别比较3种算法完成任务和无碰撞的次数。100次仿真实验的结果见表6。实验结果显示市场机制算法和生物启发神经网络算法都发生了不同次数的碰撞事件,且由于环境和自身不确定事件的存在,部分任务没有完成。分析其原因是这两类算法都没有考虑不确定事件的威胁,一味地寻找最优路径,导致UUV有时会与障碍物发生碰撞。尤其是市场机制算法缺乏任务重规划的能力,受到不确定事件干扰后,仍然按照初始路径

完成任务,不仅造成碰撞次数较多,且造成一些勘测点的漏勘察,任务完成率最低。而本文算法,不仅考虑了不确定事件的威胁,同时根据威胁的等级进行任务重规划,能够避免碰撞,且在仿真中任务完成率为100%。可见本文算法相比于其他两种算法性能更优。

表6 不同算法的性能比较

算法	碰撞次数/次	完成任务次数/次
市场机制算法	16	75
生物启发神经网络算法	9	88
本文算法	0	100

3 结束语

UUV在复杂多变的水下环境中执行任务时,面对弱通信和弱观测的监控条件,对突发不确定事件的威胁度进行评估并及时进行任务重规划是非常重要的。UUV通过检测水下环境、自身状态和执行任务3类不确定事件,分析不确定事件的威胁因素,评估不确定事件的威胁程度,做出相应的任务重规划。仿真试验验证了本文所提算法的可行性和适用性。本文主要完成了以下工作。

(1) 针对UUV感知信息存在不确定性及信息难以量化表达的问题,将不确定事件转换为贝叶斯网络进行信息推理,改善UUV感知信息表达能力,提高UUV的安全性和任务完成率。

(2) 针对基于专家知识的BN参数设置存在主观偏向,导致推理准确性降低的问题,提出了一种优化专家知识设置参数的学习方法。该方法能够消除主观偏向且提高BN的推理准确性。

(3) 根据UUV作业需求,设计多种不确定事件的任务重规划。仿真案例验证了本文算法在威胁度评估、任务重规划方面的合理性和有效性。

本文还存在一些不足:BN对动态未知环境的动态推理准确性不足;威胁等级划分不够精细;本文并未考虑UUV动力学的一些限制,今后将在这些方面进行进一步研究。

参考文献:

- [1] MCMAHON J, PLAKU E. Autonomous data collection with timed communication constraints for unmanned underwater vehicles[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1832-1839.
- [2] CAO X, REN L, SUN C Y. Research on obstacle detection and avoidance of autonomous underwater vehicle based on forward-looking so-

- nar[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022.
- [3] LING H F, ZHU T, HE W X, et al. Cooperative search method for multiple AUVs based on target clustering and path optimization[J]. Natural Computing, 2021, 20(1): 3-10.
- [4] CAO X, REN L, SUN C Y. Dynamic target tracking control of autonomous underwater vehicle based on trajectory prediction[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022.
- [5] DAI S L, HE S D, CAI H, et al. Adaptive leader-follower formation control of under actuated surface vehicles with guaranteed performance[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(3): 1997-2008.
- [6] 王雨倩, 丁嵘. 基于群体智能成果的路径规划程序自动生成系统[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(2): 255-263.
- WANG Y Q, DING R. Automatic path planning program generation system based on swarm intelligence results[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022, 4(2): 255-263.
- [7] MATARIC M J. Minimizing complexity in controlling a mobile robot population[C]//Proceedings of 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 1992: 830-835.
- [8] PARKER L E. Heterogeneous multi-robot cooperation[R]. 1994.
- [9] MIYATA N, OTA J, ARAI T, et al. Cooperative transport by multiple mobile robots in unknown static environments associated with real-time task assignment[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2002, 18(5): 769-780.
- [10] WANG Z Y, LI M, LI J, et al. A task allocation algorithm based on market mechanism for multiple robot systems[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics. Piscataway: IEEE Press, 2016: 150-155.
- [11] 朱毅, 张涛, 程农, 等. 多 UAV 协同任务规划研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(S2): 194-199.
- ZHU Y, ZHANG T, CHENG N, et al. Research on cooperative mission planning of multiple UAVs[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(S2): 194-199.
- [12] ZLOT R, STENTZ A. Market-based multirobot coordination for complex tasks[J]. The International Journal of Robotics Research, 2006, 25(1): 73-101.
- [13] ZHU D Q, HUANG H, YANG S Y. Dynamic task assignment and path planning of multi-AUV system based on an improved self-organizing map and velocity synthesis method in three-dimensional underwater workspace[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(2): 504-514.
- [14] ZHU D Q, CAO X, SUN B, et al. Biologically inspired self-organizing map applied to task assignment and path planning of an AUV system[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2018, 10(2): 304-313.
- [15] 段群杰, 张铭钧, 张菁. 基于模糊神经网络的水下机器人局部路径规划方法[J]. 船舶工程, 2001, 23(1): 54-58, 61.
- DUAN Q J, ZHANG M J, ZHANG J. Local path planning method for AUV based on fuzzy-neural network[J]. Ship Engineering, 2001, 23(1): 54-58, 61.
- [16] 沈晶, 顾国昌, 刘海波. 未知动态环境中基于分层强化学习的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2006, 28(5): 544-547, 552.
- SHEN J, GU G C, LIU H B. Mobile robot path planning based on hierarchical reinforcement learning in unknown dynamic environment[J]. Robot, 2006, 28(5): 544-547, 552.
- [17] GONÇALVES P, SOBRAL J, FERREIRA L A. Unmanned aerial vehicle safety assessment modelling through petri Nets[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 167: 383-393.
- [18] ALI F, KIM E K, KIM Y G. Type-2 fuzzy ontology-based semantic knowledge for collision avoidance of autonomous underwater vehicles[J]. Information Sciences, 2015, 295: 441-464.
- [19] GRIFFITHS G, BRITO M. Predicting risk in missions under sea ice with autonomous underwater vehicles[C]//Proceedings of 2008 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles. Piscataway: IEEE Press, 2009: 1-7.
- [20] 刘厂, 赵俊翔, 胡海. 基于双贝叶斯估计的动态威胁运动状态估计[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(2): 55-60.
- LIU C, ZHAO J X, HU H. Research on motion status estimation of dynamic threat base on double Bayes estimation[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2017, 38(2): 55-60.
- [21] ALMEIDA A, LÓPEZ-DE-IPÍÑA D. Assessing ambiguity of context data in intelligent environments: towards a more reliable context managing system[J]. Sensors (Basel), 2012, 12(4): 4934-4951.
- [22] 么洪飞. 不确定条件下 UAV 态势感知、威胁评估与自主决策方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.
- YAO H F. Research on situation awareness, threat assessment and autonomous decision method of UAV under uncertain conditions[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.
- [23] VASIMUDDIN M, ALURU S. Parallel exact dynamic Bayesian network structure learning with application to gene networks[C]//Proceedings of 2017 IEEE 24th International Conference on High Performance Computing (HiPC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 42-51.
- [24] CAO X, ZHU D Q, YANG S X. Multi-AUV target search based on bioinspired neurodynamics model in 3-D underwater environments[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 27(11): 2364-2374.

[作者简介]



曹翔 (1981—), 男, 博士, 安徽大学人工智能学院副教授, 主要研究方向为水下机器人控制、多水下机器人协作等。



孙长银 (1975—), 男, 博士, 安徽大学党委书记、副校长, 二级教授、博士生导师, 自主无人系统技术教育部工程中心主任。中国高等教育学会科技服务专家指导委员会副主任, 中国自动化学会会士、常务理事、副秘书长、人工智能与机器人教育专委会主任, 《智能科学与技术学报》副主编。主要研究方向为自主无人系统协同控制、智能控制理论及其应用、非线性系统分析与优化、模式识别等。