doi:10.11887/j.cn.201902016 http://journal.nudt.edu.cn

能量均衡的围捕任务分配方法*

张子迎,吕 骏,徐 东,孟宇龙,冯光升,张朦朦
(哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:随着水下机器人反围捕策略研究的不断深入,水下机器人围捕变得越来越困难。为此构建一种多层环状伏击围捕模型并设计了基于围捕任务的任务分配方法,使得水下机器人能够充分利用自身的特点更好地完成任务。同时,考虑在围捕过程中随时间推移,系统内能量会出现消耗不均的现象,据此提出一种能量均衡方法平衡系统能量的消耗。实验证明所提出的基于多层环状围捕模型的能量均衡策略任务分配方法能有效提高围捕成功率,延长系统寿命。

关键词:水下机器人;围捕;多层环状伏击围捕模型;任务分配;能量均衡
中图分类号:TP39 **文献标志码**:A **文章编号**:1001-2486(2019)02-107-08

Method of capturing task allocation based on energy balance

ZHANG Ziying, *LYU Jun*, *XU Dong*, *MENG Yulong*, *FENG Guangsheng*, *ZHANG Mengmeng*
(Institute of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: With the deepening of the research on anti-encirclement strategy of underwater vehicles, the encirclement of underwater vehicles has been more and more difficult. For this reason, a multi-layer annular ambush capture model was constructed and a task assignment method based on the capture task was designed, so that the underwater vehicle can make full use of its own characteristics to complete the task better. At the same time, considering that the energy consumption in the system is uneven with the passage of time in the capture process, an energy balance method was proposed to balance the energy consumption of the system. Experiments show that the proposed task allocation method based on the energy balance strategy of multi-layer annular capture model can effectively improve the success rate of capture and prolong the life of the system.

Keywords: automatic underwater vehicles; capture; multi-layer annular ambush capture model; task allocation; energy balance

近年来,随着人工智能技术的发展,机器人执行任务的复杂程度不断提高,单机器人在处理大数据量、高复杂度任务如围捕、定位、目标跟踪、覆盖等方面的局限性不断突显[1-4],从而使得多机器人系统的研究成为机器人发展的重要方向。多机器人围捕是多个机器人协调追逃任务的一种特殊实现模式,是当代人工智能领域中的研究热点之一。

很多学者都对多机器人围捕进行了一定程度研究。Sun 等提出了一种生物启发神经网络式模型,可以根据模型中的神经元的活动,自主地计划狩猎水下机器人(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)的下一个目标点;将方向决策算法嵌入到模型中,用菱形队形来围捕目标[5]。Wu 等提出了一种基于目标运动以及当前环境动态预测的搜索方法,预测出不同包围点进而围捕的方法[6]。Chen 等考虑了 AUV 的速度差异,提出了一种基于时间竞争机制的动态搜索联盟围捕算法[7]。Cao 等引入了分散度,并结合调度、区域差异度提出了基于改进势场算法的围捕方法[8]。Liu 等提出了在网格障碍物环境中针对凸障碍物,采取集中式与分布式相结合的围捕控制方法[9]。Song 等提出了一种多机器人协作围捕行为的数学模型。数学模型是由一组速率方程构成的[10]。这些文献局限于具体形状的障碍物或机器人特定行为,并没有考虑机器人具体的任务分配,不能对系统内参与围捕运动的所有机器人做到最佳使用。目前机器人任务分配主要有集中分配的方法、基于群智能的方法、基于市场机制的方法,还有一些其他类型的方法等。东京理科大学参与研发的 M-Tran 多机器人系统充分研究了机器人在空间上的协作性[11]。土耳其海峡大学的 Haluk Bayram 团队开发了一套新型的多机器人系统,在任务发生变化时可以快速改变当前机器人系统的

* 收稿日期:2018-01-12
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61502118)
作者简介:张子迎(1973—),男,黑龙江哈尔滨人,副教授,博士,硕士生导师;E-mail: zhangziying@hrbeu.edu.cn

任务分配情况[12]。Stouch 等针对空中飞行目标和潜在竞争对象提出一种任务分配方法,能够在确保最优形式下更新系统需求[13]。Komenda 等提出了多机器人规划和子序列修复框架,针对性地解决了机器人在动态环境下执行任务相互协作的问题[14]。

本文针对多水下机器人围捕运动,构建了一种多层环状伏击围捕模型,在多层环状伏击围捕模型的基础上,提出了围捕任务能量均衡的任务分配方法(Task Allocation method for Energy Balance, TAEB)及改进围捕任务能量均衡的任务分配方法(Task Allocation method for Improved Energy Balance, TAIEB)。

1 围捕系统

1.1 多层环状伏击围捕模型

传统的围捕是将被围捕对象包围在一个由围捕 AUV 组成的多边形或包围圈内。汪浩杰等[15]提出一个单层环状围捕圈,是以围捕对象 T 为中心、R 为围捕半径的圆,称为围捕圈。当对象 T 处于围捕圈中心时即完成围捕,此时所有的围捕 AUV 应该均匀地分散在围捕圈上。单层环状围捕模型虽然在一定程度上提升了围捕成功率,但随着 AUV 反围捕策略研究的加深,AUV 反围捕能力不断增强,单一围捕圈往往很难做到有效地围捕目标。因此本文提出了一种新型多层环状伏击围捕模型,如图 1 所示。

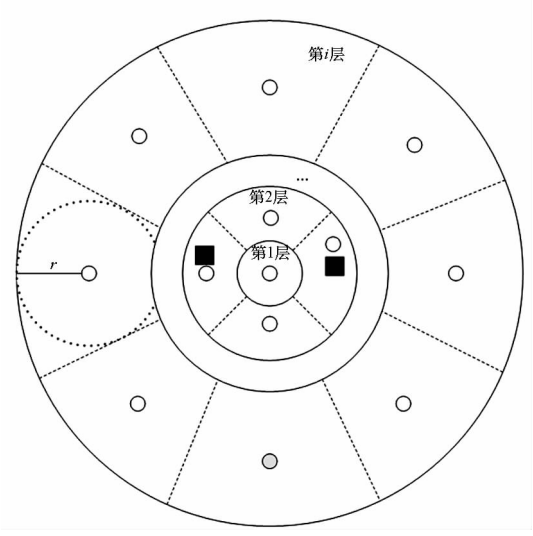


图 1 多层环状伏击围捕模型

Fig. 1 Multi-layer annular ambush capture mode

围捕模型依据 AUV 声呐探测距离 r 进行分层(默认 AUV 声呐探索距离等于 AUV 传输通信距离),考虑实际情况,设置衰减参数 ε,在本模型中各 AUV 实际探索距离为 $L=\varepsilon r$ ($0<\varepsilon<1$, 这里 ε 取 0.8,因为大量实验发现 $\varepsilon=0.8$ 时效果最佳)。第 i 层的圆环宽度 R 与第 i 层 AUV 声呐探索半径 L 的实际关系是 $R=2L$(考虑圆形区域可能存在的扫描空白区域,这里 R 实际取值小于 $2L$),使第 i 层和第 $i-1$ 层重叠的探测区域尽可能小。另外,对每个机器人搜寻范围进行进一步划分,此后每层 ε 根据层数依次递减 a ($a\in(0,\varepsilon)$)值,使得每层探测范围逐渐缩小。在对围捕 AUV 建模时要做如下假设及说明:

1)忽略机器人的外形信息,其在坐标系中以点坐标表示;

2)机器人水下工作时,均视为匀速运动。

这种多层环状伏击围捕模型改善了传统单层环状包围圈的局限性,能够更好地对目标 AUV 进行隐藏监视,并且实现快速围捕。

1.2 AUV 任务划分模型

初始状态,目标 AUV 的运动速度和方向未知,考虑存在最差的情况,即参与围捕 AUV 的速度均小于目标 AUV 的速度,如果采用常规策略,围捕成功的可能性几乎为零。因此,需要采用伏击策略,利用多机器人整体协作围捕目标,从而提高围捕成功率,此外伏击策略可以减少围捕任务的能量消耗。

为实现伏击策略,对 AUV 系统做如下划分:

1)伏击 AUV:伏击 AUV 隐藏在障碍物后面,并且 AUV 成多层环状分布,针对的是速度能量较少的 AUV,在障碍物没有遮挡的部分,伏击 AUV 可对目标 AUV 进行监测。

2)搜索/追捕 AUV:除伏击 AUV 外,其余 AUV 组队成为搜索 AUV,并对目标 AUV 进行动态搜索。当发现目标 AUV 时,发现者与距离最近的 AUV 变成追捕 AUV。

3)拦截 AUV:追捕 AUV 将目标 AUV 逃逸的速度及方向告知拦截 AUV 群体,拦截 AUV 预测 t 时刻后的目标 AUV 的位置,对其进行对角阻截。

围捕完成条件:目标被围捕时,目标 AUV 与任意两个相邻围捕 AUV 连线的中心距离都不小于其中任意一个到中心的距离。其表达式为:

$$\begin{cases} D_i \leqslant d \\ \sum\limits_i \left| \theta_i - \dfrac{2\pi}{n} \right| \leqslant \dfrac{\pi}{4} \end{cases} \tag{1}$$

式中,D_i 为各围捕 AUV 与目标之间的距离,d 表示包围半径的大小,n 为围捕 AUV 的个数,θ_i 是包围编队内相邻的两个围捕 AUV 与目标 AUV 连线的夹角,其中 $i=1,2,3,\cdots,n$。

1.3　AUV 能量模型

水下机器人在工作过程中主要有三种能量消耗方式:机器人相互通信的能量消耗、机器人探索目标机器人的能量消耗以及机器人运动的能量消耗。首先对通信和运动能量消耗方式进行量化分析。

1.3.1　AUV 通信能耗模型

AUV 通信方式主要采用声波通信,但在水下长距离通信时能量消耗是十分巨大的,水下通信受到许多因素的影响,如传输频率、传输速度、路径损耗和传输损耗。为此,引入声学通信能耗模型 $D_i(x,d)$。

$$D_i(x,d)=xP\nu^d d^k \tag{2}$$

式中,$D_i(x,d)$表示机器人 i 在距离 d 传输 x 位数据消耗的能量,P 表示传输 1 位数据需要的能量,k 表示系数,ν 是以 dB/km 表示的吸收系数。系数 k 的取值范围是[1,3],实际上取值为 1.5。吸收系数基于以 kHz 测量的信号频率,可以计算其值为:

$$\nu=10^{\alpha(f)/10} \tag{3}$$

式中,

$$\alpha(f)=0.003+\frac{0.11f^2}{1+f^2}+2.75\times10^{-4}f^2+\frac{44f^2}{4100} \tag{4}$$

f 表示信号发送频率。

1.3.2　AUV 运动能耗模型

水下机器人在水下运动时在不同运动状态如加速运动、匀速运动、转向运动会受到不一样的流体阻力。为了简化分析,将机器人在工作时的运动均视为匀速运动。由牛顿第二定律可知物体匀速运动时动力等于阻力,由流体力学公式可得机器人在水下运动所受的阻力 f_z 为:

$$f_z=\frac{1}{2}C_x\rho v^2S^{\text{area}} \tag{5}$$

式中:C_x 为阻力系数,海水中阻力系数受多方面影响,目前没有精确的取值,这里经验取值 0.7;ρ 为海水密度,这里取平均海水密度 $\rho=1.025\ \text{g/cm}^3$;$v$ 为机器人运动速度,S^{area} 为机器人横截面积。所以时间 t 内机器人克服阻力做功 W_z 等于机器人动力做功 W_m(即机器人消耗能量 R_0)。

$$R_0=W_m=W_z=f_z\cdot v\cdot t=\frac{1}{2}C_x\rho v^3S^{\text{area}}t \tag{6}$$

机器人探索目标机器人的能量消耗与探测距离及声呐具体功率有关,声呐设备功率根据不同设备型号从几十瓦到上千瓦,本文中设定 AUV 单位时间距离声呐探测一次所需能量为 R_s,R_s 为经验取值。

2　AUV 能量平衡的任务分配方法

本文所提出的基于围捕的任务分配策略 TAEB 是建立在目标 AUV 具有智能性基础上,即目标 AUV 能在探测到自身被围捕的情况下智能采取反围捕逃跑策略。

2.1　AUV 反围捕策略

随着 AUV 反围捕策略研究的不断深入,AUV 的反围捕能力越来越强,即目标 AUV 根据情况不同,会采取最理想的逃逸策略:一是逃逸围捕群体策略;二是突围包围圈策略。

当追捕者群体没有对目标机器人形成包围时,目标机器人采用“综合考虑”的逃逸策略,即利用感知范围内所有追捕机器人的运动状态矢量叠加的方向作为自己的逃逸方向。

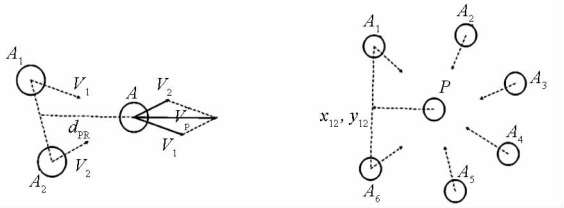
图 2(a)中,d_{PR}是目标 AUV 到两个追捕 AUV 中点的距离,目标 AUV 的警觉距离为 d_{PS}。当 $d_{PR}<d_{PS}$,目标 AUV 将以最大速度逃逸。目标 AUV 逃逸策略为:以追捕 AUV 速度的矢量合成方向为逃逸方向,并以最大速度逃逸。

图 2(b)为在追捕者初步形成对目标机器人包围圈但围捕任务尚未完成时,目标机器人采用“最大夹角”的突围策略,即选择两个相邻追捕机器人以目标 AUV 为顶点形成的夹角最大者,面向两个追捕机器人位置连线的中点进行突围。

突围逃逸的方向为:

$$\gamma=\arctan\left(\frac{y_{12}-y_p}{x_{12}-x_p}\right) \tag{7}$$

式中,(x_{12},y_{12})为与目标 AUV 为顶点形成夹角最大的两个追捕者的中点,(x_p,y_p)为目标 AUV 的当前坐标,逃逸的速度为目标 AUV 的最大形式速度。当 $d_{PS}<d_{PR}$时,突围成功,否则将被围捕。



(a) 矢量合成　(b) 最大夹角

(a) Vector composite　(b) Maximum angle

图 2　目标 AUV 逃逸方向示意

Fig. 2　Schematic diagram of target AUV escape direction

由于目标 AUV 具有高度智能化,可以根据不同情况选择适当的逃逸策略,对目标 AUV 的围捕

是一种相当复杂任务,而高效的任务分配策略是完成这种复杂任务的前提。

2.2 围捕任务分配策略

围捕 AUV 由 n 个所携带不同能量 $E_j(j=1,2,\cdots,n)$ 的 AUV 组成,AUV 所携带的能量多少直接影响其运行时间。围捕任务分配策略(Task Allocation Method, TAM)将每个 AUV 划分能量等级 EL:

$$EL_j=\frac{E_j}{n} \tag{8}$$

根据能量级大小将 n 个 AUV 从小到大排序编号,即得到围捕 AUV 的排列顺序 $\{A_1,A_2,A_3,\cdots,A_n\}$。

首先对 AUV 进行伏击任务的分配,根据实际情况伏击 AUV 需要满足如下条件:所携带能量较少,不适合长期运动的 AUV;离障碍物较近的 AUV;伏击 AUV 队列整体呈环状多层型排列。

根据围捕过程中实际情况的需要,在 n 个围捕 AUV 中选择 m 个所带能量较少的 AUV 组成伏击 AUV 的备选组 $\{A_1,A_2,A_3,\cdots,A_m\}$。被选中的伏击 AUV 备选组在各自当前的位置用声呐探测其附近是否存在障碍物,如果有,则移动到最近的障碍物处进行躲避;如果没有,则将此 AUV 从伏击备选组内删除,在非伏击 AUV 中选取现存能量最小的 AUV 重复上面的过程。被剔除的 AUV 加入搜索队列作为搜索者在目标区域进行对目标 AUV 的漫游搜索。

观察伏击 AUV 系统中的位置,考察伏击 AUV 队列整体是否呈多层环状排列,根据多层环状伏击阵型所要求的条件,得出如下讨论:

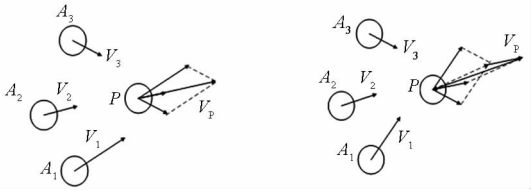
若伏击 AUV 不满足分层环状排列,考虑最差的情况,即所有的伏击 AUV 均在一层,则伏击 AUV 中的每个伏击 AUV 均向内层进行障碍物探测,观察是否存在可向内层躲避的障碍物。如果有伏击 AUV 发现内层障碍物,把发现内层障碍物的伏击 AUV 根据能量大小进行排序,并挑选携带能量较多的 AUV 向内层移动。如果没有伏击 AUV 发现障碍物,则派出能量较弱的非伏击 AUV 和相应数量能量较强的伏击 AUV 向内层移动,搜索障碍物。如果非伏击 AUV 率先到达内层障碍物,则其成为伏击 AUV,其他正在进行内层搜索障碍物的 AUV 则成为搜索者,重复此过程直至 AUV 分层成功。

除了伏击 AUV 外,其余剩下的 AUV 组队成为搜索 AUV 队伍并且对目标 AUV 进行动态搜索,伏击 AUV 虽然躲避在障碍物后,但是在无障碍物遮挡面可以发出声呐,对目标 AUV 进行静态搜索。如果发现目标 AUV,则分为如下两种情况:

1)搜索 AUV 发现目标 AUV,则立即把目标 AUV 的大致运动的方向和速度通信给相邻 AUV,并且发现者与距离较近的搜索 AUV 构成临时的追捕队列,试图将目标 AUV 赶入带有伏击 AUV 的包围圈中。

2)若是伏击 AUV 发现目标,则此伏击 AUV 放弃隐藏,并且把目标 AUV 的大致运动的方向和速度通信给其他 AUV,此伏击 AUV 与距离较近的搜索 AUV 构成临时的追捕队列,对目标 AUV 进行追捕,并且试图将目标 AUV 赶入带有伏击 AUV 的包围圈中。

图 3 为追捕 AUV 驱赶目标 AUV 的示意图。图 3(a)所示为追捕机器人 A_1、A_2、A_3 分别以速度 V_1、V_2、V_3 追捕目标,根据目标 AUV 的智能逃跑策略,得到目标 AUV 的逃跑速度 V_p 的方向。在追捕过程中要根据伏击 AUV 包围圈的所在位置适当地进行方向调整,即如图 3(b)所示调整追捕机器人运动方向,根据目标 AUV 智能逃跑策略,目标 AUV 的运动方向也会做出相应改变,从而把目标驱赶到伏击 AUV 的包围圈中。



(a) 目标沿矢量方向逃跑
(a) Target escapes in vector direction

(b) 调整运动方向改变目标逃跑方向
(b) Adjust the direction of movement to change the direction of target escape

图 3 追捕 AUV 驱赶目标 AUV
Fig. 3 Hunt AUV drive the target AUV

随着系统不断运行,总会出现个别 AUV 能量消耗过快,其剩余能量无法再有效完成其目前所承担的任务,这种情况的出现不可忽略且对围捕运动成功与否有着极其重要的影响。

2.3 能量均衡策略

当系统运行一段时间后,一些 AUV 所现存的能量可能无法能够继续有效地完成任务,而在苛刻的海洋环境中更换电池很困难或几乎不可能实现。

为此提出能量均衡策略(Energy Balance Strategy, EBS),EBS 采用轮换机制将能量降低的 AUV 轮换到能量消耗较低的位置,平衡系统能量消耗,高效使用有限的电池能量资源并提高系统寿命。

在本系统中机器人主要有以下两种能量消耗方式:

其一,系统中的围捕 AUV 探测到目标机器人,即对目标机器人根据围捕方法进行围捕,完成一次围捕任务后,参与围捕的 AUV 的能量消耗明显大于未参与围捕 AUV 的。AUV 参与围捕时间为 T_{h}。

AUV_{h} 运动能量消耗为:

$$AUV_{\mathrm{h}}\Delta E_{\mathrm{v}} = T_{\mathrm{h}} \cdot R_0 \tag{9}$$

由式(2)得 AUV_{h} 通信消耗:

$$AUV_{\mathrm{h}}\Delta E_{\mathrm{t}} = xP\nu^{Le_h}(L\varepsilon_h)^k \tag{10}$$

其中,ε_h 表示 AUV_{h} 所在层 ε 取值($h=1,2,\cdots,n$)。

完成一次围捕任务总能量消耗:

$$AUV_{\mathrm{h}}\Delta E = xP\nu^{Le_h}(L\varepsilon_h)^k + T_{\mathrm{h}} \cdot R_0 \tag{11}$$

其二,本系统中越外层的 AUV 探测搜索范围越大,在经过一段时间探索搜查后,越外围的 AUV 的能量消耗越大。经过时间间隔 Δt^s 之后,位于第 i 层扫描所消耗的能量为:

$$AUV_{\mathrm{h}}\Delta E = \Delta t^s \cdot R_{\mathrm{s}} \cdot L\varepsilon_i \tag{12}$$

综合分析上述两种情况,EBS 具体如下:

1) AUV 在完成一次围捕任务后,参加围捕 AUV 依次从第 i 层的 AUV_0 开始检查自身能级水平,当 AUV_{p} 自身能级下降后依次向内层询问,当发现 k 层的 AUV_{p} 水平大于自身时,AUV_0 停止查询即刻前往 AUV_{p} 所在区域替换 AUV_{p}。与此同时,从 $k+1$ 层开始依次选取未参加围捕且离 AUV_0 原所在区域最近的 AUV 向上一层移动,如果上层均参与围捕运动则选取能级最高的 AUV,不断重复查询过程不断替换 AUV 的位置,即 AUV_{p} 移动到 $k+1$ 层,$k+1$ 层被选取的 AUV 移动到 $k+2$ 层,直到完成到第 i 层的替换。当所有参加围捕 AUV 完成一次查询并成功替换,即完成一次轮换,再从第 $i-1$ 层继续向下查询,重复此过程直到所有参加围捕的 AUV 完成替换。

2)如果系统一直没有发现目标 AUV,由于未进行围捕运动则同一层内的所有 AUV 的能量消耗基本相同,并且从最外层开始依次递减。那么在时间间隔 Δt^s 之后,从最外层依次开始进行能级查询。如果第 i 层的能级低于第 $i-1$ 层,则将第 $i-1$ 层交换到第 i 层,因为存在两层 AUV 数量不相同,所以本次未被交换的第 i 层 AUV 将在下一个时间间隔 Δt^s 之后优先被交换。交换后第 $i-1$ 层向第 $i-2$层查询,如果能级依然低则继续交换,否则从第 $i-2$ 层开始向下一次查询。依次查询交换,直到完成整个系统 AUV 的替换。如果在交换途中发现目标 AUV 立即暂停交换,转而进行围捕。

2.4　改进的能量均衡策略

由于围捕任务能量消耗的不确定性,在完成一次任务后,参与围捕的机器人剩余能量可能不再具有轮换的价值,所以提出改进的能量均衡策略(Improved Energy Balance Strategy, IEBS)。IEBS 引入权值 β,进行围捕运动后需要轮换位置的 MAUV 的剩余能量为 E_{res},在进行轮换时判断是否满足 $E_{\mathrm{res}} > \beta$,这里 $\beta = 2F$,下面给出 F 具体计算过程。

假设需要轮换的 AUV_{rot} 当前处于 i 层,需要交换至 k 层,其剩余能量为 E_{res},由式(9)计算 AUV_{rot} 由 i 层交换至 k 层能量消耗 ΔE,这里忽略查询消耗的能量。

$$\Delta E = \varepsilon_i L + (i-k)(i-k-1) \cdot aR_0/(2v_0) \tag{13}$$

式中,v_0 为 AUV 平均速度。

计算交换位置前和位置后 AUV_{rot} 生存时间,这里不再考虑参与围捕的情况。

$$T_1 = \frac{E_{\mathrm{res}}}{E_1} \tag{14}$$

$$T_2 = \frac{E_{\mathrm{res}} - \Delta E}{E_2} \tag{15}$$

其中,T_1 为不交换的生存时间,T_2 为交换后的生存时间,E_1、E_2 分别为处于第 i 层和第 k 层单位时间搜索消耗的能量,由式(12)可得:

$$E_1 = L\varepsilon_i R_{\mathrm{s}} \tag{16}$$

$$E_2 = L\varepsilon_k R_{\mathrm{s}} \tag{17}$$

将式(14)~(15)相减得:

$$T_2 - T_1 = \frac{E_{\mathrm{res}} - \Delta E}{E_2} - \frac{E_{\mathrm{res}}}{E_1} \tag{18}$$

只有 $T_2 - T_1 > 0$,AUV 轮换才有实际意义,即证:

$$E_1(E_{\mathrm{res}} - \Delta E) - E_{\mathrm{res}}E_2 > 0 \tag{19}$$

将式(16)、式(17)代入式(19)得:

$$L\varepsilon_i R_{\mathrm{s}}(E_{\mathrm{res}} - \Delta E) - L\varepsilon_k R_{\mathrm{s}} E_{\mathrm{res}} > 0$$

化简得:

$$(i-k)aE_{res} - \varepsilon_i \Delta E > 0$$

将式(13)代入再化简得:

$$E_{\mathrm{res}} > \frac{L\varepsilon_i^2 + aL\varepsilon_i(i-k)(i-k-1)}{a(i-k)} \tag{20}$$

记

$$\frac{L\varepsilon_i^2 + aL\varepsilon_i(i-k)(i-k-1)}{a(i-k)} = F \tag{21}$$

由式(21)可知,F 的具体取值仅与 MAUV 所处位置和需交换位置有关。

当系统一直运行总会出现 AUV 能量耗尽而停止工作,当一台 AUV 能量耗尽后,它会立即通知同层 AUV 向其靠拢并扩大其余 AUV 探测搜索范围直到完全覆盖能量耗尽的 AUV 所在区域。当出现同层 AUV 探测搜索扩大到 L 后,有 AUV 继续能量耗尽,则该层 AUV 通知其上层 AUV 开始收缩系统范围,即围捕系统由 i 层降低为 $i-1$ 层。如果出现能量耗尽的 AUV 出现在最外层,则直接放弃最外层,最外层 AUV 全部向内一层移动,并重新分配搜索区域。

AUV 在进行轮换之后其所承担的任务也就相应进行了改变,如最初的伏击机器人在系统运行一段时间后,由于其他机器人能量消耗比它快使得其他机器人的能量最后低于伏击机器人,此时伏击机器人就会被轮换,会由能量更低的机器人担任伏击机器人。

3 实验仿真

将能量均衡策略与基于 Q 学习的围捕算法相结合,通过与传统单层围捕模型下算法的对比试验,来验证本文算法的可行性。仿真环境设置为 10 m × 10 m 方形区域,机器人之间通信的数据包为 200 bit。

AUV 的一块电池通常能够携带 30 WJ 左右的能量,为简化计算,本文将选取 15 个 AUV,每个 AUV 所携带的能量见表 1。其他各项数据设置见表 2。

表 1 AUV 携带能量表

Tab. 1 AUV portable energy meter

J

AUV	能量	AUV	能量	AUV	能量
1	480	6	240	11	380
2	320	7	350	12	290
3	280	8	270	13	450
4	500	9	460	14	330
5	360	10	500	15	410

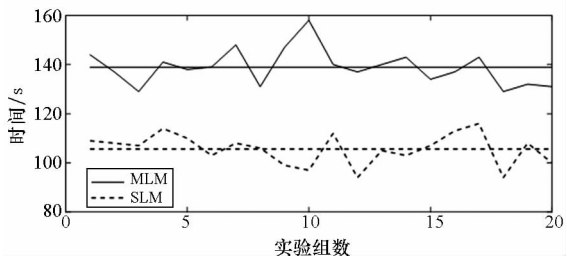
表 2 各项参数值

Tab. 2 Various parameter values

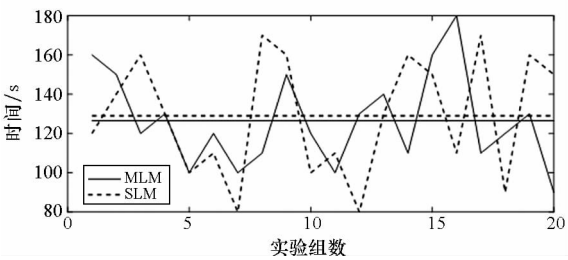
参数	取值	参数	取值
P	0.3×10^{-4} bit/J	a	0.1
f	20 kHz	S^{area}	0.015 m^2
R_s	2×10^{-2} J/m	L	5 m
Δt^s	30 s	V_0	1 m/s

3.1 围捕模型对比实验

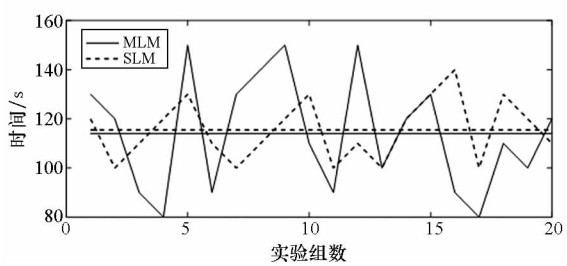
将本文提出的多层围捕模型(Multi-Layer hunting Model, MLM)与单层围捕模型(Single-Layer hunting Model, SLM)作对比,测试两者在不同围捕系统规模下的围捕性能。实验分为 20 组,每组实验由 10 次围捕组成,每组实验取平均值。首先测试不同规模的围捕系统围捕单个 AUV 情况,实验结果如图 4 所示;其次测试相同规模的围捕系统(16 个 AUV)同时围捕不同数量目标 AUV 情况,实验结果如图 5 所示。图中实线曲线为 MLM 的结果,虚线曲线为 SLM 的结果,直线为对应的平均值。



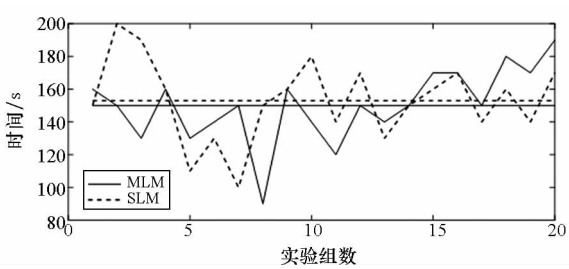
(a) 4 AUV



(b) 8 AUV



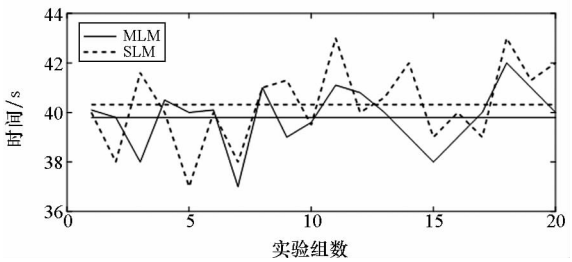
(c) 12 AUV



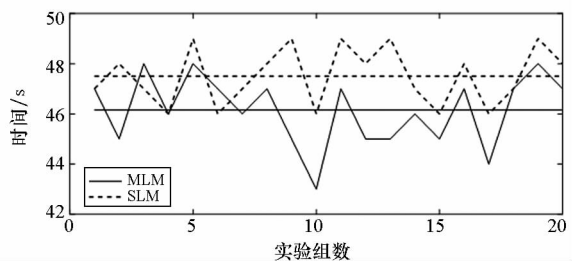
(d) 16 AUV

图 4 围捕单个 AUV 实验

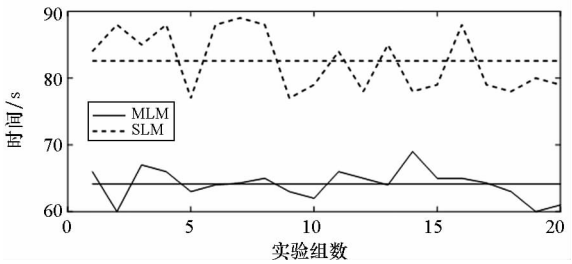
Fig. 4 Hunting single AUV experiment



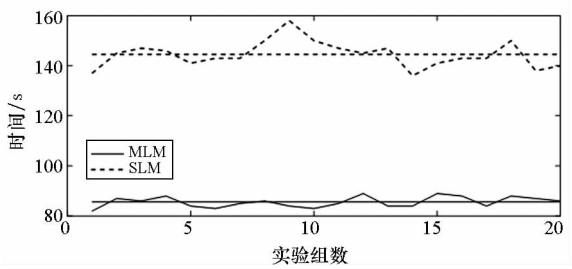
(a) 3 个目标机器人
(a) 3 target AUV



(b) 4 个目标机器人
(b) 4 target AUV



(c) 5 个目标机器人
(c) 5 target AUV



(d) 6 个目标机器人
(d) 6 target AUV

图 5　围捕多个 AUV 实验

Fig. 5　Hunting multiple AUV experiments

实验结果显示,当围捕系统规模为 4 个 AUV 时,多层围捕模型平均围捕时间为 138.9 s,效果较差,而单层围捕模型的为 105.7 s。这是因为当围捕系统规模较小时,多层围捕模型会将围捕机器人进一步划分使得没有足够的机器人第一时间参与围捕,围捕变得非常困难,而单层围捕模型则没有这种缺陷。随着围捕系统规模扩大,多层围捕模型克服这一缺陷,不过当围捕单个目标时其与单层围捕模型相差无几。在围捕多个目标时,多层围捕模型表现出优异的性能,特别是当同时围捕 6 个目标机器人时,多层围捕模型平均围捕时间为 85.6 s,单层围捕模型为 144.5 s。多层围捕模型表现出单层围捕模型无法企及的优势。这是由于单层围捕模型过于单一,无法快速有效地分配任务形成多个围捕圈,而多层围捕模型由于提前对围捕机器人进行了划分,能快速分配机器人形成多个围捕圈实现围捕。

3.2　TAM 仿真实验

本实验将伏击围捕模型与 TAM 策略应用到 Q 学习围捕算法中,并与传统算法作对比,进行了总计 1200 次实验。实验中每隔 1 min 出现目标 AUV,且目标 AUV 出现的方向均是随机的。为保证实验效果不受能量消耗的影响,这里实验均忽略能量消耗,实验结果如图 6 所示。

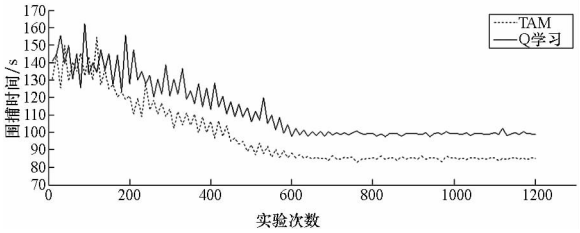


图 6　效率对比实验

Fig. 6　Efficiency comparison experiment

实验结果显示,基于 Q 学习的围捕算法结合环状伏击围捕模型以及 TAM 后,Q 学习算法收敛速度明显快于传统模型下的 Q 学习算法。这是因为本文提出的围捕模型和 TAM 策略通过将围捕任务划分为追捕任务、拦截任务和伏击任务,并在围捕运动开始之前就将三种任务划分给最适合的 AUV,这使得整个机器人系统学习速度加快。采用 TAM 策略后,Q 学习算法最后收敛于 85 s,原 Q 学习算法收敛于 100 s 左右,虽然整个围捕运动的时间下降了,但下降程度只有 15 s,这是因为采用 TAM 策略后参与围捕的 AUV 主要任务是将目标 AUV 驱赶至伏击圈内,这个过程在一定程度上消耗了时间,但整体上 TAM 策略的优越性是不可忽视的。

3.3　EBS 及 IEBS 仿真实验

为验证本文提出的能量均衡策略,本实验设定系统内每 2 min 随机发现一次目标 AUV,即进行一次围捕运动。当因为某一台参与围捕的 AUV 能量耗尽而导致围捕失败时实验即终止,实验结果如图 7 所示。

实验结果表明 EBS 方法的系统寿命最终平衡于 880 s,传统 Q 学习算法平衡于 680 s,二者相差 200 s,这是因为 EBS 平衡了 AUV 的能量消耗,

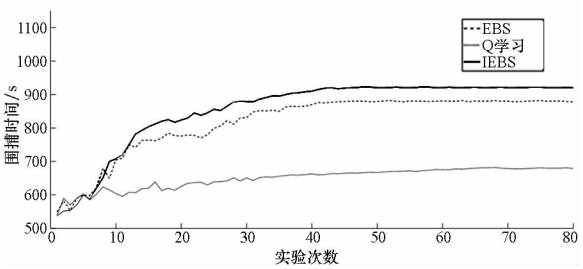


图7 能量均衡实验

Fig. 7 Energy equilibrium experiment

EBS 总是保证能量最高的 AUV 处于能量消耗最快的位置上,能量越低的 AUV 保持在能量消耗较低的位置,保证了某个 AUV 不会因为频繁工作导致能量消耗过快而直接耗尽能量,从而提升了每个 AUV 的寿命,进而提升了整个系统寿命。IEBS 最终收敛于 920 s 左右,这是由于本实验围捕模型范围较小,EBS 轮换机器人在轮换过程中能量消耗较低,所以两者差距较小,但可以看出 IEBS 优于 EBS。

3.4 TAEB 及 TAIEB 仿真实验

将 TAEB 及 TAIEB 方法综合运用到 Q 学习围捕算法中,总共做了 30 组实验,每组实验由每隔 1 min 一次、总共 15 次围捕运动组成,30 组实验总计进行 450 次围捕实验。围捕目标随机出现,目标实验结果如图 8 所示。

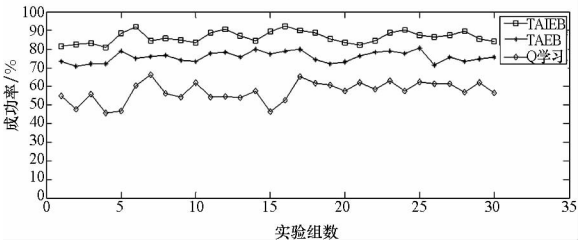


图8 TAEB 及 TAIEB 方法实验

Fig. 8 TAEB and TAIEB method experiment

实验结果表明采用 TAEB 方法围捕成功率在 76% 左右,TAIEB 方法围捕成功率在 87% 左右,传统 Q 学习算法在 55% 左右,TAEB 及 TAIEB 方法围捕成功率更高。这是因为 TAEB 及 TAIEB 对 AUV 根据其自身能量特点进行了静态和动态任务分配。TAM 在系统建立之初对 AUV 进行任务静态划分,分配高能级 AUV 对目标 AUV 进行追击拦截,追击拦截任务是整个围捕任务中能量消耗最高的子任务。EBS 将能量消耗过快的 AUV 轮换位置,平衡整个系统的能量消耗并保证能量多的 AUV 处于外围位置以保证追击拦截任务的成功完成,从而提高了整个围捕任务的成功率。此外,由于完成一组实验的时间为 900 s,超过了 TAEB 及传统 Q 学习算法有效围捕系统寿命时间,所以围捕成功率较低。而 TAIEB 相较于 TAEB 及传统 Q 学习算法,其有效系统寿命在 920 s,所以其围捕成功率有显著提高。

4 结论

针对水下机器人围捕任务,设计了多层环状围捕模型,并提出了基于此模型的任务分配策略 TAM、能量均衡策略 EBS 以及改进的能量均衡策略 IEBS。TAM 对围捕任务进行静态分配,使得高能级 AUV 处于外围位置以保证追击拦截任务的成功完成。EBS 在系统运行过程中平衡整个系统能量消耗并保证外围 AUV 的能量是最多的,提升了围捕任务的成功率。IEBS 在 EBS 基础上进一步优化能量消耗,最大程度上降低了算法实施过程中不必要的能量损耗。所提出的策略不仅仅可以使用于 Q 学习围捕算法而且还可以使用于其他围捕算法。未来考虑进一步优化能量均衡的围捕任务分配方法并将其运用于更为复杂的情况。

参考文献(References)

[1] Bensaci C, Zennir Y, Pomorski D, et al. Complex safety study of intelligent multi-robot navigation in risk's environment [C]//Proceedings of International Carnahan Conference on Security Technology, 2017.

[2] Geng M, Li Y, Ding B, et al. Deep learning-based cooperative trail following for multi-robot system [C]// Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, 2018.

[3] Yang L, Che Y Q, Guo J W, et al. A local multi-robot cooperative formation control[C]//Proceedings of 33rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation, 2018: 344 - 347.

[4] Ren Q L, Man K L, Lim E G, et al. Cooperation of multi robots for disaster rescue[C]//Proceedings of International SoC Design Conference, 2017: 133 - 134.

[5] Sun B, Liu Q, Zhu D. A multi-AUVs cooperative hunting algorithm for environment with ocean current [C]// Proceedings of 37th Chinese Control Conference, 2018: 5441 - 5444.

[6] Wu Z, Cao Z, Yu Y, et al. A multi-robot cooperative hunting approach based on dynamic prediction of target motion[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2017: 587 - 592.

[7] Chen M Z, Zhu D Q. A novel cooperative hunting algorithm for inhomogeneous multiple autonomous underwater vehicles[J]. IEEE Access, 2018, 6: 7818 - 7828.

(下转第 184 页)

accommodation[J]. Journal of the Franklin Institute, 2008, 345(1): 1 – 28.

[14] Touati Y, Merzouki R, Bouamama B O. Fault estimation and isolation using bond graph approach[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2012, 45(20): 138 – 143.

[15] Paynter H M. Analysis and design of engineering systems[M]. USA: MIT Press, 1961.

[16] 黄林, 程刚, 许伟, 等. 某型舰用四冲程柴油机键合图建模与仿真[J]. 内燃机学报, 2017, 35(6): 561 – 568.
HUANG Lin, CHENG Gang, XU Wei, et al. Bond graph based modeling and simulation of a four stroke marine diesel engine [J]. Transactions of CSICE, 2017, 35(6): 561 – 568. (in Chinese)

[17] Merzouki R, Samantaray A K, Pathak P M, et al. Intelligent mechatronic systems [M]. UK: Springer, 2013.

[18] Djeziri M A, Merzouki R, Bouamama B O, et al. Fault detection of backlash phenomenon in mechatronic system with parameter uncertainties using bond graph approach [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2006: 600 – 605.

[19] Kam S C, Dauphin T G. Bond graph models of structured parameter uncertainties[J]. Journal of the Franklin Institute, 2005, 342(4): 379 – 399.

[20] Gawthrop P J. Bicausal bond graphs [J]. Society for Computer Simulation, 1995: 83 – 88.

(上接第 114 页)

[8] Cao X, Sun C. Multi-AUV cooperative target hunting based on improved potential field in underwater environment [C]// Proceedings of 33rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation, 2018: 118 – 122.

[9] Liu F, Narayanan A. Collision avoidance and swarm robotic group formation [J]. International Journal of Advanced Computer Science, 2014, 4(2): 64 – 70.

[10] Song Y, Li Y B, Li C H, et al. Mathematical modeling and analysis of multirobot cooperative hunting behaviors [J]. Journal of Robotics, 2015, 2015: 1 – 8.

[11] Das G P, Mcginnity T M, Coleman S A, et al. A distributed task allocation algorithm for a multi-robot system in healthcare facilities[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 80(1): 33 – 58.

[12] Bayram H, Bozma H I. Coalition formation games for dynamic multirobot tasks[M]. Algorithmic Foundations of Robotics XI, 2015: 37 – 54.

[13] Stouch D W, Zeidman E, Callahan W, et al. Dynamic replanning on demand of UAS constellations performing ISR missions[C]//Proceedings of SPIE International Society for Optics and Photonics, 2011: 238 – 243.

[14] Komenda A, Novák P. Multi-agent plan repairing [C]// Proceedings of IJCAI Workshop, 2011: 1 – 6.

[15] 付勇, 汪浩杰. 一种多机器人围捕策略[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2008, 36(2): 26 – 29.
FU Yong, WANG Haojie. A new capture strategy of multi-robots[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2008, 36(2): 26 – 29. (in Chinese)