

[引用格式] 郭力强, 马亮, 张会, 等. 数据驱动的 AUV 鱼雷攻击有效阵位自主决策方法 [J]. 水下无人系统学报, 2022, 30(4): 528-534.

数据驱动的 AUV 鱼雷攻击有效阵位自主决策方法

郭力强, 马亮, 张会, 杨静

(海军潜艇学院, 山东 青岛, 266199)

摘要: 自主决策能力是无人水下航行器与有人平台的最显著区别, 要求决策速度快、正确率高、方案可执行。针对自主水下航行器(AUV)发射声自导鱼雷攻击水面舰艇时传统有效阵位决策方法在攻击效果和决策速度方面的不足, 提出将作战仿真与集成学习相结合的自主决策方法。首先通过作战仿真优化声自导鱼雷发现目标概率, 得到不同战场态势下的基础数据; 而后设置鱼雷发现概率判断阈值, 将 AUV 有效阵位决策转换为二分类问题, 形成分类实验数据; 最后分析支持向量机、随机森林和 XGBoost 的分类效果, 得出集成学习更适用于该不平衡样本分类问题的结论, 并进一步对模型在多种任务阈值下的适应能力和复杂海洋环境下的泛化能力进行检验。实验结果表明, 该方法在保证鱼雷攻击效果的前提下, 可大幅加快 AUV 决策速度, 满足攻击决策要求, 为装备攻击规划模块的研究提供参考。

关键词: 自主水下航行器; 自主决策能力; 集成学习; 鱼雷

中图分类号: TJ631.8; U674.941

文献标识码: A

文章编号: 2096-3920(2022)04-0528-07

DOI: 10.11993/j.issn.2096-3920.202108009

Data-driven Autonomous Decision-making Method for the Effective Position of AUV Torpedo Attacks

GUO Li-qiang, MA Liang, ZHANG Hui, YANG Jing

(Navy Submarine Academy, Qingdao 266199, China)

Abstract: Autonomous decision-making capability is a distinctive feature that distinguishes unmanned undersea vehicles from manned platforms. This capability is characterized by a short autonomous decision-making time, high decision-making accuracy, and executable decision-making solutions. In this study, an autonomous decision-making method that combines operational simulation with ensemble learning was proposed to overcome the shortcomings of traditional effective position decision-making methods with regard to the attack effect and decision speed when an autonomous undersea vehicle(AUV) launches an attack against a surface ship using an acoustic homing torpedo. First, many basic experimental data sets were obtained by optimizing the probability of acoustic homing torpedo detection targets. Subsequently, a detection probability attack judgment threshold was designed to convert the AUV's effective position decision-making into a binary classification problem and form the classification experimental data. Finally, the classification performance of the support vector machine, random forest, and XGBoost were analyzed and it was concluded that ensemble learning is more suitable for this unbalanced sample classification problem. Furthermore, the adaptability of this model under multiple task thresholds and its generalization ability in complex marine environments were tested. The test results showed that this method can meet the AUV's autonomous attack decision-making requirements and significantly accelerate the decision-making speed while ensuring the effectiveness of the torpedo attack. Therefore, this study provides a reference for research on the attack planning module of equipment.

Keywords: autonomous undersea vehicle; autonomous decision-making capability; ensemble learning; torpedo

收稿日期: 2021-08-23; 修回日期: 2021-10-14.

基金项目: 国防科技创新特区项目(20-163-05-***).

作者简介: 郭力强(1992-), 男, 在读硕士, 主要研究方向为武器装备智能决策技术.

0 引言

以无人水下航行器(unmanned undersea vehicle, UUV)为代表的水下无人装备是未来海军装备体系中的重要组成部分, 将对传统水下攻防作战模式带来巨大变革。军用方面, 自主水下航行器 (autonomous undersea vehicle, AUV)可在己方兵力指挥控制或自主决策下, 从预置武器发射舱上发射武器, 对航道、港口和基地的敌方水面战斗舰艇、潜艇、军辅船等目标进行监视、跟踪和攻击^[1]。典型代表有美国海军水下作战中心(Naval Undersea Warfare Center, NUWC)研制的“MANTA”大型 UUV 和俄罗斯北方机械制造厂研制的“波塞冬”超大型核动力 UUV^[2]。

有效阵位决策是指为保证鱼雷攻击效果, 发射平台根据当前态势下目标弦角和射击距离等阵位参数, 分析判断满足某一命中概率指标的阵位范围^[3]。与潜艇、水面舰艇和飞机等有人平台相比, AUV 无指挥员参与, 其有效阵位决策对装备的自主决策速度和武器攻击效果提出了更高需求^[4]。

传统有效阵位决策主要通过模拟法^[5-8], 预估不同射击阵位上的鱼雷命中概率拟合成等概率射击圆, 以此作为判断依据。然而, 模拟法事先假定目标以等速直线机动, 忽略了实际作战中目标运动要素测算误差和可能采取的机动规避防御方式, 从而影响攻击效果。在声自导鱼雷对水面舰艇攻击问题的研究上, 国内专家以声自导发现概率为优化目标, 利用计算机仿真, 提出了成熟的理论和方法^[9-12]。但作战仿真受计算精度和算力的制约, 难以满足 AUV 短时间精准决策的双重需求。

机器学习^[13]的发展为 AUV 自主攻击决策技术的研究提供了新的思路, 其基本思想是使用计算机实现算法, 使得计算机能够学习数据、获得经验, 并实现预测或得出结果。从机器学习的角度来看, 有效阵位决策的本质是一种正负样本不平衡的二分类问题。近年来, 以极限梯度提升树(extreme gradient boosting, XGB)为代表的集成学习算法^[13-14], 凭借在处理不平衡数据和特征提取中的出色性能, 已经在医疗诊断^[15-16]和故障检测^[17]等重要领域的决策问题上得到应用, 美国国防部在最新版《2017~2042 美国无人系统综合路线图》^[18]中也将人工智能和机器学习作为提高无人系统自

主性的首要支撑因素。因此, 文中针对 AUV 对鱼雷攻击效果和自主决策速度的更高要求, 提出将作战仿真与集成学习相结合的自主决策方法, 建立 AUV 发射声自导鱼雷攻击水面舰艇有效阵位决策模型, 并对该模型的可行性和适用性进行分析和验证。

1 目标散布和机动规避条件下声自导鱼雷攻击优化方法

1.1 可调节系数的提前角计算方法

声自导鱼雷对水面舰艇的攻击过程^[9]一般分为 2 个阶段: 一是声自导装置发现目标前为方向仪操纵的直航搜索段; 二是发现目标后由声自导装置指令控制的声自导追踪段。在不考虑目标声磁干扰、反鱼雷武器杀伤等防御措施的前提下, 声自导鱼雷能否命中目标关键在于声自导装置能否发现目标, 其射击参数通常是由 AUV 指控系统根据有利提前角原则^[3]进行计算得到的。假设声自导装置的有效作用范围为一个扇面, 可将扇面遮盖中心系数以常数 k 来表示近似求解提前角 φ 。

如图 1 所示, V_m 为水面舰艇航速, V_w 为声自导鱼雷航速, m 为舰艇速度与鱼雷速度之比, D 为鱼雷射击距离, Q_m 为攻击目标弦角, 设定声自导作用距离 $r = kr_0$, 则应满足声自导扇面前沿中点 a 与目标构成相遇条件, 即 ΔaMC 为相遇三角形, φ_0 为直航鱼雷的基本提前角, 则

$$\begin{cases} \varphi_0 = \arctan \frac{m \sin \theta}{1 + m \cos \theta} \\ \beta = \arcsin \left(\frac{r}{D} \sin \varphi_0 \right) \\ \varphi = \varphi_0 - \beta \end{cases} \quad (1)$$

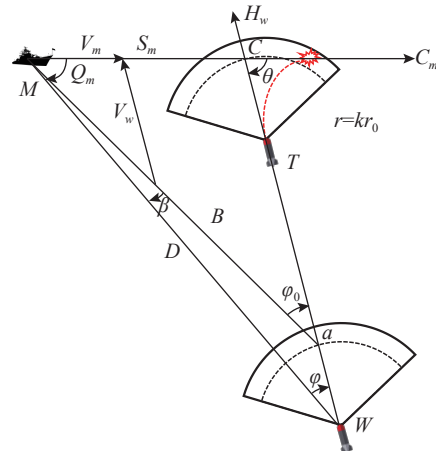


图 1 可调节系数的提前角计算示意图
Fig. 1 Diagram of lead angle calculation by adjusted coefficient method

利用式(1), 即可根据目标运动规律、相对态势以及鱼雷的声自导性能, 近似计算提前角 φ 和鱼雷航向 H_w 。

1.2 水面舰艇规避航向优化计算

在不使用反鱼雷武器的情况下, 机动规避是水面舰艇对鱼雷防御的基础和前提。在收到鱼雷报警后, 为了尽可能远离声自导鱼雷自导作用区域, 使最小安全规避预警距离^[19]最大, 可采取全速转向至距离来袭鱼雷最小距离最大航向的动态规避策略^[20]。如图 2 所示, 以水面舰艇转向点为起点

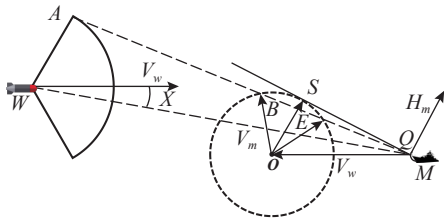


图 2 水面舰艇规避航向优化计算示意图

Fig. 2 Diagram of optimization calculation for surface ship evasive course

作鱼雷航速 V_w 反向量 QO , 以 O 点为圆心, 以水面舰艇速度 V_m 大小为半径作圆周, 则过 Q 点作水面舰艇速度圆的走出方向一侧的切线, 对应的方向 OS 即为最小距离走出航向。通过仿真水面舰艇机动规避鱼雷过程, 遍历规避航向的方法, 计算水面舰艇机动规避过程中取得最小距离最大值对应的航向即为最优规避航向 $optH_m$ 。

1.3 声自导鱼雷发现目标概率作战仿真优化

由于实际作战中测算的目标运动要素存在误差, 可应用蒙特卡洛法统计计算发现概率^[3], 即声自导鱼雷发现目标概率 P 为: 在一定目标散布条件下, 发现目标次数 M 与总攻击次数 N 之比。设仿真起点为声自导鱼雷发射时刻, 定义 k 系数的取值范围为 $[0, k_r]$, 水面舰艇规避航向遍历范围为 $[0, H_r]$, 目标运动要素误差服从高斯正态分布, 计算目标散布和机动规避条件下声自导鱼雷攻击水面舰艇的最大发现概率 $P_{\max}$ 。 $P_{\max}$ 计算流程如图 3 所示, 具体方法与步骤如下。

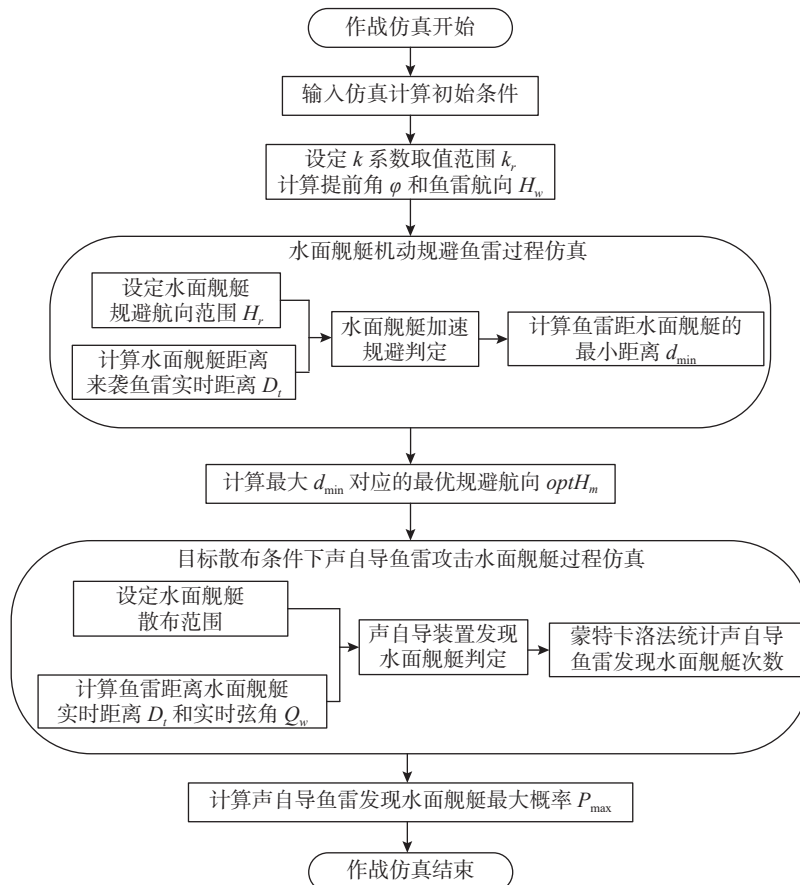


图 3 发现概率优化计算模型流程图

Fig. 3 Flow chart of detective probability optimization calculation model

1) 输入仿真计算的初始条件。水面舰艇初始相对方位横坐标为 x_0 , 纵坐标为 y_0 , 初始航速为 V_{m0} , 加速后航速为 V_{m1} , 初始航向为 H_{m0} , 转向半径为 R , 转向角速度为 θ , 声呐预警距离为 d_{ship} , 探测扇面角为 $2\lambda_{\text{ship}}$; 鱼雷航速为 V_w , 有效航程为 L , 射击距离为 D , 攻击目标舷角为 Q_m , 声自导作用距离为 d_{torp} , 声自导扇面开角为 $2\lambda_{\text{torp}}$; 目标位置误差系数为 σ_{xy} , 目标航速误差系数为 σ_{V_m} , 目标方位误差系数为 σ_{H_m} , 作战仿真总次数为 N_r , 仿真步长为 ΔT , 仿真步数 $n = L\Delta T/V_w$ 。

2) 设定 k 系数取值范围 $[0, k_r]$, 按照式(1)计算对应的提前角 φ 和鱼雷航向 H_w 。

3) 按照时间步进的方式仿真水面舰艇规避鱼雷机动过程, 计算声自导鱼雷与水面舰艇之间的实时距离 D_t 和鱼雷实时舷角 Q_w 。实时判定 D_t 与 d_{ship} 的关系, 当 $D_t \leq d_{\text{ship}}$ 时, 水面舰艇加速至 V_{m1} , 并以航向 H_m 开始机动规避。

4) 设定水面舰艇规避航向遍历范围 $[0, H_r]$, 计算不同规避航向下水面舰艇距来袭鱼雷的最小距离 $D_{\min}$ 最大值, 得到最优规避航向 $\text{opt}H_m$ 。

5) 仿真目标散布条件下声自导鱼雷攻击水面舰艇过程, 设定目标散布范围, 实时判定 D_t 与 d_{torp} 、 Q_w 与 λ_{torp} 之间的关系。若在鱼雷有效航程 L 可达的前提下, 计算结果同时满足 $D_t \leq d_{\text{torp}}$ 和 $Q_w \leq \lambda_{\text{torp}}$, 则判定鱼雷声自导装置发现水面舰艇; 若鱼雷有效航程 L 结束仍不满足发现条件, 则判定声自导鱼雷未发现水面舰艇。

6) 在 1 次作战仿真过程中, 若判定声自导鱼雷发现水面舰艇, 则 M 自增 1, 否则自增 0。作战仿真循环 N_r 次后, 统计计算声自导鱼雷攻击水面舰艇的最高发现概率 $P_{\max}$ 。

2 实验与结果分析

实验在 Windows 环境下进行, 使用 MATLAB R2021b, JupyterLab 3.10 IDE 和 Python 3 Kernel。硬件配置为 AMD Ryzen 5-5600H 处理器, 主频 3.30 GHz, 内存 16 GB。

2.1 有效阵位判断阈值

将仿真战场态势参数输入上述模型, 生成基础实验数据集。通过设置声自导鱼雷发现概率判断阈值, 将超过阈值条件的阵位作为有效阵位^[3], 进而将

AUV 有效阵位决策问题转换为二元分类问题。

有效阵位判断阈值由指挥员根据具体作战任务进行设置。如任务的首要前提是保证攻击效果, 则阈值应提高到 80% 甚至更高; 若态势判定 AUV 可能已经暴露, 则阈值仅为 60% 左右也应进行攻击, 以优先保证生存。文中实验初始设置阈值为 70%。将基础实验数据集标签进行二值化处理, 特征矩阵进行标准化和方差过滤后, 形成分类实验数据集的具体信息如表 1 所示, 可见样本数据具有明显的不均衡特点。

表 1 分类实验数据集信息

Table 1 Information of categorized experimental data sets

样本个数	特征维度	正样本数	负样本数	不平衡比例	单个样本用时
8 000	5	1 577	6 423	4.07	4 min 29 s

2.2 评价指标

在不均衡数据的分类中, 仅适用单一的准确率 (accuracy) 和召回率 (recall) 指标是不全面的。因此, 加入曲线下面积 (area under the curve, AUC) 来共同评价模型的性能。AUC 综合考虑少数类和多数类分类的准确性, 表 2 的混淆矩阵可以直观地表示出各种分类情况。

表 2 混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix

	实际正类	实际负类
预测正类	TP(true positives)	FN(false negatives)
预测负类	FP(false positives)	TN(true negatives)

AUC 是接收者操作特性曲线 (receiver operating characteristic curve, ROC) 下的面积, 取值为 0~1^[21]。精确率 (precision)、召回率 (recall)、F1 值和 AUC 等指标的计算公式如下:

$$\text{precision} = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

$$\text{recall} = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

$$F1 = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4)$$

$$AUC = \frac{\sum_{i \in \text{PositiveClass}} \text{rank}_i - NP(NP+1)/2}{NP \times NN} \quad (5)$$

式中: NP 为正类样本 (少数类) 总数; NN 为负类样本 (多数类) 总数; i 为正类样本; rank_i 为正类样本的

置信度排序。考虑到水下作战以保证隐蔽性为前提,选择 AUC 作为模型决策性能的评价指标。

2.3 实验设计与结果

为检验集成算法在处理不平衡分类问题的优势,使用传统的强分类器支持向量机(support vector machine, SVM)与随机森林(random forest, RF)和 XGB 2 种典型集成学习算法进行比较,具体建模流程如图 4 所示。

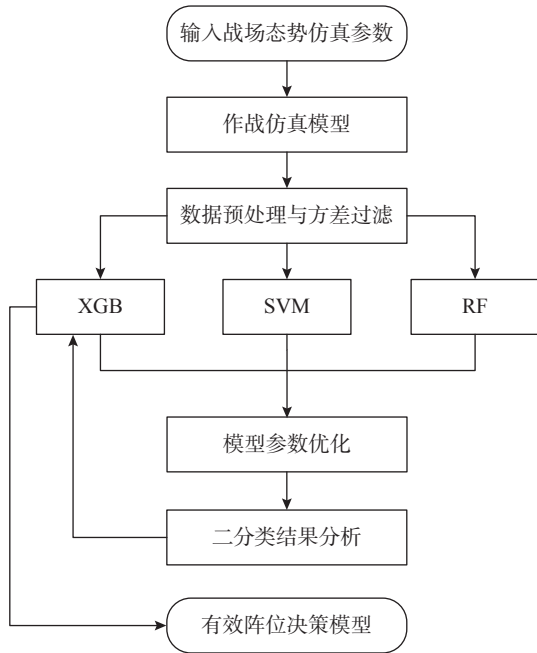


图 4 有效阵位决策模型流程图

Fig. 4 Flow chart of the effective position decision-making model

随机划分训练集和测试集后,以 AUC 值作为评估指标,采用 5 折交叉验证取均值、人工学习曲线和调用 Optuna^[22] 框架的方法对 3 种模型进行参数优化。3 种模型的最终分类准确率为 93.7%, 95.9% 和 96.5%, 决策用时分别为 19.36, 0.87 和 1.58 s。表 3 和图 5 的结果显示:实验中,使用 XGB 模型得到的 F1 值和 AUC 面积最高,分别达到 91.1% 和 0.994; RF 模型的决策速度最快,仅为 0.87 s,能够满足 AUV 有效阵位决策的要求。

表 3 3 种模型分类性能

Table 3 Classification performance of three models

模型	准确率	精确率	召回率	F1	AUC	时间/s
SVM	0.937	0.844	0.846	0.845	0.980	19.36
RF	0.959	0.936	0.854	0.893	0.992	0.87
XGB	0.965	0.915	0.910	0.911	0.994	1.58

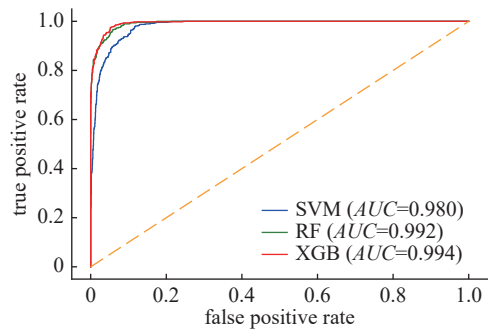


图 5 3 种机器学习模型 ROC 曲线

Fig. 5 Receiver operating characteristic curves of three machine learning models

3 模型性能评估与分析

3.1 多种任务阈值的适应能力

为检验集成算法在多种任务阈值下的分类效果。将阈值调整为 60%, 65%, 70%, 75% 和 80% 后的实验数据集输入模型,分类结果如表 4 所示。分析可知,随着阈值的增大,实验数据集样本不平衡比例不断增加,那么提升决策精度的关键在于分类算法处理不平衡数据的能力。由于集成学习采取多个分类器迭代训练取优的方式,加入正则项和剪枝操作有效控制自身复杂度,修正传统分类算法容易过拟合的缺陷,并预设调节正负样本不平衡度的超参数,通过过采样的方法,在训练中赋予少数类更高的权重,从而在处理不平衡二分类问题上比 SVM 精度高、速度快,在多种任务阈值下具有较高的适应能力。

表 4 不同阈值下模型决策性能比较

Table 4 Comparison of model decision performance under different thresholds

阈值	不平衡率	SVM		RF		XGB	
		AUC	时间/s	AUC	时间/s	AUC	时间/s
60%	2.03	0.991	14.57	0.997	1.39	0.998	2.14
65%	2.65	0.987	15.64	0.994	1.12	0.997	2.02
70%	4.07	0.980	19.36	0.992	0.87	0.994	1.58
75%	6.21	0.981	17.52	0.993	0.73	0.996	1.45
80%	9.08	0.983	15.67	0.991	0.86	0.996	1.21

3.2 复杂海洋环境下的泛化能力

进一步检验有效阵位决策模型在复杂海洋环境下的泛化能力,调整作战仿真参数声呐预警距离 d_{ship} , 声自导作用距离 d_{torp} 和目标方位误差系数

σ_{xy} 如表 5 所示, 模拟作战海域变化对声呐设备观测精度的干扰, 并将其生成的实验数据作为检验模型泛化能力的测试集。

表 5 作战仿真参数调整

Table 5 Adjustment of operational simulation parameters

名称	样本数	$d_{\text{ship}}/\text{n mile}$	$d_{\text{torp}}/\text{n mile}$	$\sigma_{xy}/\text{n mile}$
海域1	50	3.3	1.2	0.3
海域2	50	3.2	1.1	0.4
海域3	50	2.8	0.9	0.6
海域4	50	2.6	1.3	0.6
海域5	50	2.7	0.8	0.5
海域6	50	3.1	0.9	0.4

观察图 6 可知, 当模拟作战海域发生变化时, 衡量模型决策性能的 AUC 值能够保持在 0.924 以上的较高范围, 说明模型在复杂海洋环境下具备一定的泛化能力。图 7 为 XGB 训练过程特征贡献度排序, 得分越大表示特征对分类结果贡献越大。观察可知, 鱼雷攻击目标舷角 Q_m , 舰艇初始航向 H_{m0} 和鱼雷射击距离 D 3 个特征对决策精度的影响最大, 进而从特征选择的维度解释了模型保持较高精度的原因。

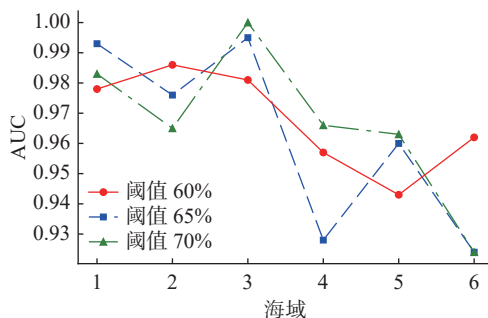


图 6 模型在不同作战海域的决策效果

Fig. 6 Decision-making effect of the model in different operational sea areas

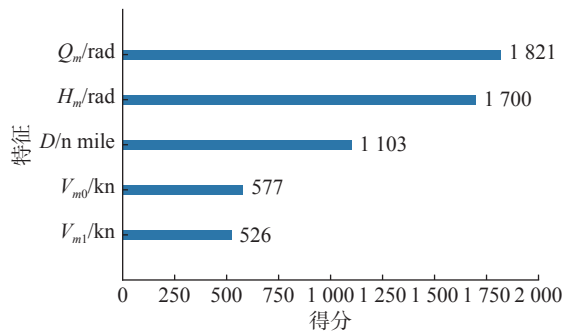


图 7 模型特征贡献度排序

Fig. 7 Contribution ranking of the features in model

4 结束语

针对 AUV 的特点和装备发展需求, 在传统有效阵位决策研究基础上, 以提升攻击效果和决策速度为目的, 提出将作战仿真与机器学习算法相结合的建模方法。实验结果表明, 以数据驱动代替仿真驱动的方法, 能够在保证攻击效果的前提下, 大幅加快有效阵位决策速度。决策模型在多种任务阈值和复杂海洋环境下具有较好的适应能力和泛化能力, 能够从一定程度上改善作战仿真决策时间长, 无法动态调整的问题。考虑到真实水下战场干扰和对抗强度更大, 态势数据的获取面临误差大、实时性弱的困难, 下一步将探索引入时序数据处理方法, 对观测的不完全时序数据进行分析、纠错和补全, 为提高决策模型的鲁棒性提供支持。

参考文献:

- [1] 陈强. 水下无人航行器[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.
- [2] 钟宏伟. 国外无人水下航行器装备与技术现状及展望[J]. 水下无人系统学报, 2017, 25(3): 215-225.
Zhong Hong-wei. Review and Prospect of Equipment and Techniques for Unmanned Undersea Vehicle in Foreign Countries[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2017, 25(3): 215-225.
- [3] 孟庆玉, 张静远, 王鹏, 等. 鱼雷作战效能分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
- [4] 陈强. 水下无人系统及其装备发展论证[M]. 北京: 国防工业出版社, 2018.
- [5] 严代彪, 王树宗. 潜艇发射鱼雷的可攻性问题解析法[J]. 火力与指挥控制, 2004, 29(z1): 15-16.
Yan Dai-biao, Wang Shu-zong. Analytic Arithmetic of the Assaultable Problem of Submarine Shooting Torpedo[J]. Fire Control & Command Control, 2004, 29(z1): 15-16.
- [6] 李冬梅, 王树宗. 潜艇发射鱼雷的可攻性问题研究[J]. 舰船科学技术, 2004, 26(4): 54-56.
Li Dong-mei, Wang Shu-zong. A Study on the Assaultable Problem of Submarine Torpedoing[J]. Ship Science and Technology, 2004, 26(4): 54-56.
- [7] 吴晓海, 周智超, 杜海. 潜艇鱼雷攻击可攻区域[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(4): 131-133.
Wu Xiao-hai, Zhou Zhi-chao, Du Hai. Research of the Available Attack Area of Torpedo Launched by Submarine[J]. Fire Control & Command Control, 2009, 34(4): 131-133.
- [8] 刘勇, 李本昌, 张靖康. 基于鱼雷航程实时预报的潜射线导鱼雷可攻性判断[J]. 指挥控制与仿真, 2009, 31(3): 49-52.

71.
Liu yong, Li Ben-chang, Zhang Jing-kang. Attacked Decision-making of Submarine Wire-guided Torpedo Based on Real-time Forecast of Torpedo Range[J]. Command Control & Simulation, 2009, 31(3): 49-52, 71.
- [9] 孙华春, 张会, 李长文. 声自导鱼雷射击的有利提前角优化模型[J]. 舰船电子工程, 2011, 31(8): 40-42, 51.
Sun Hua-chun, Zhang Hui, Li Chang-wen. Optimization of Lead Angle for Acoustic Homing Torpedo[J]. Ship Electronic Engineering, 2011, 31(8): 40-42, 51.
- [10] 贾跃, 宋保维, 赵向涛, 等. 水面舰船对声自导鱼雷防御机动方法研究[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(1): 45-48.
Jia Yue, Song Bao-wei, Zhao Xiang-tao, et al. A Study on Vessel Evading Method to Acoustic Homing Torpedo[J]. Fire Control and Command Control, 2009, 34(1): 45-48.
- [11] 崔滋刚, 张仪, 李志伟. 潜射鱼雷攻击水面舰船时的声自导发现概率仿真研究[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(6): 92-94, 119.
Cui Zi-gang, Zhang Yi, Li Wei. Simulation Study of Surface Warship Evading Acoustic Homing Torpedo Based on Monte Carlo[J]. Computer Measurement & Control, 2017, 25(6): 92-94, 119.
- [12] 卢孟维, 马峰, 魏继锋, 等. 舰船规避对追踪段鱼雷弹道散布规律的影响[J]. 鱼雷技术, 2015, 23(5): 379-383.
Lu Meng-wei, Ma Feng, Wei Ji-feng, et al. Influence of Vessel Evasion on the Dispersion Law of Torpedo Trajectory in Tracking Section[J]. Torpedo Technology, 2015, 23(5): 379-383.
- [13] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社.
- [14] Chen T, Guestrin C. Xgboost: A Scalable Tree Boosting System[C]//Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. California, USA: ACM, 2016: 785-794.
- [15] 冷菲, 李巍. 基于XGBoost对肺鳞癌和肺腺癌的分类预测[J]. 首都医科大学学报, 2019, 40(6): 799-893.
Leng Fei, Li Wei. Classification Prediction of Lung Squamous Cell Carcinoma and Lung Adenocarcinoma Based on XGBoost[J]. Journal of Capital Medical University, 2019, 40(6): 799-893.
- [16] 岳鹏, 侯凌燕, 杨大利, 等. 基于XGBoost特征选择的疾病诊断XLC-Stacking方法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(17): 136-141.
Yue Peng, Hou Ling-yan, Yang Da-li, et al. XLC-Stacking Method for Disease Diagnosis Based on XGBoost Feature Selection[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(17): 136-141.
- [17] 姜少飞, 邬天骥, 彭翔, 等. 基于XGBoost特征提取的数据驱动故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31(10): 1232-1239.
Jiang Shao-fei, Wu Tian-ji, Peng Xiang, et al. Data Driven Fault Diagnosis Method Based on XGBoost Feature Extraction[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(10): 1232-1239.
- [18] 王雅琳, 郭佳, 刘都群. 2018年水下无人系统发展综述[J]. 无人系统技术, 2019, 2(4): 20-25.
Wang Ya-lin, Guo Jia, Liu Du-qun. Summary of the Development of Unmanned Undersea Systems in 2018[J]. Unmanned Systems Technology, 2019, 2(4): 20-25.
- [19] 陈颜辉. 水面舰艇防御鱼雷原理与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
- [20] 吴鹏, 张会, 张文玉. 潜艇安全走出水面搜索带条件分析和方案优化方法[J]. 舰船科学技术, 2012, 34(6): 95-97.
Wu Peng, Zhang Hui, Zhang Wen-yu. The Condition for Submarine Exit Ship's Search Zone Safely and the Methods for Exit Scheme Optimization[J]. Ship Science and Technology, 2012, 34(6): 95-97.
- [21] 李浩, 朱焱. 基于梯度分布调节策略的Xgboost算法优化[J]. 计算机应用, 2020, 40(6): 1633-1637.
Li Hao, Zhu Yan. Xgboost Algorithm Optimization Based on Gradient Distribution Harmonized Strategy[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(6): 1633-1637.
- [22] Akiba T, Sano S, Yanase T, et al. Optuna: A Next-Generation Hyperparameter Optimization Framework[C]//The 25th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Anchorage AK USA: Association for Computing Machinery, 2019: 2623-2631.

(责任编辑: 许 妍)