DOI: 10.3901/JME.2020.12.240

基于侧线感知机理对水下三角形干扰源感知方法的研究*

林兴华¹ 武建国¹ 王晓鸣² 张敏革² 刘海涛¹

(1. 河北工业大学机械工程学院 天津 300130;

2. 天津科技大学机械工程学院 天津 300222)

摘要: 为提高自主水下机器人(Autonomous underwater vehicle, AUV)的环境自适应能力, 基于侧线感知机理, 对水下目标进行形态识别和位置定位方法的研究。采用数值模拟的方法对流场中等边三角形的流场结构进行研究, 提取“侧线”上的压力信号作为形态识别信息, 训练并建立支持向量机(Support vector machine, SVM)识别模型。采用二步网格寻优的方法对 SVM 模型中的惩罚因子 C 和核函数参数 g 进行优化, 模型测试表明, 基于压力系数的时域波形结构可以对干扰源的形态进行辨识。通过提取压力系数波形中的特征值, 对相对检测距离进行分析和拟合, 结果表明利用压力信号的振幅, 可以有效地计算出干扰源的相对位置。因此证明利用压力信号和 SVM 的方法, 可以对水下目标进行识别和定位, 为提高 AUV 的环境自适应能力提供了一种新思路。

关键词: 侧线系统; 支持向量机; 流场感知; 数值模拟; 目标识别

中图分类号: TG156

Research on Underwater Triangle Source Sensing Method Based on the Lateral Line Sensing Mechanism

LIN Xinghua¹ WU Jianguo¹ WANG Xiaoming² ZHANG Mingge² LIU Haitao¹

(1. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130;

2. College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300222)

Abstract: In order to improve the environment adaptive ability of autonomous underwater vehicle (AUV), a method of form recognition and position location of underwater target is studied based on the lateral line sensing mechanism. The flow field structure of equilateral triangle is studied by numerical simulation. The pressure signal on the "lateral line" is extracted as identification information. And a support vector machine (SVM) recognition model is trained and established based on the data. The penalty factor and a kernel function parameter in SVM model is determined by two-step network method. The model test shows that the form of targets can be identified based on the pressure coefficient. The relative detection distance is analyzed and fitted by extracting the characteristic values of pressure coefficient waveform. The results show that the relative position of target can be calculated effectively based on the pressure amplitude. Therefore, it is proved that the pressure signal and SVM can be used to identify and locate underwater targets. The method provides a new idea for improving AUV environment adaptive ability.

Key words: lateral line system; support vector machine; flow sensing; numerical simulation; target recognition

0 前言

自主水下机器人(Autonomous underwater vehicle, AUV)是一种能够在水下进行自主航行和作业

的海洋探索工具。由于水下环境复杂多变、通讯困难等原因, 使得提高 AUV 的环境自适应能力, 成为水下机器人研究的重要方向之一。目前 AUV 的自主性主要是从控制系统上进行研究, 采用预编程等方法对轨迹进行设定, 通过控制推进器等部件进行状态的维持, 无法像鱼类一样根据环境的变化主动做出适应性的改变, 这势必会消耗更多的能量^[1-2]。发展适合 AUV 的流场环境感知系统, 尤其提高其对周

* 河北省自然科学基金(E2018202259)和河北省研究生创新(CXZZBS2017025)资助项目。20191012 收到初稿, 20200408 收到修改稿

围目标进行快速、准确地识别和定位,对 AUV 的自主避障、目标追踪等功能起到至关重要的作用。因此,近些年研究人员以军事目标识别和跟踪、海洋生物研究、海洋环境评估以及资源勘测等为目的的研究逐渐开展^[3-6]。

水下目标识别目前最常用的方法是通过视觉信号和声呐信号进行识别,在识别算法方面也取得了众多的研究成果^[7-12]。但是光波在水中容易被吸收,信号衰减迅速的特点,限制了视觉系统在复杂环境中的应用。声呐具有衰减慢、传播距离远的特点,相比视觉系统而言更具可行性,因此在目前水下机器人领域应用的也最为广泛。但是声信号特征容易受到海水的温度、盐度和深度等物理特性的影响,也容易被螺旋桨、电动机等设备噪声产生干扰,尤其在一些复杂环境中无法正常使用;同时各国在消音降噪技术上均取得了重大突破,许多军舰的噪声谱级基本与海洋环境噪声级相同,使得声呐在一些军事应用上出现了局限性^[13]。

生物学领域的研究发现,为了适应复杂的流场环境,大多数鱼类及海洋生物在长期的进化过程中,形成了一种灵敏、高效、多功能的感知器官——侧线。侧线在它们日常的捕食、避障、通信及求爱等行为中发挥着重要的作用^[14-16]。在流场结构的研究中,发现流场中的压力分布情况与周围流场环境存在较强的关联性^[17-22],表明可以利用侧线感知机理建立 AUV 的环境感知系统,这种感知方法不仅能够准确地对流场特征信息进行识别^[23-26],还能够实现能源配置最佳化和自主导航能力^[27-28]。BARBIER 等^[29-30]通过数值模拟和数学建模的方法,对神经纤毛的受力情况进行了研究;DAGAMSEH 等^[31]采用显微加工技术研制出了一种人工侧线纤毛,并采用势流理论的方法建立了偶极子势流场的数学模型,通过试验和理论结果的对比较证,证明了侧线系统能够对偶极子的位置进行准确定位;ABDULSADDA 等^[32]利用人工侧线传感器对偶极子进行定位试验中,提出了利用 Gauss-Newton 算法和 Newton-Raphson 算法分别对偶极源的位置、振幅和振动方向进行求解的方法,并通过试验证明了这两种方法的可行性。这些研究成果主要集中在障碍物所产生的流场结构特征、传感器原理和侧线系统研制等方面(称为“正向研究”),即已知目标的物理信息(如位置、结构、尺寸和运动形式等),通过选择合适的传感器和信号处理方法对其所产生的流场结构信息进行解析;但在侧线系统的工作原理方面,即已知流场结构信息,对未知目标的物理信息进行解析的过程(称为“逆向问题”),很少

进行深入探讨和研究,这主要是由于流场结构信息与目标结构之间为强非线性关系,在对流场结构信号处理和分析方面没有切实可行的方法。

近年来,利用机器学习算法对数据进行分析、分类成为一个研究热点,其中利用 SVM 对图像和声信号进行处理的研究成果颇为丰厚^[33-36]。SVM 是一种以统计学理论体系为基础的机器学习算法,在二十世纪九十年代被提出,随后便在各领域迅速发展和应用^[37]。SVM 是以结构风险最小化为原则,使得实际结构最小化,从而很好地解决了传统机器学习中的维数灾难、局部极小等问题,能够在有限信息的条件下得到最优的判别函数,在对独立测试集的识别过程中,仍能得到较小的判别误差。受测量环境和提取数据方法的限制,使得基于侧线感知原理对水下目标进行识别的过程,必然是一个小样本的识别问题,同时流场环境的影响因素过多,目标体所产生的流场信号过于微弱。因此,SVM 在基于侧线感知原理进行流场环境感知方面具有得天独厚的优势。

通过采用计算流体力学(Computational fluid dynamics, CFD)的方法,对流场中等边三角形的流场结构进行数值模拟计算,并对计算方法和不确定度进行分析,通过与文献资料中的结论进行对比,对计算方案的准确性进行验证。通过改变三角形的迎流角度,研究“侧线”上压力系数的变化规律,借鉴侧线感知机理,将不同形态干扰源产生的侧线压力系数作为识别信号,训练并建立 SVM 形态识别模型。采用二步网格寻优法对惩罚因子 C 和核函数参数 g 进行优化,使模型拥有更高的识别精度。完成形态识别之后,对该形态干扰源所产生的压力信号进行进一步的处理,建立波动振幅与相对检测距离的关系,并对预测模型中的系数进行影响因素的分析,最终建立有效的目标定位方案。通过机器学习的方法,利用流场结构信息对水下目标进行识别和定位,可以避免视觉图像和声呐信号的局限性,为 AUV 水下环境感知、目标追踪等提供新的方法和思路。

1 数值模拟方法及问题描述

1.1 问题描述

采用 CFD 的方法对均匀流场中等边三角形所产生的流场结构进行分析,因传感器尺寸与目标体尺寸相差巨大,所以不考虑传感器产生的流场干扰,将侧线简化为一条直线(图 1)。计算域为 $[-15H, 30H] \times [-15H, 15H]$ 的矩形结构,坐标系原点位于三角形的中心处,三角形的边长为 H ,传感器阵列位

于目标正下方的 d 处。为营造均匀流场环境,采用恒定大小 ($u_x = U_\infty = 1, u_y = 0$) 的速度入口作为计算域的进口边界,出口边界采用压力出口 ($P = 0$),边界采用对称壁面 ($\partial u_x / \partial y = 0, u_y = 0$),目标体表面采用无滑移的刚性壁面条件。通过改变三角形的迎流角度 α ($\alpha \in [0^\circ, 60^\circ]$),分析压力系数在“侧线”上的分布规律;提取压力系数信号训练和建立 SVM 识别模型,对不同迎流角度下的三角形进行形态识别和位置定位。

图1 计算域结构和壁面条件定义的示意图

1.2 数值计算方法

采用 CFD 的方法对目标体周围的流场结构进行数值模拟研究,因此需要通过求解 Navier-Stokes 方程和连续性方程,如式(1)、(2)所示,对目标体和流场之间的相互作用进行解析。

$$\rho^* \left(\frac{\partial u_i^*}{\partial t} + u_j^* \frac{\partial u_i^*}{\partial x_j} \right) = - \frac{\partial p^*}{\partial x_i} + \frac{\partial \tau_{ij}^*}{\partial x_j} \quad (1)$$

$$\frac{\partial u_i^*}{\partial x_i} = 0 \quad (2)$$

式中, u_i^* 为组分 i 的速度; t^* 为时间; ρ^* 为水的密度; p^* 为压强; τ_{ij}^* 为偏应力,如式(3)所示

$$\tau_{ij}^* = \mu \left(\frac{\partial u_i^*}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j^*}{\partial x_i} \right) \quad (3)$$

式中, μ 为水的黏度系数。

为方便描述,对式(1)和式(2)中的参数进行无量纲化处理,可得到式(4)和式(5)

$$\left(\frac{\partial u_i}{\partial t} + u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \right) = - \frac{\partial p}{\partial x_i} + \frac{1}{Re} \frac{\partial \tau_{ij}}{\partial x_j} \quad (4)$$

$$\frac{\partial u_i}{\partial x_i} = 0 \quad (5)$$

式中, $u_i = u_i^* / U_\infty$; $x_i = x_i^* / D$; $t = t^* U_\infty / D$;

$\rho = \rho^* / \rho_\infty$; $p = p^* / \rho_\infty U_\infty^2$; $Re = U_\infty D / \nu$; $\tau_{ij} = (\partial u_i / \partial x_j) + (\partial u_j / \partial x_i)$, 其中 U_∞ 为特征速度; D 为特征长度; ρ_∞ 为特征密度, Re 为雷诺数; ν 为运动黏度。

BAO 等^[38]采用二阶泰勒-伽辽金法(TCBG)对不可压缩流体的 Navier-Stokes 方程进行求解,求解方法如式(6)、(7)所示

$$u_i^{n+1/2} = u_i^n - \frac{\Delta t}{2} \left(u_j^n \frac{\partial u_i^n}{\partial x_j} + \frac{\partial p^n}{\partial x_i} - \frac{1}{Re} \frac{\partial \tau_{ij}^n}{\partial x_j} \right) + \frac{\Delta t^2}{8} u_k^n \frac{\partial}{\partial x_k} \left(u_j^n \frac{\partial u_i^n}{\partial x_j} + 2 \left(\frac{\partial p^n}{\partial x_j} - \frac{1}{Re} \frac{\partial \tau_{ij}^n}{\partial x_j} \right) \right) \quad (6)$$

$$u_i^{n+1} = u_i^n - \Delta t \left(u_j^{n+1/2} \frac{\partial u_i^{n+1/2}}{\partial x_j} + \frac{\partial p^{n+1}}{\partial x_i} - \frac{1}{Re} \frac{\partial \tau_{ij}^{n+1/2}}{\partial x_j} \right) + \frac{\Delta t^2}{2} u_k^{n+1/2} \frac{\partial}{\partial x_k} \left(u_j^{n+1/2} \frac{\partial u_i^{n+1/2}}{\partial x_j} + \frac{\partial p^{n+1}}{\partial x_j} - \frac{1}{Re} \frac{\partial \tau_{ij}^{n+1/2}}{\partial x_j} \right) \quad (7)$$

式中, n 、 $n+1/2$ 和 $n+1$ 分别代表时间 t_n 、 $t_{n+1/2}$ 和 t_{n+1} 。

求解式(7)之前需要先对流场中压强的泊松方程进行求解,以此得到在时刻 t_{n+1} 时的压强 p^{n+1} 。采用 Crank-Nicolson 半离散化方法对动量方程进行求解,可得到压强的泊松方程如式(8)所示

$$\frac{\partial^2 p^{n+1}}{\partial x_i \partial x_i} = \frac{1}{\Delta t} \frac{\partial}{\partial x_i} (u_i^n - u_i^{n+1}) - \frac{\partial}{\partial x_i} \left(u_j^{n+1/2} \frac{\partial u_i^{n+1/2}}{\partial x_j} - \frac{1}{Re} \frac{\partial \tau_{ij}^{n+1/2}}{\partial x_j} \right) \quad (8)$$

因此 TCBG 法的求解步骤如下: ① 通过式(6)得到 $u_i^{n+1/2}$; ② 通过式(8)得到 p^{n+1} ; ③ 通过式(7)得到 u_i^{n+1} 。

为保证流体与目标体之间的动力学特性能够准确地求解,采用局部加密技术和网格加密函数对流场进行网格划分(图2)。通过改变加密函数的递增比 Ra 对网格密度进行调整。旋转角度 σ 、时间步长 $\Delta t = 0.005$ s 时,选择目标体的斯特劳哈尔数 St 作为特征数,对其随网格数量的变化规律进行了研究(表1)。特征数 St 的相对误差 σ ($\sigma = (St_{n+1} - St_n) / St_n$)

图2 计算域网格结构示意图

随着递增比 Ra 的降低而减小, 但是考虑到计算资源成本, 认为相对误差小于 1% 时, 网格数量对计算结果不再产生影响, 此时的递增比 Ra 为 1.2。

表 1 网格独立性分析参数表

递增比	1.5	1.4	1.3	1.2	1.1
特征数	0.176	0.164	0.155	0.152	0.151
相对误差(%)	6.82	5.48	1.94	0.66	—

TU 等^[39]对低雷诺数流场环境下等边三角形的绕流场进行了研究。通过改变三角形的迎流角度 α , 对三角形表面上的压力系数 C_p 和斯特劳哈尔数 St 随迎流角度的变化规律进行了研究。采用其迎流角度 $\alpha = 0$ 、雷诺数 $Re=100$ 时三角形表面上的压力系数 C_p 与计算结果进行对比验证(图 3)。结果表明计算结果与文献结果的平均相对误差为 3%, 由此认为所采用的计算方案所得结果具有可信性。

图 3 计算结果与文献[40]的对比验证

2 目标识别分类与优化

2.1 原理和方法

基于结构风险最小化原则设计的最优分类面和核函数是 SVM 两项关键技术。其中最优化分类面的原理来源于二分类方法: 输入训练样本集合 $V = (x_i, y_i)$, $x_i \in R^d (i=1, 2, \dots, n)$, $y_i \in (-1, +1)$, 对应的线形判别函数为 $f(x) = \omega \cdot x_i + b$, 则分类面方程为

$$\omega \cdot x_i + b = 0 \quad (9)$$

式中, ω 为标准矢量; x_i 是需要区分模式的数据; y_i 为模式分类; b 为偏差项。

对于二分类问题的分类间隔为 $2/\|\omega\|$, 最大间隔对应于 $\|\omega\|^2$ 最小, 因此最优分类面的选择问题即可表示成求解 $\varphi(\omega) = \|\omega\|^2$ 函数最小值的问题。为此定义拉格朗日函数, 如式(10)所示, 并令其偏微分方程等于 0, 以此得到最小值, 如式(11)所示

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (\omega \cdot x_i + b) - 1] \quad (10)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \Rightarrow \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \Rightarrow \alpha_i [y_i (\omega \cdot x_i + b) - 1] = 0 \end{cases} \quad (11)$$

根据式(10)和式(11), 可以采用凸二次规划寻优的方法求解最优分类面, 如式(12)所示

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t., } \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘子, 在二次函数寻优问题中存在唯一最优解, 设为 α_i^* , 则所求的最小 $\omega_{\min}$ 如式(13)所示。分类阈值 b^* 可通过式(11)求得, 则得到最优分类面函数如式(14)所示。

$$\omega_{\min} = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i \quad (13)$$

$$f(x) = \text{sgn}[(\omega \cdot x) + b] = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right] \quad (14)$$

核函数的方法是一种空间变换算法, 是将 n 维矢量空间中的矢量映射到高维特征空间, 进而将非线性学习算法转化为线形学习算法。由于只考虑各坐标分量间的内积作为相互作用的标志, 因此在还原输入空间中非线性算法时不需要知道非线性变换的具体形式, 只需要用满足 Mercer 条件的核函数代替高维空间中计算的内积即可。选用满足 Mercer 条件的线形核函数、多项式核函数和径向基核函数分别构造不同的支持向量机, 核函数分别如式(15)所示

$$\begin{cases} K_1(x, x_i) = (x, x_i) + g \\ K_2(x, x_i) = [(x, x_i) + g]^d \\ K_3(x, x_i) = \exp \left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2} \right) \end{cases} \quad (15)$$

式中, σ 为径向基核函数中所采用的超球面的半径, g 和 d 为多项式核函数参数。

2.2 目标识别分类方法

试验中对 5 种形态下的等边三角形所形成的流场结构进行分析和识别研究。识别流程(图 4)采用二

分类思想进行状态的识别,即首先将其中一类形态(如 $\alpha=0^\circ$ 形态)作为预测状态1,其余四种形态作为预测状态0,将预测准确率是否大于80%作为判断,即如果输出准确率大于80%,则认为所需要判断的水下目标为 $\alpha=0^\circ$ 形态下的等边三角形;否则进入下一个循环,即设定 $\alpha=15^\circ$ 形态作为预测状态1,其余三种作为预测状态0,依次进行循环,最终判断出所采集的数据是由哪种形态三角形所产生的。

图4 基于SVM的水下目标状态识别流程

训练数据集的建立:选取1~30 s时间内各个目标体下方0.1 m处侧线上的压力系数 C_p 建立训练样本集trainData。

训练状态集的建立:迎流角度 α 分别为 0° 、 15° 、 30° 、 45° 和 60° 时的等边三角形分别代表一种状态类型,分别以1、2、3、4、5表示,状态集命名为trainLabel。

分类测试数据集的建立:选取1~30 s时间内各个目标体下方0.2 m处侧线上的压力系数 C_p 建立分类测试数据集testData。

在模型训练和识别过程中,为统一样本的统计分布性,对训练数据和测试数据进行[0, 1]的归一化处理,采用线性归一化方式进行,如式(16)所示

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (16)$$

式中, x^* 为处理后数据; x 为原样本数据; $x_{\min}$ 为原样本数据中的最小值; $x_{\max}$ 为原样本数据中的最大值。

2.2 SVM分类器的优化与模型验证

为了得到最适合基于压力信号进行水下目标识别的分类器模型,对线性核函数(1)、多项式核函数(2)和径向基核函数(3)分别构造的不同支

持向量机模型进行了对比分析。不同核函数和预测结果如图5所示,从图5中可以看出,多项式核函数在处理水下流场信息方面具有更好的适应能力,因此下面的分析将采用这种核函数下的分类器进行。

图5 核函数与预测准确率的关系图

采集 $d=0.2$ m处侧线上的压力系数,基于上述建立的SVM分类器对5种形态下的目标进行识别,所输出的预测准确率如表2所示。通过表2结果可知,采用SVM分类器可以有效地识别出水下目标的形态。

表2 形态识别结果

形态类型	1	2	3	4	5
准确率(%)	95.4	89.7	92.3	95.7	93.8

2.3 目标体的位置识别

首先对侧线上的压力和检测距离进行无量纲化处理,如式(17)所示。选择 $\alpha=0^\circ$ 形态、 $t=10$ s时侧线上的压力系数 C_p 的分布规律为例(图6)。可以发现在虚拟侧线上 C_p 的分布主要分为三个阶段:①通过目标体之前, C_p 分布比较平稳,并且不随着检测距离 d^* 发生变化;②通过目标体时,由于流体与目标体的相互作用, C_p 波动比较大,存在一个明显的波峰 $C_{p,\max}$ 和一个波谷 $C_{p,\min}$,并且波动振幅 $\Delta_{\max} C_p$ 随着检测距离 d^* 的增大而逐渐减小;③通过目标体之后, C_p 分布又归于平稳。通过以上分析可知,对于相同形态的目标体所产生的压力波动曲线具有自模性,所产生波峰和波谷的位置基本相同,只是波动振幅 $\Delta_{\max} C_p$ 随检测距离 d^* 的改变而变化,因此在确定目标体形态之后,可以通过 $\Delta_{\max} C_p$ 作为检测距离 d^* 判定的依据。

$$\begin{cases} C_p = (p - p_\infty) / \frac{1}{2} \rho U^2 \\ d^* = d / H \\ \Delta_{\max} C_p = C_{p,\max} - C_{p,\min} \end{cases} \quad (17)$$

图6 侧线上压力系数随检测距离的变化曲线

由于流场与目标体之间的相互作用，使得流场结构首先出现波动，然后逐渐稳定，因此存在一个流场稳定时间 t 。在不同流速环境下，选取检测距离 $d^*=1.5$ 、迎流角度 $\alpha=30^\circ$ 时波动振幅 $\Delta_{\max} C_p$ 随着流速的变化曲线(图7)。通过图7可以看出 $\Delta_{\max} C_p$ 随流速的增大而减小，但随时间变化的趋势相似，随着时间的增大， $\Delta_{\max} C_p$ 先减小后稳定，在一定速度范围内所达到的稳定值随流速的变化基本保持不变。在流速为1~2 m/s时，流场稳定时间 $t \approx 15$ s。当流场结构趋于稳定后(即 $t \geq 15$ s)，对 $\Delta_{\max} C_p \sim d^*$ 之间的关系进行定量分析(图8)。

图7 波动振幅随时间的变化曲线

图8 不同迎流角度下波动振幅随检测距离的变化曲线

通过图8可以看出对于不同形态下的目标体，波动振幅 $\Delta_{\max} C_p$ 随检测距离 d^* 的变化趋势基本相同，均呈现乘幂的关系。选择 $\alpha=30^\circ$ 时的变化曲线进行拟合分析，所得拟合方程如式(18)所示，所得结果如图9所示。当系数 $m=1.15$ 时，拟合精度为

图9 迎流角度 $\alpha=30^\circ$ 时波动振幅随检测距离变化的拟合曲线

$R^2=0.999$ 。同理，对其他形态的目标体振幅的拟合关系均与式(18)相同，所得系数 m 如表3所示。对拟合系数 m 采取平均法处理，即将 $\bar{m}=1.1$ 作为该目标体检测距离 d^* 估计的参数。

$$\Delta_{\max} C_p = m / (d^*)^{1.5} \quad (18)$$

表3 拟合系数 m 随迎流角度 α 的变化值

α	0	15	30	45	60
m	0.96	1.08	1.15	1.11	1.06
R^2	0.992	0.995	0.999	0.997	0.996

选择迎流角度为 $\alpha=17.5^\circ$ 时，在不同位置处采集的侧线压力信号对上述预测公式进行验证，所得结果如表4所示。由表4中的数据可以证明，通过波动振幅可以预测出目标体与侧线之间的相对垂直距离，并且识别精度与检测距离相关，当 $d \in [H, 2H]$ 时，识别误差最小。

表4 检测距离预测结果与误差

实际相对距离	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5
预测相对距离	0.448	0.969	1.459	1.921	2.347
误差(%)	10.43	3.09	2.71	3.93	6.13

3 结论

采用CFD的方法对流场中等边三角形的流场结构进行研究，借鉴侧线感知机理，提取“侧线”上的压力信号作为形态识别信息，训练并建立了支持向量机(SVM)形态识别模型，并通过提取压力系数波形中的特征值，对相对检测距离进行了分析和拟合。

(1) 流场中的压力信号可以作为水下目标识别的特征信息，采用基于多项式核函数的SVM可以有效地对干扰源的形态进行识别。

(2) 均匀流场中干扰源的位置与压力系数的波动振幅存在乘幂的关系，可以利用侧线上压力波形

中的特征值对干扰源的相对位置进行有效定位。

(3) 在一定的雷诺数范围内, 干扰源定位公式中的拟合系数 m 在稳定流场结构中, 与迎流角度、检测距离和速度大小无关。

所提出的水下目标识别方法可以有效地对水下目标的形态和位置进行识别定位, 所采用的识别信号来源于流场结构自身信息, 可以有效避免视觉信号和声呐信号所存在的局限性, 为以后的 AUV 提高环境感知和自适应能力提供了新的方法和思路。但是, 文中对干扰源的形状、大小和数量进行了限定, 流场环境也仅是局限于雷诺数为 100~200 的均匀流场, 在以后的研究中仍需要在不同流场环境下, 对不同结构和数量的干扰源进行识别方法的探讨。

参 考 文 献

- [1] JUN B H, PARK J Y, LEE F Y, et al. Development of the AUV 'ISiMi' and a free running test in an ocean engineering basin[J]. *Ocean Engineering*, 2009, 36(1): 2-14.
- [2] 吴乃龙, 刘桂杰, 李思乐, 等. 基于人工免疫反馈的自治水下机器人推力器控制[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(21): 22-27.
WU Nailong, LIU Guijie, LI Sile, et al. Thrustor control of autonomous underwater vehicle based on artificial immune feedback[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(21): 22-27.
- [3] 孟庆昕. 海上目标被动识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
MENG Qingxin. Research on passive recognition methods of marine targets[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016.
- [4] AHMAD S, AHSAN J, FAISAL S, et al. Fish species classification in unconstrained underwater environments based on deep learning[J]. *Limnology and Oceanography Methods*, 2016, 14: 570-585.
- [5] LEE Y, CHOI J, KO N J, et al. Probability-based recognition framework for underwater landmarks using sonar images[J]. *Sensors*, 2017, 17(9): 1953.
- [6] CHUANG M C, HWANG J N, WILLIAMS K. A feature learning and object recognition framework for underwater fish images[J]. *IEEE Transactions Image Process*, 2016, 25: 1862-1872.
- [7] DARIO L R, FABIAN K, FABIO O, et al. Investigation of vision-based underwater object detection with multiple datasets[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2015, 12: 77.
- [8] HOU Guojia, LUAN Xin, SONG Dalei, et al. Underwater man-made object recognition on the basis of color and shape features[J]. *Journal of Coastal Research*, 2016, 32(5): 1135-1141.
- [9] 黄蜀玲. AUV 的水下目标检测与跟踪方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.
HUANG Shuling. Research on underwater object detection and tracking method of AUV[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014.
- [10] 赵武. 蛙人被动式探测中的识别[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
ZHAO Wu. Research on recognition method of passive diver detection[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.
- [11] SAI S R, KIAN M L. Reduced-order model for underwater target identification using proper orthogonal decomposition[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 391: 50-72.
- [12] WANG Shuguang, ZENG Xiangyang. Robust underwater noise targets classification using auditory inspired time-frequency analysis[J]. *Applied Acoustics*, 2014, 78: 68-76.
- [13] 张静骁. 基于水下运动目标流场信息的仿生探测原理研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
ZHANG Jingxiao. Principle of biomimetic detection based on flow field information of underwater moving object[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.
- [14] COOMBS S, PATTON P. Lateral line stimulation patterns and prey orienting behavior in the lake Michigan mottled sculpin (*Cottus bairdi*)[J]. *Journal of Comparative Physiology A: Neuroethology, Sensory, Neural and Behavioral Physiology*, 2009, 195(3): 279-297.
- [15] MCHENRY M J, FEITL K E, STROTHER J A, et al. Larval zebra-fish rapidly sense the water flow of a predator's strike[J]. *Biology Letters*, 2009, 5(4): 477-479.
- [16] LIAO J C. The role of the lateral line and vision on body kinematics and hydrodynamic preference of rainbow trout in turbulent flow[J]. *Journal of Experimental Biology*, 2006, 209(20): 4077-4090.
- [17] HU Jie, PENG Hanmin, LIU Tingyu, et al. A flow sensing method of power spectrum based on piezoelectric effect and vortex-induced vibrations[J]. *Measurement*, 2019, 131: 473-481.
- [18] LI Z, PRSIC M A, ONG M C, et al. Large eddy simulations of flow around two circular cylinders in

- tandem in the vicinity of a plane wall at small gap ratios[J]. *Journal of Fluids and Structures*, 2018, 76: 251-271.
- [19] MORE B S, DUTTA S, CHAUHAN M K, et al. Experimental investigation of flow field behind two tandem square cylinders with oscillating upstream cylinder[J]. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 2015, 68: 339-358.
- [20] KUMAR K K S, KUMARASWAMIDHAS L A. Investigation on cross flow characteristics over side-by-side square cylinders at different spacing conditions[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2016, 55: 1053-1062.
- [21] AGRWAL N, DUTTA S, GANDHI B K. Experimental investigation of flow field behind triangular prisms at intermediate Reynolds number with different apex angles[J]. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 2016, 72: 97-111.
- [22] ZHI Y N, TONY V, WISAM K H, et al. Two-dimensional wake dynamics behind cylinders with triangular cross-section under incidence angle variation[J]. *Journal of Fluids and Structures*, 2016, 63: 302-324.
- [23] MUHAMMAD N, STROKINA N, TOMING G, et al. Flow feature extraction for underwater robot localization: Preliminary results[C]// 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation. May 26-30, 2015, Washington State Convention Center, Seattle, Washington, 2015, 1125-1130.
- [24] MUHAMMAD N, TOMING G, TUHTAN J A, et al. Underwater map-based localization using flow features[J]. *Auton Robot*, 2017, 41: 417-436.
- [25] KLEIN A, BLECKMANN H. Determination of object position, vortex shedding frequency and flow velocity using artificial lateral line canals[J]. *Beilstein Journal of Nanotechnology*, 2011, 2: 276-283.
- [26] 吴乃龙, 吴超, 葛彤, 等. 基于鱼类体线感知机理的水下机器人水流场识别研究[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(3): 54-59.
- WU Nailong, WU Chao, GE Tong, et al. Flow recognition of underwater vehicle based on the perception mechanism of lateral line[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(3): 54-59.
- [27] WEN Li, WANG Tianmiao, WU Guanhao, et al. Quantitative thrust efficiency of a self-propulsive robotic fish: Experimental method and hydrodynamic investigation[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2013, 18(3): 1027-1038.
- [28] 刘贵杰, 宫华耀, 吴乃龙, 等. 基于鱼类侧线感知机理的流场辨识方法及仿真研究[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(17): 162-167.
- LIU Guijie, GONG Huayao, WU Nailong, et al. Simulation research in water condition recognition method based on fish lateral line sensing mechanism[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(17): 162-167.
- [29] BARBIER C, HUMPHREY J A C. Drag force acting on a neuromast in the fish lateral line trunk canal I. Numerical modelling of external-internal flow coupling[J]. *Journal of The Royal Society Interface*, 2009, 6: 627-640.
- [30] HUMPHREY J A C. Drag force acting on a neuromast in the fish lateral line trunk canal II. Analytical modelling of parameter dependencies[J]. *Journal of The Royal Society Interface*, 2009, 6: 641-653.
- [31] DAGAMSEH A M K, LAMMERINK T S J, KOLSTER M L, et al. Dipole-source localization using biomimetic flow sensor arrays positioned as lateral line system[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2010, 162: 355-360.
- [32] ABDULSADDA A T, TAN Xiaobo. Nonlinear estimation-based dipole source localization for artificial lateral line systems[J]. *Bioinspiration and Biomimetics*, 2013, 8: 1-15.
- [33] 孟庆昕, 杨士莪, 于盛齐. 基于波形结构特征和支持向量机的水面目标识别[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(9): 2117-2223.
- MENG Qingxin, YANG Shie, YU Shengqi. Recognition of marine acoustic target signals based on wave structure and support vector machine[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2015, 37(9): 2117-2223.
- [34] 廖明熙, 张小蓓, 张歆. 基于稀疏表示的水声信号分类识别[J]. *探测与控制学报*, 2014, 36(4): 67-70.
- LIAO Mingxi, ZHANG Xiaoji, ZHANG Xin. Classification and recognition of underwater acoustic signal based on sparse representation[J]. *Journal of Detection and Control*, 2014, 36(4): 67-70.
- [35] QIAO Xi, BAO Jianhua, ZHANG Hang, et al. Underwater sea cucumber identification based on principal component analysis and support vector machine[J]. *Measurement*, 2019, 133: 444-455.
- [36] FATAN M, DALIRI M R, SHAHRI A M. Underwater cable detection in the images using edge classification based on texture information[J]. *Measurement*, 2016, 91:

309-317.

- [37] 白鹏, 张喜斌, 张斌, 等. 支持向量机理论及工程应用实例[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008.

BAI Peng, ZHANG Xibin, ZHANG Bin, et al. The theory and engineering application examples of support vector machine[M]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology Press, 2008.

- [38] BAO Yan, ZHOU Dai, ZHAO Yaojun. A two-step Taylor-characteristic-based Galerkin method for incompressible flows and its application to flow over triangular cylinder with different incidence angles[J]. International Journal for Numerical Methods in Fluids, 2010, 62: 1181-1208.

- [39] TU Jiahuang, ZHOU Dai, BAO Yan, et al. Flow

characteristics and flow-induced forces of a stationary and rotating triangular cylinder with different incidence angles at low Reynolds numbers[J]. Journal of Fluids and Structures, 2014, 45: 107-123.

作者简介: 林兴华, 男, 1990 年出生, 博士研究生。主要研究方向为水下机器人、计算流体力学和机器学习方法。

E-mail: sslxh2009@126.com

武建国(通信作者), 男, 1980 年出生, 博士, 研究员。主要研究方向为水下机器人设计和环境自适应性方法。

E-mail: wujianguo@hebut.edu.cn

王晓鸣, 男, 1981 年出生, 博士, 副教授。主要研究方向为水下机器人设计与控制算法。

E-mail: wxm@tust.edu.cn

张敏革, 女, 1980 年出生, 博士, 副教授。主要研究方向为计算流体力学。

E-mail: zhangminge@tust.edu.cn

刘海涛, 男, 1982 年出生, 博士, 副教授, 博士研究生导师。主要研究方向为材料力学分析与建模。

E-mail: htliu@hebut.edu.cn