

doi: 10.7690/bgzdh.2020.05.001

基于人工侧线系统的动载体流场感知

刘贵杰, 王蒙蒙, 杨亭亭

(中国海洋大学工程学院, 山东 青岛 266100)

摘要: 为增强水下航行器的导航和感知能力, 通过模拟鱼类侧线在水下航行器中搭建人工侧线系统。介绍鱼类侧线的功能和人工侧线的国内外研究现状, 分析侧线管神经丘的生物模型以及 BP 神经网络算法的原理; 将实验和数值模拟方法相结合, 分别收集水下航行器在不同流场环境下的静压数据; 通过神经网络算法对流场的流速以及来流角度进行识别。结果表明: BP 神经网络算法可有效识别流场参数, 识别率达到 95% 以上。

关键词: 人工侧线系统; 流速; 来流方向; 数值模拟; BP 神经网络算法

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A

Flow Field Sensing of Moving Carrier Based on Artificial Lateral Line System

Liu Guijie, Wang Mengmeng, Yang Tingting

(College of Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Abstract: In order to enhance the navigation and sensing capabilities of underwater vehicles, artificial lateral line systems were built in underwater vehicles by simulating fish lateral lines. This paper introduces the function of fish lateral line and the research status of artificial lateral line at home and abroad, analyzes the biological model of lateral tube neuromast and the principle of BP neural network algorithm. The test and numerical simulation methods are combined to collect the static pressure data of the underwater vehicle under different flow fields. The flow velocity and the flow angle of the flow field are identified by a neural network algorithm. The results show that the BP neural network algorithm can effectively identify the flow field parameters, and the recognition rate is over 95%.

Keywords: artificial lateral line system; flow velocity; flow direction; numerical simulation; BP neural network algorithm

0 引言

生物学家发现, 大部分鱼类以及一部分水生两栖动物都有一个特殊的感官系统——机械感应侧线, 能够检测和处理微小的水运动, 实现局部环境的感知^[1-2], 同时鱼类通过自身的侧线可以在海洋中完成捕猎、避敌和种内交流等生命活动^[3-5]。鱼类侧线系统的基本感觉单元是神经丘^[6], 根据其分布位置的不同, 可以将其分为体表神经丘和管道神经丘^[7]: 体表神经丘主要分布于鱼体体表, 可以感知水流的方向和强度; 管道神经丘位于表皮下的侧线管中, 可以感觉压力梯度^[8]。

目前, 很多研究人员模拟鱼类侧线的功能, 利用各种传感器在不同的载体上搭建人工侧线系统, 实现对偶极子振动源的感知和定位、障碍物的感知以及流体环境的感知等。B. J. Wolf 等^[9]介绍了一种全光学 2D 流速传感器的设计、制造和测试, 由 Bragg 光栅的光纤组成, 模拟人造神经丘, 较为准确地确定流体的流速和方向。Yang Y 等^[10]利用 MENS 技术, 研制了一种采用人造纤毛传感器阵列

式分布的人工侧线系统, 能够对流体环境进行流体动力学的 3D 成像, 成功定位人工偶极子源和自然界中小龙虾的摆尾运动。Fu J 和 Jiang Y 等^[11-13]将聚丙烯和聚偏二氟乙烯 (PVDF) 层层压在一起, 形成悬臂式流量传感元件, 开发出一种人工侧线管道系统。采用偶极子振动源进行验证, 该人工侧线管道可以检测以 100 Hz 频率和 0.3 mm 振幅进行振动的偶极子源, 最大可检测距离为 96 cm, 同时可以定位该偶极子源的位置。Salumae T 等^[14]首次将人工侧线系统应用到机器鱼中, 采用硅材料压阻式绝对压力传感器布置在机器鱼的头部, 构成人工侧线系统。研究表明: 布置人工侧线系统的机器鱼能够区分均匀流和卡门涡街, 估测水流流速, 控制机器鱼在水流中的运动保持稳定, 同时减少能耗。Venturelli R 等^[15]设计两侧并行分布的压强传感器阵列的刚形体, 以模仿鱼类侧线系统来进行局部水域环境的测量。研究发现, 分布式的压力传感器阵列可以识别出卡门涡街并确定来流的方向、刚性载体的位置以及卡门涡街的中心轴。刘贵杰等^[16]采用

收稿日期: 2020-01-09; 修回日期: 2020-02-23

基金项目: 国家自然科学基金(61540010)

作者简介: 刘贵杰(1968—), 男, 山东人, 博士, 教授, 从事机械加工过程智能化检测与控制, 海洋机电装备技术、数字化制造技术和水下机器人等研究。E-mail: liuguijie@ouc.edu.cn.

圆柱形壳体作为载体，通过 3 维仿真获得圆柱形载体表面的压力分布模型，确定载体表面传感器最优分布位置，然后在 2 维均匀流场和湍流场中观察压力分布特征，分析仿真和实验的数据，从而判断不同流场以及识别不同形状的障碍物，最终建立了流速估计和障碍物识别算法。

上述研究主要集中在侧线传感器的研制与侧线系统的应用，笔者的研究属于侧线系统的应用部分。通过在水下航行器中搭建人工侧线系统，收集其不同工况下的静压数据，采用一定的算法对流场的流速以及来流角度进行识别，为水下航行器对水流环境的感知提供一定的方法，进而为水下航行器的调控提供一定的参考。

1 人工侧线的理论研究

1.1 侧线管神经丘的力学模型

生物学家通过建立侧线神经丘感知的生物力学模型揭示其传感机制，研究神经丘和流场的内部关系。Netten 等建立了侧线感知生物学理论。这些理论模型有利于理解侧线的基础感应机制，并为人造侧线系统的研制提供依据。

如图 1 所示，笔者将侧线管神经丘的生物力学模型简化为一个刚性半球，在一个无摩擦平面上滑动^[17]。

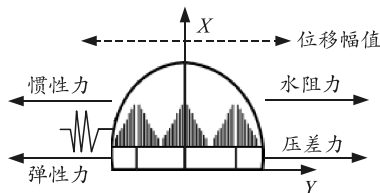


图 1 侧线管神经丘受力分析

将半球作为分析对象，动力学方程为

$$F_m + F_k = F_u + F_b \tag{1}$$

其中： F_m 为神经丘软骨峰运动受到的惯性力； F_k 为由软骨峰毛细细胞产生的弹性力； F_u 为水流阻力； F_b 为压差力。根据惯性定律，惯性力可表示为

$$F_m = M \frac{dY^2(t)}{dt^2} \tag{2}$$

式中： M 为软骨峰质量； $Y(t)$ 为软骨峰激励频率。

根据胡克定律，弹性力可以表示为

$$F_k = KY(t) \tag{3}$$

其中 K 表示滑动刚性系数。水流阻力可以表示为

$$F_u = D \left[\frac{dY(t)}{dt} - \frac{dW(t)}{dt} \right] \tag{4}$$

式中 D 为水阻力系数。压差力可以表示为

$$F_b = M \frac{d^2W(t)}{dt^2} \tag{5}$$

将式(2)–(5)分别代入式(1)，可得其控制方程为

$$M \frac{d^2Y(t)}{dt^2} + KY(t) = D \left[\frac{dY(t)}{dt} - \frac{dW(t)}{dt} \right] + \frac{d^2W(t)}{dt^2} \tag{6}$$

该控制方程是在频域中的线性函数，因此，可以通过求解该控制方程，获得软骨峰的频率相关灵敏度。外部流体速度可以表示为

$$v(t) = \frac{dW(t)}{dt} = i2\pi fW(f)^{i2\pi ft} = V_0(f)^{i2\pi ft} \tag{7}$$

式中： f 为激励频率； V_0 为软骨峰的位移幅值。

1.2 神经网络原理

人工神经网络中一个神经元就是一个神经细胞，神经元是神经网络操作的基本信息处理单元。人工神经网络的模型如图 2 所示。

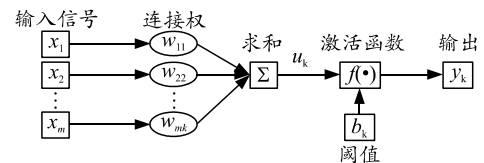


图 2 人工神经元模型

令 $x_j(t)$ 表示 t 时刻神经元 j 接收来自神经元 i 的输入信息； $o_j(t)$ 表示 t 时刻神经元 j 的输出信息，则神经元 j 的状态^[18]可表达为

$$o_j(t) = f \left\{ \left[\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i(t - \tau_{ij}) - T_j \right] \right\} \tag{8}$$

式中： τ_{ij} 为输入、输出间的突触延时； ω_{ij} 为神经元 i 到 j 的突触连接系数或称权重值； T_j 为神经元的阈值； $f()$ 为神经元变换函数。取 $\tau_{ij}=1$ ，则有

$$o_j(t+1) = f \left\{ \left[\sum_{i=1}^n x_i - T_j \right] \right\} \tag{9}$$

其中输入 x_i 的下标 $i=1,2,\dots,n$ ，输出 o_j 的下标 j 体现了神经元模型的“多输入单输出”。权重值 ω_{ij} 的正负体现了神经元的“突触兴奋与抑制”。 T_j 体现了神经元的“阈值”。“输入总和”常称为神经元在 t 时刻的净输入。

$$\text{net}_j^i(t) = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i(t) \tag{10}$$

式中： net_j^i 体现了神经元 j 的空间整合特性； $o_j(t+1)$ 与 $x_i(t)$ 之间的单位时差代表所有神经元具有相同的、恒定的工作规律，对应于神经元的“突触延搁”； ω_{ij} 与时间无关，体现了神经元的“非时变”性。

BP(back propagation)神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络，通过最速下降法的学习原则不断反向传播，以调整网络的权值与阈值，达到网络误差平方和最小的效果。

2 实验分析

2.1 载体模型设计

为了使载体更加贴近实际中的水下航行器，选用自治水下机器人(autonomous underwater vehicle, AUV)的圆柱形外壳作为人工侧线载体。圆柱形载体直径为 160 mm，长度为 378 mm，头部为圆球形利用压力传感器(MS5803-07BA)在载体两侧搭建人工侧线系统。载体形状以及传感器的排布如图 3 所示。

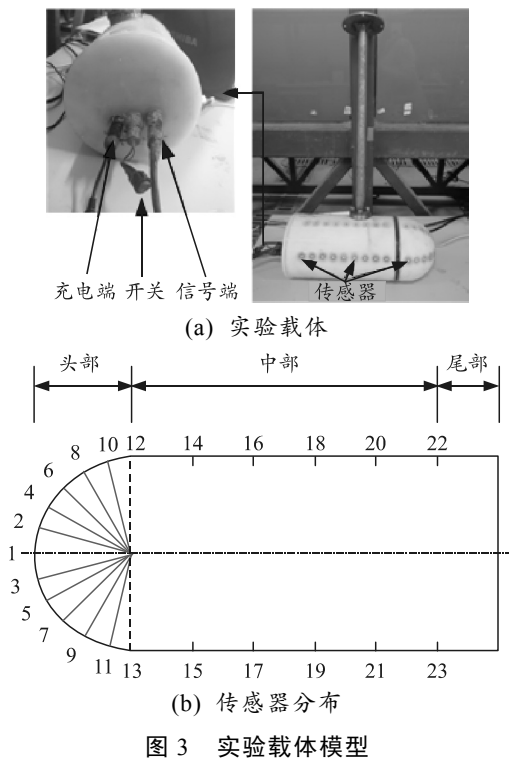


图 3 实验载体模型

2.2 实验平台的设计

实验场地为工程水动力学水槽实验室。实验平台搭建在清水水槽上，水槽参数长为 30 m，宽为 1 m，最大工作水深为 1 m，最大流速为 0.8 m/s，使用潜水泵和控制柜产生单向均匀水流。搭建人工侧线系统感知流体环境的实验平台时，先将滚珠丝杠和两侧的导轨及其钢板搭建在水槽壁上形成组合架，将圆柱形载体搭载在滚珠丝杠和导轨的组合架上，一侧为伺服电机，整体通过钢板和夹具固定在实验水槽上，在实验平台前端的来流方向放置声学多普勒测速仪。搭建的实验平台如图 4 所示。

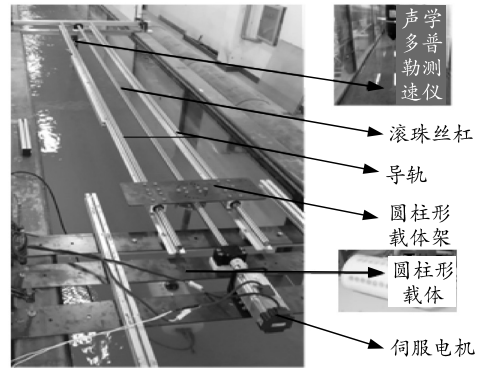


图 4 实验平台

2.3 实验结果分析

水槽中注入的水深为 78 cm，使圆柱形载体在水下 13 cm 处进行水平移动。实验中载体头部与水流流动方向相反，水流的流速为 0.1~0.4 m/s。载体以 0.2 m/s 的速度移动，实现圆柱形载体在流体中的定向移动。改变载体放置方向，使其与流体速度成一定的角度。待流体稳定后，先测量流体静水压强，作为参考压强，使用放置在载体侧前方位置处的多普勒测速仪进行实时监测流体速度，在流速达到期望速度并稳定后开始实验。实验方案如图 5 所示。

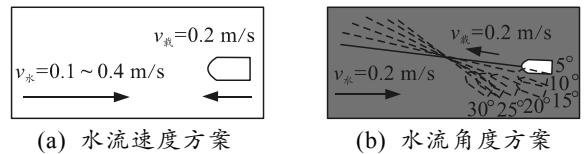


图 5 实验工况

按照不同的实验工况分别进行实验分析，得出不同工况下的压力数据如图 6 和图 7 所示。

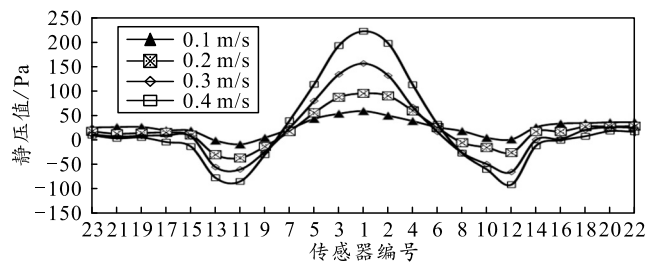


图 6 不同流速下的压力分布

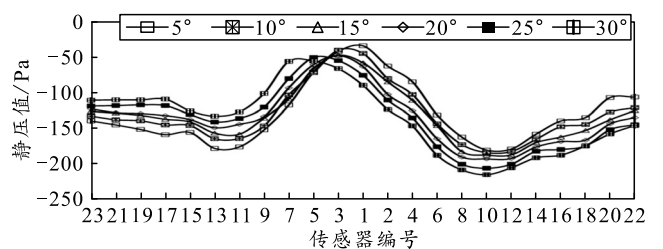


图 7 不同来流角度时的压力分布

由图 6 可知：当改变水流速度时，载体表面传感器位置的压强分布具有一定规律性。在圆柱形载

体头部传感器 1 号位置的的压力最大，且随着水流速度的增大，压力逐渐增大；在头部与中部交接处的 12、13 号传感器位置处的压力最小，该处的压力随着流速的增大反而越小；在载体中部 15、16 号传感器位置至尾部位置的的压力变化较为平缓，基本保持不变。

由图 7 可知：当改变水流流动方向与载体航行方向的角度时，传感器压力的变化呈现不同的规律。压力最大值会随着角度的增大而向迎流面移动，背对迎流面的压力极小值随角度的增大而逐渐减小，迎流面的压力极小值随角度的增大而逐渐增大，趋近于尾部的压力值。尾部两侧的压力值随着角度的改变呈现不对称的变化，迎流面尾部一侧的压力变化较为平缓，随着角度的增大而增大，背流面尾部一侧越靠近尾部位置的压力越大，其随着角度的增大，压力越小。

3 仿真分析

3.1 建模与网格无关性验证

利用 FLUENT 软件进行数值模拟分析。仿真内容与实验过程保持一致。当水下航行器在水中运动时，根据其压力变化的对称性，将 3 维模型简化为 2 维模型，可以减小计算量。仿真模型如图 8。



图 8 仿真模型

为了仿真的严谨性，需要对网格进行无关性验证。通过改变网格的数量，观察 AUV 表面的阻力变化，得出如图 9 所示的结果。从图中可以看出：当网格数较小时，仿真得到的圆柱形载体所受阻力变化较大，随着网格数量的增加，圆柱形载体所受阻力呈现递减的趋势，直到网格数为 130 000 左右时，载体受的阻力开始保持不变，此时，网格具有独立性。因此，选择网格数量为 150 000 左右的网格 (146 485)，划分网格的参数以及 FLUENT 仿真参数设置如表 1 和表 2 所示。

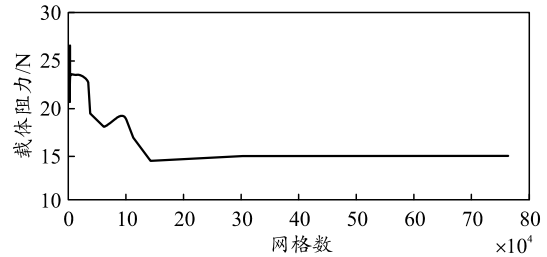


图 9 网格独立性验证

表 1 网格划分参数

参数名称	全局缩放因子	全局尺寸/mm	圆柱形载体边界	其他网格划分尺寸/mm
参数值	1	100	最大尺寸 0.5 mm, 高度比 1.2, 边界层数 8 层	15

表 2 FLUENT 仿真参数

项目名称	时间类型	湍流模型	求解方法	入口边界	出口边界	网格更新
参数	瞬态	<i>k-e</i>	PISO	速度入口	压力出口	光顺和网格重构

3.2 仿真结果分析

整合不同工况下的静压变化曲线，不同流速下的静压曲线如图 10 所示，不同来流方向的静压曲线如图 11 所示。从图中可以看出：仿真结果与实验结果保持一致，因此，仿真结果是正确的。实验数据和仿真数据均可以用于后期的算法识别。

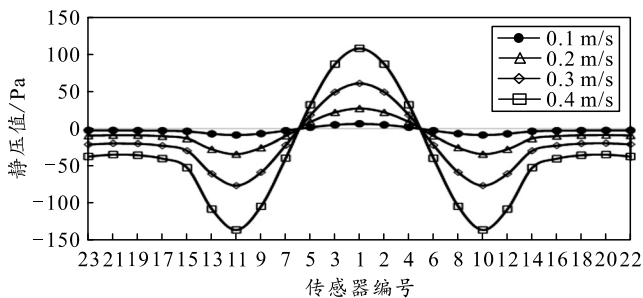


图 10 不同流速下的压力分布

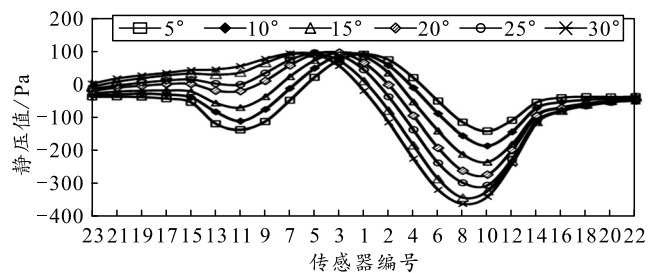
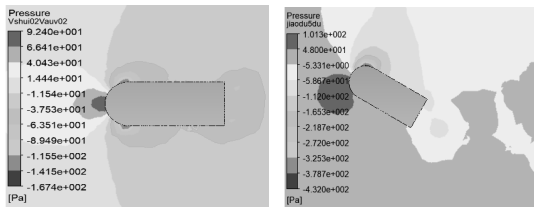


图 11 不同来流角度时的压力分布

从图 10 和图 11 可以明显看出：随着流场角度的变化，压力传感器的静压值变化趋势与实验结果大致相同，数值模拟的曲线更加光滑和完整。这是因为仿真的环境比较理想，不存在实验中的各种干扰。图 12 展示了水流速度为 0.2 m/s 和来流角度为 30°时的静压云图。从图中可以看出：当与水流方向相反时，载体头部的压力最大，前面为迎流面，对

水流的冲击力较大；因此，压力主要集中在头部，从头部往尾部方向，压力逐渐减小，在头部和身体的交界处，出现了低压区，载体身体部位的整体压力变化并不明显。当载体与水流方向成 30°时，载体两侧的对称性打破。压力不再集中在头部，而是载体右侧的整个迎流面，背流面的压力偏小。压力云图所呈现的规律与静压曲线相同。



(a) $v=0.2 \text{ m/s}$ (b) $\alpha=30^\circ$
图 12 不同工况下的静压云图

4 算法识别

根据实验数据和仿真数据可以大体看出不同水流速度和来流角度下静压的变化趋势，但是并不能精确地判断流速和角度的取值，可采用机器学习算法对流速和来流角度进行准确判断。

目前，有越来越多的学者开始采用机器学习算法对复杂的数据进行处理学习，从而预测所需要的参数。其中，人工神经网络算法由于其超强的学习能力可进行学习、识别、分类和控制等，被广泛应用到实际工程中^[18]。笔者选用 tansig 传递函数、tranlm 训练函数、learnqdm 学习函数作为神经网络的参数。由于数据量较大，隐含层的层数设置为 2 层，将第 1 层节点数设为 25，第 2 层的节点数设为 20。图 1 中圆柱形载体右侧分布的传感器，共 12 个，作为输入层；输出层为一种工况。由此建立 BP 神经网络模型如图 13 所示。

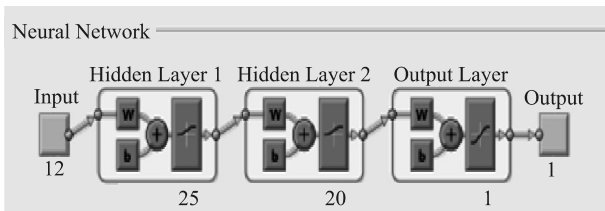


图 13 神经网络模型

对于水流速度的识别，首先将不同流速下的静压数据整合在一起，共 1 000 组数据，将其随机排序作为神经网络的输入，其中 70%作为训练数据集、15%作为验证数据集、15%作为测试数据集。输出为水流速度，分别为 0、0.1、0.2、0.3 和 0.4 m/s。

训练结果如图 14 所示，横坐标为目标值，纵坐标为预测结果， R 为拟合度，范围为 0~1， R 越接近 1，拟合程度越高，目标值和预测值越靠近回归线，则预测的准确性越高。图中训练集、验证集、测试集和总体的拟合度值均达到了 0.98，拟合程度很高，说明该训练模型的质量很高，目标水流速度和预测水流速度沿回归线分布；因此，该模型可以用来预测已知一定压力情况下的水流速度。

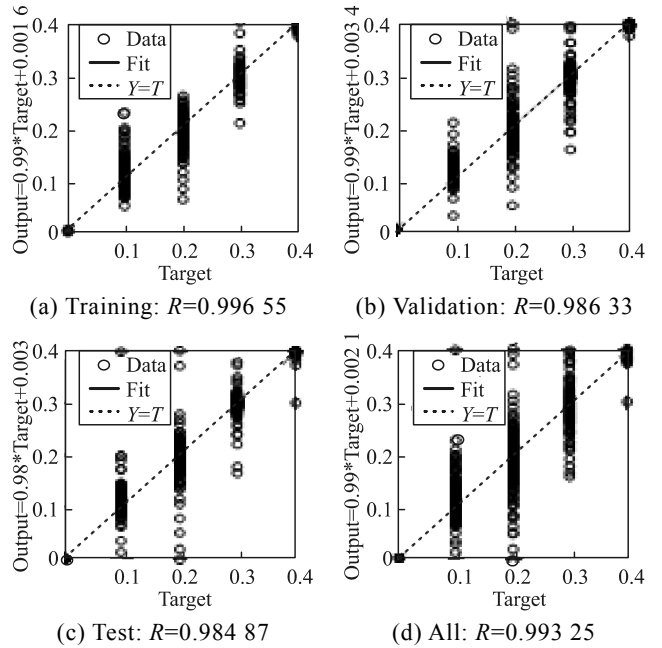
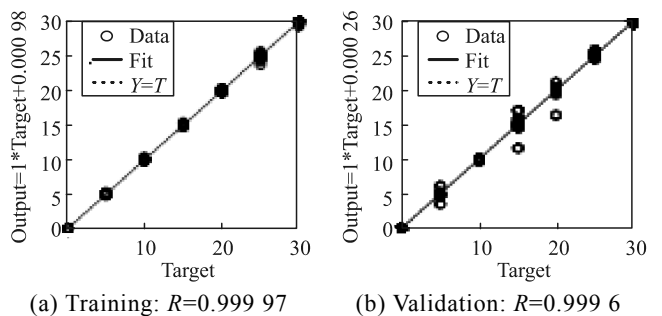


图 14 水流速度识别结果

对于来流角度的识别，共选用 1 000 个样本数据作为输入，将来流角度值分别为 0°,5°,10°,15°,20°,25°,30°作为输出，其余参数与流速识别设置相同。通过 Matlab 中的神经网络工具箱进行训练，获得的拟合度和回归线如图 15 所示。对来流角度进行训练后的训练模型比对水流速度和圆柱形载体航行速度的拟合度要高，训练集、验证集、测试集和总体均达到了 0.99，且目标值和预测值更集中于回归线附近，说明神经网络算法能有效预测来流角度。



(a) Training: $R=0.999\ 97$ (b) Validation: $R=0.999\ 6$

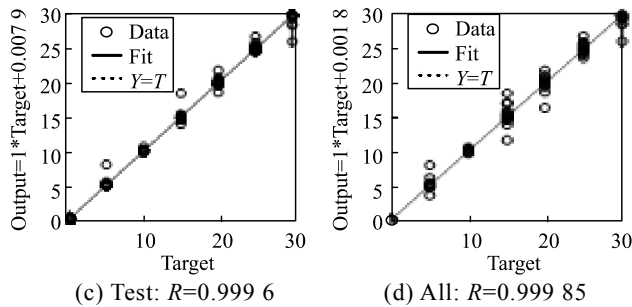


图 15 来流角度识别结果

通过上述的识别结果可知, BP 神经网络模型可以同时用于预测流体速度、来流角度。在流体环境未知的情况下, 采用 BP 神经网络来预测未知工况具有很大的优势。

5 结束语

在国内外侧线研究的基础上, 以 AUV 为研究载体, 通过 2 维水动力分析, 在载体上布置 2 条侧线, 共布置 23 个传感器。通过实验和水动力仿真分析获取载体在不同水流速度以及来流角度的静压数据, 再通过神经网络算法对流速和来流角度进行识别, 其识别率均在 95% 以上, 说明 BP 神经网络算法可以有效地识别流场参数。

笔者研究的主要成果如下:

1) 研制一种新型的带有人工侧线系统的水下航行器, 并且可以用于对流场的感知;

2) 仿真结果与实验数据吻合较好, 表明笔者提出的人工侧线系统拓扑结构能够有效地用于流场流速和来流角度的识别;

3) 神经网络算法对流速和来流角度的识别率均在 95% 以上, 提出了一种精确的流场参数感知的机器学习模型。

笔者将仿生学引入到水下航行器对流场参数研究的领域中, 提出利用仿生侧线实现水下航行器对流场参数感知的算法, 为水下航行器实现精准控制提供了新方法。将人工侧线的功能应用到水下航行器中, 使水下航行器拥有较为灵敏的感知局部流体环境的能力, 为水下航行器能够快速准确地做出反应并实现导航定位提供了帮助。鱼类侧线功能的应用为研究水域环境的感知和定位提供了新的思路, 也为水下航行器在复杂海洋环境中感知流体环境和定位导航提供了依据。

参考文献:

[1] COOMBS S, MONTGOMERY J C. The Enigmatic Lateral Line System[M]. Comparative Hearing: Fish and Amphibians. Springer New York, 1999: 319-362.

[2] BLECKMANN H. 3-D-orientation with the octavolateralis system[J]. J Physiol Paris, 2004, 98(1): 53-65.

[3] BLECKMANN H. Peripheral and central processing of lateral line information[J]. Journal of Comparative Physiology A, 2008, 194(2): 145-158.

[4] WEBB J F, MONTGOMERY J C, MOGDANS J. Bioacoustics and the Lateral Line System of Fishes[M]. Springer New York: Fish Bioacoustics, 2008: 145-182.

[5] KLEIN A T, KALDENBACH F, RUTER A, et al. What We Can Learn from Artificial Lateral Line Sensor Arrays[J]. Advances in Experimental Medicine & Biology, 2016, 875: 539-545.

[6] NORTHCUTT R G. The Phylogenetic Distribution and Innervation of Craniate Mechanoreceptive Lateral Lines [M]. Springer New York: The Mechanosensory Lateral Line, 1989: 17-78.

[7] 杨国华, 程红, 付宏兰, 等. 中国大鲵机械感受器的超微结构[J]. 动物学报, 2001, 47(5): 587-592.

[8] 王伟, 仲昆, 谢广明. 人造侧线系统综述[J]. 兵工自动化, 2013, 32(12): 42-45.

[9] WOLF B J, MORTON J, MACPHERSON W, et al. Bio-inspired all-optical artificial neuromast for 2D flow sensing[J]. Bioinspiration & Biomimetics, 2018, 13(2): 026013.

[10] YANG Y, NGUYEN N, CHEN N, et al. Artificial lateral line with biomimetic neuromasts to emulate fish sensing[J]. Bioinspiration & Biomimetics, 2010, 5(1): 16001.

[11] FU J, JIANG Y, ZHANG D. PVDF based artificial canal lateral line for underwater detection[C]. Sensors. IEEE, 2016: 1-4.

[12] GONG L, FU J, MA Z, et al. Canal-type artificial lateral line sensor array based on highly aligned P(VDF-TrFE) nanofibers[C]. IEEE, International Conference on Nano/micro Engineered and Molecular Systems, 2016: 423-426.

[13] JIANG Y, MA Z, FU J, et al. Development of a Flexible Artificial Lateral Line Canal System for Hydrodynamic Pressure Detection[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1220.

[14] SALUMAE T, KRUSMAA M. Flow-relative control of an underwater robot[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 2013, 469(2153): 20671.

[15] VENTURELLI R, AKANYETI O, VISENTIN F, et al. Hydrodynamic pressure sensing with an artificial lateral line in steady and unsteady flows[J]. Bioinspiration & Biomimetics, 2012, 7(3): 036004.

[16] LIU G, WANG M, WANG A, et al. Research on Flow Field Perception Based on Artificial Lateral Line Sensor System[J]. Sensors, 2018, 18(3): 838.

[17] TAN S. Underwater artificial lateral line flow sensors[J]. Microsystem Technologies, 2014, 20(12): 2123-2136.

[18] 何正凤. MATLAB R2015b 神经网络技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 157-169.