DOI: 10.19663/j.issn2095-9869.20210825001

连栗楷,赵云鹏,毕春伟,许智静,杜海.基于数字孪生技术的平面渔网破损检测方法研究.渔业科学进展,2022,43(6):40-46

LIAN L K, ZHAO Y P, BI C W, XU Z J, DU H. Research on the damage detection method of the plane fishing net based on the digital twin technology. Progress in Fishery Sciences, 2022, 43(6): 40–46

基于数字孪生技术的平面渔网破损检测方法研究*

连栗楷1 赵云鹏^{1,20} 毕春伟1 许智静² 杜 海¹

(1. 大连理工大学海岸和近海工程国家重点实验室 辽宁 大连 116024;2. 大连理工大学宁波研究院 浙江 宁波 315016)

摘要 为防止渔网破损造成养殖鱼类逃逸,有必要对网衣进行破损检测。为了克服人工检测劳动 强度大且效率低下的缺点,实现渔网的精准实时监测,本研究提出了一种基于数字孪生的网衣破损 检测方法,可利用传感器代替人工监测。该方法首先从渔网的数值仿真模型获取大量的仿真传感数 据,然后将数据用于人工神经网络的训练与测试,最后生成可进行网衣破损识别的数字孪生体。数 字孪生体可根据传感器监测到的数据来判断网衣是否发生破损。在数值模拟中,考虑各种波浪条件 以及网衣的破损情况。在训练人工神经网络中,将有效波高 H_s、谱峰周期 T_p以及横纲竖纲的拉力 值作为输入变量,将网衣完整状态以及破损状态作为输出。经过测试分析,该识别模型根据传感器 数据识别网衣是否破损的平均准确率为 94.32%,由此可见,数字孪生技术能准确检测到渔网的损 坏,可以作为网衣破损检测的一种新方法。

关键词 数字孪生;人工神经网络;网衣;破损检测 中图分类号 S972.1 文献标识码 A 文章编号 2095-9869(2022)06-0040-07

渔网是渔业养殖设施的重要组成部分,作为一种 复杂的柔性结构,在恶劣的深海环境中极易发生破 坏,会对水产养殖业造成经济损失,因此,网衣破损 检测是发展深远海渔业养殖的重要关键技术之一。

对水下网衣的破损检测,目前主要有3种方法: 一是采用埋线探测法(Wang et al, 2012; Peng et al, 2016),该方法通过金属导线的通断检测网衣的破损, 当网衣破损时,金属线会与海水形成闭合回路,触动 警报装置,并报告网箱编号及网衣编号,但这种方法 需要在网衣周围安装金属线,这会增加网衣的负荷, 容易造成疲劳损伤,从而缩短网衣使用寿命;二是采 用声呐检测法(Knudsen et al, 2004),该方法的工作原 理是当网衣系统发生破损有鱼群逃逸时, 网箱内外的 声波图像会有明显差异, 但这种方式无法确定破损位 置及破损程度, 同时, 如果有鱼群围绕网箱周围游动, 声呐也会误检为破损, 导致检测结果不准确; 三是采 用图像分析法(Lee *et al*, 2007; Zhang *et al*, 2016; Zhao *et al*, 2020), 该方法是将水下摄像机安装在 AUV/ ROV 上进行图像采集, 检测网衣是否发生破损, 该 方法对摄像头的像素质量以及水体浑浊程度有极高 的要求, 不易判断处在浑浊水质中的网衣是否破损。

随着传感器和计算机的快速发展,研究者开始利 用数字孪生技术对结构物进行破损检测。数字孪生是 物理实体在数字世界的虚拟实体,能根据传感数据对

^{*}国家重点研发计划项目(2019YFD0900902)和宁波市科技创新 2025 重大专项(2020Z076)共同资助 [This work was supported by National Key Research and Development Program of China (2019YFD0900902), and Science and Technology Innovation 2025 Major Project of Ningbo, China (2020Z076)]. 连栗楷, E-mail: lianlikai@mail.dlut.edu.cn

① 通信作者:赵云鹏,教授, E-mail: ypzhao@dlut.edu.cn

收稿日期: 2021-08-25, 收修改稿日期: 2021-09-27

结构物实现状态监测。Kim 等(2020)开发了底刺网的 数字孪生模型,可通过识别网组件上加速度计的信号 变化来检测网衣缆绳的破损以及识别损坏缆绳的位 置。Chung 等(2020)开发的数字孪生体只需要根据张 力腿平台的位移传感器数据就可以进行系泊缆绳的 损伤检测。Ritto 等(2021)开发了悬臂梁的数字孪生 体,可以根据杆件的振动变化来识别杆件的破损位置 及破损程度。本研究应用数字孪生方法,结合数值模 拟以及人工神经网络技术来开发渔网的数字孪生体, 根据网衣的拉力传感数据进行平面渔网的破损检测。

1 材料与方法

1.1 网衣破损检测基本框架

基于数字孪生技术的网衣破损检测的整体框架 如图1所示。首先建立网衣数值模型,考虑各种波浪 条件以及网衣的破损情况获得力学仿真数据集;然后 建立人工神经网络算法进行网衣破损识别训练,从而 构建网衣的数字孪生体。在实时监测阶段,根据网衣 物理实体的实时传感数据,数字孪生体可以快速识别 网衣是否发生破损。



Fig.1 Basic framework of fishing net damage detection

1.2 网衣物理模型设置

本研究首先进行物理模型实验,采集完整渔网和 破损渔网的物理模型数据,用于验证数值模型的正确 性及测试数字孪生体检测网衣破损的准确性。所有实 验在大连理工大学海岸和近海工程国家重点实验室 波浪流水槽内进行。波浪槽长为 50.0 m,宽为 3.0 m, 深为 1.0 m。水槽一侧装有多向造波系统、数据采集 系统和多台计算机。

图 2 为网衣物理模型的实验布置。平面渔网由网 衣和 4 条纲绳组成。网衣宽为 0.76 m, 高为 0.76 m, 网线直径为 3 mm, 网孔大小为 20 mm×20 mm。纲绳分 为横向纲绳和竖向纲绳。网衣的破损形式如图 3 所 示。实验在横纲、竖纲上分别安装一个拉力传感器。 实验中水深为 0.7 m,制造固定水流,测得流速为 0.12 m/s。实验采集渔网在不同波浪条件下的拉力传 感器数据。

1.3 网衣数值模拟

网衣破损检测的第一步是了解网衣的水下动态 以分析相关数据。在数值模拟中,集中质量力学模型 为经过验证的模型,可用于计算在洋流和海浪中柔性 网箱和渔具的所受水动力荷载,更好地模拟其动态行 为(Lee *et al*, 2008; Zhao *et al*, 2009、2013; Cifuentes *et al*, 2017; Jin *et al*, 2018; 崔勇等, 2019)。



图 2 实验布置 Fig.2 The experimental layout



图 3 网衣破损形式 Fig.3 The damage form of the net

本研究使用商业软件 OrcaFlex 建立的网衣等效 数值模型如图 4 所示。该模型使用 1521 个 3 自由度 浮标和 2964 条线单元来构建网衣模型。软件采用集 中质量法对线单元的动力响应进行求解。所有线单元 的附加质量系数固定为 1.0,拖曳力系数设置为 1.2 (Kim *et al*, 2020)。软件可以直接实现在给定时刻网衣 发生破损的情况。整个模型的运动可描述为式(1):

M(p,a) + C(p,v) + K(p) = F(p,v,t) (1) 式中, M(p,a)为惯性力矩阵, C(p,v)为阻尼力矩阵,

K(p)为刚度力矩阵, F(p,v,t)为外力矢量, 即本研究中

的水动力。符号 p、v、a和 t 分别表示位置、速度、 加速度和时间。水流和波浪对运动物体的水动力通过 莫里森方程计算得到。对于圆柱形物体,单位长度的 水动力可表示为:

 $F_{W} = C_{m}\rho \frac{\pi D^{2}}{4} \dot{u} - C_{a}\rho \frac{\pi D^{2}}{4} a + \frac{1}{2}\rho C_{d}D|u-v|(u-v) (2)$ 式中, C_{m} 、 C_{a} 、 C_{d} 分别表示惯性、附加质量和拖曳 力系数,其中, $C_{m} = 1 + C_{a}$ 。 D、 ρ 分别为圆柱体外 径和海水密度。 \dot{u} 和 u分别为流体水质点的加速度和 速度。



图 4 网衣等效数值模型 Fig.4 The equivalent numerical model of net

图 5 所示为在规则波波高 H 为 0.1 m、周期 T 为 0.9 s 时传感器数据与等效数值模拟所得仿真数据对 比。由图 5 可知,网衣在规则波的作用下,纲绳的受力历时曲线呈现波动变化。经计算,仿真数据与传感器数据的最大受力值与最小受力值的相对差异分别为 3%和 6%,数值模拟数据与物模实验数据吻合较好,表明建立的数值模型正确。



equivalent numerical model data

1.4 人工神经网络模型

开发人工神经网络的目的是从大数据中发现给 定输入信号和输出信号之间的未知关系,建立起数字 孪生体。Ojha 等(2017)指出,有一层隐藏层的神经网络,隐藏层的神经元数量有限且具有 S 型激活函数,即可逼近任何函数,所以本研究使用图 6 所示的 3 层神经网络结构。S 型激活函数具体形式如下所示:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$
(3)

对于神经元个数,本研究使用经验公式(Stathakis, 2009)来确定,公式如下所示:

$$m=2n+1$$
 (4)

式中, n 为输入层个数, m 为隐藏层神经元个数, 本 神经网络模型共有4个输入, 神经元个数设置为9个。

人工神经网络需要大量数据进行训练和测试。训



图 6 3 层神经网络结构 Fig.6 Three-layer neural network structure

0.30

Tr

练的数据由输入和目标输出成对组成。训练人工神经 网络时,输入信号初始进入人工神经网络,人工神经 网络将计算出的输出与目标进行对比,根据误差以及 学习规则来修改连接的权重。本研究的人工神经网络 采用比例共轭梯度法来更新权重,该方法具有所需计 算内存小、稳定性高、收敛速度快的特点。由于是对 网衣破损进行识别, 故以 Patternnet 模式识别网络作 为人工神经网络模型(Patternnet, 2021)。

表 1 列出了用于构建数字孪生体的训练(标记为 Tr)和测试(标记为 Te)的海况,根据模型比尺 1:10 进行缩放。本研究选择合适的环境条件,即有效波高 (H_s)为 0.1~0.3 m, 谱峰周期(T_p)为 1.0~3.0 s。训练样 本数据由9个海况组成,测试样本数据由2个海况组 成。采用 JONSWAP 谱作为波浪谱,水流流速与物模 实验相同,为0.12 m/s,水流与波浪方向相同。

Tab.1 Sea states for training and testing					
有效波高					
H_s /m	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0
0.10	Tr		Tr		Tr
0.15		Te			
0.20	Tr		Tr		Tr
0.25				Te	

训练和测试的海况 丰 1

图 7 为完整网衣及其破损时在水中某个时刻的 平衡状态。网衣完整状态标记为(1.0),网衣发生破损 时标记为(0,1)。在数值模拟中,每次仿真的时间为

Tr

Tr



图 7 完整网衣及破损网衣在某时刻 平衡状态的正视图和侧视图

Fig.7 The motion state of complete and damaged net clothing at a certain time

450 s,时间步长为 0.1 s。损坏发生在 150 s 时,其共 有 40 509 组仿真数据作为训练集, 9002 组仿真数据 以及 5000 组物理实验的传感数据作为测试集。该神 经网络模型共有 4 个输入, 分别为 H_s 、 T_p 、横纲、竖 纲拉力的移动平均值,其移动窗口长度设置为1000。

图 8 为数值模拟得到的网衣在有效波高 H_s 为 0.1 m、谱峰周期 T_p为 1.0 s 时的网衣横纲和竖纲的受 力情况,前150s是网衣完整时的受力时程曲线,后 300 s 是网衣发生破损之后的受力时程曲线。





在150s时,随着网衣发生破损,网衣的密实度 发生变化,而网衣受力与网衣的密实度有关(陈天华, 2017),因此,横纲、竖纲的拉力传感信号的幅度和 趋势也发生变化。类似地,网衣破损在其他海况都会 导致拉力传感信号产生不同的幅度和趋势,从而可以 通过机器学习算法检测网衣是否破损。

图 9 为 $H_s=0.1$ m、 $T_p=1.0$ s 时的横纲、竖纲拉力 的移动平均值。对比图 8 和图 9, 经过移动平均值处 理的信号具有了统计特征,网衣发生破损后,信号发 生显著改变,其大大提高了神经网络的预测精度。





2 结果与分析

图 10 为人工神经网络模型训练案例中目标指标 和预测指标(标记为蓝色菱形和红色圆圈)的对比,如 果红色圆圈和蓝色菱形重合,则表示预测准确,其纵 坐标值 1 表示标签(1,0) (网衣完整),纵坐标值 2 表示 标签(0,1) (网衣发生破损)。图 11 为人工神经网络模 型对未用于训练的测试案例的预测对比。经过训练, 该人工神经网络模型对训练集和测试集的预测准确 度分别为 99.21%和 95.11%,其中,预测准确度采用 以下公式计算:

预测准确度(%) =
$$\frac{m}{n} \times 100$$
 (5)

式中, m为匹配的案例数, n为案例总数。参考有关利用数字孪生技术进行破损检测的文献(Ritto et al, 2021; Kim et al, 2020; Chung et al, 2020)可发现, 均认为模型的识别准确率在 90%以上即可判断该模型的识别准确度高, 识别效果良好。



图 10 网衣损伤识别(训练案例,准确度=99.21%) Fig.10 Damage detection (training cases, accuracy=99.21%)





网衣受力与其网衣的密实度以及波浪大小等因 素有关(陈鹿, 2015)。从以上结果来看,人工神经网 络能根据不同的受力情况对网衣所处状态进行准确 分类,且神经网络能对未用于训练的工况进行较好拟 合,由此最终成功构建了可以用于网衣破损检测的数 字孪生体。

图 12 为网衣物理模型在有效波高 H_s为 0.13 m、 谱峰周期 T_p为 1.57 s 时测得的拉力传感数据。图 13 为网衣物理模型在有效波高 H_s为 0.18 m、谱峰周期 T_p为 2.45 s 时测得的拉力传感数据。前 100 s 是网衣 完整时的受力时程曲线,后 150 s 是网衣发生破损之 后的受力时程曲线。将物理模型实验的传感信号作为 测试案例,输入数字孪生体进行识别,数字孪生体对 网衣的破损识别结果准确率达到 94.32%(图 14)。

由图 14 可知,数字孪生体对未用于训练的实测物理数据也能进行准确分类识别。如果将网衣的各种破损情况都进行大量仿真模拟并作为训练数据,那么数字孪生体的检测性能也将得到提高。另外,网衣的破损程度、传感器的数量、传感器的测量精度、人工神经网络隐藏层和神经元的设置也会对数字孪生体的识别精度造成影响。



Fig.13 Sensor data when $H_s=0.18$ m, $T_p=2.45$ s





3 结论

本研究介绍了用于平面渔网破损检测的数字孪 生模型,该模型采用数值模拟和人工神经网络进行开 发,通过识别横纲、竖纲的拉力传感器信号变化来检 测网衣破损。人工神经网络的输入变量是有效波高 *H*_s、谱峰周期 *T*_p 以及横纲、竖纲的拉力传感信号的 移动平均值。人工神经网络的隐藏层为一层,神经元 个数为9个。此次开发得到的数字孪生模型能对物理 模型的传感数据进行网衣破损识别,准确率为94%。 可见,数字孪生技术能准确检测到渔网的损坏,可以 作为网衣破损检测的一种新方法。

本方法的研究对象是平面渔网,应用该方法对其 他类型的网箱网衣进行检测时,存在传感器类型以及 布置位置的差异。由于实际海域中的波流环境更加复 杂,为提高渔网破损检测的准确率,如何在更加真实 的海况下确定最佳神经元数量、传感器类型和数量是 下一步的研究内容。

参考文献

- CHEN L. Experimental study on the hydrodynamic coefficients of plane nettings and numerical simulation. Master's Thesis of Shanghai Ocean University, 2015 [陈鹿. 网片水动力系 数实验研究及数值模拟. 上海海洋大学硕士研究生学位 论文, 2015]
- CHEN T H. Study on hydrodynamic characteristics of pilecolumn type net enclosure aquaculture facility. Master's Thesis of Zhejiang Ocean University, 2017 [陈天华. 桩柱 式围网养殖系统水动力特性研究. 浙江海洋大学硕士研

究生学位论文, 2017]

- CHUNG M, KIM S, LEE K, *et al.* Detection of damaged mooring line based on deep neural networks. Ocean Engineering, 2020, 209: 107522
- CIFUENTES C. Hydrodynamic response of a cage system under waves and currents using a Morison-force model. Ocean Engineering, 2017, 141: 283–294
- CUI Y, GUAN C T, HUANG B, et al. Numerical simulation of the hydrodynamic characteristics of double-bottom cage for flounder fish under waves. Progress in Fishery Sciences, 2019, 40(6): 18–24 [崔勇, 关长涛, 黄滨, 等. 波浪作用下 双层网底鲆鲽网箱水动力特性的数值模拟. 渔业科学进 展, 2019, 40(6): 18–24]
- JIN C, CHOI J, KIM M H. Response prediction and monitoring feasibility of a stow net system using measured environmental data in the southwest coast of Korea. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1517
- KIM H, C JIN, KIM M, *et al.* Damage detection of bottom-set gillnet using Artificial Neural Network. Ocean Engineering, 2020, 208: 107423
- KNUDSEN F R, FOSSEIDENGEN J E, OPPEDAL F, et al. Hydroacoustic monitoring of fish in sea cages: Target strength (TS) measurements on Atlantic salmon (Salmo salar). Fisheries Research, 2004, 69(2): 205–209
- LEE C W, LEE G H, CHOE M Y, et al. Dynamic simulation of the fish cage net and floating collar subjected to currents and waves. ISOPE-2008; International Offshore and Polar Engineering Conference, 2008, 348–353
- LEE J A, ROH M T, KIM K M, *et al.* Design of autonomous underwater vehicles for cage aquafarms. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2007, 938–943
- OJHA V K, ABRAHAM A, SNASEL V. Metaheuristic design of feedforward neural networks: A review of two decades of research. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 60: 97–116
- Patternnet MathWorks. The matlab online documentation. Accessed in. https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ ref/patternnet.html
- PENG A H, LIU C W, LU B. A deep-water fish cage with cleaning device and data acquisition system. South China Agriculture, 2016, 10(3): 169–171 [彭安华, 刘成文, 陆波. 一种带有清洗装置和数据采集系统的深水网箱. 南方农 业, 2016, 10(3): 169–171]
- RITTO T G, ROCHINHA F A. Digital twin, physics-based model, and machine learning applied to damage detection in structures. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 155(2): 107614
- STATHAKIS D. How many hidden layers and nodes? International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(8): 2133–2147
- WANG Y, QI C, PAN H. Design of remote monitoring system for aquaculture cages based on 3G networks and ARM-Android embedded system. Procedia Engineering, 2012, 29(4): 79–83

- ZHANG J Q, HU Q S, SHENTU J K, et al. Frame-type AUV design and experiment for sea cage net damage detection. Journal of Shanghai Ocean University, 2016, 25(4): 607– 612 [张金泉, 胡庆松, 申屠基康, 等. 海上网箱网衣检测 用框架式 AUV 设计与试验. 上海海洋大学学报, 2016, 25(4): 607–612]
- ZHAO Y P, GUI F K, XU T J, et al. Numerical analysis of dynamic behavior of a box-shaped net cage in pure waves

and current. Applied Ocean Research, 2013, 39: 158-167

- ZHAO Y P, LI Y C, DONG G H, *et al.* Numerical simulation of hydrodynamic behaviors of gravity cage in current and waves. International Journal of Offshore and Polar Engineering, 2009, 19(2): 97–107
- ZHAO Y P, NIU L J, DU H, et al. An adaptive method of damage detection for fishing nets based on image processing technology. Aquacultural Engineering, 2020, 90: 102071

(编辑 冯小花)

Research on the Damage Detection Method of the Plane Fishing Net Based on the Digital Twin Technology

LIAN Likai¹, ZHAO Yunpeng^{1,20}, BI Chunwei¹, XU Zhijing², DU Hai¹

(1. State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China; 2. Ningbo Research Institute, Dalian University of Technology, Ningbo, Zhejiang 315016, China)

If damages to aquaculture nets are not found in time, they will result in the escape of fish, Abstract thereby, causing considerable losses to farmers. Therefore, it is necessary to detect whether damage to fishing net occurs. At present, the primary method for detecting damage to fishing nets is the manual inspection of staff diving into the water, but this method is labor-intensive and inefficient. This paper proposes a damage detection method based on digital twin, which uses sensor monitoring instead of manual monitoring to overcome these limitations and realize real-time monitoring of fishing nets. The research first shows that the numerical simulation data in good agreement with the physical model experimental data can be obtained through the numerical simulation of the lumped mass mechanical model. In the numerical simulation, considering a kind of damage to the fishing net, a total of 11 simulations were carried out: the tensile values of the horizontal and vertical ropes of the fishing net, nine sea conditions as training samples, and two sea conditions as test samples. The artificial neural network adopts the error backpropagation training method that takes the significant wave height H_s , the spectral peak period T_p , and the tensile value of the vertical and horizontal rope as inputs, and the complete state and damaged state of the fishing net as the outputs. After training, the recognition model recognition accuracy rates for the training and test samples were 99.21% and 95.11%, respectively. The measured actual physical sensor data were also used as test data. The recognition accuracy of the recognition model is 94.32%, which indicates the feasibility of the practical application of digital twin technology in the damage detection of the net. It can, therefore, be used as a new method of fishing net damage detection. As the wave-current environment is more complex in the actual sea area, our following research will focus on dealing with the sensing data and detection of the damage of fishing nets in a more realistic sea condition.

Key words Digital twin; Artificial neural network (ANN); Fishing net; Damage detection

① Corresponding author: ZHAO Yunpeng, E-mail: ypzhao@dlut.edu.cn