

El、Scopus 收录 中文核心期刊

基于卷积神经网络的钝体尾迹识别研究

杜祥波,陈少强,侯靖尧,张 帆,胡海豹,任 峰

WAKE RECOGNITION OF A BLUNT BODY BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Du Xiangbo, Chen Shaoqiang, Hou Jingyao, Zhang Fan, Hu Haibao, and Ren Feng

在线阅读 View online: https://doi.org/10.6052/0459-1879-21-404

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于尾流时程目标识别的流场参数选择研究

STUDY ON FLOW FIELD PARAMETERS OF WAKE TIME HISTORY TARGET RECOGNITION 力学学报. 2021, 53(10): 2692–2702

基于卷积神经网络的涵洞式直立堤波浪透射预测

PREDICTION OF WAVE TRANSMISSION OF CULVERT BREAKWATER BASED ON CNN 力学学报. 2021, 53(2): 330-338

基于人工神经网络的亚格子应力建模

SUBGRID-SCALE STRESS MODELING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK 力学学报. 2021, 53(10): 2667-2681

循环神经网络在智能天平研究中的应用

APPLICATION OF RECURRENT NEURAL NETWORK IN RESEARCH OF INTELLIGENT WIND TUNNEL BALANCE 力学学报. 2021, 53(8): 2336–2344

基于人工神经网络的湍流大涡模拟方法

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-BASED SUBGRID-SCALE MODELS FOR LARGE-EDDY SIMULATION OF TURBULENCE 力学学报. 2021, 53(1): 1-16

基于神经网络的差分方程快速求解方法

A FAST SOLVER BASED ON DEEP NEURAL NETWORK FOR DIFFERENCE EQUATION 力学学报. 2021, 53(7): 1912–1921



关注微信公众号,获得更多资讯信息

流体力学

基于卷积神经网络的钝体尾迹识别研究"

杜祥波* 陈少强* 侯靖尧** 张 帆* 胡海豹*,2) 任 峰*,3)

*(西北工业大学航海学院,西安710072)

†(中国船舶集体有限公司第七O五研究所,西安710077)

** (中国船舶科学研究中心水动力学科研部, 江苏无锡 214082)

摘要 针对相同特征长度不同钝体的尾迹结构相近,肉眼难于分辨的问题,提出了一种基于卷积神经网络的钝体尾迹识别方法,并在竖直肥皂膜水洞的典型钝体模型尾迹实验中获得高准确率验证.实验平台由自建竖直肥皂膜实验装置、钝体模型(方柱、圆柱和三角柱)及图像采集系统组成,可基于光学干涉法实现对不同速度下钝体肥皂膜尾迹的高清持续拍摄.所建立卷积神经网络识别模型由输入层、卷积层、池化层、全连接层和分类层组成,其中,卷积层和池化层用于提取尾迹的深层次特征信息,而全连接层和分类层构成识别分类模式来分类输出图像对应的钝体类型或雷诺数.通过将9000张尾迹图像数据集导入卷积神经网络模型,以数据驱动方式建立了具有钝体形状或雷诺数识别能力的尾迹特征识别模型.结果表明,该模型对相同雷诺数下识别钝体形状的准确率达97.6%(识别 300张不同形状钝体尾迹图像),对不同雷诺数下识别钝体形状的准确率达96%(识别 1200张不同雷诺数尾迹图像),即使将不同钝体形状和雷诺数下尾迹图像混放一起,其钝体形状和雷诺数识别准确率也可以达到91%(识别 1500张混放尾迹图像).该方法为进一步利用人工智能提取流体尾迹中的物理信息提供借鉴.

关键词 竖直肥皂膜水洞,卷积神经网络,钝体,尾迹识别

中图分类号: TV13 文献标识码: A doi: 10.6052/0459-1879-21-404

WAKE RECOGNITION OF A BLUNT BODY BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK¹⁾

Du Xiangbo * Chen Shaoqiang [†] Hou Jingyao ** Zhang Fan * Hu Haibao ^{*, 2)} Ren Feng ^{*, 3)}

* (School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

[†] (*The 705 Research Institute of China State Shipbuilding Corporation Limited, Xi'an* 710077, *China*)

** (Hydrodynamic Research Department, China Ship Scientific Research Center, Wuxi 214082, Jiangsu, China)

Abstract Wake structures of different blunt bodies with identical characteristic length are similar, this is quite challenging to be distinguished using solely human eyes. Here, we propose a blunt body wake recognition method based on the convolutional neural network (CNN), which is then verified to be highly accurate with various types of blunt bodies models in vertical soap-film water tunnel experiments. The experimental platform is composed of a self-built vertical soap-film device, three typical blunt body models (square cylinder, circular cylinder, and triangle cylinder), and

2) 胡海豹, 教授, 主要研究方向: 水下仿生与流动控制. E-mail: huhaibao@nwpu.edu.cn

3) 任峰, 副教授, 主要研究方向: 主动流动控制. E-mail: renfeng@nwpu.edu.cn

引用格式: 杜祥波, 陈少强, 侯靖尧, 张帆, 胡海豹, 任峰. 基于卷积神经网络的钝体尾迹识别研究. 力学学报, 2022, 54(1): 59-67 Du Xiangbo, Chen Shaoqiang, Hou Jingyao, Zhang Fan, Hu Haibao, Ren Feng. Wake recognition of a blunt body based on convolutional neural network. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(1): 59-67

²⁰²¹⁻⁰⁸⁻²⁰ 收稿, 2021-10-30 录用, 2021-10-31 网络版发表.

¹⁾ 国家自然科学基金(52071272, 12102357), 基础前沿(JCKY2018*18), 陕西省自然科学基础研究计划(2020JC-18), 中央高校基本科研业务费 专项资金 (3102021HHZY030002) 和河南省水下智能装备重点实验室开放基金 (KL01B2101) 资助项目.

an image acquisition system. Based on the optical interference method, this image processing modulus can realize continuous high-fidelity photography of blunt body wakes with different incoming velocities. The CNN recognition model is built up with input layer, convolutional layer, pooling layer, fully-connected layer, and classification layer. Among them, the convolutional layer and the pooling layer are used to extract the deep feature information of wakes, while the fully-connected layer and the classification layer together can finally determine the category or Reynolds numbers of the input wake image. By importing a data set with 9000 wake images into the CNN model, a wake feature recognition model capable of classifying various body shapes is established in a data-driven manner. Results show that the shape recognition accuracy is 97.6% at the same Reynolds number (300 wake images), and 96% at different Reynolds numbers (1200 wake images). Even when wake images with different shapes and Reynolds numbers are mixed together, the recognition accuracy in terms of both shape and Reynolds number can still reach 91% (1500 mixed wake images). The proposed method provides a solid reference for future applications of artificial intelligence in extracting physical information from blunt body wakes.

Key words vertical soap-film tunnel, convolutional neural network, blunt body, wake recognition

引 言

在流体中运动的物体通常会留下长长的尾迹, 这些尾流场中包含有丰富的运动对象和运动状态信 息,可用于探测,甚至用于制导运动[1-4].本文为获得 清晰的流场尾迹图像,专门搭建了竖直肥皂膜水洞. 由于肥皂膜中的流动是目前最为近似的二维流动[5-7], 因此吸引了大量学者的关注. 早在 2001 年, Rutgers 等[8] 对二维肥皂膜水洞装置及相关的实验测量方 法,流场显示等问题进行了详细的阐述,为后续实验 研究打下了坚实的基础. 在国内, 同样有大量学者基 于肥皂膜水洞开展了流体相关研究.例如,高宗海等[9] 搭建并测试了用于小雷诺数流动显示研究的水平式 肥皂膜水洞,拍摄到钝体在小雷诺数下的细微流动 特征. 贾来兵[10] 利用竖直肥皂膜水洞研究自由摆动 的柔性体与流体的相互作用,并建立了相应的数学 模型. 上述研究有力证实了肥皂膜装置用于显示二 维流场尾迹时具有稳定可靠的性能,相关实验研究 比较成熟.不过,由于一般钝体的尾流场十分复杂, 造成流动结构的分辨仍比较困难,例如,相同特征长 度、不同形状钝体的尾迹结构大体相似, 单凭人的 肉眼难以区分.目前,针对这一问题仍未见相关研究 的报道.

随着深度学习算法的发展,以数据驱动方式建 立特征识别与预测模型的方法^[11-12],已经在许多领 域取得了良好的应用效果.如赵西增等^[13]利用卷积 神经网络 (CNN)对不同工况下的波浪透射系数及 透射波波形进行了成功预测. Roggen^[14]基于 CNN 和长短期记忆神经网络 (LSTM)的模型和多模态可 穿戴设备实现了对人体活动的识别. Dong 等^[15]基 于无监督学习的 CNN 模型准确识别了交通工具类 型.魏晓良等^[16]利用混合的 LSTM 和 CNN 对高速 柱塞泵的空化程度进行了预测,该模型在无噪声情 况下准确率高达 99.5%. 可见,卷积神经网络在用于 数据预测和特征识别时,具有优异的精度特性.

基于深度学习方法,前人虽做过不少特征识别研究,但由流体尾迹结构预测钝体形状或判断雷诺数的研究尚未见报道.针对同一特征长度不同类型的钝体,尾迹结构十分相似,即尾迹图像对应的钝体形状信息或雷诺数难以提取.因此,本文提出基于卷积神经网络的尾迹识别方法,通过竖直肥皂膜水洞,采集三种钝体的尾迹作为 CNN 的输入,对应钝体的形状或雷诺数作为 CNN 的输出,由卷积神经网络建立相应的数据映射关系,以期实现根据尾迹图像准确识别出对应钝体的形状或雷诺数的效果.

1 实验平台

1.1 竖直肥皂膜实验装置

竖直肥皂膜装置结构如图 1 所示^[17], 肥皂膜水 洞主要由上水箱、喷嘴、流量调节阀、导引线、下 水箱和水泵等组成, 支撑结构采用 4040C 铝型材, 整 体装置高约 2.5 m, 宽约 0.6 m.

肥皂液采用工业洗洁精和水按体积比为1:4 配 置,搅拌均匀后放置在下水箱中,在水泵的作用下输 运至上水箱.装置顶部的上水箱采用有机玻璃制成, 并分为内杯和外杯.肥皂液泵入上水箱内杯,由于水 泵输出的流量大于实验需要的流量,保证在实验过



程中内杯顶部的溶液能够一直溢流到外杯,使系统 的水头高度保持不变.内杯下端连接流量调节阀,通 过调节流量调节阀改变系统的流速.实验前,4根拉 线处于放松状态,两根导引线合拢.打开流量调节阀 后,在重力的驱动下,肥皂液经由上水箱与喷嘴流出, 待导引线完全被肥皂液润湿后,舵机自动拉开导引 线从而避免手动牵引引入误差,此时会形成宽14 cm 的导流框,导流框分为3段,即扩张段、平行段和收 缩段.平行段肥皂膜由于重力和空气阻力相对平衡, 流速平稳,作为试验段并用于捕获流场尾迹特征.肥 皂液流回下水箱,再由水泵泵入上水箱,从而循环往 复工作.

1.2 钝体模型及图像采集系统

典型钝体模型采用 3 种截面形状为圆柱, 三角 柱和方柱的钝体. 材料采用白色树脂, 利用 3D 打印 技术加工, 特征长度统一取 10 mm, 并垂直于来流方 向放置在水洞试验段. 钝体的展向长度远大于肥皂 膜的厚度, 保证该流动实验有效近似二维流动.

实验采用光学干涉法来显示流场,图2为照明和拍摄装置的位置示意图.为使拍摄到的尾迹图像 清晰,选择功率为800W的高压钠灯作为干涉光源, 在高压钠灯前布放一块柔光板,使钠灯光线更均匀, 尾迹图像更加清晰、光亮.待钠灯亮度稳定后,进行



Fig. 2 Positions of the lighting device and the shooting device

实验拍摄,拍摄的装置为高速相机和高清单反相机, 高速相机拍摄钝体尾迹近场形态结构,还用于标定 实验系统的流速,拍摄频率为 500 帧,分辨率 960 × 240,高清单反相机主要是录制钝体后的尾迹结构, 频率为 10 帧,分辨率 4096 × 2160.

2 实验测量和图像捕捉的方法

2.1 肥皂膜参数测量

实验中采用粒子示踪法测量肥皂液流速,即通 过高速摄影技术捕捉肥皂膜中伴流颗粒物(肥皂液 落入的少量微颗粒,不需要另加粒子)在前后两帧照 片中的位移量来换算出肥皂膜流速.为减小测量误 差,这里进行3次重复测量,取平均值(速度的相对 误差<2%).从图3中给出的流量与液膜流速对应关 系曲线可以看出,该装置流速稳定可调,调速流速范 围为1.0~2.0 m/s.

实验在求解肥皂膜黏性系数和雷诺数时,利用 文献 [18-19] 中的单圆柱绕流实验的 Re-St 拟合关系 的经验公式求解

$$Re = \frac{Vd}{v}$$

$$St = \frac{fd}{V}$$
(1)

$$St = 0.212 \left(1 - \frac{21.2}{Re} \right), Re < 200$$

$$St = 0.212 \left(1 - \frac{12.7}{Re} \right), Re > 200$$
(2)

式中,f表示圆柱涡街脱落频率,d为圆柱直径,V为 来流速度,v为流体的运动黏性系数.

为了更好的计算涡脱落的个数,采用直径较大



的圆柱,实验采用的圆柱为 *d*=10 cm, 在 *V*=1.43 m/s 的条件下,测得其脱涡频率 *f*=29,并计算出相应的 *St*=0.20280,利用 *Re-St* 拟合关系经验公式求出 *Re*=300,最后利用雷诺数公式,计算出肥皂液在此流 速下运动黏性系数为*v*=4.77 × 10⁻⁵ m²/s.

肥皂膜的厚度也是肥皂膜实验装置关键的参数 之一,不同的肥皂膜的厚度,干涉出的肥皂膜颜色不 同,因此肥皂膜的厚度在实验中应均匀一致,使得肥 皂膜干涉的流场区域内颜色均一.该实验肥皂膜厚 度利用流量公式求解

$$B = \frac{Q}{LV} \tag{3}$$

式中, *Q* 为流量, *V* 为流速, *L*=14 cm 为肥皂膜试验段 宽度, *B* 为肥皂膜的厚度.

如图 4 为肥皂膜速度和膜厚关系曲线,由图可 知,随着速度的增大,肥皂膜的膜厚也逐渐增大.对 比潘松和田新亮^[20]的实验结果,在同一流速下,本 实验肥皂膜的厚度较低,是因为该实验肥皂膜试验 段的宽度 *L*=14 cm,相比潘松肥皂膜试验段的宽度 大 3 cm,所以在相同的流速下,该实验肥皂膜的厚度 较小,但具有相同的增长趋势.



图 4 肥皂膜厚度与流速关系

Fig. 4 Relationship between the film thickness and the flow rate

2.2 实验尾迹图像采集

实验分别采集了 *Re* 为 160, 220, 275, 480 和 550 下 3 种钝体的尾迹图像, 每种工况采集 600 张时间 序列的尾迹图像, 时间间隔为 0.03 s(速度在 1.41 m/s 每个尾涡脱落的时间间隔), 15 种工况下共采集 9000 张尾迹图像作为数据集. 如图 5, 在 *V*=1.41 m/s, *Re*=295 时, 圆柱、三角柱和方柱 3 种钝体产生的 尾迹.

从典型钝体绕流尾迹图像中可以看出, 在流动 过程中, 随着逆压梯度的增加, 肥皂液流体边界层在 钝体表面开始分离, 经过一段距离的发展, 可以清晰 地看到两排平行而方向相反的尾涡结构, 并按照一 定的间距在空间交错排列, 该结构为卡门涡街. 这 3 种钝体涡脱落之间的距离相近, 即对于相同特征 长度、不同形状钝体的尾迹结构相似, 仅靠人眼从 尾迹结构图像分辨产生尾迹对应的钝体类型和时下 的雷诺数是不易的.



图 5 典型钝体绕流尾迹图像 Fig. 5 Image of wake around a typical blunt body

3 卷积神经网络识别模型

3.1 卷积神经网络

卷积神经网络^[21-25] 是深度学习的一种算法,它 充分利用局部相关性和全值共享的思想,大量地减 少网络的参数量,提高训练效率,其强大的特征提取 能力使它在图像识别方面尤为突出.卷积神经网络 一般由输入层、卷积层、池化层、全连接层和分类层 组成^[26].该网络主要功能是特征提取和识别,卷积层 和池化层用于提取深层次的特征信息,全连接层和 分类层构成识别分类模式,通过全连接层将图像转 化为一维向量,最后由分类层输出图像所属类别^[27].

3.2 尾迹识别分类模型

分析卷积神经网络原理之后,提出基于卷积神 经网络的尾迹识别模型,输入信息是不同钝体形状 下采集的尾迹图像,输出是钝体形状或雷诺数的预 测值.搭建的网络结构如图 6 所示,主要结构是卷积 层,池化层,全连接层组成.由文献 [28] 可知卷结核 越小,深度相对越深,模型性能越好,该模型的卷积 核大小为 5 × 5,神经网络层数共 11 层,即卷积层和 池化层各 4 层,全连接层 2 层,参数采用金字塔架构 (网络结构的特征数目按倍数增加),更能有效利用计 算资源. 网络模型结构中的 dropout 的作用^[29-30] 是 按照一定的比例随机剔除部分神经元个数,有效防 止过拟合现象^[31-32],该比例设置为 0.5,其他具体的 参数设置如表 1 所示.



图 6 尾迹识别 CNN 模型 Fig. 6 CNN model for wake recognition

表1 CNN 网络结构参数

Table 1	CNN	network	structure	parameters
---------	-----	---------	-----------	------------

Network layer	Key parameter	Output	Activation function
input	400 × 100, RGB:3	$400\times100\times3$	_
conv1	kernel:5 \times 5, step size:1	$400\times 100\times 32$	ReLU
pooling1	kernel:2 × 2, step size:2	$200\times 50\times 32$	ReLU
conv2	kernel:5 \times 5, step size:1	$200\times50\times64$	ReLU
pooling2	kernel:2 × 2, step size:2	$100\times25\times64$	ReLU
conv3	kernel:5 \times 5, step size:1	$100\times25\times128$	ReLU
pooling3	kernel:2 × 2, step size:2	$50\times12\times128$	ReLU
conv4	kernel:5 \times 5, step size:1	$50\times12\times128$	ReLU
pooling4	kernel:2 × 2, step size:2	$25\times6\times128$	ReLU
dense 1	_	1024	ReLU
dense2	_	512	ReLU
dropout	scale parameter:0.5	-	_
softmax	_	3	softmax

尾迹分类识别是一个多分类问题, 故损失函数 采用多分类交叉熵损失函数, 其表达式为

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i}^{N} \sum_{c=1}^{M} y_{ic} \lg p_{ic}$$
(4)

式中, *N*为数据样本数, *M*为钝体类别数量, *y_{ic}* 为指 示变量, 预测类别与样本类别相同取 1, 反之为 0; *p_{ic}* 为样本预测类别的概率, 由 softmax 层输出.

4 实验及分析

4.1 模型识别的流程

通过竖直肥皂膜实验,采集 5 种不同雷诺数下 3 种钝体的尾迹图片,实验依据尾迹图像采集方法 进行采集. 然后按照如下步骤进行数据处理和模型 训练,首先为保留图像视野内全部为尾迹结构,将尾 迹图像统一调整像素大小为 400 × 100, 然后按照训 练集,验证集和测试集比例为 4:1:1 划分数据集,其 中验证集和测试集均未参与模型训练,仅用于评价 模型的优劣,再根据模型参数建立卷积神经网络模 型并导入图像开始训练,最后利用混淆矩阵显示测 试结果.如图 7 所示,卷积神经网络训练的流程.



4.2 相同雷诺数尾迹识别结果分析

实验按照每间隔 0.03 s 采集一次尾迹图像, 采 集 Re=275, 特征长度为 10 mm 的三角柱, 方柱, 圆柱 的尾迹图像各 600 张, 共 1800 张尾迹图像作为数据 集, 任取其中 1500 张 (每种钝体尾迹图像各 500 张) 导入 CNN 中进行训练, 学习速率 0.001, 迭代次数 为 120 步. 剩余的 300 张作为测试集用于评价模型 优劣. 图 8 给出了卷积神经网络的损失函数值和验证集正确率,由图可知在模型开始迭代,损失函数值快速下降,在迭代 15 步时,损失函数值开始收敛并趋于 0. 而验证集的正确率,通过图像可知迭代 40 步时,正确率逐渐趋于 1.

模型训练后,对该模型进行图像识别测试实验, 将测试集 300 张尾迹图像导入模型进行评估,运用 混淆矩阵显示实验结果,如图 9 所示, case1, case2, case3 分别表示方柱,圆柱,三角柱的钝体尾迹识别 情况.方柱正确识别率为 98%;圆柱中正确识别率 为 98%;三角柱正确识别率为 97%;整体效果来看, 正确识别率为 97.6%,该模型识别效果良好.

为进一步验证该网络模型是否具有一定的鲁棒 性, 对测试集 300 张图片进行处理, 每张图片进行裁 剪至原图像的 80% 大小, 利用训练的好的卷积神经 网络模型进行测试. 实验结果如图 10 所示, 虽然每 种钝体实验结果均有所降低, 但识别的正确率均在 90% 以上, 仍有较好的识别能力, 验证模型具有一定 的鲁棒性.













4.3 不同雷诺数尾迹识别结果分析

通过 4.2 可知, 在相同雷诺数下的测试结果比较好, 基于此, 实验又对不同雷诺数下的尾迹图像进行训练并测试, 在 *Re* 为 160, 220, 480 和 550 下采集3 种钝体的尾迹图像, 每种工况下采集 600 张, 共7200 张尾迹图像, 其中 6000 张 (每种钝体每个雷诺数下各 500 张) 尾迹图像导入卷积神经网络模型中用于训练模型.

模型训练结束后,运用该模型识别测试集的 1200 张图像对应的钝体形状,用于评估模型优劣,实 验结果为图 11. 图中 case1, case2, case3 分别表示方 柱、圆柱、三角柱的钝体尾迹识别情况.由混淆矩 阵可知,三角柱识别的正确率最高为 97%,且每种类 型的识别准确率也均在 95% 以上;从整体效果来看, 测试集的正确识别率为 96%,体现训练的模型具有 学习雷诺效应的能力,对不同雷诺数下的尾迹图像 具有良好的表现效果.



为进一步验证模型对相近的雷诺数实验工况的 识别能力. 把训练好的不同雷诺数模型去识别 Re= 275 的实验数据,识别结果为图 12,虽然较识别相同 工况(图 11)的尾迹正确率有降低,但识别该雷诺数 下的数据正确率均在 93%以上,体现训练的模型用 于识别相近的工况,仍具有良好的识别能力,该模型 具有一定的泛化能力.



Fig. 12 Identification results of similar working conditions

4.4 尾迹识别钝体形状和雷诺数

上述实验均是通过尾迹图像识别相应的钝体形状, 仅涉及一个变量. 为验证该模型对多变量识别的能力, 即通过尾迹图像, 识别出尾迹对应的钝体形状和雷诺数. 接着又做了如下实验, 实验工况如表 2 所示,

在 Re 为 160, 220, 275, 480 和 550 下采集 3 种钝体的尾迹图像,每种工况下采集 600 张,共 9000 张尾迹图像,其中 7500 张尾迹图像导入卷积神经网络模型中,学习率为 0.001,迭代次数为 300 步.余下 1500 张图像 (每种钝体在每个 Re 下各取 100 张)作为测试集用于评价模型优劣.

图 13 为卷积神经网络的损失函数值和验证集 正确率,由图可知在模型开始迭代,损失函数值快速 下降,在迭代 270 步时,损失函数值开始收敛并趋于 0.001. 而验证集的正确率,通过图像可知迭代 100 步 时,正确率逐渐趋于 1.

模型训练结束后,运用该模型识别测试集的 1500 张图像 (每种钝体每个雷诺数下各 100 张),实 验结果为图 14 所示,在识别钝体形状和雷诺数两变 量时,而在识别 case6 和 case9 的准确率最高为 97%, 识别效果最好.但识别 case3 时,即 Re=160,三角柱 的尾迹,识别准确率最低为 82%,通过混淆矩阵可

表 2 实验工况

Table 2 Experimental conditions	Table 2	Experimental	conditions
---------------------------------	---------	--------------	------------

	Square column	Cylinder column	Triangular column
Re=160	case1	case2	case3
<i>Re</i> =220	case4	case5	case6
<i>Re</i> =275	case7	case8	case9
Re=480	case10	case11	case12
<i>Re</i> =550	case13	case14	case15







Fig. 14 Mixed identification results

知, 识别错误的图像多发生在同一雷诺数或相同的 形状下, 原因可能是在这些条件下, 尾迹图像结构较 相近, 易混淆. 另一方面, 对于较大的数据量且类别 比较多的识别问题, 所建立的卷积神经网络模型较 简单, 可能使卷积神经网络的深度不足, 从而使网络 不能从尾迹图像提取更深层次的特征结构, 使得模 型识别多变量问题时易出错, 导致模型识别性能变 差的原因. 从整体上来看, 实验识别混放 1500 张尾 迹图片的准确率为 91%, 说明该模型用于由尾迹图 像, 同时识别出尾迹图像的雷诺数和产生尾迹钝体 的类型, 仍具有不错的识别能力.

4.5 可视化分析

模型的识别效果在实验数据上得到了初步验证,但机器学习过程难以表达.为直观理解 CNN 模型卷积层和池化层对尾迹特征的学习过程,采用 tensorboard 对卷积池化后进行可视化.每层卷积池 化后的图像如图 15 所示,卷积层和池化层提取输入 图像的边缘、轮廓特征,可看成是边缘检测器,并把 相似的特征合并起来,使得特征对噪声和变形具有 鲁棒性,从图上可看出,各层提取的特征以增强的方式从不同角度表现原始图像,但是随着层数的增加, 其表现形式越来越抽象,特别在在第4次卷积池化 后,得到的尾迹图像特别抽象,人眼已无法识别出尾 迹图片提取的哪些特征,仅有机器才能辨别其代表 的特征含义.



5 总结

本文利用机器学习实现了从尾迹图像中提取钝体结构信息的设想,即建立的卷积神经网络完成了对结构相近的肥皂膜尾迹图像,能够准确地识别出尾迹图像对应的钝体形状和雷诺数.该方法为进一步利用人工智能提取流体尾迹中的物理信息提供了借鉴.具体而言,本文可得出以下结论.

(1)利用卷积神经网络,建立了尾迹图像与钝体 形状之间的映射关系,该模型在相同雷诺数下,验证 300张尾迹图像的准确性为 97.6%;该模型识别裁剪 的尾迹图像,即保留原图像的 80%,每种钝体识别的 正确率均在 90% 以上,仍具有较好的识别能力,说 明该模型具有一定的鲁棒性.

(2) 对于不同的雷诺数尾迹图像下,验证不同雷 诺数 1200 张尾迹图像的识别出钝体形状的准确率 为 96%,体现该模型具有一定的学习雷诺效应的能 力.利用该模型识别相近雷诺数的尾迹图像,同样具 有超过 90% 的准确率,说明模型具有一定的泛化能力.

(3) 在识别钝体形状和雷诺数双变量时,测试集 结果表明网络识别的性能一定程度上出现恶化,可 能是卷积神经网络结构相对简单,深度不足等原因 造成的.基于此,未来工作将继续围绕卷积神经网络 结构的改进等方面进行,同时考虑把时间维度信息 导入模型中,从而进一步提高对多变量的识别精度.

参考文献

- Schulte-Pelkum N, Wieskotten S, Hanke W, et al. Tracking of biogenic hydrodynamic trails in harbour seals (Phoca vitulina). *Journal* of *Experimental Biology*, 2007, 210(5): 781-787
- 2 Wieskotten S, Dehnhardt G, Mauck B, et al. Hydrodynamic deter mination of the moving direction of an artifificial fifin by a harbour seal (Phoca vitulina). *Journal of Experimental Biology*, 2010, 213(13): 2194-2200
- 3 Wieskotten S, Dehnhardt G, Mauck B, et al. The impact of glide phases on the trackability of hydrodynamic trails in harbour seals (Phoca vitulina). *Journal of Experimental Biology*, 2010, 213(21): 3734-3740
- 4 Dehnhardt G, Mauck M, Hanke W, et al. Hydrodynamic trail-following in harbor seals (Phoca vitulina). *Science*, 2001, 293: 102-104
- 5 Jia LB, Yin XZ. Passive oscillations of two tandem flexible filaments in a flowing soap film. *Physical Review Letters*, 2008, 100(22): 228104
- 6 Jia LB, Li F, Yin XZ. Coupling modes between two flapping filaments. *Journal of Fluid Mechanics*, 2007, 581: 199-220
- 7 Rutgers M, Wu XL. Two dimensional velocity profiles and laminar boundary layers in flowing soap films. *Physics of Fluids*, 1996, 8(11): 2847-2854
- 8 Rutgers M, Wu XL, Daniel WB. Conducting fluid dynamics experiments with vertically falling soap films. *Review of Scientific Instruments*, 2001, 72(7): 3025-3037
- 9 高宗海,王思莹,贾来兵等.用于小 Re 数流动显示研究的水平式 肥皂膜水洞.实验流体力学,2009,23(3): 80-84 (Gao Zonghai, Wang Siying, Jia Laibing, et al. A horizontal soap film water hole for the study of small Re number flow display. Experimental Fluid Mechanics, 2009, 23(3): 80-84 (in Chinese))
- 10 贾来兵. 二维流场中板状柔性体与流体相互作用的研究. [博士论

文]. 中国科学技术大学, 2009 (Jia Laibing. Study on the interaction between plate flexible body and fluid in two-dimensional flow field. [PhD Thesis]. University of Science and Technology of China, 2009 (in Chinese))

- 11 Wolf BJ. Shape Classification using hydrodynamic detection via a sparse large-scale 2D-sensitive artificial lateral line. *IEEE Access*, 2020, 8: 11393-11404
- 12 Li B, Zhang X. Classifying wakes produced by self-propelled fishlike swimmers using neural networks. *Theoretical and Applied Mechanics Letters*, 2020, 10(3): 149-154
- 13 赵西增, 徐天宇, 谢玉林等. 基于卷积神经网络的涵洞式直立堤波 浪透射预测. 力学学报, 2021, 53(2): 330-338 (Zhao Xizeng, Xu Tianyu, Xie Yulin, et al. Prediction of wave transmission of culvert breakwater based on convolutional neural network. *Chinese Journal* of *Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(2): 330-338 (in Chinese))
- 14 Roggen D. Deep convolution and LSTM recurrent neural networks for multimodal wear rable activit recognition. *Sensors*, 2016, 16(1): 115-121
- 15 Dong Z, Pei MT, He Y, et al. Vehicle type classification using unsupervised convolutional neural network//Proceedings of the 22nd International Conference on Pattern Recognition. *Stockholm, Sweden*, 2014: 172-177
- 16 魏晓良, 潮群, 陶建峰等. 基于 LSTM 和 CNN 的高速柱塞泵故障 诊断. 航空学报, 2021, 42(3): 435-445 (Wei Xiaoliang, Chao Qun, Tao Jianfeng, et al. Fault diagnosis of high speed piston pump based on LSTM and CNN. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(3): 435-445 (in Chinese))
- 17 杨义红, 尹协振, 陆夕云. 肥皂膜水洞实验技术. 实验流体力学, 2005, 19(4): 36-41 (Yang Yihong, Yin Xiezhen, Lu Xiyun. Soap film water tunnel experiment technology. *Experimental Fluid Mechanics*, 2005, 19(4): 36-41 (in Chinese))
- 18 Leweke T, Williamson C. Three-dimensional instabilities in wake transition. *European Journal of Mechanics-B/Fluids*, 1998, 17(4): 571-586
- 19 高宗海. 水平肥皂膜水洞研制及其应用. [博士论文]. 中国科学技术大学, 2008 (Gao Zonghai. Development and application of horizontal soap-film water tunnel. [PhD Thesis]. University of Science and Technology of China, 2008 (in Chinese))
- 20 潘松,田新亮. 基于直立型肥皂膜水洞的典型钝体绕流阻力实验 研究. 水动力学研究与进展: A 辑, 2020, 35(5): 601-607 (Pan Song, Tian Xinliang. Experimental study on flow resistance around a typic-

al blunt body based on a vertical soap-film tunnel. *Journal of Hydrodynamics: Series A*, 2020, 35(5): 601-607 (in Chinese))

- 21 Zhang Y, Sung W, Mavris D. Application of convolutional neural network to predict airfoil lift coefficient//AIAA/ASCE/AHS/ASC Structures. Structural Dynamics and Materials Conference, 2018: 1903-1912
- 22 Schirrmeister RT, Gemein L, Eggensperger K, et al. Deep learning with convolutional neural networks for decoding and visualization of EEG pathology. *Human Brain Mapping*, 2017, 38(11): 5391-5420
- 23 岳杰顺, 权晓波, 叶舒然等. 水下发射水动力的多尺度预测网络研究. 力学学报, 2020, 12(4): 1-11 (Yue Jieshun, Quan Xiaobo, Ye Shuran, et al. A multi-scale network for the prediction of hydrody namics in underwater. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2020, 12(4): 1-11 (in Chinese))
- 24 Monti F, Boscaini D, Masci J , et al. Geometric deep learningon graphs and manifolds using mixture model CNNs//Proceedings of the Conference on Computer Vision andPattern Recognition. Honolulu, USA, 2017: 5425-5434
- 25 Hinton GE, Srivastava N, Krizhevsky A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfifitting. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 1929-1958
- 26 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综.计算机学报,2017, 40(6): 1229-1251 (Zhou Feiyan, Jin Linpeng, Dong Jun. Review of convolutional neural networks. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6): 1229-1251 (in Chinese))
- 27 Trischler A, Wang T, Yuan X, et al. Newsqa: a machine comprehen sion dataset//Proceedings of the 2nd Workshop on Representation Learning for NLP, 2017
- 28 Ganin Y, Ustinova E, Ajakan H, et al. Domain-adversarial training of neural networks. *Journal of Machine Learning Research*, 2017, 17(1): 2096-2030
- 29 Rumelhart DE, Hinton GE, Williams RJ. Learning representations by back propagating errors. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536
- 30 徐冰冰, 岑科廷, 黄俊杰等. 图卷积神经网络综述. 计算机学报, 2020, 43(5): 755-780 (Xu Bingbing, Cen Keting, Huang Junjie, et al. A review of graph convolutional neural networks. *Chinese Journal* of Computers, 2020, 43(5): 755-780 (in Chinese))
- 31 Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(6): 1929-1958
- 32 Sainatha TN, Saona G. Deep convolutional neural networks for large-scale speech tasks. *Neural Networks*, 2015, 64: 39-48