

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415986

基于复数神经网络的双视角视觉转角测量方法

俞翔栋¹ 于文峰¹ 柯瑞庭^{2,3} 陈洪宇^{2,3} 陶建峰^{2,3}

(1.中国船舶集团有限公司第七一一研究所动力装置事业部 上海 201108; 2.上海交通大学机械与动力工程学院 上海 201108; 3.上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室 上海 201108)

摘要: 为改善单视觉的转角测量方法容易受到环境或系统随机干扰的不稳定性,提出了一种基于复数神经网络的双视角视觉转角测量方法。人为进行特征提取,并评估其与角度的相关性和单调性来进行特征筛选。为解决 0° 和 360° 标签数值差距大对训练结果的影响,将角度用欧拉公式表示,并构建复数输入,复数输出的复数神经网络来进行转角计算。实验结果显示,这种测量方法在测量准确度上有显著提升,相比基于深度神经网络的单视角方法,其平均误差降低 0.322° ,均方根误差降低 0.64° ,在不同环境测试集上保持高效性能。该模型在保持传统数学模型的约束和稳定性的前提下,充分利用了双视角对于环境干扰的鲁棒性,结合复数神经网络对于角度标签的强大拟合能力,提高了径向视觉角度测量的准确性和稳定性。

关键词: 双视角转角测量; 机器视觉; 复数神经网络; 混合模型

中图分类号: TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Double-perspective visual angular measurement method based on complex neural networks

Yu Xiangdong¹ Yu Wenfeng¹ Ke Ruiting^{2,3} Chen Hongyu^{2,3} Tao Jianfeng^{2,3}

(1. SMDERI, Power Plant Division, Shanghai 201108, China;

2. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 201108, China;

3. State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 201108, China)

Abstract: To enhance the stability of angle measurement methods based on single-vision techniques, which are susceptible to random disturbances from environmental or systemic sources, we propose a dual-viewpoint visual angle measurement method based on complex-valued neural networks. Feature extraction is conducted manually, followed by an assessment of the features' relevance and monotonicity with respect to angles to facilitate feature selection. To address the significant numerical discrepancy between the 0° and 360° labels, which impacts training outcomes, angles are represented using Euler's formula. This representation facilitates the construction of a complex-valued neural network with both complex inputs and outputs for angle computation. Experimental results demonstrate a significant improvement in measurement accuracy; the proposed method reduces the mean error by 0.322° and the root mean square error by 0.64° compared to methods based on deep neural networks using a single viewpoint, maintaining high performance across various environmental test sets. By leveraging the robustness against environmental disturbances provided by dual viewpoints and the strong fitting capabilities of complex-valued neural networks for angle labels, this model enhances the accuracy and stability of radial visual angle measurements while adhering to the constraints and stability of mathematical models.

Keywords: dual-viewpoint measurement; machine vision; complex neural networks; hybrid driven model

0 引言

转角测量技术在自动控制、机械制造和医疗器械等领域扮演着关键角色,其检测方法和精度直接影响控制的准

确性^[1]。目前,常见的转角测量技术包括机械、电磁、光学测量法。机械和电磁测量法一般为接触式,易损伤被测物体表面因而不适用于易碎、易爆或大尺寸部件。光学测量法则以其非接触性、高测量精度而受到关注,但该方法测量

范围有限,调试复杂,对环境要求较高^[2]。

近年来,随着计算机技术和工业相机的进步,机器视觉测量技术逐渐崛起。这种技术结合了计算机技术、数字图像处理和激光技术,通过成像系统捕捉图像信息,将光信号转换为电信号,再通过图像采集卡存储为数字信号^[3-4]。该方法具有成本低、体积小、适用范围广、可实时测量等优点^[5],基于图像的物体旋转角度测量方法在实际应用中已经被广泛采用。基于传统图像处理的方法主要有基于图像的几何特征法^[6-7]、通过计算物体位姿间接测量角度法^[8]以及局部特征法^[9-12]3类方法。传统图像处理算法通常需要手动设计特征提取器,其检测效果具有精度较低、时间复杂度较高、应对干扰的鲁棒性不强等问题。

机器学习算法能够从数据中学习模式和特征,因此对于复杂的图像和场景具有更强的适应性,即使在光照变化、视角变化或噪声干扰的情况下,机器学习算法仍然能够有效地进行转角检测。本团队之前的工作中提出了一种结合深度学习和转角计算数学模型的混合模型方法^[13],该方法能够综合数学模型在理论上的约束和稳定性以及数据驱动对于图像局部异常的鲁棒性,然而这是一种单视角的径向观测法,其检测精度容易受到单一视角下随机干扰的影响,而双视角检测能够弥补这一不足。另一方面,一个角度可以表示为复平面的单位圆周上的一点,相比使用度数或者弧度表示角度都存在一个突变点,这种连续的方式更适合进行神经网络的拟合,而复数神经网络可以在复数域的拟合上具有更强的学习能力。

针对上述问题,本文提出了一种基于复数神经网络的双视角视觉转角测量模型,该方法能够综合双视角图像对于环境随机干扰的稳定性以及复数神经网络对于复平面向量的优秀拟合性能,提高轴向位置角度测量的准确性和鲁棒性。

1 系统组成及测量原理

1.1 双视角图像原始特征提取

文献^[13]中证明了三角形作为转轴花纹的合理性,因此本文也采用首尾相连的三角形作为转轴花纹。由于三角形较为简单,因此本节在数据预处理中采用人工特征作为深度学习网络的输入特征。首先,本文选取了是个候选特征,均为图像二值化后提取的几何特征:有最大轮廓面积、最大轮廓周长、最大轮廓质心的 x 坐标、 y 坐标、边界矩形面积、最小包围圆面积、等效直径、最大轮廓的包围椭圆的旋转角度、边界矩形的宽高比、轮廓面积与边界矩形面积的比率、Hu 矩(7 个不变矩、对图像的缩放、旋转和翻转具有不变性)。

然后进行特征挑选,去除掉不相关的冗余特征,这些特征不能提供有效的信息反而影响模型的训练效果。一个优秀的特征应当与转角的变化有高度的相关性。因此,3 个度量标准

用来评估上述特征:相关性、单调性和相似性。相关性度量可以量化两个参数之间的线性相关性,其可以表示为:

$$Corr = \frac{\left| \sum_{t=1}^n (f(t) - \bar{f})(\theta(t) - \bar{\theta}) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (f(t) - \bar{f})^2 \sum_{t=1}^n (\theta(t) - \bar{\theta})^2}} \quad (1)$$

单调性度量可以识别每个特征增加或者减少的趋势,其量化方程如下:

$$Mon = N_+ / (n - 1) + N_- / (n - 1) \quad (2)$$

差分表示序列相邻点之间的变化量,一个完全单调增加的序列将仅包含正的变化量,而一个完全单调减少的序列仅包含负的变化量。因此可以定义相邻差分的正符号数量与总差分数量的比例,减去负符号数量与总差分数量的比例作为指标 Mon。这样其范围在 $[-1, 1]$ 。 N_+ 表示正差分数量, N_- 表示负差分数量, n 表示数据点数。

根据上面两个标准,筛选出 5 个最优特征:轮廓面积、轮廓周长、边界矩形宽高比、一阶 Hu 矩、二阶 Hu 矩。

1.2 复数神经网络原理与结构

双相机相比于单相机多了一个数据源输入,用复数表示两个相机的输入更为简洁,一个相机的信号作为实部,另一个相机的信号作为虚部。针对转角的训练标签,若采用度数作为标签的方式,会造成 360° 和 0° 在标签上差距巨大,但是在实际上差距很小,特征并不连续,会让模型训练效果不好。因此本文采用欧拉公式的角度表示方法,用复数来表示角度:

$$e^{i\theta} = \cos\theta + i\sin\theta \quad (3)$$

采用复数后,标签便是连续的。因此本文采用复数神经网络作为回归模型来计算转角。

复数神经网络的结构和操作与实数神经网络类似,包括输入层、隐藏层和输出层,但复数神经网络在计算中引入了复数域的数学运算,其中包含复数的线性层、权重矩阵和激活函数,以及复数域的前向传播和反向传播计算^[14]。复数神经网络的损失函数根据具体场景而定,一般分为实部损失函数和虚部损失函数。本文中的场景为复数输入,复数输出,其网络结构图如图 1 所示。

Wirtinger 微积分是一种数学工具,它推广了复数导数的概念^[15]。与 Liouville 定理相比,它可以处理非全纯函数,使其能够用于优化和训练复数神经网络。给定一个复变量 $z = x + iy \in \mathbb{C}$, $x, y \in \mathbb{R}$ 的复函数 $f(z)$, 分别对 z 和 \bar{z} 的偏导数定义为:

$$\frac{\partial f}{\partial z} \triangleq \frac{1}{2} \left(\frac{\partial f}{\partial x} - i \frac{\partial f}{\partial y} \right) \quad (4)$$

$$\frac{\partial f}{\partial \bar{z}} \triangleq \frac{1}{2} \left(\frac{\partial f}{\partial x} + i \frac{\partial f}{\partial y} \right) \quad (5)$$

上面是一般情况下的链式规则的定义,在复数神经网络中,虽然参数不是实数域,但被用于优化的损失函数总是实数域下的。因此,采用下面的链式规则:

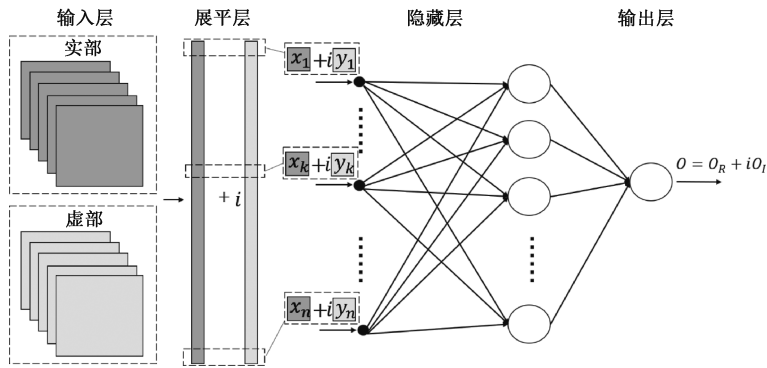


图1 复数神经网络结构
Fig. 1 Complex neural network structure

$$f: \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{R}, g: \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C} \text{ with } g(z) = r(z) + is(z), z = x + iy \in \mathbb{C};$$

$$\frac{\partial f}{\partial z} = \frac{\partial f}{\partial r} \frac{\partial r}{\partial z} + \frac{\partial f}{\partial s} \frac{\partial s}{\partial z} \quad (6)$$

2 实验设置

2.1 实验装置

实验装置包括电脑、伺服控制器、伺服电机、带有转角测量花纹的转轴、工业相机1和工业相机2,如图2所示。伺服电机控制平台搭建在电脑上,通过信号转换器控制伺服驱动器执行指定脉冲行程并读取编码器位置信息,同时控制两个工业相机拍摄,获取不同位置的转轴花纹的正视和背视图像。经过安装、连线和调试,最终的实验装置实物如图3所示。

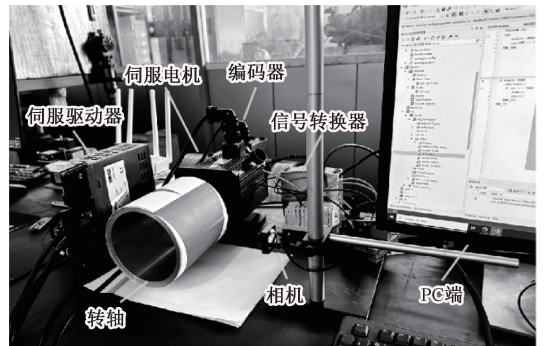


图3 实验装置实物图
Fig. 3 Physical diagram of experimental device

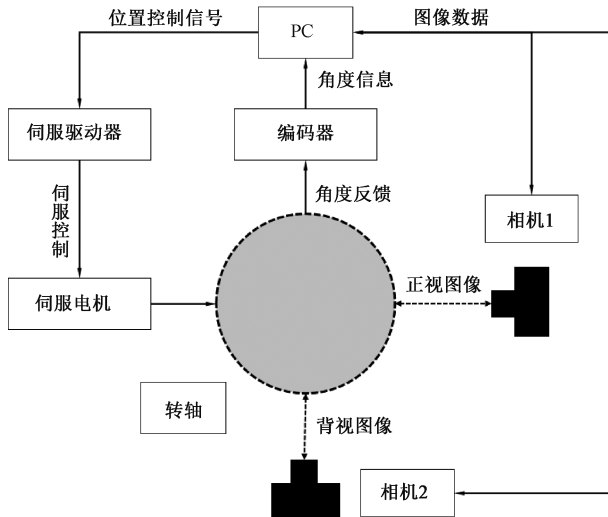


图2 实验装置原理图
Fig. 2 Schematic diagram of experimental device

本研究采用米格品牌130ST-M10010型号的交流伺服驱动器及电机^[13]来获取转轴角度的绝对位置,编码器提供极高的位置精度,以获得高精度的参考标签。电机系统主要参数如表1所示。

表1 伺服电机系统参数

Table 1 Servo motor system parameters

类型	技术参数
电机型号	130ST-M10010
额定功率/kW	1.0
额定线电压/V	220
额定转速/RPM	1 000
额定力矩/(N·m)	10
脉冲量/(次/圈)	10 000

为减少图像杂质干扰并提高检测准确度,转轴花纹的成像面积需足够大。综合考虑安装空间和成本,选择直径140 mm、长度150 mm的转轴。转角测量三角形花纹的高等于转轴周长,即439.82 mm,底边等于转轴长度150 mm。花纹打印后沿周向粘贴至转轴外壁。综合考虑图像清晰度和成本,工业相机选用500万像素、2.8 mm焦距的无畸变摄像头,并用相机支架固定。主要器件参数信息如表2所示。

2.2 实验数据集

本研究数据集采集方式为:电脑端传输指定脉冲次数信号控制伺服电机转动至相应位置,然后双视角工业相机分别拍照并存储一张数据及其角度标签,依次循环构建转

表 2 主要器件参数信息

Table 2 Main device parameter information

名称	型号/形状	主要参数	
转轴	圆柱	直径 140 mm	长度 150 mm
花纹	等腰三角形	底 150 mm	高 439.82 mm
电机	130ST-M10010	脉冲量 10 000	精度 0.036°
相机	DF500-1944P	像素 500 w	帧率 30

轴正视图像—背视图像—角度数据集。图 4 所示为不同转轴角度拍摄图像。

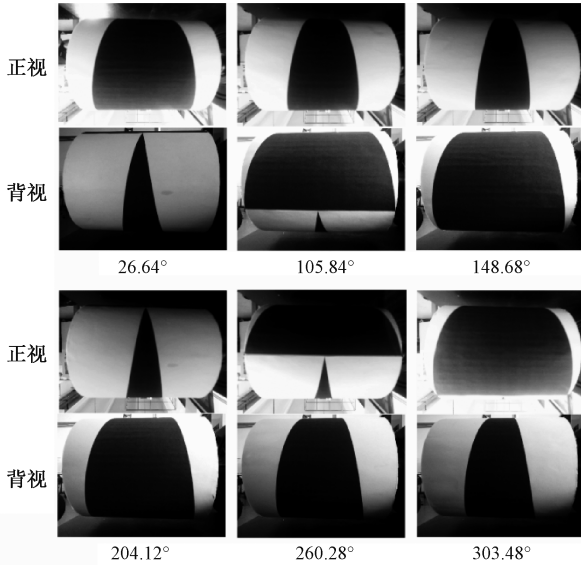


图 4 不同转轴角度拍摄图像

Fig. 4 Images taken at different rotation angles

环境光的强弱会改变图像的亮度、对比度等直接信息进而影响特征提取的隐含信息。由于环境光变化会影响转角测量效果,因此需要评估角度检测算法在不同光环境下的泛化性和鲁棒性。本研究在多种采样环境下采集数据,分别为自然环境光、强环境光、弱环境光。这些数据分别命名为 a 组、b 组和 c 组,每组包含 900 个训练集样本和 100 个测试集样本。数据集设置如表 3 所示。

表 3 数据集设置

Table 3 Dataset settings

组别	设置	训练集	测试集
a	自然环境光	900	100
b	强环境光	900	100
c	弱环境光	900	100

2.3 实验环境

为了评估不同算法在转角测量任务上的表现,本文使用基于 Tensorflow 的深度学习开发框架,所有训练均在 GPU 环境下进行,表 4 列出了实验训练及评估时的硬件平

台设置。

表 4 硬件平台设置

Table 4 Hardware platform setup

名称	配置信息
CPU	AMD Ryzen Threadripper 3970X 32-Core
GPU	NVIDIA RTX A6000
操作系统	Windows 10
代码环境	Python 3.9
CUDA 版本	CUDA 11.8
深度学习框架	Tensorflow2.16.1

本研究采用(complex-valued neural network, CVNN) 开源库构造复数神经网络,进行深度学习训练时,训练过程中 batch size 设置为 16,优化器为 Adam,初始学习率为 0.001,采用余弦退火方式调整学习率,初始输入为五维的复数特征,epochs 为 500 轮。

3 实验及结果分析

3.1 评价指标

为了对比该方法的改进程度,本文采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean squared error, RMSE)来评估算法效果。假设预测值为 $\hat{y} = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n\}$, 真实值为 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 则 MAE 和 RMSE 可表示为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (8)$$

3.2 结果分析

本文提出了一种基于复数神经网络的双视角方法,并与单视角方法进行对比结果测试,该方法是一种利用线性组合结合三角花纹转角计算机理数学模型和 Yolov8 深度学习模型的混合模型方法,在转轴转角测量中展示了较为强大的性能。

对比测试结果统计如表 5 所示。本文提出的双视角模型相比单视角方法在测试集 a、b 和 c 上的 MAE 和 RMSE 指标分别降低了 0.322° 和 0.64°,说明其转角测量的整体精度水平和平稳度均明显提升。进一步分析两种方法的测试结果差异,分别绘制了两方法在不同数据集上的预测误差-真实转角折线图。单视角方法与双视角方法的对比测试图分别如图 5~7 所示(图中,方法 1 指代单视角方法,方法 2 指代双视角方法)。

由折线图可知,单视角方法仍存在部分误差大于 3° 的点,最大误差为 9.38°,而单视角方法误差基本小于 2°,超过 2° 的点仅有一个,最大误差为 5.90°。原因分析:在系统安装过程中的随机干扰使得图像中容易出现局部异常点,

表5 不同方法测试结果
Table 5 Test results of different methods

方法名称	MAE/(°)			RMSE/(°)		
	测试集 a	测试集 b	测试集 c	测试集 a	测试集 b	测试集 c
深度神经网络-单视角	0.607	0.604	0.575	1.160	0.876	0.896
复数神经网络-双视角	0.305	0.298	0.217	0.596	0.248	0.166

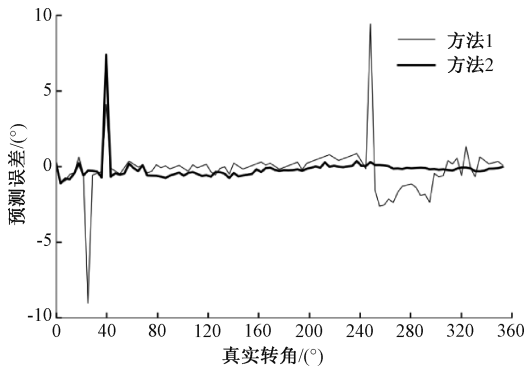


图5 测试集 a 对比

Fig. 5 Comparison of testing results of dataset a

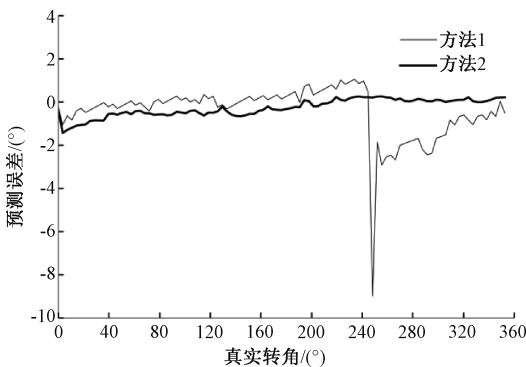


图6 测试集 b 对比

Fig. 6 Comparison of testing results of dataset b

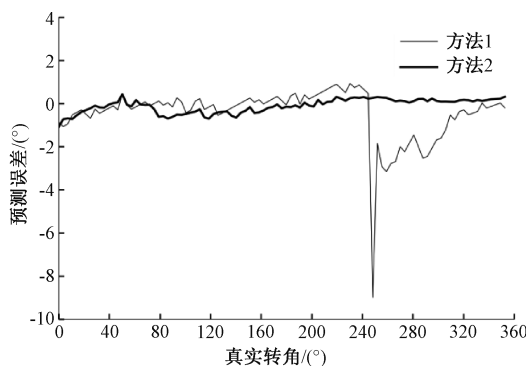


图7 测试集 c 对比

Fig. 7 Comparison of testing results of dataset c

单视角模型无法准确识别这样的异常,而双视角检测方法能够综合双视角图像进行错误信息判别,因此能够对系统自身及环境的不确定干扰拥有更好的鲁棒性。

根据不同测试集上的测试结果可知,在环境光变化时双视角方法仍能保持较好的精度和稳定性,同时双视角方法在经过复数神经网络对于复数域角度的精细拟合后,其在误差较小的点的预测精度也有进一步的提升,因此整体上来看,双视角方法在绝大部分位置拥有更小的预测误差。

综合上述对比分析,该基于复数神经网络的双视角模型拥有对于环境不定干扰的优良鲁棒性以及对于角度标签的强大拟合能力,并保持了传统数学模型的约束和稳定性,从而提高了径向视觉角度测量的准确性和稳定性。

4 结 论

本文针对善基于单视觉的转角测量方法的稳定性容易受到环境或系统随机干扰的问题,提出了一种基于复数神经网络的双视角视觉转角测量方法。本文首先通过人工进行特征提取和筛选,基于单调性和相关性选出五个最优特征,然后将转角标签利用欧拉公式表示,引入复数输入、复数输出的复数神经网络进行转角计算。实验结果显示,这种测量方法相比基于深度神经网络的单视角方法,在测量精度和稳定性上均有显著提升,其平均误差降低至 0.273° ,均方根误差降低至 0.337° ,并且在不同环境测试集上仍保持高效性能。该模型充分利用了双视角对于环境不定干扰的优良鲁棒性以及复数神经网络对于角度标签的强大拟合能力,并保持了传统数学模型的约束和稳定性,从而提高了径向视觉角度测量的准确性和稳定性。

参考文献

- [1] 仲子为,沈贤蒙,郑萧轩,等.基于 Android 系统的非接触式高精度转动角度测量研究[J].信息化研究,2020,46(2):44-48.
ZHONG Z W, SHEN X M, ZHENG X X, et al. Study of non-contact and high-precision angle measurement based on android [J]. Informatization Research, 2020,46(2):44-48.
- [2] 陶卫,浦昭邦,唐文彦.激光干涉动态角度测量系统中指零仪的设计[J].仪器仪表学报,2002(S2):611-612.
TAO W, PU ZH B, TANG W Y. Design of the null-indicator in dynamic angle measurement with interference [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002(S2):611-612.
- [3] 纪贤瑞.基于机器视觉的面内转角测量方法的研究

- 究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2014.
- JI X R. Study on the method of rotation angle in-plane measurement on machine vision[D]. Hefei:University of Science and Technology of China, 2014.
- [4] 杨丹,刘亚威,张小洪,等. 高精度图像测量与对准系统的算法研究[J]. 计算机科学, 2003(12):132-135.
- YANG D, LIU Y W, ZHANG X H, et al. Research on the algorithms of high accuracy image measurement and registration system [J]. Computer Science, 2003(12):132-135.
- [5] 徐洪,吴斌,陈春梅. 基于ORB的目标识别与角度测量方法[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(12): 143-147.
- XU H, WU B, CHEN CH M. Object recognition and angle measurement method based on ORB [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(12): 143-147.
- [6] 施滢,夏春华,胡琳娜,等. 指针式仪表读数的机器视觉智能识别方法[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(11):47-49.
- SHI Y, XIA CH H, HU L N, et al. Intelligent recognition method for reading of pointer instrument based on machine vision [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(11):47-49.
- [7] 周继惠,李敏,曹青. 基于机器视觉的颗粒物包装袋识别与摆正系统[J]. 测控技术, 2016, 35(12):131-134.
- ZHOU J H, LI M, CAO Q. Particulate packing bag recognition and straightening system based on machine vision [J]. Measurement & Control Technology, 2016, 35(12):131-134.
- [8] 赵汝进,张启衡,左颢睿,等. 一种基于直线特征的单目视觉位姿测量方法[J]. 光电子·激光, 2010, 21(6): 894-897.
- ZHAO R J, ZHANG Q H, ZUO H R, et al. A mono vision method of measuring pose based on line features[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2010, 21(6): 894-897.
- [9] 朱齐丹,李科,蔡成涛,等. 采用改进的尺度不变特征变换算法计算物体旋转角度[J]. 光学精密工程, 2011, 19(7):1669-1676.
- ZHU Q D, LI K, CAI CH T, et al. Calculation of object rotation angle by improved SIFT[J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(7):1669-1676.
- [10] ZHANG M H, HOU Y D, HU ZH T. Accurate object tracking based on homography matrix [C]. International Conference on Computer Science and Service System, IEEE Computer Society, 2012: 2310-2312.
- [11] 燕必希,刘振涛,董明利,等. 基于图像匹配和SURF的变压器姿态测量[J]. 北京信息科技大学学报:自然科学版, 2017, 32(2):1-5.
- YAN B X, LIU ZH T, DONG M L, et al. Transformer posture estimation based on image matching and SURF [J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University, 2017, 32(2):1-5.
- [12] 姚成贤,张海峰,范狄庆,等. 基于改进ORB-RANSAC算法的锅底标签角度视觉测量方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(16):89-96.
- YAO CH X, ZHANG H F, FAN D Q, et al. Angle visual measurement method of pot bottom label based on improved ORB-RANSAC algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16):89-96.
- [13] 陈武超,俞翔栋,陈洪宇,等. 基于深度学习的机理模型与数据混合驱动的视觉转角测量方法[J]. 仪表技术与传感器, 2024(6):121-126.
- CHEN W CH, YU X D, CHEN H Y, et al. Visual rotation angle measurement method of mechanism model and data hybrid driven based on deep learning [J]. Instrument Technique and Sensor, 2024(6):121-126.
- [14] BASSEY J, QIAN L, LI X. A survey of complex-valued neural networks[J]. ArXiv preprint arXiv: 2101.12249, 2021.
- [15] BARRACHINA J A, REN C, VIEILLARD G, et al. Theory and implementation of complex-valued neural networks[J]. ArXiv preprint arXiv:2302.08286, 2023.

作者简介

俞翔栋,高级工程师,硕士研究生,主要从事船舶动力传动装置设计工作。

E-mail: yuxiangd711@163.com

陶建峰(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为机电液复杂装备测控及智能运维技术。

E-mail: jftao@sjtu.edu.cn