

基于深度学习的吞鸟试验鸟体速度 轨迹测量方法研究

侯 博¹, 吴凌昊^{2*}, 郭道勇², 肖志菲³

(1. 中国人民解放军93147部队, 成都 610500; 2. 中国航发四川燃气涡轮研究院, 四川 绵阳 621000;
3. 北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘 要: 为解决传统吞鸟试验中存在的鸟体图像质量差、群鸟速度轨迹精准测试难、试验结果准确性低等问题, 提出一种基于深度学习的航空发动机吞鸟试验关键参数测量方法。首先搭建基于U-Net的图像分割网络对鸟体轮廓进行自动分割, 实现对待检测鸟体边缘区域的精准定位; 然后开发关键帧合并算法, 利用分割出的鸟体区域前后图像中的相似像素, 实现连续帧图像中鸟体特征点的自动标注; 最后基于卡尔曼滤波和三次样条插值方法开发鸟体运动轨迹自动拟合模型, 实现对鸟体飞行轨迹和速度的高精度测量。结果表明, 相较于人工精确标定, 设计的质心判别算法求得的质心坐标平均误差<1.00%; 相较于人工测量, 速度测量算法求得的速度误差<2.00%。

关键词: 深度学习; 吞鸟试验; 鸟撞; 飞行轨迹; 飞行速度; 航空发动机

中图分类号: V232.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-2620(2026)01-0021-08

DOI: 10.3724/j.GTER.20250083

Birds velocity and trajectory measurement method for birds ingestion test based on deep learning

HOU Bo¹, WU Linghao^{2*}, GUO Daoyong², XIAO Zhifei³

(1. Unit 93147 of Chinese People's Liberation Army, Chengdu 610500, China; 2. AECC Sichuan Gas Turbine Establishment, Mianyang 621000, China; 3. School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: To address the issues of low image quality of birds, difficulty in accurately testing the velocity and trajectory of birds flocks, and low accuracy of test results in traditional birds ingestion experiments, a method for measuring key parameters of aero-engine birds ingestion tests based on deep learning was proposed. Firstly, an image segmentation network based on U-Net was built to automatically segment the contour of the birds, achieving precise positioning of the edge area of the birds to be detected. Then, a key frame merging algorithm was developed, which used similar pixels in the images before and after the segmented flying object area to realize automatic annotation of feature points of the birds in continuous frame images. Finally, based on Kalman filtering and cubic spline interpolation methods, an automatic fitting model for the movement trajectory of the birds was developed to achieve high-precision measurement of the flight trajectory and velocity. The experimental results show that, compared with manual precise calibration, the centroid coordinates obtained by the designed centroid discrimination algorithm have an average error of less than 1.00%; compared with manual measurement, the velocity

收稿日期: 2025-05-06

基金项目: 国家财政稳定支持项目(GJCZ-0202-2025-004)

作者简介: 侯 博(1996-), 男, 内蒙古乌海人, 助理工程师, 主要从事航空发动机研制监管研究。

通信作者: 吴凌昊(1992-), 男, 湖北襄阳人, 高级工程师, 硕士, 主要从事航空发动机特种测试技术研究。E-mail: wlhgte@163.com

引用格式: 侯 博, 吴凌昊, 郭道勇, 等. 基于深度学习的吞鸟试验鸟体速度轨迹测量方法研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2026, 39(1): 21-28. HOU Bo, WU Linghao, GUO Daoyong, et al. Birds velocity and trajectory measurement method for birds ingestion test based on deep learning[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2026, 39(1): 21-28.

obtained by the velocity measurement algorithm has an error of less than 2.00%.

Key words: deep learning; bird ingestion test; bird impact; flight trajectory; flight velocity; aero-engine

0 引言

随着航空领域的快速发展,飞机飞行频率增加,低空飞行次数增多,飞行范围和时长扩大,鸟类对飞行的危害不断凸显,由鸟撞引发的航空事故越来越多^[1]。鸟类被吸入发动机后,会直接撞击风扇或压气机叶片,不仅会导致叶片前缘弯曲、鼓包、撕裂等强度性能下降的传统问题,还可能引发发动机失效等严重影响飞行安全的问题。为此,航空发动机鸟撞问题已受到业界高度重视。准确模拟和评估发动机吞鸟情况,开展吞鸟试验,对吞入鸟体的速度、姿态、轨迹以及撞击部位进行高精度测量至关重要,对于保障飞行安全具有重大意义。

在发动机吞鸟试验中,为准确评估吞入鸟体对发动机产生的损伤,需要对鸟体的速度、姿态、轨迹等参数进行精确测量^[2]。在速度测量方面,传统测量方法主要分为接触式和非接触式两类。接触式测量的工作原理为物体穿过两道网靶并将其击破,通过记录击破网靶的时间和两道网靶之间的间距来计算物体的运动速度。其优点为结构简单、使用快捷、制造方便且不易受外界干扰影响^[3]。其缺点为靶面的撞击会对物体的飞行产生一定影响,且网靶无法重复使用。非接触式测量方法包括:采用电流磁场变化原理的线圈靶测速、采用多普勒频移原理的激光雷达测速、以光电转换为基础的天幕靶和光幕靶测速等^[4-5]。非接触式测量方法的优点在于运动物体与靶面无接触、对靶面无损伤、使用效率较高。其缺点为仅能获取鸟体的速度,难以对发动机损伤响应进行全面评估。因此,开发能够同时获取鸟体速度、姿态、轨迹等关键信息的自动化测量系统,已成为航空发动机吞鸟性能分析的迫切需求。

高速摄影作为追踪高速鸟体姿态和轨迹的可靠方法,对于鸟撞试验具有重要意义。然而在公开的吞鸟试验研究中,高速摄影多被用于记录目标构件撞击破坏阶段的图像以验证数值仿真的结果^[6-9]。与其他高速鸟体的测量不同,吞鸟试验通过发射装置抛出鸟体,在鸟体抛出及飞行的过程中,鸟体将产生一定程度的破碎,在图像中产生大量的噪点,从而影响目标物体的检测^[10];鸟体抛出后,其姿态将发生随机变化,且无明显特征点,导致鸟体的姿态难以

标定,轨迹难以拟合。目前,国内基于高速摄影的吞鸟试验多通过人工标定抛射物的轮廓关键点来测量鸟体的速度、姿态、轨迹^[3,11]。人工标定高速摄影这类高帧数的视频数据,工作量极大,且测量具有较强的主观性,不同人员测量的数据误差较大,具有很大的局限性。因此,亟需开发吞鸟鸟体姿态自动标注和轨迹自动测量方法,实现鸟体参数的标准化、自动化测量,减少测量误差,提高测量结果的精度和可靠性。

近年来,基于图像语义分割的深度学习网络高速发展,识别精度和可靠性大幅提升^[12],已成为航空发动机损伤自动评估的优选方案之一。图像语义分割网络在基础设施健康监测、医疗影像分析、自动驾驶等领域发挥着重要作用。例如,基于编码-解码结构的U-Net网络在医学图像分割中被广泛应用于检测和分割病变区域^[13];具有空洞卷积和条件随机场的DeepLab系列网络^[14]和基于金字塔池化模块的PSPNet系列网络^[15]在桥梁裂纹、车辆损伤等复杂场景的损伤检测任务中表现出色。其中,U-Net作为一种成熟的图像分割方法,在工业、农业检测等领域得到了广泛应用。物体检测与跟踪技术在深度学习领域中具有重要地位,同样也贯穿了吞鸟试验的整个过程。程蔚等^[16]利用复合动态模型和证据融合架构,提出了基于多传感器的移动物体检测与跟踪方法;唐聪等^[17]对基于深度学习的视觉跟踪方法进行了创新,结合了深度检测模型和多尺度目标搜索结果;张琪和韩战钢^[18]提出了简单有效的鱼群轨迹追踪算法,通过多模块设计准确提取了复杂运动模式下的鱼群轨迹;赵晓军等^[19]采用模型匹配和边缘特征相结合的跟踪算法,设计了基于现场可编程门阵列的图像识别与跟踪系统;李晶和范九伦^[20]针对实时视频监控中存在的遮挡和高速运动等问题,提出了一种基于卡尔曼滤波的运动物体跟踪算法。以上研究表明,利用基于深度学习的图像分割技术分析高速运动的物体已具有足够的精度和可靠性,但目前鲜有关于深度学习技术在吞鸟试验中应用的报道。因此,亟需研发基于人工智能和深度学习的外物冲击轨迹和速度高精度测量算法,形成高技术成熟度的吞鸟过程高速摄影关键技术群,以解决传

统吞鸟试验结果人工标注工作量大,可靠性低,速度、姿态、轨迹等参数测量不准确的问题。

针对吞鸟试验存在的以上问题,本文提出一种基于深度学习的吞鸟试验测量方法,用于测量整个吞鸟试验过程中的鸟体轨迹和速度。该测量方法从鸟体被抛出开始,持续到鸟体进入航空发动机前。首先通过U-Net精准分割鸟体的轮廓,为质心的判别奠定基础,然后利用开发的关键帧合并算法,实现特征点的自动标注,最终实现对鸟体轨迹和速度的高精度测量。

1 群鸟飞行高精度运动追踪算法

1.1 鸟体分割网络

准确识别出图像中高速运动的鸟体是实现鸟体速度测量的第1步。为精确识别出吞鸟试验中抛出的鸟体,搭建了基于U-Net^[21]的吞鸟试验鸟体分割网络,如图1所示。网络主要包括1个捕获上下文信息的编码器和1个用于生成分割图的对称解码器。其中,编码器主要由包含2个卷积层和2个ReLU激活层的4个子模块组成,使用4个最大池化层分别对每个子模块输出的特征图进行下采样。解码器同样包含4个子模块,并通过上采样操作逐步恢复特征图的尺寸,直到与输入图像的分辨率一致,从而方便后续开展质心判别。此外,利用跳跃连接连接编码器和解码器^[22],一方面可以为解码器提供浅层特征图中的边缘细节信息以提高分割精度,另一方面可以为编码器提供梯度信息进而提升模型训练效率,以实现实时分割。

1.2 鸟体质心判别算法

在分割出鸟体的轮廓后,需对鸟体的质心进行判别,从而为后续的飞行速度测量和轨迹拟合提供

数据基础。图像矩是描述图像几何特征的重要工具,通过对图像像素灰度值的加权求和运算,能够从数学层面刻画图像特性,进而求解图像质心。采用图像矩方法判别鸟体质心,首先提取分割出的鸟体的边缘信息,然后根据鸟体像素点的分布和强度求解图像中鸟体的质心。图像的 $(p+q)$ 阶矩 M_{pq} 定义为^[23]

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (1)$$

式中: x, y 为图像像素坐标; $f(x, y)$ 为坐标 (x, y) 处的像素灰度值; p, q 为非负整数。双重求和涵盖图像所有像素。

零阶矩 M_{00} 是图像矩计算的基础,其表达式为

$$M_{00} = \sum_x \sum_y f(x, y) \quad (2)$$

从物理意义上讲, M_{00} 相当于图像的“总质量”,表示图像像素灰度值总和。在二值图像中, M_{00} 等同前景像素数量,为后续质心计算提供关键参数。

一阶矩在质心求解中起决定性作用,包含 M_{10} 和 M_{01} ,计算公式如下:

$$\begin{aligned} M_{10} &= \sum_x \sum_y x f(x, y) \\ M_{01} &= \sum_x \sum_y y f(x, y) \end{aligned} \quad (3)$$

图像质心坐标 (x_c, y_c) 可由零阶矩与一阶矩得出:

$$\begin{aligned} x_c &= \frac{M_{10}}{M_{00}} \\ y_c &= \frac{M_{01}}{M_{00}} \end{aligned} \quad (4)$$

质心求解公式本质上是对图像像素坐标以灰度值为权重的加权平均。在二值图像中,质心对应前景像素区域的几何中心;在灰度图像中,灰度值大的

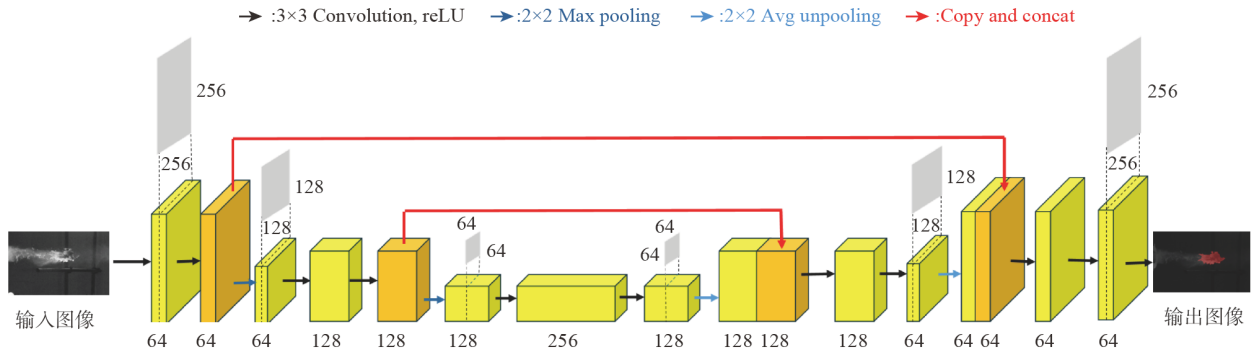


图1 基于U-Net的吞鸟试验鸟体分割网络结构

Fig.1 Network structure of birds segmentation in birds ingestion experiment based on U-Net

区域对质心位置影响更大。通过上述图像矩的计算,实现了从图像像素信息到质心坐标的转换,为后续鸟体运动轨迹以及速度测量提供了重要的几何特征参数。求解质心后将其可视化于原图上,如图2所示。

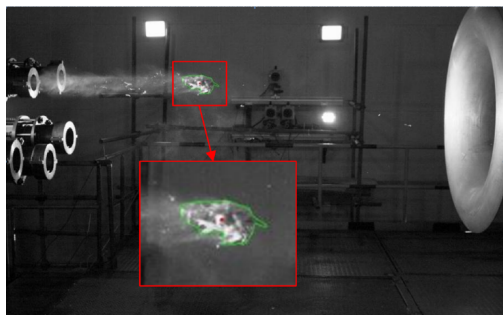


图2 鸟体质心定位
Fig.2 Localization of birds centroid

1.3 鸟体运动轨迹和速度测量算法

在鸟体运动轨迹测量方面,首先开发关键帧合并算法,利用分割出的鸟体区域前后图像中的相似像素,实现图像的拼接匹配,对连续帧图像中鸟体的特征点进行自动标注,并将多帧图像中的鸟体合并为同一图像;然后,基于卡尔曼滤波和三次样条插值方法开发鸟体运动轨迹自动拟合模型,实现对飞行轨迹的高精度测量,最终得到鸟体轨迹拟合结果,如图3所示。可以看出,鸟体从被抛出开始,沿近似直线轨迹运动,其轮廓随进程逐步扩散,形态发生变化。

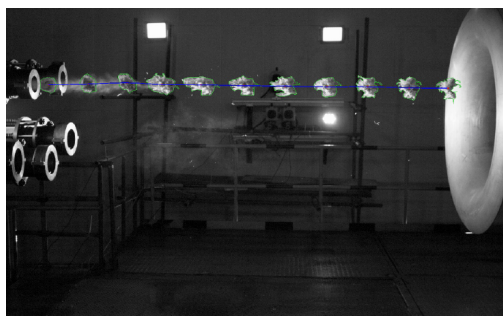


图3 鸟体轨迹拟合图
Fig.3 Fitting diagram of birds trajectory

卡尔曼滤波是一种优化递归数据处理算法,特别适合处理具有噪声的动态系统状态估计问题。在鸟体轨迹拟合中,鸟体的运动被视为一个动态系统,通过卡尔曼滤波对其状态进行最优估计,可以有效

去除测量噪声,得到更接近真实轨迹的结果。经过卡尔曼滤波处理后,虽然轨迹数据中的噪声得到了有效抑制,但数据点可能仍较为离散,无法满足某些需要连续轨迹的应用场景。此时,需要使用插值方法对滤波后的离散数据点进行拟合,得到连续平滑的轨迹曲线。在众多插值方法中,三次样条插值因良好的光滑性和拟合效果,在鸟体轨迹拟合中得到了广泛应用。三次样条插值不仅能保证轨迹曲线的连续性,还能保证曲线一阶导数和二阶导数的连续性,对于分析鸟体的运动状态非常重要。

基于不同帧鸟体的质心信息和鸟体轨迹拟合图,结合相机的内外参和高速摄影视频时间帧参数,开发鸟体运动速度的自动测量算法,实现对鸟体运动速度的自动测量。对于一般的高速运动物体,由于速度较快,同时考虑到测量系统的精度要求较高,目前多采用中心差分法求解速度:利用物体在某段距离上的通过时间计算其平均速度。

在吞鸟试验中,所用相机标定系数 k 为0.002 7 m/像素,帧数为3 000,时间间隔 Δt 为1/3 000 s。中心差分法通过对称采样点的函数值计算导数,在速度计算中具有二阶精度。相机标定系数建立了像素位移与实际物理位移的联系,时间间隔明确了采样的时间尺度。对于等时间间隔采样的图像序列,假设在图像中检测到物体在相邻帧间的像素位移为 Δp_{i-1} 和 Δp_{i+1} ,结合前文的相机标定系数和时间间隔,可计算出在时刻 t_i 处的实际速度 $v(t_i)$ 。

$$v(t_i) = \frac{k(\Delta p_{i+1} - \Delta p_{i-1})}{2\Delta t} \quad (5)$$

式(5)通过相机标定系数将图像分析中的像素变化量转换为实际位移变化,进一步结合时间间隔,利用中心差分法得出物理速度,实现了图像信息到物理量的准确映射。由图3可知,对于首点(鸟体刚抛出炮筒时)和末点(即将进入发动机时),由于缺乏对称点,无法使用中心差分法来求解其速度。为此,采用前向差分法求解首点速度,采用后向差分法求解末点速度。最终求解得到的速度如图4所示。

2 结果分析

2.1 数据集与试验环境

对相机收集的吞鸟试验视频进行抽帧处理,共得到1 650张群鸟鸟体的二维图像。为避免数据集过小产生过拟合,导致模型泛化能力下降的问题,对

原始图像进行预处理,通过旋转、裁剪、加入噪声、拼接等数据增强方法进行数据扩充,部分数据如图5所示。通过数据增强,可以增加图像数据的多样性,有助于提升模型的鲁棒性从而获得更好的试验结果。

试验环境为Python3.6、Pytorch1.2、Cuda10.0。试验配置包括:GPU为RTX4060,显卡内存为8 GB。训练参数选择使用Adam优化器,初始学习率为 10^{-4} ,循环学习率为0.01,动量为0.9,输入图片的尺寸统一调整为 512×512 。

2.2 模型训练与评价指标

为定量评价鸟体分割模型效果及验证分割结果的准确性,使用平均交并比(Mean intersection over union, MIoU)、平均像素精确度(Mean pixel accuracy, MPA)以及帧率(Frame per second, FPS)作为评价指标。使用搭建的分割网络进行训练,经过200轮次训练得到模型在测试集上的评价指标,如表1所示。

基于U-Net模型的分割网络的主干网络没有额

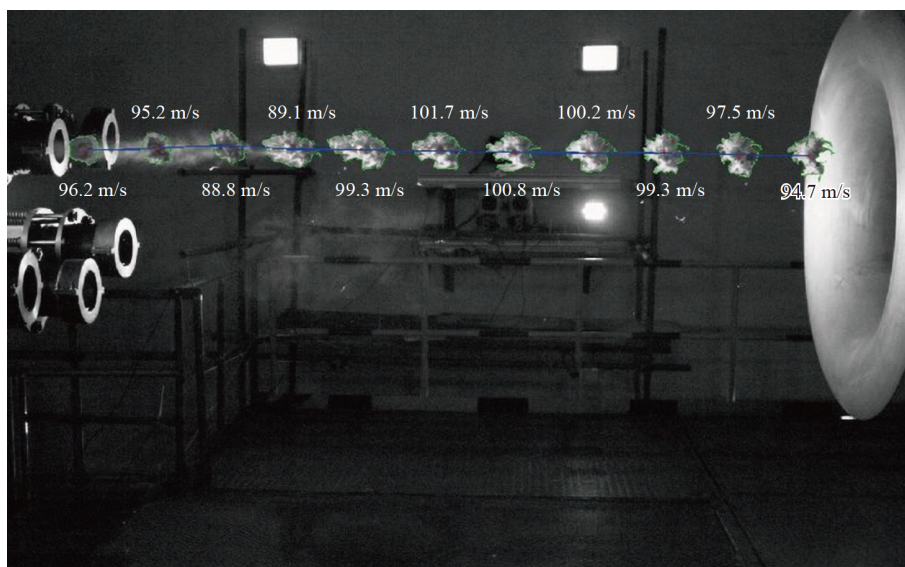


图4 鸟体速度拟合图

Fig.4 Fitting diagram of birds velocity

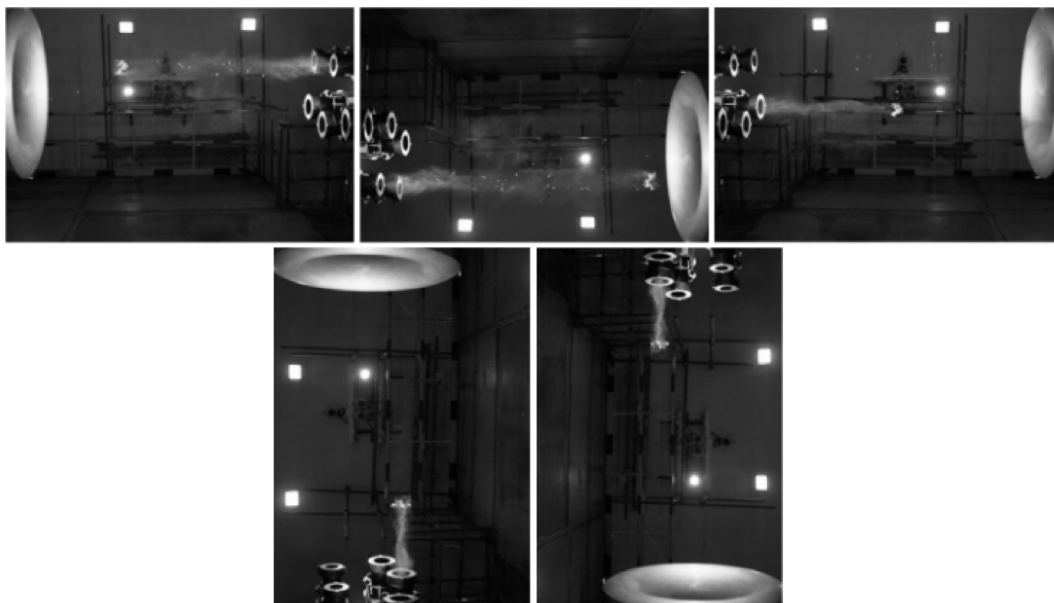


图5 部分数据集

Fig.5 Partial dataset

外分支,分割速度较快,适用于图像特征较少的数据集,但分割准确度有待进一步提高。对上述试验中的模型在群鸟测试集上进行分割,网络分割效果如图6所示。

表1 模型评价参数指标
Table 1 Model evaluation parameter indicators

网络模型	MPA/%	MIoU/%	FPS
分割网络模型	95.73	91.92	95.49

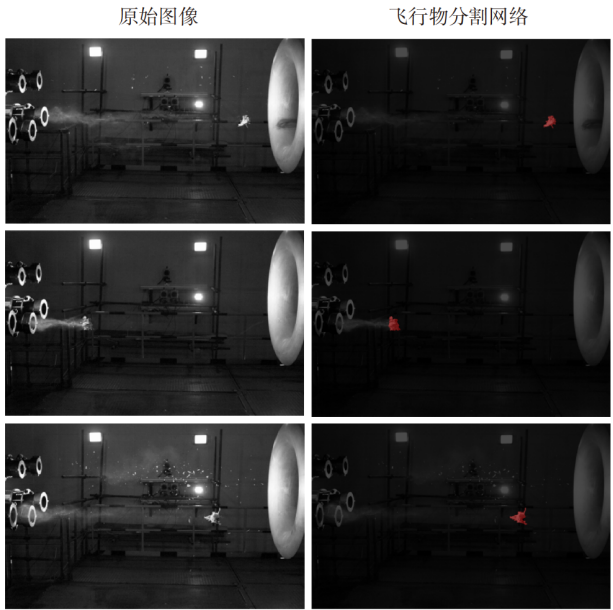


图6 分割效果对比
Fig.6 Comparison of segmentation renderings

2.3 鸟体质心误差对比

为定量评价鸟体运动追踪算法的测算效果,使用质心点平均误差作为鸟体质心点测算效果的评价指标。

为评估质心判别算法的可靠性,根据鸟体质心判别算法求解出各帧图像中鸟体的质心信息。将算法求解出的质心坐标为 (x,y) ,人工标定的质心坐标为 (X,Y) ,分别计算算法求解出的质心坐标与人工标定的质心坐标之间的平均误差,再计算误差的平均值。式(6)为平均误差计算公式。为保证结果的可靠性,随机选取5组算法求解出的质心坐标 $((108.90,197.99),(303.22,195.41),(498.82,198.16),(714.08,201.76),(1\ 032.24,205.61))$ 进行误差分析,结果如表2所示。可以看出,质心判别算法求解出的质心坐标与人工标定的质心坐标的平均

表2 质心测算误差
Table 2 Center of mass measurement error

序号	(x,y)	(X,Y)	$E_1/\%$
1	(108.90,197.99)	(109.60,198.60)	0.33
2	(303.22,195.41)	(304.10,196.20)	0.27
3	(498.82,198.16)	(499.70,198.80)	0.24
4	(714.08,201.76)	(715.20,202.50)	0.22
5	(1 032.24,205.61)	(1 033.50,206.40)	0.21

误差均 $<1.00\%$,说明质心判别算法在吞鸟试验中具有较高的准确性和可靠性。

$$E_1 = \frac{\sqrt{(x-X)^2 + (y-Y)^2}}{\sqrt{X^2 + Y^2}} \times 100\% \tag{6}$$

2.4 鸟体速度误差对比

通过对比速度测量算法求解出的速度 v_0 与真实速度 v_t 之间的误差,来验证速度测量算法在速度计算方面的可靠性。试验采用高精度测速设备获取真实速度,算法基于质心坐标变化等数据计算速度,误差计算公式为

$$E_2 = \frac{|v_0 - v_t|}{v_t} \times 100\% \tag{7}$$

随机选取5组 v_0 进行误差分析,结果如表3所示。可以看出,算法求解出的速度与真实速度之间的误差均 $<2.00\%$ 。表明该算法在速度计算方面具有良好的性能,能够满足吞鸟试验的要求。

表3 速度测算误差
Table 3 Velocity measurement error

序号	$v_0/(m/s)$	$v_t/(m/s)$	$E_2/\%$
1	96.2	95.8	0.42
2	97.2	98.5	1.32
3	107.7	107.3	0.37
4	108.0	109.2	1.10
5	104.5	105.2	0.67

3 结束语

提出了一种基于深度学习的发动机吞鸟试验关键参数测量方法。通过搭建图像分割网络,实现鸟体轮廓的自动分割;开发关键帧合并算法,分割出鸟体区域前后图像中的相似像素,实现对连续帧图像中鸟体特征点的自动标注;开发鸟体运动轨迹自动拟合模型,实现对鸟体飞行轨迹和飞行速度的高精度测量。试验验证表明,相较于人工标定,质心判别算法求解出的质心坐标的平均误差 $<1.00\%$;相较于

高精度测速设备,速度测量算法求解出的速度的误差 $<2.00\%$ 。以上结果证明了深度学习技术在吞鸟试验关键参数测量方面的可行性。

参考文献:

- [1] 张宗锴,韩方军,赵凤飞,等. 基于中国鸟群环境的航空发动机吸鸟规律研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2025,38(1):108-114.
ZHANG Zongka,HAN Fangjun,ZHAO Fengfei,et al. Analysis of bird ingestion events of aero-engine based on China's bird conditions environment[J]. Gas Turbine Experiment and Research,2025,38(1):108-114. (in Chinese)
- [2] 魏海涛,刘 涛,薛文鹏. 航空发动机吞鸟试验要求与验证[J]. 航空发动机,2021,47(S1):69-75.
WEI Haitao,LIU Tao,XUE Wenpeng. Requirements and verification on bird ingestion test of aeroengine[J]. Aeroengine,2021,47(S1):69-75. (in Chinese)
- [3] 王 欢,刘 涛,吕凤斌. 航空发动机吞鸟速度测量技术研究[J]. 工程与试验,2015,55(2):42-44.
WANG Huan,LIU Tao,LV Fengbin. Research on technology for measuring bird ingestion velocity of engine[J]. Engineering & Test,2015,55(2):42-44. (in Chinese)
- [4] D'SOUZA K,WONG M,SIRIVOLU D,et al. Experimental validation of a UAS at engine ingestion conditions: part I experiments[J]. Aerospace Science and Technology,2024,150:109178.
- [5] D'SOUZA K,WONG M,SIRIVOLU D,et al. Experimental validation of a UAS at engine ingestion conditions: part 2 model validation[J]. Aerospace Science and Technology,2024,150:109179.
- [6] 左志成,夏全忠,张 有,等. 航空发动机风扇叶片吞冰损伤数值模拟方法[J]. 飞机设计,2022,42(5):45-49.
ZUO Zhicheng,XIA Quanzhong,ZHANG You,et al. Numerical simulation method of ice swallowing damage of aeroengine fan blade[J]. Aircraft Design,2022,42(5):45-49. (in Chinese)
- [7] 王庆平,王 飞,赵海凤. 涡轴发动机吞鸟试验方法及试验验证[J]. 航空发动机,2022,48(2):1-6.
WANG Qingping,WANG Fei,ZHAO Haifeng. Test method and test verification of bird ingestion for a turboshaft engine[J]. Aeroengine,2022,48(2):1-6. (in Chinese)
- [8] 周浩宇,吴祯龙,谢买祥,等. 涡桨飞机发动机进气道吞鸟特性数值研究[J]. 航空动力学报,2024,39(12):473-487.
ZHOU Haoyu,WU Zhenlong,XIE Maixiang,et al. Numerical simulation on bird ingestion characteristics from engine inlet of turboprop aircraft[J]. Journal of Aerospace Power,2024,39(12):473-487. (in Chinese)
- [9] 冯传奇,张久峰,张 琦. 基于数值计算的抛鸟轨迹影响因素研究[J]. 航空科学技术,2023,34(2):34-40.
FENG Chuanqi,ZHANG Jiufeng,ZHANG Qi. Research on influencing factors of bird trajectory based on numerical simulation[J]. Aeronautical Science & Technology,2023,34(2):34-40. (in Chinese)
- [10] 张 琦,朱焕娜,鲁勇帅,等. 基于动网格技术的抛鸟运动轨迹分析[J]. 科学技术与工程,2024,24(13):5604-5610.
ZHANG Qi,ZHU Huanna,LU Yongshuai,et al. Trajectory analysis of bird throwing based on dynamic grid technology[J]. Science Technology and Engineering,2024,24(13):5604-5610. (in Chinese)
- [11] 罗 刚,张海洋,吴春波,等. 航空发动机吞鸟与鸟撞飞机适航通用分析方法[J]. 航空发动机,2019,45(6):90-96.
LUO Gang,ZHANG Haiyang,WU Chunbo,et al. General airworthiness analysis method of aeroengine bird ingestion and aircraft bird impact[J]. Aeroengine,2019,45(6):90-96. (in Chinese)
- [12] 张博翔. 基于深度学习的图像分割若干关键问题研究[D]. 长春:吉林大学,2023.
ZHANG Boxiang. Research on several key issues of image segmentation based on deep learning[D]. Changchun:Jilin University,2023. (in Chinese)
- [13] HUANG Huimin,LIN Lanfen,TONG Ruofeng,et al. UNet 3+: a full-scale connected UNet for medical image segmentation[C]//2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Barcelona, Spain;2020.
- [14] CHEN Dingping,ZHU Zhiheng,FU Jinyang,et al. Automatic road tunnel crack inspection based on crack area sensing and multiscale semantic segmentation[J]. Computers, Materials and Continua,2024,79(1):1679-1703.
- [15] NATHANIA D A D A,GUNAWAN A A S,IRWAN-SYAH E. PRESSNet: assessment of building damage caused by the earthquake[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications,2023,14(9):888-894.
- [16] 程 蔚,吴海彬,郑洪庆. 基于复合动态模型和证据融合架构的移动物体检测与跟踪方法[J]. 计算机应用研究,2019,36(10):3187-3191.
CHENG Wei,WU Haibin,ZHENG Hongqing. Moving

- object detection and tracking based on composite dynamic model and evidential fusion framework[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(10): 3187–3191. (in Chinese)
- [17] 唐 聪, 凌永顺, 杨 华, 等. 基于深度学习物体检测的视觉跟踪方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(5): 148–158.
- TANG Cong, LING Yongshun, YANG Hua, et al. A visual tracking method via object detection based on deep learning[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(5): 148–158. (in Chinese)
- [18] 张 琪, 韩战钢. 一种简单有效的鱼群轨迹追踪算法[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2017, 53(4): 406–411.
- ZHANG Qi, HAN Zhangang. A fast and effective algorithm to track fish school[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2017, 53(4): 406–411. (in Chinese)
- [19] 赵晓军, 耿志辉, 陈 雷, 等. 基于FPGA的图像识别与跟踪系统[J]. 青岛科技大学学报(自然科学版), 2013, 34(2): 199–202.
- ZHAO Xiaojun, GENG Zhihui, CHEN Lei, et al. Image recognition and tracking system based on FPGA[J]. Journal of Qingdao University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2013, 34(2): 199–202. (in Chinese)
- [20] 李 晶, 范九伦. 一种基于卡尔曼滤波的运动物体跟踪算法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(8): 3162–3164.
- LI Jing, FAN Jiulun. Algorithm for moving object tracking based on Kalman filter[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(8): 3162–3164. (in Chinese)
- [21] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015. Munich, Germany: 2015.
- [22] 徐光宪, 冯 春, 马 飞. 基于UNet的医学图像分割综述[J]. 计算机科学与探索, 2023, 17(8): 1776–1792.
- XU Guangxian, FENG Chun, MA Fei. Review of medical image segmentation based on UNet[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2023, 17(8): 1776–1792. (in Chinese)
- [23] 刘 杰, 张 耿, 冯向朋, 等. 基于三次样条拟合插值的高精度质心定位方法[J]. 光学学报, 2021, 41(12): 1212004.
- LIU Jie, ZHANG Geng, FENG Xiangpeng, et al. High precision centroid location algorithm based on cubic spline fitting and interpolation[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(12): 1212004. (in Chinese)