

# 基于无人机视觉的船舶靠泊距离感知研究<sup>\*</sup>

董瑞恒 张英俊 张浩泽 鲁洪瑞

(大连海事大学航海学院 大连 116026)

**摘要:** 为解决船舶靠泊过程中视野受限问题,实现靠泊距离的可视化,提出了一种基于无人机视觉的靠泊距离感知方法。首先,利用无人机采集船舶靠泊视频,在YOLOv8分割模型的基础上加入EMA注意力机制,实现对船舶边缘的精细化分割;接下来,通过区域生长算法和霍夫直线检测方法提取泊位线;最后,利用最近距离求解模型,将船舶和泊位转换到三维世界坐标系中,并搜索船舶与泊位间的最近距离。实验结果表明,加入EMA注意力机制后的算法对船舶分割的精度可达到92.3%,船舶与泊位间最近距离的误差小于0.1 m。该方法不仅可以监控靠泊船舶周围的环境,而且能够实现船舶与泊位间距离的可视化,在靠泊操作中具有很好的应用前景。

**关键词:** 船舶靠泊;无人机;视觉感知;深度学习;视觉测量

中图分类号: U675.9; TN98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 580.4010

## Research on ship berthing distance perception based on UAV vision

Dong Ruiheng Zhang Yingjun Zhang Haoze Lu Hongrui

(Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of limited field of view during ship berthing and achieve the visualization of berthing distance, a berthing distance perception method based on UAV vision is proposed. First, the UAV is used to collect the berthing video of the ship, and the EMA mechanism is added on the basis of the YOLOv8 segmentation model to achieve the fine segmentation of the ship edges. Next, the berth line is extracted by the regional growth algorithm and the Hough line detection. Finally, the closest distance calculation model is used to convert ships and berths into three-dimensional world coordinate system, and the closest distance between ships and berths is searched. The experimental results show that the accuracy of the algorithm after adding the EMA attention mechanism can reach 92.3% of the segmentation accuracy, and the error of the closest distance between the ship and the berth is less than 0.1 m. This method can not only monitor the environment around the berthing ship, but also achieve the visualization of the distance between the ship and the berth, which has a good application prospect in berthing operation.

**Keywords:** berthing; UAV; visual perception; deep learning; vision measurement

## 0 引言

靠泊操作在船舶整个航行过程中至关重要。随着船舶逐渐大型化,驾驶员的视野盲区会变大,这不仅降低了驾驶员对船舶周围环境的感知能力,而且会影响对船舶与泊位间距离信息的准确估计,极大地增加了船舶靠泊时的风险。因此,提高对船舶周围环境信息的感知和对靠泊参数的准确估计有助于帮助驾驶员及时调整靠泊方案<sup>[1]</sup>,实现安全、高效地靠泊。

目前船舶靠泊感知信息的获取主要利用岸基设备或船载设备。在利用岸基设备辅助船舶靠泊的研究中,声纳<sup>[2]</sup>和超声波传感器<sup>[3]</sup>被固定在岸端,用来测量船舶与岸线的

距离和靠泊速度,并将数据实时传输到船端。Kim等<sup>[4]</sup>将视觉技术用于船舶的靠泊监控中,并计算船舶与泊位的相对距离。Perkovic等<sup>[5]</sup>在集装箱码头设计了一个包含海洋气象数据的激光测距系统,使得驾驶员在船上任意位置都能获得船舶的靠泊距离和靠泊速度。由于二维激光设备在实际应用中存在一定的局限性,三维的激光雷达开始被用于泊位的识别<sup>[6]</sup>和船舶靠泊参数的提取<sup>[7]</sup>中,在靠泊距离、靠泊角和靠泊速度的测量中表现出更高的精度。利用岸基设备感知靠泊信息时,设备需固定在岸端,灵活性较差,因此部分研究者考虑将设备安装在船端,以便更好地获取靠泊信息。Mizuchi等<sup>[8]</sup>将多个相机结合在一起构建了立体

相机视觉系统,并将其用于测量船舶自身的航向和与泊位间的距离。多传感器设备的融合有助于弥补单一传感器的不足,提高整个系统的测量精度。甘兴旺等<sup>[9]</sup>将相机、雷达和船舶自动识别系统进行融合来实现对目标的精准感知,并提高了距离测量精度。Wang 等<sup>[10]</sup>将多个激光雷达与毫米波雷达进行决策级融合,能够准确获取船舶靠泊时动态参数,为船舶的安全靠泊提供数据支持。

上述研究主要侧重于获取船舶与泊位间高精度的距离信息,然而大多数方法仅限于获取数值化的距离数据。传统的多相机融合方法虽然能够捕捉船舶周围的视野,但由于安装时已固定安装位置和角度,视角调整的灵活性较差。无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)不仅可以灵活地监控船舶周围的环境,还可以通过对航拍视频的处理来计算船舶的靠泊参数,并传输到船岸两端,帮助驾驶员实时调整船舶的靠泊方案。

本文提出了一种基于无人机视觉的船舶靠泊距离感知方法。首先,利用加入高效多尺度注意力(efficient multi-scale attention, EMA)模块的 YOLOv8 分割模型分割船舶,获取靠泊船舶的掩膜信息;接下来,采用区域生长算法将图像中水面与泊位进行分割后,再利用直线检测法提取泊位线;最后,通过坐标变化模块将船舶特征点和泊位线转换到三维世界坐标系中,利用最近距离搜索模块,搜索船舶与泊位间的最近距离,并实现最近距离的可视化。

## 1 船舶与泊位检测模型

### 1.1 船舶检测模型

无人机采集的船舶靠泊视频中包括船舶、水面、泊位等多种复杂元素。本文采用 YOLOv8 分割模型训练船舶数据集,使其能够快速检测靠泊视频中的船舶并进行分割,同时能够减少复杂因素对船舶分割的影响,并提取其掩膜信息。

YOLOv8 是一种多任务实时检测算法<sup>[11]</sup>。该算法继承了 YOLO 系列算法之前的优势,不仅适用于物体检测,还可用于图像分类、实例分割、姿态估计等任务,在工程实践中具有较高的应用价值。本文在 YOLOv8 分割模型的基础上加入 EMA 注意力机制来构建新的模型,该模型主要由主干网络、颈部网络和检测头三部分组成。

首先,主干网络负责对输入的图像进行特征提取。采用跨阶段局部层卷积结构代替原来的卷积结构,使得模型能够提取不同维度的船舶特征,并获取丰富的梯度流信息。然后,颈部网络负责进行特征融合。利用双向特征金字塔网络结构,将深层检测到的船舶类别信息与浅层检测到的船舶轮廓、边缘、颜色和空间特征信息进行串联,实现多尺度的特征融合,以弥补因网络深化和特征粒度信息丰富导致的特征损失。

EMA 注意力机制<sup>[12]</sup>能够跨空间位置和通道建立相互依赖关系,在保留每个通道信息的同时,还能提升计算速

度。在 YOLOv8 的颈部网络部分的跨阶段局部层卷积模块之后,引入了船舶注意力模块,通过调整注意力权重,使模型能够更准确地识别和定位图像中的船舶目标,从而提升对船舶的分割精度。加入注意力模块后的模型图如图 1 所示。

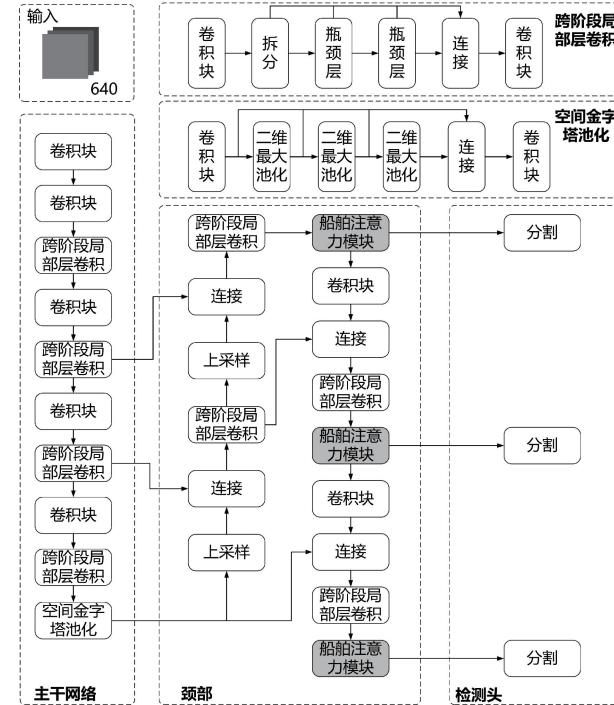


图 1 改进后的 YOLOv8 分割模型

Fig. 1 Improved YOLOv8 segmentation model

最后,利用检测头部分输出分割后的图像。采用无锚框的方法,直接预测目标的中心点和宽高比,使模型能够适应不同形状和大小的船舶,更准确地定位和检测图像中的船舶。

### 1.2 泊位检测模型

船舶进行贴靠的泊位通常位于复杂环境之下,港口的机械、人员以及光线变化均会影响泊位线的检测。因此,先利用图像分割的方法,将水面与泊位进行分割后,再利用直线检测的方法提取泊位线。

区域生长算法<sup>[13]</sup>主要用于将性质相似的像素点进行合并,构成具有相似特征的连续区域,然后将该区域与其他背景元素进行区分,主要包括种子点的选取、生长规则和停止条件的设定 3 个步骤。水面的颜色通常具有一致性,而港口泊位中物体的颜色繁杂,因此从水面选取部分点作为种子点。

设当前水面种子点  $P_i$  的灰度值为  $G_i$ , 种子点  $P_i$  八邻域内某个相邻像素  $P_n$  的灰度值为  $G_n$ , 二者之间的灰度值之差为:

$$D_{i,n} = |G_i - G_n| \quad (1)$$

生长规则如下:

$$R(P_i, P_n) = \begin{cases} \text{true,} & D_{i,n} \leq T \\ \text{false,} & D_{i,n} > T \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $T$  为灰度值相似度的阈值。

当  $D_{i,n}$  小于或等于设定的阈值时, 满足所设定的相似性准则, 将该种子点  $P_n$  归为目标区域; 而当  $D_{i,n}$  大于设定的阈值时, 将其归为非目标区域。

将满足生长规则的相邻像素点添加到种子点列表中, 搜索新添加像素点的八邻域区域是否满足要求, 直至列表中所有种子点的八邻域内像素点均不满足生长规则时, 停止生长。灰度化的泊位图如图 2(a)所示, 区域生长后的图像如图 2(b)所示, 其中白色区域为水面, 黑色区域为非目标区域。由于船舶的颜色与水面差异较大, 因此船舶被归为非目标区域。

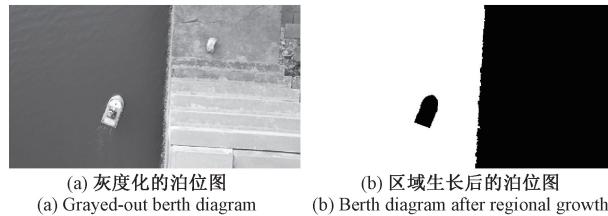


图 2 泊位图  
Fig. 2 Berth diagram

为便于船舶停靠, 提高泊位利用率, 大部分港口的泊位线设计为直线。因此, 本文采用霍夫直线检测的方法提取泊位线, 以便于后续计算船舶与泊位之间的距离。

使用 Canny 边缘检测算法对区域生长后的泊位图进行检测, 提取图像中的边缘点, 并计算每个边缘点  $(x_i, y_i)$  的直线参数  $(\rho, \theta)$ 。计算公式如下:

$$\rho = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \quad (3)$$

式中:  $\rho$  表示直线到原点的距离,  $\theta$  表示直线与图像水平方向的夹角。

将这些参数保存在一个二维数组中并进行投票, 遍历所有边缘点并更新数组中参数的投票数, 最后提取投票数最高的参数及其所对应的边缘点。泊位线检测的效果如图 3 所示。

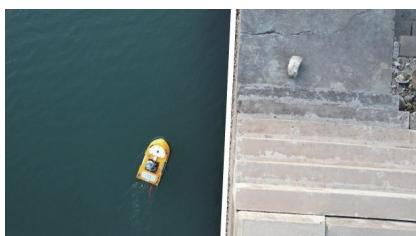


图 3 泊位线检测效果图  
Fig. 3 Diagram of the berth line detection

## 2 最近距离求解模型

为计算船舶与泊位间的水平距离, 本文提出了一种最

近距离求解模型。该模型主要包括坐标变换和最近距离搜索两个模块。首先, 通过坐标变换模块将特征点和泊位线转换到三维世界坐标系中; 然后, 利用最近距离搜索模块, 搜索距离泊位线最近的船舶特征点。

### 2.1 坐标变换

借助相机的成像模型, 可将二维坐标转换为三维的世界坐标。在计算机视觉领域, 相机成像模型<sup>[14]</sup>常被抽象为小孔成像模型, 该模型包括像素坐标系、图像坐标系、相机坐标系以及世界坐标系。无人机的相机成像模型如图 4 所示。

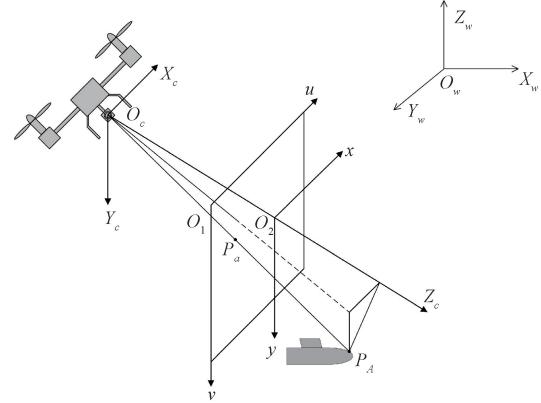


图 4 相机成像模型图

Fig. 4 Camera imaging model diagram

在图 4 中,  $O_1 - uv$  坐标系为像素坐标系, 其原点  $O_1$  位于图像矩阵的左上角, 单位为像素, 值为整数。 $O_2 - xy$  坐标系为图像坐标系, 原点  $O_2$  为像素平面与相机主光轴的交点,  $x$  轴和  $y$  轴分别与像素坐标系中  $u$  轴和  $v$  轴平行, 单位为 mm。 $O_c - X_c Y_c Z_c$  坐标系为相机坐标系, 原点  $O_c$  为相机的光心,  $Z_c$  轴沿着相机的主光轴方向延伸, 穿过图像坐标系的原点  $O_2$ 。 $O_w - X_w Y_w Z_w$  坐标系为世界坐标系。图像中一点  $P_a$  在像素坐标系中的坐标为  $(u, v)$ , 在图像坐标系中的坐标为  $(x, y)$ 。

无人机与船舶之间的垂直高度如图 5 所示。无人机距起飞平面的垂直高度为  $h_1$ , 起飞平面与水面之间的高度为  $h_2$ , 船舶干舷高度为  $h_3$ , 因此, 无人机与船舶之间的垂直高度  $h$  的计算方法如下:

$$h = h_1 + h_2 - h_3 \quad (4)$$

机载相机可进行俯仰角的旋转, 在变化过程中  $Z_c$  轴的方向会发生旋转, 随之船舶上特征点的  $Z_c$  坐标也会发生变化。根据无人机与船舶之间的垂直高度  $h$  和相机的俯仰角  $\phi$  可计算出相机偏转时船舶上某点的  $Z_c$  值, 计算公式如下:

$$y = (v - c_y) \frac{f}{f_y} \quad (5)$$

$$Z_c = h \cos \phi - (y - h \sin \phi) \tan \phi \quad (6)$$

式中:  $c_y$  和  $f_y$  为相机的内参,  $f$  为相机的焦距。

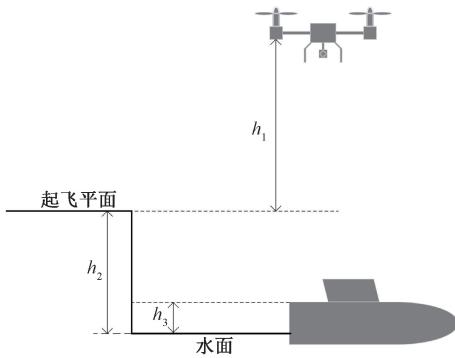


图 5 无人机与船舶间的高度图

Fig. 5 Height diagram of the UAV and the ship

图像中点  $P_a$  转换到相机坐标系下的坐标为  $(X_c, Y_c, Z_c)$ , 转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中:  $f_x, f_y, c_x$  和  $c_y$  为相机的内参。

根据刚体变换关系, 相机坐标系转换到世界坐标系公式如下:

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{b} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{b} = [0 \ 0 \ 0]$ ,  $\mathbf{R}$  为  $3 \times 3$  的旋转矩阵,  $\mathbf{t}$  为  $3 \times 1$  的平移矩阵, 旋转矩阵和平移矩阵可通过无人机的姿态信息和飞行记录信息获取。

## 2.2 最近距离搜索

在船舶靠泊过程中, 船舶与泊位间的最近距离是至关重要的。通过最近距离搜索模块, 可获取船舶与泊位间的最近距离和其所对应的特征点坐标。

使用改进后的 YOLOv8 模型对数据集进行训练, 该模型能够检测靠泊船舶并输出其掩膜信息, 掩膜信息中包含了船舶外轮廓的特征点, 并保存在一个二维数组中。设第一个特征点与泊位间的距离为  $d$ , 第  $i$  个特征点的坐标为  $(X_i, Y_i, Z_i)$ , 与泊位间的距离为  $d_i$ 。当  $d_i < d$  时, 把  $d_i$  的值赋给  $d$ , 并遍历数组中的所有特征点。其原理如图 6 所示。最后可获取船舶与泊位间的最近距离  $d$ 。

若世界坐标系下某一船舶特征点  $P_0$  坐标为  $(X_0, Y_0, Z_0)$ , 根据泊位线的方程可获取泊位线上不重合的两点坐标分别为  $P_1(X_1, Y_1, Z_1)$ 、 $P_2(X_2, Y_2, Z_2)$ , 通过如下公式即可求出特征点  $P_0$  在泊位线上所对应的垂足  $P$  坐标为  $(X_p, Y_p, Z_p)$ :

$$\begin{cases} X_p = X_1 + t(X_2 - X_1) \\ Y_p = Y_1 + t(Y_2 - Y_1) \\ Z_p = Z_1 + t(Z_2 - Z_1) \end{cases} \quad (9)$$

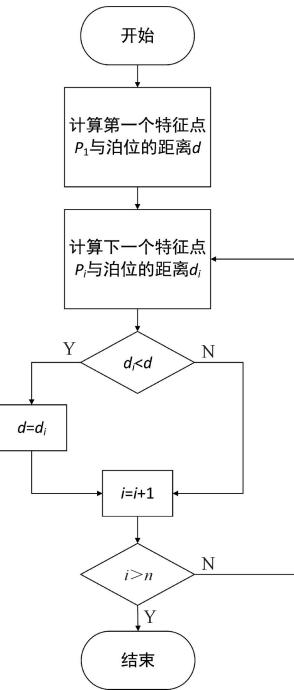


图 6 搜索最近距离原理图

Fig. 6 Search for the nearest schematic diagram

$$t = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{P}}{\|\mathbf{P}\|^2} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{A} = (X_1 - X_0, Y_1 - Y_0, Z_1 - Z_0)$ ,  $\mathbf{P} = (X_2 - X_1, Y_2 - Y_1, Z_2 - Z_1)$ 。

特征点  $P_0$  与泊位之间的实际距离为  $d$ , 计算公式如下:

$$d = \sqrt{(X_p - X_0)^2 + (Y_p - Y_0)^2 + (Z_p - Z_0)^2} \quad (11)$$

最后, 在视频帧中标记出最小距离和其对应的特征点坐标, 以便驾驶员能够直观地看到船舶与泊位的最近距离, 提高靠泊的安全性和效率。

## 3 船舶分割实验与结果分析

### 3.1 船舶数据集

本文从公开的遥感图像数据集<sup>[15]</sup>中提取以船舶为目标的图像, 并从网上搜集了部分无人艇的图像, 共计 4 000 张图像。所有图像均采用 Labelme 软件进行分割标注, 将数据集按照 7:2:1 的比例分为训练集、验证集和测试集, 包含船舶一个类别。

### 3.2 实验环境

本文训练模型所使用的计算机 CPU 为 Intel i5-12500H, GPU 为 RTX 3050 Ti, 运行内存为 16 G, 操作系统为 Windows 11, 实验环境为 python 3.11、CUDA 12.1 及 PyTorch 2.1。使用 YOLOv8n 分割模型的预训练权重及进行迁移学习, 训练过程中的详细参数如表 1 所示。

### 3.3 评价指标

为有效评估图像分割的精度, 本文选取平均精度均值

表 1 训练过程的实验参数

Table 1 Experimental parameters of the training process

参数	参数信息
图片尺寸	640×640
优化器	SGD
训练次数	500
初始学习率	0.01
批量大小	8
权重衰减系数	0.000 5

(mean average precision, mAP)、模型参数量(Params)、每秒检测帧数(frame per second, FPS)作为评价指标。其中 Params 是指模型中参数的数量, FPS 指每秒可以处理的图片数量。计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

$$mAP = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \int_0^1 P(R) dR \quad (14)$$

式中:  $P$  为准确率;  $R$  为召回率;  $TP$  表示实际和预测均为真的数量;  $FP$  表示实际为假, 预测为真的数量;  $FN$  表示实际为真, 预测为假的数量;  $k$  为类别数。

### 3.4 不同注意力机制模型效果对比

为更好地验证加入 EMA 注意力机制后模型的分割效果, 本文在 YOLOv8 分割模型的基础上分别加入了当前广泛使用的几种注意力机制进行比较。分别加入了通道注意力机制 (squeeze and excitation, SE)、自注意力机制 (coordinate attention, CA)、全局注意力机制 (global attention mechanism, GAM)、多头自注意力机制 (multi-head self-attention mechanism, MHSA) 注意力机制进行对比, 实验结果如表 2 所示。

表 2 不同注意力机制对比结果

Table 2 Comparison of results with different attention mechanisms

模型	mAP/ %	mAP50:95/ %	参数量/ M	FPS
YOLOv8n	90.9	60.6	3.258	97
YOLO_SE	89.9	59.2	3.266	84
YOLO_CA	90.7	60.4	3.270	91
YOLO_GAM	91.9	60.8	4.898	99
YOLO_MHSA	91.0	59.9	3.456	92
YOLO_EMA	92.3	61.4	3.259	120

由表 2 可得, 加入 EMA 注意力机制的模型与原始 YOLO 模型相比, mAP 提升了 2.4%, mAP50:95 提升了

0.8%。与其它注意力机制模型相比, 本文模型的 mAP 和 mAP50:95 提升的幅度均较大, 而且模型的参数量增加较小, 仅增加了 0.001 M, 对模型的提升效果最优。根据实验结果, 本文选择在 YOLOv8 分割模型中加入 EMA 注意力机制来提升模型对船舶分割精度。

### 3.5 不同分割模型效果对比

为进一步验证本文所改进算法的有效性, 选取当前主流的一些基础模型和有代表性的先进模型进行对比, 在相同实验条件下使用同一数据集进行对比, 实验结果如表 3 所示。

表 3 不同模型性能对比结果

Table 3 Comparison of the performance of different models

模型	mAP/ %	mAP50:95/ %	参数量/ M	FPS
Mask R-CNN <sup>[16]</sup>	83.9	53.7	—	—
YOLOACT <sup>[17]</sup>	86.1	55.1	—	—
SOLOA <sup>[18]</sup>	87.7	56.2	29.7	114
M S R-CNN <sup>[19]</sup>	86.5	57.2	20.8	95
LV-YOLO <sup>[20]</sup>	83.5	52.6	32.5	109
YOLOv5 <sup>[21]</sup>	88.3	56.6	7.2	125
YOLOv7 <sup>[22]</sup>	88.6	57.5	15.3	113
YOLOv8n <sup>[23]</sup>	90.9	60.6	3.258	97
本文	92.3	61.4	3.259	120

由表 3 可得, 与两阶段分割模型 Mask R-CNN 和 M S R-CNN 相比, 本文的模型在 mAP 和 mAP50:95 方面均有较大的提升。与 YOLOACT、SOLOA、LV-YOLO 先进模型相比, mAP 分别提升了 6.2%、4.6%、8.8%, 具有明显的精度提升。与 YOLOv5n、YOLOv7 和 YOLOv8n 基础分割模型相比, mAP 和 mAP50:95 均有一定程度的提升, 而且模型的参数量较小, 具有较高的分割精度。根据实验结果, 本文加入 EMA 注意力机制后的分割模型, 具有较高的检测精度, 同时保持了较少的模型参数量, 可用于对船舶的高精度分割。

## 4 测距实验与结果分析

### 4.1 实验环境

靠泊距离检测实验采用的实验船, 如图 7(a)所示, 采用的无人机如图 7(b)所示, 详细设备参数如表 4 和表 5 所示, 相机内参矩阵如表 6 所示。靠泊实验在大连市凌水湾码头进行。

### 4.2 实验结果分析

为验证所提方案的测距精度, 在大连市凌水湾码头进行无人艇实验。当无人机与船舶间的垂直高度低于 2 m 时, 无法拍摄整个船体; 当高于 20 m 时, 整个船舶在图像中较小, 存在检测不到的情况。实验时, 起飞平面与水面间的

(a) 实验船  
(a) Experimental vessel(b) 无人机  
(b) UAV

图 7 实验船与无人机

Fig. 7 Experimental ship and UAV

表 4 实验船参数

Table 4 Parameters of experimental ship

参数	数值
船长/m	1.05
船宽/m	0.55
最大速度/(m·s <sup>-1</sup> )	5.00
激光雷达	RoboSense-16
最大吃水/m	0.20

表 5 无人机参数

Table 5 Parameters of UAV

参数	数值
起飞重量/g	595
续航时间/min	30
分辨率	3 840×2 160
定位系统	GPS
焦距/mm	22

表 6 相机内参信息

Table 6 Camera internal parameters

参数	数值
$f_x$	3 596.127 5
$f_y$	3 585.210 5
$c_x$	2 785
$c_y$	1 492

高度为 2 m, 船舶在水中的干舷高度为 0.2 m, 为比较在不同高度下无人机的测距精度, 分别选取无人机高度为 3、8、13、18 m 四个高度。为充分对比测距的精度, 根据不同高度取 10 组测量数据与真实值进行对比, 实验结果如图 8 所示。

由图 8 可得, 船舶在靠泊过程中, 无人机飞行高度为 3 m 时, 利用无人机视觉测得的船舶与泊位间最近距离与实际值的最大误差为 0.07 m, 平均误差为 0.048 m; 无人机飞行高度为 8 m 时, 利用无人机视觉测得的船舶与泊位间最近距离与实际值的最大误差为 0.09 m, 平均误差为

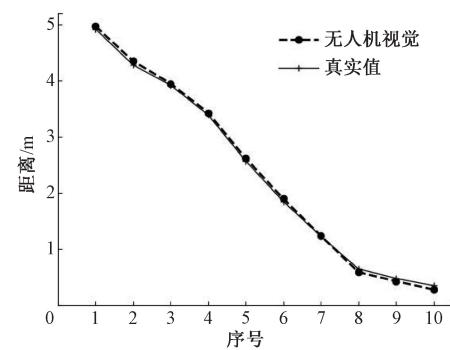
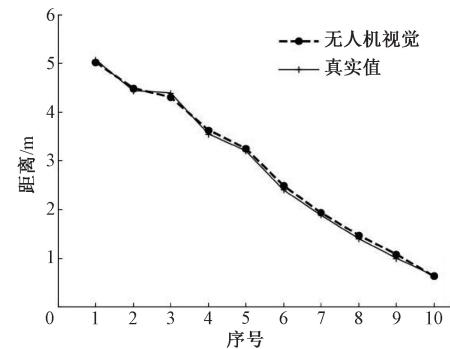
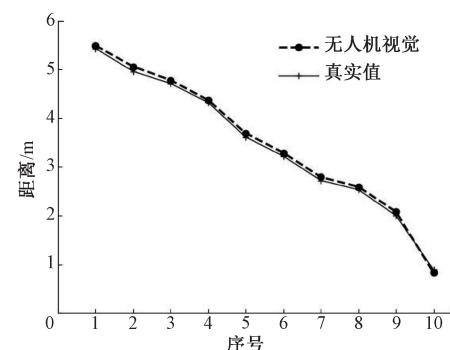
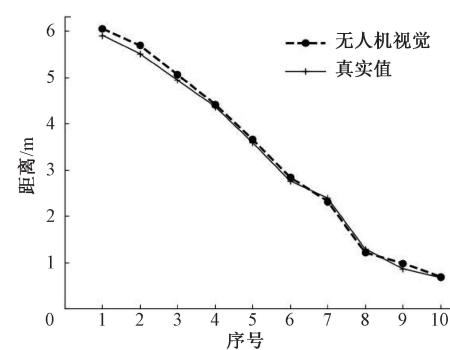
(a) 无人机高度3 m距离对比图  
(a) Comparison diagram of UAV heights at 3 m(b) 无人机高度8 m距离对比图  
(b) Comparison diagram of UAV heights at 8 m(c) 无人机高度13 m距离对比图  
(c) Comparison diagram of UAV heights at 13 m(d) 无人机高度18 m距离对比图  
(d) Comparison diagram of UAV heights at 18 m

图 8 测距实验结果图

Fig. 8 Diagram of the results of the ranging experiment

0.06 m; 无人机飞行高度为 13 m 时, 利用无人机视觉测得

的船舶与泊位间最近距离与实际值的最大误差为 0.1 m, 平均误差为 0.07 m; 无人机飞行高度为 18 m 时, 利用无人机视觉测得的船舶与泊位间最近距离与实际值的最大误差为 0.18 m, 平均误差为 0.09 m。

随着无人机飞行高度的升高, 相机距离船舶越远, 船舶在图像中所占的尺寸越小, 无法捕捉更多的船舶细节。因此, 在能够拍摄整个船舶前提下, 飞行高度不宜过高, 会增大船舶与泊位间最近距离的测量误差。

## 5 结 论

本文提出一种基于无人机视觉的船舶靠泊距离感知方法, 以 YOLOv8 的分割模型为基础, 同时加入 EMA 注意力机制来识别船舶并进行分割, 提取其掩膜信息。然后, 利用区域生长算法和霍夫直线检测算法来提取泊位线。最后, 通过相机成像模型将这些特征点映射到世界坐标系中, 计算船舶与泊位间的水平距离, 并通过最近距离搜索模块获取船舶与泊位间的最近距离。实验结果表明, 加入 EMA 注意力机制的 YOLOv8 模型对船舶的分割精度可达到 92.3%, 船舶与泊位间最近距离的平均误差小于 0.1 m。该方法仅在小型无人船上进行了实验, 接下来将考虑在大型船舶和实际的泊位中进行实验, 以进一步验证该方法在靠泊操作中的可行性。

## 参考文献

- [1] ZHANG H Z, ZHANG Y J, ZHOU ZH Y, et al. Research on autonomous berthing control of MASS based on real time kinematic[J]. Ocean Engineering, 2024, 310(1): 118635.
- [2] SAKAKIBARA S, KUBO M. Ship berthing and mooring monitoring system by pneumatic-type fenders[J]. Ocean Engineering, 2007, 34(8-9): 1174-1181.
- [3] NOMURA Y, YAMAMOTO S, HASHIMOTO T. Study of 3D measurement of ships using dense stereo vision: Towards application in automatic berthing systems [J]. Journal of Marine Science and Technology, 2021, 26(2): 573-581.
- [4] KIM H, KIM D, PARK B, et al. Artificial intelligence vision-based monitoring system for ship berthing[J]. IEEE Access, 2020, 8: 227014-227023.
- [5] PERKOVIC M, GUCMA M, LUIN B, et al. Accommodating larger container vessels using an integrated laser system for approach and berthing[J]. Microprocessors and Microsystems, 2017, 52: 106-116.
- [6] 朱飞祥, 王少博, 邢胜伟, 等. 基于三维激光雷达的沿海泊位码头识别算法[J]. 中国航海, 2020, 43(3): 75-78, 96.
- ZHU F X, WANG SH B, XING SH W, et al. Wharf identification algorithm based on 3D LiDAR [J]. Navigation of China, 2020, 43(3): 75-78, 96.
- [7] CHEN CH, LI Y. Ship berthing information extraction system using three-dimensional light detection and ranging data[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(7): 747.
- [8] MIZUCHI Y, OGURA T, KIM Y, et al. Vision-based markerless measurement system for relative vessel positioning[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2016, 10(6): 653-658.
- [9] 甘兴旺, 魏汉迪, 肖龙飞, 等. 基于视觉的船舶环境感知数据融合算法研究[J]. 中国造船, 2021, 62(2): 201-210.
- GAN X W, WEI H D, XIAO L F, et al. Research on vision-based ship environment perception data fusion algorithm[J]. Shipbuilding of China, 2021, 62(2): 201-210.
- [10] WANG ZH L, ZHANG Y J. Estimation of ship berthing parameters based on Multi-LiDAR and MMW radar data fusion [J]. Ocean Engineering, 2022, 266(5): 113155.
- [11] 李冰, 杜喜英, 王玉莹, 等. 基于改进 YOLOv8n 的变电设备红外图像实例分割算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(10): 151-159.
- LI B, DU X Y, WANG Y Y, et al. Instance segmentation algorithm for infrared images of substation equipment based on improved YOLOv8n[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10): 151-159.
- [12] OUYANG D L, HE S, ZHANG G ZH, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning [C]. 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2023: 1-5.
- [13] ADAMS R, BISCHOF L. Seeded region growing[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(6): 641-647.
- [14] 赫美琳, 高明慧, 李爽, 等. 一种单目相机标定算法研究[J]. 数字通信世界, 2018(5): 11-14.
- HE M L, GAO M H, LI SH, et al. Research on a monocular camera calibration algorithm [J]. Digital Communication World, 2018(5): 11-14.
- [15] LI K, WAN G, CHENG G, et al. Object detection in optical remote sensing images: A survey and a new benchmark[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 296-307.
- [16] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.

- [17] BOLYA D, ZHOU CH, XIAO F Y, et al. YOLACT: Real-time instance segmentation [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 9156-9165.
- [18] SUN Y X, SU L, CHEN Y SH, et al. SOLOA ship instance segmentation algorithm based on attention [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2023, 18(6): 1197-1204.
- [19] HUANG ZH J, HUANG L CH, GONG Y CH, et al. Mask scoring R-CNN[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 6402-6411.
- [20] RANI N G, PRIYA N H, AHILAN A, et al. LV-YOLO: Logistic vehicle speed detection and counting using deep learning based YOLO network[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18 ( 10 ): 7419-7429.
- [21] 翁俊辉,成乐,黄曼莉,等. 基于 CS-YOLOv5s 的无人机航拍图像小目标检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(7): 157-162.
- WENG J H, CHENG L, HUANG M L, et al. Small target detection for UAV aerial images based on CS-YOLOv5s[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(7): 157-162.
- [22] 王子龙,荣杰. 基于 YOLOv7-tiny 改进的遥感小目标检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(7): 65-74.
- WANG Z L, RONG J. Improved remote sensing tiny object detection algorithm based on YOLOv7-tiny[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(7): 65-74.
- [23] 肖恒树,李军营,梁虹,等. 基于改进 YOLOv8 和无人机遥感影像的大田烟株数量检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(9): 163-171.
- XIAO H SH, LI J Y, LIANG H, et al. Detection of tobacco plant numbers in large fields based on improved YOLOv8 and UAV remote sensing imager[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 163-171.

### 作者简介

董瑞恒,硕士研究生,主要研究方向为视觉感知、视觉测量。

E-mail:dongruiheng2000@163.com

张英俊(通信作者),教授,主要研究方向为海上智能运输工程。

E-mail:zhangyj@dlmu.edu.cn

张浩泽,硕士研究生,主要研究方向为船舶运动控制、智能感知。

E-mail:zhz11@dlmu.edu.cn

鲁洪瑞,博士研究生,主要研究方向为智能船舶感知、传感器融合。

E-mail:lu450619968@dlmu.edu.cn