|  |
| --- |
| **YOLOv8实现缆索分割** |
| 一、问题描述 |
| 缆索是悬索桥的关键承载构件，其健康状况直接影响整个悬索桥的安全运行，需要定期对缆索受力状况进行监测。基于振动的缆索受力估算法因其简便性而经常被采用。该方法利用振动来估算缆索受力，必须确定缆索的动态参数（如振动和固有频率）。  本研究利用Yolov8模型实现缆索高分辨率语义分割，生成仅包含缆索的新图像，进而可以对缆索振动进行测算。 |
| 二、模型介绍 |
| YOLOv8 模型是 Ultralytics 团队与众多贡献者们，在YOLO v5模型的框架基础上，吸收加入了众多优秀模块，改进了多个模型结构，而提出的一个实时多任务模型。它更进一步提高了模型性能和通用性，在边缘设备部署和工业应用方面的效果远远超过其他模型。 YOLOv8根据不同的架构规模进行划分，包括n、s、m、l、x五种规模，其中模型参数量和精度呈正相关关系。使用者可以根据不同的场景和计算能力要求选择合适的模型规模。YOLOv8模型的架构主要包括三大模块：Backbone主干网络、Neck瓶颈结构以及Head输出头。这些模块共同构成了整个模型的基础架构。 下图显示了 YOLOv8 实例分割模型的结构图。  图正在画。。。  YOLOv8的主干网络接收经过Mosaic数据增强、自适应锚框计算和自适应图片缩放后的输入数据。这些数据经过若干层普通卷积以及 CSPLayer层进行特征提取，最终通过SPPF模块进行快速的金字塔池化，完成主干网络部分的特征提取。主干网络的设计参考了YOLO v7 ELAN模块多堆叠的设计思想，将YOLOv5的C3结构替换成了梯度流更丰富的C2f结构。具体来看，C2f模块的CSP结构通过对通道维度进行二分，减少了一次卷积过程，这样一来，C3模块中的三次卷积变为两次，从而加快了网络速度，同时保证了多维度信息的提取能力。  Neck 层继承了YOLOv5 经典的 PAFPN 架构，相较于基础的FPN结构，增加了一条自下而上的路径用于聚合信息。这样的设计弥补了FPN结构深层信息缺乏、浅层细节信息不足的问题，提高了多尺度特征的提取能力，使得模型在各个层次上都能学习到更准确的细节特征。同时，YOLOv8的Neck层中，原本YOLOv5 中的C3模块也被替换为了速度更快的C2f模块，加速了特征融合过程。  Head部分相较于YOLO v5而言，实例分割中的检测任务将分类和检测头分离，替换为当下主流的解耦头结构 (Decoupled-Head)，同时也从基于锚框 (Anchor-Based)方法替换为了无锚框(Anchor-Free)方法。实例分割中的分割任务则是采用思想来源于YOLACT的原型生成方式，通过生成一组原型masks以及每个实例的mask coefficients，经过线性组合来生成实例的分割结果。YOLOv8同时也抛弃了过往版本的IOU匹配或单边比例分配方式，转而使用了正负样本匹配方式(TaskAligned Assigner)。该方法根据分类与回归的分数加权值进行排序来选择Top K个正样本。加权值align metric计算公式如下：  其中为所有像素点对应的分类得分，为所有像素点预测box与标签box 的IOU得分，和为用于控制权重的超参数。  YOLOv8 在损失函数计算过程中，除分类分支继续沿用二元交叉熵损失(BCE Loss)外，在回归分支还额外引入了DFL(Distribution Focal Loss)损失函数，以更好的处理类别间不平衡问题。DFL 损失函数来自于论文 Generalized Focal Loss，通过对边界框的回归值从单一确定值（狄拉克分布）改进为一定范围内的任意概率分布，从而实现更好的 Focal Loss 损失计算。 DFL 损失函数的使用让YOLOv8得以快速聚焦到标签的附近值，使得标签处的概率密度尽可能变大，从而提高网络分布聚焦能力。 |
| 三、方法实现及结果分析 |
| 1、数据准备：  对有限的图像进行增强，采用随机翻转、裁剪、多尺度变换和噪声干扰的随机组合来扩展数据集。  13_138  ①原图  13_10  ①模糊 ②翻转  13_40613_43  ①变色 ②旋转  得扩展后到总共15000张图片，将其按照8：2进行随机划分，12000张图片用于训练，3000用于验证。  ②训练模型：使用YOLOv8在COCO数据集上进行大规模训练得到的预训练模型，加速训练过程，并且提高模型的泛化能力和性能。设置输入图像大小为1080，模型训练100 epoch，分割损失如下，损失下降先快后慢，在90 epoch时又快速下降，最终趋向于0。    在验证集上测试模型得到Mask Precision-Recall Curve，评估语义分割模型的好坏，曲线下面积较大，则语义分割效果较好。  MaskPR_curve  绘制mAP50和mAP50-95曲线，则使用 IoU阈值为0.5来计算的平均精度（mAP）的值接近1，考虑IoU阈值从0.5到0.95范围内的所有可能值时，计算得到的平均精度（mAP）的值接近0.85，语义分割效果较好。    输入图像尺寸对结果是有影响的，输入图像尺寸为640时，分割结果并不是完全贴合缆索边界（如下右图），输入图像尺寸改为1080再次训练后，结果得到改善。  12_79012_790  1080 640  分割结果部分展示： |