

基于 YOLOv5s 模型的光纤振动传感事件精准检测研究

薛康^{1,2,3}, 刘琨^{1,2,3*}, 江俊峰^{1,2,3}, 王双^{1,2,3}, 徐天华^{1,2,3}, 孙振世^{1,2,3}, 李斯晨^{1,2,3}, 黄悦朗^{1,2,3}, 靳喜博^{1,2,3}, 刘铁根^{1,2,3}

¹天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;

²天津大学光电信息技术教育部重点实验室, 天津 300072;

³天津大学光纤传感研究所, 天津 300072

摘要 通过将双马赫-曾德尔干涉仪(DMZI)分布式光纤振动传感系统和四旋翼无人机(UAV)监测系统融合,设计了一种基于 YOLOv5s 模型的多类别光纤振动传感事件精准检测方案。首先,通过地面站 QGroundcontrol 将 DMZI 与 UAV 进行联动控制。其次,将二维振动信号时频谱与无人机捕捉的对应原始图像共同送入 YOLOv5s 卷积神经网络模型进行识别检测。最后,为验证所提精准检测方案的有效性和可行性,对 5 种常见的传感模式进行实际应用环境下的实验测试与分析。实验结果表明,所提出的精准定位检测方案对 5 种传感模式的平均精度均值(mAP)可达 96.6%,并且其平均识别检测时间可控制在 5 ms 内。

关键词 传感器; 光纤光学; 光纤传感; 融合传感; 事件识别; YOLOv5s

中图分类号 TN253

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS0228001

1 引言

分布式光纤振动传感系统是一种基于安全监测技术的前置报警系统,可对光纤链路上的振动事件实现连续分布式检测与测量^[1-5]。分布式光纤振动传感系统具有定位精度高、监测范围大以及安装简易等优势,目前其已在振动传感检测领域取得了广泛应用,诸如长距离油气管道泄漏检测、输电网安全监测以及周界安全监控等^[6-8]。然而,分布式光纤振动传感系统应用环境的复杂性和多样性,导致其在实际应用中仍面临可靠性低和稳定性差等不足^[9]。为此,近年来相关学者相继提出了分布式光纤振动传感系统与人工智能(AI)相结合的智能感知检测方案,即基于 AI 实现多类别光纤振动传感模式的精准识别与检测,从而提升其在实际工程应用中的可靠性和稳定性。

田苗^[10]基于经验模态分解的信号特征处理方案,通过径向基函数神经网络实现了 4 种振动事件的识别与检测,且其平均识别准确率达 85.75%,但是该检测方案提取信号特征的过程复杂,导致其处理实时性较差。Huang 等^[11]提出一种基于频域滤波器组的信号特征提取方法,通过径向基函数分类器实现了两种常见振动事件的精准检测。然而,基于频域滤波器组进行

信号特征提取涉及复杂的信号处理和运算过程,致使该方案的精准检测实时性仍具有一定的不足。此外,由于该方案的信号特征向量只包含单一维度的频域信息,故其很难对更多类别的振动传感事件进行精准检测。为进一步提升智能检测方案的精准检测性,Wu 等^[12]基于卷积神经网络的深度学习检测模型实现了对 5 种常见传感事件的识别与分类检测,并获得高达 98% 的平均识别检测率。然而,该检测模型在信号预处理阶段需要对传感信号进行特定的分解处理。李玉等^[13]提出一种基于周界安防系统和摄像头联动的入侵识别方案,该方案虽然可以准确且形象地捕捉入侵事件的类型,但存在成本高、效率低和被动检测等不足。综合分析可知,现有 AI 检测方案均可对多类别扰动模式进行精准的感知检测,但均涉及复杂的信号预处理运算,从而在一定程度上降低了 AI 检测方案在实际应用中的鲁棒性。

为有效解决上述智能检测方案的不足,本文提出一种基于 YOLOv5s 模型的多类别光纤振动传感事件精准识别检测方案。首先,基于双马赫-曾德尔干涉仪(DMZI)分布式光纤振动传感系统和四旋翼无人机(UAV)监测系统,设计了一种二者结合的 DMZI-UAV 融合型分布式光纤精准安防监测系统。当有人

收稿日期: 2022-06-27; 修回日期: 2022-07-27; 录用日期: 2022-08-01; 网络首发日期: 2022-08-10

基金项目: 国家自然科学基金(61922061,61735011,61775161)、国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ030915)、天津市自然科学基金杰出青年科学基金(19JCJQJC61400)

通信作者: beiyangkl@tju.edu.cn

侵事件发生时,无人机会自动起飞到入侵位置并进行拍照。其次,利用短时傅里叶变换(STFT)将采集到的振动信号进行二维时频谱转换,并将其与无人机拍摄的入侵图像共同送入YOLOv5s模型进行识别与分类检测。最后,通过一系列的现场测试对所提出的检测方案进行了有效性和可行性的验证。实验测试结果表明,所提出的智能精准感知检测方案能够有效地对敲击、摇晃、踢、轰砸和无入侵5种传感事件进行精

准识别,并且相比于已报道的智能感知检测方案,所提方案具有更高的识别准确率和更快的识别检测速度。

2 基本原理

2.1 DMZI-UAV 融合型安防系统

由DMZI和UAV系统共同设计搭建的DMZI-UAV融合型安防系统原理如图1所示。

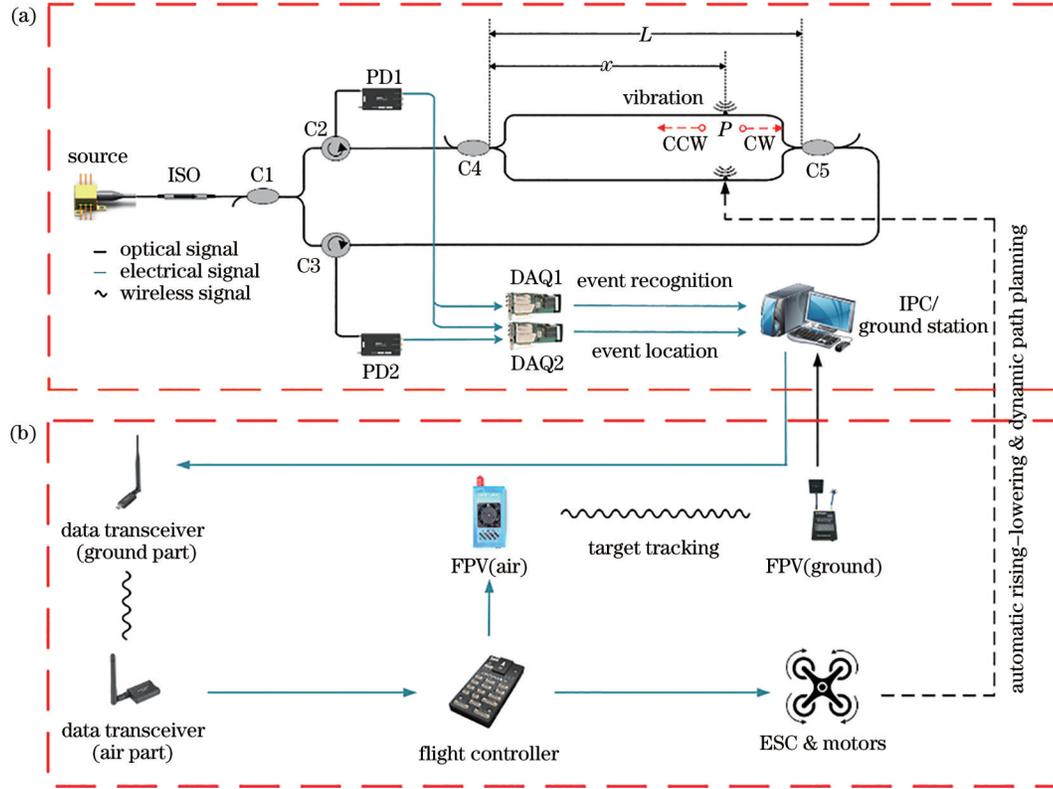


图1 DMZI-UAV融合型安防系统原理图。(a) DMZI结构图;(b) UAV结构图

Fig. 1 Schematic of DMZI-UAV fusion security system. (a) DMZI structure diagram; (b) UAV structure diagram

图1(a)所示的DMZI型分布式光纤振动传感系统中,光源激光器为窄线宽激光器(线宽 ≤ 50 kHz,中心波长为1550 nm)。激光器输出的连续激光信号经单向光纤隔离器ISO传输后,由3 dB光纤耦合器C1等分为两路光信号。一路光信号经环形器C2传输后顺时针进入由耦合器C4和C5构成的马赫-曾德尔光纤干涉仪中;而另一路光信号则经环形器C3传输后逆时针进入由耦合器C4和C5构成的马赫-曾德尔光纤干涉仪中。在马赫-曾德尔光纤干涉仪中,顺时针传输和逆时针传输的两束光波信号经光纤链路的传感与传输后,分别在对应的耦合器即C4和C5处产生干涉。两路干涉信号再次经环形器C2和C3分别传输后,由对应的光电探测器PD1和PD2探测与转换。特别地,当有振动事件作用于传感光纤链路时,到达探测器PD1和PD2的振动信号会形成固定的时延差。基于此,通过互相关时延估计算法即可求解出具体的振动位置信息。利用高速数据采集卡DAQ对上述光电探测器

PD1和PD2输出的传感电信号进行采集。DAQ1用于对振动事件进行模式识别,DAQ2用于对振动事件进行定位。最后,由工控机(IPC)对数据进行处理和分析。

若传感光纤链路的总长度为 L ,振动事件作用于3 dB光纤耦合器C4的 x 米处,则携带有振动信息的干涉光信号到达探测器PD1和PD2的时延差为: $\tau = t_{L-x} + t_L - t_x$,其中 t_x 、 t_{L-x} 和 t_L 分别为光波信号通过光纤 x 、 $L-x$ 和 L 处的传输时间。根据时延差 τ 与传输距离的关系, x 的计算公式可表示为

$$x = L - \frac{c \cdot \tau}{2n}, \quad (1)$$

式中: c 表示光波在真空中的传播速率,约为 3×10^8 m/s; n 表示传感光纤的固有折射率。对于DMZI分布式光纤振动传感系统,由于其两路干涉信号由同一振动事件引起,因此可通过广义互相关时延估计算法计算出时延值 τ ,从而解析出其具体的振动位置信息。

图 1(b)为 UAV 系统的配置结构图。当有振动事件作用于传感光纤链路时,地面站首先将 DMZI 分布式光纤振动传感系统解调出的具体振动位置信息通过数传(data transceiver)传输给无人机的飞行控制器(flight controller) pixhawk4。然后, pixhawk4 根据地面站发出的联动控制指令自动起飞,即通过控制电调电机(ESC&Motors)按照地面站规划的路径飞行。特别地,当无人机飞行至扰动点时,其搭载的摄像头可自动对振动位置周边环境进行实时画面捕捉和拍摄,并通过图传(FPV)将实时图像信息回传到地面站。最后,利用工控机对 DMZI 分布式光纤振动传感系统获取的振动信号和无人机捕捉的监测图像信息进行统一处理和分析。

2.2 一维振动信号的二维时频谱转化

在传统的智能识别检测方案中,手动特征方案不能直接处理原始数据,致使其在具体的识别检测过程中通常需要对原始传感信号进行有效特征提取,从而

降低了智能识别检测过程的实时性和通用性^[14]。为有效克服传统手动特征方案的不足以及提升信号预处理的时效性,本研究首先将一维时序振动信号通过 STFT 转换为二维时频谱,然后将二维时频谱送到深度学习模型中自适应提取振动信号的时域特征、频域特征以及空间域特征等,最后通过分类器即可实现振动模式的识别与检测。这种一维振动信号的二维化特征增强方法在扩充原始传感特征信息维度的同时,也可有效提升深度学习模型自适应提取传感信号典型有效特征的能力。

STFT 的转换过程如下:首先,选择固定长度的窗函数对时域信号进行截取;然后,将时域信号与固定长度的窗函数相乘,窗内的时域信号可以近似看作是平稳信号;最后在窗内进行傅里叶变换,即可得到信号的瞬时频谱。通过窗函数在时间轴上不断平移,可得到整个时间域的频谱^[15]。图 2 为一维时序信号转换为二维时频谱的示意图。

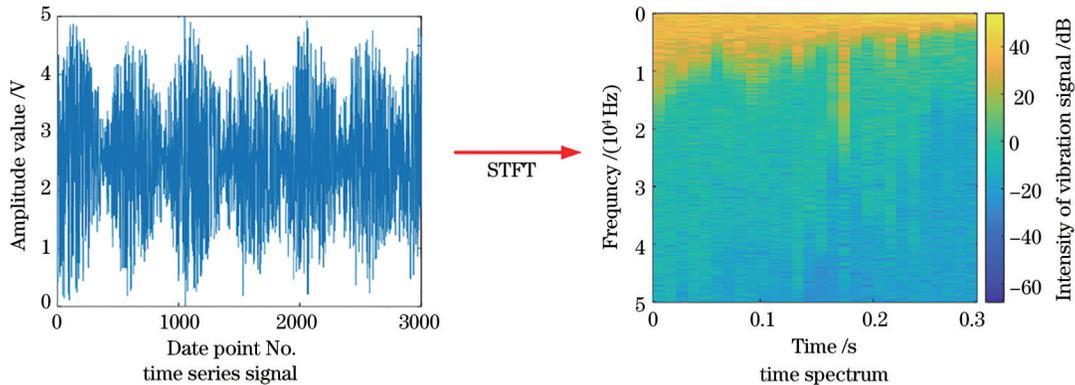


图 2 将信号从时间序列转换为时频谱图

Fig. 2 Transition of signal from a time series to a time spectrogram

若 DMZI 分布式光纤振动传感系统获得的传感信号为 $x(t)$, 其中 $0 \leq t \leq T$, 且 T 为采样间隔时间, 则 $x(t)$ 经 STFT 得到的时频谱 $F(\tau, f)$ 可表示为

$$F(\tau - f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega(t - \tau) \exp(-i2\pi ft) dt, \quad (2)$$

式中: τ 为时移; f 为频率; $\omega(t - \tau)$ 为汉明窗函数。将汉明窗的窗长设置为 2028, 步长为 1024, 设置 DMZI 分布式光纤振动传感系统的采样速率为 $100 \text{ kSa} \cdot \text{s}^{-1}$ 且采样间隔为 0.3 s , 则对一帧时序信号图像进行 STFT 后即可得到 $1025 \times 28 \times 3$ 的时频谱图。

3 YOLOv5s 网络模型

根据文献[16], 基于深度学习的目标检测算法可分为两阶段的目标检测算法和单阶段的目标检测算法。基于候选区域的 R-CNN 及其变体属于两阶段目标检测器, 使用选择性搜索法来获取候选框, 再进行特征提取和分类。这种方法以高精度的优点得到广泛应用, 但其通常不能满足快速检测的要求。相比于两阶

段目标检测器, 单阶段目标检测器如 YOLO 检测器及其变体舍弃了 R-CNN 中的提取候选框阶段, 直接采用回归的方法对图像进行分类, 故通常具有检测速度快的优势。YOLO 检测器成为深度学习领域中第一个能够实时检测的算法。同时, YOLO 模型使用参数迁移学习对特征提取网络进行预训练, 大大提高了学习效率。鉴于此, 在实际工程应用中, 通常选取 YOLO 算法进行快速目标检测。

基于以上分析, 本文采用 YOLO 系列的最新算法——YOLOv5 对原始信号 STFT 时频图和无人机拍摄图两种类型的图像进行识别与检测。YOLOv5 是由 Ultralytics LLC 公司发布的基于 YOLOv3 的改进版本^[17]。与前几代 YOLO 版本和其他网络相比, YOLOv5 在结构和权重文件更小的基础上, 且具有训练速度更快和检测精度更高的突出优势, 故可较好地满足实际工程检测应用的需要。YOLOv5 算法包含 4 种网络结构: YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x。这 4 种结构的整体框架是一样的, 区别仅

在于模型深度和宽度的不同。其中 YOLOv5s 的模型深度和宽度较小,在保证高识别率的前提下仍然可以保持很快的识别速度,满足了实际检测的需求,因此本文选用 YOLOv5s 模型。YOLOv5s 的网络结构如图 3 所示,该结构由 Input、Backbone、Neck、Head 组成^[17]。数据集中的图片首先进入 Input 中进行一系列数据预

处理,然后进入 Backbone 部分对特征图进行信息提取,并在 Neck 网络中对提取的信息进行多尺度特征融合,最后在 Prediction 部分从特征图中对目标进行检测和分类。图 3 中 Conv 为卷积层, BN 为批标准化, Leaky ReLU 表示带泄漏的线性整流函数, Maxpool 为最大池化层。

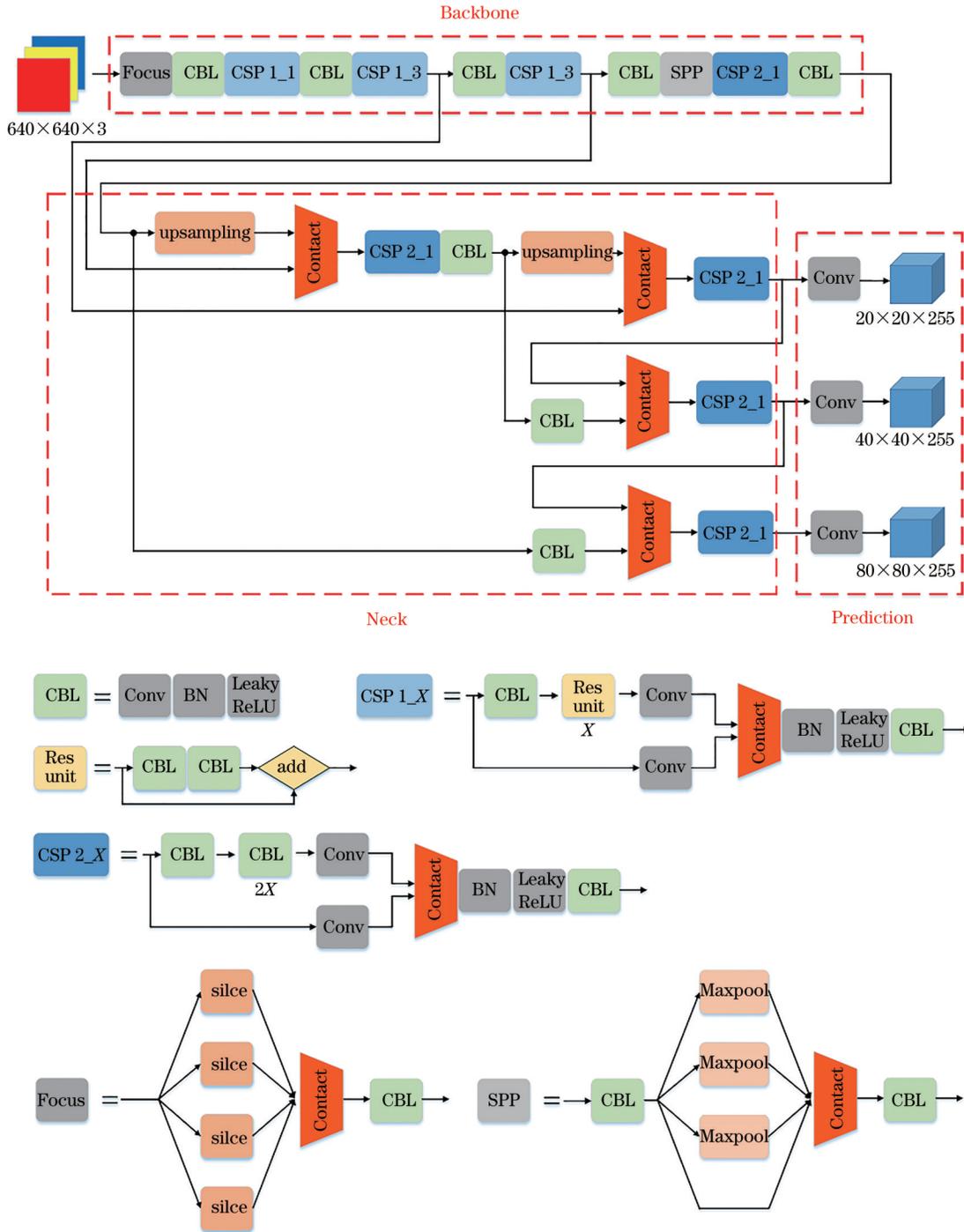


图 3 YOLOv5s 网络结构示意图
Fig. 3 Schematic of YOLOv5s network structure

3.1 Input

为了提升模型的鲁棒性,对输入的图片进行 Input 处理。Input 主要包括 Mosaic 数据增强、自适应锚框计

算和自适应图像缩放 3 个部分。Mosaic 数据增强参考了 2019 年提出的 CutMix 数据增强方式,采用随机剪裁、随机缩放和随机排布的方式将 4 幅图像拼接在一

起获得一张新图。然后将新图上传到神经网络中作为训练图像,等效于同时传入 4 幅图像作为训练样本。在目标检测过程中,输入的图片尺寸不一,根据先验知识,将输入网络的图片尺寸统一到一个尺寸时,检测效果会更好。但是如果简单地使用 `resize`,则容易造成图片失真。可采用 `letterbox` 自适应图片缩放技术,即将图片中最长的边缩放到目标尺寸,然后用灰框将短边补齐。

3.2 Backbone

Backbone 网络是一种卷积神经网络,主要用于特征图的信息提取,由 Focus、CSPNet 和 SPP 结构构成。Focus 结构的主要作用是对图片进行切片操作。以 YOLOv5s 为例,原始 $640 \times 640 \times 3$ 的图像经过切片操作后变成 $320 \times 320 \times 3$ 的特征图,再经过一次 32 个卷积核的操作,最终得到无信息丢失的 $320 \times 320 \times 32$ 的特征图。跨阶段局部网络(CSPNet)从网络设计的角度解决了以往的工作需要进行大量推理计算的问题^[18-19]。YOLOv5s 中设计了两种 CSP 结构,CSP_1 应用于 Backbone,CSP_2 应用于 Neck。Backbone 网络

中的 CSP 网络包括一个或多个 Res 单元,而 Neck 的 CSP 网络用 CBL 模块来代替 Res 单元。SPP 模块是空间金字塔池化模块,采用 5×5 、 9×9 和 13×13 这 3 个尺度的最大池化进行多尺度特征融合,这样可得到更为丰富的特征。在池化过程后,通过 Concat 将输出进行通道拼接,最后经过卷积层对其进行降维处理。

3.3 Neck

Neck 网络中生成了 3 种特征图,如图 4 所示。它们的尺寸分别为 80×80 、 40×40 和 20×20 。Neck 网络融合了这 3 种尺寸的特征图,减少了信息的丢失,从而获得更多的特征信息。在融合过程中,使用 FPN 和 PAN 的特征金字塔结构进行多尺度特征融合,如图 4 所示。其中上层特征图由于网络层更深,包含的语义特征更强;下层特征图由于经过的卷积层数较少,图像的定位特征更强。FPN 结构是自顶而下的,将上层特征信息通过上采样和底层特征融合得到特征图;PAN 结构自底向上进行上采样,将下层的强定位特征传递上去。这两种结构共同增强了 Neck 网络的特征融合能力。

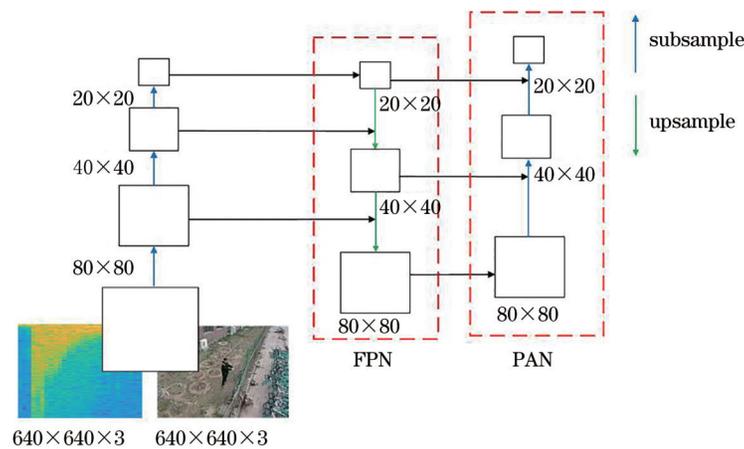


图 4 Neck 网络示意图

Fig. 4 Neck network diagram

3.4 Prediction

Prediction 包括 Bounding Box 损失函数和非极大值抑制(NMS)。在 YOLOv5 网络中采用 GIoU 损失函数作为 Bounding Box 的损失函数,解决了预测框和真实框不相交所导致的梯度为 0 的问题,从而极大地提高了预测框和真实框回归收敛的速度和精度。在测试阶段,使用加权 NMS 增强了对多个目标和遮挡目标的识别能力,并获得了最佳的目标检测图像。

Neck 网络最后生成了 3 种特征图,尺寸分别为 $80 \times 80 \times 255$ 、 $40 \times 40 \times 255$ 和 $20 \times 20 \times 255$,其中 255 为通道数。特征图的尺寸越大,特征图中每个网格单元对应的图像面积越小。这表明 $80 \times 80 \times 255$ 的特征图适用于小目标检测, $20 \times 20 \times 255$ 的特征图适用于大目标检测。输出部分从这些特征图中对目标进行检测和分类。

3.5 评价指标

为了评估 YOLOv5s 模型检测结果的有效性和可行性,在实际应用中通常采用精度(P)、召回率(R)、 F_1 值、平均精度(AP; η_{AP})、平均精度均值(mAP; η_{mAP})和推理时间作为评价指标。精度表示识别为正确分类中真正正确的比例,召回率表示给定正确样本中被识别为正确样本的比例。 F_1 值表示精度和召回率的调和平均值,可用于对模型的识别与分类能力进行中和评估。在一个固定的交并比(IoU)下,给定目标会根据不同的置信度得到不同的精度和召回率,通过对精度和召回率进行插值,生成的连续曲线就是精度-召回率(PR)曲线。AP 通过给定目标类别的 PR 曲线与横纵坐标所围成的面积来表示模型在不同置信度下的综合性能。AP 值越高,模型的检测性能越好。每个 IoU 对应不同的 AP,AP@0.5 表示 IoU 取 0.5 时的 AP,

AP@0.5:0.95 表示 IOU 取 0.5 到 0.95 时的平均 AP, 步长为 0.05^[20]。mAP 用来表示所有类别中的 AP 的平均值。推理时间描述了模型对单幅图像检测时所需的时间。根据文献[21], 精度、召回率、 F_1 值、 η_{AP} 和 η_{mAP} 的定义为

$$P = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}}, \quad (3)$$

$$R = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}}, \quad (4)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}, \quad (5)$$

$$\eta_{AP}(C) = \sum_{i \in J} P_i(R, C, I) \quad (6)$$

$$\eta_{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \eta_{AP,j}, \quad (7)$$

式中: n_{TP} 表示标签为正样本, 分类为正样本的数目; n_{FP} 表示标签为负样本, 分类为正样本的数目; n_{FN} 表示标签为正样本, 分类为负样本的数目; N 为类别数量; C

为某一类型; f 为置信度; I 为交并比。

4 实验结果与讨论

为验证针对多类别光纤振动传感事件精准检测方案的有效性和可行性, 根据图 1 所示的 DMZI-UAV 融合安防系统结构搭建了实验测试系统。其中光源激光器的输出功率为 3.5 mW。用于事件识别的 DAQ1 数据采样率设为 1 kHz, 采样时间为 3 s。用于事件定位的 DAQ2 数据采样率设为 10 MHz, 采样时间为 0.3 s。无人机的飞控为 pixhawk4, 机架为 S500, GPS 为 M8N 定位模块, 摄像头为三体-MIPI 摄像头, 加速度计选用 TDK ICM-20689 型号, 并选择 2216 型号的电机和 40 A 电调。在实验测试过程中, 将长为 2.25 km 的多芯铠装光缆 (共 6 芯) 以正弦的方式铺设在周界围栏上, 并对图 5(a) 所示的 5 种典型传感模式进行测试, 即分别进行无入侵、晃动、敲击、轰砸以及脚踢传感事件测试。

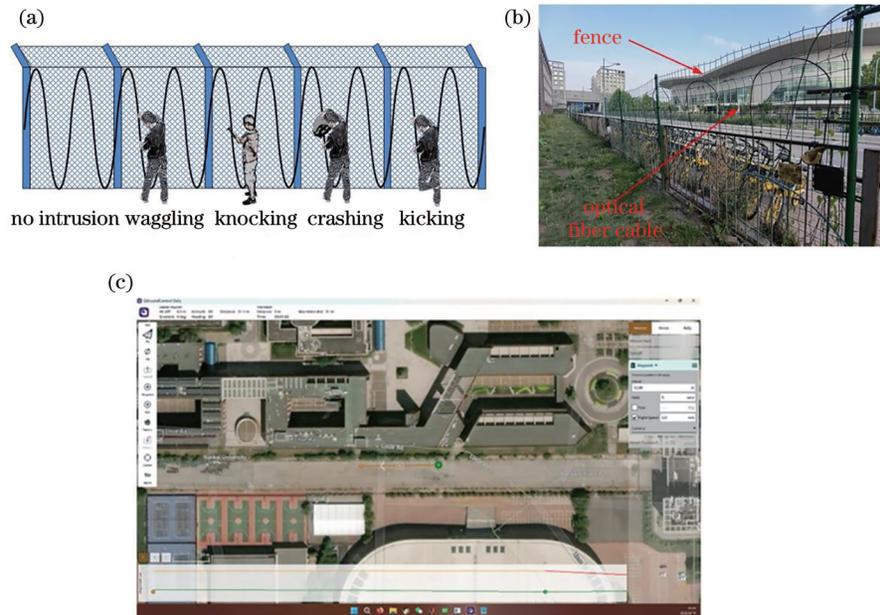


图 5 实际实验图。(a) 5 种典型的传感事件: 无入侵、摇晃、敲击、轰砸和攀爬; (b) 室外实验场景图: 围栏和光缆; (c) QGroundcontrol 界面

Fig. 5 Actual experimental drawings. (a) Five typical sensing events: no intrusion, wagging, knocking, crashing, and kicking; (b) outdoor experimental scene diagram: fence and optical fiber cable; (c) QGroundcontrol interface

4.1 图像预处理

由 2.2 节可知, 在图像输入 YOLOv5s 模型之前, 首先需要对分布式光纤振动传感系统采集的一维时间序列信号进行 STFT 变换, 以得到对应的二维时频谱即尺寸为 $1025 \times 28 \times 3$ 的时频谱图。图 6 所示为由 DMZI 分布式光纤振动传感系统采集的 5 种传感振动事件的一维时序信号图及其对应的二维时频谱图。

由 STFT 的定义可知, 转换得到的二维时频谱图同时包含振动信号的时域特征信息和频域特征信息。从图 6 可以看出, 4 种振动信号对应的时域波形具有高

度相似性, 但其对应的具体时频谱分布则具有明显的差异性, 说明了基于 STFT 进行一维振动信号预处理的有效性和可行性。

根据智能识别检测原理, 基于深度学习模型进行智能多类别光纤振动传感事件精准检测时, 构建的训练数据库越大, 则学习训练的分类模型越准确。鉴于此, 在此次实验测试中, 所用原始数据集的图像由两部分组成, 即一维振动传感信号对应的二维 STFT 频谱图和由无人机搭载摄像头所拍摄的实时图像, 如图 7 所示。根据设计的 DMZI-UAV 融合安防系统检测原

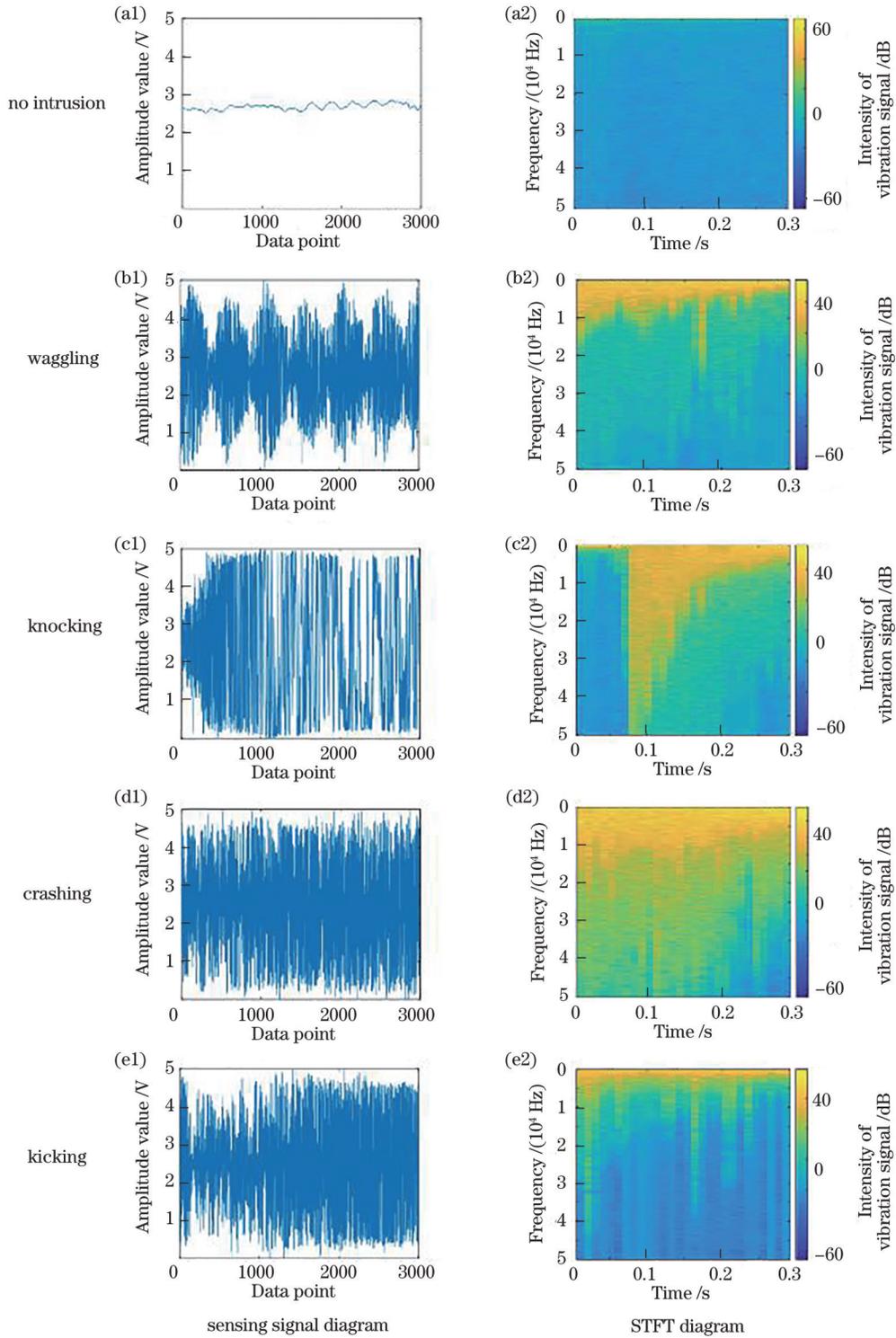


图 6 5 种典型的传感信号及其对应的 STFT 时频图

Fig. 6 Five typical sensing signals and their corresponding STFT time-frequency diagrams

理,当无入侵振动事件作用于传感光缆时,无人机将处于静止状态,故此次实验中无人机拍摄的图像只包括 4 种人为入侵振动事件的实时图像。在进入卷积神经网络训练之前,利用 3.1 节所述的方法对这两部分原始图像进行预处理,从而丰富原始数据集,提升网络的鲁棒性。

4.2 神经网络训练

根据图 5 所示的实验条件,在实际测试过程中采

集并处理了 5800 个样本来验证所提模型的可行性和有效性。其中分布式光纤振动传感系统所采集的数据集大小为 3000,无人机所拍摄的数据集大小为 2800。每个人入侵事件采集的样本数如表 1 所示。训练数据、验证数据和测试数据按 8:1:1 的比例随机设置和选取,且数据间不存在重叠。

在训练阶段,使用 YOLOv5 官方提供的权重参数作为模型的初始化参数,使用自制数据集对参数进行

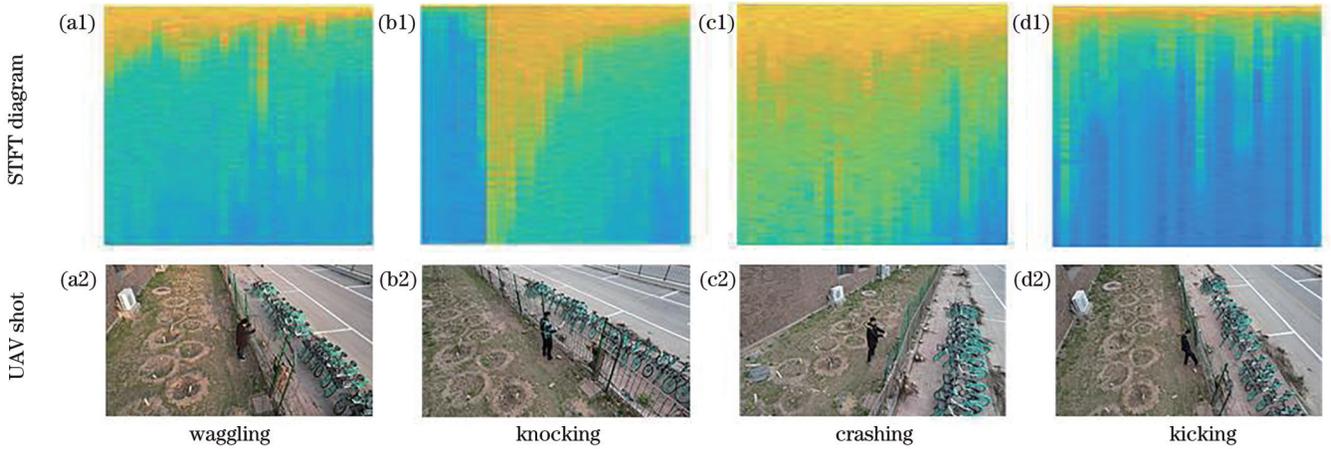


图 7 4 种典型入侵事件的 STFT 图及相应的无人机拍摄图

Fig. 7 STFT diagrams and corresponding UAV images of four typical intrusion events

表 1 实验选取的样本数量

Table 1 Number of samples selected for the experiment

Type	No intrusion	Wagging	Knocking	Crashing	Kicking
STFT	600	600	600	600	600
UAV	0	700	700	700	700
Total	600	1300	1300	1300	1300

表 2 实验参数表

Table 2 Experimental parameter table

Parameter	Value
Learning rate	0.0032
Momentum	0.843
Weight decay rate(decay)	0.00036
Batch size	32

微调,使得训练出的模型具有最优的检测效果。最终的 YOLOv5s 模型的实验参数如表 2 所示。

将带标签的训练集和验证集图像在调参完毕的 YOLOv5s 网络模型中训练 150 epochs,则可生成相应

的最佳训练结果权重文件 best.pt。5 种入侵事件在该模型中的训练结果如图 8 所示。从训练结果可以看出,在大约 100 epochs 后,分类损失和定位损失都趋于稳定,并且 mAP@0.5:0.95 也基本保持在 90% 以上。

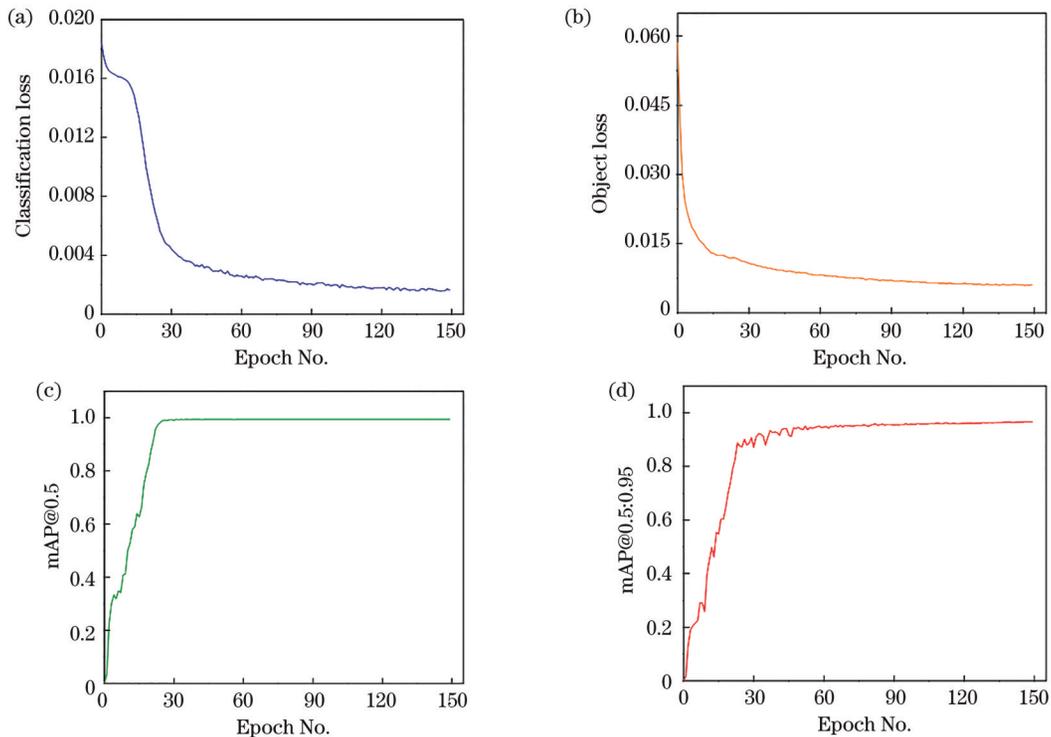


图 8 5 种典型事件的训练结果图。(a)分类损失;(b)定位损失;(c) mAP@0.5;(d) mAP@0.5:0.95

Fig. 8 Training results for five typical events. (a) Classification loss; (b) object loss; (c) mAP@0.5; (d) mAP@0.5:0.95

4.3 测试结果与分析

按照 4.2 节的训练方式,可得到对应的训练模型。为了验证训练模型的有效性,对其进行测试数据集验证,并通过 3.5 节所述的分类评价指标—— P 、 R 和 F_1

进行具体评判。与此同时,将原始数据输入所提模型进行测试,并将原始数据转换为梅尔时频谱后与无人机拍摄的图像一起输入所提模型进行对比测试,结果如表 3 所示。

表 3 3 种不同数据集的识别与分类结果对比

Table 3 Comparison of recognition and classification results of three different datasets

Condition	Event type	$P / \%$	$R / \%$	$F_1 / \%$
One-dimensional raw data mAP@0.5:0.95 80.5%	Label 1	82.4	83.6	83.0
	Label 2	81.7	80.2	80.9
	Label 3	82.5	82.2	82.3
	Label 4	84.5	85.0	84.7
	Label 5	84.3	83.8	84.0
Mel spectrum + UAV images mAP@0.5:0.95 91.2%	Label 1	93.2	93.7	93.4
	Label 2	94.3	92.9	93.6
	Label 3	95.6	92.4	94.0
	Label 4	94.9	95.1	95.0
	Label 5	95.5	95.7	95.6
STFT+UAV images mAP@0.5:0.95 96.6%	Label 1	100.0	99.7	99.8
	Label 2	99.2	97.7	98.4
	Label 3	99.9	97.4	98.6
	Label 4	99.0	100.0	99.5
	Label 5	100.0	99.3	99.6

由表 3 可知,原始一维数据的整体识别性要明显低于梅尔时频谱识别方案和 STFT 识别方案,主要是因为相比于其他识别方案,原始一维数据仅包含传感信号的单一时域特征。对比梅尔时频谱识别方案和 STFT 识别方案发现,二者可同时提取振动传感信号的时域特征、频域特征以及空间域特征;梅尔时频谱方案由于损失了一定的中高频成分,无法完整地保留时频信息,故在实际检测过程存在误检的问题。

以上测试结果表明,将一维时序信号二维化并与无人机图像相结合可增强振动信号的处理和分析能力,即二者的结合可极大提升深度学习模型提取振动事件时空特征的能力,从而获得更好的事件识别检测性能。

将所提模型与传统模型进行时效性对比分析,结果如表 4 所示。从表 4 可以看出,传统模型在预处理阶段比所提检测模型存在时效差等不足,主要是因为传统模型通常需要更复杂的数据处理与运算。此外,在

表 4 所提模型与传统模型的性能对比

Table 4 Performance comparison between the proposed model and the traditional model

Model	Preprocessing time /s	Identification time /s	Total time /s
RBF-EMD model	1.14	0.5	1.64
SVM model	0.3	0.3	0.6
Proposed model	1×10^{-4}	2×10^{-3}	2.1×10^{-3}

测试阶段,所提模型的识别检测时间仅为毫秒量级,完全可以满足实际工程的实时性检测需求。

5 结 论

根据实际的应用需求提出并设计了一种基于 DMZI-UAV 融合安防系统的振动识别方案,该方案由 STFT 和 YOLOv5s 算法相结合实现。使用 DMZI-UAV 融合型分布式光纤安防监测系统,不仅从时频的角度提取光路信号的特征,更在实际空间上对入侵事件进行直观判别与分类。同时,基于 YOLOv5s 算法的自动提取特征,所提方案避免了因先验知识手动提取特征在复杂环境中的低鲁棒性问题。通过对无入侵、晃动、轰砸、敲击和踢栅栏 5 类常见传感事件的检测,验证了所提方案的有效性。训练结果表明,5 类传感事件的 mAP 都达到了 95% 以上。此外,实际现场测试结果表明,所提方案能够准确识别和分类 5 类典型的传感事件,mAP 达到了 96.6%。同时,与传统的机器学习和其他深度学习方案相比,所提方案的检测时间明显缩短,达到了毫秒级别。因此,该检测方案将进一步提升 DMZI 型分布式光纤振动传感系统在实际工程应用中的可靠性和稳定性。

参 考 文 献

- [1] Li X L, Sun Q Z, Wo J H, et al. Hybrid TDM/WDM based fiber-optic sensor network for perimeter intrusion detection[J]. Journal of Lightwave Technology, 2011, 30(8): 1113-1120.
- [2] Yuan L B, Dong Y T. Loop topology based white light

- interferometric fiber optic sensor network for application of perimeter security[J]. *Photonic Sensors*, 2011, 1(3): 260-267.
- [3] Liu X, Jin B Q, Bai Q, et al. Distributed fiber-optic sensors for vibration detection[J]. *Sensors*, 2016, 16(8): 1164.
- [4] 张旭苹, 丁哲文, 洪瑞, 等. 相位敏感光时域反射分布式光纤传感技术[J]. *光学学报*, 2021, 41(1): 0106004.
Zhang X P, Ding Z W, Hong R, et al. Phase sensitive optical time-domain reflective distributed optical fiber sensing technology[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(1): 0106004.
- [5] Yuan W, Pang B, Bo J, et al. Fiber optic line-based sensor employing time delay estimation for disturbance detection and location[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2014, 32(5): 1032-1037.
- [6] 陈沁楠. 双马赫-曾德型分布式光纤振动传感若干关键技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2015: 14-18.
Chen Q N. Research on key technologies of dual Mach-Zehnder distributed vibration sensing system[D]. Tianjin: Tianjin University, 2015: 14-18.
- [7] 李玉环, 陈勇, 刘焕淋, 等. 基于光纤传感的呼吸与心跳信号采集方法[J]. *中国激光*, 2022, 49(4): 0406004.
Li Y H, Chen Y, Liu H L, et al. Respiration and heartbeat signal acquisition method based on fiber optic sensing[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(4): 0406004.
- [8] Wang B J, Li K, Shi B, et al. Test on application of distributed fiber optic sensing technique into soil slope monitoring[J]. *Landslides*, 2009, 6(1): 61-68.
- [9] 周子纯, 刘琨, 江俊峰, 等. 基于卷积长短期记忆全连接深度神经网络的光纤振动传感事件识别[J]. *光学学报*, 2021, 41(13): 1306019.
Zhou Z C, Liu K, Jiang J F, et al. Optical fiber vibration-sensing event recognition based on CLDNN[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(13): 1306019.
- [10] 田苗. 双马赫-曾德型光纤周界安防系统的算法研究及其实现[D]. 天津: 天津大学, 2017: 22-26.
Tian M. Research and implement of algorithms for the fiber perimeter security system based on dual Mach-Zehnder[D]. Tianjin: Tianjin University, 2017: 22-26.
- [11] Huang X D, Wang Y D, Liu K, et al. Event discrimination of fiber disturbance based on filter bank in DMZI sensing system[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2016, 8(3): 7100814.
- [12] Wu H J, Chen J P, Liu X R, et al. One-dimensional CNN-based intelligent recognition of vibrations in pipeline monitoring with DAS[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, 37(17): 4359-4366.
- [13] 李玉, 刘铁根, 王绍俊, 等. 全光纤分布式视频联动长距离周界安防监控系统[J]. *光电子·激光*, 2013, 24(9): 1752-1757.
Li Y, Liu T G, Wang S J, et al. All fiber distributed long-distance perimeter security monitoring system with video linkage function[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2013, 24(9): 1752-1757.
- [14] Sun Z S, Liu K, Jiang J F, et al. Optical fiber distributed vibration sensing using grayscale image and multi-class deep learning framework for multi-event recognition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(17): 19112-19120.
- [15] 朱茂桃, 吴新佳, 郑国峰, 等. 基于短时傅里叶变换的汽车零部件耐久性载荷信号编辑方法[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(4): 126-134.
Zhu M T, Wu X J, Zheng G F, et al. Load signal edition method based on the short-time Fourier transform to durability test of vehicle component[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(4): 126-134.
- [16] Xu Z B, Huang X P, Huang Y, et al. A real-time zanthoxylum target detection method for an intelligent picking robot under a complex background, based on an improved YOLOv5s architecture[J]. *Sensors*, 2022, 22(2): 682.
- [17] Luo S, Yu J, Xi Y J, et al. Aircraft target detection in remote sensing images based on improved YOLOv5[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 5184-5192.
- [18] Lei F, Tang F F, Li S H. Underwater target detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(3): 310.
- [19] 李翔, 何森, 罗海波, 等. 一种面向遮挡行人检测的改进 YOLOv3 算法[J]. *光学学报*, 2022, 42(14): 1415003.
Li X, He M, Luo H B, et al. Occluded pedestrian detection algorithm based on improved YOLOv3[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(14): 1415003.
- [20] Sun X, Xu W C. Fast implementation of DeLong's algorithm for comparing the areas under correlated receiver operating characteristic curves[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(11): 1389-1393.
- [21] 陈吉平. 基于 1-D CNN 的油气管道安全事件分布式光纤检测识别方法[D]. 成都: 电子科技大学, 2019: 40-41.
Chen J P. A 1-D CNN method for the oil/gas pipeline security detection and identification with DOFS[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019: 40-41.

Optical Fiber Vibration Sensing Detection with High Accuracy Based on YOLOv5s Model

Xue Kang^{1,2,3}, Liu Kun^{1,2,3*}, Jiang Junfeng^{1,2,3}, Wang Shuang^{1,2,3}, Xu Tianhua^{1,2,3},
Sun Zhenshi^{1,2,3}, Li Sichen^{1,2,3}, Huang Yuelang^{1,2,3}, Jin Xibo^{1,2,3}, Liu Tiegeng^{1,2,3}

¹School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

²Key Laboratory of the Ministry of Education on Optoelectronic Information Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

³Institute of Optical Fiber Sensing, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract

Objective The distributed optical fiber vibration sensing (DOFVS) system is a pre-alarm system based on security monitoring technology, which can realize continuous distributed detection and measurement of vibration events along

single optical fiber links. The DOFVS system has many advantages such as high positioning accuracy, a large monitoring range, simple structure, and easy installation, and it has been widely and successfully used in many vibration sensing fields, such as long-distance oil and gas pipeline leak detection, security monitoring of transmission line networks, and perimeter security monitoring. However, due to the complexity and diversity of its application environment, the DOFVS system still faces problems such as low reliability and poor stability in practical applications. In our research, we propose an intelligent sensing detection scheme, which combines the DOFVS system and artificial intelligence (AI). This scheme can significantly improve the practical reliability and stability of the DOFVS system in engineering applications.

Methods This paper proposes an accurate detection scheme for multiple optical fiber vibration sensing events based on the You Only Look Once version 5s (YOLOv5s) model by integrating the dual Mach-Zehnder interferometer (DMZI) system and the quadrotor unmanned aerial vehicle (UAV) monitoring system. When an intrusion event occurs, the DMZI system transmits the location of the disturbance point to the UAV via Qgroundcontrol. After the UAV flies to the disturbance point, the camera on it can automatically capture and photograph the surrounding environment of the vibration position in real time and then transmit the real-time image information back to the ground station through the first-person view (FPV). First, the DMZI system and the UAV system are controlled by the ground station Qgroundcontrol. Second, the short-time Fourier transform (STFT) is performed to obtain the corresponding two-dimensional spectrum from the one-dimensional time-series signal. Third, the spectrum of the two-dimensional vibration signal and the corresponding original images captured by the UAV are jointly sent into the YOLOv5s-based convolutional neural network (CNN) model for identification and classification. Fourth, massive experiments are carried out to verify the effectiveness and feasibility of the proposed scheme. The mean average precision (mAP) and identification times of the five sensing events are measured to demonstrate the performance of the proposed scheme.

Results and Discussions The DMZI-UAV-based combination security system achieves high identification accuracy of five typical sensing events. Although the corresponding time-domain waveforms of the five typical sensing signals are highly similar to each other, their corresponding STFT spectral distributions show significantly different features (Fig. 6). In this experimental test, the image of the original data consists of two parts: one is the two-dimensional STFT spectrogram corresponding to the one-dimensional vibration sensing signal, and the other is the real-time image captured by the camera mounted on the UAV (Fig. 7). Specifically, 5800 samples are collected and processed during the field test to verify the feasibility and the effectiveness of the proposed model. The size of the data collected by the DOFVS system is 3000, and the size of the data captured by the UAV is 2800 (Table 1). During training, the labeled images in the training set are trained for 150 epochs in the YOLOv5s network model after parameter adjustment. After about 100 epochs, the classification loss and localization loss tend to be stable, and the mAP@0.5:0.95 remains above 90% (Fig. 8). Then, the comparison of the identification and classification results of three different datasets shows that the overall identification performance of the original one-dimensional data is significantly lower than that of the Mel spectrum identification scheme and the STFT identification scheme (Table 3). The results reveal that the dataset of the third scheme can obtain better event identification performance, which greatly enhances the analysis and processing ability of vibration signals. Finally, in the testing phase, the detection time of the proposed model is at the level of milliseconds, which can fully meet the real-time detection requirements of practical engineering applications (Table 4).

Conclusions According to the application requirements, this paper proposes and designs a vibration identification scheme based on the DMZI-UAV-fused security system, which is realized by the combination of STFT and the YOLOv5s algorithm. By the DMZI-UAV-based combination security monitoring system, the features of the optical path signal from the perspective of time and frequency can be effectively extracted. Moreover, the proposed scheme can also discriminate and classify the intrusion events in the actual space with high efficiency. The method based on the YOLOv5s algorithm can automatically extract features, which avoids the low robustness problem in manual feature extraction. The effectiveness of the method is verified by the detection of five common sensing events, namely, no intrusion, wagging, knocking, crashing, and fence kicking. The training results show that the mAP for the five sensing events is all above 95%. Furthermore, the field test results demonstrate that the proposed scheme can accurately identify and classify five typical sensing events, with mAP of 96.6%. Meanwhile, compared with traditional machine learning and other deep learning schemes, the proposed scheme has a significantly shorter response time that can be controlled within 5 ms. Therefore, we believe that the proposed scheme can improve the reliability and stability of the DMZI DOFVS system in practical engineering applications.

Key words sensors; fiber optics; optical fiber sensing; fusion sensing; event recognition; YOLOv5s