

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210237

用于变电站保护压板状态识别的增强 YOLO 网络

施保华¹, 井任月¹, 杨超¹, 李振兴¹, 李彦彰²

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443000; 2. 国网武汉供电公司, 湖北 武汉 430000)

摘要: 为解决变电站保护压板识别环境复杂、前景与背景难以分割和小目标检测困难等问题, 提出了增强 YOLO 算法用于变电站保护压板的状态识别。首先, 提出了局部残差聚合模块, 对堆叠的残差模块的局部残差特征进行聚合, 加强复杂环境下的识别能力。然后, 将空域注意力机制嵌入到残差模块中, 利用空间信息解决前景与背景难以分割的问题。最后, 提出交叉空间金字塔模块用于提取全局上下文信息。利用标注的数据集进行验证, 实验结果表明, 增强 YOLO 算法相较于改进前算法, 保护压板的状态识别效果显著提高。

关键词: 保护压板; 状态识别; 局部残差聚合; 空域注意力; 交叉空间金字塔

Enhanced YOLO network for status recognition of a substation protection plate

SHI Baohua¹, JING Renyue¹, YANG Chao¹, LI Zhenxing¹, LI Yanzhang²

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443000, China;

2. State Grid Wuhan Power Supply Company, Wuhan 430000, China)

Abstract: There are problems caused by the complicated recognition environment of a substation protection plate, the difficult segmentation of foreground and background, and the difficulty in detection of small targets. This paper proposes an enhanced YOLO algorithm for the state recognition of a substation protection plate. First, a local residual aggregation module is proposed to aggregate the local residual features of the stacked residual modules to strengthen the recognition ability in complex environments. Then, a spatial attention mechanism is embedded in the residual block and the spatial information is used to solve the problem that the foreground and background are difficult to segment. Finally, a cross-form space pyramid module is proposed to extract global context information. The labeled data set is used for verification. The experimental results show that the enhanced YOLO algorithm has significantly improved the status recognition effect of the protective plate compared with an improved algorithm.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52077120) "Research on Major Risk Analysis and Control Strategy by Reclosing for Large-scale Power transmission Channel" and the National Natural Science Foundation of China (No. 52007103) "Research on Time-Space Heterogeneous Dynamic Optimal Scheduling Method of the Combined Electrical and Heating Systems Considering the Dynamic Process of Heat Transfer in Heat Network System".

Key words: protection plate; state recognition; local residual aggregation; spatial attention; cross-form space pyramid

0 引言

随着我国经济的发展, 用电的需求和质量也在不断提高, 因此对变电站的安全运行提出更高的要

求。保护压板作为一种连接保护装置和外部接线的重要设备, 在电网的运行中起着重要的作用^[1-3]。

然而, 受限于变电站改造成本, 多数传统变电站保护压板的状态识别依然由人工巡检完成。人工巡检费时费力, 并且, 长时间的巡检会导致视觉疲劳, 使得漏检、误检的情况时有发生。这种人为所带来的不确定因素无法得到控制, 随时都会影响电力系统的安全稳定运行。因此, 要减少这种不确定因素, 保证电力系统的稳定运行, 就需要降低人为

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52077120)“大规模电力外送通道重合闸所致重大风险分析与规避控制策略研究”; 国家自然科学基金项目资助(52007103)“计及热量迁移动态过程的热电耦合系统时空异构动态优化调度方法研究”

因素的影响,将机器视觉技术引入到变电站保护压板的状态识别之中^[4-11]。其中涉及到图像识别算法,利用计算机对采集到的压板图像进行处理、分析和识别,该方法具有准确、高效的特点。并且,基于图像识别的方法不需要像软压板一样对保护压板本身进行改造,可以大大降低变电站的升级成本。

目前,用于变电站保护压板状态识别的图像处理算法主要分为三类。(1)基于传统数字图像处理的形态学与特征分析。文献[6]通过8连通的方式提取连通区域,再根据形态特征分析提取出有效压板区域并依据有效区域方向角确定保护压板的投退状态。文献[7]为了解决插拔式压板密集排布、颜色多样难以识别的问题,提出了基于RGB颜色空间分离与外接矩形框对保护压板的状态进行判断。(2)基于机器学习的模式识别。文献[8]通过K-means方法对红绿蓝通道进行数据聚类,再通过阈值判断图像中是否存在压板目标色。但上述研究^[6-8]均无法对和背景颜色相似的保护压板进行分割识别,表明基于传统数字图像处理的形态学与特征分析和机器学习均不能解决前景与背景难以分割问题,只能应用于简单场景。(3)基于深度学习算法。文献[9]提出了一种基于深度学习的变电站硬压板的识别方法,通过建立多分支结构进行多任务上的学习,联合完成保护压板位置检测、投切状态检测和标识检测这3个任务。文献[10]提出了一种基于OpenCV+SSD深度学习模型,利用传统算法的透视变换降低图像的拍摄角度变化对识别结果的影响,并对压板图像进行分割,建立不同压板与其功能间的映射关系,提升状态检测精确度,再通过深度学习框架搭建目标检测模型。文献[11]在SSD目标识别算法中嵌入注意力机制,抑制无效特征,提高了算法精度,并利用迁移学习以弥补数据集训练样本不足的问题。

为了实现对变电站保护压板的快速准确识别,本文结合图像处理和深度学习技术,以YOLO v5^[12]算法为基础进行改进,提出了一种增强YOLO(Enhanced YOLO, EYOLO)算法。该方法增加了局部残差聚合模块^[13](Local Residual Aggregation Module, LRA)以聚合残差块的局部特征信息,提高复杂环境下模型的识别能力。为了解决前景与背景难以分割的问题,将空域注意力机制^[14](Spatial Attention Mechanism, SA)嵌入到模型之中,使得网络更加侧重于挖掘保护压板的空域特征信息。针对保护压板小目标检测问题,则提出交叉空间金字塔模块^[15](Cross-Form Space Pyramid Module, CFSP)获取全局上下文信息。通过上述的设计,使得模型的泛化能力和对保护压板的识别精度得到大幅提升。

1 增强 YOLO 网络

与RCNN^[16]、Fast-RCNN^[17]、Faster-RCNN^[18]等基于深度学习分类方法所不同的是,YOLO系列是基于深度学习的回归方法,YOLO共分为五个版本^[12,19-22]。本文所使用的基本模型是YOLO v5,其模型的基本结构如图1所示,共包含四个部分,输入Input、特征提取网络BackBone、特征聚合网络Neck和预测层Prediction。本文所提模块均是对特征提取网络BackBone进行改进,通过挖掘更加有用的特征信息提高模型的识别能力。

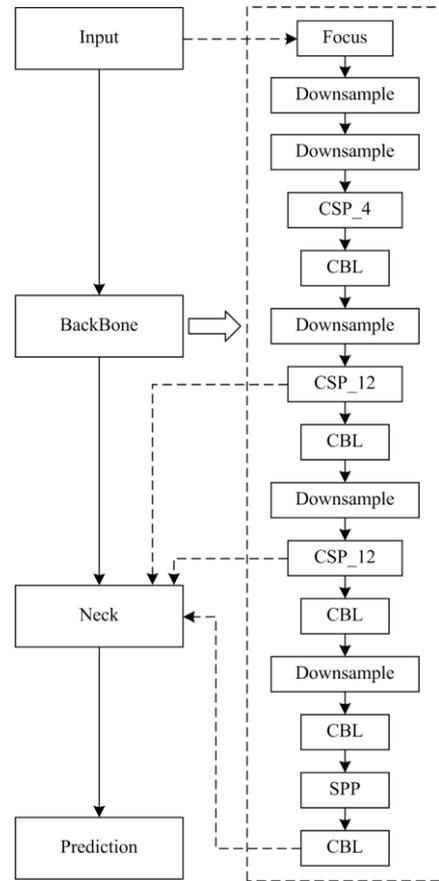


图1 YOLO v5 整体框架和BackBone详细结构图
Fig. 1 Overall framework of YOLO v5 and the detailed structure of BackBone

1.1 Focus 模块

特征提取网络具体结构如图1虚线框中所示,其中,Focus模块为特征分割层,具体结构如图2所示。通过4次切片操作将每个特征通道的特征分割为16个特征块,然后将编号相同的特征块进行拼接,得到新的特征。再利用Cat操作,将每次切片操作所得到的特征在通道维度进行串联,最终输入的原始RGB图像所得到的特征的通道维度为12。

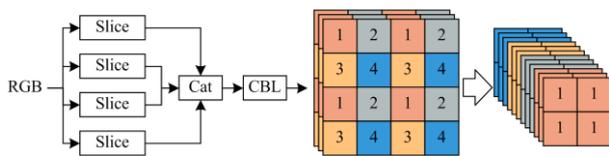


图 2 Focus 模块与切片操作

Fig. 2 Focus module and slice operation

1.2 CBL 模块

为了使切片操作后的特征得到进一步融合, 在 Cat 操作后加入了 CBL 模块, 该模块由卷积层、批归一化层和激活层组成。卷积层将在 1.3 节中介绍, 批归一化层和激活层主要是为了解决梯度弥散问题。

批归一化层首先对输入的批数据求均值和方差, 假设输入的数据为 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 。

则其均值为

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad (1)$$

方差为

$$\delta^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 \quad (2)$$

然后进行归一化处理, 让输入的批数据服从均值为 0、方差为 1 的正态分布, 归一化的结果如式(3)所示。

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu}{\sqrt{\delta^2 + \xi}} \quad (3)$$

式中, ξ 是为了避免除数为 0 时所使用的微小正数。

为了解决数据本身不对称而使得归一化后削弱网络性能的问题, 批归一化引入尺度变换和偏移操作, 通过两个可学习的变量对归一化后的数据进行仿射变换, 增加模型的非线性表达能力。如式(4)所示。

$$y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta \quad (4)$$

式中: γ 是尺度因子; β 是平移因子。

YOLO v5 中使用的激活函数为 Leaky Relu 激活函数, 该激活函数是在 Relu 激活函数的基础上修改而来的。

Relu 激活函数将所有负值的斜率都设置为零, 当输入小于零时, 梯度为 0, 使得权重无法得到更新。其公式为

$$y_i = \begin{cases} x_i, & \text{if } x_i \geq 0 \\ 0, & \text{if } x_i < 0 \end{cases} \quad (5)$$

为了解决 Relu 激活函数输入值为负时参数不更新的问题, Leaky Relu 激活函数通过对所有负值也赋予了一个非零斜率, 允许在输入值为负时梯度也能缓慢传播, 参数更新。其公式为

$$y'_i = \begin{cases} x_i, & \text{if } x_i \geq 0 \\ x_i/a_i, & \text{if } x_i < 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中, a_i 是 $(1, +\infty)$ 区间内的固定参数。

1.3 降采样层

在 Focus 模块后, 为两个降采样层(Downsample), 目的是降低特征的分辨率, 减少计算量。每个降采样层均为一个 CBL 模块, 与 Focus 模块中卷积层所不同的是, 降采样层中卷积层卷积核的大小为 3×3 , 步长为 2, 其卷积过程如图 3 所示。

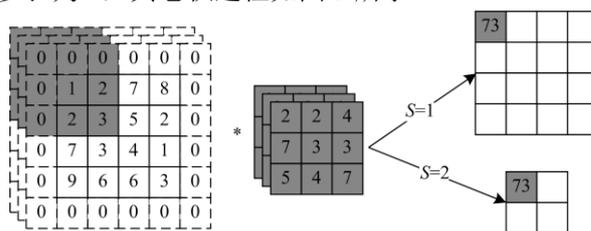


图 3 标准卷积过程

Fig. 3 Standard convolution process

通过对特征边缘补 0 元素使得特征得到扩张, 卷积核各个通道中参数与特征中对应通道的参数相乘后相加。若卷积的步长为 2, 则卷积输出的特征分辨率为输入特征分辨率的 1/2。若卷积的步长为 1, 则输出特征分辨率与输入特征分辨率相同。除了降采样层中的卷积层中卷积的步长为 2, 其他卷积层中卷积操作的步长均为 1。

1.4 局部残差聚合

在图像分类中, 残差学习^[23]被广泛应用于提高对目标的识别能力中, 图 4 展示了残差模块的结构, 每个残差模块都包含两个分支: 残差分支和映射分支。其中, 残差分支上的两个 CBL 模块则被称之为残差块, 生成残差特征。

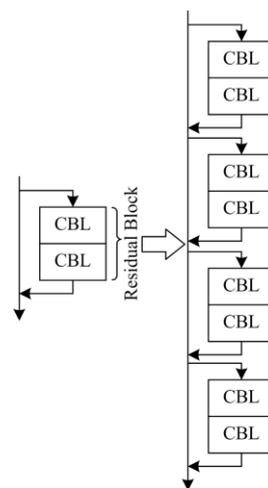


图 4 残差网络

Fig. 4 Residual network

为了更好地利用残差模块的表达能力,如图 4 所示,将残差模块堆叠在一起组成残差网络。在局部跨阶段(Cross Stage Partial, CSP)^[24]模块中,残差网络构成了 CSP 模块的主干部分。其中, CSP_4 表达的是该 CSP 模块中残差网络所包含残差模块的数量为 4。图 5 展示了 CSP 模块的具体结构,将输入的特征图拆分为两个部分,一部分通过残差网络学习特征,另一部分则与上一部分学习的结果进行拼接,该操作可以增强卷积神经网络的学习能力,在轻量化网络的基础上保持准确性。

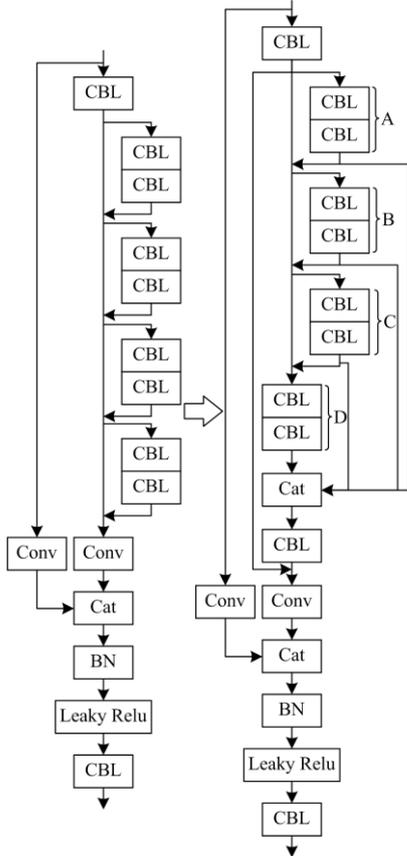


图 5 CSP 模块
Fig. 5 CSP module

然而,使用残差网络进行特征学习依然存在弊端,堆叠的残差模块需要第一个残差块经过很长的路径才能通过加法和卷积运算到达最后一个模块,使得残差特征难以得到充分的利用。

为了解决这个问题,本文提出了局部残差聚合模块(LRA),以便更好地利用局部残差特征。如图 5 所示,展示了包含四个残差块的 LRA 模块嵌入 CSP 模块的详细信息。可以看到,通过跳跃连接,残差块 A、B、C 的残差特征被直接送到 LRA 模块的末尾,与残差块 D 的输出串联在一起。在与映射分支

相加之前,应用 CBL 模块将特征进行融合并降低通道数。与简单地堆叠多个残差模块相比,本文所提出的 LRA 模块可以让局部残差特征被全局使用,从而避免特征的重复学习和损失。

1.5 空间注意力机制

在保护压板的状态识别中,由于部分保护压板的颜色与背景颜色极其相似而导致一般算法难以区分。因此,利用空间信息对保护压板该类问题的识别非常重要。为了能够最大化 LRA 模块的作用,让残差特征倾向于关注更重要的空间信息,本文将空域注意力机制与残差模块结合使用,设计了增强残差模块(Enhanced Residual Module, ERM),迫使网络保留更多的空间信息,抑制无效特征,提高检测精度。

空域注意力模块的结构及其在残差模块中所嵌入的位置如图 6 所示。残差特征经过一个降采样层后紧跟着一个 4×4 的最大值池化操作以提升感受野,再通过 CBL 模块融合特征。为了与残差特征的分辨率相一致,添加了上采样层用于恢复空间分辨率。最后,通过 Sigmoid 层生成注意力掩码。与此同时,使用跳跃连接将高分辨率残差特征直接送到注意力掩码生成之前的阶段。

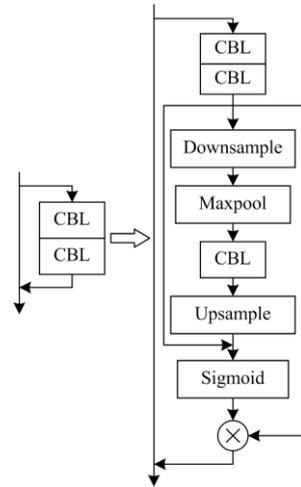


图 6 空间注意力机制
Fig. 6 Spatial attention mechanism

1.6 交叉空间金字塔

由于保护压板属于小目标检测,因此,获取全局上下文信息对于压板的识别非常重要。本文在空间金字塔池化模块(Spatial Pyramid Pooling Module, SPP)^[25]的基础上,设计了交叉空间金字塔模块。图 7 展示了交叉空间金字塔模块。其中,虚线框中的为空间金字塔池化模块,最大值池化因子分别为 5、9、13, Conv 是步长为 1、卷积核大小为 1×1 的卷

积层, 用于降低通道数, 减少计算量。为了获取更加有效的上下文信息, 本文在空间金字塔池化模块的基础上加入了扩张卷积^[26]分支。其中, 扩张卷积的卷积核大小为 3×3 , D 为膨胀因子(Dilation rate), 各个扩张卷积分支的膨胀因子分别为 2、4、6。同样的, 在每个扩张卷积分支后都跟随 1×1 卷积用于融合特征并减小通道维度的尺寸。

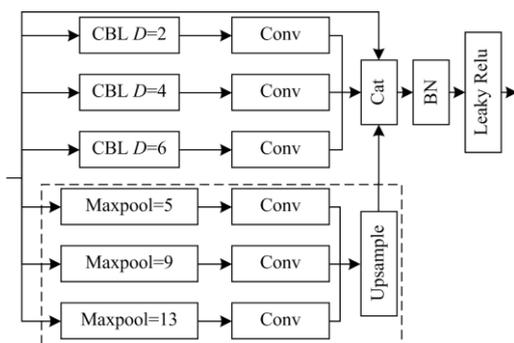


图7 交叉空间金字塔模块

Fig. 7 Cross-form space pyramid module

扩张卷积的卷积过程如图8所示, 以膨胀因子2为例, 首先对特征边缘补0元素, 0边的宽度和膨胀因子的大小相同。与标准卷积所不同的是, 扩张卷积对卷积核进行扩张, 扩张所带来的膨胀因子便是卷积核的点的间隔数量, 标准卷积的膨胀因子为1。相比于标准卷积, 扩张卷积能够在计算量不变的情况下带来更大的感受野, 以弥补池化操作所遗漏的上下文信息。

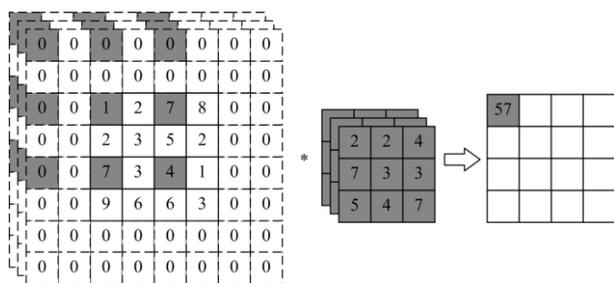


图8 扩张卷积过程

Fig. 8 Dilated convolution process

2 实验分析

2.1 数据集与评估标准

本文所使用的保护压板数据集共包含 500 张图片, 其中 400 张用于训练, 100 张用于交叉验证。图9展示了两份典型数据集样本。从样本图像可以看出, 保护压板具有如下特点:

- ① 保护压板颜色存在多样性;
- ② 存在大量的无关标签, 对保护压板的识别造

成干扰;

③ 前景压板颜色与压板柜背景颜色存在极大的相似性, 难以区分;

④ 拍摄位置不固定, 导致保护压板在图像中的位置和形状都不固定。



图9 两份典型数据集样本

Fig. 9 Two typical data set samples

为了能够对网络的性能进行评估, 本文选取精确度(Precision, P)、召回率(Recall, R)和平均精确度均值(mean Average Precision, mAP)衡量对保护压板的状态识别效果, 计算公式如式(7)一式(9)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

式中: TP 表示是正类且被预测为正类的实例个数; FP 表示是负类但是被预测为正类的实例个数; FN 表示是正类但是被预测为负类的实例个数。

$$mAP = \sum_{c=1}^C \frac{AP_c}{C} \quad (9)$$

其中

$$AP_c = \sum_{j=1}^{N_c} \frac{P_j}{N_c} \quad (10)$$

式中: P_c 表示类别 c 的精确度; N_c 表示类别 c 的实例总数; C 表示总类别数。

2.2 实验细节

对于本文所改进的网络, 使用 Adam 优化器进行训练, batch size 设置为 2, 初始学习率设置为 0.01, 共训练 1000 epochs。所有的实验均在单张 3090 GPU 上进行, 使用 Pytorch 深度学习框架, 由于我们所标注的数据集数量较少, 因此采用迁移学习的方式, 在 COCO 数据集上预训练, 再将预训练的模型在我们所标注的数据集上进行训练。

2.3 消融实验

消融实验将从几个方面对 EYOLO 进行设置, 包括局部残差聚合模块、增强残差模块和交叉空间金字塔模块。实验结果如表 1 所示。

表 1 EYOLO 网络的消融实验结果

Table 1 EYOLO network ablation experiment results

Network Setting			P	R	mAP
LRA	ERM	CFSP			
			82.23%	95.24%	90.21%
√			84.73%	96.01%	92.94%
√	√		85.21%	97.59%	93.71%
√	√	√	85.46%	97.83%	94.07%

表 1 展示了包含不同模块时 EYOLO 的精确度 P 、召回率 R 和平均精确度均值 mAP 。实验结果表明, 本文所提出的 LRA 模块、ERM 模块和 CFSP 模块都对保护压板的状态预测具有积极作用。其中, LRA 模块对网络的提升效果最好, 其精确度、召回率和平均精确度均值分别提升了 2.50%、0.77% 和 2.73%, 专注于识别的精度问题。ERM 模块主要是解决前景与背景颜色难以区分的问题(如灰色压板), 利用空间信息查找与背景颜色相似压板的位置并状态识别, 使得召回率得到较大提升, 达到 97.59%。最终, 包含 LRA、ERM 和 CFSP 的 EYOLO 网络的 $P=85.46%$, $R=97.83%$, $mAP=94.07%$ 。

2.4 对比试验

图10展示了EYOLO的预测实例, 可以看到, 本文所提EYOLO算法能够对保护压板进行准确地识别。但由于一般保护压板图像的推理结果不能有效区分改进前和改进后的模型性能, 因此, 为了能够直观地体现本文EYOLO算法相比于未改进之前的优越性, 分别让EYOLO和YOLO v5算法对三组含有玻璃反光干扰的图像进行推理(训练集中不含有带玻璃反光的图像)。



图 10 EYOLO 对保护压板的识别结果

Fig. 10 EYOLO's recognition result of the protection plate

原算法对含有反光干扰的灰色压板存在漏检, 对背板上的圆孔存在误检, 如图 11 所示。该结果证明 EYOLO 算法相比较于原算法而言, 对于复杂环境下的压板识别具有更高的预测精度。从图 11 中可以看出, 原算法对于与背景颜色相似压板的识别效果并不理想, 受玻璃面板反光干扰, 难以对前景和

背景进行有效分割。而 EYOLO 借助空间注意力机制充分利用空间信息, 很好地解决了前景与背景分割问题, 使得该类保护压板的漏检率大大降低。

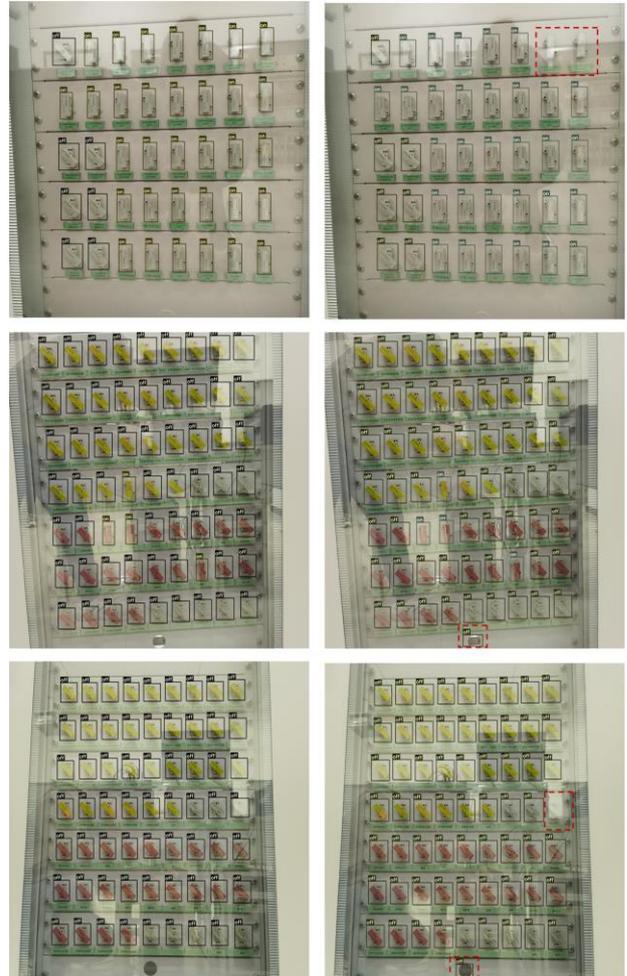


图 11 左为 EYOLO 预测结果, 右为 YOLO v5 预测结果

Fig. 11 The left is the EYOLO prediction result, and the right is the YOLO v5 prediction result

3 结论

本文以 YOLO v5 算法为基础, 提出了 EYOLO 算法。首先为了使残差模块的局部残差特征得到充分利用, 设计了局部残差聚合模块, 将局部残差特征全局化。然后, 将空域注意力机制嵌入到残差块中, 迫使局部残差特征更加倾向于关注空间特征信息, 让局部残差模块的作用最大化。最后, 设计了交叉空间金字塔模块, 获取更加全面的全局上下文信息。实验结果表明, 本文所提出的 EYOLO 算法可以准确地识别出保护压板的状态, 并且针对复杂环境下的识别具有更强的应对能力。接下来的任务是将该算法进行移植, 以满足微型嵌入式仪器仪表的应用需求。

参考文献

- [1] 张巧霞, 王广民, 李江林, 等. 变电站远程运维平台设计与实现[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(10): 164-172.
ZHANG Qiaoxia, WANG Guangmin, LI Jianglin, et al. Design and implementation of substation remote operation and maintenance platform[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(10): 164-172.
- [2] 张琪琦, 郑超, 孟洋洋, 等. 智能变电站一键式二次安措的研究探讨[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(18): 176-181.
ZHANG Qiqi, ZHENG Chao, MENG Yangyang, et al. Research and investigation of one-button secondary safety measures in smart substation[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(18): 176-181.
- [3] 刘千宽, 刘宏君, 丁晓兵, 等. 服务于变电站数字化设计的二次设备建模技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2): 166-172.
LIU Qiankuan, LIU Hongjun, DING Xiaobing, et al. Research on secondary equipment modeling technology for substation digital design[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 166-172.
- [4] 陈月卿, 胡琳, 吴毅翔, 等. 基于改进 BOF 算法的压板状态识别方法研究[J]. 智慧电力, 2021, 49(2): 99-106.
CHEN Yueqing, HU Lin, WU Yixiang, et al. Condition recognition system for relay protection plate based on improved bag of feature algorithm[J]. Smart Power, 2021, 49(2): 99-106.
- [5] 徐炫东, 池燕清, 杜舒明. 贝叶斯统计学习在变电站巡检图像预处理中的应用[J]. 广东电力, 2020, 33(9): 138-146.
XU Xuandong, CHI Yanqing, DU Shuming. Application of Bayesian statistical learning in image preprocessing of inspection robot[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(9): 138-146.
- [6] 付文龙, 谭佳文, 吴喜春, 等. 基于图像处理与形态特征分析的智能变电站保护压板状态识别[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(7): 203-207.
FU Wenlong, TAN Jiawen, WU Chunxi, et al. Protection platen status recognition based on image processing and morphological feature analysis for smart substation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(7): 203-207.
- [7] 潘成成, 卢泉, 胡立坤, 等. 基于颜色分离与形态特征分析的保护压板定位及状态识别研究[J/OL]. 电测与仪表: 1-8[2021-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20201127.1043.010.html>.
- PAN Chengcheng, LU Quan, HU Likun, et al. Platen location and status recognition based on image processing and morphological features analysis[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation: 1-8[2021-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20201127.1043.010.html>.
- [8] 许超, 陈昊, 刘少情, 等. 基于模型聚类匹配和形态特征识别的保护压板状态辨识技术[J]. 陕西电力, 2017, 45(1): 32-36, 85.
XU Chao, CHEN Hao, LIU Shaoqing, et al. Application of clustering and evidence theory to checking the status of substation protection platen[J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 45(1): 32-36, 85.
- [9] 汪洋, 黎恒焯, 鄂士平, 等. 基于深度学习的变电站硬压板状态检测与识别算法[J]. 沈阳工业大学学报, 2020, 42(6): 676-680.
WANG Yang, LI Hengxuan, E Shiping, et al. State detection and recognition algorithm for hard platens of substation based on deep learning[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2020, 42(6): 676-680.
- [10] 王伟, 张彦龙, 翟登辉, 等. 基于 OpenCV+SSD 深度学习模型的变电站压板状态智能识别[J/OL]. 电测与仪表: 1-10[2021-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20200827.1838.052.html>.
WANG Wei, ZHANG Yanlong, ZHAI Denghui, et al. Intelligent identification of substation platen state based on OpenCV + SSD deep learning model[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation: 1-10[2021-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20200827.1838.052.html>.
- [11] 周克, 杨倩文, 王耀艺, 等. 一种改进的压板状态识别 SSD 算法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(1): 69-76.
ZHOU Ke, YANG Qianwen, WANG Yaoyi, et al. An improved SSD algorithm based on pressure plate status recognition[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(1): 69-76.
- [12] JOCHER G. YOLO v5[CP/OL]. [2021-03-10]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [13] LIU Jie, ZHANG Wenjie, TANG Yuting, et al. Residual feature aggregation network for image super-resolution[C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 16-18, 2020, Seattle, WA, USA: 2356-2365.
- [14] CHEN Long, ZHANG Hanwang, XIAO Jun, et al.

- SCA-CNN: spatial and channel-wise attention in convolutional networks for image captioning[C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA: 6298-6306.
- [15] ZHU Zhidong, HE Mingyi, DAI Yuchao, et al. Multi-scale cross-form pyramid network for stereo matching[C] // 2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), June 19-21, 2019, Xi'an, China: 1789-1794.
- [16] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA: 580-587.
- [17] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, December 7-13, 2015, Santiago, Chile: 1440-1448.
- [18] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [19] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA: 779-788.
- [20] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA: 6517-6525.
- [21] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[DB/OL]. [2021-03-10]. <http://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [22] BOCHKOVSKIY A, WANG Chenyao, LIAO Hongyu, et al. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[DB/OL]. [2021-03-10]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [23] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA: 770-778.
- [24] WANG Chenyao, LIAO Hongyuan, WU Yuhua, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA: 1571-1580.
- [25] ZHAO Hengshuang, SHI Jianping, QI Xiaojuan, et al. Pyramid scene parsing network[C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA: 6230-6239.
- [26] YU F, KOLTUM V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions[DB/OL]. [2021-03-10]. <https://arxiv.org/abs/1511.07122>.

收稿日期: 2021-03-05; 修回日期: 2021-05-09

作者简介:

施保华(1965—), 男, 硕士, 副教授, 研究方向为计算机控制、仪器仪表及自动化装置、电力系统检测装置; E-mail: sbh1965@ctgu.edu.cn

井任月(1996—), 女, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为机器视觉、模式识别、电力系统检测装置; E-mail: jing_96@126.com

杨超(1989—), 男, 硕士, 讲师, 研究方向为机器视觉和工业控制技术。E-mail: copy_yangchao@163.com

(编辑 魏小丽)