

doi: 10.6046/zrzyyg.2022315

引用格式: 陈笛,彭秋志,黄培依,等. 采用注意力机制与改进 YOLOv5 的光伏用地检测[J]. 自然资源遥感,2023,35(4):90-95. (Chen D, Peng Q Z, Huang P Y, et al. Detecting land for photovoltaic development based on the attention mechanism and improved YOLOv5[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(4): 90-95.)

采用注意力机制与改进 YOLOv5 的光伏用地检测

陈 笛¹, 彭秋志^{1,2,3}, 黄培依¹, 刘雅璇¹

(1. 昆明理工大学国土资源工程学院, 昆明 650093; 2. 云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心, 昆明 650093; 3. 云南省自然资源与规划智慧创新实验室, 昆明 650093)

摘要: 针对光伏产业快速发展所产生的光伏用地检测与定位需求,提出了一种基于 YOLOv5 改进的光伏用地检测算法 YOLOv5-pv。为实现复杂场景下光伏用地的快速精确检测与定位,首先在 YOLOv5 基础上引入加权双向特征金字塔以实现简单快速的多尺度特征融合从而强化对小目标的检测能力;其次引入 Ghost 卷积以保留冗余信息中有用的特征图信息;最后增加协同注意力机制提高算法对光伏用地的关注度以提高抗背景干扰能力。实验结果表明:YOLOv5-pv 比 YOLOv5 召回率提高 6.68 百分点,平均精度提高 4.43 百分点。该方法对光伏用地检测效果较好,可为光伏用地检测研究提供新的实验参考。

关键词: 深度学习; YOLOv5; 光伏用地; 遥感影像检测; 注意力机制

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2023)04-0090-06

0 引言

习近平总书记在 2020 年正式宣布中国将力争在 2030 年前实现碳达峰以及在 2060 年前实现碳中和,光伏产业已迎来加速发展契机。在此背景下,光伏用地数量急剧增加,迫切需要加强对光伏用地的研究与管理,而及时准确地获取光伏用地信息是其必要前提^[1-2]。

现阶段获取光伏用地信息的方法主要分为 2 类:一是基于支持向量机、随机森林等传统分类方法^[3-4],二是基于语义分割算法^[5-6]。然而传统分类方法和语义分割方法均仅能进行是非判断,无法得到检测目标的置信概率,在部分复杂场景下反而不利于对误判图斑的快速识别与纠偏。以 YOLO (you only look once)^[7-9] 系列算法为代表的目标检测方法既能得到检测目标的坐标信息,又能判断检测目标的置信概率,有利于通过调整置信度阈值以尽可能减少误判,或方便借助置信度大小开展人工核查。因此与以往方法相比,利用 YOLO 算法对光伏用地进行检测具有自身特点和优势。

YOLO 系列算法经各方不断改进在检测速度与

精度上都有了很大的提升,其第五版即 YOLOv5 在网络结构、损失函数等方面都有了较大的改进,现已被用于众多研究领域^[10-12],取得了较好的实验结果。因此本文以 YOLOv5 算法为基础,针对光伏用地在遥感影像中的特征对该算法进行若干改进以适用于光伏用地检测任务,即引入加权双向特征金字塔^[13]、Ghost 卷积^[14]和协同注意力机制^[15],提出了 YOLOv5-pv (photovoltaic) 算法。本文改进方法可为光伏用地检测研究提供新的实验参考,对其他地物的目标检测研究也具有一定的借鉴作用。

1 YOLOv5 算法及其改进

1.1 YOLOv5 算法

目标检测算法主要分为锚点类模型和无锚点类模型 2 种。锚点类模型又分为单阶段方法(如单次多核探测器(single shot multibox detector, SSD)^[16]、YOLO 等)和二阶段方法(如区域的卷积神经网络(region based convolutional neural network, R-CNN)^[17]、更快的区域的卷积神经网络(Faster region based convolutional neural network, Faster-RCNN)^[18]等)。单阶段方法可以同时得到锚框定位与

收稿日期: 2022-08-01; 修订日期: 2022-10-10

基金项目: 国家自然科学基金项目“南方山地城镇建设用地分布与变化的坡度梯度效应研究”(编号: 41961039)资助。

第一作者: 陈 笛(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向为遥感应用及地理空间数据分析。Email: chendi0406@qq.com。

通信作者: 彭秋志(1982-),男,博士,讲师,主要研究方向为基于 3S 技术的空间分析方法研究。Email: pengqiuzhi@kust.edu.cn。

目标置信度,更加适合光伏用地检测。在单阶段模型中,Redmon 等^[7-9]提出的 YOLO 算法经多年发展已成为较成熟的目标检测算法之一。YOLOv3 能以更快的检测速度取得与 SSD 相近的检测结果,且已被应用到诸多领域^[19]。在 YOLOv3 的基础上开发的 YOLOv5 在检测速度与精度上有明显提升,具有检测速度快、对小目标检测效果好、准确度高等特点。

1.2 改进 YOLOv5 光伏检测算法

为进一步提高光伏用地检测效果,本文对 YOLOv5 算法做出 3 个方面改进,提出更适合光伏用地检测的 YOLOv5 - pv 算法: ①引入加权双向特征金字塔,实现高效的跨尺度连接与加权特征图融合,将 Backbone 模块中的特征信息与 Head 模块中的特征信息进行融合以提高小目标检测性能; ②引入 Ghost 卷积,既能减少计算量,又能获取网络中有用的冗余信息强化特征图; ③增加协同注意力机制,获取更多特征信息帮助算法降低误检测概率提高检测精度。

1.2.1 加权双向特征金字塔

由于光伏用地属于典型小目标,将浅层特征与深层特征融合可保留一些重要原始特征信息,强化不同分辨率的特征图,使得小目标的特征信息更加丰富。故改进算法增加了更多的特征融合操作,在第 20 层将第 6 层、第 14 层、第 19 层的特征信息进行融合。以往的模块在融合不同的输入特征时,不同的输入特征对输出特征的贡献往往是不平等的。为了解决这一问题,将第 20 层的 Concat 模块改为加权双向特征金字塔。加权双向特征金字塔引入可学习的权值来学习不同输入特征的重要性。以节点 5 为例,其特征融合过程为:

$$P_5^{ld} = Conv\left(\frac{W_1 P_5^{in} + W_2 Resize(P_6^{out})}{W_1 + W_2 + \varepsilon}\right), \quad (1)$$

$$P_5^{out} = Conv\left(\frac{W'_1 P_5^{in} + W'_2 P_5^{ld} + W'_3 Resize(P_4^{out})}{W'_1 + W'_2 + W'_3 + \varepsilon}\right), \quad (2)$$

式中: i 为层数; P_i^{ld} 为第 i 层自下而上的中间特征; P_i^{out} 为第 i 层自上而下的输出特征; P_i^{in} 为第 i 层输

入特征; $W_1, W_2, W'_1, W'_2, W'_3$ 为各特征对应的可学习权重,中间特征与输出特征中针对同一特征的可学习权重也有所不同,如 P_5^{in} 在中间特征与输出特征中有 W_1 及 W'_1 2 个不同的可学习权重; $Resize$ 为上采样或下采样操作; $Conv$ 为卷积操作; $\varepsilon = 0.0001$, 避免不可收敛。

同时反复应用自上而下和自下而上的多尺度特征融合如图 1,将不同尺度的输出特征(P_i^{out})、原始输入特征(P_i^{in})、中间特征(P_i^{ld})等进行融合,实现高效的双向跨尺度连接与加权特征图融合。

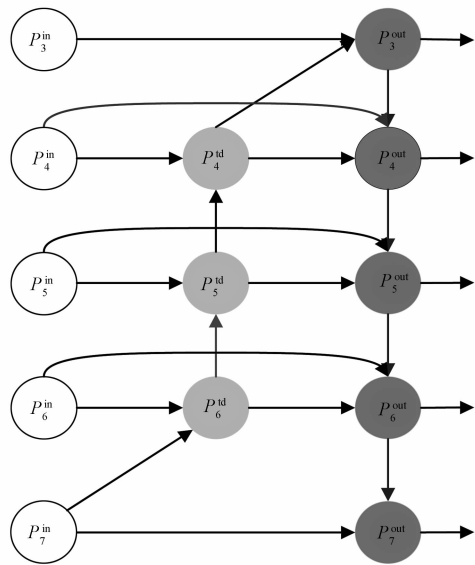


图 1 加权双向特征金字塔
Fig. 1 Bi-directional feature pyramid network

1.2.2 Ghost 卷积

Ghost 卷积可以解决传统的深度学习网络中存在着大量冗余未被利用的情况,有效提高算法精度,并且节约计算资源。冗余信息是一个成功算法的重要组成部分,冗余信息的合理利用可以使算法全面理解训练数据的特征信息。Ghost 卷积首先采用普通的 1×1 卷积对输入图片进行通道数的压缩,再进行深度可分离卷积与线性变化得到更多的特征图,最后将不同的特征图堆叠,组合成新的输出特征。传统卷积与 Ghost 卷积的示意图如图 2。将 YOLOv5 算法中除第 0 层的标准卷积外全部换为 Ghost 卷

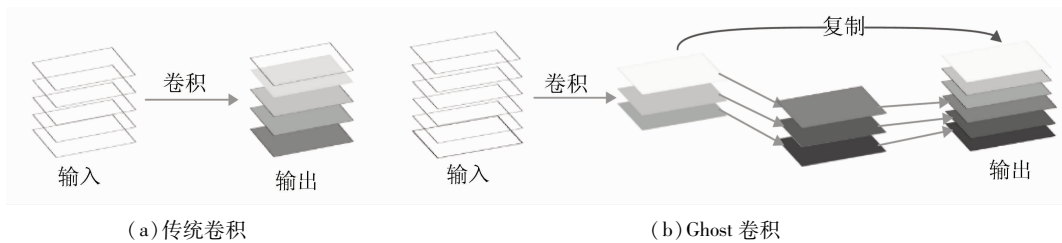


图 2 传统卷积与 Ghost 卷积
Fig. 2 Traditional convolution and Ghost convolution

积,既能减少算法的网络大小与计算量,又能使算法得到更多有用的冗余信息,而且避免使用大量 1×1 卷积可能出现的网络深度较浅、感受野不足的问题。设输入图与输出特征图的高和宽为 H_p 和 W_p ,通道数分别为 N 与 C ,卷积核尺寸为 K ,在不考虑偏置项的情况下,标准卷积的计算量 N_{sc} 为:

$$N_{sc} = H_p W_p N C K K \quad (3)$$

$$\frac{N_{sc}}{N_{GM}} = \frac{H_p W_p N C K K}{H_p W_p N \frac{C}{S} K K + (S-1) \frac{C}{S} H_p W_p D D} \approx \frac{NS}{N+S-1} \approx S \quad (5)$$

1.2.3 协同注意力机制

对于遥感影像而言,光伏用地所占比例较小,属于典型小目标。YOLOv5 算法经过多次卷积操作后,易形成大量背景信息冗余,从而影响光伏用地检测效果。对此本文加入协同注意力机制以提高算法检测精度。注意力机制实质是模仿大脑对图片重点区域进行加权处理。协同注意力机制不仅有益于 ImageNet 分类,而且在目标检测和语义分割中表现更好。该机制将空间信息在通道上加权融合,提高算法在通道与空间维度上的感知能力,从而使网络获取更多特征信息以降低误判概率,增强目标检测能力。

协同注意力机制主要分为 2 部分,第一部分是坐标信息嵌入,对输入信息沿水平坐标方向和竖直坐标方向进行特征聚合,生成一对方向感知特征映射。具体而言,对于输入使用池化核的两个空间范围($H_s, 1$)或($1, W_s$)来分别沿水平坐标和垂直坐标对每个通道进行编码。公式为:

$$Z_c = \frac{1}{H_s + W_s} \sum_{i=1}^{H_s} \sum_{j=1}^{W_s} x_c(i, j) \quad (6)$$

$$Z_c^h(h) = \frac{1}{W_s} \sum_{i=0 \leq i \leq W_s} x_c(h, i) \quad (7)$$

$$Z_c^w(w) = \frac{1}{H_s} \sum_{j=0 \leq j \leq H_s} x_c(j, w) \quad (8)$$

式中: W_s 为水平空间范围; H_s 为垂直空间范围; $Z_c^h(h)$ 为高度为 h 的第 c 个通道相关联的输出; $Z_c^w(w)$ 为宽度为 w 的第 c 个通道相关联的输出; x_c 为第 c 个通道的输入。

第二部分是提取的特征信息拼接后进行信息转换,得到中间特征图,再通过空间维度分解与卷积变化等操作,得到注意力权重。相关公式为:

$$f = \delta(F_1([Z^h, Z^w])) \quad (9)$$

$$g^h = \sigma(F_h(f^h)) \quad (10)$$

$$g^w = \sigma(F_w(f^w)) \quad (11)$$

Ghost 模块的计算量 N_{GM} 为:

$$N_{GM} = H_p W_p N \frac{C}{S} K K + (S-1) \frac{C}{S} H_p W_p D D \quad (4)$$

式中: D 为线性运算的卷积核尺寸; S 为输出特征图通道数和本征特征图通道数的比值,且 $S > 1$, $K = D$ 。

标准卷积与 Ghost 模块的计算量之比公式为:

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times g_c^h(i) \times g_c^w(j) \quad (12)$$

式中: $[\cdot, \cdot]$ 为沿空间维度的连接操作; δ 为非线性激活函数; f^w 和 f^h 分别为对空间信息在水平方向和垂直方向进行编码的特征映射; g^h 和 g^w 分别为垂直和水平方向经过变化后的张量; σ 为 Sigmoid 激活函数; F_1, F_h, F_w 为卷积变化函数; Z^h 为 h 的相关联输出; Z^w 为 w 的相关联输出; y_c 为经过注意力机制处理后第 c 个通道的输出。

经过逐层嵌入测试对比后发现将协同注意力机制模块放在骨干网络第 9 层效果最佳。经过以上改进得到的 YOLOv5 - pv 算法如图 3,图 3 中虚线为跳转融合操作,灰色阴影标记为改进算法新增或改进模块, BiFPN 为加权双向特征金字塔模块, CA 为协同注意力机制模块, Conv 为卷积模块, C3 为特征学习模块, SPPF 为空间金字塔池化模块, Concat 为特征融合模块, Upsample 为上采样模块, Detect 为输出的特征。

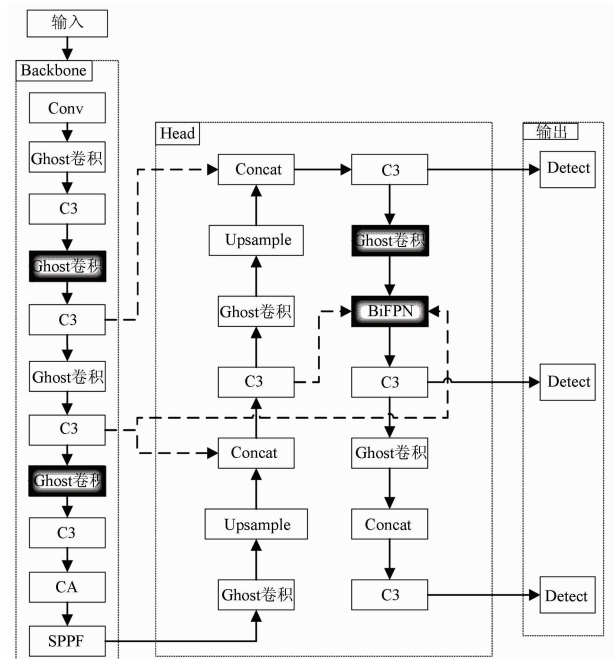


图 3 YOLOv5 - pv 算法

Fig.3 YOLOv5 - pv algorithm

1.3 算法评价

本文使用平均精度 (mean average precision, mAP) 为评价指标, mAP 是目标检测问题中最常用的度量标准, 其与精度 (Precision) 以及召回率 (Recall) 数值相关, 可体现算法的综合性能。相关公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad , \quad (13)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad , \quad (14)$$

$$mAP = \int_0^1 P(R) dR \quad , \quad (15)$$

式中: TP 为正确检测光伏用地数量; FP 为错误检测光伏用地数量; FN 为未能检测光伏用地数量; P 为精度; R 为召回率, P(R) 为精度与召回率函数。

2 实验结果及分析

2.1 数据处理

从地理空间数据云平台 (<http://www.gscloud.cn>) 获取 Landsat8 OLI 遥感影像。主体时段为 2021 年 1 月 1 日—12 月 31 日, 空间上主要覆盖江苏、安徽、云南、江西和湖北 5 省。为减轻云量干扰, 以云量最小为选择规则, 优先在该时段内云量小于 5% 的影像中选择, 最终筛选出 40 景影像。

从 40 景 Landsat8 遥感影像中将含有光伏用地的区域裁剪成 1 000 像素 × 1 000 像素大小的训练样本共 700 幅, 并进行数据扩充 (翻转、缩放、颜色抖动等), 并使用 Labellmg 标注工具对样本影像进行标注。扩充后得到 1 400 幅样本影像, 其中 1 100 幅用于训练, 200 幅用于验证, 100 幅用于测试。

2.2 实验配置与模型训练

本文实验均在 Windows10 操作系统下完成, 软件配置为: Python 3. 8. 6, CUDA 11. 3, PyTorch 1. 10. 0, YOLOv5 6. 0, 硬件配置为: AMD Ryzen7 5800x, NVIDIA GeForce RTX3070Ti, 32 G 3600MHz 内存。

本文的所有模型训练中均将输入图像尺寸调整为 1 000 像素 × 1 000 像素, 将迭代次数设置为 500 次, 批训练数据量为 6, 初始学习率设置为 0. 01。

2.3 实验结果与分析

2.3.1 改进 YOLOv5 算法的有效性分析

表 1 是以 YOLOv5 算法为基础逐步增加改进项目的实验结果, 该结果通过验证集所得, “√” 代表在算法中使用该改进方法, “×” 代表不使用该改进

方法。

表 1 改进算法平均精度区别

Tab.1 Mean average precision of improved algorithm				
算法	加权双向特征金字塔	Ghost 卷积	协同注意力机制	mAP/%
YOLOv5	×	×	×	80. 25
算法 1	√	×	×	81. 73
算法 2	√	√	×	82. 62
YOLOv5 - pv	√	√	√	84. 68

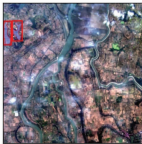
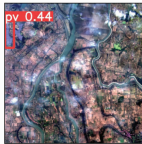
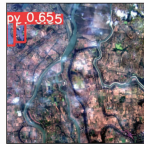
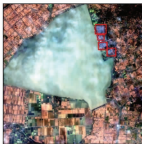
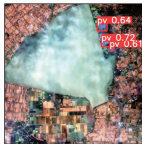
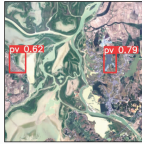
由表 1 分析可知: 算法 1 在 YOLOv5 基础上将 Concat 模块换成加权双向特征金字塔使 mAP 提高 1. 48 百分点; 算法 2 在算法 1 基础上将传统卷积换成 Ghost 卷积使 mAP 进一步提高 0. 89 百分点; YOLOv5 - pv 在算法 2 基础上增加了协同注意力机制使 mAP 再提高 2. 06 百分点, 达到 84. 68%。

YOLOv5 - pv 比 YOLOv5 不仅 mAP 提高了 4. 43 百分点, 而且精度与召回率也分别提升了 0. 85 (77. 82% 提升至 78. 67%) 与 6. 68 (75. 78% 提升至 82. 46%) 百分点。3 项指标的提高说明改进算法在检测过程中会提高正确检测概率, 降低误判概率。以上的结果证明了本文提出的改进起到了效果。

2.3.2 检测结果评价

表 2 直观展示了 YOLOv5 与 YOLOv5 - pv 算法对来自测试集的 4 张遥感影像的检测结果, 检测结果中 pv 为光伏英文缩写, 数字为置信度。改进的 YOLOv5 - pv 算法与原始 YOLOv5 算法相比在大多数情况下检测结果更加优秀。未能检测的光伏图斑也能正确检测 (如影像 1、影像 2、影像 3, 其中影像 2 的检测结果对比可以看出云雾对改进后的算法影响减小, 在有云雾的情况下置信度提高, 并且能识别出

表 2 2 种算法检测结果

Tab.2 Test results of two algorithms			
影像	光伏位置	YOLOv5 结果	YOLOv5 - pv 结果
影像 1			
			
影像 3			
			

未能检测的光伏图斑。本文改进算法相比 YOLOv5 算法误判概率也有所降低(如影像 4)。

利用测试集影像(共有 188 个光伏用地图斑)采用 3 个指标:正确检测数量(正确检测光伏用地数量)、误判数量(将其他地物错误检测为光伏用地数量)、漏判数量(未能检测出光伏样本数量)进行比较,结果如表 3。YOLOv5 可以检测出 79.79% 的光伏用地, YOLOv5 - pv 可以检测出 90.43% 的光伏用地,正确检测光伏用地比例增加了 10.64 百分点。此外, YOLOv5 - pv 的误判数量和漏判数量相比 YOLOv5 都明显降低。

表 3 检测结果指标对比
Tab.3 Comparison of test results (个)

算法	正确检测数量	误判数量	漏判数量
YOLOv5 - pv	170	8	18
YOLOv5	150	10	38

以上测试结果可以说明本文提出的改进方法起到作用,本文改进方法在对小目标光伏图斑检测效果较佳,有效地提高了正确检测数量并且降低了误判概率,但仍然存在一定的漏判情况。

3 结论

本文以 YOLOv5 算法为基础引入了加权双向特征金字塔、Ghost 卷积、协同注意力机制改进了原算法,提出 YOLOv5 - pv 算法。

实验表明本文提出的 YOLOv5 - pv 比 YOLOv5 召回率提高 6.68 百分点,平均精度提高 4.43 百分点,对复杂的背景噪声有较强的抑制作用,对光伏图斑检测效果较佳,有效降低了漏判率和误判率。该改进方法可为光伏用地检测研究提供新的思路与方向,也可稍加调整后用于其他地物,如风力发电机组、设施农用地检测。未来可进一步增加图像增强算法进行优化,提高目标检测的精度。

参考文献(References):

[1] Hernandez R R, Hoffacker M K, Field C B. Land - use efficiency of big solar[J]. Environmental Science & Technology, 2014, 48 (2): 1315 - 1323.

[2] 韩梦瑶,熊 焦,刘卫东. 中国光伏发电的时空分布、竞争格局及减排效益[J]. 自然资源学报, 2022, 37(5): 1338 - 1351.

Han M Y, Xiong J, Liu W D Spatio - temporal distribution, competitive development and emission reduction of China's photovoltaic power generation [J]. Journal of Natural Resources, 2022, 37 (5): 1338 - 1351.

[3] 王胜利,张连蓬,朱寿红,等. 多共性特征联合的 Landsat8 OLI 遥感影像光伏电站提取[J]. 测绘通报, 2018, (11): 46 - 52.

Wang S L Zhang L P, Zhu S H, et al Multi - invariant feature com-

bined photovoltaic power plants extraction using multi - temporal Landsat8 OLI imagery [J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2018, (11): 46 - 52.

[4] Zhang X, Zeraatpisheh M, Rahman M M, et al. Texture is important in improving the accuracy of mapping photovoltaic power plants: A case study of Ningxia autonomous region, China[J]. Remote Sensing, 2021, 13(19): 3909.

[5] 宋业冲,李英成,耿中元,等. 深度学习方法在光伏用地遥感检测中的应用[J]. 测绘科学, 2020, 45(11): 84 - 92.

Song Y C, Li Y C, Geng Z Y, et al. Application of deep learning method in remote sensing detection of photovoltaic land[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45 (11): 84 - 92.

[6] Costa M V C V D, Carcalho O L F, Orlandi A G, et al. Remote sensing for monitoring photovoltaic solar plants in Brazil using deep semantic segmentation[J]. Energies, 2021, 14(10): 2960.

[7] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real - time object detection [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 779 - 788.

[8] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement [J/OL]. arXiv, 2018. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.

[9] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 6517 - 6525.

[10] 龙怡灿,雷 蓉,董 杨,等. 基于 YOLOv5 算法的飞机类型光学遥感识别[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(3): 572 - 582.

Long Y C, Lei R, Dong Y, et al. YOLOv5 based on aircraft type detection from remotely sensed optical images [J]. Journal of Geo - Information Science, 2022, 24 (3): 572 - 582.

[11] 林 森,刘美怡,陶志勇. 采用注意力机制与改进 YOLOv5 的水下珍品检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 307 - 314.

Lin S, Liu M Y, Tao Z Y. Detection of underwater treasures using attention mechanism and improved YOLOv5 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37 (18): 307 - 314.

[12] 胡根生,吴继甜,鲍文霞,等. 基于改进 YOLOv5 网络的复杂背景图像中茶尺蠖检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 191 - 198.

Hu G S, Wu J T, Bao W X, et al. Detection of Ectropis oblique in complex background images using improved YOLOv5 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37 (21): 191 - 198.

[13] Tan M, Pang R, Le Q V. EfficientDet: Scalable and efficient object detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10778 - 10787.

[14] Han K Wang Y H, Tian Q, et al. GhostNet: More features from cheap operations [C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 2020: 1577 - 1586.

[15] Hou Q, Zhou D, Feng J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2021: 13713 - 13722.

[16] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]//European Conference on Computer Vision. Cham;

Springer,2016;21 – 37.

[17] Girshick R,Donahue J,Darrell T,et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE,2014;580 – 587.

[18] Ren S,He K,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] 陈 静,陈静波,孟 瑜,等. 尺度和密度约束下基于 YOLOv3 的风电塔架遥感检测方法[J]. 自然资源遥感,2021,33(3):54 – 62. doi:10. 6046/zrzyyg. 2020309.

Chen J,Chen J B,Meng Y,et al. Detection of wind turbine towers in remote sensing based on YOLOv3 model under scale and density constraints[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(3):54 – 62. doi:10. 6046 /zrzyyg. 2020309.

Detecting land for photovoltaic development based on the attention mechanism and improved YOLOv5

CHEN Di¹, PENG Qiuzhi^{1,2,3}, HUANG Peiyi¹, LIU Yaxuan¹

(1. Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China; 2. Surveying and Mapping Geo – informatics Technology Research Center on Plateau Mountains of Yunnan Higher Education, Kunming 650093, China; 3. Yunnan Natural Resources and Planning Intelligence Innovation Laboratory, Kunming 650093, China)

Abstract: In response to the detection and positioning demands for land for photovoltaic development due to the rapid growth of the photovoltaic industry, this study proposed a YOLOv5 – pv algorithm for the detection of land for photovoltaic development based on the improved YOLOv5. For quick and accurate detection and positioning of land for photovoltaic development in complex scenes, the YOLOv5 – pv algorithm adopted a weighted bi – directional feature pyramid based on YOLOv5 to achieve simple and fast multi – scale feature fusion, thereby enhancing the ability to detect small targets. Subsequently, the Ghost convolution was employed to retain valuable feature map information in redundant information. Finally, a co – attention mechanism was integrated to improve the algorithm’s attention on the land for photovoltaic development, increasing its capacity to resist background interference. The experimental results demonstrate that YOLOv5 – pv outperformed YOLOv5, with the recall rate and average accuracy improved by 6. 68 percentage points and 4. 43 percentage points, respectively. Therefore, the method proposed in this study can effectively detect the land for photovoltaic development, holding referential significance for relevant detection research.

Keywords: deep learning; YOLOv5; land for photovoltaic development; remote sensing imaging detection; attention mechanism

(责任编辑：张 仙)