

文章编号:1008-1542(2021)01-0022-08

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



一种改进 YOLOv3 的手势识别算法

睢丙东, 张 湃, 王晓君

(河北科技大学信息科学与工程学院, 河北石家庄 050018)

摘要:为了解决 YOLOv3 算法在手势识别中存在识别精度低及易受光照条件影响的问题,提出了一种改进的 YOLOv3 手势识别算法。首先,在原来 3 个检测尺度上新增加 1 个更小的检测尺度,提高对小目标的检测能力;其次,以 DIoU 代替原来的均方差损失函数作为坐标误差损失函数,用改进后的 Focal 损失函数作为边界框置信度损失函数,目标分类损失函数以交叉熵作为损失函数。结果表明,将改进的 YOLOv3 手势识别算法用于手势检测中,mAP 指标达到 90.38%,较改进前提升了 6.62%,FPS 也提升了近 2 倍。采用改进的 YOLOv3 方法训练得到的新模型,识别手势精度更高,检测速度更快,整体识别效率大幅提升,平衡了简单样本和困难样本的损失权重,有效提高了模型的训练质量和泛化能力。

关键词:神经网络;YOLOv3;目标检测;手势识别;DIoU;Focal 损失函数

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

doi:10.7535/hbkd.2021yx01004

A gesture recognition algorithm based on improved YOLOv3

SUI Bingdong, ZHANG Pai, WANG Xiaojun

(School of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang, Hebei 050018, China)

Abstract: In order to solve the problems of low recognition accuracy and easily affected by illumination conditions in the gesture recognition, an improved YOLOv3 gesture recognition algorithm was proposed. Firstly, a smaller detection scale was added to the original three detection scales to improve the detection ability of small targets; secondly, DIoU was used instead of the original mean square error loss function as the coordinate error loss function, the improved focal loss function was used as the confidence loss function of the boundary frame, and the cross entropy was used as the loss function of the target classification loss function. The results show that when the improved YOLOv3 gesture recognition algorithm is applied to gesture detection, the map index reaches 90.38%, which is 6.62% higher than that before the improvement, and FPS is nearly twice as high as before. After the new model is trained by the improved YOLOv3 method, the gesture recognition accuracy is higher, the detection speed is faster, the overall recognition efficiency is greatly improved, the loss weights of simple samples and difficult sam-

收稿日期:2020-09-28;修回日期:2020-10-16;责任编辑:张士莹

基金项目:国防科技重点实验室项目(6142205190401)

第一作者简介:睢丙东(1963—),男,河北石家庄人,教授,主要从事智能仪器仪表方面的研究。

E-mail:410032349@qq.com

睢丙东,张湃,王晓君.一种改进 YOLOv3 的手势识别算法[J].河北科技大学学报,2021,42(1):22-29.

SUI Bingdong, ZHANG Pai, WANG Xiaojun. A gesture recognition algorithm based on improved YOLOv3[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2021, 42(1): 22-29.

ples are balanced, and the training quality and generalization ability of the model are effectively improved.

Keywords: computer neural network; YOLOv3; object detection; gesture recognition; DIoU; Focal loss function

YOLOv3 是一种多目标检测算法^[1],具有识别速度快、准确率高等优点,广泛用于目标检测中^[2]。手作为信息表达的重要组成部分,近年来成为人们研究的重点^[3]。随着人工智能技术的发展,越来越多的学者利用神经网络进行手势识别^[4]。其中 YOLOv3 以其出色的检测性能,被应用在手势检测领域。例如:罗小权等^[5]采用改进的 K-means 聚类算法,提高了 YOLOv3 对火灾的检测能力;陈俊松等^[6]利用改进的 YOLOv3 特征融合方法,实现了对筷子毛刺的检测;张强^[7]提出了基于 YOLOv3 的实时人手检测方法,通过改进 anchor 参数,快速检测出测试者摆出的手势;毛腾飞等^[8]通过改进的 YOLOv3 检测尺度,实现了对人手功能的实时检测。

本文提出一种基于改进 YOLOv3 的手势识别算法,通过增加 YOLOv3 的检测尺度、改进位置损失函数和边界框置信度损失函数,得到检测效果更好的算法,以解决手势识别的相关问题。

1 YOLOv3 算法介绍

1.1 YOLOv3 模型

YOLOv3 由卷积层(convolution layers)、批标准化层(batch normalization, BN)、激活层(leaky relu)组成^[9],引入残差块结构,在很大程度上提升了网络训练速度和效率^[10]。YOLOv3 主体网络为 darknet-53,相比于 ResNet-152 和 ResNet-101,具有更出色的特征提取能力。采用该神经网络对输入图像进行特征提取,利用特征金字塔(feature pyramid networks, FPN)进行融合^[11],采用步长为 2 的卷积进行降采样,分别在 32,16,8 倍降采样处检测目标。

FPN 架构如图 1 所示。将图像输入到网络模型后进行卷积操作,为了使 Layer4 和 Layer2 具有相同的尺度,对 Layer2 降低维度,接着对 Layer4 进行上采样操作,然后将这 2 层的特征进行融合^[12]。将融合后的结果输入到 Layer5 中,这样就会获得一条更具表达力的语义信息。YOLOv3 网络按照 FPN 架构融合了浅层和深层的特征信息^[13],可以获得更多图片特征,检测效果更好。

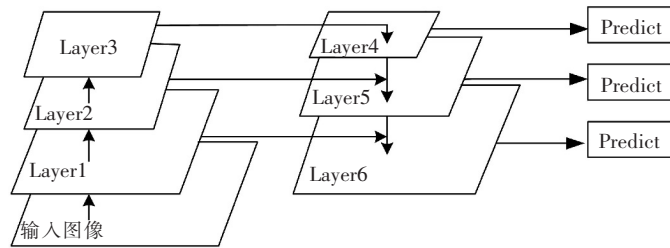


图 1 FPN 结构图

Fig.1 FPN structure

运用该模型检测手势时,首先将手势图像按 $13 \times 13, 26 \times 26, 52 \times 52$ 网格大小进行划分,每个网格分配 3 个候选框,然后计算候选框与真值框的重合程度及置信度大小,最后对比候选框的得分值,分值最高的候选框即为模型预测手势结果。

1.2 损失函数

YOLOv3 算法的损失函数^[14]由 3 部分组成:均方差(mean square error, MSE)损失函数作为坐标误差损失函数,交叉熵损失函数作为置信度和类别的损失函数,损失函数如式(1)所示:

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{coord}} & \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{\text{obj}} [(\sqrt{w_i^j} - \sqrt{\hat{w}_i^j})^2 + (\sqrt{h_i^j} - \sqrt{\hat{h}_i^j})^2] - \\ & \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{\text{obj}} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)] - \\ & \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{\text{noobj}} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)] - \end{aligned}$$

$$\sum_{i=0}^{S^2} I_{ij}^{obj} \sum_{C \in class} [\hat{P}_i^j \log(P_i^j) + (1 - \hat{P}_i^j) \log(1 - P_i^j)]. \quad (1)$$

式中： λ_{coord} 和 λ_{noobj} 分别表示坐标损失权重和不包含检测目标的置信度损失权重；参数 I_{ij}^{obj} 表示第 i 个网格的第 j 先验框是否负责这个目标物体，如果负责， $I_{ij}^{obj}=1$ ，否则为0； $(x_i, y_i, w_i^j, h_i^j, C_i^j, P_i^j)$ 表示预测目标框的中心坐标、宽高、置信度和类别； $(\hat{x}_i^j, \hat{y}_i^j, \hat{w}_i^j, \hat{h}_i^j, \hat{C}_i^j, \hat{P}_i^j)$ 表示真值框的中心坐标、宽高、置信度和类别^[15]。

2 改进的YOLOv3算法

2.1 增加模型检测尺度

针对人手大小不一会导致检测效果不佳的问题，在原来3个检测尺度基础上，结合FPN思想增加至4个检测尺度，以此提高小目标人手的检测能力。改进后的YOLOv3检测尺度分别为 $13 \times 13, 26 \times 26, 52 \times 52, 104 \times 104$ 。

改进后的YOLOv3网络结构如图2所示，图2中粗体标注的为 104×104 检测尺度。在YOLOv3网络中通过多卷积操作后，将 52×52 的特征层上采样操作变换成 104×104 ，使之与上一层具有相同的特征尺寸，然后将该层与 104×104 特征层进行融合，得到一个表达能力更强的语义信息。

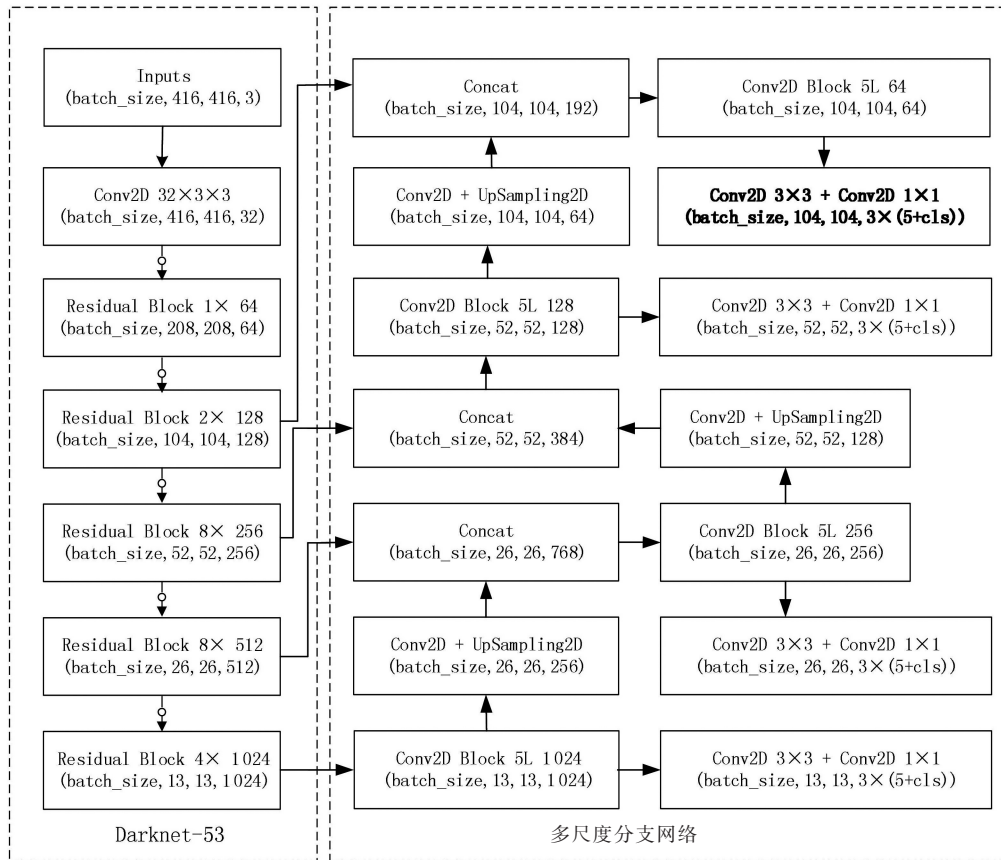


图2 改进后的YOLOv3网络结构图

Fig.2 Improved network structure of YOLOv3

改进后的YOLOv3网络有4个检测尺度，每个检测尺度均融合了低层细节信息和深层语义信息，同时可以进行单独预测，因此改进后的检测网络具有更为出色的检测能力。

2.2 改进损失函数

在目标检测中常用IoU(intersection over union)衡量预测框和真实框的重合程度^[16]。一般认为，该值越大，两框的重合程度越好，算法检测精度越高，反之则越差^[17]。

经大量实验发现，以均方误差作为坐标误差损失函数存在以下缺点：一是IoU越大，并不一定代表预测

框与真值框重合程度越好,通过图 3 可以看出 IoU 相同时,2 个框的重合程度并不一样;二是损失函数没有将检测目标和锚框之间的中心距离、重叠率及尺度考虑进去。

2.2.1 改进坐标误差损失函数

针对以上不足,本文采用 DIoU 作为坐标误差损失函数^[18],DIoU 将预测框和真值框之间的距离、重叠率以及尺度均加以考虑。DIoU 计算过程如下:

$$\text{IoU} = \frac{I}{U} = \frac{I}{A^p + A^g - I}, \quad (2)$$

$$\text{DIoU} = \text{IoU} - \frac{L^2(R_1, R_2)}{c^2}, \quad (3)$$

式中: R_1, R_2 分别代表预测框中心和真值框中心; L 为 R_1 和 R_2 间的欧氏距离; c, A^g, A^p, I 分别代表预测框和真值框的最小闭包区域的对角线距离、真值框的面积、预测框的面积及重叠面积。

DIoU 损失的计算如式(4)所示:

$$L_{\text{DIoU}} = 1 - \text{DIoU}. \quad (4)$$

DIoU 作为损失函数,一是可以直接最小化预测框和真值框之间的归一化距离,使收敛速度更快;二是当预测框与真值框不重叠时,仍然可以为预测框提供移动方向;三是 2 个框在水平和垂直方向上时,DIoU 回归速度非常快;四是在非极大值抑制评估中,DIoU 可以代替 IoU,使 NMS 得到更加合理及有效的结果。

2.2.2 改进置信度损失函数

为了解决样本不平衡问题,LIN 等^[19]提出了 Focal 损失函数。为进一步提高 YOLOv3 的检测精度,本文采用改进的 Focal 损失函数作为置信度损失函数。Focal 损失函数能够在模型训练过程中通过增大困难样本权重的方法,有效解决样本不平衡问题^[20],使训练模型具有更佳检测结果。Focal 损失函数如式(5)所示:

$$FL(p_i) = -\alpha_i(1 - p_i)^\gamma \ln(p_i). \quad (5)$$

式中: γ 为聚焦参数,是一个大于 0 的超参数; α_i 为平衡参数,也是一个超参数,用来控制正负样本对总损失的权重,平衡多类别样本数量; p_i 为标签预测概率。

式(5)中 α_i 和 γ 这 2 个参数一般由人为规定,但是如果设定的数值不贴合数据集,训练效果反而不好^[21]。针对这一问题,本文根据数据集确定该参数,确定过程如下。

1) 确定平衡参数 α_i

本文样本有 5 个类别,为了对困难样本加大损失函数权重,同时减小容易样本的损失权重,根据各类样本数量来缩放分类损失大小。计算思路为权重设定的目标要使任意 2 个类别样本数量和这 2 个类别的权重成反比,如式(6)所示:

$$\alpha_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{m_i}}. \quad (6)$$

式中: N 为样本类别总数; m_i 为第 i 类样本数量;第 i 类的平衡参数 α_i 等于类别权重值的大小。这样平衡参数能够较好地均衡样本数量大小对应的损失值。

2) 确定聚焦参数 γ

通过大量实验发现,在模型训练初期,使用 Focal 损失函数的模型训练精度低于使用交叉熵损失函数时的精度^[19]。为此本文采用每 N 轮训练后调整 1 次 γ 值的方法,调整方式如式(7)所示:

$$\gamma = (0.2 \times \lfloor \frac{n_{\text{epoch}}}{N} \rfloor + 0.4) \gamma_{\text{best}}. \quad (7)$$

式中: n_{epoch} 为训练轮数; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整运算; γ_{best} 为 γ 的最优解。随着训练轮数的增加,聚焦参数 γ 会越来越大^[22],因此在模型训练中后期,会进一步放大困难样本的损失在总损失中的权重,从而提高分类模型

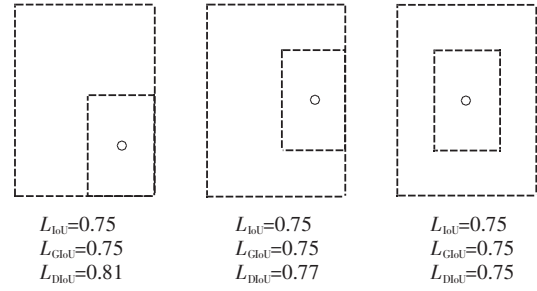


图 3 IoU 与重合度的关系图

Fig.3 Relationship between IOU and coincidence degree

的精度。

综上所述,本文以 DIoU 代替原来的均方差损失函数作为坐标误差损失函数,用改进后的 Focal 损失函数作为边界框置信度损失函数,目标分类损失函数以交叉熵作为损失函数。因此,YOLOv3 损失函数如式(8)所示:

$$\begin{aligned} \text{Loss} = & \text{bboxloss} + \text{confidenceloss} + \text{classloss} = \\ & \sum_0^{S \times B} I_{\text{object}} \times (I - \text{DIoU}_{\text{predict}}^{\text{groundtruth}}) + \\ & \sum_0^{S \times B} m \times \text{Focal}(\text{CE}(p_o, q_o)) + \\ & \sum_0^{S \times B} I_{\text{object}} \sum_{c=0}^C \text{CE}(p(c), q(c)). \end{aligned} \quad (8)$$

式中 CE 表示交叉熵损失函数。DIoU 损失作为目标框坐标回归损失,将预测框和真值框之间的距离、重叠率以及尺度均考虑进去,在很大程度上提高了目标框回归速度。在边界框置信度交叉熵损失函数的基础上加入焦点损失函数,显著平衡了简单样本和困难样本的损失权重,有效提高了模型的训练质量和泛化能力。

3 实验及结果

3.1 数据集

为了使数据集更加丰富,本文在尽可能多的自然场景下采集手势图像,手势 1 到手势 5 各自采集 500 张图片,采用 Labelimg 工具标记手势目标制作数据集^[23]。为了充分利用样本图片,对图片进行 30°,60°,90°,180°,270°旋转、垂直和水平翻转,并以 0.4,0.6,0.8 的因子缩小图片^[24]。对图片随机增强亮度,增强范围为 0.1~2,并对样本图片适当增加椒盐噪声,对样本数据增强后获得 14 500 张训练图片。

3.2 实验平台与评价指标

采用 CPU 为英特尔 i7-7700HQ、英伟达 GTX1060 显卡训练模型,交互语言为 python3.6,使用 CUDA9.0和 CUDNN7.4 加速训练过程。在训练网络模型阶段,使用的部分参数 batch size 为 16,图片大小为 416×416,迭代轮数 20 000,IoU 阈值为 0.5。

目标检测中常用以下指标衡量模型训练效果:Precision(查准率)、Recall(召回率)、AP(平均精度)和 mAP(平均精度均值)^[25],如式(9)~式(12)所示:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}, \quad (9)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}, \quad (10)$$

$$\text{AP} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{n}, \quad (11)$$

$$\text{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^k \text{AP}_i}{k}. \quad (12)$$

式中:TP(true positive)表示分类器正确预测的正样本;FN(false negative)表示分类器错误预测的负样本;FP(false positive)表示分类器错误预测的正样本; n 为采样 P - R 对, k 为样本类别数(本文为 5)。

3.3 结果分析

采用改进后的 YOLOv3 算法与传统 YOLOv3,SSD300,Faster R-CNN 经典多尺度目标检测算法^[26]对每个类别 AP 值进行对比,结果如表 1 所示。同时,对比各算法的帧率(frames per second,FPS)、mAP 和达到 Loss 阈值的迭代次数,结果如表 2 所示,各算法检测手势效果如图 4 所示。

表 1 4 种算法 AP 值对比

Tab.1 Comparison of AP values of four algorithms

手势编号	算法 AP 值/%			
	传统 YOLOv3	SSD300	Faster R-CNN	改进后的 YOLOv3
1	87.29	77.16	89.42	90.42
2	94.03	80.08	92.45	89.83
3	90.10	88.46	90.27	91.26
4	75.37	70.47	89.78	90.71
5	72.90	79.82	88.56	89.68

表 2 4 种算法检测性能对比

Tab.2 Comparison of detection performance of four algorithms

算 法	FPS	mAP/%	Loss 为 0.000 01 最少迭代次数
传统 YOLOv3	7.6	83.76	25 000
SSD300	42	79.20	24 300
Faster R-CNN	0.6	90.10	32 450
改进后的 YOLOv3	15	90.38	18 500

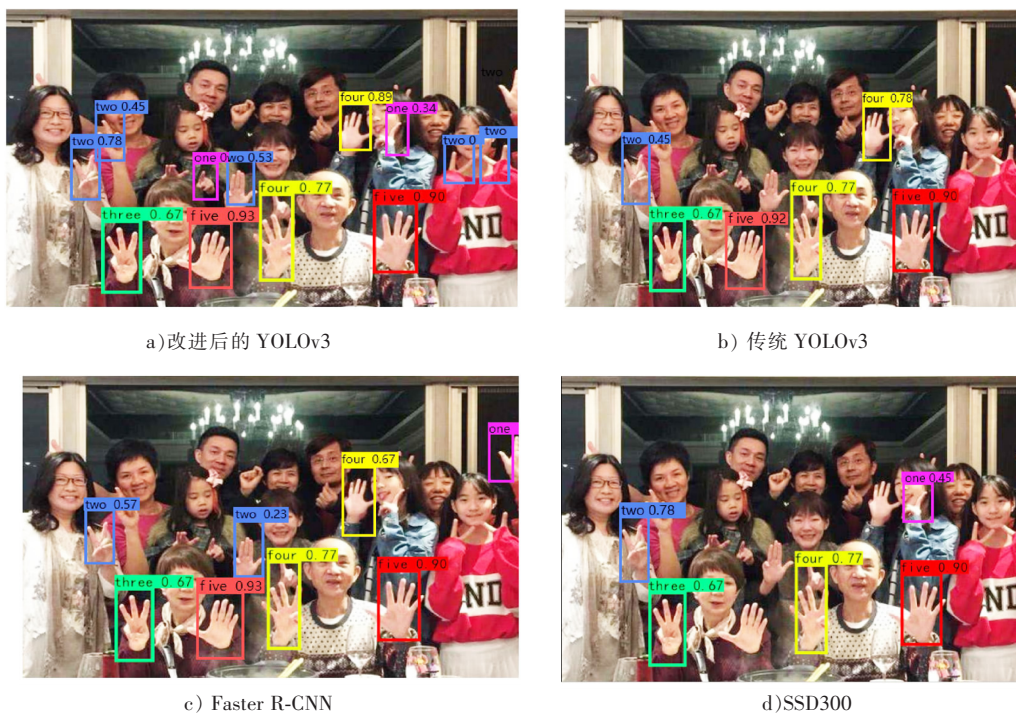


图 4 各算法检测效果图

Fig.4 Detection effect of each algorithm

由表 1 和表 2 分析可知,改进后的 YOLOv3 算法 mAP 能够达到 90.38%,相对于传统 YOLOv3, SSD300,Faster R-CNN 分别提高了 6.62%,11.18%和 0.28%,并且每个类别的检测精度均大于传统 YOLOv3 和 SSD300 算法。从检测速度上分析,改进后的 YOLOv3 算法 FPS 比改进前提升近 2 倍,但和 SSD300 相比还有不少差距。分析迭代次数可知,改进后的算法在训练时损失函数收敛速度更快。

从图 4 可以看出,改进后的算法在检测效果和检测精度上表现更加出色,因为手势 1 和手势 2 可能存在遮挡问题,导致个别误检,但是整体识别效率有了大幅度提升,模型具有较高的泛化能力和鲁棒性。

4 结 语

1) 本文针对手势检测中存在精度和速度无法兼顾的问题,以 YOLOv3 为检测框架,在原来检测尺度上增加一个检测尺度,提高小目标的检测能力。采用 DIoU 作为坐标误差损失函数,并用改进后的 Focal 损失函数代替交叉熵损失函数作为边界框置信度损失函数。

2) 实验结果表明,本文改进的 YOLOv3 模型在检测精度上有了明显提升,并且检测速度几乎相同,能够有效识别检测者的手势。但是增加一个检测尺度后,模型的训练速度会变慢,并且当真值框和目标框距离过远时,DIoU 无法为候选框提供移动方向。因此,未来将深入探究如何在增加检测尺度时不减慢模型的训练速度,同时尝试采用 CIoU 代替 DIoU 作为损失函数。

参考文献/Reference:

- [1] LIU Jun, WANG Xuewei. Early recognition of tomato gray leaf spot disease based on MobileNetv2-YOLOv3 model[J]. *Plant Methods*, 2020, 16(11):612-231.
- [2] YU Yuan, REN Jinsheng, ZHANG Qi, et al. Research on tire marking point completeness evaluation based on K-means clustering image segmentation[J]. *Sensor*, 2020, 20(17):4687-4697.
- [3] WILLIAMS E H, LAURA B, DOWNING P E, et al. Examining the value of body gestures in social reward contexts[J]. *NeuroImage*, 2020, 222:117276-117286.
- [4] HU Wei, ZHU Quanxin. Moment exponential stability of stochastic delay systems with delayed impulse effects at random times and applications in the stabilisation of stochastic neural networks[J]. *International Journal of Control*, 2020, 93(10):2505-2515.
- [5] 罗小权, 潘善亮. 改进 YOLOv3 的火灾检测方法[J]. *计算机工程与应用* 2020, 56(17):187-196.
LUO Xiaoquan, PAN Shanliang. Improved YOLOv3 fire detection method[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(17):187-196.
- [6] 陈俊松, 何自芬, 张印辉. 改进 YOLOv3 算法的筷子毛刺缺陷检测方法[J]. *食品与机械*, 2020, 36(3):133-138.
CHEN Junsong, HE Zifen, ZHANG Yinhui. Defect detection method of chopsticks based on improved YOLOv3 algorithm[J]. *Food & Machinery*, 2020, 36(3):133-138.
- [7] 张强. 基于改进 YOLOv3 的手势识别方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2019.
ZHANG Qiang. Hand Gesture Recognition Approach Research Based on Improved YOLOv3[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019.
- [8] 毛腾飞, 赵曙光. 基于改进 YOLOv3 的实时人手检测算法[J]. *现代计算机*, 2020(5):57-60.
MAO Tengfei, ZHAO Shuguang. Real-time hand detection algorithm based on improved YOLOv3[J]. *Modern Computer*, 2020(5):57-60.
- [9] WILLIAMS A S, ORTEGA F R. Understanding multimodal user gesture and speech behavior for object manipulation in augmented reality using elicitation[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2020, doi:10.1109/TVCG.2020.3023566.
- [10] THOMSEN J L D, MARTY A P, SHIN W, et al. Barriers and aids to routine neuromuscular monitoring and consistent reversal practice: A qualitative study[J]. *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*, 2020, 64(8):1089-1099.
- [11] LI Qiaoliang, LI Shiyu, LIU Xinyu, et al. FecalNet: Automated detection of visible components in human feces using deep learning[J]. *Medical Physics*, 2020, 47(9):4212-4222.
- [12] LI Qiaoliang, YU Zhigang, QI Tao, et al. Inspection of visible components in urine based on deep learning[J]. *Medical Physics*, 2020, 47(7):2937-2949.
- [13] NURI E O, KAPLAN G, ERDEM F, et al. Tree extraction from multi-scale UAV images using mask R-CNN with FPN[J]. *Remote Sensing Letters*, 2020, 11(9):847-856.
- [14] LUO Ze, YU Huiling, ZHANG Yizhuo. Pine cone detection using boundary equilibrium generative adversarial networks and improved YOLOv3 model[J]. *Sensors*, 2020, 20(16):doi:10.3390/s20164430.
- [15] ZHANG Xiaoguo, GAO Ye, WANG Huiqing, et al. Improve YOLOv3 using dilated spatial pyramid module for multi-scale object detection[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(4):doi:10.1177/1729881420936062.
- [16] KUZNETSOVA A, MALEVA T, VLADIMIR S. Using YOLOv3 algorithm with pre- and post-processing for apple detection in fruit-harvesting robot[J]. *Agronomy*, 2020, 10(7):doi:10.3390/agronomy10071016.
- [17] HAN Fenglei, YAO Jingzheng, ZHU Haitao, et al. Underwater image processing and object detection based on deep CNN method[J]. *Journal of Sensors*, 2020, doi:10.1155/2020/6707328.
- [18] WU Xiongwei, SAGOO D, ZHANG Daoxin, et al. Single-shot bidirectional pyramid networks for high-quality object detection[J]. *Neurocomputing*, 2020, 401:1-9.
- [19] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. [S.l.]:[s.n.]:2017.2980-2988.
- [20] AGHDASSI A, TRAN Q T, BULLA T, et al. Focal pancreatic lesions in autoimmune pancreatitis and weight loss[J]. *Gut*, 2020, doi:

- 10.1136/gutjnl-2020-321987.
- [21] LI Dongdong, WEN Gongjian, KUAI Yangliu, et al. Robust visual tracking with channel attention and focal loss[J]. Neurocomputing, 2020, 401:295-307.
- [22] PERSSON D, HEYDARI G, EDVINSSON C, et al. Depth-resolved FTIR focal plane array (FPA) spectroscopic imaging of the loss of melamine functionality of polyester melamine coating after accelerated and natural weathering[J]. Polymer Testing, 2020, doi:10.1016/j.polymertesting.2020.106500.
- [23] YAO Shangjie, CHEN Yaowu, TIAN Xiang, et al. An improved algorithm for detecting pneumonia based on YOLOv3[J]. Applied Sciences, 2020, 10(5):doi:10.3390/app10051818.
- [24] GERLACH S, CHRISTOPH F, HOFMANN T, et al. Multicriterial CNN based beam generation for robotic radiosurgery of the prostate [J].Current Directions in Biomedical Engineering, 2020, 6(1):doi:10.1515/cdbme-2020-0030.
- [25] LI Min, ZHANG Zhijie, LEI Liping, et al. Agricultural greenhouses detection in high-resolution satellite images based on convolutional neural networks: Comparison of faster R-CNN, YOLOv3 and SSD[J]. Sensors, 2018, 10:131-152.
- [26] 王慧. 基于改进 Faster R-CNN 的安全帽检测及身份识别[D]. 西安:西安科技大学, 2020.
WANG Hui. Safety Helmet Detection and Identification Based on Improved Faster R-CNN[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020.

向本期载文的审稿专家致谢

本期《河北科技大学学报》共发表论文 11 篇。这些论文的发表是与有关专家的认真审读、细查资料、推敲分析、中肯评价分不开的。对此,本编辑部特向这些专家表示敬意,对他们的辛勤劳动表示感谢。本期载文的审稿专家名单如下(按姓名的汉语拼音顺序排列):

曹德英 柴争义 陈 侠 董艳春 郭景峰 贺志荣
黄 亮 江少群 李宝库 李建武 李小六 廉保旺
柳峰松 鲁志斌 唐慧明 王 顶 魏霖静 项 荣
谢晓芹 张 屹 张朝磊 曾庆喜

(本刊编辑部)