

· 光电测量与检测 ·

一种提高小目标检测准确率的数据增强方法

王芋人, 武德安

电子科技大学数学科学学院, 成都 610097

摘要:针对当前目标检测网络算法, 对小目标的检测准确率较低和普遍出现的图片标注耗费大量人力物力等问题, 提出了基于小目标数据集的多种数据增强方法。通过对图片进行水平翻转、直方图均衡处理、超分辨率处理等八种方法, 在保持小目标原始特征信息不变的前提下, 实现小目标特征信息的大幅度提高, 丰富了数据增强的种类, 提高了目标检测模型的泛化能力和小目标的检测准确率。实验结果表明, 数据增强后小目标的目标检测准确率有了相对提高。

关键词:目标检测; 数据增强; 超分辨率; 直方图均衡

中图分类号: TN249 **文献标识码:** A **doi:** 10.14016/j.cnki.jgzz.2021.11.041

Data augmentation method for improving the accuracy of small Target Detection

WANG Yuren, WU De'an

College of Mathematical Science, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610097, China

Abstract: Aiming at the current target detection network algorithm, the low accuracy of small target detection and the common problem that image labeling consumes a lot of manpower and material resources, a variety of data augmentation methods based on small target data sets are proposed. Through eight methods such as horizontal flipping, histogram equalization and super-resolution processing, on the premise of keeping the original feature information of small targets unchanged, the feature information of small targets is greatly improved, and the types of data augmentation are enriched. the generalization ability of target detection model and the detection accuracy of small targets are improved. The experimental results show that the target detection accuracy of small targets is relatively improved after data augmentation.

Key words: target detection; data augmentation; super resolution; histogram equalization

1 引言

当下目标检测任务中, 小目标的检测准确率常年较低, 有多种原因: 小目标样本量少、背景噪声对小目标特征信息存在干扰、小目标分辨率低、像素占比少等^[1]。其中, 样本量过少是目标检测任务中常出现的问题, 通过丰富数据增强种类的方法能够增加样本多样性, 缓解样本量少带来的精度低的缺点, 同时也能提高目标检测模型泛化能力。例如 AlexNet^[2] 和

VGG^[3] 分别实现了随机裁剪、图片翻转, 随机缩放然后裁剪等数据增强方式。如今, 常见的数据增强方式也主要是旋转、翻转、添加高斯噪声、尺度缩放等方式。实际目标检测任务中, 时常会遇到自然场景中检测的目标过小, 从而出现检测精度较低、过拟合现象^[4]。因此, 丰富数据增强的种类, 增加图片数据的多样性就显得尤为重要。

为了解决自然场景中小目标检测精度较低的问题, 本文实现了多种数据增强方式, 通过开源小物体数据集 Small Object Dataset 进行实验对比分析验证了该数据增强方式的效果, 最终的识别准确率能达到 82% 以上。

收稿日期: 2021-05-12

基金项目: 四川省科技支撑计划 (No. 2016CC0016, 2015GZ0119)

作者简介: 王芋人 (1993-), 男, 在读硕士生, 研究方向为计算机视觉。

E-mail: bshknbdd@163.com

通信作者: 武德安 (1970-), 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为模式识别。

<http://www.laserjournal.cn>

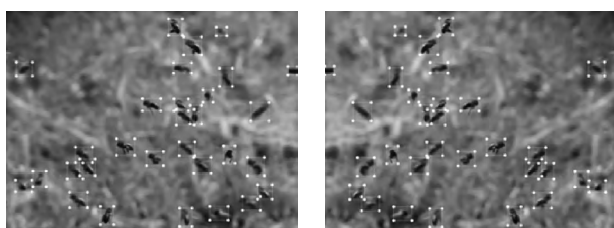
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

2 数据增强方式

主要实现了八种数据增强方式:水平翻转、高斯模糊、添加椒盐噪声、直方图均衡、清晰度变化、中值滤波处理、灰度处理、超分辨率。在处理图片的同时保持对应的标注框和标注物体对齐。

2.1 水平翻转

水平翻转实现图片和标注框同时进行左右翻转,通过水平翻转后,可以得到不同拍摄角度的图片,如图1所示。



(a) 原图及目标框 (b) 水平翻转

图1 图像及目标框的水平翻转

每个标注文件(XML)记录了对应的每张图片中的标注框的坐标信息。因此,在对图片翻转时,图片中的标注框也会随之翻转,LabelImg 软件对图片中的物体标注时,是从图片左上角为坐标原点,设每个标注框的初始坐标为 $(x_{\min}, y_{\min}, x_{\max}, y_{\max})$,水平翻转后的标注框坐标为 $(X_{\min}, Y_{\min}, X_{\max}, Y_{\max})$,图片宽度为 w 。水平翻转的坐标转换公式如下:

$$X_{\min} + x_{\max} = w \quad (1)$$

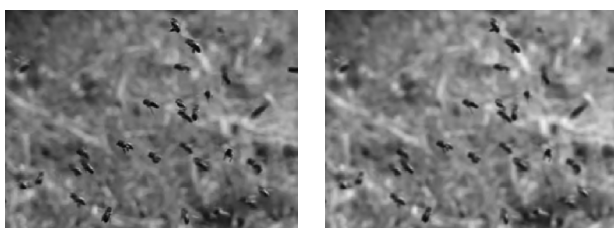
$$X_{\max} + x_{\min} = w \quad (2)$$

$$Y_{\min} = y_{\min} \quad (3)$$

$$Y_{\max} = y_{\max} \quad (4)$$

2.2 高斯模糊

图片受拍摄仪器、环境变化等因素会造成部分图片模糊。因此,通过高斯模糊模拟图片受场景变化等影响造成的模糊进行数据增强,从而提高目标检测模型的泛化能力。高斯模糊是选择图片某点及周围数值进行二维高斯模型处理,再将处理好的数值作为该点的像素值实现高斯模糊,如图2所示。

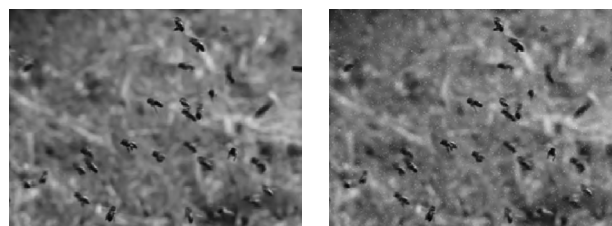


(a) 原图 (b) 高斯模糊

图2 原图和高斯模糊后对比图

2.3 椒盐噪声

由于解码误差等原因,图像中会出现孤立的白点或者黑点,这种噪声称为椒盐噪声^[5],当卷积神经网络学习到起到干扰作用的噪声信息后,通常会发生过拟合现象。因此,在原有图片中加入椒盐噪声有助于提高目标识别的准确性和鲁棒性,避免过拟合发生。椒盐噪声是根据设定的图像信噪比,在图像随机位置随机指定添加的像素值,如图3所示。



(a) 原图 (b) 椒盐噪声

图3 原图和椒盐噪声后对比图

2.4 直方图均衡

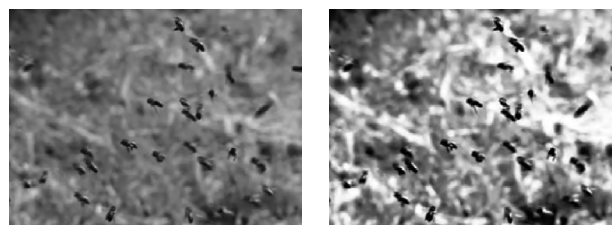
受拍摄环境影响,图片可能过于明亮或者过于暗淡,影响观感及目标检测准确率。因此,常使用直方图均衡化^[6]调节图片整体对比度,使图像清晰,达到数据增强目的。一幅图中灰度级 $p_r(r_k) = \frac{n_k}{n}$ 出现的概率近似为:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad (5)$$

其中, n 是图像中像素的总和, n_k 是灰度级是 r_k 的像素个数, L 为图像中可能的灰度级总数。将输入图像灰度级 r_k 的各像素映射为输出图像中灰度级为 s_k 的像素,得到像素灰度级为 s_k 的图像,这种灰度级转化公式如下:

$$s_k = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (6)$$

通过以上方法得到直方图均衡化后的图像如图4所示。



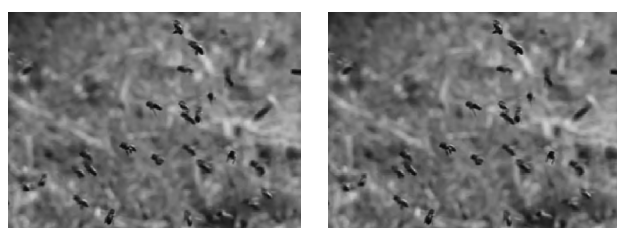
(a) 原图 (b) 直方图均衡

图4 原图和直方图均衡后对比图

2.5 清晰度变化

图像中清晰度有时会随拍摄技术或者镜头质量

影响而变化,因此,可以使用图片压缩来模拟这种清晰度变化。将图像看成一个二维矩阵,对图像的 RGB 三个分量分别进行截断奇异值分解,处理后的效果如图 5 所示。

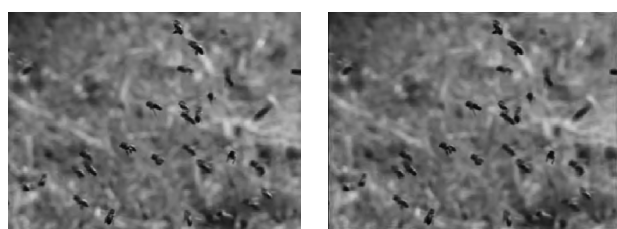


(a) 原图 (b) 截断奇异处理

图 5 原图和截断奇异处理后对比图

2.6 中值滤波

当曝光时间过长或者拍摄环境较为复杂时,图片中会产生噪点,影响成像质量,所以常需提供图像滤波技术消除噪点。采用的中值滤波的方法来消除噪点^[7]。中值滤波的原理是将图片中一点的值用该点邻域中像素值的中值代替,从而消除独立噪声点,如图 6 所示。

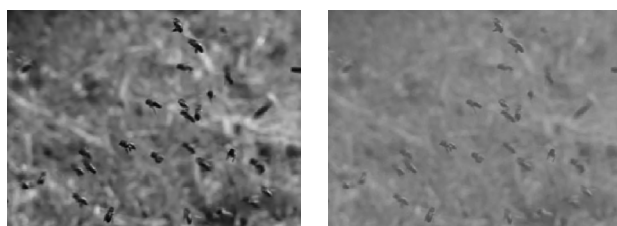


(a) 原图 (b) 中值滤波处理

图 6 原图和中值滤波处理后对比图

2.7 灰度处理

当前,许多图片均采用了 RGB 彩色成像模式,处理图像时需分别对 RGB 三种分量处理,然而,彩色图像只是基于光学原理分配颜色,并不能反映目标的形态特征。卷积神经网络是基于物体的轮廓纹理识别物体的,因此,灰度转化不仅能减少计算量,而且提高了算法的泛化能力和检测准确率,灰度转化如图 7 所示。

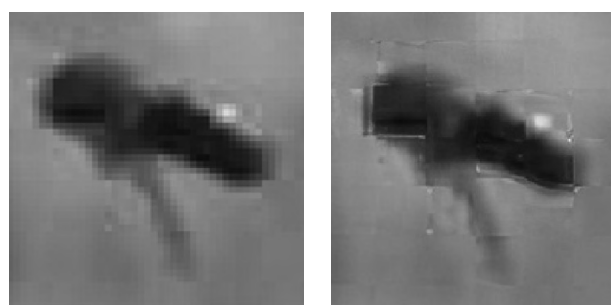


(a) 原图 (b) 灰度转化

图 7 原图和灰度转化后对比图

2.8 超分辨率

图片中的小目标像素较少,放大后目标会变得模糊,出现矩形轮廓,因此,卷积神经网络能提取到的特征信息少,检测正确率低。因此,借助 SRGAN^[8] 良好的超分辨率功能提高小目标数据集分辨率,有助于提高小目标的检测准确率。SRGAN 首先将 GAN 引入超分辨率领域,与传统的 GAN 相比,SRGAN 做了两方面的修改:(1)生成器输入的不再是随机噪声,而是低分辨率图像;(2)在生成器损失函数中加入了生成图片和真实图片在 VGG 网络中某层特征图的均方误差。小目标局部放大图的超分辨率处理结果,如图 8 所示。



(a) 原图 (b) 超分辨率处理

图 8 图和超分辨率处理后对比图

3 实验与分析

3.1 实验设置

实验使用的操作系统为 Ubuntu 18.04 LTS, GPU 选用 NVIDIA GeForce GTX 2080 Ti, 检测网络使用 Faster-RCnn^[9]。数据集采用开源小物体数据集 Small Object Dataset, 含有蜜蜂、观赏鱼、飞虫、飞鸟一共四类目标,选取了蜜蜂和观赏鱼两种目标作为训练目标,用蜜蜂做可视化对比。

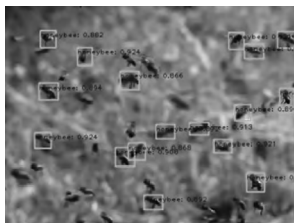
3.2 实验结果

实验采用平均准确率 mAP (mean average precision)^[10-12] 作为比较识别精度的指标。由表 1 可知,采取不同数据增强方式后,检测准确率均有所提高。其中高斯模糊、椒盐噪声给原图引入了干扰信息,所以检测准确率较低。直方图均衡处理后,原图暗淡的背景变明亮,所以背景反而突出明显,目标特征相对减弱了,所以直方图均衡精度不高。其余增强方式均保持了原图相近的像素信息,因此,检测准确率相近,均达到 0.82 以上的准确率。

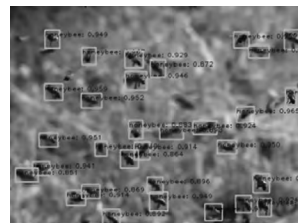
表1 不同增强方式下的实验结果

增强方式	mAP
Faster-Rcnn	0.697
水平翻转	0.832
高斯模糊	0.763
盐噪声	0.727
直方图均衡	0.771
清晰度改变	0.830
中值滤波	0.837
灰度处理	0.823
超分辨率	0.831

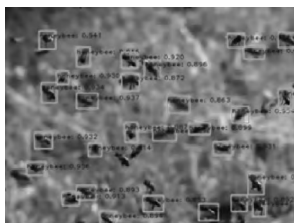
除了平均准确率作为评判识别精度的指标外,可视化对比图能清晰反映模型的实际检测情况^[13-15]。如图9所示,不同增强方式的在原图上的检测效果对比图。图(a)为Faster-Rcnn的检测结果可以看出左下角和中部的部分蜜蜂漏检,图(b)为常用的水平翻转增强方式,没有漏检现象。图(c)、图(d)分别是高斯模糊、椒盐噪声增强方式,通过与图(a)的比较,可以看出检测精度有所提高,图(a)中左下角和中上部漏检的蜜蜂能正确检测,但中下部仍有漏检。图(e)、图(f)、图(g)分别是直方图均衡、清晰度增强及中值滤波数据增强方式,和图(c)、图(d)对比可以看出检测准确率进一步提高了,仅漏检了一到两只蜜蜂。图(h)、图(i)分别是灰度处理和超分辨率增强后的可视化结果,检测效果最好。



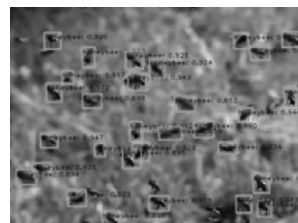
(a) Faster-Rcnn 检测结果



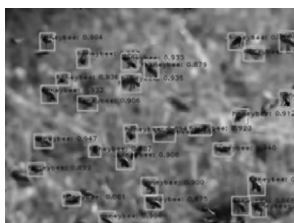
(b) 水平翻转增强检测结果



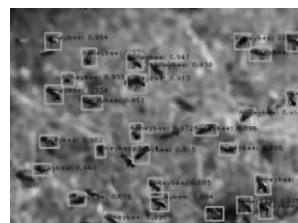
(c) 高斯模糊增强检测结果



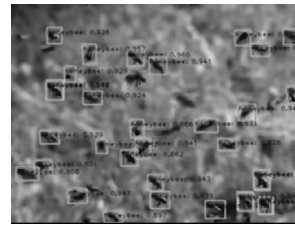
(d) 椒盐噪声增强检测结果



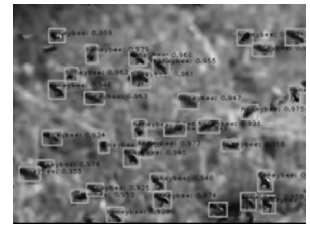
(e) 直方图均衡增强检测结果



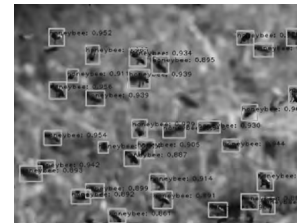
(f) 清晰度增强检测结果



(g) 中值滤波增强检测结果



(h) 灰度处理增强检测结果



(i) 超分辨率处理增强检测结果

图9 可视化结果对比图

3.3 实验结果分析

经过可视化结果漏检现象分析可知检测结果的确和拍摄图片质量相关,分辨率高的超分辨率数据增强方式能取得较好的检测结果。水平翻转、灰度变化、清晰度变化、中值滤波这四种数据增强方式由于保留了原图目标轮廓的纹理信息,检测准确率较高。直方图均衡改变了图片对比度使得背景突出,目标暗淡因此会出现漏检情况,而高斯模糊和椒盐噪声这两种方式为模型带入了干扰信息因此漏检情况较多,但其提高了模型的泛化能力。

4 结语

针对当前小物体检测精度较低原因进行了分析,提出了多种数据增强技术。为了验证其效果,对小目标数据集进行了对比实验,可视化对比实验结果表明超分辨率数据增强表现良好,另外保留目标轮廓纹理信息的灰度处理、中值滤波也提高了检测精度。引起对比度变化的直方图均衡增强方式和清晰度变化可视化效果次之,说明对比度和清晰度变化确实会影响检测结果。给图像引入干扰信息的高斯模糊和椒盐噪声检测效果较差,表明噪声等干扰信息的确会降低精度,但其也能提高模型的鲁棒性。

以上数据增强方式和传统的水平翻转的对比说明提出的数据增强方式能达到和传统数据增强方式近似的检测结果。但如何找出既能提高检测精度又能提高模型泛化能力的数据增强方式是接下来需要

思考的问题。

参考文献

- [1] 梁鸿,王庆玮,张千,等. 小目标检测技术研究综述[J]. 计算机工程与应用,2021,57(01):17-28.
- [2] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[C]// NIPS. Curran Associates Inc. 2012.
- [3] Simonyan K, Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition[J]. Computer Science, 2014,21(8):91-103.
- [4] 李红光,于若男,丁文锐. 基于深度学习的小目标检测研究进展[J/OL]. 航空学报:1-19[2021-03-21].
- [5] 董林鹭,向洋,林国军,等. 一种基于椒盐噪声密度的滤波算法[J]. 四川师范大学学报(自然科学版),2021,44(02):277-284.
- [6] 毕秀丽,邱雨檬,肖斌,等. 基于统计特征的图像直方图均衡化检测方法[J]. 计算机学报,2021,44(02):292-303.
- [7] 马祥,杜忠华,蔡雨,等. 融合梯度信息的改进中值滤波算法研究[J]. 传感器与微系统,2021,40(03):48-51.
- [8] Ledig C, Theis L, F Huszar, et al. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network[J]. IEEE Computer Society, 2016,30(5):118-124.
- [9] 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,(8):85-89.
- [10] 郭晓静,隋昊达. 改进 YOLOv3 在机场跑道异物目标检测中的应用[J/OL]. 计算机工程与应用:1-8[2021-03-22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20201029.1159.006.html>.
- [11] 任之俊,蔺素珍,李大威,等. 基于改进特征金字塔的 Mask R-CNN 目标检测方法[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(04):174-179.
- [12] 吕晓君,向伟,刘云鹏. 基于强化底层特征的无人机航拍图像小目标检测算法[J/OL]. 计算机应用研究:1-6[2021-03-22].
- [13] 奚琦,张正道,彭力. 基于改进 MDSSD 的小目标实时检测算法[J]. 激光与光电子学进展,2020,57(20):97-105.
- [14] 崔艳鹏,王元皓,胡建伟. 一种改进 YOLOv3 的动态小目标检测方法[J]. 西安电子科技大学学报,2020,47(03):1-7.
- [15] 李希,徐翔,李军. 面向航空飞行安全的遥感图像小目标检测[J]. 航空兵器,2020,27(03):54-61.