



基于特征融合的轻量级SSD目标检测方法

吴天成, 王晓荃, 蔡艺军, 荆有波, 陈铖颖

引用本文:

吴天成, 王晓荃, 蔡艺军, 等. 基于特征融合的轻量级SSD目标检测方法[J]. 液晶与显示, 2021, 36(10): 1437-1444.

WU Tian-cheng, WANG Xiao-quan, CAI Yi-jun, et al. Lightweight SSD object detection method based on feature fusion[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(10): 1437-1444.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2021-0007>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种高精度的卷积神经网络安全帽检测方法

High precision detection method of safety helmet based on convolution neural network

液晶与显示. 2021, 36(7): 1018-1026 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0309>

基于注意力掩模融合的目标检测算法

Object detection algorithm based on attention mask fusion

液晶与显示. 2019, 34(8): 825-833 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193408.0825>

基于改进YOLOv3的棉花异性纤维检测

Detection of foreign fiber in cotton based on improved YOLOv3

液晶与显示. 2020, 35(11): 1195-1203 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203511.1195>

基于深度学习的航空对地小目标检测

Detection of small target in aerial photography based on deep learning

液晶与显示. 2018, 33(9): 793-800 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183309.0793>

基于深度可分离卷积的交通标志识别算法

Traffic sign recognition algorithm based on depthwise separable convolutions

液晶与显示. 2019, 34(12): 1191-1201 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193412.1191>

文章编号:1007-2780(2021)10-1437-08

基于特征融合的轻量级 SSD 目标检测方法

吴天成¹, 王晓荃^{*}, 蔡艺军¹, 荆有波², 陈铖颖¹

(1. 厦门理工学院 光电与通信工程学院, 福建 厦门 361024; 2. 中国科学院 微电子研究所, 北京 100029)

摘要:针对应用于嵌入式设备的轻量级目标检测算法, 本文提出了一种基于特征融合的改进方案。针对目前 MobileNetV2-SSD 轻量级目标检测算法检测精度低、小目标检测效果差的问题, 结合 FPN 特征金字塔的特征融合思想, 选用了 MobileNetV2-SSD 中包含较多语义信息的 3 层特征层进行融合, 利用多尺度检测的原理, 将融合后的特征层重新生成特征金字塔进行目标检测。使用 PASCAL VOC 2007 数据集对改进后的目标检测模型和原模型进行对比测试, 其检测精度 mAP 相对原模型提高了 3.9%, 达到了 76.5%, 同时模型对于小目标的检测效果也有了显著提升。最后将模型部署至嵌入式设备 Jetson AGX Xavier 中进行测试, 改进后的模型在网络结构更加复杂的情况下检测速度接近原模型, 达到了 22 FPS 的检测速度, 可以实现嵌入式设备上的实时目标检测。

关键词:目标检测; 轻量化神经网络; SSD; MobileNet; 特征融合

中图分类号:TP91.4 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2021-0007

Lightweight SSD object detection method based on feature fusion

WU Tian-cheng¹, WANG Xiao-quan^{1*}, CAI Yi-jun¹, JING You-bo², CHEN Cheng-ying¹

(1. College of Optoelectronic and Communication Engineering,

Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China;

2. Institute of Microelectronics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China)

Abstract: An improved scheme based on feature fusion for the lightweight object detection algorithm deployed in embedded devices is proposed in this paper. The algorithm is based on the MobileNetV2-SSD lightweight object detection algorithm with the idea of FPN feature fusion. It combines the three feature layers of MobileNetV2-SSD that contain more semantic information, and is regenerated based on the fused feature layer Feature pyramid for object detection. The improved model and the original model are compared and tested on the PASCAL VOC data set. Compared with the original model, the mAP is increased by 3.6%, and reaches 76.5%. At the same time, the detection effect of small targets is significantly improved. Finally, it is tested in the embedded device Jetson AGX Xavier. The improved model has a detection speed close to the original model when the network structure is more

收稿日期:2021-01-07; **修订日期:**2021-03-15.

基金项目:国家自然科学基金(No.61704143, No.62005232); 福建省自然科学基金面上项目(No.2018J01566); 厦门市青年创新基金(No.3502Z20206074)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.61704143, No.62005232); Natural Science Foundation of Fujian Province (No. 2018J01566); Xiamen Youth Innovation Fund Project (No. 3502Z20206074)

* 通信联系人, E-mail: 1820382516@qq.com

complex, reaching the detection speed of 22FPS, which can realize real-time object detection on embedded devices.

Key words: object detection; lightweight neural network; SSD; MobileNet; feature fusion

1 引言

边防指的是维护国家领土主权和边疆的安定与发展,由边防武装力量在边境地区实施的武装防御和保卫活动^[1]。随着信息技术发展的快速发展,边防管控技术的重心也逐渐向信息技术领域转移。本文依托中国科学院微电子研究所的边缘计算终端项目,针对边防监控中目标尺度较小、检测难度高等问题,主要研究提升目标检测算法的检测精度和小目标物体的检测能力,设计了应用于网络边缘嵌入式设备的目标检测算法,协助边防管控。

传统目标检测算法通过手工设计特征的方法并结合 SVM^[2]、Adaboost^[3] 等分类器的方法获得检测结果,但是该类方法在精度和速度上都不理想。随着深度学习技术的快速发展,依靠大量的训练数据,自动获取特征的目标检测技术已经代替了传统的目标检测方法^[4-6]。基于深度学习的目标检测算法主要分为有两大类:一是双阶段目标检测算法,包括 R-CNN^[7]、Fast R-CNN^[8] 和 Faster R-CNN^[9]。上述几种方法的检测精度高,但耗时较大,且对硬件设备要求较高,部署到移动端设备上存在较大困难;二是单阶段目标检测算法,单阶段算法直接在图片的多个位置进行分类和回归,从而大幅度提高算法的检测速度。包括 YOLO^[10]、SSD^[11]。SSD 算法在整体回归的思想,借鉴了 YOLO,同时参考了 Faster-RCNN 的锚点框设计,在运行速度与检测精度上有了较好的平衡。

边缘计算终端主要由嵌入式设备构成,执行边防管控任务。针对嵌入式设备中的目标检测任务,MobileNetV2 是 Google 提出的优秀的轻量级神经网络^[12]。使用 MobileNetV2 对 SSD 网络进行优化,在牺牲部分检测精度的情况下大幅优化了其计算量和参数量,实现了在嵌入式设备中执行目标检测任务。本文在 MobileNetV2-SSD 的基础上,使用特征融合的概念对该模型对各个尺度目标的检测精度进行优化,并在边缘计算终端中的 Jetson

AGX Xavier 设备中对模型进行测试。

2 理论基础

2.1 MobileNetV2

2.1.1 深度可分离卷积

使用深度可分离卷积减小模型参数量是轻量化网络 MobileNet 的核心思想^[13]。深度可分离卷积标准卷积分为深度卷积和逐点卷积两个过程,在输出和标准卷积一致的情况下,大幅减小了参数量。

图 1 所示为标准卷积过程。图 2 和图 3 分别为深度卷积和逐点卷积过程。

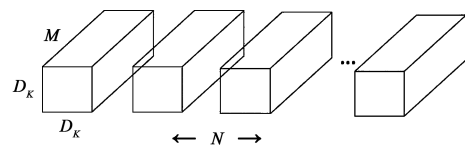


图 1 标准卷积

Fig.1 Standard convolution

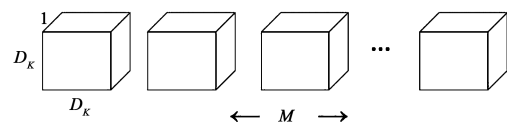


图 2 深度卷积

Fig.2 Depthwise convolution

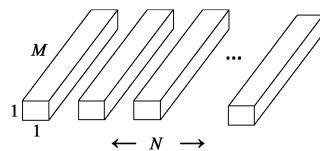


图 3 逐点卷积

Fig.3 Pointwise convolution

图中 D 为卷积大小, M 是卷积通道数, N 表示卷积的个数, M 为卷积核的个数。假设输入 F 的大小为 (D_F, D_F, M) , 采用的传统卷积核 K 的大小为 (D_K, D_K, M, N) 。

深度卷积和逐点卷积的参数量相加为深度可

分离卷积的参数量,其结果与标准卷积参数量相比如式(1)所示:

$$\frac{D_K \times D_K \times D_F \times D_F \times M + M \times N \times D_F \times D_F}{D_K \times D_K \times M \times N \times D_F \times D_F} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2}, \quad (1)$$

由公式(1)比较发现, MobileNet 网络模型参数数量大幅减少, 降低了计算开销。由此, 深度可分离卷积方法改进了采用传统卷积的 YOLO、SSD 网络的参数冗余等问题, 更适合部署至嵌入式设备。

2.1.2 线性瓶颈层

线性瓶颈层是 MobileNetV2 相对于 MobileNetV1 做出的改进^[12]。MobileNetV2 中在深度分解卷积之前使用逐点卷积用于扩张输入数据的维度,使得网络后续的卷积操作可以在高维空间提取更多特征信息。引入线性瓶颈层将低维度信息映射到高纬度中,避免了 MobileNetV1 中由于 ReLU 非线性激活函数造成的特征信息损失。

2.1.3 倒残差块

倒残差块结构是基于 ResNet 中残差块所提出的一种操作方法^[12]。ResNet 残差块和 MobileNetV2 的倒残差块结构图如图 4 所示。

图 4 中 MobileNet V2 的倒残差块使特征图的维度先升后降,与残差块的功能正好相反,因此

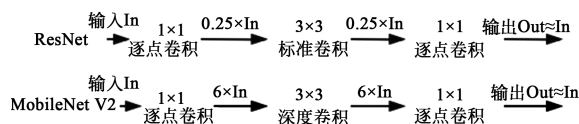


图 4 Residual Block 和 Inverted Residual Block 结构对比

Fig.4 Comparison between Residual Block and Inverted Residual Block

后者被称为倒残差结构。倒残差块结构可以使深度分离卷积在高维度空间上提取更多的特征,以此来获取更多语义特征。

2.2 SSD 算法

SSD 算法采用 VGG-16 网络结构为特征提取网络,并在 VGG-16 后接入多个大小依次减小的特征提取层,生成不同尺寸特征金字塔以检测不同大小的目标。尺寸较大的特征图检测体积比较小的目标物,尺寸较小的特征图检测体积较大的目标物^[14]。SSD 还使用了不同宽高比锚点框,使其能够高效地检测不同尺度的目标。SSD 的结构图如图 5 所示。

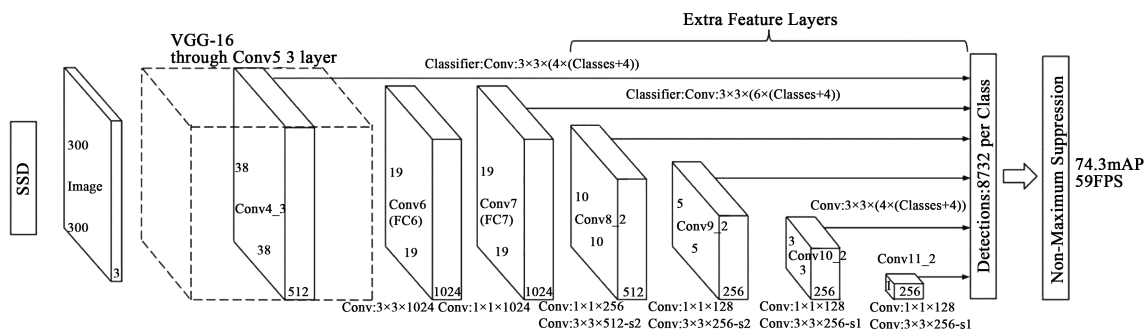


图 5 SSD 结构图^[14]

Fig.5 Structure map of SSD^[14]

SSD 舍弃了 VGG16 最后的全局池化部分和全连接层(FC6、FC7)并且分别用 $3 \times 3 \times 1024$ 的 conv6 卷积层和 $1 \times 1 \times 1024$ 的 conv7 卷积层替代 VGG-16 中的 FC6 和 FC7 作为基础分类网络的最终特征抽取部分。通过不同尺度的卷积层在图像上做特征提取,然后回归得到锚点框的具体

位置以及各类型分类的置信度,最终通过非极大值抑制算法得到最终结果。

2.3 FPN

Tsung-Yi Lin 等人提出了特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN) 的概念, FPN 的原理是融合不同尺寸的特征图, 并在融合后的

特征图上进行预测^[15]。FPN 能够很好地利用卷积神经网络中不同层级的语义特征和特征细节,对特征图自上到下进行连接,将带有更多局部特征细节的高分辨率特征图和带语义信息较强的低分辨率特征图连接起来。图 6 是 FPN 的结构示意图。

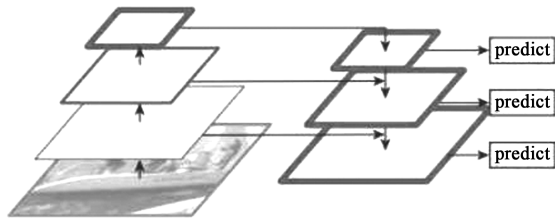


图 6 FPN 框架^[15]

Fig.6 Frame of FPN

2.4 MobileNetV2-SSD 分析

MobileNetV2-SSD 以 $300 \times 300 \times 3$ 尺寸的图像作为输入,使用 MobileNetV2 提取特征图,然后使用 SSD 模型中的 6 个检测层对不同尺度的目标进行多尺度的检测。其中在步长为 1 的卷积层之间均采用了 shortcut 结构来加快训练。该网络采用了 Inverted Residual Block 结构使卷积层能够在更高维度获取更多的语义信息。使用 Linear 线性激活函数避免了 MobileNetV1 中非线性激活函数对特征图信息的破坏。删去了 MobilenetV2 全连接层,以 4 组倒残差块结构作为替换,即 bottleneck。并使用主干网络中的 Conv13_expand、Conv16_pw 以及在 Conv19_2、Conv19_3、Conv19_4 和 Conv19_5 这 4 层进行多尺度的目标检测。其中 expand 代表对特征通道的扩张,扩张可以在特征信息不损失和参数量不增加的前提下加大卷积层的感受野范围,pw 代表逐点卷积。MobileNetV2-SSD 网络结构图如图 7 所示。

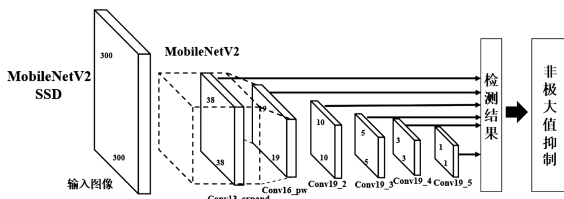


图 7 MobileNetV2-SSD 结构图

Fig.7 Structure map of MobileNetV2-SSD

3 算法改进

本文基于 FPN 特征融合的思想,设计了一种轻量级特征融合方式,在 MobileNetV2-SSD 网络结构的基础上实现特征融合,提升模型的检测精度。

3.1 存在问题

MobileNetV2-SSD 会将输入的图片特征提取成不同尺度的特征图进行预测,但是仅是在不同的特征图上完成预测,并没有融合不同尺度的特征图,不能充分利用深层语义特征和局部特征的细节,对于小目标的检测效果并不好(小目标指像素区域小于 30×30 的目标)。FPN 为逐层特征融合机制,新生成的特征金字塔上每层特征图,将同层和高层的特征信息融合,网络结构复杂,整体操作耗时,加强了检测精度的同时牺牲了过多的检测速度,难以达到实时检测的效果。

3.2 改进策略

3.2.1 设计思路

FPN 为逐层特征融合机制,同层和高层的特征信息融合,生成新的特征金字塔,整体操作耗时大且网络结构复杂。不同于 FPN 中的逐层融合,本文在原 FPN 模型的基础上新增了特征融合模块,使特征融合只在一个位置发生。

3.2.1 特征层选取

原模型采用 Conv13、Conv16_pw、Conv19_2、Conv19_3、Conv19_4、Conv19_5 上进行边框回归和分类,其对应的分辨率分别为 38×38 , 19×19 , 10×10 , 5×5 , 3×3 , 1×1 。Conv19_3、Conv19_4、Conv19_5 这 3 层的特征层过小,语义信息不丰富,与原始上一层特征图融合之后不会得到太多的语义信息,对模型精度并无提升,甚至还会降低检测速度,因此不对这 3 层进行特征融合。分别对 Conv13、Conv16_pw、Conv19_2 这 3 层网络进行特征融合。

3.2.2 特征融合

如图 8 所示,分别对 Conv13、Conv16_pw、Conv19_2 这 3 层网络进行特征融合。使用 1×1 卷积统一输入通道,bilinear interp 意为双线性插值,实现上采样操作,将不同大小的特征图转换成统一大小,融合的不同网络层。

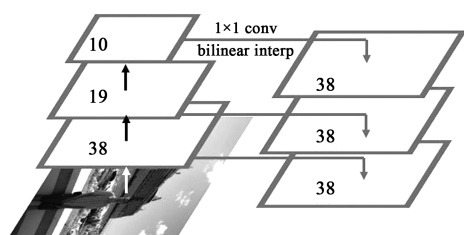


图 8 本文特征融合示意图

Fig.8 Schematic diagram of feature fusion in this paper

FPN 中使用的 element 操作融合不同尺度的特征图,element 要求特征图的大小和通道数均保持统一,FPN 中使用 1×1 卷积统一融合时的通道数。在本文模型中, 1×1 卷积只负责降低通道,融合时选用了 Concat 操作(图(9)),简单有效,可以不改变其原有的值,将两张特征图通过维度相加结合,不需要特征图通道统一。

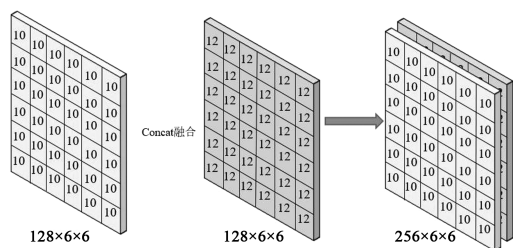


图 9 Concat 操作示意图

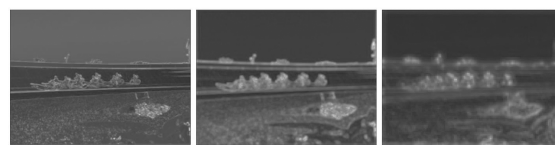
Fig.9 Concat operation diagram

我们输出不同层级的特征图使其可视化,展示特征融合前后的对比,结果如图 10 所示。图 10 中(a)为原图,(b)分别为特征融合前 Conv13, Conv16_pw, Conv19_2 三层卷积层输出的特征图像,(c)为融合这 3 层后输出的特征图像。从图 10 可以得出,低层特征分辨率较高,包含更多图像细节,但是由于经过的卷积更少,语义信息较



(a) 原图

(a) Original image



(b) 特征融合前图像

(b) Image before feature fusion



(c) 特征融合后图像

(c) Feature fusion image

图 10 特征融合效果图

Fig.10 Feture fusion effect picture

弱,噪声更多。高层特征更为抽象,具有更强的语义信息,但是分辨率很低,对细节的表达更差。特征融合后的特征图像中重要的特征信息更加明显,有助于提高目标检测精度。

使用 BN (Batch Normalization) 正则化 Concat 融合后的特征图,BN 层可以实现归一化处理,改善网络的梯度,防止梯度爆炸。完成改进后的网络结构如图 11 所示。当输入图像的分辨

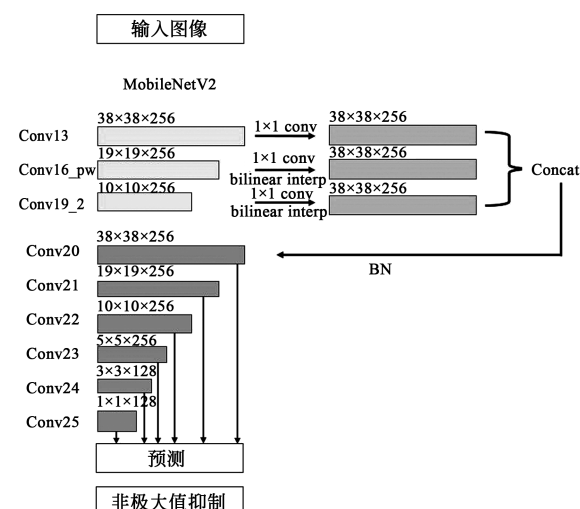


图 11 改进后的网络结构

Fig.11 Improved network structure

率为 300×300 时,使用 Conv13, Conv16_pw, Conv19_2 三层进行特征融合。经过融合得到 Conv20,对融合的特征图进行下采样,重新生成类似 SSD 的多尺度金字塔型特征层,Conv20~Conv25 一起用于预测。

4 实验结果与分析

4.1 实验准备

为了检验优化后 MobileNetV2-SSD 算法的有效性,本文使用 PASCAL VOC2007 和 VOC2012 数据集共 16 551 张图片对模型进行联合训练,并用 VOC2007 测试集共 4 953 张图片进行测试,并将测试结果与原始 MobileNetV2-SSD 算法结果进行比较和分析。

4.2 评估标准

本文使用平均精度均值(mean average precision, mAP)、FPS (frames per second)、MB (MByte)这 3 类指标分别评估模型的精度、速度和模型大小,以验证模型的性能。其中 mAP 是评估目标检测模型精度的重要指标,其计算公式如公式(2)、(3)、(4)所示。

$$P = \frac{TP}{TotalObjection}, \quad (2)$$

$$AP = \frac{\sum P}{TotalImg}, \quad (3)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{C}, \quad (4)$$

其中:TP 表示图像中当前类别正确检测的次数,TotalObjection 表示当前图像中类别的实际目标数量,TotalImg 表示包含当前类别目标在所有图像的数量,P 表示准确率,C 表示需要识别目标的总类

别数,AP 表示单个目标的平均精度值,最后计算出 mAP 为所有目标类别的平均精度均值。

4.3 模型训练参数

模型训练时将每次迭代输入的样本数量 batch_size 设置为 64。Learning_rate 学习率用于控制模型训练速度,取值过大会导致参数越过最优值,取值过小会导致模型收敛速度慢,将学习率初始化为 0.001,权重衰减 weight_decay 设置为 0.000 1,防止产生过拟合现象。

4.4 实验结果

对模型的大小和精度进行对比,在该部分实验中加入 SSD 模型进行比较,3 种模型性能的比较如表 1 所示。

表 1 目标检测模型性能比较

Tab.1 Object detection model performance comparison

模型名称	模型大小/MB	mAP/%
SSD300	100.28	77.4
MobileNetV2-SSD	18.0	72.9
本文改进模型	26.8	76.5

3 种模型的输入图像大小同为 300×300 ,本文改进的模型大小稍大于 MobileNetV2-SSD,在 mAP 上提升了 3.6%,接近了原 SSD 模型。同时模型大小也远小于传统的 SSD 模型,与 MobileNetV2-SSD 相差仅为 8.8 MB。表 2 列举了部分不同尺寸的目标,分别使用本文改进模型和 MobileNetV2-SSD 的检测精度试验结果。如表 2 所示,本文改进模型在不同尺度目标的检测精度均好于 MobileNetV2-SSD,尤其是 sheep、bird、bottle 以及 potted plant 等较小的目标,精度有了较大提升。这是由于改进后的模型融合了不同尺

表 2 不同尺寸目标检测性能比较

Tab.2 Comparison of detection performance of different size targets

(%)

模型名称	mAP	person	sheep	bird	bottle	potted plant	car
MobileNetV2-SSD	72.6	76.2	71.3	67.2	42.0	48.2	81.8
本文改进模型	76.5	78.6	76.8	71.0	50.1	55.2	84.6

度的特征层,能够获取图像中更多小目标的特征信息。选择了带有小目标的检测结果图进行对比,图 12 为 MobileNetV2-SSD 的检测效果,图

13 为本文改进模型的检测效果。上述实验证明了特征融合的方法可以增强多尺度检测模型的目标检测精度。



图 12 MobileNetV2-SSD 检测效果

Fig.12 MobileNetV2-SSD detection results

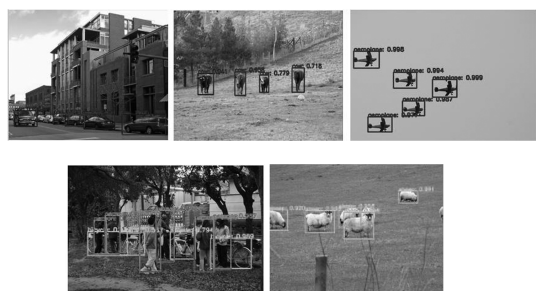


图 13 本文模型检测效果

Fig.13 Improved model detection results

将模型部署至边缘计算终端中的 Jetson AGX Xavier 设备中,测试 MobileNetV2-SSD 和本文改进后的模型在嵌入式设备中的检测速度,验证其在嵌入式设备中执行实时目标检测任务的可行性。Jetson AGX Xavier 上部署了 Ubuntu 18.04 LTS aarch64 操作系统,并具有 512 核高性能 Volta GPU。测试中 FPS 代表模型在设备中的解析速度。

参 考 文 献:

- [1] 张忠良.边海防教程[M].北京:军事科学出版社,2013:12.
ZHANG Z L. *Border and Coastal Defense Tutorial* [M]. Beijing: Military Press, 2013: 12. (in Chinese)
- [2] ZHANG H, BERG A C, MAIRE M, et al. SVM-KNN: discriminative nearest neighbor classification for visual category recognition [C]//*Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York: IEEE, 2006.
- [3] ZHU J, ZOU H, ROSSET S, et al. Multi-class AdaBoost [J]. *Stats and its Interface*, 2009, 2(3): 349-360.
- [4] JONES M, VIOLA P. Robust real-time object detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2001, 57(2): 87.
- [5] VIOLA P, JONES M J. Robust real-time face detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2): 137-154.
- [6] LIENHART R, MAYDT J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection [C]//*Proceedings. In-*

表 3 目标检测模型性能比较

Tab.3 Object detection model performance comparison

模型名称	FPS
MobileNetV2-SSD	26
本文改进模型	22

由于采取了轻量级的特征融合策略,本文改进后的模型在 FPS 上相对于原模型仅下降了 4 帧/s 左右的速率(表 3)。在精度提升的同时,依然可以在嵌入式设备实现实时检测,协助边缘计算终端完成边防管控。

5 结 论

本文依托边缘计算终端项目,设计了一种可以部署在嵌入式设备的目标检测模型。介绍了轻量级神经网络 MobileNetV2、SSD 目标检测模型和 FPN 特征金字塔网络,指出了 MobileNetV2-SSD 和 FPN 特征融合存在的问题,提出了一种轻量级的特征融合方案用于改进 MobileNetV2-SSD。改进后的模型与 MobileNetV2-SSD 在 VOC2007 测试集上进行测试比较,获得了更高的模型精度,相对于 MobileNetV2-SSD 提升了 3.6%,达到了 76.5%,并且,在小目标的检测效果上获得了显著提升。此外将模型部署至嵌入式设备比较检测效果,改进的模型在网络结构更加复杂的情况下,在检测速度上并没有较大损失。从而验证了本文方法的有效性。本文方法可以协助边缘计算终端完成边防管控,在嵌入式设备上实现更高效的目标检测。

- ternational Conference on Image Processing. Rochester: IEEE, 2002.
- [7] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, *et al.* Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//*Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus: IEEE, 2014.
- [8] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [9] REN S Q, HE K M, 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.
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: unified, real-time object detection [C]//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [11] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, *et al.* SSD: single shot MultiBox detector [C]//*Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision*. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 21-37.
- [12] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, *et al.* MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks [C]//*Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [13] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, *et al.* MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. *arXiv:1704.04861*, 2017.
- [14] FU C Y, LIU W, RANGA A, *et al.* DSSD: deconvolutional single shot detector [J]. *arXiv:1701.06659*, 2017.
- [15] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, *et al.* Feature pyramid networks for object detection [C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: IEEE, 2017: 936-944.

作者简介:



吴天成(1996—),男,浙江温州人,硕士研究生,2018年于武汉工程大学获得学士学位,主要从事计算机视觉、目标检测方向的研究。E-mail: 787568968@qq.com



王晓荃(1997—),男,河南安阳人,硕士研究生,2019年于上海第二工业大学获得学士学位,主要从事数据分析方向的研究。E-mail: 1820382516@qq.com