

文章编号: 2095-2163(2021)04-0156-04

中图分类号: S186

文献标志码: A

基于 MobileNet-SSD 的蝶类昆虫识别算法

杨颖

(浙江农林大学 信息工程学院, 浙江 临安 311300)

摘要: 蝶类作为昆虫生物链上重要的一环,其研究对于中国生态环境的保护具有重要意义。虽然国内外学者在昆虫识别上已取得较多成果,但针对蝶类识别的相关研究仍较为缺乏。而且,如何提高图像识别速度与识别精度,仍然是亟需解决的重要问题。因此,本研究基于蝶类图像数据集,使用 MobileNet-SSD 目标检测方法,对蝶类昆虫进行识别检测,并使用平均精度度(mean Average Precision, mAP)和检测速度(Frames Per Second, fps)两个性能指标检验模型效果。结合移动终端设备,对蝶类昆虫快速进行识别检测提供参考思路。

关键词: 蝶类识别; MobileNet-SSD; 图像识别; 目标检测

Butterfly insect recognition algorithm based on MobileNet-SSD

YANG Ying

(College of Information Engineering, Zhejiang A&F University, Lin'an Zhejiang 311300, China)

[Abstract] Butterflies are an important link in the insect biological chain, and related scientific research is of great significance to the protection of the ecological environment in China. Although scholars have made many achievements in insect recognition, related research on butterfly recognition is still lacking, and how to improve image recognition speed and recognition accuracy is still an important issue that needs to be resolved. Therefore, this research is based on the butterfly image data set, using the MobileNet-SSD object detection method to identify and detect butterfly insects, and uses two performance indicators: mean Average Precision (mAP) and Frames Per Second (fps) were used to verify the effect of the model. Combine mobile terminal equipment to quickly identify and detect butterflies and provide a reference idea.

[Key words] Butterfly recognition; MobileNet-SSD; Image recognition; Object detection

0 引言

昆虫是世界上数量最多的物种,已被认定的就有 150 多万种,约占全球生物的 80%。蝴蝶属于昆虫的一种,种类繁多,经科学家估计蝶类昆虫的数量大约在 1.6 万~2 万种之间。由于蝴蝶的种类较多,通过人工对蝶类昆虫进行种类的鉴定识别及分类,较为耗时。目前,对蝶类识别的实际市场需求日益增加,以现有的分类学专家和研究人员数量远远不够。通过便捷简单的检测识别操作,帮助昆虫知识储备不充足的广大农林从业者快速识别蝶类昆虫具有重大意义。

得益于信息技术的飞速发展,科研人员已实现了通过机器学习自主识别图像,从而代替人脑对图像蕴含信息进行识别。卷积神经网络也由此而生,并且在当今的学术研究中被广泛应用,但其往往在硬件资源有限的设备上没有优势。对于嵌入式设备平台的应用,比如移动设备与机器人,需要匹配更轻量、更高效,同时又能保持高精度的网络模型。因此,Google 针对移动设备等嵌入式设备,提出一种轻量级的深层

神经网络,命名为 MobileNet^[1]。其能够有效的减少网络层间的计算量,同时保证目标识别的精度。

1 基于 MobileNet-SSD 的目标检测

MobileNet-SSD 目标检测算法,是以 MobileNet 作为具体的网络结构,使用 MobileNet 神经网络结构替换传统 SSD 算法当中的 VGG16 的卷积神经网络结构,用来提取特征,再结合 SSD 目标检测的一种算法^[2]。SSD^[3]以 VGG16 的卷积神经网络结构作为基础,增加 4 个卷积层来提取特征信息,其沿用了 YOLO^[4] 目标检测思想:一次完成回归边框和分类,再加入 Faster R-CNN^[5] 中,使用 anchor 的思想来提升识别准确性。SSD 通过结合这两种目标检测算法的优点,使其在保证高效的识别速度的同时,还能使识别准确性达到较高的水平。

MobileNet 的网络结构中,第 13 层卷积层是其结构中骨干网络中的最后一层。如图 1 所示,MobileNet-SSD 网络结构中前 13 层卷积层的结构与 MobileNet 的网络结构一致,而 MobileNet-SSD 是在

作者简介: 杨颖(1993-),女,硕士研究生,主要研究方向:农业信息化。

收稿日期: 2020-12-05

第 13 层卷积层后面,增加 8 个卷积层用来进行检测。MobileNet-SSD 目标检测算法将 MobileNet 以

及 SSD 的优点相结合,在计算量小、测量速度快的前提下,还能保证检测目标精度准确。

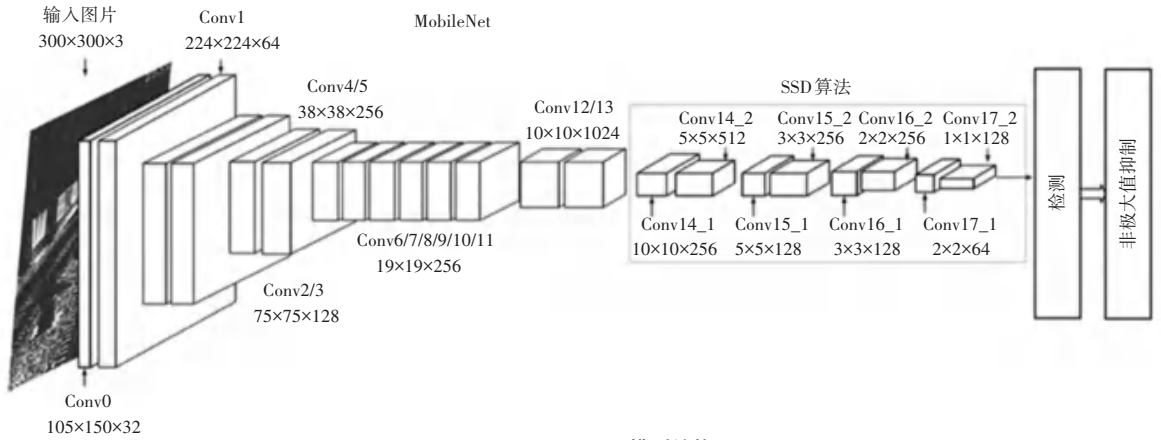


图 1 MobileNet-SSD 模型结构图
Fig. 1 MobileNet-SSD model structure diagram

2 实验过程与分析

2.1 蝶类昆虫数据集建立

经过收集、过滤特征残缺及分辨率过低的图像,本文共收集 16 种蝶类的 1 615 张图像,数据集主要来源于开源的利兹蝴蝶数据集^[6]。由于本文所收集的图像样本数量有限,有些种类的蝴蝶样本甚至还不到 100 个,而深度学习模型通常需要通过大量的样本数据学习才能提取有效的模式。因此,通常都会增加神经网络的深度和广度,需对数据进行数据加强操作。数据增强^[7]可以有效解决样本量过少,过拟合问题^[8]。经过数据加强,将 16 种蝶类的 1 615 张图像扩充至 17 622 张图像,见表 1。将数据增强后的图像集进行特征提取,并使用 labelImg 框架^[9]进行特征标注^[10],标注后的数据集按照 voc2007 格式制作成所需数据集。

表 1 蝴蝶种类及其数据增强扩充之后样本数量

Tab. 1 Butterfly species and their data are enhanced and expanded after the sample size

蝶类种类 (中文名)	蝶类种类 (英文名)	原始样本 数量	数据扩充 样本数量
白弄蝶	Abraximorpha davidii	66	726
绿灰蝶	Artipe eryx	92	1 104
多姿麝凤蝶	Byasa polyeuctes	98	1 078
黑脉金斑蝶	Danaus plexippus	192	2 112
黄斑蕉弄蝶	Erionota torus	77	847
青凤蝶	Graphium sarpedon	57	627
箭凤蝶	Iphiclides podalirius	191	2 101
阿波罗绢蝶	Parnassius apollo	109	1 199
升天剑凤蝶	Pazala eurous	130	1 430
窄斑凤尾蛱蝶	Polyura athamas	107	1 177
豆粒银线灰蝶	SpinDasis syama	63	693
素饰蛱蝶	Stibochiona nicea	82	902
裳凤蝶	Troides helena	54	594
姜弄蝶	Udaspes folus	96	1 056
赤蛱蝶	Vanessa indica	78	858
波蛱蝶	Zemeros flegyas	123	1 118
总数		1 615	17 622

2.2 蝶类昆虫识别实验结果

本研究在 Windows 系统 64 位,显卡配置为 RTX2080TI,利用深度学习框架 TensorFlow 对卷积神经网络进行搭建,设置模型参数见表 2。基于 MobileNet-SSD 算法进行蝶类图像识别。模型检测时间及模型训练结果见表 3、表 4。

表 2 模型部分参数设置

Tab. 2 Some parameter settings in the model

目标检测算法	学习率	批大小	Epoch 数
MobileNet-SSD	1e-4	16	223

表 3 蝶类目标检测时间

Tab. 3 Butterfly object detection schedule

目标检测算法	检测数据集	总耗时/s	每秒检测数/fps
MobileNet-SSD	1 763	108.13	16.30

表 4 蝶类图像目标检测结果

Tab. 4 Table of experimental results of object detection for butterfly images

蝶类种类	MobileNet-SSD 算法		
	数量	正确率	平均精准度
白弄蝶	69	1.00	100%
绿灰蝶	87	1.00	100%
多姿麝凤蝶	109	1.00	100%
黑脉金斑蝶	192	1.00	100%
黄斑蕉弄蝶	87	1.00	99.99%
青凤蝶	70	0.97	97.14%
箭凤蝶	235	1.00	99.99%
阿波罗绢蝶	119	0.99	98.55%
升天剑凤蝶	166	0.99	98.43%
窄斑凤尾蛱蝶	119	1.00	100%
豆粒银线灰蝶	61	1.00	100%
素饰蛱蝶	78	1.00	100%
裳凤蝶	59	1.00	100%
姜弄蝶	95	1.00	99.95%
赤蛱蝶	84	1.00	100%
波蛱蝶	154	1.00	100%
总平均精准度			99.63%

2.3 基于移动端的蝶类昆虫识别程序开发

将训练模型以 Web App 的形式植入移动端,开发出识别蝶类昆虫的应用。通过在嵌入式移动设备上对蝶类进行识别检测,获取快速精准识别蝶类昆虫的方法。Web App 的形式可以同时植入 Android、iOS 系统,开发一套代码,就能够快速实现多端应用。

蝶类识别系统主要由移动端功能设计、服务端

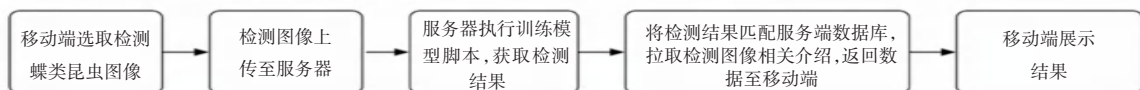


图 2 蝶类识别系统流程图

Fig. 2 Butterfly recognition system flow chart

2.3.1 移动端系统结构

识别系统使用 Xcode 11.3.1 工具进行开发, iPhone11 设备 iOS 13 系统进行检测。本研究核心功能是对蝶类进行识别,故 iOS 系统页面尽量精简。系统页面共分为首页,蝶类识别以及设置 3 个主要页面,如图 3 所示。



图 3 蝶类识别 iOS 系统页面展示图

Fig. 3 Butterfly recognition iOS system page display diagram

2.3.2 移动端系统运行测试

蝶类系统识别过程如图 4 所示。页面有拍照以及相册选取两种方式选择蝶类图像进行识别。以测试集一张黑脉金斑蝶为例,选取蝶类图像之后点击检测识别,进行加载,请求后端接口,等待返回数据,显示识别结果。



图 4 基于 iOS 系统蝶类昆虫识别过程

Fig. 4 Butterfly recognition process base on iOS system

数据库以及服务端接口设计调用组成。通过移动端手机的拍照功能,对蝶类昆虫进行拍摄或者从相册中对蝶类图片进行选取识别;将蝶类昆虫图像通过服务端接口上传;服务端调用训练模型脚本,获得实验检测结果以及检测识别时间,将所识别的种类与服务端数据库进行匹配,拉取该蝶类昆虫相关介绍数据;通过接口,返回检测识别图、识别种类、检测时间以及其相关介绍,识别系统流程如图 2 所示。

使用蝶类识别系统,通过服务端调用 MobileNet-SSD 目标检测方法所训练出的模型脚本,进行运算,检测时间见表 5。

表 5 蝶类识别系统目标检测时间表

Tab. 5 Butterfly recognition system object detection schedule

目标检测算法	检测时间/s
MobileNet-SSD 目标检测算法	0.18

3 结束语

本文提出了一种基于 MobileNet-SSD 的蝶类图像目标检测算法,并结合移动端设备开发一套蝶类识别系统。基于蝶类图像建立数据集,通过实验,利用数据增强扩充数据能够有效解决卷积神经网络过拟合问题。利用 MobileNet-SSD 技术进行目标检测,图像识别的平均精准度^[1]高达 99.63%,在移动端设备上检测一张蝶类图像仅需 0.18 s,解决了在大自然环境下拍摄的蝶类图像目标识别普遍存在的效率低下和识别精度不高的问题,为今后对蝶类识别的研究提供新思路。

参考文献

- [1] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[OL]. arXiv preprint arXiv:1704.04861, 2017.
- [2] 龙健宁,刘斌,龚德文. 基于 Object Detection API 的物流单元货架目标检测[J]. 自动化与仪表,2020,35(9):46-50,55.
- [3] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot multibox detector[C]//European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [4] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), New York:IEEE,2017:6517-6525.
- [5] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2015: 91-99.

(下转第 163 页)