doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.08.024

基于改进 YOLO v4 模型的马铃薯中土块石块检测方法

王相友[1]　李晏兴[1]　杨振宇[2]　张　蒙[1]　王荣铭[1]　崔丽霞[1]

(1. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255000; 2. 山东理工大学机械工程学院, 淄博 255000)

摘要: 为实现收获后含杂马铃薯中土块石块的快速检测和剔除,提出了一种基于改进 YOLO v4 模型的马铃薯中土块石块检测方法。YOLO v4 模型以 CSPDarknet53 为主干特征提取网络,在保证检测准确率的前提下,利用通道剪枝算法对模型进行剪枝处理,以简化模型结构、降低运算量。采用 Mosaic 数据增强方法扩充图像数据集(8 621 幅图像),对模型进行微调,实现了马铃薯中土块石块的检测。测试表明,剪枝后模型总参数量减少了 94.37%,模型存储空间下降了 187.35 MB,前向运算时间缩短了 0.02 s,平均精度均值(Mean average precision, mAP)下降了 2.1 个百分点,说明剪枝处理可提升模型性能。为验证模型的有效性,将本文模型与 5 种深度学习算法进行比较,结果表明,本文算法 mAP 为 96.42%,比 Faster R-CNN、Tiny-YOLO v2、YOLO v3、SSD 分别提高了 11.2、11.5、5.65、10.78 个百分点,比 YOLO v4 算法降低了 0.04 个百分点,模型存储空间为 20.75 MB,检测速度为78.49 f/s,满足实际生产需要。

关键词: 马铃薯; 石块检测; 通道剪枝; YOLO v4

中图分类号: TP391.4; S532　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2021)08-0241-07　　**OSID**:

Detection Method of Clods and Stones from Impurified Potatoes Based on Improved YOLO v4 Algorithm

WANG Xiangyou[1]　LI Yanxing[1]　YANG Zhenyu[2]　ZHANG Meng[1]　WANG Rongming[1]　CUI Lixia[1]

(1. *School of Agricultural Engineering and Food Science*, *Shandong University of Technology*, *Zibo* 255000, *China*
2. *School of Mechanical Engineering*, *Shandong University of Technology*, *Zibo* 255000, *China*)

Abstract: A method based on improved YOLO v4 algorithm was proposed to realize the rapid detection of clods and stones from impurified potatoes after harvest. The YOLO v4 detection model was built on CSPDarknet53 framework. The channel pruning algorithm was used to prune the model to simplify the structure and the computational cost, while under the premise of detection accuracy. Mosaic data enhancement method was used to expand the image data set (8 621 images), and the model was fine-tuned to achieve the detection of clods and stones from impurified potatoes. The test results showed that when the pruning rate was 0.8, the number of parameters of the model was reduced by 94.37%, the model size was decreased by 187.35 MB, the inference time was reduced by 24.1%, and the floating-point operations per second was compressed by 54.03%. It was shown that the performance of model can be improved by pruning. In order to verify the performance of the model, the model was compared with Faster R-CNN, Tiny-YOLO v2, YOLO v3, SSD and YOLO v4. The results showed that the mean average precision (mAP) of the model was 96.42%, the detection speed was 78.49 f/s, and the model size was 20.75 MB. The mean average precision was 11.2, 11.5, 5.65 and 10.78 percentage points higher than that of the other four algorithms and 2.1 percentage point lower than that of the YOLO v4 algorithm. The detection speed met the practical needs, and it can be applied to post-harvest potato impurity removal.

Key words: potatoes; stones detection; channel pruning; YOLO v4

收稿日期: 2021-03-29　修回日期: 2021-05-26

基金项目: 山东省农业重大应用技术创新项目(SD2019NJ010)

作者简介: 王相友(1961—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品加工技术与装备研究,E-mail: wxy@sdut.edu.cn

0 引言

随着“马铃薯主粮化”战略的实施,马铃薯种植业得到大力发展,马铃薯收获成为影响马铃薯产业发展的重要因素。采用现有机械化收获方式收获马铃薯会掺杂大量的土块和石块,需要依靠人工进行捡拾,这降低了马铃薯收获效率、增加了收获成本[1-3]。

针对马铃薯中土块与石块的识别与剔除问题,国内外学者进行了大量研究。HOSAINPOUR 等[4]基于声学原理,利用反向传播算法的多层神经网络进行模式识别,对马铃薯和土块的检测正确率分别为 97.3% 和 97.6%。Al-MALLAHI 等[5-6]利用基于像素颜色信息的线性判别分析识别马铃薯中的土块,并利用高光谱成像技术对成像波段进行优选,识别正确率可达 98% 以上;利用马铃薯和土块在紫外波段不同反射率造成的成像差异,通过平滑灰度直方图,将波峰对应的灰度设置为阈值分割背景、土块和马铃薯,从而识别出 98.79% 的马铃薯和 98.28% 的土块。MCGLOUGHLIN 等[7]以马铃薯像素占比为判断阈值,高于该阈值的目标判断为马铃薯,低于该阈值的目标判断为土块或石块。挪威 TOMRA 公司采用近红外相机和彩色相机成像的方法去除马铃薯中土块、石块等异物,生产率可达 7 ~ 15 t/h。美国 KEY TECHNOLOGY 公司采用激光和机器视觉技术相结合的方法分选马铃薯中的异物,最高生产率可达 45 t/h。王荣本等[8-9]从模式识别的分类理论出发,提出基于改进的二维类间方差的多门限阈值石块分割方法。谢胜仕等[10]以明薯率和破皮率为评价指标,通过优化薯土摆动分离筛的结构和工作参数实现了薯土分离。耿金凤[11]采用支持向量机对马铃薯中的土块与石块进行分类识别研究。刘芳等[12]提出了一种改进型多尺度 YOLO 算法,构建了复杂环境下番茄果实快速识别网络模型,该模型对番茄图像的检测精度为 97.13%,准确率为 96.36%。WU 等[13]利用通道剪枝算法对 YOLO v4 算法进行优化,模型参数量减少了 96.74%,推断时间缩短了 39.47%。

上述研究大都利用马铃薯与土块和石块的差异来实现土块和石块的识别。在实际生产中,马铃薯收获后其表面会附着大量泥土,只有少部分薯皮外露,现有方法易将马铃薯误判为土块。此外,某些石块的颜色和形状与马铃薯相近,也会对石块识别产生影响。因此,只有获取目标物更深层的特征信息,才能提高含杂马铃薯中土块和石块的检测精度。

YOLO[14-15]系列网络是一种基于深度卷积神经网络的对象识别和定位算法,其突出特点是运行速度快、可以用于实时检测。YOLO 通过主干特征提取网络,获取输入图像的深度特征,利用特征融合进一步提高特征的有效性,能够提高目标检测的精度。本文以 YOLO v4 算法为基础,建立含杂马铃薯土块石块检测模型,利用通道剪枝算法对模型进行优化,以降低运算成本,提升目标检测的速度和精度。

1 数据采集与预处理

含杂马铃薯图像数据采集于内蒙古自治区乌兰察布市商都县,拍摄于 2020 年 9 月 20—27 日。图像采集设备为 MV-UBS31GC 型工业相机。图 1 为图像采集示意图。

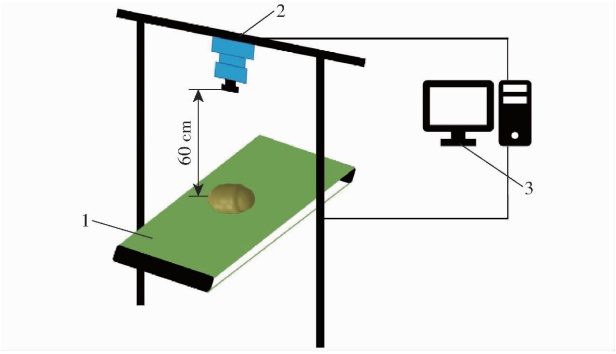

图 1 图像采集示意图

Fig. 1 Schematic of acquisition process of images

1. 输送带 2. 相机 3. 计算机

采集图像时,相机固定在马铃薯输送带上方约 60 cm 处,在自然光的照射下进行拍摄,拍摄结果保存为 752 像素 × 480 像素的 RGB 图像,土块图像 1 187 幅,石块图像 794 幅,根茎图像 15 幅,其他杂物图像 13 幅。含杂马铃薯中主要杂物为土块和石块,其他杂物数量远少于土块和石块,由于用来训练模型的样本数量不足,故选择土块和石块作为主要研究对象。图 2 为一组输送带上马铃薯中土块石块图像,图 2a、2b 中表面附着有泥土的马铃薯和含水率高的土块灰度分布在[60,140]区间内;图 2c、2d 中含水率低的土块和石块的灰度分布在[40,210]区间内,与马铃薯灰度分布区间有较大重合。如果通过图像增强方法增加图像中目标物之间的灰度差异,利用基于灰度的阈值分割方法对图像进行分割,通过形态学处理去除背景中的小目标,可能会因为土块石块与马铃薯灰度相同无法分割出目标。因此本文利用深度卷积神经网络提取土块石块特征,实现含杂马铃薯中土块石块的识别。

本研究共获取了 1 856 幅图像,利用 LabelImg 对每幅图像中的马铃薯、土块和石块进行人工标注,

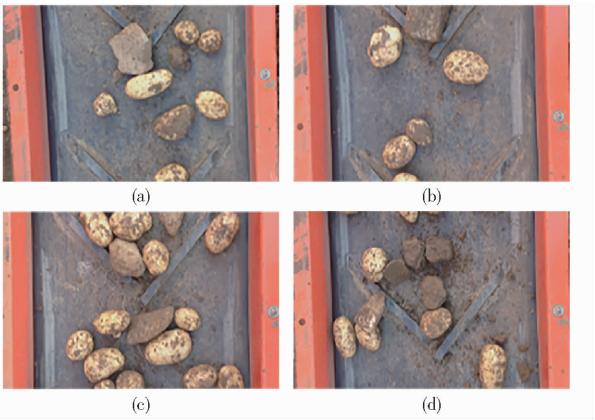

图 2　杂物图像

Fig. 2　Images of impurity in potatoes



图 3　Mosaic 图像数据增强

Fig. 3　Image enhancement of Mosaic

标注时以目标的最小外接矩形作为真实框。为丰富目标物的背景，采用 Mosaic 数据增强[16-17]方法，通过读取 4 幅不同图像，分别对 4 幅图像进行翻转、缩放和色域变化等操作，并且将 4 幅图像按左上、左下、右下和右上 4 个方向位置摆好，最后进行图像组合和真实框组合。结果如图 3 所示。通过以上方法，最终将数据集样本图像扩增至 8 621 幅，随机选取其中 70%（6 035 幅）作为训练集，30%（2 586 幅）作为测试集。

土块因含水率不同表现出不同的形状和颜色[18]，本研究图像数据的采集时间分别是 08:00—12:00 和 14:00—18:00，以保证本文方法对不同土块形态的适应性。

研究所用计算机为 Intel ® Core™ i7 - 10700k，5.1 GHz 处理器，运行内存为 16 GB，存储内存为 256 GB，11GB NVIDIA RTX2080ti GPU，开发环境为 Python 3.7。

2　含杂马铃薯土块石块快速识别方法

含杂马铃薯中土块石块快速检测的技术路线如图 4 所示。将人工标注的土块石块数据输入 YOLO v4 模型中进行训练和微调，实现模型对目标的快速识别。通过利用通道剪枝算法对模型中冗余通道和权重参数进行修剪，从而在保证精度的情况下简化模型的结构和参数。

2.1　基于 YOLO v4 的土块石块检测模型

YOLO v4 目标检测算法是 YOLO v3 目标检测算法的改进版，相较于 YOLO v3 目标检测算法，该算法分别从数据增强、主干特征提取网络、特征金字塔、损失函数和激活函数等方面进行了优化，提高了该算法实时检测的速度和精度[19]。YOLO v4 通过

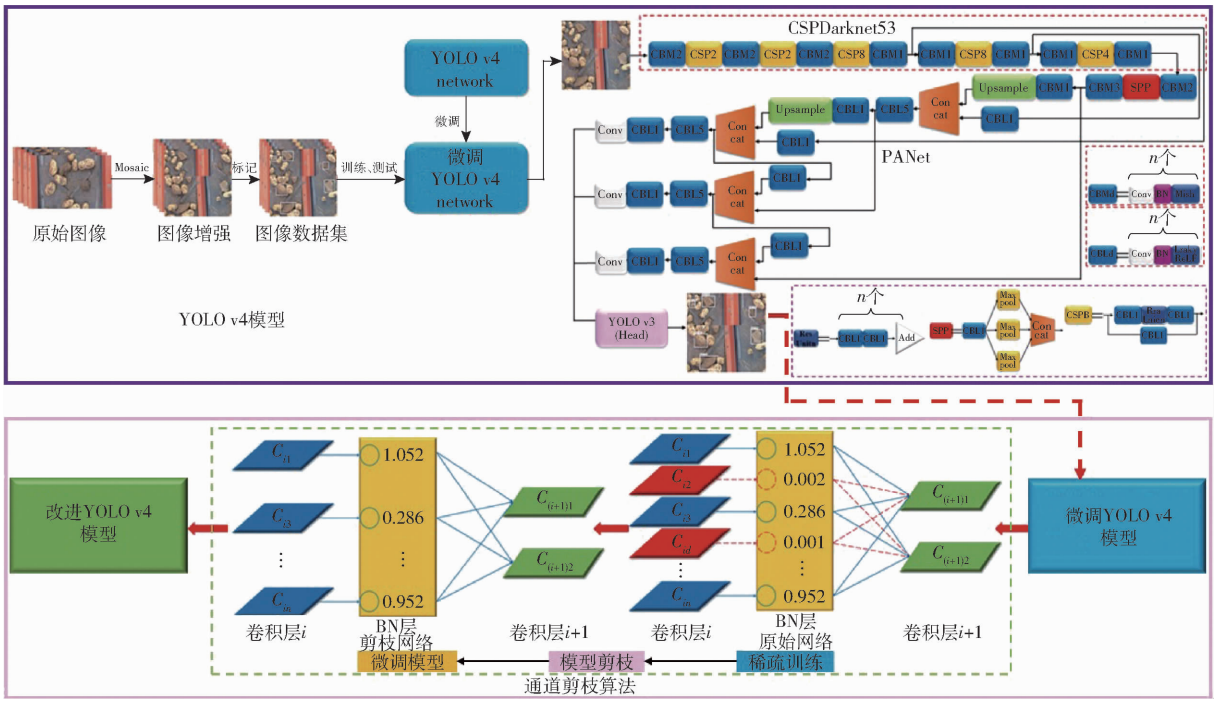

图 4　本文方法的技术路线图

Fig. 4　Technical route diagram of the proposed model

主干特征提取网络 CSPDarknet53 实现输入图像的特征提取,利用 PANet(Path aggregation network)实现不同输出层之间的特征融合,在分类回归层仍然沿用 YOLO v3 的结构。本文基于 YOLO v4 算法建立的含杂马铃薯中土块石块的检测识别模型主要由以下 4 个模块构成:CSP(Center and scale prediction)模块将原来残差块的堆叠划分成了两部分,一部分继续进行残差块的堆叠,另一部分只经少量处理再与输出相连,能够提高网络的学习能力。CBM(Convolution,batch normalization and Mish)模块用来提取输入图像特征,包括卷积、标准化和 Mish 激活函数处理。CBL(Convolution, batch normalization and LeakyReLU)模块同样用来提取图像特征,与 CBM 模块不同的是,该模块的激活函数为 LeakyReLU。SPP(Spatial pyramid pooling)模块利用不同尺度的最大池化对输入特征层进行池化后再进行堆叠,能够极大增加感受野。

为提高模型的检测效率,设定输入图像尺寸为 416 像素 ×416 像素。YOLO v4 模型的主要参数为:学习率 0.001,迭代次数 8 000,类别为 2。在设定好模型参数后,分别将训练集和测试集中的数据输入 YOLO v4 模型中进行处理。YOLO v4 模型的损失值(L)主要由边界框损失值(L_{CIoU})、置信度损失值(L_{conf})和类别损失值(L_{class})组成[20],损失值计算式为

$$L = L_{\mathrm{CIoU}} + L_{\mathrm{conf}} + L_{\mathrm{class}} \tag{1}$$

其中

$$L_{\mathrm{CIoU}} = 1 - I_{\mathrm{oU}} + \frac{d^2}{c^2} + av \tag{2}$$

$$L_{\mathrm{conf}} = \sum_{i=0}^{S^2}\sum_{j=0}^{B} K(-\lg p + \mathrm{BCE}(\hat{n},n)) \tag{3}$$

$$L_{\mathrm{class}} = \sum_{i=0}^{S^2}\sum_{j=0}^{B} I_{i,j}^{noobj}(-\lg(1-p_c)) \tag{4}$$

$$\mathrm{BCE}(\hat{n},n) = -\hat{n}\lg n - (1-\hat{n})\lg(1-n) \tag{5}$$

$$a = \frac{v}{1 - I_{\mathrm{oU}} + v} \tag{6}$$

$$v = \frac{4}{\pi^2}\left(\arctan\frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan\frac{w}{h}\right)^2 \tag{7}$$

$$K = I_{i,j}^{obj} \tag{8}$$

式中 I_{oU}——预测框与真实框交集和并集的比值

a——权重系数

v——长宽相似比

d——预测框和真实框中心点间的欧氏距离

c——预测框和真实框所组成的最小闭包区域对角线的距离

w^{gt}、h^{gt}——真实框的宽和高

w、h——预测框的宽和高

S——网格数量

p_c——第 i 个网格的第 j 个先验框负责物体时的交叉熵

B——每个网格中先验框的数量

I_{ij}^{obj}、K——权重,判断第 i 个网格的第 j 个先验框是否负责这个物体,若负责,则该值为 1,否则为 0

$\mathrm{BCE}(\hat{n},n)$——交叉熵损失值

$I_{i,j}^{noobj}$——第 i 个网格的第 j 个先验框是否负责该目标,若负责,值为 0,否则为 1

n——第 i 个网格的第 j 个先验框预测的类

$\hat{n}$——第 i 个网格的第 j 个先验框实际的类

p——当前先验框有物体的概率

本文对 YOLO v4 模型进行 8 000 次迭代,图 5 为损失函数的变化趋势。从图 5 中可以看出,损失函数在迭代的初期下降迅速,表明模型正在快速拟合,模型的学习效率较高。随着迭代的进行,约在 1 800 次时,模型损失值减小速度开始变缓,迭代至 4 000 次时,损失值在 0.3 附近波动,模型达到稳定状态。

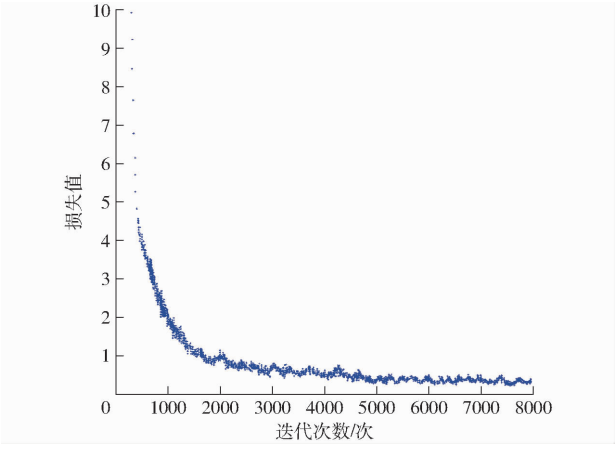

图 5 模型损失值变化曲线

Fig. 5 Training loss curve of model

本文提出的 YOLO v4 模型检测结果如图 6 所示,在复杂背景下模型能够准确识别出马铃薯、土块和石块,识别结果不受目标物表面泥土以及土块含水量的影响,证明了该检测模型的有效性,为模型剪枝提供了基础。

2.2 基于通道剪枝的 YOLO v4 土块石块检测模型

本文所建立的 YOLO v4 模型虽能实现收获后马铃薯中杂物的检测,但模型的结构和参数数量较大,计算耗时较大,另一方面,含杂马铃薯中土块石块的检测一般在田间进行,需要与输送设备配合使用。因此,为提高检测模型的实用性,降低模型的计算量,有必要对模型进行修剪。

通道剪枝算法能够修剪掉模型中不重要的通道

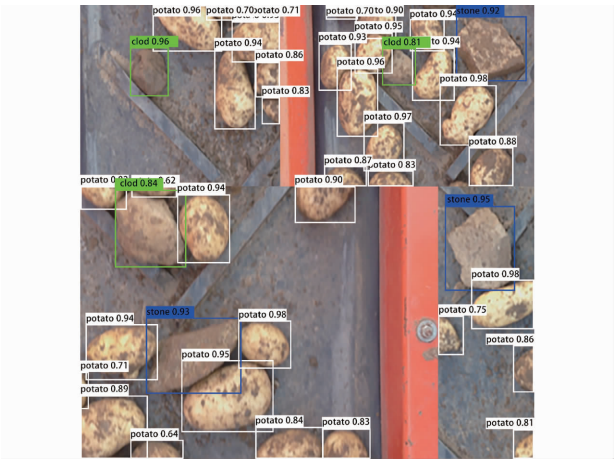

图 6　YOLO v4 模型检测结果

Fig. 6　Detection results of YOLO v4 model

以及相关的输入输出关系[21]。与分层剪枝算法相比，该算法减少了需要存储的参数量，对硬件的要求更低，更容易部署在小型移动设备上[13-14]。本文在保证精度的基础上利用通道剪枝算法对 YOLO v4 模型进行修剪。

通道剪枝算法实现原理如图 7 所示，在模型训练期间，利用网络中批归一化（BN）层[22]的 γ 系数对每个输入通道的贡献率进行评分。将贡献率高的通道（蓝线）进行保留，贡献率低的通道（红线）进行修剪，修剪后的模型结构更加紧凑（右侧）。

模型剪枝的具体步骤如下：

（1）在模型训练期间，通过对网络 BN 层的 γ 系数施加 L_1 正则约束，使模型朝着结构性稀疏的方向

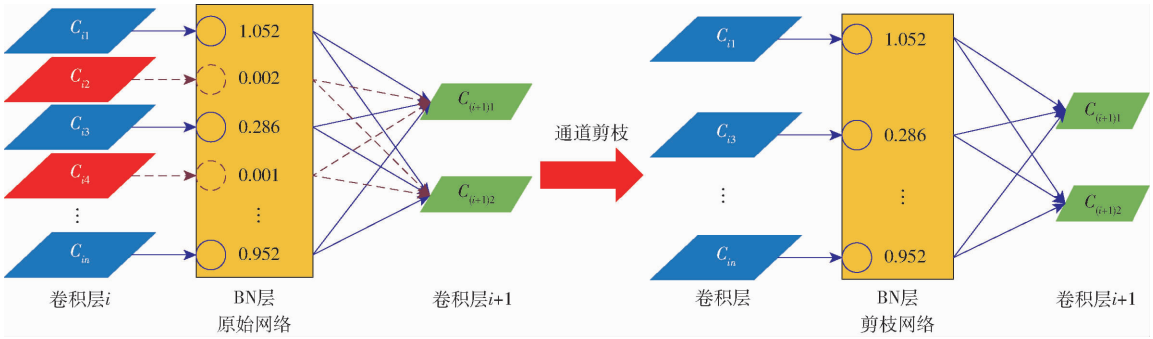

图 7　通道剪枝算法剪枝示意图

Fig. 7　Pruning schematic of channel pruning algorithm

调整参数。

（2）在完成稀疏训练后，模型便按照既定的剪枝率进行修剪，从而降低模型占用的存储空间。

（3）剪枝完成后，对模型进行微调以有效恢复剪枝造成的精度损失。

通道剪枝算法损失函数为

$$L=\sum_{(x,y)} l(f(x,W),y)+\lambda\sum_{\gamma\in\Gamma} g(\gamma) \tag{9}$$

式（9）中等号右侧第 1 项为网络训练的损失函数；x 和 y 分别为训练的输入和输出；W 为网络的训练参数；第 2 项为 BN 层 γ 系数的 L_1 正则约束项；λ 为惩罚因子。

本文通道剪枝处理的基本参数设置如表 1 所示。

表 1　通道剪枝的基本参数设定

Tab. 1　Parameters setting for channel pruning

处理方式	参数	数值
稀疏训练	批尺寸	7
	学习率	8×10^{-4}
	迭代次数	500
	稀疏率	0.001
通道剪枝	剪枝率	0.8
微调模型	迭代次数	100
	批尺寸	7

各 BN 层 γ 系数分布中心的变化趋势如图 8 所示，图中 γ 系数随着训练的进行逐渐趋近于 0，只有部分 γ 系数未衰减到 0，说明 γ 系数正逐渐变得稀疏。直到迭代 300 次时，γ 系数趋于稳定，说明稀疏训练已达到稳定状态。稀疏训练完成后，以 0.8 为剪枝率对 YOLO v4 模型进行通道修剪。剪枝后各层通道数量变化如图 9 所示，各个卷积层的通道数量都得到了大幅度降低，证明该剪枝算法是有效的。

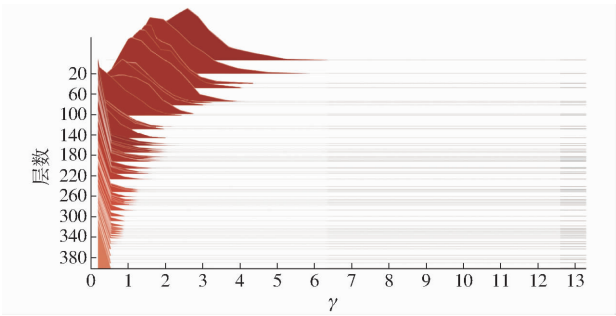

图 8　稀疏训练时 BN 层 γ 系数的变化趋势

Fig. 8　BN layer γ coefficient change tendency during sparse training

剪枝结果如表 2 所示，剪枝后模型的参数量减少了 94.37%，模型存储空间下降了 187.35 MB，前向运算时间缩短了 0.02 s，mAP 下降了 2.1 个百分

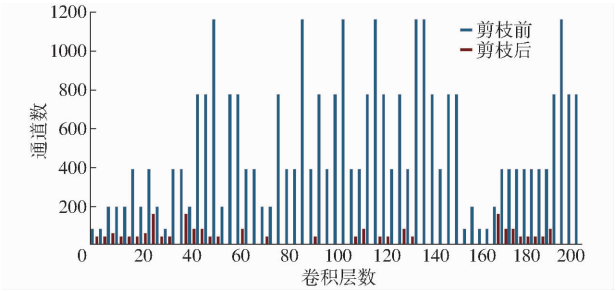

图 9 剪枝前后通道数量对比

Fig. 9 Channel changes before and after pruning

表 2 微调后模型参数

Tab. 2 Parameters after fine tuning

参数	原模型	剪枝后	微调后
总参数量/个	7 382 641	415 396	2 574 156
mAP/%	96.46	94.36	96.42
模型存储空间/MB	202.77	15.42	20.75
运算时间/s	0.083	0.063	0.063

点。微调后模型参数和占用空间略有增加,但其精度仍与剪枝前相近,前向传播时间也没有明显变化。结果表明,剪枝处理能够在保证模型原有精度的情况下对模型进行简化。

2.3 模型性能评价指标

选用平均精度均值(mAP)、准确率 P、召回率 R 和检测速度作为模型性能的评价指标。

模型经非极大抑制(Non maximum suppression, NMS)处理后,选取置信度大于 0.5 的预测框为正样本,反之为负样本。

3 结果与分析

基于剪枝算法的 YOLO v4 检测模型对 2 586 幅图像的识别准确率为 91.43%,召回率为 97.64%,平均 I_{oU} 为 87.25%,mAP 为 96.42%,检测速度为 78.49 f/s。识别结果表明,该模型检测精度高,检测速度快,为收获后马铃薯在线除杂提供了技术基础。

3.1 与其他目标检测模型的比较

在目标检测领域,Faster R - CNN[23]、Tiny - YOLO v2、YOLO v3[24]、SSD[25]都有较高的检测精度,为验证本文方法的有效性,使用本文训练集对这 4 种模型和 YOLO v4 模型进行训练,使用测试集数据对这 5 种算法性能进行评估,评估结果如表 3 所示。

与其他 5 种模型相比,本文方法的准确率更高。剪枝后的 YOLO v4 模型的 mAP 相比剪枝前的 YOLO v4 模型下降了 2.1 个百分点,微调后模型精度仍与剪枝前相近。在检测速度方面,YOLO v3 和 SSD 虽然比本文方法大,但 mAP 分别比本文方法低

表 3 5 种算法的性能评估

Tab. 3 Performance assessment of five detection algorithms

模型	准确率/%	召回率/%	mAP/%	模型存储空间/MB	检测速度/(f·s^{-1})
Faster R - CNN	84.53	91.52	85.22	1 226.24	50.76
Tiny - YOLO v2	79.25	86.47	84.92	70.57	40.32
YOLO v3	90.15	94.65	90.77	264.52	80.54
SSD	84.64	87.86	85.64	80.55	112.03
YOLO v4	90.76	93.94	96.46	202.77	70.91
本文方法	91.43	97.64	96.42	20.75	78.49

5.65、10.78 个百分点。虽然 YOLO v3 在检测速度和准确率两方面与本文方法相近,但在模型存储空间方面,本文方法有绝对优势,本文方法比 Tiny - YOLO v2 小 49.82 MB。

综上所述,与其他 5 种模型相比,本文方法有较高的 mAP 和较高的检测速度,其中 mAP 比 Faster R - CNN、Tiny - YOLO v2、YOLO v3、SSD 高 11.2、11.5、5.65、10.78 个百分点,比 YOLO v4 模型低 0.04 个百分点。检测速度分别比 Faster R - CNN、Tiny - YOLO v2 和 YOLO v4 高 27.73、38.17、7.58 f/s。本文方法检测准确率高,检测速度快,剪枝处理后占用空间小,证明基于剪枝算法的 YOLO v4 检测模型具有较高的实用性,可用于收获后含杂马铃薯中土块石块的检测。

3.2 讨论

比较了在不同剪枝率下两种模型的各项性能,结果如表 4 所示,以剪枝率 0.8 和 0.97 分别对 YOLO v3 模型和 YOLO v4 模型进行处理,并与未作剪枝处理的模型进行比较。

每秒浮点运算次数和模型存储空间都得到了大幅度压缩,剪枝率为 0.97 的 YOLO v4 模型存储空间为 14.68 MB,模型存储空间被压缩到原始模型存储空间的 7.24%,剪枝率为 0.8 的模型被压缩到原始模型的 10.23%。

在模型性能方面,剪枝处理会在一定程度上降低模型的 mAP,但在较大的剪枝率(0.97)下,mAP 仅下降了约 3 个百分点,小的剪枝率则下降的更少。对比两种模型剪枝与不剪枝的结果,模型各项性能得到一定的提升,说明剪枝处理在当前数据集中有积极效果。

在运算速度上,剪枝率 0.97 的 YOLO v3 模型速度相比原始模型提升了 38.71%,剪枝率 0.8 的模型相比原模型提升了 12.9%;剪枝率 0.97 的 YOLO v4 模型速度相比原始模型提升了 40.96%,剪枝率 0.8 的模型相比原模型提升了 24.1%,说明剪枝处理能有效提高模型前向运算速度。

表 4　不同剪枝率模型性能对比

Tab. 4　Comparison of models at different pruning rates

模型	图像分辨率/(像素×像素)	剪枝率	准确率/%	每秒浮点运算次数	模型存储空间/MB	mAP/%	运算时间/s
YOLO v3	416×416	0	90.15	75.63	264.52	90.77	0.093
	416×416	0.80	90.48	37.16	50.37	90.68	0.081
	416×416	0.97	90.73	8.37	37.51	87.62	0.057
YOLO v4	416×416	0	90.86	53.47	202.77	96.46	0.083
	416×416	0.80	91.43	24.58	20.75	96.42	0.063
	416×416	0.97	91.88	6.94	14.68	93.32	0.049

4　结束语

提出了基于改进 YOLO v4 模型的含杂马铃薯中土块石块的检测方法。YOLO v4 模型以 CSPDarknet53 为主干特征提取网络，在保证检测准确率的前提下，利用通道剪枝算法对模型进行剪枝处理，以简化模型结构、降低运算量。采用 Mosaic 数据增强方法扩充图像数据集(8 621 幅图像)，对模型进行微调，实现了马铃薯中土块石块的检测。测试结果表明，模型参数量减少了 94.37%，模型存储空间下降了 187.35 MB，前向运算时间缩短了0.02 s，mAP 为 96.42%，模型存储空间为 20.75 MB，检测速度为 78.49 f/s，满足实际生产需要，可应用于收获后马铃薯的除杂处理。

参　考　文　献

[1] 李学强，王法明，孙传祝，等. 智能控制马铃薯精密播种机的研制[J]. 中国农业科技导报，2017，19(5)：70－79.
LI Xueqiang，WANG Faming，SUN Chuanzhu，et al. Research on the intelligent control of potato precision planter[J]. Journal of Agricultural Science and Technology，2017，19(5)：70－79.(in Chinese)

[2] 王相友，孙景彬，许英超，等. 拨辊推送式马铃薯清选分选机设计与试验[J/OL]. 农业机械学报，2017，48(10)：316－322，279.
WANG Xiangyou，SUN Jingbin，XU Yingchao，et al. Design and experiment of potato cleaning and sorting machine[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2017，48(10)：316－322，279. http：//www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20171040&flag=1. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.040.(in Chinese)

[3] 吕金庆，杜长霖，刘中原，等. 马铃薯料斗机除杂装置设计与试验[J/OL]. 农业机械学报，2021，52(1)：82－90，61.
LÜ Jinqing，DU Changlin，LIU Zhongyuan，et al. Design and test of impurity removal device of potato receiving hopper[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(1)：82－90，61. http：//www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20210109&flag=1. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2021.01.009.(in Chinese)

[4] HOSAINPOUR A，KOMARIZADE M H，MAHMOUDI A，et al. Feasibility of impact-acoustic emissions for discriminating between potato tubers and clods[J]. Journal of Food Agriculture and Environment，2010，8(2)：565－569.

[5] AL-MALLAHI A，KATAOKA T，OKAMOTO H. Discrimination between potato tubers and clods by detecting the significant wavebands[J]. Biosystems Engineering，2008，100(3)：329－337.

[6] AL-MALLAHI A，KATAOKA T，OKAMOTO H，et al. Detection of potato tubers using an ultraviolet imaging-based machine vision system[J]. Biosystems Engineering，2010，105(2)：257－265.

[7] MCGLOUGHLIN J，FROST J，MOYNIHAN M. Method and apparatus for handling harvested root crops：US20150224544A1[P]. 2015－08－13.

[8] 王荣本，顾柏园，郭烈，等. 月球环境感知中的石块识别方法研究[J]. 计算机工程，2006(15)：174－175，178.
WANG Rongben，GU Baiyuan，GUO Lie，et al. Study on method of stone detection in field of moon environment exploration[J]. Computer Engineering，2006(15)：174－175，178.(in Chinese)

[9] 王荣本，顾柏园，郭烈，等. 基于二维类间方差多门限阈值分割的石块识别方法[J]. 计算机工程与应用，2006(28)：230－232.
WANG Rongben，GU Baiyuan，GUO Lie，et al. Stone detection by approach of multithreshold segmentation based on between-cluster variance[J]. Computer Engineering and Applications，2006(28)：230－232.(in Chinese)

[10] 谢胜仕，王春光，邓伟刚，等. 摆动分离筛薯土分离机理分析与参数优化试验[J/OL]. 农业机械学报，2017，48(11)：156－164.
XIE Shengshi，WANG Chunguang，DENG Weigang，et al. Separating mechanism analysis and parameter optimization experiment of swing separation sieve for potato and soil mixture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2017，48(11)：156－164. http：//www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20171119&flag=1. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2017.11.019.(in Chinese)

[11] 耿金凤. 含杂马铃薯中土块和石块的激光背向散射成像检测方法研究[D]. 杭州：浙江大学，2019.
GENG Jinfeng. Detection of clods and stones from impurified potatoes using laser backscattering imaging[D]. Hangzhou：Zhejiang University，2019.(in Chinese)

(下转第 262 页)