

基于改进 CNN 和数据扩充的苹果表面缺陷检测

Apple surface defect detection based on improved CNN and data augmentation

皮 卫¹ 屈喜龙² 王绍成³ 李庆春⁴

PI Wei¹ QU Xilong² WANG Shaocheng³ LI Qingchun⁴

(1. 湖南商务职业技术学院, 湖南 长沙 410205; 2. 湖南财政经济学院, 湖南 长沙 410205;

3. 湖北理工学院, 湖北 黄石 435003; 4. 武汉理工大学, 湖北 武汉 430070)

(1. Hunan Vocational College of Commerce, Changsha, Hunan 410205, China; 2. Hunan University of Finance and Economics, Changsha, Hunan 410205, China; 3. Hubei Polytechnic University, Huangshi, Hubei 435003, China; 4. Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China)

摘要:目的:提高苹果表面缺陷的检测准确率和效率。方法:基于改进卷积神经网络(CNN)和数据扩充建立苹果表面缺陷检测方法。改建 CNN 的拓扑结构,并将其用于苹果表面缺陷检测;利用条件生成对抗网络,合成表面无缺陷和有缺陷苹果图像,实现图像数据扩充和提高改进 CNN 的苹果表面缺陷的识别性能;通过模型剪枝,合理权衡苹果表面缺陷的检测准确率、检测时间及节能限制,以提高所提方法的实用性。结果:当改进 CNN 中的解释层选用 2 048 个解释性神经元时,平均检测准确率最高;条件生成对抗网络增强了苹果图像数据集的多样性;随着增强图像数在测试数据集中占比的增加,所提方法对苹果表面缺陷的检测准确率不断升高;当剪枝后的模型尺寸占原始模型尺寸的百分比从 100% 降至 50% 时,可以以 6.96% 的准确率损失将苹果表面缺陷的检测效率提升 1 倍。结论:试验方法有望在苹果生产和加工过程中实现自动化缺陷检测。

关键词:表面缺陷;苹果;改进 CNN;数据扩充

Abstract: **Objective:** Improve the detection accuracy and efficiency of apple surface defects. **Methods:** An detection method for apple surface defects was established based on an improved convolutional neural network (CNN) and data augmentation method. Firstly, the classical CNN was improved to detect apple surface defects. Then, using the conditional generation adversarial network, the image data of surface defect free and defective apples was augmented with synthetic apple images to

improve the detection performance of the improved CNN for apple surface defects. Finally, by pruning the CNN model, the detection accuracy, detection speed and energy saving limits of apple surface defects were balanced reasonably to improve the practicability of the proposed method. **Results:** When 2 048 interpretive neurons were selected in the interpretation layer of the improved CNN, the average detection accuracy was the highest among the interpretive neuron number situations. Additionally, the diversity of the apple image data sets was enhanced with the synthetic apple images produced by the conditional generation adversarial network. In addition, the accuracy of the proposed method for detecting apple surface defects increased continuously with the increase of the proportion of the enhanced images in the test data set. When the ratio of the pruned model size to the original model size decreased from 100% to 50%, the detection efficiency of apple surface defects was doubled with 6.96% detection accuracy decreasing. **Conclusion:** This method is expected to realize the automatic defect detection in apple production and processing, and provide a reference for the developing of other fruit surface defect detection methods.

Keywords: surface defect; apple; improved CNN; data augmentation

在苹果生产和加工过程中,表面缺陷问题一直是一个被重点关注的话题^[1]。苹果表面缺陷主要包括霉变、炭疽、割伤、碰伤等,这些缺陷会影响苹果的外观和质量,降低其市场价值^[2]。

传统的苹果表面缺陷检测主要依赖人工视觉检查,存在主观性高、效率低和一致性差的问题^[3]。在苹果表面缺陷自动检测领域,早期的研究主要基于传统的图像

基金项目:湖南省科学技术成果评审委员会课题项目(编号: XSP2023JYC038)

作者简介:皮卫(1981—),男,湖南商务职业技术学院高级工程师,硕士。E-mail: watcher8193@163.com

收稿日期:2023-01-19 **改回日期:**2023-06-26

处理和机器学习方法,如边缘检测、纹理特征提取和分类算法等^[4]。然而,这些方法在复杂的实际生产环境中局限性较大,无法满足高效、准确的苹果表面缺陷检测需求^[5]。近年来,卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)作为一种强大的深度学习方法,在图像识别和检测领域取得了显著成果^[6-7]。通过 CNN 可以从苹果图像中自动学习苹果表面特征,从而提高苹果表面缺陷检测的准确性和鲁棒性^[8]。

薛勇等^[8]提出了利用 GoogLeNet 深度迁移模型对苹果表面缺陷进行检测,与苹果表面缺陷检测的常用算法相比,该方法具有更好的泛化能力与鲁棒性。高辉等^[9]提出了一种基于机器视觉的苹果表面缺陷快速检测方法,该方法对 1 000 个测试样本的识别准确率达到 99.1%。Fan 等^[10]提出了一种基于改进 YOLO V4 深度学习算法的苹果表面缺陷实时检测方法,与改进前的 YOLO V4 网络相比,该方法可将苹果表面缺陷检测的平均精度从 91.82% 提高到 93.74%。

然而,现有的基于 CNN 的苹果表面缺陷检测方法仍存在问题,如样本不足、模型泛化能力较弱、实用性较差等^[11]。例如,广泛使用的 Fruits 360 数据集只包含了 2 134 张属于 13 个不同品种的苹果的图像;考虑到全球水果产量与实际数据采集之间的差距,手动填补这一数据缺口几乎是不可能的任务^[12]。因此,研究拟对 CNN 的改进和基于条件生成对抗网络的数据扩充模型,提出一种基于改进 CNN 和数据扩充的苹果表面缺陷检测方法,旨在为开发高准确率、高效率的苹果缺陷自动检测设备提供依据。

1 生成对抗网络

生成对抗网络的理念是让两个神经网络进行零和博弈,即对抗博弈,一方的损失对另一方有直接益处,反之亦然^[13]。例如,在图像生成过程中,生成对抗网络需要调用两类网络:生成图像的生成器网络 and 将输入分类为真实或虚假的判别器网络^[14]。与大多数深度学习方法类似,生成对抗网络中每个网络的梯度在每个训练批次后使用随机梯度算法进行更新。生成器网络的输出直接馈入鉴别器网络,因此两类网络的训练通过其竞争自动进行^[15]。利用分类交叉熵对生成对抗网络生成图像的效果进行评价^[16]:

$$\min_{\text{生成器}} \max_{\text{判别器}} \{E_x[\log(D(x))] + E_z[\log(1 - D(G(z)))]\}, \quad (1)$$

式中:

$E_x[\log(D(x))]$ ——真实图像的识别得分;

$E_z[\log(1 - D(G(z)))]$ ——生成图像的识别得分;

E_x 、 E_z ——所有真实和生成数据的期望值;

x ——数据集中的真实输入;

z ——生成器的随机噪声输入;

$D(x)$ ——给定数据为真实数据的概率。

在方程的第二部分中, $D(x)$ 被替换为 $G(z)$,是因为判别器的输入是生成器 G 在给定随机输入向量 z 的情况下的输出;该关系称为最小最大(min-max)损失关系,因为生成器的目标是最大化方程(1),而判别器的目标是最小化方程(1)^[17]。

条件生成对抗网络在生成对抗网络基础上加入了一个给定的类标签。利用分类交叉熵对条件生成对抗网络生成图像的效果进行评价,即对式(1)进行扩展^[18]:

$$\min_{\text{生成器}} \max_{\text{判别器}} \{E_x[\log(D(x|y))] + E_z[\log(1 - D(G(z|y)))]\}, \quad (2)$$

式中:

$D(x|y)$ ——判别器给定类别标签 y 时 x 为真实数据的概率;

$G(z|y)$ ——生成器在给定类别标签 y 情况下的输出;

z ——随机矢量。

条件生成对抗网络的拓扑结构如图 1 所示,与常规生成对抗网络只生成属于一个类别的对象图像不同,条件生成对抗网络允许生成属于多个类别的对象图像^[19]。生成对抗网络通过学习真实水果图像来生成虚假的水果图像,因此,为了生成两种类别的对象图像,需要两个独立训练的常规生成对抗网络。而对于条件生成对抗网络,可以通过学习类别标签的意义来指定网络生成多类对象图像,如生成表面无缺陷和有缺陷的苹果图像。

2 苹果表面缺陷检测方法

基于改进 CNN 和数据扩充的苹果表面缺陷检测方法框架如图 2 所示,该框架使用了条件生成对抗网络扩充训练数据。

2.1 数据采集和预处理

从某农贸市场购得 750 个苹果,其中包括正常苹果和具有各种表面缺陷(如霉变、炭疽、割伤、碰伤等)的苹

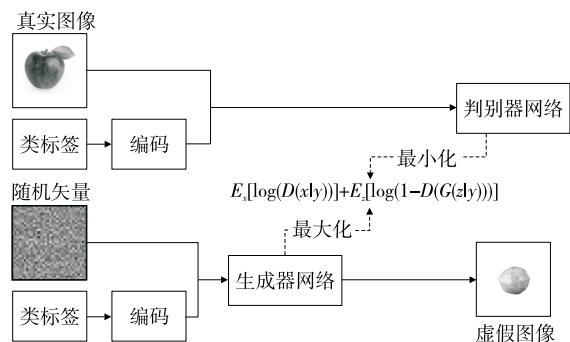


图 1 条件生成对抗网络拓扑结构

Figure 1 The topology of conditional generation adversarial network

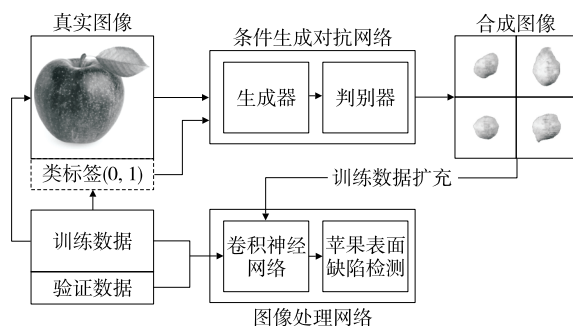


Figure 2 The framework of apple surface defect detection method based on improved CNN and data augmentation method

果。选择 Genie Nano M1280 相机完成苹果图像的采集,并将所采集的苹果图像构成原始数据集。该数据集包含 3 000 张分辨率为 1 280 像素 $\times$ 1 024 像素的苹果图像,并以 COCO 标注对图像内苹果进行注释。鉴于每个 COCO 标注描述一个苹果特征类别,具有多种缺陷的苹果将对应多条注释,例如,表现出霉变和炭疽的水果将有两个单独的注释条目。为简化缺陷苹果的检测过程,对每张苹果图像仅采用“无缺陷”或“有缺陷”两个二元类别标签。

为降低所提方法的计算复杂度,所有苹果图像大小被调整为 256 像素 $\times$ 256 像素,从而将苹果图像的 RGB 像素值总数从 3 932 160 (1 280 $\times$ 1 024 $\times$ 3) 减少到 196 608 (256 $\times$ 256 $\times$ 3);该分辨率仍允许可视化苹果的缺陷特征。使用完整分辨率图像对于消费级硬件来说是不可行的,而将原始模型输入的数量减少到 5%可以降低所有模型训练所需的内存,满足消费级硬件的实际需求。在所提方法的实际使用方面,水果分拣机器人本身会因为自动水果分拣的处理成本和利润之间的权衡而有能量限制。因此,图像尺寸的缩小增加了该方法的实用性。

为了在生成式图像学习过程中更好地辨别噪声,将黑色背景替换为白色,此步骤不会对模型的训练过程产生影响,且替换背景后,在所构建苹果表面缺陷检测方法的训练过程中,可通过人工观察更好地辨别视觉缺陷。

2.2 数据扩充

为进行数据扩充,引入条件生成对抗网络。判别器网络通过卷积层将 $256 \text{ 像素} \times 256 \text{ 像素}$ 的 RGB 图像采样两次,每层包含 128 个神经元,卷积核大小为 $(3, 3)$,步长为 $(2, 2)$ 。每层都使用 LeakyReLU 激活函数,输出设置为采用双曲正切函数进行缩放,使用 Adam 优化器进行训练。用于类别标签解释的潜在空间大小为 100,超参数的选择基于文献[20]的方法确定。条件生成对抗网络进行 2 000 轮训练,批量大小为 64。因为批量大小 < 64 会

导致生成器在大约 10 轮后停止训练,且无法进一步学习^[20]。

2.3 检测模型和模型剪枝

所使用的苹果图像检测网络选用大型 ImageNet 训练模型 VGG16,并引入其微调迁移学习的概念。在苹果图像检测过程使用的 CNN 拓扑结构如图 3 所示,该网络将经典 VGG16 的最后 3 个 ReLU 层和 SoftMax 预测函数替换为一个解释层和一个具有 sigmoid 激活函数的输出神经元,以便获得二进制定交叉熵的优化检测结果。

解释层中的神经元数量通过线性搜索进行优化,搜索范围为(8, 16, 32, ..., 8 192)。网络被设置最多迭代训练 100 次,但如果在 10 次迭代训练过程中未发生进一步的学习,训练将被提前停止。超参数的批量大小设置为 64, Adam 优化器的学习率为 0.001, 收敛判据 $\epsilon = 10^{-7}$ 。

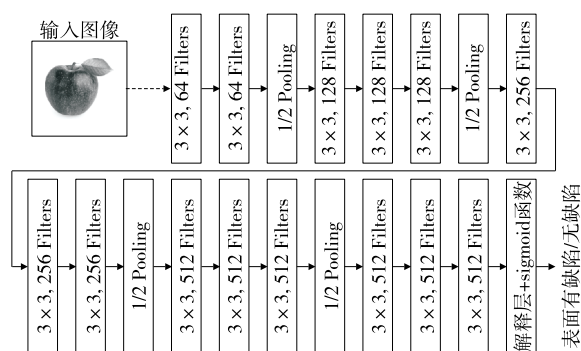


图 3 改进的 VGG16 拓扑结构

考虑到苹果表面缺陷检测过程中需要处理大量的苹果图像且可能存在处理时间和节能限制的问题,为了降低模型的复杂度和参数,通过去除不重要的通道和层来获得具有可比精度的紧凑模型,而不会对性能产生太大影响。即通过算法对训练好的改进 CNN 网络进行剪枝,在检测速度和检测准确率之间取得最佳平衡。该操作也可以看作是一种自动获取原始模型简化架构的方法。

在通道剪枝算法中,CNN 网络中相邻的卷积层之间使用批标准化(Batch normalization, BN)来加速对 CNN 网络的训练。标准化操作定义为:

$$y = \gamma \frac{x - E_x}{\sqrt{V_{\text{var}, x} + \epsilon_x}} + \beta, \quad (3)$$

式中：

$E_{x,}$ 、 $V_{\text{var},x}$ ——所有真实数据的期望值和标准差；

$\epsilon_{x,}$ —— $V_{\text{var},x}$ 的偏移量；

γ 、 β ——用于重新缩放和移动标准化值(且可以与原始网络参数一起学习)；

γ ——比例因子(用于识别重要通道)。

为了使用比例因子 γ 来评估模型中每个通道的重要

性,首先,对 CNN 网络使用稀疏性训练;随着稀疏性诱导正则化训练的开展,部分 BN 层的 γ 分布中心逐渐趋近于 0。经过稀疏度训练后,对所有标度因子 γ 进行排序。然后,根据剪枝速率,将保留的最大 γ 设置为阈值 T_γ 。最后,对标度因子 $\leq T_\gamma$ 的通道进行剪枝。

为了进一步优化网络,提高检测速度,采用层剪枝压缩网络深度。对主干中每个卷积层的缩放因子均值进行排序,均值较小的层将根据层剪枝的设置进行剪枝。即根据卷积层中缩放因子均值的顺序,在设置要删除的层数后,将对均值较小的层进行剪枝。

在使用通道剪枝和层剪枝分别压缩 CNN 网络的宽度和深度后,应用微调来恢复丢失的精度。但在实际应用中微调后会出现检测结果冗余。由于对同一类目标的两个冗余结果的边界框大小接近,因此,使用基于 L1 范数的快速非极大值抑制 (Non-maximum suppression, NMS) 方法去除冗余结果。首先,收集同一类目标的所有边界框。然后按式 (3) 计算一个选定边界框与同一类目标其他边界框之间的距离 d 。

$$d = \frac{|x_1 - x_2|}{W} + \frac{|y_1 - y_2|}{H}, \quad (4)$$

式中:

$W = \min(w_1, w_2)$;

$H = \min(h_1, h_2)$;

(x_1, y_1) 、 w_1 、 h_1 ——选中的边界框的左上角坐标、宽、高;

(x_2, y_2) 、 w_2 、 h_2 ——同一类目标其他边界框相对应的左上角坐标、宽度和高度。

如果 d 值小于阈值 D_{thr} , 则用于比较的边界框被认为是冗余的,将被删除。

对于改进的 CNN 模型,进行 9 次修剪试验,权重稀疏度从 0.1(原始大小的 90%)不断调整到 0.9(原始大小的 10%)。

2.4 试验环境

为验证所提方法的有效性,在使用 TensorFlow 后端的 Keras 库中实现了苹果表面缺陷的检测过程,并将其在配备有 Intel(R) 2 核 Xeon(R) CPU @ 2.20 GHz、NVIDIA Tesla V100-SXM2 显卡和 16 GB HBM2 内存的个人计算机上进行训练。

3 结果与分析

3.1 解释性神经元数量

在改进 CNN 中的解释层选用不同数目解释性神经元时,3 次苹果表面缺陷检测的准确率见表 1。3 次测试中,当选用 8 个解释性神经元时,平均检测准确率最低为 69.40%。当选用 4 096 个解释性神经元时,平均检测准确率最高为 92.73%,且在选用 2 048 个解释性神经元时,第 2 次测试的单次检测准确率最高为 93.82%。

表 1 解释性神经元数对苹果表面缺陷检测的测试结果
Table 1 Test results of apple surface defect detection with different number of interpretive neurons in the interpretation layer %

解释层中解释性神经元数目	测试次数			
	1	2	3	平均值
8	70.12	70.97	67.13	69.40
16	70.13	88.31	81.52	79.97
32	91.41	70.97	67.13	76.50
64	85.71	88.93	67.13	80.59
128	91.04	89.81	86.33	89.06
256	83.23	85.84	75.55	81.54
512	91.91	90.79	89.06	90.59
1 024	83.85	93.02	90.17	89.01
2 048	91.46	93.82	92.91	92.73
4 096	82.28	93.77	89.93	91.99
8 192	91.54	91.78	91.41	91.58

3.2 条件生成对抗网络的训练

由图 4、图 5 可知,生成器的初始损失较高为 5.5;判别器的损失起点较低。在前 500 次迭代中,生成器的损

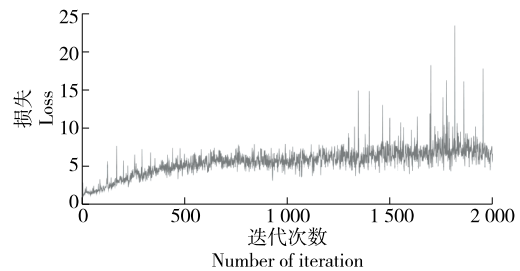


图 4 条件生成对抗网络生成器在训练过程中的损失(错误生成)

Figure 4 Loss of the generator in a conditional generation adversarial network during training (error generation)

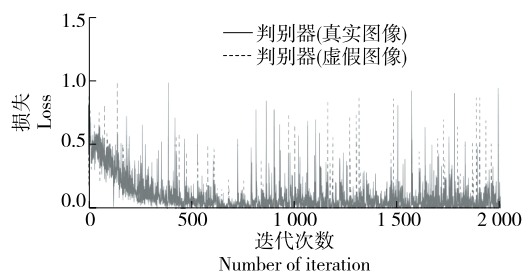


图 5 条件生成对抗网络判别器在训练过程中的损失(错误判别)

Figure 5 Loss of the discriminator in a conditional generation adversarial network during training (error discrimination)

失逐渐上升,然后变得相对稳定。两个判别器的网络损失在前 500 次迭代中较低,在剩余的学习过程中表现出振荡的性质。

在最终迭代结束时,由判别器对真实图像造成的判别损失为 0.013,由生成器对假图像造成的损失为 0.005。生成器的最终损失为 6.648,该数值远不是理想的最低损失观察值,但考虑到生成对抗网络需要对生成器和判别器的损失进行权衡,这是一个合理的结果,即 6.648 是生成器和判别器进行损失对抗的结果。为说明该问题,图 6 给出了生成器迭代过程中损失最低(第 8 次迭代,1.063)时生成的图像与最终迭代结束时输出的图像。显然,生成器完成 2 000 次迭代后生成的图像质量要高得多,比在损失最低时生成的图像质量更好。因此,在所采用的苹果表面缺陷检测方法中选用 2 000 次迭代后的最终生成器配置。

由图 7 可知,生成器已经学会在水果图像上投射光影和苹果缺陷的特征;两个苹果图像的纹理与表面上的

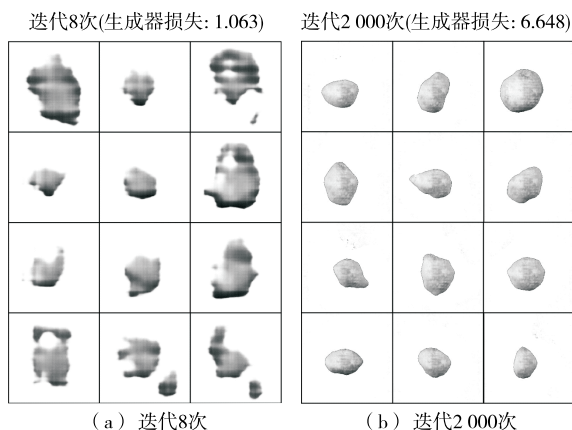


图 6 生成器迭代过程中损失最低时生成的图像与最终迭代输出图像

Figure 6 The images generated in the lowest loss during the generator iteration process and the output image of the final iteration

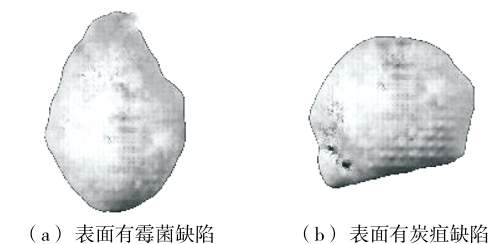


图 7 条件生成对抗网络生成的合成苹果图像的高分辨率示例图

Figure 7 High-resolution examples of the composite apple images generated by a conditional generation adversarial network

缺陷虽相似,但第二个苹果输出图像的左下角较暗的这个斑点还是清晰地显示了炭疽缺陷。

在真实苹果图像数据集上训练改进 CNN 的 6 张合成图像(每类 3 张)的类激活图(图 8)能准确识别所属苹果类别。在底部一行中,CNN 关注到了苹果表面上存在的缺陷,比如前两张图像中的霉菌以及图像上可能表示炭疽的黑色斑点。而对于无表面缺陷苹果,类激活图的像素亮度分布较均匀。表面无缺陷苹果图像和表面有缺陷苹果图像类激活图的特征类似于人类分析图像的方式,即在苹果表面有缺陷时专注于缺陷区域,而在苹果表面无缺陷时观察苹果整体图像。

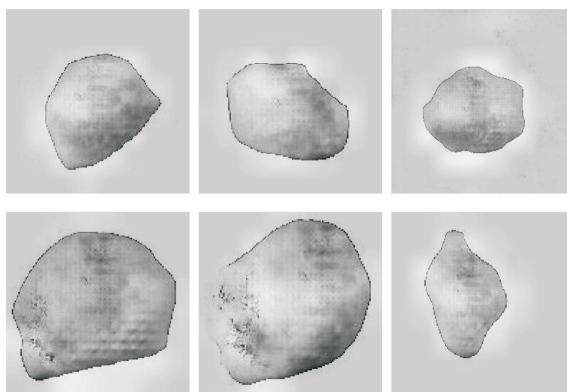


图 8 真实苹果图像数据集上训练的改进 CNN 在 6 张合成图像上(每类 3 张)的类激活图

Figure 8 Class activation diagrams on six composite images (three per class) of the improved CNN trained on real apple images

综上,条件生成对抗网络泛化了苹果的无缺陷和缺陷表面特征,并在一定程度上被生成器复现。虽然,合成图像并不完美,但这些激活图提供了苹果表面是否存在缺陷的有用合成知识的信息。

3.3 苹果表面缺陷检测效果

将通过条件生成对抗网络扩充的合成图像和原始苹果图像进行合并,形成测试数据集(总计 3 000 张苹果图像)。以该测试数据集为基础,试验所提方法与文献[10]的方法对苹果表面缺陷的检测准确率见表 2、表 3。

由表 2 可知,随着合成图像数在测试数据集中的占比增加,试验方法对有缺陷苹果的检测准确率不断升高,由增加合成图像前的 91.99% 升高至 99.16%(400 张合成图像,占整个数据集的 13.33%),但升高趋势先升后降,在采用 400 张合成图像时最高。当合成图像数在测试数据集中的占比变化时,其对有表面缺陷苹果的检测准确率存在波动,但即使在最差的情况下(100 张合成图像),对有缺陷苹果的检测准确率也从 91.99% 提高至 93.16%。

表 2 试验方法对苹果表面缺陷的检测准确率

Table 2 The accuracy of the proposed detection method for apple surface defects

合成图像(每类)	合成图像(总共)	检测准确率/%
0	0	91.99
100	200	93.16
200	400	98.12
300	600	98.40
400	800	99.16
500	1 000	98.51
600	1 200	96.25
700	1 400	95.58
800	1 600	96.74
900	1 800	97.12
1 000	2 000	98.41
1 100	2 200	95.05
1 200	2 400	97.46
1 300	2 600	96.28
1 400	2 800	95.78
1 500	3 000	98.85

表 3 文献[10]的方法对有缺陷苹果的检测准确性占所提检测方法检测准确率的百分比

Table 3 The percentages of detection accuracy of the method in [10] for defective apples to the detection accuracy of the proposed detection method

合成图像(每类)	合成图像(总共)	检测准确率/%
0	0	93.77
100	200	97.25
200	400	98.75
300	600	97.63
400	800	97.14
500	1 000	97.52
600	1 200	97.75
700	1 400	95.64
800	1 600	96.51
900	1 800	97.01
1 000	2 000	97.63
1 100	2 200	95.02
1 200	2 400	96.88
1 300	2 600	95.89
1 400	2 800	95.52
1 500	3 000	97.63

由表 3 可知,随着合成图像数在测试数据集中占比的增加,文献[10]的方法对有缺陷苹果的检测准确性占试验方法检测准确率的百分比虽有波动,但始终低于 100%;此外,当测试数据集中包含 400 张合成图像时,该比例最高达 98.75%。

综上,通过条件生成对抗网络对苹果图像进行扩展和增强,可提高苹果表面缺陷的检测准确率;且条件生成对抗网络具有生成新数据以缓解数据不足问题的能力。

3.4 模型剪枝效果

剪枝后的模型尺寸占原始模型尺寸的百分比从 100%降到 10%过程中,试验方法对苹果表面缺陷的检测准确率变化如表 4 和图 9 所示。由表 4 和图 9 可知,随着剪枝后模型尺寸占原始模型尺寸百分比的下降,试验方法对苹果表面缺陷的检测准确率明显下降,但检测时间得到了大幅度节省。此外,当剪枝后的模型尺寸占原始模型尺寸的百分比从 100%降至 50%时,对苹果表面缺

表 4 试验方法对苹果表面缺陷的检测准确率[†]

Table 4 Accuracy of detection of apple surface defects by test method

$r_1/\%$	$r_2/\%$	$r_3/\%$	
		C_1	C_2
10	0.9	70.12	70.12
20	0.8	83.85	83.98
30	0.7	85.71	89.18
40	0.6	87.45	88.31
50	0.5	90.79	91.16
60	0.4	91.54	92.16
70	0.3	92.16	92.65
80	0.2	93.64	94.76
90	0.1	92.93	93.51
100	0.0	93.77	98.12

[†] r_1 为剪枝后模型尺寸占原始模型尺寸的百分比; r_2 为稀疏比例(检测时间节省的近似百分比); r_3 为试验方法对苹果表面缺陷检测的准确率; C_1 为未考虑图像数据扩充的场景; C_2 为包括 200 张合成苹果图像的场景。

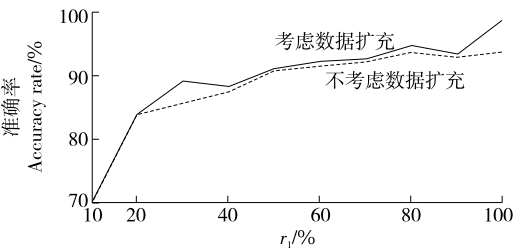


图 9 试验方法对苹果表面缺陷的检测准确率变化曲线
Figure 9 Change curve of detection accuracy of apple surface defects by the test method

陷的检测准确率仍可达到 91.16%，即以 6.96% 的准确率损失将检测效率提高了 1 倍。

4 结论

研究提出了一种基于改进 CNN 和数据扩充的苹果表面缺陷检测方法。结果表明：当改进 CNN 中的解释层选用 8 个解释性神经元时，平均检测准确率最低为 69.40%；当选用 2 048 个解释性神经元时，平均检测准确率最高为 92.73%，且第 2 次测试的单个检测准确率最高为 93.82%。条件生成对抗网络泛化了苹果的无缺陷和缺陷表面特征，并在一定程度上被生成器复现。虽然，合成图像并不完美，但这些激活图提供了苹果表面缺陷是否存在有用合成知识的信息。随着合成图像数在测试数据集中占比的增加，所提方法对有缺陷苹果的检测准确率不断升高，由增加合成图像前的 91.99% 升高到 99.16%，但升高趋势先升后降，在采用 400 张合成图像时最高。随着合成图像数在测试数据集中占比的增加，所对比方法对有缺陷苹果的检测准确性所占提出方法检测准确率的百分比虽有波动，但始终低于 100%；此外，当测试数据集中包含 400 张合成图像时，该比例最高为 98.75%。当剪枝后的模型尺寸占原始模型尺寸的百分比从 100% 降到 50% 时，对苹果表面缺陷的检测准确率仍可达到 91.16%，即以 6.96% 的准确率损失将检测效率提高了 1 倍。

综上，试验方法对苹果缺陷的检测（二分类）具有良好的效果，有望在苹果生产和加工过程中实现自动化缺陷检测。此外，鉴于 VGG16 深度学习模型可对多类别缺陷进行准确识别，后续将研究基于改进 CNN 和数据扩充的苹果表面缺陷分类方法。

参考文献

- [1] 王云鹏, 司海平, 宋佳珍, 等. 基于红外与可见光图像融合的苹果表面缺陷检测方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(12): 127-131.
WANG Y P, SI H P, SONG J Z, et al. Apple surface defect detection method based on fusion of infrared and visible images[J]. Food & Machinery, 2021, 37(12): 127-131.
- [2] 王迎超, 张婧婧, 达新民, 等. 基于 K-means 与 KNN 的多特征苹果在线分级[J]. 新疆农业科学, 2023, 60(3): 643-650.
WANG Y C, ZHANG J J, DA X M, et al. Design of multi-feature apple online grading system based on K-means and KNN[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2023, 60(3): 643-650.
- [3] CHEN S H, LAI Y W, KUO C L, et al. A surface defect detection system for golden diamond pineapple based on CycleGAN and YOLOv4[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(10): 8 041-8 053.
- [4] 周雨帆, 李胜旺, 杨奎河, 等. 基于轻量级卷积神经网络的苹果表面缺陷检测方法[J]. 河北工业科技, 2021, 38(5): 388-394.

- ZHOU Y F, LI S W, YANG K H, et al. Apple surface defect detection method based on light weight convolutional neural network[J]. Hebei Journal of Industrial Science and Technology, 2021, 38(5): 388-394.
- [5] LIANG X, JIA X, HUANG W, et al. Real-time grading of defect apples using semantic segmentation combination with a pruned YOLOV4 network[J]. Foods, 2022, 11(19): 3 150.
- [6] 张军锋, 尚展垒. 基于深度学习卷积神经网络的花生籽粒完整性检测[J]. 食品与机械, 2022, 38(5): 24-29, 36.
ZHANG J F, SHANG Z L. Peanut kernel integrity detection based on deep learning convolution neural network[J]. Food & Machinery, 2022, 38(5): 24-29, 36.
- [7] 魏冉, 裴悦琨, 姜艳超, 等. 基于改进 Faster R-CNN 模型的樱桃缺陷检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(10): 98-105, 201.
WEI R, PEI Y K, JIANG Y C, et al. Detection of cherry defects based on improved faster R-CNN model[J]. Food & Machinery, 2021, 37(10): 98-105, 201.
- [8] 薛勇, 王立扬, 张瑜, 等. 基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 30-35.
XUE Y, WANG L Y, ZHANG Y, et al. Defect detection method of apples based on GoogLeNet deep transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 30-35.
- [9] 高辉, 马国峰, 刘伟杰. 基于机器视觉的苹果缺陷快速检测方法研究[J]. 食品与机械, 2020, 36(10): 125-129, 148.
GAO H, MA G T, LIU W J. Research on a rapid detection of apple defects based on mechanical vision[J]. Food & Machinery, 2020, 36(10): 125-129, 148.
- [10] FAN S, LIANG X, HUANG W, et al. Real-time defects detection for apple sorting using NIR cameras with pruning-based YOLOV4 network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106715.
- [11] TULBURE A, ALECANDRU T A, DULF E H. A review on modern defect detection models using DCNNs-Deep convolutional neural networks[J]. Journal of Advanced Research, 2022, 35: 33-48.
- [12] HE Y, XIAO Q, BAI X, et al. Recent progress of nondestructive techniques for fruits damage inspection: A review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2022, 62(20): 5 476-5 494.
- [13] 黄霖, 吴亮, 高胜严, 等. 基于生成对抗网络的无目标深度检索哈希攻击算法[J]. 计算机学报, 2023, 46(4): 803-813.
HUANG L, WU L, GAO S Y, et al. GAN-based untargeted attack on deep hashing for image retrieval[J]. Chinese Journal of Computers, 2023, 46(4): 803-813.
- [14] 朱晓慧, 钱丽萍, 傅伟. 基于 GAN 的网络安全数据扩充研究综述与展望[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(11): 288-296.
ZHU X H, QIAN L P, FU W. Review and prospect of data augmentation in network security based on GAN[J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(11): 288-296.

(下转第 226 页)

- during dried persimmon production by visible/near-infrared reflectance spectroscopy[J]. *Farm Products Processing*, 2021(17): 49-52, 56.
- [57] 刘振宇. 玉米水分含量测定中不确定度的分析与评定[J]. *现代畜牧科技*, 2019(10): 9-11.
- LIU Z Y. Analysis and evaluation of uncertainty in determination of maize moisture content [J]. *Technical Advisor for Animal Husbandry*, 2019(10): 9-11.
- [58] 吕都, 唐健波, 姜太玲, 等. 基于近红外光谱技术快速检测稻谷水分含量[J]. *食品与机械*, 2022, 38(2): 51-56, 63.
- LUD, TANG J B, JIANG T L, et al. Research on rapid prediction model of rice moisture content based on near infrared spectroscopy [J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(2): 51-56, 63.
- [59] 鞠兴荣, 后其军, 袁建, 等. 基于近红外光谱技术测定稻谷含水量研究[J]. *中国粮油学报*, 2015, 30(11): 120-124.
- JU X R, HOU Q J, YUAN J, et al. Determination of moisture content of rice based on the near infrared spectroscopy. *Journal of the Chinese Cereals & Oils Association*, 2015, 30(11): 120-124.
- [60] 伟利国, 张小超, 胡小安, 等. 微波在线式粮食水分检测系统[J]. *农机化研究*, 2009, 31(6): 145-147.
- WEI L G, ZHANG X C, HU X A, et al. Microwave on-line grain moisture detection system [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2009, 31(6): 145-147.
- [61] 曹甜甜. 鹰嘴豆淀粉的提取及改性研究[D]. 新疆: 塔里木大学, 2022: 24-30.
- CAO T T. Study on extraction and modification of Chickpea starch [D]. Xinjiang: Tarim University, 2022: 24-30.
- [62] 金诚谦, 郭榛, 张静, 等. 大豆水分含量的高光谱无损检测及可视化研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(10): 3 052-3 057.
- JIN C Q, GUO Z, ZHANG J, et al. Non-destructive detection and visualization of soybean moisture content using hyperspectral technique[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(10): 3 052-3 057.
- [63] 赵阳, 成晨, 杨璐璐, 等. 高光谱的草本植物水分含量检测模型构建[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(3): 894-898.
- ZHAO Y, CHENG C, YANG L L, et al. Study of the establishment of herb water content detection model based on hyperspectral technology[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(3): 894-898.
- [64] 张慧. 香菇热风干燥工艺优化及基于电子鼻检测其干燥阶段的研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2020: 28-46.
- ZHANG H. Optimization of hot air drying process of shiitakes and drying stage detection based on electronic nose [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2020: 28-46.

(上接第 128 页)

- [15] AGGARWAL A, MITTAL M, BATTINENI G. Generative adversarial network: An overview of theory and applications[J]. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2021, 1(1): 100004.
- [16] 李钰, 杨道勇, 刘玲亚, 等. 利用生成对抗网络实现水下图像增强[J]. *上海交通大学学报*, 2022, 56(2): 134-142.
- LI Y, YANG D Y, LIU L Y, et al. Underwater image enhancement based on generative adversarial networks[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2022, 56(2): 134-142.
- [17] NIU M Y, ZLOKAPA A, BROUGHTON M, et al. Entangling quantum generative adversarial networks [J]. *Physical Review Letters*, 2022, 128(22): 220505.
- [18] SAXENA D, CAO J. Generative adversarial networks (GANs) challenges, solutions, and future directions[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2021, 54(3): 1-42.
- [19] ALQHTANI H, KAVAKLI-THORNE M, KUMAR G. Applications of generative adversarial networks (gans): An updated review[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2021, 28: 525-552.
- [20] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[J]. *arXiv preprint*, 2015: 1511.06434.

(上接第 146 页)

- [19] 李恒聪, 陈蔚, 于清泉, 等. 感觉/交感神经参与结肠炎模型大鼠敏化区域皮肤温度、血流灌注和皮肤组织炎性细胞因子变化[J]. *中国针灸*, 2022, 42(7): 785-793.
- LI H C, CHEN W, YU Q Q, et al. Changes in skin temperature, blood perfusion and inflammatory cytokines in skin tissue in rats with sensory/sympathetic involvement in colitis model rats [J]. *Chinese Journal of Acupuncture*, 2022, 42(7): 785-793.
- [20] 严皓哲, 汤璧嘉, 王勇兴. 复方猴头颗粒联合西药治疗老年胃溃疡临床疗效及对血清学指标的影响[J]. *新中医*, 2022, 54(7): 89-92.
- YAN H Z, TANG B J, WANG Y X. Clinical efficacy of compound monkey head granules combined with western medicine in the treatment of gastric ulcer in elderly elderly people and its effect on serological indexes[J]. *New Chinese Medicine*, 2022, 54(7): 89-92.
- [21] 任东根, 龚婷, 王丽娟, 等. 川麦冬多糖的结构特征及对过度运动引起小鼠肝损伤的改善作用[J/OL]. *食品与发酵工业*. (2022-11-27) [2023-04-28]. <https://doi.org/10.13995/j.cnki.11-1802/ts.033543>.
- REN D G, GONG T, WANG L J, et al. Structural characteristics of polysaccharides and their effect on liver injury caused by excessive exercise[J/OL]. *Food and Fermentation Industry*. (2022-11-27) [2023-04-28]. <https://doi.org/10.13995/j.cnki.11-1802/ts.033543>.