DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2023.04.006

基于类激活映射的可解释性方法在农作物检测识别中的发展现状与趋势

郭文娟[1,2], 冯全[2]

(1. 甘肃政法大学网络空间安全学院,甘肃兰州,730070;
2. 甘肃农业大学机电工程学院,甘肃兰州,730070)

摘要:深度学习模型被广泛应用于农作物检测和识别领域,其优势在于通过构建不同的功能感知层而优化模型,能够自动提取输入数据的特征,实现端到端地学习。但是该模型中未知的数据处理过程导致模型缺乏可解释性,成为阻碍深度学习应用的主要因素。为克服深度学习模型可解释性不足的缺陷,研究者提出了基于类激活映射的可解释性方法。概述了类激活映射算法Grad-CAM在农作物病害分类和检测、农作物虫害检测识别、农作物品种分类、目标农作物检测以及其他应用上的研究进展,说明了类激活映射算法具有能够可视化任意结构卷积神经网络的优点,分析了类激活映射算法存在解释精细度不高、梯度不稳定、缺乏评估标准以及应用背景单一的不足,提出了构建既具有高准确率又具有可解释性的模型、构建新型解释算法、建立可解释性算法统一的评估标准和保证可解释性算法正确性的发展趋势。

关键词:深度学习;卷积神经网络;可解释性;农作物检测识别;类激活映射算法;Grad-CAM
中图分类号:S432 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2023)04-0041-08

郭文娟, 冯全. 基于类激活映射的可解释性方法在农作物检测识别中的发展现状与趋势[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023, 4(4): 41-48
GUO Wenjuan, FENG Quan. Development status and trends of interpretability methods based on class activation mapping in crop detection and recognition [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023, 4(4): 41-48

0 引言

我国是农业大国,加快农业信息化发展能够促进农业更好更快地发展[1-2]。农业信息化指计算机应用、通信、微电子、光电、遥感以及物联网等相关技术系统应用在农业上的过程。图像是农业信息中的形式之一,直观性强,是农业信息化中非常重要的载体。随着人工智能的快速发展,图像处理技术尤其是深度学习算法在农作物的检测和识别中应用广泛[3-5]。深度学习算法在图像识别上具有更高的准确率,优于普通的图像识别算法[6]。

但是,深度学习"端到端"的决策模式使得模型的决策过程无法被用户所理解,是不可解释的模型[7]。如果能从人类的角度理解并解释模型决策过程,将会寻找到更优模型。同时,在很多应用领域中,可解释性缺乏降低了用户对深度学习模型的信任,妨碍了模型的实际应用。因此,深度学习模型的可解释性研究具有十分重要的意义[8-12]。

类激活映射算法是常见的可解释性方法,该类算法能够高度区分类,使得卷积神经网络更加"透明"。文章主要介绍基于类激活映射的可解释性方法在农作物病害分类和检测、农作物虫害检测识别、农作物品种分类、目标农作物检测以及其他应用上的研究进展,分析类激活映射算法存在解释精细度不高、梯度不稳定、缺乏评估标准和应用背景单一等问题,并展望未来可解释性的发展方向。

1 类激活映射算法

在卷积神经网络中,全连接层的特征令人难以理解,但是最后一层卷积单元含有最全面的语义信息,并且各个通道能够检测目标的不同激活区域。因此充分利用最后一层卷积单元的特征信息解释网络模型,采用可视化技术理解神经网络的内部特征,实现对模型决策的解释。常见的基于类激活映射可解释性算法包

收稿日期:2023-08-20 修回日期:2023-11-08
基金项目:甘肃省青年科技基金项目(21JR7RA572);甘肃省教育厅创新基金项目(2022B-144)
第一作者:郭文娟,女,1986年生,甘肃武威人,博士研究生,讲师;研究方向为智能信息处理与图像处理。E-mail: 565105996@qq.com

括类激活映射算法CAM[13]、梯度加权类激活映射算法Grad-CAM[14]和Grad-CAM++算法[15]等,本文主要通过梯度加权类激活映射算法Grad-CAM展开研究。

类激活映射算法[13](class activation mapping, CAM)采用全局平均池化(global average pooling, GAP)层替换了卷积神经网络中的全连接层,计算最后一个卷积层内各个特征图的平均值,然后加权求和以得到最终的输出结果,如图1所示。CAM算法在加权求和后会得到卷积神经网络的类激活图,接着将类激活图通过热力图方式进行可视化,从而获得输出结果的显著特征图。

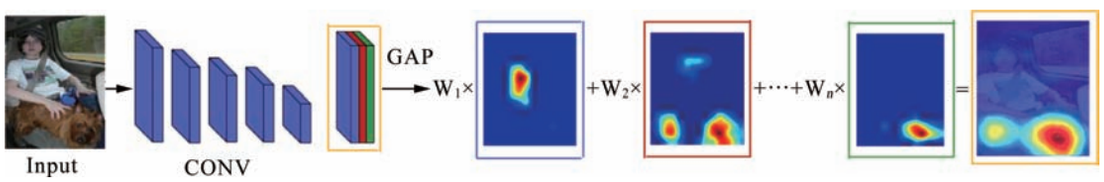
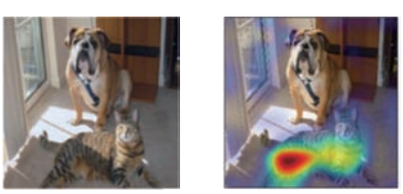


图1 CAM算法框架图

Figure 1 CAM algorithm frame diagram

梯度加权类激活映射算法[14](gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM)流程基本上和CAM算法相似,为避免过度依赖于全局平均池化层,Grad-CAM算法在反向传播中计算通道梯度的平均值作为通道的权重,然后计算特征图对应权重后加权求和,最终通过热力图可视化网络模型的注意力,如图2所示。



(a) Original image (b) Grad-CAM'Cat'



(c) Grad-CAM'Dog'

图2 Grad-CAM效果图

Figure 2 Grad-CAM renderings

Grad-CAM++算法[15]和Grad-CAM算法接近,只是采用的通道权重不同。Grad-CAM++算法增加了额外权重对梯度图的权重进行二次加权,体现了梯度图中各元素贡献的差异性,改善了包含多目标的图像可视化效果。上述三种算法的内部原理如图3所示。

其中,γ^C表示类C在全连接层的分数值;H_{ij}^C表示在(i, j)位置处类C热力图的值;ω_k^C表示第k层类C的权重值;A_{ij}^k表示第k层特征图上的第(i, j)元素;Z为常数,表示归一化因子;α_{ij}^{kC}表示类C在第k层的特征图上二次加权的权重值。

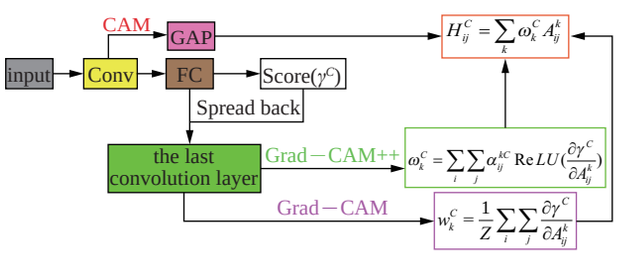


图3 三种类激活映射算法原理图

Figure 3 Schematic diagram of three class activation mapping algorithms

2 基于类激活映射的可解释性方法在农作物检测识别中的应用

本文主要从5个方面介绍类激活映射算法Grad-CAM在农作物检测识别中的具体应用。

2.1 农作物病害分类和检测

农业生产中正确诊断病害是防控病害的有效措施。随着人工智能的快速发展,图像处理技术尤其是深度学习算法在农作物病害检测和识别中应用广泛[16-18]。为验证卷积神经网络对病害识别的有效性,采用类激活映射算法进行可视化分析。

在农作物病害分类方面,王美华等[19]提出了改进后的注意力模块,在5种分类网络上添加改进的注意力后对农作物病虫害进行识别,平均准确率为84.78%,采用Grad-CAM对引入不同注意力模块的模型可视化,体现新注意力模块的优越性;王泽钧等[20]提出了改进的轻量网络模型,59种农作物病害的平均识别准确率为88.08%,对模型中间层和最后卷积层的特征可视化,有助于理解提出模型的训练过程;李大湘等[21]在苹果病害数据集上采用所提模型识别病害,识别准确率高达98.23%,对注意力图可视化,体现了定位细粒度特征的有效性;于明等[22]提出FCMSAN模型识别61种农作物病虫害,分类准确率为87.97%,可

视化不同模型，证明提取病害特征的有效性；贾璐等[23]提出新模型MANet进行葡萄病害识别，在自建数据集和公开数据集上识别准确率的平均值为93.79%，可视化不同模型的识别效果，如图4所示，体现出最优性能的模型。在农作物病害检测方面，李康顺等[24]采用改进的YOLOX－Nano检测农作物病害，识别精度平均值达到了99.56%，可视化引入注意力前后的特征提取过程，明确了模型提取特征的效果。

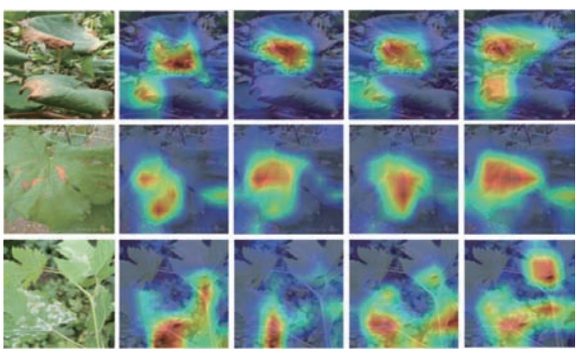


图4　不同模型识别效果的可视化

Figure 4　Visualization of recognition effect of different models

综上，不管是农作物病害分类还是病害检测，采用Grad－CAM算法在不影响模型分类性能的同时能够很好地定位病害区域，在热图上区分显示了不同区域对于目标病害分类和检测的贡献度。

2.2　农作物虫害检测识别

在农作物虫害检测识别方面，由于害虫本身具有隐蔽性和迁移性，检测害虫个体存在一定的难度。目前常用的方法是通过深度学习技术对田间害虫的图像进行检测分析，从而获取相关的虫情信息[25-26]。

Grad－CAM算法广泛应用于农作物虫害检测中。鲍文霞等[27]利用轻量残差网络识别13类水稻害虫，获得92.5%的识别准确率，采用Grad－CAM在不同层上输出特征图和可视化关键特征图，如图5所示，体现模型较强的特征提取能力。

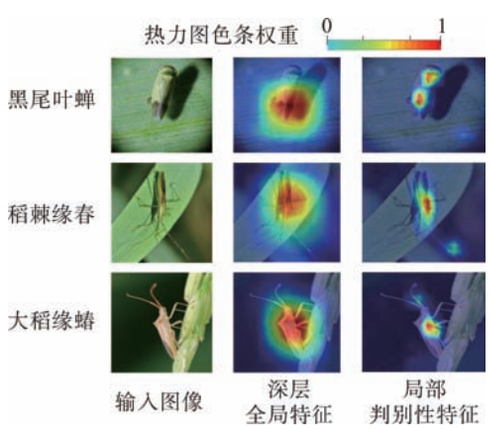


图5　关键特征图可视化结果

Figure 5　Visualization of key feature maps

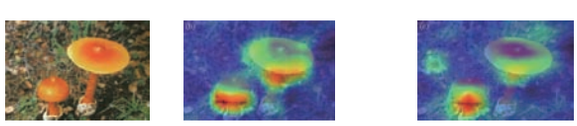
甘雨等[28]提出改进的EfficientNet模型识别作物害虫，识别准确率为69.45%，但是模型参数大幅减少。对改进前后模型可视化分析，发现改进后的模型更能进准定位到害虫所在的位置。彭红星等[29]改进ShuffleNetV2模型识别荔枝病虫害，准确率为84.9%，对模型分类结果可视化，突出注意力机制的优势。田有文等[30]采用卷积神经网络对蓝莓光谱图像进行果蝇虫害检测，识别准确率高达95.69%，可视化检测结果，增强模型的可解释性。

由此可见，Grad－CAM算法应用提高了农作物虫害检测识别模型的可解释性，在虫害图像上实现了区域级可视化，且该算法适用于任何基于卷积神经网络结构的模型。

2.3　农作物品种分类

为实现自然条件下农作物品种的识别，采用深度学习算法提取农作物图像中稳定的作物特征，获得较高的识别准确率，Grad－CAM算法应用于解释模型对农作物品种的识别结果。

如苏宝峰等[31]提出了ResNet50－SE模型在复杂背景下对葡萄品种分类识别，准确率达88.75%，通过Grad－CAM解释模型在各个层所提取到的葡萄特征。孟莉莎等[32]基于CA－EfficientNetV2模型对蘑菇图像进行分类，获得了96.8%的分类准确率。通过运用Grad－CAM可视化模型最后一层特征层，证明改进模型提取特征的精确度更高，如图6所示。



（a）输入　（b）EfficientNetV2　（c）CA－EfficientNetV2

图6　图像可视化结果对比图

Figure 6　Comparison of image visualization results

赵立新等[33]利用双维度注意力机制检测西红柿的成熟度，检测率为99%，单张图片检测时间仅为1.5 s。对不同模型进行Grad－CAM可视化，表明新模型定位的准确度更高，能在短时间内完成高精度检测。唐恒翱等[34]构建了统计纹理残差学习网络对11种成熟期的葡萄叶片分类，分类准确率92.26%，使用Grad－CAM确定模型关注区域。朱学岩等[35]提出了双线性注意力EfficientNet网络识别4个油橄榄品种，识别准确率为90.28%，通过Grad－CAM可视化图对正确识别和错误识别的情况分别予以解释。

因此，基于深度学习的模型可以在多种农作物上进行品种分类和识别，Grad－CAM算法可视化了模型的关注区域，对关键特征的提取增加了解释依据。

2.4 目标农作物检测

在果实识别、农作物器官检测、田间计数测产等方面应用目标检测算法进行检测,对检测结果运用Grad-CAM算法进行解释和分析。龙燕等[36]用改进YOLOv7对疏果期的苹果进行检测,平均检测精度为95.2%,利用Grad-CAM生成目标检测的热图,表明改进模型具有较强的目标特征提取能力。王昱等[37]利用改进了YOLOv7-tiny模型去检测甜椒畸形果,平均检测精度为94.5%。

张宏鸣等[38]利用改进YOLO获取玉米幼苗的株数,检测精度为87.22%,通过Grad-CAM直观了解到不同模型所关注的特征。张日红等[39]用改进YOLOv4分别检测种植密集和稀疏的菠萝苗心,检测精度均值为95.1%,对改进前后模型可视化对比分析,解释了改进模型识别率较高的原因。张万枝等[40]采用改进YOLO v5s检测马铃薯种薯芽眼,平均检测精度为95.2%,对模型输出层可视化分析,证明改进模型检测的有效性。

由此可见,Grad-CAM算法的灵活性好,准确度高,使得该算法同样适用于目标检测模型,能有效反映出模型所关注的输入特征。

2.5 其他应用

Grad-CAM算法还可以应用于基于卷积神经网络的田间杂草检测、田间导航、稻穗分割等领域。赵辉等[41]通过改进的DenseNet识别田间杂草,识别准确率为98.63%,采用Grad-CAM算法可视化改进前后模型提取特征的过程,证明改进模型能够有效加强对重要杂草特征的提取能力,如图7所示。

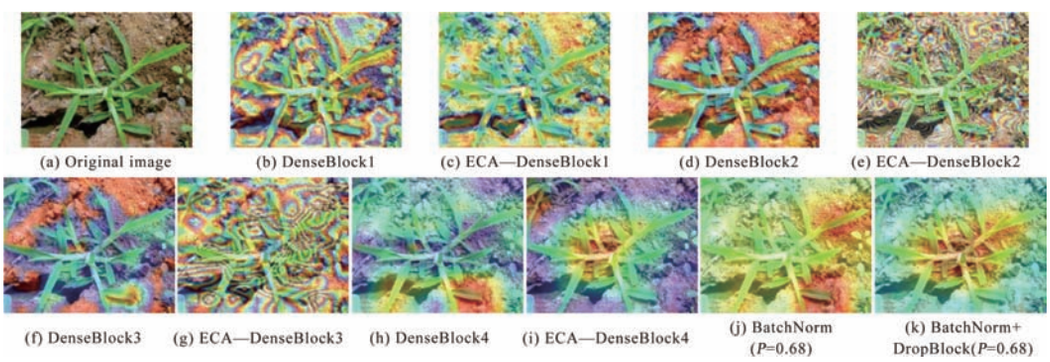


图7 可视化热图

Figure 7 Visualized heat map

杨森森等[42]利用改进的轻量网络检测田间杂草,检测准确率为99.61%,使用Grad-CAM可视化不同的检测模型,可以发现改进模型在茎秆、叶片等关键位置具有较高的激活值。饶秀勤等[43]基于语义分割识别棉花、玉米、甘蔗等农作物的垄间导航路径,平均交并比为0.871,通过Grad-CAM解释模型的识别过程和迁移学习的过程。

陈红等[44]基于Deeplab-MV3提取三七垄间的导航线,像素准确率为94.53%,展示不同模型的Grad-CAM图,证明改进模型的有效性。宋余庆等[45]采用DBSE-Net分割大田稻穗图像,像素准确率为94.32%,Grad-CAM图体现了引入注意力机制后的优越性。朱德利等[46]基于SwinT-YOLACT在玉米果穗图像上进行实例分割,平均精度为79.43%,对比不同模型提取特征的Grad-CAM图,证明改进模型的优势所在。

综上所述,为了体现卷积神经网络提取特征的优势所在,在语义分割、实例分割等网络上引入Grad-CAM算法实现了对模型的可解释性分析。

3 存在的问题

通过深度学习和可解释性方法的结合,获得高精度检测识别率的同时提供了模型的决策机制,拓宽了深度学习在农业领域的应用前景。Grad-CAM算法不仅能够适用于不同的任务和多种卷积神经网络结构中,而且不需要修改模型结构,也不需要重新训练模型,被广泛应用于农作物检测识别中。但是,Grad-CAM算法存在以下不足:

1) Grad-CAM算法解释精细度不高,所提供的解释结果为粗粒度,无法应用于解释结果高精度的需求。

2) 由于卷积神经网络普遍存在梯度饱和现象,当梯度饱和时,偏导将趋于零,使得偏导不能准确反映出输入各个区域对网络决策的贡献度。

3) Grad-CAM算法在实际应用中表现参差不齐,缺乏统一的评估标准。

4) 现有研究中采用Grad-CAM算法主要用来证明模型的有效性,导致可解释性方法应用背景单一。

鉴于此,未来研究需要开发应用范围更广的解释算法,同时建立可解释性算法的统一评估标准,拓宽可

解释性方法的应用背景。

4　展望

深度学习技术将会彻底改变传统的农作物检测和识别模式，端到端的深度学习技术具有极大的应用潜力。为了更好地将深度学习投入到实际应用中，未来研究方向主要为4个方面。

1)构建既具有高准确率又具有可解释性的网络模型。增加可解释性算法的复杂度，用来解释算法复杂度高的模型，确保解释结果能代表所研究模型，保证不过度简化模型提取的基本特征。

2)融合已有不同类型的解释算法，构建新型解释算法。根据目前可解释性算法特点，有导向性地将不同类型的可解释性算法进行融合，构建成的新型解释算法兼具不同类型可解释性算法的优点。

3)建立可解释性算法统一的评估标准。为实现对可解释性算法标准化的度量，构建符合特定条件的数据集，不同的解释算法针对相同的数据集进行比较，实现统一评估。

4)保证可解释性算法的正确性。预测结果源于模型，与可解释性算法无关，而解释结果源于可解释性算法。如果预测结果和解释结果能够相互印证，可以证明可解释性算法的正确性。

参　考　文　献

[1] 宋怀波，何东健．面向精细农业的高维数据本征维数估计方法研究进展[J]．中国科学：信息科学，2010，40(S1)：104－110.
SONG Huaibo，HE Dongjian. Research progress on intrinsic dimension estimation of precision agriculture-oriented high dimensional dataset [J]. Scientia Sinica (Informationis)，2010，40(S1)：104－110.

[2] 孟建军．现代农业新概念[M]．北京：中国农业出版社，2010.

[3] 吕盛坪，李灯辉，冼荣亨．深度学习在我国农业中的应用研究现状[J]．计算机工程与应用，2019，55(20)：24－33.
LÜ Shengping，LI Denghui，XIAN Rongheng. Research status of deep learning in agriculture of China [J]. Computer Engineering and Applications，2019，55(20)：24－33.

[4] 翁杨，曾睿，吴陈铭，等．基于深度学习的农业植物表型研究综述[J]．中国科学：生命科学，2019，49(6)：698－716.
WENG Yang，ZENG Rui，WU Chenming，et al. A survey on deep-learning-based plant phenotype research in agriculture [J]. Scientia Sinica (Vitae)，2019，49 (6)：698－716.

[5] 傅隆生，宋珍珍，张鑫，等．深度学习方法在农业信息中的研究进展与应用现状[J]．中国农业大学学报，2020，25(2)：105－120.
FU Longsheng，SONG Zhenzhen，ZHANG Xin，et al. Applications and research progress of deep learning in agriculture [J]. Journal of China Agricultural University，2020，25(2)：105－120.

[6] KAMILARIS A，PRENAFETA－BOLDÚ F X. Deep learning in agriculture：A survey [J]. Computers and electronics in agriculture，2018，147：70－90.

[7] 化盈盈，张岱墀，葛仕明．深度学习模型可解释性的研究进展[J]．信息安全学报，2020，5(3)：1－12.
HUA Yingying，ZHANG Daichi，GE Shiming. Research progress in the interpretability of deep learning models [J]. Journal of Cyber Security，2020，5(3)：1－12.

[8] 曾春艳，严康，王志锋，等．深度学习模型可解释性研究综述[J]．计算机工程与应用，2021，57(8)：1－9.
ZENG Chunyan，YAN Kang，WANG Zhifeng，et al. Survey of interpretability research on deep learning models [J]. Computer Engineering and Applications，2021，57 (8)：1－9.

[9] MONTAVON G，SAMEK W，MÜLLER K R. Methods for interpreting and understanding deep neural networks [J]. Digital signal processing，2018，73：1－15.

[10] 司念文，张文林，屈丹，等．卷积神经网络表征可视化研究综述[J]．自动化学报，2022，48(8)：1890－1920.
SI Nianwen，ZHANG Wenlin，QU Dan，et al. Representation visualization of convolutional neural networks：A Survey [J]. Acta Automatica Sinica，2022，48(8)：1890－1920.

[11] 杨朋波，桑基韬，张彪，等．面向图像分类的深度模型可解释性研究综述[J]．软件学报，2023，34(1)：230－254.
YANG Pengbo，SANG Jitao，ZHANG Biao，et al. Survey on interpretability of deep models for image classification [J]. Journal of Software，2023，34 (1)：230－254 .

[12] 窦慧，张凌茗，韩峰，等．卷积神经网络的可解释性研究综述 [J/OL]．软件学报，1－27[2023－11－05].
DOU Hui，ZHANG Lingming，HAN Fdeng，et al. Survey on convolutional neural network interpretability [J/OL]. Journal of Software，1－27[2023－11－05].

[13] ZHOU B，KHOSLA A，LAPEDRIZA A，et al. Learning deep features for discriminative localization [C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016：2921－2929.

[14] SELVARAJU R R，COGSWELL M，DAS A，et al. Grad－CAM：Visual explanations from deep networks via gradient－based localization [C]// Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017：618－626.

[15] CHATTOPADHAY A，SARKAR A，HOWLADER P，

et al. Grad－CAM＋＋ : Generalized gradient－based visual explanations for deep convolutional networks [C]// 2018 IEEE winter conference on applications of computer vision (WACV). IEEE, 2018: 839－847.

[16] 邵明月, 张建华, 冯全, 等. 深度学习在植物叶部病害检测与识别的研究进展[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(1): 29－46.
SHAO Mingyue, ZHANG Jianhua, FENG Quan, et al. Research progress of deep learning in detection and recognition of plant leaf diseases [J]. Smart Agriculture, 2022, 4(1): 29－46.

[17] 翟肇裕, 曹益飞, 徐焕良, 等. 农作物病虫害识别关键技术研究综述[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7):1－18.
ZHAI Zhaoyu, CAO Yifei, XU Huanliang, et al. Review of key techniques for crop disease and pest detection [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 1－18.

[18] 郭文娟, 冯全, 李相周. 基于农作物病害检测与识别的卷积神经网络模型研究进展[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(10): 157－166.
GUO Wenjuan, FENG Quan, LI Xiangzhou. Research progress of convolutional neural network model based on crop disease detection and recognition [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43 (10): 157－166.

[19] 王美华, 吴振鑫, 周祖光. 基于注意力改进CBAM的农作物病虫害细粒度识别研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 239－247.
WANG Meihua, WU Zhenxin, ZHOU Zuguang. Fine-grained identification research of crop pests and diseases based on improved CBAM via attention [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 239－247.

[20] 王泽钧, 马凤英, 张瑜, 等. 基于注意力机制和多尺度轻量型网络的农作物病害识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(S1): 176－183.
WANG Zejun, MA Fengying, ZHANG Yu, et al. Crop disease recognition using attention mechanism and multi-scale lightweight network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering , 2022, 38 (S1): 176－183.

[21] 李大湘, 曾小通, 刘颖. 耦合全局与局部特征的苹果叶部病害识别模型[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 207－214.
LI Daxiang, ZENG Xiaotong, LIU Ying. Apple leaf disease identification model by coupling global and patch features [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(16): 207－214.

[22] 于明, 李若曦, 阎刚, 等. 基于颜色掩膜网络和自注意力机制的叶片病害识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 337－344.
YU Ming, LI Ruoxi, YAN Gang, et al. Crop diseases recognition method via fusion color mask and self-attention mechanism [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 337－344.

[23] 贾璐, 叶中华. 基于注意力机制和特征融合的葡萄病害识别模型[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 223－233.
JIA Lu, YE Zhonghua. Grape disease recognition model based on attention mechanism and feature fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 223－233.

[24] 李康顺, 杨振盛, 江梓锋, 等. 基于改进YOLOX－Nano的农作物叶片病害检测与识别方法[J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(4): 593－603.
LI Kangshun, YANG Zhensheng, JIANG Zifeng, et al. Detection and identification of crop leaf diseases based on improved YOLOX－Nano [J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(4): 593－603.

[25] 刘德营, 王家亮, 林相泽, 等. 基于卷积神经网络的白背飞虱识别方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 51－56.
LIU Deying, WANG Jialiang, LIN Xiangze, et al. Automatic identification method for Sogatella furcifera based on convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 51－56.

[26] 杨国国, 鲍一丹, 刘子毅. 基于图像显著性分析与卷积神经网络的茶园害虫定位与识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(6): 156－162.
YANG Guoguo, BAO Yidan, LIU Ziyi. Localization and recognition of pests in tea plantation based on image saliency analysis and convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering ,2017, 33(6): 156－162.

[27] 鲍文霞, 吴德钊, 胡根生, 等. 基于轻量型残差网络的自然场景水稻害虫识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(16): 145－152.
BAO Wenxia, WU Dezhao, HU Gensheng, et al. Rice pest identification in natural scene based on lightweight residual network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(16): 145－152.

[28] 甘雨, 郭庆文, 王春桃, 等. 基于改进EfficientNet模型的作物害虫识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(1): 203－211.
GAN Yu, GUO Qingwen, WANG Chuntao, et al. Recognizing crop pests using an improved EfficientNet model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(1): 203－211.

[29] 彭红星, 何慧君, 高宗梅, 等. 基于改进ShuffleNetV2模

型的荔枝病虫害识别方法[J]. 农业机械学报，2022，53(12)：290－300.
PENG Hongxing，HE Huijun，GAO Zongmei，et al. Litchi diseases and insect pests identification method based on improved ShuffleNetV2 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2022，53(12)：290－300.

[30] 田有文，吴伟，林磊，等. 基于深度学习与高光谱成像的蓝莓果蝇虫害无损检测[J]. 农业机械学报，2023，54(1)：393－401.
TIAN Youwen，WU Wei，LIN Lei，et al. Nondestructive detection of blueberry fruit fly pests based on deep learning and hyperspectral imaging [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(1)：393－401.

[31] 苏宝峰，沈磊，陈山，等. 基于注意力机制的葡萄品种多特征分类方法[J]. 农业机械学报，2021，52(11)：226－233，252.
SU Baofeng，SHEN Lei，CHEN Shan，et al. Multi features identification of grape cultivars based on attention mechanism [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(11)：226－233，252.

[32] 孟莉莎，杨贤昭，刘惠康. 基于CA－EfficientNetV2的蘑菇图像分类算法研究[J]. 激光与光电子学进展，2022，59(24)：56－63.
MENG Lisha，YANG Xianzhao，LIU Huikang. Algorithm on mushroom image classification based on CA－EfficientNetV2 [J]. Progress in laser and optoelectronics，2022，59(24)：56－63.

[33] 赵立新，白银光，何春燕，等. 基于双维度注意力机制的西红柿成熟度检测方法[J]. 科学技术与工程，2023，23(11)：4571－4578.
ZHAO Lixin，BAI Yinguang，HE Chunyan，et al. Tomato maturity detection based on two-dimensional attention mechanism [J]. Science Technology and Engineering，2023，23(11)：4571－4578.

[34] 唐恒翱，李杭昊，孙志同，等. 基于统计纹理残差学习网络的葡萄叶片分类方法[J]. 华中农业大学学报，2023，42(3)：169－176.
TANG Heng'ao，LI Hanghao，SUN Zhitong，et al. Fine-grained classification of grape leaves based on statistical texture residual learning network[J]. Journal of Huazhong Agricultural University，2023，42(3)：169－176.

[35] 朱学岩，陈锋军，郑一力，等. 融合双线性网络和注意力机制的油橄榄品种识别[J]. 农业工程学报，2023，39(10)：183－192.
ZHU Xueyan，CHEN Fengjun，ZHENG Yili，et al. Identification of olive cultivars using bilinear networks and attention mechanisms [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2023，39(10)：183－192.

[36] 龙燕，杨智优，何梦菲. 基于改进YOLOv7的疏果期苹果目标检测方法[J]. 农业工程学报，2023，39(14)：191－199.
LONG Yan，YANG Zhiyou，HE Mengfei. Recognizing apple targets before thinning using improved YOLOv7 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2023，39(14)：191－199.

[37] 王昱，姚兴智，李斌，等. 基于改进YOLOv7－tiny的甜椒畸形果识别算法[J/OL]. 农业机械学报，1－16[2023－11－05].
WANG Yu，YAO Xingzhi，LI Bin，et al. Malformed sweet pepper fruit identification algorithm based on Improved YOLOv7－tiny [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，1－16[2023－11－05].

[38] 张宏鸣，付振宇，韩文霆，等. 基于改进YOLO的玉米幼苗株数获取方法[J]. 农业机械学报，2021，52(4)：221－229.
ZHANG Hongming，FU Zhenyu，HAN Wenting，et al. Detection method of maize seedlings number based on improved YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(4)：221－229.

[39] 张日红，区建爽，李小敏. 基于改进YOLOv4的轻量化菠萝苗心检测算法[J]. 农业工程学报，2023，39(4)：135－143.
ZHANG Rihong，QU Jianshuang，LI Xiaomin. Lightweight algorithm for pineapple plant center detection based on improved an YOLOv4 model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2023，39(4)：135－143.

[40] 张万枝，曾祥，刘树峰，等. 基于改进YOLO v5s的马铃薯种薯芽眼检测方法[J]. 农业机械学报，2023，54(9)：260－269.
ZHANG Wanzhi，ZENG Xiang，LIU Shufeng，et al. Detection method of potato seed bud eye based on improved YOLO v5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(9)：260－269.

[41] 赵辉，曹宇航，岳有军，等. 基于改进DenseNet的田间杂草识别[J]. 农业工程学报，2021，37(18)：136－142.
ZHAO Hui，CAO Yuhang，YUE Youjun，et al. Field weed recognition based on improved DenseNet [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2021，37(18)：136－142.

[42] 杨森森，张昊，兴陆，等. 改进 MobileViT 网络识别轻量化田间杂草[J]. 农业工程学报，2023，39(9)：152－160.
YANG Sensen，ZHANG Hao，XING Lu，et al. Light weight recognition of weeds in the field based on improved MobileViT network [J]. Transactions of the Chinese Society

of Agricultural Engineering, 2023, 39(9): 152－160.

[43] 饶秀勤, 朱逸航, 张延宁, 等. 基于语义分割的作物垄间导航路径识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 179－186.
RAO Xiuqin, ZHU Yihang, ZHANG Yanning, et al. Navigation path recognition between crop ridges based on semantic segmentation [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37 (20): 179－186.

[44] 陈红, 张兆国, 解开婷, 等. 基于Deeplab－MV3的三七垄间导航线提取算法研究[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2023, 48(5): 95－106.
CHEN Hong, ZHANG Zhaoguo, XIE Kaiting, et al. Navigation line extraction algorithm of panax notoginseng filed ridges based on Deeplab－MV3 [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2023, 48(5): 95－106.

[45] 宋余庆, 杨东川, 徐立, 等. 基于DBSE－Net的大田稻穗图像分割[J]. 农业工程学报, 2022, 38(13): 202－209.
SONG Yuqing, YANG Dongchuan, XU Lizhang, et al. Segmenting field rice panicle images using DBSE－Net [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(13): 202－209.

[46] 朱德利, 余茂生, 梁明飞. 基于 SwinT－YOLACT 的玉米果穗实时实例分割[J]. 农业工程学报, 2023, 39(14): 164－172.
ZHU Deli, YU Maosheng, LIANG Mingfei. Real－time instance segmentation of maize ears using SwinT－YOLACT [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(14): 164－172.

Development status and trends of interpretability methods based on class activation mapping in crop detection and recognition

GUO Wenjuan[1, 2], FENG Quan[2]

(1. *School of Cyberspace Security, Gansu University of Political Science and Law, Lanzhou* 730070, *China*;
2. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Gansu Agricultural University, Lanzhou* 730070, *China*)

Abstract: Deep learning models are widely used in the field of crop detection and recognition. Their advantage lies in optimizing the model by constructing different functional perception layers, which can automatically extract features from input data and achieve end-to-end learning. However, the unknown data processing process in this model leads to a lack of interpretability, which becomes the main obstacle to the application of deep learning. To overcome the shortcomings of insufficient interpretability in deep learning models, researchers have proposed an interpretability method based on class activation mapping. This article summarizes the research progress of the class activation mapping algorithm Grad－CAM in crop disease classification and detection, crop pest detection and recognition, crop variety classification, target crop detection, and other applications. It explains the advantages of the class activation mapping algorithm in visualizing convolutional neural networks with arbitrary structures, and analyzes the shortcomings of class activation mapping algorithms such as low interpretation precision, unstable gradients, lack of evaluation standards, and single application background. It proposes the development trend of building models with high accuracy and interpretability, construction of new interpretive algorithms, establishing unified evaluation standards for interpretable algorithms, and ensuring the correctness of interpretable algorithms.

Keywords: deep learning; convolutional neural networks; interpretability; crop detection and identification; class activation mapping algorithm; Grad－CAM