

王兴旺,郑汉垣,王芳.白鹤草莓GCD-EF-CV病虫害识别模型研究与应用[J].山西农业大学学报(自然科学版),2023,43(1):65-74.

Wang X W, Zheng H Y, Wang F. Study and application of GCD-EF-CV pest identification model for white crane strawberry[J]. Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition), 2023, 43(1): 65-74.

doi: 10.13842/j.cnki.issn1671-8151.202208046

白鹤草莓 GCD-EF-CV 病虫害识别模型研究与应用

王兴旺¹, 郑汉垣², 王芳³

(1. 上海农林职业技术学院, 上海 201699; 2. 上海大学 计算机工程与科学学院, 上海 200444;

3. 上海青浦白鹤草莓研究所, 上海 201711)

摘要: [目的] 提高白鹤草莓病虫害识别准确率和工作效率, 解决灰度不均匀引起的白鹤草莓病虫害图像识别不准确问题。[方法] 对基于区域信息的无边缘主动轮廓模型(CV)进行改进, 通过对CV模型能量泛函添加能量函数, 对闭合曲线内外灰度均值进行演化, 提出并建立了带有能量函数的CV模型(EF-CV)。将灰色关联度作为图像边缘信息, 全局项和边界信息项共同作用分割白鹤草莓病虫害图像目标, 提出并建立了基于灰色关联度的能量函数CV模型(GCD-EF-CV)。[结果] GCD-EF-CV对草莓炭疽病、叶斑病、白粉病、蚜虫、红蜘蛛、蓟马识别准确率分别达到95.32%、92.85%、96.34%、98.14%、95.38%、96.27%, 平均识别率达到95.72%, 领先其它模型。GCD-EF-CV的训练准确率、测试准确率分别达到88.48%、95.67%, 平均单张识别时间为32 ms, 该模型对灰霉病、褐斑病、白粉病防效分别达到88.54%、87.31%、89.24%, 对蚜虫、白粉虱、蓟马的虫口减退率分别为91.08%、93.07%、92.47%, 防效分别达到86.24%、88.46%、87.41%, 在5种病虫害识别模型中达到最优。[结论] GCD-EF-CV的病虫害识别准确率、平均单张识别时间、病情指数、虫口减退率、防效等指标在5种病虫害识别模型中表现最佳, GCD-EF-CV能够高效的对白鹤草莓病虫害进行识别并具有良好的实用性。

关键词: 白鹤草莓; 能量函数; 水平集; 灰色关联度

中图分类号: TP273.5

文献标识码: A

文章编号: 1671-8151(2023)01-0065-10

白鹤草莓是上海市青浦区特色水果产品^[1], 于1983年秋开始种植^[2], 果品味甜、色泽鲜亮、香气浓郁、口感极佳, 深受广大消费者青睐^[3], 种植面积约434 hm², 总产量约11 700 t^[4]。白鹤草莓已列入了地理标志登记保护农产品名单^[5], 品种除了有红颜、章姬等传统品种外^[6], 还引进了红玉、雪兔、甜查理等特色品种^[7], 果品颜色不但有红色, 还培育了粉色和白色等品种^[8]。2021年, 白鹤草莓的培育品种和栽培技术在上海推广种植面积约4300 hm², 目前正在向江苏、浙江乃至全国推广。随着白鹤草莓生产规模扩大, 病虫害防治问题显得尤为重要, 常见的白鹤草莓病虫害主要包括60余种, 由于白鹤草莓病虫害防控难度较大, 经常造成白鹤草莓减产和品质下降^[9-11]。由于白鹤草莓病虫害图像具有灰度不均匀、背景和目标灰度差

别小等特点, 常见的病虫害识别模型无法对白鹤草莓病虫害图像进行准确识别, 需要专家到现场进行人工识别与判断, 阻碍了现代农业的发展, 严重降低了白鹤草莓病虫害防控工作效率。

为了提升病虫害识别效率, 加强病虫害防控, 科研人员做了大量的研究工作。姚建斌等^[12]提出了基于迁移学习和神经网络的病虫害识别方法, 对小麦病虫害识别展开试验并取得了良好的识别效果; Parraga-Alava等^[13]建立了用于蚜虫检测和柠檬叶片浸染严重程度的图像数据集, 为蚜虫和柠檬病害的识别提供了充足的数据信息; 刘晓锋等^[14]创建了一种新的空间残差收缩网络农作物病虫害识别模型并取得了较好的试验效果; Yang等^[15]创立了一种基于多颜色空间特征的温室害虫自动识别方法并进行了应用, 识别效果显著; Zhou

收稿日期: 2022-08-24

修回日期: 2022-11-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(61473237); 国家自然科学基金面上项目(61873156)

作者简介: 王兴旺(ORCID: 0009-0001-6878-7255), 博士, 副教授, 研究方向: 果树病虫害防治与设施农业; E-mail: gpguiping@163.com

等^[16]给出了一种高效小型的害虫识别卷积神经网络,并将研究成果进行了试验论证。

对于前人的研究工作而言,病虫害识别模型水平集对于白鹤草莓灰度不均匀病虫害图像分割效果不够理想,造成识别结果有偏差。对于白鹤草莓背景和目标灰度差别小病虫害图像,由于拟合参数的设定规则限制,忽略了图像边缘信息降低了识别结果的准确性。文章从白鹤草莓病虫害防控需求出发,从能量函数、灰色关联度等技术层面进行改进和创新,建立了一种基于灰色关联度的能量函数CV模型(GCD-EF-CV),在白鹤草莓生产基地进行了系列试验并将病虫害识别模型应用于白鹤草莓实际生产。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验以白鹤草莓为试材,试验地为上海市青浦区白鹤草莓生产基地,该基地雨水充沛,无霜期长,全年日平均气温约17.6℃,年降水量约990.2 mm,全年日照总时数约1756 h。试验地土壤有机质丰富,含氮量约4.1%,含磷量约0.1%,适宜草莓种植。试验材料株距约45 cm,行距约30 cm,大棚栽培,壮苗单株鲜重约30 g,株高15~18 cm,每年3月定植。

1.2 试验方法

使用索尼a7m4 ILCE-7M4单反高清数码相机在上海市青浦区白鹤草莓生产基地拍摄,拍摄时间为2020年3月至2021年7月,获取白鹤草莓病虫害图像数据,研究人员在病虫害专家的指导下对病虫害进行确认。除此之外,上海青浦白鹤草莓研究所在病虫害防控工作中也积累了相当数量的病虫害图像数据。为了满足模型训练的要求,本研究在Plant Village官方网站获取了大量的病虫害图像数据,考虑到模型的可扩展性需求,数据中除了草莓之外,还包括苹果、梨、香蕉、柑橘、石榴、荔枝等多种水果病虫害图像。对白鹤草莓病虫害图像数据进行了随机抽取,病害和虫害的数据样本量不足通常会引起病虫害识别模型的过拟合,为了避免过拟合现象,通过改变图像长度、宽度、光线或者对图像进行翻转等方法对数据样本进行了扩充。其中训练数据、测试数据、验证数据分别占数据总量的60%、20%、20%,主要用于

模型的训练、泛化能力评估、模型的修正。

文章在白鹤草莓病虫害识别试验中将提出并建立的GCD-EF-CV模型与经典的病虫害识别模型进行对比分析,将病虫害数据集(合计98 635张)划分为训练集、验证集和测试集,所占比例分别为60%、20%、20%。试验硬件环境为:Core i7-4770TE Quad CR 3.3 GHz FCLGA1150, 16 GB Video Memory。试验服务器版本:Tableau Server version 20182.18.1214.0751。试验软件环境为:Windows 10 Education Edition, CuDNN 5.1.5, Python 3.9.6。

1.2.1 模型平稳性与适应性检验

文章采用白噪声检验法对GCD-EF-CV模型的平稳性与适应性进行检验,所使用的软件为Eviews10.0。

1.2.2 模型识别准确性检验

白鹤草莓病虫害多达60余种,其中危害比较严重的病虫害主要有草莓炭疽病、叶斑病、白粉病、蚜虫、红蜘蛛、蓟马等,文章利用GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV、GCD-EF-CV等病虫害识别模型对白鹤草莓6种病虫害进行识别。

1.2.3 模型性能检验

为了检验模型的性能,将训练和测试的样本数量比例设置为3:1,共训练8轮,GCD-EF-CV模型与GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV等4种病虫害识别模型从训练准确率、测试准确率、训练损失、测试损失、平均单张识别时间等指标进行比较。

1.2.4 白鹤草莓生产应用

将5种病虫害识别模型应用于白鹤草莓实际生产过程中,应用时间为2021年10月至2022年7月,挑选了5个面积大小相同的白鹤草莓种植大棚,每个大棚分别应用GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV、GCD-EF-CV进行管理和数据统计,将模型转化为软件程序根据病虫害图像进行识别,确定病虫害种类后利用化学药剂进行防治。如识别出叶螨虫害,应立即选用1800~2000倍液联苯肼酯悬浮剂(43%含量)进行灭杀。将不同病虫害识别模型管理的白鹤草莓进行品质测定,品质指标主要包括单果重、可溶性糖、可溶性固形物、Vc和优果率等。

2 结果与分析

2.1 图片的获取结果

白鹤草莓病害图像数据主要包括草莓蛇眼病、草莓褐色轮斑病、草莓 V 型褐斑病、草莓灰斑病等 35 种病害图像数据,虫害图像数据主要包括角斑古毒蛾、小白纹毒蛾、草莓根蚜、截形叶螨等 33 种虫害图像数据,共得到白鹤草莓病虫害图像数据 98 635 张。

2.2 模型的构建结果

2.2.1 CV 模型

基于区域信息的无边缘主动轮廓模型(CV)是白鹤草莓病虫害图像识别常用模型^[17],闭合曲线 C 将白鹤草莓病虫害图像 $I(x, y)$ 分为两种同质区域,第 1 种区域为目标区域 $in(C)$,平均灰度为 g_1 ,第 2 种区域为背景区域 $out(C)$,白鹤草莓病虫害图像平均灰度为 g_2 ,则目标区域和背景区域平均灰度定义如公式(1)和公式(2)所示:

$$g_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(u(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(u(x, y)) dx dy} \quad (1)$$

$$g_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(u(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(u(x, y))) dx dy} \quad (2)$$

进行变分水平集处理,得到梯度下降流为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(u) \left(\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - v - \lambda_1 |I(x, y) - g_1|^2 + \lambda_2 |I(x, y) - g_2|^2 \right) \quad (3)$$

CV 模型的实现步骤如下:

第 1 步:初始化白鹤草莓病虫害图像轮廓曲线;

第 2 步:利用公式(1)计算出目标区域平均灰度值,利用公式(2)计算出背景区域平均灰度值;

第 3 步:利用公式(3)计算得到 u^{n+1} ;

第 4 步:再次初始化符号距离函数,判断是否满足 $\nabla u = 1$;

第 5 步:当 u^{n+1} 有稳定解时得到分割识别结果,否则执行第 2 步,再次计算。

CV 模型在对白鹤草莓病虫害图像进行分割识别时,如果是在灰度均匀的情况下具有较好的

分割识别效果,但 CV 模型的不足是对于灰度不均匀白鹤草莓病虫害图像识别不准确,降低了白鹤草莓病虫害防控工作效率。

2.2.2 EF-CV 模型

为了解决 CV 模型对于灰度不均匀白鹤草莓病虫害图像识别不准确问题,文章对 CV 模型进行改进和优化,在能量泛函中添加能量函数,对闭合曲线内外灰度均值进行演化,克服了传统水平集无法准确分割灰度不均匀病虫害图像的缺点,从而提升了 CV 模型对于灰度不均匀病虫害图像的识别准确率,提出并建立了带有能量函数的 CV 模型(EF-CV)。

能量函数如公式(4)所示:

$$R_p(u) = \iint_{\Omega} p(|\nabla u|) dx dy \quad (4)$$

公式(4)中

$$p = p(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)), 0 \leq s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s - 1)^2, s > 1 \end{cases} \quad (5)$$

白鹤草莓病虫害图像曲线内外的平均灰度为:

$$g_1(u) = \frac{\iint_{in(C)} u(x, y) \beta(u) dx dy}{\iint_{in(C)} \beta(u) dx dy} \quad (6)$$

$$g_2(u) = \frac{\iint_{out(C)} u(x, y) (1 - \beta(u)) dx dy}{\iint_{out(C)} (1 - \beta(u)) dx dy} \quad (7)$$

白鹤草莓病虫害图像内外区域所对应的水平集分别为:

$$\begin{cases} C = \{(x, y) | \varphi(x, y) = 0\} \\ in(C) = \{(x, y) | \varphi(x, y) > 0\} \\ out(C) = \{(x, y) | \varphi(x, y) < 0\} \end{cases} \quad (8)$$

嵌入函数能量泛函写为:

$$E(g_1, g_2, u) = \eta R_p(u) + \eta_1 \iint_{\Omega} \alpha(u) |\nabla u| dx dy + \\ v \iint_{\Omega} \beta(u) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} (I - g_1)^2 \beta(u) dx dy + \\ \lambda_2 \iint_{\Omega} (I - g_2)^2 (1 - \beta(u)) dx dy \quad (9)$$

采用变分法得到梯度下降流为:

$$R_p(u) = \iint_{\Omega} p(|\nabla u|) dx dy \quad (10)$$

最小化能量泛函为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial R_p}{\partial u} + \frac{\partial E_{C-V}}{\partial u} = \eta \operatorname{div}(d_p(|\nabla u|) \nabla u) + \\ \alpha(u) \left[\eta_1 \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - v - \lambda_1 (I - g_1)^2 + \lambda_2 (I - g_2)^2 \right] \quad (11)$$

为了计算方便,用正则化的 $\alpha_\epsilon(u)$ 近似代替 $\alpha(u)$ 函数,取正则化函数为:

$$\alpha_\epsilon(z) = \begin{cases} 0, & |z| > \epsilon \\ \frac{1}{2\epsilon} (1 + \cos \frac{\pi z}{\epsilon}), & |z| \leq \epsilon \end{cases} \quad (12)$$

最小化能量泛函可写为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial R_p}{\partial u} + \frac{\partial E_{C-V}}{\partial u} = \eta \operatorname{div}(d_p(|\nabla u|) \nabla u) + \\ \alpha_\epsilon(u) \left[\eta_1 \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - v - \lambda_1 (I - g_1)^2 + \lambda_2 (I - g_2)^2 \right] \quad (13)$$

对公式(13)求稳态解即可以得到分割识别结果。

2.2.3 GCD-EF-CV 模型

EF-CV 模型能够较好提升灰度不均匀白鹤草莓病虫害图像识别准确率,该模型对于背景和目标准灰度差距较大的图像识别效果佳,对于背景和目标准灰度差别小的图像的识别效果不够理想,为增强背景和目标准灰度差别小的图像识别效果,文章对 EF-CV 模型进行改进,将灰色关联度作为图像边缘信息,全局项和边界信息项共同作用分割白鹤草莓病虫害图像目标,提出并建立了基于灰色关联度的能量函数 CV 模型(GCD-EF-CV)。

灰色关联度计算主要分为 3 个步骤:

1、确定参考数列 $x_o(k)$ 和待比较序列 $x_j(k)$, 其中 k 表示序列的项数, j 表示序列号。

2、计算灰色关联系数,

$$\varpi_{oj}(k) = \frac{\Delta_{\min} + \gamma \Delta_{\max}}{\Delta_{oj}(k) + \gamma \Delta_{\max}} \quad (14)$$

其中, $\Delta_{\min} = \min |x_o(k) - x_j(k)|$

$$\Delta_{\max} = \max |x_o(k) - x_j(k)|$$

$$\Delta_{oj} = |x_o(k) - x_j(k)|$$

3、比较数列和与参考数列之间的关联度。

$$R_{oj} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varpi_{oj}(k), (k=1, 2, \dots, N) \quad (15)$$

结合全局信息项和边界信息项,定义新的能量模型为:

$$E = E_{os} + E_{edge} \quad (16)$$

全局项对应的能量项为:

$$E_{os} = u \iint_{\Omega} |\nabla \beta(\varphi)| dx dy + v \iint_{\Omega} \beta(\varphi) + \\ \lambda_1 \iint_{\Omega} |u_0 - g_1|^2 \beta(\varphi) dx dy + \\ \lambda_2 \iint_{\Omega} |u_0 - g_2|^2 (1 - \beta(\varphi)) dx dy \quad (17)$$

灰色关联的边界信息的能量项为:

$$E_{edge} = \lambda \iint_{\Omega} G_r \alpha(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy \quad (18)$$

式(18)中, λ 为权系数,图像分割新方法的能量模型为:

$$E = u \iint_{\Omega} |\nabla \beta(\varphi)| dx dy + v \iint_{\Omega} \beta(\varphi) + \\ (1 - \lambda) \{ \lambda_1 \iint_{\Omega} |u_0 - g_1|^2 \beta(\varphi) dx dy + \\ \lambda_2 \iint_{\Omega} |u_0 - g_2|^2 (1 - \beta(\varphi)) dx dy + \\ \lambda \iint_{\Omega} G_r \alpha(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy \} \quad (19)$$

GCD-EF-CV 模型中,全局项和边界信息项共同作用分割白鹤草莓病虫害图像中的目标,当轮廓曲线离目标较远时,在全局项的作用下曲线快速向边界运动;当曲线运动至目标边缘附近时,边界信息项约束曲线停止在目标边缘,从而得到分割识别结果。利用变分法最小化能量函数定义

对应的梯度下降流为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta \left[\eta \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + \lambda \operatorname{div} \left(G_r \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] + (1 - \lambda) (\lambda_1 (I(x, y) - g_1)^2 - \lambda_2 (I(x, y) - g_2)^2) \quad (20)$$

2.2.4 GCD-EF-CV 实现步骤

- 第 1 步:读取白鹤草莓虫害图像I;
- 第 2 步:利用公式(6)和(7)计算出曲线内外的灰度均值;
- 第 3 步:利用公式(8)对水平集函数进行初始化;
- 第 4 步:利用公式(15)计算白鹤草莓虫害图像对应的灰色关联度;
- 第 5 步:利用公式(17)和(18)计算相应的各项能量;
- 第 6 步:根据演化方程公式(20),进行轮廓演化;
- 第 7 步:检查水平集是否收敛,如果收敛则停止演化,不收敛重新执行第 2 步;
- 第 8 步:白鹤草莓病虫害图像分割识别结束,将结果输出。

2.3 模型的检验结果

2.3.1 模型平稳性与适应性检验

计算结果如表 1 所示。Q 统计量的 P 值如果有小于 0.05 的值出现,表明模型残差序列存在自相关现象,必须重新建模;如果 P 值均大于 0.05,表明模型顺利通过白噪声检验。GCD-EF-CV 模型的各阶 P 值均大于 0.05,通过了白噪声检验,说明模型的平稳性与适应性较好,该模型能够对白鹤草莓病虫害进行稳定识别。

2.3.2 模型识别准确性检验

识别结果如表 2 所示。GCD-EF-CV 模型的

表 1 GCD-EF-CV 模型平稳性与适应性检验
Table 1 Stability and adaptability test of GCD-EF-CV model

| 自相关系数 Autocorrelation coefficient | 偏相关系数 Partial correlation coefficient PAC | Q 统计量 Q statistic | P 值 P value |
|---|---|----------------------|----------------|
| 0.035 | 0.035 | 0.157 6 | |
| −0.036 | −0.037 | 0.423 5 | 0.569 |
| −0.137 | −0.148 | 2.219 6 | 0.357 |
| 0.062 | 0.059 | 2.328 7 | 0.476 |
| 0.023 | 0.021 | 2.775 8 | 0.567 |
| 0.074 | 0.059 | 3.596 7 | 0.542 |
| 0.112 | 0.108 | 4.786 4 | 0.539 |
| 0.017 | 0.018 | 5.248 5 | 0.637 |
| 0.061 | 0.079 | 5.347 6 | 0.701 |
| 0.102 | 0.119 | 6.658 7 | 0.647 |
| 0.129 | 0.148 | 9.541 3 | 0.503 |
| −0.128 | −0.176 | 12.258 1 | 0.217 |
| −0.221 | −0.207 | 19.685 4 | 0.067 |
| −0.056 | −0.079 | 20.634 7 | 0.081 |
| 0.042 | −0.068 | 21.132 6 | 0.138 |
| 0.027 | −0.049 | 21.124 7 | 0.131 |
| 0.031 | 0.037 | 22.854 7 | 0.152 |
| 0.041 | 0.068 | 23.106 2 | 0.169 |
| 0.059 | 0.181 | 22.213 6 | 0.308 |
| −0.079 | 0.006 | 24.107 4 | 0.301 |

平均识别准确率相对于 GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV 四种模型提升效果明显,分别提升了 17.81%、21.83%、19.17%、11.95%,对于 CV 模型能量泛函的改进和图像边缘信息的灰色关联处理效果较好。

研究从白鹤草莓图像数据中随机抽取 24 种病

表 2 模型病虫害识别准确率比较
Table 2 Comparison of the model accuracy for pest and disease recognition 单位: %

| 模型 Model | 病虫害识别准确率 Accuracy of pest identification | | | | | | 平均识别准确率 Average recognition accuracy |
|-------------|---|------------------|-----------------------|-------------|-------------------|--------------|---|
| | 草莓炭疽病 Strawberry anthracnose | 叶斑病 Leaf spot | 白粉病 Powdery mildew | 蚜虫 Aphid | 红蜘蛛 Red spider | 蓟马 Thrips | |
| GoogleNet | 81.26 | 82.37 | 80.59 | 82.98 | 79.65 | 80.63 | 81.25 |
| AlexNet | 78.69 | 76.85 | 77.38 | 80.16 | 78.65 | 79.68 | 78.57 |
| VGG19 | 83.57 | 80.68 | 82.85 | 79.63 | 80.21 | 74.95 | 80.32 |
| CV | 86.35 | 84.28 | 86.33 | 85.21 | 87.11 | 83.74 | 85.50 |
| GCD-EF-CV | 95.32 | 92.85 | 96.34 | 98.14 | 95.38 | 96.27 | 95.72 |

虫害图像(病害和虫害各12种)进行病虫害识别试验,每种病虫害可抽取多张图片,为了便于观察试验从每个种类中抽取1张,统一抽取样本数量为12,病害识别结果如图1所示,虫害识别结果如图2所示。



图1 不同模型病害识别结果

Fig.1 Disease identification results of different models

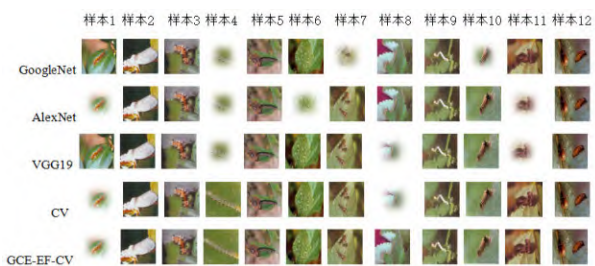


图2 不同模型虫害识别结果

Fig.2 Pest identification results of different models

图1中, GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV、GCD-EF-CV五种模型识别错误的白鹤草莓病害图像(柔化边缘矩形图像,如GoogleNet模型的样

本3)分别为3张、4张、3张、1张、0张。图2中, GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV、GCD-EF-CV五种模型识别错误的白鹤草莓虫害图像分别为3张、4张、3张、2张、1张。综合图1和图2的试验结果, AlexNet模型的识别错误最多,总数量达到8张, GCD-EF-CV模型的识别错误最少,仅为1张, GCD-EF-CV模型对于白鹤草莓病虫害图像识别错误率最低,该模型可以有效的对白鹤草莓病虫害图像进行识别。

2.3.3 模型性能检验

数据统计如表3所示。表3中, AlexNet模型的训练准确率和测试准确率最低, GCD-EF-CV模型的训练准确率和测试准确率较高。GCD-EF-CV模型训练准确率为88.48%,与GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV四种病虫害识别模型相比分别提升了14.54%、24.41%、20.58%、10.23%; GCD-EF-CV模型测试准确率为95.67%,与GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV四种病虫害识别模型相比分别提升了18.01%、23.68%、19.33%、10.70%。GCD-EF-CV模型的训练损失和测试损失在5种模型中最小且数值相近,说明该模型造成的数据损失少且数据消耗稳定。GCD-EF-CV模型的平均单张识别时间为32 ms,与CV模型相同,说明对于CV模型的改进并不影响模型的识别速度。综合来看, GCD-EF-CV模型性能良好。

表3 不同模型的病虫害识别性能比较

Table 3 Performance comparison of different models for disease and pest identification

| 模型 Model | 训练准确率/% Training accuracy | 测试准确率/% Test accuracy | 训练损失/% Training loss | 测试损失/% Test loss | 平均单张识别时间/ms Average single sheet recognition time |
|-------------|------------------------------|--------------------------|-------------------------|---------------------|--|
| GoogleNet | 77.25 | 81.07 | 0.042 9 | 0.040 8 | 42 |
| AlexNet | 71.12 | 77.35 | 0.062 7 | 0.058 4 | 48 |
| VGG19 | 73.38 | 80.17 | 0.051 2 | 0.050 3 | 41 |
| CV | 80.27 | 86.42 | 0.041 9 | 0.039 6 | 32 |
| GCD-EF-CV | 88.48 | 95.67 | 0.038 6 | 0.037 9 | 32 |

2.4 模型在白鹤草莓生产中的验证

不同病虫害识别模型对白鹤草莓主要病害防控数据统计如表4所示。

表4中统计了 GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV、GCD-EF-CV五种病虫害识别模型对灰霉病、褐斑病、白粉病3种主要病害的病情指数和防

控效果(简称防效)数据。其中,病情指数= Σ (各级得病株数 \times 各级对应值)/(总株数 \times 最高级别值) $\times 100$,用P表示病斑面积除以叶片面积的百分比,J表示级数。当P=0时,J=0;当P $\leq 15\%$ 时,J=1;当 $15\% < P \leq 35\%$ 时,J=2;当 $35\% < P \leq 50\%$ 时,J=3;当 $50\% < P \leq 70\%$ 时,J=4;当P>

表 4 不同模型对白鹤草莓主要病害防效

Table 4 Performance comparison of different models for identifying the control effects of main diseases on white crane

| 模型 Model | 灰霉病 Gray mold | | 褐斑病 Cercospora leaf spot | | 白粉病 Powdery mildew | |
|-------------|------------------|-------------------|-----------------------------|-------------------|-----------------------|-------------------|
| | 病情指数 | 防效/% | 病情指数 | 防效/% | 病情指数 | 防效/% |
| | Disease index | Prevention effect | Disease index | Prevention effect | Disease index | Prevention effect |
| GoogleNet | 14. 65 | 70. 25 | 15. 85 | 68. 32 | 13. 74 | 72. 54 |
| AlexNet | 19. 36 | 68. 78 | 20. 27 | 64. 13 | 17. 52 | 69. 21 |
| VGG19 | 11. 38 | 75. 54 | 13. 56 | 72. 85 | 10. 32 | 77. 24 |
| CV | 8. 54 | 80. 35 | 10. 07 | 79. 54 | 7. 25 | 82. 14 |
| GCD-EF-CV | 5. 74 | 88. 54 | 6. 83 | 87. 31 | 5. 17 | 89. 24 |

70% 时,J=5。防效(%)=[(无模型病情指数-模型病情指数)/无模型病情指数]×100。灰霉病的病情指数变化区间为 5. 74 至 14. 65,其中 GCD-EF-CV 的病情指数最低,AlexNet 的病情指数最高,说明 GCD-EF-CV 管理的灰霉病最轻微,防控的最好。GCD-EF-CV 的灰霉病防效为 88. 54%,相对于 GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV 四种模型的防效分别提升了 26. 04%、28. 73%、17. 21%、

10. 19%。GCD-EF-CV 对于褐斑病和白粉病表现出相似的防控效果,在 5 种模型中达到最优。

不同病虫害识别模型对白鹤草莓主要虫害防效数据统计如表 5 所示,表 5 统计了 GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV、GCD-EF-CV 五种病虫害识别模型对蚜虫、白粉虱、蓟马 3 种主要虫害的防控效果数据。

表 5 不同模型对白鹤草莓主要虫害防效

Table 5 Performance comparison of different models for identifying the control effects of main pests on white crane strawberry
单位:%

| 模型 Model | 蚜虫 Aphid | | 白粉虱 Whitefly | | 蓟马 Thrips | |
|-------------|-----------------------------------|-------------------|-----------------------------------|-------------------|-----------------------------------|-------------------|
| | 虫口减退率 | 防效 | 虫口减退率 | 防效 | 虫口减退率 | 防效 |
| | Reduction rate of worm population | Prevention effect | Reduction rate of worm population | Prevention effect | Reduction rate of worm population | Prevention effect |
| GoogleNet | 71. 25 | 68. 54 | 73. 25 | 69. 51 | 72. 83 | 69. 04 |
| AlexNet | 66. 54 | 62. 12 | 67. 54 | 63. 47 | 67. 01 | 62. 53 |
| VGG19 | 78. 64 | 71. 14 | 79. 85 | 72. 14 | 78. 54 | 71. 56 |
| CV | 85. 21 | 80. 08 | 87. 01 | 81. 25 | 86. 38 | 80. 82 |
| GCD-EF-CV | 91. 08 | 86. 24 | 93. 07 | 88. 46 | 92. 47 | 87. 41 |

表 5 中,蚜虫的虫口减退率变化区间为 71. 25% 至 91. 08%,差异相对显著,其中 GCD-EF-CV 的虫口减退率最高,达到 91. 08%,相对于 GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV 四种模型分别提升了 27. 83%、36. 88%、15. 82%、6. 89%,蚜虫的防效变化区间为 62. 12% 至 86. 24%,GCD-EF-CV 的防效较好,达到 86. 24%,相对于 GoogleNet、AlexNet、VGG19、CV 四种模型分别提升了 25. 82%、38. 83%、21. 23%、7. 69%。GCD-EF-CV 对于白粉虱和蓟马 2 种虫害在虫口减退率和防效 2 个指标中表现出相似的防控效果,说明文章建

立的病虫害识别模型具有较强的实用性和稳定性。

不同的病虫害识别模型对白鹤草莓品质影响不同(表 6),GCD-EF-CV 的单果重最大,达到 40. 156 g,VGG19 的单果重为 39. 269 g,是最小值,增长率为 2. 26%,说明 GCD-EF-CV 对增大白鹤草莓单果重有帮助作用,且在 5 种模型中达到最优;不同模型的可溶性糖比较接近,差别较小;GCD-EF-CV 的可溶性固形物达到最大值,为 13. 75%,最小值为 GoogleNet 的 12. 45%,增长率为 10. 44%,GCD-EF-CV 对增大可溶性固形物作

用较大;Vc最大值为GCD-EF-CV的14.58 mg·g⁻¹,最小值为AlexNet的11.25 mg·g⁻¹,增长率为29.58%,表明GCD-EF-CV对增加白鹤草莓的营养成分作用较大;GCD-EF-CV的优果率达到95.55%,领先于其它4种模型,GCD-EF-CV对于白鹤草莓病虫害防控效果最好,优果率最高。

从统计学角度来分析病虫害识别模型对白鹤草莓的品质的影响,其中单果重、可溶性糖、可溶

性固形物3个指标的P值分别为0.712、0.738、0.653,均大于0.05,说明病虫害识别模型对于3个指标的影响不显著,Vc的P值为0.0396, $P < 0.05$,说明病虫害识别模型对于vc影响显著,优果率的P值为0.0416, $P < 0.05$,说明病虫害识别模型对于优果率影响显著。综上病虫害识别模型对于白鹤草莓的营养成分Vc和优果率2项指标有较好的促进作用,其中GCD-EF-CV达到最优。

表6 不同模型对白鹤草莓品质影响

Table 6 Effects of different models on the quality of white crane strawberry

| 模型 Model | 单果重/g Single fruit weight | 可溶性糖/% Soluble sugar | 可溶性固形物/% Soluble solids | vc/(mg·g ⁻¹) Vc | 优果率/% Superior fruit rate |
|-------------|------------------------------|-------------------------|----------------------------|--------------------------------|------------------------------|
| GoogleNet | 39.217b | 7.557a | 12.452b | 12.896b | 88.651c |
| AlexNet | 39.545b | 7.548a | 12.658b | 11.249c | 84.217d |
| VGG19 | 39.269b | 7.556a | 12.481b | 13.157b | 91.423bc |
| CV | 40.134ab | 7.562a | 13.654a | 14.017ab | 92.841b |
| GCD-EF-CV | 40.156ab | 7.563a | 13.752a | 14.576a | 95.548a |
| 模型P值 | 0.712 | 0.738 | 0.653 | 0.0396 | 0.0416 |

注:表中同列不同小写字母表示在0.05水平上差异显著

Note: Different lowercase letters in the same column indicated the significant difference at 0.05 level

3 讨论

GoogleNet^[18-20]、AlexNet^[21-23]、VGG19^[24-27]、CV^[28-31]是4种比较经典的常用病虫害图像识别模型,可用于白鹤草莓病虫害识别,常用病虫害识别模型可以对白鹤草莓病虫害进行识别,但对于灰度不均匀病虫害图像以及背景和目标灰度差别小病虫害图像识别结果不够准确,降低了白鹤草莓病虫害防控效率。

对于常用病虫害识别模型而言,其水平集无法准确分割灰度不均匀病虫害图像,导致对灰度不均匀白鹤草莓病虫害图像识别不准确,文章对CV模型进行改进和创新,在能量泛函中添加能量函数,对闭合曲线内外灰度均值进行演化,克服了传统水平集无法准确分割灰度不均匀病虫害图像的弊端,提出并建立了带有能量函数的CV模型(EF-CV)。相对于常用病虫害识别模型,EF-CV能够较好的提升白鹤草莓灰度不均匀病虫害图像识别准确率,实现对该类图像的准确识别,但对于背景和目标灰度差别小白鹤草莓病虫害图像仍然识别不够准确,需要进一步改进。

常用病虫害识别模型在进行病虫害图像识别

时,当遇到背景和目标灰度差别小病虫害图像时,通常会利用图像的全局统计信息灰度值作为拟合参数,由于忽略了图像边缘信息造成识别效果不理想。文章引入灰色关联度技术来改进病虫害识别模型,将其作为图像边缘信息,全局项和边界信息项共同作用分割白鹤草莓病虫害图像目标,实现准确识别,文章提出并建立了基于灰色关联度的能量函数CV模型(GCD-EF-CV)。GCD-EF-CV能够解决现有病虫害识别模型对灰度不均匀病虫害图像以及背景和目标灰度差别小病虫害图像无法准确识别问题,通过开展试验研究,GCD-EF-CV对于草莓炭疽病、叶斑病、白粉病、蚜虫、红蜘蛛、蓟马等病虫害平均识别准确率达到95.72%,领先于常用病虫害识别模型。文章将GCD-EF-CV应用于白鹤草莓实际生产,相对于常用病虫害识别模型而言,GCD-EF-CV对于白鹤草莓病虫害虫口减退率和防效有明显的提升,且对于白鹤草莓品质有较好的促进作用。

4 结论

利用能量函数、灰色关联度等技术对CV模型进行改进和创新建立的GCD-EF-CV病虫害识别

模型能够对灰度不均匀病虫害图像以及背景和目标灰度差别小病虫害图像进行准确识别,该模型具有识别准确率高、识别速度快、稳定性和适应性强等特点,GCD-EF-CV可用于白鹤草莓病虫害识别与防控等研究领域。

参 考 文 献

- [1] Mao W W, Han Y, Chen Y T, et al. Low temperature inhibits anthocyanin accumulation in strawberry fruit by activating FvMAPK3-induced phosphorylation of FvMYB10 and degradation of Chalcone Synthase 1[J]. The Plant Cell, 2022, 34(4):1226-1249.
- [2] 吴丹, 李涛, 王绘华, 等. 四种杀菌剂防治草莓白粉病效果初步分析[J]. 上海农业科技, 2020(1):120-122.
Wu D, Li T, Wang H H, et al. Preliminary analysis on the effect of four fungicides on strawberry powdery mildew [J]. Shanghai Agricultural Science and Technology, 2020 (1): 120-122.
- [3] Hasna S S, Nugrahini A D, Falah M F. Consumer acceptance of quality characterization of dehydrated strawberry product[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2022, 980(1):012035.
- [4] Dai Y H, et al. Physiological and proteomic analyses reveal the effect of CeO₂ nanoparticles on strawberry reproductive system and fruit quality[J]. Science of the Total Environment, 2022, 814:152494.
- [5] Mustafa M A, AbdulRahman H B. The effect of the growing media and planting distances on the growth and yield of strawberry (*Fragaria ananassa* Duch.) grown in plastic tubes[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 904(1):012049.
- [6] Kim B S, Choi J E, Choi D S, et al. Efficacy and phytotoxicity assessment of successive application of methyl bromide and cold treatment on export strawberry fruits [J]. Insects, 2021, 12 (11):990.
- [7] 崔潇. 温室草莓栽培与病虫害防治[J]. 果树资源学报, 2022, 3(2):66-68.
Cui X. Greenhouse strawberry cultivation and pest control[J]. Journal of Fruit Resources, 2022, 3(2):66-68.
- [8] 项丹丹, 王云冰, 陈梦微, 等. 不同草莓品种果实品质的感官指标评价[J]. 中国蔬菜, 2022(4):62-66.
Xiang D D, Wang Y B, Chen M W, et al. Sensory index evaluation on fruit quality of different strawberry varieties[J]. China Vegetables, 2022(4):62-66.
- [9] Mogazy A M, Mohamed H I, El-Mahdy O M. Calcium and iron nanoparticles: A positive modulator of innate immune responses in strawberry against *Botrytis cinerea* [J]. Process Biochemistry, 2022, 115:128-145.
- [10] Yang G F, Yang Y, Zi-Kang H E, et al. A rapid, low-cost deep learning system to classify strawberry disease based on cloud service[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2022, 21 (2):460-473.
- [11] Jiang Q, Wu G, Tian C, et al. Hyperspectral imaging for early identification of strawberry leaves diseases with machine learning and spectral fingerprint features [J]. Infrared Physics & Technology, 2021, 118:103898.
- [12] 姚建斌, 张英娜, 刘建华. 基于卷积神经网络和迁移学习的小麦病虫害识别[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2022, 43(2):102-108.
Yao J B, Zhang Y N, Liu J H. Identification of wheat diseases and insect pests based on convolutional neural network and transfer learning [J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2022, 43(2):102-108.
- [13] Parraga-Alava J, Alcivar-Cevallos R, Morales Carrillo J, et al. LeLePhid: an image dataset for aphid detection and infestation severity on lemon leaves[J]. Data, 2021, 6(5):51.
- [14] 刘晓峰, 高丽梅. 基于改进空间残差收缩网络模型的农作物病虫害识别[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2022, 53 (2):259-264.
Liu X F, Gao L M. The recognition for crop pests and diseases based on the improved residual shrinkage network[J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2022, 53(2):259-264.
- [15] Yang Z K, Li W Y, Li M, et al. Automatic greenhouse pest recognition based on multiple color space features [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(2):188-195.
- [16] Zhou S Y, Su C Y. An efficient and small convolutional neural network for pest recognition —ExquisiteNet[EB/OL]. 2021: arXiv: 2107.07167 [cs. CV]. <https://arxiv.org/abs/2107.07167>
- [17] 刘永洛, 王文强, 马立武. 自适应权重CV模型在超声相控阵图像分割中的应用[J]. 计算机与现代化, 2019(2):37-42, 65.
Liu Y L, Wang W Q, Ma L W. Application of adaptive weight CV model in ultrasonic phased array image segmentation[J]. Computer and Modernization, 2019(2):37-42, 65.
- [18] Yu Z G, Dong Y Y, Cheng J H, et al. Research on face recognition classification based on improved GoogleNet [J]. Security and Communication Networks, 2022, 2022:7192306.
- [19] 朱伟, 马立新, 张平, 等. 基于GoogLeNet和无人机图像的水稻秧苗形态识别[J]. 华南农业大学学报, 2022, 43(3):99-106.
Zhu W, Ma L X, Zhang P, et al. Morphological recognition of rice seedlings based on GoogLeNet and UAV image [J]. Journal of South China Agricultural University, 2022, 43(3):99-106.
- [20] 王溢琴, 董云云, 刘慧玲. 基于GoogLeNet和空间谱变换的高光谱图像超分辨率方法[J]. 光学技术, 2022, 48(1):93-101.
Wang Y Q, Dong Y Y, Liu H L. Super-resolution method of hyperspectral image based on GoogLeNet and spatial spectrum transformation[J]. Optical Technique, 2022, 48(1):93-101.

- [21] Anber S, Alsaggaf W, Shalash W. A hybrid driver fatigue and distraction detection model using AlexNet based on facial features[J]. *Electronics*, 2022, 11(2):285.
- [22] 张晨. 基于 AlexNet 卷积神经网络模型的人脸识别方法与应用[J]. *鄂州大学学报*, 2022, 29(1):102-104.
Zhang C. Face recognition method and application based on Alex net convolution neural network model[J]. *Journal of Ezhou University*, 2022, 29(1):102-104.
- [23] Luo X, Wen W, Wang J, et al. Health classification of Meibomian gland images using keratography 5M based on AlexNet model [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2022, 219:106742.
- [24] 黄平, 闭吕庆, 莫燕斌, 等. 基于多尺度特征融合的柑橘病虫害图像识别方法[J]. *无线电工程*, 2022, 52(3):407-416.
Huang P, Bi L Q, Mo Y B, et al. Image recognition method of Citrus diseases and pests based on multi-scale feature fusion [J]. *Radio Engineering*, 2022, 52(3):407-416.
- [25] 王江晴, 冀星, 莫海芳, 等. 基于轻量化 VGG 的植物病虫害识别[J]. *中国农机化学报*, 2022, 43(4):25-31.
Wang J Q, Ji X, Mo H F, et al. Plant disease detection based on lightweight VGG [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, 43(4):25-31.
- [26] Hosseinzadeh H. Deep multi-view feature learning for detecting COVID-19 based on chest X-ray images[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 75:103595.
- [27] Awan M J, Masood O A, Mohammed M A, et al. Image-based malware classification using VGG19 network and spatial convolutional attention[J]. *Electronics*, 2021, 10(19):2444.
- [28] Fhac D, Xha D, Xun W, et al. A neuron image segmentation method based Deep Boltzmann Machine and CV model [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2021, 89:101871.
- [29] 万颖, 杨红云, 王映龙, 等. 基于图像分割与卷积神经网络的水稻病害识别[J]. *西北农业学报*, 2022, 31(2):246-256.
Wan Y, Yang H Y, Wang Y L, et al. Recognition of rice disease based on image segmentation and convolution neural network [J]. *Acta Agriculturae Boreali-Occidentalis Sinica*, 2022, 31(2):246-256.
- [30] Xu C, Bai Y P, Guo Q. Design and implementation of W-shaped steel band hole image recognition system based on OpenCV-Python [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2202(1):012056.
- [31] Park J, Low C Y, Andrew B. Divergent Angular Representation for Open Set Image Recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31:176-189.

Study and application of GCD-EF-CV pest identification model for white crane strawberry

Wang Xingwang¹, Zheng Hanyuan², Wang Fang³

(1. Shanghai Vocational College of Agriculture and Forestry, Shanghai 201699, China; 2. School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China; 3. Shanghai Qingpu Baihe Strawberry Research Institute, Shanghai 201711, China)

Abstract: [Objective] The purpose of current study was to improve the accuracy and efficiency of identification of diseases and insect pests of white crane strawberry, and to solve the problem of inaccurate recognition of disease and insect pest images caused by uneven gray scale. [Method] An improved edge-based active contour model (CV) based on regional information was proposed by adding an energy function to the energy functional CV model, and evolving the gray scale mean inside and outside the closed curve. A CV model with energy function (EF-CV) was established. Gray correlation degree was used as the edge information of the image, and global and boundary information were used together to segment the targets of diseases and pest images of white crane strawberry. An energy function CV model (GCD-EF-CV) based on gray correlation degree was proposed and established. [Results] The recognition accuracy of GCD-EF-CV for strawberry anthracnose, leaf spot disease, powdery mildew, aphid, red spider, and thrips were 95.32%, 92.85%, 96.34%, 98.14%, 95.38%, and 96.27% respectively, with an average recognition rate of 95.72%, leading other models. The training accuracy and test accuracy of GCD-EF-CV reached 88.48% and 95.67% respectively, and the average single image recognition time was 32 ms. The model had a control effect of 88.54%, 87.31%, and 89.24% on gray mold, brown spot, and powdery mildew, respectively, and the population reduction rate of aphid, whitefly and thrips were 91.08%, 93.07%, and 92.47% respectively, and the control effect were 86.24%, 88.46% and 87.41% respectively, ranking first among the five pest identification models. [Conclusion] GCD-EF-CV has the best performance in terms of the identification accuracy, average single-image identification time, disease index, insect population reduction rate, and control effect among the five pest identification models. GCD-EF-CV can effectively recognize the pests and diseases of white crane strawberry with good practicability.

Keywords: White crane strawberry, Energy function, Level set, Grey correlation degree