

蒋清健,姚 勇,付志军,等. 基于改进卷积神经网络算法的番茄叶片病害识别[J]. 江苏农业科学,2022,50(20):29-34.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2022.20.004

基于改进卷积神经网络算法的番茄叶片病害识别

蒋清健^{1,2}, 姚 勇^{1,2}, 付志军³, 苏钰杰²

(1. 河南经贸职业学院,河南郑州 450018; 2. 河南省智慧农业远程环境监测控制工程技术研究中心,河南郑州 450018;
3. 郑州轻工业大学,河南郑州 450002)

摘要:为了提高番茄叶片病害识别的效果,提出改进卷积神经网络算法。首先 Sobel 算子获得水平方向、垂直方向、 45° 、 135° 对角方向的 4 个通道图像,四通道卷积神经网络采用不同大小的卷积核提取图像特征;接着双重注意力机制包括空间注意力、通道注意力,空间注意力包括局部注意力机制、全局注意力机制,局部注意力机制注意图像的局部特征,全局注意力机制注意图像的整体特征,空间注意力使用局部-全局交替注意力;通道注意力主要进行加强番茄叶片图像的有效特征抑制无用特征;然后通过 K-means 聚类方法划分出病害聚类区;最后给出了算法流程。试验仿真结果显示本研究算法对番茄叶片病害黄叶卷曲病、花叶病、蜘蛛螨病、七星斑病、叶霉菌病、早疫病识别准确率平均值分别为 98.51%、97.92%、96.71%、94.12%、94.63%、94.22%,高于其他算法,同时消耗时间少于其他算法。

关键词:四通道;卷积神经网络;多核;番茄;病害

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2022)20-0029-06

番茄抗病害能力较弱,病虫害容易导致其品质下降。番茄病害主要通过叶片状态显现,因此通过对番茄叶片病害的准确识别,可及早预防和控制病害的发生^[1-2]。

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)能够对番茄叶片病害作出较好的识别效果^[3],但是训练过程中需要大量的图像数据集。在 CNN 多卷积特征与 HOG 融合算法(CNN multi-convolution feature and HOG, CNNMCFHOG)中, CNN

提取番茄叶片病害的浅层特征与 HOG 特征进行合并^[4], SVM 分类器对其分类。分层深度卷积神经网络(hierarchical deep CNN, HDCNN)利用类别的层次结构^[5],将分层 CNN 嵌入到类别层次结构中来引入分层深度 CNN,粗、细分类器识别不同的类,可扩展用于大规模视觉识别。半监督分层卷积神经网络(semi-supervised hierarchical CNN, SSHCNN)将番茄图像分解为多个层次聚类^[6],在父节点学习聚类级 CNN,在子节点学习类别级 CNN,该算法利用 CNN 特征的相似性,将视觉上相似的图像分组到同一个聚类中,从而消除了不均匀的数据可分性约束,通过分层聚类级 CNN 获取特定的高级图像类别信息,可以用少量标记的图像进行训练。注意卷积二叉神经树结构(attention convolutional binary neural tree, ACBNT)通过树形算法融入卷积运算^[7],利用

收稿日期:2022-05-12

基金项目:河南省科技攻关项目(编号:212102310454);河南省高等学校青年骨干教师培养计划(编号:2019GZG021)。

作者简介:蒋清健(1981—),男,河南永城人,硕士,副教授,主要从事图像处理、农业物联网和农业大数据挖掘等研究。E-mail:jqj946@qq.com。

[72] 马本学,应义斌,饶秀勤,等. 高光谱成像在水果内部品质无损检测中的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2009,29(6):1611-1615.

[73] 乔世成,田有文,何 宽,等. 水果病虫害无损检测技术研究进展[J]. 食品科学,2019,40(11):227-234.

[74] 韩东海,刘新鑫,赵丽丽,等. 苹果水心病的光学无损检测[J]. 农业机械学报,2004,35(5):143-146.

[75] 韩东海,刘新鑫,鲁 超,等. 苹果内部褐变的光学无损检测研究[J]. 农业机械学报,2006,37(6):86-88,93.

[76] Teerachaichayut S, Terdwongworakul A, Thanapase W, et al. Non-destructive prediction of hardening pericarp disorder in intact

mangosteen by near infrared transmittance spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2011, 106(3):206-211.

[77] 刘思伽,田有文,冯 迪,等. 基于高光谱成像的苹果病害无损检测方法[J]. 沈阳农业大学学报,2016,47(5):634-640.

[78] Siedliska A, Baranowski P, Zubik M, et al. Detection of fungal infections in strawberry fruit by VNIR/SWIR hyperspectral imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 139:115-126.

[79] 章林忠,蔡雪珍,方从兵. 近红外光谱定量和定性分析技术在鲜食葡萄果实无损检测中的应用[J]. 浙江农业学报,2018,30(2):330-338.

节点的路由函数分析树根到叶的最短路径,深度卷积运算学习捕获对象的表示,树形算法描述粗、细分层神经网络的识别过程,使用注意转换器模块来加强网络分类的特征,负对数似然损失使用梯度下降法,利用反向传播以端到端的方式来训练整个网络。自我关注 CNN 算法 (self - attention CNN, SACNN),由基本网络和自我注意网络构成^[8],基本网络主要进行提取图像的全局特征,自我注意网络主要进行获取病变区域的局部特征,识别准确率较高。

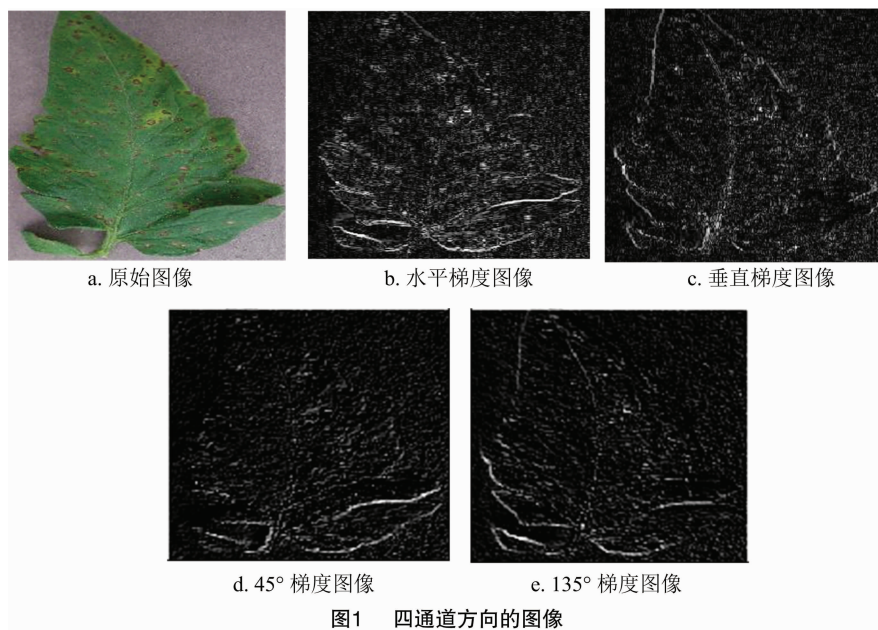
以上方法主要是通过 CNN 增加卷积次数以便获得较高的识别率,这样加深网络结构会使得数据的计算量加大,导致卷积神经网络优化训练的难度增大。本研究提出改进卷积神经网络 (improved CNN, ICNN) 算法对番茄叶片病害进行识别,四通道多核卷积神经网络对番茄叶片病害多特征进行提

取,双重注意力对特征图的内容、位置进行关注,仿真结果验证了算法的有效性。

1 改进卷积神经网络

1.1 四通道多核卷积神经网络

将番茄叶片通过 Sobel 算子得到水平方向、垂直方向、45°、135°对角方向的 4 个梯度图像,即获得 4 个通道方向的图像^[9],如图 1 所示。将多个梯度图像输入到多层卷积神经网络,卷积神经网络从而学习图像不同方向梯度的特征,再将不同方向的特征进行随机化特征融合。将具有差异性的图像特征信息进行融合,以使融合后的特征信息可以方便地进行区分,提高图像的表达能力,对融合后的特征进行通道混洗,使得特征图的每一个区域都包含不同通道的特征,得到的图像融合信息更有鲁棒性。



卷积神经网络对番茄叶片图像的分类效果取决于卷积核的大小,卷积核越大则卷积神经网络的感受野范围越广,越方便进行番茄叶片图像全局信息分析,但同时会使得图像细节特征被忽视;卷积核越小则图像细节特征越易获取,但是无法获得番茄叶片图像全局信息。因此,为了获取图像准确的特征信息,需要多卷积核。四通道卷积神经网络为每个通道设计不同的卷积核以便提取番茄叶片图像特征^[10]。四通道卷积神经网络算法是由 4 个不同结构的卷积神经网络通道 CNN1、CNN2、CNN3、CNN4 组成,每个卷积神经网络具有 3 层卷积层、2 层下采样层、1 层全连接层。CNN1、CNN2 通道分别

输入水平梯度方向、垂直梯度方向的图像,之后依次进入 3 个卷积层进行特征提取,其卷积核大小为 7、5、3,个数分别为 30、40、50,移动步长分别为 3、2、1,第 1 层、第 2 层卷积层之后的池化层采用最大池采样方法,池化窗口大小分别为 5、5,池化步长分别为 3、3,最后为 3 个全连接层,输出节点为 18。CNN3、CNN4 通道分别输入 45°、135°对角方向的图像,之后依次进入 3 个卷积层进行特征提取,由于 45°、135°对角方向的卷积核大小为 9、7、5,个数分别为 40、50、60,移动步长分别为 4、3、2,第 1 层、第 2 层卷积层之后的池化层采用最大池采样方法,池化窗口大小分别为 3、3,池化步长分别为 2、2,最后为 3

个全连接层,输出节点为 18,各个通道的激活函数均选择 ReLU,采用 Softmax 对番茄叶片病害进行识别。

1.2 双重注意力机制的卷积神经网络

注意力可以使得卷积神经网络的计算资源较合理地分配到番茄叶片图像特征的分析过程中,数据计算量在不增加的同时进行网络深度加深^[11]。双重注意力由空间注意力、通道注意力组成。空间注意力主要关注病害区域并对无关信息进行降噪,同时使得卷积神经网络保持尺度不变性。空间注意力机制包括局部注意力机制、全局注意力机制,局部注意力机制主要注意图像的局部特征,全局注意力机制主要注意图像的整体特征;空间注意力使用局部-全局交替注意力机制,减少了数据计算量。通道注意力主要进行加强番茄叶片图像的有用特征并抑制无用特征。卷积神经网络使用番茄叶片图像特征通道和空间维度进行预测,特征图的重点内容、位置得到注意,把注意力特征图与卷积神经网络的中间特征图相乘可以更新已学到的特征,计算公式为

$$\begin{aligned} F_1 &= M_c(F) \otimes F; \\ F_2 &= M_s(F_1) \otimes F_1; \\ M_c(F) &= \sigma \{ MLP[AvgPool(F)] + MLP[Max-Pool(F)] \}; \\ M_s(F) &= \sigma \{ f^{N \times M} [AvgPool(F), MaxPool(F_1)] \}. \end{aligned} \quad (1)$$

式中: F 为输入特征图; \otimes 为点乘; $M_c(F)$ 为注意力运算; F_1 为输出特征图; $M_s(F_1)$ 为在空间注意力运算; F_2 为空间注意力输出特征图; $AvgPool$ 为全局平均池化; $MaxPool$ 为全局最大池化; MLP 为卷积神经网络的共享网络;最大池化和平均池化共享一个神经网络提取特征; σ 为 ReLU 激活; $f^{N \times M}$ 为 $N \times M$ 卷积。

经过以上运算,最终可获得通道注意力特征图 F_1 和空间注意力特征图 F_2 。

1.3 优化损失函数

由于番茄叶片病害识别属于单标签多分类算法^[12],交叉熵函数计算分类损失:

$$L(z, calss) = -\ln \frac{\exp(z[calss])}{\sum_{j=0}^{C-1} \exp(z[j])}. \quad (2)$$

式中: $calss$ 为样本标签; C 为待分类总数; $z = [z_0, z_1, \dots, z_{C-1}]$ 为神经网络输出。

损失函数更新通过动量随机梯度下降法:

$$m_t = \gamma m_{t-1} + \omega_t \frac{\partial L}{\partial \theta_t}. \quad (3)$$

式中: γ 为动量因子; t 为训练轮数; m_t 为训练轮数的动量; ω_t 为训练轮数 t 的学习率; θ 为权重。

当 $\gamma = 0$ 时没有动量作用影响,当 $\gamma = 1$ 时动量惯性影响最强,在训练初始阶段,需要的 γ 值较小,以便加速卷积神经网络优化;在训练结束阶段,较大的 γ 值能够提高番茄叶片病害的识别精度。因此卷积神经网络控制 γ 值随训练轮数的增加而线性变大,通过训练轮数对 γ 更新为

$$\gamma = \left(\frac{t}{t_{\max}} \right) (\gamma_{\max} - \gamma_{\min}) + \gamma_{\min}. \quad (4)$$

式中: γ_{\max} 为 0.95, γ_{\min} 为 0.05, t_{\max} 设置为 300。

γ 随 t 变化如图 2 所示。

从图 2 可以看出,当 t 为 1 时, γ 为最小值 0.05,随着 t 的增加, γ 随 t 线性增加,最终 γ 达到最大值 0.95,从而保证了动量因子的最优化。

权重更新为

$$\theta_{t+1} = \theta_t - m_t \times \ln \left(\frac{1 - \tau}{\tau} \right). \quad (5)$$

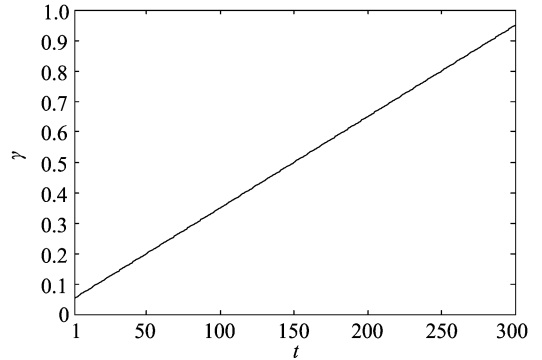


图2 γ 随 t 变化

式中: τ 为识别误差率; θ_t 初始值为 0.000 1。

卷积神经网络训练过程中使用了历史梯度信息,计算较接近真实梯度,增强了算法的稳定性^[13],通过非线性递减方式将 ω_t 逐渐缩小,其变化公式为:

$$\omega_{t+1} = (\omega_t - 0.001) e^{\frac{1}{1 + (100t/t_{\max})}}. \quad (6)$$

式中:初始值 $\omega_1 = 0.001$ 。

ω_t 随 t 变化如图 3 所示。

从图 3 可以看出,当损失函数变化非常小或不变化了,通过学习率使得损失函数进一步下降,避免了损失函数被过度优化,学习率越来越小,从而保证了算法的最终收敛。

2 番茄叶片病害识别

2.1 番茄叶片病害采样区标定

以病害部分为前景,通过 K-means 聚类方法

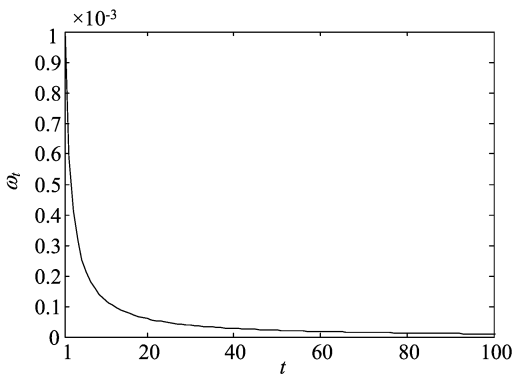


图3 ω_t 随 t 变化

划分出病害聚类区,每个病害聚类区为单独的封闭区域^[14],由于番茄叶片有病害聚类区,则该封闭区域的形心为采样正方形的中心点,假设采样为边长 100 个像素单位的正方形,则:

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum A_i \times x_i}{\sum A_i \times x_i + \sum A_i \times y_i} \\ y_c = \frac{\sum A_i \times y_i}{\sum A_i \times x_i + \sum A_i \times y_i} \end{cases} \quad (7)$$

式中: x_i 为病害聚类区横坐标; y_i 为病害聚类区纵坐标; A_i 为病害聚类区的像素数。

当进行病害聚类时,由于病害离各自聚类中心距离不同,导致出现多个聚类区,一般取聚类中心最靠前的 4 个区域为当前番茄叶片图像的病害采样区。

2.2 番茄叶片病害边缘特征值

通过边缘特征统计值避免图像噪声的影响^[15],边缘特征值公式为

$$EF = \log_2 \left[\min \left(\sum_{n=1}^{2K} d_k^h, \sum_{n=1}^{2K} d_k^v, \sum_{n=1}^{2K} d_k^l, \sum_{n=1}^{2K} d_k^r \right) \right] \quad (8)$$

式中: d_k^h 、 d_k^v 、 d_k^l 、 d_k^r 为中心像素点与其水平、垂直、45°、135°对角方向上的邻域像素点之间的差值。

假设局部窗口大小 $K \times K$, d_k^h 、 d_k^v 、 d_k^l 、 d_k^r 分别计算为:

$$\begin{cases} d_k^h = |y_{p,q} - y_{p,(q-K+k)}| \\ d_k^v = |y_{p,q} - y_{p,(q-K+k)}| \\ d_k^l = |y_{p,q} - y_{(p-K+k),(q-K+k)}| \\ d_k^r = |y_{p,q} - y_{(p-K+k),(q+K-k)}| \end{cases} \quad (9)$$

式中: $0 \leq k \leq 2K$, $y_{p,q}$ 为中心像素点,如果 d_k^h 、 d_k^v 、 d_k^l 、 d_k^r 的值较小,则 $y_{p,q}$ 为边缘图像点,否则为噪声点。

2.3 识别算法流程

图 4 所示为识别算法流程。

3 试验仿真

计算机 PC 配置主要如下:CPU 型号为 Intel i5

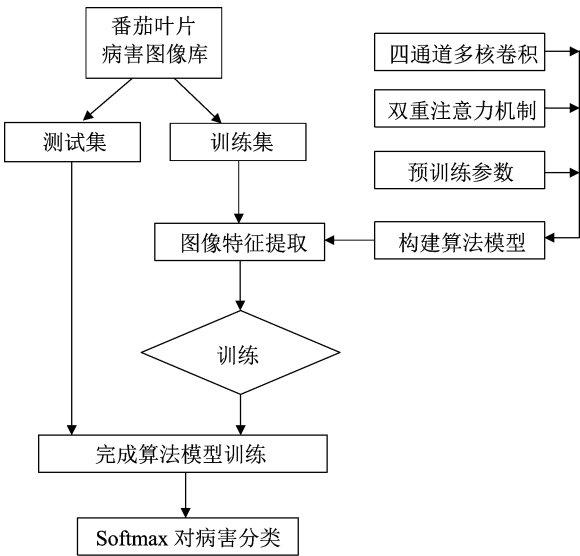


图4 识别算法流程

10400F、内存为 16 GB,显卡 GTX 1650, Spyder3.0 平台实现仿真。图像集利用 Plant Village 数据库中的 Tomatoes 图像,番茄叶片病害选择的类型有黄叶卷曲病、花叶病、蜘蛛螨病、七星斑病、叶霉菌病、早疫病,其展示图像如表 1 所示,每个类型各有 300 幅图像,图像大小为 300×300 像素,一共为 1 800 幅,其中训练集 1 500 幅图像,测试集 300 幅图像。

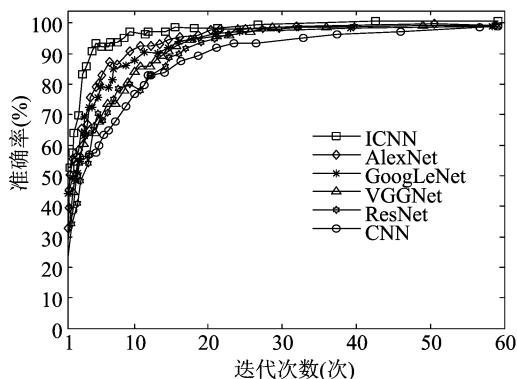
表 1 番茄叶片病害图像

病害类型	图像 1	图像 2	图像 3	图像 4
黄叶卷曲病				
花叶病				
蜘蛛螨病				
七星斑病				
叶霉菌病				
早疫病				

3.1 卷积神经网络算法训练验证分析

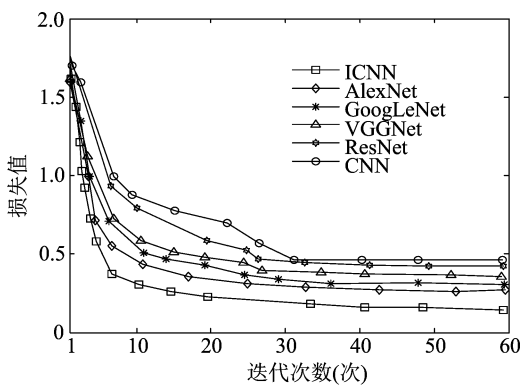
在算法训练过程中,使用批量训练把训练集与验证集划分为若干批次,其中训练批次设置为 20,验证批次为 10,共迭代 60 轮,为防止训练过程发生过拟合现象,将 Dropout 设置为 0.5,训练与验证算法主要有 AlexNet、GoogLeNet、VGGNet、ResNet、CNN、ICNN,其对比试验如图 5 所示。

从图 5 - a 可以看出,随着迭代次数的增加,



a. 训练过程中识别准确率

ICNN 算法逐渐上升趋于稳定,并且上升速度高于其他算法,稳定状态早于其他算法的训练迭代次数。从图 5 - b 可以发现,ICNN 算法在训练过程中损失值最小,并且能够快速进行收敛,当训练迭代超过 30 次以后,损失值逐渐趋于稳定状态。因此 ICNN 算法的损失函数值较小、识别准确率较大,能够较好地番茄叶片病害识别。



b. 训练过程中损失值

图5 训练与验证分析

3.2 各种算法对番茄叶片病害识别

在番茄叶片病害识别过程中,涉及算法有 AlexNet、GoogLeNet、VGGNet、ResNet、CNN、ICNN,通过蒙特卡罗 60 次仿真试验,对番茄叶片病害黄叶卷曲病、花叶病、蜘蛛螨病、七星斑病、叶霉菌病、早疫病识别的准确率结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出,本研究算法对番茄叶片的各种病害识别准确率较高,对番茄叶片病害黄叶卷曲病、花叶病、蜘蛛螨病、七星斑病、叶霉菌病、早疫病识别准确率平均值为 98.51%、97.92%、96.71%、94.12%、94.63%、94.22%。其他算法对番茄叶片病害识别准确率小于本研究算法,这是因为通过四通道输入番茄叶片图像,卷积神经网络学习图像不同方向梯度的特征,双重注意力机制提升了卷积神经网络算法的搜索能力,能够使得识别准确率提高。

各种算法对番茄病害黄叶卷曲病、花叶病、蜘蛛螨病、七星斑病、叶霉菌病、早疫病单张图像识别检测平均消耗时间如表 2 所示。

从表 2 结果可以看出,改进卷积神经网络算法对各种病害识别检测平均消耗时间表现更优,算法消耗占用内存较少,同时识别准确率较高。

4 总结

本研究算法对卷积神经网络算法进行了改进,

通过多通道多核提取图像信息,同时加入双重注意力机制关注图像全局、局部特征,试验仿真结果显示,本研究算法对番茄叶片病害黄叶卷曲病、花叶病、蜘蛛螨病、七星斑病、叶霉菌病、早疫病识别的准确率、消耗时间优于其他算法,因此为番茄叶片病害识别提供了一种新方法。

参考文献:

- [1] 赵广猛,王卫兵. 基于 U-Net 模型和 FCM 算法的番茄穴盘苗重叠幼叶分割方法[J]. 江苏农业科学,2022,50(2):206-212.
- [2] 李萍,邵彧,齐国红,等. 基于跨深度学习模型的作物病害检测方法[J]. 江苏农业科学,2022,50(8):193-199.
- [3] 杜忠康,房胜,李哲,等. 基于卷积神经网络深度特征融合的番茄叶片病害检测[J]. 中国科技论文,2021,16(7):701-707.
- [4] 刘君,王学伟. 融合 CNN 多卷积特征与 HOG 的番茄叶部病害检测算法[J]. 北方园艺,2020(4):147-152.
- [5] Yan Z C, Zhang H, Piramuthu R, et al. HD-CNN: hierarchical deep convolutional neural networks for large scale visual recognition[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 2740-2748.
- [6] Chen T, Lu S, Fan J. SS-HCNN: semi-supervised hierarchical convolutional neural network for image classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(5): 2389-2398.
- [7] Ji R Y, Wen L Y, Zhang L B, et al. Attention convolutional binary neural tree for fine-grained visual categorization[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA: IEEE, 2020: 10465-10474.

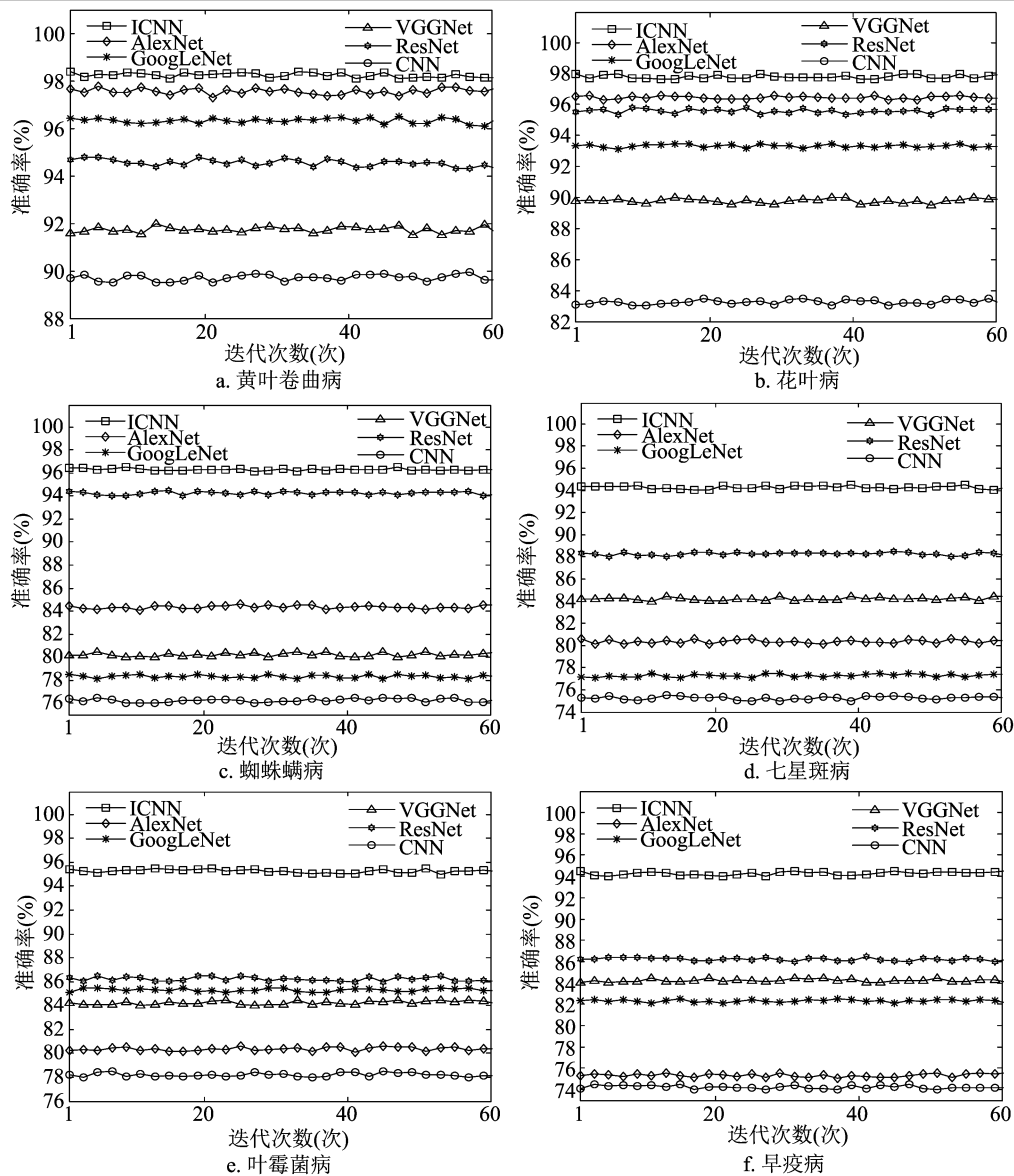


图6 各种算法对番茄叶片病害识别准确率结果

表 2 识别检测平均消耗时间

算法	平均耗时(s)					
	黄叶卷曲病	花叶病	蜘蛛螨病	七星斑病	叶霉病菌	早疫病
ICNN	1.08	1.00	1.07	1.04	1.08	1.05
AlexNet	1.54	1.59	1.59	1.54	1.59	1.51
GoogLeNet	1.28	1.20	1.21	1.22	1.22	1.26
VGGNet	1.33	1.35	1.32	1.37	1.34	1.39
ResNet	1.15	1.14	1.18	1.15	1.12	1.17
CNN	1.67	1.64	1.63	1.62	1.62	1.67

[8] Zeng W H, Li M. Crop leaf disease recognition based on Self - Attention convolutional neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172(4): 105341.

[9] 郭彤宇, 王 博, 刘 悦, 等. 多通道融合可分离卷积神经网络下

的脑部磁共振图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(11): 2009 - 2020.

[10] 陈立潮, 武晨燕, 曹建芳, 等. 基于双通道卷积神经网络的多标签图像标注[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(12): 3601 - 3607.

[11] 张 宁, 吴华瑞, 韩 笑, 等. 基于多尺度和注意力机制的番茄病害识别方法[J]. 浙江农业学报, 2021, 33(7): 1329 - 1338.

[12] 阚 涛, 高 哲, 杨 闯. 采用分数阶动量的卷积神经网络随机梯度下降法[J]. 模式识别与人工智能, 2020, 33(6): 559 - 567.

[13] 汤文亮, 黄梓锋. 基于知识蒸馏的轻量级番茄叶部病害识别模型[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(3): 570 - 578.

[14] 王昌龙, 张远东, 缪 宏, 等. 双通道卷积神经网络在南瓜病害识别上的应用[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(5): 183 - 189.

[15] 徐少平, 林珍玉, 崔 燕, 等. 采用双通道卷积神经网络构建的随机脉冲噪声深度降噪模型[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(10): 2541 - 2548.