

# 基于优化 BP 神经网络的水稻病害识别算法研究

陈悦宁, 郭士增, 张佳岩, 蒲一鸣

(哈尔滨工业大学 电子与信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**结合图像处理技术和机器学习算法,对水稻的3种最常见病害(即稻瘟病、白叶枯病和细菌性条斑病)进行识别和分类。首先,分割出水稻病害图像中的病斑部分并建立图像集,然后针对病理外在表现提取和优化病斑特征。接着,建立BP神经网络模型来根据优化后的特征来识别不同种类的水稻病害。最后,利用模拟退火算法结合自适应遗传算法,为BP算法选择合适的初始参数,以寻求最优解,改进分类模型。结果表明,改进后的NAGSA-BP算法具有较高的水稻病害识别准确率,具有可行性,且与传统的人工检测方法相比更加准确和高效。

**关键词:**水稻病害识别;BP神经网络;自适应遗传算法;模拟退火算法;图像处理

中图分类号: TN911.73;TP183

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.190998

中文引用格式: 陈悦宁, 郭士增, 张佳岩, 等. 基于优化 BP 神经网络的水稻病害识别算法研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(9): 85-87, 93.

英文引用格式: Chen Yuening, Guo Shizeng, Zhang Jiayan, et al. Research on rice disease recognition algorithms based on optimized BP neural network[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(9): 85-87, 93.

## Research on rice disease recognition algorithms based on optimized BP neural network

Chen Yuening, Guo Shizeng, Zhang Jiayan, Pu Yiming

(School of Electronic and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** In this study, image processing technology and machine learning algorithm are combined to identify and classify the three most common diseases of rice, namely rice blast, bacterial leaf blight and bacterial streak. Firstly, the lesion part of rice disease image is segmented and the image set of rice disease is established. Then, according to the pathological appearance of different disease spots, characteristic parameters from various aspects are extracted and optimized. Then, BP neural network is used to build the model and classify the optimized features. Finally, the BP classification model is improved by optimizing the selection process of weights and thresholds in BP algorithm with simulated annealing algorithm and adaptive genetic algorithm. The results show that the improved algorithm has high accuracy in rice disease identification and is feasible. This method is more efficient and accurate than traditional manual diagnosis method.

**Key words:** identification of rice disease; BP neural network; adaptive genetic algorithm; simulated annealing algorithm; image processing

## 0 引言

利用计算机视觉技术结合图像处理和机器学习的手段,可以通过植物叶片的外在特征来识别水稻等植物的不同病害,减轻人工工作量,并在保证准确率的同时提高效率。植物病害的识别算法分为病害图像目标分割算法和病害图像模型分类算法两大部分。

在植物病害图像目标分割的研究中,张武等人<sup>[1]</sup>在2015年基于K-均值聚类算法和最大类间方差法进行小麦病害图像分割,准确率超过95%;马媛等人<sup>[2]</sup>在2016年利用方向梯度直方图特征结合均值漂移算法监督葡萄生长状态与病虫害,该方法取得了80%以上的准确率;MAI X 等人<sup>[3]</sup>在2016年针对水稻病叶的颜色、纹理等特征,将超像素算法和随机森林分类器相结合,圈定

了病斑区域。

在植物病害图像模型分类的研究中,2014年张善文等人<sup>[4]</sup>利用局部判别映射算法结合最近邻分类器,将玉米病斑图像重组为向量并进行识别,得到高于90%的准确率;陈俊伸<sup>[5]</sup>在2019年改进了深度卷积神经网络模型进行水稻叶瘟病识别,与人工抽样调查结果交叉验证的Kappa系数为0.78,具有较高一致性。

图像处理和机器学习算法在识别作物病害方向取得了较好成效。然而受到图像集效果和作物不同外在特征的影响,算法还有优化空间。本文对水稻的3种常见病害<sup>[6]</sup>识别进行研究,同样将识别过程分为两个环节:首先对图像进行预处理,从中提取病斑特征并降维,用于后续分类;然后使用BP神经网络算法对水稻病害进

行识别,将其与自适应遗传算法和模拟退火算法结合后作为最终分类器<sup>[7]</sup>。

## 1 水稻图像处理及病斑特征提取

水稻病害图像预处理及病斑提取的过程如图 1 所示,首先对原始图像进行去噪预处理以消除环境因素的干扰,之后利用限制对比度的自适应直方图均衡化算法处理图像,改善局部对比度。接下来用 K-均值聚类算法进行图像分割,将病斑从图像中提取出来后进行形态学处理,获得更加完整的病斑图像。最后,从图像中提取特征并优化,作为水稻病害分类依据。

### 1.1 图像预处理及去噪

为了精确分割病斑,首先对图像进行预处理和去噪,同时尽可能地保留图像边缘信息。本文将非线性滤波保留边缘信息的特性与中值滤波良好的去噪性能相结合,采用非线性滤波中值去噪法,用滑动窗口内每个像素点邻域内像素灰度的中值作为像素灰度值。

### 1.2 直方图均衡化

直方图均衡化将原始图像中灰度较为集中的部分进行拉伸变换,使图像灰度在整个范围内均匀分布,提高图像质量,使病斑部分更加清晰<sup>[8]</sup>。

为了避免病害图像的颜色失真,先将病害图像转换到视觉均衡的色调、饱和度、明度色彩空间,再对其中明度通道的每个像素用其邻域内像素的直方图来进行均衡,同时限制局部对比度以确保噪声不会被过度放大<sup>[9]</sup>。最后,将处理后的病害图像转回红绿蓝色彩空间。

### 1.3 图像分割及形态学处理

由于水稻病斑的颜色与叶片本身差异大,因此可基于 K-均值聚类算法,将图像的像素点在特征空间中聚类,再按“病斑”和“正常叶片”重构两类图像。

本文研究的 3 种水稻病斑分割效果如图 2 所示,可以看出,K-均值聚类算法可以良好地分割这 3 种病害图像,且较好地体现了病斑的外在特征。

### 1.4 特征提取及优化

分类器需要提取能够反映出原始图像样本信息的特征参数,并进行合理优化以降低复杂度。

根据 3 种病害的病理外在表现,本文提取了 54 个水稻病害图像的特征参数,其中颜色特征包括 HSV 空间的颜色集的均值、方差、能量参数以及 HSV 空间、RGB 空间以及 Lab 空间中各个分量的三阶颜色矩;形状特征

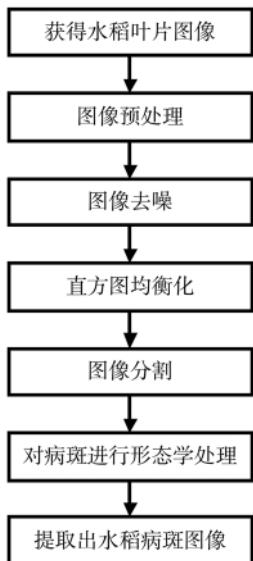


图 1 水稻病害图像预处理及病斑特征提取的流程图

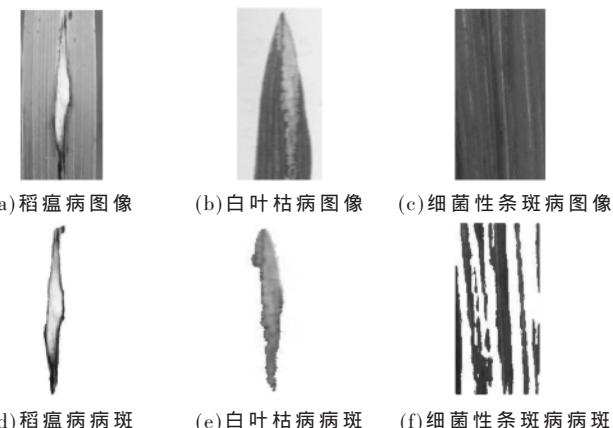


图 2 水稻病斑分割效果图

包括病斑的离心率、矩形度、伸长度、紧凑度和复杂度以及 7 个 Hu 不变矩<sup>[10]</sup>;纹理特征包括灰度图像的 4 个不同方向上的灰度共生矩阵的能量、对比度、同质性、熵以及相关性的均值和方差<sup>[11]</sup>。

特征提取得到的参数较多,会加大分类复杂度。所以本文用主成分分析法优化特征,设定累积贡献值为 97%,将 54 个参数优化为 8 个来进行识别。

## 2 水稻病害分类器设计

为提升识别准确性,需针对图 2 中病斑的不同特点来设计分类算法。这 3 种病斑的特点为<sup>[12]</sup>:稻瘟病病斑为梭形,中心呈灰白色,外圈侧呈褐色,有褐色坏死线贯穿;白叶枯病的叶脉方向有黄褐色或灰色长斑;细菌性条斑病的叶脉间延伸着黄褐色细纹。

### 2.1 利用 BP 神经网络进行水稻病害图像分类

从神经网络输入层输入训练样本,经隐层处理后传至输出层,与样本标签对比得到误差值<sup>[13]</sup>,接着反向传播这个误差来修正隐层的参数。迭代以上过程,最终使系统输出信息与期望输出信息尽可能接近<sup>[14]</sup>。将分类器输出与训练集交叉检验,得到表 1 所示结果。

表 1 基于 BP 神经网络的病斑识别结果

病害名称	样本个数	正确识别个数	准确率/%
稻瘟病	200	193	96.5
白叶枯病	200	182	91
细菌性条斑病	200	168	84

可以看出,用 BP 神经网络识别稻瘟病和白叶枯病的准确率较高,而对细菌性条斑病的识别率较低。结合神经网络特点来分析,由于 BP 算法在选择初始权值和阈值时的随机性强,神经网络梯度下降方向也相对随机,一旦所选初值不合理,易陷入局部极小值。

### 2.2 利用改进的 NAGSA-BP 算法进行水稻病害图像分类

自适应遗传算法常用于全局式搜索,并且在遗传的前后期采用不同的交叉和变异策略,利于保持种群多样

# 计算机技术与应用

## Computer Technology and Its Applications

性。因此,可以利用自适应遗传算法来确定BP算法的初始权值和阈值。进一步地,可以利用模拟退火算法拉伸自适应遗传算法的适应度函数,在算法前期使适应度相似的个体产生后代的概率相似,随着温度逐渐下降,拉伸适应度函数来放大个体间的差异,使优秀个体的优势更明显,帮助算法趋于全局最优。

NAGSA-BP改进算法的工作流程图如图3所示。

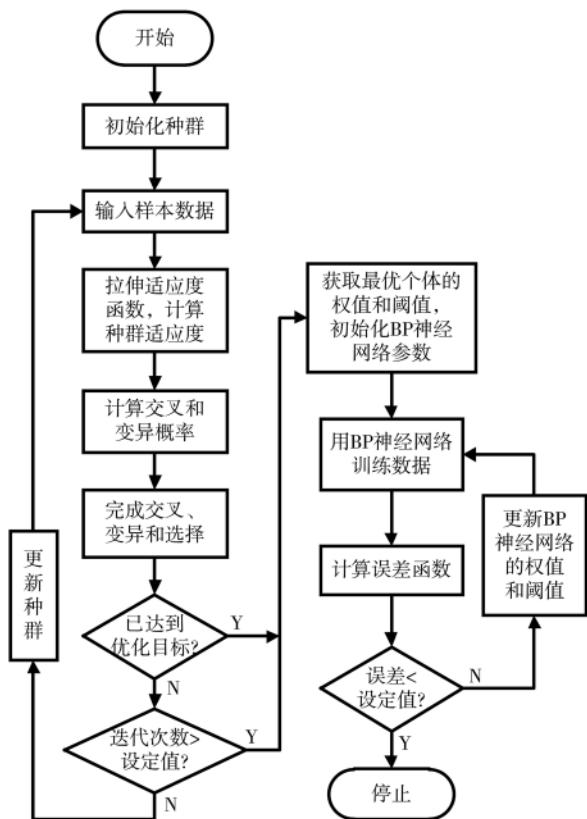


图3 NAGSA-BP改进算法流程图

### (1) 个体和种群初始化

设种群大小为100,结合输入层和隐层之间、隐层与输出层之间的权值以及隐层和输出层的阈值进行编码,来描述种群中的个体。

(2) 拉伸适应度函数,计算种群适应度,用训练数据测试BP神经网络,用结果与输出之间的误差衡量适应度。

用模拟退火法拉伸适应度函数,得到适应度为:

$$F_i = \frac{e^{f_i/T}}{\sum_{i=1}^M f_i/T_0(0.99^{g-1})} \quad (1)$$

式中,  $F_i$  为第  $i$  个个体拉伸后的适应度值,  $f_i$  为原适应度,  $M$  为种群大小,  $T_0$  为初始温度,  $g$  为迭代次数。

### (3) 交叉和变异

自适应算法改进遗传算法应在前期广泛搜索,保持种群多样性;后期细致搜索,防止破坏最优解。非线性自适应交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  分别为<sup>[15]</sup>:

$$P_c = \begin{cases} \left[ 1 - \frac{\arcsin(f_a/f_m)}{\pi/2} \right], & \arcsin(f_a/f_m) \geq \pi/6 \\ \frac{\arcsin(f_a/f_m)}{\pi}, & \arcsin(f_a/f_m) < \pi/6 \end{cases} \quad (2)$$

$$P_m = \begin{cases} 0.02 \left[ 1 - \frac{\arcsin(f_a/f_m)}{\pi/2} \right], & \arcsin(f_a/f_m) < \pi/6 \\ \frac{\arcsin(f_a/f_m)}{\pi/4}, & \arcsin(f_a/f_m) \geq \pi/6 \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $f_a$  是个体平均适应度,  $f_m$  是个体最高适应度。

### (4) 选择

用轮盘赌法进行选择,对种群中个体的适应度函数归一化评分,然后以产生的随机数为依据来选择个体,进入下一次迭代。越优秀的个体的归一化评分越高,被选中的概率也越大。

### (5) 反复迭代

反复重复步骤(2)~(4),记录适应度最好的个体,直到迭代次数达到上限或迭代结果满足精度要求。

迭代完成后,提取最优个体信息作为BP算法的初始权值和阈值,放入2.1节中的模型中重新训练。

### 2.3 结果与讨论

采用NAGSA-BP改进算法对水稻的3种病害进行识别,得到的分类结果如表2所示,改进算法与原算法的结果对比如表3所示。可以看出,使用NAGSA-BP改进算法对3种病害的识别结果普遍优于BP神经网络,两种方法均对稻瘟病的识别效果最佳。结果表明,NAGSA-BP改进算法可以更好地拟合数据,提高识别准确率。

表2 基于NAGSA-BP改进算法的病斑识别结果

病害名称	样本个数	正确识别个数	准确率/%
稻瘟病	200	197	98.5
白叶枯病	200	192	96
细菌性条斑病	200	185	92.5

表3 NAGSA-BP算法与BP算法的病斑识别结果对比

病害名称	BP算法识别准确率/%	NAGSA-BP算法识别准确率/%
稻瘟病	96.5	98.5
白叶枯病	91	96
细菌性条斑病	84	92.5

### 3 结论

本文主要工作是设计算法,提取水稻病害图像特征,对3种常见病害进行识别;提取并优化水稻病斑特征,降低复杂度,以BP算法为基础,采用将自适应遗传算法、模拟退火算法与BP神经网络结合的NAGSA-BP分类模型来识别水稻病害。结果表明,NAGSA-BP算法准确率优于传统BP神经网络,对3种病害的识别准确率分别达到了98.5%、96%和92.5%。

(下转第93页)

对点云密度进行调控时,重建点云的数量以及点云的平均间距。由图 9 和表 6、7 同样可以得出前面的结论。

## 4 结论

本文提出了一种运动恢复结构生成点云的密度调控方法,该方法通过对二维特征点的密度进行调控进而达到对三维图像点云密度的控制,使得图像点云的密度与激光点云的密度相差较小,利于二者的配准融合。但是在根据激光点云的密度求取同样密度的图像点云时,只能估算出近似的  $oc\_dis$  值,而此时的图像点云密度与激光点云密度相比仍有较大的偏差,还需要进一步对  $oc\_dis$  值进行调节才能达到更好的效果,下一步将研究如何对图像点云密度进行自适应调控以提高密度调控效率。

## 参考文献

- [1] 李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法[J]. 光学学报, 2017, 37(7): 97–105.
  - [2] 吴禄慎, 李泽, 陈华伟, 等. 改进的重采样算法研究[J]. 机械设计与制造, 2015(4): 244–247.
  - [3] 袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 特征保持点云数据精简[J]. 光学精密工程, 2015, 23(9): 2666–2676.
  - [4] SHI B, Q, LIANG J, LIU Q. Adaptive simplification of point cloud using k-means clustering[J]. Computer-Aided Design, 2015, 60: 1–10.

2011, 43(8):910–922.

- [5] LI H , XU P , SHEN Y. A self-adaption fast point cloud simplification algorithm based on normal eigenvalues[C]. IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing , 2015 : 929–937.
  - [6] CHEN Y , YUE L. A method for dynamic simplification of massive point cloud[C]. IEEE International Conference on Industrial Technology(ICIT) , 2016 : 1690–1693.
  - [7] CAO M , CAO L , JIA W , et al. Evaluation of local features for structure from motion[J]. Multimedia Tools & Applications , 2018 , 77(9) : 1–15.
  - [8] 佟帅, 徐晓刚, 易成涛, 等. 基于视觉的三维重建技术综述[J]. 计算机应用研究 , 2011 , 28(7) : 2411–2417.
  - [9] 蒋华强, 蔡勇, 张建生, 等. 基于改进 SFM 的三维重建算法研究[J]. 电子技术应用 , 2019 , 45(2) : 88–92.
  - [10] 杨阳. 基于双目视觉的运动恢复结构[D]. 成都 : 电子科技大学 , 2016.
  - [11] SHI J , TOMASI C. Good features to track[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , 1994 : 593–600.
  - [12] STRECHA C , HANSEN W V , GOOL L V , et al. On ben-

(下转第 97 页)

(上接第 87 页)

## 参考文献

- [1] 张武, 黄帅, 汪京京, 等. 复杂背景下小麦叶部病害图像分割方法研究[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(7): 1349–1354.
  - [2] 马媛, 冯全, 杨梅. 基于 HOG 的酿酒葡萄叶检测[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(15): 158–161.
  - [3] MAI X, MENG Q H. Automatic lesion segmentation from rice leaf blast field images based on random forest[C]. IEEE International Conference on Real-time Computing & Robotics, 2016.
  - [4] 张善文, 张传雷. 基于局部判别映射算法的玉米病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 167–172.
  - [5] 陈俊伸. 水稻叶瘟病灶区智能圈定与分级[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2019.
  - [6] 丰丙琴, 艾春利, 贾忠玲, 等. 水稻常见病虫害防治技术措施[J]. 农业与技术, 2018, 38(4): 69.
  - [7] 蒲一鸣. 基于机器学习的水稻病害识别和叶龄检测算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
  - [8] BARBEDO J G A. An automatic method to detect and measure leaf disease symptoms using digital image processing[J]. Plant Disease, 2014, 98(12): 1709–1716.
  - [9] 苏巧, 魏以民, 沈越泓. 基于神经网络的含噪动态源分离

算法[J].电子技术应用,2018,44(2):88-91,96.

- [10] CHEN C C. Improved moment invariants for shape discrimination[J]. Pattern Recognition : The Journal of the Pattern Recognition Society , 1993 , 26(5) : 683–686.
  - [11] TAMURA H , MORI S , YAMAWAKI T. Textural features corresponding to visual perception[J]. IEEE Transactions on Systems , Man and Cybernetics , 1978 , 8(6) : 460–473.
  - [12] 蔡祝南.水稻病虫害防治[M].北京 : 金盾出版社 , 1992.
  - [13] 姚宇晨 , 彭虎. 基于深度学习的通信信号自动调制识别技术[J]. 电子技术应用 , 2019 , 45(2) : 12–15.
  - [14] 于耕 , 方鸿涛. 基于 BP 神经网络改进 UKF 的组合导航算法[J]. 电子技术应用 , 2019 , 45(4) : 29–33.
  - [15] 闫春 , 厉美璇 , 周潇. 基于改进的遗传算法优化 BP 神经网络的车险欺诈识别模型[J]. 山东科技大学学报(自然科学版) , 2019 , 38(5) : 72–80.

(收稿日期:2019-09-07)

## 作者简介：

陈悦宁(1998-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、基于机器学习的通信信道估计。

郭士增(1965-),男,博士,副教授,主要研究方向:专网  
无线通信技术、LXI 网络测试技术、宽带无线通信技术。

张佳岩(1974-),男,博士,副教授,主要研究方向:编码技术及实现、图像处理、物联网。

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所