

基于 BP 神经网络和 HOG 特征的茶小绿叶蝉识别

吴 鹏¹
WU Peng

摘 要

为解决茶小绿叶蝉在复杂环境中快速识别的问题,提出了一种基于 BP 神经网络和 HOG 特征提取算法的茶叶病虫害识别方法。首先对采集的茶叶病虫害图片进行数据增强,用来扩充样本数量,并将样本尺寸大小统一到 256×256,以方便网络模型训练。然后使用 HOG 算法提取图片的局部边缘特征,以减少光照变化造成的影响和降低噪声。最后将提取的特征数据输入到 BP 神经网络进行训练,并使用随机梯度下降法(SGD)减少模型训练的时间。实验结果表明,基于 BP 和 HOG 的茶小绿叶蝉识别方法,准确率为 0.94,所提出的模型具有较高的识别能力和鲁棒性,可以为茶叶病虫害智能诊断提供参考。

关键词

病虫害识别; BP 神经网络; HOG; 随机梯度下降; 数据增强

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.01.024

0 引言

茶小绿叶蝉是国内茶园的重大虫害之一,会严重影响茶叶的质量和产量,通常使用喷洒农药的方式来治理茶园病虫害,因此探索快速识别茶叶病虫害的技术手段,及时掌握茶小绿叶蝉虫情,可以有效减少化学农药的使用和对环境污

染,提高茶叶的产量和品质^[1]。基于原始的人工识别农业病虫害方法存在识别一致性差、主观性强等问题,目前基于图像处理 and 机器学习的识别技术得到了广泛的应用。马佳佳等人^[2]针对传统虫害识别智能化水平低,采用 HOG 特征描述符提取草地贪夜蛾成虫图像特征信息,通过粒子群算法优化 SVM 模型,该算法模型对简单背景下虫害图像的识别率达 100%,对复杂背景下虫害图像的识别准确率达 93.89%。梁习卉子等人^[3]以植保期间的棉花作物为研究对象,提出了基于 HOG 和支持向量机实现棉田的棉花行动态计数方法,识

1. 信阳农林学院信息工程学院 河南信阳 464000

[基金项目] 信阳农林学院青年教师科研基金资助项目 (QN2021058)

参考文献:

- [1] 代晶, 鲍兵, 张新颜, 等. 基于虚拟化技术的双活数据中心建设实践[J]. 西南军医, 2021(4):479-481.
- [2] 张伟伟. 基于“集群+堆叠”无环网络的设计与研究[J]. 电脑与电信, 2016(3):35-37.
- [3] 董子渔. 基于 SAN 技术的网络数据安全存储系统设计[J]. 信息与电脑, 2021(18):209-211.
- [4] 夏畅. VMware vSAN 分布式存储技术研究[J]. 数据通信, 2018(1):4-7.
- [5] 钟敦远. 关于机场数据中心部署 NSX 虚拟化网络的探讨[J]. 现代信息科技, 2020(6):110-112.
- [6] 路海燕. 容灾系统建设中的主备中心切换问题探讨[J]. 中国传媒科技, 2011(9):58-60.
- [7] 鞠进, 杨潇, 黄炳林, 等. 超融合技术在广州港全自动化集装箱码头中的应用[J]. 水运工程, 2022(10):176-180.
- [8] 冯侠. 浅析 cdp 卷镜像数据保护技术[J]. 电子世界, 2021(24): 134-135.

- [9] 居万军, 傅元, 单旭彪. 基于 RAID 磁盘阵列的安全备份设计[J]. 信息系统工程, 2018(9):165-166.
- [10] 李亚方. 基于层次化的网络设计与实践[J]. 科技资讯, 2010(34): 14-15.
- [11] 吴秋兵, 李丽, 赵晓峰. 基于 Oracle RAC 数据库集群系统研究与实现[J]. 宿州学院学报, 2020(11):12-15.
- [12] 张麦龙. 基于 vsphere HA 的高可用企业数据中心建设探究[J]. 计算机产品与流通, 2018(1):243-244.
- [13] 张岐. 虚拟机在线迁移技术综述[J]. 农业网络信息, 2012(2):20-22.
- [14] 张兰兰, 冯影. SDN 与 NFV 技术在数据中心建设中的应用及发展探析[J]. 企业科技与发展, 2023(5):21-23.

【作者简介】

杨远标 (1996—), 男, 广西梧州岑溪人, 学士, 助理工程师, 研究方向: 网络与通信技术。

(收稿日期: 2023-10-25)

别率高达 90%。张开兴等人^[4]为了快速识别玉米叶部病害,提高玉米产量,将 BP 神经网络算法引入玉米病虫害识别系统中,可以识别 6 种玉米叶部病害,识别率为 93.4%,具有一定的实用价值。赵瑞等人^[5]通过数字图像处理方法提取 5 个水稻特征数据,采用 BP 神经网络对水稻卷叶进行分类识别,总体样本分类正确率为 96.47%,为研究水稻抗旱和精准农业提供技术支持。杨桂华等人^[6]针对芯片表面印刷字符的检测,采用 BP 神经网络分类算法实现对字符的识别,单张图片检测时间 42 ms,字符识别率为 99.5%。针对茶小绿叶蝉样本数据集少、图片背景复杂、智能识别算法相关研究比较少等问题,本文采取了数据增强方法扩充样本数据集,统一样本数据尺寸大小方便模型训练,使用 HOG 算法有效提取茶小绿叶蝉图片的特征数据,并采用随机梯度下降法 BP 神经网络,降低模型训练时间,建立了基于 BP 神经网络与 HOG 特征相结合的茶小绿叶蝉智能识别模型,为茶叶的病虫害检测提供新的科学方法。

1 病虫害识别模型流程

本文首先通过网络爬虫和茶园实地采集构建茶小绿叶蝉图片数据集,然后经过图像预处理后得到扩充的样本数据集,并归一化图像为 256×256 尺寸,最后在训练数据集上使用 HOG 算法提取茶小绿叶蝉的特征数据来训练 BP 网络模型,在测试集上验证该模型的性能。基于 BP 神经网络和 HOG 特征的病虫害识别模型如图 1 所示。

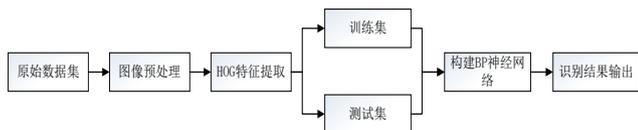


图 1 病虫害识别模型流程

1.1 图像采集及预处理

由于目前茶叶病虫害的智能识别研究相对比较少,茶叶病虫害样本没有公开的数据集,通过网络爬虫和茶园实地拍摄获得的图片尺寸大小不一。为了提高运算速度和处理效率,本文对初始数据集的图片进行统一缩放到 256×256 尺寸大小,便于以后模型训练。神经网络识别的精度依赖大量的样本训练,为提高模型的泛化能力和鲁棒性,提取更强能力的分类特征,需要对样本进行数据增强来扩大样本数据集^[7]。对原始图像进行数据增强的方法有:(1)对图像进行水平旋转和垂直翻转,可以模拟不同的位置拍摄;(2)对图像进行随机角度翻转,增加样本的数据多样性;(3)对图像进行对比度增强,模拟不同的光照条件下获取的图像;(4)对图像随机添加高斯噪声和椒盐噪声等操作,模拟在不同条件下拍摄的图像质量,从而减少图像带来的干扰。茶小绿叶蝉数据集图片经过数据增强后,部分样本数据集图片如图 2 所示。

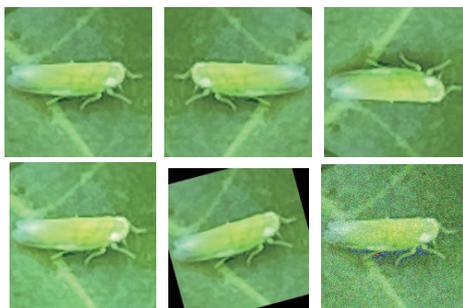


图 2 样本数据集

1.2 HOG 特征提取流程

HOG 算法是由法国研究员 Dalal 等人提出的一种提取人身体外形信息和运动信息的检测算法^[8]。通过计算图像局部单元梯度和方向,对检测图像进行描述构建特征集,可较好描述局部目标边缘和形状信息^[9]。由于 HOG 算法对光照、旋转和偏移等具有很好的鲁棒性,提取特征效率优于传统手动特征提取方法,被广泛应用在机器学习、模式识别和图像处理等领域。HOG 算法提取特征的流程如下。

(1) 彩色图像灰度化。将输入的彩色图像 RGB 分量进行灰度化。

$$I(x, y) = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

(2) Gamma 校正。利用 Gamma 校正法调节图像明暗区域的动态范围,降低图像阴影和光照变化造成的影响,同时抑制噪音的干扰^[10]。Gamma 标准化的方法有两种,平方根和对数法,本文选用平方根法。假设图像某一个像素的灰度值为 $I(x, y)$,使用 Gamma 校正得到 $Y(x, y)$ 。

$$Y(x, y) = I(x, y)^{\gamma} \quad (2)$$

(3) 计算图像中每个像素的梯度大小和方向。利用水平方向梯度算子 $[-1, 0, 1]$ 和垂直方向梯度 $[1, 0, -1]$ 对图像像素点 (x, y) 进行卷积运算,计算该图像像素点的水平方向梯度 $G_x(x, y)$ 和垂直方向梯度 $G_y(x, y)$,梯度方向为 $\theta(x, y)$ 。

$$G_x(x, y) = I(x+1, y) - I(x-1, y) \quad (3)$$

$$G_y(x, y) = I(x, y+1) - I(x, y-1) \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan(G_y(x, y) / G_x(x, y)) \quad (5)$$

(4) 梯度计算。将图像划分为大小相同的处理单元细胞 (cell),计算 cell 内的每个像素梯度幅值和方向,采用 9-bin 直方图统计 cell 的梯度信息,每个对应 bin 的梯度幅值累加,最终得到 cell 内的描述直方图。

(5) 将相邻几个 cell 的统计特征组成一个 block 的特征向量。将图像中所有 block 的特征向量进行顺序级联,组合起来就得到了检测图像的特征描述子,该特征描述子就是最终可供分类和识别的特征向量。

(6) 局部归一化处理。采用 L2-norm 的方式对局部特征进行归一化处理,假设 block 的特征向量是 $v=[a_1, a_2, \dots, a_n]$,

归一化后的向量为 f , ξ 是很小的常系数。

$$f = v / \sqrt{(a_1)^2 + (a_2)^2 + \dots + (a_n)^2 + \xi^2} \quad (6)$$

(7) 将图像提取的 HOG 特征向量输入 BP 神经网络模型进行训练。

1.3 BP 神经网络

BP 神经网络是一种典型的非线性算法, 采用误差逆传播算法训练, 结构由输入层、输出层和之间若干隐含层构成, 具有很好的识别和分类性能^[11]。BP 神经网络由正向传播和反向传播两部分组成, 正向传播是输入信号从输入层经隐含层处理后传播到输出层, 反向传播是根据输出层实际输出与期望输出之间的差异来修改各层神经元的网络权重和阈值, 使输出接近期望值。假设输入层有 n 个节点数, 隐含层有 m 个节点, 输出层有 p 个神经单元, 输入层信号可以表示为 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 隐含层的输出结果可以表示为 $O=[o_1, o_2, \dots, o_m]^T$, 输出层的结果表达式为 $Y=[y_1, y_2, \dots, y_p]^T$, 网络模型结构图如图 3 所示。

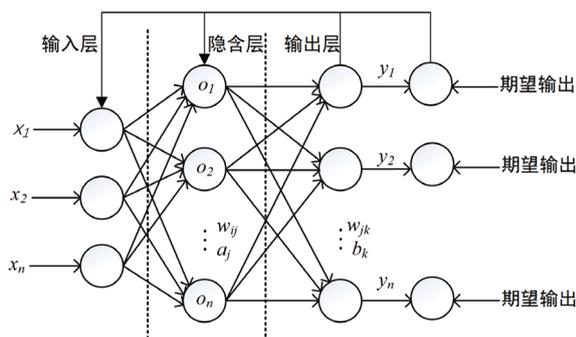


图 3 三层 BP 神经网络

(1) 隐含层的输出为 o_j , 其计算公式为:

$$o_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + a_j\right), j=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

式中: f 为该层的激活函数, a_j 为隐含层的激活阈值, w_{ij} 为输入层向隐含层节点传播的权值。

(2) 输出层的结果表达式为 y_i , 其计算公式为:

$$y_i = g\left(\sum_{j=1}^m w_{jk} O_j + b_k\right), k=1, 2, \dots, p \quad (8)$$

式中: w_{jk} 为隐含层向输出层节点传播的权值, w 为该层的激活函数, b_k 为输出层的激活阈值。

(3) BP 神经网络的训练预测和期望之间误差为:

$$e_k = y_k - \hat{y}_k, \hat{y}_k \text{ 是期望值。}$$

(4) BP 神经网络在训练求优过程中, 采用优化算法可以在更新权重和阈值时快速下降, 从而使 BP 神经网络的计算输出不断逼近期望输出, 如果误差满足条件, 则训练结束。在误差信号的反向传播过程中, 通过校验误差对输入层至隐含层之间的连接权值 w_{ij} 和 a_j 、隐含层与输出层之间的连接权值 w_{jk} 和 b_k 进行修正。

2 HOG 特征提取

在本文实验中, 茶小绿叶蝉图片经过预处理后图片的尺寸大小为 256×256 。HOG 特征提取算法中的 cell 的大小为 8×8 像素, 一个 block 包含一个 cell, 该 block 以 8 像素为步长在图片中滑动, 那么一张图片包含 $((256-8)/8+1) \times ((256-8)/8+1) = 1024$ 个像素块。每个 cell 单元格用 9 个方向梯度信息进行统计, 每个像素块也是 9 维特征向量, 那么每一幅图片得到维数为 $9216(1024 \times 9)$ 的特征向量。茶小绿叶蝉图片经过 HOG 提取算法后的特征图像如图 4 所示, 从图 4 可以看出, 该算法提取后的特征图像能比较好地描述茶小绿叶蝉的边缘轮廓信息。



(a) 原图 (b) 提取特征图

图 4 茶小绿叶蝉 HOG 特征图

3 BP 神经网络结构设计

BP 神经网络模型输入层节点数为训练样本的输入特征数量, 输出层节点为实际需要分类个数。隐含层层数以及隐含层节点数一般经过多次实验确定最优的数值, 隐含层的层数过多会让模型变得复杂, 增加模型训练和识别的时间, 还有可能造成过拟合。本文采用单隐含层设计 BP 神经网络模型, 通过增加隐含层节点数提高模型的识别精度。

3.1 输入层和输出层设计

BP 神经网络的输入层节点数和训练数据集图片提取的特征维度相关。茶小绿叶蝉图片经过 HOG 算法提取后的特征数量是 9216, 因此本模型的输入层节点数设置为 9216。输出层的识别结果是图片是否含有茶小绿叶蝉, 识别结果 0 表示不包含茶小绿叶蝉的图片, 识别结果 1 表示茶小绿叶蝉, 因此输出层节点数设置为 2。

3.2 隐含层设计

BP 神经网络中, 隐含层的节点个数需要多次实验和经验来确定, 隐含层的个数确定公式为:

$$h = \sqrt{n+p} + a \quad (9)$$

式中: n 是输入层的节点个数, p 为输出层节点个数, a 为 1~10 任意常数, 隐含层的数量范围为 97~106, 通过不断调整 a 的值确定隐含层节点数。神经网络的部分预设参数取自经验参数, 部分参数根据不同优化算法获取。结合网络误差和训练时间等因素, 本文神经网络的学习率为 0.02, 隐含层节点数为 100 时, BP 网络的性能最佳。

3.3 优化 BP 算法

BP 模型的损失函数选择采用交叉熵损失函数，输出层节点为两个分类的类别，隐含层的激活函数采用训练速度快和解决梯度消失的 Relu 函数，减少模型的训练时间。传统 BP 神经网络存在网络训练效率低、收敛速度比较慢、容易陷入局部最优解等问题，会造成模型训练误差比较大。针对此问题，常见的对模型训练阶段优化的模型函数有 SGD、RMSprop、Adam 等。为选择合适的优化模型函数，从训练样本中随机选取 200 个样本，依次采用 SGD、RMSprop、Adam 对网络进行训练 1000 次，实验结果表明，利用 SGD 算法优化后的模型在茶小绿叶蝉的识别效果最好，因此本文选用 SGD 算法优化 BP 模型。

4 实验结果与分析

4.1 实验环境

本实验是在 Windows9 (64 位) 操作系统上，硬件配置为 AMD Ryzen 75 800 H, 16 GB RAM, CPU 3.2 GHz, 编译软件为 PyCharm 2021.1.3 的编程环境中实现。本文茶小绿叶蝉原始数据集通过在网络和本地茶园采集中获得，经过数据增强后，茶小绿叶蝉图片数据集共有图像 1500 张，70% 数据集作为训练集，30% 数据集作为测试集。

4.2 测试结果分析

使用基于 BP 神经网络和 HOG 特征的算法训练茶小绿叶蝉数据集，设置学习率为 0.02，当训练次数达到 2000 时停止训练，结果表明，训练集识别率为 0.96。在 BP 神经网络训练过程中，模型识别的准确率误差如图 5 所示。

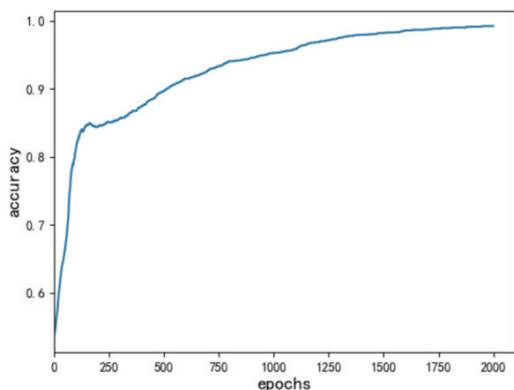


图 5 训练集识别率

BP 神经网络模型经过训练后，在测试集上随机选取茶小绿叶蝉图像 300 张，尺寸大小为 256×256，用于验证分类器的性能。单个图片经过 HOG 算法得到的特征维度数是 9216，其中正确分类样本个数为 282，错误分类个数为 18，识别率为 0.94，单幅图片平均识别时间为 0.045 s，可以看出本模型对茶小绿叶蝉的识别具备较高的识别率和比较低的识别时间，识别结果如表 1 所示。

表 1 识别效果

| 样本数 | 样本尺寸 | 特征维度数 | 正确识别个数 | 错误识别个数 | 识别率 | 平均识别时间 /s |
|-----|---------|-------|--------|--------|------|-----------|
| 300 | 256×256 | 9216 | 282 | 18 | 0.94 | 0.045 |

5 结语

本文提出了基于 BP 神经网络和 HOG 特征提取的方法对茶小绿叶蝉病虫害进行识别，在测试集上进行测试。实验结果表明，采用该方法对茶小绿叶蝉的识别率可达 0.94，该方法具有较高的准确性，整体性能具有一定的优势，能够完成对茶小绿叶蝉病虫害的识别，对茶小绿叶蝉病虫害防治和发展精准农业具有重要意义。

参考文献:

- [1] 林彬彬, 邱新法, 何永健, 等. 茶树病害智能诊断识别算法研究 [J]. 江苏农业科学, 2019,47(6):85-91.
- [2] 马佳佳, 陈友鹏, 王克强, 等. 基于优化 SVM 的虫害图像识别研究 [J]. 中国粮油学报, 2022,37(5):10-15.
- [3] 梁习卉子, 陈兵旗, 李民赞, 等. 基于 HOG 特征和 SVM 的棉花行数动态计数方法 [J]. 农业工程学报, 2020, 36(15): 173-181.
- [4] 张开兴, 吕高龙, 贾浩, 等. 基于图像处理和 BP 神经网络的玉米叶部病害识别 [J]. 中国农机化学报, 2019,40(8): 122-126.
- [5] 赵瑞, 祁春节, 段凌凤. 基于 BP 神经网络的水稻卷叶识别 [J]. 南方农业学报, 2018,49(10): 2103-2109.
- [6] 杨桂华, 唐卫卫, 戴志诚, 等. 基于机器视觉的芯片字符识别系统 [J]. 电子测量技术, 2022,45(5): 105-110.
- [7] 任守纲, 贾馥玮, 顾兴健, 等. 反卷积引导的番茄叶部病害识别及病斑分割模型 [J]. 农业工程学报, 2020,36(12): 186-195.
- [8] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway:IEEE, 2005:886-893.
- [9] 肖爱迪, 骆力明, 刘杰. 改进的 HOG 和 SVM 的硬笔汉字分类算法 [J]. 计算机工程与设计, 2022,43(8): 2236-2243.
- [10] 丁名都, 李琳. 基于 CNN 和 HOG 双路特征融合的人脸表情识别 [J]. 信息与控制, 2020,49(1):47-54.
- [11] 周俊博, 刘光蓉, 曾山. 改进的 BP 神经网络在鸢尾花分类识别中的应用 [J]. 武汉轻工大学学报, 2021,40(6):41-46.

【作者简介】

吴鹏 (1989—), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 助教, 研究方向: 图像处理与机器学习。

(收稿日期: 2023-09-20)