

文章编号 :1003-8701(2014)01-0061-05

基于图像处理技术的玉米叶部病害识别研究

刘丽娟¹,刘仲鹏²,张丽梅¹

(1. 河北农业大学信息科学与技术学院,河北 保定 071000;2. 保定学院信息技术系,河北 保定 071000)

摘要:本文结合玉米作物病害的图像特征,首先进行图像的预处理,实现叶部病斑的分割;随后以6个参量来描述玉米叶部病斑的形状特征;将图像由RGB坐标向HSI坐标系统转换,提取参量描述病斑颜色特征;采用灰度共生矩阵提取玉米叶部病斑的纹理特征;引入粒子群优化算法对传统神经网络算法进行改进,使之具备准确分类并识别玉米叶部病害的能力;最后构建了玉米叶部病害图像识别系统,并通过实验与比较,证明了所构建的系统识别病害的准确度。

关键词:玉米作物;叶部病害;图像识别;图像处理技术

中图分类号:S435.131

文献标识码:A

Studies on Image Processing of Maize Leaf Diseases

LIU Li-juan¹, LIU Zhong-peng², ZHANG Li-mei¹

(1. College of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071000;

2. Department of Information Technology, Baoding Institute of Hebei, Baoding 071000, China)

Abstract: In order to identify the disease by using computer, digital image processing technique and pattern recognition technique were used in the paper, which was composed of image acquisition, image preprocessing, feature extraction and matching. The image is converted from RGB model to HIS. A gray level co-occurrence matrix was used to capture the texture features. The particle swarm optimization algorithm was used to improve the bp neural network algorithm. A maize leaf disease features' extraction and recognition system was constructed at last. The rationality and validity were validated experimentally.

Keywords: Maize; Leaf disease; Image processing; Image recognition

玉米是我国北方主要作物之一,播种面积很大。而玉米的叶部病害是分布较广、危害较重的病害,严重影响玉米作物的产量和品质。传统的病害诊断方法是通过肉眼观察判断,并结合农业作物病害图谱进行比对,效率低下,难以及时、准确地发现和治理病害;近年来开发和应用的一些作物病害专家系统虽然起到了一些作用,但由于其需要大量的病害数据作为系统的输入,而作物病害的具体特征非常复杂,难以实现精确的量化,因此影响了专家系统判断的准确性^[1-2]。玉米叶部病害往往影响着其叶片组织的形状、颜色、纹理等属性,导致与正常的叶片存在比较明显的区别。本研

究引入图像分析技术进行玉米叶部病害检测,首先进行病害图像的预处理,将采集到的图像通过灰度化和中值滤波后,进行图像分割,得到病斑图像;随后以6个特征来描述玉米叶部病斑的形状特征,将图像由RGB坐标向HSI坐标系统转换,描述玉米叶部病斑的颜色特征,采用灰度共生矩阵提取玉米叶部病斑的纹理特征,针对传统的BP神经网络算法所存在的学习过程收敛速度慢、算法易陷入局部极小点和鲁棒性差等缺陷,引入粒子群优化算法对其进行优化和改进,使之具备更加准确分类并识别玉米叶部病害的能力。通过实验与比较,证明了所构建的玉米叶部病害识别系统识别病害的准确度,在作物病害识别与防治方面有着很好的实践意义。

收稿日期:2013-06-21

基金项目:保定市2012年科学研究与发展计划项目(12ZN021)

作者简介:刘丽娟(1980-),女,硕士,讲师,主要研究方向:农业图像处理,精确农业。

1 病害图像的采集与预处理

1.1 玉米叶部病害图像的采集

选择玉米作物最常见的叶部病害:灰斑病、褐斑病、大斑病,病害叶片采集自河北农业大学(保定校区)实验教学基地,每种病害选择60枚叶片进行拍摄,拍摄时选择单色背景,镜头与叶片保持平行,光线亮度保持恒定并在叶片上均匀分布、无阴影。图像以JPG格式保存。

1.2 玉米叶部病害图像的预处理

为了减少图像数据量,提升图像处理效率,首先对所采集的图像进行灰度处理,通过小波图像增强算法得到增强灰度图像^[3]。接着对灰度图像进行直方图均衡化,引入Top-Hat变换,对叶部病斑部位进行突出,并去除病斑周围的伪边缘与噪声干扰成分^[4]。处理后的图像质量得到显著改善,对比度提高,轮廓细节清楚,病斑边界清晰。将处理后的图像与原始病害图像叠加,病斑图像以外的背景为黑色,针对病斑部分进行膨胀、腐蚀的处理^[4],得到与图像背景剥离的玉米病斑。图1所示为分割之后的效果。

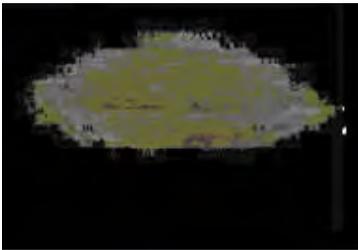


图1 病斑图像分割效果

2 病害图像的特征提取

针对玉米叶部病害图像分割的病斑,从3个方面对其进行特征提取,分别是病斑形状、病斑纹理与病斑颜色。

2.1 玉米叶部病斑形状特征提取

作物叶部的病斑信息,在形状特征上充分体现在病斑的面积、病斑的几何重心和病斑最小外接矩形3个参量上,本研究在这3个参量的基础上,进一步衍生病斑矩形度、病斑圆度以及病斑复杂度参量,共计6个参量进行玉米作物病害形状特征提取^[5]。

2.1.1 病斑的面积

面积参量以 A_0 表示,指的是玉米叶部病斑所拥有像素的值。在病斑图像分割之后,除去黑色背景之外的区域即为病斑区域,其面积以下式计算:

$$A_0 = \sum_{i=1}^N f(x, y)$$

其中 $f(x, y)$ 为表示玉米叶部病斑的一幅二维数字图像。

2.1.2 病斑的几何重心

几何重心参量指的是玉米叶部病斑区域位于重心坐标处的质心,设玉米叶部区域 R 之内的病斑只有一个,且图形完整、连通,则以下式计算其几何重心的横、纵坐标:

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{A_0} \sum_{(x,y) \in R} x \\ \bar{y} = \frac{1}{A_0} \sum_{(x,y) \in R} y \end{cases}$$

其中 A_0 表示病斑面积, R 表示病斑所处的区域。

2.1.3 病斑最小外接矩形

此参量由包围病斑的最小矩形的4个顶点坐标来描述,表示如下:

$$(X_{\min}, Y_{\min})(X_{\max}, Y_{\min})(X_{\max}, Y_{\max})(X_{\min}, Y_{\max})$$

其中 X_{\min} 、 X_{\max} 、 Y_{\min} 、 Y_{\max} 分别表示4个顶点坐标的横坐标极大值、极小值,以及纵坐标极大值、极小值。

2.1.4 病斑矩形度

病斑矩形度参量以 Rt 表示,指的是玉米叶部图像中的病斑面积与病斑最小外接矩形比值,表示如下:

$$Rt = A_0 / A_{cir}$$

其中 A_0 表示病斑面积, A_{cir} 表示包围病斑的最小矩形的4个顶点围成的区域面积。可知 Rt 的值居于区间 $[0, 1]$,如果矩形度趋近于1,则可视作病斑形状接近于矩形,若矩形度趋近于 $\pi/4$,则可判定病斑形状有可能是圆形,其他的比值则为不规则形状。

2.1.5 病斑圆度

病斑圆度参量以 C 表示,指的是玉米叶部图像中的病斑与标准圆形相似的程度,表示如下:

$$C = 4\pi A_0 / L^2$$

其中 L 的含义是病斑外围线的周长,可知 C 的值居于区间 $[0, 1]$,如果圆度趋近于1,则可视作病斑形状接近于圆形。

2.1.6 病斑复杂度

该参量描述了病斑的离散性,以 S 表示:

$$S = L^2 / A_0$$

其中 L 的含义是病斑外围线的周长, A_0 为面积。单位面积上图像周长的值越大,则病斑离散度越高,也就越复杂。

以上特征提取均是假定病斑为单一的、不连

通的,而实际情况中的病斑图像并非全部如此,因此还需要对其他的特征进行提取,包括颜色及纹理特征。

2.2 玉米叶部病斑颜色特征提取

颜色特征非常稳定,是病害诊断图像处理的一个重要参数。应用较多的颜色模型包括 RGB 模型、HSI 模型等。针对玉米作物病害图像的特征,已经有研究证明,HSI 的区分度显著优于 RGB。原因在于 RGB 特征维数过多,算法复杂,且易受光照强度的影响^[6]。所以本研究引入 HSI 进行玉米叶部病害颜色特征的提取。HSI 与 RGB 相比,特征维数较少,算法简单。因此将已有图像由 RGB 模式转换为更加利于处理和分析的 HSI 模型^[7]。具体转化过程为:

$$\begin{cases} \theta = \arccos\left\{\frac{1/2[(R-G)+(R-B)]}{[(R-G)^2+(R-G)(G-B)]^{1/2}}\right\} \\ S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)}[\min(R, G, B)] \\ I = \frac{1}{3}(R+G+B) \\ H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 360 - \theta, & G < B \end{cases} \end{cases}$$

对最常见的玉米叶部病害:灰斑病、褐斑病、大斑病进行颜色特征提取实验之后,可知正常的叶片部位与病斑之间,无论是 RGB 分量,还是 HSI 分量都存在较为明显的差别。已有研究表明,颜色矩中的中阶与低阶矩中,存放着农作物病害图像的绝大部分颜色信息,且在 RGB 颜色体系中,玉米病斑的 B 通道(蓝色分量的通道)特征最为显著^[7]。因此首先进行颜色特征降维操作,把 RGB 转换到 H 分量,再提取 B 分量与 H 分量中的一阶、二阶和三阶矩,共计 6 个参量,代表玉米叶部病害图像的颜色特征值。

2.3 玉米叶部病斑纹理特征提取

玉米叶部病害图像的纹理特征主要体现的是具体的像素所拥有的灰度空间分布的整体状态及特征,纹理特征与玉米作物病害的种类是相互关联的。病斑的纹理在每一个向度上的重复特点均有所区别,且图形复杂度很低。文献[8]和文献[9]表明,基于灰度共生矩阵的植物叶部图像特征描述,能够准确地体现出叶片病害图像的纹理在每一个灰度结构中出现的规律与统计信息,从而反映出病斑的纹理走向、纹理间距以及纹理变化的属性。本文引入灰度共生矩阵提取玉米叶部病斑的纹理特征定义玉米叶部病斑图像灰度级为 N ^[10],则灰度共生矩阵如下:

$$M_{(\theta, d)}(i, j) =$$

$$\frac{\{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in S | f(x_1, y_1) = i \wedge f(x_2, y_2) = j\}}{S}$$

定义中 $M_{(\theta, d)}$ 灰度共生矩阵, θ 代表矩阵的方向, d 为像素之间的距离,其含义是病斑图像区域里,任意两个像素,像素 1 的灰度为 i ,像素 2 的灰度为 j ,在 θ 方向同时成对存在的几率大小。 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 为 2 个像素对的坐标值, $f(x_1, y_1)$ 与 $f(x_2, y_2)$ 表示像素对的数目, S 则为病斑图像中满足条件的像素对的总数。研究表明,取自灰度矩阵的 4 个参量可以充分反映出玉米叶部病害图像的纹理特征值^[11]。经过反复试验,本文选取以下一些参量作为玉米叶部病害图像的纹理特征值的元数据。分别是:

$$(1) E(\theta, d)$$

矩阵的能量,表示为:

$$E(\theta, d) = \sum_i \sum_j M_{(\theta, d)}(i, j)^2$$

其中, $M_{(\theta, d)}$ 灰度共生矩阵(下同,略), i, j 分别代表病斑区域像素对所具有的灰度值。如果大部分能量处于图像的对角线周围,则 $E(\theta, d)$ 较大。

$$(2) H(\theta, d)$$

灰度共生矩阵的熵,表示为:

$$H(\theta, d) = - \sum_i \sum_j M_{(\theta, d)}(i, j) \log_2 M_{(\theta, d)}(i, j)$$

$H(\theta, d)$ 的值与病斑图像所包含的信息量大小呈正比,且 $H(\theta, d)$ 的值越大,病斑纹理的分布就越均衡。

$$(3) I(\theta, d)$$

灰度共生矩阵的惯性矩,表示为:

$$I(\theta, d) = \sum_i \sum_j (i-j)^2 M_{(\theta, d)}(i, j)$$

$I(\theta, d)$ 能够体现出病斑图像的纹理清晰度。如果图像较为粗糙,纹理不清,则矩阵的重心位于主对角线周围, $I(\theta, d)$ 值较小。

$$(4) C(\theta, d)$$

灰度共生矩阵的相关性,表示为:

$$C(\theta, d) = \frac{\sum_i \sum_j i \times j \times M_{(\theta, d)}(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

$C(\theta, d)$ 能够体现出病斑图像行或列元素之间的相似度。其中, μ_x 表示灰度共生矩阵 $M_{(\theta, d)}$ 的每列元素之和的均值, μ_y 表示 $M_{(\theta, d)}$ 的每行元素之和的均值, σ_x 表示 $M_{(\theta, d)}$ 每列元素之和的方差, σ_y 表示 $M_{(\theta, d)}$ 每行元素之和的方差。

以 $E(\theta, d)$ 、 $H(\theta, d)$ 、 $I(\theta, d)$ 、 $C(\theta, d)$ 为元数据,进行纹理特征的提取,像素之间的距离 d 取值为

1, 矩阵的方向 θ 分别取坐标系的 4 个方向 :0、 $\pi/4$ 、 $\pi/2$ 、 $3\pi/4$ 、,生成灰度共生矩阵 $M_{(\theta, d)}$,再通过 $E(\theta, d)$ 、 $H(\theta, d)$ 、 $I(\theta, d)$ 、 $C(\theta, d)$ 分别得到其均值、标准差,共计 8 个参量,作为最终的玉米病斑图像纹理特征。

3 玉米叶部病害识别

3.1 神经网络的粒子群优化

引入神经网络进行玉米叶部病害图像的判定与识别,传统的神经网络具有学习过程收敛慢、算法易陷在局部极小值以及鲁棒性差等缺陷,引入粒子群优化算法对其进行改进^[12-13]。粒子群算法实现的难度不高,并能够在全局范围内以较快的速度找到最优解,收敛速度较快。这些特点有助于优化神经网络的性能,通过改善权值和阈值的确定过程,增强其收敛速度,并避免其陷在局部极小值。

基于粒子群算法,引入 t 作为其适应度函数,表示为:

$$t = \frac{1}{N} \sum_i^n \sum_j^n (y_{j,i}^d - y_{j,i})^2$$

上式中, N 的含义是玉米作物叶部病害的训练样本总数; $y_{j,i}^d$ 的含义是来自于样本 i 、节点 j 的预测值; $y_{j,i}$ 的含义是与预测值相对应的实际值。神经网络神经元的数目以参数 m 表示。优化之后的神经网络执行流程如下^[14]。

(1) 结合所采集的玉米作物叶部病害图像的训练集,设计出粒子群优化神经网络的结构,确定参数的初值。

(2) 结合结构已成型的 BP 网络,确定粒子群参数初值。

(3) 结合适应度函数 t ,得到每一个粒子的极值点适应度值,进行神经网络迭代,通过寻优操

作,得到所需的极值点。

(4) 遍历每一个粒子,并看其能否满足迭代结束的条件。迭代次数符合要求后,迭代停止,得到神经网络最优解,即权值和阈值。如果迭代结束的条件未满足,则回到(3)。

3.2 神经网络的设计

以 Sigmoid 型函数作为激活函数,构建 3 层神经网络结构,结合玉米叶部病害诊断的特点,选取所需的图像属性。其中玉米叶部病斑形状特征包括病斑的面积、病斑的几何重心、病斑最小外接矩形、病斑矩形度、病斑圆度、病斑复杂度 6 个属性;颜色特征包括 B 分量与 H 分量之中的一阶、二阶和三阶矩,共计 6 个属性;纹理特征包括灰度共生矩阵 $M_{(\theta, d)}$ 的 $E(\theta, d)$ 、 $H(\theta, d)$ 、 $I(\theta, d)$ 、 $C(\theta, d)$ 分别得到其均值、标准差,共计 8 个属性。以上的属性作为 BP 神经网络的输入值,输入神经元数为 20 个。玉米作物叶部常见病害为灰斑病、褐斑病、大斑病,输出神经元数为 3 个。结合 Kolmogorov 算法^[15],隐含层为 19 个节点。以遗传算法优化传统的神经网络方法,对 BP 网络进行训练,从而获取较优的权值、阈值。

3.3 实验结果

玉米叶部病害图像从河北农业大学实验教学基地提取,分别以传统的神经网络算法和优化的算法进行训练与测试比较,选取 3 类病害的训练及样本,确定网络学习速率值为 0.01,在训练中,样本图像共 400 幅,包括灰斑病 175 幅、褐斑病 105 幅、大斑病 120 幅。可知传统算法的神经网络收敛于 22 次,而优化网络则收敛于第 10 次,性能有较为明显的提升。

BP 网络收敛图对比如下。

将 3 类玉米叶部病害的图像各取 60 幅进行

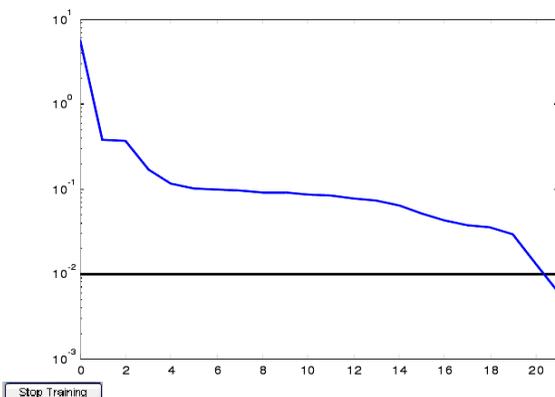


图 2 传统算法的神经网络

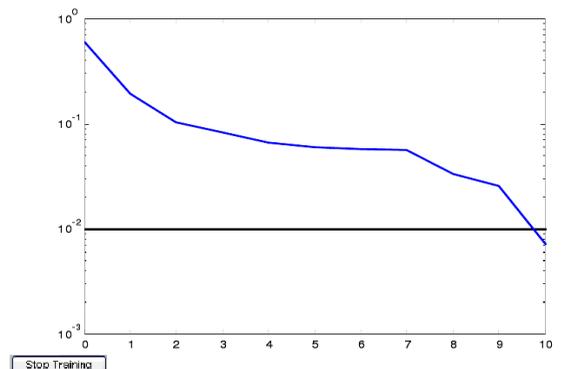


图 3 优化的神经网络

测试,表 1 所示为识别结果对比。

结果表明,优化的 BP 神经网络平均识别率 93.3%,比传统 BP 网络的平均识别率 87.8%有较

为显著的提升,且经过更少的迭代次数就使网络的性能达到了要求。

玉米是我国十分重要的作物,其病害的预测

表 1 玉米叶部病害的图像识别结果对比

玉米叶部病害	灰斑病	褐斑病	大斑病	平均识别率
图像总数	60	60	60	—
传统 BP 网络识别率(%)	86.7	88.3	88.3	87.8
优化 BP 网络识别率(%)	91.7	93.3	95.0	93.3

与防治意义非常重大,然而目前病害诊断性能低下,诊断资源匮乏,本研究将改进 BP 算法应用于玉米叶部病害图像识别,对病害图像进行去噪、增强等预处理,通过提取目标图像的形状特征、颜色特征、纹理特征,将这些属性作为神经网络的输入,引入粒子群算法对 BP 网络进行优化,克服其固有的缺陷,实现了玉米叶部病害分类识别。本文的成果对作物病害诊断自动化的实现具有比较好的实践意义和理论价值。

参考文献:

- [1] 刘双印,徐龙琴,涂超,等.案例推理在果树病虫害诊断与防治专家系统的研究[J].计算机技术与发展,2007,17(9):227-230.
- [2] 王衍安,李明,王丽辉.果树病虫害诊断与防治专家系统知识库的构建[J].山东农业大学学报,2005,36(3):475-480.
- [3] 刘丽娟,刘仲鹏.玉米生长期叶部病害图像识别预处理研究[J].河南农业科学,2013,9(2):158-161.
- [4] 安福定.基于高层语义的图像检索研究[D].西北农林科技大学,2011.
- [5] 王静.基于图像处理技术的烟叶病害自动识别研究[D].昆明理工大学,2011.
- [6] 张跃.基于内容的图像检索算法的研究[D].中科院合肥

- 智能机械研究所,2006.
- [7] 齐龙,马旭,张小超.基于 BP 网络的植物病害彩色图像的分割技术[J].吉林大学学报(工学版),2006,32(s2):126-129.
- [8] Gotlieb C C, kreyszig H E. Texture descriptors based on co-occurrence matrices [J]. Computer vis Graph Image Process, 1990(51): 70-86.
- [9] 王惠明,史萍.图像纹理特征的提取方法[J].中国传媒大学学报,2006,13(1):49-52.
- [10] 马帅营.基于灰度共生矩阵和 BP 神经网络集成的纹理图像分类[J].大连民族学院学报,2009,11(3):260-263.
- [11] 周明全,耿国华,韦娜,著.基于内容图像检索技术[M].北京:清华大学出版社,2007.
- [12] Kenned J, Ebemart R C. Partical swarm optimization [A]. Proceeding of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks[C]. New York: IEEE, 1995: 192-194.
- [13] 常爱英,吴铁军,包鑫,等.基于最小二乘支持向量机的配煤着火特性预测模型[J].煤炭学报,2010,35(8):1380-1383.
- [14] 蔡金锭,付中云.粒子群神经网络混合算法在负荷预测中的应用[J].高电压技术,2007,33(5):90-93.
- [15] Ji X D, Familoni B O. A Diagonal Recurrent Neural Network-Based Hybrid Direct Adaptive SPSA Control System [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 44(7): 1469-1473.