



## 基于 SURF 算法的大豆灰斑病视觉识别系统

李建军<sup>1</sup>, 史春梅<sup>2</sup>, 单琪凯<sup>1</sup>, 华秀萍<sup>1</sup>, 孟庆祥<sup>1</sup>, 王 岩<sup>1</sup>, 王丽丽<sup>1</sup>, 姜永成<sup>1</sup>

(1. 佳木斯大学 智能检测与控制研究所, 黑龙江 佳木斯 154007; 2. 黑龙江省水利学校, 黑龙江 大庆 163000)

**摘 要:** 机器视觉技术是农田信息采集系统的关键技术之一, 在精细农业中有广泛应用, 农作物病害部位的精准识别作为精准施药的前提和关键, 其识别精准度对病害防治效果影响巨大, 当前农田信息采集系统识别精度差的问题急需解决。本研究结合机器视觉与计算机图像处理技术, 以 Visual Studio 2010 为开发平台, 搭建大豆灰斑病计算机视觉识别系统。由计算机摄像头采集大豆叶片图像, 通过对彩色图像灰度化预处理, 分别对比 Open CV (Open Source Computer Vision Library) 计算机视觉开源库中两个图像特征检测识别方法—SURF (Speeded Up Robust Features) 法和 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 法, 对图像灰斑特征点进行检测, 两种算法在输出帧率上差别明显, SIFT 算法输出帧率为 0.3 ~ 0.5 fps, SURF 算法输出帧率为 0.6 ~ 0.9 fps, 考虑设备性能和灰斑识别的精准性, 最终选用 SURF 算法; 建立图像像素点海森矩阵, 经高斯滤波, 利用非极大值抑制法确定特征点, 再由立体空间差值法定位极值点, 根据哈尔小波响应值选取特征点主方向, 构造 SURF 特征点描述算子以提取特征点, 编写相关程序代码, 分别对黑农 44 分枝期和结荚期大豆叶片灰斑进行检测。结果显示: 分枝期叶片纹理少, 特征点少, 检测效果好, 检测正确率 97.28%, 耗时 0.97 s, 结荚期叶片纹理增多, 绘制特征点较多, 检测正确率 89.49%, 耗时 1.19 s, 基本满足大豆灰斑病识别系统功能需求。通过田间试验, 利用 FLANN 算法对分枝期视频图像进行特征点提取, 实现对视频图像帧检测并匹配特征点的目的, 检测率为 90.7%, 匹配率 93.8%, 该大豆灰斑病视觉识别系统的构建能够为下一步精准施药及相关农田信息精准采集系统设计提供思路与参考。

**关键词:** 机器视觉; 大豆灰斑病; SURF; SIFT; Open CV

## Visual Identification System of Soybean Frogeye Leaf Spot Based on SURF Feature Extraction

LI Jian-jun<sup>1</sup>, SHI Chun-mei<sup>2</sup>, SHAN Qi-kai<sup>1</sup>, HUA Xiu-ping<sup>1</sup>, MENG Qing-xiang<sup>1</sup>, WANG Yan<sup>1</sup>, WANG Li-li<sup>1</sup>, JIANG Yong-cheng<sup>1</sup>

(1. Institute of Intelligent Detection and Control, Jiamusi University, Jiamusi 154007, China; 2. Heilongjiang Water Conservancy School, Daqing 163000, China)

**Abstract:** Machine vision technology is one of the key technologies of farmland information collection system, which is widely used in precision agriculture. As premises and keys of precision pesticide application, recognition accuracy of crop disease site has strong influences on the diseases control. The badness of recognition accuracy is urgent to be solved. Combining machine vision and computer image technology, visual studio 2010 is used as the experimental platform to build a computer vision identification system of soybean gray spot. The image of soybean leaf was collected by computer camera, and the color image was preprocessed by graying. Two image feature detection methods from Open CV (Open Source Computer Vision Library)-SURF (Speeded Up Robust Features) algorithm and SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) algorithm were used to detect gray spot feature points. There were obvious differences between two methods in output frame rate: The range of SIFT algorithm output frame rate was between 0.3 and 0.5 fps, and SURF algorithm was between 0.6 and 0.9 fps. Considering the efficiency and equipment performance, SURF algorithm was selected. The Hessian Matrix of pixel points in the image was established. The feature points were determined by using the Gauss filter and the non-maximum suppression, and then the extreme points were located by the spatial interpolation. The main direction of the feature points was selected according to the Hal wavelet. The descriptor of SURF feature point was constructed to extract feature points, and the program codes were compiled to detect the gray spot in soybean leaves of Heinong 44 in branching stage and pod bearing stages respectively. The results showed that the leaf texture and the feature points in branching stage were few, detection effect was good, the correct rate of detection was 97.3%, and detected time was 0.97 s. The leaf texture and the feature points increase in pod bearing stages, the correct rate

收稿日期: 2018-09-11

基金项目: 教育部留学回国人员科研启动基金(020450); 黑龙江省教育厅研究生教学改革项目(JGXM\_HIJ\_2016094); 十三五国家重点专项(2016YFD0701704-02); 佳木斯大学校长创新创业基金(xzyf2017-06)。

第一作者简介: 李建军(1991-), 男, 硕士, 主要从事农业电气化研究。E-mail: 18249242716@139.com。

通讯作者: 姜永成(1976-), 男, 博士, 教授, 主要从事智能农业装备研究。E-mail: jiangyongcheng@jmsu.edu.cn。

of detection was 89.49% and detected time was 1.19 s, which basically meets the functional requirements of soybean gray spot recognition system. Through field trials and using FLANN algorithm to extract feature points of video images, detecting of video image frame rate and matching of feature points were achieved. The detection rate was 90.7% and the matching rate was 93.8%, which provides ideas and references for the next research on precision pesticide application and the design of other farmland information collection system.

**Keywords:** Machine vision; Soybean gray spot; SURF; SIFT; Open CV

大豆灰斑病作为世界性的大豆病害之一,在我国东北地区广泛传播,病害流行年份大豆的产量、品质受到严重影响<sup>[1-7]</sup>。SURF 算法和 SIFT 算法是两种常用的物体辨识和图像匹配算法,随着机器视觉、计算机图像处理技术不断发展,广大学者将其运用到农产品识别、分级、病虫害检测等。SIFT 算法是根据图像局部特征辨识物体,SURF 算法是由 SIFT 算法改进而来,是具有尺度不变特性算法的加速版,时间复杂度较 SIFT 低,SURF 算法在处理两幅图像中的物体时,通过积分图像 haar 求导,基本可以实现实时性的处理,其在机器视觉识别领域有广泛应用。王风云等<sup>[8]</sup>基于 Open CV 和 Visual Studio 2010 软件平台,开发了双孢菇机器视觉分级系统,利用分水岭、Canny 算子、闭运算等处理方法,设计传送速度、距离等精确控制策略,实现双孢蘑菇大小分级。张志斌等<sup>[9]</sup>通过对比 SIFT 与 SURF 算法优缺点,最终采用 SURF 算法对绿色作物特征提取与匹配,完成田间条件下芥蓝、芹菜、白菜图像识别,正确率 90% 以上,耗时短,为田间作物三维信息准确获取提供参考。张帆等<sup>[10]</sup>针对玉米制种过程中病害果穗表型识别问题,搭建单目视觉便携式图像采集装置,利用 RGB 和 HIS 模型,对果穗图像 6 个颜色特征和 5 个纹理特征归一化处理,建立病害果穗分类模型,实现了 3 种异常果穗的快速分选。

当前机器视觉在农业生产上的研究和应用大多为果蔬及农作物大小分拣、表型分级、作物识别、田间导航等方面<sup>[11-16]</sup>,属于作物或果实整体轮廓识别,其对识别精度要求较低。而对作物叶面局部病

虫害识别的研究较少,且其在实际应用中,识别精度根本无法满足作物叶面病虫害部位识别的要求,系统算法可靠性和准确性均有待进一步提高。对此,以黑农 44 大豆叶片灰斑病为例,设计计算机视觉识别系统,计算机摄像头采集大豆叶片图像,对彩色图像灰度化预处理,选用 SURF 算法,建立图像像素点海森矩阵并定位特征点,利用立体空间差值法确定极值点,根据哈尔小波响应值选取特征点主方向,构造 SURF 特征点描述算子提取特征点,基于 Open CV 和 Virtual Studio 2010 设计 C 语言程序,利用 FLANN 算法对分枝期视频图像进行特征点提取,对结荚期大豆叶片灰斑视频图像进行检测。该研究旨在为下一步精准施药及其他农作物病虫害信息精准采集提供借鉴。

## 1 大豆灰斑病识别系统构建

### 1.1 灰度化处理

计算机摄像头所采集彩色图像质量受环境、设备等因素影响,与原始画面存在差异,相似点不多,彩色图像包含较多色度、亮度信息,内存占用大,影响分析效率。另外,彩色图像叶片纹理信息较少,特征点减少,不利于系统识别,即进行灰度化处理。由 RGB 颜色模型,图像灰度处理通过线性变换公式(1)实现<sup>[17]</sup>,灰度对比效果如图 1。

$$Gary = R \times 0.229 + G \times 0.587 + B \times 0.114 \quad (1)$$

其中: $R$  表示三原色红色亮度值; $G$  表示三原色绿色亮度值; $B$  表示三原色蓝色亮度值。

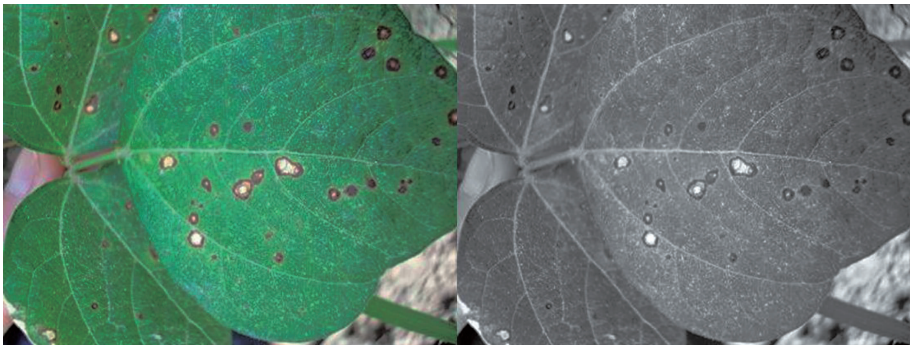


图 1 大豆灰斑病叶片灰度效果图

Fig. 1 Grayscale effect chart of soybean frog-eye leaf spot

1.2 特征检测与匹配算法

对比 Open CV 视觉开源库中两个图像特征检测方法—SIFT 和 SURF 法,对特征点较多更利于检测和对比的结荚期大豆叶面灰斑特征点进行检测,两种方法输出帧率比较见表 1,相同时间段内,SIFT 算法输出帧率为 0.3~0.5 fps,SURF 算法输出帧率为 0.6~0.9 fps。考虑设备性能和灰斑识别时效性,SURF 算法优于 SIFT 算法,故选择 SURF 法详述其原理和过程。

表 1 大豆灰斑病帧率输出结果

Table 1 Frame rate output chart of soybean frogeye leaf spot (fps)		
输出时间 Output time/ms	SIFT	SURF
905	0.43	0.88
907	0.35	0.87
915	0.47	0.83
920	0.35	0.86
928	0.46	0.79
932	0.44	0.73
939	0.42	0.65
945	0.40	0.76
948	0.51	0.75
957	0.54	0.94
平均 Mean	0.44	0.81

1.2.1 海森矩阵与高斯金字塔 图像由函数 $f(x,y)$ 表示,构建海森矩阵 $H(2)$ ,其由函数导数和偏导数构成, $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$ 表示函数在 $x$ 方向的二阶导数, $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ 表示函数在 $y$ 方向的二阶导数表示, $\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}$ 表示函数先后在 $x$ 和 $y$ 方向的二阶偏导数。

$$H(f(x,y)) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{pmatrix} \tag{2}$$

$$\det(H) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 \tag{3}$$

计算图像每个像素点的海森矩阵, $\det(H)$ 表示 $H$ 矩阵的判别式(3),判断该点是否为极值点,当前点与邻域内其它点更亮或更暗,由此定位特征点位置。SURF 法中,图像像素 $l(x,y)$ 即函数 $f(x,y)$ ,通

过高斯滤波器计算其特殊区间二阶偏导数,此时海森矩阵如(4),其3个元素由 $L_{xx}$ 、 $L_{xy}$ 、 $L_{yy}$ 表示,为提高运算效率,简化高斯模板,利用 $D_{xx}$ 、 $D_{xy}$ 、 $D_{yy}$ 分别表示高斯核与函数卷积,则 $H$ 矩阵判别式 $\det(H_{approx})$ 可近似表示为(5):

$$H(x,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,\sigma) & L_{xy}(x,\sigma) \\ L_{xy}(x,\sigma) & L_{yy}(x,\sigma) \end{bmatrix} \tag{4}$$

$$\det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \tag{5}$$

SURF 算法具有尺度不变性,经过多次高斯模糊形成高斯金字塔,金字塔每一层 (Octave) 代表一个尺度,每层待检图片通过改变高斯模糊尺度得到,同一层多个图片用到的高斯模板尺度不同,可同时处理尺度空间多层图像,无需再次采样。如图 2 中左图由普通方法建立的高斯金字塔,重复使用高斯函数对 Octave 模糊,图像尺寸有变化;图 2 中右图由 SURF 算法使滤波器尺度变化,原图不变,简化采样,提高效率。

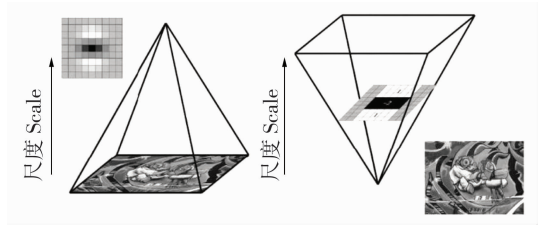


图 2 高斯金字塔中的滤波器

Fig. 2 Filters in gaussian pyramid

1.2.2 特征点定位 对海森矩阵处理后的每个像素点与其三维空间内 26 个点对比,若为最大或最小值,则保留为初步特征点;利用空间插值法获得亚像素级特征点,去除小于一定阈值的特征点,增加极值减少特征点,最终得到几个最强的特征点即极值点。根据 SURF 法中图像特征点具有旋转不变性,对比特征点各邻域哈尔小波特征值,最大值所在区域则为主方向。以特征点为中心,取边长为 20 s (s 为尺度)正方形框。将其分割 16 个子域,每个子域内 25 个像素水平方向和垂直方的哈尔小波特征值进行累加,包括水平方向值之和,水平方向绝对值之和,垂直方向之和,垂直方向绝对值之和。每个特征点就是 16×4=64 维的向量,维数减少,匹配速度提升。

1.2.3 SURF 特征点检测与匹配 SURF 特征点检测大豆灰斑病流程如图 3,系统调用库里的两幅待识别大豆叶片的图片,转为灰度图后,调用 SURF 算法函数,进行 SURF 特征点检测,绘制结果并显示。程序如下:

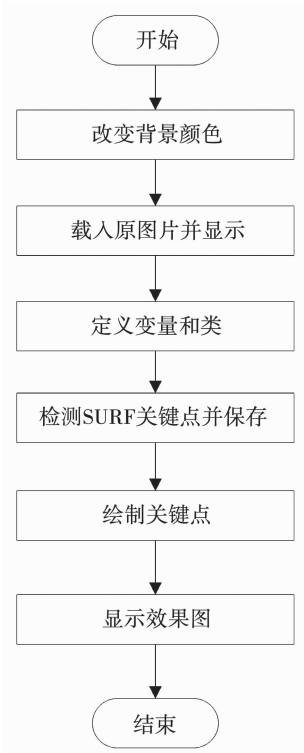


图 3 大豆灰斑病 SURF 算法程序流程图

Fig. 3 SURF algorithm program flow chart of soybean frogeye leaf spot

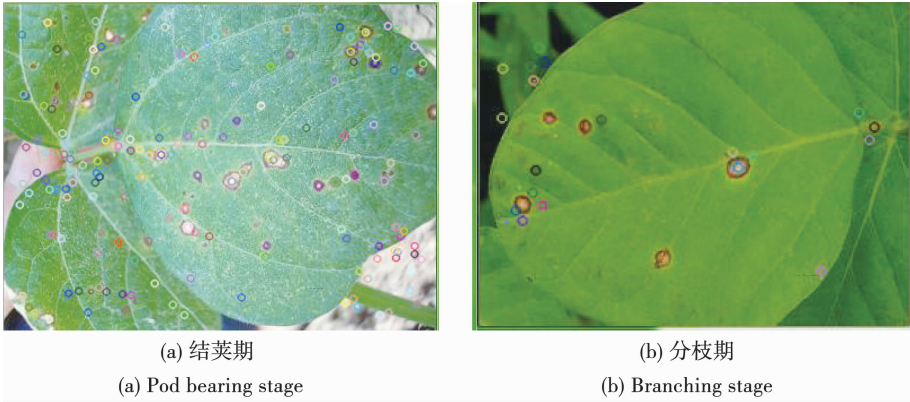


图 4 大豆灰斑病检测效果图

Fig. 4 Detection effect chart of soybean frogeye leaf spot

最后进行特征点匹配,重新载入源图片并显示,示例: `MatsrcImage1 = imread(“1.jpg”,1)`; `imshow(“原始图1”,srcImage1)`;判断内存中是否有图像,没有则提示;定义 SURF 算法 hessian 阈值,实例化特征检测的类对象,示例: `SurfFeatureDetectordetector(minHessian)`,利用 vector 模板类,初始化两个变量用于存放图片;检测 SURF 特征关键点图片,示例: `detector.detect(srcImage1, keypoints_1)`;调用

载入源图片,调用 `imread` 函数将载入的图像存入 Mat 类中,示例: `MatsrcImage1 = imread(“1.jpg”,1)`;调用 `imshow` 函数将其显示,示例: `imshow(“原始图1”,srcImage1)`;判断内存中是否有图像,没有则提示;定义 SURF 算法 hessian 阈值,即特征点检测算子,其大小决定特征点检测精度,实例化一个特征检测的类对象,示例: `Surf Feature Detector-detector(min Hessian)`,利用 vector 模板类,初始化两个变量用于存放图片,该模板类是一个动态数组,可存放任意类型数据,可被压缩;调用特征点检测函数 `detect`,检测 SURF 特征关键点,将特征点信息保存至自定义图像容器 vector,示例: `detector.detect(srcImage1, keypoints_1)`;特征点绘制到图片,示例: `drawKeypoints(srcImage1, keypoints_1, img_keypoints_1, Scalar::all(-1), DrawMatchesFlags::DEFAULT)`;显示绘制图片,示例: `imshow(“特征点检测效果图1”,img_keypoints_1)`。

如图 4,分别对分枝期和结荚期大豆叶片灰斑进行检测,结果显示,分枝期叶片纹理少,特征点少,检测效果好,检测正确率 97.28%,耗时 0.97 s,结荚期叶片纹理增多,绘制特征点较多,检测正确率 89.49%,耗时 1.19 s。

Open CV 提供的类,实例化一个特征点匹配函数, `SurfFeature Matchesmatches(srcImage1, keypoints_1)`,将匹配信息存入内存;将匹配后的特征关键点绘制到特征点检测效果图中,示例: `MatingMatches; drawMatches(srcImage1, keyPoint1, srcImage2, keyPoints2, matches, imgMatches)`。相似度高的特征点用彩色线条连接,由图 5 可看出,匹配率较好。



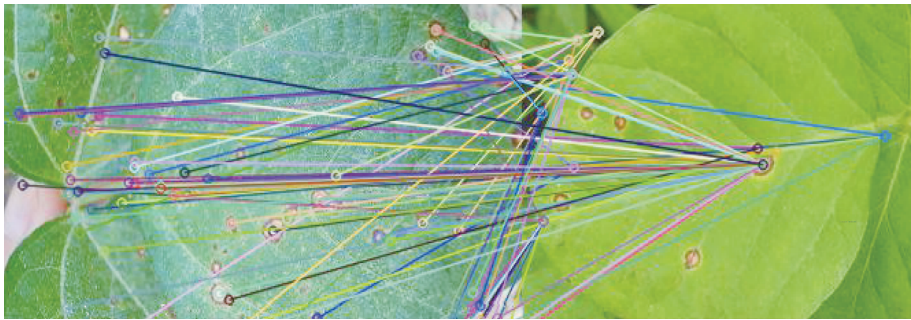


图5 大豆灰斑病 SURF 特征点提取效果

Fig. 5 SURF feature point extraction effect chart of soybean frog-eye leaf spot

2 系统实现与精准性验证

2.1 系统实现

主程序分为 5 个模块,标准图像载入与显示模块、标准图像处理模块、视频图像获取模块、视频图像处理模块、寻找最佳匹配点与图像显示。SRUF 算法进行图像处理,利用 FLANN 算法对视频图像进行特征点提取,完成匹配优秀特征点并显示。

图像载入后,经 detect 函数检测,利用 FLANN 函数 FlannBaseMatcher 初始化一个子类 matcher,定义动态数组,调用函数 matcher.train 描述符匹配对象。图像采集模块实时从摄像设备中读入视频流。由视频采集函数 VideoCapture,定义视频数据存储空间 cap(0),实现摄像设备初始化、获取视频、显示视频。检测 testImage 中是否含有视频流文件,若有则调用函数 cvtColor 将一帧图像灰度化,检测关键点并提取,经匹配训练和测试描述符,最终确定描述符。示例:vector < vector < DMatch > > matches; matcher.knnMatch ( testDescriptor, matches, 2 );。调

用模板类,实例化一个最优匹配函数,确定最后匹配点,最后定义一个 Mat 类存储匹配后的照片,并将其显示。

2.2 精准性验证

试验于 2018 年 7 月 25 号 16:00 在佳木斯大学植物园进行,以黑农 44 大豆叶片为试验对象,对分枝期叶片灰斑进行匹配。利用计算机摄像头(台达 DMV-CM30CCL/GCL,480 fps,焦距 16 mm)采集大豆叶片视频,对视频图像帧检测并匹配特征点,共匹配 6 次,匹配效果如图 6。由专业人员手工统计叶片特征点数量、匹配对数,边缘和非边缘区域特征点数量。

由表 2 可知,非边缘区特征点在特征点总数的占比率均在 60% 以上,满足下一步有效特征点的检测与匹配。有效特征点数量与非边缘区特征点数量比值为特征点检测率,平均检测率为 90.7%。匹配对数与有效特征点数量比值为匹配率,平均匹配率为 93.8%,匹配时间均在 4 s 以内,基本满足大豆灰斑病识别系统功能需求。

表 2 SURF 算法匹配准确率  
Table 2 Matching accuracy of SURF algorithm

序号 No.	特征点总数 Total feature point	非边缘区特征点 Non-marginal feature point	非边缘占比 Non-marginal ratio/%	有效特征点 Effective feature point	检测率 Detection rate/%	匹配对数 Matching couples	匹配率 Matching rate/%	匹配时间 Match time/s
1	150	95	63.3	88	92.6	83	94.3	3.169
2	179	122	68.2	110	90.2	102	92.7	3.641
3	154	99	64.3	93	93.9	87	93.5	3.599
4	168	123	73.2	109	88.6	100	91.7	3.749
5	180	109	60.6	99	90.8	93	93.9	2.019
6	137	93	67.9	85	91.4	81	95.3	2.967
平均 Mean	161	107	66.5	97	90.7	91	93.8	3.191

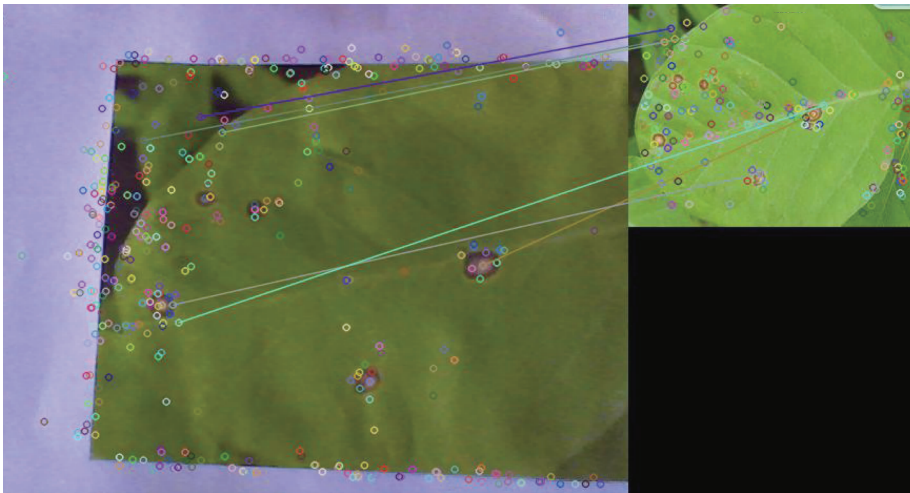


图 6 大豆灰斑病匹配效果

Fig. 6 Matching effect chart of soybean frog-eye leaf spot

3 讨 论

试验选择分枝期大豆叶片进行识别,是因为此时期是大豆生长的关键时期,将决定大豆开花数量,最终影响大豆产量,识别检测此时期的的大豆灰斑病并及时采取防治措施,对大豆生产具有重要意义。通过试验分析,本方法能满足大豆灰斑病识别系统对识别速度和精准度的需求,相比其它研究,检测率相差不大,平均检测率能够达到 90% 以上;匹配率方面有很大的提升,每次试验正确匹配率均在 90% 以上,能够解决大豆叶片灰斑病识别的根本问题。误差方面,由于试验过程中微风天气使叶片有略微晃动,会导致系统对特征点的检测识别数量存在误差,所以每次试验所得数据存在一定差异,但非边缘区特征点数能够基本稳定在 60% 以上,对试验结果准确性无较大影响,检测识别结果能够反映大豆叶片灰斑真实状况。耗时方面,现有匹配时间均在 4 s 以内,能够达到快速检测的要求,另一方面匹配时间与计算机性能及系统配置有关,通过相应改进措施,相信该系统的识别匹配效率可进一步提高。

4 结 论

以 Visual Studio 2010 为开发平台,搭建大豆灰斑病计算机视觉识别系统,由计算机摄像头采集大豆叶片图像,通过对彩色图像灰度化预处理,分别运用 Open CV 计算机视觉开源库中两个图像特征检测识别方法—SURF 法和 SIFT 法对图像灰斑特征点进行检测,两种算法在输出帧率上差别明显,SIFT 算法输出帧率为 0.3 ~0.5 fps,SURF 算法输出帧率

为 0.6 ~0.9 fps,考虑设备性能和灰斑识别精准性,最终选用 SURF 算法。通过建立图像像素点海森矩阵,经高斯滤波,利用非极大值抑制法确定特征点,由立体空间差值法定位极值点,根据哈尔小波响应值选取特征点主方向,构造 SURF 特征点描述算子提取特征点,编写相关程序代码,完成特征点检测,分别对分枝期和结荚期大豆叶片灰斑进行检测。结果显示:分枝期叶片纹理少,特征点少,检测效果好,检测正确率 97.28%,耗时 0.97 s,结荚期叶片纹理增多,绘制特征点较多,检测正确率 89.49%,耗时 1.19 s。通过田间试验,利用 FLANN 算法对分枝期视频图像进行特征点提取,实现对视频图像帧检测并匹配特征点的目的,经试验,非边缘区特征点在总特征点数的占比率均在 60% 以上,满足下一步有效特征点的检测与匹配,平均特征点检测率为 90.7%,非边缘区内的有效特征点匹配率为 93.8%,基本满足系统功能需求。该大豆灰斑病视觉识别系统的构建及相应的检测结果可以为下一步研究精准施药及相关农田信息采集系统设计提供思路与参考。

参考文献

[1] 赵忠志. 大豆灰斑病预防措施[J]. 现代农业研究, 2018(1): 117-118. (Zhao Z Z. Prevention measures for soybean gray spot disease [J]. Modern Agricultural Research, 2018 (1): 117-118.)

[2] 李沐慧. 东北地区大豆田病害调查研究与鉴定[D]. 沈阳:沈阳农业大学, 2016. (Li M H. Investigation and identification of soybean diseases in northeast China [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2016.)

[3] 马淑梅, 韩新华, 邵红涛. 大豆主要病害多抗性资源筛选鉴

- 定[J]. 中国农学通报, 2014, 30(27): 58-65. (Ma S M, Han X H, Shao H T. Evaluation of selected soybean cultivars and breeding lines for multi-resistance to major pathogens[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2014, 30(27): 58-65.)
- [4] 柳美玲. 北方大豆灰斑病发病规律与防治[J]. 农民致富之友, 2017(9): 102. (Liu M L. Regularity and prevention of soybean grey spot disease in north China[J]. Friends of Farmers Becoming Rich, 2017(9): 102.)
- [5] 李博宇. 黑龙江省大豆品种对灰斑病抗病性丧失原因分析[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2014. (Li B Y. Analysis on the reason of losing resistance to gray spot disease of soybean varieties in Heilongjiang province [D]. Harbin: Heilongjiang University, 2014.)
- [6] 董志敏, 厉志, 刘佳, 等. 大豆抗灰斑病研究进展[J]. 作物杂志, 2017(3): 1-5. (Dong Z M, Li Z, Liu J, et al. Progress on resistance to frogeye leaf spot in soybean[J]. Crops, 2017(3): 1-5.)
- [7] 程伟, 常芳国, 赵团结, 等. 大豆灰斑病发生特点及抗病遗传育种研究进展[J]. 安徽农业科学, 2015, 43(30): 22-25, 50. (Cheng W, Chang F G, Zhao T J, et al. Advance in the disease occurrence and resistance breeding of frogeye leaf spot in soybean [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2015, 43(30): 22-25, 50.)
- [8] 王风云, 封文杰, 郑纪业, 等. 基于机器视觉的双孢蘑菇在线自动分级系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(7): 256-263. (Wang F Y, Feng W J, Zheng J Y, et al. Design and experiment of automatic sorting and grading system based on machine vision for white agar[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(7): 256-263.)
- [9] 张志斌, 赵帅领, 罗锡文, 等. 基于SURF算法的绿色作物特征提取与图像匹配方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 172-178. (Zhang Z B, Zhao S L, Luo X W, et al. Matching method of green crops based on SURF feature extraction [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(14): 172-178.)
- [10] 张帆, 李绍明, 刘哲, 等. 基于机器视觉的玉米异常果穗筛分方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(S1): 45-49. (Zhang F, Li S M, Liu Z, et al. Screening method of abnormal corn ears based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(S1): 45-49.)
- [11] 陈兵旗, 吴召恒, 李红业, 等. 机器视觉技术的农业应用研究进展[J]. 科技导报, 2018, 36(11): 54-65. (Chen B Q, Wu S H, Li H Y, et al. Research of machine vision technology in agricultural application: Today and the future [J]. Science & Technology Review, 2018, 36(11): 54-65.)
- [12] 刁智华, 王会丹, 魏伟. 机器视觉在农业生产中的应用研究[J]. 农机化研究, 2014, 36(3): 206-211. (Diao Z H, Wang H D, Wei W. Summary of research on machine vision application in agricultural production [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2014, 36(3): 206-211.)
- [13] 赵世达, 马力. 机器视觉在农业生产中的运用与技术[J]. 电子技术与软件工程, 2018(9): 55. (Zhao S D, Ma L. Application and technology of machine vision in agricultural production [J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2018(9): 55.)
- [14] 王风云, 郑纪业, 唐研, 等. 机器视觉在我国农业中的应用研究进展分析[J]. 山东农业科学, 2016, 48(4): 139-144. (Wang F Y, Zheng J Y, Tang Y, et al. Analysis on application and research progress of machine vision in agriculture in China [J]. Shandong Agricultural Sciences, 2016, 48(4): 139-144.)
- [15] Hong P T T, Hai T T T, Lan L T, et al. Comparative study on vision based rice seed varieties identification[C]//Seventh International Conference on Knowledge and Systems Engineering. New Jersey: IEEE Computer Society, 2015: 377-382.
- [16] Hasankhani R, Navid H. Potato sorting based on size and color in machine vision system[J]. Journal of Agricultural Science, 2012, 4(5): 235-244.
- [17] 陈胜勇, 刘盛. 基于Open CV的计算机视觉技术实现[M]. 北京: 科学出版社, 2008. (Chen S Y, Liu S. The realization of computer vision technology in Open CV [M]. Beijing: Science Press, 2008.)