

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.04.032

基于 Laws 与 Gabor 滤波的田间西兰花花球识别技术

赵雄^{1,2} 徐港吉¹ 陈建能¹ 俞高红¹ 代丽^{1,2}

(1. 浙江理工大学机械工程学院, 杭州 310018; 2. 浙江省种植装备技术重点实验室, 杭州 310018)

摘要: 正确识别西兰花田间位置是实现西兰花自动化采收的基础,西兰花花球颜色与植株的叶片、茎秆相似,仅通过颜色特征无法对西兰花进行识别,本文以成熟期的田间西兰花为研究对象,提出了一种基于纹理特征与颜色特征的西兰花识别算法。首先通过预处理以及 Laws 滤波对图像进行边界纹理强化,再通过 Gabor 滤波对图像进行纹理特征向量提取,并对提取后的纹理特征向量进行 z-score 标准化,随后对标准化后的纹理特征向量进行 K-means 聚类与开运算,获取花球潜在存在区域。同时对 RGB 图像进行 HSV 转换,通过对图像的 H 分量进行阈值分割达到滤除地面像素的效果。最终对纹理特征识别与颜色特征识别的结果进行融合,实现对田间西兰花的识别。算法通过结合纹理与颜色特征,对田间西兰花进行了识别,解决了西兰花的花球与茎叶等背景颜色相近难以识别的问题。本文共使用 792 幅图像进行试验,试验结果表明,本方法可以准确地对西兰花田间图像进行识别,其精确率为 96.96%,召回率为 94.41%,F1 值为 95.67%。通过对 3 组不同拍摄环境的数据集进行算法识别,3 组数据集的 F1 值始终保持在 94% 以上,具有良好的拍摄环境适应性,为农业机器人进行西兰花自动化采收奠定了基础。

关键词: 图像识别; 西兰花; 纹理强化; Laws 滤波; Gabor 滤波

中图分类号: S635.3; TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)04-0313-10 **OSID:** 

Field Broccoli Head Recognition Technology Based on Laws and Gabor Filter

ZHAO Xiong^{1,2} XU Gangji¹ CHEN Jianneng¹ YU Gaohong¹ DAI Li^{1,2}

(1. Faculty of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

2. Key Laboratory of Transplanting Equipment and Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Correctly identifying the field location of broccoli is the basis for realizing automatic harvesting of broccoli. Because the flower ball color is similar to the plant stem, broccoli cannot be identified only by color features. The algorithm firstly strengthened the boundary texture of the image through pretreatment and Laws filter, in which the filter kernel function of Laws adopted $E_5 \times E_5$. Then Gabor filter was applied to the texture enhanced image, and Gabor transform which was a short-time window Fourier transform proposed to meet the locality of two dimensional images in spatial and frequency domain, with window function of Gaussian function. Through Gabor filter, each pixel had a 1×8 dimensions texture feature vector, which was generated by eight different Gabor filtering kernel functions that were determined by the wavelengths of one sinusoidal modulation wave and the directions of eight different kernel functions. The texture feature vector was zero-mean normalization to speed up the convergence of clustering process, and K-means clustering segmentation and open operation were performed to obtain the potential region of broccoli heads. Meanwhile, the image was segmented based on color features. Through converting RGB (red, green, blue) image into HSV (Hue, Saturation, Value) image, the Hue component of the image was threshold to filter out ground pixels. Finally, the results of texture feature recognition and color feature recognition were fused to realize the recognition of field broccoli heads. A total of 792 images were used for the experiment. The experimental results showed that this method could accurately identify the broccoli field images. The precision rate was 96.96%, the recall rate was 94.41%, and the F1 score was 95.67%. Through the algorithm recognition of three sets

收稿日期: 2022-07-17 修回日期: 2022-08-10
基金项目: 浙江省重点研发计划项目(2021C02021)和浙江省科技厅公益项目(LGN20E050006)
作者简介: 赵雄(1982—),男,教授,博士,主要从事现代农业装备与技术研究,E-mail: zhaoxiong@zstu.edu.cn
通信作者: 代丽(1977—),女,副教授,博士,主要从事现代农业装备与技术研究,E-mail: dl@zstu.edu.cn

of different shooting environment data sets, the F1 score of the three sets of data sets was always maintained at more than 94%, which had good shooting environment adaptability and laid a foundation for automatic harvesting of broccoli by agricultural robots.

Key words: image recognition; broccoli; texture enhancement; Laws filtering; Gabor filtering

0 引言

根据 2020 年农业农村部信息中心的相关数据,我国西兰花和花椰菜的种植总面积约为 $5.61 \times 10^5 \text{ km}^2$,产量达到 $1.0936 \times 10^7 \text{ t}^{[1]}$ 。目前西兰花行业仍采用人力采收,为解决西兰花采收无机可用、效率低、劳动量大等问题,研发西兰花采收机器人,是实现西兰花自动化收获的关键。视觉系统在整个西兰花采收机器人中占据重要地位^[2-3],其中目标花球的识别和定位算法是视觉系统的关键,视觉系统的准确性与高效性决定了目标花球识别的准确率与效率。因此西兰花采摘视觉识别定位技术具有重要的研究意义。

近些年,以机器视觉为主的识别、定位技术被广泛应用到了农业领域^[4-11],而对于西兰花的识别与定位的研究还相对较少。西兰花属于绿色植株,花球颜色与植株侧叶颜色相近,均呈现为青绿色,因此单一地基于颜色特征对西兰花图像进行识别效果不理想。目前,国内外对于绿色果实的识别主要分为两种,一种采用对多源果实图像进行融合^[12-13],另一种采用机器学习的方法通过目标果实训练进行识别^[14-15]。然而对于西兰花的检测识别,国内外研究较少,通常采取西兰花的纹理特征识别以及机器学习训练等方法进行识别。RAMIREZ^[16]提出基于 Hough 变换对西兰花叶脉进行识别,通过茎叶交叉处的纹理特征对西兰花花球进行识别,此方法依赖于西兰花茎叶的分布情况,对花球尺寸处理精度较低,识别精度低。BLOK 等^[17]提出基于 Laws 滤波对西兰花图像进行边缘增强,通过纹理强化后图像进行阈值分割并结合彩色图像进行识别,实验室环境下精准率为 99.5%,但召回率只为 91.2%,此方法太过于依赖阈值的选取,阈值的波动将会导致不同品种西兰花图像的识别失败。KUSUMAM 等^[18]提出使用视点特征直方图(VFH)、支持向量机(SVM)分类器和时间滤波器的方法,通过三维点云进行西兰花花球检测,对于美国与英国两地的西兰花品种平均识别率分别为 95.2% 和 84.5%,这表明此算法虽然对于不同品种西兰花图像的识别具有一定泛化能力,但依旧在目前的农业生产上存在着局限性。BENDER 等^[19]利用 Faster R-CNN 算法^[20]进行了西兰花植株检测,平均准确率为 95%,但算法的原

始目的是针对西兰花植株进行检测,并未对花球与茎叶分离进行研究。

西兰花花球目标识别的主要难点在于西兰花植株的叶子、茎秆颜色与花球颜色相似,均呈现为青绿色,仅通过对图像的颜色特征分析无法进行识别,此外光线不均、图像存在阴影也会对花球的识别造成影响。针对上述问题,结合国外研究经验,本文提出一种适用我国西兰花种植环境的识别算法:基于 Laws 与 Gabor 滤波的西兰花识别算法。在 Laws 滤波进行纹理强化的基础上通过 Gabor 滤波对图像纹理特征向量进行提取,结合基于纹理特征的聚类算法与颜色特征的阈值分割算法进行西兰花识别。

1 材料和识别方法

1.1 试验设备

试验采用 Intel RealSense D435 型 RGB-D 深度相机,包含深度模块的 2 个红外相机和红外发射器以及彩色模块的 1 个 RGB 相机,试验中分别采用分辨率为 640 像素×480 像素(低像素)、1 280 像素×720 像素(高像素)的 RGB 相机进行拍摄,相机帧率为 30 f/s,其中视场角分别为 53°×41°和 64°×41°。相机通过 USB 3.0 Type-C 串口与计算机相连,计算机处理器为 Intel Core i5-7300HQ,运行内存为 8 GB,遮阴装置采用铝型材与遮阴布组合搭建,并在内部采用 4 盏 6 W 的 41 cm 白色灯管进行补光,将相机固定安装在遮阴架内,由此组成图像采集模块,如图 1 所示。

1.2 图像与数据采集

于 2021 年 11 月 11 日和 2022 年 5 月 6 日在浙江省嘉兴市浙江省农业科学院杨渡科研创新基地拍摄。试验所采集的西兰花品种为“浙青 161”,植株种植在垄宽为 1.1 m 的试验田中,西兰花种植株距为 50 cm。采集过程中将图像采集模块架设于田垄之上,摄像头与田垄保持水平,推动采集模块并通过计算机中 Intel RealSense Viewer 软件对田间西兰花进行拍摄,去除失真以及曝光严重的图像,得到 396 幅原始图像,包含 3 个组别的西兰花图像,各组别拍摄条件以及图像数量如表 1 所示,自然光环境下图像较少,主要是由自然光环境下图像曝光严重与失真的比例过高被剔除所导致。

1.3 算法描述

西兰花识别是通过算法将西兰花图像中的花球

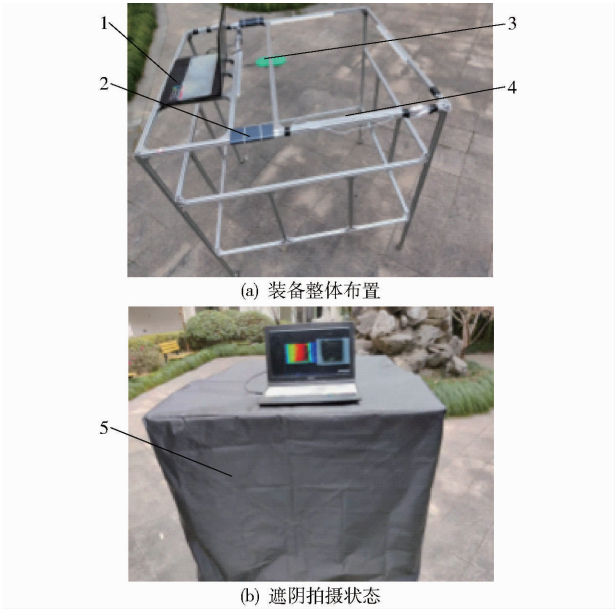


图 1 图像采集模块

Fig. 1 Image acquisition module

1. 便携式计算机 2. 移动电源 3. RGB-D 相机 4. 白色灯管
5. 遮阴装置

表 1 各组别西兰花图像数量

Tab. 1 Number of broccoli images in each group

组别	拍摄条件	数量
1	高像素遮光并人工打光	234
2	高像素自然光	70
3	低像素遮光并人工打光	92

从其茎叶、土壤等背景中提取,而西兰花由于花球与茎叶均呈现为青绿色,很难通过颜色特征对花球图像进行提取,但西兰花花球由大量小芽孢组成,呈现“点状”纹理,与西兰花茎叶呈现的“条状”纹理有较大的差别,因此本文提出了一种基于纹理滤波的西兰花识别方法,算法流程如图 2 所示,首先对拍摄得到的西兰花图像进行预处理,主要包括对图像灰度化处理与对比度增强。然后采用 Laws 滤波对图像的边缘进行强化,突出西兰花花球处纹理特征,并采用 Gabor 滤波,对图像进行纹理特征提取,随后对纹理特征向量进行 K-means 聚类,选择聚类类别实现图像分割,并运用开运算截断细小联通区域。通过将 RGB 图像转化成为 HSV 图像并提取 H 分量进行阈值分割滤除地面,结合聚类分割以及 H 分量分割结果,提取西兰花花球像素区域并拟合外轮廓,完成西兰花识别。

1.3.1 图像预处理

(1)数据增广

为了增强图像规模、质量和多样性,本文对采集得到的图像随机进行旋转、翻转等操作进行数据集的扩充。经过数据增广,共得到 792 幅图像,第 1 组

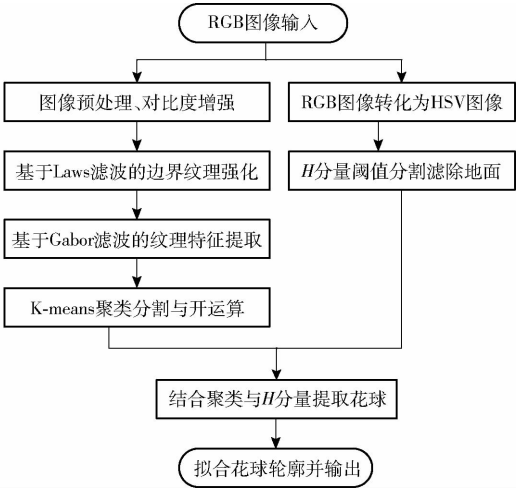


图 2 基于 Laws - Gabor 纹理滤波的西兰花识别算法流程图

Fig. 2 Broccoli recognition algorithm flow chart based on Laws - Gabor texture filter

图像被扩充为 468 幅;第 2 组图像被扩充为 140 幅;第 3 组图像被扩充为 184 幅。

(2)图像增强

图像预处理包括图像灰度化、对比度增强等,对比度增强主要通过中值滤波获取灰度平均值,根据灰度平均值与原始灰度值(原始值)计算得到的灰度值实现,计算式为

$$I_{res} = \text{round}(I_{orig} - I_{mean}) + I_{orig} \tag{1}$$

式中 I_{res} ——对比度增强图像

$\text{round}()$ ——取整函数

I_{orig} ——原始灰度图像

I_{mean} ——中值滤波图像

本文对图像首先进行灰度化处理并通过 5×5 窗口的中值滤波得到各点灰度值的平均值,随后对图像的各个像素点灰度值进行图像对比度增强。

由此图像芽孢间对比度增强,花球纹理特征得到加强。

1.3.2 基于 Laws 滤波的纹理强化

对于预处理后的西兰花图像,花球处芽孢间对比度虽得到加强,但直接提取纹理特征对于花球分割干扰较大、准确度较低,需要进行进一步强化,本文通过采用 Laws 滤波,对西兰花图像进行进一步纹理特征强化。

Laws 滤波是由 LAWS 在 1980 年提出,是通过纹理能量的纹理标记法来描述纹理^[21-22]。Laws 纹理滤波通过特定的 2D 算子核与原始图像进行卷积来对图像的纹理特性进行表述,其中二维算子核可由特定一维向量得到^[23]。本文采用 1×5 的一维基础向量来构造 Laws 纹理滤波核,Laws 的 1×5 算子核共有 5 组,分别为

$$\begin{cases} \boldsymbol{L}_5 = [1 & 4 & 6 & 4 & 1]^T \\ \boldsymbol{E}_5 = [-1 & -2 & 0 & 2 & 1]^T \\ \boldsymbol{S}_5 = [-1 & 0 & 2 & 0 & -1]^T \\ \boldsymbol{W}_5 = [-1 & 2 & 0 & -2 & 1]^T \\ \boldsymbol{R}_5 = [1 & -4 & 6 & -4 & 1]^T \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\boldsymbol{L}_5$ ——完成灰度平滑检测向量算子核
 $\boldsymbol{E}_5$ ——完成边缘检测向量算子核
 $\boldsymbol{S}_5$ ——完成点检测向量算子核
 $\boldsymbol{W}_5$ ——完成波状检测向量算子核
 $\boldsymbol{R}_5$ ——完成纹状检测向量算子核

每组基础向量通过两两组合,可以得到 Laws 滤波的 2D 算子核。本文通过 Laws 滤波对西兰花图像进行边缘纹理强化,因此采用 $\boldsymbol{E}_5 \times \boldsymbol{E}_5$ 二维算子核对图像进行滤波。 $\boldsymbol{E}_5 \times \boldsymbol{E}_5$ 二维算子核为

$$\boldsymbol{E}_5 \times \boldsymbol{E}_5 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 0 & -4 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & -4 & 0 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

该算子主要对图像的边缘特征进行强化,选择该算子核主要是花球处芽孢密集,需要进一步加强边界纹理。经过算子核的滤波后,西兰花花球芽孢特征强化效果显著,与茎叶特征差别明显。

1.3.3 基于 Gabor 滤波的纹理特征提取

对于通过 Laws 滤波后的图像,花球处纹理特征明显,通过 Gabor 滤波提取图像的纹理特征,从而得到各个像素点纹理特征向量。Gabor 变换是针对二维图像在空域和频域上满足局部性而提出的一种窗函数为高斯函数的短时窗口傅里叶变换^[24-25]。在二维图像处理中,Gabor 滤波器具有良好的滤波性能,且与人体视觉系统相近,具有良好的纹理检测功能^[26]。

Gabor 核函数的复数表达可以表示为

$$G(x,y) = h(x,y) \exp \left(i \left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi \right) \right) \quad (4)$$

$$\text{其中} \quad h(x,y) = \exp \left(-\frac{1}{2} \frac{x'^2 + y'^2}{\sigma^2} \right) \quad (5)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (6)$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (7)$$

式中 (x,y) ——空间域像素坐标
 $G(x,y)$ ——Gabor 滤波核函数
 $h(x,y)$ ——高斯函数
 λ ——正弦调制波波长
 ψ ——正弦调制波相位偏移
 θ ——Gabor 核函数方向角
 γ ——长宽比
 σ ——高斯函数的标准差

在上述 5 个参数中,由 λ 决定 Gabor 滤波器的正弦调制波的波长,通过调整波长,可以实现滤波器多尺度的检测,通过调整 θ 可以改变 Gabor 核函数的方向,实现滤波器多方向的检测^[27]。

基于 Gabor 滤波器的自适应纹理特征提取,是通过 Gabor 核函数对输入图像进行滤波,图像滤波操作公式为

$$I_G = G(x,y) \otimes I_o \quad (8)$$

式中 I_G ——Gabor 滤波图像
 $\otimes$ ——卷积操作
 I_o ——Laws 滤波图像

将得到的滤波图像的各个像素点的像素值作为特征向量,本文中称为原始特征向量。由于经过卷积处理后的输出图像包含有复数项,因此需要对图像 I_G 的各个像素值进行求模处理。此外,对 Gabor 滤波得到的原始特征向量进行 z-score 标准化处理,处理过程为

$$\sigma_G = \sqrt{\frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (|I_G(x_i,y_j)| - \text{mean}(|I_G|))^2} \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\delta}(x_i,y_j) = (|I_G(x_i,y_j)| - \text{mean}(|I_G|)) / \sigma_G \quad (10)$$

式中 σ_G ——标准差 m,n ——图像分辨率
 $\boldsymbol{\delta}(x_i,y_j)$ ——纹理特征向量

将得到的向量作为 Gabor 纹理特征向量,经过标准化的特征向量具有精度高、对后续聚类分割处理收敛快的特点^[28]。

本文通过对 5 个不同波长 λ 以及 8 个不同方向 θ 组成的 40 个核函数进行研究,分别对图像进行 Gabor 核函数滤波,发现波长 λ 为 4 像素时的 8 个不同方向的算子核对图像进行滤波产生的图像花球纹理与背景差异明显。为了减小特征向量的维数,加快算法速度,本文选用波长 λ 为 4 的 8 组不同方向的算子核进行 Gabor 滤波提取纹理特征向量,向量的维数为 $(m \times n, 8)$ 。

1.3.4 K-means 聚类分割

对于 Gabor 滤波得到的纹理特征向量,本文采用 K-means 聚类算法进行图像的聚类分割。如图 3,K-means 聚类算法的实现步骤可以表示为^[29]:首先,确定聚类类别个数 K 以及随机选定聚类中心 g ;迭代计算样本到聚类中心的欧氏距离,将样本划分到距离它最近的聚类中心的簇中;根据划分得到的簇,进行簇质心 g 的计算与更替;循环这个过程,直到簇的质心 g 不再改变或达到最大迭代次数,迭代结束,得到最终聚类结果。

本文经过试验,最终选定类别个数 K 为 2,类别

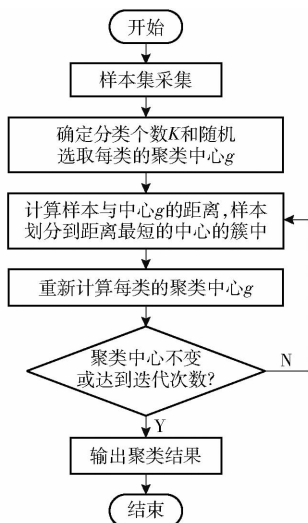


图 3 K-means 聚类算法流程图

Fig. 3 Flow chart of K-means clustering algorithm

选定为 2 时聚类效果达到最佳,未出现过分割的现象,其中 2 个类别分别表示为图像背景像素以及西兰花花球像素。根据得到的纹理特征值向量进行聚类分割,统计各个类别聚类结束后包含像素点的数量,选取的包含像素点数量在特定范围内的类,通过将这些类内的像素点置 1,其余类别像素点置 0 并形成二值图。本文选取的类别为像素点数量占像素点总数 50% 以下的类别,这个数量是由类别数 K 为 2 以及图像中西兰花花球像素始终保持较小部分决定的。对于形成的二值图像进行开运算,截断细小联通的“小桥”。本文选取 8 邻域进行区域面积开运算,通过删除过小联通区域的操作,将去除小区域后的图像视为西兰花花球像素区域。

1.3.5 地面滤除

由于地面土壤的纹理特征经过 Laws 与 Gabor 滤波后与西兰花花球的纹理特征相似,为了分割土壤背景与花球的像素区域,需要将土壤背景进行剔除。虽然无法仅凭颜色特征对西兰花花球进行识别,但颜色特征对于土壤像素的滤除具有重要意义。本文通过颜色特征对图像进行地面滤除,经过试验发现 RGB 图像对于土壤滤除的效果较差,而 HSV 图像中 H (色调)分量对于土壤分割具有较好的效果。将 RGB 图像转换为 H 分量图像, H 分量转换公式^[30]为

$$\left\{ \begin{aligned} H' &= \begin{cases} 0^\circ & (\Delta = 0) \\ 60 \frac{g-b}{\Delta} & (M_{\max} = r) \\ 60 \left(\frac{b-r}{\Delta} + 2 \right) & (M_{\max} = g) \\ 60 \left(\frac{r-g}{\Delta} + 4 \right) & (M_{\max} = b) \end{cases} \\ H &= \begin{cases} H' & (H' \geq 0) \\ H' + 360^\circ & (H' < 0) \end{cases} \end{aligned} \right. \quad (11)$$

其中

$$\Delta = M_{\max} - M_{\min}$$
$$M_{\max} = \max(r, g, b)$$
$$M_{\min} = \min(r, g, b)$$

式中 r ——归一化 RGB 图像红色分量
 g ——归一化 RGB 图像绿色分量
 b ——归一化 RGB 图像蓝色分量

为了便于后续处理,将 H 分量进行了归一化处理,由于田间土壤像素偏向于红褐色,现选定阈值为 0.1 ~ 0.9,分割滤除此范围外的像素点,并认定为土壤像素。

1.3.6 合并检测结果

基于 Laws 与 Gabor 滤波的纹理分割滤除了图像中大部分背景,如西兰花茎叶等,它将分割后的像素区域均视为花球,这其中包含了花球、土壤的像素区域,这将会引发检测结果的假阳性,而通过 HSV 图像中 H 分量的阈值分割,滤除了图像中土壤的像素区域,结合纹理特征与颜色分割算法,有效减少了由于土壤与花球纹理相似导致检测出现假阳性。纹理分割与颜色分割的结果合并通过新生成一个与原图像大小相等的二值化图像,并将所有像素点的像素值设置为 0,通过对比纹理特征与颜色特征分割结果,将其中像素值均为 1 的像素点在新生成图像的相同位置设为 1,从而完成纹理分割结果与颜色分割结果的合并。

1.4 算法评估标准

本文对 3 组图像集进行西兰花花球识别性能评估,分别对西兰花花球进行人工标记,各组分别包含 515、143、219 个西兰花花球。本文采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值来评判算法对西兰花花球的识别性能。

2 试验

2.1 算法分割过程分析

为了展示算法的分割过程与结果,本文从数据集的 792 幅图像中随机选取 2 幅图像,如图 4 所示,2 幅图中展示了西兰花的自然生长情况,主要差别为图像是否包含土壤像素区域,而土壤的存在会对图像的纹理分割造成假阳性。2 幅图中花球均属于自然生长,茎叶包裹花球,花球颜色与茎叶颜色相近,仅通过颜色特征难以提取花球像素区域。

2.1.1 图像预处理

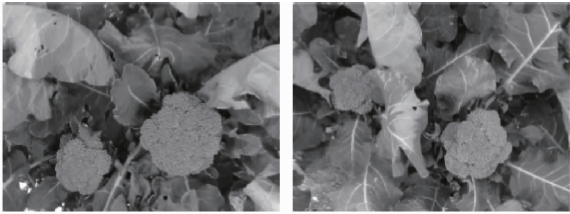
图 5 为图 4 中的示例图像预处理后的结果,示例图像经过预处理后,得到对比度增强的灰度图像,对比原图,花球像素区域的芽孢间对比度增强,花球芽孢、叶片脉络的纹理变得突出,为后续 Laws 滤波进行边界纹理强化提供了基础。



(a) 未含土壤的西兰花图像 (b) 包含土壤的西兰花图像

图 4 田间西兰花样本图像

Fig. 4 Broccoli sample image in field



(a) 未含土壤的西兰花图像 (b) 包含土壤的西兰花图像

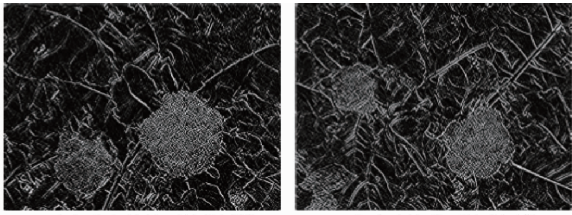
图 5 预处理后纹理强化效果

Fig. 5 Texture enhancement effect after pretreatment

2.1.2 基于 Laws 滤波的纹理强化

图 6 为经过以 $E_5 \times E_5$ 为滤波核的 Laws 滤波后的图像,此核函数主要对图像的边界进行纹理强化,图像经过处理后花球处“点状”纹理相较于其余区域更加密集紧凑,而茎叶处纹理只残留“叶脉”状的纹路,花球处纹理与茎叶等背景的纹理特征存在显著差异,这将会使得提取的纹理特征向量具有更强的差异性,特征向量的聚类过程具有更快的收敛速度。从图 6b 中可以看出,在 Laws 滤波边界强化后,图像左下的土壤纹理与西兰花花球处纹理相似,

均呈现为“点状”,这是由于土壤呈现颗粒状与花球芽孢相似,为点状颗粒型,进行 Laws 滤波边界强化过程中土壤像素区域同样得到了强化。



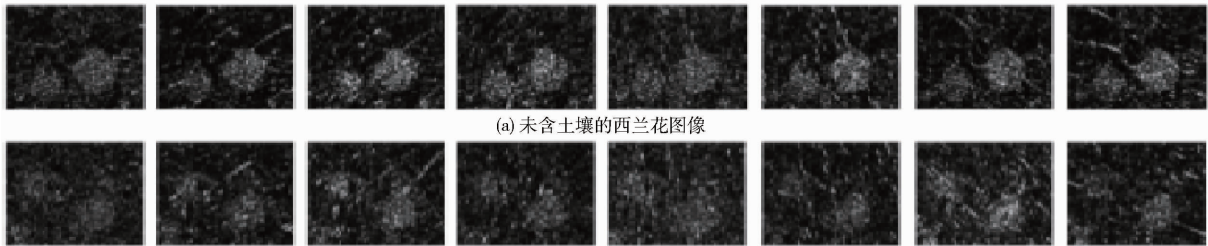
(a) 未包含土壤的西兰花图像 (b) 包含土壤的西兰花图像

图 6 预处理对 Laws 滤波的纹理强化影响对比

Fig. 6 Comparison of effects of preprocessing on texture enhancement of Laws filtering

2.1.3 基于 Gabor 滤波的纹理特征提取

本文经过试验选取 4 像素的波长 λ , 8 个 $0^\circ \sim 360^\circ$ 均分的方向 θ 构造 8 组 Gabor 滤波的算子核,对经过 Laws 滤波后的图像进行滤波并提取特征向量,每个像素点均有一个 8 维的特征向量。8 组 Gabor 滤波算子核分别对图像进行滤波,得到 8 幅滤波后图像如图 7 所示。8 幅 Gabor 滤波的图像存在明显差异,这使得纹理特征向量保证了非齐次性,而每幅图像花球的纹理特征与背景纹理特征均保持较为显著差异,对纹理分割提取花球提供了良好的条件。8 组 Gabor 滤波核函数为每个像素点提供了一个 8 维的特征向量,通过对其进行 z-score 标准化可以提高后续聚类算法的稳定性与收敛性。



(a) 未含土壤的西兰花图像 (b) 包含土壤的西兰花图像

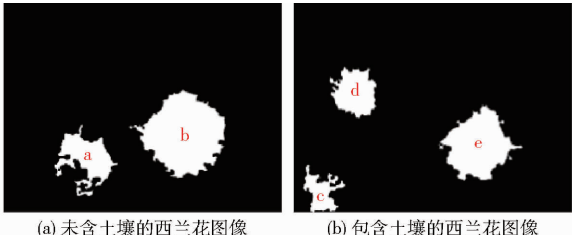
图 7 Gabor 滤波结果

Fig. 7 Results of Gabor filtering

2.1.4 K-means 聚类分割

K-means 聚类分割结果经过开运算等处理后如图 8 所示,其中图 8a 包含了两个花球像素区域,分别命名为区域 a、b,其中区域 b 花球所在像素区域花球轮廓保存完全,而区域 a 花球轮廓大体完整,但缺失较少区域,而造成这种情况的原因主要包括花球姿态倾斜导致拍摄时打光不均匀以及花球纹理不明显,这会导致花球区域纹理特征缺失,从而导致聚类分割时花球区域缺失。图 8b 展示了对于包含土壤区域的图像聚类分割效果图,包含像素区域 c、d、e,其中区域 c 为土壤像素区域,这导致了纹理分割

的假阳性。



(a) 未含土壤的西兰花图像 (b) 包含土壤的西兰花图像

图 8 K-means 聚类分割结果

Fig. 8 Results of K-means clustering segmentation

2.1.5 地面滤除

由于土壤与西兰花花球纹理特征较为相似,仅

通过纹理特征聚类分割将会导致假阳性,如图 8b 中区域 c 所示,因此本文通过颜色特征对图像进行地面滤除,来减少聚类分割出现假阳性的可能。图 9 为地面滤除后映射的彩色图像,土壤像素被滤除,同时部分茎叶等背景像素也被滤除,而花球像素保留完整。



Fig. 9 Results of ground filtering

2.1.6 合并检测结果

在得到纹理特征与颜色特征的分割结果后,结合两种分割结果以减少纹理分割过程中出现的假阳性的情况。合并结果如图 10 所示,若图像中含有土壤像素区域(图 10b),通过合并结果去除了纹理分割过程中的土壤像素区域,而未包含土壤的图像(图 10a)则保持了纹理分割的结果,这表明纹理分割与颜色分割保持良好的兼容性,合并后识别性能良好。

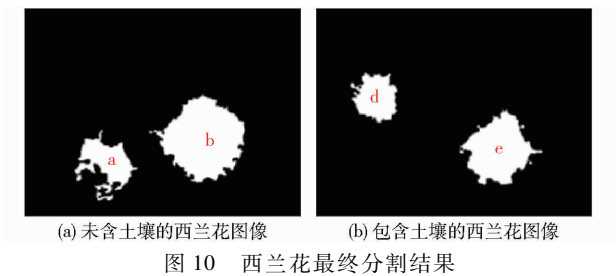


Fig. 10 Broccoli final segmentation results

2.2 识别精度分析

为了更好地说明所提出的基于 Laws 与 Gabor 纹理滤波的西兰花识别算法的性能,图 11 展示了 3 组不同拍摄情况下的图像识别结果,这 3 组图像均从 3 组拍摄的试验图像集中随机选取。通过上述示例,可以看出本方法对于西兰花田间识别的应用前景,试验表明对于大部分花球保持裸露、纹理特征明显的花球,本算法均可以对其进行识别。

表 2 展示了 3 组不同拍摄条件下的西兰花图像集识别的结果,并对各数据集以及整体进行了评估。3 组数据集共包含有图像 792 幅,经过人工标记共有花球 877 个,经过算法识别正确识别出花球 828 个,错误将背景识别为花球 26 个,遗漏识别花球 49 个,整体精确率为 96.96%,召回率为 94.41%,F1 值为 95.67%。在 3 组数据集中,数据集 1 的精

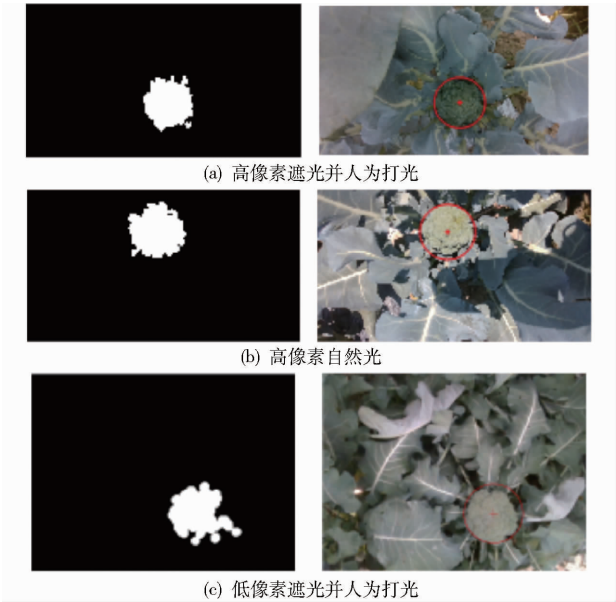


图 11 3 种不同光照环境下西兰花识别结果

Fig. 11 Identification results of broccoli in three different illumination environments

率、召回率以及 F1 值最高,这表明在遮光并人为打光的环境下拍摄的高像素数据集 1 的西兰花花球识别效果最好。相比于自然光下拍摄的高像素数据集 2,数据集 1 的精确率提高 1.27 个百分点,召回率提高 3.42 个百分点,F1 值提高 2.38 个百分点,这是由于遮光环境下拍摄的图像相比于自然光环境下存在更少的环境干扰;对比遮光并人为打光环境下拍摄的低像素图像,数据集 1 的精确率提高 1.87 个百分点,召回率提高 3.04 个百分点,F1 值提高 2.47 个百分点,这是由于高像素图像比低像素图像蕴含更多纹理信息。

表 2 3 组图像集西兰花识别结果

Tab. 2 Broccoli identification results in three

sets of image sets				%
指标	组别			平均值
	1	2	3	
精确率	97.62	96.35	95.75	96.96
召回率	95.73	92.31	92.69	94.41
F1 值	96.67	94.29	94.20	95.67

目前,超绿分割算法(ExG)以及基于 Gabor 滤波的纹理分割算法在农业领域中常被应用。超绿分割算法利用超绿特征进行 OTSU 阈值分割,超绿特征 $2G - R - B^{[31]}$ 是农业图像处理中一种常用的特征模型,通过提高 RGB 图像绿色通道的权重,增加与非绿色背景间的对比度,利用此特征可以较好地提取绿色作物的特征,常被用于农产品检测、农业导航等领域^[31-32]。基于 Gabor 滤波的纹理分割算法通过提取 Gabor 滤波后图像的纹理特征进行聚类操作

实现目标分割与识别,对于近色物体的识别,常采用纹理特征作为分割识别依据,而 Gabor 作为一种常用的滤波模型,常被用作检测、提取纹理的一种工具。目前采用 Gabor 滤波的纹理识别算法在农业领域常被用于花卉^[33]识别、绿色柑橘^[34]识别等工作场景。本文采用上述两种识别算法对采集得到的西兰花图像集进行西兰花识别试验,并与本文提出的基于 Laws 与 Gabor 滤波的西兰花识别算法进行比较,识别效果均采用上述 3 个指标进行评价,识别结果如表 3 所示。

表 3 3 种算法识别结果

Tab.3 Recognition results of three algorithms %

指标	Laws - Gabor	ExG	Gabor
精确率	96.96	64.92	74.12
召回率	94.41	65.76	72.34
F1 值	95.67	65.34	73.22

相比于其他两种算法,本文提出的基于 Laws 与 Gabor 滤波的西兰花识别算法的 3 个评价指标均有明显提升,其中相较于超绿分割算法,3 个评价指标均提升 28 ~ 32 个百分点;相较于基于纹理的 Gabor 滤波算法,3 个评价指标均提升 22 ~ 23 个百分点,这表明本文算法对西兰花识别效果更加显著。对比 3 种算法,超绿分割算法对于西兰花的识别效果最差,而纹理识别算法对于西兰花识别更具有优势,主要原因是对于近色物体的图像识别,纹理特征能更好反映目标与背景之间的差异。对比两种纹理识别算法,本文提出算法的识别效果具有较大的提升,主要原因是图像经过 Laws 滤波的边界强化后相较于仅通过 Gabor 滤波处理的图像,图像花球像素区域与背景区域的纹理差异加剧,导致纹理分割效果更加良好。

2.3 讨论

本研究主要通过纹理特征实现对西兰花的识别,并结合颜色特征,滤除图像的地面背景完成西兰花识别。虽然颜色特征由于西兰花颜色与茎叶颜色相似,无法独立对西兰花进行准确识别,但颜色特征对于西兰花识别依旧存在重要作用,尤其是 HSV 图像中的 H 分量对于地面的滤除具有良好效果,有效避免了纹理特征识别过程中产生的假阳性识别。

通过对算法分割过程中各个环节以及算法识别精度分析,本算法结合纹理特征与颜色特征进行西兰花识别具有较好的成功率,整体精确率为 96.96%,召回率为 94.41%,F1 值为 95.67%。相比于召回率,精确率对于西兰花识别更为重要,精确率越高代表算法假阳性即错误识别越少。算法产生

假阳性的数量对精确率有着直接的影响,试验中共出现了 26 次假阳性情况,产生原因为误识土壤像素、花球与茎叶分割不完全以及误识叶片像素,分别出现 11、12、3 次,分别占比 42.31%、46.15%、11.54%。产生假阳性原因主要是由于误识土壤像素以及球叶分割不完全,前者是算法对于土壤滤除不够完全所导致,如图 12a 所示,后者是由于图像中花球存在倾斜,花球纹理特征获取不完全所导致,如图 12b 所示。

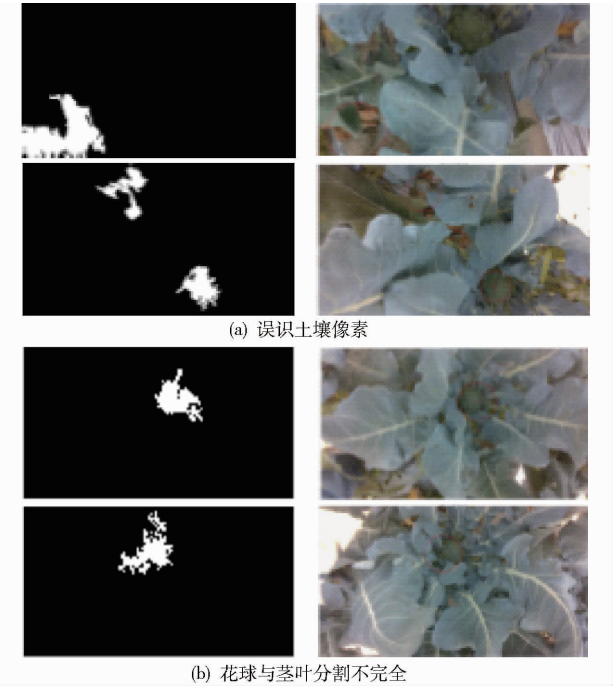


图 12 西兰花识别产生假阳性情况

Fig.12 Broccoli recognition produced false positives

召回率表明了算法对西兰花识别的完整性,数值越高表明算法识别西兰花越完全,遗漏西兰花数量越少,假阴性数量对召回率起到决定性作用。试验中共出现 49 次假阴性,产生原因为图像像素过低、图像光暗不均、花球处于阴暗处,分别出现 15、14、20 次,分别占比 30.61%、28.57%、40.82%。3 种原因均导致图像中花球处纹理特征薄弱,如图 13 所示,而纹理特征对西兰花初步识别具有重要作用,纹理特征的优劣很大程度影响了识别效果。

通过将数据集 1 与数据集 2、数据集 3 分别对比,可以看出高像素遮光并人为打光的拍摄环境对于田间西兰花识别具有促进作用,尤其是对于召回率,相比于其余两组均提升超过 3 个百分点。此外,精确率提升近 2 个百分点,F1 值提升超过 2.5 个百分点。高像素遮光拍摄的图像相比于其余两组图像具有花球纹理特征明显、外界环境干扰低等优势,这对于 3 个评价指标的提升提供了事实基础。对于 3 种拍摄环境下拍摄的数据集,算法均具有较高的

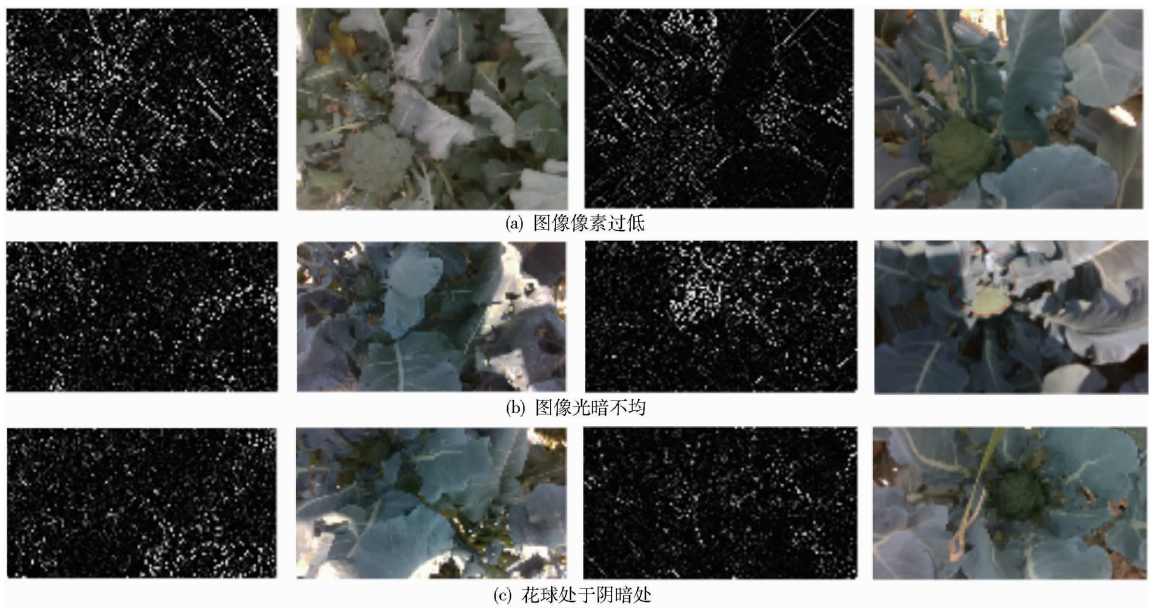


图 13 西兰花识别产生假阴性情况

Fig. 13 Broccoli recognition produced false negatives

识别性能,3 组数据集 F1 值均保持在 94% 以上,这表明本文算法对于不同的识别环境具有良好的适应性,而对于田间西兰花识别,对拍摄环境的适应能力对于实际应用具有重要意义。

3 结论

(1)利用 Laws 滤波对图像进行纹理强化并通过 Gabor 滤波对西兰花图像进行纹理特征提取,对比超绿分割以及基于 Gabor 滤波的聚类分割算法,本文算法大幅提高了识别效果,可以有效实现田间

西兰花识别目的,解决由于颜色相近无法对花球进行分割的难题。

(2)通过对 792 幅图像的算法识别,本研究提出的算法在准确性、召回率等各项评价指标上具有良好的性能,其中精确率为 96.96%,召回率为 94.41%,F1 值为 95.67%,这表明本文算法对西兰花识别具有良好效果。

(3)通过对 3 组不同拍摄环境的数据集进行算法识别,3 个数据集的 F1 值始终保持在 94% 以上,这表明本文算法对于不同拍摄环境具有良好的适应性。

参 考 文 献

[1] 国家统计局. 中国统计年鉴[J]. 北京: 中国统计出版社, 2020.

[2] 程祥云, 宋欣. 果蔬采摘机器人视觉系统研究综述[J]. 浙江农业科学, 2019, 60(3): 490 - 493.

CHENG Xiangyun, SONG Xin. Review on vision system of fruit and vegetable picking robot [J]. Journal of Zhejiang Agricultural Science, 2019, 60(3): 490 - 493. (in Chinese)

[3] 周俊, 程嘉煜. 基于机器视觉的农业机器人运动障碍目标检测[J]. 农业机械学报, 2011, 42(8): 154 - 158.

ZHOU Jun, CHENG Jiayu. Moving obstacle detection based on machine vision for agricultural mobile robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 154 - 158. (in Chinese)

[4] JIMENEZ A R, CERES R, PONS J L. A survey of computer vision methods for locating fruit on trees[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(6): 1911 - 1920.

[5] 高芳芳, 武振超, 索睿, 等. 基于深度学习与目标跟踪的苹果检测与视频计数方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 217 - 224.

GAO Fangfang, WU Zhenchao, SUO Rui, et al. Apple detection and counting using real-time video based on deep learning and object tracking[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 217 - 224. (in Chinese)

[6] 毕松, 高峰, 陈俊文, 等. 基于深度卷积神经网络的柑橘目标识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 181 - 186.

BI Song, GAO Feng, CHEN Junwen, et al. Detection method of citrus based on deep convolution neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 181 - 186. (in Chinese)

[7] 刘芳, 刘玉坤, 林森, 等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 229 - 237.

LIU Fang, LIU Yukun, LIN Sen, et al. Fast recognition method of tomato fruit in complex environment based on improved YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 229 - 237. (in Chinese)

[8] 赵德安, 吴任迪, 刘晓洋, 等. 基于 YOLO 深度卷积神经网络的复杂背景下机器人采摘苹果定位[J]. 农业工程学报,

- 2019, 35(3): 164–173.
- ZHAO Dean, WU Rendu, LIU Xiaoyang, et al. Robot apple picking location in complex background based on YOLO deep convolution neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(3): 164–173. (in Chinese)
- [9] 王丹丹, 宋怀波, 何东健. 苹果采摘机器人视觉系统研究进展[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 59–69.
- WANG Dandan, SONG Huaibo, HE Dongjian. Research progress of apple picking robot vision system[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(10): 59–69. (in Chinese)
- [10] 陈燕, 王佳盛, 曾泽钦, 等. 大视场下荔枝采摘机器人的视觉预定位方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 48–54.
- CHEN Yan, WANG Jiasheng, ZENG Zeqin, et al. Visual pre positioning method of litchi picking robot in large field of view [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 48–54. (in Chinese)
- [11] 穆龙涛, 高宗斌, 崔永杰, 等. 基于改进 AlexNet 的广域复杂环境下遮挡猕猴桃目标识别[J]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 24–34.
- MU Longtao, GAO Zongbin, CUI Yongjie, et al. Kiwifruit detection of far-view and occluded fruit based on improved AlexNet [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 24–34. (in Chinese)
- [12] KANE K E, LEE W S. Multispectral imaging for in-field green citrus identification[C] // 2007 ASAE Annual Meeting. American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2007: 1–11.
- [13] OKAMOTO H, LEE W S. Green citrus detection using hyperspectral imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(2): 201–208.
- [14] LI H, LEE W S, WANG K. Immature green citrus fruit detection and counting based on fast normalized cross correlation (FNCC) using natural outdoor colour images[J]. Precision Agriculture, 2016, 17(6): 678–697.
- [15] LYU S, LI R, ZHAO Y, et al. Green citrus detection and counting in orchards based on YOLOv5–CS and AI edge system [J]. Sensors, 2022, 22(2): 576.
- [16] RAMIREZ R A. Computer vision based analysis of broccoli for application in a selective autonomous harvester[D]. Virginia Tech., 2006.
- [17] BLOK P M, BARTH R, WIM V. Machine vision for a selective broccoli harvesting robot[J]. IFAC Papersonline, 2016, 49(16): 66–71.
- [18] KUSUMAM K, KRAJNİK T, PEARSON S, et al. 3D-vision based detection, localization, and sizing of broccoli heads in the field[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(8): 1505–1518.
- [19] BENDER A, WHELAN B, SUKKARIEH S. A high-resolution, multimodal data set for agricultural robotics: a Ladybird’s-eye view of Brassica[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(1): 73–96.
- [20] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R–CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [21] LAWS K. Rapid texture identification[J]. Image Processing for Missile Guidance, 1980, 238: 376–380.
- [22] LAWS K. Textured image segmentation[R]. University of Southern California Los Angeles Image Processing INST, 1980.
- [23] MATHAVAN S, KUMAR A, KAMAL K, et al. Fast segmentation of industrial quality pavement images using Laws texture energy measures and k-means clustering[J]. Journal of Electronic Imaging, 2016, 25(5): 053010.
- [24] JAIN A K, FARSHID F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(12): 1167–1186.
- [25] 马莉, 范影乐. 纹理图像分析[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [26] KNOWLTON K, HARMON L. Computer-produced grey scales[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1972, 1(1): 1–20.
- [27] MEHROTRA R, NAMUDURI K R, RANGANATHAN N. Gabor filter-based edge detection[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(12): 1479–1494.
- [28] LUO J, LIU B, YANG P, et al. High-speed vision measurement of vibration based on an improved ZNSSD template matching algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2022, 10(1): 43–54.
- [29] HARTIGAN J A, WONG M A. Algorithm AS 136: a K-means clustering algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1979, 28(1): 100–108.
- [30] FU L, DUAN J, ZOU X, et al. Banana detection based on color and texture features in the natural environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 105057.
- [31] HAN S, ZHANG Q, NI B, et al. A guidance directrix approach to vision-based vehicle guidance systems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 43(3): 179–195.
- [32] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282–293.
- [33] GURU D S, KUMAR Y, MANJUNATH S. Textural features in flower classification[J]. Mathematical & Computer Modelling, 2011, 54(3–4): 1030–1036.
- [34] KURTULMUS F, LEE W S, VARDAR A. Green citrus detection using ‘eigenfruit’, color and circular Gabor texture features under natural outdoor conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(2): 140–149.