

基于视觉注意模型的苗期油菜田间杂草检测

吴兰兰^{1,2} 徐 恺¹ 熊利荣¹

1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学农业部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070

摘要 提出了基于视觉注意模型的苗期油菜/杂草图像检测方法。针对苗期油菜大田环境, 获取油菜/杂草 RGB 原始图像。根据原始图像颜色分布特点改进 Itti 模型, 生成系列特征显著图, 结合区域生长算法分割出感兴趣区域。针对该区域提取形状和纹理特征参数作为支持向量机输入量, 判别出所有油菜区域, 最后融合原始图像和油菜区域获取最终株间杂草区域。结果表明: 与局部迭代阈值法和最大类间方差法相比, 本研究提出的图像分割方法更优, 正确分割目标概率、错误分割目标概率及漏分割目标概率分别为 92.46%、3.26% 及 7.54%; 针对形状、纹理、综合特征及精选特征四类特征参数集, 径向基-支持向量机的识别率分别为 96.00%、94.29%、100.00% 及 96.00%。

关键词 Itti 模型; 显著图; 图像分割; 支持向量机; 大田油菜; 杂草识别

中图分类号 TP 391.4; S 451 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2018)02-0096-07

农田杂草对农作物生长、土壤表层温湿度都会产生负面影响, 导致农田减产及土壤可重复利用率降低。目前, 普遍采用的常量喷洒农药控制杂草生长会带来环境污染、食品安全等问题, 因此, 现阶段研究的重点是从田间图像中快速准确识别出杂草并获取其分布情况进而实施精准喷药。杂草识别主要有视觉识别和光谱检测两类方法。其中, 视觉识别法主要基于一些底层视觉特征, 如形状特征、颜色特征、纹理特征和位置特征^[1-11], 而光谱检测方法主要利用农田作物和其伴生杂草之间反射率的不同^[12-13], 由于光谱数据量过大, 分析时间过长, 因此, 在田间应用上具有一定局限性。目前, 国内外研制的杂草识别系统仅能检测出简单背景下的杂草, 对复杂背景下株间杂草的识别效率较低^[14-15]。利用视觉进行图像检测的方法, 其原理主要是首先将植物区域(作物和杂草)从背景中分离, 然后利用各种判别器和分类器进行训练及检测。目前这类视觉检测方法对简单背景下杂草识别适用性强, 检测率高。但是针对杂草与作物密集分布以及光线过强导致阴影覆盖等复杂背景, 这类方法检测率不高, 很大程度上影响最终精准定位作业率。针对上述情况, 以大田环境下苗期油菜/杂草图像为研究对象, 在综合分析油菜/杂草颜色特点的基础上, 结合改进的 Itti 视

觉注意模型、区域生长算法以及支持向量机(SVM)分类器, 实现大田复杂环境下杂草的准确检测。

1 材料与方 法

1.1 图像的采集

以华中农业大学试验田中 9 月下旬至 10 月上旬的秋播油菜为研究对象, 拍摄苗期油菜/杂草图像, 时间为 10—11 月。采集条件: iPad mini4, 像平面与地面平行; 垂直高度为 50 cm; 分辨率为 680 像素×510 像素。计算机配置为 Intel Core i3 处理器, 4 GB 内存。软件平台为 MATLAB R2010b, 样本如图 1 所示。



图 1 样本图像

Fig.1 Sample image

收稿日期: 2017-05-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(31401288); 中央高校基本科研业务费专项(2662015PY078)

吴兰兰, 博士, 高级工程师. 研究方向: 视觉检测及图像分析. E-mail: wulanlan@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 熊利荣, 博士, 副教授. 研究方向: 农业电气化与自动化. E-mail: bearglj@webmail.hzau.edu.cn

1.2 基于改进 Itti 模型的显著图生成

Itti 提出的视觉注意模型依据提取的颜色、亮度及方向特征和高斯金字塔多尺度变换原理,生成图像金字塔;进行中央-周边差操作 (center-surround differences) 和归一化处理,分别形成颜色、亮度和方向子显著图,将三者线性融合最终生成总显著图 (saliency map)^[16]。

1) 特征通道。对输入图像建立高斯金字塔结构。给定一幅二维数字图像 $I(i, j)$, i, j 分别为像素的横、纵坐标。若金字塔层数为 k , 则当 $k=0$ 时, $I_k(i, j) = I_0(i, j) = I$, 代表金字塔结构的最底层。则金字塔结构第 k 层如下:

$$I_k(i, j) = \sum_{m=-N}^{m=N} \sum_{n=-N}^{n=N} w(m, n) I_{k-1}(2i+m, 2j+n) \quad (1)$$

其中, $w(m, n)$ 为降采样核函数, 一般为高斯核函数, m, n 分别为像素点的横、纵坐标, N 为 m, n 的边界值。根据上述图像多尺度表示, 获取亮度、颜色、方向特征图。其中 $r(k), g(k), b(k)$ 分别表示处理图像的红、绿、蓝颜色分量, $k \in [0, 1, 2, \dots, 8]$ 。

① 亮度特征通道。传统金字塔结构中各层图像的亮度特征公式为 $I(k) = (r(k) + g(k) + b(k)) / 3$, 结合本研究对象中绿色分量占主导地位的颜色特点, 改进传统亮度特征公式为 $I(k) = 2 \times g(k) - r(k) - b(k)$ 。

② 颜色特征通道。依据 Ewald Hering 的颜色拮抗理论, 颜色特征中红、绿、蓝、黄 4 个分量如下:

$$R(k) = (r(k) - (g(k) + b(k))) / 2 \quad (2)$$

$$G(k) = (g(k) - (r(k) + b(k))) / 2 \quad (3)$$

$$B(k) = (b(k) - (r(k) + g(k))) / 2 \quad (4)$$

$$Y(k) = (r(k) + g(k)) - 2 \times (|r(k) - g(k)| + b(k)) \quad (5)$$

③ 方向特征通道。使用 Gabor 滤波器对亮度特征在 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 及 135° 方向滤波, 其输出为相应方向特征, 如下:

$$x_{\theta_n} = x \cos(\theta_n) + y \sin(\theta_n) \quad (6)$$

$$y_{\theta_n} = -x \sin(\theta_n) + y \cos(\theta_n) \quad (7)$$

$$h(x, y, \theta_n, \lambda, \alpha, \beta) = \frac{1}{2\pi\alpha\beta} \exp \left\{ -\pi \left[\left(\frac{x_{\theta_n}}{\alpha} \right)^2 + \left(\frac{y_{\theta_n}}{\beta} \right)^2 \right] \right\} \exp \left(\frac{2\pi i x_{\theta_n}}{\lambda} \right) \quad (8)$$

其中, $h(x, y, \theta_n, \lambda, \alpha, \beta)$ 为二维 Gabor 滤波器函数, α 和 β 表示高斯包络在 x 和 y 方向上的标准差, λ 和 θ_n 为正弦波的波长与方向, $\theta_n = \frac{\pi}{m}(n-1)$,

$n=1, 2, 3, \dots, m$ 。当 θ_n 取值为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 及 135° 时, 由式(6)~(8)获取对应特征图。

2) 特征图。选取中央层 $c=2, 3, 4$, 尺度差 $\sigma=3, 4$, 则周边层 $s = \begin{cases} 5, 6, 7 & \sigma=3 \\ 6, 7, 8 & \sigma=4 \end{cases}$, Θ 为中央-周边差运算符。对颜色、亮度以及方向特征进行中央-周边差操作, 获取各特征图如下:

$$\text{亮度特征图: } M_{I(c, c+\sigma)} = |I(c) \Theta I(c+\sigma)| \quad (9)$$

$$\text{颜色特征图: } M_{RG(c, c+\sigma)} = |(R(c) - G(c)) \Theta (G(c+\sigma) - R(c+\sigma))| \quad (10)$$

$$M_{BY(c, c+\sigma)} = |(B(c) - Y(c)) \Theta (Y(c+\sigma) - B(c+\sigma))| \quad (11)$$

$$\text{方向特征图: } M_{ori(c, c+\sigma, \theta)} = |O(c, \theta) \Theta O(c+\sigma, \theta)| \quad (12)$$

其中, $M_{RG(c, c+\sigma)}, M_{BY(c, c+\sigma)}$ 分别代表红绿子通道、蓝黄子通道的颜色特征图。 $O(c, \theta)$ 代表尺度空间为 c 时, θ 方向上的方向特征映射。

3) 显著性度量。采用感受野等级模型构建显著数组, 体现特征差异。感受野模板采用 DOG(x, y) 函数, 显著性度量为:

$$\text{DOG}(x, y) = \frac{c_{\text{ex}}^2}{2\pi\partial_{\text{ex}}^2} \exp \left[-\frac{x^2 + y^2}{2\partial_{\text{ex}}^2} \right] - \frac{c_{\text{inh}}^2}{2\pi\partial_{\text{inh}}^2} \exp \left[-\frac{x^2 + y^2}{2\partial_{\text{inh}}^2} \right] \quad (13)$$

$$N(M_{(c, c+\sigma)}) = (M_{(c, c+\sigma)} + M_{(c, c+\sigma)} \times \text{DOG} - C) \quad (14)$$

其中, $\text{DOG}(x, y)$ 代表双高斯差分函数, ∂_{ex} 和 ∂_{inh} 分别表兴奋和抑制带宽, c_{ex} 和 c_{inh} 分别表兴奋和抑制常数。 $M_{(c, c+\sigma)}$ 代表给定的特征图, $N(M_{(c, c+\sigma)})$ 为显著性函数。

4) 总显著图。通过非线性归一化及各特征图间相加, 得到各特征通道显著图:

$$S_i = N \left(\bigoplus_{c=2\sigma=3}^4 N(M_{I(c, c+\sigma)}) \right) \quad (15)$$

$$S_c = N \left\{ \bigoplus_{c=2\sigma=3}^4 [N(M_{RG(c, c+\sigma)}) + N(M_{BY(c, c+\sigma)})] \right\} \quad (16)$$

$$S_o = N \left(\sum_{\theta} \bigoplus_{c=2\sigma=3}^4 N(M_{o(c, c+\sigma, \theta)}) \right) \quad (17)$$

其中, S_i, S_c, S_o 分别代表亮度、颜色、方向通道显著图, $N(\cdot)$ 为非线性归一化算子, 此处指局部迭代融合。 \bigoplus 为跨尺度相加算子, 以亮度通道显著图为例, $N \left(\bigoplus_{c=2\sigma=3}^4 N(M_{I(c, c+\sigma)}) \right)$ 表示将亮度通道各级特征图通过局部迭代运算后再进行跨尺度相加。

对上述特征显著图线性组合得到总显著图:

$$S = S_i \times W_i + S_c \times W_c + S_o \times W_o \quad (18)$$

其中, W_i, W_c, W_o 分别是亮度、颜色、方向通道显著图线性组合时对应的权值。

1.3 图像定量评价

运用 Derek Hoiem 开发的 Object Labeling Tool 工具箱对图像进行抠图处理,获取参考图像^[17]。采用正确分割目标概率(T_o)、误分割目标概率(F_o)、漏分割目标概率(N_o)为图像分割效果定量评价指标^[18]:

$$T_o = \frac{S \cap T}{T} \times 100\% \quad (19)$$

$$F_o = \frac{S - S \cap T}{T} \times 100\% \quad (20)$$

$$N_o = \frac{T - S \cap T}{T} \times 100\% \quad (21)$$

1.4 特征提取

特征提取是图像识别中最关键环节之一。特征参数包含很多,本研究主要提取形状和纹理特征,如表 1 所示。

表 1 5 个形状和 6 个纹理特征参数定义及计算公式

Table 1 Meanings and computing methods of five shape and six texture parameters

参数 Parameter	含义 Meaning	计算公式 Formulas
伸长度(E) Elongation	描述目标区域的一定程度上的紧凑性	$E = \frac{L - W}{L + W}$
矩形度(R) Rectangular	反映图像对外接矩形的充满程度, R 值越小,图像越弯曲、细长	$R = \frac{A}{WL}$
宽长比(K) Ratio of width to length	有效反映植物叶片的细长性	$K = \frac{L}{W}$
圆形度(D) Roundness	描述物体边界复杂度,叶片形状越接近于圆, D 值越大	$D = \frac{4\pi A}{P^2}$
致密度(C) Compactness	描述图像边界复杂程度,判断是否接近圆形	$C = \frac{P^2}{A}$
均值(m) Mean	描述每个区域的平均灰度级	$m = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)}{\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i)}$
标准差(σ) Standard deviation	显示纹理在灰度级上的可变性	$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i)}$
平滑度(R_s) Smoothness	灰度级对比度的量度	$R_s = 1 - 1/(1 + \sigma^2)$
三阶矩(μ_3) Third moment	直方图偏斜度的量	$\mu_3 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i)$
一致性(u) Uniformity	一致性测度,当所有的灰度值相等时,该测度最大	$u = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$
熵(e) Entropy	随机性测度,对图像所具有信息量的度量	$e = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$

注 Note: A : 面积 Area; P : 周长 Perimeter; L : 长 Length; W : 宽 Width.

2 结果与分析

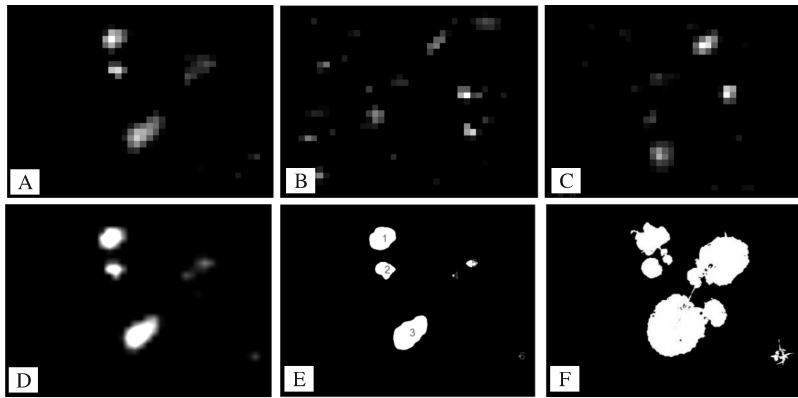
2.1 基于视觉注意模型的图像分割

基于改进视觉注意模型提取大田油菜的显著区域,结合式(15)~(17),以图 1 为例,其颜色、亮度、方向上显著图分别如图 2A-C 所示。经反复试验,式(18)中颜色、亮度、方向特征通道权值分别取 0.8、0.1、0.1 时能获得最佳总显著图(图 2D)。为了实现油菜区域分割,对显著图进行阈值分割和区域标记(图 2E),获得 6 个标记区域。以标记区域质心为种子点进行区域生长以及区域合并,最终获得感兴趣

区域(图 2F)。从图 2F 可知,显著二值图中注意到的区域为油菜叶片区域和少量杂草区域,大量杂草区域被直接忽略,主要因为苗期油菜叶片较杂草宽大,所以其显著度优于杂草,这也符合人类视觉注意特点。

2.2 图像分割结果评价

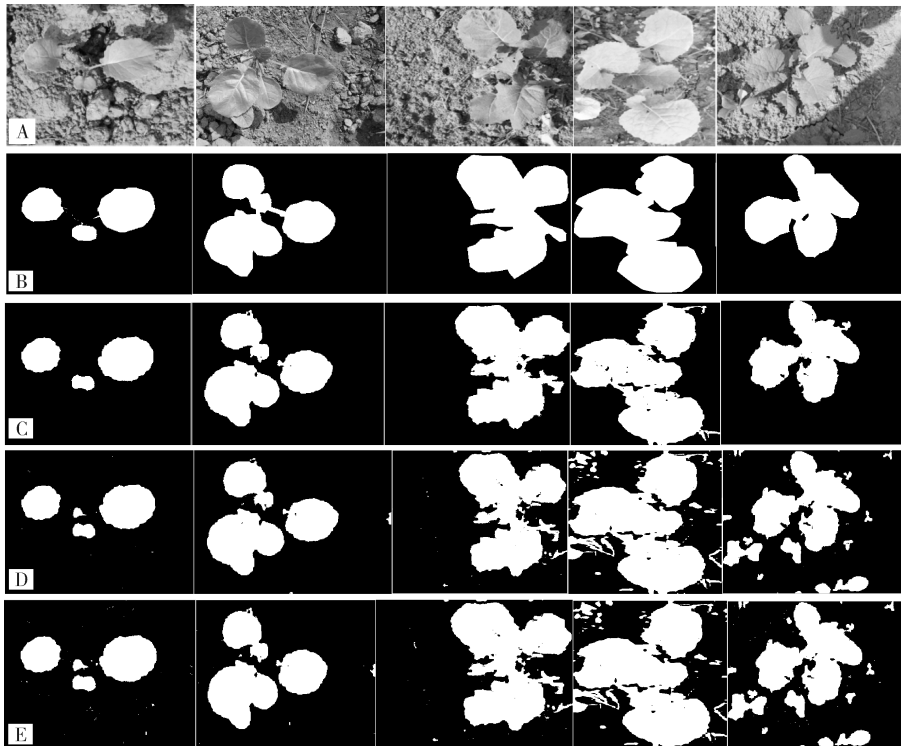
1) 定性评价。从采集样本中选取包含不同复杂背景的 5 幅图像来评价本研究提出的图像分割方法(图 3A),对应参考图像如图 3B 所示。为了进一步评价本研究分割方法效果,比较了最大类间方差和迭代阈值法的分割情况,结果分别如图 3D、E 所示。



A:颜色显著图 Color conspicuity map; B:亮度显著图 Intensity conspicuity map; C:方向显著图 Orientation conspicuity map; D:显著图 Saliency map; E:标记二值图 Labeling binary image; F:图像分割 Image segmentation.

图 2 基于视觉注意和区域合并的图像分割

Fig.2 Image segmentation based on visual attention and region combination methods



从左至右分别为 1~5 幅自然光线下田间油菜图像。From left to right, columns 1 to 5 correspond to in-field rapeseed oil plant images under natural illumination. A:测试图像 Test images; B:参考图像 Reference images; C:显著图结合区域生长 Saliency map combined with region growing; D:最大类间方差法 Otsu; E:迭代选择阈值法 Iteration threshold.

图 3 几种分割方法的分割效果对比

Fig.3 Comparison among the performances of several types of image segmentation methods

从图 3 可知,3 种图像分割方法均对简单背景下单株作物分割效果良好;对相对复杂背景的后 4 幅图像,本研究提及的图像分割方法能够直接注意到感兴趣目标(油菜),忽视大量杂草区域,符合人

眼注视特点,优于其他 2 种方法,而且对光线变化不敏感。

2)定量评价。为了更加客观评价本研究提及的图像分割算法,运用图像定量评价公式,对上述 3 种

分割方法进行比较分析,结果如表 2 所示。

表 2 3 种方法下的正确分割目标概率、
错误分割目标概率及漏分割目标概率

Table 2 Correct segmentation rates, false segmentation rates and
segmentation leakage rates using three different methods %

项目 Item	图像编号 Image No.	迭代阈值 Iterative threshold	最大类 间方差 OTSU	本研究方法 The proposed method
T ₀	A	92.08	89.92	92.28
	B	93.88	92.66	95.09
	C	86.76	85.99	90.99
	D	91.59	91.69	91.49
	E	90.06	88.05	92.02
	平均值 Average	91.08	90.07	92.46
F ₀	A	4.67	2.73	1.22
	B	1.80	1.16	1.51
	C	2.28	2.03	1.80
	D	11.79	11.97	2.31
	E	3.39	3.17	3.37
	平均值 Average	4.29	3.56	3.26
N ₀	A	7.92	10.08	7.72
	B	6.12	7.34	4.91
	C	13.24	14.01	9.01
	D	8.41	8.31	8.51
	E	9.94	11.95	7.98
	平均值 Average	8.92	9.93	7.54

由表 2 可知,本研究方法在 T₀、F₀、N₀ 3 个评价指标中的表现均优于其他 2 种方法。其中,对于简单图像 B, T₀ 达 95.09%, F₀ 为 1.51%, N₀ 为 4.91%;对光线不均匀图像 E, T₀ 达到 92.02%, F₀ 为 3.37%, N₀ 为 7.98%。对于田间环境,通过定量和定性试验分析可知本研究提出的方法优于其他 2 种分割方法。

2.3 支持向量机判别

支持向量机(SVM)通过寻找最佳分类线或分类面来保证训练和测试误差的最小化^[19-20],其中径向基核函数被广泛使用。对 28 个油菜区域和 34 个杂草区域分别提取形状和纹理特征,并随机选取样本的 60% 作为训练集,剩余 40% 作为测试集。试验中,油菜区域为类 1,杂草区域为类 2。使用 LIBSVM 工具箱,10-折交叉验证和网格寻优获取最优参数组 C 和 γ ,建立 SVM 分类模型。针对形状特征(6 个)、纹理特征(9 个)、形状纹理综合特征(15 个)、精选特征 4 种不同特征参数集,建立对应 RBF-SVM,如表 3 所示。其中,精选特征是指由统计分析得出的更具区分度的 4 个特征包括圆弧度、矩形度、标准差和一致性。

表 3 基于 15 个特征的不同核函数下的识别率

Table 3 Identification rate using different kernel functions
based on both shape and texture features %

核函数 Kernel function	训练识别率 Recognition accuracy in the training set	测试识别率 Recognition accuracy in the test set
线性 Linear	97.30	88.00
多项式 Polynomial	100.00	92.00
径向基 RBF	100.00	100.00
Sigmoid	100.00	88.00

由表 3 可知,使用径向基作为 SVM 的核函数,其训练集和测试集意义下的分类准确率均能达到 100.00%,相比于其他核函数,效果最好。利用径向基核函数分别在形状、纹理、形状纹理综合、精选特征等 4 种不同特征选取情形下,建立 SVM。其中惩罚因子 C 和核函数参数 γ 通过网格寻优得到,结果如表 4 所示。从表 4 可知,结合形状和纹理参数的 RBF-SVM 判别效果最佳,识别率达 100%。

表 4 径向基核函数下不同特征的识别率

Table 4 Identification rate using different features based on RBF

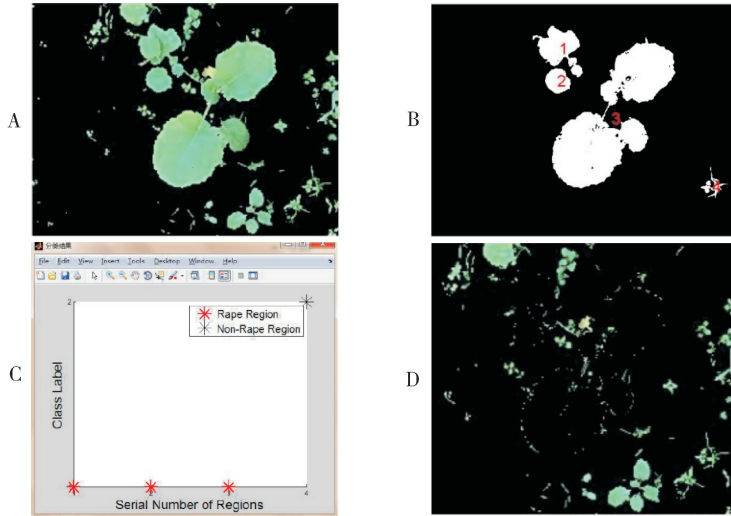
特征参数 Feature parameters	优化结果 Optimization results		训练集识别率/% Recognition accuracy in the training set	测试集识别率/% Recognition accuracy in the test set	运行时间/s Running time
	C	γ			
形状特征(9 个) Nine shape features	0.35	0.35	94.60	96.00	3.06
纹理特征(6 个) Six texture features	724.00	0.17	94.34	94.29	3.80
综合特征 Synthetic features	32.00	0.18	100.00	100.00	3.00
精选特征 Selected features	64.00	0.50	97.30	96.00	2.59

注:精选特征为从形状特征中选取的圆弧度、矩形度以及从纹理特征中选取的标准差、一致性。运行时间指从载入原始数据、网格寻优、训练分类器到最终测试过程的程序运行时间。Notes:The selected features (roundness, rectangle, standard deviation and uniform) were acquired by shape and texture features. Running time was computed including loading the data, grid optimization, training the classifier and testing the data.

2.4 杂草区域的检测

利用超绿公式和阈值分割获取原图中的绿色区域,如图 4A,从绿色区域中剔除由 SVM 分类器识

别出的所有油菜区域即得到杂草区域,结果如图 4D,对图 1 所示 RGB 图的分类结果如图 4C 所示,图 4B 所示区域中,1~3 号区域均被正确分为油菜



A:绿色区域 Green regions; B:标记分割出的区域 Labelling the segmented regions; C:SVM 分类结果 Classification results using SVM model; D:识别出的杂草区域 Identified weed regions.

图 4 杂草区域检测过程

Fig.4 Process of weed detection

区域,4 号区域也被正确分为杂草区域。

研究及运行条件上做进一步改进。

3 讨论

本研究针对苗期大田油菜/杂草图像,研究了视觉注意模型下杂草检测方法。针对 5 种不同背景大田图像,完成了改进 Itti 视觉注意模型,结合区域生长算法,提取感兴趣区域,并对试验结果进行定性和定量分析。定性试验结果表明:与其他算法相比,该算法对简单背景和复杂背景均能获取较好分割效果,算法稳定性和通用性较好,为后续杂草检测提供可靠数据。定量结果表明:本研究方法的平均正确分割目标概率为 92.46%,误分割概率为 3.26%,漏分割概率为 7.54%,均优于其他 2 种分割方法。针对感兴趣区域提取形状和纹理特征参数,进行形状、纹理、综合特征、精选特征下 RBF-SVM 分类器判别试验,结果显示其识别率分别为 96.00%、94.29%、100.00%、96.00%。由原始图像绿色区域剔除 SVM 分类器判别的油菜区域,最终获取杂草区域。本研究提及的算法对光线以及背景变化不敏感,有望突破传统图像分割瓶颈,为实现田间自动化杂草检测以及精准定位作业提供新思路。虽然本研究算法较传统图像算法有一定优势,但是运行时间过长,难以满足全程机械化作业需求,后期有必要在算法

参 考 文 献

- [1] 赵博,王宗甲,周鹏,等.智能杂草识别系统的设计与试验[J].农业工程学报,2012,28(增刊):184-187.
- [2] ZHANG Y, SLAUGHTER D C. Hyperspectral species mapping for automatic weed control in tomato under thermal environmental stress[J].Computers & electronics in agriculture, 2011,77(1):95-104.
- [3] LOPEZ-GRANADOS F. Weed detection for site-specific weed management: mapping and real-time approaches [J].Weed research, 2011,51(1):1-11.
- [4] 沈宝国,陈树人,尹建军,等.基于颜色特征的棉田绿色杂草图像识别方法[J].农业工程学报,2009,25(6):163-167.
- [5] SLAUGHTER D C, GILES D K, DOWNEY D. Autonomous robotic weed control systems: a review [J].Computers & electronics in agriculture, 2008,61(1):63-78.
- [6] GUERRERO J M, GUIJARRO M, MONTALVO M, et al. Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields[J].Expert systems with applications, 2013,40(2):656-664.
- [7] MEBATSION H K, PALIWAL J, JAYAS D S. Evaluation of variations in the shape of grain types using principal components analysis of the elliptic Fourier descriptors[J].Computers & electronics in agriculture, 2012,80:63-70.

- [8] 龙满生,何东健.玉米苗期杂草的计算机识别技术研究[J].农业工程学报,2007,23(7):139-144.
- [9] 李先锋,朱伟兴,纪滨,等.基于图像处理和蚁群优化的形状特征选择与杂草识别[J].农业工程学报,2010,26(10):178-182.
- [10] MITCH B, ALISTAIR R, FABIO R, et al. Airborne vision-based mapping and classification of large farmland environments[J]. Journal of field robotics, 2010, 27(5): 632-655.
- [11] 李先锋,朱伟兴,纪滨,等.基于特征优化和 LS-SVM 的棉田杂草识别[J].农业机械学报,2010,41(11):168-172.
- [12] 李慧,祁力钧,张建华,等.基于 PCA-SVM 的棉花出苗期杂草类型识别[J].农业机械学报,2012,43(9):184-189.
- [13] WONG W K, CHEKIMA A, WEE C C, et al. Modular-based classification system for weed classification using mixture of features[J]. International journal of computational vision & robotics, 2013, 3(4): 261-278.
- [14] 祖琴,赵春江,邓巍,等.基于可见-近红外光谱分析的圆白菜与杂草识别研究[J].光谱学与光谱分析,2013,32(5):1202-1205.
- [15] 白敬,徐友,魏新华,等.基于光谱特性分析的冬油菜苗田间杂草识别[J].农业工程学报,2013,29(20):128-134.
- [16] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]//IEEE. Computer vision and pattern recognition, CVPR 2009. IEEE Conference on IEEE, 2009:1597-1604.
- [17] 翟瑞芳,方益杭,林承达,等.基于高斯 HI 颜色算法的大田油菜图像分割[J].农业工程学报,2016,32(8):142-147.
- [18] 王晓明.基于视觉注意机制的图像分割算法研究[D].长沙:国防科技大学,2013.
- [19] 唐晶磊,何东健,景旭,等.基于 SVM 的可见/近红外光的玉米和杂草的多类识别(英文)[J].红外与毫米波学报,2011,30(2):97-103.
- [20] 吴兰兰.基于数字图像处理的玉米苗田间杂草的识别研究[D].武汉:华中农业大学,2010.

Detecting weed in seedling rapeseed oil field based on visual-attention model

WU Lanlan^{1,2} XU Kai¹ XIONG Lirong¹

1.College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2.Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-Lower Yangtze River, Ministry of Agriculture, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

Abstract A new rapeseed oil seedling/weed detection method based on visual-attention model was put forward. The RGB images for the rapeseed oil seedling and weed in the seedling rapeseed oil field were obtained. Series of feature saliency using an improved Itti model in terms of the distribution characteristics of the original images were mapped. The ROI using region growing method were extracted. We calculated the shape and texture feature parameters of the regions segmented before and put them as the input of SVM used to identify seedling rapeseed oil regions. The weed regions were obtained by combining the original images with the seedling rape regions using a logical operation. The results showed that the correct segmentation rate, false segmentation rate and error segmentation rate of the proposed method was 92.46%, 3.26% and 7.54%, respectively. It is indicated that the proposed method is better than the other two image segmentation methods. Using shape, texture, comprehensive and specifically selected feature parameters as the input, the classification rate of RBF-SVM was 96.00%, 94.29%, 100.00% and 96.00%, respectively.

Keywords Itti model; saliency map; image segmentation; SVM; seedling rapeseed oil field; weed detection

(责任编辑:陆文昌)