

基于 RGB 植被指数的大田油菜图像分割定量评价

吴兰兰<sup>1</sup> 熊利荣<sup>1</sup> 彭 辉<sup>2</sup>

1. 华中农业大学工学院/农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;  
2. 华中农业大学信息学院, 武汉 430070

**摘要** 以自然光下大田油菜幼苗图像为研究对象, 运用超红指数 ExR、超绿指数 ExG、超绿超红差分指数 ExGR、归一化植被指数 NDI、植被提取颜色指数 CIVE、植被指数组合 COM 等 6 种常用植被指数和阈值算法分割具有阴影区域的大田油菜图像, 同时试验中引入定量评价标准客观评价常用 RGB 空间植被指数的分割效果。结果表明: 定性分析中 COM 指数优于其他 5 种植被指数, 能够减少阴影带来的分割影响, 并在局部叶片分割试验中保留完整叶片轮廓; 定量分析中 COM 指数提供最佳分割精度、灵敏度和特指度分别为 94.1%、97.2%、90.9%, 其相应标准差为 1.1、1.3 和 0.06。

**关键词** 图像分割; 油菜; 植被指数; 阴影区域; 自然光照  
**中图分类号** TP 391.4 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2019)02-0109-05

油菜是我国广泛种植的主要经济作物之一, 自动精准监测其长势对于油菜生长诊断、定位管理以及产量预测具有重要意义<sup>[1]</sup>。随着视觉技术不断发展以及图像分析手段的不断更新, 大量植被指数反演农学参数为精准农业提供技术支持, 在作物监测如长势<sup>[2]</sup>和病虫害<sup>[3]</sup>等方面提供有效信息。充分利用视觉技术和图像处理的优势, 建立精准的作物判别模型, 成为定位管理模式的研究趋势<sup>[4]</sup>。

国内外研究学者利用绿色作物在可见光波段中绿光通道反射率高, 红光、蓝光通道反射率低的光谱特性, 构建了一系列植被指数, 如超红指数 ExR<sup>[5]</sup>、归一化植被指数 NDI<sup>[6]</sup>、超绿指数 ExG<sup>[7]</sup> 和超绿超红指数 ExGR<sup>[8]</sup> 等, 用来增强作物与周围地物的差异, 有效分离出绿色作物和土壤背景<sup>[9-10]</sup>。针对绿色作物的颜色特点, 以大田油菜幼苗为研究对象, 研究户外光照下阴影对图像分割的影响, 从定性和定量分析角度评价了常用植被指数的分割效果, 验证植被指数在可见光作物提取中的有效性, 为后期油菜长势或定点管理提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 图像获取

试验对象为苗期油菜, 图像均在华中农业大学

试验田(114.35°E, 30.47°N)自然光照下采集。相机(EOS 7D, Canon)距离地面 80 cm 处用三脚架固定, 镜头平行于地面, 采集苗期大田油菜 RGB 图像(图 1), 分辨率为 5 148×3 456 像素, 以 24 位 JPG 格式保存, 便于后期处理。强光下的图像会携带大量阴影区域, 见图 1 红色圈标记所示, 增加后期图像处理的复杂程度。计算机 CPU 为 Intel Core i7-6700 3.40 GHz, 内存 8 GB, 64 位操作系统为 Microsoft Windows 7 中文版, 后期处理软件为 Matlab R2012a。

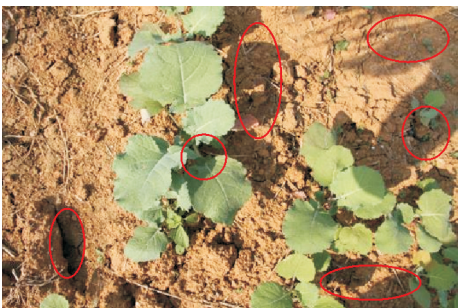


图 1 大田原始 RGB 图像

Fig.1 Original RGB images in the field

1.2 常见植被指数

植物叶面在可见光波段具有明显光谱反射特

收稿日期: 2018-07-11  
基金项目: 国家自然科学基金项目(31401288)  
吴兰兰, 博士, 高级工程师, 研究方向: 农业物料视觉检测及分析. E-mail: wulanlan@mail.hzau.edu.cn

性,而土壤则没有明显的光谱反射特性。可见光波段的植被指数就是利用这一特点来反映植被与土壤背景之间差异,进而区分作物和土壤背景,有利于下一步自动定位或精准作业。表 1 列出了超红指数 ExR、归一化植被指数 NDI、超绿指数 ExG、超绿超红差分指数 ExGR、植被提取颜色指数 CIVE<sup>[11]</sup>、植被因子 VEG<sup>[12]</sup>、植被指数组合 COM<sup>[13]</sup>等常见的植被指数及相应计算公式。表 1 中,  $R$ 、 $G$ 、 $B$  为可见光红色、绿色、蓝色通道的值,  $r$ 、 $g$ 、 $b$  分别为红色、绿色、蓝色通道的归一化值, 计算公式为:  $r = \frac{R}{R+G+B}$ ,  $g = \frac{G}{R+G+B}$ ,  $b = \frac{B}{R+G+B}$ 。

表 1 常见植被指数

Table 1 Common vegetation indices

植被指数 Vegetation indices	公式 Formulas
超红指数 ExR	$ExR = 1.4r - g$
归一化植被指数 NDI	$NDI = \frac{G - R}{G + R}$
超绿指数 ExG	$ExG = 2G - R - B$
超绿超红差分指数 ExGR	$ExGR = ExG - ExR$
植被提取颜色指数 CIVE	$CIVE = 0.441r - 0.811g + 0.385b + 18.78745$
植被因子 VEG	$VEG = \frac{G}{R^{0.667} B^{0.333}}$
植被指数组合 COM	$COM = 0.25ExG + 0.3ExGR + 0.33CIVE + 0.12VEG$

1.3 定量评价

在大田油菜图像分割试验中,正样例(true positive, TP)表示将油菜区域分割为油菜区域;负样例(true negative, TN)表示将土壤区域分割为土壤区域。与之相对的漏报(false negative, FN)表示将油菜区域分割为土壤区域,误报(false positive, FP)则是将土壤区域分割为油菜区域。为了客观定量评价各植被指数的分割性能,引入精度、灵敏度和特指度 3 种评价标准,具体计算公式如下:

精度 Ac:

$$Ac = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\%$$
 (1)

灵敏度 S:

$$S = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$
 (2)

特指度 Sp:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\%$$
 (3)

2 结果与分析

2.1 定性评价

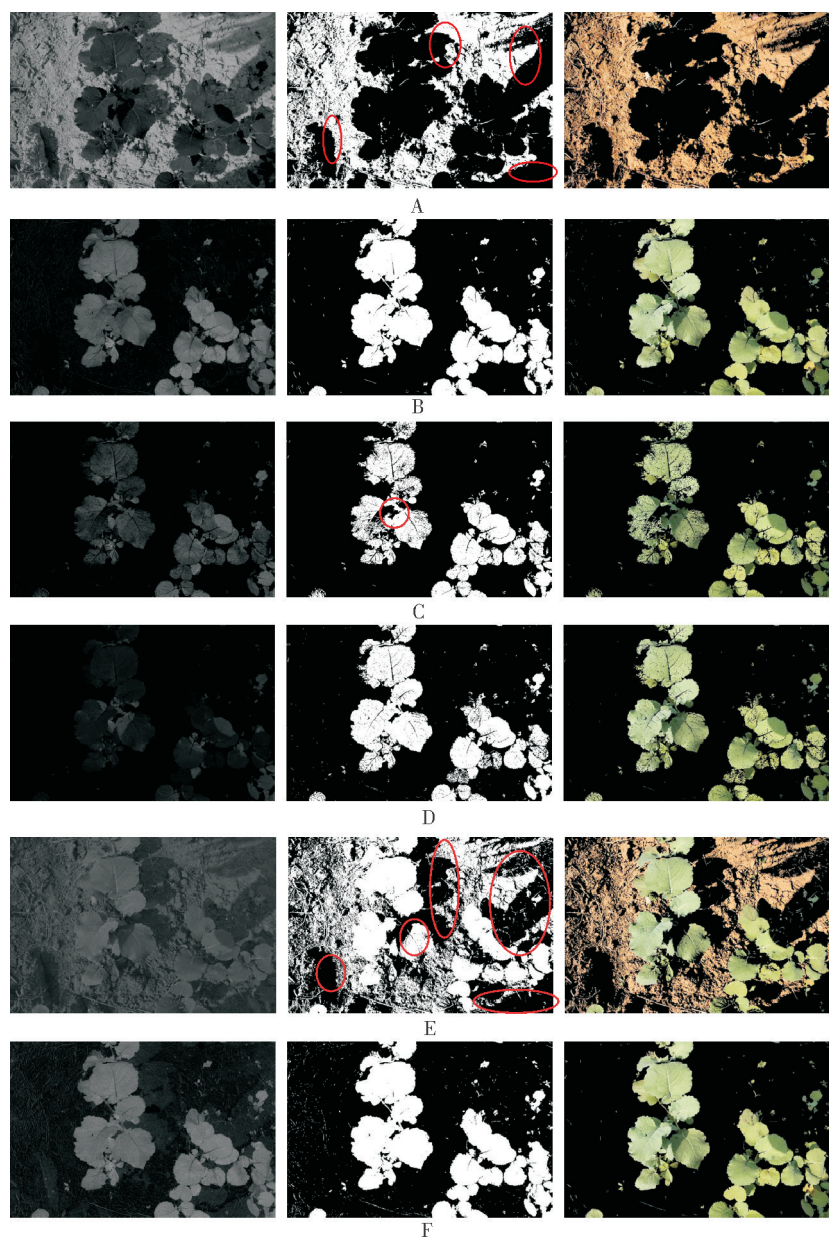
大田油菜和土壤背景在可见光波段具有明显对比性,因此,采用阈值分割方法获取感兴趣区域直接简单。鉴于光照的不均衡性,本研究中选择自适应阈值方法 Otsu 用于图像二值化处理<sup>[14-16]</sup>。除了超红指数算法,其余植被指数算法结合 Otsu 获取的二值图像中白色像素代表油菜区域,黑色像素代表背景区域。随之使用 5×5 中值滤波移除二值图中噪声点,然后与原始图像进行融合,获取油菜 RGB 区域。

为了评价各植被指数对大田油菜的分割效果,对采集的 RGB 图像按照上述步骤进行处理(图 2)。图 2 是原始样本图 1 经过各植被指数、Otsu 算法、中值滤波以及融合处理后的可视化显示。阴影区域和错分区域在图 2 显示的二值化图像中用红色圈标出。从图 2 中可以看出,ExR 和 CIVE 植被指数对图像中的阴影区域消除效果不大,其余几种植被指数能够消除阴影带来的影响,较好分割出油菜幼苗。

按照上述图像处理步骤进行了局部叶片分割试验,进一步探讨 ExG、ExGR、NDI 和 COM 等 4 种植被指数对大田油菜分割性能评价(图 3)。结果显示,COM 算法能够较好分割出完整叶片;ExG 算法获取效果次之,在叶脉部分有误分情况;NDI 算法在叶脉部分误分情况较多;ExGR 算法分割效果最差,叶脉和叶片存在大面积误分情况。

2.2 定量评价

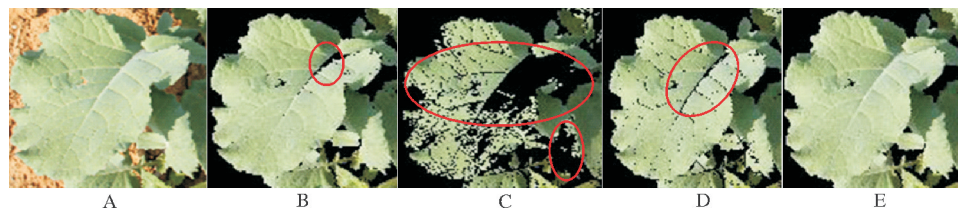
对 4 种植被指数(ExG、ExGR、NDI 和 COM)进行定量分析,进一步验证其分割性能。标准模板图像是由 Adobe Photoshop lasso 工具产生,绿色区域保留,其余区域像素全部为 0。表 2 显示了图 3 中不同植被指数分割量化结果。评价指标越高,说明分割方法的性能越好。表 2 显示,4 种植被指数分割叶片的特指度均为 100%,说明不存在将土壤背景误分为油菜区域的情况;COM 算法提供最佳的分割精度和灵敏度,分别为 98.63%和 97.85%;ExGR 算法提供最差的分割精度和灵敏度,分别为 69.74%和 52.45%。表 2 显示的定量评价数据和图 3 中定性分析结果吻合。



从左右分别是:灰度图、二值掩码图和融合后的油菜 RGB 图 From left to right:gray images,binary mask images,and mask-based color RGB images.A:ExR+Otsu; B:ExG+Otsu; C:ExGR+ Otsu; D:NDI+Otsu; E:CIVE+Otsu; F:COM+Otsu.

图 2 不同植被指数分割油菜幼苗结果

Fig.2 Segmentation results of rapeseed plant image using different methods in the seedling stage



A:原始图像 Original images; B:ExG 彩色掩码图像 ExG mask color image; C:ExGR 彩色掩码图像 ExGR mask color image; D:NDI彩色掩码图像 NDI mask color image; E:COM 彩色掩码图像 COM mask color image.

图 3 不同方法下局部叶片分割结果

Fig.3 Extraction results of local leaf region using different approaches



表 2 不同方法下局部叶片分割结果

Table 2 Segmentation results of local leaf image in Fig.3 using different methods				%
方法 Method	精度 Ac	灵敏度 S	特指度 Sp	
ExG	95.76	93.34	100	
ExGR	69.74	52.45	100	
NDI	82.61	72.67	100	
COM	98.63	97.85	100	



图像 1  
Image 1



图像 2  
Image 2



图像 3  
Image 3



图像 4  
Image 4

图 4 样本图像  
Fig.4 Sample images

表 3 不同方法下大田油菜分割结果

Table 3 Segmentation results of in-field rapeseed plant using different methods												%
名称 Items	ExG			ExGR			NDI			COM		
	Ac	S	Sp	Ac	S	Sp	Ac	S	Sp	Ac	S	Sp
图像 1 Image 1	90.3	92.1	88.0	91.2	86.2	97.2	90.4	88.7	92.5	94.7	97.7	91.1
图像 2 Image 2	94.3	93.9	95.1	88.3	80.2	98.3	91.1	90.2	92.0	94.8	97.9	90.9
图像 3 Image 3	89.9	89.2	90.8	84.6	77.6	93.2	84.7	82.2	87.8	94.7	97.9	90.8
图像 4 Image 4	90.3	89.7	91.2	86.3	78.9	95.4	85.7	81.4	91.0	92.5	95.1	90.9
均值 Mean	91.2	91.2	91.3	86.4	78.9	95.4	87.9	85.6	90.8	94.1	97.2	90.9
标准差 Deviation	2.1	2.2	2.8	4.3	6.0	2.7	3.2	4.5	2.1	1.1	1.3	0.06

3 讨 论

针对自然光线下大田油菜携带阴影的图像,利用植被指数在可见光区域具有明显光谱反射特性,研究了 6 种植被指数对其分割性能的定性和定量分析。通过几种常见植被指数、Otsu 算法、中值滤波及图像融合一系列操作获取彩色掩码图像,分析掩码图像定性分割效果,结果表明植被指数组合 COM 在消除阴影区域影响的同时保留完整叶片轮廓;而超红指数 ExR 和植被提取颜色指数 CIVE 不能消除阴影区域带来的影响。同时,彩色掩码图像和标准模板图像的定量试验结果表明,COM 算法在精度、灵敏度和特指度上具有最高均值和最低标准差:94.1%、97.2%和 90.9%,相应的标准差为 1.1、1.3 和 0.06。由于 COM 算法比较复杂,在实时性方面会较其他植被指数算法慢,因此,在下一步工作重点一方面要优化 COM 算法提高精度和分割速度;

选取 4 幅大田油菜(图 4)进一步验证上述结论,分割结果见表 3 所示。COM 算法同样提供最佳性能,4 幅图像的精度、灵敏度和特指度均值分别为 94.1%、97.2%和 90.9%,相应的标准差为 1.1、1.3和 0.06;ExGR 算法提供最低灵敏度均值 78.9%及最高标准差 6.0。

另一方面要验证该算法在不同作物、不同天气状况下是否具有普遍适用性。由于本研究是基于油菜图像的颜色指数进行聚类分析,如果存在油菜和田间其他物种比如杂草颜色相似的情况,会导致误分割区域增加,因此,后期需要适当改进 COM 算法以便更加适用于大田实际情况。

参 考 文 献

[1] 赵琨,王珺珂,王楚锋,等.基于高光谱成像技术的油菜 SPAD 值空间分布预测及最佳测量叶位 [J].华中农业大学学报, 2018,37(4):78-84.

[2] JIANG Y,LI C,PATERSON A.High throughput phenotyping of cotton plant height using depth images under field conditions [J].Computers & electronics in agriculture,2016,130(12):57-68.

[3] SINGH V,MISRA A K.Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques[J].Infor-

- mation processing in agriculture, 2017, 4(1): 41-49.
- [4] 史浦娟, 翟瑞芳, 常婷婷, 等. 基于单目视觉和激光扫描技术的油菜植株模型重建及株型参数测量[J]. 华中农业大学学报, 2017, 36(3): 63-68.
- [5] MEYER G E, CAMARGO-NETO J. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers & electronics in agriculture, 2008, 63(2): 282-293.
- [6] 马驿, 汪善勤, 李岚涛, 等. 基于高光谱的油菜叶面积指数估计[J]. 华中农业大学学报, 2017, 36(2): 69-77.
- [7] WOEBBECKE D M, MEYER G E, VON-BARGEN K, et al. Shape features for identifying young weeds using image analysis[J]. Transactions on American society of agricultural engineering, 1995, 38: 271-281.
- [8] NETO J C. A combined statistical-soft computing approach for classification and mapping weed species in minimum tillage systems[D]. Lincoln: NE University of Nebraska, 2004.
- [9] HAMUDA E, GLAVIN M, JONES E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field[J]. Computers & electronics in agriculture, 2016, 125: 184-199.
- [10] YE M, CAO Z, YU Z, et al. Crop feature extraction from images with probabilistic superpixel Markov random field[J]. Computers & electronics in agriculture, 2015, 114: 247-260.
- [11] 伍艳莲, 赵力, 姜海燕, 等. 基于改进均值漂移算法的绿色作物图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(24): 161-167.
- [12] HAGUE T, TILLET N D, WHEELER H. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals[J]. Precision agriculture, 2006, 7: 21-32.
- [13] GUIJARRO M, PAJARES G, RIOMOROS I, et al. Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images[J]. Computers & electronics in agriculture, 2011, 75(1): 75-83.
- [14] 李永. 基于otsu阈值和水平集算法的非接触指纹背景分割研究[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(2): 392-396.
- [15] 张弘, 高威. 基于局部空间信息的阈值分割算法[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(2): 251-255.
- [16] 王红君, 陈慧, 岳有军, 等. 基于多颜色空间分割的温室环境视觉导航路径信息提取[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(16): 202-206.

## Quantitative evaluation of in-field rapeseed image segmentation based on RGB vegetation indices

WU Lanlan<sup>1</sup> XIONG Lirong<sup>1</sup> PENG Hui<sup>2</sup>

1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University/Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China;
2. College of Informatics, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

**Abstract** In-field rapeseed seedling images under natural illumination were studied with six color-vegetation-index segmentation approaches including excess red vegetative index (ExR), excess green vegetation index (ExG), excess green minus excess red (ExGR), normalized difference vegetation index (NDI), color index of vegetation extraction (CIVE) and combination of vegetation indices (COM). The thresholding-based algorithms were used to extract in-field rapeseed plant with shadow image. The segmentation of common RGB vegetation indices were objectively estimated with quantitative evaluation criteria. The results showed that the COM index is superior to the other 5 vegetation indices in the qualitative analysis, which can reduce the segmentation effect caused by the shadow and retain the complete blade profile in the local blade segmentation tests. In the quantitative analyses, the COM index provides the best segmentation accuracy, sensitivity and specificity of 94.1%, 97.2% and 90.9%, respectively, with the corresponding standard deviations of 1.1, 1.3 and 0.06.

**Keywords** image segmentation; rapeseed; vegetation index; shadow region; natural illumination