

杂草识别中颜色特征和阈值分割算法的优化

毛罕平¹, 胡 波¹, 张艳诚^{1,2}, 钱 丹¹, 陈树人¹

(1. 江苏大学江苏省现代农业装备与技术重点实验室, 镇江 212013; 2. 云南农业大学工程技术学院, 昆明 650201)

摘 要: 在机器视觉识别杂草中, 分割误差对识别精度的影响日益突出。提出将分割中使用的颜色特征和阈值转换为 RGB 颜色空间中的一个分割面, 引入 Bayes 理论建立了分割误差的评价方法, 采用遗传算法优化选择分割面, 由此优化得到的分割面为 $-149R + 218G - 73B = 127$ 。试验结果表明: 与超绿特征相比, 该方法分割后的噪声小, 平均分割误差概率从 3.90% 降低到 2.33%, 更利于提取用于识别的形态特征。

关键词: 杂草识别; 阈值分割; 颜色特征; 优化; 遗传算法

中图分类号: S126; TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2007)9-0154-05

毛罕平, 胡 波, 张艳诚, 等. 杂草识别中颜色特征和阈值分割算法的优化[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 154-158.

Mao Hanping, Hu Bo, Zhang Yancheng, et al. Optimization of color index and threshold segmentation in weed recognition [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 154-158. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

由于杂草对作物的危害和喷洒除草剂带来的环境污染压力, 利用计算机视觉技术开发自动除草设备已成为现代农业的一个重要发展方向。通常将图像中作物和杂草等植被所对应的区域与背景区域分离的操作称为背景分割。由于图像分割是后续杂草模式识别的前提, 所产生的分割误差将影响识别效果。

在图像分割操作中需要确定所使用的图像特征和分割算法。Woebbecke 等 1995 年提出超绿特征 $(2g - r - b)$ 用于杂草图像的分割, 并分析了 $r - b$ 、 $g - b$ 、 $(g - b)/(r - g)$ 、 $2g - r - b$ 和 H 等其它颜色特征, 结果认为 $(2g - r - b)$ 和 H 的识别率较高, 而 $(2g - r - b)$ 又因计算较为方便而更为可取^[1]。R. D. Lamm 等 2002 年通过超绿特征分割图像后, 引入腐蚀膨胀操作识别棉田禾本科杂草取得较好结果^[2]。Aitkenhead 等 2003 年使用超绿特征分割杂草图像并引入人工神经网络进行识别, 对胡萝卜幼苗与黑麦草和灰黎的识别率超过 75%^[3]。Meyer 等 2004 年引入模糊集合综合超绿特征 $(2g - r - b)$ 和超红特征 $(1.4r - g - b)$ 改进杂草图像的分割算法^[4]。Søgaard 2005 年利用形状模板进行杂草识别, 其前期的图像分割使用的也是超绿特征^[5]。

Granitto 等 2005 年通过建立了一个包括 236 种杂草 10310 幅图像的杂草库研究 Bayes 方法和神经网络对杂草的识别效果时相应的颜色特征采用的是超绿特征^[6]。由于直观且易于实现, 阈值分割成为图像处理中最主要的分割算法^[7]。因此颜色特征和分割阈值成为现有杂草图像分割中的主要分割参数^[8,9]。Meyer 等 1998 年在使用纹理特征识别杂草前的背景分割中通过 480 幅图像的统计, 认为对于未归一化的超绿特征 $(2G - R - B)$ 作物、泥土的统计值分别为 (113 ± 99) 、 (-15 ± 10) ^[10]。龙满生 2002 年比较了 $(2g - r - b)$ 、 $(2G - R - B)$ 和 H 三种颜色特征, 通过最大类间方差法确定分割阈值为 0.1, 30, 45^[11]。Yang 等 2002 年、2003 年开发自动除草系统时使用绿色程度 $G = 40$ 分割杂草图像^[12-14]。Tang 等 2003 年通过 $2G - R - B = 25$ 分割杂草图像后, 使用小波分析和人工神经网络区分阔叶杂草和禾本科杂草^[15]。在作者所进行的大量试验中, 使用 $(2g - r - b)$ 、分割阈值为 0.15 也取得了较好的分割效果。但是在后续模式识别的研究中发现使用这些颜色特征和分割阈值得到的分割结果仍存在足以影响杂草识别效果的误差, 并且现有关于杂草分割的研究多为分割阈值选取的研究而缺乏对颜色特征的系统评价和优化。为提高杂草图像的分割效果改善识别精度, 需要比较不同颜色特征和分割阈值的优劣, 并以此选择颜色特征和分割阈值。本文引入 Bayes 理论评价分割效果, 通过遗传算法选择颜色特征和分割阈值。

1 颜色特征分析和分割误差评价

虽然颜色特征众多, 但由于最通用的面向硬件的颜

收稿日期: 2006-04-22 修订日期: 2007-03-09

基金项目: 江苏省高校自然科学基金重大项目(05KJA21018); 江苏省博士后基金(1631200002) CTC 精确除草关键技术研究

作者简介: 毛罕平(1961—), 男, 浙江宁波人, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事计算机视觉和设施农业的研究。镇江 江苏大学农业工程研究院, 212013。Email: maohp@ujs.edu.cn

色模型是 RGB 模型, 可以认为任何分割特征和分割阈值都是在 RGB 三维颜色空间中构造一个分割面。该分割面将颜色空间一分为二, 从而实现杂草图像的分割。以 $(2g - r - b)$ 、分割阈值 0.15 为例作如下变换:

$$\begin{aligned} 2g - r - b > 0.15 &\Rightarrow \frac{2G - R - B}{R + G + B} > 0.15 \Rightarrow \\ \frac{3G}{R + G + B} > 1.15 &\Rightarrow \frac{G}{R + G + B} > 0.35 \Rightarrow G > \\ 0.35 \times (R + G + B) &\Rightarrow 0.65G - 0.35R - 0.35B \end{aligned}$$

$$> 0 \Rightarrow 13G - 7R - 7B > 0$$

根据以上变换, 超绿特征可表达为在 RGB 三维颜色空间中构造一个平面 ABCDE 将颜色空间分为植被(绿色所在部分)和背景两个区域, 如图 1 所示。各像素点由其 (r, g, b) 值所在的区域确定其所属的类别(植被、背景)。类似的, 可以得出色度特征(H) 是构造一个曲面将 RGB 三维颜色空间分为两个区域。显然, 任何颜色特征都可以表达为在 RGB 三维颜色空间中构造一个分割面将颜色空间分为两个区域。

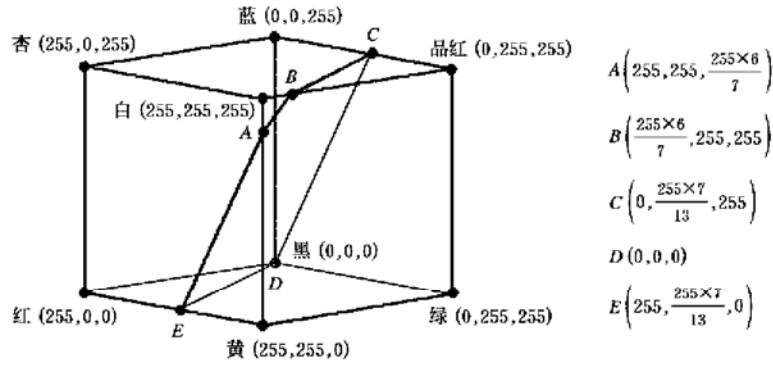


图1 RGB 颜色空间中的超绿特征

Fig. 1 Excess green index in RGB color space

RGB 三维颜色空间中任意一点 (r, g, b) 对应一种颜色, 因此植被和背景像素点为某种颜色 (r, g, b) 的概率可以表示为颜色空间中该点的分布概率: $p_1(r, g, b)$ 、 $p_2(r, g, b)$ 。由于植被和背景在图像中出现的几率各占一半, 可以得出颜色为 (r, g, b) 的像素点是植被和背景的概率分别为: $0.5 \times p_1(r, g, b)$ 、 $0.5 \times p_2(r, g, b)$ 。因此, 根据 Bayes 理论^[16] 对于某一种颜色 (r, g, b) 的分割误差概率 $p(r, g, b)$ 为:

$$p(r, g, b) = \begin{cases} 0.5 \times p_2(r, g, b) & \text{将颜色为}(r, g, b) \text{的} \\ & \text{像素点判定为植被} \\ 0.5 \times p_1(r, g, b) & \text{将颜色为}(r, g, b) \text{的} \\ & \text{像素点判定为背景} \end{cases} \quad (1)$$

若使用超绿特征、分割阈值为 0.15 进行杂草图像的分割, 由式(1) 得出在分割结果中某一种颜色 (r, g, b) 的分割误差概率 $p(r, g, b)$ 为:

$$p(r, g, b) = \begin{cases} 0.5 \times p_2(r, g, b) & 2g - r - b > 0.15 \\ 0.5 \times p_1(r, g, b) & 2g - r - b < 0.15 \end{cases} \quad (2)$$

对 RGB 颜色空间中所有颜色点的分割误差概率 p 求和, 就可以得到杂草图像分割结果的平均分割误差概率 P :

$$P = \sum_{r=0}^{255} \sum_{g=0}^{255} \sum_{b=0}^{255} p(r, g, b) \quad (3)$$

杂草分割中将某一种颜色 (r, g, b) 对应的像素点均被判定为植被或者背景, 所以误差概率要么为 $0.5 \times p_1(r, g, b)$ 要么为 $0.5 \times p_2(r, g, b)$ 。因此, 对于某一种颜色 (r, g, b) , 分割中最小分割误差概率 $p_{\min}(r, g, b)$ 为:

$$p_{\min}(r, g, b) = \min[0.5 \times p_1(r, g, b), 0.5 \times p_2(r, g, b)] \quad (4)$$

若分割中每一种颜色的分割误差概率都是最小分割误差概率, 即对于任意 (r, g, b) , 均存在 $p(r, g, b) = p_{\min}(r, g, b)$, 此时可将式(4) 代入式(3) 得出在空间中构造一个分割面产生的最小平均分割误差概率 P_{\min} 为:

$$P_{\min} = \sum_{r=0}^{255} \sum_{g=0}^{255} \sum_{b=0}^{255} p_{\min}(r, g, b) = \sum_{r=0}^{255} \sum_{g=0}^{255} \sum_{b=0}^{255} \min[0.5 \times p_1(r, g, b), 0.5 \times p_2(r, g, b)]$$

当且仅当由分割面得出的植被颜色区域中 p_1 大于(等于) p_2 , 在背景区域中 p_1 小于(等于) p_2 , 平均分割误差概率 $P = P_{\min}$ 。显然此时的最优分割面即为区域 $p_1 > p_2$ 和区域 $p_1 < p_2$ 的交界面。

2 利用遗传算法优化颜色特征和阈值

区域 $p_1 > p_2$ 和区域 $p_1 < p_2$ 的交界面在 RGB 空间中是一个不规则的曲面, 但是通过试验发现由于植被和背景在图像中出现的颜色相对比较集中, 区域 $p_1 > p_2$

和区域 $p_1 < p_2$ 的交界面可近似看为一平面。另一方面, 在使用阈值分割时, 平面分割面所对应的颜色特征只需要进行线性运算, 这将大幅度减少处理时间。因此可假设最优分割面为平面, 则分割面的数学表达式为:

$$xR + yG + zB = u \quad (5)$$

在三维空间中平面的数量是无限的, 在众多的参数中寻找一个合适的平面是一个计算量极大的问题。遗传算法(Genetic Algorithm, 缩写为 GA) 是一种当前比较理想的寻优方法, 它寻优效率高、易于跳出局部次优解和无需建立优化方程, 比较适合解决该问题。

遗传算法是仿效生物进化与遗传, 根据“生存竞争”和“优胜劣汰”原则, 借助选择、交叉、变异等操作, 使所要解决的问题从初始解一步步地逼近最优解。遗传算法的计算过程如图 2 所示, 其中针对不同的问题需要确定 4 个操作: 编码方式; 遗传算子(选择、交叉、变异)的参数; 种群大小和终止条件; 个体评价函数。

寻找最优分割面, 就是确定式(5)的系数 x, y, z, u 。编码时以长度为 34 位的二进制数据串表示 4 个系数。4 个系数的取值范围可以根据植物和背景像素点颜色在颜色空间的分布可确定为: $-256 < x < 256, -256 < y < 256, -256 < z < 256, 0 \leq u < 1024$ 。对于 x, y, z 以 9 位二进制数表示, 第一位表示符号(0 为负, 1 为正), 后八位表示数值, 而 u 以 10 位二进制数表示。如二进制代码 000010100 101000101 110001010 0001001111 表示: $x = -20; y = 69; z = 138; u = 79$ 。此时对应的分割面为: $-20R + 69G + 138B = 79$ 。遗传算子使用选择算子, 交叉算子, 变异算子。采取赌轮选择方式。交叉系数、变异系数分别为 0.8、0.1。种群大小为 200, 循环 2000 代为终止条件。采用分割面产生的平均分割误差概率 P 为评价函数。

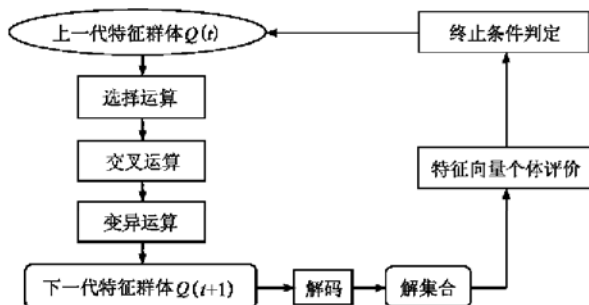


图 2 遗传算法

Fig. 2 Flowchart of genetic algorithm

3 优化结果分析和讨论

2005 年 12 月 20 日 12:30~13:30 在江苏镇江采集 16 幅茄科作物和伴生杂草图像, 为降低阳光直射

的影响采集时在植物上方增加挡光板。对图像进行人工处理, 得到植被和土壤像素点在颜色空间的分布概率。按 Bayes 理论分析所得分布概率, 最小平均分割误差概率 $P_{\min} = 1.58\%$ 。超绿特征对应的分割面 $-7R + 13G - 7B = 0$ 的平均分割误差概率为 $P = 3.90\%$, 为最小平均分割误差概率的 2.47 倍。采用遗传算法优化得到的分割面为: $-149R + 218G - 73B = 127$, 对应的平均分割误差概率为 $P = 2.33\%$, 为最小平均分割误差概率的 1.47 倍。此时优化得到的图像特征为: $-149R + 218G - 73B$, 分割阈值为 127。

为了更直观的反映不同分割面的分割误差概率, 可将 RGB 空间颜色点按颜色特征投影到坐标轴上, 转换为灰度级。按超绿特征投影的转换公式为:

$$p(t) = \sum_{r=0}^{255} \sum_{g=0}^{255} \sum_{b=0}^{255} f(r, g, b, t)$$

$$f(r, g, b, t) = \begin{cases} p(r, g, b) & -7r + 13g - 7b + 14 \times 255 = t \\ 0 & -7r + 13g - 7b + 14 \times 255 \neq t \end{cases}$$

式中 $p(t)$ ——灰度级 t 对应的概率; T ——转换后的灰度级别数。由此可以得出灰度级为横坐标, 概率为纵坐标的概率分布。同理可以得到按遗传算法优化的分割面所对应的概率分布。将试验统计得到的概率分别按超绿特征和 $-149R + 218G - 73B$ 转换为 $T = 1000$ 的灰度后得到概率分布如图 3 所示。峰值位于分割线左、右边的曲线分别表示背景和植被的概率。两曲线重叠的部分为错分的概率。比较图 3a 和图 3b 可以看到, 优化后的分割面与超绿特征对应的分割面相比较分割误差明显减小。

目前植被与背景分割多是应用超绿特征研究阈值的选取, 本文通过引入分割面可以将颜色特征和分割阈值作为一个整体进行优化。上述方法大幅度的提高了分割精度, 但是离最优分割面 1.58% 的平均分割误差仍有距离, 这是由于采用平面拟合最优分割面的原因。

西红柿图像和青椒幼苗图像的分割结果如图 4、图 5 所示。分析采用不同分割面得到的二值图像, 可以得出分割结果对后续模式识别的影响已大为减少: 1) 由于识别过程中主要依赖叶片的形状, 去除植物茎秆和叶柄是必不可少的步骤。如图 4a 所示, 在超绿特征分割结果中对应区域因为环境因素影响图像不够清晰, 优化分割面后的分割结果较好的解决了这一问题。2) 在位置相邻叶片间噪音大幅减少, 这有利于提取叶片边缘等常用于识别的形状参数。3) 优化后的分割结果中, 全图噪音大幅减少, 因此处理噪音所导致的叶片边缘损失也大为

减少。如图 5a 所示,若采用滤波去除噪声,由于噪声点面积较大青椒幼苗边缘会出现相应面积的损失,这不利

于后续识别操作中形状参数的提取;在图 5b 中,这样的损失大幅减少从而减少了形状参数的误差。

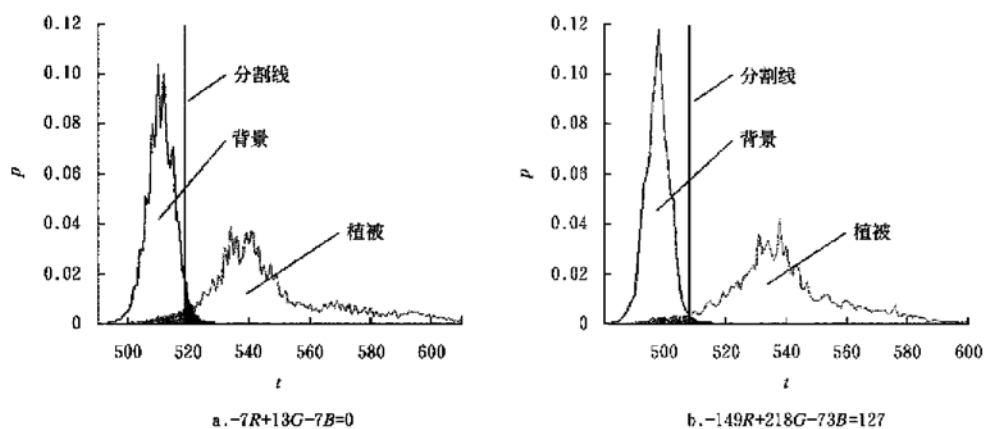


图 3 采用不同分割面的灰度概率分布

Fig. 3 Gray probabilities with different segmentation surfaces in RGB color space

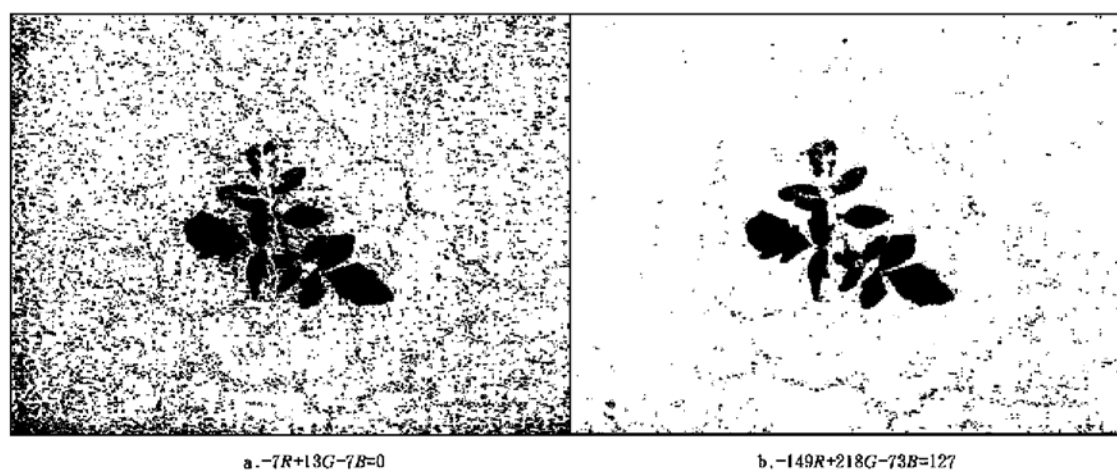


图 4 采用不同分割面的西红柿图像分割效果

Fig. 4 Tomato image segmentation results with different segmentation surfaces

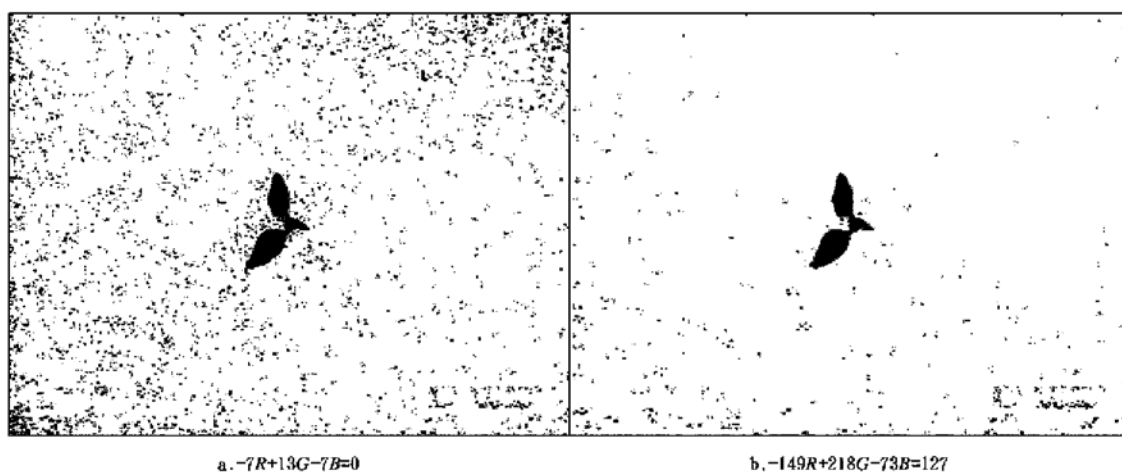


图 5 采用不同分割面的青椒幼苗图像分割效果

Fig. 5 Results of segmentation of green pepper seedling images with different segmentation surfaces

4 结 论

针对现有杂草图像分割中缺乏对分割算法的评价, 本文通过引入 Bayes 理论评价分割误差, 将分割中使用的颜色特征和阈值转换为 RGB 颜色空间中的一个分割面。再通过遗传算法选择分割面的系数达到优化颜色特征和阈值的目的, 优化分割面后得到的为 $-149R + 218G - 73B = 127$, 分割结果噪声小, 与超绿特征比较平均分割误差由最小平均分割误差的 2.47 倍降低到 1.47 倍, 这更利于提取用于后续识别操作的形态特征。这一方法还可用于其他农业机器视觉领域的植被提取。

[参 考 文 献]

- [1] Woebbecke D M, Meyer G E, Bargen K Von, et al. Color indices for weed identification under various soil, residual, and lighting conditions[J]. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1): 259– 269.
- [2] Lamm R D, Slaughter D C, Giles D K. Precision weed control system for cotton[J]. Transactions of the ASAE, 2002, 45(1): 231– 238.
- [3] Aitkenhead M J, Dalgetty I A, Mullins C E, et al. Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 39(3): 157– 171.
- [4] George E Meyer, Joao Camargo Neto, David D Jones, et al. Intensified fuzzy clusters for classifying plant, soil, and residue regions of interest from color images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 42(3): 161– 180.
- [5] Søgaard H T. Weed classification by active shape models[J]. Biosystems Engineering, 2005, 91(3): 271– 281.
- [6] Pablo M Granitto, Pablo F Verdes, H Alejandro Ceccatoto. Large-scale investigation of weed seed identification by machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2005, 47(1): 15– 24.
- [7] Rafael C Gonzalez, Richard E Wodds. Digital image processing(second Edition 英文版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002: 599– 600.
- [8] Christine M Onyango, Marchant J A. Segmentation of row crop plants from weeds using colour and morphology[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 39(3): 141– 155.
- [9] Marchant J A, Onyango C M. Comparison of a Bayesian classifier with a multiplayer feed-forward neural network using the example of plant/weed/soil discrimination[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2003, 39(1): 3– 22.
- [10] Meyer G E, Kocher T F, Mortensen D A, et al. Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying[J]. Transactions of the ASAE, 1998, 41(4): 1189– 1197.
- [11] 龙满生. 玉米苗期杂草识别的机器视觉研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2002.
- [12] Chun-Chleh Yang, Shiv O Prasher, Jacques-Andre Landry, et al. A vegetation localization algorithm for precision farming[J]. Biosystems Engineering, 2002, 81(2): 137– 146.
- [13] Chun-Chleh Yang, Shiv O Prasher, Jacques-Andre Landry, et al. Development of an image processing system and a fuzzy algorithm for site-specific herbicide applications[J]. Precision Agriculture, 2003, 4(1): 5– 18.
- [14] Chun-Chieh Yang, Shiv O Prasher, Jacques-Andre Landry, et al. Development of a herbicide application map using artificial neural networks and fuzzy logic[J]. Agricultural System, 2003, 76(2): 561– 574.
- [15] Tang L, Tian L, Steward B L. Classification of broadleaf and grass weeds using gabor wavelets and an artificial neural network[J]. Transactions of the ASAE, 2003, 46(4): 595– 596.
- [16] Richard O, Duda Peter, Hart E, et al. Pattern classification(second Edition 英文版)[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004: 20– 24.

Optimization of color index and threshold segmentation in weed recognition

Mao Hanping¹, Hu Bo¹, Zhang Yancheng^{1,2}, Qian Dan¹, Chen Shuren¹

(1. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. College of Engineering and Technology, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China)

Abstract: The impact of potential classification error on machine-vision weed recognition has stimulated research into new methods of optimizing segmentation. The color index and threshold for weed image segmentation are transformed into the segmentation surface in RGB color space. The evaluating method of segmentation error was established with Bayes formula, and color indexes were optimized and threshold parameter was processed via genetic algorithm. Optimal segmentation surface is $-149R + 218G - 73B = 127$. With a comparison of the experimental results between Excess-Green method and new segmentation surface method, the segmentation noise of the new method is lower than the former, the average probability of segmentation error decreases from 3.90% to 2.33%. It is more propitious to the extraction of shape feature in the next classification operation.

Key words: weed recognition; threshold segmentation; color index; optimization; genetic algorithm