

# 农田杂草识别方法研究进展

金小俊, 陈 勇, 孙艳霞

(南京林业大学 机械电子工程学院, 南京 210037)

**摘要:** 杂草识别是实现精确除草的前提。为此, 阐述了利用形态特征、颜色特征、光谱特征、纹理特征以及多特征融合方法识别杂草的原理、研究现状和难点。同时, 介绍了模式识别等方法在杂草识别中的应用; 分析并比较了行间、行内杂草识别方法的特点, 指出行内杂草的识别远复杂于行间杂草识别, 是精确除草的难点, 对农田杂草识别和精确除草有较好的参考价值。

**关键词:** 杂草识别; 机器视觉; 行间杂草; 行内杂草

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1003-188X(2011)07-0023-05

## 0 引言

除草方法有人工除草、机械除草、杂草检疫、生物防除和化学除草等。其中, 化学除草方法高效、方便, 被广泛应用。粗放式的大面积喷洒除草剂不仅浪费药剂, 而且污染环境。为此, 国内外都在开展精确除草方法的研究。要实现精确除草, 首先需要识别出杂草。

美国伊利诺大学在分析杂草整体分布特性的基础上, 研制出了可进行施用量决策并控制喷头工作的智能喷雾机<sup>[1]</sup>。美国加利福尼亚大学戴维斯分校研制了基于视觉导航的精确喷雾系统, 该系统可识别出番茄 (*Solanum lycopersicum*) 以及生菜 (*Lactuca sativa* L.) 田中的杂草, 并对杂草进行定点施药<sup>[2]</sup>。在国内, 浙江大学、中国农业大学、江苏大学等开展了杂草识别与精确除草相关研究。南京林业大学研究了基于直接施药方法的玉米苗期除草机器人<sup>[3]</sup>。

目前, 杂草识别通常采用基于机器视觉的方法来采集和处理图像。利用颜色特征可以区分植物和土壤, 但是难以区分杂草和作物。近年来, 形态特征、光谱特征和纹理特征等也被用来识别杂草。另外, 模式识别等方法也被应用于杂草识别研究。

## 1 基于杂草特征的识别方法

收稿日期: 2010-09-26

基金项目: 教育部留学回国人员科研启动基金项目 (2006-2009); 南京林业大学大学生实验室创新项目 (2009)

作者简介: 金小俊 (1987-), 男, 江苏姜堰人, 硕士研究生。

通讯作者: 陈 勇 (1965-), 男, 南京人, 教授, 博士生导师, (E-mail) chenyongn@sohu.com。

### 1.1 利用形态特征识别杂草

基于形态特征的杂草识别主要通过研究叶片的边缘样式 (曲率或叶状特征) 和整个叶片形状 (面积、长度、宽度、周长、矩、无量纲比值等) 来实现<sup>[4]</sup>。单子叶和双子叶杂草在外部形态上差别很大, 单子叶杂草叶片窄小且直立; 双子叶杂草叶片宽, 表面积大。因此, 可以利用形态的差异来区分杂草和作物。

Lee等研究了基于形态特征的杂草识别方法, 通过分析叶片的伸长度 (Elongation) 和紧密度 (Compactness) 来区分番茄苗和杂草。实验表明, 对二叶期番茄苗和杂草的识别率分别为 73% 和 68.8%。伸长度和紧密度与叶片的体积和旋转性无关, 故叶片的尺寸和方位对识别率影响较小<sup>[5]</sup>。但该方法的研究是针对没有遮挡, 叶片完全显露的情况, 当叶片被遮挡时, 识别率则降低。

Manh等利用可变形模板 (Deformable Template) 方法来识别部分遮挡的叶片。该方法首先检测出叶片的端部, 然后将模型置于每个叶端之上, 并通过变形使模型与整个叶片进行匹配, 模型结构由叶片的可变骨架和代表叶片形状的轮廓线决定。麦田实验显示, 即使部分叶片被遮挡, 对狗尾草 (*Setaria viridis* L. Beauv.) 的识别率仍可达 84%。由于该方法是通过寻找叶片的叶端进而识别整个叶片, 所以当叶片的叶端被遮挡时, 则无法进行识别<sup>[6]</sup>。

Maria Persson等利用活动形状模型 (Active Shape Models ASM) 方法对甜菜 (*Beta vulgaris*) 田中的杂草进行识别, 该模型能够去除 83% 被遮挡的杂草像素, 杂草识别率为 81% ~ 87%<sup>[7]</sup>。

在自然环境下, 杂草叶片相互遮挡、相互交织, 增加了提取叶片特征的难度。另外, 叶片损坏、叶片嵌

入泥地中、其他物体附着和叶片处于受应力状态等各种情况都会影响杂草形态特征的识别<sup>[4]</sup>。

### 1.2 利用颜色特征识别杂草

杂草和土壤的背景颜色存在明显差异,因此可以通过分析图像中颜色特征参数对图像背景进行分割。常用颜色空间为RGB和HSI空间,在RGB空间中最常用的颜色特征参数是超绿分量;而在HSI空间中,色度分量(Hue)由于具有对光线不敏感的特性,可削弱光照对图像的影响,故应用较多。

Chris Giever等采用超绿特征分量(Excessive Green,  $EG = 2G - R - B$ )对土壤背景中的杂草目标进行分割,实验表明,对棉花(*Gossypium spp.*)田杂草的识别率为93%<sup>[8]</sup>。

可以利用颜色特征先从土壤背景中分离出杂草和作物,再结合其它特征来区分杂草与作物。Blasco等对采集到的图像进行逐点扫描,根据各像素点的RGB值来分割作物(杂草)和土壤,然后再通过检测目标区域的大小来区分杂草和作物。若目标区域小于预设的阈值,则判定该目标区域为噪点;若目标区域大于另一预设阈值,则判定该目标区域为作物。除此之外的剩余目标皆视为杂草。生菜田实验显示,杂草识别率为84%<sup>[9]</sup>。

部分作物的株心颜色与杂草和作物的叶片颜色存在着差异,可以利用此差异识别出杂草。毛文华等研究发现玉米(*Zea mays L.*)植株叶片的颜色是深绿色,而株心区域的颜色是浅绿色,对此先利用颜色特征从土壤背景中分割出玉米和杂草绿色植物区域,再利用玉米苗株心颜色特征定位玉米植株,最后根据区域连通性识别玉米植株,得到的非玉米植株的植物区域即为玉米田间杂草。试验表明,对玉米田中杂草的识别率可达84%<sup>[10]</sup>。

杂草与作物的颜色特征非常相似,仅凭颜色特征难以区别杂草与作物。此外,土壤湿度、光照强度和空间分辨率等都会影响识别效果<sup>[11]</sup>。

### 1.3 利用光谱特征识别杂草

在可见光(400~700nm波段)或近红外光(700~2500nm波段)的照射下,杂草与土壤以及杂草与作物的光谱反射率存在着差异。在可见光波段,植物的叶绿素会吸收大部分的红色光<sup>[12]</sup>,叶绿素浓度的变化会影响反射率。在近红外波段,杂草与作物叶片组织结构的不同会导致其吸收、反射和透射入射光线能力的不同,根据反射率的不同也可区分杂草和作物。

Feyaerts等运用成像光谱仪测定了甜菜和杂草在435~1000nm范围内的反射率。研究表明:利用

441, 446, 459, 883, 924, 998nm 6个特征波长点识别甜菜田中的杂草,准确率为91%<sup>[13]</sup>。

Piron等利用二次判别分析法(Quadratic Discriminant Analysis, QDA)选取识别胡萝卜(*Daucus carota*)和杂草的特征波长点。研究发现,以450, 550, 700nm为特征波长点的3个干涉滤波器组成了最佳组合滤波器,对胡萝卜和杂草的识别率达到72%<sup>[14]</sup>。

Victor Alchanatisa等在可见光和近红外波段采集多重波长的图像,然后利用两个光谱通道(660和800nm)从图像背景中分割棉花和杂草,并开发了基于局部直方图的鲁棒统计算法。该算法的鲁棒性在于可以识别不同大小、形状以及不同季节的棉花与杂草。试验表明,该方法对棉花田杂草的识别错误率为15%<sup>[15]</sup>。

陈树人等测量了棉花、刺儿菜(*Cirsium setosum* (Willd.) MB.)、水稻(*Oryza sativa*)、稗草(*Echinochloa crusgalli* (L.) Beauv.)等4种植物在350~2500nm波段范围内的光谱反射率。实验结果表明,利用3个特征波长385, 415, 435nm可有效地从双子叶植物棉花中识别出双子叶杂草刺儿菜,其识别率为100%;利用5个特征波长375, 465, 585, 705, 1035nm可有效地从单子叶植物水稻中识别出单子叶杂草稗草,其识别率也为100%<sup>[16]</sup>。

在可见光波段,杂草识别容易受到环境的影响,温度<sup>[17]</sup>、光照、湿度等都会造成植物反射率的变化。另外,有些杂草和作物的组织结构和反射波长十分相近,在近红外波段识别杂草时,会造成识别误差。因此,这就对传感器的精度提出了比较高的要求。基于光谱特征的杂草识别方法相对简便,实时性高,但相关设备价格昂贵,应用成本较高。

### 1.4 利用纹理特征识别杂草

纹理为某种基本模式(色调基元)的重复排列,可以通过观察纹理度量是否发生显著改变来确定两种纹理模式之间的边界。图像局部区域的自相关函数、灰度共生矩阵、灰度游程以及灰度分布的各种统计量,是常用的数字纹理特征。但是,杂草和作物往往呈现出不同的纹理特征,因此可以利用纹理特征来识别杂草。

Zhang等利用Fourier光谱对小麦(*Triticum aestivum* Linn.)和杂草的纹理特征进行分析,研究发现,小麦叶片具有单方向的纹理模式,而杂草叶片表现为多方向纹理模式,这种纹理方向性上的差异可用来区分小麦和杂草<sup>[18]</sup>。

Majumdar等分析计算了10个灰度共生矩阵

(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)特征、12个灰度行程矩阵(Gray Level Run Length Matrix, GLRM)特征和3个灰度特征。利用这25个纹理特征对麦田杂草进行识别,正确率为92%。另外,研究表明,在绿波段的纹理特征模型识别精度最高。为了减少纹理分析算法的计算时间,可将原始图像的256个灰度级缩减为8个灰度级<sup>[19]</sup>。

曹晶晶等以作物行中心为基准来选取纹理块,计算量化级数为8级的H颜色空间的共生矩阵,提取5个纹理特征参数,并且利用K均值聚类法判别分析各块的类别。研究表明,由于在计算纹理特征时以块为单位考虑,并加入了位置特征量,从而使纹理的计算更有目标性,提高了算法的实时性。麦田实验显示,杂草识别率约为93%<sup>[20]</sup>。不同植物的纹理区别较明显,因此采用纹理识别往往可以获得较高的识别率,但提取和分析纹理特征需要大量的数据计算,影响了实时性。

### 1.5 模式识别及其它方法的应用

近年来,人工神经网络、支持向量机、贝叶斯分类器、决策树和判别分析等模式识别方法也被应用于杂草识别研究中。

Ismaïl Kavdir将采集到的向日葵(*Helianthus annuus*)、杂草和土壤图像作为输入数据建模,构造了一个基于误差反向传播算法(Back Propagation, BP)的人工神经网络,并通过降低图像的分辨率、切割土壤背景的边缘以减少图像尺寸来提高神经网络的学习速率。实验表明,从土壤背景中识别出向日葵和杂草的准确率为90.2%,而区分出向日葵和杂草的准确率为82.6%<sup>[21]</sup>。

Lanlan Wu等提取玉米和杂草的纹理特征作为支持向量机分类器的输入向量,利用该支持向量机方法对玉米和杂草进行识别,准确率为92.31%~100%。另外,通过对比支持向量机和BP神经网络发现,支持向量机方法识别杂草的准确率高于BP神经网络,在相同数据集下,BP神经网络的识别率仅为80%<sup>[22]</sup>。

Merchant等以颜色和位置特征为识别参数,采用贝叶斯分类器来区分花菜(*Brassica oleracea* L. var. botrytis L.)、杂草和土壤,在获取准确先验概率条件下,错误分类率最低为6.4%。另外,分析结果表明,在输入特征数较少的情况下,采用贝叶斯分类器的效果要优于前馈神经网络<sup>[23]</sup>。

Karim等分别运用判别分析、决策树和人工神经网络3种模式识别方法对玉米田中的杂草进行识别,杂草识别率分别为87%、76%和81%。研究发现,在

玉米生长初期采用判别分析方法识别杂草可以得到较高的识别率,而在玉米抽雄期和完全生长期使用人工神经网络方法最为适宜<sup>[24]</sup>。

随着研究的深入,分形维数、小波变换等方法也开始应用在杂草识别领域,并取得了较好的效果。

杂草的形态结构具有自相似特征,故可用叶片的分维来刻画分形体各尺度上特征的共性,揭示杂草本质特征<sup>[25]</sup>。吴兰兰等比较了3种分形维数的计算公式和计算方法,发现Bouligand-Minkowski方法最佳。其中,玉米和杂草的平均分形维数分别为1.204和1.079,结合支持向量机进行识别,玉米和杂草的识别率可达80%<sup>[26]</sup>。

Bossua等利用小波变换对小麦和杂草进行识别。通过对小波变换和Gabor滤波器在基于模糊矩阵下的杂草识别结果进行比较,发现小波变换可以更好地适应透视图像,在Daubechies 25和Meyer小波时识别结果最佳,小麦和杂草的识别率可达80.6%,且小波变换在识别精度和处理时间上皆优于Gabor滤波<sup>[27]</sup>。

### 1.6 多特征融合的应用

杂草与作物在形状、颜色、大小和结构上都非常相似,仅仅利用单个特征很难精确识别杂草,因此可采用多个特征进行融合分析,以提高杂草的识别率。

Staab将杂草和番茄的光谱和空间分布特征作为贝叶斯分类器的输入参数来区分番茄和杂草。其中,空间分布特征为光谱图像中模拟GPS位置间的距离,该方法认为距离已知番茄位置较远的目标体即为杂草,实验表明,杂草识别率大于84%<sup>[28]</sup>。

Sunil K Mathanker等提取了植物的形状、颜色和纹理特征,并结合Adaboost算法和支持向量机对油菜(*Brassica campestris* L.)田和麦田杂草进行识别。研究发现,利用Adaboost算法识别油菜田杂草效果最佳,杂草错误识别率为20.45%。而对于麦田杂草,利用支持向量机法识别效果最好,杂草错误识别率为24.91%<sup>[29]</sup>。

毛文华等通过利用植物的多种特征实现麦田杂草的识别。该方法先利用颜色特征分割土壤背景,然后利用位置和纹理特征识别出杂草,最后利用形态特征处理误识别的小麦和杂草。不同时期小麦和杂草的识别率最低为89%,最高为98%<sup>[30]</sup>。

综合多个特征提高了杂草的识别率,但增加了计算量。研究多个特征需选取有效的特征变量,对各个特征进行独立分析,这将大幅增加图像处理的时间。因此,如何快速提取各个特征值,对各个特征值进行有效的融合优化,开发出高时效性的算法,是利用多

特征融合技术进行杂草识别的难点。

## 2 行间杂草与行内杂草的识别

精确除草都是针对按行种植的条播作物,如玉米、棉花、大豆等。根据空间分布特征,杂草可分为“行间杂草”和“行内杂草”。所谓“行间杂草”(Inter-Row Weed Between-Row Weed)是指生长在两个作物行之间的杂草;而“行内杂草”(Intra-Row Weed Within-Row Weed)则是指生长在一个作物行内的杂草,即与作物同在一行的杂草。

### 2.1 行间杂草识别

对于行间杂草的识别,主要利用杂草的颜色特征将杂草从土壤背景中分割出来。前文所述的各种方法都可用于行间杂草的识别。

Aberto Tellaechea等在RGB空间中将采集到的图像转换为单色图像,利用熵阈值直方图法确定分割杂草与土壤背景的灰度级阈值,通过此阈值将图像转换为二值图像,再利用形态学开运算平滑转换后的二值图像,从而完成了大麦(*Hordeum vulgare*)田杂草与土壤背景的分割<sup>[31]</sup>。

### 2.2 行内杂草识别

识别行内杂草不仅要杂草从土壤背景中分割出来,还要将杂草与作物加以区分,而作物与杂草在颜色、形状、光谱等许多特征上相似程度较高,不易于分割,所以行内杂草识别相对于行间杂草要复杂很多。行内杂草识别是实现精确除草的关键,目前众多研究正在关注行内杂草识别。

Björn Åstrand等通过提取颜色特征(绿色平均值)和两个形状特征(紧密度和伸长度)对生菜和杂草进行分类,准确率达96%<sup>[32]</sup>。

Piron等利用植物的株高和光谱特征对胡萝卜和杂草进行识别。研究发现利用植物的株高来区分胡萝卜和杂草,正确率为83%,而利用光谱特征对胡萝卜和杂草进行分类,正确率为72%。通过优化植物的株高阈值并结合光谱特征,区分胡萝卜和杂草的准确率可达86%<sup>[33]</sup>。

朱伟兴等在颜色空间YIQ,选取I作为特征量并用改进的最大类间方差法分离植物与背景;在颜色空间HSI,选取I的同质性和S作为特征量进行多层同质性分割分离小麦与杂草;最后结合形态学特征开闭运算滤波及二值逻辑与运算获得杂草图像。麦田试验表明,杂草正确识别率达92.6%<sup>[34]</sup>。

多特征融合的方法也越来越多地被用于行内杂草识别,但特征量的增多必然导致特征空间复杂程度

的提高。行内杂草的识别需要在众多的特征中选取最优特征量,剔除冗余特征,减少计算量,并结合人工智能算法,以提高行内杂草的识别率。

## 3 结论

杂草识别是精确除草的前提。一般采用机器视觉和数字图像处理方法识别杂草。

在作物行间,只有杂草是绿色的,因此可以利用颜色特征将杂草从土壤背景中分离出来,从而识别出行间杂草。

而在作物行的行内,则难以仅仅依靠颜色特征区别杂草和作物,因为它们往往都是绿色的。识别行内杂草还要借助空间分布特征、多光谱特征、形状、纹理特征等。如何利用这些特征?还有哪些新的特征有待挖掘?这些问题直接影响行内杂草识别率。显然,识别行内杂草要比识别行间杂草复杂得多,识别行内杂草是精确除草的难点。

### 参考文献:

- [1] Tian L. Development of a sensor-based precision herbicide application system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2002, 36(2): 279-289.
- [2] Giles D K, Slaughter D C. Precision band spraying with machine-vision guidance and adjustable yaw nozzles[J]. Transactions of ASAE, 1997, 40(1): 29-36.
- [3] 陈勇,田磊,郑加强.基于直接施药方法的除草机器人[J].农业机械学报,2005,36(10): 91-93,129.
- [4] Slaughter D C, Giles D K, Downey D. Autonomous robotic weed control systems: A review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(1): 63-78.
- [5] Lee W S, Slaughter D C, Giles D K. Robotic Weed Control System for Tomatoes[J]. Precision Agriculture, 1999(1): 95-113.
- [6] Manh A G, Rabatel G, Assamat L, et al. Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 2001, 80(2): 39-146.
- [7] Maria Persson, Björn Åstrand. Classification of crops and weeds extracted by active shape models[J]. Biosystems Engineering, 2008, 100(4): 484-497.
- [8] Chris G Liever, David C Slaughter. Crop versus Weed Recognition with Artificial Neural Networks[C]//ASAE Annual International Meeting, Sacramento, California, 2001, 3: 101-104.
- [9] Blasco J, Aleixos N, Roger JM, et al. Robotic Weed Control using Machine Vision[J]. Biosystems Engineering, 2002, 83(2): 149-157.
- [10] 毛文华,王辉,赵博,等.基于株心颜色的玉米田间杂草

- 识别方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(2): 161-164
- [11] El-Faki M S, Zhang N, Peterson D E. Factors affecting color- Based weed detection[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(4): 1001-1009.
- [12] Scotford IM, Miller P C H. Applications of Spectral Reflectance Techniques in Northern European Cereal Production: A Review[J]. Biosystems Engineering, 2005, 90(3): 235-250.
- [13] Feyaerts E, Van Gool L. Multi-spectral vision system for weed detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(6-7): 667-674.
- [14] Piron A, Leemans V, Keynen O, et al. Selection of the most efficient wavelength bands for discriminating weeds from crop[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 62(2): 141-148.
- [15] Victor Alchanatis, Leonid Ridel, Amots Hetzroni, et al. Weed detection in multi-spectral images of cotton fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2005, 47(3): 243-260.
- [16] 陈树人, 栗移新, 毛罕平, 等. 基于光谱分析技术的作物中杂草识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(2): 463-466.
- [17] Zhang Y, Slaughter D C. Development of a Robust Weed Species Mapping System using Hyperspectral Imaging for Precision Weed Control in Processing Tomato[C] // ASABE Annual International Meeting, Pittsburgh, Pennsylvania, 2010, 1009313.
- [18] Zhang N, Chaisattapagon C. Effective criteria for weed identification in wheat fields using machine vision[J]. Transactions of the ASABE, 1995, 38(3): 965-974.
- [19] Majumdar S, Jayas D S. Classification of cereal grains using machine vision: III Texture models[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(6): 1681-1687.
- [20] 曹晶晶, 王一鸣, 毛文华, 等. 基于纹理和位置特征的麦田杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2007, 38(4): 107-110.
- [21] Ismail Kavdir. Discrimination of sunflower weed and soil by artificial neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 44(2): 153-160.
- [22] Lanlan Wu, Youxian Wen. Weed/compound seedling recognition by support vector machine using texture features[J]. African Journal of Agricultural Research, 2009, 4(9): 840-846.
- [23] Marchant J A, Onyango C M. Comparison of a Bayesian classifier with a multilayer feed-forward neural network using the example of plant/weed/soil discrimination[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 39(1): 3-22.
- [24] Karim iY, Prasher S O, McNamee H, et al. Classification accuracy of discriminant analysis, artificial neural networks and decision trees for weed and nitrogen stress detection in corn[J]. Transactions of the ASABE, 2005, 48(3): 1261-1268.
- [25] 李志臣, 姬长英. 基于图像分析的杂草分形维数计算[J]. 农业工程学报, 2006, 22(11): 175-178.
- [26] 吴兰兰, 刘俭英, 文友先. 基于分形维数的玉米和杂草图像识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3): 176-179.
- [27] Bossua J, Géa Ch, Jones G, et al. Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65(1): 133-143.
- [28] Staab E S, Slaughter D C, Zhang Y, et al. Hyperspectral Imaging System for Precision Weed Control in Processing Tomato[C] // ASABE Annual International Meeting, Reno, Nevada, 2009, 096635.
- [29] Sunil K Mahanker, Weckler P R, Taylor R K, et al. AdaBoost and Support Vector Machine Classifiers for Automatic Weed Control: Canola and Wheat[C] // ASABE Annual International Meeting, Pittsburgh, Pennsylvania, 2010, 1008834.
- [30] 毛文华, 曹晶晶, 姜红花, 等. 基于多特征的田间杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11): 206-209.
- [31] Alberto Telieps, Xavier Bugos Ariz, Gonzalo Parajes, et al. A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2): 144-155.
- [32] Björn Åstrand, Albert-Jan Baerveldt. An Agricultural Mobile Robot with Vision-Based Perception for Mechanical Weed Control[J]. Autonomous Robots, 2002, 13(1): 21-35.
- [33] Piron A, Leemans V, Lebeau F, et al. Improving in-row weed detection in multispectral stereoscopic images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 69(1): 73-79.
- [34] 朱伟兴, 金飞剑, 谈蓉蓉. 基于颜色特征与多层同质性分割算法的麦田杂草识别[J]. 农业机械学报, 2007, 38(12): 120-124.

(下转第33页)

## Investigation of the Construction and Operation of Solar Greenhouse in Shandong Province

Jiang Chengyao Cheng Yanfei Xu Wenyong Zhao Shumei Ma Chengwei

(College of Water Conservancy & Civil Engineering China Agricultural University Beijing 100083 China)

**Abstract** To get a thorough knowledge of the construction status development tendency successful experience and existed problems of solar greenhouse in Shandong Province, a investigation in Weifang Yantai Qingdao Zibo and Linyi where solar greenhouse developed quickly in Shandong 2009 was held, which might offer suggestion on the construction and development of solar greenhouse of the whole nation. A comparatively thorough understanding of solar greenhouse's materials sizes equipments environmental condition investment and income had been owned through spot testing and visiting local agriculture department vegetable station agriculture and science academy and peasants. The results had shown that the solar greenhouse in Shandong had a huge scope high condition level good performance and outstanding feature in general. But still some unconscionable places such as sizes and continuous cropping obstacle insect pest and soil salinization required solution badly.

**Key words** Shandong Province solar greenhouse investigation results

(上接第 27页)

**Abstract ID:** 1003- 188X(2011) 07- 0023- EA

## Research Advances of Weed Identification in Agricultural Fields

Jin Xiaojun Chen Yong Sun Yanxia

(College of Electronic and Mechanical Engineering Nanjing Forestry University Nanjing 210037 China)

**Abstract** Weed identification is the prerequisite of precise weeding. The theories research advances and difficulties using the shape color spectral and texture features as well as multi-feature fusion method to identify weed in agricultural fields were discussed respectively in this paper. Pattern recognition and other methods in weed identification were also presented. Methods and characteristics of inter-row and intra-row weed identification were analyzed and compared. The paper pointed out that intra-row weed identification is more complicated than inter-row weed identification, and it is more difficult in precision weeding. This paper is valuable for weed identification and precision weeding.

**Key words** weed identification machine vision inter-row weed intra-row weed