

基于机器视觉的田间杂草识别技术研究进展

毛文华¹, 王一鸣¹, 张小超², 王月青¹

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业机械化科学研究院, 北京 100083)

摘要: 田间杂草识别技术是实现变量喷洒除草剂以保护环境的关键所在。针对国内外在精细农业的杂草识别领域, 全面系统地分析了基于机器视觉的田间杂草识别技术的研究进展与应用状况, 以促进该项技术在中国的应用和发展。分别阐述了利用植物和背景形状特征、纹理特征、颜色特征和多光谱特征识别田间杂草技术的理论依据、特征参数、研究状况和问题所在, 并指出了实现田间实时识别的难点。

关键词: 杂草识别; 机器视觉; 研究进展

中图分类号: TY391.41

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2004)05-0043-04

0 引言

杂草对作物的生长有极大的危害, 应及时加以控制, 以保证作物的产量和质量。在诸多的杂草防除方法中, 化学除草法由于其高效的除草能力而备受广大农民的青睐, 已成为主要的除草方式。但是, 化学除草剂的使用方式普遍为粗放式的大面积喷洒, 喷洒到作物和土壤等无杂草区域的除草剂不仅造成了浪费, 还造成了潜在的生态环境危害。如果对田地进行变量喷洒(或有选择性的喷洒), 即仅在杂草滋生区施加除草剂, 或对整个地块施加小剂量的除草剂而对杂草部分施加正常剂量的除草剂, 就能显著减少除草剂的使用量^[1]。要实现变量喷洒除草剂技术, 首要问题就是如何准确、智能的检测田间杂草分布信息, 即将杂草滋生区分割出来, 并确定田间杂草的特征(位置、密度或种类等)。

田间杂草的识别方法主要有3种: 人工识别法、遥感识别法和基于机器视觉的识别法。其中, 人工识别法是世界上大多数国家和地区普遍沿用的方法, 该方法效率低下、劳动强度大、完全依赖人工主体的经验与知识, 在大面积杂草苗情观测上, 人工识别是无能为力的。遥感识别法则克服了人工监测的诸多弊端, 利用遥感系统提供的空间和光谱信息自动识别田间杂草。但是, 由于遥感图像的空间和光谱分辨率较低, 该方法只能识别那些个体尺寸大、密度大的杂草, 致使杂草识别率较低。这种半自动的、主观的人工监测和自动但粗略的遥感监测手段无法满足“数字农业”中田间杂草的精确定位控制要求, 因此, 能精确、客观、自动识别田间杂草的基于机器视觉的识别技术成为该领域的主攻方向。

1 基于机器视觉的田间杂草识别技术

总体上, 基于机器视觉的田间杂草识别技术利用了植物本身的一些特性进行识别, 如: 形状特征、纹理特

征、多光谱特征和颜色特征。

1.1 利用形状特征识别田间杂草的技术

1.1.1 理论依据

植物叶片的形状是识别植物的重要信息来源。单子叶植物和双子叶植物在叶片形状上有着显著差异: 单子叶植物(如: 小麦、水稻、玉米等农作物)叶片狭小且竖立, 双子叶植物(如: 藜、苋等杂草)叶片宽大且横展。因此, 可以利用植物叶片的形状差异进行识别。

1.1.2 形状特征参数

形状特征参数没有统一的定义, 只要能充分反映物体的形状, 或者能有效区分物体之间的形状差异, 并且能方便、快速获取的参数都可作为形状特征参数。因此, 形状描述的途径很多, 可直接对区域、边缘作出描述, 也可以对能代表物体形状的其他线(或图形)进行描述, 甚至可以通过数学方法产生一些特征参数系列。

从单个叶片(或整株冠层)中所提取主要形状特征参数: 基本形状特征参数和矩特征参数两类。基本形状特征包括面积 A 、周长 P 、长度 L 、宽度 W 等。根据这些基本形状特征参数, 经过适当的组合, 可以提取一些无量纲的形状特征参数, 如: 分散度(Compactness)、圆度(Roundness)、伸长度(Elongation)、叶状(Lobation)等。矩特征是指利用力学中矩的概念, 将图形内部的像素作为质心, 像素的坐标作为力臂, 从而以各阶矩的形式来表示图形的形状特征的一种矩描绘子。常用的矩特征有质心 $C(m, n)$ (Centroid)、等效椭圆的长轴 MAx (Major axis)和短轴 MN (Minor axis)、环度 Cir 、朝向比 Ar (Aspect ratio)、中心矩 $M_c(p, q)$ 等。

1.1.3 研究状况

早在1986年, Guyer等人就研究了利用叶片的形状特征参数(复杂度、伸长度、中心矩和主轴矩)识别不同植物的可行性^[2], 并在1993年开发和构建了基于植物形状特征的知识库^[3]。Woebbecke等人利用整株植物冠层的形状特征参数(圆度、朝向比、周长/厚度、伸长度和初始不变中心矩), 识别了2种单子叶杂草和8种双子叶杂草, 结果发现: 在出苗14~23d之间, 运用形状特征因子区分单子叶植物和双子叶植物的效果最好, 分类准确率为60%~80%, 识别这些植物最好的形状特征是朝向比和初始不变中心矩^[4]。Yonekawa等人对

收稿日期: 2002-11-05 修订日期: 2004-04-05

基金项目: 国家“863”高新技术发展计划基金资助项目(2001AA245012)

作者简介: 毛文华(1974-), 博士生, 讲师, 北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083, Email: mwh-924@163.com

通讯作者: 王一鸣(1940-), 博士生导师, 教授, 北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083, Email: ymwang@263.net

紧密度、圆度、伸长度、叶状度和粗糙度这 5 个简单的无量纲的形状因子进行了评价,认为这些形状因子对识别植物非常有效,且无需高速计算机和大的存贮容量^[5]。

1.1.4 存在的问题

形状特征识别方法的关键点在于寻找到具有 RST 不变性的形状特征因子(即对于图像的旋转、比例、平移变化都是恒定的)。另外,植物叶片的遮挡问题也是形状特征识别中的主要问题。Franz 等人曾利用 Fourier-Mellin 的相关性,计算对部分被遮挡的叶片重新抽取叶片边缘的弯曲率函数的比例因子,从而识别部分被遮挡的叶片^[6]。但是,该算法的正确识别率随着遮挡程度的增强而降低;另外,弯曲率函数并不适用于具有不定锯齿数的叶片的识别;所以,该算法并不能完全解决植物叶片的遮挡对分类率的影响问题。

1.2 利用纹理特征识别田间杂草的技术

1.2.1 理论依据

物体的纹理特征反映了物体本身的属性,有助于区别不同的物体。纹理是由纹理基元排列组合而成的,在局部区域内可能呈现不规则性,但整体上则表现出某种规律性,其灰度分布往往表现出某种周期性。从宏观上,杂草和农作物丛展现出不同的纹理;从微观上,植物叶片呈现不同的纹理(单子叶植物的叶脉呈平行的或弧形纹理,双子叶植物的叶脉呈网状纹理)。因此,可利用植物冠层或叶面的纹理信息,识别作物和杂草。

1.2.2 纹理特征参数

数字图像中的纹理是相邻像素的灰度或颜色的空间相关性或是图像灰度和颜色随空间位置变化的视觉表现。使用数学或信息论的方法抽取的纹理度量称为纹理特征,用于特征提取的纹理特征有:傅立叶变换能量,局部极值,共生矩阵,方向性灰度级能量,方向滤波掩模(如 Gabor 滤波器)和分形维数等。Gaussian-Markov 随机场模型和 Gibbs 随机场模型也可用于求取纹理特征。而特征分割方法一般基于区域增长、分裂-合并、Bayesian 分类、簇分类和神经网络方法等。

1.2.3 研究状况

Shearer 等人在 1990 年在基于植物颜色纹理特性的基础上,对 7 种人工培育的植物进行了识别,分别由色调、饱和度、亮度得出一个颜色共生矩阵,从每个颜色共生矩阵中计算出 11 个纹理特征,共产生 33 个颜色纹理特征,用于植物识别的准确率可达 91%^[7]。Meyer 等人利用植物的纹理信息对两种禾本科杂草和两种阔叶杂草进行了识别,发现利用由灰度共生矩阵获得的纹理特征量均匀度、惯性和角二次积率把植物分为草类和宽叶类时,准确率分别为 93% 和 85%,但要将这 4 种草完全分开时,准确率在 30%~77% 之间,并且指出,将来的植物识别方法应该把纹理和形状信息结合起来^[8]。Burks 利用颜色共生法对土壤和 5 种杂草进行了识别,使用色调和饱和度的 11 个纹理特征参数区分土壤和 5 种杂草,准确率为 93%,这种方法的准确率比 Meyer 等人的方法有提高,该方法没有用到亮度的纹理特征参数,

减少了颜色共生矩阵的运算量,而且由于亮度易受光照变化的影响,所以使用该方法可以减少光照变化造成的影响^[9]。Tang 等人利用 Gabor 小波变换提取植物的纹理信息,利用人工神经网络分类器将所研究的植物分为禾本和阔叶两类,准确率达到 100%^[10]。

1.2.4 存在的问题

虽然纹理特征识别法的正确识别率很高,甚至达 100%,但是,纹理分析的分割算法需要进行大量的计算和比较,因此识别速度较慢,不利于实时性的实现。快速提取纹理特征方法是纹理特征识别方法的关键。

1.3 利用多光谱特征识别田间杂草的技术

1.3.1 理论依据

光是一种具有一定频率范围的电磁波,以电磁辐射的方式在空间传播。投射到物体表面的辐射,一部分被物体表面反射,另一部分被物体吸收。反射(或吸收)的比率因辐射波长、物体的光谱学特性而异,因此,在一定的波段(或波长)范围内,可利用物体的光谱特征来识别物体。在可见光波段内,有生命的植物叶片中所含的叶绿素吸收红色光和蓝色光,反射绿色光,叶绿素含量的差异导致不同植物吸收与反射能力的不同,而土壤、岩石和无生命的植物残余物则反射红色光;在近红外光波段下,因叶子内部结构不同,对入射光能的透射、反射能力也不同,造成不同类型的植物反射率显示出明显的差异,土壤背景的反射率明显低于植物的反射率。

1.3.2 特征波长点

先统计分析所采集的光谱信息以寻找特征波长点,然后根据选定的特征波长点选择合适的滤光片。Brown 等人运用分光辐射谱仪在自然光照条件下测定了棉田中的几种杂草在 400~900 nm 范围内的反射率,通过分析得到了 440、530、650、730 nm 4 个特征波长点^[11]。Vrindts 等人运用分光辐射谱仪测定了马铃薯、甜菜、玉米和各种杂草以及土壤在 200~2000 nm 范围内的反射率,分析结果表明:运用 1 925 nm 和 1 715 nm 两个特征波长点判别分析甜菜、杂草和土壤的错误识别率为 0,运用 1 085、645、695 nm 3 个特征波长点判别分析玉米和杂草的错误识别率为 0,运用 765、515、1 935 nm 3 个特征波长点判别分析马铃薯、杂草和土壤的错误识别率为 1.5%^[12]。

1.3.3 研究状况

为了获取光谱信息,研究人员专门设计了各种独特的光电传感器。Visser 等人利用所开发的一种独特的传感器,通过感知场景反射光的荧光性来识别作物和杂草(所有杂草归为一“类”)^[13]。Billier 利用一套光电传感系统“Detectspray”来识别土壤中的植物,另一套系统“Spray Vision”,通过感知场景在 4 种不同的波长(蓝、绿、红和近红外光)下的反射光来识别杂草^[14]。Borregaard 等人运用成像光谱仪测定了马铃薯和甜菜以及几种杂草在 670~1070 nm 范围内的反射率,选定 649、970、856、686、726、879、978 nm 作为特征波长点,田间试验中马铃薯和杂草的识别率达到了 94%,甜菜和杂

草的识别率达到了 87%^[15]。

1.3.4 存在的问题

利用多光谱特征识别田间杂草的技术的算法比较简单,在实时性方面具有明显的优势。但是,光谱成像设备是由光谱仪和摄像机组成,成本费用较高。而且,绿色叶子对光的反射受到含水量、含氮量、植物病虫害和生长期等诸多附加因素的影响,而且有些杂草和作物表面的反射波长十分相近。因此,在实际的田间环境下,只利用几个较窄的波长范围识别较多植物种类具有一定的困难,对传感器的分辨率提出了较高的要求。

1.4 利用颜色特征识别田间杂草的技术

1.4.1 理论依据

在自然界,作物呈绿色,土壤呈黄褐色,岩石和无生命的植物残渣呈淡黄色。因此可根据植物(呈绿色)和背景(土壤颜色为主)的颜色特征差异将植物从背景中分割出来。另外,杂草和作物之间也存在颜色特征差异,某些杂草茎呈红色,比如:野荞麦、雀麦、俄国蓟、黄狐尾草和红根藜等^[12,16],而植物和杂草叶片呈绿色。美国的杂草科学协会列出的大豆田里最常见 10 种杂草中有 7 种有红色的茎,麦地里的 10 种主要杂草中也有 7 种有微红的茎。因此,还可根据杂草茎和作物的颜色特征的差异识别田间杂草。

1.4.2 颜色特征参数

彩色图像有多种颜色空间的表达方式,其分割方法都与颜色特征及颜色坐标的选择有关,没有一种分类方法对所有颜色特征都是有效的。摄像机所采集的原始彩色图像是基于 RGB 颜色空间的,在此颜色空间中最常用的颜色特征参数是超绿分量(Extra-green, $ExG = 2G - R - B$)。为了减少阴影的影响,把 RGB 颜色空间转换为 rgb 色度空间, Woebbecke 比较分析了 $(r - g)$ 、 $(g - b)$ 、 $(g - b) / |r - g|$ 、 $(2g - r - b)$ 等颜色特征因子,发现 $(2g - r - b)$ 这一因子用于植物检测最为有效^[16]。在面向彩色处理的最常用的 HIS 颜色空间中,最常用的颜色特征参数是色度分量(Hue)。

1.4.3 研究状况

Tang 等人还研究了在室外自然光照条件下,以人工分割的结果为导师信号,在 HSI 颜色空间利用遗传算法分割植物和背景。该算法有效克服了田间光照的巨大变化对分割性能的影响^[17]。Zhang 等人评价了颜色特征在杂草识别中的效力,观察了 38 种主要杂草,发现其中 28 种有淡红的茎。他们指出利用颜色特征能识别堪萨斯州麦地和大豆地里 80% 的杂草^[18]。据此,Elfaki 研究了利用作物和杂草的颜色特征识别的杂草方法,采用 4 个颜色特征参数,并有选择地进行组合,然后把这些组合作为输入变量分别输入一个统计分类器和两个人工神经网络分类器。结果表明,统计分类器的效果最好,对大豆和小麦的正确分类率为 54%、62.2%^[19]。

1.4.4 存在的问题

较之基于植物形状和纹理的识别方法,基于颜色特征的方法对叶片重叠、叶方位、摄像机聚焦和风的影响

不敏感,增加了田间执行的可行性^[19]。但该方法只适于识别有红色茎的杂草,杂草的正确识别率较低。另外,Elfaki 等的研究表明土壤含水率、光照条件和摄像头的焦距是影响颜色特征识别方法的 3 个主要因素^[20]。

总之,形状、纹理、光谱和颜色特征各有优缺点。Zhang 等人在识别小麦地里的杂草时,采用了形状、纹理和颜色分析 3 种方法,研究表明:颜色分析法能识别田间带红色茎的杂草;形状分析法能非常有效地把阔叶杂草从小麦叶中分离出来,但对阔叶杂草之间的分离作用很小;傅里叶频谱分析表明小麦具有单方向的纹理模式,而阔叶杂草表现为多方向纹理,可用该方法描述纹理的粗细,以检测一些杂草的类别^[18]。早期研究,侧重单一信息提取,以检验利用该信息的可行性。如今,则侧重于多种信息的综合利用,以便更准确、快捷的识别杂草。

2 结 语

从 20 世纪 80 年代至今,基于机器视觉的杂草识别技术的研究经历了从室内到田间、从非实时到实时的发展过程。目前,只有少数基于机器视觉的杂草识别系统实现了田间杂草的实时识别,更少数的成果开始走向实际应用。美国的 Lee 等人利用 Slaughter 等人开发的命名为“UC Davis Robotic Cultivator”的实时行中心引导系统,研制了智能杂草控制系统,该系统能根据植物形状特征的差异识别作物和杂草并确定其位置,喷洒杂草和细小的作物植株。在番茄地的实验表明:番茄的准确识别率为 73.1%,杂草的准确识别率为 68.8%^[21]。

随着图像处理和机器视觉等技术的不断发展,再结合功能强大、成本低廉的计算机,能精确地识别田间杂草的基于机器视觉的技术也会越来越成熟。就目前来看,仍有一些技术难题还须进一步研究解决,如:

1) 多数研究是在可以采集高质量图像的具有可控光照、没有环境影响因素的实验室(温室)内进行的;而田间则有机械震动、光照不匀、风、晴/阴天等许多影响因素,这就增加了图像预处理的难度,尚待研究。

2) 多数研究是静态的,先从室内(或田间)采集图像,再用计算机处理图像;而实时(动态)识别要求除草机械上的机载计算机立即处理所采集的图像,精确地确定杂草的位置和密度,决策系统据此控制喷嘴的开/关。满足实时性的图像处理算法一直是机器视觉技术的瓶颈所在,也是研究人员要着重解决的难题。

3) 多数研究以单特征为主,而多特征的综合利用是发展方向,也是提高杂草识别率的有效途径。但多特征的提取问题也是机器视觉识别田间杂草的难点。

4) 基于机器视觉的田间杂草识别技术尚没有形成通用的理论和方法。由于各研究的对象、时间、地点以及环境条件都有所不同,导致所研究的方法具有一定的局限性,一般只适用于所研究的植物。

5) 基于机器视觉的杂草识别技术在中国尚处在试验研究阶段,与国外差距大。国内学者在这方面已做过一些有意义的探索,但距离实际应用尚远。

[参 考 文 献]

- [1] Paice M E R, Miller P C H, Bodle J D. An experimental sprayer for the spatially selective application of herbicides [J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1995, 60: 107- 116
- [2] Guyer D E, Miles G E, Schreiber M M, et al. Machine vision and image processing for plant identification [J]. *Transactions of the ASAE*, 1986, 29(6): 1500- 1507.
- [3] Guyer D E, Miles G E, Gaultney L D, et al. Application of machine vision to shape analysis in leaf and plant identification [J]. *Transactions of the ASAE*, 1993, 36(1): 163 - 171.
- [4] Woebbecke D M, Meyer G E, Von Bargen K, et al. Shape features for identifying young weeds using image analysis [J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(1): 271 - 281.
- [5] Yonekawa S, Sakai N, Kitani O. Identification of idealized leaf types using simple dimensionless shape factors by image analysis [J]. *Transactions of the ASAE*, 1996, 39(4): 1525- 1533
- [6] Franz E, Gebhardt M R, Unklesbay K B. Shape description of completely visible and partially occluded leaves for identifying plants in digital images [J]. *Transactions of the ASAE*, 1991, 34(2): 673- 681.
- [7] Shearer S A, Holmes R G. Plant identification using color co-occurrence matrices [J]. *Transactions of the ASAE*, 1990, 33(6): 2037- 2044
- [8] Meyer G E, Mehta T, Kocher M F, et al. Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying [J]. *Transactions of the ASAE*, 1998, 41(4): 1189- 1197.
- [9] Burks T F, Shearer S A, Gates R S. Backpropagation neural network design and evaluation for classifying weed species using color image texture [J]. *Transactions of the ASAE*, 2000, 43(4): 1029- 1037.
- [10] Tang L, Tian F, Steward B L, et al. Texture based weed classification using gabor wavelets and neural network for real-time selective herbicide application [A]. *ASAE paper*, 1997. Time selective herbicide application [J]. *ASAE paper*. St Joseph Mich, 1997.
- [11] Brown R B, et al. Remote sensing for identification of weeds in on-till corn [J]. *Transactions of the ASAE*, 1994, 37(1): 297- 302
- [12] Vrindts E, et al. Weed detection using canopy reflectance [A]. In *Precision Agriculture'99: Proceedings of the 2nd European Conference on Precision Agriculture [C]*. 1999, 257- 264
- [13] Visser R, A. Timmemans J M. WEED-IT: a new selective weed control system [A]. *Proceedings of SPIE, Optics in Agriculture, Forestry, and Biological Processing II 2907 [C]*. 1996, 120- 129.
- [14] Biller R H. Reduced input of herbicides by use of optoelectronic sensors [J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1998, 71: 357- 362
- [15] Borregaard T, Nielsen H, Norgaard L, et al. Crop-weed discrimination by line imaging spectroscopy [J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 2000, 75(4): 389 - 400
- [16] Woebbecke D M, Meyer G E, Von Bargen K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions [J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(1): 259- 269
- [17] Tang L, Tian L, Steward B L. Color image segmentation with genetic algorithm for in-field weed sensing [J]. *Transactions of the ASAE*, 2000, 43(4): 1019- 1027.
- [18] Zhang N, Chaisattapagon C. Effective criteria for weed identification in wheat fields using machine vision [J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(3): 965- 975
- [19] Elfaki M S, Zhang N, Peterson D E. Weed detection using color machine vision [J]. *ASAE Paper*, 1997, No. 97 - 3134
- [20] Elfaki M S, Zhang N, Peterson D E. Field factors affecting weed detection [A]. *ASAE Paper*, 1997, No. 97-3098
- [21] Lee W S, Slaughter D C, Giles D K. Robotic weed control system for tomatoes using machine vision system and precision chemical application [J]. *ASAE Paper*, 1997. No. 973093, 15 pp.
- [22] 纪寿文, 王荣本, 陈佳娟, 等. 应用计算机图象处理技术识别玉米苗期田间杂草的研究 [J]. *农业工程学报*, 2000, 17(2): 154- 155
- [23] 相阿荣, 王一鸣. 利用色度法识别杂草和土壤背景物 [J]. *中国农业大学学报*, 2000, 5(4): 98- 100

Research advances of weed identification technology using machine vision

Mao Wenhua¹, Wang Yiming¹, Zhang Xiaochao², Wang Yueqing¹

(1. College of Information and Electronic Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, Beijing 100083, China)

Abstract: Weed identification technology is the key to the realization of selectively spraying herbicide for the environmental protection. In order to promote the research and application of this technology in China, the research methods and advances of weed identification technology using machine vision in precision farming were analyzed. The theory, feature parameters, research advances and problems using the shape, texture, color and multi-spectral features to identify weed were discussed, respectively. The difficulties of real-time identification were concluded.

Key words: weed identification; machine vision; research advance