

# 基于知识的视觉导航农业机器人行走路径识别

周 俊<sup>1</sup>, 姬长英<sup>2</sup>

(1. 上海交通大学机电控制研究所, 上海 200030; 2. 南京农业大学工学院, 南京 210031)

**摘 要:** 目前的农业生产方式引起了环境污染、生态恶化等诸多问题, 研制具有精确作业能力的视觉导航农业机器人因而被较多关注。针对导航视觉系统采集的农田非结构化自然环境彩色图像, 探讨了用于行走路径识别的适宜的彩色特征, 并结合农田作业时农业机器人行走路径的特点, 运用路径知识启发机制识别出行走路程。与传统的阈值分割算法的对比处理试验表明, 此识别算法可以明显地改善路径识别效果。

**关键词:** 路径识别; 视觉导航; 农业机器人; 机器视觉

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2003)06-00101-05

## 1 引 言

由于化学肥料、化学农药以及化学除草剂等在大面积使用, 目前造成了诸如环境污染、生态恶化、农药残留以及资源浪费等等大量的影响人类社会可持续发展的令人头痛的难题。农业工程、环境以及生态等各方面的专家学者纷纷从不同的角度研究解决问题的方法。在农业工程领域, 研制具有定时、定量和定位等作业能力的视觉导航农业机器人受到普遍关注<sup>[1~3]</sup>。

在欧洲大陆, 为了推广有机农业(欧盟计划 2005 年达到 10%~15% 左右的规模), 尽量避免或减少农药的使用, 精确机械除草和喷药被普遍关注, 文献[4]详细地介绍了为了适应这种形势目前欧洲大陆各国农业车辆导航的研究情况, 并对机器视觉在其中发挥的特别作用进行了仔细的分析。文献[5]中就展示了瑞典的 Asstrand 等人在精确机械除草方面的研究成果。他们为了克服光照变化对杂草识别的影响使用了杂草识别和导航两个独立的视觉系统, 以便把识别杂草的视觉系统单独封闭起来采用人工光源。在杂草比较多的条件下(杂草/作物最高可以达到 12/1), 他们的导航视觉系统也取得了 2 cm 左右的精度。西班牙的 Sanchiz 等<sup>[6]</sup>针对目前的农药喷洒机械把农药均匀施向田块中的所有地方而造成浪费和污染的现象, 研制了能够自动精确对靶喷洒的农用车辆, 文章着重对如何保证系统实时性做了一些研究。法国的 Debain<sup>[7]</sup>为了让驾驶员可以有时间控制设备上的其它功能, 20 世纪 90 年代以来, 一直在从事着农业车辆辅助导航的研究, 在文献中介绍了相关的边缘提取和导航控制算法。认为应该对感知的边缘信息引入可信度因子, 以便可靠地进行车辆导航控制, 并强调单一的视觉传感器在有些情况下(傍晚、车辆自身形成的阴影以及植株的缺失等)仍然无法识别出导航边缘。

在英国的 Silsoe 研究所, Tillett、Hague 等人围绕着可以自主行走并具有精确作业能力的智能喷药机器人多年来做了大量的工作, 特别在机器人视觉导航技术的诸多环节方面<sup>[8~10]</sup>。最近他们也在进行有关机械除草技术的研究, 利用阈值分割方法在近红外图像里识别出农作物目标, 计算出锄铲和农作物目标的偏差, 由液压机构控制锄铲自动对准目标<sup>[11]</sup>。尽管有视觉导航领域多年来较为成功的研究实践, 他们也认为机器视觉的使用存在许多制约因素, 盲目乐观并不可取<sup>[12]</sup>。

在日本, 农业劳动力日益减少, 1995 年以来在日本农业部的农业机械发展项目推动下, 运用视觉识别出农作物行结构作为导航路径实现智能农业机械无人驾驶的研究一直在开展, Torii 在文<sup>[13]</sup>中详细地介绍几年来日本各大学、研究机构及部分厂商的研究情况。人工草坪标定实验中取得了最大横向误差为 0.024 m, 航向角误差为 1.5 deg 结果, 农田实验时纵向速度较小, 只有 0.25 m/s。在亚洲的其它一些国家中, 类似的研究也在开展, 但研究规模相对较小, 水平方面也有差距。韩国的 Cho<sup>[14]</sup>研制了视觉导航的智能拖拉机系统去完成果树农药喷洒。

在美国, 文献[15]认真考察了近 15 年来美国在此领域的研究状况, 从机械式、机器视觉、GPS 以及磁罗盘等四个导航信息获取传感器入手分别做了介绍, 特别对机器视觉的应用情况给予了较大篇幅的描述。20 世纪 90 年代以来, Slaughter 等人<sup>[16, 17]</sup>为了能尽早地让此项技术成为现实, 直接针对加利福尼亚的商品西红柿大田开展研究。

农田环境中的视觉导航一般是指利用视觉系统识别出农作物行或垄等区域的边界作为行走路径, 根据农业机器人与行走路径的相对位置计算出控制量, 通过转向执行机构调节其位置进而跟踪期望路径的一系列过程。

视觉导航是机器视觉理论在导航领域中的具体应用, 其关键技术环节之一就是精确可靠地识别出行走路程。融入先验知识, 考虑其对视觉实践的引导作用, 在现今计算机视觉研究中为多数研究者所顾及。立足于这种观点, 本文结合非结构化农田自然环境中视觉导航

收稿日期: 2002-09-24

基金项目: 教育部科学技术重点研究项目(项目编号: 03091)

作者简介: 周 俊(1974-), 男, 博士, 博士后, 研究方向: 机电一体化农业机器人视觉导航。上海市华山路 1954 号 上海交通大学机电控制研究所, 200030。Email: Zhoujun001@sohu.com

农业机器人行走路径的特点, 考虑路径先验知识的引导作用, 并兼顾反馈的思想, 提出一种路径识别算法。实验结果证明了该算法的可行性。

## 2 算法流程图

为了清晰地给出算法的整体框架, 首先给出该算法的流程图, 如图 1。

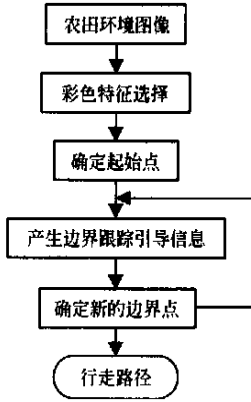


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the algorithm of road recognition

从此算法流程图可明显看出, 根据农田自然环境中农业机器人行走路径的特点得出的先验启发信息对路径识别的引导机制。

## 3 彩色特征选择

对农田自然环境的彩色图像进行处理分析时, 选择用于路径识别的适宜的彩色特征自然有利于问题的解决。RGB 是一种常见的彩色特征模型, 此外还有 HSI 等多种彩色特征模型。这些彩色特征模型一般是 RGB 模型的线性或非线性变换, 其中非线性变换存在奇异点, 在奇异点附近即使 RGB 值很小的变化也会引起变换值很大的跳动, 从而使变换值的分布呈现假模式。因此, 基于这点来考虑, 由 RGB 经线性变换得到的彩色特征模型更为可取。根据模式识别理论, 方差大的特征区分能力也强。Ohta 等人<sup>[18]</sup>通过对大楼、海滨等不同类型的彩色图像进行方差计算, 归纳出 3 个正交的彩色特征:

$$\begin{cases} I_1 = (R + G + B)/3 \\ I_2 = (R - G)/2 \text{ 或 } (B - R)/2 \\ I_3 = (2G - R - B)/4 \end{cases} \quad (1)$$

可见这三个彩色特征是 RGB 的线性变换。



图 2 油菜地农田环境图像

Fig. 2 Rape field environmental imaging



图 3 冬小麦地农田环境图像

Fig. 3 Winter wheat field environmental imaging

图 2 是一帧油菜地的实际农田环境图像中需要处理的区域 (160×300), 在对它进行这样的变换后, 特征  $I_1$  的方差 759, 特征  $I_2$  的方差为 25, 特征  $I_3$  的方差为 57。显然特征  $I_1$  的区分能力最大, 含有的信息量最多, 也最能代表原图像的特征。但是, 在视觉导航时, 只有作物茎或茎沟等区域的大尺度边界信息是重要的, 将成为农业机器人的行走跟踪路径, 而油菜茎内油菜叶和茎沟内杂草等景物的小尺度纹理特征不但是多余的, 而且会干扰大尺度边界特征的提取。特征  $I_2$  对含有绿色农作物目标的农田自然环境图像而言, 信息量明显太少了。同样, 图 3 是一帧冬小麦田块边沿的实际农田自然环境图像中需要处理的区域 (160×300), 其特征  $I_1$ 、 $I_2$  和  $I_3$  的方差分别为 1285、17 和 75, 显然各特征方差的分布趋势没有变化。下文中的路径识别就是在彩色特征  $I_3$  空间中研究的。农田环境中以农作物目标作为机器人跟踪路径, 特征  $I_3$  实际上有意识地提高了绿色通道的权重, 增加了与非绿色背景的对比度, 结果滤除了大部分小尺度细节特征, 为正确检测出大尺度的区域边界奠定了坚实基础。应该强调的是, 一般由绿色农作物区域和非绿色非农作物区域构成的农田自然环境图像中, 这三个彩色特征相互之间的方差大小趋势具有普遍性, 并不只是上述列举的两例农田环境图像的特殊规律。

## 4 路径识别

路径的机器视觉识别也就对应着农作物茎或茎沟等区域的边界检测, 田间作业时这些边界线将是农业机器人跟踪的路径。但是, 单纯地依据图像本身提供的信息来分析检测出此边界非常困难。因为, 此处的边界虽在宏观上表现为农作物区域和非农作物区域的分界线, 而事实上却是由一系列的个体农作物植株与非农作物区域之间的边界组成的。如果直接运用一些常规的梯度算法, 势必会出现许多由个体农作物植株与非农作物区域之间形成的不连续边界, 这些边界与区域内部农作物自身间形成的边界往往很难被区分开。如果根据农作物区域和非农作物区域间的纹理差异来达到检测边界的目的, 那么即使不计纹理特征统计时的巨大计算量, 也会由于作业时间和作业对象等因素的改变而造成农作物纹理特征存在较大的差异, 以至于很难确定相关参数以形成有效的识别算法。面对这样的情况, 在本文的路径识别算法中, 注意发挥路径先验知识的启发引导

功能,并在新的边界点获得后,及时更新引导信息,体现出反馈思想的运用。

4.1 路径知识

人之所以具有强大的模式识别能力,是与识别时人积累的客观世界先验知识引导密不可分的。一个经验丰富的老农会比一个五谷不分的人能更容易识别出农作物与杂草的差异。因此,怎样融合先验知识去提高机器视觉的模式识别能力,是机器视觉领域研究的重要内容。文献[19]在考察了国内外大量的机器视觉导航实例后,认为适当地引入一些关于道路的基本假设(先验知识)将有助于问题的解决。在视野范围不大时,文献[20]也同样引进了视野内路径近似为直线的路径知识。农田环境中作为行走路径的农作物行或垄等区域边界的曲率一般较小,很多时候近似是零。因此,为了增强农田自然环境中农业机器人识别行走路径的能力,本文中也把视野内行走路径为直线作为路径识别时的先验基本知识。

4.2 分割阈值

本文提出的算法本质上是一种边界跟踪算法,但通常的阈值分割后的边界跟踪只考虑了强度值的不同,忽略了被跟踪边界空间几何分布的先验知识,并且强度值的二值化处理后也造成了大量信息丢失。在农田环境中,由于边界由一系列个体农作物植株形成的事实,常规的边界跟踪方法将会导致边界严重失真。为了选择适合的阈值把农作物区域与非农作物区域分割开,根据模式识别的理论,利用最大化类间方差的办法,实现阈值的自动选取。阈值为时的类间方差可表示为:

$$\sigma^2(t) = \frac{[u\omega(t) - u(t)]^2}{\omega(t)[1 - \omega(t)]} \tag{2}$$

其中  $u$  —— 整体图像的平均强度值;  $u(t)$  —— 强度不大于阈值  $t$  的像素点的平均强度值;  $\omega(t)$  —— 强度不大于阈值  $t$  的像素点的出现的概率和。因此,分割阈值即为  $\sigma^2(t)$  最大时的  $t$  值。

分割阈值自动选取方法一般计算量都比较大,不利于实时导航。由于特征  $I_3$  良好的适应性<sup>[21]</sup>,实时导航时可以使用预先确定好的分割阈值,或在初始化时指定。

4.3 边界跟踪

下面来阐述结合路径知识,运用反馈机制,检测农作物区域与非农作物区域之间分界线的具体方法。

假设当前已检测出了  $k$  个边界点( $k > 2$ ),进一步确定第  $k+1$  个边界点的位置。由前文介绍的路径知识可知,要检测的边界是一条直线。因此可以认为已检测出的  $k$  个边界点应该近似共线,为了获得此直线的有关参数以引导下一个边界点的检测,首先基于最小二乘法用直线拟合已检测出的  $k$  个边界点。考虑到可能存在垂直的直线,为了避免因之而引起的数字计算问题,可采用如下递推极坐标形式来表示路径拟合直线方程:

$$x \cos \theta_k + y \sin \theta_k - \rho_k = 0 \tag{3}$$

则

$$\rho_k = \overline{x_k} \cos \theta_k + \overline{y_k} \sin \theta_k \tag{4}$$

$$\tan(2\theta_k) = \frac{2 \sum_{i=1}^k (x_i - \overline{x_k})(y_i - \overline{y_k})}{\sum_{i=1}^k (x_i - \overline{x_k})^2 - \sum_{i=1}^k (y_i - \overline{y_k})^2} \tag{5}$$

其中

$$\overline{x_k} = \frac{\overline{x_{k-1}}(k-1) + x_k}{k}, \overline{y_k} = \frac{\overline{y_{k-1}}(k-1) + y_k}{k}$$

式中  $x_i, y_i$  —— 为第  $i$  个边界像素点的列数和行数。也即把图像的左上角作为坐标原点,横轴水平向右,纵轴垂直向下。

把拟合直线和  $x$  轴正向的夹角规整进  $[0, \frac{\pi}{8}]$ 、 $[\frac{\pi}{8}, \frac{3\pi}{8}]$ 、 $[\frac{3\pi}{8}, \frac{5\pi}{8}]$ 、 $[\frac{5\pi}{8}, \frac{7\pi}{8}]$  和  $[\frac{7\pi}{8}, \pi]$  等 5 个区间,分别对应着从第  $k$  个边界像素点  $p_k$  按 5 个方向搜寻第  $k+1$  个边界像素点  $p_{k+1}$ ,即为:水平向右、右下、垂直向下、左下和水平向左等 5 个方向。图 4 即为  $k$  个边界像素点的拟合直线与  $x$  轴正向夹角被包含在区间  $[\frac{5\pi}{8}, \frac{7\pi}{8}]$  内时,从第  $k$  个边界像素点  $p_k$  搜寻第  $k+1$  个边界像素点  $p_{k+1}$  的示意图,图中用每个小矩形块表示一个像素点。在边界拟合直线走向的引导下,可以认为下一个边界像素点最可能出现在第  $k$  个边界像素点  $p_k$  的  $3 \times 3$  邻域的左下区域。可见,路径先验知识在这里指明了边界的延伸方向,减小了跟踪搜寻的盲目性。在候选的边界像素点中,通过比较它们的梯度值大小最终确定出下一个边界像素点的位置。

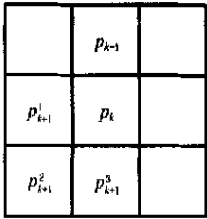


图 4 左下搜索时的示意图

Fig. 4 Schematic diagram of searching on left-down side

从(3)、(4)和(5)式中的递推关系可以看出,在第  $k+1$  个边界像素点检测出以后,它将立即被用来更新前  $k$  个边界像素点的拟合直线。也即把第  $k+1$  个边界像素点包含的新息成分迅速反馈给边界跟踪引导信息,实现初步的反馈调整。当然可以通过回溯的办法,在更新后的边界跟踪引导信息的指引下,以第  $k+1$  个边界像素点为起始点,重新确定前  $k$  个边界像素点的位置,实现完全意义上的反馈调整。由于行走路径识别实时性要求,本文中没有考虑后一种意义上的反馈。

为了进一步增加直线目标出现的概率,不同的权重对被用来对候选的边界像素点的梯度值进行加权。如图 4 所示,如果上一个边界像素点  $p_{k-1}$  在图示位置,那么在  $p_{k+1}^1, p_{k+1}^2$  和  $p_{k+1}^3$  中给  $p_{k+1}^3$  以较大的权重,以增加  $p_{k+1}^3$  被检测出的机会,也即提高与当前以及上一个边界像素点共线的候选像素点被检测出的机会,以在农田非结构化自然场景图像中正确地检测出农作物区域与非

农作物区域之间近似为直线的边界。在本文中,和当前以及上一个边界像素点共线的候选像素点的梯度权重取为 1.2,其它两个候选像素点的权重都取为 1。

## 5 试验研究

为了检验本文提出的路径识别算法的有效性,这里用此算法处理了前文中给出的两帧实际农田自然环境图像(图 2 和图 3),并与常规的阈值分割算法做了对比

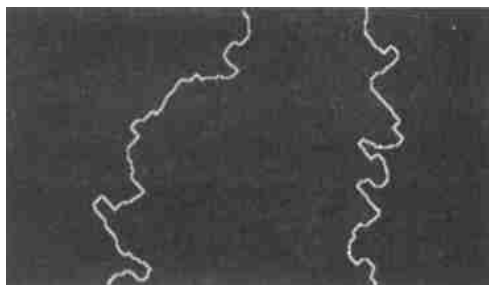


图 5 油菜地中阈值分割算法检测出的行走路径

Fig. 5 Walking path detected by threshold segmentation in the rape field

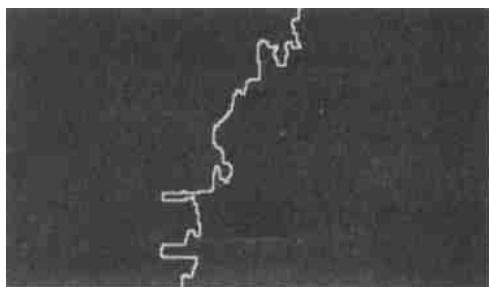


图 7 冬小麦地中阈值分割算法检测出的行走路径

Fig. 7 Walking path detected by threshold segmentation in the winter wheat field

参照图 2、图 3 的实际农田自然环境图像,通过比较上述两种算法的处理结果,可以明显看出,由于运用了路径先验知识的引导,本文算法检测出的边界更符合实际情况,有效地适应了农田自然环境复杂的非结构化特点。

## 6 结 语

针对导航视觉系统采集的农田非结构化自然环境彩色图像,先探讨了用于路径识别的适宜的分割彩色特征,然后结合路径知识,运用启发引导机制完成了田间作业时农业机器人行走路径的识别过程。与传统阈值分割算法的对比试验结果表明,该算法具有明显的优势,可以在非结构化农田自然环境中有效地识别出行走路径。

### [参 考 文 献]

- [1] Tillett N D, Hague T, Marchant J A. A robotic system for plant-scale husbandry[J]. J Agric Eng Res. 1998, 69: 169~178.
- [2] Tom TORII, et al. Crop row tracking by an autonomous vehicle

研究。在本文算法中,通过比较候选边界像素点的加权梯度值去决定下一个边界像素点位置,试验时用 Sobel 算子计算该梯度。全部处理过程用 VC6.0 编程实现。

图 5 和图 6 分别为油菜地环境图像中阈值分割算法和本文算法检测出的行走路径。图 7 和图 8 分别为冬小麦田块边沿环境图像中阈值分割算法和本文算法检测出的行走路径。

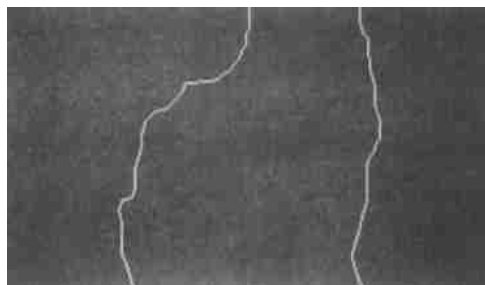


图 6 油菜地中本文算法检测出的行走路径

Fig. 6 Walking path detected by proposed algorithm in the rape field



图 8 冬小麦地中本文算法检测出的行走路径

Fig. 8 Walking path detected by the new proposed algorithm in winter wheat field

- using machine vision[J]. JSAE, 2000, 62(5): 37~42.
- [3] 王荣本,等.基于机器视觉的玉米施肥智能机器系统设计概述[J].农业工程学报,2001,17(2):151~153.
- [4] Keicher R, Seufert H. Automatic guidance for agricultural vehicles in the europe[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25: 169~194.
- [5] Bjorn Astrand, Albert-Jan Baerveldt. An agricultural mobile robot with vision-based perception for mechanical weed control[J]. Autonomous Robots, 2002, 13: 21~35.
- [6] Sanchiz J M, Marchant J A, Pla F, et al. Real-time visual sensing for task planning in a field navigation vehicle[J]. Real-Time Imaging, 1998, 4: 55~65.
- [7] Debain C, Chateau T, Berducot M, et al. A guidance-assistance system for agricultural vehicles[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25: 29~51.
- [8] Hague T, Tillett N D. Navigation and control of an autonomous horticultural robot[J]. Mechatronics, 1996, 6(2): 165~180.
- [9] Marchant J A, Brivot R. Real time tracking of plant rows using a Hough transform[J]. Real Time Imaging, 1995, 1(2): 363~371.
- [10] Marchant J A, Hague T, Tillett N D. Row following accuracy of

- an autonomous vision guided agriculture vehicle[ J] . Computers and Electronics in Agriculture, 1997, 16(2): 165~175.
- [ 11] Tillett N D, Hague T. Computer vision based hoe guidance for cereals-an initial trial[ J] . J Agric Eng Research, 1999, 74(3): 225~236.
- [ 12] Hague T, Marchant J A, Tillett N D. Ground based sensing systems for agricultural vehicles[ J] . Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25: 11~28.
- [ 13] Tonii T. Research in autonomous agriculture vehicles in Japan [ J] . Computers and electronics in agriculture, 2000, 25(1~2): 133~153.
- [ 14] Cho S I, Ki N H. Autonomous speed sprayer guidance using machine vision and fuzzy logic[ J] . ASAE, 1999, 42(4): 1137~1143.
- [ 15] Reid J F, Zhang Q, Noguchi N, et al. Agricultural automatic guidance research in North America[ J] . Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25: 155~167.
- [ 16] Lee W S, Slaughter D C, Giles D K. Robotic weed control system for tomatoes[ J] . Precision Agriculture, 1999, 1(1): 95~113.
- [ 17] Slaughter D C, Chen P, Curley R G. Vision guided precision cultivation[ J] . Precision Agriculture, 1999, 1(2): 199~216.
- [ 18] Ohta, et al. Color information for region segmentation[ J] . CGIP, 1980, 13: 222~241.
- [ 19] 杨 明,等. 基于视觉的道路跟踪[ J] . 模式识别和人工智能, 2001, 14(2): 186~193.
- [ 20] 王荣本,等. 基于视觉的智能车辆自主导航最优控制器设计[ J] . 汽车工程, 2001, 23(2): 97~100.
- [ 21] 周 俊. 农用轮式移动机器人视觉导航系统的研究[ D] . 南京: 南京农业大学博士学位论文, 2003.

## Road recognition for agricultural robot guided by machine vision

Zhou Jun<sup>1</sup>, Ji Changying<sup>2</sup>

(1. Research Institute of Mechanical and Electronic Control, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China; Engineering College, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

**Abstract:** At present, the problem of environmental pollution and ecological deterioration raised by agricultural production is increasingly serious, so the development of the agricultural robot guided by machine vision is widely considered to be necessary which has the potential of precision farming and being friendly with natural environment. In this paper, an algorithm of road recognition is introduced, which is a key technology for the visual guidance in the non-structured agriculture environment. At first, the suitable segmentation feature of the color picture of natural field environments is discussed. Based on the road knowledge and the feedback idea, then a new edge following method is developed to recognize the road. Finally, compared with the conventional method of threshold segmentation, the result of the treatment of actual field pictures shows that this algorithm is more effective for the road recognition.

**Key words:** road recognition; vision guidance; agricultural robot; machine vision