

# 基于近红外传感器和面向对象光谱分割技术的 田间棉株识别与提取

邓劲松<sup>1,2</sup>, 石媛媛<sup>1,2</sup>, 陈利芬<sup>1,2</sup>, 王珂<sup>1,2\*</sup>, 祝锦霞<sup>1,2</sup>

1. 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 浙江大学, 浙江 杭州 310029

2. 环境修复与生态健康教育部重点实验室, 浙江大学, 浙江 杭州 310029

**摘要** 实时、高效、可靠的田间目标作物识别是精确农业中作物科学管理的基础,也是精确农业的关键技术之一。而传统的基于象元的信息提取方法已难以胜任复杂图像处理和高精度目标识别的需要。文章利用高分辨率的传感器获取可见-近红外影像,运用面向对象光谱分割技术和最邻近分类器,根据高分辨影像丰富的空间和光谱特征,利用对象的光谱、形状、拓扑等信息准确地进行田间棉株的识别。最后随机选取了300个样点,利用误差分析矩阵方法对识别结果进行了精度评价。结果表明田间棉株识别的总体精度高达96.33%,而KAPPA系数也达到0.9267。尽管识别类型中棉株与背景(土壤,杂草等)有少量的混淆,而研究的识别精度完全可以满足精确农业自动化管理和决策的要求。

**关键词** 近红外; 面向对象; 棉株; 识别

**中图分类号:** O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2009)07-1754-05

## 引言

精确农业中变量控制技术是根据实时获取作物位置、密度和种类等信息智能控制喷嘴的动作,通过仅对作物生长区定量地实施投入的农业生产管理技术。变量控制的关键在于田间目标作物信息的实时捕获和识别,也就是把田间目标作物从复杂的背景中实时识别出来。随着传感器技术的发展以及人们对农业物料特性认识的深入,出现了红外、近红外图像处理应用的研究,近红外图像处理技术与现有可见光图像处理技术相结合,用于农作物管理、田间作物及杂草识别、收获机械的及其视觉导航、农产品品质检测和分级等各方面,可以弥补现有可见光图像处理技术及应用的不足,以解决现存的检测速率低和检测精度不够高的问题<sup>[1-5]</sup>。目前,农业生产管理中使用的遥感图像的空间和光谱分辨率较低,而传统的图像处理技术只能识别那些个体尺寸大、密度大的作物,致使目标识别率较低,无法满足“精确农业”中田间目标作物的精确定位控制要求,因此,能精确、客观、自动识别田间目标作物的识别技术成为该领域的主攻方向。

基于面向对象光谱分割技术的遥感信息提取方法突破了

传统分类方法以像元为基本分类和处理单元的局限性,以含有更多语义信息的多个相邻像元组成的对象为处理单元,可以实现较高层次的遥感图像分类和目标地物提取。通过该方法对遥感图像进行分割,首先得到同质对象,再根据遥感图像分类或目标地物提取的具体要求,检测和提取目标地物的多种特征,以达到对遥感图像进行分类或目标地物提取的目的<sup>[6-8]</sup>。

本研究运用高分辨可见-近红外多光谱传感器和基于面向对象光谱分割技术的信息提取方法,根据高分辨影像丰富的空间和光谱特征,利用对象的光谱、形状、拓扑等信息,高效、快速、准确地进行田间棉株的识别,以期丰富和拓展遥感技术和近红外图像信息在精确农业自动化管理和决策中的应用。

## 1 研究区和数据

实验设在浙江大学试验场内的棉花试验田。选用高分辨率可见-近红外传感器(Cirrus DCS信息采集仪)进行田间棉株信息采集(图1)。传感器的主要技术参数有,面阵列 CCD 像元数(4 072×4 072);存储量(2×16GB);数字影像的辐射

收稿日期: 2008-08-08, 修订日期: 2008-11-12

基金项目: 国家“863”计划项目(2006AA10Z204), 国家自然科学基金项目(3080073; 305711123)和国家博士后基金项目(20070421194)资助

作者简介: 邓劲松, 1978年生, 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所博士后 e-mail: jsong\_deng@zju.edu.cn

\* 通讯联系人

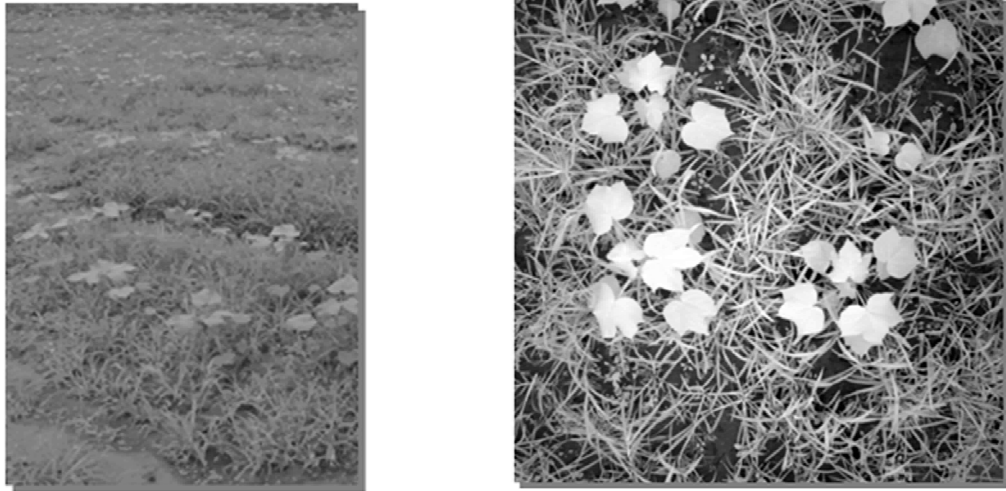


Fig. 1 Study area and collected data using DCS sensor

量化等级为 12 bit；影像文件中同时记录 GPS 坐标及其他辅助信息，可以满足精确农业管理的要求。

## 2 研究方法

### 2.1 面向对象光谱分割及对象的生成

如何科学合理地遥感图像进行分割，使分割后的对象包涵丰富的语义信息，是成功进行图像分析、描述和目标提取的前提条件和关键技术。本研究中采用区域生长与合并的光谱分割技术，并结合多种特征来对图像进行分割。区域生长与合并算法的基本思想是将具有相似性质的像元集合起来构成区域多边形，先对每个需要分割的区域寻找一系列种子像元作为生长的起点，然后将种子像元周围邻域中与种子像元有相同或相似性质的像元合并到种子像元所在的区域中，将这些像元当作新的种子像元继续进行上面的过程，直到再没有满足条件的像元，这样一个对象就生产了<sup>[9-11]</sup>。该算法的目的是实现分割后图像对象的权重异质性最小化，而仅仅考虑光谱异质性最小会导致分割后图像对象的多边形边界比较破碎，因此常把光谱异质性的标准和空间异质性的标准配合使用。在分割前需要确定影响异质性的两个主要因子，光谱因子和形状因子，才能达到整幅图像所有对象的平均异质性最小。计算公式如下。

#### (1) 总异质性

$$f = \omega \cdot h_{\text{color}} + (1 - \omega)h_{\text{shape}}$$

图像对象的总异质性值  $f$  由四个变量计算而得， $\omega_{\text{color}}$  是光谱信息权重， $\omega_{\text{shape}}$  为形状权重， $h_{\text{color}}$  为光谱异质性值， $h_{\text{shape}}$  为形状异质性， $\omega$  是用户定义的权重，取值在 0~1 之间。

#### (2) 光谱异质性

$$h_{\text{color}} = \sum_c n_{\text{Merge}} \cdot \sigma_c^{\text{Merge}} - (n_{\text{Obj1}} \cdot \sigma_c^{\text{Obj1}} + n_{\text{Obj2}} \cdot \sigma_c^{\text{Obj2}})$$

光谱异质性值  $h_{\text{color}}$  不仅与组成对象的像元数目有关，还取决于波段标准差； $\sigma_c$  为像元内部的标准差，根据组成对象的像元值计算得到， $n$  为像元数目。

#### (3) 形状异质性

$$h_{\text{shape}} = \omega_{\text{compact}} \cdot h_{\text{compact}} + (1 - \omega_{\text{smooth}}) \cdot h_{\text{smooth}}$$

形状异质性由表征形状特征的紧密度  $h_{\text{compact}}$  和  $h_{\text{smooth}}$  光滑度组成。光滑度是为了表征合并后的区域边界的光滑程度，而紧密度是为了保证合并后的区域更加紧凑。这两个参数的公式表达分别为： $h = \frac{l}{b}$  和  $h = \frac{l}{\sqrt{n}}$ 。 $l$  为区域的周长， $b$  为区域外最小外包矩形的周长， $n'$  为区域的面积。如果两个相邻区域的形状参数分别为： $l_{\text{obj1}}, b_{\text{obj1}}, l_{\text{obj2}}, b_{\text{obj2}}$ ，合并后的区域的参数为： $l_{\text{merge}}, b_{\text{merge}}$ ，那么这两个形状的差异性度量准则就可以表示如下：

$$h_{\text{smooth}} = n_{\text{Merge}} \cdot \frac{l_{\text{Merge}}}{b_{\text{Merge}}} - \left( n_{\text{Obj1}} \cdot \frac{l_{\text{Obj1}}}{b_{\text{Obj1}}} + n_{\text{Obj2}} \cdot \frac{l_{\text{Obj2}}}{b_{\text{Obj2}}} \right)$$

$$h_{\text{compact}} = n_{\text{Merge}} \cdot \frac{l_{\text{Merge}}}{\sqrt{n_{\text{Merge}}}} - \left( n_{\text{Obj1}} \cdot \frac{l_{\text{Obj1}}}{\sqrt{n_{\text{Obj1}}}} + n_{\text{Obj2}} \cdot \frac{l_{\text{Obj2}}}{\sqrt{n_{\text{Obj2}}}} \right)$$

### 2.2 特征的选择和特征空间的建立

无论是目标识别还是分类，特征都是对处理结果起决定作用的因素。特定的目标总是和相应的特征或特征组合相联系。只有选择合适的特征或特征组合，才能把某一目标与其它目标区别开来<sup>[11, 12]</sup>。分割后获得的对象与像元不同，是地物实体的代表。因此，通过分析图像和地物的关系，可以将遥感图像还原成地物的各种特征，这样遥感图像上地物的识别就变成了对地物和图像多种特征的分析、判断。通过分析和使用地物空间的多种识别特征—形状、大小、阴影、色调、位置、活动等与图像特征空间之间的对应关系，结合 GIS 中地物环境要素的间接特征空间因子，形成了遥感图像特有的特征空间<sup>[13-15]</sup>。

### 2.3 基于最近邻分类器的田间棉株信息提取

最近邻分类法类似于传统分类方法中的监督分类，是通过选择样本的方法来进行影像的分类。最近邻法的优点是分类操作比较简单、直观，不需自己总结区分各类别的规则，易于处理多维特征空间的重叠，能快速处理类层次关系。其原理是通过选择的样本统计该样本类的特征，以这个特征为中心，以未分类对象中包含且用于分类的特征与样本类特征

之“差”为距离,该对象距离哪个样本类最近,就被分到那个类别中。最近邻法计算公式为:

$$d = \sqrt{\sum_f \left| \frac{v_j - v'_j}{\sigma_f} \right|^2}$$

其中,  $d$  是指样本对象  $S$  与图像对象  $o$  之间的距离;  $v_j$  为样本对象特征  $f$  的特征值;  $v'_j$  为图像对象的特征  $f$  的特征值;  $\sigma_f$  为特征  $f$  值的标准差。所有类的分配都是由关系度或可能度所决定,图像对象距离样本对象越近,其关系度越大。

### 3 结果与分析

#### 3.1 对象的生成

利用面向对象分割技术生成对象的过程中,光谱因子是生成对象的最重要因子,而形状因子的参与则有助于避免影

像对象形状的不完整,同时可以避免“同物异谱”和“同谱异物”现象,以及孤立点噪音的污染,从而提高信息提取的精度。但是形状因子权重太高会导致光谱均质性的损失。因此,根据影像中棉株呈现出的光谱和形状特征,本次研究中将参与分割的光谱因子和形状因子的权重分别设置为 0.7 和 0.3,而形状因子中的光滑度和紧凑度因子的权重都设置为 0.5。从分割结果(图 2)可以清楚的看到,分割得到的对象的边界都非常清晰,地物区别明显,有利于最后的信息提取。

#### 3.2 特征空间的选择及棉株识别

特征的提取与选择极大地影响着信息提取所用分类器的设计和性能,是模式识别三大核心问题之一。根据识别目标的特点,使地物类别之间更容易区分,本研究利用光谱、形状和纹理特征组成特征空间。最近邻分类器进行信息提取时采用的特征及其描述见表 1。田间棉株识别结果见图 3。

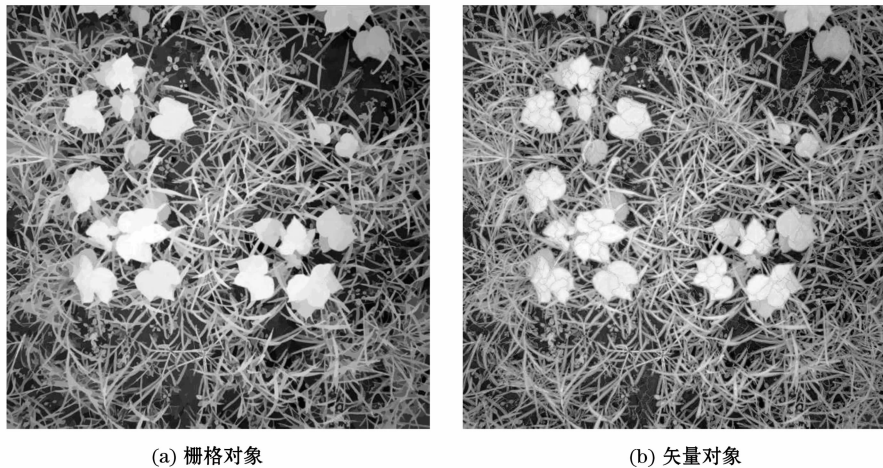


Fig. 2 The results of object-oriented segmentation

Table 1 Selection and description of features in this study

特征类别	特征	计算公式	涵义
光谱特征	均值	$\bar{c}_L = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n c_{Lj}$	对象在 L 层上对应的光谱平均值
	比率	$r_L = \frac{\bar{c}_L - \text{object}}{\bar{c}_L - \text{so}}$	L 层的比率指一个影像对象所在的 L 层的均值除以所有波谱层的均值之和,特征值范围: [0, 1]
	标准差	$\sigma_L = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (c_{Li} - \bar{c}_L)^2}$	由构成影像对象的每个像元在 L 层上的亮度值与该层的均值计算得到
	对象面积	$A_j = \sum m$	组成该对象的象元总数
形状特征	长宽比	$\frac{l}{w} = \frac{\text{eig}_1(S)}{\text{eig}_2(S)}$	$\text{eig}_1(S)$ , $\text{eig}_2(S)$ 是协方差矩阵的特征值
	形状指数	$S = \frac{P}{4 \cdot \sqrt{A}}$	$P$ 为边长, $A$ 为对象面积
纹理指数	同质性	$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i-j)^2}$	灰度共生矩阵 GLCM 的同质性指数
	异质性	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i-j)^2$	异质性是相对于同质性而言的,它是图像上局部差异的总合的度量。

注: 公式中各参数分别代表:  $i$  表示波段数;  $j$  为对象的编号;  $n$  是图像中所包含的对象数目;  $m$  为组成对象的像元的数目。

可以满足精确农业自动化管理和决策的要求。

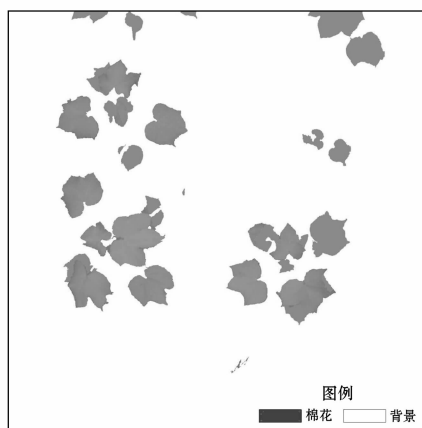


Fig. 3 The results of cotton identification

本研究随机选取了 300 个样点, 利用误差分析矩阵方法对识别结果进行了精度评价。由表 1 可知, 田间棉株识别的总体精度高达 96.33, 而 KAPPA 系数也达到 0.926 7。从图 3 可以看到, 识别结果中目标作物(棉株)的整体性很好, 不存在“椒盐现象”, 准确反映了地物实体。尽管识别类型中棉株与背景(土壤, 杂草等)有少量的混淆, 其识别精度完全

Table 2 Accuracy assessment for cotton identification

识别类型	参考数据		合计
	棉花	背景	
棉花	145	5	150
背景	6	144	150
合计	151	149	300
识别总体精度=96.33%; KAPPA 系数=0.926 7			

## 4 结 论

遥感信息技术已经成为农业信息化和精确农业不可或缺的基础技术和重要手段, 而高效可靠的图像处理技术是成功应用的关键。由于田间目标作物的背景复杂, 成像条件不理想, 特别是绿色植物光谱响应在可见光部分差异不明显, 使得目标的识别比较困难。同时传统的基于象元的信息提取方法已难以胜任复杂图像处理和高精度目标识别的需要。本研究利用高分辨率可见-近红外传感器和基于面象对象光谱分割技术的信息提取方法, 准确地识别出田间棉株, 为实现大面积棉花营养状况及长势监测, 科学指导作物施肥和除草管理提供的可靠的技术支持。

## 参 考 文 献

- [1] LIN Kai-yan, XU Li-hong, WU Jun-hui(林开颜, 徐立鸿, 吴军辉). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2004, 20(2): 279.
- [2] QIU Bai-jing, LIU Bao-ling, WU Chun-du, et al(邱白晶, 刘保玲, 吴春笃, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2005, 21(5): 102.
- [3] FENG Lei, FANG Hui, ZHOU Wei-jun, et al(冯雷, 方慧, 周伟军, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2006, 26(9): 1749.
- [4] MAO Wen-hua, WANG Yue-qing, WANG Yi-ming, et al(毛文华, 王月青, 王一鸣, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2005, 25(6): 1984.
- [5] JIANG Huan-yu, YING Yi-bin, XIE Li-juan(蒋焕煜, 应义斌, 谢丽娟). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2008, 28(6): 1300.
- [6] CAO Bao, QIN Qi-ming, MA Hai-jian, et al(曹宝, 秦其明, 马海建, 等). Geography and Geo-Information Science(地理与地理信息科学), 2006, 22(2): 46.
- [7] Lobo A, Chic O, Conese C. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17: 537.
- [8] Volker W. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2004, 58: 225.
- [9] Geneletti D, Gorte B G H. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24: 1273.
- [10] CHEN Qiu-xiao, LUO Jian-cheng, ZHOU Cheng-hu, et al(陈秋晓, 骆剑承, 周成虎, 等). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2004, 8(3): 2396.
- [11] ZHANG Yu-jin(章毓晋). Image Segmentation(图像分割). Beijing: Science Press(北京: 科学出版社), 2001.
- [12] Ursula C B, Peter H, Gregor W, et al. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004, 58: 239.
- [13] YANG Guang, LIU Xiang-nan, ZHANG Bai, et al(杨桃, 刘湘南, 张柏, 等). Journal of Jilin University(Earth Science Edition)(吉林大学学报·地球科学版), 2005, 35(2): 257.
- [14] Anssi P. Remote Sensing of Environment, 2002, 82: 349.
- [15] CHEN Yun-hao, FENG Tong, SHI Pei-jun, et al(陈云浩, 冯通, 史培军, 等). Geomatics and Information Science of Wuhan University(武汉大学学报·信息科学版), 2006, 31(4): 316.

## Cotton Identification and Extraction Using Near Infrared Sensor and Object-Oriented Spectral Segmentation Technique

DENG Jin-song<sup>1, 2</sup>, SHI Yuan-yuan<sup>1, 2</sup>, CHEN Li-su<sup>1, 2</sup>, WANG Ke<sup>1, 2\*</sup>, ZHU Jin-xia<sup>1, 2</sup>

1. Institute of Remote Sensing & Information Technique, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China

2. Ministry of Education Key Laboratory of Environmental Remediation and Ecological, Health, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China

**Abstract** The real-time, effective and reliable method of identifying crop is the foundation of scientific management for crop in the precision agriculture. It is also one of the key techniques for the precision agriculture. However, this expectation cannot be fulfilled by the traditional pixel-based information extraction method with respect to complicated image processing and accurate objective identification. In the present study, visible-near infrared image of cotton was acquired using high-resolution sensor. Object-oriented segmentation technique was performed on the image to produce image objects and spatial/spectral features of cotton. Afterwards, nearest neighbor classifier integrated the spectral, shape and topologic information of image objects to precisely identify cotton according to various features. Finally, 300 random samples and an error matrix were applied to undertake the accuracy assessment of identification. Although errors and confusion exist, this method shows satisfying results with an overall accuracy of 96.33% and a KAPPA coefficient of 0.9267, which can meet the demand of automatic management and decision-making in precision agriculture.

**Keywords** Near infrared; Object-oriented; Cotton; Identification

(Received Aug. 8, 2008; accepted Nov. 12, 2008)

\* Corresponding author