

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.05.044

基于高光谱图像技术的稻田苗期杂草稻识别*

陈树人¹ 邹华东¹ 吴瑞梅² 闫润^{1,3} 毛罕平¹

(1. 江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室, 镇江 212013; 2. 江西农业大学工学院, 南昌 330045;
3. 江苏农林职业技术学院机电工程系, 句容 212400)

摘要: 以生长期为 10 d 的杂草稻和水稻为研究对象,采集其高光谱图像信息,对其进行滤波预处理后,利用主成分分析方法优选出 1 448. 89 nm 和 1 469. 89 nm 波长下的特征图像。对每个特征图像,分别提取其形状特征、纹理特征和颜色特征,共 18 个特征变量。基于这些特征变量,利用神经网络方法建立杂草稻和水稻的判别模型,模型训练时杂草稻和水稻的回判率都为 100%;预测时,杂草稻的回判率为 92. 86%,水稻的回判率为 96. 88%。研究表明,利用高光谱图像技术快速鉴别稻田苗期杂草稻是可行的。

关键词: 杂草稻 水稻 高光谱图像 神经网络

中图分类号: TP391. 41; S365 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)05-0253-05

Identification for Weedy Rice at Seeding Stage Based on Hyper-spectral Imaging Technique

Chen Shuren¹ Zou Huadong¹ Wu Ruimei² Yan Run^{1,3} Mao Hanping¹

(1. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China 2. College of Engineering, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China
3. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Jiangsu Polytechnic College of Agriculture and Forestry, Jurong 212400, China)

Abstract: The weedy rice and rice in growth period of 10 d were investigated. The hyper-spectral image data were captured from weedy rice and rice leaves. After image data were filtered, the feature images at wavelength of 1 448. 89 nm and 1 469. 89 nm were optimized by principal component analysis method. For each feature image, shape feature, texture feature and color feature were extracted, and 18 feature variables in all were attained. Neural network method was used to build the discriminate model. The discriminating rates for weedy rice and rice were both 100% in training set. The discriminating rate for weedy rice was 92. 86% and the discriminating rate for rice was 96. 88% in prediction set. Experimental results showed that the hyper-spectral imaging technology could be used to identify weedy rice and rice at seeding stage.

Key words: Weedy rice Rice Hyper-spectral image Neural network

引言

杂草稻(Weedy rice)是一种兼有野生稻和栽培稻特性的恶性杂草,已成为仅次于稗草和千金子的第3大水田恶性杂草^[1]。杂草稻在苗期其形态与水稻差异很小,生长到约4周时,其叶片在形态和颜色上会发现变化。杂草稻的危害表现在其竞争性强,

在稻田中与栽培稻争夺阳光、养分和水分,严重影响水稻产量和质量^[2]。

粗放式大面积的化学除草带来了诸多负面影响,如环境污染、粮食和农产品安全等,精准变量喷洒技术是根据杂草和作物分布情况变量定点喷洒除草剂^[3],能有效减少化学农药的施用量,降低生态环境的污染程度,而田间杂草的自动识别是实施

收稿日期: 2012-05-28 修回日期: 2012-11-16

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2008AA10Z204)和江苏高校优势学科建设工程项目资助项目(苏财教(2011)8 号)

作者简介: 陈树人,教授,主要从事精确农业技术研究,E-mail: srchen@ujs.edu.cn

精准式变量喷洒作业的关键问题。目前,田间杂草的自动识别研究主要有机器视觉技术和光谱技术。机器视觉技术是由图像采集设备捕获田间杂草和农作物的图像,通过分析杂草图像和作物图像各自的特征(如纹理、形状、颜色等)来鉴别杂草和作物,国内外研究者利用机器视觉技术对小麦^[3~4]、棉田^[5]、玉米^[6~7]等农作物和杂草进行自动识别研究。杂草和农作物因其种类不同,内部特征信息也不同,因而杂草和农作物的光谱反射特性也不同,一些学者利用光谱技术来研究杂草和农作物的快速识别^[8~12]。

机器视觉技术能很好地描述杂草和农作物的外部特征,却无法获取其内部特征信息;而近红外光谱只能表征杂草和作物的内部特征,却不能描述他们的外部特征。高光谱图像技术是光谱分析和机器视觉技术的高精度融合技术,兼有两种技术的优势,由图像光谱仪采集到的待测物的高光谱图像中,既包含了待测物内部品质的光谱信息,又包含了待测物外部品质的图像信息,可对其内部和外部品质特征进行可视化分析,提高对待测物检测的精确度。该技术已广泛应用于农作物营养信息诊断、作物产量预测等方面^[13~14]。

本文利用高光谱成像技术识别稻田中的苗期杂草稻和水稻。利用高光谱成像系统分别获取杂草稻和水稻的高光谱图像,采用主成分分析方法优选出与杂草稻和水稻最相关的特征波长图像,提取特征

波长图像的形状特征、纹理特征和颜色特征,建立杂草稻和水稻的神经网络判别模型。

1 材料与方法

1.1 样本培育及试验材料选择

试验用水稻样本(*Oryza sativa* Linn)和杂草稻样本在江苏大学农业工程研究院温室培育,培育时间为2011年7月15日,培育土质和外界环境条件都相同。

图1a、1b是水稻和杂草稻分别生长到2周的图片,图1c、1d是它们生长到4周的图片。观察水稻和杂草稻的生长状态:杂草稻出芽早于水稻1d左右,从出芽到第1周,二者生长迅速,且在外观上没有差异;生长期到2周左右,杂草稻叶片的生长明显快于水稻,其叶片的叶数及幅展度与水稻叶片开始出现差异,见图1a、1b。而生长到4周时,杂草稻的生长明显优于水稻,其叶片在形态和颜色上有明显变化,见图1c和1d,杂草稻的叶片长而宽大,叶片明显下垂,与水稻生长在一起,严重影响水稻的养分吸收,对其进行去除也有一定难度。因此,本研究采用生长期为10d的水稻和杂草稻样本作为研究对象,建立杂草稻的快速识别模型,以尽量减少杂草稻对水稻养分吸收的影响。温室中采集到的叶片样本,存放在保鲜膜中带回实验室进行高光谱数据采集。共采集52个水稻叶片样本和48个杂草稻叶片样本。

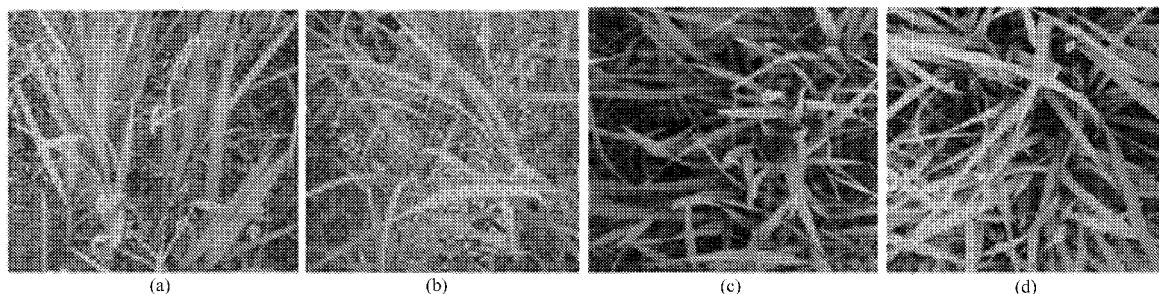


图1 杂草稻和水稻的长势图

Fig. 1 Growth of weedy rice and rice

(a) 2周时水稻 (b) 2周时杂草稻 (c) 4周时水稻 (d) 4周时杂草稻

1.2 高光谱图像采集

利用基于光谱仪的高光谱图像系统采集水稻和杂草稻高光谱数据,高光谱图像采集系统由近红外相机(XEVA-FPA-1.7-320型,XenICs, Leuven, Belgium)、成像光谱仪(InspectorN17E型,Spectral Imaging Ltd., Finland)、150 W 卤钨灯、精密电控平移台和计算机等部件组成。数据采集时,将叶片平铺在白色底板的电控平移台上,设定相机曝光时间为20 ms,电控平移台的移动速度为1.25 mm/s,高光谱图像分辨率为320像素×256像素,光谱范围

为871.6~1766.3 nm,采样间隔为3.5 nm。设定输送装置控制器,使电控位移平台速度为1.25 mm/s,行程为100 mm,采样间隔为3.5 nm。

1.3 高光谱图像标定

由于传感器中暗电流的存在和光源不稳定等因素影响,在光照强度分布较弱的波段下采集的数据信息中含有较多噪声,造成数据失真,同时也增大了图像在不同波长下的亮度差异。在数据分析前必须对原始高光谱图像进行标定,高光谱图像的标定公式为

$$R' = \frac{I_{im} - I_{bl}}{I_{wh} - I_{bl}} \tag{1}$$

式中 R' ——标定后的高光谱图像
 I_{im} ——原始高光谱图像
 I_{bl} ——全黑标定图像(关掉相机快门和光源,用不透光罩盖住相机时,扫描得到的图像)
 I_{wh} ——全白标定图像,即扫描标准白色校正板得到全白的标定图像

2 结果与分析

2.1 高光谱图像预处理

高光谱图像在采集过程中会受电流等其他外界条件影响,导致原始高光谱数据含有大量噪声信息而产生失真,因此有必要对其进行预处理,研究采用自适应滤波方法对原始图像进行滤波处理。图 2 为原始高光谱图像和滤波后的图像,对比原始高光谱(图 2a)和原始光谱曲线(图 2b),从图 2c、2d 可看出,经过滤波后的图像更清晰,光谱曲线更平滑,背景

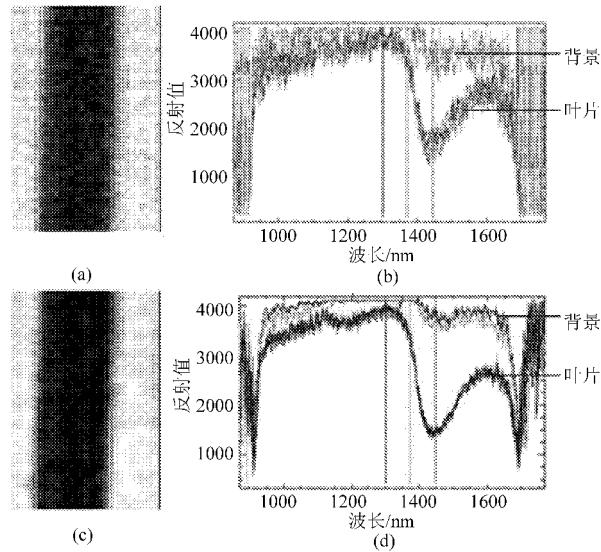


图 2 原始图像、光谱与滤波后的图像、光谱的对比
Fig. 2 Comparison of image and spectral before and after smooth filter

(a) 原始高光谱图像 (b) 原始光谱曲线
(c) 滤波后高光谱图像 (d) 滤波后光谱曲线

2.2 特征波长的选择

从图 2d 滤波后的光谱曲线可看出,波段小于 952 nm 和大于 1 630 nm 时,叶片的光谱反射值与背景的光谱反射值差异不大,且存在噪声信息。研究选取 952 ~ 1 630 nm 波段下的高光谱图像数据进行数据分析,共 200 幅图像。因此,在数据分析前利用 ENVI 软件将原始高光谱图像进行重采样,得到一组 256 像素 × 256 像素 × 200 像素的三维数据块。该

数据块中去除了大部分噪声信息,但波段相邻的两幅图像之间仍具有较强的相关性,导致重新得到的三维数据块中仍存在大量的冗余信息^[13]。因此,必须从这些数据中提取最能表征水稻和杂草稻特征的图像。

研究采用主成分分析^[14]来优选特征波长的图像(简称特征图像),根据各主成分的方差贡献率大小,提取最能表达原始信息的主成分图像;各主成分图像是由原始数据中各个波长下的图像经线性组合而成,在此线性组合中,最大权重系数所对应波长下的图像为最佳特征图像^[13]。图 3 为经过主成分分析后得到的前 3 个主成分图像,与图 1 中原始图像相比,第 1 主成分图像与原始图像最接近,从第 2 主成分图像开始出现小量噪声,在第 3 主成分图像中能看到明显噪声。由主成分分析原理,主成分的方差贡献率越大,该主成分占有的原始信息越多,第 1 主成分图像(PC1)的方差贡献率为 72.42%,第 2 主成分图像(PC2)的方差贡献率仅有 13.01%,而第 3 主成分的贡献率只有 4.5%,后面的各主成分的贡献率更小。因此,研究选用第 1 和第 2 主成分图像寻找特征波长图像。第 1 主成分的线性组合中,第 135 个波段下的权重系数最大,第 2 主成分的线性组合中,第 141 个波段下的权重系数最大,2 个波段所对应特征波长分别为 1 448.89 nm 和 1 469.89 nm。分别提取 2 个波段下的特征图像,对 2 个特征图像的特征值进行数据分析。

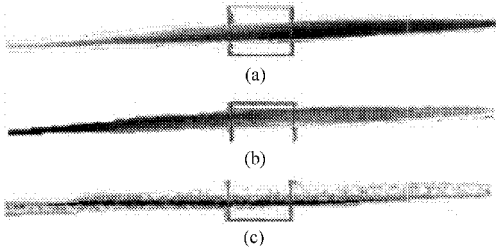


图 3 前 3 个主成分图像
Fig. 3 The first three principal component images
(a) PC1 (b) PC2 (c) PC3

2.3 特征提取

从图 1 可看出,水稻和杂草稻生长到 2 周左右时,其颜色、纹理和形状方面有细微差异,本文分别提取 2 个特征图像的形状特征、纹理特征和颜色特征。

2.3.1 形状特征提取

图 4a 是叶面苗期时最长两片叶片长度实测值,图 4b 是宽度的实测值,图 4c 是各个叶片的长宽比,图中 rice1 和 rice2 分别代表了同株水稻中的两片最长叶片,weed1 和 weed2 分别代表了杂草稻的两片最长叶片。从图可看出,水稻和杂草稻的长度差异

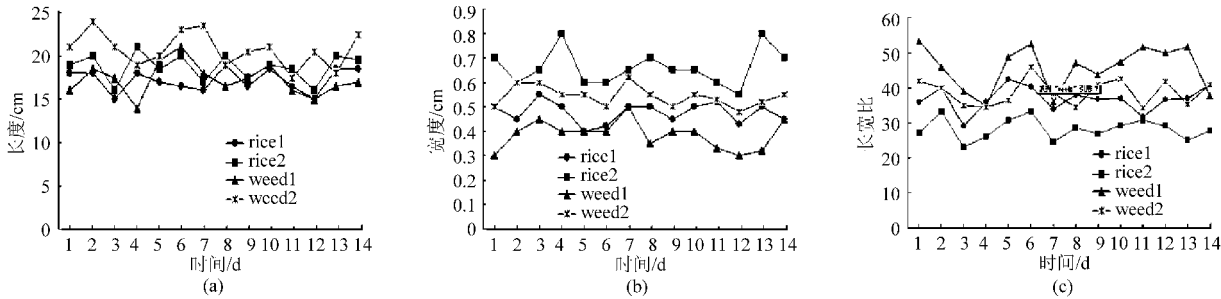


图 4 水稻和杂草稻形状参数随时间的变化

Fig. 4 Parameters of rice and weedy rice changing with time

(a) 长度 (b) 宽度 (c) 长宽比

较小,宽度和长宽比有明显差异。因此,通过提取他们的形状特征来识别杂草稻和水稻。

常用的基本形状参数有 4 个:面积 A 、周长 P 、长度 L 和宽度 W ,由这些特征参数可得到另外 4 个具有旋转、比例和平移不变性的无量纲几何特征参数:伸长度 E 、圆形成度 R 、分散度 C 和致密度 D ,计算公式为

$$E = \frac{W}{L} \tag{2}$$

$$R = \frac{4A}{\pi L^2} \tag{3}$$

$$C = \frac{4\pi A}{P^2} \tag{4}$$

$$D = \frac{P^2}{A} \tag{5}$$

在对杂草稻进行识别时,事先不能确定采集的叶片是否为最长叶片,因此,对 4 个基本形状参量的应用,不能很好地进行分类和识别。研究采用由基本形状参数得到的 4 个无量纲参数作为叶片的形状特征变量。则 2 个特征图像共提取 8 个形状特征。

2.3.2 纹理特征提取

采用灰度共生矩阵来分析水稻和杂草稻的纹理特征。灰度共生矩阵是一种用来分析图像纹理特征的经典二阶统计方法,该方法建立在估计图像二阶组合条件概率密度函数基础上,以像素的灰度和位置信息为参数,分析空间中任意一点与它邻近区域内相隔某一距离的点的灰度组合情况,由分析的灰度组合情况,可反映图像灰度在方向、相邻间隔以及变化幅度的综合信息^[15]。在灰度共生矩阵上,可提取 11 种纹理特征参数,其中对比度 C_{con} 、相关性 C_{cor} 、能量 E_{ener} 和同质性 H_{ho} 是最重要的 4 个纹理特征,其计算公式依次为

$$C_{con} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-j)^2 \tag{6}$$

$$C_{cor} = \frac{\sum_{i,j=0}^{N-1} ij P_{i,j} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \tag{7}$$

$$E_{ener} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \tag{8}$$

$$H_{ho} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i-j)^2} \tag{9}$$

其中

$$\mu_x = \sum_i i \sum_j P(i,j)$$

$$\mu_y = \sum_j j \sum_i P(i,j)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j P(i,j)}$$

$$\sigma_y = \sqrt{\sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i P(i,j)}$$

4 个特征参数值与角度和相邻两点间的距离有关,本研究采用相邻间距为 1,分别在 0°、45°、90°和 135°方向,计算 4 个特征参数值,将 4 个方向的特征参数值的均值和标准差作为纹理特征。则 2 个特征图像共提取了 8 个基于灰度共生矩阵的纹理特征。

2.3.3 颜色特征提取

水稻和杂草稻的颜色有细微差异,其光谱反射率是不同的,而图像的灰度级反映了反射率的高低,因此可用图像的灰度级来表示水稻和杂草稻的颜色特征。对每个特征图像,分别提取其平均灰度 A_{ag} 和灰度标准差 S_{sg} ,计算公式为

$$A_{ag} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(x,y) \tag{10}$$

$$S_{sg} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (f_i(x,y) - A_{ag})^2} \tag{11}$$

因此,从 2 个特征图像分别提取其形状特征、纹理特征和颜色特征后,共提取 18 个特征变量。52 个水稻叶片样本和 48 个杂草稻叶片样本的各特征数据的统计值见表 1,从表中可看出,水稻和杂草稻的各特征数据的均值、标准差和各特征数据的范围存在差异,利用这些特征变量建立水稻和杂草稻的判别模型。

2.4 判别模型建立

随机选择 20 个水稻和 20 个杂草稻叶片共

表 1 水稻和杂草稻的特征数据统计值
Tab. 1 Statistics of feature variables of rice and weedy rice

特征参数	水稻			杂草稻		
	范围	均值	标准差	范围	均值	标准差
E	2. 437 ~ 4. 305	3. 157	0. 435	2. 129 ~ 4. 042	2. 802	0. 558
R	0. 451 ~ 0. 673	0. 571	0. 055	0. 498 ~ 0. 789	0. 661	0. 069
C	0. 314 ~ 0. 566	0. 443	0. 058	0. 261 ~ 0. 561	0. 414	0. 081
D	0. 770 ~ 0. 870	0. 834	0. 024	0. 773 ~ 0. 882	0. 840	0. 029
C_{con}	1. 820 ~ 3. 583	2. 567	0. 448	1. 339 ~ 3. 924	2. 175	0. 650
C_{cor}	0. 675 ~ 0. 828	0. 739	0. 045	0. 726 ~ 0. 889	0. 828	0. 044
E_{ener}	0. 296 ~ 0. 565	0. 435	0. 062	0. 256 ~ 0. 563	0. 412	0. 082
H_{ho}	0. 789 ~ 0. 892	0. 850	0. 026	0. 809 ~ 0. 909	0. 871	0. 029
A_{ag}	373. 350 ~ 702. 751	523. 594	85. 316	440. 977 ~ 893. 635	662. 501	129. 542
S_{sg}	665. 559 ~ 911. 870	795. 748	67. 736	745. 518 ~ 1 125. 355	934. 817	85. 077

40 个样本用来建立判别模型,其余 60 个用来验证判别模型性能。采用 BP 神经网络方法建立水稻和杂草稻的判别模型,该网络模型的输出层单元数为 1,即输出为杂草稻或水稻;采用非线性函数 Sigmoid 为模型的作用函数,学习因子和动量因子都为 0. 3,网络训练次数为 2 000,目标误差为 0. 000 1。

对每个样本,从 2 个特征图像中提取了 18 个特征变量,这些变量间存在一定相关性,即存在冗余信息,模型建立前必须去除冗余信息,以提高模型的稳定性。研究采用主成分分析方法对这些变量进行分析,得到一组互不相关的新变量(主成分数),提取新的主成分数作为网络模型的输入。主成分分析结果表明,前 7 个主成分的累积贡献率达到 99. 85%,解释了原始变量的 99. 85% 信息,利用这些新变量作为模型的输入,能消除冗余信息,从而提高模型的稳定性。因此采用前 7 个主成分作为网络模型的输入(即网络的输入层为 7),利用以上设计参数训练网络模型,最终得到一个 7 × 6 × 2 的网络模型。模

型对训练集中杂草稻和水稻样本的识别率都为 100%,总体回判率为 100%;用预测集样本验证模型性能,32 个水稻样本中有 1 个误判,回判率 96. 88%,28 个杂草稻中有 2 个误判,回判率为 92. 86%,总体回判率为 95%。

3 结束语

探讨利用高光谱成像技术快速鉴别苗期杂草稻和水稻的可行性。利用高光谱成像系统采集苗期杂草稻和水稻的高光谱图像,对其进行滤波处理,并优选出特征波长图像,分别提取特征波长图像的形状特征、纹理特征和颜色特征,建立杂草稻和水稻的神经网络判别模型。模型训练时的杂草稻和水稻样本的识别率都为 100%,用独立样本检测模型性能时,水稻的回判率为 96. 88%,杂草稻的回判率为 92. 86%,总体回判率为 95%。研究结果表明,高光谱成像技术可用于苗期杂草稻和水稻的快速鉴别,为进一步利用图像处理鉴别田间杂草提供参考依据。

参 考 文 献

1 吴川,戴伟民,宋小玲,等. 辽宁和江苏两省杂草稻植物性状多样性[J]. 生物多样性,2010,18(1):29~36.

2 潘学彪,陈宗祥,左示敏,等. 江苏省杂草稻成因及防控策略[J]. 江苏农业科学,2007(4):52~54.

3 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.

Mao Wenhua, Cao Jingjing, Jiang Honghua, et al. In-field weed detection method based on multi-features[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23(11): 206~209. (in Chinese)

4 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.

Cao Jingjing, Wang Yiming, Mao Wenhua, et al. Weed detection method in wheat field based on texture and position features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007,38(4):107~110. (in Chinese)

5 陈树人,沈宝国,毛罕平,等. 基于颜色特征的棉田中铁苋菜识别技术[J]. 农业机械学报,2009,40(5):149~152.

Chen Shuren, Shen Baoguo, Mao Hanping, et al. Copper leaf herb detection from cotton field based on color feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(5):149~152. (in Chinese)

6 Onyango C M, Marchant J A. Segmentation of row crop plants from weeds using color and morphology [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 39(3): 141~155.

7 吴兰兰,刘剑英,文友先,等. 基于支持向量机的玉米田间杂草识别方法[J]. 农业机械学报,2009,40(1):162~166.

Wu Lanlan, Liu Jianying, Wen Youxian, et al. Weed identification method based on SVM in the corn field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(1):162~166. (in Chinese)

8 Borregaard T, Nielsen H, Nørgaard L, et al. Crop-weed discrimination by line imaging spectroscopy [J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 2000, 75(4): 389~400.

(下转第 163 页)

Zhang Rui. Study on the bench-scale aerobic composting reactor system [D]. Beijing:China Agricultural University, 2006. (in Chinese)

6 Chen T, Luo W, Gao D, et al. Stratification of free air space and its dynamics in the process of co-composting [J]. Environmental Science, 2004, 25(6): 150 ~ 153.

7 Gea T, Barrena R, Artola A, et al. Optimal bulking agent particle size and usage for heat retention and disinfection in domestic wastewater sludge composting [J]. Waste Management, 2007, 27(9): 1 108 ~ 1 116.

8 Huerta-Pujol O, Soliva M, Martínez-Farré F X, et al. Bulk density determination as a simple and complementary tool in composting process control [J]. Bioresource Technology, 2010, 101(3): 995 ~ 1 001.

9 Yañez R, Alonso J, Díaz M. Influence of bulking agent on sewage sludge composting process [J]. Bioresource Technology, 2009, 100(23): 5 827 ~ 5 833.

10 吕黄珍, 韩鲁佳, 杨增玲. 猪粪麦秸反应器好氧堆肥工艺参数优化[J]. 农业机械学报, 2008, 39(3): 101 ~ 105.
Lü Huangzhen, Han Lujia, Yang Zengling. Optimization of aerobic composting parameters on pig slurry- wheat straw reactor [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(3): 101 ~ 105. (in Chinese)

11 Ponsá S, Pagans E, Sánchez A. Composting of dewatered wastewater sludge with various ratios of pruning waste used as a bulking agent and monitored by respirometer [J]. Biosystems Engineering, 2009, 102(4): 433 ~ 443.

12 王永江, 黄光群, 韩鲁佳. 猪粪好氧堆肥过程有机质降解和热量平衡模型[J]. 农业机械学报, 2011, 42(10): 121 ~ 124, 115.
Wang Yongjiang, Huang Guangqun, Han Lujia. Modeling of organic matter degradation and thermal balance during pig slurry aerobic composting [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(10): 121 ~ 124, 115. (in Chinese)

13 Jolanun B, Towprayoon S. Novel bulking agent from clay residue for food waste composting [J]. Bioresource Technology, 2010, 101(12): 4 484 ~ 4 490.

14 Iqbal M K, Shafiq T, Ahmed K. Characterization of bulking agents and its effects on physical properties of compost [J]. Bioresource Technology, 2010, 101(6): 1 913 ~ 1 919.

15 Yu S H, Grant Clark O, Leonard J J. Influence of free air space on microbial kinetics in passively aerated compost [J]. Bioresource Technology, 2009, 100(2): 782 ~ 790.

(上接第 257 页)

9 Jurado M, Lopez-Granados F, Stenciano S, et al. Discrimination of weed seedings, wheat (*Triticum aestivum*) stubble and sunflower (*Helianthus annuus*) by near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS) [J]. Crop Protection, 2003, 22(3): 1 177 ~ 1 180.

10 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.
Chen Shuren, Li Yixin, Mao Hanping, et al. Weed detection based on the technical of spectral [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(2): 463 ~ 466. (in Chinese)

11 Gaston E, Frias Jesus M, Cullen Patrick J, et al. Visible-near infrared hyperspectral imaging for the identification and discrimination of brown blotch disease on mushroom (*Agaricus bisporus*) caps [J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2010, 18(5): 341 ~ 353.

12 陈全胜, 赵杰文, 蔡健荣, 等. 利用高光谱图像技术评判茶叶的质量等级[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 669 ~ 674.
Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Cai Jianrong, et al. Estimation of tea quality level using hyperspectral imaging technology [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 669 ~ 674. (in Chinese)

13 许禄, 邵学广. 化学计量学方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 163 ~ 174.

14 Jia G J, Burke I C, Kaufmann M R, et al. Estimates of forest canopy fuel attributes using hyperspectral data [J]. Forest Ecology and Management, 2006, 229(1): 27 ~ 38.

15 Dobrowski S Z, Greenberg J A, Ramirez C M, et al. Improving image derived vegetation maps with regression based distribution modeling [J]. Ecological Modeling, 2006, 192(1): 126 ~ 142.

16 毛文华, 张银桥, 王辉, 等. 杂草信息实时获取技术与设备研究进展[J]. 农业机械学报, 2013, 44(1): 190 ~ 195.
Mao Wenhua, Zhang Yinqiao, Wang Hui, et al. Advance techniques and equipments for real-time weed detection [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(1): 190 ~ 195. (in Chinese)

17 彭彦昆, 张雷蕾. 农畜产品品质安全高光谱无损检测技术进展和趋势[J]. 农业机械学报, 2013, 44(4): 137 ~ 145.
Peng Yankun, Zhang Leilei. Advancement and trend of hyperspectral imaging technique for nondestructive detection of agro-product quality and safety [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4): 137 ~ 145. (in Chinese)