

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.03.030

# 基于机器视觉和支持向量机的温室黄瓜识别\*

王海青 姬长英 顾宝兴 安秋

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

**【摘要】** 针对复杂温室环境中的成熟黄瓜,采用脉冲耦合神经网络分割黄瓜图像,利用数学形态学方法处理,把黄瓜从图像背景中分离出来;提取各连通区域的4个几何特征值和灰度共生矩阵基础上的3个纹理特征值,作为最小二乘支持向量机(LS-SVM)的输入特征向量;利用训练好的分类器判别图像中的黄瓜。试验结果表明:用于试验的70幅黄瓜图像,正确识别率达82.9%,基于脉冲耦合神经网络分割结合LS-SVM的方法,适合复杂背景的温室黄瓜识别。

**关键词:** 黄瓜 机器视觉 最小二乘支持向量机 形态学 几何特征 纹理特征

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)03-0163-05

## In-greenhouse Cucumber Recognition Based on Machine Vision and Least Squares Support Vector Machine

Wang Haiqing Ji Changying Gu Baoxing An Qiu

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

### Abstract

Pulse coupled neural network (PCNN) and mathematical morphological technologies were employed to separate the mature in-greenhouse cucumber from complex background image. Four geometric feature values and three texture feature values based on gray level co-occurrence matrix (GLCM) of every connected regions in image were extracted, which were the input feature vector of least squares support vector machine (LS-SVM). The trained classifier was used for identifying the cucumber in image. Experimental results showed that 70 cucumber images were used for testing, the average rate of correct identification reach to 82.9% in different conditions, indicating that the method based on PCNN and LS-SVM could be used for in-greenhouse cucumber recognition.

**Key words** Cucumber, Machine vision, Least squares support vector machine, Morphology, Geometric feature, Texture feature

### 引言

温室环境中机器人采摘作业是现代农业的发展趋势<sup>[1-6]</sup>,在智能采摘的关键技术研究中,图像分割和目标识别是制约其发展的瓶颈。农业机器人工作环境复杂,作业对象生长位置随机,色彩信息多义等

情况加大了目标识别和实际操作难度。对于黄瓜收获而言,植株密度大且枝叶生长茂密,成熟的黄瓜和其枝叶色差很小,其生长位姿多态,黄瓜表面亮度不均匀,都增加了图像分割和目标识别的难度。袁挺等<sup>[7]</sup>利用图像内作物灰度分布差异确定果实所在一定像素数目的区域,进行图像分割得到了很好的

收稿日期:2011-05-18 修回日期:2011-09-05

\* 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2006AA10Z259)、中央高校基本科研业务费自主创新项目(KYZ201006)和南京农业大学青年科技创新基金资助项目(KJ09030)

作者简介:王海青,博士生,主要从事机电一体化、农业机器人和机器视觉研究,E-mail:whq\_ni@126.com

通讯作者:姬长英,教授,博士生导师,主要从事机电一体化、农业机器人和土壤机械研究,E-mail:chyji@njau.edu.cn

效果,但是这样的分割方法必须保证黄瓜在图像中的像素比例不变,如果拍摄角度或物距有所变化,都可能导致分割失败。脉冲耦合神经网络是一种根据其邻域的相似特性而同步点火的图像分割方法,可取得较好的分割效果<sup>[8]</sup>。目前常用的识别方法,如神经网络等,都基于经验风险最小化原理,这种学习算法都存在“过拟合”问题<sup>[9]</sup>。而最小二乘支持向量机基于结构风险最小化原理,具有理论完备、全局优化、适应性强和泛化性能强等优点。本文以温室种植的黄瓜为对象,利用机器视觉的方法进行预处理,将先验黄瓜特征信息融合到最小二乘支持向量机的核函数中,识别经过图像处理的黄瓜目标。

## 1 黄瓜图像采集与特点分析

### 1.1 图像采集

试验选用南林大生态发展有限公司温室中种植的“津优3号”黄瓜为研究对象,用佳能数码相机(ixus220 HS型)拍摄温室中成熟的黄瓜,从侧面正对黄瓜进行水平拍摄,物距0.5 m,这样的拍摄角度和拍摄距离是为尽量模拟黄瓜采摘机器人单目相机安装的位置和角度;为了降低图像处理的时间消耗,设置原图像分辨率为640×480像素,同时满足场景内包括完整黄瓜目标的需求,存储为JPG格式。试验图像在晴天和阴天两种天气情况下拍摄,包括顺光拍摄(包括部分遮挡)和逆光拍摄(包括部分遮挡)。

### 1.2 黄瓜图像的特点分析

黄瓜表面凹凸不平,长有密集的小刺,成熟的黄瓜一般为墨绿色,称为黄瓜的“健康色”。其特征为:①黄瓜植株的茎叶与黄瓜的颜色相近,很难用一种图像分割方法实现完整的分割,尤其存在遮挡时,误分割率急剧增加。②黄瓜表面不平整,投影到平面图像上边界不平滑,对黄瓜的完整识别贡献不大;当光照角度变换时,这种影响可能加剧。

## 2 黄瓜图像预处理

### 2.1 图像转换

首先将拍摄的原图像进行灰度化处理,为了降低处理难度和运行成本,图像中各像素点的灰度计算为

$$G_{ray}(x,y) = 0.2989R(x,y) + 0.5870G(x,y) + 0.1140B(x,y)$$

式中  $R(x,y)$ ——原图像对应红色分量矩阵

$G(x,y)$ ——原图像对应绿色分量矩阵

$B(x,y)$ ——原图像对应蓝色分量矩阵

$G_{ray}(x,y)$ ——图像灰度矩阵

原图像的灰度转换结果如图1a所示。为了均衡黄瓜表面因光照、阴影造成的色彩不均匀,采用中值滤波去除大量背景噪声,使黄瓜表面的局部灰度更加相近,过渡均匀,具有连续性和稳定性。

### 2.2 图像分割

传统的图像分割有基于阈值分割、基于梯度分割、基于边缘检测分割和基于区域图像分割等方法。但是由于黄瓜果实与茎叶的颜色相近,光照条件的不可预知、目标背景信息叠加多义都增加了图像分割的难度,一般的灰度阈值方法很难有效地分割。脉冲耦合神经网络(PCNN)<sup>[10]</sup>是一种人工神经网络,通过邻近像素的相互作用,使得神经元对于相似的输入数据能够同步爆发脉冲。因此,如果将一个数字图像输入PCNN,则能基于空间邻近性和亮度相似性将图像像素分组,在基于窗口的图像处理应用中具有很好的性能<sup>[11]</sup>。本文对标准PCNN做了简化和改进,使得大部分参数可以自适应确定,运算简单<sup>[8]</sup>。本文应用该方法对黄瓜图像进行分割,但并不理想,为了提高分割效果,达到识别黄瓜果实的目的,综合了多种形态学处理方法。

### 2.3 区域形态学处理

如图1b所示,PCNN分割结果不完美,仍有大量的背景噪声存在。图像中存在两种噪声,一种为孤立的背景噪声;另一种与目标形成连通区域称为粘连噪声。特别是与黄瓜粘连在一起的噪声严重影响黄瓜的识别。采用简单的区域面积统计法,设定阈值为200像素,可以剔除面积小于阈值的孤立噪声(图1c),对于粘连噪声由于连通区域较大,不宜用此方法。经过统计一般黄瓜的弯度不大于20°,且大部分黄瓜的主轴线与竖直方向的夹角不大于15°,根据黄瓜的这些生长特点,可以利用数学形态学的腐蚀方法去除大部分的粘连噪声,方法如下:图像中的黄瓜果实投影到平面上为竖直方向的条状,采用一个竖直方向的矩形结构元素腐蚀目标图像,结构元素为9×3,连续腐蚀5次,可以切断大部分与黄瓜果实粘连在一起的噪声(图1d);使用同样结构元素对腐蚀后的图像膨胀5次,复原黄瓜果实(图1e);设置竖直方向矩形结构元素,应用腐蚀、膨胀方法对上文所描述的一类黄瓜具有较强的鲁棒性。上述操作之后,大部分的粘连噪声与目标分离,再利用区域面积统计法,设定阈值为200,剔除面积小于阈值的独立噪声(图1f)。在分割和腐蚀过程中图像中的黄瓜形成部分小的孔洞,对图像进行前景孔洞填充(图1g)。经过一系列形态学运算,二值图像形成众多独立的区域,进行各连通区域标识(图1h),利于区域几何特征的提取。最后,用去除

背景的二值图像(图 1g)与源图像图 1a 作逻辑乘操作,即模板覆盖,把黄瓜从原图像中分割出来,结果如图 1i 所示,进行纹理特征值运算。此处理方法应用到其他待处理图像中,取得了同样的结果,说明本文提出的图像处理方法是可行的。

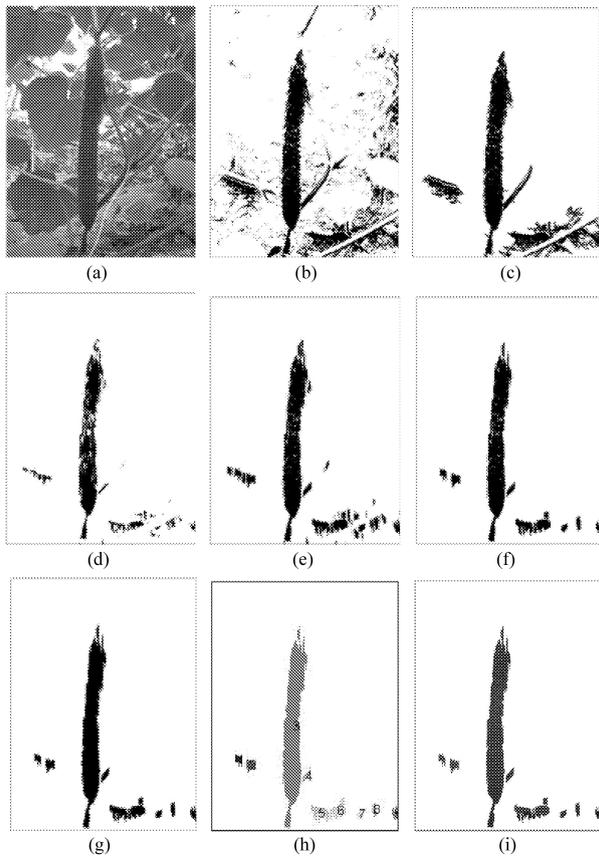


图 1 图像处理结果

Fig. 1 Result of image segmentation

- (a) 灰度图像 (b) PCNN 分割结果 (c) 孤立噪声去除结果
- (d) 连续腐蚀 5 次结果 (e) 连续膨胀 5 次结果 (f) 孤立噪声去除结果
- (g) 前景孔洞填充结果 (h) 连通区域标识
- (i) 模板覆盖结果

### 3 黄瓜果实的识别

#### 3.1 目标特征提取

提取目标的典型特征可有效地表征目标。几何特征直观地表达了物体的属性,是可靠和稳定的视觉特征;纹理特征是基于物体表面局部纹理联系,是物体表面最本质的属性。

##### 3.1.1 几何特征

图像的几何特征是物体的基本形态特征之一,通常图像中目标区域的几何特征参数主要有:周长、面积、最长轴、方位角、边界矩阵和形状系数等<sup>[12]</sup>。黄瓜果实映射到二维平面上呈条状,有一定弯度的黄瓜果实近似条状,叶面为近似圆形或椭圆形,茎为细条形。黄瓜果实、茎和叶几何形状表现的差异较

大。几何特征参数的提取算法简单,可有效地应用于图像中感兴趣目标的识别。但是由于 2-D 图像中表现的图像特征,实际上是 3-D 物体在空间某一平面的投影,2-D 图像反映出来的形状不是 3-D 物体真实形状,由于视角、焦距的变化,都可能产生失真。故本文提取面积比  $R_a$ 、充实度  $E_x$ 、复杂度  $S$  和轴长比  $R_{aix}$  4 个具有旋转、缩放、平移不变性的无量纲几何特征参数。

$$R_a = \frac{a}{A} \quad E_x = \frac{a}{R_o} \quad S = \frac{a}{C_{ona}} \quad R_{aix} = \frac{L_{maxA}}{L_{minA}}$$

式中  $a$ ——目标区域的面积

$A$ ——图像内所有区域的面积之和

$R_o$ ——目标区域最小外接矩形的面积

$C_{ona}$ ——目标区域最小外接多边形的面积

$L_{maxA}$ ——与目标区域具有相同二阶矩的椭圆长轴长度

$L_{minA}$ ——与目标区域具有相同二阶矩的椭圆短轴长度

对上述 4 种类型的几何特征参数的统计结果如图 2 所示。图 2 明确表示了各参数的分布区间,其中面积比可以将目标和背景区分开,而其他 3 种都有不同程度的叠加,不具有独立分类判别特征。

下面分析纹理特征,使其作为 LS-SVM 的输入特征向量,增加预测模型的准确度。

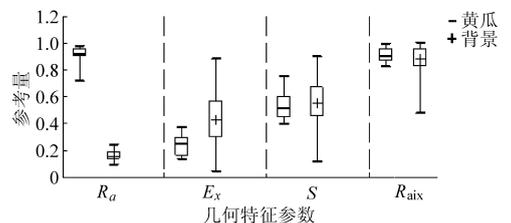


图 2 图像中目标和背景的 4 个特征参数统计分布

Fig. 2 Distribution regions of four feature parameters of target and ground in image

##### 3.1.2 纹理特征

纹理特征是一种不依赖颜色和亮度而反映图像中同质现象的视觉特征<sup>[13]</sup>,灰度共生矩阵(GLCM)是一种已被理论证实的纹理度量方法,反映了图像灰度关于方向、相邻间隔和变化幅度等综合信息,是分析图像局部模式和排列规则的基础<sup>[14]</sup>,广泛应用于基于灰度信息的纹理表示。一般在 GLCM 的基础上获取二次统计量作为应用特征。薄华等<sup>[15]</sup>分析了 GLCM 特征参数的相互关系,从理论上给出了纹理计算中参数的简化选择依据,发现 3 个不相关的参数:对比度( $C_{on}$ )、熵( $E_{nt}$ )和相关性( $C_{or}$ )具有最好的分辨能力。

$$C_{on} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij}(i-j)^2$$

$$E_{nt} = \sum_{i,j=0}^{N-1} -P_{ij} \ln P_{ij}$$

$$C_{or} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij} \frac{(i-\mu)(j-\mu)}{\varepsilon^2}$$

式中  $P_{ij}$ ——像元  $i, j$  的对称归一化 GLCM

$\mu$ ——GLCM 均值

$\varepsilon$ ——GLCM 均方差

$N$ ——量化灰度等级数

在图像处理过程中,提取已分割图像中的各个连通区域。设置步距  $d=1$ ,方向分别取  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  生成 GLCM,然后计算 GLCM 4 个方向的特征值,全面考虑 4 个方向对纹理特征的贡献,取其平均值最佳。所有连通区域的对比性、熵和相关性的计算结果如图 3 所示,其中横坐标中的 s3 代表黄瓜,其余代表背景。从图中可以看出,3 种参数数值表征对于两种对象具有明显的可分性,故选择这 3 个特征向量作为分类器的纹理特征是合理的。

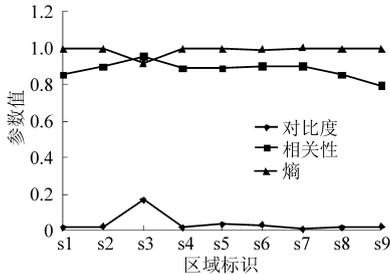


图3 图像中9个连通区域的3个特征参数值

Fig. 3 Three feature values of nine connected regions in image

### 3.2 最小二乘支持向量机应用

LS-SVM<sup>[16]</sup>的基本思想为:首先选择非线性映射  $\varphi(g)$  将样本从原空间映射到特征空间,以解决原空间中线性不可分问题,在此高维空间中把最优决策问题转化为等式约束条件,构造最优决策函数,并引入拉格朗日乘子求解最优化问题,对各个变量求偏微分。由于径向基函数(RBF)为非线性函数,可减少训练过程中计算的复杂性<sup>[17]</sup>,且全部参数空间都满足 Mercer 条件,因此本文选用 RBF 为核函数。

将训练样本提取的特征向量作为输入。对于  $p$  种特征选择  $q$  个图像连通区域,作为训练样本。依次经过预处理、特征提取,得到  $p \times q$  个特征参数,分别根据其类别,指定  $q$  个图像连通区域的类别序号 0 或 1,作为两类别 LS-SVM 预测模型的输入,训练得到 LS-SVM 分类器。

## 4 试验

试验用 PC 机 CPU (Pentium (R) Dual - Core)

2.50 GHz, RAM 2 GB, 操作系统为 Windows XP。采用比利时鲁汶大学 LS-SVM 实验室开发的最小二乘支持向量机工具箱,图像处理和分析所有程序在 Matlab 7.0 中开发。为了测试算法的识别能力及其可靠性,选不同天气情况下,在温室中随机采集黄瓜图像 100 幅,其中 30 幅作为 LS-SVM 分类器的训练集,70 幅作为测试集,检验训练好的 LS-SVM 分类器的预测性能。LS-SVM 的 7 个输入向量分别为:面积比、充实度、复杂度、轴长比、对比度、熵和相关性;输出为两类结果。图像处理流程图如图 4 所示。在应用 LS-SVM 识别系统,一个重要的步骤是正则化参数  $\gamma$  和核参数  $\sigma^2$  的选择。基于网格搜索法应用交叉验证的参数优化法<sup>[16]</sup>,被证明是一种有效的方法<sup>[18]</sup>。为该算法全局搜索多参数设置可行区间, $\gamma$  的选择范围为  $2^{-4} \sim 2^{10}$ , $\sigma^2$  的选择范围为  $2^{-1} \sim 2^{15}$ ,该范围为多次试验所得。在  $\gamma$  和  $\sigma^2$  组成的平面内搜索使训练集交叉验证均方根误差 (RMSE) 达到最小值为指标。本文  $\gamma = 0.368 2$ 、 $\sigma^2 = 150.385 5$  为最优参数,模型的精度最高。

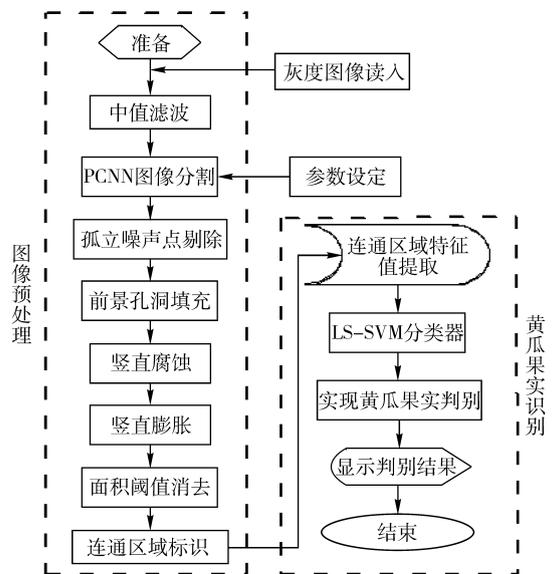


图4 图像处理流程图

Fig. 4 Flow chart of image processing

预测结果显示 70 幅图像正确识别 58 幅,识别正确率达 82.9%,平均识别时间 1.20 s,结果如表 1 所示。在顺光环境下图像识别所用时间相对较长,主要原因为光照影响,造成图像分割的连通区域较多,提取各连通区域的特征参数消耗较多。识别错误的主要原因为:①光照不均匀,尤其在顺光拍摄时,果实表面局部反射强烈,出现过分割而造成错误识别。②在图像处理过程中没能成功去除茎叶叠加的背景,这部分背景噪声的特征值和果实特征值相近,造成误识别。③茎叶遮挡、交叉,目标果实分割不连续,特征信息不满足识别条件而误识别为背景。

表1 黄瓜图像识别结果

Tab.1 Recognition result of cucumber

参数	获取环境			综合
	逆光	顺光	阴天	
图像数目/幅	30	20	20	70
正确识别数/幅	26	15	17	58
正确识别率/%	86.7	75	85	82.9
识别时间/s	1.13	1.32	1.17	1.20

注:识别时间为图像分割、特征参数提取和LS-SVM识别的运行时间之和(其值为各获取环境下,处理每幅图像所需的平均时间,综合识别时间为3种获取环境下的平均值)。

## 5 结论

(1)采用了PCNN对黄瓜图像进行分割,基于图像空间临近性和灰度相近性分割图像。

(2)对分割图像进行一系列数学形态学处理,能够将目标区域从近色背景中分离出来,保留了黄

瓜果实大部分有用信息,同时消除了大部分背景噪声。

(3)基于黄瓜果实和其茎叶形状的差别,提取图像中各连通区域矩不变几何特征,面积比和充实度具有明显的可分性;其他特征并不能清晰地区分,主要原因是分割结果不理想所造成的。

(4)基于黄瓜特殊的表面有别于其茎叶,应用纹理特征可增强区域特征信息区别;对比度、熵和相关性可显著区分黄瓜和茎叶。

(5)以几何特征和纹理特征为LS-SVM的输入向量,应用网格搜索方法,获取最佳正则化参数 $\gamma$ 和径向基核函数参数 $\sigma$ ,平均识别正确率达82.9%,可较好识别目标果实,为收获机器人的定位和采摘提供了理论基础。

(6)在Matlab环境下测试黄瓜识别所需时间较长,平均识别时间为1.20s。如果进一步优化程序,可提高程序运行效率、缩短识别时间。

## 参 考 文 献

- 1 Thomas Rath, Marco Kawollek. Robotic harvesting of *Gerbera jamesonii* based on detection three-dimensional modeling of cut flower pedicels [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(1): 85~92.
- 2 Hongpeng Yin, Yi Chai, Simon X, et al. Ripe tomato recognition and localization for a tomato harvesting robotic system [C] //2009 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition, Malacca, Malaysia, 2009: 567~562.
- 3 van Henten E J, van Tuijl B A J, Hemming J, et al. Field test of an autonomous cucumber picking robot [J]. Biosystems Engineering, 2003, 86(3): 305~313.
- 4 Kanae Tanigaki, Tateshi Fujiura, Akira Akase, et al. Cherry-harvesting robot [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(1): 65~72.
- 5 Zhang Libin, Wang Yan, Yang Qinghua, et al. Kinematics and trajectory planning of a cucumber harvesting robot manipulator [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering(IJABE), 2009, 2(1): 1~7.
- 6 Hsyashi S, Ganno K, Ishii Y, et al. Robotic harvesting system for eggplants [J]. JARQ, 2002, 36(3): 163~168.
- 7 袁挺, 张俊雄, 李伟, 等. 基于机器视觉的非结构环境下黄瓜目标特征识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(8): 170~174,218.
- Yuan Ting, Zhang Junxiong, Li Wei, et al. Feature acquisition of cucumber fruit in unstructured environment using machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(8): 170~174,218. (in Chinese)
- 8 Wang Haiqing, Ji Changying, Gu Baoxing, et al. A simplified pulse-coupled neural network for cucumber image segmentation [C] //Proceedings of the 2010 International Conference on Computational and Information Sciences, Chengdu, China, 2010: 1 053~1 057.
- 9 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32~42.
- Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32~42. (in Chinese)
- 10 Ma Yide, Dai Rolan, Li Lian, et al. Image segmentation of embryonic plant cell using pulse-coupled neural networks [J]. Chinese Science Bulletin, 2002, 47(2):167~172.
- 11 熊雪梅,王一鸣,张小超,等. 基于脉冲耦合神经网络的蝗虫图像分割[J]. 农机化研究, 2007,29(1):180~183.
- Xiong Xuemei, Wang Yiming, Zhang Xiaochao, et al. Locust detection by image segmentation based on pulse-coupled neural network [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2007, 29(1):180~183. (in Chinese)
- 12 李云,胡学龙. 二值图像中标定目标区域的几何特征提取[J]. 微机发展, 2000(5):55~57.
- Li Yun, Hu Xuelong. Extraction of geometrical features of labeled object in binary image [J]. Microcomputer Development, 2000(5): 55~57. (in Chinese)

Chinese)

- 16 李存军,赵春江,刘良云,等. 红外光谱指数反演大田冬小麦覆盖度及敏感性分析[J]. 农业工程学报,2004,20(5): 159 ~ 164.  
Li Cunjun, Zhao Chunjiang, Liu Liangyun, et al. Retrieval winter wheat ground cover by short-wave infrared spectral indices in field and sensitivity analysis [J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(5): 159 ~ 164. (in Chinese)
- 17 卢艳丽,胡昊,自由路,等. 植被覆盖度对冬小麦冠层光谱的影响及量化估产研究[J]. 麦类作物学报,2010, 30(1):96 ~ 100.  
Lu Yanli, Hu Hao, Bai Youlu, et al. Effects of vegetation coverage on the canopy spectral and yield quantitative estimation in wheat [J]. Journal of Triticeae Crops, 2010, 30(1): 96 ~ 100. (in Chinese)
- 18 田庆久,闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展,1998,13(4):327 ~ 333.  
Tian Qingjiu, Min Xiangjun. Advances in study on vegetation indices [J]. Advance in Earth Sciences, 1998, 13(4): 327 ~ 333. (in Chinese)
- 19 牛志春,倪绍祥. 青海湖环湖地区草地植被生物量遥感监测模型[J]. 地理学报,2003,58(5):695 ~ 702.  
Niu Zhichun, Ni Shaoxiang. Study on models for monitoring of grassland biomass around Qinghai Lake assisted by remote sensing [J]. Acta Geographica, 2003, 58(5): 695 ~ 702. (in Chinese)

(上接第 167 页)

- 13 Smith J R, Shih-Fu Chang. Automated binary texture feature sets for image retrieval[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Atlanta, GA, USA, 1996, 4: 2 239 ~ 2 242.
- 14 范德耀,姚青,杨保军,等. 田间杂草识别与除草技术智能化研究进展[J]. 中国农业科学,2010, 43(9): 1 823 ~ 1 833.  
Fan Deyao, Yao Qing, Yang Baojun, et al. Progress in research on intelligentize of field weed recognition and weed control technology [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2010, 43(9): 1 823 ~ 1 833. (in Chinese)
- 15 薄华,马缚龙,焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. 电子学报,2006, 34(1): 155 ~ 158,134.  
Bo Hua, Ma Fulong, Jiao Licheng. Research on computation of GLCM of image texture [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(1): 155 ~ 158,134. (in Chinese)
- 16 Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293 ~ 300.
- 17 吴迪,何勇,冯水娟,等. 基于 LS-SVM 的红外光谱技术在奶粉脂肪含量无损检测中的应用[J]. 红外与毫米波学报,2008, 27(3):180 ~ 184.  
Wu Di, He Yong, Feng Shuijuan, et al. Application of infrared spectra technique based on LS-Support vector machines to the non-destructive measurement of fat content in milk powder [J]. Journal of Infrared Millimeter Waves, 2008, 27(3): 180 ~ 184. (in Chinese)
- 18 郑水波,韩正之,唐厚君,等. 最小二乘支持向量机在汽车动态系统辨识中的应用[J]. 上海交通大学学报,2005, 39(3): 392 ~ 395.  
Zheng Shuibao, Han Zhengzhi, Tang Houjun, et al. Application of LS-SVMs in the automobile dynamical system identification [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2005, 39(3): 392 ~ 395. (in Chinese)