

基于 SVM 和 D-S 证据理论的多特征融合杂草识别方法*

李先锋¹ 朱伟兴² 孔令东¹ 花小鹏¹

(1. 盐城工学院信息工程学院, 盐城 224051; 2. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

【摘要】 针对单一特征识别杂草的低准确率和低稳定性, 提出一种支持向量机(SVM)和 D-S 证据理论相结合的多特征融合杂草识别方法。在对田间植物图像处理的基础上, 提取植物叶片的颜色、形状和纹理等 3 类视觉特征, 分别以 3 类单特征的 SVM 分类结果作为独立证据构造基本概率指派(BPA), 运用 D-S 证据组合规则进行决策级融合, 根据分类判决门限给出最终的识别结果。试验结果表明, 多特征决策融合识别方法正确识别率达到 97% 以上。

关键词: 杂草识别 特征提取 支持向量机 D-S 证据理论 决策级融合

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2011)11-0164-05

Method of Multi-feature Fusion Based on SVM and D-S Evidence Theory in Weed Recognition

Li Xianfeng¹ Zhu Weixing² Kong Lingdong¹ Hua Xiaopeng¹

(1. School of Information Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, China)

(2. School of Electronic and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract

According to the low accuracy and low stability of the single feature-based method for weed recognition, a multi-feature fusion method based on SVM and D-S evidence theory was proposed. Firstly, three types of visual features such as color, shape and texture were extracted from the plant leaves after a series of image processing. Then, the plants were classified according to each type of features utilizing SVM and the results were used as evidences to construct the basic probability assignment (BPA). Finally, using D-S combination rule of evidence to achieve the decision fusion and giving final recognition results by classification thresholds. The experimental results show that the accuracy of multi-feature fusion method is over 97% and it has good performance on accuracy and stability compared to the single feature-based method in weed recognition.

Key words Weed recognition, Feature extraction, Support vector machine, D-S evidence theory, Decision fusion

引言

随着图像处理和模式识别等技术的逐渐成熟, 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现代农业的研究热点。国内外学者对杂草的自动识别方法进行了大量研究和探索, 但大

都侧重于单一特征的研究^[1-4]。然而, 由于光照变化、叶片遮挡以及图像处理误差积累等因素的影响, 基于颜色、形状或纹理的单特征识别方法准确率低、可靠性和稳定性差; 此外, 多特征的综合利用研究尽管也取得了一定成果^[5-7], 但这些研究只是简单地将多个特征综合, 而没有实现有效融合, 致使特征空

收稿日期: 2011-01-06 修回日期: 2011-02-16

* 盐城工学院重点建设学科开放基金资助项目(XKY2010021)和江苏大学现代农业装备与技术省部共建教育部重点实验室开放基金资助项目(NZ200709)

作者简介: 李先锋, 副教授, 博士, 主要从事模式识别与智能检测、信息技术在农业中的应用研究, E-mail: vanguardlee@sohu.com

通讯作者: 朱伟兴, 教授, 博士生导师, 主要从事智能检测、图像处理与机器视觉研究, E-mail: wxzhu@ujs.edu.cn

间的复杂度和分类器输入维数过高,杂草识别的准确性、实时性和稳定性依然较差。

为了进一步提高杂草识别的精度、效率和稳定性,本文在图像处理和特征提取的基础上,提出一种 SVM 和 D-S 证据理论相结合的决策级多特征融合杂草识别方法。利用 D-S 证据理论组合不完全、不清晰信息的优势^[8-9]以及 SVM 在小样本情况下良好的分类推广能力,融合单特征的 SVM 杂草识别信息,根据决策规则得到最终的识别结果。

1 图像处理与特征提取

1.1 图像处理

以苏北棉作区 5 种主要发生杂草(马唐、鳢肠、铁苋菜、马齿苋、刺儿菜)为研究对象。在最佳除草期选取不同时段,在自然光源下用高性能数码相机拍摄棉田杂草图像,构建杂草图像库。为了有效提取杂草特征,需将田间图像进行一系列处理。

以图 1a 所示的杂草图像为例,首先把图像从 RGB 模型转换为符合人眼感知习惯且颜色信息丢失较少的 HSI 颜色模型。图 1b 为 H 分量的去噪灰度图像,灰度图像的直方图如图 1c 所示,具有典型的双峰特性,据此采用 Otsu 法^[10]对图 1b 的灰度图进行阈值分割,获取杂草的二值图像,如图 1d 所示。然后对其进行形态学平滑处理并分离杂草叶片,得到如图 1e 所示的叶片图像。以此为基础,分别进行颜色、形状和纹理特征的提取。

1.2 特征提取

1.2.1 颜色特征提取

颜色分布信息主要集中在低阶颜色矩^[11]中,如一阶矩描述平均颜色、二阶矩描述颜色方差、三阶矩描述颜色的偏移性。因此,利用低阶矩就可以近似表示颜色分布的特征。颜色矩分别定义为

$$\begin{cases} M_1 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N q_{ij} \\ M_2 = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (q_{ij} - M_1)^2 \right]^{1/2} \\ M_3 = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (q_{ij} - M_1)^3 \right]^{1/3} \end{cases}$$

式中 M_1, M_2, M_3 ——一、二、三阶颜色矩
 q_{ij} ——像素 j 的颜色分量为 i 的概率
 N ——图像中的像素数

在 HSI 颜色空间中, I 分量代表亮度信息,与色彩无关,故只提取 H 和 S 分量的颜色矩作为识别杂草的颜色特征参数。每个颜色分量包括 3 个颜色矩,这样共得到 6 个特征向量,即颜色特征可表示为 $F_{\text{color}} = [M_{1H}, M_{2H}, M_{3H}, M_{1S}, M_{2S}, M_{3S}]$ 。

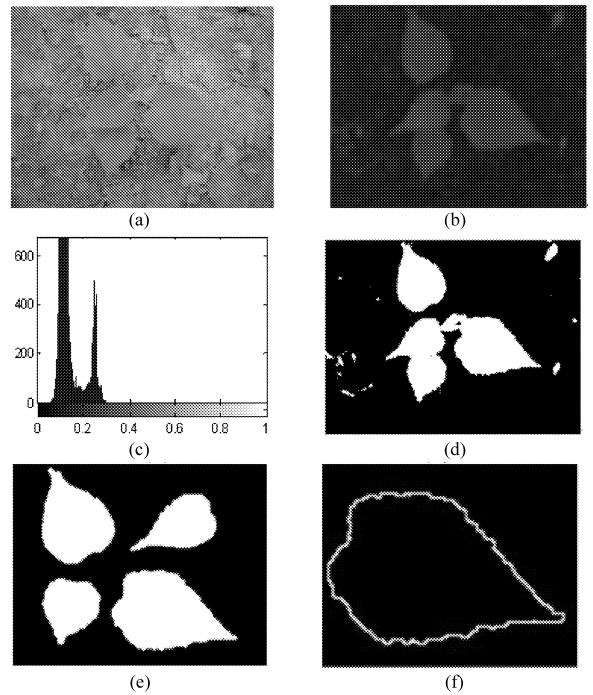


图 1 杂草图像处理结果

Fig. 1 Image processing of plant

(a) 彩色原图 (b) 灰度图 (c) 灰度直方图
 (d) 二值图像 (e) 叶片图像 (f) 叶片轮廓图像

1.2.2 形状特征提取

不同植物在叶片外形上存在显著差异。为了识别叶片形状,采用 8-邻域跟踪算法^[12]提取其轮廓,图 1f 为图 1e 其中一个叶片的轮廓图。利用轮廓获得叶片的面积 S 、周长 P 、最小外接短矩 L 、最小外接矩宽 W 4 个绝对值特征;据此再分别计算形状复杂度 $S_1 = 4\pi S/P^2$ 、宽长比 $S_2 = W/L$ 、离散度 $S_3 = P^2/A$ 、圆度 $S_4 = 4\pi S/L^2$ 4 项具有 RST(旋转、比例和平移)不变性的相对值几何特征^[13]。

绝对值几何特征会随叶片生长而发生明显变化,可比性小,故不宜作为杂草识别的特征依据。本文选用与叶片大小、方向等无关的相对值几何特征参数作为识别杂草的形状特征,表示为 $F_{\text{shape}} = [S_1, S_2, S_3, S_4]$ 。

1.2.3 纹理特征提取

为了解决灰度共生矩阵统计方法提取纹理特征时受图像旋转的影响,采用综合图像灰度和梯度信息的方法,以灰度-梯度共生矩阵提取叶片的纹理特征。

设原灰度图像为 $f(x, y)$ ($x = 1, 2, \dots, M; y = 1, 2, \dots, N$), 其灰度级为 L 。用梯度算子提取 $f(x, y)$ 的梯度图像 $g(x, y)$, 其灰度级为 L_g , 将梯度图像进行灰度级离散化, 变换后梯度图像为

$$G(x, y) = \frac{g(x, y) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} (L_g - 1)$$

定义集合 $\{(x, y) | f(x, y) = i, G(x, y) = j\}$ 中元素的数目为 $H_{ij} (i = 0, 1, \dots, L - 1; j = 0, 1, \dots, L_g - 1)$ 。对 H_{ij} 进行归一化处理, 得

$$p_{ij} = H_{ij} / (L_g - 1) \left/ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} H_{ij} \right. \quad (1)$$

由 p_{ij} 构成灰度-梯度共生矩阵 $[p_{ij}]_{L \times L_g}$ 。从 $[p_{ij}]_{L \times L_g}$ 中可以提取 15 个图像纹理特征, 选出能量 T_1 、相关性 T_2 、惯性 T_3 、熵 T_4 4 个最有效的典型特征^[14]。设 T_h 为灰度平均, T_i 为梯度平均, 则 4 个纹理特征分别为

$$T_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} p_{ij}^2$$

$$T_2 = \sum_{j=0}^{L_g-1} \sum_{i=0}^{L-1} (i - T_h)(j - T_i)p_{ij}$$

$$T_3 = \sum_{j=0}^{L_g-1} \sum_{i=0}^{L-1} (i - j)^2 p_{ij} \quad T_4 = \sum_{j=0}^{L_g-1} \sum_{i=0}^{L-1} p_{ij} \ln p_{ij}$$

T_1 反映图像纹理粗细度和纹理变化的均匀性; T_2 衡量共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度; T_3 反映图像的清晰度和纹理的沟纹深浅; T_4 反映图像充满纹理的程度。于是, 图像的纹理特征可表示为 $F_{\text{texture}} = [T_1, T_2, T_3, T_4]$ 。

综上所述, 总共能提取植物叶片的颜色、形状和纹理 3 类共 14 个特征。图 1f 中的叶片对应的各特征参数值如表 1 所示。

表 1 叶片特征参数值

Tab. 1 Parameters value of the leaf

颜色特征 F_{color}					形状特征 F_{shape}				纹理特征 F_{texture}				
M_{1H}	M_{2H}	M_{3H}	M_{1S}	M_{2S}	M_{3S}	S_1	S_2	S_3	S_4	T_1	T_2	T_3	T_4
0.226	0.026	0.056	0.537	0.109	0.062	0.83	0.64	15.08	5.10	0.001 2	0.689 3	159.735	7.235 6

2 SVM 及 D-S 证据理论

2.1 支持向量机 (SVM)

SVM 的思想是在由核函数确定的特征空间上构造软间隔分离超平面, 用正则化因子平衡间隔最大化和训练误差最小化, 通过决策面实现样本的二分类。判别函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{x_i \in S_V} a_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (2)$$

式中 a_i —— Lagrange 乘子

b —— 根据训练样本确定的阈值

S_V —— 支持向量集

$K(x_i, x)$ —— 核函数

2.2 D-S 证据理论

证据理论是 Dempster 提出并经 Shafer 完善的, 故又称为 D-S 理论。D-S 理论通过合成规则将来自两个或多个证据体的信任函数融合为一个新的信任函数, 以融合后的函数作为决策依据, 原理如下:

设 Θ 为识别框架, 定义函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足条件: $m(\emptyset) = 0$ (\emptyset 为空集), $\sum m(A) = 1$ ($A \in 2^\Theta$), 则称 $m(A)$ 为框架 Θ 上的基本概率指派 (BPA); 当 $A \neq \Theta$ 时, $m(A)$ 表示对命题 A 的精确信任程度, 即对 A 的直接支持; 当 $A = \Theta$ 时, $m(\Theta)$ 表示证据的不确定性。

D-S 合成规则为: 设 m_1, m_2, \dots, m_n 是识别框架 Θ 上不同证据的 BPA, 则它们的正交和 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 可确定为

$$m(A) = \frac{\sum_{B \cap A_i = A} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)}{1 - \sum_{B \cap A_i = \emptyset} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)} \quad (3)$$

式 (3) 即为 D-S 理论的融合公式, 可以把若干条独立证据组合起来得到证据的融合结果。

3 决策级融合杂草识别

在杂草识别中, 植物叶片的颜色、形状、纹理特征彼此之间是相互独立的, 这样就可以利用 D-S 理论组合独立证据的能力融合来自不同特征的 SVM 识别信息, 最后利用决策模块给出目标 (植物叶片) 的类型 (杂草或作物)。杂草识别的算法模型如图 2 所示, 算法步骤如下:

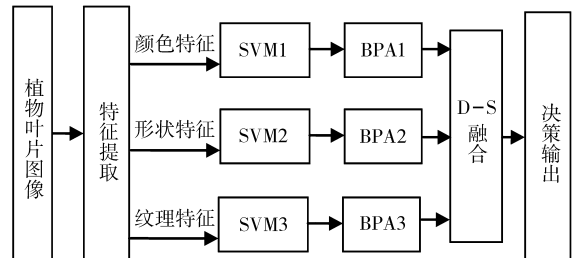


图 2 杂草识别算法模型

Fig. 2 Model of weed recognition algorithm

(1) 单特征 SVM 识别

按前文方法, 在图像处理的基础上, 分别提取叶片的颜色、形状和纹理特征, 并用 SVM 分类器进行基于 3 类单特征的初步识别。

(2) BPA 函数构造

由于标准 SVM 的判决输出 $f(x)$ 为硬输出 $\{1, -1\}$, 而在解决不确定性问题时需要 SVM 的软判决, 最常用的软判决就是概率。为了构造证据体的 BPA, 参考 Platt^[15] 提出的方法, 即用 sigmoid 函数作为连接函数把 $f(x)$ 映射到 $[0, 1]$ 以实现 SVM 的后验概率输出。输出形式为

$$P(y = 1 | x) \approx P_{A_s, B_s}(f) = \frac{1}{1 + \exp(A_s f + B_s)} \quad (4)$$

式中 f —— $f(x)$, SVM 中样本 x 的标准输出值
 A_s, B_s ——控制 Sigmoid 函数的形态
 A_s 和 B_s 可通过求解最大似然问题得到, 即

$$\min_{Z=A_s, B_s} F(Z) = - \left[\sum_{i=1}^l t_i \lg p_i + (1 - t_i) \lg(1 - p_i) \right] \quad (5)$$

其中

$$p_i = P_{A_s, B_s}(f_i)$$

$$t_i = \begin{cases} \frac{N_+ + 1}{N_+ + 2} & (y_i = 1; i = 1, 2, \dots, l) \\ \frac{1}{N_- + 2} & (y_i = -1; i = 1, 2, \dots, l) \end{cases}$$

式中 N_+, N_- ——正、负类样本的数目

对于任意一个两类 SVM i 分类器, 在完成样本集的学习过程之后, 根据式 (4) 得到最优参数 A_s, B_s , 并由此构造出后验概率 p_j ; 然后对 SVM i ($i = 1, 2, 3$) 学习样本集进行测试, 得到学习样本集的认可率 r_i , 则 BPA 函数可定义为

$$m_j(A) = p_j r_j \quad (6)$$

(3) 决策融合及判决规则

根据式 (6) 分别计算各证据的信度, 并利用式 (3) 计算出这些证据联合作用下的信度。

设 A_i ($i = 0, 1$) 为植物类型 (作物和杂草), A_w 为目标类别 (作物或杂草)。得到证据对框架 Θ 中 A_i 的信度和证据的不确定性 $m_j(\Theta)$ 后, 分类决策遵守以下规则: ① $m(A_w) = \max\{m(A_i)\}$, 即具有最大信度的类是目标类。② $m(A_w) - m(A_i) > \varepsilon_1$ ($\varepsilon_1 > 0$), 即目标类与其他类的信度差值必须大于某一门限。③ $m(A_w) - m(\Theta) > \varepsilon_2$ ($\varepsilon_2 > 0$), 即目标类的信度必须大于不确定性信度指派值。④ $m(\Theta) < \theta$ ($\theta > 0$), 即不确定性信度指派值必须小于某一门限, 即对目标类的证据的不确定度不能太大。

4 杂草识别试验

共进行 5 组试验。每组试验从棉田杂草图像库中随机选择棉花和杂草图像 24 幅作为 SVM 训练样本; 另选棉花和杂草混合图像 (图像中既含棉花又含杂草) 10 幅为测试样本。

首先按本文方法提取叶片的颜色、形状和纹理等 3 类共 14 个特征并对其进行 $[0, 1]$ 归一化处理; 然后按提出的 SVM 结合 D-S 证据理论的多特征融合方法进行杂草和棉花的分类识别。其中, SVM 模型的核函数选用径向基函数 (RBF), 误差惩罚参数 C 和核参数 σ 采用交叉验证方法确定: $C = 40, \sigma = 2.43$; 决策规则中的判决门限依据多次试验统计得到: $\varepsilon_1 = 0.6, \varepsilon_2 = 0.7, \theta = 0.1$ 。

(1) 记录试验中单特征和多特征融合的信度函数值及识别结果。表 2 为试验中随机选取的 3 组相关记录 (注: 如第 2 组第 5 幅图的某叶片, 其样本号记为 2-5)。

表 2 识别框架的信度值
 Tab. 2 Believe value of discernment frame

样本号 及类型	单特征 及融合	信度函数值			识别 结果
		$m(A_0)$	$m(A_1)$	$m(\Theta)$	
2-5 棉花	颜色 m_1	0.323 3	0.165 8	0.510 9	不定
	形状 m_2	0.621 4	0.194 7	0.183 9	不定
	纹理 m_3	0.690 6	0.149 2	0.160 2	不定
	融合 m	0.875 3	0.101 0	0.023 7	棉花
5-7 杂草	颜色 m_1	0.343 8	0.435 7	0.220 5	不定
	形状 m_2	0.296 4	0.503 9	0.199 7	不定
	纹理 m_3	0.059 0	0.819 3	0.121 7	杂草
	融合 m	0.094 3	0.894 5	0.011 2	杂草
4-1 杂草	颜色 m_1	0.393 0	0.259 4	0.347 6	不定
	形状 m_2	0.458 9	0.232 7	0.308 4	不定
	纹理 m_3	0.667 3	0.232 1	0.100 6	不定
	融合 m	0.795 7	0.184 1	0.020 2	棉花

分析表 2 的结果可知: ①颜色、形状和纹理 3 种特征融合后的信度函数值和单特征的信度函数值相比, 大大增加了实际目标的信任度, 从而使对目标识别的不确定性大幅度降低。②对 3 种单特征 SVM 识别时无法判定的样本叶片 (如表中的 2-5 和 4-1), 融合后仍能准确识别出来, 也就是说, 基于 D-S 证据理论的多特征融合提高了识别系统的可靠性和准确性, 增强了识别能力。

(2) 以叶片为单位, 统计 5 组试验的单特征识别率和多特征融合识别率, 结果如表 3 所示 (注: 识别率为正确识别叶片数占叶片总数的百分数)。

由表 3 的试验结果可知: ①单特征识别中, 颜色特征因杂草和作物叶片颜色差异较小且易受光照条件影响而导致识别率最低、波动最大; 形状特征因实际田间存在大量交叠植物叶片导致特征参数计算不准确而降低了识别的准确率和稳定性; 纹理特征尽管受自然环境因素的影响较小, 但图像处理 and 特

表3 不同识别方法分类结果

Tab.3 Classification results of different methods

试验组别	单特征识别率/%			多特征融合 识别率/%
	颜色	形状	纹理	
1	69.39	91.84	93.87	97.96
2	74.51	94.12	92.16	100
3	64.10	89.74	89.74	97.44
4	59.57	87.23	89.36	97.87
5	66.67	91.11	93.34	97.78

征提取过程中的误差积累会使识别率降低。故总体上,单特征识别的误识率高,可靠性和稳定性差。②多特征融合识别的正确率达到97%且波动较小,与单特征识别相比,准确率和稳定性明显提高。原因在于:D-S证据理论以SVM后验概率和分类精度构造的信度指派为依据,根据证据组合规则,融合了来自颜色、形状和纹理等不同特征的多个识别信

息,能够实现较弱分类(单特征)决策对较强分类(多特征融合)决策的有效支持作用,从而可以进一步提高识别准确率和稳定性。

5 结束语

用SVM分类器分别基于颜色、形状和纹理等单特征进行杂草初步识别并以SVM的输出作为独立证据分别构造基本概率指派;然后以D-S证据推理方法进行各证据信息的有效融合;最后根据分类决策规则得到准确率和稳定性更高的识别结果。

多特征融合方法通过3个并行SVM实现基于颜色、形状和纹理的单特征杂草识别,以每个SVM作为一个独立证据体,由D-S证据理论对各SVM的分类结果完成证据融合,最终得到决策识别结果。试验结果表明,采用SVM与证据理论有机结合的杂草识别方法,识别正确率达到97%,显著提高了杂草识别的准确率和稳定性。

参 考 文 献

- Burks T F, Shearer S A, Heath J R, et al. Evaluation of neural-network classifiers for weed species discrimination [J]. *Biosystems Engineering*, 2005, 91(3): 293 ~ 304.
- Neto J C, Meyer G E, Jones D D, et al. Plant species identification using elliptic Fourier leaf shape analysis [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2006, 50(2): 121 ~ 134.
- Tellaeche A, Burgos-Artizzu X P, PaJares G. A vision-based method for weeds identification through the Bayes decision theory [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(3): 521 ~ 530.
- Slaughter D C, Giles D K, Downey D. Autonomous robotic weed control systems: a review [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 61(1): 63 ~ 78.
- Granitto P M, Verdes P F, Ceccatto H A. Large-scale investigation of weed seed identification by machine vision [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2005, 47(1): 15 ~ 24.
- 朱伟兴,金飞剑,谈蓉蓉.综合颜色和形态特征的小麦田杂草识别方法[J].*计算机应用*,2007,27(11):2871~2873.
Zhu Weixing, Jin Feijian, Tan Rongrong. Weed recognition method based on color and morphological features in wheat field [J]. *Computer Applications*, 2007, 27(11): 2871 ~ 2873. (in Chinese)
- 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 CSAE*, 2007, 23(11): 206 ~ 209. (in Chinese)
- 于昕,韩崇昭.一种基于D-S推理的异源信息目标识别方法[J].*系统工程与电子技术*,2007,28(5):788~790.
Yu Xin, Han Chongzhao. Method based on evidence theory for multi-source target recognition [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 28(5): 788 ~ 790. (in Chinese)
- 李焯,蔡云泽,尹汝波.基于证据理论的多类分类支持向量机集成[J].*计算机研究与发展*,2008,45(4):571~578.
Li Ye, Cai Yunze, Yin Rupo. Support vector machine ensemble based on evidence theory for multi-class classification [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2008, 45(4): 571 ~ 578. (in Chinese)
- 郝颖明,朱枫.2维Otsu自适应阈值的快速算法[J].*中国图象图形学报*,2005,10(4):484~488.
Hao Yingming, Zhu Feng. Fast algorithm for two-dimensional Otsu adaptive threshold algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(4): 484 ~ 488. (in Chinese)
- 杨红菊,张艳,曹付元.一种基于颜色矩和多尺度纹理特征的彩色图像检索方法[J].*计算机科学*,2009,36(9):274~277.
Yang Hongju, Zhang Yan, Cao Fuyuan. Color image retrieval approach based on color moments and multi-scale texture features [J]. *Computer Science*, 2009, 36(9): 274 ~ 277. (in Chinese)

参 考 文 献

- 1 侯加林, 王一鸣, 董乔雪, 等. 虚拟植物生长的研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2004, 35(3): 159 ~ 163.
Hou Jialin, Wang Yiming, Dong Qiaoxue, et al. Research and development of virtual plant technique [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004, 35(3): 159 ~ 163. (in Chinese)
- 2 Adiku S G K, Braddock R D, Rose C W. Simulating root growth dynamics [J]. Environmental Software, 1996, 11(1~3): 99 ~ 103.
- 3 Lynch J P, Nielsen K L, Davis R D, et al. SimRoot: modeling and visualization of root systems [J]. Plant and Soil, 1997, 188(1): 139 ~ 151.
- 4 邓旭阳, 周淑秋, 郭新宇, 等. 玉米根系几何造型研究[J]. 工程图学学报, 2004, 25(4): 62 ~ 66.
Deng Xuyang, Zhou Shuqiu, Guo Xinyu, et al. Study on the geometry modeling for corn root system [J]. Journal of Engineering Graphics, 2004, 25(4): 62 ~ 66.
- 5 管建慧, 刘克礼, 郭新宇. 玉米根系构型的研究进展[J]. 玉米科学, 2006, 14(6): 162 ~ 166.
Guan Jianhui, Liu Keli, Guo Xinyu. Advances of research on maize root system architecture [J]. Journal of Maize Sciences, 2006, 14(6): 162 ~ 166.
- 6 钟南, 罗锡文, 秦琴. 基于生长函数的大豆根系生长的三维可视化模拟[J]. 农业工程学报, 2008, 24(7): 151 ~ 154.
Zhong Nan, Luo Xiwen, Qin Qin. Modeling and visualization of three-dimensional soybean root system growth based on growth functions [J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(7): 151 ~ 154. (in Chinese)
- 7 Han L, Gresshoff P M, Hanan J. Modeling root development with signaling control: a case study based on legume auto regulation of nodulation [C]//Proceedings of the 2009 Third Internatimel Symposium on Plant Growth Modeling, Simulation, Visualization, and Applications, 2010: 134 ~ 141.
- 8 赵春江, 王功明, 郭新宇, 等. 基于交互式骨架模型的玉米根系三维可视化研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 1 ~ 6.
Zhao Chunjiang, Wang Gongming, Guo Xinyu, et al. 3D visualization of corn root system based on interactive framework model [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 1 ~ 6. (in Chinese)
- 9 张吴平, 李保国. 均质壤土下玉米根系三维空间分布的模拟与参数分析[J]. 土壤学报, 2007, 44(5): 949 ~ 955.
Zhang Wuping, Li Baoguo. Simulation of spatial distribution and parameter analysis of maize root system in homogeneous loam soil [J]. Acta Pedologica Sinica, 2007, 44(5): 949 ~ 955.
- 10 来新民, 张大卫, 文亚昕. IGES 接口的开发及被测曲面重构初探[J]. 河北工业大学学报, 1996, 25(3): 14 ~ 18.
Lai Xinmin, Zhang Dawei, Wen Yaxin. The developing of IGES interface and the preliminary studying of measured curved surface reconstruction [J]. Journal of Hebei University of Technology, 1996, 25(3): 14 ~ 18. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 168 页)

- 12 刘相滨, 向坚持. 基于八邻域边界跟踪的标号算法[J]. 计算机工程与应用, 2001, 23(2): 125 ~ 126.  
Liu Xiangbin, Xiang Jianchi. A labeling algorithm based on 8-connected boundary tracking [J]. Computer Engineering and Applications, 2001, 23(2): 125 ~ 126. (in Chinese)
- 13 李先锋, 朱伟兴, 纪滨, 等. 基于特征优化和 LS-SVM 的棉田杂草识别[J]. 农业机械学报, 2010, 41(11): 168 ~ 172.  
Li Xianfeng, Zhu Weixing, Ji Bin, et al. Weed identification based on features optimization and LS-SVM in the cotton field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(11): 168 ~ 172. (in Chinese)
- 14 谢菲, 陈雷霆, 邱航. 基于纹理特征提取的图像分类方法研究及系统实现[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(7): 2 767 ~ 2 770.  
Xie Fei, Chen Leiting, Qiu Hang. Research of image classification method based on texture feature extraction and system to achieve [J]. Application Research of Computers, 2009, 26(7): 2 767 ~ 2 770. (in Chinese)
- 15 Platt John C. Probabilistic output for support vector machine and comparisons to regularized likelihood methods [M]//Smola A J. Advances in Large Margin Classifiers, Cambridge, MA: MIT Press, 1999: 1 ~ 11.