

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.02.034

基于 SVM - DS 多特征融合的杂草识别*

何东健¹ 乔永亮¹ 李攀¹ 高瞻¹ 李海洋² 唐晶磊²

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为解决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DS(Shafer - Dempster)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, 提取植物叶片形状、纹理及分形维数3类特征, 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), 引入基于矩阵分析的DS融合算法简化决策级融合算法复杂度, 根据融合结果及分类判决门限给出最终的识别结果。实验结果表明, 多特征决策融合识别方法正确识别率达到96.11%, 与单特征识别相比有更好的稳定性和更高的识别率。

关键词: 杂草识别 支持向量机 DS证据理论 特征提取 多特征融合

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)02-0182-06

Weed Recognition Based on SVM - DS Multi-feature Fusion

He Dongjian¹ Qiao Yongliang¹ Li Pan¹ Gao Zhan¹ Li Haiyang² Tang Jinglei²

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: To address the low accuracy and low stability of a single feature for weed recognition, a multi-feature fusion method based on support vector machine (SVM) and DS (Shafer - Dempster) evidence theory was proposed. Firstly, three types of plant leaf features such as shape, texture and fractal dimension were extracted from the plant leaves after a series of image processing. Then the SVM classification results of each single feature were used as evidences to construct the basic probability assigned (BPA), and the method of DS fusion based on matrix analysis was used for decision fusion. Finally, recognition results were given based on fusion results and classification thresholds. The experimental results showed that the accuracy of multi-feature fusion method was 96.11% which has good performance on accuracy and stability compared with the single feature method in weed recognition.

Key words: Weed recognition Support vector machine DS evidence theory Feature extraction Multi-feature fusion

引言

随着图像处理及模式识别等技术的发展, 利用计算机视觉和图像处理技术来精确、客观、自动识别田间杂草已成为现代农业的研究热点。目前, 国内外学者多以颜色特征、纹理特征和形状特征等单一特征为主进行杂草识别^[1-4], 但在田间复杂环境中仅依靠某一种特征存在准确率低、可靠性和稳定性差等问题。此外, 多特征的综合利用研究尽管取得

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。李先锋等^[8]采用SVM和DS证据理论结合的方法实现了棉花和杂草的二分类, 但不能进一步区分杂草种类且存在算法运算量大的问题。为实现杂草的多类识别并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, 提出一种基于SVM-DS多特征融合杂

收稿日期: 2012-09-21 修回日期: 2012-09-27

* 国家自然科学基金资助项目(60975007、31101075)

作者简介: 何东健, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理和智能化检测研究, E-mail: hdj87091197@yahoo.com.cn

草识别方法。利用DS证据理论融合不完全、不确定信息的优势^[9~10]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 图像采集与特征提取

1.1 图像采集及预处理

以关中地区玉米地常见的田旋花、灰菜、刺儿菜等3种主要发生杂草为研究对象。在自然光照下采集玉米2~5片叶期间田间杂草图像,构建图像库。图像采集设备为多光谱相机(MS4100 Duncan Camera, 3CCD),安放在距地面高度约为80 cm的悬臂梁上,调整照相机的光轴垂直于地面,以获取完整的植物形态。该成像仪有3个CCD影像传感器,分辨率为1 920(H) × 1 040(V),可同时采集400~1 100 nm红色、绿色和近红外通道图像。为有效提取杂草特征,需对田间图像进行预处理。

以杂草多光谱图像为例(图1a),首先采用近红外-红色图像(IR-R)融合方式^[11]增强植物和土壤的对比度,得到融合图像(图1b)。随后采用Otsu法对图1b进行阈值分割,获取杂草的二值图像(图1c)。随后采用基于距离变换的分水岭分割算法从相连或交叠的植株叶片中分离出杂草叶片,得到单叶二值图像(图1d)。以此为基础,分别进行形状特征、纹理特征和分形维数的提取。

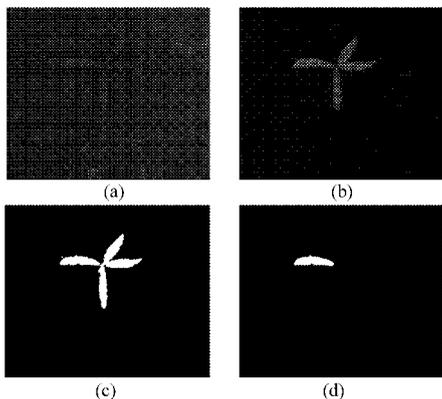


图1 杂草图像处理结果

Fig. 1 Image processing of weed

(a) 彩色原图 (b) IR-R融合图
(c) 二值图像 (d) 单叶二值图像

1.2 特征提取

1.2.1 形状特征

不同植物叶片外形存在显著差异。为了识别叶片形状,用8-邻域跟踪算法提取其轮廓,获得叶片的面积 S 、周长 P 、最小外接矩长 L_m 和最小外接矩宽 W 4个特征量。据此再分别计算6个具有旋转、平移和尺度不变性的形状特征^[12]: 矩形度 $S_1 =$

$S/(WL_m)$, 伸长度 $S_2 = (L_m + W)/(L_m - W)$, 宽长比 $S_3 = W/L_m$, 致密度 $S_4 = P^2/A$, 圆形度 $S_5 = 4\pi A/P^2$, 第一不变矩 S_6 (Hu不变矩中的第1个,即2个归一化的二阶中心距的线性组合)。

1.2.2 纹理特征

为避免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^[13]。

灰度-梯度共生矩阵的元素 H_{ij} 定义为在归一的灰度图像 $F(x,y)$ (灰度级为 L)和归一的梯度图像 $G(x,y)$ (灰度级为 L_g)中共同具有灰度为 i 、梯度为 j 的总像点数,即 $\{H_{ij}, i=0,1,\dots,L-1; j=0,1,\dots,L_g-1\} = \{(x,y) | F(x,y)=i, G(x,y)=j\}$ 。

以图像的总像素数归一后得到的概率为

$$p_{ij} = H_{ij} / (L(L_g - 1)) \quad (1)$$

为简化运算,将原始多光谱图像降为32个灰度阶,选取 0° 的方向,距离取1来计算,可获取15种特征参数。通过这些特征参数的均值与方差分析,依据不同的植物间同一特征值方差波动大而同种植物间波动小的特点,选取小梯度优势 T_1 、灰度不均匀性 T_2 、能量 T_3 、相关性 T_4 和惯性 T_5 等5个能有效区分杂草的特征参数。

1.2.3 分形维数

玉米和杂草具有其自相似性的特种功能,适用于分形理论分析。根据吴兰兰^[14]对不同分形维数下玉米和杂草识别的比较,本文采用综合效果最佳的“毯子算法”(Bouligand-Minkowski method, BM)来计算分形维数。

毯子算法的基本思想是:把灰度图像想象成一个在三维空间中的分形曲面。所要估计的图像区域的分形维数为

$$D \propto 2 - \frac{\lg A(r)}{\lg r} \quad (2)$$

式中 $A(r)$ ——分形曲面的表面积

r ——度量时所使用的面积尺度

D ——曲面的分形维数

综上所述,共提取植物叶片的形状、纹理和分形维数3类共12个特征。图1d中的叶片所对应的各特征参数如表1所示。

2 SVM及DS证据理论

2.1 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

表1 叶片特征参数
Tab.1 Parameters of leaf

参数	形状特征						纹理特征					分形维数
	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	D
数值	0.71	0.64	0.22	46.16	0.27	0.46	0.78	3 005.87	0.89	5.63	43.33	2.13

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

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{x_i \in S_V} a_i y_i k(x_i, x) + b \right) \quad (3)$$

式中 a_i ——Lagrange 乘子

S_V ——支持向量 $k(x_i, x)$ ——核函数

x_i, y_i ——两类中的支持向量

b ——根据训练样本确定的阈值

传统 SVM 只针对二分类问题,针对田间杂草多类识别,一对一多分类支持向量机是解决此问题的有效方式,其作法是在任意 2 类样本间设计一个 SVM 分类器,因此 k 类样本需要设计 $k(k-1)/2$ 个 SVM 分类器。在分类中每 1 次二分类被当作为 1 次投票,并且可以向所有的数据点投票,最后该点将被归为拥有最多票数的那一类。

2.2 DS 证据理论

证据理论是 Dempster 提出并经 Shafer 完善的,又称为 DS 理论。DS 理论通过合成规则将来自 2 个或多个证据体的信任函数融合为 1 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 $M(\phi) = 0$ (ϕ 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)。 $m(A)$ 表示对命题 A 的精确信任程度, $m(\theta)$ 表示证据的不确定性。设 m_1, m_2, \dots, m_n 是识别框架 Θ 上不同证据的 BPA, 则 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 可确定为

$$m(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} \left(\prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i) \right) / (1 - k) \quad (4)$$

$$k = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \phi} \left(\prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i) \right) \quad (5)$$

式中 k ——证据的不确定因子

2.3 基于矩阵分析的 DS 合成算法

对于多特征信息融合,如果直接采用式(4)可能导致计算量巨大的问题,难以实际应用。本文采用基于矩阵分析的 DS 合成算法计算融合结果。对于用 n 类特征同时识别一个目标的情况,用矩阵将 n 类特征赋予 m 种目标类型的相互独立的基本可信分配值 m_{ij} 和不确定性概率 θ_i 表示为

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1m} & \theta_1 \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2m} & \theta_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{n1} & m_{n2} & \dots & m_{nm} & \theta_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

由于同一特征赋予 m 种目标类型的相互独立的基本可信分配值 m_{ij} 和不确定性概率 θ_i 之和应为 1, 所以,矩阵的每一行的元素之和应满足归一化条件,即

$$m_{i1} + m_{i2} + \dots + m_{im} + \theta_i = 1 \quad (7)$$

用矩阵中的一行的转置与另一行相乘得到一个 $(m+1) \times (m+1)$ 的新矩阵 R

$$R = M_i^T M_j = \begin{bmatrix} m_{i1}m_{j1} & m_{i1}m_{j2} & \dots & m_{i1}m_{jm} & m_{i1}\theta_j \\ m_{i2}m_{j1} & m_{i2}m_{j2} & \dots & m_{i2}m_{jm} & m_{i2}\theta_j \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{im}m_{j1} & m_{im}m_{j2} & \dots & m_{im}m_{jm} & m_{im}\theta_j \\ \theta_i m_{j1} & \theta_i m_{j2} & \dots & \theta_i m_{jm} & \theta_i \theta_j \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,不确定因子 k 为矩阵中前 $m \times m$ 阶子矩阵的非对角线元素的和,即

$$k = \sum_{p \neq q} R_{pq} \quad (p, q = 1, 2, \dots, m) \quad (9)$$

融合算法流程图如图 2 所示。该算法在每一次执行过程中均完成 $(m+1)$ 维列向量与 $(m+1)$ 维行向量的矩阵乘法运算,计算需要的时间为 $T((m+1)^2)$, 得到融合结果需要的时间为 $T((m+1)^2 n)$, 与特征类别数 n 呈近似线性关系。

3 SVM-DS 杂草识别模型

在杂草识别中,植物叶片的形状、纹理特征和分形维数相互独立,可以利用 DS 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。多特征 SVM-DS 融合决策的杂草识别模型利用“一对一”多分类 SVM 给出各证据体(特征)在同一识别框架上的基本信度分配(BPA),最后利用决策模块给出目标(植物叶片)的类型。实验所用计算机配置为 2.5 GHz 酷睿双核,内存 2 GB。杂草识别的算法模型如图 3 所示。

(1) 单特征 SVM 识别

按前述方法,在图像预处理的基础上,分别提取叶片的形状特征、纹理和分形维数,并用“一对一”

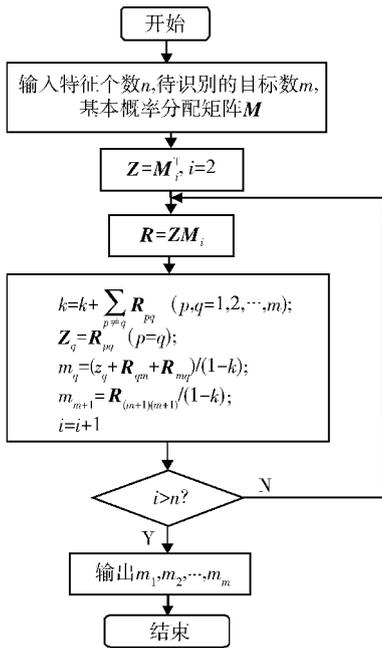


图 2 融合算法流程图

Fig. 2 Flow chart of fusion arithmetic

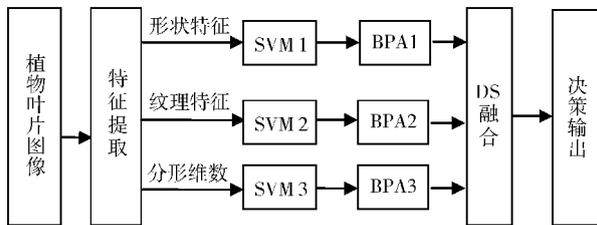


图 3 杂草识别算法模型

Fig. 3 Model of weed recognition algorithm

多分类 SVM 进行基于 3 类单特征的初步识别。

(2) BPA 函数构造

标准的 SVM 输出是 $\{1, -1\}$, 属于硬判断输出, 不是概率输出, 不能作为证据理论的 BPA。对“一对一”多分类 SVM 杂草识别采用将多个 2 类分类的概率结果进行组合的方式进行概率建模。假设给定 h 类数据, 对于任意的 x , 首先用 Platt 提出使用的 sigmoid 函数^[15] 来估计配对类的概率, 即

$$r_{ij} \approx p(y = i | y = i \text{ 或 } j, x) \quad (10)$$

对于后验概率 p_i 有

$$\min_p \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^h \sum_{j:j \neq i} (r_{ji} p_i - r_{ij} p_j)^2 \right) \quad (11)$$

对于任意一个“一对一”多分类 SVM, 在完成样本集的学习过程之后, 根据式 (11) 得到后验概率 p_i ; 然后对学习样本集进行测试, 得到识别正确率 q_i , 则 BPA 函数可定义为

$$m_j(A) = p_i q_i \quad (12)$$

(3) 决策融合及判决规则

设 $A_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 为植物类型, A_w 为目标类别。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, 分类决策需遵守以下规则: 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 $m(\theta) < \varepsilon_3 (\varepsilon_3 > 0)$, 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过大。

4 识别实验结果与分析

从玉米杂草图像库中随机选择玉米和杂草各 30 幅 (总共 120 幅) 作为 SVM 的训练样本, 另选玉米和杂草混合图像 (图像中既含玉米又含杂草) 18 幅为测试样本。首先按本文方法提取叶片的形状、纹理和分形维数等 3 类共 12 个特征并对其进行 $[0, 1]$ 归一化处理; 然后按提出的 SVM-DS 多特征融合方法进行杂草和玉米的分类识别。其中, SVM 模型的核函数选用径向基函数 (RBF), 惩罚变量 c 和 gamma 函数 g 采用粒子群优化算法确定: $c = 52.3, g = 26$; 决策规则中的判决门限依据多次实验统计得到: $\varepsilon_1 = 0.7, \varepsilon_2 = 0.6, \varepsilon_3 = 0.1$ 。

(1) 记录实验中单特征和多特征融合的信度函数值及识别结果。表 2 为实验中随机选取的 4 组相关记录。

分析表 2 结果可知: ① 形状、纹理和分形维数 3 种特征融合后的信度函数值与单特征的信度函数值相比, 明显增大了实际目标的信任度, 从而使对目标识别的不定性大幅度降低。② 对 3 种单特征 SVM 识别时无法判定的样本叶片 (如刺儿菜、田旋花和玉米), 融合后可准确识别出来, 表明基于 DS 证据理论的多特征融合能综合利用多特征信息, 增强了识别能力。

(2) 以叶片为单位, 统计单特征识别率和多特征融合识别率。结果如表 3 所示。

由表 3 的实验数据可知: ① 单特征识别中, 基于形状特征的识别准确率高于纹理和分形维数的识别。这是因为植物叶片之间形状差异较大而使得识别率较高, 但因实际田间植物叶片交叠导致特征参数计算不准确而降低了识别的稳定性; 而基于纹理特征和分形维数的识别尽管受自然环境因素的影响较小, 但图像预处理和特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较低, 可靠性和稳定性差。② 多特征融合识别的平均正确率达到 96.11% 且波动较小, 准确率和稳定性明显提高于单特征识别。原因在于: DS 证据理论以 SVM 后验概率和分类精度构造的信度指派为依

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

样本类型	特征	信度函数值					识别结果
		$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$	$m(\theta)$	
刺儿菜	形状	0.653 3	0.028 7	0.141 7	0.079 1	0.097 2	不定
	纹理	0.537 8	0.117 9	0.061 4	0.116 2	0.166 7	不定
	分形维数	0.567 3	0.039 3	0.048 1	0.109 2	0.236 1	不定
	融合	0.923 4	0.013 3	0.025 6	0.029 4	0.008 4	刺儿菜
灰菜	形状	0.005 7	0.892 0	0.002 0	0.003 1	0.097 2	灰菜
	纹理	0.140 6	0.585 1	0.044 9	0.062 7	0.166 7	不定
	分形维数	0.033 3	0.411 8	0.100 5	0.218 3	0.236 1	不定
	融合	0.009 5	0.963 0	0.006 5	0.013 4	0.007 7	灰菜
田旋花	形状	0.015 7	0.027 8	0.674 1	0.185 2	0.097 2	不定
	纹理	0.048 5	0.105 3	0.649 4	0.030 1	0.166 7	不定
	分形维数	0.060 1	0.233 3	0.424 0	0.046 5	0.236 1	不定
	融合	0.007 6	0.027 4	0.929 5	0.026 8	0.008 6	田旋花
玉米	形状	0.014 2	0.024 4	0.311 5	0.552 7	0.097 2	不定
	纹理	0.146 0	0.114 7	0.016 3	0.556 3	0.166 7	不定
	分形维数	0.182 0	0.038 1	0.017 4	0.526 4	0.236 1	不定
	融合	0.027 6	0.014 3	0.038 8	0.909 5	0.009 8	玉米

表3 不同识别方法分类识别结果对比

Tab.3 Classification results of different methods

识别类型	单特征识别率/%			融合识别率/%
	形状	纹理	分形维数	
刺儿菜	81.25	68.75	62.50	94.44
灰菜	94.74	82.35	84.21	100
田旋花	100	81.25	76.47	100
玉米	85.00	80.00	80.00	90.00
平均	90.25	78.09	75.80	96.11

注:识别率为正确识别叶片数占叶片总数的百分数。

据,融合了形状、纹理和分形维数等不同特征的多源识别信息,充分利用了多特征信息,从而进一步提高识别准确率和稳定性。③不同算法时间对比。采用基于矩阵分析的融合算法有效利用矩阵乘法简化计算复杂度,识别用时为0.38 s,与传统方法识别用时

1.16 s相比,显著提高了杂草识别的实时性。

5 结论

(1)提出一种结合SVM分类算法和DS证据理论的杂草识别新方法。基于“一对一”多类支持向量机分类算法合理构造了证据理论的基本概率分配函数,既解决了SVM概率难输出的问题,又解决了难获得基本概率赋值的弊端。

(2)对各类杂草的正确识别率均在90%以上,显著提高了杂草识别的正确率和稳定性。

(3)提出基于矩阵分析的融合算法所需时间与 n 呈近似线性关系,大幅降低了运算时间,提高了融合的效率。解决了证据理论在应用中的计算量巨大的问题,满足田间杂草识别的实时性要求。

参 考 文 献

- 1 EI-faki M S, Zhang N, Peterson D E. Weed detection using color machine vision[J]. Transactions of the ASAE,2000,43(6): 1 969 ~ 1 978.
- 2 Meyer G E, Kocher T F, Mortensen D A, et al. Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying [J]. Transactions of the ASAE,1998,41(4):1 189 ~ 1 197.
- 3 龙满生,何东健. 玉米苗期杂草的计算机识别技术研究[J]. 农业工程学报,2007,23(7):139 ~ 144.
Long Mansheng, He Dongjian. Weed identification from corn seedling based on computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2007,23(7):139 ~ 144. (in Chinese)
- 4 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.
- 5 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.
- 6 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):2 870 ~ 2 872.
Zhu Weixing, Jin Feijian, Tan Rongrong. Weed recognition method based on color and morphological features in wheat field[J]. Journal of Computer Applications,2007,27(11):2 870 ~ 2 872. (in Chinese)
- 7 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)
- 8 李先锋, 朱伟兴, 孔令东, 等. 基于 SVM 和 D-S 证据理论的多特征融合杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(11): 164 ~ 168.
- Li Xianfeng, Zhu Weixing, Kong Lingdong, et al. Method of multi-feature fusion based on SVM and D-S evidence theory in weed recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(11): 164 ~ 168. (in Chinese)
- 9 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, 29(5): 788 ~ 790.
- Yu Xin, Han Chongzhao. Method based on evidence theory for multi-source target recognition[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(5): 788 ~ 790. (in Chinese)
- 10 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)
- 11 吕俊伟, 马成林, 于永胜. 采用多光谱图像融合提高作物和杂草灰度比值[J]. 农业工程学报, 2005, 21(11): 99 ~ 102.
- Lü Junwei, Ma Chenglin, Yu Yongsheng. Multi-spectral image fusion to increase gray level ratio between crop and weeds in image [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(11): 99 ~ 102. (in Chinese)
- 12 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)
- 13 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): 2767 ~ 2770.
- 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): 2767 ~ 2770. (in Chinese)
- 14 吴兰兰. 基于数字图像处理的玉米苗期田间杂草的识别研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2010.
- Wu Lanlan. Research on identification for in-field weed/corn seedlings by digital image processing [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2010. (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.

(上接第 158 页)

- 19 Idolo T, Maria R, Paola R, et al. Antioxidant effect of red wine polyphenols on red blood cells[J]. Journal of Nutritional Biochemistry, 2000, 11(2): 114 ~ 119.
- 20 Bravo L. Polyphenols: Chemistry, dietary sources, metabolism and nutritional significance [J]. Nutrition Review, 1998, 56(11): 317 ~ 333.
- 21 Manuel P, Ma Jesus G, Jose G, et al. Preservation of the endogenous antioxidant system of fish muscle by grape polyphenols during frozen storage[J]. European Food and Material Science, 2000, 220(5): 514 ~ 519.
- 22 Arias R, Lee T C, Longendral I, et al. Correlation of lycopene measured by HPLC with the L^* , a^* , b^* color readings of a hydroponic tomato and the relationship of maturity with color and lycopene content [J]. Journal of Agriculture and Food Chemistry, 2000, 48(5): 1697 ~ 1702.
- 23 张清安, 范学辉. 多酚类物质抗氧化活性评价方法研究进展[J]. 食品与发酵工业, 2011, 37(11): 169 ~ 172.
- Zhang Qing'an, Fan Xuehui. Research progress of active evaluation methods of polyphenol antioxidants [J]. Food and Fermentation Industries, 2011, 37(11): 169 ~ 172. (in Chinese)
- 24 Decker H, Ryan M, Jaenicke E, et al. Tarantula hemocyanin shows phenoloxidase activity[J]. Journal of Biological Chemistry, 1998, 273(10): 25889 ~ 25892.
- 25 Nagai T, Kawabata S. A link between blood coagulation and prophenoloxidase activation in arthropod host defense[J]. Journal of Biological Chemistry, 2000, 275(7): 29264 ~ 29267.
- 26 Adachi K, Hirata T, Nishioka T, et al. Hemocyte components in crustaceans convert hemocyanin into a phenoloxidase-like enzyme[J]. Comparative Biochemistry and Physiology- Part B, 2003, 134(1): 135 ~ 141.
- 27 Chan M, Faustman C, Decker A. Oxymyoglobin oxidant as affected by oxidation products of phosphatidylcholine liposomes[J]. Journal of Food Science, 1997, 62(4): 709 ~ 712.
- 28 Chan M, Faustman C, Yin M, et al. Lipid oxidation induced by oxymyoglobin and metmyoglobin with involvement of H_2O_2 and superoxide anion[J]. Meat Science, 1997, 46(2): 181 ~ 190.
- 29 Baron P, Andersen J. Myoglobin-induced lipid oxidation: a review [J]. Journal of Agriculture and Food Chemistry, 2002, 50(14): 3887 ~ 3897.
- 30 Hasham E, Azza Z. Quality and safety of halawa modified with mushroom[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2006, 86(15): 2551 ~ 2559.
- 31 贾渊, 汤晓艳, 姬长英. 牛肉颜色的 RGB 特征[J]. 食品科学, 2004, 18(7): 86 ~ 89.
- Jia Yuan, Tang Xiaoyan, Ji Changying. The RGB color characteristics of beef[J]. Food Science, 2004, 18(7): 86 ~ 89. (in Chinese)