

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.022

基于随机森林的玉米发育程度自动测量方法

石礼娟¹ 卢 军²

(1. 华中农业大学信息学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学理学院, 武汉 430070)

摘要: 为提高玉米果穗发育程度检测的自动化程度与精度, 提出一种基于机器视觉技术的测量方法。在随机森林机器学习算法的基础上构造秃尖、干瘪和籽粒区域的识别模型。该模型由多个独立同分布的弱分类器构成, 对输入的训练样本进行列和行两个方向上的随机采样。比较随机森林模型和决策树模型的分类效果可知随机森林模型有效避免了过拟合和局部收敛现象的产生, 并具有良好的推广能力。为确定最优的弱分类器数目, 选择弱分类器个数为训练样本数量的 1/80、1/40、1/20、1/10、1/5、1/4 时分别构建随机森林分类器。研究结果表明, 当随机森林中弱分类器个数为训练样本数量的 1/20 时, 模型的识别率与稳定性最好。然后, 以最优的随机森林模型作为分类器构建玉米果穗不同发育程度自动检测方法。试验结果表明, 各区域长度测量的准确性均在 95% 以上, 测量速度可达 30 个/min 以上。

关键词: 玉米果穗; 发育程度; 随机森林; 多分类器

中图分类号: TP391.4; Q945.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)01-0169-06

Automatic Measurement Method for Maize Ear Development Degree Based on Random Forest

SHI Lijuan¹ LU Jun²

(1. College of Informatics, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China
2. College of Basic Sciences, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: In the process of maize breeding, the development degree of maize ear is one of the most important parameters for yield related traits. In order to improve the degree of automation and accuracy of maize ear development degree detection, a measurement method was proposed based on machine vision technology. An identification model was constructed on the basis of random forest principal at first. The model was composed of a group of weak classifiers which were independent and identically distributed. The weak classifiers selected samples from the input training samples randomly along columns and rows. The experiment which compared random forest model with decision tree model on the classification effect showed that random forest classifier could not only avoid over-fitting and local convergence effectively but also have good generalization ability. Then, in order to determine the optimal number of weak classifiers, six random forest models were built. Their weak classifier number were separately one-eightieth, one-fortieth, one-twentieth, one-tenth, one-fifth, one-fourth of training samples count. The results showed that the model had good accuracy and stability when the number of weak classifiers was one-twentieth of training samples count. Finally, the optimal random forest model was used as the classifier to build the automatic maize ear development degree detection method. The experiment results showed that the measurement accuracy on length of each area was more than 95% and the measurement speed was more than 30 maize ears per minute.

Key words: maize ear; development degree; random forest; multiple classifiers

引言

玉米是人类生存、畜牧业及工业发展的重要粮

源。培育新品种, 提高玉米产量是满足国家能源发展战略需求的重要途径, 也是育种学家的迫切需求。而在玉米生长过程中, 由于品种缺陷等原因导致玉

收稿日期: 2016-05-16 修回日期: 2016-07-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(31301235)

作者简介: 石礼娟(1976—), 女, 副教授, 主要从事机器视觉研究, E-mail: slj2002@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 卢军(1980—), 男, 副教授, 主要从事农产品自动检测研究, E-mail: lujun5918@163.com

米果穗的顶部并不发育或发育不完全,表现为玉米上部无籽粒或籽粒干瘪,这部分不结实区域称为秃尖。严重的秃尖可占整个果穗的一半以上,玉米秃尖现象导致玉米穗粒数减少,从而造成减产。因此在玉米育种过程中,玉米果穗发育程度是产量相关性状的重要参数之一,也是玉米考种工作的核心内容。

近几年,为加速考种过程、提高考种精度,机器视觉和图像分析技术已经被逐步引入到玉米考种过程中,王传宇等^[1]利用计算机视觉技术对玉米果穗进行三维重建;刘长青等^[2]使用PC摄像头获得玉米果穗图像,通过图像处理提取玉米穗长、穗宽、穗行数、行粒数和穗粒数;柳冠伊等^[3]用线阵扫描成像技术获取玉米果穗圆周图像,并对穗粒数和穗行数这两项性状参数进行提取。这些研究成果从一定程度上提高了考种效率与精度,有效避免了人工考种工作效率低、主观误差大等缺点。但是上述文献均针对发育良好的玉米果穗进行基于机器视觉的研究,而对于果穗发育程度的自动识别却鲜有研究。

随机森林是近几年流行的一种集成机器学习算法。该算法是基于决策树的多分类器算法,因其分类速度快、泛化能力强等特性,目前已广泛应用到文本分类^[4]、人体行为识别^[5]、地理要素自动解译^[6]、对象跟踪^[7]和数据挖掘^[8]等领域。本文采集具有结实不良现象的玉米果穗图像,提取背景、秃尖、干瘪以及穗粒区域的纹理特征,利用随机森林机器学习思想构建各区域的自动识别模型,并以此为基础建立基于机器视觉的玉米发育程度快速自动检测方法。

1 随机森林算法

解决分类问题的关键是构造合适的分类器,实现数据集中元素到类别集的映射。根据分类器的多少,分类算法分为单分类器和多分类器。决策树是一种典型的单分类器,它的思想来源于人类的决策过程,该算法的分类思想是通过训练集的递归分析生成1个倒立的树状结构,遍历从根节点到叶子结点的路径即可得到一系列分类规则^[9]。决策树由于自身的限制,尽管经过多次改进,还是容易产生过拟合与局部收敛的问题。为克服决策树的上述缺点并发挥决策树的优势,BREIMAN^[10]于2001年提出了一种集成机器学习算法——随机森林。随机森林分类器由一系列相互独立的树状分类器(即决策树)构成,每个树状分类器对于同一输入给出独立的分类结果,即投出自己的一票,所得票数最多的分类结果将作为算法最终的输出结果^[4,11-13]。这个

类似于多个专家举手表决的决策过程就是随机森林核心的思想。大量的理论和实证研究都证明了随机森林算法不仅分类性能良好、运算速度快,而且对噪声和孤立点不敏感,不存在过拟合问题^[4-13]。

2 材料与方法

2.1 玉米图像采集

图像采集环境如下:光源置于箱顶,果穗插在垂直于箱底的旋转轴上,CCD安装于箱子的侧面。为增强背景与果穗的反差并获得均匀漫反射的光照环境,将光照箱内表面涂成黑色。工业相机为德国The Imaging Source公司制造的彩色工业相机,Sony CCD感光组件,分辨率为1280像素×960像素,提供全局快门和外触发输入。

为保证算法具有良好的适应性,人工挑选20个发育程度不一的玉米果穗,在封闭的图像采集箱中用CCD采集玉米图像共20幅。

2.2 图像预处理

为减少图像处理的运算量,编写程序将图像裁剪到尺寸为300像素×900像素。由于中值滤波既能保护图像边缘又能去除噪声,因此采用3×3模板的中值滤波进行除噪处理。选取其中的1张图像(图1a)并将此彩图灰度化(图1b)。由图1a可知,果穗图像由背景区域、玉米籽粒区域、秃尖区域、干瘪区域4类区域组成。各类区域的识别问题即转化为1个分类问题。所谓分类就是对于给定的1个数据集 $D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 和1组类 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$,确定1个映射 $f: D \rightarrow C$,使得每个元组 t_i 被分配到1个类 C_j 中。在本研究中,果穗图像中的像素构成1个数据集,而数据集中的元组要映射的类是背景区域、玉米籽粒区域、秃尖区域和干瘪区域。对于彩色图像中的像素最常用、最简单的分类方法就是在颜色或灰度值域内设定多级阈值^[14]。但是,观察图1a的灰度直方图(图2a)、R分量的直方图(图2b)、G分量的直方图(图2c)、B分量的直方图(图2d),发现每个直方图都没有明显的双峰,这说明这4个区域在色彩与灰度上有交集。因此,基于颜色或灰度的阈值分割法显然不可行。

2.3 纹理特征提取

纹理特征是一种不依赖于颜色或亮度反映图像中同质现象的视觉特征^[15]。纹理在局部区域内可能呈现出不规则性,但整体上则表现出某种规律性或周期性。图像的灰度共生矩阵就是用于表达图像灰度在方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,它是分析图像局部模式结构及其排列规则的基础^[15-17]。图像的纹理特征是以灰度共生矩阵为基础的统计



图 1 彩图和灰度图

Fig. 1 RGB image and grayscale image

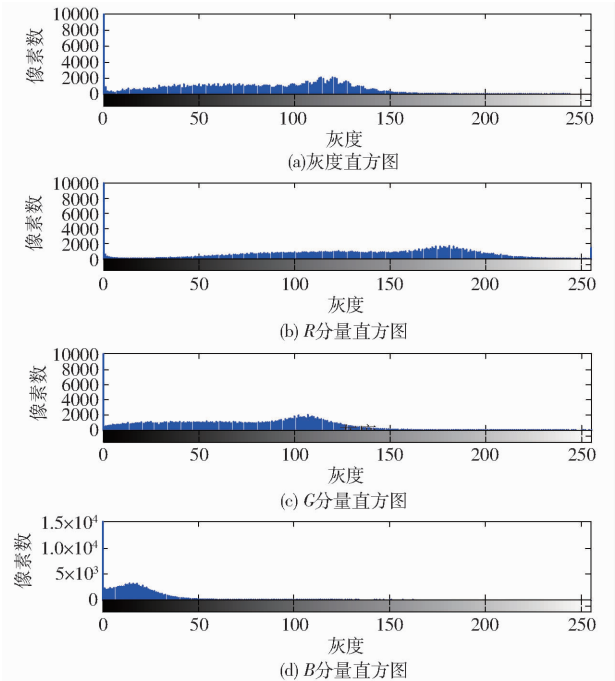


图 2 直方图分析示意图

Fig. 2 Sketches of histogram analysis

量,包括能量、对比度、相关度、均匀性。这 4 个统计量分别反映图像纹理粗细度、纹理的沟纹深浅、局部灰度相关性以及纹理局部变化的多少^[18-20]。

为获取以上 4 种区域的纹理特征,首先从 20 个果穗图像中以 9×9 为窗口分别在这 4 类区域各截取 200 幅图像作为样本,其中 100 幅作为训练样本,100 幅作为测试样本。再计算各类区域在 0° 、 45° 、 90° 、 135° 方向上的灰度共生矩阵,然后在 4 个灰度共生矩阵的基础上分别计算能量、对比度、相关、均匀性共计 16 个特征,这样每个样本具有 16 个特征属性。

2.4 基于随机森林的分类器构造

(1) 抽样产生子训练集。将代表 4 类区域的 400 幅训练图像样本的初始训练集搅拌均匀,再采用 bagging 方法随机重复有放回的抽样 M 次(每次抽样的样本数为总样本数的 $1/2$),从而产生 M 个子

训练集。

(2) 选取候选属性。从 16 个纹理特征变量中随机选择 $F(F = \text{lb}16 + 1)$ 个作为节点分裂的候选属性。

(3) 构建每棵决策树。每 1 棵决策树都对应 1 个训练集, M 个子训练集即可构建 M 棵决策树。用程序递归方式生成决策树,在决策树生长过程中不剪枝,分支生成时按一定的节点分裂规则(信息增益率最大原则)选择最优属性。若已构建决策树数目小于 M ,则重复步骤(3);反之则进入步骤(4)。

(4) 类别投票。统计随机森林中 M 棵决策树输出类别中占比最多的那个类别即众数,然后将该众数作为分类器的输出。

3 试验结果及分析

3.1 单决策树与随机森林模型的比较

为考察本研究中随机森林模型的性能,以同样 400 个训练样本为初始训练集,以信息增益率最大为节点分裂规则,构建 1 个单决策树分类器和 1 个弱分类器个数为 10 的随机森林分类器。将每类 100 个共 400 个测试样本分别用作单决策树模型和随机森林模型的输入,类别判断为输出,测试结果如表 1 所示。

表 1 单决策树模型与随机森林模型的识别率比较		
Tab. 1 Identification rate comparison of decision tree model and random forest model		
	%	
识别区域	单决策树模型 正确识别率	随机森林模型 正确识别率
背景	90.43	96.54
籽粒	83.62	95.43
秃尖	75.44	93.35
干瘪	94.92	92.82
均值	86.10	94.54
标准偏差	8.49	1.75

由表 1 可知,单决策树的平均识别率要远低于随机森林的平均识别率,并且单决策树对各区域的识别率差别较大,其中干瘪区域的识别率特别高而秃尖区域的识别率却很低,这一结果要归咎于单决策树的先天缺陷。单决策树容易收敛到非全局的局部最优解,使得某个类别识别率特别高或者过拟合即过于适应噪声。而随机森林分类器由多个独立同分布的弱分类器构成,对输入的数据进行列和行两个方向上的随机采样,在列的方向上随机选择特征;在行方向上随机选择样本,每次抽样均为随机且放回抽样。并且每个弱分类器的训练集都是初始训练集的 1 个子集,这样各训练集样本既存在一定的重复又不完全相同,有效避免了过拟合和局部最优解

现象的产生,具有良好的推广能力。

3.2 随机森林中弱分类器个数的确定

BREIMAN 提出了随机森林算法,但其中弱分类器个数 M (即决策树的棵数)并未给出具体的参考标准。在实际应用中,往往通过试验来确定随机森

林中弱分类器个数。以训练样本的数量为参考基准,弱分类器个数分别选择训练样本数量的 1/80、1/40、1/20、1/10、1/5、1/4,即数量为 5、10、20、40、80、100 分别构建随机森林分类器。试验结果如表 2 所示。

表 2 随机森林模型中弱分类器个数与识别率
Tab.2 Identification rates for forest model with different numbers of weak classifiers %

识别区域	5 个弱分类器的 正确识别率	10 个弱分类器的 正确识别率	20 个弱分类器的 正确识别率	40 个弱分类器的 正确识别率	80 个弱分类器的 正确识别率	100 个弱分类器的 正确识别率
背景	94. 65	96. 54	97. 98	98. 75	97. 87	97. 77
籽粒	93. 48	95. 43	97. 78	96. 31	98. 13	98. 87
秃尖	87. 13	93. 35	96. 47	96. 26	95. 32	96. 02
干瘪	91. 36	92. 82	96. 18	97. 13	97. 16	95. 74
均值	91. 66	94. 54	97. 10	97. 11	97. 12	97. 10
标准偏差	3. 31	1. 75	0. 91	1. 16	1. 27	1. 48

由表 2 中的数据分析可得,当弱分类器个数比较少时,每个区域的正确识别率较低,并且各区域的正确识别率差异较大;但是随着弱分类器个数的增加,每个区域的正确识别率逐渐升高,各区域的正确识别率差异也越来越小;当弱分类器个数等于 20 即训练集样本数的 1/20 时,每个区域正确识别率的均值较高并且各区域正确识别率的差异最小;当弱分类器个数大于 20 时,每个区域的识别率有小幅度的升或降,但均值基本上趋于稳定,但各区域正确识别率的差异却越来越大。因此,随机森林模型中弱分类器个数 M 为训练样本数量的 1/20 是最优的选择。

3.3 果穗发育程度测量结果

为检测本算法的测量准确度,取 10 个发育程度不同的玉米果穗分别采集图像。将果穗的中轴线定义为果穗图像最小外接矩形的垂直中位线。首先以 9×9 窗口在果穗中轴线上从上到下滑动,计算中轴线每个像素点的灰度共生矩阵以及灰度纹理特征,

再用以上试验确定的最优随机森林模型完成玉米果穗中轴线上各像素的分类与标记,然后统计中轴线上各类像素的个数,最后将像素个数乘以像素的实际尺寸(0.312 5 mm)即可得到每个区域长度的测量值,以上步骤均由程序自动完成。

机器测量完后,再以人工的方式用游标卡尺分别测量这 10 个果穗在秃尖、干瘪和籽粒区域的实际长度,每个测量 3 次,计算 3 次测量结果的平均值记为实际值。10 个果穗不同区域的实际值和测量值如表 3 所示。

综合表 2 和表 3 可知,该系统对玉米果穗不同发育程度的区域长度测量准确度达到 95%。其中,籽粒区域准确度最高,秃尖区域其次,干瘪区域最低。由于干瘪区域不仅在位置上介于籽粒和秃尖区域之间,其纹理方面的特征也介于两者之间,所以在边界处比较容易误判,从而使得准确度下降。分析每个区域的实际值与准确度可得,每个区域的实际值较小时准确度低,实际值较大时准确度高,这是图

表 3 果穗发育程度测量结果
Tab.3 Results of maize ear development degree measurement

果穗 序号	秃尖区域			干瘪区域			籽粒区域		
	实际值/mm	测量值/mm	准确度/%	实际值/mm	测量值/mm	准确度/%	实际值/mm	测量值/mm	准确度/%
1	23. 15	24. 09	95. 95	15. 35	14. 41	93. 89	187. 25	190. 69	98. 16
2	36. 25	37. 19	97. 41	24. 25	25. 19	96. 13	158. 35	154. 60	97. 63
3	12. 65	11. 71	92. 59	14. 05	14. 99	93. 33	199. 55	196. 11	98. 28
4	42. 05	41. 11	97. 77	21. 45	22. 39	95. 63	135. 45	139. 20	97. 23
5	17. 75	16. 81	94. 72	17. 65	18. 59	94. 69	201. 15	204. 59	98. 29
6	28. 25	27. 31	96. 68	19. 25	20. 19	95. 13	166. 35	162. 60	97. 75
7	45. 15	45. 78	98. 62	16. 15	15. 53	96. 13	116. 25	119. 69	97. 04
8	26. 85	26. 23	97. 67	12. 75	11. 81	92. 65	203. 45	200. 33	98. 46
9	11. 75	12. 69	92. 02	19. 25	19. 25	100. 00	198. 55	201. 99	98. 27
10	58. 35	57. 73	98. 93	34. 75	35. 69	97. 30	75. 85	79. 29	95. 47
平均值			96. 24			95. 49			97. 66

像的分辨率稍低引起的,提高图像的分辨率,则每个像素的尺寸变小,误差就会减小。

3.4 算法速度测试

算法速度测试采用的计算机为双核 1.83 GHz, 4 GB 内存,独立显卡。取 120 个果穗,30 个 1 组,可分为 4 组。按人工与机器 2 种方式进行测试。人工方式下,1 人测量并记录;机器视觉方式下,1 人放置果穗,计算机自动采集图像。测试计时以 1 组为单位,计时结果如表 4 所示。

表 4 速度测试结果
Tab.4 Results of speed test s

组号	人工方式耗时	视觉方式耗时
1	540.0	59.0
2	546.0	61.0
3	534.0	57.0
4	552.0	58.0
平均值	543.0	58.8

由试验结果可知,机器视觉方式下检测速度可达到 30 个/min,约为人工方式的 9 倍。实际上,机器视觉方式下果穗的放置是影响速度的主要因素。而算法的核心部分(随机模型)虽然在训练期即试验阶段比较耗时(每次训练至少在 20 s 以上),但训练完成后,在程序执行时像素类别的标记以及区域长度计算时间几乎可以忽略不计。因此,如果将果穗放置自动化,那么检测速度与工作效率将大大提高。

4 讨论

果穗秃尖和干瘪区域形状复杂,利用各区域在果穗中轴线上的像素数量描述该果穗的发育程度显然存在局限性。因此本研究并不是以各区域在果穗中轴线上的像素数量描述该果穗的发育程度,而是用于检测文中所建立的随机森林算法模型的性能。在算法的实际应用中,系统会对果穗 1 周的情况进

行检测,取得平均值和方差,这样就可以准确而完整地表达果穗的发育程度。但是在检测算法性能时,用于作为实际值的人工测量如果测 1 周,那么人工测量自身的误差就比较大,这样就不便于检验算法性能。为尽量减小人为主观误差和果穗本身各区域形状复杂产生的人工测量误差,在选择果穗样本时,特别选择果穗秃尖区域在 1 周上分布较均匀的玉米。

5 结束语

以玉米果穗的发育程度为研究对象,针对目前人工测量方法工作效率低、主观误差大等问题,研究基于机器视觉的玉米果穗发育程度自动检测方法。该方法的核心部分——分类器的设计过程如下:首先结合果穗的纹理特征以及随机森林机器学习算法分类速度快、泛化能力强的特性,构造了基于纹理特征的玉米秃尖、干瘪、穗粒以及背景区域的随机森林模型。然后考察随机森林模型的分类效果,用同一训练样本集训练具有 10 个弱分类器的随机森林模型与决策树模型,并以同一测试集测试。测试结果表明:随机森林模型在各区域的正确识别率及其标准偏差上都优于单决策树,有效避免了过拟合和局部收敛现象的产生,并具有良好的推广特性。最后确定最优的弱分类器数目,分别选择弱分类器个数为训练样本数量的 1/80、1/40、1/20、1/10、1/5、1/4 分别构建随机森林模型。比较各模型在各区域的识别率、识别率均值、标准偏差发现:当随机森林模型中弱分类器个数为训练样本数量的 1/20 时各区域的识别率较高并达到稳定。分类器设计完成后,设计程序实现最优的随机森林分类器,识别玉米果穗不同发育程度的区域并计算各区域的实际长度。试验结果表明,各区域长度测量的准确性均在 95% 以上,测量速度可达 30 个/min,提高了工作效率,避免了主观误差。

参 考 文 献

1 王传宇,郭新宇,吴升,等. 基于计算机视觉的玉米果穗三维重建方法[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(9):274-279. http://ww.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140944&flag=1. DOI:10.6041/j.ssn.1000-1298.2014.09.044.
WANG Chuanyu, GUO Xinyu, WU Sheng, et al. Three dimensional reconstruction of maize ear based on computer vision [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(9):274-279. (in Chinese)

2 刘长青,陈兵旗. 基于机器视觉的玉米果穗参数的图像测量方法[J]. 农业工程学报,2014,30(6):131-138.
LIU Changqing, CHEN Bingqi. Method of image detection for ear of corn based on computer vision [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(6):131-138. (in Chinese)

3 柳冠伊,杨小红,白明,等. 基于线阵扫描图像的玉米果穗性状检测技术[J/OL]. 农业机械学报,2013,44(11):276-280. http://ww.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20131147&flag=1. DOI:10.6041/j.ssn.1000-1298.2013.11.047.
LIU Guanyi, YANG Xiaohong, BAI Ming, et al. Detecting techniques of maize ear characters based on line scan image [J/OL].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11): 276–280. (in Chinese)
- 4 田宝明,戴新宇,陈家骏. 一种基于随机森林的多视角文本分类方法[J]. 中文信息学报, 2009, 23(4): 48–54.
TIAN Baoming, DAI Xinyu, CHEN Jiajun. Multi view text categorization based on random forests [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2009, 23(4): 48–54. (in Chinese)
- 5 蔡加欣,冯国灿,汤鑫,等. 基于局部轮廓和随机森林的人体行为识别[J]. 光学学报, 2014, 34(10): 212–221.
CAI Jiixin, FENG Guocan, TANG Xin, et al. Human action recognition based on local image contour and random forest [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(10): 212–221. (in Chinese)
- 6 顾海燕,闫利,李海涛,等. 基于随机森林的地理要素面向对象自动解译方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2016, 41(2): 228–234.
GU Haiyan, YAN Li, LI Haitao, et al. An object-based automatic interpretation method for geographic features based on random forest machine learning[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(2): 228–234. (in Chinese)
- 7 GALL J, YAO A, RAZAVI N, et al. Hough forests for object detection, tracking, and action recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2188–2202.
- 8 VERIKAS A, GELZINIS A, BACAUKIENE M. Mining data with random forests: a survey and results of new tests[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(2): 330–349.
- 9 曹正凤. 随机森林算法优化研究[D]. 北京:首都经济贸易大学, 2014.
CAO Zhengfeng. Study on optimization of random forests algorithm [D]. Beijing: Capital University of Economics and Business, 2014. (in Chinese)
- 10 BREIMAN L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5–32.
- 11 CRIMINISI A, SHOTTON J, ROBERTSON D, et al. Regression forests for efficient anatomy detection and localization in CT studies [M]. Lecture Notes in Computer Science. Heidelberg: Springer, 2011, 6533: 106–117.
- 12 ISHWARAN H, KOGALUR U B. Consistency of random survival forests [J]. Statistics and Probability Letters, 2010, 80(13–14): 1056–1064.
- 13 STUMPF A, KERLE N. Object-oriented mapping of landslides using random forests [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(10): 2564–2577.
- 14 周金辉,马钦,朱德海,等. 基于机器视觉的玉米果穗产量组分性状测量方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 221–227.
ZHOU Jinhui, MA Qin, ZHU Dehai, et al. Measurement method for yield component traits of maize based on machine vision [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(3): 221–227. (in Chinese)
- 15 刘娅静. 基于计算机视觉的麦田杂草识别技术研究[D]. 天津:河北工业大学, 2007.
LIU Yajing. Research on identification of weed images based on computer vision [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2007. (in Chinese)
- 16 胡孟晗,董庆利,刘宝林,等. 基于计算机视觉的香蕉贮藏过程中颜色和纹理监测[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(8): 180–184. http://ww.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20130830&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.08.030.
HU Menghan, DONG Qingli, LIU Baolin, et al. Color and texture monitoring based on computer vision during banana storage [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(8): 180–184. (in Chinese)
- 17 张保华,黄文倩,李江波,等. 基于亮度校正和 AdaBoost 的苹果缺陷在线识别[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 221–226. http://ww.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140634&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.06.034.
ZHANG Baohua, HUANG Wenqian, LI Jiangbo, et al. On-line identification of defect on apples using lightness correction and adaboost methods [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 221–226. (in Chinese)
- 18 刘哲,李智晓,张延宽,等. 基于时序 EVI 决策树分类与高分纹理的制种玉米识别[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(10): 321–327. http://ww.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20151043&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.10.043.
LIU Zhe, LI Zhixiao, ZHANG Yankuan, et al. Seed maize identification based on time-series EVI decision tree classification and high resolution remote sensing texture analysis [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10): 321–327. (in Chinese)
- 19 梁琨,杜莹莹,卢伟,等. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(2): 309–315. http://ww.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160241&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.02.041.
LIANG Kun, DU Yingying, LU Wei, et al. Identification of fusarium head blight wheat based on hyperspectral imaging technology [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(2): 309–315. (in Chinese)
- 20 赵庆展,刘伟,尹小君,等. 基于无人机多光谱影像特征的最佳波段组合研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 242–248, 291. http://ww.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160334&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.034.
ZHAO Qingzhan, LIU Wei, YIN Xiaojun, et al. Selection of optimum bands combination based on multispectral images of UAV [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 242–248, 291. (in Chinese)