

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.008

基于机器视觉的玉米异常果穗筛分方法^{*}

张帆^{1,2} 李绍明^{1,2} 刘哲^{1,2} 朱德海^{1,2} 王越^{1,2} 马钦^{1,2}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学农业部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对玉米品种制种过程中病害果穗的表型识别问题,以玉米果穗整体为研究对象,基于二维快速成像技术实现了霉变、虫蛀和机械损伤3种异常果穗的快速分选。构建了单目视觉便携式图像采集装置,采集了任意摆放的粘连果穗目标图像,分别在RGB模型和HIS模型中提取了玉米果穗的6个颜色特征和5个纹理特征,并实现特征参数的归一化。构建了病害果穗分类模型,并采用已知样本特征向量对支持向量机和BP神经网络方法进行训练和对比分析,最后采用支持向量机方法实现了3种异常果穗的快速分选。实验结果表明,该方法对霉变异常果穗筛分的正确率可达96.0%,虫蛀果穗筛分的正确率可达93.3%,机械损伤果穗筛分的正确率可达90.0%。

关键词: 玉米异常果穗 机器视觉 筛分 图像处理

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)S0-0045-05

Screening Method of Abnormal Corn Ears Based on Machine Vision

Zhang Fan^{1,2} Li Shaoming^{1,2} Liu Zhe^{1,2} Zhu Dehai^{1,2} Wang Yue^{1,2} Ma Qin^{1,2}

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The quality of corn seed production and new variety breeding are affected by the problem of abnormal corn ears. Taking the whole corn ear as research object, the sorting method of three abnormal grains (namely moldy corn ears, worm-eaten corn ears and mechanically damaged corn ears) was researched based on two-dimensional fast imaging technology. Firstly, the portable image acquisition device was constructed based on the monocular vision and the corn ear image was acquired. According to these characteristics of corn ear images, six color features in RGB model and HIS model and five texture features in gray scale images were extracted and normalized to build the classification model of these abnormal corn ears. The classifiers were trained with the support vector machine (SVM) and BP neural network for comparison analysis by using the known feature vectors. The result showed that the SVM classifier had higher accuracy than BP neural network classifier. The accuracies of moldy corn ears sorting, worm-eaten corn ears sorting and mechanically damaged corn ears sorting were 96.0%, 93.3% and 90.0%, respectively. The study made an important foundation for realizing the automatic machine screening of abnormal corn ears and had high application value in improving the corn seed quality.

Key words: Abnormal corn ears Machine vision Screening Image processing

引言

基于机器视觉技术的玉米异常果穗分选能够有

效地解决传统果穗分选中的筛选速度慢、耗费人力和财力过大、易受主观因素影响等问题。近年来已有研究学者应用机器视觉技术实现了对玉米果穗考

收稿日期: 2015-10-28 修回日期: 2015-11-12

^{*} 公益性行业科研专项资金资助项目(201203026)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2015XD003)

作者简介: 张帆, 硕士生, 主要从事机器视觉和模式识别研究, E-mail: 354614811@qq.com

通讯作者: 马钦, 副教授, 博士, 主要从事计算机视觉与虚拟现实技术研究, E-mail: sockline@163.com

种性状参数的高通量自动测量^[1-4]。在病害果穗识别方面,黄文倩等^[5]利用高光谱成像技术进行了霉变果穗和物理损伤程度较大果穗籽粒的自动识别研究,但只得到了部分测量指标。印扬松^[6]和张楠楠等^[7]以玉米籽粒为研究对象,研究了籽粒虫蚀、病斑、破损粒的识别方法,并没有从果穗整体去研究。王慧慧^[8]对果穗缺粒、虫眼和机械损伤进行了识别和比例计算,提取了穗形相关特征,但其提取的比例为缺陷的总面积与果穗总面积的比例,并没有计算出各缺陷的比例,而且对各种缺陷也没有给出明确的定义。本文以玉米果穗整体为研究对象,基于二维快速成像技术实现霉变、虫蛀和机械损伤 3 种异常果穗的快速分选。

1 材料和方法

1.1 异常果穗的定义

机械损伤果穗:机械收割玉米果穗采用的是物理碰撞原理,新鲜玉米果穗由于含水率较大,碰撞过程中容易造成果穗表皮损伤,从而露出白色胚乳,这部分由于机械损伤果穗表皮而露出白色胚乳的果穗即为机械损伤果穗。

虫蛀果穗:玉米果穗由于种植环境影响发生病虫害,或者在存储过程中害虫对玉米果穗穗部叮咬,使得玉米果穗失去制种价值。这部分受玉米虫害影响而失去制种价值的果穗即为虫蛀玉米果穗。

霉变果穗:玉米果穗在田间或者存储过程中,由于环境含水率过高等一些因素引起玉米果穗穗部发生霉变,穗部籽粒呈现出各种霉斑颜色,失去制种、食用价值,这部分玉米果穗称之为霉变果穗。

其他异常果穗:指的是其他穗部表现异常,导致结实率低的果穗。

几种典型异常果穗图像如图 1 所示。

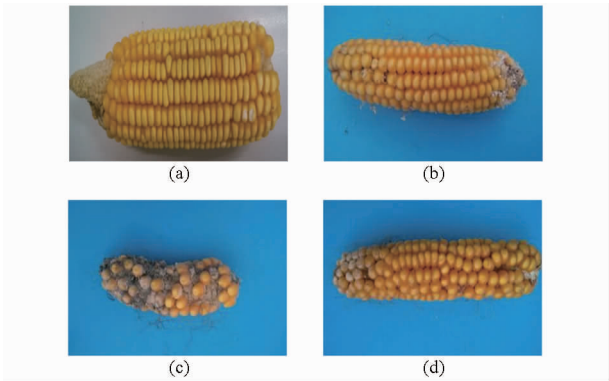


图 1 典型异常果穗图像

Fig. 1 Images of typical abnormal corn ears

(a) 机械损伤果穗 (b) 虫蛀果穗
(c) 霉变果穗 (d) 其他异常果穗

1.2 异常果穗图像采集与预处理

1.2.1 异常果穗图像采集

异常果穗图像采集装置包括高分辨率 CCD 相机、图像采集支架、蓝色背景板、计算机,如图 2 所示。CCD 相机置于支架顶部,玉米果穗平放在背景板中部位置,背景板水平放置。分别采集 4 种玉米异常果穗各 200 张,100 张整体果穗图像与 100 张病害局部图像。构建病虫害玉米果穗图像库,将 4 种玉米果穗分别归入不同的图像库中,作为机器学习的训练样本。

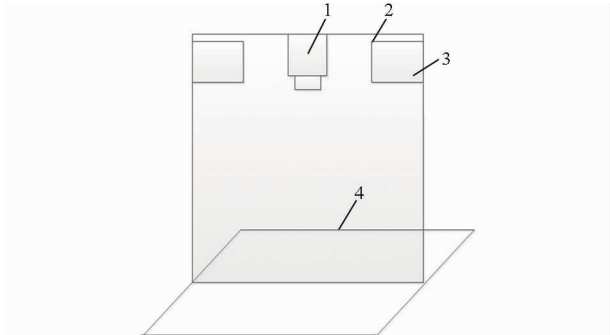


图 2 图像采集装置

Fig. 2 Image acquisition device

1. CCD 相机 2. 55 cm 高支架 3. 补光光源 4. 55 cm × 32 cm 蓝色背景板

1.2.2 图像预处理

采用 3×3 邻域中值滤波对采集的异常果穗图像进行去噪处理,统计图像中各部分的 RGB 分量,从各特征统计量中分析可得背景板中 B 、 G 分量所占比重最大,并且 B 和 G 分量之差最大,而玉米果穗中 R 、 G 分量比重大,相反, B 分量所占比较小,因此采用 B 分量进行图像分割,然后去除内部细小孔洞,平滑图像边缘,最终可得到预处理后的图像。

1.3 玉米果穗特征提取

由于异常果穗的筛分主要是识别单个异常果穗或果穗上的异常区域(虫蛀孔洞、机械损伤白色胚乳、霉变变色等),因此果穗特征的提取主要是提取和分析果穗的颜色、纹理特征。

针对果穗的颜色特征,本文采用 RGB 和 HSI 2 种颜色空间分别对玉米异常果穗目标进行特征的提取^[9],主要提取 R 、 G 、 B 、 H 、 S 和 I 6 个分量特征均值。

针对果穗的纹理特征,采用基于统计方法的纹理特征提取方法(灰度共生矩阵)进行果穗纹理特征参数的提取。由于灰度共生矩阵反映的是图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息。一般不直接应用得到的共生矩阵,而是在其基础上获取二次统计量。Harrilic 等根据灰度共生矩阵,统计得到二次特征量共 14 个纹理特征参数。它们分别是:

二阶矩、相关、对比度、熵、方差、逆差矩、和平均、和方差、和熵、差方差、差熵、相关系信息度量 1、相关系信息度量 2 等。但是这 14 个特征参数有些相互之间是冗余的,因此本文以玉米异常果穗图像为研究对象,采用二阶矩、相关、对比度、熵、方差这 5 个特征来提取玉米果穗异常部位图像的纹理特征。

2 试验结果及分析

2.1 异常果穗图像预处理结果

上述方法在 Visual C + + 2013 与 Open CV2. 4. 9 环境下进行测试,在图 3 中采集异常果穗原始图像如图 3a 所示,对其进行中值滤波、B 分量分割预处理后得到图 3b;在预处理后的图像中定位果穗的最小外接矩形,以外接矩形大小在原始图 3c 上设置截取图像,得只包含果穗部分的图像图 3d。

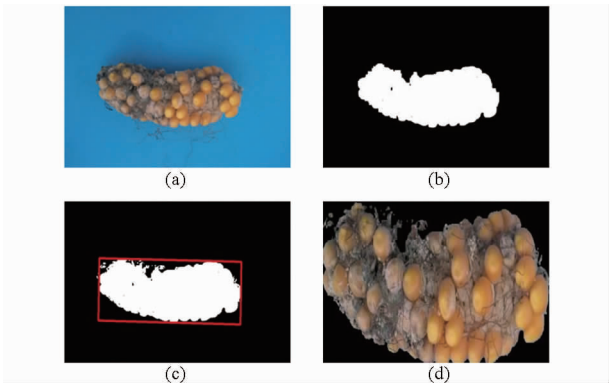


图 3 预处理分步图
Fig. 3 Preprocessing step by step
(a) 异常果穗 (b) 预处理后的果穗
(c) 果穗外接矩形 (d) 果穗目标

设置与训练样本图像大小相等的窗口,即为 50 像素×50 像素大小的图像窗口,以图 3d 中的坐标原点为起点,遍历整幅图像。图像窗口每移动一个位置则得到一幅感兴趣区域图像 (Region of interest, ROI)。统计 ROI 区域的像素点数目 OC,获取 ROI 区域的颜色特征,在当前颜色模型下,分别得到 R 分量均值 R_{avg} 、G 分量均值 G_{avg} 、B 分量均值 B_{avg} 、色调均值 H_{avg} 、饱和度均值 S_{avg} 和强度均值 I_{avg} 共 6 个颜色特征参数。由于 ROI 图像是彩色图像,获取纹理特征是在灰度图像上获取的,因此将 ROI 转换为灰色图像,转换为灰度图像的灰度级为 256,由于求共生矩阵的计算量较大,为节省计算时间,将灰度级粗量化,本文将灰度 256 级量化成 8 级。求出量化后两像素间的位置距离 d 为 1,角度 θ 分别为 0° 、 45° 、 90° 、 135° 方向上的灰度共生矩阵,分别统计求出 4 个方向上的 CON 对比度、ASM 能量、ENT 熵、逆差矩 MOD 及 COR 相关,然后分别求得对比度均值 CON_{avg} 、二阶矩 (能量) 均值 ASM_{avg} 、熵均值

ENT_{avg} 、逆差矩均值 MOD_{avg} 及相关均值 COR_{avg} ,共 5 个纹理特征参数。

从采集的大量玉米异常果穗图像中选择有代表性的图像 120 幅,其中正常果穗 30 幅、虫蛀果穗 30 幅、霉变果穗 30 幅、机械损伤果穗 30 幅作为训练样本。逐幅图像经过预处理,得到 ROI 图像,提取颜色特征参数 6 个,分别记为 A1 ~ A6,获得纹理特征参数 5 个,记为 B1 ~ B5,并构建特征向量集。果穗典型异常部位图像的颜色特征参数均值和纹理特征均值见表 1、表 2。

Tab. 1 Color feature parameters set of corn ears						
	R_{avg}	G_{avg}	B_{avg}	H_{avg}	S_{avg}	I_{avg}
正常果穗	178. 419	108. 419	27. 226	31. 000	195. 894	105. 127
霉变果穗	104. 300	83. 400	63. 533	36. 087	44. 399	84. 032
虫蛀果穗	167. 300	119. 567	74. 467	28. 900	114. 520	117. 845
机械损伤果穗	158. 000	115. 960	52. 000	36. 032	149. 710	108. 720

Tab. 2 Texture parameters set of corn ears						
	CON_{avg}	ASM_{avg}	ENT_{avg}	MOD_{avg}	COR_{avg}	
正常果穗	1. 034	0. 277	1. 737	0. 775	0. 594	
霉变果穗	1. 911	0. 157	2. 346	0. 668	0. 255	
虫蛀果穗	1. 666	0. 140	2. 450	0. 648	0. 212	
机械损伤果穗	1. 256	0. 192	2. 058	0. 730	0. 458	

2.2 分类方法与试验结果

2.2.1 训练样本选择

首先对各种类型玉米病害果穗利用已知类别的样本图像分割出果穗病斑图像区域,并统计每块病斑区域的大小,计算病斑图像面积均值。统计结果表明,能作为果穗类别判断依据的病斑区域面积需大于 1 个籽粒的面积,本节兼顾识别精度与处理速度,选取了 50 像素×50 像素的矩形图像区域作为训练样本,保证能够识别果穗类型的同时而又不忽略面积较小的图斑。通过在已知类别的玉米果穗图像上截取果穗的异常部位,作为训练样本并建立样本特征图像库。建立分类模型以后,设定一个大小为 50 像素×50 像素的窗口对待测玉米果穗图像进行遍历和识别。由于当前窗口所识别的区域只是整个果穗图像的一部分,当前窗口图像的类型不能代表整个果穗图像的类型。因此,当遍历完整幅图像后,对窗口遍历的结果进行统计,统计各种类型图像所占比例,比例高的类型即作为整个果穗的类型。本文采用 BP 神经网络和支持向量机 2 种分类器对待测果穗图像样本进行识别筛分。2 种分类器采用

的识别流程相同,如图 4 所示。图像遍历过程如下:一幅 $N \times N$ 的原始图像的像素矩阵,每个元素代表图像中像素点的值,矩阵大小为 $N \times N$,设定模板窗口大小为 50 像素 $\times$ 50 像素。窗口首先移动到图像左上角区域,提取其特征信息输入分类器进行判别,存储判别结果后,再向右移动到相邻区域,提取信息

进行判别,然后遍历窗口移动到下一个区域再重复相同的步骤,一直遍历完所有图像区域时结束。本文将 120 幅玉米异常果穗图像(每种类型果穗各 30 幅)的 27 个特征参数集合进行提取优化后,选取了其中 11 个特征参数作为特征子集,即每个样本具有 11 个特征向量。

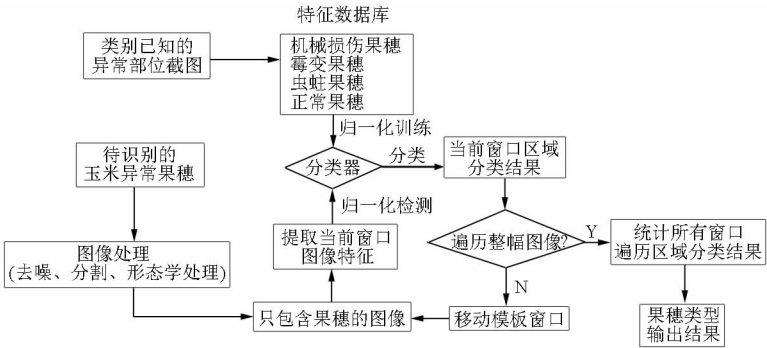


图 4 具体流程图
Fig. 4 Specific process

对不同的训练样本参数进行训练获取支持向量机模型和 BP 神经网络模型。并对 200 幅待测样本进行识别检验(每种果穗各 50 幅),设定的类别标签如下:正常果穗、霉变果穗、虫蛀果穗、机械损伤果穗。提取颜色和纹理特征后对数据进行归一化处理和识别处理。

2.2.2 BP 神经网络训练

采用了 $11 \times 23 \times 4$ 的 3 层神经网络作为分类器^[10]。其中隐藏层的激励函数选择 Sigmoid 函数 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$,输出层的激励函数选择线性函数 $f(x) = x$,设定目标误差为 0.05,用训练数据训练神经网络,使其具有预测能力。用训练好的神经网络对测试数据进行训练,并通过待测样本的预测输出与实际输出来分析 BP 神经网络的分类能力。

2.2.3 支持向量机训练

支持向量机(SVM)的核函数采用径向基核函数,用训练样本数据对 SVM 进行训练,得到 SVM 分类模型^[11-15]。用训练好的支持向量机对样本数据进行训练,并通过待测样本的预测输出与实际输出来分析支持向量机的分类能力。

分别用 2 种分类模型对待测异常部位截图和异常果穗整图进行检测,对异常部位截图的检测结果,如表 3、表 4 所示,对异常果穗的检测结果如表 5 所示。

试验结果分析:对比表 4、表 5 可知,SVM 分类器比 BP 神经网络具有更高的正确率。由于 BP 神经网络是根据设定的误差阈值来不断更新网络的权值和阈值,使得网络的平均误差平方和最小,从而使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出,它保证经

表 3 BP 神经网络分类结果 Tab. 3 BP neural network classification results					
	正常果穗截图	霉变果穗截图	虫蛀果穗截图	机械损伤果穗截图	正确率/%
正常果穗截图(100 幅)	84	3	11	2	84.00
霉变果穗截图(102 幅)	4	77	21	0	75.49
虫蛀果穗截图(112 幅)	7	17	64	24	57.14
机械损伤果穗截图(50 幅)	6	0	3	41	82.00

表 4 SVM 分类器分类结果 Tab. 4 SVM classification results					
	正常果穗截图	霉变果穗截图	虫蛀果穗截图	机械损伤果穗截图	正确率/%
正常果穗截图(100 幅)	90	0	3	7	90.0
霉变果穗截图(102 幅)	4	98	0	0	96.1
虫蛀果穗截图(112 幅)	12	12	80	8	71.4
机械损伤果穗截图(50 幅)	1	0	0	49	98.0

表 5 异常果穗分类结果 Tab. 5 Abnormal corn ears classification results					
	样品总数/幅	BP 神经网络检测结果/幅	BP 神经网络正确率/%	SVM 检测结果/幅	SVM 正确率/%
		结果/幅	率/%	结果/幅	率/%
正常果穗	40	32	80.0	39	97.5
霉变果穗	50	35	70.0	48	96.0
虫蛀果穗	30	22	73.3	28	93.3
机械损伤果穗	30	24	80.0	27	90.0

验风险最小但不能保证置信范围也较小。而 SVM 是基于结构风险最小化原则构建的,以训练误差作为优化问题的约束条件,以置信范围最小化为目标,因此 SVM 可使实际风险最小。通过理论分析与实

例讨论得知,SVM 在解决小样本,非线性及高维问题时,效果优于 BP 神经网络,因此在设计玉米异常果穗筛分系统时,选用 SVM 作为系统的分类器。

3 结束语

研究了基于机器视觉技术的玉米病虫害果穗的自动筛分方法,与传统的玉米病虫害果穗测量与识

别技术相比,提出了一种玉米病虫害果穗表型特征的自动测量与识别方法。试验结果表明,该方法对霉变异常果穗筛分的正确率可达到 96.0%,虫蛀果穗筛分的正确率可达到 93.3%,机械损伤果穗筛分的正确率可达到 90.0%。有效地提高了玉米异常果穗的筛选效率,降低了人工消耗。

参 考 文 献

- 1 宋鹏,吴科斌,张俊雄,等. 基于计算机视觉的玉米单倍体自动分选系统[J]. 农业机械学报,2010, 41(增刊):249-252.
Song Peng,Wu Kebin,Zhang Junxiong, et al. Sorting system of maize haploid kernels on computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010, 41(Supp.): 249-252. (in Chinese)
- 2 王传宇,郭新宇,吴升,等. 采用全景技术的机器视觉测量玉米果穗考种指标[J]. 农业工程学报,2013,29(24):155-162.
Wang C Y, Guo X Y, Wu S, et al. Investigate maize ear traits using machine vision with panoramic photograyphy [J]. Transactions of the CSAE, 2013,29(24): 155-162. (in Chinese)
- 3 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]. 农业机械学报,2015, 46(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 Chinese Society for Agricultural Engineering, 2015, 46(3): 221-227. (in Chinese)
- 4 王慧慧,孙永海,张婷婷,等. 鲜食玉米果穗外观品质分级的计算机视觉方法[J]. 农业机械学报,2010,41(8):156-159, 165.
Wang Huihui,Sun Yonghai,Zhang Tingting, et al. Appearance quality grading for fresh corn ear using computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(8):156-159,165. (in Chinese)
- 5 黄文倩,李江波,张驰,等. 高光谱成像技术和主成分分析识别玉米籽粒的胚[J]. 农业工程学报,2012,28(增刊2):243-247.
Huang W Q,Li J B,Zhang C,et al. Identification of maize kernel embryo based on hyperspectral imaging technology and PCA[J]. Transactions of the CSAE,2012, 28(Supp.2): 243-247. (in Chinese)
- 6 印扬松. 机器视觉技术在玉米并肩杂、不完善粒检测中的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学,2011.
Yin Yangsong. Detect impurities and unsound kernel in corn using machine vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University,2011. (in Chinese)
- 7 张楠楠,刘伟,王伟,等. 玉米霉变及黄曲霉毒素的图像处理检测方法[J]. 中国粮油学报,2014,29(2):82-88.
Zhang Nannan,Liu Wei,Wang Wei,et al. Image processing method of corn kernels mildew infection and aflatoxin levels[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association,2014,29(2):82-88. (in Chinese)
- 8 王慧慧. 鲜玉米果穗自动分级方法研究[D]. 长春: 吉林大学,2011.
Wang Huihui. Study on automatic grading methods of fresh corn ear[D]. Changchun: Jilin University,2011. (in Chinese)
- 9 张国权,李战明,李向伟,等. HSV 空间中彩色图像分割研究[J]. 计算机工程与应用,2010,46(26):179-181.
Zhang Guoquan,Li Zhanming,Li Xiangwei,et al. Research on color image segmentation in HSV space[J]. Computer Engineering and Applications,2010,46(26):179-181. (in Chinese)
- 10 张俊雄,吴科斌,宋鹏,等. 基于 BP 神经网络的玉米单倍体种子图像分割[J]. 江苏大学学报:自然科学版,2010,32(6): 621-625.
Zhang J X,Wu K B,Song P, et al. Image segmentation of maize haploid seeds based on BP neural network[J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2011,32(6):621-625. (in Chinese)
- 11 胡发焕,刘国平,胡璐华,等. 基于机器视觉和支持向量机的脐橙品质分级检测[J]. 北京工业大学学报,2014,40(11): 1615-1620.
Hu F H, Liu G P,Hu R H,et al. Quality grade detection in navel oranges based on machine vision and support vector machine [J]. Journal of Beijing University of Technology,2014,40(11):1615-1620. (in Chinese)
- 12 Kantip K,Wasin S. Color and texture for corn seed classification by machine vision[C]//International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS), 2011:7-9.
- 13 Loris N, Alessandra L. A reliable method for cell phenotype image classification[J]. Artificial Intelligence in Medicine,2008, 43(2):87-97.
- 14 Nayak R K, Mishra D, Rath A K. A naive SVM-KNN based stock market trend reversal analysis for Indian benchmark indices [J]. Applied Soft Computing,2015,35:670-680.
- 15 De G M, Ficarella A, Lay-Ekuakille A. Cavitation regime detection by LS-SVM and ANN with wavelet decomposition based on pressure sensor signals[J]. IEEE Sensors Journal,2015,15(10):5701-5708.