

李 颀, 王 康, 强 华, 等. 基于颜色和纹理特征的异常玉米种穗分类识别方法[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(1): 24-31.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2020.01.004

基于颜色和纹理特征的异常玉米种穗分类识别方法

李 颀, 王 康, 强 华, 马 琳

(陕西科技大学电气与控制工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要: 针对玉米选种过程中异常种穗的外观缺陷难以准确识别的问题,以玉米种穗为研究对象,通过计算机视觉技术快速识别杂色、缺粒、虫蛀、籽粒杂乱 4 种异常种穗。选择单目视觉采集装置,采集任意姿态玉米种穗图像,利用凹点匹配算法分割粘连玉米种穗;采用 HSV 和 CLBP(完全局部二值模式)方法提取玉米种穗的颜色和纹理特征,利用匹配得分融合算法融合玉米种穗的颜色和纹理特征,建立玉米种穗分类模型,利用 SVM 实现 4 种异常玉米种穗的快速分类。试验结果表明,该方法相对于传统玉米种穗检测技术能快速有效识别出 4 种异常玉米种穗,对杂色、缺粒、虫蛀、籽粒杂乱玉米种穗的识别正确率分别达到了 96.0%、94.7%、93.6% 和 95.3%,玉米种穗在有粘连和无粘连情况下平均识别速度分别为每穗 1.180 s 和 0.985 s,能够满足异常种穗分类识别的需求。

关键词: 玉米种穗; 计算机视觉; 颜色特征; 纹理特征; 分类识别

中图分类号: S126; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-4440(2020)01-0024-08

Classification and recognition method of abnormal corn ears based on color and texture features

LI Qi, WANG Kang, QIANG Hua, MA Lin

(College of Electrical and Control Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: This study aims at the problem that it is difficult to accurately identify the appearance defects of abnormal corn ears during corn selection. Taking the whole corn ear as the research object, the four kinds of abnormal corn ears (variegated corn ear, missing corn ear, worm-eaten corn ears and untidy corn ears) were quickly identified by computer vision technology. The monocular visual image acquisition device was selected to collect the image of the corn ear in arbitrary posture, and the pit matching algorithm was used to complete the rapid segmentation of the cohesive corn ear. The HSV color model and complete local binary pattern (CLBP) method were used to extract color and texture features of corn ear, and the matching score fusion algorithm was used to fuse the color and texture features of corn ear. At the same time, an abnormal corn ears classification model was established. Finally, the rapid classification of four abnormal corn ears was achieved by support vector machine (SVM). The experimental results showed that this method could quickly and effectively identify four abnormal corn ears compared with traditional corn ear measurement technology. The correct recognition rate of this method was 96.0%, 94.7%, 93.6% and 95.3% for the variegated corn ears, missing corn ears, worm-eaten corn ears and untidy corn ears. The average recognition speed of maize seed ear in the presence of adhesion and non-adhesion was 1.180 seconds

per ear and 0.985 seconds per ear. This method can provide a basis for the identification of abnormal ears during the intelligent corn ear sorting process.

Key words: corn ears; computer vision; color features; texture features; classification and recognition

收稿日期: 2019-08-25

基金项目: 陕西省科技厅农业科技攻关计划项目 (2015NY028)

作者简介: 李 颀 (1973-), 女, 陕西西安人, 博士, 教授, 主要从事工业自动化与智能控制等方面的教学与科学工作。(E-mail) liqidq@sust.edu.cn

通讯作者: 王 康, (E-mail) 1115673101@qq.com

异常玉米种穗是制约玉米产量和质量的重要因素

素,目前玉米种穗的检测主要由人工完成。基于机器视觉技术的异常玉米种穗分类识别能够有效解决传统人工检测速度慢、精度低、主观误差大、容易疲劳出错等问题,并且能够为玉米种穗的自动化分拣奠定基础。近年来,国内外采用机器视觉技术对玉米的研究主要集中于玉米籽粒的分析和处理^[1-4],对于玉米种穗整穗外观缺陷检测的研究方法较少^[5]。在玉米种穗识别方面,李伟等利用 HSV 颜色空间方法检测玉米种穗的外观性状,单一用明度 V 的标准差和均值表征玉米种穗颜色和纹理的特征,未对异常玉米种穗进行识别^[6]。张帆等对玉米种穗的霉变、虫蛀、机械损伤 3 种情况进行了识别和分析,没有识别杂色、籽粒杂乱等其他异常玉米种穗^[7]。王慧慧等通过 HSI 模型研究了鲜食玉米种穗的外观品质,利用玉米种穗的 H 值进行双向一次微分运算,根据 H 的单位变化量实现玉米种穗缺陷识别,但不能识别出缺陷玉米种穗的具体类别^[8]。崔欣等^[9]以玉米种穗籽粒为研究对象,根据玉米籽粒的形态特征提取籽粒矩形度、圆形度、紧凑度等 16 个特征参数,最终实现了损伤籽粒的识别,虽然没有研究玉米种穗的整体特性,但对本研究的虫蛀和缺粒玉米种穗识别提供了参考方法。玉米种穗的外观缺陷类型不仅与种穗的颜色特征相关,而且也与种穗的纹理特征相关。若仅采用颜色特征判别种穗的缺陷类型,容易造成颜色相近的玉米种穗被误识别成同一类;若仅采用纹理特征识别玉米种穗,易造成纹理特征相似的玉米种穗被分为同一类。本研究以玉米种穗整体为研究对象,将玉米种穗 HSV 模型中 3 个通道的均值和标准差作为玉米种穗的颜色特征向量以及利用 CLBP 方法得到的纹理特征,全面表征玉米种穗的外观特征信息,用于解决杂色、缺粒、虫蛀、籽粒杂乱玉米种穗难以识别的问题,为实现智能化玉米种穗的分类识别提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验时间为 2019 年 3-7 月,试验地点为西安品诚电子科技有限公司。以西北地区广为种植的先玉 335 玉米品种中的杂色、缺粒、虫蛀以及籽粒杂乱成熟玉米种穗为研究对象。试验玉米穗长在 165 mm 至 245 mm 之间,种穗最大直径在 43 mm 至 65 mm 之间。常见 4 种异常玉米种穗如图 1 所示。

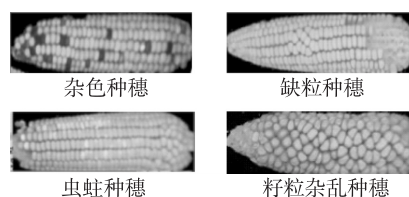
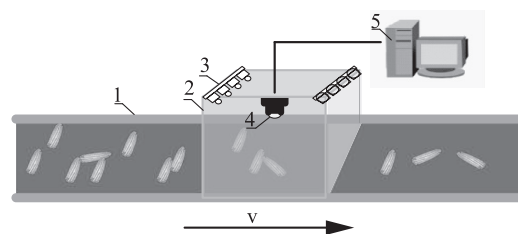


图 1 4 种异常玉米种穗

Fig.1 Four kinds of abnormal corn ears

1.2 玉米种穗图像采集

玉米种穗图像采集装置(图 2)包括传送带、黑色暗箱、LED 补光灯、迈视威 CCD 彩色工业相机以及 PC 机。传送带长宽尺寸为 150 cm×40 cm;暗箱为一个立方体,尺寸大小为 40 cm×40 cm×40 cm;2 个长度为 35 cm 的 LED 补光灯置于暗箱顶部侧面;CCD 工业相机垂直悬挂于暗箱顶部中央位置,摄像头最大分辨率为 3.00×10^6 像素,即 2 048 px×1 536 px,相机视场大小为 40 cm×40 cm。为了保证相机采集到清晰且亮度一致的玉米种穗图像,暗箱内采用光照度为 110 cd 的 2 个 LED 补光灯使暗箱内不受外界环境的影响,始终保持光线均匀的弱光条件。玉米种穗通过传送带被传送至暗箱后,照相机采集玉米种穗图像,图像通过 USB 接口发送给 PC 机,在 PC 机上对玉米种穗图像进行分析和处理。玉米种穗图像采集装置实物图见图 3。



1:传送带;2:暗箱;3:LED 补光灯;4:CCD 工业相机;5:PC 机。

图 2 玉米种穗图像采集装置示意图

Fig.2 Schematic diagram of image collection device for corn ears



图 3 玉米种穗图像采集装置实物图

Fig.3 Physical picture of image collection device for corn ears

1.3 玉米种穗颜色和纹理特征提取

玉米种穗的缺粒区域呈灰白色,虫蛀区域呈乳白色,两者的颜色比较接近。缺粒区域在 HSV 模型中的 H (2~5)、 S (60~79)、 V (229~253) 和虫蛀区域在 HSV 模型中的 H (2~8)、 S (33~68)、 V (232~255) 中均有交叉部分,因此通过颜色特征来区分缺粒和虫蛀玉米种穗时容易错分。籽粒杂乱玉米和正常玉米的 HSV 颜色值基本在(11,102,241)附近波动,用颜色难以区分,需要通过玉米种穗的纹理特征才能将两者区分开。而杂色玉米种穗的 HSV 颜色模型中 S (137~197)、 V (95~125) 颜色值与其他 3 种玉米种穗的 S 、 V 颜色值没有交集,能够明显区分开,因此用颜色比较容易区分。

单独利用玉米种穗的颜色或纹理特征难以将异常玉米种穗区分开,因此本研究采用将玉米种穗颜色和纹理特征相结合的方法来识别异常玉米种穗。对异常玉米种穗的识别主要是识别单个玉米种穗或玉米种穗的异常区域(杂色籽粒、缺粒、虫蛀籽粒、排列杂乱籽粒),因此本研究主要提取单个玉米种穗的颜色特征和异常区域的纹理特征,从而识别异常玉米种穗的类型。

1.3.1 颜色特征提取 HSV 颜色模型支持大量的图像分析算法,与 BGR 相比,HSV 颜色模型更接近人类视觉感知特点,更利于图像的分析 and 处理。针对玉米种穗的颜色特征,采用 HSV 颜色模型提取异常玉米种穗颜色特征向量,而颜色矩中的低阶矩存储着异常玉米种穗的大部分颜色信息,因此主要提取玉米种穗 HSV 空间的 H 、 S 和 V 通道的一阶矩 μ (均值)以及二阶矩 δ (标准方差)6 个参数作为玉米种穗的颜色特征向量。

为了排除剪切出的单个玉米种穗图像黑色背景部分对计算结果的影响,利用 H 、 S 、 V 通道计算 H 、 S 和 V 的均值和标准差时,不能计算玉米种穗轮廓外的背景区域。因此 H 、 S 和 V 通道的玉米种穗轮廓区域 A 对象的均值和方差计算为公式(1)和(2)。

均值(μ)从整体上反映了玉米种穗图像 H 、 S 和 V 通道的颜色特征,其定义如公式(1)所示。

$$\mu = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} P(x,y)}{A}, \quad (1)$$

$$P(x,y) = \begin{cases} P(x,y), & (x,y) \in A \\ 0, & \text{others} \end{cases}$$

标准方差(δ)反映了玉米种穗 H 、 S 和 V 通道颜色值分布的离散情况,其定义如公式(2)所示。

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [P(x,y) - \mu]^2}{A}}, \quad (2)$$

$$P(x,y) = \begin{cases} P(x,y), & (x,y) \in A \\ \mu, & \text{others} \end{cases}$$

M 、 N 分别表示剪切出的单个玉米种穗图像的像素长和宽, A 表示单个玉米种穗轮廓区域的像素面积, $P(x,y)$ 表示 H 、 S 和 V 通道玉米种穗图像在 (x,y) 点的像素值。

通过玉米种穗的 HSV 颜色空间模型分析,将 H 、 S 和 V 通道的均值(μ)、标准方差(δ)这 6 个值作为玉米种穗的颜色特征值,表征玉米种穗的颜色特征,并记颜色特征向量为 hsv ,则其可表示为: $hsv = [\mu_H, \delta_H, \mu_S, \delta_S, \mu_V, \delta_V]$ 。

1.3.2 纹理特征提取 由于局部二值模式(LBP)在纹理识别方面具有计算复杂度低、数据量小以及效果较好等优势,可用于表征局部图像的纹理空间结构,而被广泛应用于纹理特征识别^[10]。但传统的 LBP 描述仅仅利用了单一差分符号信息,简化了局部纹理结构,损失了其他纹理信息,导致两种不同的纹理可能被误识别,归为同一类。CLBP 特征信息比原始 LBP 特征信息更全面,并且 CLBP 方法对纹理的表征能力优于传统的 LBP 方法^[11-12]。由于 CLBP 能够反映玉米种穗的局部纹理特征,并且相对于 LBP 能够更全面地表征局部纹理结构,因此本研究采用基于 CLBP 的纹理特征提取算法提取玉米种穗纹理特征参数。

CLBP 从局部差异符号与大小转换的角度分析了 LBP 方法,由 3 种不同的描述子组成:灰度描述子 $CLBP_C$ 、符号描述子 $CLBP_S$ 和幅度描述子 $CLBP_M$ 。为了保证 CLBP 算子能够处理玉米种穗纹理区域的每一个像素点,采用半径为 1 px 的 8 邻域旋转不变二值模式对纹理特征进行描述。CLBP 的 3 个描述子如式(3)、(4)、(5)所示,将 $CLBP_S_{8,1}$ 、 $CLBP_M_{8,1}$ 和 $CLBP_C_{8,1}$ 结合在一起组成 $CLBP_{8,1}$ 描述子。

$CLBP_S_{8,1}$ 表征每个像素点与邻域 8 个像素点的大小关系:

$$CLBP_S_{8,1} = \sum_{p=0}^7 t(g_p, g_c) 2^p, t(x, c) = \begin{cases} 1, & x \geq c \\ 0, & x < c \end{cases} \quad (3)$$

$CLBP_M_{8,1}$ 表征中心像素点与邻域 8 个像素点的差量值:

$$CLBP_M_{8,1} = \sum_{p=0}^7 t(m_p, \tau) 2^p, t(x, c) = \begin{cases} 1, x \geq c \\ 0, x < c \end{cases} \quad (4)$$

$CLBP_C_{8,1}$ 表征每个像素与玉米种穗纹理区域像素均值:

$$CLBP_C_{8,1} = t(g_c, c_l), t(x, c) = \begin{cases} 1, x \geq c \\ 0, x < c \end{cases} \quad (5)$$

式中, g_c 代表窗口中心位置像素值; g_p 代表以 g_c 为中心, 半径为 1 px 的环形邻域像素值; m_p 表示中心像素和邻域像素差值的绝对值; τ 表示玉米种穗纹理局部区域图像幅度值 m_p 的均值, $p = 0, 1, \dots, 7$; c_l 是一个自适应阈值, 我们将其设置为玉米种穗局部区域图像的灰度均值。

由于玉米种穗的 H 通道图接近于黑色, 难以从中提取到纹理特征, 因此选择求取 BGR 以及 S、V 通道的 $CLBP_{8,1}$ 直方图作为玉米种穗的纹理特征, 分别记为 Q^{BGR} 、 Q^S 和 Q^V , 则玉米种穗纹理区域图像的特征向量为 $Q = [Q^{BGR}, Q^S, Q^V]$ 。

1.4 玉米种穗特征向量匹配得分特征融合及分类识别

由于要对提取的异常玉米种穗颜色和纹理特征进行融合, 计算出玉米种穗的融合得分值, 从而判断出玉米种穗最相似的类型作为玉米种穗可能所属类别, 因此选择 SVM 学习方法, 再利用 SVM 算法实现异常玉米种穗的分类。因为 SVM 是一种基于结构风险化最小的学习方法, SVM 求得的是全局唯一最优解。要解决异常玉米种穗线性不可分问题, 核函数的选择在 SVM 分类算法中至关重要。由于异常玉米种穗的特征数量不多, 样本数量不是特别大, 因此采用 SVM+高斯(RBF)核函数对异常玉米种穗进行分类。

2 个玉米种穗特征向量的相似度计算公式为:

$$s(B, C) = \frac{\sum_{i=0}^{T-1} (b_i - c_i)^2}{b_i + c_i} \quad (6)$$

$s(B, C)$ 的值越小, 表示 2 个玉米种穗的相似度越高。式中, B 表示训练集样本特征向量, C 表示测试集样本特征向量, b_i 、 c_i 分别表示 B 、 C 特征向量中的元素, T 表示特征向量的维数。

相似度归一化公式为:

$$g = \frac{s - \min(S)}{\max(S) - \min(S)} \quad (7)$$

式中, S 表示所有测试集和训练集求得的相识度向量, s 为 S 中的元素, g 为归一化匹配得分值。

经过大量的试验测试与分析, 并考虑到玉米种穗的纹理特征存储了异常玉米种穗的主要图像信息, 在颜色特征和纹理特征的比例为 2:3 时, 识别率最高, 因此特征融合公式为:

$$f(j) = \frac{2}{5} \sum_{m=1}^6 w_1^m n_j^m + \frac{3}{5} \sum_{m=7}^9 w_2^m n_j^m; j = 1, 2, \dots, N; w_1^m = \frac{1}{T_1}; w_2^m = \frac{1}{T_2} \quad (8)$$

式中 $T_1 = 6$, 代表 6 个颜色特征; $T_2 = 3$, 代表 3 个纹理特征; w_1^m 、 w_2^m 代表颜色和纹理特征的权值; j 代表第 j 个样本; N 代表训练集样本数; n_j^m 代表测试集第 m 个特征与训练集第 j 个样本的第 m 个特征归一化匹配得分; $f(j)$ 为融合后的匹配得分。

最后再求得最小的 $f(j)$ 作为玉米种穗可能所属类别, 如公式(9)所示, 利用 SVM 完成异常玉米种穗的分类。

$$R = \min[f(j)], j = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

2 结果与分析

2.1 图像预处理及粘连玉米种穗的分割

本研究所用的方法均在 Python 3.5.4 和 Opencv-python 4.0.0.21 环境下进行试验测试。为了保证采集到清晰的玉米种穗图像以及系统具有较高的图像处理速度, 将 CCD 工业摄像机的分辨率设置为 640 dpi×480 dpi。利用泛洪填充算法对采集到的 BGR 图像进行去背景处理, 将墨绿色传送带背景填充为黑色, 并对图像进行灰度化处理, 最后利用 Otsu (大津法) 自适应阈值分割算法对玉米种穗图像进行二值化处理^[13], 得到二值化玉米种穗图像。

为了提取单个玉米种穗图像的颜色和纹理特征, 需要分割粘连的玉米种穗。经过分析, 采集的单个玉米种穗图像最大像素面积不超过 7 000 dpi。采用凹点匹配算法分割粘连玉米种穗图像^[14], 首先筛选出面积大于 7 000 dpi 的粘连玉米种穗轮廓区域进行最小凸闭包检测, 获取二值化后的粘连玉米种穗图像轮廓最小凸闭包, 得到粘连玉米种穗轮廓最小凸闭包的匹配凹区以及对应的分割凹点对, 最后根据得到的分割凹点对完成粘连玉米种穗的分割。

采用改进的最小外接矩形法 (MER) 获取玉米种穗的最小外接矩形区域, 根据单个玉米种穗最小

外接矩形的 4 个顶点对玉米种穗进行旋转剪切,获得单个玉米种穗图像。玉米种穗图像粘连分割处理过程见图 4。

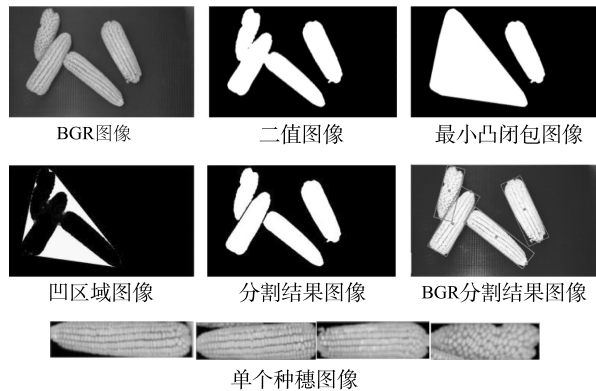


图 4 粘连玉米种穗分割过程图像

Fig.4 Process image of adherent corn ear segmentation

2.2 异常种穗的颜色和纹理特征提取结果

将 BGR 玉米种穗图像转换为 HSV 图像后,进行 HSV 通道分离,得到玉米种穗的 H、S、V 通道图。4 种异常玉米种穗的 H、S、V 通道图如图 5 所示。

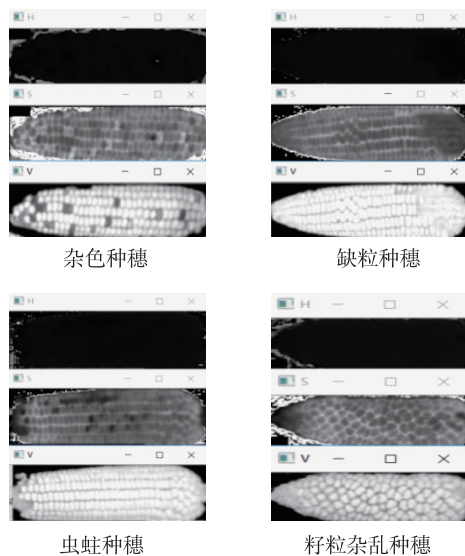


图 5 4 种异常玉米种穗的 HSV 图

Fig.5 HSV images of four abnormal corn ears

通过玉米种穗颜色特征计算公式(1)、(2)计算旋转剪切出的单个玉米种穗图像的 H、S 和 V 通道的均值 μ_H 、 μ_S 、 μ_V ,标准方差 δ_H 、 δ_S 、 δ_V ,共 6 个颜色特征值。异常玉米种穗的 6 个颜色特征值见表 1。4 种异常玉米种穗的 40×40 像素的局部纹理图如图 6 所示。

表 1 异常玉米种穗颜色特征参数

Table 1 Color features parameters of abnormal corn ears

种穗类型	μ_H	δ_H	μ_S	δ_S	μ_V	δ_V
正常种穗	11.82	4.43	115.59	18.67	227.61	20.68
杂色种穗	9.64	3.63	118.45	19.83	207.11	33.27
缺粒种穗	9.84	2.90	102.84	21.27	236.41	16.04
虫蛀种穗	11.69	15.33	93.60	28.31	220.24	34.04
籽粒杂乱种穗	13.56	10.48	119.12	27.69	214.87	34.20

μ_H 、 μ_S 、 μ_V 分别为玉米种穗 H、S 和 V 通道的灰度均值, δ_H 、 δ_S 、 δ_V 分别为玉米种穗 H、S 和 V 通道的灰度标准方差。

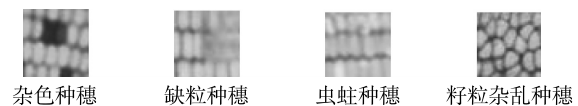


图 6 4 种异常玉米种穗的局部纹理图

Fig.6 Local texture image of four abnormal corn ears

由图 5 可知,从异常玉米种穗的 H 通道中难以获得其纹理特征,因此选择提取异常玉米种穗的 BGR 以及 S、V 通道的纹理特征值,作为玉米种穗的特征值。设置与训练样本 40×40 像素大小相等的窗口,旋转剪切出单个玉米种穗图像,图像移动一次得到一幅玉米种穗图像区域,用于玉米种穗的纹理特征识别。通过玉米种穗纹理特征提取的公式(3)、(4)和(5)得到玉米种穗 BGR 以及 S、V 通道的直方图(图 7~图 10)。

2.3 基于颜色和纹理特征的异常玉米种穗分类与试验结果

2.3.1 样本选择以及分类识别 从采集的玉米种穗库中,选取 4 种已知异常玉米种穗以及正常玉米种穗图像,每类各 100 幅共 500 幅作为训练集。再分割出 4 种已知异常玉米种穗的局部异常区域图像各 100 幅,并统计每块异常玉米种穗区域图像的尺寸大小。为了确保图像处理过程中不错过面积较小的异常部位,并且系统具有较高的识别精度以及处理速度,通过试验分析选取 40×40 像素大小的矩形区域图像作为提取纹理特征的训练样本。另外分别选取 100 个正常、125 个杂色、132 个缺粒、110 个虫蛀、108 个籽粒杂乱的玉米种穗图像作为测试样本。

用选取的玉米种穗样本参数对 SVM 进行训练,得到 SVM 分类模型,利用分类模型实现异常玉米种穗的快速分类。在 Python 中分 2 个线程提取玉米种穗的特征能够提高玉米种穗的处理速度。系统的

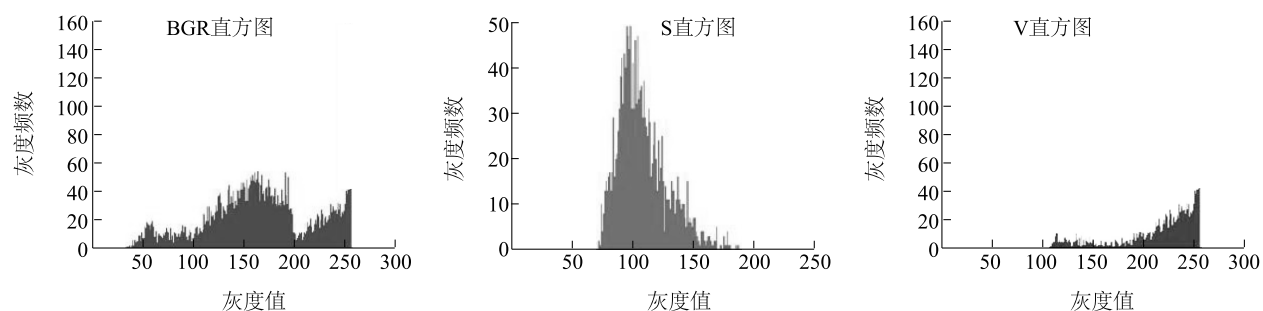


图 7 杂色玉米种穗局部纹理 BGR、S、V 直方图

Fig.7 BGR, S and V histograms of local texture of the variegated corn ear

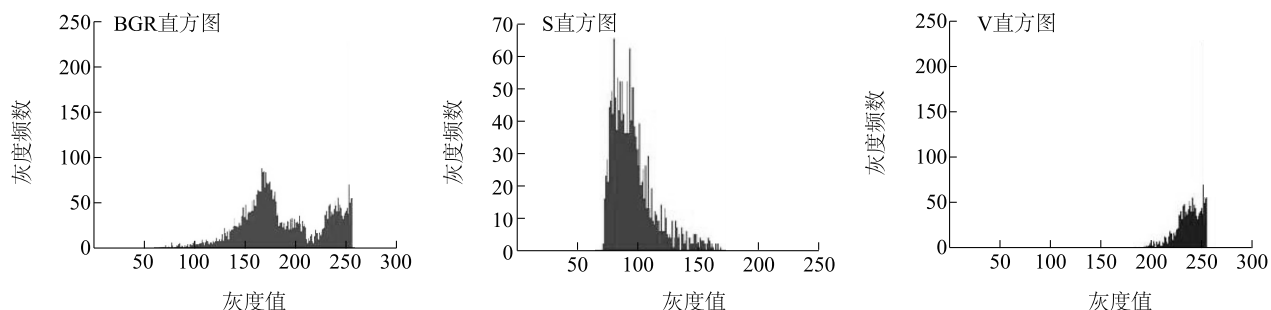


图 8 缺粒玉米种穗局部纹理 BGR、S、V 直方图

Fig.8 BGR, S and V histograms of local texture of the missing corn ear

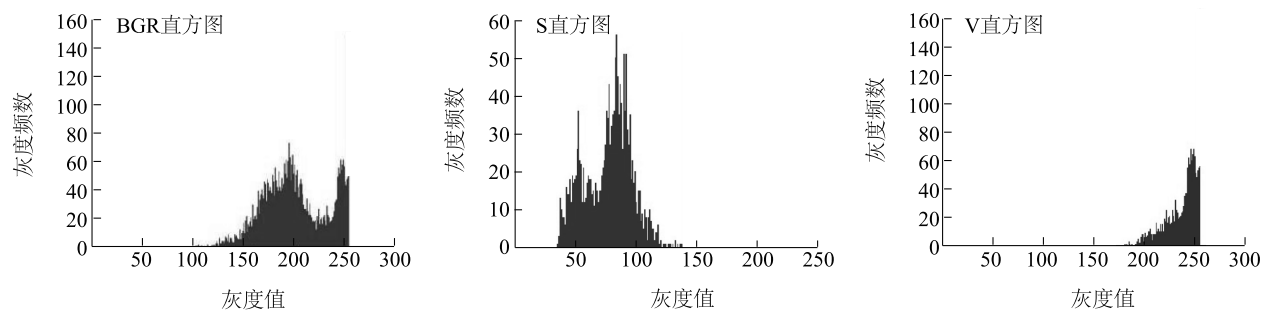


图 9 虫蛀玉米种穗局部纹理 BGR、S、V 直方图

Fig.9 BGR, S and V histograms of local texture of the worm-eaten corn ear

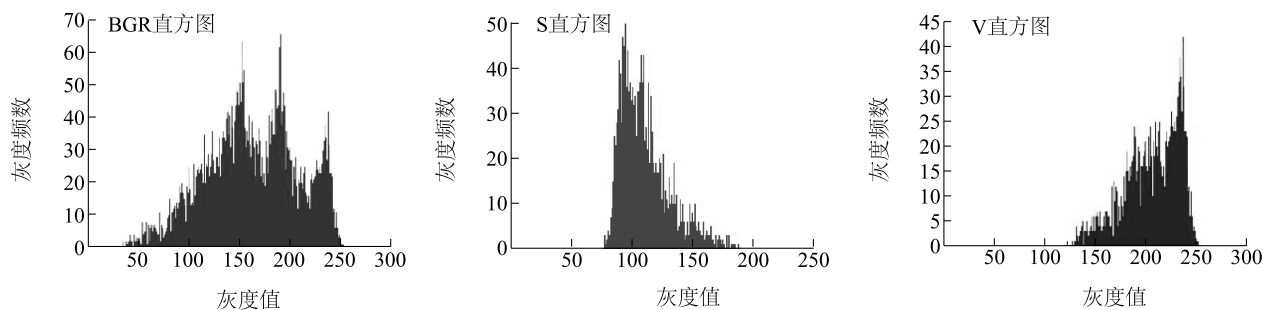


图 10 籽粒杂乱玉米种穗局部纹理 BGR、S、V 直方图

Fig.10 BGR, S and V histograms of local texture of the untidy corn ear

第一个线程提取待测玉米种穗的颜色特征,第二个线程提取玉米种穗的纹理特征,在主线程中将颜色

和纹理特征进行融合,利用 SVM 分类器对待侧玉米种穗进行分类。系统分类识别流程如图 11 所示。

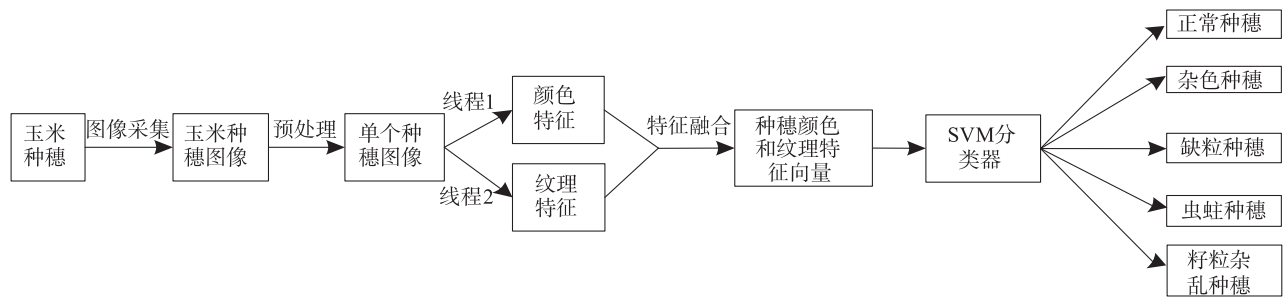


图 11 玉米种穗分类流程图

Fig.11 Classification flowchart of corn ear

本系统对测试样本的分类识别结果见表 2。从表 2 可以看出本方法对异常玉米种穗的识别准确率较高,达到了 93% 以上。由于缺粒和虫蛀玉米种穗在颜色上比较接近,大块虫蛀区域和缺粒区域纹理

特征比较相似,因此对于缺粒和虫蛀玉米种穗容易出现互相识别错误的情况。籽粒杂乱和正常玉米种穗在颜色特征上比较接近,因此也容易出现相互识别错误的情况。

表 2 异常玉米种穗分类识别结果

Table 2 Classification and recognition results of abnormal corn ears

测试样本	样本总数 (幅)	系统识别数(幅)					识别正确率 (%)
		正常种穗	杂色种穗	缺粒种穗	虫蛀种穗	籽粒杂乱种穗	
正常种穗	100	99	0	0	0	1	99.0
杂色种穗	125	0	120	3	2	0	96.0
缺粒种穗	132	0	0	125	7	0	94.7
虫蛀种穗	110	0	0	7	103	0	93.6
籽粒杂乱种穗	108	4	0	0	1	103	95.3

2.3.2 种穗识别速度 识别速度测试计算机配置为六核 2.2 GHz CPU、8 G 内存、4 GB 独立显卡,运行平台 Windows10。速度测试方案:分别选取 20 穗正常、杂色、缺粒、虫蛀、籽粒杂乱玉米种穗共 100 穗进行有粘连和无粘连测量。速度测试结果表明,本系统在有粘连和无粘连情况下,每穗平均识别速度分别为 1.180 s 和 0.985 s。周金辉等^[5]通过可见光二维成像获取种穗三维表型性状参数,计算穗长、穗粗、穗行数以及粒数,每穗测量时间约 1.8 s。相比而言,本方法在满足异常种穗识别精度的前提下,有较快的测量速度,能够实现玉米种穗的在线识别与处理,可用于大批量玉米种穗自动化分拣。

2.3.3 玉米种穗用户管理平台 利用 PyQt5 为本系统开发了玉米种穗用户管理平台,平台能够实时显示当前生产状况以及处理结果(图 12)。利用本方法,系统可准确识别出 4 种异常玉米种穗,并将识别结果显示在上位机用户机界面,便于用户查看和分析。



图 12 4 种异常玉米种穗识别处理结果

Fig.12 Recognition results of four abnormal corn ears

3 讨论

本研究通过对玉米种穗外观特征进行分析,所建立的方法能够有效地识别 4 种异常玉米种穗类型,提高了异常玉米种穗的筛选效率。

对于玉米种穗外观缺陷的研究,李伟等^[6]在用

HSV 空间模型检测玉米种穗性状时,利用 V 通道的均值和标准差表征玉米种穗的纹理和颜色特征存在不合理性,V 通道的均值和标准差难以表征玉米种穗的纹理特征。张帆等^[7]在 RGB 和 HIS 模型中利用玉米种穗的颜色和纹理特征识别异常玉米种穗,其中利用玉米种穗各个颜色通道的均值作为玉米种穗的颜色特征向量表征玉米种穗的颜色特征,但是各个颜色通道的均值只能反映玉米种穗的整体颜色特征,不能反映玉米种穗的局部颜色分布情况,对玉米种穗的颜色特征表征存在较大的误差,对机械损伤玉米种穗的识别正确率只达到 90.0%。王慧慧等^[8]通过 HSI 模型对鲜食玉米种穗的外观缺陷进行识别与分析,根据玉米种穗的缺陷面积与整个玉米种穗面积计算出玉米种穗的缺陷比,以此判别玉米种穗是否属于等外品,但不能识别出玉米种穗的具体缺陷类别。

本研究将广泛用于人脸识别的 CLBP 方法引入到玉米种穗的纹理特征提取上,为玉米种穗的识别提供了一种新的纹理提取方法。识别结果表明,该方法对玉米种穗的纹理识别具有很好的适应性,并且能够准确地识别出异常玉米种穗。

本研究以杂色、缺粒、虫蛀、籽粒杂乱 4 种异常玉米种穗为研究对象,针对目前玉米种穗外观缺陷检测处于人工阶段的问题,提出了一种基于 HSV 颜色和 CLBP 纹理特征的异常玉米种穗分类识别方法,结合玉米种穗的整体颜色特征和局部纹理特征,并利用匹配得分特征融合算法融合玉米种穗的 6 个颜色特征和 3 个纹理特征,利用 SVM 分类器实现了对异常玉米种穗的自动分类。试验结果表明,该方法对杂色、缺粒、虫蛀、籽粒杂乱玉米种穗的分类识别准确率分别达到了 96.0%、94.7%、93.6% 和 95.3%,在有粘连和无粘连情况下每穗识别速度分别为 1.180 s 和 0.985 s,有效解决了杂色、缺粒、籽粒杂乱玉米种穗难以识别的问题,并弥补了传统人

工识别效率低、主观性强的缺点,因此在异常玉米种穗的识别方面该方法有着广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 杜建军,郭新宇,王传宇,等. 基于分级阈值和多级筛分的玉米果穗穗粒分割方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(15): 140-146.
- [3] SUN X H, GUO M, MA M, et al. Identification and classification of damaged corn kernels with impact acoustics multi-domain patterns[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 150: 152-161.
- [4] 张玉荣,王伟宇,周显青,等. 基于外观特征识别玉米不完善粒检测方法[J]. 河南工业大学学报(自然科学版), 2015, 36(2): 1-7.
- [5] 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.
- [6] 李 伟,胡艳侠,吕 岑. 基于 HSV 空间的玉米果穗性状的检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2017, 43(1): 112-116.
- [7] 张 帆,李绍明,刘 哲,等. 基于机器视觉的玉米异常果穗筛分方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(S1): 45-49.
- [8] 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.
- [9] 崔 欣,张 鹏,赵 静,等. 基于机器视觉的玉米种粒破损识别方法研究[J]. 农机化研究, 2019, 41(2): 28-33.
- [10] ZINEB Y, LARBI B, ABDELHANI B. Human ear recognition based on local multi-scale LBP features with city-block distance[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(11): 14425-14441.
- [11] 周宇旋,吴 秦,梁久祯,等. 判别性完全局部二值模式人脸表情识别[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(4): 163-169.
- [12] WANG X L, ZHU Q, CUI J R, et al. Sparse representation method based on Gabor and CLBP[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(22): 5843-5850.
- [13] 范朝冬,欧阳红林,肖乐意. 基于空间截面投影的 Otsu 图像分割算法[J]. 通信学报, 2014, 35(5): 70-78.
- [14] 王小鹏,姚丽娟,文昊天,等. 形态学多尺度重建结合凹点匹配分割枸杞图像[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 212-218.

(责任编辑:张震林)