

玉米籽粒激光切片定位技术

魏英姿¹ 谭龙田¹ 谷侃锋² 杨继兰¹ 曹雪萍¹

(1. 沈阳理工大学信息科学与工程学院, 沈阳 110159; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110179)

摘要: 玉米籽粒形态各异、尺寸不一, 精确定向和定位玉米籽粒的激光切片是实现高通量全自动玉米分子育种基因型分析的关键。应用机器视觉技术从玉米籽粒图像中准确识别玉米籽粒的特征区, 以期实现上述操作。为描述像素所在空间的相关信息, 设计一种相关面积占比滤波器。定义圆形掩模模板, 根据单玉米籽粒的面积, 确定模板尺寸。利用圆形模板筛选像素点数据, 得到待分类数据集。通过指定初始聚类中心, 对数据执行二分均值聚类, 得到尖端类和两个大端外凸角类的聚类中心。通过贴标签运算精选连通域, 校正聚类中心的位置, 生成尖端和大端外角特征区的精确标记。依据大端外凸角附近的两组插值点对, 得到激光切割线的位置, 利用尖端类定位点和玉米籽粒形心定位点确定玉米籽粒的夹持姿态。与 SUSAN 检测方法对比, 表明了本文方法的有效性。

关键词: 玉米籽粒; 激光切片; 定位; 相关性滤波器; 二分均值聚类

中图分类号: S126; TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)01-0035-07

Clustering Method of Positioning for Maize Seed Laser-cutting Slices Combined with Spatial Constrains

WEI Yingzi¹ TAN Longtian¹ GU Kanfeng² YANG Jilan¹ CAO Xueping¹

(1. School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China

2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110179, China)

Abstract: Maize seeds are of different shapes and sizes. It is the bottleneck that the maize seed laser-cutting slices are orientated and positioned accurately for the molecular breeding genotype analysis to achieve high throughput with automation. The machine vision system means to recognize the maize feature regions for positioning laser-cutting slices accurately in a single seed image. An area correlation filter was presented for describing the pixel with spatial constrain information. The definition of the round mask template was proposed for the seed morphological measurement. The round template size was determined by the area of a single maize seed. Some of pixel coordinate data were extracted to be classified from the target domains by the filtration of the area correlation filter. Through the bisecting-means clustering with the specific initial clustering centers, the extracted data were divided into thin part class and thick part class. Also, their clustering centers were got, which were corresponded to the thin part class and two arc corner classes, respectively. The labeling partition operation was applied to the connected domains for finely adjusting and marking the centers of tip part and two arc corners. Finally, the coordinates of two interpolated point-pairs near the thick part were calculated. Through linking two pairs of interpolated points, the laser-cutting lines were located with high precision. The seed clamping pose was determined according to the tip part center and the centroid of seed. Compared with SUSAN, SUSAN detector cannot be directly applied to locate the feature region of maize seed. The experimental results verified the effectiveness of the proposed method on yellow and white maize seeds.

Key words: maize seed; laser-cutting slices; positioning; correlation filter; bisecting-means clustering

收稿日期: 2018-07-19 修回日期: 2018-09-10

基金项目: 辽宁省自然科学基金项目(20180550791、20180550520)和辽宁省教育厅高等学校基本科研項目(LG201708)

作者简介: 魏英姿(1973—),女,教授,博士,主要从事机器视觉、智能系统和机器学习研究, E-mail: wings_syit@126.com

0 引言

在作物育种领域,分子标记辅助育种技术得到广泛的应用^[1-3]。玉米种子的分子育种基因型分析,需要从每一粒种子的顶部切取少许胚乳作为样品进行基因检测筛选,将含有完整胚芽的种子剩余部分保留,用于玉米种植。但种子形状尺寸个体差异大,物理特性不一致,种子本身质量又非常小,易受外界振动、气流等因素的影响。由于激光的高温作用,使玉米粒在被切割时,局部有瞬间爆炸的效应,产生一定的冲击力,因此,机械手必须适度握紧玉米粒。由于切削的位置距离玉米籽粒大端顶部很近(2 mm左右),激光光头的定位必须适应不同尺寸的玉米籽粒,因此,进行激光切割时,适应不同玉米籽粒的精确定位方法和定向误差的控制是必要的。

在激光切割玉米籽粒时,需要振动给料装置先将玉米籽粒以某种姿态送有待切割料台上,然后再通过视觉辅助定位系统准确定位出玉米籽粒姿态和激光切割位置。玉米籽粒的尖端部分是其显著的特征区,找到尖端位置有助于迅速对籽粒进行定位。宁纪锋等^[4]利用图像处理技术对玉米籽粒的胚部尖端进行识别,其原理是通过求取种子轮廓上曲率最大的点对胚部尖端进行判断。杨蜀秦等^[5]采用Harris算子对玉米粒等多种作物种子的尖端进行了检测,综合识别率为95.6%。张俊雄等^[6]将籽粒形态学特征用于检测玉米粒表面裂纹。目前图像的角点检测方法主要分为两类:基于图像边缘的检测方法和基于图像灰度的检测方法。前者往往需要对图像边缘进行编码,这在很大程度上依赖于图像的分割和边缘提取,具有较大的计算量,且待检测目标的局部变化很可能导致操作失败。后者通过计算点的局部极值检测角点,避免了第一类方法的缺陷,是目前研究的重点,此类方法主要有Moravec算子、Harris算子、SUSAN算子等^[7]。刘长青等^[8]通过分析种粒区域中白色区域的大小,判断玉米种粒胚芽朝向。宋鹏等^[9]根据颜色特征,利用模式识别技术进行玉米单倍体识别后再筛选。文献[10-17]利用特征参数提取算法、浅层神经网络进行玉米、水稻品种的识别。基于图像灰度的方法在求取角点曲率及梯度时,对噪声比较敏感而且计算量大,在通过这种方法检测单粒玉米种子的角点时,往往会得到很多不必要的角点。虽然通过调整算法的设定参数,可以得到玉米种子尖端顶点,但运算时间相对较长,不适应生产自动化的实时性需要。SUSAN算子进行角点检测时,用一个固定半径的圆形窗口模板在

图像上滑动,若模板内像素的灰度与模板中心的灰度差小于一定的阈值,则认为该点与中心具有相似性,当不相似的点数达到某个阈值时,认为该点是角点的候选域。

模仿SUSAN算子的检测原理,本文设计相关面积占比滤波器,通过形态学运算,检测玉米籽粒特征区,利用K均值聚类算法针对特定属性进行分类,使视觉系统自动识别特征区。对数据域递阶执行二分均值聚类运算,并进行精确标记,以期定位玉米籽粒尖端和大端外角,并标记长轴和大端外凸角切割线。

1 SUSAN算子的检测原理

SUSAN算子是SMITH等在1997年提出的特征点检测方法,该算法用一个圆形模板遍历整幅图像,若模板内其他像素与模板中心点的灰度差小于给定阈值,则认为该点与中心点是同值的,由满足这种条件的像素组成的区域叫作吸收核同值区(Univalued segment assimilating nucleus, USAN)^[18]。模板内的每一个像素与中心像素进行比较,公式为

$$C_o(\bar{e}, \bar{e}_0) = \begin{cases} 1 & (|I(\bar{e}) - I(\bar{e}_0)| \leq t_h) \\ 0 & (|I(\bar{e}) - I(\bar{e}_0)| > t_h) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $C_o(\bar{e}, \bar{e}_0)$ ——模板内像素属于USAN区域的判别函数

\bar{e}_0 ——模板中心点像素位置

\bar{e} ——模板内其他任意位置

$I(\bar{e}_0)$ ——模板核的灰度

$I(\bar{e})$ ——模板内其他任意像素的灰度

t_h ——像素差异阈值

对式(1)进行统计,结果为

$$n_{um}(\bar{e}_0) = \sum_{\bar{e}} C_o(\bar{e}, \bar{e}_0) \quad (2)$$

式中, $n_{um}(\bar{e}_0)$ 是模板核在 \bar{e}_0 处模板内图像USAN内的像素数量,USAN区域的大小反映了图像局部特征的强度。得到USAN像素点面积后,通过阈值化就可以得到特征点响应,计算公式为

$$\text{Res}(\bar{e}_0) = \begin{cases} G_r - n_{um}(\bar{e}_0) & (n_{um}(\bar{e}_0) < G_r) \\ 0 & (n_{um}(\bar{e}_0) \geq G_r) \end{cases} \quad (3)$$

其中 $G_r = 3n_{ummax}/4$

式中 G_r ——固定阈值

n_{ummax} ——USAN内像素点数量最大值

平坦区域点的USAN区域面积大于圆形模板面积的一半,边缘点的USAN区域面积近似等于圆形模板面积的一半,角点的USAN区域面积小于圆形模板面积的一半,而且角点越尖,USAN像素点面积越小。模仿SUSAN检测的核心思想,本文采用较大圆

形模板,检测玉米籽粒的外凸特征区。

2 定位玉米特征区的相关策略和方法

2.1 相关面积占比滤波器设计

玉米籽粒形状特征描述术语及切割线示意图如图1所示。

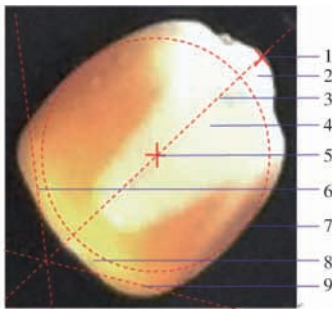


图1 玉米籽粒形状特征描述及切割线示意图

Fig. 1 Descriptive terminology of shape features and cutting lines for maize seed

1. 尖顶 2. 尖端 3. 长轴 4. 胚部 5. 形心 6, 9. 拟切割位置
7. 最大内切圆 8. 大端

玉米籽粒外轮廓曲线形状是近似长轴对称的。为避免区域面积分布方向的影响,本文采用具有中心对称特性的圆形模板替代玉米轮廓,生成圆形模板的步骤如下:

(1) 计算圆形模板的半径

$$R = \text{int}(\sqrt{S_r/\pi}) \quad (4)$$

式中 S_r ——圆形模板面积

$\text{int}(\)$ ——取整函数

(2) 在边长为 $2R + 1$ 的方形矩阵区域内生成圆形掩模模板,其中圆形模板中心 H 的坐标为 $(R + 1, R + 1)$ 。

(3) 在方形矩阵 A 区域内的像素点 i , 如果满足与圆形模板中心点 H 的距离 $d(i, H)$ 不超过 R , 则该点的灰度 $f(x_i, y_i)$ 置为 1, 否则 $f(x_i, y_i)$ 置 0。

$$f(x_i, y_i) = \begin{cases} 0 & (d(i, H) > R) \\ 1 & (d(i, H) \leq R) \end{cases} \quad (5)$$

例如,当 $R = 3$ 时,生成的圆形掩模模板矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

由于数字图像的离散特性,生成的圆形模板是带有锯齿边缘的近似圆形。圆形模板中灰度为 1 的像素总数就是圆形模板的面积,即 S_r 。将圆形模板

中心与目标区域内待研究像素重合,那么圆形模板所覆盖目标区域的面积记为 S_{cr} , 由此,定义当前待研究像素的相关面积占比 (Correlation area ratio, CAR) 为 β , β 计算公式为

$$\beta = S_{cr}/S_r \quad (7)$$

在玉米籽粒的边缘处,面积占比满足 $\beta < 0.5$ 。

利用像素之间的相关性,以圆形模板为基础,设计相关性滤波器,测量图像目标区域的相关面积占比,通过滤波得到玉米籽粒特征区域像素集合。

2.2 二分均值聚类算法

二分均值聚类是一种使用基本 K 均值的分层聚类方法,采用自上而下的策略。首先将所有对象放在单个集群中,然后使用 K ($K = 2$) 均值将集群分成两组。重复分割,直到得到需要创建的集群为止^[19-20]。

本文二次调用二分均值聚类方法,其中第 1 次聚类用来区分玉米籽粒尖端类与大端类,第 2 次聚类用来区分大端的 2 个外凸角类。选取合适的初始聚类中心,可避免不必要的统计聚类结果。圆模板覆盖面积最小的测量点总是落在玉米籽粒外凸最明显的尖端顶点,即尖顶。玉米籽粒目标区域内面积占比 β 最小的点就是尖顶所在的位置。依据最远距离准则,确定二分均值聚类的初始聚类中心,其中,选取尖顶为第 1 次聚类运算的初始聚类中心之一。

2.3 特征区校正的贴标签运算

由于图像数据的离散性,玉米籽粒本身形状的不规则性,同时本文未对图像边缘进行去噪处理,导致玉米籽粒图像经过聚类后,分类结果内部会有多个分散的连通域。这些连通域使类内存在非特征区数据,从而导致聚类中心偏离特征区中心真实值。因此,特征区分类的结果需要进一步校正。

贴标签是对二值图像中不同的连通域进行编号,以区分不同连通域。通常得到一个与原图像大小相同的标签矩阵,用以描述二值图像中不同连通域的划分结果。

按照属于目标区域的点像素置 1、否则置 0 的原则生成待贴标签矩阵。在八连通约束条件下,对连通域进行贴标签操作。滤掉标签矩阵中的每个类内偏远值,去除非特征区数据,实现对特征区位置的校正。

3 玉米籽粒的定向及切片定位

选用设备包括螺旋振动给料筛选装置、玉米籽粒激光切片机等,在切片机的待切割料平台的正上方安装摄像机。通过振动筛和传送带筛除大端粗、圆的玉米籽粒,将玉米籽粒粗略定向、单粒分开,选

出来的扁形玉米籽粒就以尖端向前或向后的方式到达料台上。图2为单粒玉米种子分离定向装置的功能示意图。玉米籽粒的尖端和大端外角边缘处曲率大且外凸。如果圆模板尺寸足够大,当模板中心位于尖端、大端外角边缘和近边缘位置时,圆模板覆盖的籽粒区域面积比在平坦区域时的面积明显要小。玉米籽粒特征区识别和定位的总体流程如图3所示。

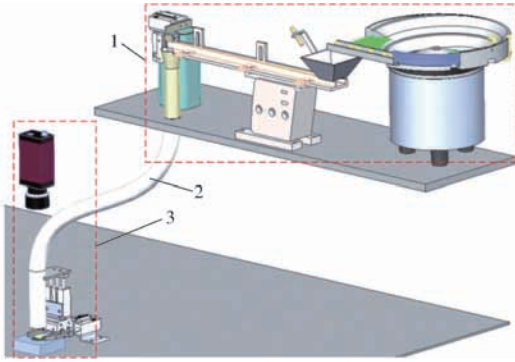


图2 单粒玉米籽粒分离定向装置的功能示意图

Fig.2 Schematic of single maize seed separation and orienting device

1. 分离装置 2. 软管滑道 3. 定向装置

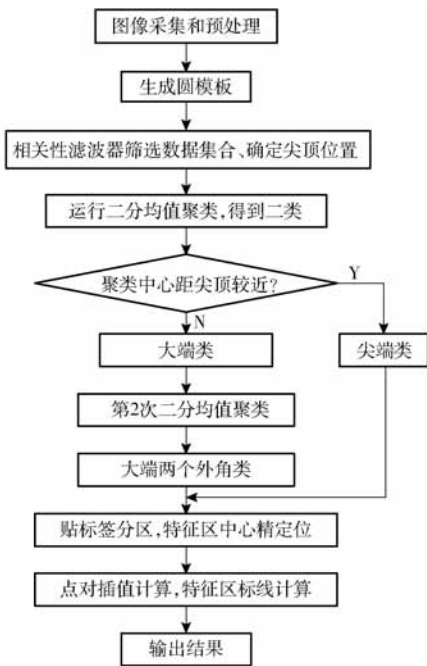


图3 玉米籽粒特征区识别、定位流程图

Fig.3 Flow chart of maize seeds feature regions recognition

具体的步骤如下:

(1) 采集单粒玉米种子图像,按照最大类间方差法,将RGB图像变换为二值图像,分割为目标区域和背景区域。

(2) 计算图像目标区域面积

$$S_a = \sum_{(x,y) \in T} f(x,y) \quad (8)$$

式中 $f(x,y)$ ——像素灰度

(x,y) ——图像像素点坐标

T ——目标区域像素点集合

计算目标区域的形心点坐标 (x_c, y_c)

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum_{(x,y) \in T} x}{S_a} \\ y_c = \frac{\sum_{(x,y) \in T} y}{S_a} \end{cases} \quad (9)$$

依据目标区域面积 S_a 确定圆形模板的面积 S_t ,从而得到圆形掩模模板半径 R 为

$$R = \text{int}(\omega \sqrt{S_a / \pi}) \quad (10)$$

式中 ω ——比例调整系数, $\omega \in (0, 0.5)$

(3) 遍历单个玉米籽粒图像目标区域内的所有像素,利用相关面积占比滤波器(CAR filter),计算掩模覆盖目标区域面积占比,选择相关面积占比不超过 β ($\beta \in (0.35, 0.5)$)的核心像素点,构成待聚类操作的数据区域。其中 β 最小值所对应的像素点位置,记为玉米籽粒的“尖顶”。依据待聚类的点置1,非待聚类的点置0的原则生成待贴标签矩阵。

(4) 以尖顶和数据域中距离尖顶最远的点,作为两个初始聚类中心,进行第1次二分均值聚类,将数据集分为两类,其中,聚类中心距尖顶较近的数据域为尖端类,其余为大端类,将2个聚类中心分别记为尖端和大端的粗定位标记。

(5) 针对大端类数据,随机选取大端类数据中相距较远的2个点作为初始聚类中心,进行第2次二分均值聚类,得到大端外凸圆角的2个聚类中心,记为大端外凸角粗定位标记。

(6) 进行贴标签操作,选择距离尖端类、大端外凸角类粗定位标记最近标签的连通域,作为精细化后的数据域。尖端类数据域记为 G_1 ,2个外凸圆角特征区域记为 G_2, G_3 。对 G_1, G_2, G_3 数据域坐标分别求均值,记为尖端精定位标记 O_1 、大端的2个外凸圆角的精定位标记 O_2 和 O_3 。

(7) 连接尖端精定位标记 O_1 与形心点 (x_c, y_c) ,即为玉米籽粒的长轴方向。

(8) 由3个精定位标记点 O_1, O_2 和 O_3 组成三角形,在顶点 O_2 和 O_3 附近,分别求其邻边 $O_k O_j$ 上的插值点 P_{kj} ,确定两对插值点。

$$P_{kj} = O_k + \gamma \Delta_{kj} \quad (k=2,3; j=1,2,3; j \neq k) \quad (11)$$

式中 Δ_{kj} ——边 $O_k O_j$ 向量

γ ——比例系数, $\gamma \in (0, 0.4)$

在标记点 O_k 附近,连线两个插值点对。连接插值点 P_{23} 和 P_{21} ,可以确定 O_2 附近的切割线 C_2 ,连接大端外角 O_3 附近的插值点对 P_{31} 和 P_{32} ,可以确定切

割线 C_3 。改变比例系数 γ , 使切片厚度不大于允许厚度 T_{ol} 。

$$\max_{G \in G_k} (d'(G, C_k)) \leq T_{ol} \quad (12)$$

式中 G ——大端外凸圆角特征区贴标签连通域 G_k 内像素点

$d'(G, C_k)$ ——点 G 到切割线 C_k 的垂直距离

尖顶是玉米籽粒长度方向的最外顶点, 被设定为机械手定位的局部坐标系原点, 根据尖顶位置和长轴方向确定机械手夹持玉米籽粒的位姿。激光切片机对单个玉米籽粒按其中任一切割线 C_k 定位, 进行激光切割。

4 试验与结果分析

螺旋振动给料筛选装置可以将某一类形状的玉米籽粒通过振动筛和传送装置, 以单粒方式送到待切割料平台上。本试验设计将大端粗圆形的玉米籽粒筛掉, 利用其他视觉识别方法剔除残缺玉米籽粒, 针对完整的扁型玉米籽粒进行切片定位试验。利用 Baumer 相机、环形结构光源、黑色背景, 采集单个玉米籽粒图像, 图像分辨率在 300 像素 \times 300 像素左右。

为对比分析, 利用 SUSAN 算子的 7×7 圆形窗口在单玉米籽粒图像上滑动, 以小于 0.45 倍的最大核值相似区面积 ($U_{SANi} < 0.45U_{SANmax}$) 作为条件, 检测特征点结果如图 4 所示, 其中 * 为最小核值相似点的标记位置, 可以看出, 标记位置与玉米籽粒尖端点不存在确定的相关性, 不能直接利用 USAN 像素点面积确定玉米尖顶位置, 因此, SUSAN 算子不能直接用于尖端、特征区切片定位。

针对单个玉米籽粒图像, 设置比例调整系数 ω

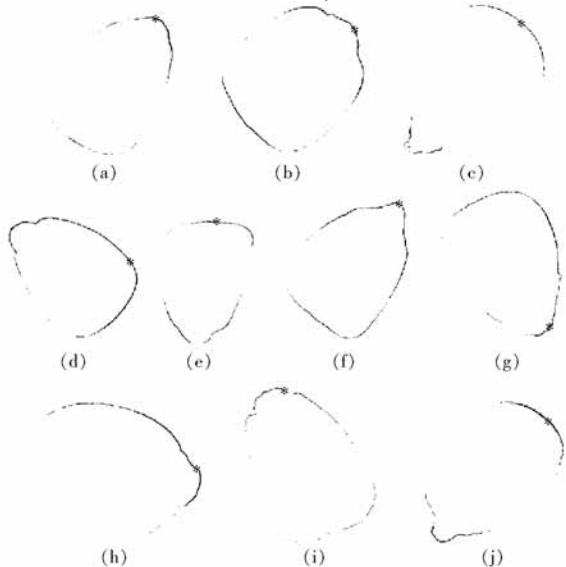


图 4 USAN 检测特征点标记结果

Fig. 4 Feature point marking result by using USAN detector

为 0.02, 确定圆形模板尺寸, 以相关面积占比 $\beta < 0.45$ 作为滤波器筛选条件, 得到像素点分布区域, 如图 5a 所示黑色区域。图 5b 是经过贴标签运算校正后的特征区图像。图 5c 为校正前后特征区聚类中心变化对比图, 校正后特征区精定位标记点为 O_1 、 O_2 和 O_3 。玉米籽粒特征区、长轴和切割线定位试验结果如图 6 所示。

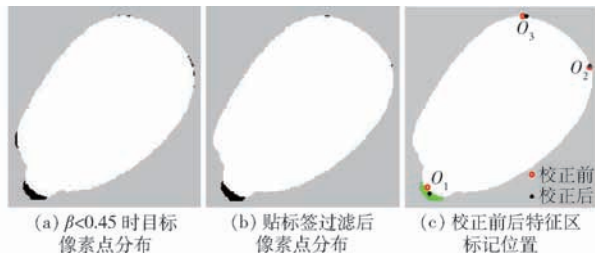


图 5 贴标签校正前后目标像素点分布及标记位置变化示意图

Fig. 5 Changes of target pixel distribution and marking point positions after labeling operation

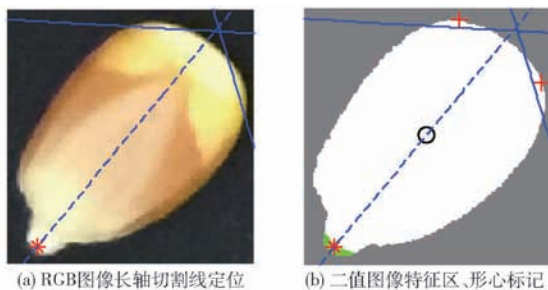


图 6 玉米籽粒特征区、长轴和切割线定位结果

Fig. 6 Marking results of feature regions, long axis and cutting slices

利用本文方法处理 300 粒玉米籽粒的有效性可达到 98.3%。图 7 是不同玉米籽粒的切割线定位结果。可以看出, 如果玉米籽粒形状关于长轴近似对称, 那么计算得出的长轴和大端外角切割线的位置, 也关于长轴近似对称。在图 7g 中, 玉米籽粒的尖端有明显的毛刺, 使尖端聚类中心标记产生偏移, 在图 7h 中, 玉米籽粒明显关于长轴不对称, 得到的大端外角切割线位置也不对称。

采集图像中会有玉米籽粒出现阴影的现象, 如果直接对图像做二值化计算, 阴影部分会对识别结果造成影响, 导致本文方法定位不准确。可以对原始图像做颜色空间转换, 从 RGB 转换到 HIS 颜色空间, 取其中 S 分量, 阴影部分将被消除。由于每次只取单个玉米籽粒进行图像采集, 出现阴影的概率较低, 本试验省去了颜色空间转换操作。白色玉米籽粒与黑色采像背景使二值化对比效果更加明显, 因此, 本文方法对白色玉米籽粒也适用。针对 300 粒玉米籽粒, 不同处理方法性能对比结果如图 8 所示。图中 USAN 是检测特征点所用时间曲线, 本文方法

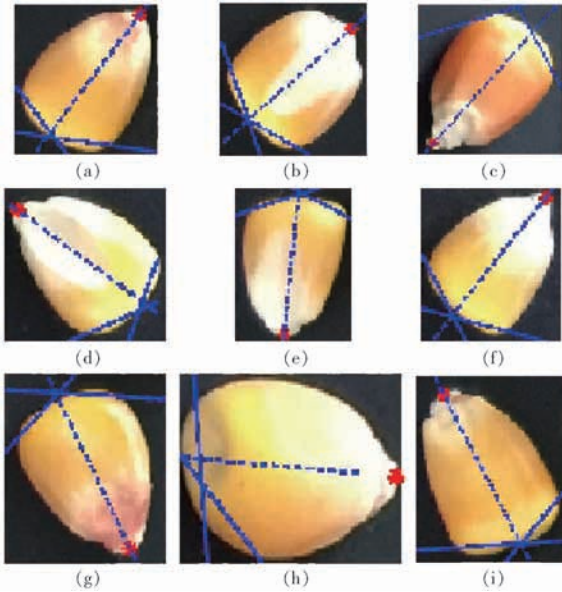


图7 不同玉米籽粒的切割线定位结果

Fig. 7 Results of positioning cutting lines on different maize seeds

是精确定位切片所用时间曲线,结果表明本文算法性能优于SUSAN。

在执行聚类 and 贴标签操作时,数据集始终介于玉米籽粒范围,因此,在标记粒型不规则的玉米籽粒时,即使标记线出现偏移,也仍然位于玉米籽粒内部。对于明显不对称或尖端有明显毛刺的玉米籽粒,本文方法定位的切片位置仍然位于玉米胚乳部分,计算得到的长轴方向,能够有效引导机械手夹具适度夹紧玉米籽粒。本文省略了传统的滤波降噪等图像预处理操作,主要因为基于面积统计的方法可以弱化图像颗粒噪声的干扰和影响,适用于生产车

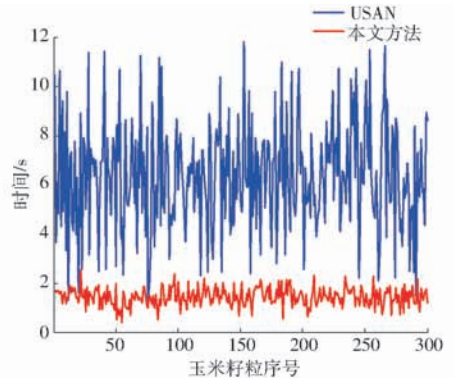


图8 USAN、本文方法运算时间对比曲线

Fig. 8 Time cost comparison curves by USAN and proposed method

间环境,这种做法也一定程度地节省了计算时间。

在 Intel® Core™2 Quad Q8300 2.53 GHz CPU、Windows 系统中,利用 Matlab 2014a 运算,一般在 2 s 内给出计算结果,精度可达到亚像素级别,本文方法完全满足工程需要。

5 结束语

提出了玉米籽粒切片视觉辅助定位方法,设计了相关面积占比滤波器,统计了像素模板内面积占比的特点,通过测量相关面积这一物理量,能够弱化图像中平坦区域内颗粒噪声以及玉米籽粒边缘处的不连续性干扰,使二值化后的结果可直接用于特征区识别,降低了算法的运算量。利用二均值聚类,能够有效区分尖端和大端外凸角,采用贴标签操作使特征区标记结果更加准确,可以在 2 s 内计算出玉米籽粒的切割线位置。

参 考 文 献

- [1] 徐未未,王兴,黄永相. 水稻抗稻瘟病基因的分子标记与标记辅助育种研究进展 [J]. 江苏农业学报, 2013, 29(4): 898 - 906.
XU Weiwei, WANG Xing, HUANG Yongxiang. Advances in molecular markers of blast resistance genes and marker-assisted breeding in rice [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2013, 29(4): 898 - 906. (in Chinese)
- [2] 董娜,张亚娟,张军刚. 分子标记辅助小麦抗白粉病基因 Pm21 和 Pm13 聚合育种 [J]. 麦类作物学报, 2014, 34(12): 1639 - 1644.
DONG Na, ZHANG Yajuan, ZHANG Jungang. Molecular marker assisted pyramid breeding of powdery mildew resistance gene Pm21 and Pm13 [J]. Journal of Triticeae Crops, 2014, 34(12): 1639 - 1644. (in Chinese)
- [3] YANG H A, TAO Y, ZHENG Z Q. Rapid development of molecular markers by next-generation sequencing linked to a gene conferring phomopsis stem blight disease resistance for marker-assisted selection in lupin (*Lupinus angustifolius* L.) breeding [J]. Theoretical and Applied Genetics: International Journal of Breeding Research and Cell Genetics, 2013, 126(2): 511 - 522.
- [4] 宁纪锋,何东健,杨蜀秦. 玉米籽粒的尖端和胚部的计算机视觉识别 [J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 117 - 119.
NING Jifeng, HE Dongjian, YANG Shuqin. Identification of tip cap and germ surface of corn kernel using computer vision [J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(3): 117 - 119. (in Chinese)
- [5] 杨蜀秦,宁纪锋,何东健. 基于 Harris 算子的籽粒尖端识别方法 [J]. 农业机械学报, 2011, 42(3): 166 - 169.
YANG Shuqin, NING Jifeng, HE Dongjian. Identification of tipcap of agricultural kernel based on Harris algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(3): 166 - 169. (in Chinese)
- [6] 张俊雄,荀一,李伟. 基于形态特征的玉米种子表面裂纹检测方法 [J]. 光学精密工程, 2007, 15(6): 951 - 956.

- ZHANG Junxiong, XUN Yi, LI Wei. Detection of surface cracks of corn kernel based on morphology [J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 15(6): 951–956. (in Chinese)
- [7] GRZEGORZ B, MARCIN L. Comparison of corner detectors for revolving objects matching task[J]. Artificial Intelligence and Soft Computing, 2012: 459–467.
- [8] 刘长青,陈兵旗,张新会,等. 玉米定向精播种粒形态与品质动态检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 47–54. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150907&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.09.007.
- LIU Changqing, CHEN Bingqi, ZHANG Xinhui, et al. Dynamic detection of corn seeds for directional precision seeding [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 47–54 (in Chinese)
- [9] 宋鹏,张俊雄,荀一,等. 玉米种子自动精选系统开发[J]. 农业工程学报, 2010, 26(9): 124–127.
- SONG Peng, ZHANG Junxiong, XUN Yi, et al. Development of automatic inspection system of corn seeds[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(9): 124–127. (in Chinese)
- [10] 柯道,杜明智. 多尺度特征融合与极限学习机的玉米种子检测[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(1): 24–38.
- KE Xiao, DU Mingzhi. Detection of maize seeds based on multi-scale feature fusion and extreme learning machine[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(1): 24–38. (in Chinese)
- [11] 韩仲志,杨锦忠,李言照. 玉米品种图像识别中的影响因素研究[J]. 中国粮油学报, 2012, 27(10): 98–103.
- HAN Zhongzhi, YANG Jinzhong, LI Yanzhao. Study on the influencing factors of corn cultivars by image classification[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2012, 27(10): 98–103 (in Chinese)
- [12] 王玉亮,刘贤喜,苏庆堂,等. 多对象特征提取和优化神经网络的玉米种子品种识别[J]. 农业工程学报, 2010, 26(6): 199–204.
- WANG Yuliang, LIU Xianxi, SU Qingtang, et al. Maize seeds varieties identification based on multi-object feature extraction and optimized neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(6): 199–204. (in Chinese)
- [13] 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.
- ZHANG Yurong, WANG Weiyu, ZHOU Xianqing, et al. Identification method of unsound kernels of maize based on appearance feature[J]. Journal of Henan University of Technology (Natural Science Edition), 2015, 36(2): 1–7. (in Chinese)
- [14] 史智兴,程洪,李江涛,等. 图像处理识别玉米品种的特征参数研究[J]. 农业工程学报, 2008, 24(6): 193–195.
- SHI Zhixing, CHENG Hong, LI Jiangtao, et al. Characteristic parameters to identify varieties of corn seeds by image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(6): 193–195. (in Chinese)
- [15] 陈兵旗,孙旭东,韩旭,等. 基于机器视觉的水稻种子精选技术[J]. 农业机械学报, 2010, 41(7): 168–173.
- CHEN Bingqi, SUN Xudong, HAN Xu, et al. Rice seeds selection based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 168–173. (in Chinese)
- [16] VLASOV A V, FADEEV A S. A machine learning approach for grain crop's seed classification in purifying separation[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2017, 803(1): 12177–12183.
- [17] 陈兵旗. 机器视觉技术及应用实例详解[M]. 北京:化学工业出版社, 2014.
- [18] 龚声蓉,刘纯平,赵勋杰,等. 数字图像处理与分析[M]. 2版. 清华大学出版社, 2015.
- [19] JIN X, HAN J W. K-means clustering[M] // SAMMUT C, WEBB G I. Encyclopedia of machine learning. New York: Springer, 2010: 563–564.
- [20] KAREGOWDA A G, VIDYA T, JAYARAM M A, et al. Improving performance of K-means clustering by initializing cluster centers using genetic algorithm and entropy based fuzzy clustering for categorization of diabetic patients[C] // Proceedings of International Conference on Advances in Computing Advances in Intelligent Systems and Computing, 2012, 174: 899–904.