

基于穗粒分布图的玉米果穗表型性状参数计算方法

杜建军 郭新宇^{*} 王传宇 肖伯祥

(1. 北京市农林科学院 北京农业信息技术研究中心 北京 100097 2. 国家农业信息化工程技术研究中心 北京 100097 ;
3. 数字植物北京重点实验室 北京 100097)

摘 要 玉米果穗表型性状是玉米育种、产量预测的重要参数,提出一种基于穗粒分布图的玉米果穗性状计算方法,全面解析玉米果穗和穗粒的几何、数量和颜色等表型性状。该文利用步进电机驱动果穗转动来获取果穗主要侧面图像,采用果穗畸变校正方法生成标准果穗图像序列,在像素尺度进行果穗轮廓分析,建立图像序列中果穗轮廓映射关系并生成果穗三维模型,在穗粒尺度拼接果穗整个表面的穗粒分布图,计算出果穗和穗粒的各项表型性状。试验结果表明,提出的表型性状计算方法对穗型及穗粒分布规则的玉米果穗具有较高检测精度,其中穗行数、行粒数、总粒数、果穗长和果穗粗的平均计算精度分别为 98.231%、94.351%、96.921%、98.956%和 98.165%。

关键词 图像分割;三维;畸变;玉米果穗;表型性状;校正

doi :10.11975/j.issn.1002-6819.2016.13.024

中图分类号 :TP391.41 S333.3

文献标志码 :A

文章编号 :1002-6819(2016)-13-0168-09

杜建军,郭新宇,王传宇,肖伯祥.基于穗粒分布图的玉米果穗表型性状参数计算方法[J].农业工程学报,2016,32(13):168-176. doi :10.11975/j.issn.1002-6819.2016.13.024 http://www.tcsae.org

Du Jianjun, Guo Xinyu, Wang Chuanyu, Xiao Boxiang. Computation method of phenotypic parameters based on distribution map of kernels for corn ears[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(13): 168-176. (in Chinese with English abstract) doi :10.11975/j.issn.1002-6819.2016.13.024 http://www.tcsae.org

0 引 言

玉米果穗表型性状是玉米育种与生产中的常规测量项目,对揭示玉米果穗品种特征及其表型性状与产量形成的关系具有重要价值。长期以来,玉米果穗表型性状主要依靠人工测量和统计分析,存在耗时、费力、主观性强、准确性差等问题,难以满足现代玉米育种行业发展的需求。利用计算机视觉和图像处理技术自动检测玉米果穗,快速计算出果穗各项表型性状参数,不但能够大大降低人力成本、提高玉米考种效率、推进玉米考种作业流程的精准化、标准化,而且可计算出诸多依靠人工难以直接测定或者统计耗时的性状特征,比如穗粒数、果穗体积和颜色纹理等。

近年,基于图像处理技术的玉米果穗表型检测方法和技术已有大量研究。吕永春等^[1]基于背景板比例尺的图像处理算法测量玉米图像中几何特征,而周金辉等^[2]探讨了结合果穗颜色特征和生物学规律建立了穗行数和行粒数估算模型。韩仲志等^[3]通过对果穗进行破坏性取样采集到玉米果穗横断面图像,然后利用机器视觉方法检测穗行数分布特征。王慧慧等^[4]利用 HIS 颜色模型计算果穗秃

尖等几何形状,实现玉米果穗外观品质分级。上述研究利用单张果穗图像计算果穗性状,通常难以准确反映果穗的个体特征,只能利用统计分析方法给出果穗性状概况。另外,由于果穗上穗粒相似度高且密集分布,因此针对同一果穗、不同角度的拍摄图像进行计算,其结果难以保持稳定。柳冠伊等^[5-6]采用线阵扫描方法直接获取果穗圆周图像,并针对果穗穗粒分割中存在的粘连现象进行后期处理。王传宇等^[7]开发了基于机器视觉的玉米果穗考种方法与装置,利用序列果穗图像拼接出果穗全景图来计算果穗形态指标,其中图像配准、边缘拼接和融合是影响效率的主要问题。刘长青等^[8]利用旋转台获取果穗多侧面图像进行计算分析。上述研究利用多张图像拼接等方法来获取果穗整个表面信息,通常是在像素尺度上进行图像融合^[9],可能会造成穗粒形状畸变,从而影响到果穗穗粒表型特征计算准确性。

本文针对玉米果穗表型检测中性状指标计算指标单一、准确性低的问题,提出一种基于穗粒分布图的玉米果穗表型性状计算方法。该方法利用步进电机驱动果穗转动来获取果穗各侧面图像,在穗粒尺度上进行果穗多侧面图像上穗粒信息融合,进而计算出果穗和穗粒的各项表型性状。

1 玉米果穗表型检测系统

本文提出的玉米果穗表型检测系统采用了箱体式半封闭结构和 LED 光源,为果穗成像提供一致光照环境,如图 1 所示。果穗置于由步进电机驱动的旋转平台上,相机从侧面拍摄果穗图像,采用的工业 CCD 相机的图像分辨

收稿日期 2015-10-15 修订日期 2016-04-16

基金项目:农业部行业科技计划项目(201203026)、国家自然科学基金课题(31171454)、北京市农林科学院科技创新团队(JNKYT201604)

作者简介:杜建军,男,副研究员,主要从事设施农业、计算机图形图像、生物力学等相关技术研究。北京 北京农业信息技术研究中心,100097。

Email: dujj@nericta.org.cn

^{*}通信作者:郭新宇,男,研究员,主要从事数字植物理论研究。北京 北京农业信息技术研究中心,100097。Email: guoxy@nericta.org.cn

率为 $1\,292 \times 1\,080$ 像素,像素物理尺寸为 0.031 cm/像素 。系统基于 Visual C++.Net 2010 软件开发,使用 ITK 4.0 (Insight Segmentation and Registration Toolkit) 开源工具包^[10] 实现图像处理与分析。



图 1 玉米果穗表型检测系统

Fig.1 Detection system for phenotypic traits of corn ear

2 玉米果穗表型性状计算方法

玉米果穗表型性状可分为几何性状(果穗长、宽、周长、体积、表面积、秃尖长,以及穗粒厚、宽等)、数量性状(行粒数、穗行数、总粒数等)和颜色性状。由于果穗形状、颜色各异且穗粒排列方式多样,人工统计果穗表型性状总是需借助经验和主观性判断。本文从果穗图像分析角度,利用相对客观的规则和知识明确定义出果穗和穗粒各项性状特征,并给出相应计算方法。

2.1 玉米果穗表型性状计算流程

玉米果穗表型性状计算流程图如图 2 所示,系统主要功能模块包含图像采集、畸变校正、轮廓解析、三维重建、穗粒分布图、以及几何、数量和颜色纹理性状计算。

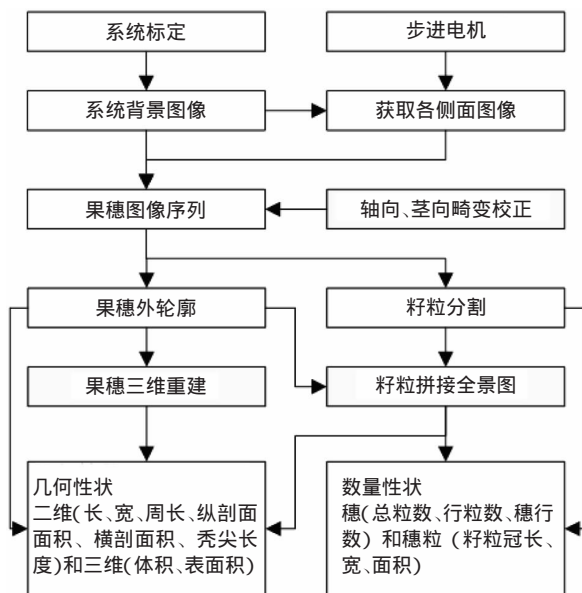


图 2 玉米果穗表型性状计算流程图

Fig.2 Flow chart for calculating phenotypic traits of corn ear

图像采集: 果穗通过底部插杆方式固定在转动装置上,以步进电机驱动获取果穗各侧面图像,经过简单预处理得到果穗序列图像。

畸变校正: 对图像序列中果穗进行轴向/径向畸变校正,得到标准果穗图像序列。

轮廓解析: 提取图像中果穗边缘轮廓并进行轮廓解析,在图像像素尺度上建立果穗各个特征轮廓间映射关系。

三维重建: 建立果穗三维坐标系,基于果穗轮廓节点映射关系确定果穗三维表面节点,生成果穗三维表面模型。

穗粒分布图: 从图像序列中分割出所有穗粒,按照果穗轮廓节点映射关系确定有效穗粒区域,在穗粒尺度上拼接生成穗粒分布图。

几何性状: 基于果穗单侧面轮廓和三维模型,计算出果穗二维/三维几何特征,包括穗长、宽、横/纵剖面面积、周长、体积、表面积、秃尖长度等。

数量性状: 结合果穗图像和穗粒分布图,计算总粒数、行粒数和穗行数,及穗粒性状。

2.2 果穗图像处理

为了使图像采集区域覆盖玉米果穗整个表面,至少需要 3 张果穗侧面图像。一般而言,拍摄的图像数量越多,果穗三维重建及果穗表面恢复越精确,但计算代价越大、效率越低。假设拍摄图像数量为 $N(N \geq 3)$,且果穗图像序列为等角度依次获取,即步进电机每转动 $\alpha = 2\pi/N(N \geq 3)$ 时拍摄一帧图像。为了利用图像正交关系确定果穗三维坐标,通常将果穗图像采集数量设置为 4 的倍数。本文试验取 $N=4$,即步进电机每转动 90° 拍摄一幅果穗图像,得到的果穗图像序列如图 3a 所示。进一步,为了对果穗图像序列中的果穗建立像素分辨率尺度上的映射关系,需要利用轴向和径向畸变校正方法恢复果穗和穗粒的表面形态特征。

由于果穗旋转中心轴与果穗中心轴通常并不重合,因此图像序列中果穗长度并不相同,本文称为轴向畸变。轴向畸变校正方法就是将这些图像中果穗统一到同一高度上。首先分别从图像序列中分割出果穗,然后基于果穗的方向包围盒(oriented bounding box, OBB)来建立果穗局部坐标系。其中 OBB 包围盒是指最贴近果穗边界的长方形,果穗局部坐标系是以包围盒长轴方向作为玉米果穗的中心轴方向 Z ,以包围盒一个短轴作为 X 轴建立新的坐标系,坐标系原点位于包围盒的形状中心。轴向畸变校正过程:计算果穗包围盒 Z 轴方向与图像高度方向的夹角,依次将图像序列中果穗旋转到垂直方向;将各果穗 OBB 长度的平均值作为果穗基准高度,确定果穗缩放因子,将果穗 OBB 缩放到其高度等于基准高度。其中缩放因子是基准高度与缩放前果穗高度的比值;图像采样采用双线性插值方法^[11]。

径向畸变与果穗自身三维形状特征有关,图像中果穗像素的实际分辨率在不同位置上差异较大。果穗三维形状可假定为变截面椭圆圆柱体,因而投影成像时果穗不同位置上穗粒的大小存在显著差异,需利用果穗径向畸变将图像中果穗穗粒几何形状畸变进行恢复^[12]。径向校正后果穗图像中,每个果穗像素与其代表的果穗三维表面节点具有相同的物理分辨率。

上述果穗轴向和径向畸变校正的目的是将图像上果穗像素统一为相同的物理分辨率,因此在接下来的果穗表面拼接中可直接根据像素位置进行轮廓配准或对齐。本文假设沿图像宽度方向为 X 轴,高度方向为 Z 轴,果穗原始图像序列在畸变校正后的果穗图像如图 3b 所示,对应的果穗灰度和二值图像序列分别如图 3c 和 3d。

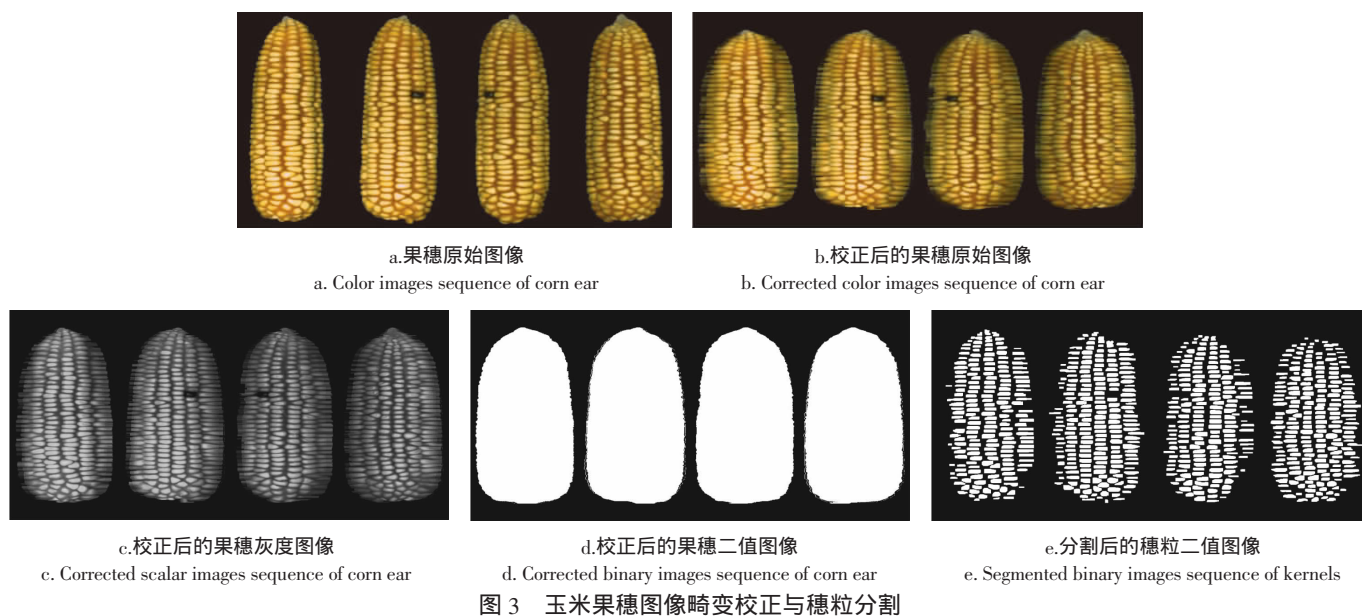


Fig.3 Distortion correction and image segmentation of corn ear

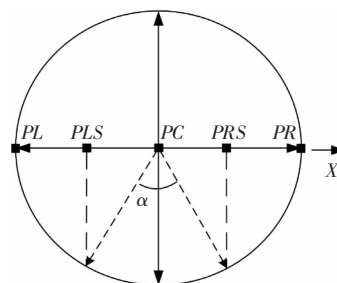
穗粒数量性状与玉米产量直接相关,果穗中穗粒精准分割是计算果穗数量性状的关键。图像分割通常需要结合先验知识进行,并没有一种普适最优的分割方法^[13]。穗粒分割过程实际是对穗粒进行检测和识别过程,应充分利用果穗穗粒几何、性状、颜色和纹理特征才能对穗粒进行有效分割。在畸变校正后的果穗图像中,玉米穗粒的形状特征已被恢复,因此利用基于穗粒颜色和形状的图像分割方法可以从果穗图像中准确提取出穗粒,该方法具体实现过程参考文献^[13]。分割后的穗粒二值图像如图3e所示,相应地可以计算出穗粒的彩色图像和灰度图像。

2.3 果穗轮廓解析

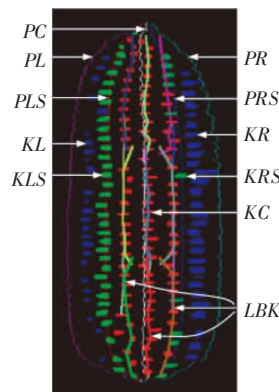
果穗的三维形态主要由果穗边缘轮廓决定。本文采用轮廓提取方法^[14]提取出图像序列中果穗纵剖面轮廓,进而依据轮廓相对果穗中心轴的位置将果穗轮廓上所有像素分解为左右边界像素集合,即 PL 和 PR (分别位于果穗中心轴的两侧)。上述轮廓点分类过程具体为:首先从所有轮廓像素点中找到其在 Z 轴坐标方向上的极值点 Z_{\min} 和 Z_{\max} ,然后依次遍历 $[Z_{\min}, Z_{\max}]$ 区间,针对区间中每个 z 值(对应一个果穗横剖面)从轮廓像素中找到距离最大的2个像素点,分别存入 PL 和 PR ,最后计算出对应中心点和半径,将其存入中心点像素集合 PC 和半径集合 RR 。

根据 PL 、 PR 和 RR ,可以利用公式(1)计算出果穗左右分裂边界点集合,即 PLS 和 PRS 。图4a显示了在果穗横剖面上这些像素集合的位置及计算方法。即根据图像的拍摄角度 α ,可为每张图像中果穗生成5个像素点集(PL 、 PLS 、 PC 、 PRS 和 PR),而这些像素点集合又将图像中果穗划分为不同区域。图4b使用不同颜色线段显示了果穗的各类特征轮廓,并依据这些线段与果穗图像上穗粒之间的位置关系将穗粒分成5类(KL 、 KLS 、 KC 、 KRS 、 KR)。其中 KL 为位于 PL 和 PLS 之间的穗粒, KLS 为与 PLS 具有相同像素的穗粒, KC 为位于 PLS 和 PRS 之间的穗粒, KRS 为与 PRS 具有相同像素的穗粒, KR 为 PRS 和 PR 之间的穗粒。其中 KC 为我们感兴趣区域内的穗粒,图4b也显示了沿着果穗轴向的穗粒连接线(LBK),这些连接线

可用于分析穗粒间拓扑连接关系,进而计算出穗行数和行粒数等数量性状。



a. Corresponding relation between contour pixel sets and transverse section of corn ear



b. Corresponding relation between contour pixel sets and longitudinal section of corn ear

注 PC 为果穗轮廓中心点集 PL 和 PR 为轮廓左右边界点集 PLS 和 PRS 为轮廓左右分裂点集 α 为拍摄角度 KL 为 PL 和 PLS 之间的穗粒 KLS 为 PLS 所经过的穗粒 KC 为 PLS 和 PRS 之间的穗粒 KRS 为 PRS 所经过的穗粒 KR 为 PRS 和 PR 之间的穗粒 LBK 为穗粒 KC 之间连接线。

Note: PC is center points of ear contour; PL and PR are left and right edge points of ear contour respectively; PLS and PRS are left and right split points of ear contour respectively; α is shooting angle; KL are kernels located between PL and PLS ; KLS are kernels traversed with PLS ; KC are kernels located between PLS and PRS ; KRS are kernels traversed by PRS ; KR are kernels located between PRS and PR ; LBK are the connecting lines between kernels.

图4 玉米果穗轮廓分析

Fig.4 Contour analysis of corn ear

$$\begin{cases} PC(x, z) = (PL(x, z) + PR(x, z)) / 2 \\ RR(z) = (PR(x, z) - PL(x, z)) / 2 \\ PLS(x, z) = PC(x, z) - R(z) \cdot \alpha / \pi \\ PRS(x, z) = PC(x, z) + R(z) \cdot \alpha / \pi \end{cases} \quad (1)$$

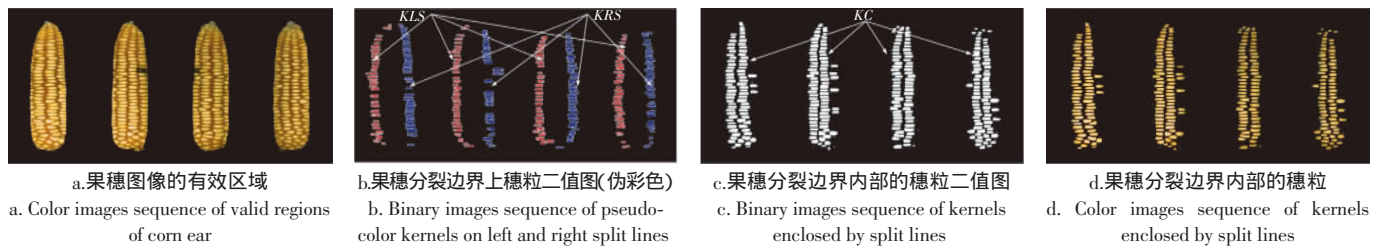
果穗三维表面模型是通过拟合图像序列中果穗边缘轮廓(PL 和 PR)来建立的。图像序列包含图像越多, 对果穗表面贡献节点就越多, 则果穗三维表面表示的细节也越丰富, 但建立的模型也会更加复杂^[15]。为了建立规模可控、节点分布匀称的果穗三维模型, 对横/纵剖面上表面节点数量进行规划: 首先确定果穗横剖面 and 纵剖面上节点数量, 然后对每张图像的轮廓像素点进行采样以减少节点数量, 生成新的纵剖面轮廓点集, 进而在各个果穗横剖面上利用纵剖面节点拟合出横剖面轮廓(采用闭合 B 样条曲线), 利用重采样技术得到指定数量的横剖面节点。最后, 根据果穗的横剖面轮廓和纵剖面轮廓关系, 将相邻轮廓点依次连接为三角形, 即得到果穗三维表面模型, 进而计算出果穗体积、表面积等性状。基于序列图像的果穗三维重建参考文献^[15]。

2.4 穗粒分布图

果穗图像序列中包含了大量冗余数据, 因此在穗粒尺度上对果穗表面穗粒信息进行拼接和融合, 可以提高玉米果穗和穗粒表型性状的计算效率和精度。由果穗分裂边界(PLS 和 PRS)定义的有效果穗区域, 与果穗轮廓边界、半径和图像拍摄角度有关, 是果穗图像中穗粒畸变最小的区域。利用分裂边界从图像序列中裁剪出上述果穗有效区域如图 5a 所示, 可以看出果穗相邻图像的边界并非完全重合, 这种

误差与步进电机控制精度、果穗旋转中心轴与形状中心轴间角度差异等相关。在相邻图像获取时间间隔范围内, 步进电机难以精确控制果穗转动了指定拍摄角度, 因此图像序列相邻的分裂边界在 X 轴方向上总会出现像素尺度的偏差。另外, 由于果穗旋转中心轴的角度偏差, 使得在畸变校正后分裂轮廓在图像 Y 轴方向上也存在一定程度的错位。上述误差在果穗图像采集和处理过程中, 难以完全避免, 因此对校正后果穗图像直接进行像素尺度的边界拼接和融合, 将会出现穗粒像素错位等现象, 从而影响到穗粒性状指标的计算精度。通常情况下, 在果穗拼接边界上 X 和 Y 轴上的误差要远小于穗粒的厚度, 因此在穗粒尺度上进行边界拼接、融合和平移, 可以保证果穗表面上穗粒形状的完整性。即使对果穗边界上穗粒位置进行细微调整, 也并不影响果穗上穗粒的数量性状计算。

利用畸变校正方法恢复果穗表面的穗粒, 通过果穗轮廓分析从每张图像中提取出离果穗中心轴最近、畸变最小、信息最完整的穗粒, 然后对分裂边界上穗粒进行穗粒尺度的拼接融合, 生成玉米果穗表面穗粒分布图。根据穗粒与分裂边界线之间位置关系, 可将图 3e 中的果穗穗粒分成 5 类, 分类结果如图 4b 所示。进一步, 分别以分裂轮廓 PLS 和 PRS 的像素作为种子点, 从分割后的穗粒二值图像中提取出与分裂轮廓具有共同像素的穗粒, 将其分别存为左边界穗粒图像 $BISKL$ 和右边界穗粒图像 $BISKR$, 如图 5b, 提取出完全位于分裂轮廓内部的穗粒, 将其存为内部穗粒图像 $BISKI$, 如图 5c。计算出果穗上畸变最小、形状完整的穗粒彩色图像如图 5d 所示, 可用于计算穗粒颜色特征。



注: 图 b 中的每张果穗图像上左侧穗粒为果穗左分裂边界 PLS 所经过的 KLS , 右侧穗粒为右分裂边界 PRS 所经过的 KRS 。

Note: In Figure b, left kernels in each ear image are KLS traversed by PLS , and right kernels are KRS traversed by PRS .

图 5 基于果穗分裂边界的穗粒分析

Fig.5 Kernels analysis based on split edges of corn ear

在穗粒尺度上对果穗表面穗粒进行融合拼接的过程为: 按照分裂边界对应关系依次确定果穗图像序列在穗粒分布图中位置, 即建立当前图像的右分裂边界与下一张图像的左分裂边界对应关系, 然后, 创建一张穗粒分布图 BIK , 将 $BISKI$ 填充到 BIK 中; 最后再填充 $BISKL$ 或 $BISKR$, 如式(2)。图 6 为根据左分裂边界上穗粒与内部穗粒拼接得到的果穗表面穗粒分布图。可以看出图像序列间穗粒拼接的确存在一定错位, 但得到的穗粒分布图基本上保证了穗粒形状和分布的完整性, 可以清晰、准确描述果穗表面上穗粒的分布特征。

$$\begin{cases} BIK = \sum_{i=1}^N (BISKI + BISKL) \\ BIK = \sum_{i=1}^N (BISKI + BISKR) \end{cases} \quad (2)$$

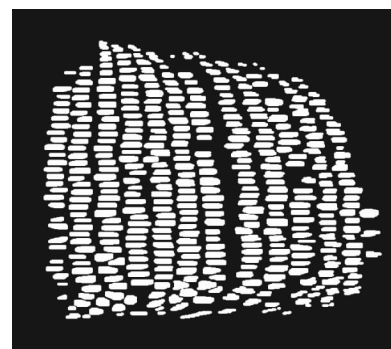


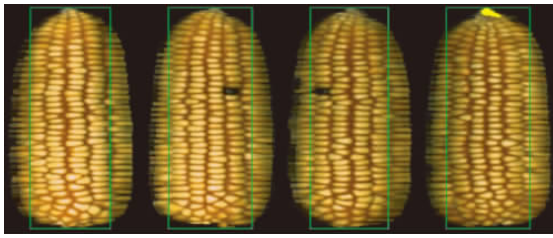
图 6 果穗表面的穗粒分布图

Fig.6 Binary image of kernels on ear surface

2.5 几何性状

果穗长定义为在轴向畸变校正后图像序列中各图像上果穗的高度平均值; 果穗粗为果穗直径的平均值, 如图

3d。图 7 显示了果穗长、果穗粗和秃尖的计算结果,可以看出在轴向畸变校正后,图像序列中果穗直径的测量值并不一致,分别为 4.26、4.44、4.16 和 4.41 cm,测量偏差达到 6.31%,因此本文中取这些测量值的平均值作为果穗粗,为 4.28 cm。



注:绿色矩形框为轴向畸变校正后果穗包围盒,黄色区域为检测到的果穗秃尖区域。

Note: Green rectangles are bounding boxes of corn ear after axis distortion correction; Labeled yellow region indicates location of ear barren tip.

图 7 果穗几何性状计算方法

Fig.7 Calculation method for geometrical traits of corn ear

果穗秃尖和缺陷的几何性状是结合校正后和分割后的果穗二值图像计算。如图 3d 和 3e。秃尖长度定义为果穗顶端到穗粒的最长距离,秃尖面积为果穗顶端不含穗粒区域的表面积。果穗秃尖形状、颜色、大小变化差异较大,对图像中秃尖区域直接进行分割将很难保证秃尖性状计算的准确性和稳定性。实际上,秃尖和缺陷区域的几何性状与果穗中穗粒分割结果直接相关。因此,本文的秃尖分割是基于穗粒精准分割的结果进行的,主要过程为:首先,采用形态学运算中“闭”操作使得分割出的穗粒融合为单一连通区域;然后,进行孔洞分析以避免果穗表面局部缺陷区域融入穗粒区域,得到穗粒连通后图像;其次,利用校正后果穗二值图像减去该穗粒连通图,即可得到果穗秃尖和缺陷区域;最后,根据秃尖位置特征计算出秃尖长度。图 7 中最后一幅图像显示了检测到的秃尖区域。

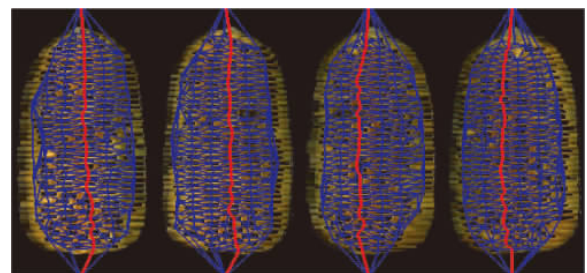
2.6 数量性状

果穗表型的数量性状与果穗表面穗粒分布状况有关,其中穗粒数相对准确描述了果穗特征及产量,那些发育不完全、面积太小的穗粒将不统计。穗行数和行粒数均模仿人工计数方法定义。其中,穗行数通常为偶数,因此分别将果穗分成上、中、下 3 段分别进行计算(图 4e 中 LBK),取距离统计平均值最近的偶数作为穗行数。果穗穗粒分布复杂,存在单一果穗存在多个行数特征等情况,同时果穗每行的粒数也存在较大差异,这使得穗行数和行粒数的计算结果具有一定变异性。但是果穗上穗粒排列分布一般具有一定方向性,这为穗行数和行粒数计算提供了依据。本文仿照人工视觉计数的思想,采用最短路径查找方法确定果穗的穗行数和行粒数。

在穗粒分布图像中,首先计算出每颗穗粒的形状中心构造穗粒分布节点,并在穗粒分布区域外定义一组节点(包含一个起始点和终止点)表示穗粒排列方向。然后利用 Delaunay 网格化方法^[16]将这些节点连接成三角网格以表示穗粒之间邻接关系。进而,利用 Bellman-Ford 方法^[17]确定每组起始点和终止点之间的最短路径,得到每条路径所经过的穗粒数量,即可表示穗行数或行粒数。利用上述方

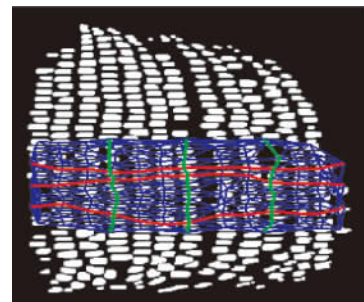
法可分别针对穗粒分布图或单张果穗图像计算出行粒数和穗行数,主要差别在于对起始点和终止点的定义不同。基于穗粒分布图可计算出穗行数和行粒数,但考虑到穗粒分布图中果穗各侧面图像的穗粒已经沿 X 轴作了一定程度平移,使得每行穗粒排列方向发生改变,因此优先使用分割后穗粒二值图像计算行粒数。穗行数计算方向为从左往右,行粒数计算为从上往下。因此,在图像中穗粒分布区域外定义出若干组节点,每组节点对应一条穗行数或行粒数的计算路径,最后对计算结果进行统计平均处理。

图 8 显示了果穗行粒数和穗行数等数量性状的计算结果,其中图 8a 通过计算各侧面图像上果穗中心区域的行粒数,确定出行粒数的取值范围,然后取最大值作为果穗行粒数,由于仅计算了果穗表面上 4 条路径,该值与果穗的最大行粒数间仍可能存在误差。另外,在行粒数计算过程中,可以得到行粒数路径上相邻穗粒中心之间的距离,取相邻穗粒的平均距离作为穗粒厚度。图 8b 显示了从穗粒分布图中计算出穗行数的过程,取果穗中间 1/3 区域构造穗粒分布的 Voronoi 图,并构造了 3 条路径确定穗行数的取值范围,然后取平均值作为穗行数。



a. 基于分割后穗粒图像计算果穗行粒数和穗粒厚度

a. Kernels per row and kernel thickness based on BISK



b. 基于穗粒分布图计算穗行数

b. Ear rows based on BIK

注:蓝色线段为 Delaunay 方法生成的三角网格的边,红色和绿色线段分别为 Bellman-Ford 方法生成的最短路径,用于计算果穗的行粒数和穗行数。

Note: Blue lines are edges of triangular meshes generated by Delaunay method; Red and green lines are the shortest paths generated respectively by Bellman-Ford method, and used to calculate kernels in row and rows per ear.

图 8 果穗数量性状计算方法

Fig.8 Calculation methods for quantitative traits of corn ear

在上述计算过程中, Delaunay 方法用于将散点集合剖分成三角形网格,生成的三角形具有空圆和最大化最小角等诸多优良特征,可有效描述穗粒之间连接关系。Bellman-Ford 方法是一种求解单源最短路径的动态规划算法,计算过程为:构造一个大小等于节点个数的二维矩阵,其中每个元素值初始被赋予极大值,表示该路径不通;提取三角网格中每条边的顶点索引,计算顶点间连接的权

重,其中连接权重以两点距离为主,并加入与连线方向相关的权重调节因子,最后计算出起点到终点的最优路径上节点编号,这些节点即对应穗行数和行粒数中穗粒。其中,权重调节因子,是使路径搜索方式符合用户定义特征,本文从起点到终点之间生成一条初始直线,对路径查找到的每条线段计算其与该初始直线的夹角以及线段上各点到初始直线的垂直距离,将夹角、垂直距离、边上两点距离作为该边的权重因子,赋值到矩阵对应位置。

2.7 颜色纹理性状

果穗和穗粒的颜色纹理性状对果穗品种分类、外观品质检测非常重要,采用图像分析方法可以进行量化分析。果穗和穗粒的颜色性状分别通过图 5a 和 5d 计算,因为这些图像有效区域内的颜色统计值最能代表果穗和穗粒的颜色特征。在颜色性状中,分别计算出果穗和穗粒图像在 RGB、HSV、YUV、XYZ、L*a*b 和 CMY 等颜色空间下各颜色通道的统计均值和方差。果穗和穗粒纹理性状则利用灰度共生矩阵^[18]分别从果穗和穗粒对应的灰度图像中提取。计算出的纹理特征包括角二阶矩、对比度、相关、逆差矩、熵、最大概率、相异和反差等。

3 试验与结果分析

3.1 试验

选用郑单、先玉、京科等品种的 100 个果穗作为测试样本,利用图 1 所示的玉米果穗表型检测系统依次采集果穗侧面序列图像($N=4$),采集完成后利用本文方法计算出各项性状指标,其中单果穗图像采集平均时间为 6 s/穗,计算平均时间为 12 s/穗。穗粒分割、三维重建和数量性状计算均是相对耗时操作,为提高系统计算效率,本文对果

穗图像序列的分割、轮廓分析、表型计算均作了并行化处理,在完成果穗轮廓解析后再分别执行三维重建和构造穗粒分布图,计算流程图如图 2 所示。

人工测量供试果穗样本的主要几何和数量性状,对果穗依次进行编号,使用游标卡尺测量果穗长、宽、粒厚、秃尖长,然后人工统计果穗行粒数和穗行数,并将行粒数与穗行数乘积作为总粒数,将这些指标作为果穗样本的实测值。使用式(3)评价本文方法的计算精度,式中 m 为果穗样本个数, \bar{x}_i 和 \bar{x}_i 分别为果穗各项性状的计算值和实测值。

$$P = \left(1 - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|x_i - \bar{x}_i|}{\bar{x}_i} \right) \times 100\% \quad (3)$$

3.2 试验结果

对玉米果穗表型计算值和实测值进行线性回归分析(实测值为自变量,计算值为因变量)结果如图 9 所示。其中,穗行数、行粒数、总粒数、果穗长和果穗粗的决定系数分别为 0.925、0.943、0.988、0.998、0.989, RMSE 值分别为 0.641、1.601、12.994、0.09、0.08 cm,表明这些果穗性状计算值对实测值具有较好拟合效果。然而,穗粒厚度的决定系数和 RMSE 分别为 0.651 和 0.033 cm,其中 RMSE 值约等于单个像素尺寸(0.031 cm/像素),表明图像分辨率成为限制穗粒厚度计算精度的主要因素。进一步,利用图 10 所示的直方图来描述果穗样本计算精度的统计分布,其中横坐标表示计算精度,纵坐标为果穗样本数量。穗行数、行粒数、总粒数、果穗长、果穗粗和穗粒厚度性状的平均计算精度分别为 98.231%、94.351%、96.921%、98.956%、98.165%、92.169%。从图 10 可以看出,大部分样本计算精度集中在可接受范围内,只有少量样本存在计算偏差。

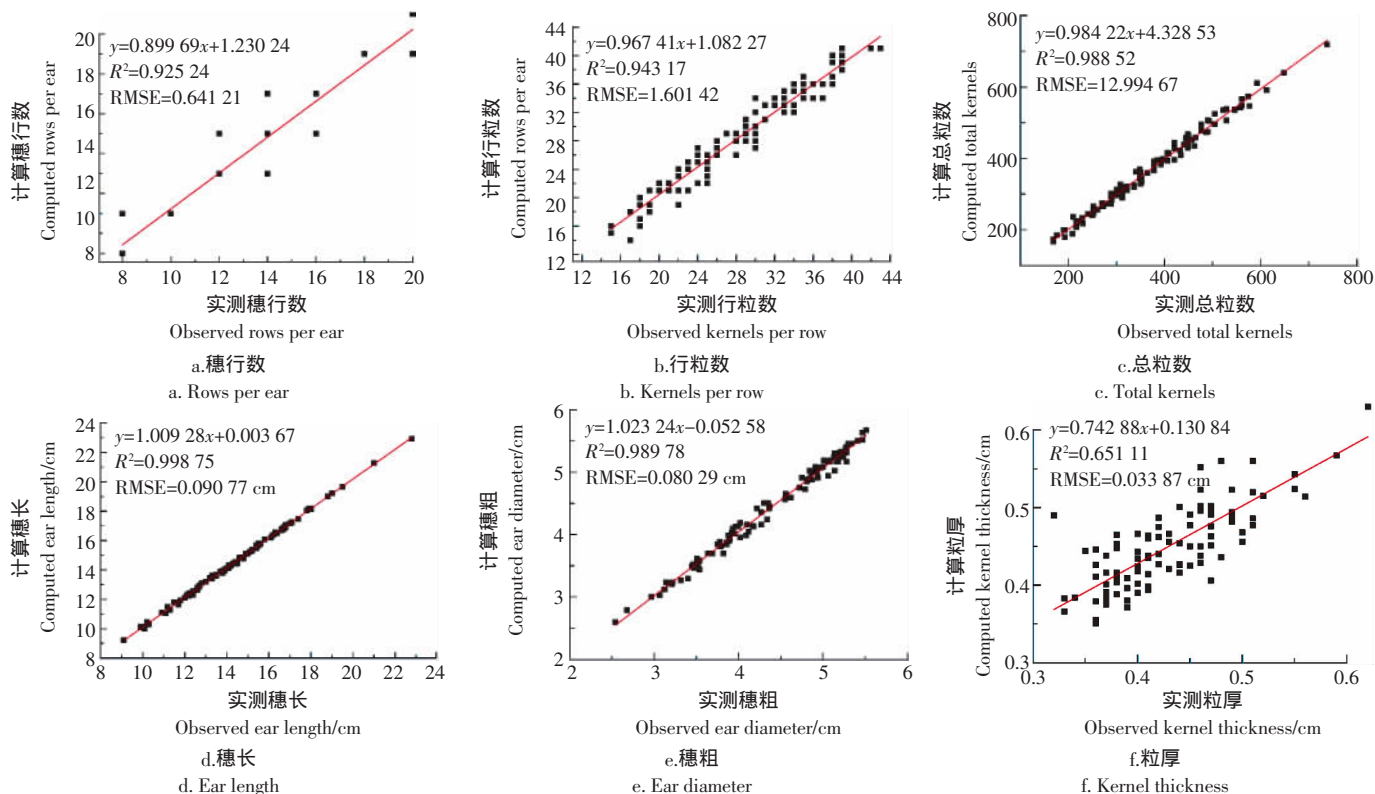


图 9 果穗样本数量、几何性状计算值与实测值比较

Fig.9 Comparisons between computed and observed values of main quantitative and geometrical traits for 100 samples of corn ears

果穗数量性状是利用图 8 所示的方法计算得到,平均计算精度均超过 94%,但与人工实测值相比仍然存在偏差。以上数量性状误差主要来自以下方面:穗粒杂乱排列,果穗基部穗粒无法完整获取,以及人工统计与计算方法间差异,可能造成行粒数和穗行数计算和测量误差;穗粒败育(尤其果穗顶部)使得穗粒性状和大小存在较大差异,人工统计中是否计入行粒数和总粒数往往取决于经验;与穗粒分割方法设计有关,由于本文分割算法是利用果穗颜色、穗粒形状等特征参数控制穗粒分割和筛选,设定不同控制参数可能导致穗粒分割结果差异。如果从试验所用的 100 个果穗中选择出穗行排列规则、有序的果穗进行分析,本文方法的检测精度显著提高,其中果穗数量性状计算精度均超过 97%。

果穗长和果穗粗是通过轴向/径向畸变校正后图像(见图 7)计算,平均计算精度超过 98%。果穗周长、表面积、体积等其他几何性状是通过果穗外轮廓特征计算得到,由于果穗长宽等计算值具有极高精度,因此可认为由

此衍生的这些几何指标也能满足检测精度要求。然而穗粒厚的计算精度下降(仅为 92.17%),很大程度是因为人工测量穗粒厚度的方法具有较大主观性(选择某一穗行上连续 5 颗穗粒测量出总厚度后取平均值),而且穗粒厚度的绝对值较小(平均穗粒厚为 0.43 cm)。

值得指出的是,秃尖性状计算结果中有 28 个样本存在检测误判状态,即存在人工测量时认为存在秃尖而算法未检测到,或者算法检测到秃尖但测量人员认为可忽略(过度检测)等情况,如图 11 所示。回归分析显示决定系数为 0.8936, RMSE 为 0.029 cm,这说明图像分辨率仍然是限制秃尖计算精度的主要因素。由于本文对所有检测误判状态均将其计算精度设置为 0,故秃尖平均计算精度下降为 65.547%。除了图像分辨率因素外,导致秃尖计算误差的重要原因还在于秃尖计算标准和人工测量标准的不一致。因此,为了更加准确测量果穗秃尖和穗粒厚等较小尺寸的几何性状,配置更高分辨率的摄像机是首先需要考虑的问题,其次是为这些指标计算定义统一的测量标准和计算方法。

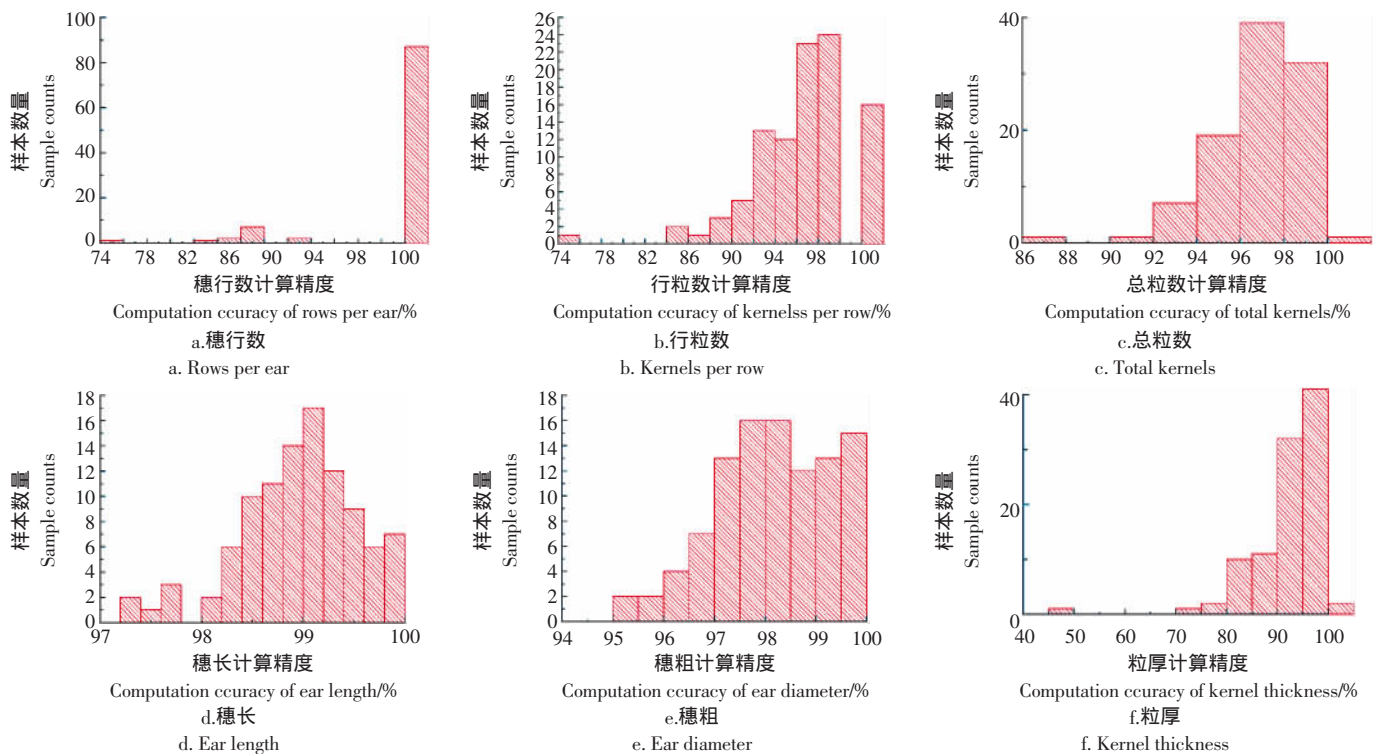


图 10 果穗样本数量、几何性状计算精度直方图

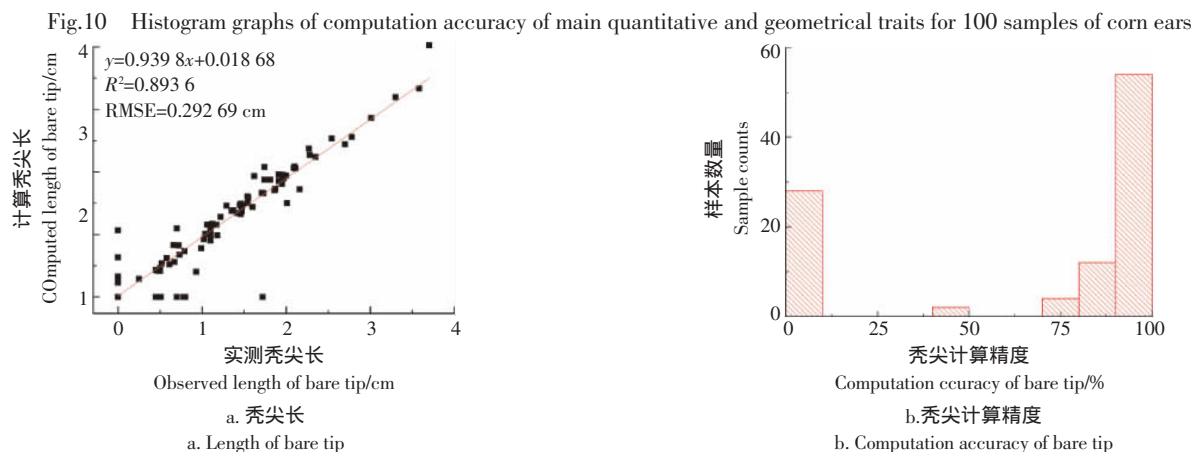


图 11 果穗秃尖性状计算结果

Fig.11 Computation results of bare tip for 100 samples of corn ears

4 结 论

本文提出了一种基于穗粒分布图的玉米果穗性状计算方法。基于果穗主要侧面图像序列, 结合畸变校正、穗粒分割、轮廓解析、三维重建和穗粒分布图生成等关键技术来全面、准确解析果穗和穗粒的几何、数量、颜色等表型性状。该方法对穗行数、行粒数、总粒数、果穗长、果穗粗性状的平均计算精度分别达到 98.231%、94.351%、96.921%、98.956%、98.165%。对果穗秃尖和穗粒厚度等小尺寸性状也进行了统计分析, 表明图像分辨率是限制这类指标计算精度的主要因素, 因此针对玉米育种的实际需求, 可以进一步完善玉米果穗成像技术方案。

另外, 本文中果穗表型性状均是从果穗图像分析角度进行定义, 如何结合玉米育种专家知识, 进一步明确果穗性状的定义、计算方法和误差范围, 进而建立标准化的玉米果穗自动化考种流程和规范, 将是下一步研究所需解决的问题。

[参 考 文 献]

- [1] 吕永春, 马钦, 李绍明, 等. 基于背景板比例尺的玉米果穗图像特征测量[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 2): 43–47.
Lü Yongchun, Ma Qin, Li Shaoming, et al. Image features measurement of maize ear based on background plate scale[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(Supp.2): 43–47. (in Chinese with English abstract)
- [2] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(3): 221–227. (in Chinese with English abstract)
- [3] 韩仲志, 杨锦忠. 计数玉米穗行数的机器视觉研究[J]. 玉米科学, 2010(2): 146–148.
Han Zhongzhi, Yang Jinzhong. Vision research on the machine of counting ear rows in maize[J]. Journal of Maize Sciences, 2010(2): 146–148. (in Chinese with English abstract)
- [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.
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. (in Chinese with English abstract)
- [5] 柳冠伊, 刘平义, 魏文军, 等. 玉米果穗粘连籽粒图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 285–290.
Liu Guanyi, Liu Pingyi, Wei Wenjun, et al. Method of image segmentation for touching maize kernels[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 285–290. (in Chinese with English abstract)
- [6] 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]. 农业机械学报, 2013, 44(11): 276–280.
Liu Guanyi, Yang Xiaohong, Bai Ming, et al. Detecting techniques of maize ear characters based on line scan image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11): 276–280. (in Chinese with English abstract)
- [7] 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 Chuanyu, Guo Xinyu, Wu Sheng, et al. Investigate maize ear traits using machine vision with panoramic photograpyph[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(24): 155–162. (in Chinese with English abstract)
- [8] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(6): 131–138. (in Chinese with English abstract)
- [9] Yingen Xiong, Kari Pulli. Fast panorama stitching for high-quality panoramic images on mobile phones[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(2): 298–306.
- [10] Luis Ibanez, Will Schroeder, Lydia Ng, et al. The ITK Software Guide[M]. New York: KitwareInc, 2005.
- [11] Jung Woo Hwang, Hwang Soo Lee. Adaptive image interpolation based on local gradient features[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(3): 359–362.
- [12] 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.
Du Jianjun, Guo Xinyu, Wang Chuanyu, et al. Segmentation method for kernels of corn ear based on hierarchical threshold and multi-level screening[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(15): 140–146. (in Chinese with English abstract)
- [13] Hui Zhang, Jason E Fritts, Sally A Goldman. Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(2): 260–280.
- [14] 邵晓芳, 叶灵伟, 刘朝军, 等. 轮廓组织研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(6): 909–918.
Shao Xiaofang, Ye Lingwei, Liu Chaojun, et al. Survey of research work on contour grouping[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(6): 909–918. (in Chinese with English abstract)
- [15] Du Jianjun, Guo Xinyu, Wang Chuanyu, et al. Computer and Computing Technologies in Agriculture VII[C]. Springer Berlin Heidelberg, 2014.
- [16] 余杰, 吕品, 郑昌文. Delaunay 三角网构建方法比较研究[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(8): 1158–1167.
Yu Jie, Lü Pin, Zheng Changwen. A comparative research on methods of Delaunay triangulation[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(8): 1158–1167. (in Chinese with English abstract)
- [17] 韩伟一. 经典 Bellman-Ford 算法的改进及其实验评估[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44(7): 74–77.
Han Weiyi. Improvement and experimental evaluation on classical Bellman-Ford algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2012, 44(7): 74–77. (in Chinese with English abstract)
- [18] Gao Dengliang. Latest developments in seismic texture analysis for subsurface structure, facies, and reservoir characterization: A review[J]. Geophysics, 2011, 76(2): 1–13.

Computation method of phenotypic parameters based on distribution map of kernels for corn ears

Du Jianjun, Guo Xinyu^{*}, Wang Chuanyu, Xiao Boxiang

(1. *Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China*; 2. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China*; 3. *Beijing Key Lab of Digital Plant, Beijing 100097, China*)

Abstract: Phenotypic traits of corn ears are important parameters for maize breeding and production forecast. A phenotypic computation method based on distribution map of kernels for corn ears is presented to comprehensively analyze the geometrical, quantitative, color and texture traits of corn ear and its kernels. A phenotypic detection system of corn ears, which consists of stepping motor, charge coupled device (CCD) camera, light-emitting diode (LED) back lights, image acquisition card and semi-closed box, is designed to capture main side images of corn ear. Corn ear is fixed vertically on a turn table driven by stepping motor, and thus image sequence of corn ear can be captured from designated angles and covers the entire surface of corn ear. In this study, 4 orthotropic images are captured to build three-dimensional reference frame of corn ear. Firstly, axial and radial distortion corrections are successively applied to image sequences and generate standard image sequence of corn ear. Therein, axial distortion correction regularizes the heights of corn ear for image sequence to their average height, and radial distortion correction is used to recover size and shape of kernels on the surface of corn ear, since those kernels lie on border regions of corn ears which have obvious distortion. A dedicated image segmentation method, which has utilized geometrical and color traits of kernels of corn ear to the greatest extent, is then used to extract all kernels of corn ear from corrected image sequence. Meanwhile, contour lines and split lines of corn ear in image sequence are calculated based on pixel scale, and used to generate the mapping relationship among the images of corn ear. Contour lines of corn ear can be used to generate a three-dimensional surface model by transforming the coordinates of lines from two-dimensional to three-dimensional space, and then the three-dimensional model of corn ear is used to calculate geometrical traits, e.g. perimeter, surface and volume. Moreover, contour lines of corn ear can also output corresponding split lines which split each corn image into different regions, and further classify kernels into different types according to position relationship between kernels and split lines. On the basis of kernel scale, the classified kernels from segmented image sequence can be assembled together to generate a distribution map which describes entire surface kernels of corn ear. According to the distribution map of kernels and segmented image sequence, the quantitative and geometrical traits of kernels, such as rows per ear, kernels per row, total kernels and kernel thickness can be accurately calculated using Delaunay and Bellman-Ford methods. The proposed method and system can simultaneously detect multiple types of phenotypic traits from image sequence of corn ear, and have higher accuracy in almost all phenotypic traits than the detection method based on single profile image of corn ear. Experimental results demonstrate that the computed traits have good consistence with the observed values, and the average computation accuracy of main traits, i.e. rows per ear, kernels per row, total kernels, ear length and ear diameter, can respectively reach 98.231%, 94.351%, 96.921%, 98.956% and 98.165%. Thus, the proposed method can be applied for precise phenotypic detection and breeding of corn ears.

Keywords: image segmentation; three dimensional; distortion; corn ear; phenotypic traits; correction