

基于序列图像三维重建的稻种品种识别

钱燕^{1,2}, 尹文庆^{1*}, 林相泽¹, 丁永前¹, 冯学斌¹

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 江苏省现代设施农业技术与装备工程实验室, 南京 210031)

摘要: 利用机器视觉技术识别稻种表面形态, 从而识别种子纯度, 可以为种子品质确定提供一种快速精确的技术方法。该文应用序列图像聚焦测度法进行了稻种三维重建, 在稻种的品种识别中, 将三维特征作为识别依据, 相对传统方法仅采用二维图像特征作为识别手段, 具有稻种形态测量参数值更精确, 外观特征及缺陷表达更全面的优势。该方法通过分析显微镜平台获取的多幅不同对焦距离的图像序列, 计算聚焦测度和焦点深度值。结合序列图像聚焦测度法与表面纹理重现, 实现稻种形态表面三维重建。通过构造 BP 神经网络模型, 利用测量所得三维立体特征值进行稻种的品种识别, 筛选适合稻种检测的 BP 神经网络算法。试验结果表明, 序列图像方法应用于稻种三维重建, 其测量精度可达到 5 μm , 将测量所得的三维特征值作为参数进行 5 个稻种的品种识别, 识别率在 90% 以上。该研究可为农作物品种识别中三维形态及纹理特征的研究提供参考。

关键词: 机器视觉; 神经网络; 图像识别; 序列图像; 三维重建; 聚焦测度法 DFF; 品种; 稻种

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.07.022

中图分类号: S2

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-07-0190-07

钱燕, 尹文庆, 林相泽, 等. 基于序列图像三维重建的稻种品种识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7): 190-196.

Qian Yan, Yin Wenqing, Lin Xiangze, et al. Variety identification of rice seed based on three-dimensional reconstruction method of sequence images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(7): 190-196. (in Chinese with English abstract)

0 引言

水稻籽粒表面形态是水稻种子识别和纯度鉴定的一个重要方面^[1]。然而由于水稻生长受各种环境因子的影响, 其籽粒形态差异很大, 使得人工鉴定方法的准确性大大降低。而且人工识别和鉴定方法存在速度缓慢、劳动量大、效率低下、主观臆断、不能定量研究等缺点。随着计算机科学特别是机器视觉理论及相关学科发展, 计算机图像及机器视觉技术广泛应用。应用机器视觉的方法进行水稻种子识别和检测可以克服人工方法的不足。种子图像识别主要基于水稻种子的形状、颜色以及纹理特征进行。水稻种子分类特征选择、图像分割算法、识别算法是其研究的主要方面, 探索综合多种特征参数的分类模式和算法是研究的重点。

在稻米检测研究中, 相关研究方法包括:

Cardarelli 等^[2]研究了稻米破损粒检测技术, 以 RGB 分量均值为判别参数, 对 3 种稻米破损籽粒的识别准确率均达 80% 以上。Visen 等^[3]利用区域等效椭圆、边界曲率和最小邻域相结合的算法分割籽粒。凌云等^[4]提出了一种基于分形维数的垩白米检测算法, 并与基于垩白大小的检测算法进行了试验对比分析。分形维数包含了大米垩白区域的累计和空间分布特征, 更能客观反映垩白区域的信息。张聪等^[5]提出了一种基于数学形态学的稻米粒形边缘检测新方法。采用椭圆匹配稻米的方法提取稻米粒边缘轮廓, 再用数学形态学方法对提取的稻米边缘进行平滑处理。陈建华等^[6]通过改进的最大类间方差法自动确定图像分割阈值, 利用数学形态学开运算去除点状和线状噪声, 使用最小外接矩形法提取稻米粒型特征, 开发出具有准确度高、鲁棒性好、检测快速的稻米粒型实时检测系统。黄美芝^[7]研究了稻种纹理特征的提取与识别, 对稻种纹理进行形态学处理, 建立基于支持向量机和径向基函数 (support vector machines-radial basis function, SVM-RBF) 的稻种纹理识别系统。

机器视觉三维重建方法主要有 4 种^[8-9]: 双目立体视觉法、序列图像法、光度立体法及运动视图分析法。其中光度立体法及运动视图分析法适合大规模复杂环境三维重建, 双目立体视觉法适合较大物

收稿日期: 2013-09-14 修订日期: 2014-02-19

基金项目: 江苏省农机三项工程项目 (NJ2010-02); 南京农业大学青年科技创新基金 (KJ2010032); 中央高校基本科研业务费 (KYZ201127)

作者简介: 钱燕 (1979-), 女 (回族), 江苏南京人, 副教授, 博士,

主要从事农业机器视觉研究。南京 南京农业大学工学院, 210031。

Email: qianyan@njau.edu.cn

*通信作者: 尹文庆 (1959-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事现代检测与控制技术研究。南京 南京农业大学工学院, 210031。

Email: yinwq@njau.edu.cn

体对象的三维特征获取，序列图像法主要应用于微小物体的三维建模，如对于稻种立体形态的纯度测量。对于较大物体而言，本方法有其不可避免的缺点，即其时间复杂度和空间复杂度相对较高，效率相对较低。因此，本文应用序列图像聚焦测度法进行稻种三维重建，探索利用测量所得三维立体特征值进行稻种品种识别的新方法。

1 稻种三维重建系统

1.1 系统原理

序列图像三维重建方法中的聚焦测度法 (depth from focus, DFF) [10-11] 是一种三维表面信息重建方法，它可以从相机与物体间提取多幅不同焦点距离的图像从而构建三维对象。由图 1 可知，在不同图像相对距离里拍摄图像，每一个目标对象点至少在一幅图像中可以被清晰地显示。该图像序列被称为“图像焦点栈”。成像序列的不同深度值对应某个像素的最佳聚焦点，采用聚焦评价函数最大值表征该聚焦点。

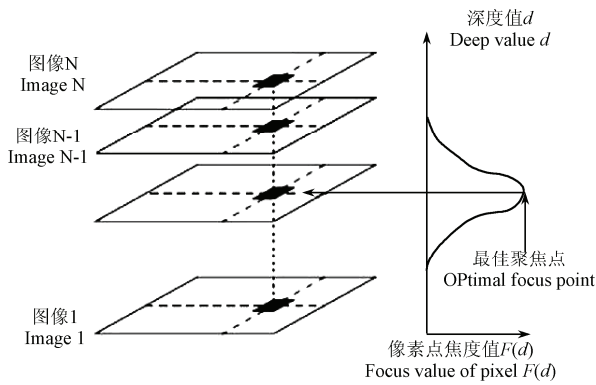


图 1 图像焦点栈
Fig.1 Focus stack of images

采用文献[10]中使用的一种改进拉普拉斯能量和方法 (sum-modified-Laplacian, SML) 进行图像分析。在频域中分析聚焦评价函数，通过计算改进拉普拉斯值 (modified-Laplacian, ML)，进而在阈值下汇总求和确定该点的聚焦测度 $F(i, j)$ 。

$$ML(x, y) = |2I(x, y) - I(x - \text{step}, y) - I(x + \text{step}, y)| + |2I(x, y) - I(x, y - \text{step}) - I(x, y + \text{step})| \quad (1)$$

$$F(i, j) = \sum_{x=i-N}^{i+N} \sum_{y=j-N}^{j+N} ML(x, y), ML(x, y) \geq T \quad (2)$$

式中： $I(x, y)$ 为图像在点 (x, y) 的强度值， step 为像元可变步长， N 为使用的窗口大小，可选择 3×3 像素或者 5×5 像素等，对应 N 的取值为 1 或 2。 $ML(x, y) \geq T$ ， T 为阈值，这里的对窗口内所有大于阈值 T 的改进拉普拉斯值进行汇总。

使用文献[11]中高斯模板，对物体表面深度值进行高斯插值可获得比较精确的物体表面深度值，即聚焦位置 \bar{d} ，如式 (3) 所示：

$$\bar{d} = \frac{(\ln F_m - \ln F_{m+1})(d_m^2 - d_{m-1}^2)}{2\Delta d [(\ln F_m - \ln F_{m-1}) + (\ln F_m - \ln F_{m+1})]} - \frac{(\ln F_m - \ln F_{m-1})(d_m^2 - d_{m+1}^2)}{2\Delta d [(\ln F_m - \ln F_{m-1}) + (\ln F_m - \ln F_{m+1})]} \quad (3)$$

式中： F_m 为序列图像中第 m 个图像的聚焦测度， d_m 为序列图像中第 m 个图像在图像焦点栈中的深度位置值。

1.2 仪器设备与测量方法

本研究中的机器视觉系统由显微数字摄像机、光学镜头、电动平台以及自动可调光源和计算机等组成，试验装置的组成结构如图 2 所示。

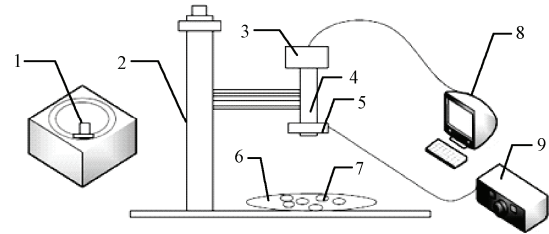


图 2 稻种三维重建试验平台
Fig.2 Experiment equipment of crop seed 3D reconstruction

本研究图像采集试验选用图森公司 TCA 系列数字相机 TCA-5.0 完成。在本系统中采用的显微设备是宁波舜宇仪器有限公司的 SZ6 系列单筒连变显微镜。视频采集电动控制平台采用外接控制器，可根据需要进行粗调和微调。本系统采集的图片采用 800×600 分辨率，图像采集系统运行速度为每分钟采集 12 幅图像。采集图像符合图像焦点栈分布策略，图像的聚焦程度需要有明显变化，采集图像时镜头距离被测物的高度差变化采用 $50, 100, 200, 500 \mu\text{m}$ 等多种数值测量，通过试验对比选择 $200 \mu\text{m}$ 间隔图像为最佳序列。

1.3 系统算法流程

本文提出的水稻种子三维重建技术，首先对序列图像像素点，通过高通滤波，进行频率域分析其强度值变化。接着，采用改进拉普拉斯算子对于频率域强度值进行二阶微分，并同时像元窗口阈值统计分析，得到像素点聚焦测度。在此基础上，进行序列图像的聚焦测度聚合形成最佳锐度焦点栈，同时对深度值进行前期估算。进而，利用焦点深度前期估算值符合高斯分布特性，对表面深度估

算值进行高斯插值获得较精确的物体表面深度值，将单像素点深度值整合形成焦点深度图像。最后，通过对稻种聚焦像素点对应深度高表面邻近点深度分割，并通过平滑再现，得到稻种三维重建数据模型。该研究可以支持稻种外观形态的三维特征提取，并在特征值作为参数的基础上进行多品种稻种的识别工作。

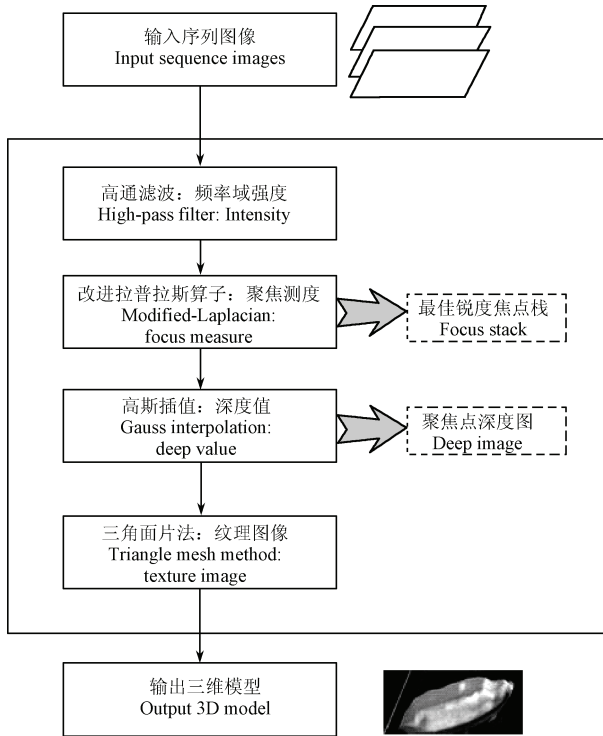


图3 稻种三维重建流程图
Fig.3 Flow chart of crop seed 3D reconstruction

如图3所示，本文所采用的稻种序列图像三维重建方法的算法流程如下：

第1步，在显微镜镜头与稻种之间选取不同深度值采集序列图像，其中包含较清晰的多数点聚焦图像和较模糊的多数点散焦图像。将采集到的图像经图像处理融合为一个多通道图像。原则上，图像数量大于等于10幅就可以满足要求。

第2步，对不同深度的图像中的每个 (u,v) 位置的像素点的灰度值进行高通滤波，提取其频率域强度值 $I_D(u,v)$ 。

第3步，采用改进拉普拉斯算法(SML)，对频域强度值进行二阶偏导，通过线性微分算子提取图像高频分量，该方法对于纹理变化的抗干扰能力较强。可以得到每个像素的聚焦点在序列中的位置 d ，以及图像每个像素点的聚焦测度值 $F(i,j)$ ，在此基础上可以估计物体表面深度。

第4步，对于步骤3中的聚焦测度序列，由于其具有高斯分布的特性，对其进行插值拟合，通过

式(12)得到精确的像素点深度值 \bar{d} 。由此可以构建清晰聚焦点的深度图像。

第5步，对聚焦点深度图像进行平滑处理，采用邻域像素点灰度值匹配的三角片方法，可以重建每个深度对应的像素点的三维片状表面纹理信息，最终通过累加得到稻种三维表面的重建模型。

第6步，由计算机三维重建软件平台输出重建后的三维表面信息模型。

2 结果分析

2.1 三维重建试验结果

试验采用的图像为12幅不同聚焦点的图片，是显微数字摄像机每间隔 $200\mu\text{m}$ 进行采集，12幅图像采集自不同的聚焦位置，图像序列表现为由模糊至清晰至模糊的原始图像数据，如图5所示。

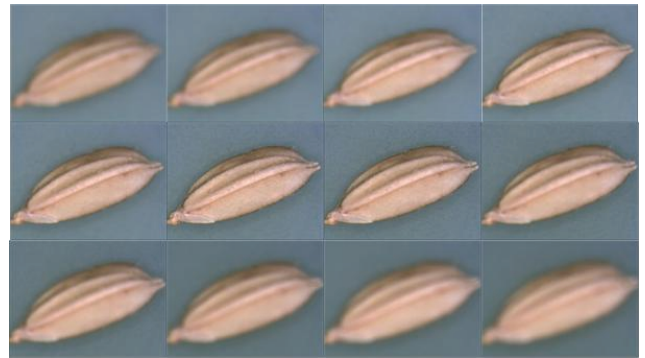


图4 试验原始图像
Fig.4 Experimental original image

图像焦点栈及深度图像数据如图6所示。

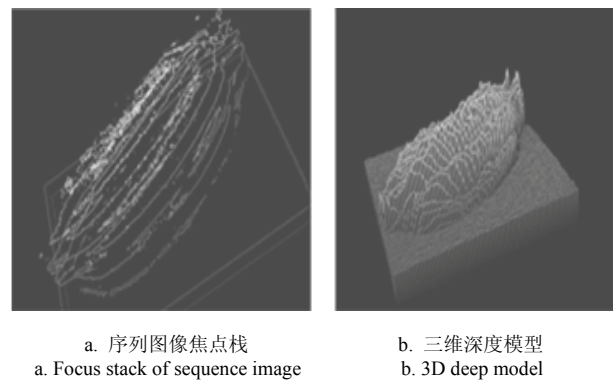


图5 序列图像三维焦点栈及深度模型
Fig.5 3D focus stack and deep model of sequence image

如图4所示，由采集设备获取12幅被测稻种在不同位置的聚焦点图像，采用图3所示的算法流程，在试验中取得序列图像焦点栈如图5a所示，其聚焦点深度图如图5b所示。最终，采用本文所述方法得到的序列图像稻种三维重建模型如图6所示。

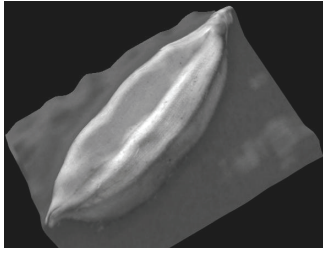


图 6 序列图像稻种三维重建模型

Fig.6 3D reconstruction model of crop seed sequence image

在实际的试验中图像数目选择了不同数值的

区间，分别对 0~100 幅图片的每 12 幅图像的数值区间进行对比，得到的结论为在不同的图像采集区间情况下，其深度值的变化不明显。

2.2 三维特征值测量检验结果

在三维重建试验中，分别对 5 个品种的稻种三维特征值进行了测量，具体测量稻种的长度、宽度、高度、周长、长轴长、短轴长、最大半径、最小半径值。并与传统手工测量及其他 2 种典型的测量方法进行对比。

本试验平台稻种特征值数据如表 1 所示。

表 1 稻种三维特征值
Table 1 Character value of 3D reconstruction

特征值 Character value	新稻 XinDao	红实 1 Hongshi1	红实 8 Hongshi8	扬农 Yangnong	天优 Tianyou	mm
长度 Length	6.125~7.652	6.376~7.717	6.102~7.808	6.194~7.825	6.293~7.727	
宽度 Width	2.968~3.82	3.054~3.735	3.090~3.735	3.017~3.674	3.138~3.893	
高度 Height	2.034~2.356	1.925~2.342	2.123~2.421	2.112~2.682	2.108~2.874	
周长 Perimeter	16.615~20.995	17.067~20.529	12.930~21.312	16.466~20.311	17.013~20.653	
长轴长 Long axis	2.875~3.664	2.934~3.633	2.874~3.507	2.9~3.534	2.819~3.519	
短轴长 Short axis	1.424~1.802	1.405~1.809	1.410~1.720	1.41~1.775	1.441~1.761	
最大半径 Maximum radius	3.238~4.422	3.317~4.482	3.239~4.682	3.2~4.437	3.297~4.436	
最小半径 Minimum radius	1.357~1.801	1.357~1.802	1.392~1.799	1.548~1.53	1.459~1.783	

试验结果表明，采用 DFF 算法进行三维重建并测量三维特征值，试验复杂度低，速度快，精度高。具体试验对比如下表 2 所示。

表 2 稻种三维特征值测量性能对比

Table 2 Performance comparison of 3D reconstruction

试验方法 Method	测量精度 Accuracy/mm	速度 Speed/s	经济性 Economy	备注 Comment
人工测量 Manual	±1	≤300	便宜 Cheap	低精度较多特征无法测量 Low accuracy few feature value
本文 DFF 方法 DFF	±0.005	≤300	适中 Middle	适合微小物体高精度测量 High accuracy measurement of microscopy
双目视觉 Stereo vision	±0.1	≤600	适中 Middle	适合较大物体高精度测量 High accuracy measurement of normal object
结构光结合双目视觉 Structured Light with Stereo vision	±0.1	≤1200	昂贵 Expensive	适合复杂环境物体重建 Reconstruction of complex environment

试验结果显示，在微小物体的测量领域，采用 DFF 算法为基础的立体视觉三维重建平台，可以得

到较高的测量精度，很快的测量速度，较低的实现成本。该方法与同类方法相比，在精度上可以达到亚像素微米级，在同类试验中，双目视觉对于微小物体的支持较差，精度仅能达到毫米级别，而精度同样可以达到微米级别的结构光结合双目视觉方法，存在速度很慢以及价格昂贵的缺点。

2.3 品种识别检验结果

在上述的试验结果中，选取稻种特征值，构建 BP 神经网络算法进行稻种识别。其中，隐含层层数为 2，第一层隐含层的神经元数为 14，第二层隐含层的神经元数为 6。训练样本种类为 5 种稻种，每种稻种分别选取 180 多个数据进行训练，在进行训练时，当训练时间达到 5 000 次或者是网络平方和误差小于 0.07 时停止网络的训练。

采用 BP 神经网络 11 种不同算法进行训练，得到的识别率如表 3 所示。

如表 3 所示的多稻种识别率显示，不同的神经网络算法在识别中有显著的区别，在此数据基础上进行选择，确定采用 BP 神经网络算法中的弹性 BP 算法进行识别，可以达到最好的识别效果，识别率可以稳定达到 90%~100%之间。

表 3 稻种识别率
Table 3 Recognition rate of crop seed

BP 神经网络算法 BP neural network algorithm	训练 次数 Training number	稻种识别率 Identification rate of rice seed/%				
		新稻 XinDao	红实 1 Hongshi1	红实 8 Hongshi8	扬农 Yangnong	天优 Tianyou
SDBP	5 000	100	50	70	80	60
梯度下降法 Gradient Descent	5 000	100	50	50	70	50
自适应学习步长法 Adaptive learning	4 858	100	80	90	70	80
弹性 BP Elastic BP	1 969	100	90	90	90	90
Fletcher-Reeves	638	100	80	80	70	90
Polak-Ribiers	562	100	80	80	80	90
Powell-Beale	910	100	90	80	90	90
共轭梯度 Conjugate gradient	457	100	90	90	70	90
拟牛顿算法 Quasi-Newton algorithm	361	100	80	90	80	90
一步割线法 Secant method	1 709	100	90	90	70	90
Levenberg-Marquardt	18	100	70	90	80	90

3 结论及讨论

3.1 讨论

本文的结果从 3 个角度展开讨论：1) 三维重建的试验结果说明，在稻种的三维检测方法中，采用 DFF 算法能够实现微小物体稻种的局部三维重建工作；2) 三维特征值测量结果说明，在微小物体测量领域，DFF 方法比较其他方法而言，有较高的精度和较快的速度，其性能明显优于其他方法，是一种适合稻种三维检测的算法；3) 将稻种三维重建的测量数据应用于稻种品种识别工作中，可以较好的支持多品种识别，通过构建 BP 神经网络，进行 11 种算法比较试验证明，采用 BP 神经网络算法中的弹性 BP 算法可以达到最好的稻种识别效果。

3.2 结论

本文从焦点深度法 DFF 理论研究入手，阐述了该方法中 2 个关键的实现步骤：图像焦点栈的建立和图像深度估计，给出了这个关键步骤的具体实现方法。最后，本文显示了稻种三维重建的试验结果，给出其与同类算法的性能差异比较分析。并且，在此基础上进行了神经网络特征分析，稻种品种识别的研究，对 BP 神经网络的不同识别算法进行研究结果显示，弹性 BP 算法对于 5 个品种的稻种进行多稻种识别的识别率达到最高，可以作为品种识别的最优算法。

基于序列稻种图像的 DFF 三维重建方法是一种适合微小物体进行高精度测量的模型构建方法，它的实现平台简单，在近距离对于需要放大的图像进行测量时，其精度高于其他方法，是一种适合进行稻种品质检测的三维重建方法。并且，该方法首

次被应用于稻种显微检测领域，对于稻种形态特征的精确测量和品质缺陷的识别研究有一定的意义。

综上所述，本文所实现的基于三维重建的稻种识别方法，相对传统方法仅采用二维图像特征作为识别手段，方法简单易行，具有外观形态测量参数值更全面，稻种外观缺陷及特征表达更准确的优势。对于计算机视觉用于稻种精准识别的相关研究工作具有一定的参考价值。

[参 考 文 献]

- [1] 吴继华, 刘燕德, 欧阳爱国. 基于机器视觉的种子品种实时检测系统研究[J]. 传感技术学报, 2005, 18(4): 742—744.
Wu Jihua, Liu Yande, Ouyang Aiguo. Research on real time identification of seed variety by machine vision technology[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2005, 18(4): 742—744. (in Chinese with English abstract)
- [2] Cardarelli A J, Tao Y, Berhardt J L, et al. High resolution machine vision for non-destructive internal inspection of damaged rice grain[C]//1998 ASAE Annual International Meeting, Florida: ASAE, 1998, No. 986024.
- [3] Visen N S, Shashidhar N S, Paliwal J, et al. Identification and segmentation of occluding groups of grain kernels in a grain sample image[J]. J. Agric Engng Res, 2001, 79(2): 159—166.
- [4] 凌云, 王一鸣, 孙明, 等. 基于分形维数的茭白米图像检测[J]. 农业机械学报, 2005, 36(7): 92—95.
Ling Yun, Wang Yiming, Sun Ming, et al. Detection of chalky rice based on fractal dimension[J]. Transactions of the Chinese Society for Agriculture Machinery, 2005, 36(7): 92—95. (in Chinese with English abstract)
- [5] 张聪, 张慧. 基于数学形态学的稻米粒形边缘检测研究[J]. 中国粮油学报, 2007, 22(5): 140—141.
Zhang Cong, Zhang Hui. Rice figure edge detection based on mathematical morphology[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2007, 22(5): 140—141. (in Chinese with English abstract)

- [6] 陈建华, 姚青, 谢绍军, 等. 机器视觉在稻米粒型检测中的应用[J]. 中国水稻科学, 2007, 21(6): 669—672. Chen Jianhua, Yao Qing, Xie Shaojun, et al. Detection of rice shape based on machine vision[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2007, 21(6): 669—672. (in Chinese with English abstract)
- [7] 黄美芝. 基于数学形态学稻种纹理特征提取与识别研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2010. Huang Meizhi. Research on Texture Extraction and Recognition of Rice Seeds Based on Morphology[D]. Nanjing: Nanjing Agriculture University, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [8] Moons T, Gool L V, Vergauwen, M. 3D Reconstruction from Multiple Images[M]. Now Publishers Inc, 2009.
- [9] Schechner Y, Kiryata N. Depth from defocus vs. stereo: How different really are they?[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 39(2): 141—162.
- [10] Nayar S K, Nakagawa Y. Shape from focus system[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(8): 824—831.
- [11] 陈国波. 基于散焦显微图像的三维重构方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2007: 44—51. Chen Guobo. Research of Defocused Microscopy Image 3-D Surface Reconstruction[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2007: 44—51. (in Chinese with English abstract)
- [12] 范剑英, 于舒春, 王洋, 等. 基于法相分量边缘融合的深度图像分割[J]. 计算机工程, 2010, 36(17): 221—225. Fan Jianying, Yu Shuchun, Wang Yang, et al. Range image segmentation based on edge fusion of normal component[J]. Computer Engineering, 2010, 36(17): 221—225. (in Chinese with English abstract)
- [13] 方慧, 胡令潮, 何任涛, 等. 植物三维信息采集方法研究[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3): 142—147. Fang Hui, Hu Lingchao, He Rentao, et al. Research on plant three-dimensional information acquisition method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(3): 142—147. (in Chinese with English abstract)
- [14] Naoki Asada, Hisanaga Fujiwara, Takashi Matsuyama. Edge and depth from focus[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 26(2): 153—163.
- [15] Carsten S. Least-squares estimation of anisotropic similarity transformations from corresponding 2D point set[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(1): 349—355.
- [16] Zhang G, Jia J, Wong T, et al. Consistent depth maps recovery from a video sequence[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6): 974—988.
- [17] 郭浩, 戈振扬, 蒋海波, 等. 基于体着色的植物构型三维重建和可视化模拟[J]. 农业工程学报, 2010, 26(10): 195—200. Guo Hao, Ge Zhenyang, Jiang Haibo, et al. Three dimensional reconstruction and visual modeling of plant architecture based on voxel coloring[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(10): 195—200. (in Chinese with English abstract)
- [18] 姜志国, 史文华, 韩冬兵, 等. 基于聚焦合成的显微三维成像系统[J]. CT理论与应用研究, 2004, 13(4): 9—15. Jiang Zhiguo, Shi Wenhua, Han Dongbing, et al. Three-dimensional microscopy image system based on depth from focus[J]. CT Theory and Applications, 2004, 13(4): 9—15. (in Chinese with English abstract)
- [19] 杨亮, 郭新宇, 陆声链, 等. 基于多幅图像的黄瓜叶片形态的三维重建[J]. 农业工程学报, 2009, 25(2): 141—144. Yang Liang, Guo Xinyu, Lu Shenglian, et al. 3D morphological reconstruction of cucumber leaf based on multiple images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(2): 141—144. (in Chinese with English abstract)
- [20] 王芸芸, 温维亮, 郭新宇, 等. 基于球 B 样条函数的烟草叶片虚拟实现[J]. 农业工程学报, 2011, 27(1): 230—235. Wang Yunyun, Wen Weiliang, Guo Xinyu, et al. Virtual realization of tobacco leaves based on ball B-spline function[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(1): 230—235. (in Chinese with English abstract)
- [21] Nilsson J, Ohlsson M, Thulin L, et al. Risk factor identification and mortality prediction in cardiac surgery using artificial neural networks[J]. Thorac Cardiovasc Surg, 2006, 132(1): 12—19.
- [22] Ezequiel Franco-Lara, Hannes Link, Dirk Weuster-Botz. Evaluation of artificial neural networks for modelling and optimization of medium composition with a genetic algorithm[J]. Process Biochemistry, 2006, 41(10): 2200—2206.
- [23] 王传宇, 赵明, 阎建河, 等. 基于双目立体视觉技术的玉米叶片三维重建[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4): 198—202. Wang Chuanyu, Zhao Ming, Yan Jianhe, et al. Three-dimensional reconstruction of maize leaves based on binocular stereovision system[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(4): 198—202. (in Chinese with English abstract)
- [24] 李斌, 王海峰, 黄文倩, 等. 菠萝采收机械低成本双目视觉平台搭建与田间试验[J]. 农业工程学报, 2012, 28(增刊 2): 188—192. Li Bin, Wang Haifeng, Huang Wenqian, et al. Construction and in-field experiment of low-cost binocular vision platform for pineapple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(Supp.2): 188—192. (in Chinese with English abstract)
- [25] 程亚南, 刘建立, 吕菲, 等. 基于 CT 图像的土壤孔隙结构三维重建及水力学性质预测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(22): 115—122. Cheng Ya'nán, Liu Jianli, Lü Fei, et al. Three-dimensional reconstruction of soil pore structure and prediction of soil hydraulic properties based on CT images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(22): 115—122. (in Chinese with English abstract)
- [26] 陈丰农, 成芳. 基于自适应双阈值的彩色线阵 CCD 小麦黑胚分割[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 341—344. Chen Fengnong, Cheng Fang. Color linear CCD black germ segmentation of wheat kernel based on self-adapting dualthreshold[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering

- (Transactions of the CSAE), 2011, 27(3): 341—344. (in Chinese with English abstract)
- [27] 成芳, 应义斌. 基于轮廓特征的稻种芽谷检测方法[J]. 农业工程学报, 2004, 20(5): 178—181.
Cheng Fang, Ying Yibin. In spection of germinated rice seed on panicle based on contour features[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2004, 20(5): 178—181. (in Chinese with English abstract)
- [28] 杨蜀秦, 宁纪锋, 何东健. 基于稀疏表示的大米品种识别[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 191—195.
Yang Shuqin, Ning Jifeng, He Dongjian. Identification of varieties of rice based on sparse representation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(3): 191—195. (in Chinese with English abstract)
- [29] 江景涛, 王延耀, 杨然兵, 等. 基于分裂 Bregman 算法的玉米种子品种识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(增刊 2): 248—252.
Jiang Jingtao, Wang Yanyao, Yang Ranbing, et al. Variety identification of corn seed based on Bregman Split method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(Supp.2): 248—252. (in Chinese with English abstract)
- [30] Ens J, Lawrence P. An Investigation of methods for determining depth from focus[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(2): 97—107.
- [31] Watanabe M, Nayar S K. Rational filters for passive depth from defocus[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 27(3): 203—225.

Variety identification of rice seed based on three-dimensional reconstruction method of sequence images

Qian Yan^{1,2}, Yin Wenqing^{1*}, Lin Xiangze, Ding Yongqian¹, Fen Xuebin¹

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China;

2. Jiangsu Province Engineering Lab for Modern Facility Agriculture Technology & Equipment, Nanjing 210031, China)

Abstract: Rice seed surface morphology is an important aspect of seed purity identification and recognition. Considering that artificial recognition and identification methods have some faults, which including low efficiency, high labor costs, and poor accuracy. So scientifically selecting quality rice seeds by using computer vision methods is important. Different models and methods have been established in the field of crop seed identification. Studies on rice seed speciation analysis methods indicate that the current detection methods in computer vision mainly analyze 2D information and that the use of 3D models is lacking. This paper proposes a 3D rice seed reconstruction system which can be used to measure the morphology of rice seed, with more accurate shape measure parameters and more comprehensive appearance characteristics and defect expression.

In this paper, a new crop seed reconstruction system that supports fast and accurate recognition was designed to build a 3D surface morphology. The depth-from-focus (DFF) method was applied in the analysis of crop surface morphology. Image sequences were acquired by using a specific vision device through setting different distances between the camera lens and the rice seed. High-pass filtering was used to extract pixels and analyze strength value changes in the frequency domain. The second-order differential was employed to strengthen the value in the frequency domain by using the improved Laplacian operator. The threshold statistical analysis was conducted in pixel windows, by which each pixel generated a value which showed the focusing condition. The focusing measure of the image sequence effectively determined the estimated depth value of a pixel, and a focusing pixel stack could be defined based on these values. Using the characteristics of the Gaussian distribution of the focal depth estimation value, the Gaussian interpolation was calculated to obtain a more precise surface morphology depth value. As a result, a depth image collected based on the estimated depth value of the pixel was developed. Finally, through depth image smoothing and edge pixel processing, a 3D point cloud could be produced. Thus, a rice seed reconstruction system which can be used in rice seed identification and recognition was designed. This novel system supports three main patterns, namely, shape, texture, and 3D recognition.

Through further calculations, the surface morphology characteristics of seed are obtained. The new 3D surface morphology reconstruction system can effectively overcome the deficiencies of traditional seed speciation analysis methods and can be served as an important reference for researchers. Finally, the BP neural network model was constructed to support the variety identification. Suitable neural network algorithm was selected for five different sorts of rice seed, and the final identification rate is 90%. The research can provide a reference for study of three-dimension shape and texture in automation crops variety identification field.

Key words: computer vision; neural networks; image recognition; sequence image; three-dimensional reconstruction; depth from focus (DFF); variety; rice seed

(责任编辑: 信世强)