

# 基于轮廓特征的稻种芽谷检测方法

成 芳, 应义斌

(浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310029)

**摘 要:** 根据机器视觉检测杂交水稻种子质量的要求, 针对单粒、静态稻种图像进行芽谷分析识别。对金优 402、汕优 10、中优 207 和加优 99 品种的稻种采集了黑、白背景, A、B 两面共  $4 \times 400$  幅图像, 每幅图像提取出 16 个稻种轮廓特征参数, 经主成分分析降维后作为网络输入, 对网络结构进行优化并充分训练后分别建立了各品种的两层人工神经网络。网络对测试集正常稻种的识别准确率均超过 95%, 对芽谷的识别准确率在 85% 至 90% 之间。

**关键词:** 轮廓; 芽谷检测; 稻种; 机器视觉

中图分类号: TP274; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2004)05-0178-04

## 0 引 言

杂交水稻种子穗发芽是影响种子质量的一个突出问题<sup>[1]</sup>。穗发芽稻种指稻种发芽口开裂, 有胚根或胚芽尚未突破种皮的穗萌动和有根有芽的穗发芽两种情况。穗发芽种子有明显的外形改变, 开口较小的穗萌动种子轮廓也会发生变形, 使基于轮廓特征的机器视觉检测稻种芽谷成为可能。

机器视觉技术在农作物种子质量检验中的应用研究进展迅速, 国外研究对象现已涉及大豆(Casady, et al<sup>[2]</sup>; Gunsekaran, et al<sup>[3,4]</sup>), 玉米(H. F. Ng, et al<sup>[5]</sup>; I Zayas, et al<sup>[6]</sup>; K Liao, et al<sup>[7]</sup>), 小麦(Zayas, et al<sup>[8]</sup>; Neuman, et al<sup>[9]</sup>; Zayas, et al<sup>[10]</sup>), 水稻(Fant, et al<sup>[11]</sup>; Liu, et al<sup>[12]</sup>)等谷物(Satake, et al<sup>[13]</sup>; Sapirstein, et al<sup>[14]</sup>; Lai, et al<sup>[15]</sup>)。国内王丰元和周一鸣(1995)<sup>[16]</sup>设计了检测种子几何特征参数的平滑处理、灰度统计、二值化处理基本算法, 对玉米种子的实测试验了其适用性。宋韬(1996)<sup>[17]</sup>利用一个三层前馈神经网络单元, 选择了 11 个玉米粒形状参数, 实现了多颗粒玉米粒的完整与破损的自动在线识别, 正确率达 93%。

神经网络是人工智能领域发展最快的信息处理技术之一, 神经网络模型可以用过去的事件来进行学习, 学习好的网络模型就能以过去的经验来进行预测, 许多无序、非相关、非线性的系统, 很难用常规的数字处理方法来描述, 但可以用神经网络来处理, 因此神经网络在农作物种子质量检验中的应用广泛<sup>[18]</sup>。杂交水稻种子除在种性上表现出杂种优势或不育特性外, 就种子本身而言, 还表现出与常规水稻种子有明显不同的特性, 应用机器视觉技术进行杂交稻种特征特性检验的研究尚不多见。

## 1 材料与方法

供试材料由浙江省种子提供的金优 402、汕优 10、中优 207、加优共 4 个品种。每种人工随机挑出粒形正常的 100 粒正常稻种, 100 粒穗发芽稻种。穗发芽稻种包括穗萌动和穗发芽。

利用研制的稻种质量检测机器视觉系统在延长管为 20mm, 光圈系数为 8, 焦距为 条件下, 对正常、穗发芽两类稻种每类分别采用白背景、黑背景采集各 50 粒, 每粒用镊子任意角度置于 CCD 视场光轴下采集 A 面图像, 紧接着翻转稻种采集其 B 面图像, 共获得  $4 \times 400$  幅  $640 \times 480$  图像。首先消除原始 RGB 图像的色调、饱和度信息, 只保留光强度从而将彩色图像转变为灰度图像, 再采用 Otsu 法自动确定阈值进行二值化处理, 得到二值图像。

## 2 算法与结果

以下算法均针对二值图像进行。对黑背景、白背景图像首先通过预处理算法将其背景像素统一为零, 以消除背景影响。

### 2.1 轮廓特征参数提取

提取的轮廓特征参数定义见表 1。各参数均基于像素点数计算, 因稻种在视场中的角度任意, 在计算长、宽前需先进行区域标记、旋转等预处理, 使图中具有与稻种区域相同二次矩的椭圆长轴位于图像水平方向。

### 2.2 主成分分析<sup>[19]</sup>

对所有样本图像提取以上特征参数, 建立的初始特征集合包含大量互相关联的特征, 它们对于样本分类的贡献也是很不相同的。主成分分析法是一种数据压缩的常用方法。它主要是基于正交变换的思想, 保留那些有显著贡献的特征向量, 从而通过采用一个从初始特征衍生得到的、更小的、与原特征集相当的特征集合达到一定程度降维的目的。每一个特征向量和一个方差对应, 而这个方差又由对应的特征值表示。任取一个特征向量, 如果它所对应的特征值在整个数据集上代表着一个显著的方差值, 那么它就是这个数据集的一个主成分。

收稿日期: 2003-10-27 修订日期: 2004-05-08

基金项目: 国家自然科学基金资助(60008001); 浙江省自然科学基金资助(300297)

作者简介: 成 芳(1969-), 女, 副教授, 杭州市凯旋路 268 号 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 310029

表 1 稻种轮廓特征参数定义

Table 1 Definition of characteristic parameters of rice seed contour

参数	特 征	定 义
$M_{aax is}$	长轴	具有与稻种区域相同二次矩的椭圆长轴长
$M_{iax is}$	短轴	具有与稻种区域相同二次矩的椭圆短轴长
$M_a/M_i$	长短轴比	$M_{aax is}/M_{iax is}$
$L$	长	旋转后稻种区域的最小外接矩形长
$W$	宽	旋转后稻种区域的最小外接矩形宽
$L/W$	长宽比	$L/W$
$Perim$	周长	周长
$A_{real1}$	区域面积	旋转前二值图像稻种区域面积
$Fillarea$	区域填充面积	旋转前二值图像稻种区域填充后的区域面积
$A_{real2}$	旋转后区域面积	旋转后二值图像稻种区域面积
$Convex-area$	区域最小外接凸多边形面积	旋转前稻种区域最小外接凸多边形面积
$Edia1$	区域等价直径	$\sqrt{4 \times A_{real1}/\pi}$
$Edia2$	填充区域等价直径	$\sqrt{4 \times Fillarea/\pi}$
$Solidity$	紧密度	$A_{real1}/Convexarea$
$Ex tent$	伸展度	原区域面积与原稻种区域的最小外接矩形面积之比
$Round$	圆度	具有与稻种区域相同二次矩的椭圆偏心率

表 2 金优主成分分析

Table 2 Principal components analysis of Jinyou paddy rice

因子分析	金 优 主 成 分 提 取			
	特征值	总体方差/%	累计特征值	累计方差/%
1	9.9935	62.4596	9.9935	62.4596
2	2.9437	18.3979	12.9372	80.8575
3	1.8353	11.4709	14.7725	92.3284
4	0.4708	2.9423	15.2433	95.2707
5	0.3569	2.2305	15.6002	97.5012
6	0.1517	0.9482	15.7519	98.4494
7	0.1110	0.6937	15.8629	99.1431
8	0.0669	0.4179	15.9298	99.5610
9	0.0307	0.1921	15.9605	99.7531
10	0.0250	0.1565	15.9855	99.9096
11	0.0070	0.0437	15.9925	99.9533
12	0.0049	0.0306	15.9974	99.9839
13	0.0021	0.0132	15.9995	99.9971
14	0.0004	0.0023	15.9999	99.9994
15	0.0001	0.0005	16.0000	99.9999
16	0.0000	0.0001	16.0000	100.000

从表 2 中可以看出,对于前 5 个特征值,它们代表了超过整个方差 97% 的信息,而其余特征值仅代表了不足整个方差的 3%,如果只用开始的 5 个特征向量(从初始特征向量经过线形变换得到),完全可以代表 16 个原始的特征向量。

对汕优、中优和加优的初始特征集同样进行主成分分析,各主成分方差柱状图见图 1。

可见,原始数据有很大的冗余。忽略总体方差小于 2% 的主成分,实际上金优采用前 5 个主成分,汕优采用

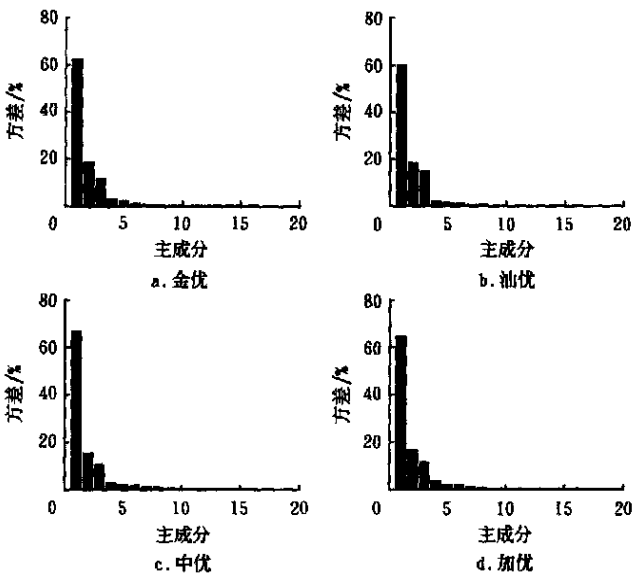


图 1 主成分方差柱状图

Fig 1 Bar figures of principal components variance

前 4 个主成分,中优采用前 4 个主成分,加优采用前 4 个主成分。各品种对初始特征向量的线性变换应用不同的变换公式。

2 3 自适应BP 算法神经网络

神经网络是一种基于距离度量的数据分类方法,它通过最小化输出和期望目标值之间的偏差来实现。在实际应用中,原始的 BP 算法很难胜任,改进算法可采用动量法和学习速率自适应调整两种策略,以提高学习速度并增加算法的可靠性。动量法降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性,有效地抑制了网络陷于局部极小;自适应调整学习速率有利于缩短学习时间。

首先等间隔地在各类原始数据中抽取一半数据用于训练网络,另一半用于测试,共分  $4 \times 2$  个子集。对初始特征值进行规范化处理,并将其主成分作为网络输入。网络的输入模式向量为

$$X_k = (X_1, X_2, \dots, X_n) \quad k = 1, 2, \dots, m$$

式中  $m$  —— 学习样本个数;  $n$  —— 品种采用的主成分个数。

考虑到既满足精度要求,又尽可能减少学习费用,本问题使用一个隐含层的两层网络。在隐含层中使用传递函数 tan-sigmoid,在输出层中使用一个线性传递函数。网络隐层单元神经元数目越多,也就越能对非线性程度越高的函数进行更好的逼近,但同时意味着网络的复杂性提高。一般可通过试错法确定隐层单元数的最佳范围。本问题初步地根据经验与猜测,在隐含层设计 5 个神经元单元。由于需要得到的是一个“是”或“非”目标,所以网络只需要有一个输出。

对金优 402 建立了一个包含 5 个输入神经元节点, 5 个隐含神经元节点, 1 个输出神经元节点的人工神经网络,对汕优 10、中优 207 和加优 99 各建立了一个包含 4 个输入神经元节点, 5 个隐含神经元节点, 1 个输出神经元节点的人工神经网络。用带动量回传的梯度递减

法来训练网络, 初始动量因子取0.6, 初始学习率为0.25, 随机赋予网络初始权值和阈值, 控制误差取0.01, 用各品种训练子集进行网络训练。网络学习的速率和动量参数设置为自适应改变。

2.4 分析及改进

首先对各品种训练集均包含100个正常样本和100个芽谷样本组成的输入向量进行训练, 再将所有的数据(包括训练和测试)通过网络, 然后对网络输出和相应的目标进行线性回归。在这之前, 要对网络的输出进行反规范化变换。模拟结果显示各网络对正常样本的输出与其目标的相关性很好, 相应的回归R值均超过0.9, 而对芽谷样本的输出对其目标的跟踪却并不理想。可能原因是芽谷样本数据方差较大, 远不如正常样本集中。

BP网络对隐含层的神经元数目很敏感。神经元太少, 网络就很难适应, 而太多的话, 又可能设计出超适应的网络。改变网络隐含层的神经元数目进行试验, 结果显示设计6~8个隐含层神经元时, 可避免网络陷入局部极小, 同时网络精度有明显提高。因此改进各网络隐含层为7个神经元节点。网络的训练也不止包含上述一轮过程, 还用不同的输入向量组合进行多次训练, 以提高芽谷样本的网络输出精度。

对最终得到的各品种芽谷识别神经网络用测试集样本进行测试, 识别精度见下表, 其中正常和芽谷两类的误判包括将属于某类的样本识别为其他类和将其他类样本识别为该类的, 还包括对应A、B两面图像中任一面发生误判的样本。

表3 神经网络对各品种芽谷的识别精度

Table 3 Identification accuracy of rice seed germination by ANNs

金 优		汕 优		中 优		加 优	
正常	芽谷	正常	芽谷	正常	芽谷	正常	芽谷
98%	85%	98%	88%	97%	90%	99%	89%

上述基于轮廓特征的芽谷检测算法建立在穗发芽导致稻种图像轮廓发生变化的假设前提下。由于采集图像时样品在视场中的角度不确定造成原始图像中稻种姿态各异, 一些芽谷样品倾斜形成的图像中种芽处于稻种轮廓以内, 或者在A或B某单面图像上完全没有体现, 这时算法提取的轮廓特征与正常稻种相近, 致使芽谷样品被识别为正常样品。在网络已被足够训练的情况下, 这是引起芽谷识别准确率不够高的主要原因。

3 结 论

1) 基于轮廓特征的稻种芽谷检测算法针对单粒静态稻种图像进行分析识别, 分别对金优402、汕优10、中优207、加优99品种建立了适用于黑和白背景图像的4个两层人工神经网络, 网络对正常稻种的识别准确率均超过95%, 对芽谷的识别准确率在85%至90%之间。

2) 可通过限定采集图像时样品在视场中的摆放姿

态, 算法中综合同一稻种的A、B两面识别结果来有效提高分类精度。

[参 考 文 献]

[1] 成 芳. 杂交稻种子特性的显微观察[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2003, 29(2): 165- 168

[2] Casady W W, Paulsen M R, Reid J F, et al. A trainable algorithm for inspection of soybean seed quality[J]. Trans of the ASA E, 1992, 35(6): 2027- 2034

[3] Gunasekaran S, Cooper T M, Berlage A G. Evaluating quality factors of corn and soybean using a computer vision system[J]. Trans of the ASA E, 1998, 31(4): 1264- 1271.

[4] Gunasekaran S, Cooper T M, Berlage A G. Soybean seed coat and cotyledon crack detection by image processing[J]. J Agri Eng Res, 1998, 41: 139- 148

[5] Ng H F, Wilcke W F, Morey R V, et al. Machine vision evaluation of corn kernel mechanical and mold damage[J]. Trans of the ASA E, 1998, 41(2): 425- 420

[6] Zayas I, Converse H, Steele J. Discrimination of Whole from broken corn kernels with image analysis[J]. Trans of the ASA E, 1990, 33(5): 1642- 1646

[7] Liao K, Paulsen M R, Reid J F, et al. Corn kernel breakage classification by machine vision using a neural network classifier[J]. Trans of the ASA E, 1994, 36(6): 1949- 1953

[8] Zayas I, Martin C R, Steele J L, et al. Wheat classification using image analysis and crush-force parameters[J]. Trans of the ASA E, 1996, 39: 2199- 2204

[9] Neuman M, Sapirstein H D, Shweddyck E, et al. Discrimination of wheat class and variety by digital image analysis of whole grain samples[J]. Journal of Cereal Science, 1987, 6: 125- 132

[10] Zayas I, Pomeranz L Y, Lai F S. Discrimination between Arthur and Arkan wheats by image analysis[J]. Cereal Chemistry, 1985, 62: 478- 482

[11] Fant E, Casady W, Goh D. Grey-scale intensity as a potential measurement for degree of milling[J]. J Agri Eng Res, 1994, 58: 89- 97.

[12] Liu W, Tao Y, Siebenmorgen T J, et al. Digital image analysis method for rapid measurement of rice degree of milling[J]. Cereal Chemistry, 1998, 75(3): 380- 385

[13] Satake T, Furuya T, Shimohara T. Study on the development of neuroprocessor for the quality evaluation of brown rice[J]. Journal of the Japanese Society of Agriculture Machinery, 1992, 54(4): 67- 75

[14] Sapirstein H D, Neuman M, Wright E H, et al. An instrumental system for cereal grain classification using digital image analysis[J]. J Cereal Sci, 1987, (6): 3- 14

[15] Lai F S, Zayas I, Pomeranz Y. Application of pattern recognition techniques in the analysis of cereal grains[J]. Cereal Chemistry, 1986, 63(2): 168- 172

[16] 王丰元, 周一鸣. 种子形状参数检测的计算机图像处理技术[J]. 农业机械学报, 1995, 26(2): 52- 57.

[17] 宋 韬, 曾德超. 基于人工神经网络的玉米粒形态识别方



法的研究[J]. 农业工程学报, 1996, 12(1): 177- 181.

[18] 成 芳, 应义斌. 机器视觉技术在农作物种子质量检验中的应用研究进展[J]. 农业工程学报, 2001, 17(6): 175-178.

[19] 孙即祥, 等. 现代模式识别[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2003.

Inspection of germ inated rice seed on panicle based on contour features

Cheng Fang, Ying Yibin

(College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China)

**Abstract:** A digital image analysis algorithm was developed to quickly and accurately inspect the germ inated rice seed on panicle based on contour features. The algorithm was applied to a 4 × 200 images set which includes black background, white background and both side images of rice seed. Four ANN s were established for rice varieties: *Jinyou402*, *Shanyou10*, *Zhongyou207* and *Jiayou*. The results show that the algorithm achieved an accuracy of 95% above for normal seeds, 85% to 90% for seeds germ inated on panicle. Error analysis provided suggestions for increasing the accuracy further.

**Key words:** contour; inspection of germ inated rice seed on panicle; rice seed; machine vision