

多对象特征提取和优化神经网络的玉米种子品种识别

王玉亮¹, 刘贤喜^{2*}, 苏庆堂³, 王朝娜²

(1. 南京航空航天大学机电学院, 南京 210016; 2. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018;
3. 鲁东大学现代教育技术教学部, 烟台 264025)

摘要: 为了实现机器视觉代替人的视觉, 对玉米种子品种进行实时、客观、准确和无损伤识别, 研制了玉米品种识别硬件系统和软件系统。针对玉米种子及种子图像的特点, 对玉米种子品种识别技术与算法进行了深入地研究和探索, 提出了一种基于多对象有效特征提取和主成分分析优化神经网络的玉米种子品种识别方法, 提取了玉米种子的几何特征和颜色特征参数, 优化了基于机器视觉的玉米种子图像处理策略和品种识别算法, 提高了玉米品种识别的速度和准确率。对农大 108、鲁单 981、郑单 958、五岳 18 共 4 个品种玉米种子进行了品种识别试验, 每粒种子识别的平均耗时为 0.127 s, 综合识别率达到 97% 以上。研究表明, 基于机器视觉的玉米种子品种识别与检测方法是可行的, 该方法可提高玉米种子品种识别效率和正确率。

关键词: 特征提取, 主成分分析, 神经网络, 玉米种子, 品种识别

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.06.035

中图分类号: TP391, S513

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2010)-06-0199-06

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 with English abstract)

0 引言

玉米作为中国主要的农作物之一, 在食品、饲料等行业中备受关注。玉米种子直接关系到玉米的产量与质量, 机器视觉具有实时、高效、客观、准确和无损伤等优点^[1], 为此, 应用机器视觉代替人的视觉进行玉米等谷物种子品种及质量检验有着重要意义。

玉米的检测识别一直是研究的热点, 1994 年以来, Liao K 等^[2]应用人工神经网络分类器对玉米籽粒的完好与破损进行在线实时检测, 宋韬等^[3]应用多层前馈网络(BP, back propagation)识别玉米粒完整与破损, Ni B. 等^[4]根据玉米籽粒大小进行分级, H. ENg 等^[5]对玉米进行损伤粒和霉变粒的识别。2004 年以后, 宁纪锋等^[6]应用机器视觉对玉米籽粒的尖端和胚部的进行识别, 杨蜀秦等^[7]研究了基于 BP 人工神经网络的玉米品种识别, 陈永艳^[8]等研究了玉米种子品种模糊模式识别模型, 赵新子等^[9]研究了玉米种子活力图像识别与处理技术, 司秀丽等^[10]研究了玉米种子纯度的计算机图像识别, 杨锦忠等^[11]研究了基于种子图像处理的大数目玉米品种形态识别, 史智兴等^[12]研究了图像处理识别玉米品种的特征参数, 王

宏勇等^[13]研究了基于遗传算法和支持向量机的玉米品种识别, 程洪等^[14]研究了基于支持向量机的玉米品种识别, 苏谦等^[15]研究了基于近红外光谱和仿生模式识别的玉米品种快速鉴别方法。综上所述, 玉米种子品种识别与检测中主要有种子有效特征提取和种子模式识别分类方法等两大关键技术, 其中特征提取是品种识别的关键环节。在特征提取方面, 一般都是采用对单粒种子进行特征提取的方法, 效率比较低。

针对玉米种子品种识别与检测的特点, 搭建了基于机器视觉的玉米种子图像采集系统, 提出了一种基于多对象有效特征提取和主成分分析优化神经网络的玉米种子品种识别方法, 该方法可以在保证种子特征提取精度和效率的前提下, 把其他文献中 90% 左右品种识别率, 提高到 97% 以上。

1 玉米识别系统与玉米品种

1.1 玉米识别系统

玉米种子品种识别系统主要由硬件系统和软件系统组成。如图 1 所示的硬件系统由图像采集系统、计算机信息处理设备、图像信息存储设备、图像信息及结果输出设备等组成。其中, 图像采集系统如下: 计算机 CPU Intel Core2 3.0 G, 2 G 内存; 相机选用 Sony H5, 照片分辨率为 1 632×1 224 像素; 光源采用三基色 22 W 荧光灯管, 光源外径 190 mm, 色温 4 500 K, 为系统提供均匀照明; 遮光罩内侧涂有无闪烁白漆; 载物台表面为黑色, 采用煮黑加工工艺处理, 以使背景反射接近漫反射。玉米种子样品随机的彼此互不接触地置于载物台上, 用相机获取玉米种子图像。软件系统采用 VC++6.0 开发。

收稿日期: 2009-09-29 修订日期: 2010-05-12

基金项目: 山东省科技计划资助项目 (J05G16)

作者简介: 王玉亮 (1979—), 男, 山东泰安人, 博士生, 主要从事机器视觉、图像处理等研究。南京 南京航空航天大学机电学院, 210016。

Email: wangyuliangcn@126.com

*通信作者: 刘贤喜 (1963—), 男, 山东日照人, 教授, 博士, 主要从事计算机视觉、图像处理和模式识别等研究。泰安 山东农业大学机械与电子工程学院, 271018。Email: bullish@sdau.edu.cn

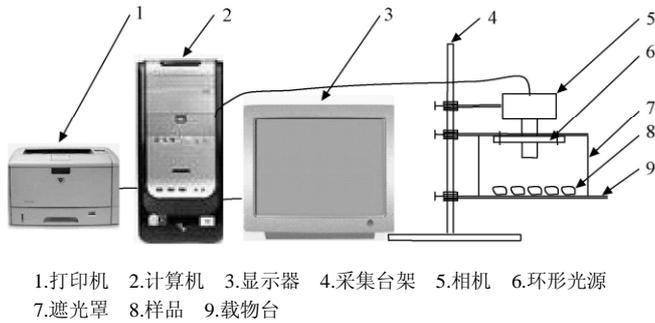


图1 硬件系统组成示意图

Fig.1 Schematic of hardware system composition

1.2 玉米品种

选取了由泰安市五岳泰山种业有限公司提供的农大108、郑单958、鲁单981和五岳18, 4个品种的试验样品, 并剔除了玉米穗两端的种子, 挑选形态特征相对标准的种子进行研究。

图2是系统采集到的农大108和郑单958玉米种子图像。

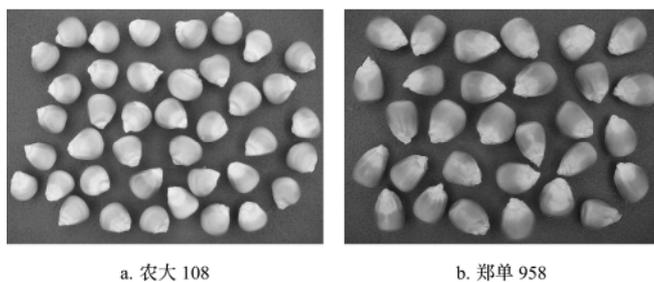


图2 玉米种子图像

Fig.2 Maize seeds images

2 玉米种子特征提取

2.1 图像预处理

在进行玉米种子特征提取之前, 首先将采集的玉米种子图像转化为BMP格式, 然后再对图像进行灰度化、中值滤波、图像分割、形态学处理等预处理, 最后得到所需图像。

选取了模板尺寸为 3×3 的中值滤波方法对图像进行增强, 中值滤波作为非线性滤波, 可在保持图像细节的基础上有效消除噪声。分别选用整体阈值分割法和联合阈值分割法对图像进行阈值分割。文中选用的联合阈值分割法是将输入图像的Canny算子检测结果与输入图像加权融合, 采用输入图像的大津法优化阈值对融合图像进行分割。通过对分割结果进行对比发现, 联合分割法的分割结果优于整体阈值分割法, 可以提高玉米种子特征提取的精度。采用基于误分像素点的测度对联合分割法提取种子轮廓进行了检测, 误分像素点的测度平均值小于0.05。

2.2 玉米种子轮廓提取

由于1幅图像上有多个目标, 传统的轮廓提取需要

每次从图像中分割出1粒种子进行标记和提取, 效率比较低。为了提高轮廓跟踪与提取的效率, 采用了多对象轮廓提取算法, 克服了必须将图像中的单粒种子图像分割取出后才能进行轮廓提取的问题, 通过一次扫描就可以完成所有连通区域的标记和多个对象的轮廓提取。

设经过阈值分割的二值图像的背景点的像素灰度值为 BP , 目标点的像素灰度值为 TP , 轮廓序号初值为 $N(N \neq BP, N \neq TP)$, CP 代表当前扫描点(坐标为 (i, j))的像素点灰度值, 扫描图像的方向为从左到右, 从上到下。则基于轮廓标记和轮廓填充的二值图像多对象轮廓提取描述如下:

1) 从二值图像的左上角开始对像素点逐行扫描, 当扫描到像素点的灰度值为 TP 的点, 即 $CP=TP$ 时, 停止扫描并记下当前像素点的坐标值 (x_N, y_N) , 并将当前像素点的灰度值赋为 N 。

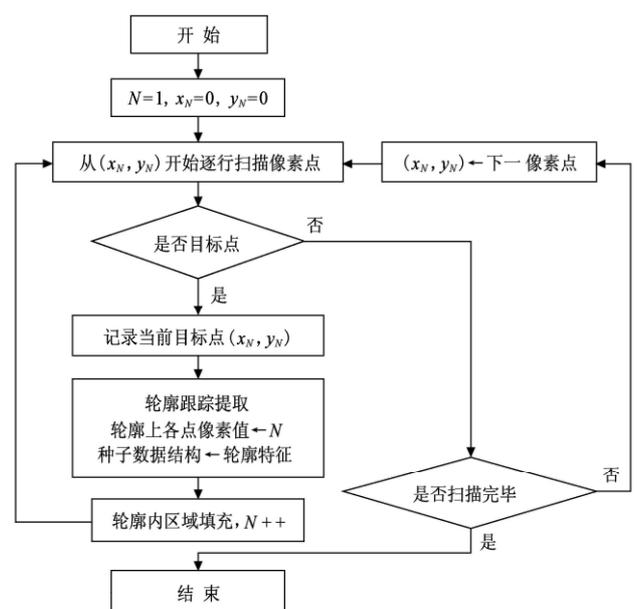
2) 从当前像素点开始, 定义初始搜索方向为沿左上方; 如果左上方的像素点的灰度值为 TP , 则该点为轮廓上的点, 否则搜索方向顺时针旋转 45° 。这样一直搜索下去直到找到第1个灰度值为 TP 的像素点为止, 并将该像素点的灰度值赋为 N 。然后将新找到的点作为当前轮廓点, 在当前搜索方向的基础上逆时针旋转 90° 。将当前轮廓像素点的序号 n 、坐标值、链码值、 N 值等数据存入种子数据结构中供后续特征提取时调用。

3) 重复步骤(2), 直到返回到起始点 (x_N, y_N) 为止。

4) 填充轮廓内的区域。即将该轮廓区域的所有像素点的灰度值都赋为 BP 或者 N 。

5) $N++$; 从点 (x_N, y_N) 开始重复以上步骤, 直到扫描图像完成。

该算法的流程图如图3所示。



注: N ——图像中对象轮廓的序号, $N++$ ——将序号增1

图3 多对象轮廓提取算法流程图

Fig.3 Flow chart of multi-object profile feature extraction

为了进一步提高算法的执行效率，采用多线程的方法进行多对象轮廓提取。实际应用中，采用 2 个线程分别从图像的左上角和右下角同时开始对图像进行遍历，提取图像中的种子对象轮廓。

利用多对象轮廓提取的玉米种子轮廓如图 4 所示。试验证明，基于轮廓标记和轮廓填充的二值图像多对象轮廓提取算法，对玉米种子轮廓提取有很好的适应性，而且该算法一次扫描完成即可提取所有连通区域的轮廓信息，其执行效率和提取精度较高。

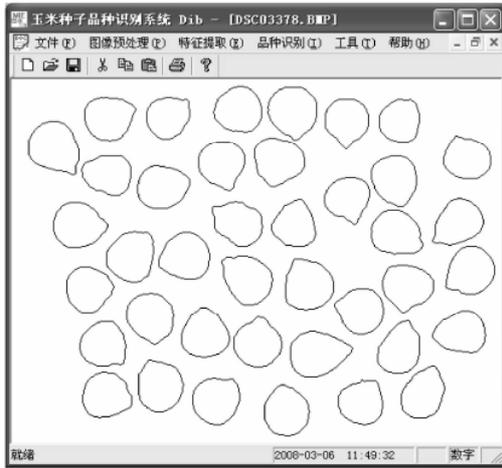


图 4 多对象轮廓提取的玉米种子轮廓
Fig.4 Contours of maize seeds

2.3 特征提取

玉米种子的几何特征和颜色特征都是反映玉米种子发育和品种信息的重要指标，在多对象轮廓提取算法的基础上，先定位玉米种子的尖端，然后对玉米种子的几何特征和颜色特征参数进行了多对象特征提取，并且采用多线程的方法来提高特征提取的效率。实际提取的玉米种子的主要几何特征如图 5 所示，系统应用的 25 个特征参数如表 1 所示。其中，当量直径为 4 倍面积与 π 比值的平方根，形状参数为周长的平方与 4π 倍面积的比值，伸长度为长轴长度与短轴长度的比值，紧凑度为当量直径与长轴长度的比值，圆度为种子轮廓的最小外接圆半径与最大内切圆半径的比值。系统采用 RGB、HSI 等模型来描述玉米种子的颜色信息，提取了种子上颜色最稳定部分（即过形心和大端以形心和大端之间的距离为直径且圆心在长轴上的圆形区域）的颜色特征。

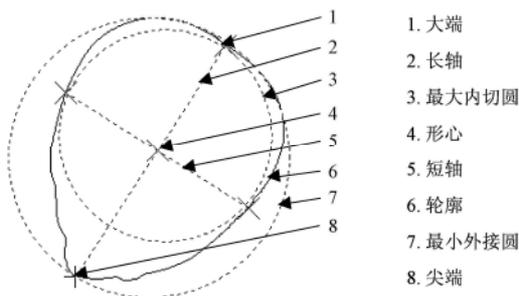


图 5 玉米种子主要几何参数示意图

Fig.5 Schematic diagram of geometry parameters of maize seeds

表 1 提取的玉米种子的主要特征参数

Table 1 Feature parameters of maize seeds

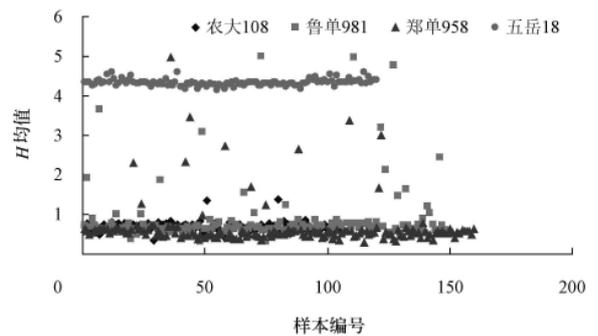
几何特征		颜色特征	
(1)轮廓点数	(8)当量直径	(14) R 均值	(20) H 均值
(2)面积	(9)最大跨度	(15) G 均值	(21) S 均值
(3)周长	(10)形状参数	(16) B 均值	(22) I 均值
(4)最大内切圆半径	(11)伸长度	(17) R 标准差	(23) H 标准差
(5)最小外接圆半径	(12)紧凑度	(18) G 标准差	(24) S 标准差
(6)长轴长度	(13)圆度	(19) B 标准差	(25) I 标准差
(7)短轴长度			

注：R 均值为红色分量平均值，G 均值为绿色分量平均值，B 均值为蓝色分量平均值，R 标准差为红色分量标准差，G 标准差为绿色分量标准差，B 标准差为蓝色分量标准差，H 均值为色度分量均值，S 均值为饱和度分量均值，I 均值为亮度分量平均值，H 标准差为色度分量标准差，S 标准差为饱和度分量标准差，I 标准差为亮度分量标准差。

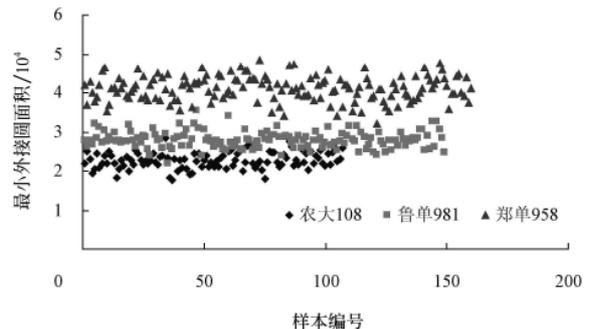
利用文中提出的算法对 1 幅图像上的多粒种子对象进行了几何特征和颜色特征提取试验，结果表明，该算法提取 1 粒种子特征的时间为 0.12 s。

3 品种识别试验

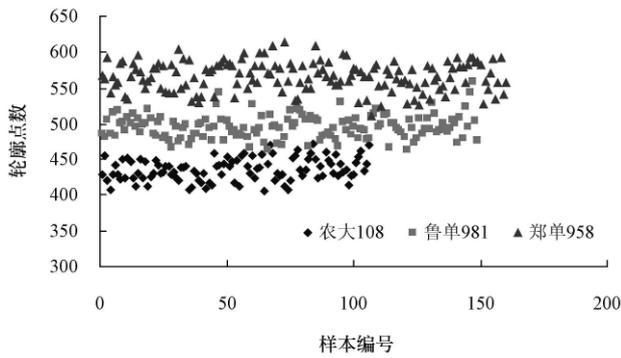
选择山东省种植面积广，销售量大的农大 108、郑单 958、鲁单 981 和五岳 18 4 个品种的玉米种子，试验样品由泰安市五岳泰山种业有限公司提供。随机选取样本数量分别为 106 粒、150 粒、160 粒和 120 粒进行品种识别试验。对 4 种玉米种子的部分特征数据进行了统计分析，如图 6 所示，五岳 18 的 H 均值集中在 4.00~4.76 之间，而其他 3 类种子的 H 均值范围在 0.5~3.5 之间；郑单 958 的最小外接圆面积最大，在 $3.5 \times 10^4 \sim 4.9 \times 10^4$ 像素之间，并且面积 $A_{农大108} < A_{鲁单981} < A_{郑单958}$ ，郑单 958 和鲁单 981 的分类阈值为 34 000；农大 108 的轮廓点数在 462 以下。



a. 4 个品种的玉米种子 H 均值之间的关系



b. 3 个品种的玉米种子最小外接圆面积之间的关系



c. 3个品种的玉米种子轮廓点数之间的关系

图6 4类玉米种子的分类特征

Fig.6 Classification feature of four kinds of maize seeds

为了有效地进行玉米品种识别，使用主成分分析的方法对神经网络的输入模式向量进行前处理，将降维优化后的模式向量作为网络的输入进行品种识别。

3.1 主成分分析

使用主成分分析 (PCA, principal component analysis) 的方法把多指标转化为少数几个综合指标，该方法主要分析众多变量之间的相关性，利用主成分综合原始变量的信息，达到降维的目的。试验对比了将4个品种的玉米样品单独进行主成分分析和将4个品种的玉米混合进行主成分分析的方法。

单独进行主成分分析的结果如表2 (截取了农大108主成分分析的25项特征因子中的前6项)，结果表明，该种子的前6项特征因子代表了93%以上的信息，因此，取变换后的6个特征向量就可以代表25个原始特征向量。对其他品种的种子特征做主成分分析的结果与农大108相似，均可用不同的公式进行线性变换得到的6个特征向量来表示原始特征向量。

表2 农大108主成分分析

Table 2 Principal component analysis of Nongda 108

成分	初始特征值		
	特征值	方差贡献率/%	累计方差贡献率/%
1	7.938	31.753	31.753
2	5.356	21.424	53.177
3	4.171	16.683	69.860
4	2.501	10.005	79.865
5	2.247	8.988	88.853
6	1.090	4.359	93.212

混合4个品种在一起进行主成分分析时，结果如表3所示 (截取了4个品种玉米种子主成分分析的25项特征因子中的前7项)。混合4个品种的种子特征进行主成分分析时，可以用5个或7个主成分来对原始特征向量应用同一公式进行线性变换，其线性变换系数如表4所示，其中特征的顺序与表1中的特征排列顺序一致。

3.2 BP神经网络识别

将主成分分析得到的种子特征数据作为BP网络构

建的种子分类器的模式输入，进行玉米品种识别。

表3 4个品种玉米种子主成分分析

Table 3 Principal components analysis of four kinds of maize seeds

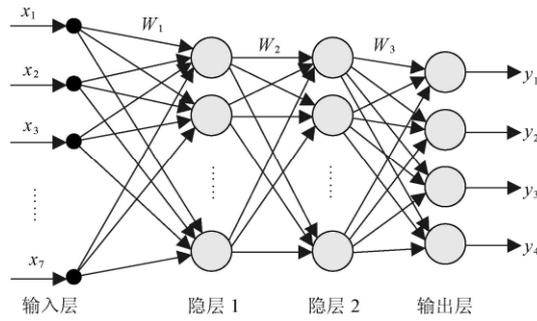
成分	初始特征值		
	特征值	方差贡献率/%	累计方差贡献率/%
1	10.370	41.480	41.480
2	6.244	24.977	66.457
3	2.495	9.981	76.438
4	2.108	8.433	84.871
5	1.312	5.247	90.118
6	0.906	3.623	93.741
7	0.682	2.728	96.469

表4 4个品种的种子各主成分线性变换的系数

Table 4 Principal component coefficients of linear transformation

特征	主成分1	主成分2	主成分3	主成分4	主成分5	主成分6	主成分7
x_1	0.284	0.140	0.039	-0.061	0.073	0.034	0.102
x_2	0.283	0.139	0.070	-0.100	0.044	0.081	-0.030
x_3	0.287	0.138	0.042	-0.064	0.065	0.040	0.078
x_4	0.242	0.163	0.137	-0.251	0.065	0.098	-0.079
x_5	0.300	0.096	-0.017	0.024	0.032	0.047	0.003
x_6	0.303	0.064	-0.032	0.045	0.014	0.053	-0.089
x_7	0.105	0.238	0.226	-0.385	0.121	0.000	0.263
x_8	0.281	0.144	0.075	-0.108	0.048	0.075	-0.020
x_9	0.300	0.087	-0.021	0.039	0.019	0.050	-0.027
x_{10}	0.148	0.007	-0.215	0.280	0.146	-0.237	0.738
x_{11}	0.241	-0.091	-0.191	0.304	-0.061	0.047	-0.245
x_{12}	-0.235	0.112	0.206	-0.268	0.029	-0.001	0.204
x_{13}	0.228	-0.038	-0.204	0.350	-0.019	-0.044	0.107
x_{14}	-0.069	-0.066	-0.292	-0.028	0.622	0.405	-0.158
x_{15}	-0.214	0.190	-0.090	0.116	0.334	0.271	0.073
x_{16}	-0.133	0.327	0.099	0.208	0.078	-0.008	0.017
x_{17}	0.005	-0.099	0.445	0.311	-0.188	0.366	0.085
x_{18}	0.082	-0.146	0.463	0.267	0.060	0.204	-0.008
x_{19}	0.038	-0.350	0.145	-0.063	0.283	-0.073	0.110
x_{20}	-0.187	0.255	0.109	0.159	-0.032	-0.118	0.135
x_{21}	0.056	-0.341	-0.149	-0.222	-0.039	0.098	0.081
x_{22}	-0.169	0.291	0.007	0.187	0.242	0.126	0.008
x_{23}	0.060	0.012	0.264	0.126	0.427	-0.665	-0.352
x_{24}	0.022	-0.361	0.010	-0.156	0.185	-0.055	0.176
x_{25}	0.045	-0.311	0.328	0.104	0.194	0.073	0.101

4个品种单独主成分分析中用变换后的6个特征向量来代表25个原始特征向量，混合4个品种在一起主成分分析中又分别用变换后的5个和7个特征向量来代表25个原始特征向量。针对以上3种情况，分别构建了6-6-6-4、5-5-5-4和7-7-7-4的两隐层BP神经网络，拓扑结构如图7所示，两隐层使用对数特性的Sigmoid激活函数，输出层使用线性激活函数。



注： x_1, x_2, \dots, x_7 为待检测种子主成分， y_1, y_2, \dots, y_4 为对应于 4 个品种种子的输出模式，如：[1, 0, 0, 0] 为农大 108

图 7 两隐层 BP 网络

Fig.7 Two hidden layers BP network

将 4 个品种各样本特征的主成分数据归一化处理，取 4 个品种的各 100 个样本的特征参数交叉存入输入变

量 $X_{6 \times 400}$ 、 $X_{5 \times 400}$ 和 $X_{7 \times 400}$ 中作为 3 个不同网络的输入（即各品种样本数据逐一间隔存入输入变量 X ），输出变量 $Y_{4 \times 400}$ 为输入变量 X 对应样本的品种，采用有动量的梯度下降法和自适应学习率的梯度下降法来训练网络，经过 10 000 次循环迭代，误差分别达到 0.102、0.0013 和 0.0003，网络训练耗时分别为：52.9、50.7 和 55.3 s，分别用以上主成分分析得到的 3 组特征数据来测试训练好的 3 个 BP 网络，网络识别耗时分别为 3.85、3.73 和 3.97 s。4 种玉米种子主成分分析后神经网络识别结果如表 5 所示。

结果表明：1) 单独主成分分析方法的品种综合识别率小于 50%，故对 4 个品种的种子特征分别进行主成分分析的方法不适用；2) 将样品混合后主成分分析方法的识别正确率较高，用变换后的 7 个特征向量来代表 25 个原始特征向量时，综合识别率达到 97% 以上。

表 5 4 种玉米种子主成分分析后神经网络识别情况

Table 5 Identification of four kinds of maize seeds by ANN and PCA

样本名称	样本数量/粒	训练样本数量/粒	未训练样本数量/粒	PCA1 训练样本误识别粒数	PCA1 未训练样本误识别粒数	PCA1 综合识别正确率/%	PCA2 训练样本误识别粒数	PCA2 未训练样本误识别粒数	PCA2 综合识别正确率/%	PCA3 训练样本误识别粒数	PCA3 未训练样本误识别粒数	PCA3 综合识别正确率/%
农大 108	106	100	6	67	6	<30	0	2	96.23	0	1	97.17
鲁单 981	150	100	50	87	44	<20	0	4	94.67	0	2	97.33
郑单 958	160	100	60	56	19	<50	0	2	97.50	0	1	99.38
五岳 18	120	100	20	39	45	<30	0	0	100	0	0	100

注：PCA1 为 4 个品种种子的特征数据单独主成分分析；PCA2 为 4 个品种种子的特征数据混合主成分分析，用变换后的 5 个特征向量来代表 25 个原始特征向量；PCA3 为 4 个品种种子的特征数据混合主成分分析，用变换后的 7 个特征向量来代表 25 个原始特征向量。

4 结 论

1) 根据玉米种子及种子图像的特点，采用联合分割法对种子图像进行分割，提出一种多对象有效特征提取算法，该算法可以快速有效地提取玉米种子的几何特征和颜色特征参数，种子特征提取的平均耗时为 0.12 s/粒。

2) 提出一种基于主成分分析优化神经网络的品种识别方法，该方法用主成分分析的方法对提取的种子特征进行降维优化处理，将抽取的特征作为 BP 网络的模式输入进行品种识别，将识别和检测时间降低至 0.007s/粒。

3) 对 4 个品种玉米种子进行了品种识别试验，结果表明，基于多对象特征提取和主成分分析优化神经网络的玉米种子品种识别方法的综合识别率可达到 97% 以上。该方法可推广到其他粒状农产品的在线识别与检测领域。

[参 考 文 献]

[1] 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): 175-179. Cheng Fang, Ying Yibin. Application of machine vision to quality evaluation of agricultural seed resources[J]. Transactions of the CSAE, 2001, 17(6): 175-179. (in Chinese with English abstract)

[2] Liao K, Paulsen M R, et al. Corn kernel breakage classification by machine vision using a neural network

classifier[J]. Trans of the ASAE, 1994, 36(6): 1949-1953.

[3] 宋韬, 曾德超. 基于人工神经网络的玉米籽粒形态识别方法的研究[J]. 农业工程学报, 1996, 12(1): 177-181. Song Tao, Zeng Dechao. An Investigation on Morphological Discrimination of Corn Kernels Based on Neural Network[J]. Transactions of the CSAE, 1996, 12(1): 177-181. (in Chinese with English abstract)

[4] Ni B, Paulsen M R, Reid J F. Corn Kernel Shape identification Using Image Processing[J]. Trans of the ASAE, 1997, 40(3): 833-838.

[5] Ng H F, Wilcke W F, et al. Machine vision evaluation of corn kernel mechanical and mold damage[J]. Trans of the ASAE, 1998, 41(2): 415-420.

[6] 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 with English abstract)

[7] 杨蜀秦, 宁纪锋, 何东健. BP 神经网络识别玉米品种的研究[J]. 西北农林科技大学学报, 2004, (增刊 1): 162-164. Yang Shuqin, Ning Jifeng, He Dongjian. Identification of corn breeds by BP neural network[J]. Journal of Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry, 2004, (Suppl): 162-164. (in Chinese with English abstract)

- [8] 陈永艳, 阚建文. 玉米种子品种模糊模式识别模型的研究[J]. 山东理工大学学报: 自然科学版, 2004, 18(3): 70—72.
Chen Yongyan, Zha Jianwen. Study on fuzzy pattern recognition model of corn breed[J]. Journal of Shandong University of Technology: Natural Science Edition, 2004, 18(3): 70—72. (in Chinese with English abstract)
- [9] 赵新子, 吴巍, 司秀丽, 等. 玉米种子活力图像识别与处理技术研究[J]. 吉林农业大学学报, 2004, 26(5): 572—576.
Zhao Xinzi, Wu Wei, Si Xiuli, et al. Research on the Technology of image identifying and processing of maize seed vigor[J]. Journal of Jilin Agricultural University, 2004, 26(5): 572—576. (in Chinese with English abstract)
- [10] 司秀丽, 吴巍, 赵新子, 等. 玉米种子纯度的计算机图像识别[J]. 吉林农业大学学报, 2005, 27(6): 694—697.
Si Xiuli, Wu Wei, Zhao Xinzi, et al. Image Identification of Maize Seed Purity on Computer[J]. Journal of Jilin Agricultural University, 2005, 27(6): 694—697. (in Chinese with English abstract)
- [11] 杨锦忠, 郝建平, 杜天庆, 等. 基于种子图像处理的大数目玉米品种形态识别[J]. 作物学报, 2008, 34(6): 1069—1073.
Yang Jinzhong, Hao Jianping, Du Tianqing, et al. Discrimination of numerous maize cultivars based on seed image process[J]. Acta Agronomica Sinica, 2008, 34(6): 1069—1073. (in Chinese with English abstract)
- [12] 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 with English abstract)
- [13] 王宏勇, 侯惠芳, 刘素华. 基于遗传算法和支持向量机的玉米品种识别[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(18): 221—223.
Wang Hongyong, Hou Huifang, Liu Suhua. Maize seed recognition based on genetic algorithm and multi-class SVM[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(18): 221—223. (in Chinese with English abstract)
- [14] 程洪, 史智兴, 么炜, 等. 基于支持向量机的玉米品种识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3): 180—183.
Cheng Hong, Shi Zhixing, Me Wei, et al. Corn Breed Recognition Based on Support Vector Machine[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(3): 180—183. (in Chinese with English abstract)
- [15] 苏谦, 邬文锦, 王红武, 等. 基于近红外光谱和仿生模式识别玉米品种快速鉴别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(9): 2413—2416.
Su Qian, Wu Wenjin, Wang Hongwu, et al. Fast Discrimination of Varieties of Corn Based on Near Infrared Spectra and Biomimetic Pattern Recognition[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(9): 2413—2416. (in Chinese with English abstract)

Maize seeds varieties identification based on multi-object feature extraction and optimized neural network

Wang Yuliang¹, Liu Xianxi^{2*}, Su Qingtang³, Wang Zhaona²

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Mechanical and Electrical Engineering College, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China;

3. Department of Modern Education Technology and Teaching, Lu Dong University, Yantai 264025, China)

Abstract: In order to apply machine vision technology replacing human vision to identify maize seed varieties in a real-time, objective, accurate and non-invasive procedure, the hardware and software systems to identify the seeds of maize need to be developed. For maize seed and characteristics of the seed images, the identification technology of maize seed varieties and algorithms has studied and explored in depth. A multi-object features extraction and the optimized neural network using PCA identification method adapting to maize seeds varieties identification was proposed. Geometric features and color features parameters of maize seeds were extracted. Maize seeds image processing strategies and varieties identification algorithms, which was based on the machine vision, was optimized. The precision and speed of maize seeds varieties identification was improved. Through maize seeds varieties identification test on four species including Nongda 108, Ludan 981, Zhengdan 958 and Wuyue 18, average identification time-consuming of each seed was 0.127 s, and integrated identification accuracy was more than 97%. Research shows that identification and detection of maize seeds varieties based on machine vision is feasible, and this method can improve the efficiency and correct identification rate of maize seed varieties.

Key words: feature extraction, principal component analysis, neural networks, maize seeds, variety identification