

DOI: 10.3724/SP.J.1006.2012.00535

利用花生荚果图像特征识别品种与检验种子

韩仲志 赵友刚*

青岛农业大学理学与信息科学学院, 山东青岛 266109

摘要: 为了验证以花生荚果图像特征识别品种和检验种子的可行性, 选用代表北方大花生主推区的 20 份花生品种, 从扫描图像获得花生荚果形态、颜色及纹理等 50 个特征, 综合运用主分量分析(PCA)、神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、聚类分析等手段, 探讨了品种识别、产地识别、DUS 性状的选取和品种聚类过程, 研究发现, 经 PCA 优化特征的 SVM 识别模型识别效果好且识别结果稳定, 20 个品种的品种识别率达到 90% 以上。模型对 3 个不同产地的花生荚果正确识别率达到 100%。另外从中筛选出一批对品种特异性、一致性和稳定性(DUS)测试有意义的备选特征, 并建立了花生品种的谱系聚类树。研究结果对 DUS 性状的优选、花生品种及产地的识别及对花生谱系研究有一定参考价值。

关键词: 花生品种识别; 主分量分析; 人工神经网络; 支持向量机; K-均值聚类; DUS 测试

Variety Identification and Seed Test by Peanut Pod Image Characteristics

HAN Zhong-Zhi and ZAO You-Gang*

College of Information Science & Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China

Abstract: To verify the feasibility of peanut variety recognition and seed testing by pod image characteristics, we screened 20 peanut varieties mainly released in North peanut regions and collected 50 traits based on pod morphology, colour and texture. We used PCA data optimization, neural networks, support vector machine, and clustering analysis to discuss the varieties identification, origin recognition, DUS characters selecting method and varieties clustering process. It has been discovered that the PCA optimization SVM model is better and its identification effect is stable. By this model, the variety recognition rate was above 90% for 20 varieties, and the correct origin recognition rate of three origins reached 100%. Additionally, we sorted out some useful traits for seeds DUS test from the 50 features and established the dendrogram of 20 peanut varieties. The results of this study provided some references valuable to the selection of DUS traits, peanuts varieties, origin recognition, and peanut pedigree research.

Keywords: Peanuts variety recognition; Principal component analysis; Artificial neural network; Support vector machine; K-means clustering; DUS test

我国是世界第一花生产业大国, 花生种子检验是关系花生产业、贸易发展的重要内容, 品种特异性、一致性和稳定性(DUS)是影响种子检验效果的重要因素^[1]。前人对种质资源的研究一般着重于粒重、容重、粒长宽与粒厚、体积与密度等数量性状(特征)。这些特征的一般来自大田试验人工考察, 获取速度慢、费工费时, 制约了种子检验的效率; 近年发展起来的以计算机数字图像处理为核心的新型检测方法, 具有检测速度快、鉴别能力强、重复性高、

可大批量检测等优势。作为一种高度自动化的智能采集技术, 与生物化学技术与分子技术一样, 是国际植物新品种保护联盟(UPOV)认可的植物 DUS 测试新技术^[2], 受到普遍关注。

基于图像的外观表现型, 杨锦忠等^[3-4]提取了玉米种子的数十个特征, 借助软件, 证实了图像技术在玉米种子检验过程的重要性, 韩仲志和赵友刚^[5-7]深入地探讨了该法在花生籽仁品种识别中的作用, 得出了较好的结论。图像处理的方法还用在了诸如

本研究由国家农业科技成果转化资金项目(2010GB2C600255), 山东省自然科学基金(ZR2009DQ019, ZR2010CM039), 山东省科技攻关项目(2009GG10009057)和青岛市科技发展计划项目(11-2-3-20-nsh)资助。

* 通讯作者(Corresponding author): 赵友刚, E-mail: zhaoyougang@qau.edu.cn, Tel: 0532-86080444

第一作者联系方式: E-mail: hanzhongzhi@qau.edu.cn

Received(收稿日期): 2011-05-30; Accepted(接受日期): 2011-10-13; Published online(网络出版日期): 2012-01-04.

URL: <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.1809.S.20120104.1651.017.html>

小麦^[8]、水稻^[9]等其他作物上,在玉米品种识别方面还有近红外光谱和仿生模式识别等^[10]方法,虽然均达到了较高的识别率,但由于光谱设备造价较高,其应用受到一定的限制。在产地识别方面研究较少,仅有的研究也基于元素分析的方法^[11],检测速度慢、代价大。

在花生荚果种子检验过程中使用图像处理方法较少,然而花生荚果作为花生重要生殖器官具有重要植物分类学和作物学地位,是新品种 DUS 测试的重要对象。其中的一些遗传因素和环境因素必然反映在外观表现上,进而能够鉴别不同的品种。基于这一设想,本文将考察不同品种在外观上的特异性、一致性和稳定性,进而识别品种;研究花生品种的产地鉴别方法;基于 DUS 测试方法,寻找影响花生品种差异的关键特征;基于聚类方法,探讨不同品种的亲缘关系。

1 材料与方法

1.1 试验材料

品种识别材料为 20 份农民自留种,分别来自河北、山东日照、山东潍坊和山东莱阳主要生产区,主体代表北方大花生主推品种(表 1);产地识别材料花育 22,分别产自山东省的烟台、莱阳和青岛(表 2)。从每个品种中选取正常无破损 100 粒带壳花生

种子。

用扫描仪采集图像,为了使扫描背景为黑色,扫描仪盖板完全打开,按固定次序与方向将 100 颗花生果均匀摆放在扫描以上,为获得更为全面的图像,分别获取了 2 副侧面图像和 1 副正面图像,其中两个品种(莱农 13 和青花 6 号)的一颗种子如图 1。将采集的图像保存到硬盘上,以备后续使用。

实验用的扫描仪型号为佳能 CanoScan 8800F,平板式 CCD 扫描仪,光学分辨为 4 800 dpi×9 600 dpi;最大分辨率为 19 200 dpi,扫描范围为 216 mm× 297 mm;使用的计算机为联想 IdeaCentre Kx 8160。

1.2 试验方法

首先将采集的图像预处理,包括图像的增强、去噪、中值滤波、边缘检测、形态学操作和图像的色彩空间转换等常规操作。然后提取特征,外观特征共分 3 大类,选 50 个特征(表 3),其中颜色特征、形态特征和纹理特征分别从彩色图像、二值化图像和纹理图像获取。对这些特征的定义参见相关文献^[12-13]。图像预处理和特征提取过程均基于 Matlab R2008a 软件编程实现。

基于提取的特征数据即可进行种子检验和品种识别,过程中所涉及算法主要包括主分量分析^[14](PCA)、神经网络 BP (back propagation)算法^[15]、支持向量机^[16]方法和 K-均值聚类^[17]等,其详细定义可

表 1 品种识别试验材料
Table 1 Experimental materials for variety identification

编号 Code	品种 Variety	产地 Producing area	编号 Code	品种 Variety	产地 Producing area
1	冀花 2 号 Yihua 2	河北 Hebei	11	矮 2 Ai 2	山东莱阳 Laiyang, Shandong
2	冀花 4 号 Yihua 4	河北 Hebei	12	莱农 13 Lainong 13	山东莱阳 Laiyang, Shandong
3	冀花 5 号 Yihua 5	河北 Hebei	13	鲁花 11 Luhua 11	山东青岛 Qingdao, Shandong
4	中农 108 Zhongnong 108	河北 Hebei	14	16-2	山东青岛 Qingdao, Shandong
5	天府 3 号 Tianfu 3	河北 Hebei	15	小白沙 Xiaobaisha	山东日照 Rizhao, Shandong
6	潍花 8 号 Weihua 8	河北 Hebei	16	鲁花 9 号 Luhua 9	山东日照 Rizhao, Shandong
7	花育 22 Huayu 22	山东莱阳 Laiyang, Shandong	17	p12	山东潍坊 Weifang, Shandong
8	花育 25 Huayu 25	山东莱阳 Laiyang, Shandong	18	U-1	山东潍坊 Weifang, Shandong
9	青花 6 号 Qinghua 6	山东莱阳 Laiyang, Shandong	19	U-2	山东潍坊 Weifang, Shandong
10	101 花生 101 Huasheng	山东莱阳 Laiyang, Shandong	20	U-3	山东潍坊 Weifang, Shandong

表 2 产地识别材料来源
Fig. 2 Experiment materials for origin recognition

编号 Serial number	品种 Variety	来源说明 Source	采集时间 Collecting time
01	花育 22 Huayu 22	莱阳农民自留种 Farmers at Laiyang	2011
02	花育 22 Huayu 22	烟台种子站种子 Yantai seed station	2011
03	花育 22 Huayu 22	青岛育种家种子 Breeders at Qingdao	2010



图 1 鲁花 11 和青花 6 号 2 个品种的扫描图像
Fig. 1 Scanning images of Luhua 11 and Qinghua 6

参考相关文献。由于本文所提取的特征数量较大，且特征间往往存在着相关关系，那么基于 PCA 方法

能从最小均方误差寻找最优正交映射，进一步压缩数据维数，提高了运算效率。K-均值聚类、人工神经网络、支持向量机是最典型的近代模式识别和分类方法，均是寻找非线性情况下的一种最优映射，由于所提取的特征与花生类别之间存在着非常复杂的非线性映射关系，所以特别适合采用此类方法进行品种识别，对样本的要求不很高，一般在类别较少、样本较少的情况下可进行小样本分析，样本容量没有硬性的规定，一般要求大于 50 即可。

表 3 统计特征
Table 3 Statistical characteristics

类别	数量	特征(编号)
Category	Number	Characteristics (code)
形态类	13	面积(1), 长轴长(2), 短轴长(3), 长度(4), 宽度(5), 周长(6), 等面圆直径(7), 凸形面积(8), 椭圆度(9), 矩形度(10), 圆形度(11), 紧凑度(12), 凹凸比(13)
Shape		Area (1), major axis length (2), minor axis length (3), length (4), width (5), perimeter (6), diameter (7), convex area (8), eccentricity (9), extent (10), shape factor (11), compactness (12), area/convex area (13)
颜色类	24	RGB (red, green, blue)与 HSV (hue, saturation, value)颜色空间的 3 个分量的均值(14~19), 方差(20~25), 偏度(26~31), 峰度(32~37)
Color		Mean of RGB (red, green, blue) and HSV (hue, saturation, value) (14~19), deviation (20~25), skewness (26~31), kurtosis (32~37)
纹理类	13	灰度图像均值(38), 方差(39), 平滑度(40), 三阶矩(41), 一致性(42), 熵(43); 反映种子图像灰度值次数分布特点的 7 个统计不变矩(44~50)
Texture		Mean (38), variance (39), smoothness (40), three moments (41), consistency (42), entropy (43), statistical moment invariants (44~50)

2 结果与分析

2.1 单特征识别与 DUS 性状选取

在进行品种识别时，每个特征都有一定的判决能力，如果用单个特征进行诊断，则判决能力强的特征可以作为 DUS 候选性状。从计算效率上来看，用尽量少的特征来进行识别效率更高。测试表明，特征间识别率差别较大。大的能够达到 80%以上，小的只有 10%左右。将每个特征识别率按照从高到低的顺序进行排序，可以从中选出对品种鉴别力强的特征，图 2 为不同特征识别率分布直方图。将识别率 R 划分为 4 个范围，从分布图上不难看出，被测试的 50 个特征中大数目的品种鉴别能力较差，识别率在 10%~30%之间的有 31 个特征；识别率高于 50%的有 12 个，他们是颜色 V 分量方差、H 分量偏度、等面圆直径、颜色 B 分量峰度、长轴长、椭圆度、圆形度、颜色 G 分量均值、平滑度、4 阶统计不变矩、7 阶统计不变矩和三阶矩，识别率高的特征具有较高的品种鉴别能力可以作为新品种 DUS 测试的备选特征，特征编号的定义见表 3。

2.2 不同的品种识别模型研究

每个籽粒 50 个特征，每个品种 100 粒花生，共

20 个品种，每个籽粒 3 个面的图像，所以得到的统计特征矩阵为 50×100×20×3，数据量巨大。在使用模式分类系统诊断时，所用的特征越多，理论上识别的正确率越高，然而检测的特征越多，成本也越大。统计特征较多时，往往需要必要的数据降维，有效寻找特征或某种组合变得十分有意义。本文使用 PCA 优化特征，将优化后的特征，作为 ANN 和 SVM 的输入，图 3 是没有优化和优化后得到的识别结果图。

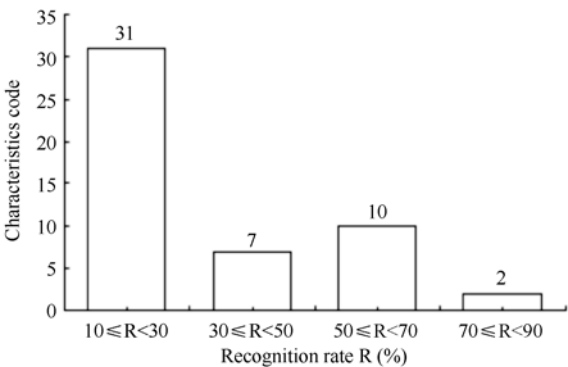


图 2 单特征识别品种的正确率分布直方图
Fig. 2 Distribution histogram of variety recognition by single characteristic

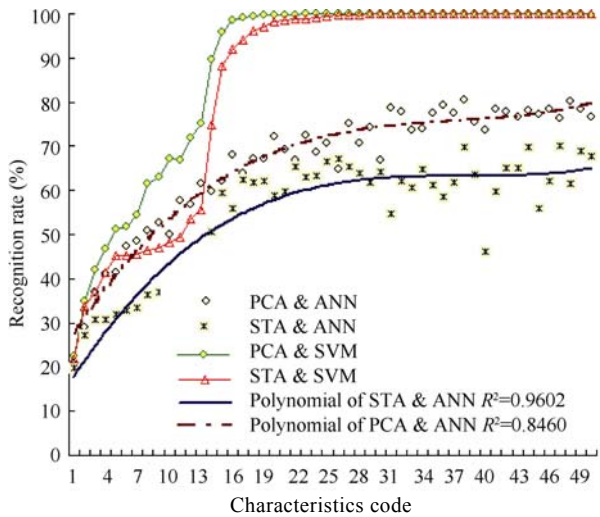


图 3 不同特征下 2 种识别模型的效果
Fig. 3 Effect of two recognition models under different characteristics

由于特征的冗余, 进一步增加特征数量将不能有效的提高品种的识别率。PCA 特征较原始的统计特征在同一种识别模型上都表现出一定的优越性, 可见, 在提取到反映作物本身的特征后, 有必要对这些特征进行 PCA 分析, 进一步去除数据冗余, 提高识别效果。另外容易发现神经网络的识别能力较 SVM 的识别能力要差很多, 特别在特征数量较大的情况下, 在高维特征空间, SVM 能充分发挥算法的优越性。由于神经网络的初始权值只能由系统随机给出, 所以带来识别结果的不稳定性, 采用多项式拟合后效果较好。

表 3 前 5 个主分量贡献率与累积贡献率
Table 3 Contribution and accumulative contribution of top five principle components

主分量 Principal components	贡献率 Contribution	累积贡献率 Accumulative contribution (%)
1 PC	6.01642	0.42378
2 PC	2.84388	0.62409
3 PC	1.68569	0.74282
4 PC	1.17636	0.82568
5 PC	0.61368	0.86891

在使用 PCA 特征时主分量的个数影响着识别结果(图 3), 从表 4 可见当主分量个数达到 5 个时, 此时测了累积贡献率大于 85%, 已经能够在很大程度上代表原始统计特征的主要信息。

2.3 同一品种的产地识别

图 4 是使用统计特征与 PCA 优化后的特征进行 3 个不同产地识别时的识别率曲线, 识别模型为

SVM 模型, 从中可以看出经 PCA 优化后的特征较原始特征识别效果好, 随着特征维数的增加, 这种优势变得不太明显。采用 4 个特征已经完全能够对 3 个不同来源的花生有效识别。

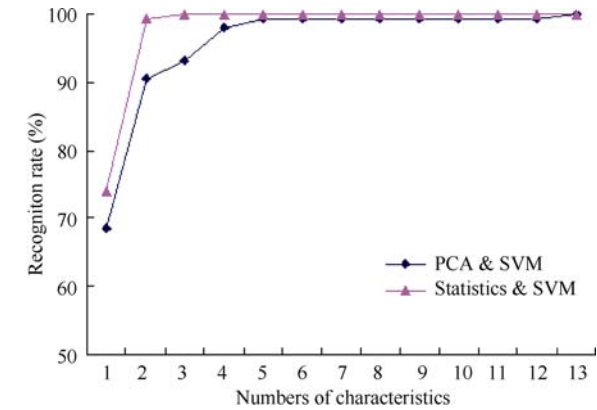


图 4 产地识别率曲线图
Fig. 4 Graph of recognition rate based on production areas

2.4 品种聚类

由于特征数据量较大, 直接采用这些样本特征进行聚类, 其结果较难以分析, 所以实验中, 只对每一类的相应特征的均值进行聚类(图 5), 可大致将结果分为 3 类, 很明显, 编号为 9 的青花 6 号花生被单独划分为一类, 这个品种系白沙 1016 与 99D1 杂交后系统选育, 属珍珠豆型小花生品种, 以区别于其他的大花生品种; 另外, 编号为 7、10、11、12、8、14、13 被聚集为第二大类, 其他的被划分为第 3 大类, 其中第二大类中花生主要来自莱阳青岛产区,

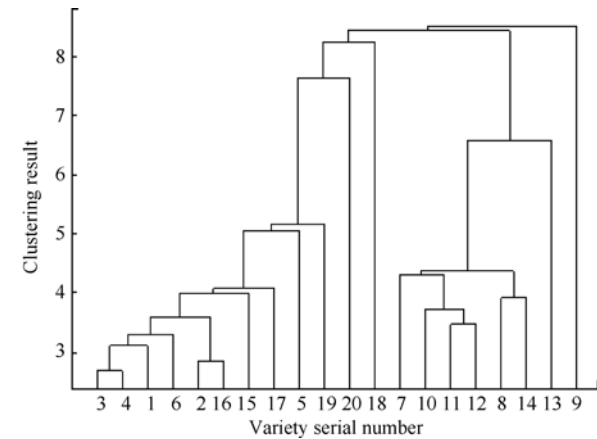


图 5 品种聚类树状图
Fig. 5 Clustering tree of varieties
横坐标数字同表 1 中的品种编号。
Numbers on the abscissa corresponding to the numbers for varieties in Table 1.

可能由于外部环境因素致使这一类别在表现型上表现了共同的特性。第3类种子中18号和20号品种与其他品种差别较大,考察种质资源发现,第18号品种为典型的单果花生、而第19号花生为典型的多果类花生。而这类花生主产区主要分布于湖北。不同的果型、不同的产地在很大程度上决定着聚类的结果。另外聚类谱系还在一定程度上反映了品种的遗传关系,比如3号与4号,2号与16号,11号与12号具有较近的亲缘关系。

3 讨论

正常花生荚果果型因品种和产地以及外部环境的不同而表现出不同的差异,遗传学上是遗传因子与环境因子相互作用的结果^[19]。表现在外观特征上,如形态、颜色、纹理等不同。植物器官的大小取决于细胞的分裂与生长,形状主要依赖于细胞分化,颜色则与显色物质的代谢密切相关,纹理则是细胞分裂、生长、分化与代谢相互作用的最终体现。因此,可以大致认为这4种属性的性状之间是相互独立的,另外广义遗传力与识别率之间存在高度的正相关关系^[18]。本研究花生荚果图像特征的确定和识别就是基于上述认识。

采用图像处理方法测量植物形态,不仅可以替代部分人工测量,获得更高精度的结果,而且还能够提供新的DUS候选性状。本研究花生荚果图像的特征提供了有价值的更多候选性状。一个性状是否适合DUS测试,除经济重要性以外,主要取决于品种鉴别力大小。识别率的高低在一定程度上表示一个性状区分品种的能力^[19]。一个性状的品种识别率高,自然具有高的品种鉴别力,最小值0表示品种间无差异,该性状没有任何鉴别力,最大值1表示全部差异均表现为品种间差异,该性状有最大鉴别力。

本研究花生荚果图像的特征提供了有价值的品种性状,采用合适的模型能够对种子的真伪进行有效鉴别。PCA优化特征总体上比原始统计特征具有更好的识别性能,3大类特征中,颜色特征的识别效果明显较形态和纹理特征好。原因是采集的颜色特征数量较多,有可能是种植在不同地区土壤条件差别较大,以及品种本身遗传上的颜色差别所致。另外形态特征在品种识别中并不是好的特征,可能产地、土壤环境等影响着花生荚果的发育。采集的花生品种均来自农民的自留种,这些种子在多

年的种植过程中不可避免地会产生品种的混叠,导致品种不纯,造成识别结果上的偏差,更多采集育种家种子进行进一步测试将会使检测结果更好,更有说服力。

应该指出,本文只进行了一个品种不同来源的花生荚果的产地识别研究,不同品种对产地的反映也不尽相同。产地识别是产地溯源技术的重要研究内容,所取的样本容量较小,对于更广泛的产地识别需要构建更广泛的样本来源。本文的实验样本较小,每类为100粒带壳花生,但从模式识别角度已经满足小样分析的基本需求,在入选的特征较多时,对3个不同产地的花生荚果正确识别率较高,基本达到了100%,这是因为,首先样本类别数目较少,只有3个;其次备选的特征较多,最多达到了50个特征,如果进一步加大样本类别,减少特征数量,识别率必然下降,例如图4,选用1、2或3个特征时,识别率均在80%以下。

对特征的聚类可为后续统计分析和研究带来很大的便利。聚类的目的是找出描述并区分已知数据类别或概念的模型,以便能够用该模型预测类别未知的对象所属的类^[17]。系统聚类法便是解决这类问题的一个有效方法,它是将样品或变量按照其性质上的亲疏分类的一种多元统计方法^[17]。

应该说明本研究适用于DUS测试及遗传育种和种质资源保护领域。本文只是初步结果,在正式用于DUS测试之前,有必要进一步扩大测试品种数量,考察候选性状的品种间多样性、品种内一致性、地点年际间稳定性。另外,贸易过程中的花生种子不仅决定于种子的真实性,同时的品质好坏也往往决定着种子价格的高低^[18],进一步的研究需要充分考虑国家标准^[20-21],以期获得更为理想的结果。

诚然,不同收获时间和贮藏方式会对花生荚果的颜色特征产生影响,由于采集的样品主体是农民自留种,基本上已做到充分干燥,荚果果壳的颜色受到的影响较小,但对花生籽仁的影响较大,这有待进一步的研究。另外,本文所讨论的方法对实验样本的依赖性较大,且识别结果受到各种环境因素的影响,较化学元素分析法和光谱学方法检测效果低,但不难发现本文所采用的方法检测速度快,代价低,可以预见是将来种子检验的有潜力的方法之一。

4 结论

考察了品种识别、产地识别、DUS性状的选取

和品种遗传过程及检验过程中特征数量、特征优化算法、识别模型、以及样本容量、特征组合等对检验效果的影响。筛选出了一批对 BUS 测试有意义的备选特征。采集的特征经 PCA 优化后表现出更强的识别性能, SVM 较神经网络识别效果总体上得到提高, 并且识别效果稳定。

References

- [1] Agriculture Department of China, New Varieties of Plants Test Sub-centre (Guangzhou)[农业部植物新品种测试(广州)分中心], Photos Standards of New Peanut Varieties DUS Test (花生新品种 DUS 测试性状照片拍摄规范). Beijing: China Agriculture Press, 2010 (in Chinese)
- [2] UPOV. General Introduction to the Examination of Distinctness, Uniformity and Stability and the Development of Harmonized Descriptions of New Varieties of Plants (TG/1/3). Geneva (Switzerland): The International Union for the Protection of New Varieties of Plants, 2002. p 11
- [3] Zhao C-M(赵春明), Han Z-Z(韩仲志), Yang J-Z(杨锦忠), Li N-N(李娜娜), Liang G-M(梁改梅). Study on application of image process in ear traits for DUS testing in maize. *Sci Agric Sin* (中国农业科学), 2009, 42(11): 4100–4105 (in Chinese with English abstract)
- [4] Han Z-Z(韩仲志), Zhao Y-G(赵友刚), Yang J-Z(杨锦忠). Detection of embryo using independent components for kernel RGB images in maize. *Trans CSAE* (农业工程学报), 2010, 26(3): 222–226 (in Chinese with English abstract)
- [5] Han Z-Z(韩仲志), Zhao Y-G(赵友刚). Quality grade detection in peanut using computer vision. *Sci Agric Sin* (中国农业科学), 2010, 43(18): 3882–3891 (in Chinese with English abstract)
- [6] Han Z-Z(韩仲志), Zhao Y-G(赵友刚). A cultivar identification and quality detection method of peanut based on appearance characteristics. *J Chin Cereals Oils Assoc* (中国粮油学报), 2009, 24(5): 123–126 (in Chinese with English abstract)
- [7] Han Z-Z(韩仲志), Zhao Y-G(赵友刚). Image analysis and system simulation on quality and variety of peanut. *J Chin Cereals Oils Assoc* (中国粮油学报), 2010, 25(11): 114–118 (in Chinese with English abstract)
- [8] Sakai N, Yonekawa S, Matsuzaki A. Two-dimensional image analysis of the shape of rice and its application to separating varieties. *J Food Eng*, 1996, 27: 397–407
- [9] Dubey B P, Bhagwat S G, Shouche S P, Sainis J K. Potential of artificial neural networks in varietal identification using morphometry of wheat grains. *Biosyst Eng*, 2006, 95: 61–67
- [10] Su Q(苏谦), Wu W-J(邬文锦), Wang H-W(王红武), Wang K(王库), An D(安冬). Fast discrimination of varieties of corn based on near infrared spectra and biomimetic pattern recognition. *Spectroscopy Spectral Anal* (光谱学与光谱分析), 2009, 29(9): 2413–2416 (in Chinese with English abstract)
- [11] Wang F(王方), Wang W(王伟), Zhang C-Y(张春娅), Yin J-T(尹吉泰), Wang S-S(王树生), Lu F-P(路福平). Recognition of production regions for Cabernet Sauvignon dry red wines. *Sino-Overseas Grapevine Wine* (中外葡萄与葡萄酒), 2008, (1): 4–7 (in Chinese with English abstract)
- [12] Hao J-P(郝建平), Yang J-Z(杨锦忠), Du T-Q(杜天庆), Cui F-Z(崔福柱), Sang X-P(桑素平). A study on basic morphologic information and classification of maize cultivars based on seed image process. *Acta Agron Sin* (中国农业科学), 2008, 41(4): 994–1002. (in Chinese with English abstract)
- [13] Yang J-Z(杨锦忠), Hao J-P(郝建平), Du T-Q(杜天庆), Cui F-Z(崔福柱), Sang X-P(桑素平). Discrimination of numerous maize cultivars based on seed image process. *Acta Agron Sin* (作物学报), 2008, 34(6): 1069–1073 (in Chinese with English abstract)
- [14] Lindsay I Smith. A tutorial on Principal Components Analysis [EB/OL]. http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf, February 26, 2002
- [15] Gardner M W, Dorling S R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environ*, 1998, 32: 2627–2636
- [16] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A practical guide to support vector classification [EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>, April 15, 2010
- [17] Likas A, Vlassis N, Verbeek J J. The global k-means clustering algorithm. *Pattern Recogn*, 2003, 36: 451–461
- [18] Yang J-Z(杨锦忠), Zhang H-S(张洪生), Hao J-P(郝建平), Du T-Q(杜天庆), Cui F-Z(崔福柱), Li N-N(李娜娜), Liang G-M(梁改梅). Identifying maize cultivars by single characteristics of ears using image analysis. *Trans CSAE* (农业工程学报), 2011, 27(1): 196–200 (in Chinese with English abstract)
- [19] Yang J-Z(杨锦忠), Zhang H-S(张洪生), Zhao Y-M(赵延明), Song X-Y(宋希云), Wang X-Q(王新勤). Quantitative study on the relationships between grain yield and ear 3-D geometry in maize. *Sci Agric Sin* (中国农业科学), 2010, 43(21): 4367–4374 (in Chinese with English abstract)
- [20] GB/T 1532-2008. National Standards of the People's Republic of China: Peanut (中华人民共和国国家标准: 花生). Beijing: Standards Press of China, 2008 (in Chinese)
- [21] DB 34 T 252.4-2003. National Standards of the People's Republic of China: Pollution-free peanut IV: Peanut (Kernel)(中华人民共和国国家标准: 无公害花生第 4 部分: 花生果/仁). Beijing: Standards Press of China, 2003 (in Chinese)