

基于 K-L 变换与 LS-SVM 的玉米品种识别方法*

权龙哲^{1,2} 祝荣欣³ 雷溥¹ 韩豹^{1,2}

(1. 东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 吉林大学地面机械仿生技术教育部重点实验室, 长春 130025;
3. 黑龙江科技学院机械工程学院, 哈尔滨 150027)

【摘要】 为实现外观相似的不同玉米品种的有效识别, 提出了 K-L 变换与最小二乘支持向量机相结合的籽粒品种鉴别方法。采用标记算法及多尺度小波分析方法获得玉米单籽粒图像, 应用 K-L 变换技术提取籽粒图像的特征数据, 设计了二叉树型多类 LS-SVM 分类器, 实现了对特征数据的有效分类。通过试验分析, 确定了较为合理的状态空间维数 ($L=3$), 正确识别率可达 95.3%。

关键词: 玉米品种 模式识别 图像处理 K-L 变换 最小二乘支持向量机

中图分类号: S126; TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)04-0168-05

Recognition Method of Maize Cultivars Based on K-L Transform and LS-SVM

Quan Longzhe^{1,2} Zhu Rongxin³ Lei Pu¹ Han Bao^{1,2}

(1. College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

2. Key Laboratory for Terrain-Machine Bionics Engineering, Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130025, China

3. College of Mechanical Engineering, Heilongjiang Institute of Science and Technology, Harbin 150027, China)

Abstract

A method for maize cultivars identification was proposed, by using the combination algorithm of K-L transform and least square support vector machines (LS-SVM). Firstly, labeling algorithm and multi-scale wavelet analysis were used to acquire single corn kernel images; secondly, K-L transform was employed to extract the features of corn kernel images; at last, the method of LS-SVM with a binary tree architecture was developed to identify maize cultivars by using feature data. According to the result of test, the reasonable state space dimension ($L=3$) is acquired, and this method gives a correct recognition rate of 95.3%.

Key words Maize cultivars, Pattern recognition, Image process, K-L transform, LS-SVM

引言

玉米种子真实性和品种纯度鉴定在作物新品种区域比较试验管理、品种权保护、种子质量管理、种子生产与营销实践中有重要意义^[1]。应用机器视觉代替人眼对种子的品种进行鉴别, 是一种实时、高效、准确、无疲劳的新方法, 而且还具有成本低、样品无损等诸多优势, 因此近年来该领域成为了一个新

的研究热点^[1-6]。

有效地提取玉米籽粒图像外观特征, 是进行品种鉴别的基本保障。在以往的研究中, 相关研究人员提取了大量的特征参数^[1-6], 详细地描述了各品种玉米籽粒的外形、颜色、纹理等特征, 实现了籽粒品种的鉴别。然而大量的特征参数会影响数据的分类效果, 也会降低识别效率; 另外部分外观相似的籽粒品种间的细微差异, 也会被为数众多的特征参数

收稿日期: 2009-01-09 修回日期: 2009-03-16

*“十一五”国家科技支撑计划资助项目(2006BAD11A05-6)和黑龙江省教育厅科技基金资助项目(10531191)

作者简介: 权龙哲, 讲师, 吉林大学博士生, 主要从事机器视觉技术在农业工程中的应用研究, E-mail: quan-longzhe@163.com

通讯作者: 韩豹, 研究员, 吉林大学博士生, 主要从事农业机械设计与制造研究, E-mail: hanbao2004@126.com

所分散,不利于相似品种间的鉴别^[1],这样也会严重影响籽粒的整体识别效果。为此,本文尝试将 K-L 变换技术^[7]应用于外观相似的玉米籽粒图像的特征提取,通过对图像信息的高效压缩,采用少而精的特征参数全面、合理地描述各品种籽粒的外观特征,为相似品种间的有效鉴别提供保障。同时为保证分类精度、提高分类效率,拟采用一种建立在结构风险最小化原则基础上的分类器——最小二乘支持向量机 (LS-SVM),对多样本籽粒图像的特征数据进行模式分类。

1 单籽粒图像库的建立

采用粒群图像的标记算法及小波正形理论^[8]可以优质、高效地建立等大、统一的单籽粒图像库,为籽粒图像的 K-L 变换提供基础图像数据。选择外观相似的并具有地区代表性的 4 个品种 (品种 I: 本玉 9、品种 II: 东农 250、品种 III: 金玉 1、品种 IV: 龙单 21) 的玉米籽粒作为研究对象,在各品种中选取具有品种特征的 300 粒种子作为试验样本,并在数字图像采集系统^[9]上采集玉米籽粒的正面图像^[1]。

以 6 籽粒粒群图像为例,说明单籽粒图像库创建的步骤:① 采用标记算法对粒群图像 (图 1a) 中各散放的单籽粒进行顺次标记,获得由标记值构成的标记图像 (图 1b)。② 将单籽粒图像从标记图像中逐一分割,放置于黑色背景模板中,并保证籽粒的形心与模板的形心相重合。③ 利用小波正形方法^[8]识别籽粒尖顶,通过图像旋转将姿态各异的玉米单籽粒图像,按尖顶朝上方式统一放置 (图 1c)。④ 最后存储单籽粒图像数据。

2 玉米单籽粒图像的特征提取

选取单籽粒图像库中的部分图像作为训练样本,应用 K-L 变换技术建立样本的正交特征空间;以累积方差贡献率和重构图像作为分析依据,截取部分特征子空间建立状态空间;并以样本在状态空间的投影值作为特征数据,来鉴别玉米籽粒品种。

2.1 籽粒特征空间的建立

选取玉米单籽粒图像库中 800 幅灰度图像作为训练样本,每幅图像的大小为 40 × 40 像素,对图像进行列堆积后,用向量表示为 I_1, I_2, \dots, I_m 。以训练

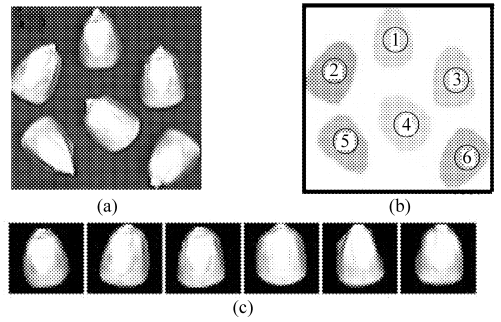


图 1 单籽粒图像库的创建过程

Fig. 1 Creation process of single corn kernel image database

(a) 原始图像 (b) 标记图像 (c) 单籽粒正形图像

样本集的总体散布矩阵作为产生矩阵,即

$$\Sigma = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} (I_i - \mu)(I_i - \mu)^T = \frac{1}{m} AA^T \quad (1)$$

式中 I_i ——第 i 个籽粒的图像矢量

μ ——训练样本集的平均图像矢量

以 A 为产生矩阵,构造相关矩阵可表示为 $R = AA^T$,为减少计算量,采用矩阵的奇异值分解方法 SVD^[7],求解 R 的特征值为 λ_i ,特征向量为 v_i ,则正交归一的特征向量为 $\varphi_i = Av_i / \sqrt{\lambda_i}$ 。将 λ_i 按照从大到小的顺序排列, φ_i 也相应排列组成正交空间,即玉米籽粒特征空间 $\Phi = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p\}$ 。由 Φ 中部分特征子空间的成像 (图 2) 可见,各特征子空间均呈现出不同的类籽粒图像;在低维特征空间中,籽粒图像较为清晰,特征相对突出;而在高维空间中,图像越来越模糊,细节特征也逐渐消失。由此说明,低维特征子空间即可反映籽粒样本图像的主要信息,可用其构建籽粒样本的状态空间。

2.2 图像重构与特征参数的提取

任何一幅籽粒样本图像都可以表示为上述正交特征空间的线性组合,将籽粒图像 I_i 投影到由 Φ 张成的子空间中,得到一组坐标系数,即为 K-L 变换的展开系数

$$\omega_i = \Phi^T (I_i - \mu) \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (2)$$

该系数反映了籽粒样本图像在各子空间中的位置,是籽粒图像外观特征的抽象表达。选择前 $L (L \leq p)$ 个最大特征值对应的特征向量,构造状态空间 $K = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_L\}$,同时保证累积方差贡献率

$$e = \frac{\sum_{i=1}^L \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (3)$$

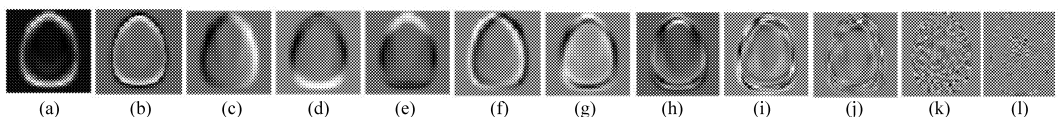


图 2 特征玉米籽粒空间图像

Fig. 2 Feature spaces of single corn kernel images

(a) φ_1 (b) φ_2 (c) φ_3 (d) φ_4 (e) φ_5 (f) φ_7 (g) φ_{10} (h) φ_{20} (i) φ_{50} (j) φ_{100} (k) φ_{200} (l) φ_{500}

尽可能大,状态空间维数 L 尽可能小,即在保证状态空间信息量的前提下,尽量减少其维数,实现籽粒样本图像的有效降维。对于待识别籽粒图像 f ,可以通过向状态空间 K 投影求出系数向量

$$\beta = K^T(f - \mu) \quad (4)$$

相应地由系数向量和状态空间,也可以反求籽粒的重构图像

$$\hat{f} = K\beta + \mu \quad (5)$$

图像重构不仅可以直观地反映状态空间的信息量,也为确定状态空间的最佳维数 L 和验证 K-L 变换的正确性提供依据。由 4 种籽粒样本在多维 ($L=1 \sim 5$) 状态空间中所得的重构图像组(图 3~6)可知,随着状态子空间维数的增多,重构图像越加清晰,细节越加丰富,与原始图像的相似程度也越高;另外由于新增状态子空间提供信息量逐渐减少,相应地重构图像的递变程度也逐渐减小。这也进一步说明籽粒样本图像的信息主要压缩在低维特征子空间中,可用其产生籽粒图像的特征数据。

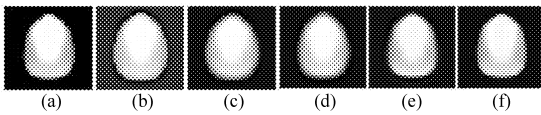


图 3 品种 I 的籽粒图像重构

Fig. 3 Reconstruction corn kernel images of variety I

(a) 原图 (b) φ_1 (c) $\varphi_1 \sim \varphi_2$ (d) $\varphi_1 \sim \varphi_3$
(e) $\varphi_1 \sim \varphi_4$ (f) $\varphi_1 \sim \varphi_5$

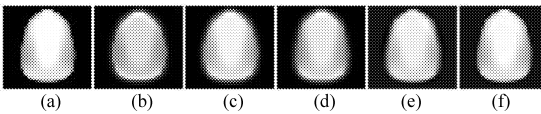


图 4 品种 II 的籽粒图像重构

Fig. 4 Reconstruction corn kernel images of variety II

(a) 原图 (b) φ_1 (c) $\varphi_1 \sim \varphi_2$ (d) $\varphi_1 \sim \varphi_3$
(e) $\varphi_1 \sim \varphi_4$ (f) $\varphi_1 \sim \varphi_5$

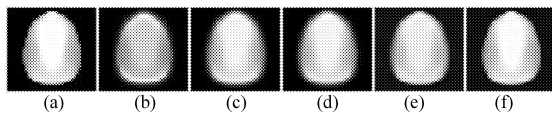


图 5 品种 III 的籽粒图像重构

Fig. 5 Reconstruction corn kernel images of variety III

(a) 原图 (b) φ_1 (c) $\varphi_1 \sim \varphi_2$ (d) $\varphi_1 \sim \varphi_3$
(e) $\varphi_1 \sim \varphi_4$ (f) $\varphi_1 \sim \varphi_5$

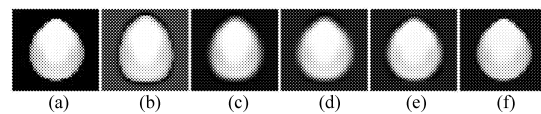


图 6 品种 IV 的籽粒图像重构

Fig. 6 Reconstruction corn kernel images of variety IV

(a) 原图 (b) φ_1 (c) $\varphi_1 \sim \varphi_2$ (d) $\varphi_1 \sim \varphi_3$
(e) $\varphi_1 \sim \varphi_4$ (f) $\varphi_1 \sim \varphi_5$

由图 3~6 可见,通过前 2 维特征子空间重构所得的 4 种籽粒图像与原始图像较为接近,基本反映出各品种籽粒的外观特征;另外由式(3)可得,前 2 维特征子空间中所包含的信息量达 52.5%,超过了信息总量的半数。因此本文尝试以二维状态空间所得的 K-L 变换系数作为特征数据,对 4 个品种的 1 200 粒玉米籽粒进行分类。

3 基于 LS-SVM 的籽粒品种分类

采用标准支持向量机(SVM)进行分类,需求解一组二次规划问题,样本数据量决定着规划问题的复杂程度,也直接影响着分类精度^[9-10]。LS-SVM 可以通过对一组线性方程组的求解,取代 SVM 中对复杂二次规划的求解,保证了大样本数据的分类精度,并且具有更好的抗噪声能力和更高的求解效率。

3.1 LS-SVM 模型的建立

首先对两类籽粒图像样本的特征数据进行标准化处理

$$x_k = (\gamma_k - \bar{\gamma}) / \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\gamma_k - \bar{\gamma})^2} \quad (6)$$

式中 γ_k ——第 k 个籽粒训练样本的 K-L 变换系数
 $\bar{\gamma}$ ——训练样本数据均值
 n ——训练样本总数

在此基础上,LS-SVM 分类可以描述为求解问题^[9]

$$\begin{cases} \min J(w, e) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^n e_k^2 \\ \text{s. t. } y_k = w^T \varphi(x_k) + b + e_k \\ (k = 1, 2, \dots, n; y_k \in \{-1, 1\}) \end{cases} \quad (7)$$

式中 y_k ——籽粒归属类别

e_k ——误差变量

$\varphi(\cdot)$ ——核空间映射函数

w ——权矢量 γ ——惩罚系数

b ——偏差量

通过对拉格朗日乘子的最优化求解^[10],将原二次规划问题转化为线性方程组,并求解线性方程组中的系数变量,得到 LS-SVM 分类模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n a_i K(x_i, x_j) + b \quad (8)$$

其中 $K(x_i, y_j) = \exp(-(x_i - x_j)^2 / \sigma^2)$ (9)

式中 a_i ——线性方程组求解所得的系数变量

$K(\cdot)$ ——由输入空间到高维特征空间的非线性映射,采用径向基函数作为核函数

3.2 LS-SVM 的多类分类集成

单个 LS-SVM 只能解决两类样本的分类问题, 而待鉴别的籽粒品种往往是多类, 这样单个 LS-SVM 在多品种分类上显示出了不足, 因此提出基于大类原则的二叉树多类 LS-SVM 分类方法。首先应用模糊聚类分析将籽粒品种分成 2 个一级子类^[11-12], 再将一级子类进一步划分成 2 个次级子类, 如此循环下去, 直到获得若干个单独的类别为止, 最后对每个决策节点的 2 类分类问题用 LS-SVM 分类器进行分类。该方法可逐级突出多类样本间的主要差异, 降低各类样本间的多重干扰对分类的影响, 最大限度地减少误判。

对于 4 种籽粒样本的分类流程, 如图 7 所示: 首先应用模糊聚类分析, 将训练样本的籽粒品种分成 2 个一级子类(聚类结果为品种 I、IV 聚为一类, 品种 II、III 聚为另一类); 并利用一级子类的特征数据建立第一层分类器 LS-SVM1; 同理根据次级子类特征数据 I、IV 和 II、III 分别建立分类器 LS-SVM2 和

LS-SVM3。由各分类模型构造相应的等位线图, 可得 3 条关键曲线(图 8), 其中“1 曲线”和“-1 曲线”为支持向量构建的最优边缘曲线; “0 曲线”为求解所得的最优分类曲线^[10], 是区别两类样本的主要依据。以图像库中剩余的 400 幅灰度图像作为检验样本, 将所提取的特征参数置于上述 3 组分类器构建的等位线图中, 由图 8 可得各分类器均能按照结构风险最小化原则, 理想地对 2 类数据加以区分。

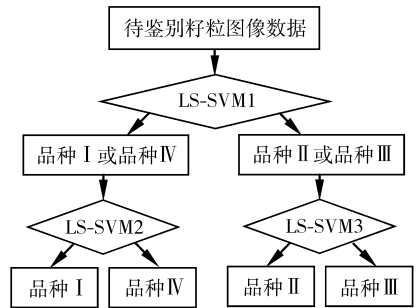


图 7 基于二叉树的多类 LS-SVM 分类流程图
Fig. 7 Flow chart of LS-SVM multi-classification based on binary tree architecture

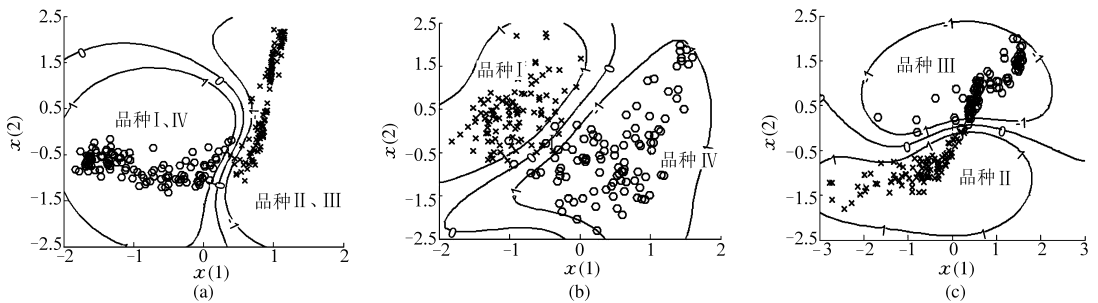


图 8 数据分类图

Fig. 8 Data classification

(a) LS-SVM1 (b) LS-SVM2 (c) LS-SVM3

3.3 多维特征的 LS-SVM 分类

状态空间维数 $L=2$ 时, 创建了结构风险最小的二维分类器(图 8), 并达到了 87.6% 的识别正确率。为进一步提升识别正确率, 确定更为合理的籽粒特征维数 (L 值), 采用 LS-SVM 分别创建了各维状态空间下的分类器, 并统计出相应的识别正确率(表 1)。

表 1 籽粒图像的正确识别率

Tab. 1 Correct recognition rate of corn kernel image %

参数	维数				
	2	3	5	10	20
贡献率	52.5	62.5	73.3	83.4	90.2
正确率	87.6	95.3	96.7	96.9	93.6

由表 1 可知, 当 $L=3$ 时识别正确率为 95.3% (与同类研究所达到的识别精度相当^[1-6]), 与 $L=2$

相比状态空间增加了 1 维, 正确识别率提高了 7.7%; 当 $L=5$ 时, 状态空间又增加了 2 维, 而正确识别率仅提高了 1.4%。可见, 随着 L 值的增加, 识别正确率的提高幅度逐渐降低, 并且当 L 值过大时, 识别正确率反而降低, 另外 L 值的增大, 还会大幅增加运算开销, 降低识别效率。因此, 确定 $L=3$ 为比较合理的状态空间维数, 可以实现玉米籽粒品种的有效鉴别。

4 结束语

采用粒群图像的批量识别技术, 建立了 4 个相似品种的玉米单籽粒图像库; 应用 K-L 变换技术, 建立了玉米籽粒特征空间, 进而实现了图像特征的有效提取; 采用基于大类原则的二叉树多类 LS-SVM 分类方法, 对多维特征数据进行了分类; 并借助各维状态空间下的识别正确率, 确定了较为理想的状态空间维数 ($L=3$)。

训练样本的数量及单籽粒图像的大小,直接影响着识别正确率和识别效率,因此选择具有代表性的籽粒样本和确定较为合理的图像尺寸,是进一步提升识别效果的关键,可做深入研究。此外还可以

尝试增加相似品种的数量,创建更具普遍意义的籽粒特征空间,为大批量玉米籽粒品种的高效鉴别奠定更为广泛的基础。

参 考 文 献

- 1 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):1 069 ~ 1 073.
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): 1 069 ~ 1 073. (in Chinese)
- 2 阚建文,陈永艳. 基于外部特征的玉米品种计算机识别系统[J]. 农业机械学报,2004,35(6):115 ~ 118.
Zha Jianwen, Chen Yongyan. Recognition system for corn species by exterior parameters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004, 35(6): 115 ~ 118. (in Chinese)
- 3 Cheng F, Liu Z Y, Ying Y B. Machine vision analysis of characteristics and image information base construction for hybrid rice seed[J]. Rice Science, 2005, 12(1): 13 ~ 18.
- 4 Dubey B P, Bhagwat S G, Shouche S P, et al. Potential of artificial neural networks in varieties identification using morphometry of wheat grains[J]. Biosystems Engineering, 2006, 95(1): 61 ~ 67.
- 5 Yang G H, Ouyang Y Q, Li X, et al. Primary valuations in morphologic traits of foreign outstanding germplasms maize[J]. Seeds, 2006, 25(9): 100 ~ 102.
- 6 郝建平,杨锦忠,杜天庆,等. 基于图像处理的玉米品种的种子形态分析及其分类研究[J]. 中国农业科学,2008, 41(4):994 ~ 1 002.
Hao Jianping, Yang Jinzhong, Du Tianqing, et al. A study on basic morphologic information and classification of maize cultivars based on seed image process[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2008, 41(4): 994 ~ 1 002. (in Chinese)
- 7 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- 8 权龙哲,马小愚. 基于小波分析的玉米籽粒图像正形研究[J]. 农机化研究,2006(2):154 ~ 156.
Quan Longzhe, Ma Xiaoyu. Adjusting the shape of corn kernels based on wavelet analysis [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2006(2): 154 ~ 156. (in Chinese)
- 9 Suykens Jak, Vandewall J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293 ~ 300.
- 10 Pelckmans K, Suykens Jak, De Moor B. Building sparse representations and structure determination on LS-SVM substrates [J]. Neurocomputing, 2005, 64: 137 ~ 159.
- 11 HsuCW, LinCJ. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002,13(2): 415 ~ 425.
- 12 Sungmoon C, SangH O, Soo-Young L. Support vector machines with binary tree architecture for multi-class classification [J]. Neural Information Processing Letters and Reviews, 2004, 2(3): 47 ~ 51.
- 13 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, Yao Wei, et al. Corn breed recognition based on support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(3):180 ~ 183. (in Chinese)