

基于小波包和偏最小二乘支持向量机的 多光谱纹理图像的大米分类研究

陈孝敬^{1,2}, 吴迪¹, 何勇^{1*}, 刘守²

1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 浙江 杭州 310029

2. 厦门大学物理系, 福建 厦门 361005

摘要 提出了一种利用多光谱图像纹理特征进行大米分类的新方法。图像由 MS3100-3CCD 光谱成像仪获得, 光谱成像仪提供 3 个波段的图像, 由近红外(NIR)、红色(R)和绿色(G)组成, 因此它能够获取普通数码相机所不能获取的信息。对 3CCD 近红外波段图像进行二层小波包分解, 得到 16 个子频带, 因为纹理图像的特征信息主要集中在中频, 因此提取 8 个中频频带(带通频带)的熵值, 并且作为支持向量机的特征值输入。最后应用支持向量机技术分别对没有经过小波包分解的 NIR 波段纹理图像的熵值进行建模, 建模样本和预测模型各为 80 个, 每种各为 20 个。对四种大米进行处理, 结果表明, 经过小波包分解的纹理图像的识别率达到了 100%, 而没有经过小波包分解的纹理图像的识别率只有 93.75%, 说明结合小波包和支持向量机进行多光谱图像的纹理识别是种非常有效的技术, 同时也为大米的分类提供一种快速和无损的新方法。

关键词 多光谱成像仪; 大米; 纹理特征; 小波包; 支持向量机

中图分类号: TP312; TP317.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2009)01-0222-04

引言

大米是当今全世界最重要的粮食作物之一, 在我国, 有 3100 万人每年消耗掉 200.5 吨大米^[1]。因此, 如何对大米更好地加工处理是当今一项相当重要的任务, 对大米的等级、种类自动识别是进行更快、更准确的加工处理的前提条件。现在, 已经有很多科研工作者对大米进行了研究工作, 如对计算机视觉技术在稻米的轮廓检测上的应用^[2]、基于计算机视觉的大米外观品质监测^[3]、大米加工精度的图像识别方法^[4]等, 然而, 这些研究主要是针对大米颜色和形状。在图像处理中, 除了颜色和轮廓特征外, 纹理也是图像中一个很重要的特征^[5,6], 而不同的纹理可以属于不同的尺度, 近些年来兴起的小波尤其是技术, 不仅具有时频的局部化能力, 同时还可以自适应变化时频域的窗口宽度, 能自适应地处理不同尺度不同层次的纹理信息^[7,8]。在分类器中, 支持向量机(support vector machine, SVM)被认为是小样本学习中很好的一种机器学习方法, 已在许多模式识别中得到广泛的应

用^[9,10]。

3CCD 光谱成像仪的图像不仅拥有普通图像的信息, 而且还包含着肉眼不可见的近红外信息^[13,14]。近红外光谱分析技术是指利用近红外谱区包含的物质信息, 根据这些物质信息光谱反射率与物体化学物理特性之间的相关性, 然后进行识别、预测成分的一种快速、非破坏性的分析方法^[15-17], 它主要用于有机物物质定性和定量分析^[11,12]。

1 材料与方法

1.1 仪器设备

试验中, 采用美国 DuncanTech 公司生产的 MS3100 Duncan Camera (Duncan Technologies, Inc., CA, USA)。3CCD 光谱成像仪具有同时拍摄红色(R)、绿色(G)、近红外(NIR)三数值量图像的功能, 分辨率为 1384 * 1036, 三个图像可以合成单幅图像。图像拍摄在室内进行, 使用了 150 W 的卤素灯作为照明光源。

1.2 样品来源及测量

从超市购入四种大米, 它们分别散装籼米(Category 1),

收稿日期: 2007-10-06, 修订日期: 2008-01-16

基金项目: 国家“十一五”科技支撑项目(2006BAD10A0403)和国家自然科学基金项目(30671213)资助

作者简介: 陈孝敬, 1978 年生, 厦门大学物理系博士研究生 e-mail: chenxj9@163.com

*通讯联系人 e-mail: yhe@zju.edu.cn

泰国糯米 (Category 2), 散装糯米 (Category 3) 和东北糯米 (Category 4), 纹理图象如图 1。卤素灯和 3CCD 光谱成像仪

设置在同一高度的位置, 离大米的距离为 0.5 m。

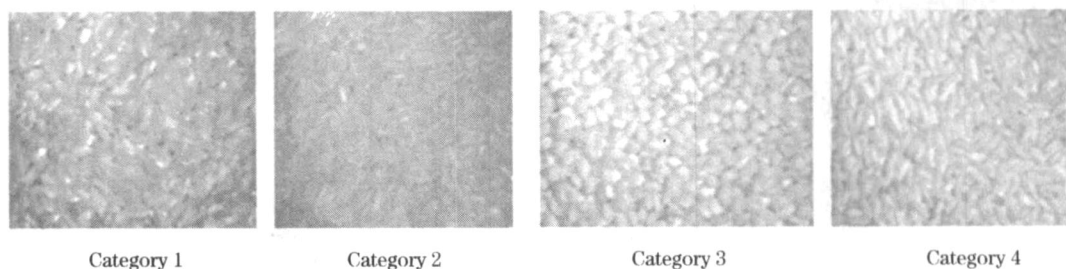


Fig 1 Rice texture images from 3CCD Duncan Camera

2 算法与纹理信息提取

2.1 小波包理论

小波包变换建立在小波变换的基础上^[18], 其定义为

$$\begin{cases} \mu_n(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \mu_n(2t - k) \\ \mu_{n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \mu_n(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

其中 $h(k)$ 和 $g(k)$ 为多分辨率分析 MRA 定义的共轭滤波器, $h(k)$ 通常被称为低通滤波器, $g(k)$ 通常被称为高通滤波器。若定义, $u_0(t) = \phi(t)$ 和 $u_1(t) = \psi(t)$, 其中, $\phi(t)$ 和 $\psi(t)$ 分别称为尺度函数和小波函数, 由此, 可定义 $\{u_n(t) | n = 2l \text{ 或 } 2l + 1, l = 0, 1, \dots\}$ 称为关于正交尺度函数 $u_0(t) = \phi(t)$ 的小波包。

2.2 纹理特征提取和计算

小波分解不仅具有时频中的局域化能力, 同时还可以自适应变化时频域的窗口宽度, 能自适应地处理不同尺度、不同层次的纹理信息。一般图像的能量集中在低频, 而纹理图像能量则是集中在中高频^[19], 随着分解层数的增加, 小波逐渐向低频方向聚焦, 而小波包分解则是能够在所有的频率范围聚焦, 而且, 3CCD 的图像, 近红外波段 (NIR) 获得比可见光更多的信息, 所以选择小波包对近红外波段的图像进行分解, 分解层数为 2 层。因为一般的图像都属于二维信号, 所以要从一维扩展到二维, 在每个矢量空间 V_{2^j} 都可作为 $L^2(R^2)$ 的 2 个空间的张量积, 即

$$V_{2^j} = V_{2^j}^1 \otimes V_{2^j}^2 \quad (2)$$

此时, 尺度函数和小波函数可以表示成

$$\phi(x, y) = \phi_0(x) \phi_0(y) \quad (3)$$

$$\Psi(x, y) = \phi(x) \psi(y),$$

$$\Psi(x, y) = \phi(y) \psi(x), \quad (4)$$

$$\Psi(x, y) = \psi(x) \psi(y)$$

其中, $\phi(x)$ 和 $\psi(y)$ 相互独立。故小波包对图像分解时, 相当于分别对 x 方向和方向 y 进行独立分解, 计算它们的熵值作为向量机的特征输入量。熵值计算式如下

$$- \sum(p_i \cdot \log(p_i)) \quad (5)$$

其中 p 为不同灰度值的像素点的个数。

2.3 用偏最小二乘支持向量机进行分类

应用偏最小二乘支持向量机分类的步骤如图 2。

应用偏最小二乘支持向量机分类首先确定核函数, 核函数选择得适当与否直接关系到分类的效果, 我们选择 radial basis function (RBF) 核; 因为偏最小二乘支持向量机分类机只能用 1 和 -1 表示不同的两类, 若要表示多类, 必须对原来的标号进行编码。在此试验中, 因为有四种不同的大米, 对原先标号为 [1 2 3 4], 对其编码, 结果如表 1^[20]; 选择参数就是用 Grid-search 函数寻找最优参数, 即寻找结构参数 $\text{gam}(\gamma)$ 和 RBF 核函数中的 $\text{sig2}(\sigma^2)$, 其中选择合适的 $\text{gam}(\gamma)$ 可以提高支持向量机模型的概括能力, 参数 $\text{sig2}(\sigma^2)$ 可以控制回归函数的误差值和直接影响支持向量机模型抗噪能力; 然后输入特征数据集进行建模训练和预测, 并对预测结果解码, 最后得到预测结果。



Fig 2 Steps of LS-SVM classification

Table 1 Multiple binary classifiers for input sets of LS-SVM for four brands

Category No.	1	2	3	4
Category Classifiers	- 1	- 1	1	1
	- 1	1	- 1	1

3 结果与讨论

取建模和预测各 80 个, 每种大米的建模和预测样本各为 20 个, 利用偏最小二乘支持向量机对有无经过小波包分解的图像熵值进行训练建模和预测。训练结果如图 3 和图 4 所示。从图 3 和图 4 中, 可以经过小波包分解后的熵值作为训练建模结果明显好于特征值为 R, NIR, G 图像的熵值训练建模结果, 可以从特征值为 R, NIR, G 图像的熵值训练建模图中看到, 1 和 3 训练效果不是太好。预测结果如表 2, 从表 2 中, 我们可以清楚地看到, 没有经过小波包处理的向量机预测正确率只有 93.75%, 而有经过小波处理的正确率达到了 100%。这说明小波包和偏最小二乘支持向量机相结合是种非常有效的多光谱图像纹理识别技术, 此试验同时也为大米的分类提供一种快速和无损的新方法。

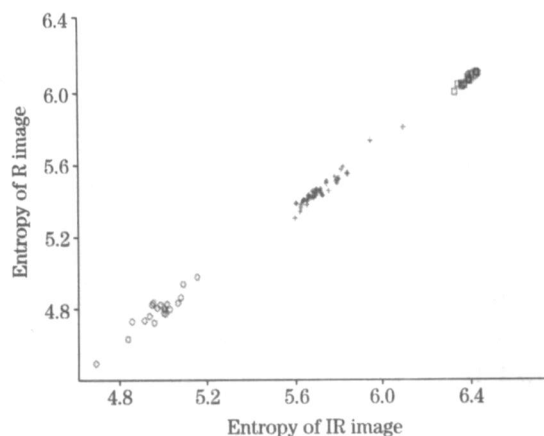


Fig. 3 Training result of entropy of R, NIR, G image

◆: class 1; □: class 2; +: class 3; ○: class 4

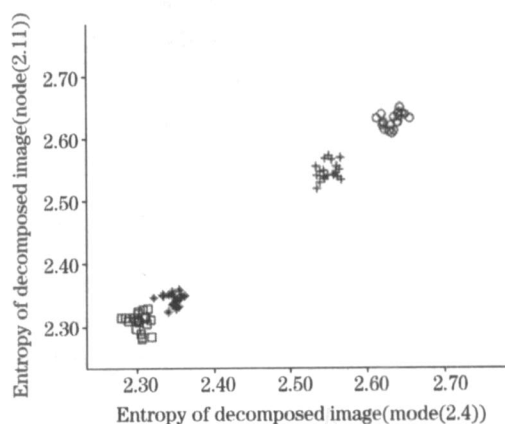


Fig. 4 Training result of entropy of decomposition NIR image

◆: class 1; □: class 2; +: class 3; ○: class 4

Table 2 Prediction result of LS-SVM

Category		No.	Classification results by LS-SVM				Correction rate/ %
			1	2	3	4	
Without wavelet decomposition Classification set	1	20	19	0	1	0	95
	2	20	0	20	0	0	100
	3	20	4	0	16	0	80
	4	20	0	0	0	20	100
	Total	80	23	20	17	20	93.75
Wavelet Decomposition Classification set	1	20	20	0	0	0	100
	2	20	0	20	0	0	100
	3	20	0	0	20	0	100
	4	20	0	0	0	20	100
	Total	80	20	20	20	20	100

参 考 文 献

- [1] Annon. The Year Book of Chinese Agriculture in 2000(2000 中国农业年鉴). Beijing: China Agriculture Press(北京: 中国农业出版社), 2001. 576.
- [2] BAO Xiao-min, WANG Ya-ming, HUANG Zhen-kun(包小敏, 汪亚明, 黄振堃). Journal of Zhejiang Institute of Science and Technology (浙江工程学院学报), 2003, 20(2): 104.
- [3] SUN Ming, SHI Qing-lan, SUN Hong, et al(孙明, 石庆兰, 孙红, 等). Journal of Shenyang Agricultural University(沈阳农业大学学报), 2005, 36(6): 659.
- [4] XU Li, QIAN Min-juan, FANG Ru-ming, et al(许俐, 钱敏娟, 方如明, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 1996, 12(3): 173.
- [5] Horng Ming-huwi. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2003, 42(1): 228.
- [6] PAN Jian-ping, GONG Jian-ya, LIU Jun, et al. SPIE, 2004, 5660: 471.
- [7] LIU Shu-guang, QU Ping-ge(刘曙光, 屈萍鸽). Journal of Textile Research(纺织学报), 2004, 25(4): 47.
- [8] Sengur A, Turkoglu I, Ince M C. Expert. Sys. Appl., 2007, 32(2): 527.
- [9] Chen G Y, Xie W F. Image and Vision Computing, 2007, 25: 960.
- [10] ZHANG Xiang, TIAN Jin-wen, XIAO Xiao-ling, et al(张翔, 田金文, 肖晓玲, 等). Signal Processing(信号处理), 2004, 20(2): 208.
- [11] YAN Yan-lu, ZHAO Long-lian, HAN Dong-hai, et al(严衍禄, 赵龙莲, 韩东海, 等). NIR Spectral Analysis Foundation and Application(近红外光谱分析基础与应用). Beijing: China Light Industry Press(北京: 中国轻工业出版社), 2005. 101.
- [12] LU Wan-zhen, YUAN Hong-fu, XU Guang-tong, et al(陆婉珍, 袁洪福, 徐广通, 等). Modern Near-Infrared Spectroscopy Analysis Technology(现代近红外光谱分析技术), 2000, 167.
- [13] HE Yong, PAN Jiazhi, ZHANG Yun. 2nd International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing Technologies SPIE, 2006. 615011.

- [14] HE Yong, PAN Jiazhi, ZHANG Yun. Fourth International Conference on Photonics and Imaging in Biology and Medicine, 2005, 60471 : 60471R.
- [15] HE Yong, LI Xiaoli, DENG Xunfei. J. Food Eng., 2007, 79(4) : 1238.
- [16] LI Xiao-li, HE Yong, QIU Zheng-jun(李晓丽, 何 勇, 裴正军). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2007, 27(2) : 279.
- [17] CEN Hai-yan, BAO Yi-dan, HE Yong(岑海燕, 鲍一丹, 何 勇). Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析), 2007, 27(3) : 503.
- [18] Chang T, Kuo C C. IEEE Trans On Image Processing, 1993, 2(4) : 429.
- [19] Mallat S. A. IEEE Trans. PAMI, 1989, 11(7) : 674.
- [20] Lu C, Gestel T Van, Suykens J A K, et al. Artif. Intell. Med., 2003, 28 : 281.

Study on Application of Multi-Spectral Image Texture to Discriminating Rice Categories Based on Wavelet Packet and Support Vector Machine

CHEN Xiao-jing^{1,2}, WU Di¹, HE Yong^{1*}, LIU Shou²

1. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China

2. Department of Physics, Xiamen University, Xiamen 361005, China

Abstract Based on multi-spectral digital image texture feature, a new rapid and nondestructive method for discriminating rice categories was put forward. The new method combined the advantages of wavelet packet and support vector machine (SVM). In the present study, the images which are 1 036 pixels in vertical direction by 1 384 pixels in horizontal direction with 24-bit depth were captured using a red (R) waveband, near infrared (NIR) waveband and green (G) waveband multi-spectral digital imager. The three wavebands of image (red, green and NIR) can be composed into one image which contains more information than images captured by ordinary digital cameras, and the NIR image can catch more information than visible spectrum. NIR waveband images were decomposed to 16 subbands using three wavelet packet multi-resolution. Because the main feature of texture information is concentrated on the middle frequency, the 8 subbands of middle frequency were selected to calculate entropy, and the entropy of three wavebands of original image was calculated at the same time. Eighty images (twenty for each category) were used for calibration set and eighty images (twenty for each category) were used as the prediction set. Then the rice categories were classified by SVM. The classification rate of rice categories was only 93.75 % using the entropy of original image, but reached 100 % by wavelet packet decomposition. The overall results show that the technique combining wavelet packet and support vector machine can be efficiently utilized for texture recognition of multi-spectra, and is an effective and simple technique for discriminating the rice categories. This study also provides a foundation for rice grading and other rice industry processing such as quality diction and milling degree.

Keywords 3CCD multi-spectral imager; Rice; Texture feature; Wavelet packet; Support vector machine

(Received Oct. 6, 2007; accepted Jan. 16, 2008)

* Corresponding author