

一种改进的啤酒瓶分类识别技术

傅 丰¹, 王 端²

(1. 黄淮学院 计算机科学系, 河南 驻马店 463000; 2. 黄淮学院 国际学院, 河南 驻马店 463000)

(fu_feng@sina.com)

摘 要: 啤酒瓶种类识别是啤酒瓶智能检测系统的重要环节。提出了一种基于改进的小波矩和支持向量机(SVM)的啤酒瓶种类识别方法。实验表明,与不变矩中广泛使用的 Hu 矩、Zernike 矩和神经网络构建的分类器相比,所提出的方法在识别率和识别时间方面都取得了令人满意的结果,满足了工业实用性要求。

关键词: 啤酒瓶种类识别; 小波矩; 支持向量机

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A

Improved beer bottles recognition technology

FU Feng¹, WANG Duan²

(1. Department of Computer Science, Huanghuai University, Zhumadian Henan 463000, China;

2. International College, Huanghuai University, Zhumadian Henan 463000, China)

Abstract: Beer bottles recognition is an important step in whole beers intelligent system. This paper presented a recognition system based on wavelet moment and Support Vector Machine (SVM). The experimental results show that the method has a good recognition rate and less loss-time, which satisfies the industrial need.

Key words: beer bottles recognition; wavelet moment; Support Vector Machine (SVM)

0 引言

目前在我国的啤酒行业中,玻璃瓶包装仍占啤酒包装形式的九成以上^[1]。近年来,随着各啤酒瓶生产厂家的竞争日趋激烈,为了提高生产的质量和效率以提高企业竞争力,啤酒瓶生产业中的多项智能检测技术受到了人们的关注,并且取得了一定的研究成果^[1-4]。但是这些研究大多集中在啤酒瓶的空瓶检测^[1-3]、模具号识别^[2]、瓶盖识别和瓶底检测等方面,经过充分调研,啤酒瓶种类识别并没有相关的研究报道。

啤酒瓶在生产或回收之后,依然采用了人工分类方法,这大大影响了企业生产率的效率;并且一般的啤酒瓶质量检测技术都是针对一类啤酒瓶,若是预先确定出啤酒瓶的类别,然后再进行该类别下的质量检测,将大大提高检测的效率和准确性。鉴于此,啤酒瓶的种类识别对于整个啤酒瓶智能检测系统来说都具有十分重要的意义。

由于啤酒瓶在生产线上的放置位置、摄像机的安装角度和方位、光照变化等因素的影响,采集到的啤酒瓶图像会呈现出不同的俯仰角、倾斜角和光照等多种变化姿态,如何在不同的姿态下正确识别出啤酒瓶的类别是本文的主要研究内容。

小波矩(wavelet moment)是不变矩中较新的研究成果,它在保持平移、尺度、旋转不变性的优点基础上,其信息冗余度优于其他的不变矩,并且计算量较小,已经被广泛应用到多种识别领域中^[5-6]。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是基于结构最小化原理提出的一种有监督的统计学习方法,被公认为小样本情况下统计及其学习的经典,近年来也受到广泛关注^[7]。

本文将小波矩和 SVM 引入到了啤酒瓶种类识别中,在详细分析和说明啤酒瓶分类器基础上,构造了小波矩不同阶数下的 SVM 分类器。与目前应用较为广泛的 HU 矩、Zernike 矩

和人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)构建的分类器对比,分析出小波矩和 SVM 构建的分类器,无论是识别率还是识别时间都是最优的,并且两项指标均能满足工业实用性的要求。

1 基于小波矩的特征提取^[5]

在一个识别系统里,被识别体通常都是通过特征提取的方法达到去除数据冗余和降维的目的。本文识别的对象是生产线上的各种啤酒瓶,但是由于啤酒瓶的在生产线上的旋转,摄像头的拍摄角度和方位等因素,使得获取到的啤酒瓶图像会呈现出各种姿态。因此在啤酒瓶的类型识别环节中,提取的特征希望保持平移、尺度和旋转不变性。为了保持尺度和旋转不变性,通用的不变矩特征都是利用了下面的表达式:

$$F_{pq} = \iint f(r, \theta) g_{pq}(r) e^{jq\theta} r dr d\theta; \hat{j} = \sqrt{-1} \quad (1)$$

其中, F_{pq} 是 pq 阶的不变矩, $g_{pq}(r)$ 是一个以径向变量 r 为自变量的函数, p, q 都是整型参数。 F_{pq} 的模 $\|F_{pq}\|$ 就具有了旋转不变性,证明如下:

如果一个物体的图像转过了 β 的角度,那么相应的矩:

$$F_{pq}^{\text{Rotated}} = F_{pq} e^{jq\beta} \quad (2)$$

而

$$\|F_{pq}^{\text{Rotated}}\| = \sqrt{F_{pq}^{\text{Rotated}} \cdot (F_{pq}^{\text{Rotated}})^*} = \|F_{pq}\| \quad (3)$$

因此 $\|F_{pq}\|$ 具有不变性特征。

小波矩的定义如下:

$$W_{mnq} = \int_{\theta=0}^{2\pi} \int_{r=0}^1 f(r, \theta) \psi_{mn}(r) r dr d\theta; |r| \leq 1 \quad (4)$$

其中:

$$\psi_{mn}(r) = 2^{\frac{m}{2}} \psi(2^m r - 0.5n) \quad (5)$$

母小波 $\psi(r)$ 选择 B 样条,它的高斯近似表达式如下:

收稿日期:2008-10-17;修回日期:2008-12-11。

基金项目:河南省教育厅自然科学基金资助项目(2007520028);河南省科技计划资助项目(072100451230)。

作者简介:傅丰(1969-),女,河南驻马店人,副教授,硕士,主要研究方向:计算机网络、人工智能;王端(1975-),女,河南泌阳人,讲师,硕士,主要研究方向:图形图像处理、模式识别。

$$\psi(r) = \frac{4a^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma_w \cos(2\pi f_0(2r-1)) \exp\left(-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_w^2(n+1)}\right) \quad (6)$$

其中 n 取 3, a 取 0.697066, f_0 取 0.409177, σ_w 取 $\sqrt{0.561145}$ 。

由式(6)可知,小波矩是定义在极坐标 (r, θ) 上,并且 $|r| \leq 1$ 。因此我们需要把要识别的卫星图像通过线形变形把坐标 (i, j) , $i = 0, 1, 2, \dots, R-1$, $j = 0, 1, 2, \dots, C-1$ 转化到极坐标的单位圆里。

图1展示了啤酒瓶图像由坐标 (i, j) 向极坐标 (r, θ) 单位圆的变换。基于图中所作的变换,式(4)中的小波矩转变为以下离散形式:

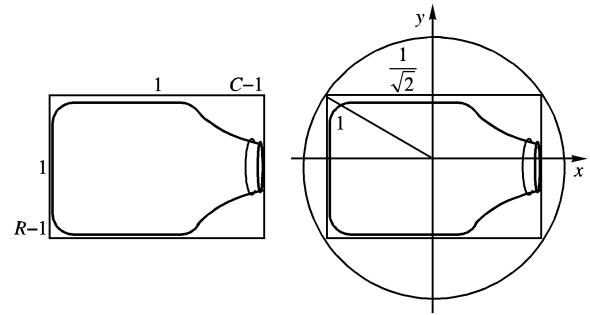
$$W_{mnq} = \lambda_w(N, R, C) \sum_{i=0}^{R-1} \sum_{j=0}^{C-1} \psi_{mn}(r_{ij}) e^{-j\theta_{ij}} f(i, j) \quad (7)$$

其中,向极坐标单位圆的转换可由下式实现:

$$\begin{cases} r_{ij} = \sqrt{x_i^2 + y_j^2} \\ \theta_{ij} = \cos^{-1}\left(\frac{x_i}{r_{ij}}\right) \\ x_i = \frac{\sqrt{2}}{N-1}i - \frac{1}{\sqrt{2}} \\ y_j = -\frac{\sqrt{2}}{N-1}j + \frac{1}{\sqrt{2}} \\ N = \max(R, C) \\ \lambda_w(N, R, C) = \frac{1}{0.4(R-1)(C-1)} \end{cases} \quad (8)$$

小波矩特征 $\|W_{mnq}\|$ 是由式(7)计算得到的,本文取 $m = 0, 1, 2, 3$ 和 $n = 0, 1, 2, \dots, 2^{m+1}$, 使用不同的尺度系数 m

和平移系数 n 来保证小波族 $\{\psi_{mn}(r)\}$ 覆盖整个图像,同时,也提供了图像 $f(r, \theta)$ 在不同尺度下的小波矩特征。



(a) 尺寸为 $R \times C$ 的离散化数字卫星图像 (b) 坐标归一化
图1 坐标归一化

2 基于 SVM 的啤酒瓶种类识别

SVM 是由 Vapnik 及其合作者基于结构最小化原理提出的一种有监督的统计学习方法,被公认为小样本情况下统计及其学习的经典。由于不需要确定各类的条件概率密度和先验概率就能找到全局最优解,并且具有较好的泛化能力,所以被广泛的应用与诸多领域,如文本分类、手写体数字识别、语音识别、图像识别与目标探测和人脸识别等诸多领域。

SVM 的基本原理是在一定条件下,建立一个决策曲面即最有超平面,用以划分一组 n 维向量的训练样本 $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$, 其中 $x_i \in R^n$, 对应的期望输出 $y_i \in \{-1, +1\}$ 。距离这个最优超平面最近的异类向量称为支持向量,支持向量之间的距离最大,一组支持向量可唯一确定一个超平面,如图3所示。

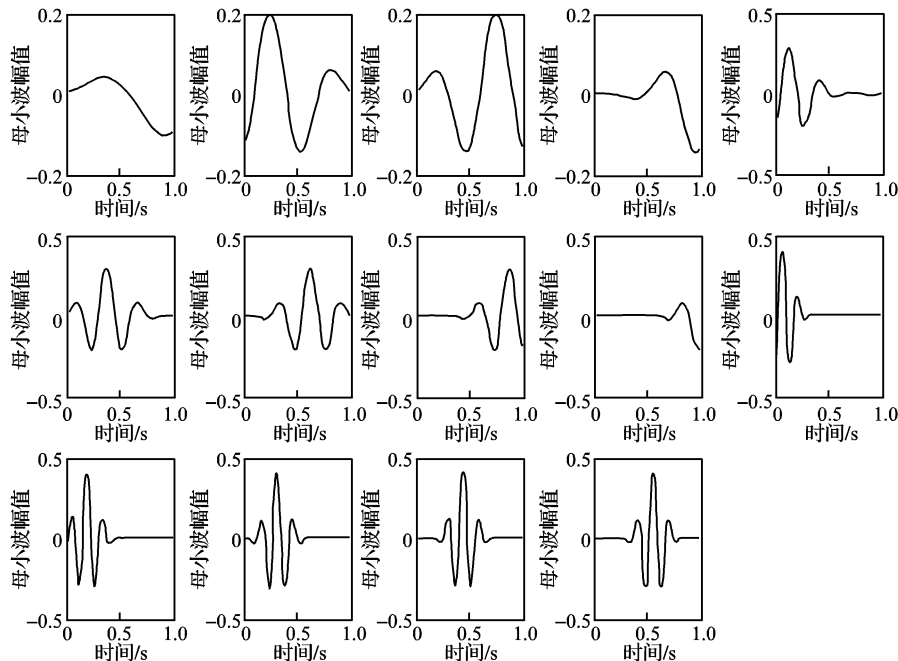


图2 不同取值时的母小波曲线

支持向量机的估计算法如下:设样本为 n 维向量,某区域的 l 个样本及其值表示为: $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \in R^n \times R$ 。

首先用一个非线性映射 $\varphi(g)$ 把样本从原空间 R^n 映射到特征空间 $\varphi(x) = (\varphi(x_1), \dots, \varphi(x_l))$ 。

在这个高维特征空间中构造最优决策函数:

$$y(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b \quad (9)$$

其中: $\varphi(x)$ 是从输入空间到高维特征空间的非线性映射,系数 ω 和 b 利用结构风险最小化原则估计,最后得到非线性估计函数。更加详细的算法步骤请参考文献[7]。

3 啤酒瓶类别分类器构造

按照上述,啤酒瓶类别分类器构造可以分为3个步骤:

1) 将分割得到的啤酒瓶图像按照式(7)提取小波矩特征 $\|W_{mnq}\|$ 。其中如图2所示,按照 $m = 0, 1, 2, 3$ 和 $n = 0, 1, 2, \dots, 2^{m+1}$ 的取值,每一个 q 阶下有 14 维特征。

2) 将提取出来的啤酒瓶图像特征向量送入 SVM 中进行训练,就可以得到训练好的啤酒瓶类别分类器。

3) 将采集得到的啤酒瓶实验图片利用类别分类器进行

种类的识别。

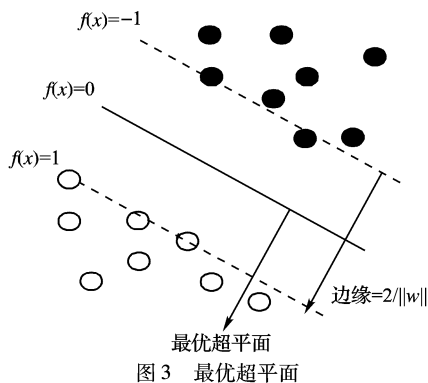


图3 最优超平面

4 实验结果与分析

4.1 有效性实验

4.1.1 实验用训练和测试样本

实验选取3类啤酒瓶,如图4所示。为了尽可能模拟得

到各种生产条件下的实际状态,将每类啤酒瓶分别在不同俯仰角($-5^\circ \sim +5^\circ$),不同光照和倾斜角($-5^\circ \sim +5^\circ$)条件下连续拍摄得到500幅实验图片,其中奇数图片作为训练样本,偶数图片作为测试样本。

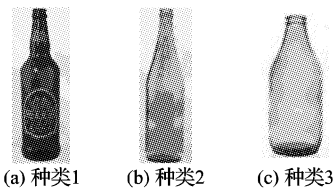


图4 实验用的3类啤酒瓶

4.1.2 分类器的构造

将啤酒瓶图像按照式(7)提取小波矩特征 $\|W_{mnq}\|$ 。如图2所示,按照 $m=0,1,2,3$ 和 $n=0,1,2,\dots,2^{m+1}$ 的取值,每一个 q 阶下有14维特征,为了实验得到最优的识别效果,选取 $q=0\sim 4$ 阶分别训练和测试 SVM 分类器。

4.1.3 实验结果与分析

按照上述实验步骤,识别结果和识别时间如表1所示。

表1 小波矩的实验结果

种类	0 阶		1 阶		2 阶		3 阶		4 阶	
	识别率/%	时间/s	识别率/%	时间/s	识别率/%	时间/s	识别率/%	时间/s	识别率/%	时间/s
1	54.8	0.186	60.6	0.195	87.8	0.241	97.8	0.281	97.5	0.321
2	52.3	0.164	66.5	0.186	85.0	0.234	97.4	0.260	96.8	0.302
3	60.2	0.163	65.4	0.178	88.6	0.191	98.8	0.212	97.2	0.286

注:识别时间包括图像预处理、特征提取和分类器分类。输入图像为分割好的啤酒瓶图像。

4.2 对比性实验

本实验训练和测试样本与上一实验完全相同。为了对比小波矩(wavelet moment)的识别效果,本实验中选择了不变矩中应用较为广泛的 Hu 矩和 Zernike 矩进行对比;同时,分类器选用 ANN 进行对比实验,识别结果如表2所示。

表2 对比实验结果

分类器		种类1		种类2		种类3	
		识别率 /%	时间 /s	识别率 /%	时间 /s	识别率 /%	时间 /s
小波矩	ANN	95.6	0.276	95.8	0.268	97.1	0.220
	SVM	97.8	0.281	97.4	0.260	98.8	0.212
Hu 矩	ANN	40.2	0.101	42.6	0.111	48.2	0.109
	SVM	40.0	0.112	40.3	0.099	48.7	0.112
Zernike 矩	ANN	96.1	0.356	94.9	0.362	96.9	0.298
	SVM	96.8	0.358	96.8	0.357	97.0	0.308

注:本表中的数值均采用了实验中的最优结果。

4.3 实验分析

由上面两个实验分析出,与 Hu 矩,Zernike 矩和 ANN 构成的分类器相比,利用小波矩和 SVM 构造的分类器对实验用3类啤酒瓶均的识别率最高,在识别时间方面,耗费时间最少,识别率和实时性均能满足工业用的要求。

对于识别错误的啤酒瓶图像,由于俯仰角和倾斜角的变化,某种角度下,啤酒瓶类别已经不能区分出来。因此,实际应用时应注意摄像机安装的角度和方位。

5 结语

通过充分调研,国内尚未发现对啤酒瓶种类识别的研究报道,针对这一问题本文进行了相关问题的研究,主要内容如下:

1)结合生产中的实际情况,本文建立了不同俯仰角

($-5^\circ \sim +5^\circ$),不同光照和倾斜角($-5^\circ \sim +5^\circ$)条件下的啤酒瓶状态图片,以用来模拟出各种生产条件下啤酒瓶的实际状态。

2)将目前较流行的小波矩和 SVM 引入到了啤酒瓶种类识别中,在详细分析和说明啤酒瓶分类器基础上,构造了小波矩不同阶数下的 SVM 分类器。

3)与目前应用较为广泛的 HU 矩,Zernike 矩和 ANN 构建的分类器对比,分析出小波矩和 SVM 构建的分类器,无论是识别率还是识别时间都是最优的,并且两项指标均能满足工业实用性的要求。

4)通过实验分析得出,要想在实际应用中达到更高的识别率,应该选择好摄像机的安装角度和方位。

参考文献:

- [1] 肖爱民. 基于机器视觉的啤酒瓶检测研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2004.
- [2] 王玉林. 图像处理技术在啤酒瓶在线检测系统中的应用[D]. 南京: 南京理工大学, 2004.
- [3] 杨柳, 牛秦洲. 啤酒瓶凸性模号图像预处理算法[J]. 电脑知识与技术: 学术交流, 2007, 4(22): 43-44, 47.
- [4] 陈若珠, 于小宁, 李战明. 基于 DSP 的啤酒瓶缺陷识别系统的研究[J]. 微计算机信息, 2007, 23(11): 189-191.
- [5] BROUMANDNIA A, SHANBEHZADEH J. Fast zernike wavelet moments for farsi character recognition[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5): 717-726.
- [6] RAJ B Y, NISHCHAL N K, GUPTA A K, et al. Retrieval and classification of objects using generic Fourier, Legendre moment, and wavelet Zernike moment descriptors and recognition using joint transform correlator[J]. Optics and Laser Technology, 2008, 40(3): 517-527.
- [7] 蒋芸, 李战怀. 基于改进的 SVM 分类器的医学图像分类新方法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(1): 53-55.