

文章编号 1004-924X(2009)11-2794-06

# 应用小波包能量谱及支持向量机 实现安瓿内浮类异物的识别

温江涛<sup>1,2</sup>, 王伯雄<sup>1</sup>

(1. 清华大学 精密仪器与机械学系 精密测试技术与仪器国家重点实验室, 北京 100084;  
2. 燕山大学 仪器科学与工程系, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:**为了解决安瓿内漂浮物与悬浮物的识别问题,提出了一种基于小波包能量谱的特征提取和基于支持向量机的识别方法。首先,通过图像序列差分及点检测分割提取杂质存在区图像作为目标区;然后,将目标区沿安瓿瓶轴线方向逐行叠加形成一维信号,对一维信号进行小波包分解,采用主成分分析法提取小波包分解特征向量中独立主成分;以小波包特征向量中独立主成分的能量谱作为异物类型特征,将提取的特征作为支持向量机的输入向量,采用序列最小优化方法实现训练样本快速分类。实验过程中选择不同类型的核函数和相应参数进行训练和测试,实验结果显示,相对于传统BP网络,SVM将识别用时减少近60%,识别精度提高了35%,能够满足在生产中对浮类杂质的提取和快速识别的要求。

**关键词:**小波包能量谱;主成分分析;特征提取;支持向量机;类型识别

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A

## Recognition of floating particles in ampoules by wavelet packet energy spectrum and SVM

WEN Jiang-tao<sup>1,2</sup>, WANG Bo-xiong<sup>1</sup>

(1. *State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments,*

*Department of Precision Instruments and Mechanology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

*2. Department of Instrument Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)*

**Abstract:** A method based on the feature extraction of a wavelet packet energy spectrum and the recognition of a Support Vector Machine(SVM) was presented to solve the problem of recognizing the floating and suspending impurities in ampoules. Firstly, an impurity zone's image was extracted as an object image through the image sequence difference and point detection division. Then, a 1D signal could be obtained through adding the ROI row by row in the axis direction of an ampoule. The 1D signal was decomposed by a wavelet packet, the independent primary components in the wavelet packet feature vector were extracted by using Primary Component Analysis(PCA), and the wavelet packet energy spectrum of the independent primary components was taken as the feature of impurity types.

收稿日期:2009-01-19;修订日期:2009-03-13.

基金项目:科技部中德政府科技合作资助项目(No. 2003DFB00028)

Furthermore, the extracted feature was taken as the input vector of a SVM, and the sample features could be classified rapidly by a sequential minimal optimization method through training. Different types of core functions and corresponding parameters were selected for training and testing in the experiments, and obtained results show that the recognition period of SVM has decreased by 60% and the recognition precision improved by 35%, respectively, as compared with those of the BP network. This method can meet the requirements of the floating particles for feature extraction and rapid recognition in production.

**Key words:** wavelet packet energy spectrum, primary component analysis, feature extraction, Support Vector Machine(SVM), type recognition

## 1 引 言

医用安瓿瓶由于成本低廉,存放、运输方便,是常用的药品包装之一,其中安瓿瓶装液体药品占安瓿瓶装药品的绝大多数。在安瓿瓶装药液出厂前,依照国家现行的药品管理规定,都要检查药液中是否含有可见异物,从而防止异物对用药人造成伤害<sup>[1]</sup>。药品制造企业要根据异物类型溯源,对生产过程进行调整和改进。目前国内外研制的基于机器视觉的全自动安瓿异物系统都采用高速旋转药瓶——急停——摄像——图像处理的检测方式,这种方式在对图像进行处理时通常采用帧间差分方法来检测杂质,差分结果中失去了参照物(液面,瓶肩等),所以这种方法只能确定安瓿内是否存在杂质,不能根据相对定位的方法对杂质类型进行区分,难以实现在生产过程中对杂质类型进行快速识别和溯源,进而实现在线产品质量控制。

浮类异物是安瓿内常见异物,可分为漂浮物和悬浮物。本文对基于机器视觉的安瓿内悬浮物和漂浮物识别问题,提出了基于小波包能量谱特征提取和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)识别的方法。首先,在差分图像中采用点检测方法将杂质存在区(目标区)从图像中分割出来;然后,将目标区沿安瓿轴线方向做叠加运算,以叠加后的小波包能量谱作为目标区特征;将目标区特征作为 SVM 的输入量进行训练,选用不同类型的 SVM 核函数及相应参数,通过对比其识别精度和速度,确定了核函数类型和参数。实验结果证明,小波包能量谱能够有效提取出不同类型浮类杂质的特征;相对于 BP 网络, SVM 具有更快的识别速度和更好的识别精度。

## 2 特征提取与识别

### 2.1 基于小波包能量谱的特征提取

小波包可以在每一层上对低频和低频信号都进行分解,小波包能量谱可以分析不同频段的能量分布特征<sup>[2-5]</sup>。但是,二维小波包分解的四叉树结构导致特征向量的数量十分巨大,会造成识别部分的“维数灾难”。由于在高速旋转液体中,流体静压强与离心力的相互作用,在安瓿径向向悬浮物比漂浮物具有最大的轨迹差异。从能量角度看,悬浮物比漂浮物具有更大的能量分布。因此,本文提出将目标区图像沿安瓿轴向叠加形成一维信号,以一维信号的小波包能量谱来描述能量的分布。小波包分解的层数越多,对信号细节的描述就越清晰。但是,其特征向量按照 2 的指数在增长,也会造成识别系统复杂化和效率降低。

为了能提取特征向量中最能代表信号特征的部分,本文采用主成分分析(PCA)提取特征向量中的独立主成分来降低特征向量的维度。设  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  是一个  $n$  维变量,  $A$  是正交矩阵,使得  $y = Ax$ , 且使

$$\text{cov}(y) = A(\text{cov}(x)) = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n], \quad (1)$$

其中:  $\text{cov}$  表示协方差。

$\lambda_{i, i \in (1, n)}$  是  $\text{cov}(x)$  的特征值。将  $\lambda_{i, i \in (1, n)}$  从大到小排列,取前  $k$  个特征值,使

$$\frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} > \alpha, \quad (2)$$

其中  $\alpha$  为设定的阈值,则这  $k$  个特征值在  $x$  中所对应向量为主成分。

特征提取步骤如下:

(1) 将一维信号  $f(t)$  进行  $m$  级小波包分解<sup>[5]</sup>, 得到特征向量组  $\{\mathbf{WP}_1(t), \mathbf{WP}_2(t), \dots, \mathbf{WP}_{2^m}(t)\}$ , 则各特征向量对应的能量谱为  $\{E_1, E_2, \dots, E_{2^m}\}$ , 其中  $E_i = \sum \mathbf{WP}_i(t), i \in (1, 2^m)$ ;

(2) 对小波包分解结果做 PCA 分析, 提取小波包能量谱中的主成分  $\{E_p(t), \dots, E_q(t)\}$ , 其中  $p, q \in (1, 2^m)$ ;

(3) 计算特征向量主成分的归一化能量谱,

$$ES' = \{E_p/E, \dots, E_q/E\}, \quad (3)$$

其中  $E = \left(\sum_p |E_r|^2\right)^{\frac{1}{2}}, r \in (p, q)$ 。

## 2.2 基于支持向量机的识别

安瓿内同类型异物在重量, 形状, 药液黏度和旋转速度方面的差异都会使能量分布特征发生明显变化。如果利用神经网络进行识别浮类异物类型, 需要大量的学习样本和先验知识; 从统计学习理论上发展起来的支持向量机(SVM)在解决小样本学习方面具有很大优势并得到了广泛应用<sup>[6]</sup>。SVM 的中心思想就是调整判别函数, 充分利用边界样本点的分类信息, 在两类样本之间构造分类超平面实现分类, 而且还能使分类间隔最大<sup>[7-8]</sup>。

$d$  维空间中, 线性判别函数的一般形式是  $g(x) = \omega \cdot x + b$ , 分类线方程  $\omega \cdot x + b = 0$ 。将判别函数进行归一化, 使两类所有样本都满足  $|g(x)| \geq 1$ , 距离分类面  $|g(x)| = 1$  的样本就是支持向量。此时, 分类间隔等于  $2/\|\omega\|$ 。要使间隔最大就要使  $\|\omega\|$  取得最小值。这样, 只有分类面满足:

$$y_i[(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1, i = 1, \dots, n, \quad (4)$$

才能对所有样本进行正确分类。在满足式(4)且使  $\|\omega\|^2$  最小的分类面就是最优分类面(Optimization Separation Hyper-surface)。

采用 Lagrange 函数求取极值的方法, 把最优分类面的问题转化为其对偶问题。在约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n \text{ 下对 } \alpha_i \text{ 求 } Q(\alpha)$$

$$= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \text{ 的极值。若 } \hat{\alpha} \text{ 为最}$$

优解, 则最优分界面的权向量  $\hat{\omega} = \sum_{i=1}^n \hat{\alpha}_i y_i x_i$  是训练样本的线性组合, 分类阈值  $\hat{b} = -\frac{1}{2}(x_r + x_s)$ 。

其中  $x_r$  和  $x_s$  分别是 +1 的对应类别和标记 -1 对应类别的第  $r$  和第  $s$  个支持向量。这样, 最优分类函数是  $f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \hat{\alpha}_i y_i (x_i \cdot x) + \hat{b}\right)$ 。对于不能被线性平面分开的特征非线性分布问题, 可以将呈非线性分布的特征过非线性映射到高维线性可分的特征空间中, 通过在高维空间中构造最优超平面实现分类。根据 Mercer 定理, 通过适当的核函数  $K(x_i, y_i)$  可将  $(x_i, y_i)$  映射到高维线性可分空间, 而计算复杂程度却没有增加<sup>[10]</sup>。所以, 相应的分类函数可修改为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \hat{\alpha}_i y_i K(x_i \cdot x) + \hat{b}\right). \quad (5)$$

## 3 实验

实验图片来源于本课题组设计和制造的全自动安瓿检查机上工业摄像机所拍摄图片集, 全自动安瓿检查机如图 1 所示。

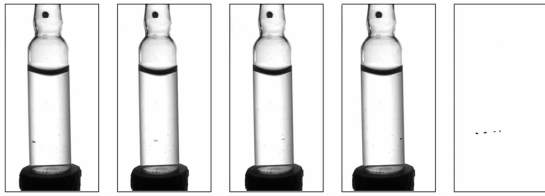


图 1 全自动安瓿检查机

Fig. 1 Automatic ampoule inspection machine

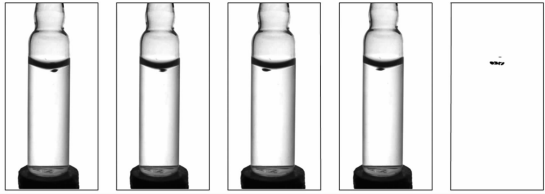
安瓿瓶由进瓶星轮送入检测台架, 经由摄像机视觉检测后进行分拣。图像传感器每次受触发后采集数幅图片, 将图像序列做差分运算可以提取图像中运动物体的信息。图 2(a) 和图 2(b) 分别显示了摄像机拍摄的悬浮物和漂浮物的样品图片以及图像序列的差分结果。为了能清晰表示杂质的位置, 差分图像做了反相处理。从差分结果可以看出, 漂浮物杂质的运动范围明显小于悬浮物的运动范围, 杂质运动特征只占差分结果图像中很少一部分。采取边界点检测方式将杂质所在区域从列方向分割出来。

图 3 是图像分割结果, 其中图 3(a) 是漂浮物杂质所在区; 图 3(b) 是悬浮物杂质所在区。



(a) 悬浮物图像和差分图像

(a) Suspending impurity images and its difference result



(b) 漂浮物图像和差分结果

(b) Floating impurity images and its difference result

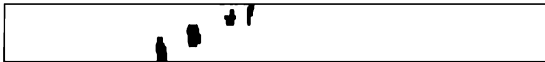
图 2 异物图像及差分结果

Fig. 2 Impurity images and their difference results



(a) 漂浮物图像分割结果

(a) Segmentation of floating impurity image



(b) 悬浮物图像分割结果

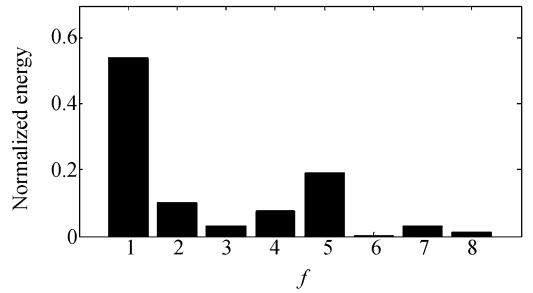
(b) Segmentation of suspending impurity image

图 3 图像分割结果

Fig. 3 Results of image division

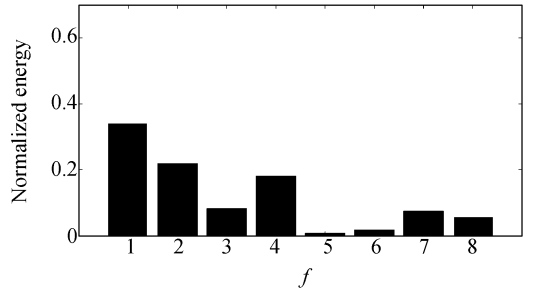
将图像分割结果逐行叠加后,分别形成一维信号。采用 db4 小波包对一维信号进行 5 级分解,对分解后的小波包能量谱进行主成分分析。为了使漂浮物和悬浮物具有同维特征,对  $\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{32})$  按大小排序后,选择前 8 个向量作为主成分,主成分所对应特征向量归一化功率谱如图 4(a)和(b)所示。

将不同类型浮类异物的小波包能量谱作为支持向量机的  $\{x_i\}$ 。  $y_i = +1$  表示样本的  $\{x_i\}$  为漂浮物特征;  $y_i = -1$  表示样本的  $\{x_i\}$  为悬浮物特征;由图 4(a)和(b)可知,悬浮物和漂浮物的特征能量谱数据分布呈非线性,所以在训练过程中,采用非线性的径向基核函数  $K(x, y) = e^{-\|x-y\|^2/2\sigma^2}$  和多项式核函数  $K(x, y) = (x \cdot y + t)^d$ ,其中  $t \geq$



(a) 漂浮物小波包能量谱

(a) Wavelet packet energy spectrum of floating impurity



(b) 悬浮物小波包能量谱

(b) Wavelet packet energy spectrum of suspending impurity

图 4 异物小波能量谱

Fig. 4 Wavelet packet energy spectra of impurities

0,  $d = 1, 2, \dots, N$ ,采用 SMO 方法求取支撑向量量<sup>[10]</sup>。经过训练后的支持向量机对含有浮类异物的测试样本进行识别,如果式(2)的结果  $> 0$ ,那么,这种样本属于漂浮物;如果  $< 0$ ,属于悬浮物。

选择含有漂浮物或悬浮物的安瓿瓶各 10 瓶作为样本进行训练,然后再用每类各 50 个样品进行测试。定义测试精度

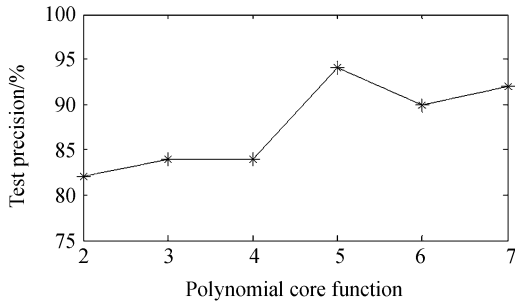
$$p = \frac{s - |d - s|}{s} \times 100\% \quad (6)$$

其中,  $s$  为测试样品数;  $d$  为测试结果数;

选用多项式核函数和径向基核函数在不同的参数条件下进行训练和测试,其中多项式核函数参数  $d = 2 \sim 7$ ,径向基核函数参数  $\sigma = 0.01 \sim 0.06$ 。在不同核函数参数下得到的测试结果的对比分别如图 5(a)和(b)所示。

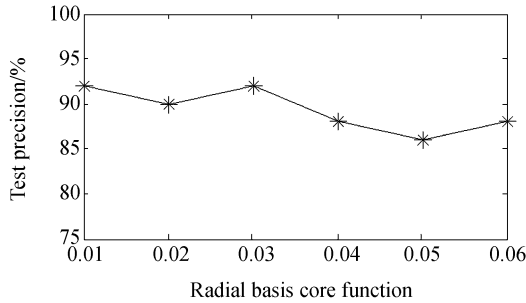
从图 5(a),(b)中可知,测试识别精度随着  $d$  的增加也在增长。其中,当  $d = 5$  时,测试识别精度达到了最高(94%)。对于径向基核函数,随着  $\sigma$  的增大,测试识别精度在降低。当  $\sigma = 0.03$  或

0.01 时,测试识别精度达到最高(92%),但是仍低于多项式核函数中  $d=5$  时的情况。当  $d=5$  时的运算速度与  $\sigma=0.03$  的近似相等。采用同样的样本,利用 BP 网络进行了训练和识别实验。



(a) 多项式核函数测试精度结果

(a) Test precise result of polynomial core function



(b) 径向基核函数测试精度结果

(b) Test precise result of radial basis core function

图 5 不同核函数测试精度结果

Fig. 5 Test precision results of different core functions

BP 网络的输入层 8 个节点,隐层为 6 个节点,输出为 2 个节点,对应漂浮物和悬浮物,训练样本为 10 个漂浮物样本和 10 个悬浮物样本。其测试结果与多项式核函数中  $d=5$  和径向基函数  $\sigma=0.03$  时的对比结果如下表所示:

表 1 BP 网络与 SVM 识别性能对比

Tab. 1 Performance comparison of BP network and SVM

识别方法	识别精度	识别用时(s)
BP 网络	59%	0.264
多项式核函数( $d=5$ )	94%	0.106
径向基函数( $\sigma=0.01/0.03$ )	92%	0.089/0.093

## 4 结 论

为了识别安瓿内浮类杂质的类型,实现快速质量控制,本文通过对目标区图像进行层叠运算,形成具有浮类杂质分布特征的一维信号。提取一维信号部分小波包功率谱作为杂质特征,提高了特征提取效率。以支持向量机作为识别器,应用 SMO 方法训练网络,解决了小样本学习的快速分类问题。实验表明,在选取适当核函数以及相关系数时,支持向量机的识别速度比 BP 神经网络提高了近 60%,识别精度提高 35%。该识别方法能够满足生产中对异物类型进行快速识别的需要。

## 参考文献:

- [1] 国家食品药品监督管理局. 关于印发《可见异物检查法补充规定》的通知[J]. 中国药品标准, 2005, 6(4): 3-5  
State Food and Drug Administration. Notice of printing and distribution of the "complementary regulations on inspection method for visible impurities" [J]. *Drug standards of China*, 2005, 6(4): 3-5. (in Chinese)
- [2] 高印寒, 马喜来, 何丽桥, 等. 基于小波包分解的阈值消噪在车载 CAN 总线上的应用[J]. 光学精密工程, 2007, 15(3): 434-439.  
GAO Y H, MA X L, HE L Q, et al.. Application of threshold denoising based on wavelet packet de-

composition to vehicular CAN bus[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(3): 434-439. (in Chinese)

- [3] 王彦, 梁大开, 周兵. 光纤光栅型智能结构损伤识别的小波包分析[J]. 光学精密工程, 2007, 15(11): 1731-1736.  
WANG Y, LIANG D K, ZHOU B. Damage diagnosis for optical fiber grating smart structure based on wavelet packet analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(11): 1731-1736. (in Chinese)
- [4] 许延发, 韦岗, 倪国强. 基于并行结构的 Gabor 小波神经网络算法及应用[J]. 光学精密工程, 2006, 14(2): 247-250.  
XU T F, WEI G, NI G Q. Gabor wavelet neural network algorithm based on parallel structure [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2): 247-250. (in

Chinese)

[5] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.

PENG Y H. *Wavelet Transform and Engineering Application*[M]. Beijing: Science Press, 1999. (in Chinese)

[6] 赵吉文, 刘永斌, 苏亚辉, 等. 新型直线电机支持向量机非线性建模研究[J]. 光学精密工程, 2006, 6(14): 450-455.

ZHAO J W, LIU Y B, SU Y H, *et al.*. Research on SVM model of a novel cylinder linear motor[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 6(14): 450-455. (in Chinese)

[7] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-43.

ZHANG X G. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32-43. (in Chinese)

[8] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

BIAN Z Q, ZHANG X G. *Pattern Recognition*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. (in Chinese)

[9] VAPNIK V N. *Statistical Learning Theory*[M]. New York: John Wiley & Sons, 1998.

[10] PLATT J. *Fast Training of SVM Using Sequential Minimal Optimization Advances in Kernel Methods Support Vector Machine* [M]. Cambridge Boston, MA, USA: MIT Press, 1999.

#### 作者简介:



温江涛(1974—), 男, 辽宁凌源人, 博士研究生, 2003年于燕山大学获硕士学位, 主要从事机器视觉检测, 数字图像处理, 模式识别方面的研究。E-mail: wens2002@163.com

#### 导师简介:



王伯雄(1947—), 男, 江苏南通人, 教授, 博士生导师, 主要从事精密仪器与测试技术, MEMS技术, 光学测量技术, 生物医学技术方面的研究。E-mail: wangbx@tsinghua.edu.cn

#### ●下期预告

## 平面对称光学系统像差理论的扩展

吕丽军, 石 亮

(上海大学 精密机械系, 上海 200072)

基于平面对称光栅系统的波像差理论, 将其扩展于平面对称折射光学系统。在光学系统像差问题上, 反射光学系统可以看成是折射光学系统在物像空间折射率相同情况下的特例。本文首先把波像差表达式扩展于光线斜入射下平面对称折射光学系统; 然后根据折射光学系统的要求, 对光栅像差的推导过程进行相应的修正, 最终导出了任意方位像平面上的像差。结果表明像差表达式同时适用于反射、衍射、折射三种光学系统的像差计算。与光线追迹解析法导出的像差系数进行解析比较; 同时, 并分别应用本文的像差表达式和光线追迹程序 Zemax 对一透镜光学系统在斜入射角为  $50^\circ$  下的光束, 进行成像的数值模拟, 这两种方法都验证了本文理论的正确性。