

文章编号 1004-924X(2009)04-0937-06

# 异物在线识别中一类支持向量机机理及实现

姚富光<sup>1</sup>, 钟先信<sup>1</sup>, 唐向阳<sup>2</sup>

(1. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400030;

2. 云南昆船设计研究院, 云南 昆明 650236)

**摘要:**针对高速异物在线识别中正常物料与异物颜色差异及异物颜色随机性的特点, 研究了一类支持向量机(OC-SVM)在异物识别中的特性, 提出了一种基于一类超球面支持向量机的在线识别算法。通过 OC-SVM 确定正常物料的颜色分布, 从而对异物进行识别。在求解 OC-SVM 过程中, 提出了超球面离心系数  $\omega$  的概念, 并采用 Zoutendijk 可行方向机制确定工作集, 简化了序列最小优化算法。研究工作表明, 该算法速度快, 整体运算时间比 LibSVM 减少 20%; 识别率高, 尤其对与正常物料颜色接近的异物有明显效果, 与一维和三维正态拟合算法相比, 整体识别率提高约 8%~10%。

**关键词:**一类支持向量机; 异物颜色随机性; 异物; 序列最小优化

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Mechanism and implementation of one class support vector machines in fast foreign real-time recognition

YAO Fu-guang<sup>1</sup>, ZHONG Xian-xin<sup>1</sup>, TANG Xiang-yang<sup>2</sup>

(1. *Key Laboratory of Optoelectronics Technology and Systems of the Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China;*

2. *Design & Research Institute of KSEC, Kunming 650236, China*)

**Abstract:** By considering the color randomness of foreigners and the color difference between the regular materials and the foreigners in fast foreign real-time recognition, the specialities of an One-class Support Vector Machine(OC-SVM) for foreign recognition are studied, and an approach to real-time recognition based on hypersphere OC-SVM is presented. In this method, the OC-SVM is used to determine the color distribution of the regular materials to find out the foreigners out of the range of the regular materials in color. The centrifugal coefficient  $\omega$  is presented to reduce the amount of computation, and the Zoutendijk fastest decline method is adopted to seek the working sets to simplify the number of iterations. The experimental result shows that the proposed method for color recognition can offer a higher computation speed and recognition ability, especially for some foreigners whose color are similar to those of regular materials. The data from experiments indicate that the computation time has reduced by 20% as compared with that of LibSVM, and the general accuracy of recognition by using this method is 8%~10% higher than that by one dimension normal distribution and three dimension normal distribution fitting algorithms.

**Key words:** One-class Support Vector Machines(OC-SVM); color randomness of foreign; foreign sequential minimal optimization

收稿日期:2008-10-14; 修订日期:2008-12-15.

基金项目:云南省省院省校科技合作计划资助项目(No. 2004XY16); 计高技[2000]1882 号国家高科技产业工业过程自动化专项/企业集成自动化系统资助项目

## 1 引言

在现代物流和流水线生产中,人们常常需要将不合格产品或是混入的杂物分拣出来,以提高产品合格率和成品率,这里将不合格产品或是混入的杂物称为异物。异物的识别是工农业生产过程中非常重要的一环,直接影响产品的品质及后续生产。当前异物在线识别主要采用的技术有红外光谱法、光电色选法和 X 射线透射法等,但考虑生产成本及现场要求,机器视觉和光电色选技术越来越多地被应用到各行各业的异物在线检测中,如大米、烟叶、玻璃瓶、钢材等等。该方法的基本原理是通过高速摄像机获取物料的实时图像,利用异物与正常物料的颜色、纹理、形状等特征差异进行识别。而颜色特征是图像最基本的特征之一,对硬件及环境要求低,更适用于高速物料的异物识别,其关键问题是得到正常物料的颜色分布。由于实际应用中获得正常样本的数量远远大于异物样本,而且异物的多样性和出现的随机性决定了不可能完整地统计出异物的颜色分布,同时考虑高速物流的实时性要求,常规的模式识别算法不能直接使用。目前高速异物识别中较普遍的方法是假设正常物料的颜色满足一定概率分布(如正态分布),通过大量统计或人工选择得到正常物料在颜色空间中的分布范围,从而将不在该颜色分布范围的物料视为异物<sup>[1-2]</sup>。这种方法受先验条件和人为因素的影响,易产生欠学习和过学习,从而导致漏判和误判;同时,样本学习结果易受样本数量及分布的影响。

支持向量机是基于统计学习理论的模式识别分类器<sup>[3]</sup>。它通过结构风险最小化准则和核函数方法,较好地解决了模式分类器复杂性和推广性之间的矛盾,目前被广泛地应用于各类模式识别领域中,如人脸识别、红外图像识别等。本文根据异物识别中训练样本的特点,提出一种基于一类支持向量机(OC-SVM)的异物识别算法,以一类超球面支持向量机建立学习及识别模型,推导并简化适用于 OC-SVM 的 SMO 求解算法。

## 2 异物识别中超球面 OC-SVM 算法机理

实际生产中,异物是各种各样的,而其颜色的空间分布也较为分散,同时由于异物出现的不可预知性,很难较完整地采集到所有异物样本。而正常物料则较为单一和稳定,因此样本学习也

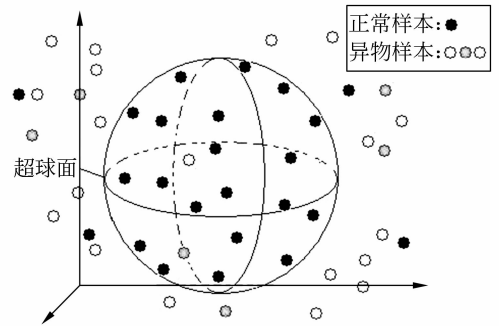


图 1 异物识别中超球面 OC-SVM 示意图

Fig. 1 Scheme of hypersphere OC-SVM in foreign recognition

主要针对正常物料。如图 1 为正常样本与异物的分布示意图。假设  $n$  个  $d$  维正常物料样本作为训练样本点,记作  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,一类支持向量机通过特征映射  $\phi: \mathbf{R}^d \rightarrow F$  将样本投影到一个高维特征空间中,并建立一个体积尽量小且包含尽可能多训练样本点的超球面,则在超球面外的样本被识别为异物。设  $a$  和  $R$  分别为超球面的球心和半径,则原问题可描述为求解以下的二次优化问题:

$$\min F(R, a, \xi_i) = R^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad (1)$$

S. T.  $\|\phi(x_i) - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l$ , 其中参数  $C$  为正则化系数,控制错分比例,实现超球面半径与包含样本数的折衷<sup>[4-5]</sup>。 $\xi_i$  为松弛因子。引入拉各朗日函数:

$$L(R, a, \alpha_i, \xi_i) = R^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{R^2 + \xi_i - [\phi(x_i)^2 - 2a\phi(x_i) + a^2]\} - \sum_{i=1}^l \gamma_i \xi_i, \quad (2)$$

其中,  $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l$ ,

函数  $L$  的极值应该满足条件:  $\frac{\partial L}{\partial R} = \frac{\partial L}{\partial a} = \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0$

从而得到:

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i = 1, a = \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i), C - \alpha_i - \gamma_i = 0, \quad (3)$$

将式(3)带入式(1)得到对偶形式

$$\min F(\alpha) = \min \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x_i), \quad (4)$$

$$S. T. \sum_{i=1}^l \alpha_i = 1, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l,$$

其中  $K(x, y) = \phi(x)\phi(y)$  为核函数。这样,原问题就转化为求解以  $\alpha$  为函数的二次优化问题。求解该二次优化问题可以得到  $\alpha$  的值,通常大部分  $\alpha_i$  为零,不为零的  $\alpha_i$  对应的样本成为支持向量。根据 KKT 互补条件,有:

$$\alpha_i \{R^2 + \xi_i - [\phi(x_i)^2 - 2a\phi(x_i) + a^2]\} = 0, \quad (5)$$

$$\gamma_i \xi_i = 0, \quad (6)$$

由式(3)和(6)可得:

$$(C - \alpha_i) \xi_i = 0, \quad (7)$$

对于  $0 < \alpha_i < C$  的样本满足:

$$\begin{cases} \xi_i = 0 \\ R^2 - K(x_i, x_i) + 2 \sum_{j=1}^l \alpha_j K(x_i, x_j) - a^2 = 0 \end{cases}, \quad (8)$$

这样的样本称之为支持向量(Support Vector)。

定义:  $E_i = \sum_{j=1}^l \alpha_j K(x_i, x_j)$ ,  $K_{ij} = K(x_i, x_j)$ , 则

对于任一  $x_i \in SV$ , 根据式(8)有

$$a^2 - R^2 = 2E_i - K_{ii}, \quad (9)$$

对所有支持向量取平均,定义离心系数:

$$\omega = a^2 - R^2 = \frac{1}{N_{SV}} \sum_{x_i \notin SV} (2E_i - K_{ii}), \quad (10)$$

其中  $N_{SV}$  是支持向量的个数,  $\omega$  表示超球球心与半径的空间关系。

对于测试样本  $z$ , 判别函数为:

$$f(z) = \text{sgn}((\phi(z) - a)(\phi(z) - a)^T - R^2) = \text{sgn}(K(z, z) - 2 \sum_{i=1}^l \alpha_i K(z, x_i) + \omega), \quad (11)$$

若  $f(z) = 1$  则  $z$  为异物样本, 否则  $z$  为正常样本。

### 3 One-class SVM 的求解算法

#### 3.1 OC-SVM 的 SMO 简化算法

OC-SVM 实现的关键是求解各训练样本的

拉氏乘子  $\alpha_i$ 。SMO 算法的全称是 Sequential Minimal Optimization, 即序列最小优化。它是“固定工作样本集”的一个特例, 将工作样本集的规模减到两个样本, 其优点是可求得该两个样本的拉各朗日乘子解析解<sup>[6-8]</sup>。传统的 SMO 算法只应用于二类问题的求解, 下面就针对一类问题的 SMO 算法进行推导和优化。

$$\text{目标函数: } \min \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x_i)$$

$$\text{约束为 } \sum_{i=1}^l \alpha_i = 1, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l,$$

假设只改变任意两个参数  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$ , 则目标函数可表示为  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  的函数:

$$\begin{aligned} W(\alpha_1, \alpha_2) = & \alpha_1 K_{11} + \alpha_2 K_{22} + \sum_{i=3}^l \alpha_i K_{ii} - \alpha_1^2 K_{11} - \\ & 2\alpha_1 \alpha_2 K_{12} - \alpha_2^2 K_{22} - \alpha_1 \sum_{i=3}^l \alpha_i K(x_1, x_i) - \\ & \alpha_2 \sum_{i=3}^l \alpha_i K(x_2, x_i) - \sum_{i=3}^l \sum_{j=3}^l \alpha_i \alpha_j K_{ij}, \end{aligned} \quad (12)$$

因为  $\alpha_1 + \alpha_2 = \text{常数} = \lambda = \alpha_1^{\text{old}} + \alpha_2^{\text{old}}$ , 则

$$\alpha_2 = \lambda - \alpha_1$$

$$\text{令 } v_i = \sum_{j=3}^l \alpha_j K(x_i, x_j),$$

$$E_i = \sum_{j=1}^l \alpha_j K(x_i, x_j) = \alpha_1 K(x_i, x_1) + \alpha_2 K(x_i, x_2) + v_i$$

$$\text{则 } E_1 = v_1 + \alpha_1 K_{11} + \alpha_2 K_{12},$$

$$E_2 = v_2 + \alpha_1 K_{12} + \alpha_2 K_{22},$$

$$\text{根据 } \sum_{i=3}^l \alpha_i K_{ii} - \sum_{i=3}^l \sum_{j=3}^l \alpha_i \alpha_j K_{ij} = C$$

目标函数化为  $\alpha_2$  的二次函数:

$$\begin{aligned} W(\alpha_2) = & (\lambda - \alpha_2) K_{11} + \alpha_2 K_{22} - (\lambda - \alpha_2)^2 K_{11} - \\ & 2\alpha_2 (\lambda - \alpha_2) K_{12} - \alpha_2^2 K_{22} - (\lambda - \alpha_2) v_1 - \alpha_2 v_2 + C, \end{aligned} \quad (13)$$

$$\text{令 } \kappa = K_{11} + K_{22} - 2K_{12}$$

由  $\frac{\partial W(\alpha_2)}{\partial \alpha_2} = 0$ , 可得解析解:

$$\begin{cases} \alpha_2^{\text{new}} = \frac{\alpha_2^{\text{old}}}{2} + \frac{[K_{22} - K_{11} + E_1 - E_2 + \lambda(K_{11} - K_{12})]}{2\kappa} \\ \alpha_1^{\text{new}} = \lambda - \alpha_2^{\text{new}} \end{cases}, \quad (14)$$

特别的, 对于 RBF 核函数

$$K(x, z) = \exp(-\|x - z\|^2 / \sigma^2), K_{ii} = 1,$$

$$\begin{cases} \alpha_2^{\text{new}} = \frac{\alpha^{\text{old}}}{2} + \frac{\lambda}{4} + \frac{E_1 - E_2}{4(1 - K_{12})} \\ \alpha_1^{\text{new}} = \lambda - \alpha_2^{\text{new}} \end{cases} \quad (15)$$

### 3.2 工作集的选择

传统 SMO 算法工作集的确定,是采用启发式随机选取一对违反 FFT 条件的样本,这种方法的优点是计算简单,但是需要迭代的次数较多,收敛速度较慢。本文采用 Zoutendijk 最速可行下行方向法,结合 KKT 条件确定工作集。根据 Zoutendijk 最速下行理论,函数在其梯度位置变化最快<sup>[9]</sup>,因此为目标选择一个速度下降最快的方向得到所需工作集。即求解如下问题:  $\min \nabla F(\alpha) \mathbf{d}$ 。

由式(4),对  $\alpha_i$  求偏导,令:

$$h(\alpha_i) = \frac{\partial F}{\partial \alpha_i} = 2 \sum_{j=1}^l \alpha_j K(x_i, x_j) - K(x_i, x_i) = 2E_i - K_{ii}, \quad (16)$$

定义函数  $g(\alpha_i)$  用于描述违反 KKT 条件的样本。则违反 KKT 条件可表示为:

(1) 当  $0 < \alpha_i < C$ ,

$$g(\alpha_i) = K_{ii} - 2E_i + \omega > \epsilon, \epsilon > 0, \quad (17)$$

(2) 当  $\alpha_i = 0$

$$g(\alpha_i) = K_{ii} - 2E_i + \omega \geq 0, \quad (18)$$

定义所有训练样本集合为  $\{\alpha\}$

定义集合:

$$\{\alpha_B\} \equiv \{\alpha_i \mid |g(\alpha_i)| > 0, 0 < \alpha_i < C \text{ 或 } g(\alpha_i) \geq 0, \alpha_i = 0\}, \quad (19)$$

则:  $\{\alpha\} = \{\alpha_A\} + \{\alpha_B\}$

则  $\{\alpha_B\}$  为违反 KKT 条件的样本集合,  $\{\alpha_A\}$  为其余的样本。

由此,可通过式(16~19)确定梯度最大和最小的两个样本作为工作集:

$$\begin{cases} i = \arg \min \{h(\alpha_i) \mid \alpha_i < C, h(\alpha_i) < 0, \alpha_i \in \{\alpha_B\}\} \\ j = \arg \max \{h(\alpha_i) \mid \alpha_i > 0, h(\alpha_i) > 0, \alpha_i \in \{\alpha_B\}\} \end{cases} \quad (20)$$

### 3.3 实现步骤

OCSVM 的 SMO 算法具体步骤如下:

(1) 初始化支持向量 SV;

(2) 更新  $E_i$ , 根据式(17~19)计算  $h(\alpha_i)$ ,  $g(\alpha_i)$ ;

(3) 根据式(19)判断是否存在违反 KKT 的样本,没有则结束,有则向下执行;

(4) 根据式(20)计算  $\alpha_i^{\text{new}}, \alpha_j^{\text{new}}$ , 更新  $\omega$ ;

(5) 返回步骤(2)。

## 4 算法实现及应用

本文将超球面 OC-SVM 算法应用于烟草异物在线识别中<sup>[10]</sup>。烟草异物的在线识别首先由高速彩色线阵 CCD 获取烟叶物料实时图像,采用本文算法获得正常烟叶的颜色分布,识别出混在烟叶中的异物并确定其位置。根据异物剔除系统的特点,将大小为 20 pixel × 20 pixel 的方块作为判别单元。实现步骤如下:

(1) 读取若干连续标准烟叶图像作为识别样本,根据上述算法,得到标准烟叶在 HSI 颜色空间的分布。核函数为径向基函数(RBF);

(2) 将待测图像以 20 pixel × 20 pixel 划分单元;

(3) 通过检测颜色是否在标准烟叶的颜色分布区域内,判断单元中含有非正常点的个数是否大于阈值  $n$ ,如果大于则判别该单元中含有异物。本文实验中  $n=5$ 。

分别对部分标准异物和实际异物与烟叶的混合物料进行实验了,将本文算法与传统算法进行了对比。标准异物是根据烟草行业异物检验标准的人造异物,为边长 12.7 mm 的正方形薄片;实际异物为烟草生产中混在烟叶中的实际常见异物。

表 1 为部分异物的实验结果。其中算法 1 采用一维正态分布拟合算法,置信度取 0.95,算法 2 采用三维正态分布拟合算法,置信度取 0.95。

从表 1 可以看出,本文算法整体识别率较其他两种算法高约 8~10%。其中由于标准异物形状规则,颜色相对均匀,在空间中分布较稳定,因此识别率较实际异物高,本文算法与其他两种算法的识别率相差不大。蓝、绿色异物由于与烟叶的颜色差异较大,识别率相对较高,3 种算法的识别率较接近。但对于与烟叶或背景色接近的红、黄色异物,如稻草、红胶皮、木片等,本文算法识别率有明显优势。个别异物(如鸡毛)由于颜色分布

广泛,且与烟叶颜色重叠严重,故 3 种算法都不能很好的识别。图 2 为木片的识别结果。

表 1 烟草异物在线识别实验

Tab.1 Real-time recognition experiments of foreigners in tobacco

标准异物	算法	识别率	实际异物	算法	识别率
	算法 1	88.4%		算法 1	87.6%
黄纸板	算法 2	90.5%	白灰色纸	算法 2	89.2%
	本文算法	94.1%	盒板	本文算法	93.5%
	算法 1	97.3%		算法 1	42.3%
绿纸片	算法 2	97.2%	鸡毛	算法 2	51.8%
	本文算法	98.4%		本文算法	54.5%
	算法 1	78.5%		算法 1	81.0%
黑橡胶	算法 2	81.3%	木片	算法 2	86.4%
	本文算法	87.6%		本文算法	92.5%
	算法 1	96.8%		算法 1	80.5%
绿皮带	算法 2	96.2%	稻草	算法 2	
	本文算法	96.5%		本文算法	88.1%
	算法 1	87.7%		算法 1	85.8%
黄皮带	算法 2	88.4%	麻袋片	算法 2	87.0%
	本文算法	91.5%		本文算法	92.5%
	算法 1	93.5%		算法 1	91.4%
白纸片	算法 2	94.0%	蓝紫色	算法 2	90.1%
	本文算法	95.5%	纸板	本文算法	91.6%
	算法 1	97.6%		算法 1	92.2%
蓝纸板	算法 2	96.8%	白色泡沫	算法 2	93.0%
	本文算法	98.2%		本文算法	92.5%
	算法 1	84.3%		算法 1	75.0%
红胶皮	算法 2	85.0%	塑料细绳	算法 2	78.5%
	本文算法	93.4%		本文算法	85.2%

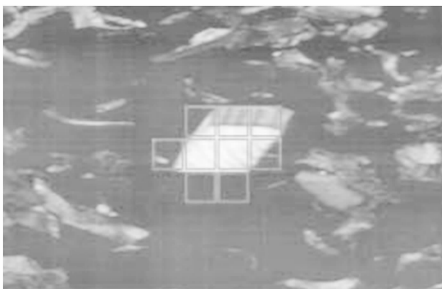


图 2 木片识别

Fig. 2 Result of spill recognition

本文对改进的 SMO 算法与 LibSVM 进行了训练效率对比。LibSVM 是当前流行的较简单、易于使用和快速有效的 SVM 模式识别与回归的

软件包,是可用于 Windows 系列系统的执行文件,提供了源代码,方便改进、修改以及在其它操作系统上应用<sup>[11]</sup>。如图 3 所示,计算时间随样本数的增加呈指数上升趋势,在 1 000~40 000 样本点时,由于本文算法引入了离心系数  $\omega$ ,并采用 Zoutendijk 下行方向机制确定工作集,有效地减少了迭代次数,缩短了计算时间,整体运算时间比 LibSVM 减少约 20%。而样本点较少时,由于 Zoutendijk 方法需要进行梯度计算和排序,计算量比传统 SMO 稍大,尽管迭代次数少,但总体计算时间两种算法相当。但样本数较多时,由于进行梯度运算和排序增加了额外内存,使得内存不够而需要使用虚拟内存,因此计算速度降低,使用更大内存的 PC 机即可解决这个问题。

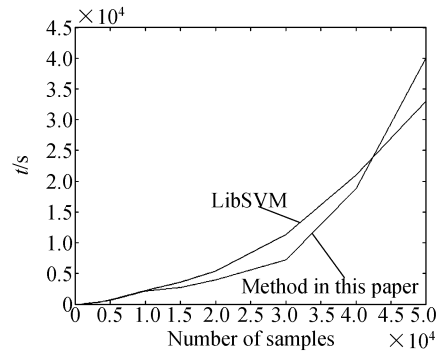


图 3 本文算法与 LibSVM 运算时间对比

Fig. 3 CPU time of LibSVM and proposed method

## 5 结 论

本文分析了一类超球面支持向量机在异物识别中的应用机理,提出了一种基于色度空间的超球面 OC-SVM 异物在线识别算法。算法应用一类超球面支持向量机建立训练和识别模型,提出了超球面离心系数的概念,避免求解球心和半径,减少了计算量;在求解过程中利用 Zoutendijk 下行方向机制并结合 KKT 条件确定工作集,大大减少了迭代求解次数,缩短了计算时间,整体运算时间比 LibSVM 减少 20% 左右。实验结果表明,该算法识别率较高,尤其对于与正常物料颜色接近的异物有明显效果,优于传统的正态拟合算法,综合异物识别率提高 8%~10%。同时,该算法实现简单,可广泛应用于运输、交通、机械加工和工农业生产等在线识别领域。

## 参考文献:

- [1] 陈杰,李志敏,钟先信,等. 高速物流图像采集与实时异物剔除的原理及实现[J]. 光学精密工程, 2003,11(4):284-289.  
CHEN J, LI ZH M, ZHONG X X, *et al.*. Principle and realization of data acquisition of high speed logistics images and of real time foreign material elimination[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2003,11(4):284-289. (in Chinese)
- [2] 刘军,钟先信,李志敏. 高速彩色线阵 CCD 三色错位修正方法的研究[J]. 光学精密工程, 2004,12(1):107-112.  
LIU J, ZHONG X X, LI ZH M. Correction of high-speed tri-CCD color disorder[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2004,12(1):107-112. (in Chinese)
- [3] VAPNIK V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*[M]. Springer-Verlag, 1995.
- [4] JIA J, ZHANG H R. A Fast Learning Algorithm for One-Class Support Vector Machine[C]. *Proc IEEE ICNC*, 2007.
- [5] PLATT J C. *Fast Training of Support Vector Machines Using Sequential Minimal Optimization* [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1999:185-208.
- [6] OSUNA E, FREUND R, GIROSI F. An improved training algorithm for support vector machines[C]. *Proc IEEE NNSP*, 97, Amelia Island, FL, 1997: 276-285.
- [7] SCHOLKOPF B, PLATT J. Estimating the support of a high-dimensional distribution[J]. *Neural Computation*, 2001,3(7):1443-1471.
- [8] NELLO C. *An introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [9] 徐成贤,陈志平,李乃成. 近代优化方法[M]. 北京: 科学出版社, 2002.  
XU C X, CHEN Z P, LI N C. *Neoteric Optimization Methods* [M]. Beijing: China Science Press, 2002. (in Chinese)
- [10] 陈文涛,钟先信,李志敏,等. 烟草在线异物剔除系统设计及实验研究[J]. 光学精密工程, 2003,11(4):384-389.  
CHEN W T, ZHONG X X, LI ZH M, *et al.*. Design of a tobacco online foreign body Eliminating system and its experiment [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2003,11(4):384-389. (in Chinese)
- [11] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> [OL].

## 作者简介:



姚富光(1978—),男,广西柳州人,博士研究生,主要从事模式识别和智能在线检测等方面的研究。E-mail: yaofuguang@163.com



唐向阳(1967—),男,四川人,副教授,博士,主要从事机电一体化、流体传动与控制等方面的研究工作。E-mail: tangxiangyang@163.com

## 导师简介:



钟先信(1935—),男,重庆万州人,教授,博士生导师,主要从事 X 射线光谱仪器、光机电一体化、智能仪器与精密机械、微纳技术等方面的研究。E-mail: xxzhong@cqu.edu.cn