

机械与过程控制

# 一种铝塑泡罩药品包装缺陷检测方法

方文星<sup>1</sup>, 王野<sup>2</sup>

(1.北京航空航天大学, 北京 100191; 2.北京工业大学, 北京 100124)

**摘要:** **目的** 针对铝塑泡罩药品人工检测时存在的包装缺陷, 如效率低、成本高、稳定性差等, 采用机器视觉技术对铝塑泡罩药品包装进行缺陷检测。**方法** 采用快速鲁棒特征 SURF 提取算法、BOW 算法和单分类支持向量机组成的缺陷检测算法框架, 并完成铝塑泡罩药品包装缺陷检测系统的开发。通过搭建的实验平台获取 280 幅铝塑泡罩药品图像, 并采用文中所提方法对 180 幅图像实施缺陷检测。**结果** 实验结果显示, 在阈值为 1900、视觉单词数量为 120、惩罚因子为 0.9 时, 文中方法的准确率为 99.4%。

**结论** 文中方法提高了铝塑泡罩药品包装缺陷检测的准确率和稳定性。

**关键词:** 铝塑泡罩; 缺陷检测; 单分类支持向量机; SURF; BoW 模型

中图分类号: TB487 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)01-0133-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.01.021

## Defect Detection Method for Drug Packaging with Aluminum Plastic Bubble Cap

FANG Wen-xing<sup>1</sup>, WANG Ye<sup>2</sup>

(1.Beihang University, Beijing 100191, China; 2.Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**ABSTRACT:** The work aims to detect the defects of drug packaging with aluminum plastic bubble cap by means of machine vision technology, regarding such packaging defects as low efficiency, high cost and poor stability in the manual detection of drug with aluminum plastic bubble cap. A defect detection algorithm framework consisting of a fast robust feature SURF extraction algorithm, a BOW algorithm and a one-class support vector machine were adopted and the defect detection system for the drug packaging with aluminum plastic bubble cap was developed. Based on the experimental platform, 280 images of drug with aluminum plastic bubble cap were obtained, and the defects of 180 images were detected in the proposed method. The experimental results showed that, when the threshold was 1,900, the number of visual words was 120 and the penalty factor was 0.9, the accuracy of the proposed method was 99.4%. The proposed method improves the accuracy and stability of the defect detection of drug packaging with aluminum plastic bubble cap.

**KEY WORDS:** aluminum plastic bubble cap; defect detection; one-class support vector machine; SURF; BoW model

目前主流的药品包装形式主要有袋装、瓶装和铝塑泡罩包装 3 种形式<sup>[1]</sup>, 铝塑泡罩包装方式具有贮存期长、使用安全、易携带等优点, 已经成为制药市场中主流的药品包装方式。伴随制药厂中药片生产机械自动化程度越来越高, 在加工和包装过程中, 因受到复杂因素的影响, 不可避免生产出缺粒、漏粉、泡罩破损、夹杂异物等类型的问题药板, 因此在装盒前进

行缺陷检测是至关重要。

目前国内大部分的制药厂采用人工检测药品缺陷, 这种方法不仅速度慢、效率低、成本高, 而且无法满足目前的工业自动化发展需求。目前国外的自动检测系统存在价格昂贵、产品适应差; 国内的自动检测系统存在检测类型少、精度不高。由此, 将基于机器视觉的图像处理技术<sup>[2-3]</sup>应用于药品缺陷实时检

收稿日期: 2018-05-30

作者简介: 方文星(1985—), 男, 北京航空航天大学硕士生, 主攻机器视觉与图像处理。

测<sup>[4]</sup>前景可观。

许多研究者对基于机器视觉的产品表面缺陷检测已经进行了深入的研究<sup>[5-8]</sup>，但根据铝塑泡罩包装药品的特点，研究其表面缺陷检测的文献还不多。疏义桂等<sup>[9]</sup>使用颜色分割、投影和阈值分割、形态学运算分别实现对胶囊和药片分割，并利用颜色特征信息和几何特征来分别实现缺陷检测。吴婉等<sup>[10]</sup>采用Otsu自适应阈值选取方法对Canny算法中高低阈值的选取进行了改进，提高了缺陷检测的适用性和实时性。靳彩园<sup>[11]</sup>通过对支持向量机和BP神经网络2种缺陷检测方法进行比对研究并通过实验证明，支持向量机算法的正确率高，耗时少、稳定性好。

在缺陷检测方面，应用最多的方法是基于标准模板匹配，直接基于灰度值匹配方法<sup>[12]</sup>和基于特征匹配方法<sup>[13]</sup>又是最为典型。直接基于灰度值匹配的方法需要逐像素地比较2幅图像的灰度值差异，计算量大；基于特征匹配的方法只需提取图像的典型特征如颜色、边缘等来与标准图像进行匹配，无需全部图像数据参与匹配，计算量小、速度快，且受图像角度、光

照强度影响小。SURF ( Speed-Up Robust Features )<sup>[14]</sup>是由Herbert Bay在2006年提出的图像特征提取算法，在文献中，Herbert Bay在多个方面对SURF算法进行了测试，实验结果表明，SURF算法不仅可以达到特征描述子的优良性能，并具备更好的鲁棒性<sup>[15]</sup>。BoW模型首先用在文本处理领域，对文档进行分类识别。在机器视觉领域中，研究者们尝试将同样的思想应用到图像处理领域，建立了BoW模型由文本处理技术到图像处理技术的过渡<sup>[16-17]</sup>。

现有方法大多采用基于模板匹配中的基于边缘特征匹配的方法，存在计算量大、算法复杂、对图像质量要求高和实时性不好等问题。文中算法通过SURF算法提取待检测药品的特征，通过BoW模型和单分类SVM对待测药品进行分类。

# 1 药品包装缺陷检测方法 with 系统组成

## 1.1 缺陷检测核心算法

缺陷检测核心算法的整体流程见图1，分为训练和检测等2个部分。

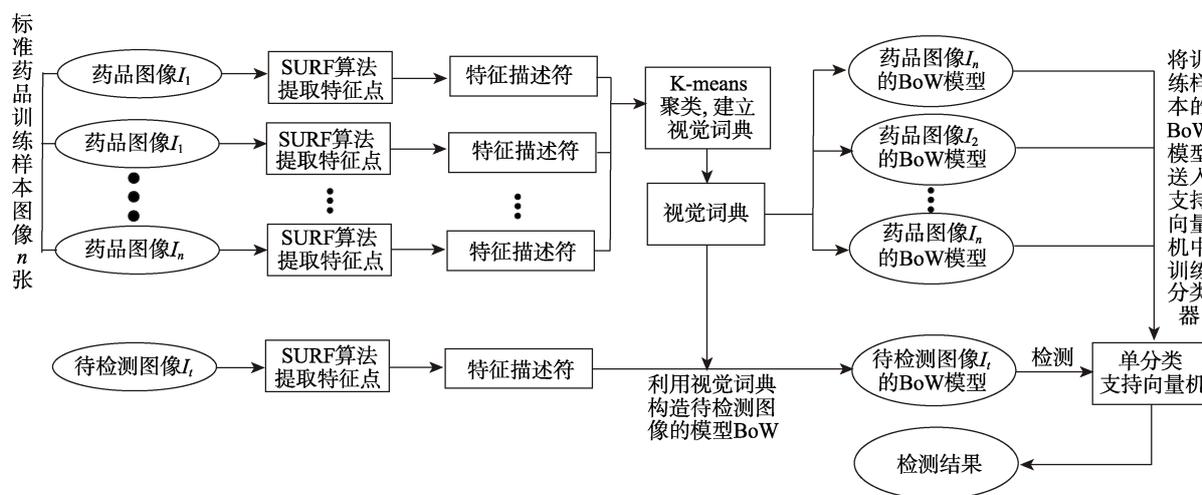


图1 药品缺陷检测算法的整体流程  
Fig.1 Whole process of drug defect detection algorithm

当药品包装缺陷检测系统需要检测新类型的药品时，需要训练分类器。首先收集大量的需要检测的无缺陷包装药品图像，分别提取出它们的特征描述符，利用K-means算法提取每张图片的特征描述符，之后采用K-means算法进行聚类，建立包括K个视觉单词的视觉词典，然后利用视觉词典，对每张图像中包含的视觉单词数量以直方图的形式进行统计，这样就可以为每个无缺陷药品图片建立对应的BoW模型，最后将所有BoW模型送入单分类支持向量机中进行训练，由此训练好的单分类支持向量机就可以实现对无缺陷包装药品的识别<sup>[18]</sup>。

在药品生产和包装过程中，常见的缺陷有缺粒、

漏粉、铝箔破损和夹杂异物等，见图2。

## 1.2 SURF, Bow 和 SVM 法

### 1.2.1 SURF 算法

SURF算法的计算主要包括关键点检测、描述符生成，SURF算法是基于积分图像、Harr特征以及盒子滤波器的简化算法，具有计算量小，运算速度快和实时性等特点，因此适用于药品的缺陷检测。SURF算法用于药板检测见图3。通过图3，可以清楚看到标准药品和一种缺陷药品的特征在缺陷部分差别明显，出现多种缺陷重叠的药板特征将更加明显。

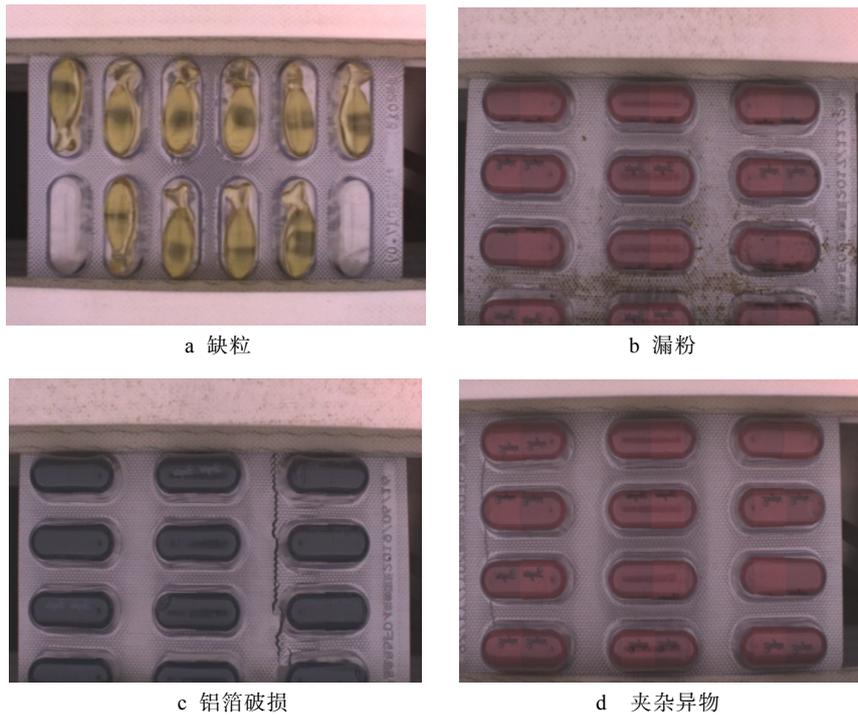


图 2 药品包装缺陷类型  
Fig.2 Drug packaging defect type

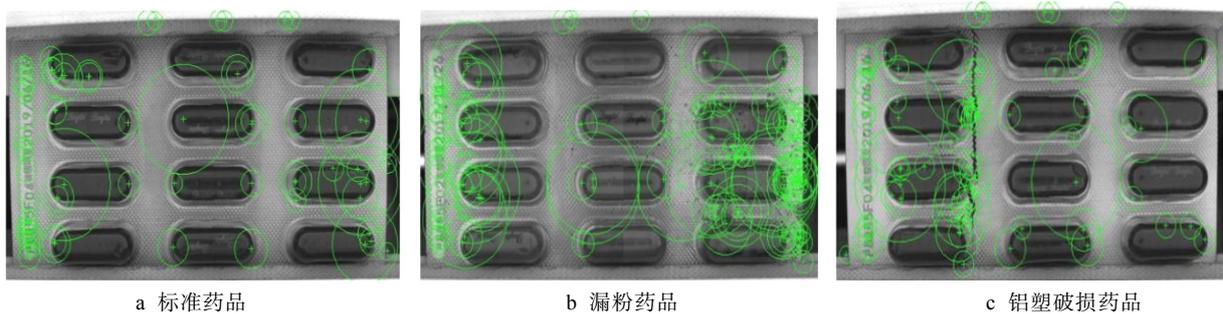


图 3 SURF 算法用于药品检测  
Fig.3 SURF algorithm for drug detection

### 1.2.2 BoW 模型

研究者们通过研究,采用 K-means 聚类方法,对图像中提取的特征进行无监督聚类,将相似性较好的特征归到一个聚类里,并定义每个聚类的聚类中心为图像的“单词”,视觉词典的大小就是聚类类别的数量。得到图像的视觉词典之后,将每张图像的特征描述符与视觉词典中的视觉单词进行匹配,寻找每个特征所对应的最相似的视觉单词来代替待检测图像的特征描述符,并使用直方图进行统计和表示,每张图片就建立了对应的 BoW 模型,这样就成功将 BoW 模型移植到了图像处理领域。BoW 模型用于药品检测见图 4。通过图 4 能够发现,标准药品和漏粉药品的视觉单词所对应的数量相差巨大,便于进行药品缺陷识别。

### 1.2.3 支持向量机 (SVM)

支持向量机 (SVM) 是一种二元分类模型。其基本思想:在高维空间里利用一个最优分类超平面作为

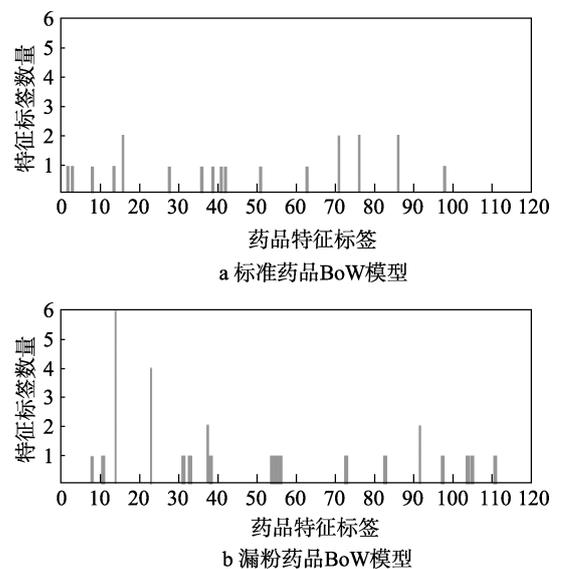


图 4 BoW 模型用于药品检测  
Fig.4 BoW model for drug detection

分类平面,使分类错误率达到最小。在制药厂在实际生产过程中,由于缺陷药品出现的几率很小,但可以很容易地获得大量的无缺陷的药品图片,这样可以很容易地构建出一类训练样本集,通常称只有一类别的样本作为训练样本的分类问题为单分类问题,通常划分为类的样本叫做正常类<sup>[19]</sup>。单分类支持向量机(one-class SVM)能够很好解决单一类别分类问题。

通过对以上3个算法的进一步介绍,结合缺陷检测算法流程图,可以知道SURF, Bow和SVM这3种算法是一种递进关系,也是整个缺陷检测算法的核心。

### 1.3 实验

#### 1.3.1 图像获取平台

塑泡罩药品包装图像获取实验平台见图5。光学系统方面,采用LED环形光源,具有光束集中、亮度高、均匀性好等特点;采用德国映美精(The Imaging Source)生产的42BUC03CMOS黑白相机,分辨率为120万像素,快门速度最快可以达到1/10000s,获取的图像是24位灰度JPEG格式的图像,图像为1280像素×960像素。

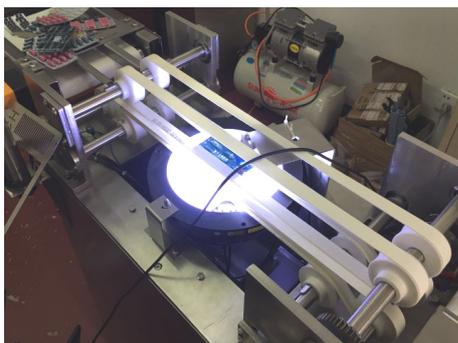


图5 铝塑泡罩药品包装图像获取实验平台

Fig.5 Experimental platform for image acquisition of drug packaging with aluminum plastic bubble cap

#### 1.3.2 实验方案

为了检验文中检测方法的检测效果,在测试实验中使用无缺陷测试样本100幅、其余4种缺陷类型的测试样本各20幅,共计180幅。为了更好地体现文中

$$\text{漏检率} = \frac{\text{缺陷样本的无缺陷个数}}{\text{缺陷样本的无缺陷个数} + \text{无缺陷样本的无缺陷个数}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{误检率} = \frac{\text{无缺陷样本的缺陷个数}}{\text{无缺陷样本的缺陷个数} + \text{缺陷样本的缺陷个数}} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{准确率} = \frac{\text{缺陷样本的缺陷个数} + \text{无缺陷样本的无缺陷个数}}{\text{缺陷样本的缺陷个数} + \text{无缺陷样本的缺陷个数} + \text{无缺陷样本的无缺陷个数} + \text{缺陷样本的无缺陷个数}} \times 100\% \quad (3)$$

## 2 结果与分析

### 2.1 不同阈值和K值下的测试结果

通过设定不同SURF阈值和聚类数K值得到测试

方法的检测效果,进行3组实验:第1组,在阈值为1800,1900,2000这3种情况下,测试K值从20~130,逐次增加10,共计13种K值情况下的漏检率、误检率和准确率;第2组,固定阈值为1900,K值为120时,惩罚系数C从0.1~1,逐次增0.1,共计10种C值情况下的漏检率、误检率和准确率;第3组,固定阈值为1900,K值为120,惩罚系数C为0.9时,比较SVM和one-class SVM的漏检率、误检率和准确率。

在测试实验中,提取到特征点的多少是通过调节阈值大小实现的;测试图片显著特征数量多少是由K值决定的;不同大小的惩罚系数C决定分类器对离群点的重视程度,从而决定单类支持向量机的分类效果。

#### 1.3.3 评价方法

为了评价文中方法对铝塑泡罩药品包装缺陷检测的效果,引入分类情况联列表,见表1。

表1 分类情况联列  
Tab.1 Classification listing

类别	1	0	合计
1	True Positive (TP)	False Negative (FN)	Actual Positive (TP+FN)
0	False Positive (FP)	True Negative (TN)	Actual Negative (FP+TN)
合计	Predict Positive (TP+FP)	Predict Negative (FN+TN)	TP+FP+FN+TN

文中假设无缺陷为正类,有缺陷为负类,用1代表正类,用0代表负类,表1可以表示检测分类情况,根据表中内容可知TP为缺陷样本且检测结果为缺陷的个数,FN为缺陷样本且检测为无缺陷的个数,也就是漏检的个数,FP为无缺陷样本且检测结果为缺陷的个数,也就是误检的个数,TN为无缺陷样本且检测结果为无缺陷的个数。文中采用3个指标来评价该药品缺陷检测系统的性能,见表1和见式(1—3)。式(1)为漏检率,表示的是检测错误的负实例占全部负实例的比例;式(2)为误检率,表示的是错分为缺陷的正实例样本占全部正实例的比例;式(3)为总体评价指标检测准确率。

结果见表2—5。

通过分析实验结果可以看出,SURF阈值大小,可以直接影响从图像中提取到的特征点数量,通过枚举的方式,分别测试了SURF阈值为1800,1900,2000时的检测结果,其中视觉单词数量K设定为120,

表2 当 SURF 阈值为 1800 时不同聚类数  $K$  值对应的检测结果  
 Tab.2 Detection result of  $K$  value when SURF threshold is set as 1800

$K$ 值	FP	FN(缺粒)	FN(漏粉)	FN(铝箔破损)	FN(夹杂异物)	FN	漏检率/%	误检率/%	准确率/%
20	25	0	0	0	0	0	25.0	0.0	86.1
30	13	0	0	0	0	0	13.0	0.0	92.8
40	10	0	0	0	0	0	10.0	0.0	94.4
50	8	0	0	0	0	0	8.0	0.0	95.6
60	7	0	0	0	0	0	7.0	0.0	96.1
70	6	0	0	0	0	0	6.0	0.0	96.7
80	9	0	0	0	0	0	9.0	0.0	95.0
90	7	0	0	0	0	0	7.0	0.0	96.1
100	6	0	0	0	0	0	6.0	0.0	96.7
110	7	0	0	0	0	0	7.0	0.0	96.1
120	5	0	0	0	0	0	5.0	0.0	97.2
130	7	0	0	0	0	0	7.0	0.0	96.1

表3 当 SURF 阈值为 1900 时不同聚类数  $K$  值对应的检测结果  
 Tab.3 Detection result of  $K$  value when SURF threshold is set as 1900

$K$ 值	FP	FN(缺粒)	FN(漏粉)	FN(铝箔破损)	FN(夹杂异物)	FN	漏检率/%	误检率/%	准确率/%
20	24	0	0	0	0	0	24.0	0.0	86.7
30	10	0	0	0	0	0	10.0	0.0	94.4
40	5	0	0	0	0	0	5.0	0.0	97.2
50	6	0	0	0	0	0	6.0	0.0	96.7
60	3	0	0	0	0	0	3.0	0.0	98.3
70	2	0	0	0	0	0	2.0	0.0	98.9
80	6	0	0	0	0	0	6.0	0.0	96.7
90	4	0	0	0	0	0	4.0	0.0	97.8
100	6	0	0	0	0	0	6.0	0.0	96.7
110	7	0	0	0	0	0	7.0	0.0	96.1
120	1	0	0	0	0	0	1.0	0.0	99.4
130	4	0	0	0	0	0	4.0	0.0	97.8

表4 当 SURF 阈值为 2000 时不同聚类数  $K$  值对应的检测结果  
 Tab.4 Detection result of  $K$  value when SURF threshold is set as 2000

$K$ 值	FP	FN(缺粒)	FN(漏粉)	FN(铝箔破损)	FN(夹杂异物)	FN	漏检率/%	误检率/%	准确率/%
20	12	0	0	0	0	0	12.0	0.0	93.3
30	12	0	0	0	0	0	12.0	0.0	93.3
40	9	0	0	0	0	0	9.0	0.0	95.0
50	7	0	0	0	0	0	7.0	0.0	96.1
60	8	0	0	0	0	0	8.0	0.0	95.6
70	5	0	0	0	0	0	5.0	0.0	97.2
80	8	0	0	0	0	0	8.0	0.0	95.6
90	8	0	0	0	0	0	8.0	0.0	95.6
100	6	0	0	0	0	0	6.0	0.0	96.7
110	5	0	0	0	1	1	5.0	1.3	96.7
120	6	0	0	0	0	0	6.0	0.0	96.7
130	8	0	0	0	0	0	8.0	0.0	95.6

表5 SURF 阈值对检测效果的影响 (视觉单词数量  $K=120$ , 支持向量机惩罚因子  $C=0.9$ )

Tab.5 Effect of SURF threshold on detection effect,  $K=120, C=0.9$

SURF 阈值	误检率/%	漏检率/%	检测准确率/%
1800	5.0	0.0	97.2
1900	1.0	0.0	99.4
2000	6.0	0.0	96.7

表6 当 SURF 阈值=1900、BoW 模型聚类数  $K=120$  时不同惩罚系数  $C$  对应的结果

Tab.6 Detection result of  $C$ , SURF threshold=1900 and  $K=120$  (number of clusters of BoW model)

惩罚系数	FP	FN(缺粒)	FN(漏粉)	FN(铝箔破损)	FN(夹杂异物)	FN	漏检率/%	误检率/%	准确率/%
0.1	3	0	0	0	0	0	3.0	0.0	98.3
0.2	5	0	0	0	0	0	5.0	0.0	97.2
0.3	3	0	0	0	0	0	3.0	0.0	98.3
0.4	3	0	0	0	0	0	3.0	0.0	98.3
0.5	4	0	0	0	0	0	4.0	0.0	97.8
0.6	3	0	0	0	0	0	3.0	0.0	98.3
0.7	3	0	0	0	0	0	3.0	0.0	98.3
0.8	2	0	0	0	0	0	2.0	0.0	98.9
0.9	1	0	0	0	0	0	1.0	0.0	99.4
1.0	3	0	0	0	0	0	3.0	0.0	98.3

通过分析实验结果可知, 惩罚因子决定分类器对离群点的重视程度, 当设置的  $C$  值越大, 说明越不愿意忽略离群点, 对于 one-class SVM 来说,  $C$  值可以决定分类器超球面的大小, 当  $C$  值越大, 超球面覆盖的空间也就越大, FPR 随着  $C$  值先减小后增大, 当  $C$  值为 0.9 时 ACC 达到最大值 99.4%。所以, 惩罚因子  $C$  可以决定一个分类器的分类性能。

### 2.3 SVM 和 one-class SVM 的测试结果

通过固定阈值为 1900、聚类数  $K$  值为 120 和惩罚系数  $C$  值为 0.9 时, 得到测试结果见表 7。

表7 one-class SVM 和 SVM 的检测效果对比  
Tab.7 Comparison of detection results between one-class SVM and SVM

分类器	误检率/%	漏检率/%	检测准确率/%
one-class SVM	1.0	0.0	99.4
SVM	7.0	5.0	93.9

通过分析实验结果可知, one-class SVM 的分类效果优于 SVM。SVM 虽然是专门解决二分类问题的, 但是文中的做法是将所有的药品包装缺陷全归为有缺陷一类, 而对于 SVM 来说, 有缺陷一类中实际又包含了很多不同类的缺陷, 这样建立的样本集并不是只包含 2 类的训练样本集, 所以使用包含多类缺陷类型的样本集训练 SVM 不能得到较好的检测效果。使

支持向量机惩罚因子  $C$  设定为 0.9, 通过表 6 中的结果可以看出, SURF 阈值对检测效果影响是先升高后降低, 当 SURF 阈值为 1900 时, 能够得到较低的漏检率、误检率以及较高的检测准确率。

### 2.2 不同惩罚系数 $C$ 下的测试结果

通过设定阈值为 1900 和聚类数  $K$  值为 120 时, 改变惩罚系数  $C$  得到测试结果见表 6。

用 one-class SVM 分类器, 既可以解决缺陷训练样本获取不方便的问题, 同时还可以得到优于 SVM 分类器的检测效果。

## 3 结语

通过对基于机器视觉的铝塑泡罩药品包装缺陷的检测方法学习和研究, 设计开发了文中方法, 并进行了实验。实验结果显示, 在阈值 1900、视觉单词数量 120、惩罚因子 0.9 时, 文中方法的准确率为 99.4%, 达到了良好的检测效果。由于实验结果在一定程度上受到实验样本、参数等因素影响, 因此还需完善检测方法, 以适应铝塑泡罩药品包装缺陷检测的需要。

### 参考文献:

- [1] 孙怀远, 顾青青, 孙波, 等. 药品泡罩包装技术及工艺分析[J]. 机电信息, 2015(8): 16—19.  
SUN Huai-yuan, GU Qing-qing, SUN Bo, et al. Analysis of Pharmaceutical Blister Packaging Technology and Process[J]. Mechanical and Electrical Information, 2015(8): 16—19.
- [2] 赵丹, 丁金华, 孙秋花, 等. 基于计算机图像处理的印刷品缺陷检测[J]. 包装工程, 2008, 29(12): 1—2.  
ZHAO Dan, DING Jin-hua, SUN Qiu-hua, et al. Print Defect Detection Based on Computer Image

- Processing[J]. Packaging Engineering, 2008, 29(12): 1—2.
- [3] 李小东, 陈路, 龚修端. 基于数字图像处理的印刷品图像清晰度检测算法研究[J]. 包装工程, 2009, 30(1): 2—3.  
LI Xiao-dong, CHEN Lu, GONG Xiu-duan. Research of Definition Checking Algorithm of Printing Image Based on Digital Image Processing[J]. Packaging Engineering, 2009, 30(1): 2—3.
- [4] 薛利军, 张虎, 李自田. 采用机器视觉的药品包装实时在线检测系统的研究[J]. 包装工程, 2005, 26(2): 2—3.  
XUE Li-jun, ZHANG Hu, LI Zi-tian. Study on Pharmaceutical Packaging Real-time Online Detection System Based on Machine vision[J]. Packaging Engineering, 2005, 26(2): 2—3.
- [5] CHUANG Yu-chiang, FAN Shu-kai. Automatic TFT-LCD Mura Inspection Based on Studentized Residuals in Regression Analysis[J]. Industrial Engineering and Management Systems, 2009, 8(3): 148—154.
- [6] FAN Shu-kai, CHUANG Yu-chiang. Automatic Detection of Mura Defect in TFT-LCD Based on Regression Diagnostics[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(15): 2397—2404.
- [7] 杨铁滨. 基于机器视觉的陶瓷球表面缺陷自动检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2007.  
YANG Tie-bin. Ceramic Bearing Ball Surface Defects Inspection Based on Computer Vision[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007.
- [8] 程万胜. 钢板表面缺陷检测技术的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.  
CHENG Wan-sheng. Study on Detection Technology for Steel Strip Surface Defects[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008.
- [9] 疏义桂. 基于机器视觉的铝塑泡罩包装药品缺陷检测[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.  
SHU Yi-gui. Research on Detection of Medicines in Aluminum-plastic Blister Package Based on Machine Vision[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013.
- [10] 吴婉. 机器视觉中泡罩药品包装缺陷检测算法研究[D]. 株洲: 湖南工业大学, 2014.  
WU Wan. Algorithm Research on Detection of Drugs Blister Packaging Defects Based on Machine Vision[D]. Zhuzhou: Hunan University of Technology, 2014.
- [11] 靳彩园. 基于图像处理的铝塑包装中药片缺陷检测技术研究[D]. 长春: 沈阳理工大学, 2014.  
JIN Cai-yuan. Research on Defect Detection Technology of Tablets in Aluminum Plastic Foamed Mask Package Based on Image Processing[D]. Changchun: Shenyang Ligong University, 2014.
- [12] 张建明, 李雨朋. 基于模糊判决改进的 Otsu 图像分割算法[J]. 微电子学与计算机, 2014(6): 149—151.  
ZHANG Jian-ming, LI Yu-peng. An Improved Otsu Image Segmentation Algorithm Based on Fuzzy Judgement[J]. Microelectronics & Computer, 2014(6): 149—151.
- [13] 张华俊. 基于图像特征匹配技术的数字图像相关性研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2014.  
ZHANG Hua-jun. Research of Digital Image Correlation Method Based on Image Feature Matching Technology[D]. Hefei: Anhui University, 2014.
- [14] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded Up Robust Features[C]// Computer Vision-ECCV, 2006: 404—417.
- [15] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-Up Robust Features[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(3): 404—417.
- [16] NOWAK E, JURIE F, TRIGGS B. Sampling Strategies for Bag-of-Features Image Classification[C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 490—503.
- [17] MARSZAEK M, SCHMID C. Spatial Weighting for Bag-of-Features[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on IEEE, 2006: 2118—2125.
- [18] 王野. 基于机器视觉的药品缺陷检测方法与实验研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2017.  
WANG Ye. Research on the Method and Experiment of Drug Defect Detection Based on Machine Vision[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2017.
- [19] 冯爱民, 薛晖, 刘学军, 等. 增强型单类支持向量机[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(11): 1858—1864.  
FENG Ai-min, XUE Hui, LIU Xue-jun, et al. Enhanced One-Class SVM[J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(11): 1858—1864.