

基于词袋特征算法的药品分层缺陷检测

刘玉环¹, 唐庭龙², 陈胜勇^{1,2}

(1. 天津理工大学 计算机与通信工程学院, 天津 300384; 2. 浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310023)

摘 要: 在制药领域, 人工检测药品速度慢、效率低, 而图像处理的方法需要大量样本且适应性差。针对以上问题, 提出特征提取与机器学习相结合的方法, 介绍用于目标区域特征提取的词袋特征(BOF)算法, 分析 BOF 算法的最佳参数取值, 并采用支持向量机对药品分层缺陷进行分类检测。实验结果表明, 该方法能使药品达到较高的分类精度, 并且满足工业生产实时检测的要求。

关键词: 药品分层; 缺陷检测; 特征提取; 机器学习; 词袋模型; 支持向量机

中文引用格式: 刘玉环, 唐庭龙, 陈胜勇. 基于词袋特征算法的药品分层缺陷检测[J]. 计算机工程, 2018, 44(6): 249-252, 258.

英文引用格式: LIU Yuhuan, TANG Tinglong, CHEN Shengyong. Defect inspection of hierarchical drug based on feature of bag algorithm[J]. Computer Engineering, 2018, 44(6): 249-252, 258.

Defect Inspection of Hierarchical Drug Based on Feature of Bag Algorithm

LIU Yuhuan¹, TANG Tinglong², CHEN Shengyong^{1,2}

(1. School of Computer and Communication Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

2. School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

[Abstract] During the pharmaceutical process, manual inspection suffers from time consuming and inefficiency. Image processing method needs plenty of samples and has poor adaptability. To address these problems, a method based on feature extraction and machine learning is developed. The Bag of Feature (BOF) algorithm is introduced to extract the features of the target region and its optimum parameter value is analyzed. Support Vector Machine (SVM) is applied to inspect the defects of the hierarchical drug. Experimental results show that the proposed method can achieve higher classification accuracy and meet the requirements of real-time inspection in the process of industrial production.

[Key words] hierarchical drug; defect inspection; feature extraction; machine learning; Bag of Word (BOW) model; Support Vector Machine (SVM)

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0046599

0 概述

产品质量是企业的生命, 随着企业的现代化发展, 高效也成为企业不断追求的目标。在制药领域, 药品的质量和人们的安全密切相关, 因此, 制药企业在提高生产效率的同时, 也不断加大对药品质量检测的投入。传统的药品缺陷检测基本是人工检测, 不但需要大量的劳动力, 而且耗时、低效、稳定性差。随着计算机技术的发展, 图像处理方法也较为广泛地应用于产品的质量检测等方面。图像处理的方法需要采集大量的样本来获得图像的特征, 且可移植性较差。近年来, 由于机器学习效率高、稳定性好等优点, 越来越受到人们的青睐。

目前, 产品质量检测的工作有很多。如文献[1]

使用统计阈值法分析和确定图像的灰度, 提出了凹版印刷质量控制与检测的方法; 文献[2]通过对玻璃的边缘检测和尺寸计算完成了对玻璃产品的缺陷检测; 文献[3]提出了用扫描声学显微镜和模糊支持向量机算法对焊料凸点进行缺陷检测; 文献[4]用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 完成了对高速列车制动系统故障的诊断。

在制药领域, 存在较多的药品质量检测方法, 如文献[5]提出了适合胶囊图像的滤波和增强算法, 实现了对胶囊缺陷的快速检测和准确识别, 文献[6]提出了用差分方法对口服液可见异物进行检测, 文献[7]采用关键的图像处理技术对西林瓶口、瓶身和瓶底进行了缺陷检测。然而, 在医药生产领域, 用机器学习的方法来检测药品缺陷的情况并不多见, 尤

基金项目: 国家自然科学基金 (U1509207)。

作者简介: 刘玉环 (1991—), 女, 硕士研究生, 主研方向为图像处理、模式识别、机器学习; 唐庭龙, 博士研究生; 陈胜勇, 教授。

收稿日期: 2017-03-30 **修回日期:** 2017-05-18 **E-mail:** lyh_q1@163.com

其是药品分层的缺陷。

为解决工业上药品的检测问题,本文提出通过提取药品的词袋特征模型以更好地检测缺陷,并利用支持向量机(SVM)的统计学习特性得到 SVM 分类模型,从而提高分类精度和企业的生产效率。

1 BOF 特征提取技术

词袋特征(Bag of Feature, BOF)^[8-10]模型的概念最初源自文本信息检索领域中的词袋模型(Bag of Word, BOW),近年来在计算机视觉的多个领域得到了广泛应用。BOF 是一种常用的特征提取算法,主要包括特征描述子的提取、特征词汇的选择和特征词典的生成,具有较好的鲁棒性。对基于 BOF 的图像特征提取和 SVM 分类流程如图 1 所示。

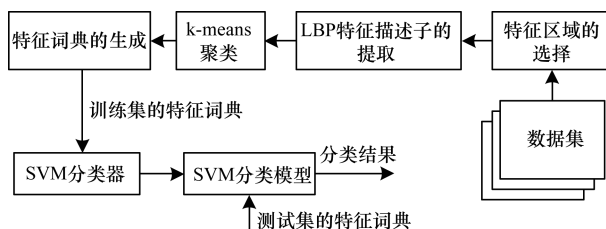


图1 基于BOF的图像特征提取和SVM分类流程

图2为采集到的样本,西林瓶中含有药品的区域为所要研究的特征区域。首先经过图像预处理获取样本的感兴趣区域,如图3所示。然后提取感兴趣区域的局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)和方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)特征描述子,由k-means^[11]算法可得到样本的聚类中心,即视觉词汇。将样本数据库中的每一幅图像的所有特征描述子采取量化策略量化到距离视觉词汇最近的类,统计每个视觉词汇的出现次数,生成特征词典。最后得到SVM^[12]分类模型,完成样本分层缺陷的自动化检测。

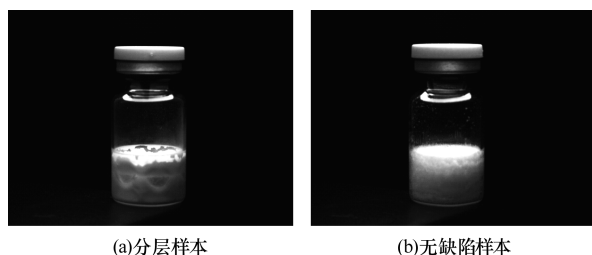


图2 原始样本

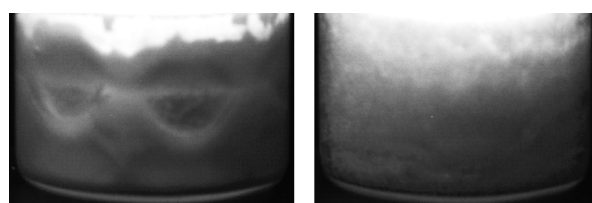


图3 含有感兴趣区域的样本

1.1 特征描述子的提取

1.1.1 LBP 特征描述子的提取

LBP^[13-14]算子在图像纹理分割中具有高度的区分能力,其基本原理是比较中心像素与其邻域像素之间的灰度值大小,用布尔型函数来表示结果:

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 S(i_n - i_c) 2^n \quad (1)$$

其中, i_c 表示中心像素 (x_c, y_c) 的灰度值,如图4中的125, i_n 为其8邻点的灰度值, 2^n 为编码值。有:

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

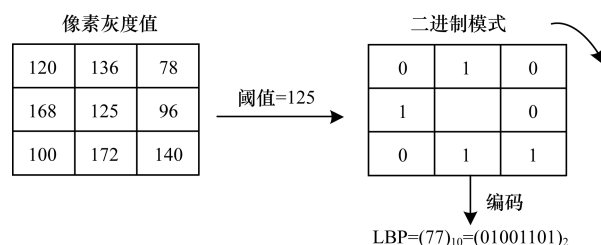


图4 LBP算子

把图像分成 16×16 的小块,对各个小块分别进行直方图统计。将得到的每个区域的直方图向量连接成一个特征向量,这便是用于生成特征词典的整幅图像的LBP特征向量。

1.1.2 HOG 特征描述子的提取

HOG算法^[8,15]通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图来构成特征。首先将图像分成小的连通区域,即为细胞单元。然后取细胞单元中各像素点的梯度或边缘的方向直方图,将所有的直方图串联起来就得到整幅图像的HOG特征向量,如图5所示。

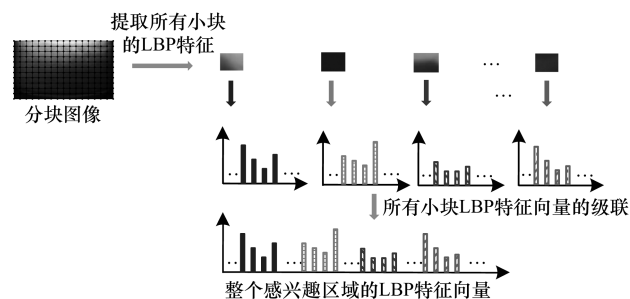


图5 LBP特征向量生成示意图

对于本文中大小为 440×300 像素分辨率的样本图像而言,取 10×10 的像素组成一个 cell,每4个 cell 组成一个块,每个 cell 有9个特征,所以每个块内有 $4 \times 9 = 36$ 个特征。以2个像素为步长,则窗口中块的数目为 $(440 - 10)/2 + 1 \times ((300 - 10)/2 + 1) = 216 \times 146 = 31\,536$ 个块,每个样本总共有 $36 \times 31\,536$ 个特征。由于特征向量维数过高,很大程度

上降低了药品的检测效率,因此采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法对特征向量进行降维。取由 PCA 算法得到的贡献率为 100% 的前 35 个主成分为样本的 HOG 特征向量,即每个样本的特征向量为 36×35 ,最后通过特征词典的生成和 SVM 分类器得到样本的分类精度。

1.2 特征词典的生成

针对如图 6(a)所示的特征描述子的分布,对图片库中提取的所有 LBP 特征向量采用无监督的 k-means 聚类。如图 6(b)所示,假设视觉词典大小为 5,则特征向量聚成 5 类,每一类的中心点即为视觉词典中的视觉词汇。特征向量根据某种距离度量函数(采用欧式距离)得到最邻近中心点,若为词汇 1,则图像词频向量中的 1 频数加 1;同理,可得到图像最终的特征向量,即视觉词典,如图 6(c)所示。

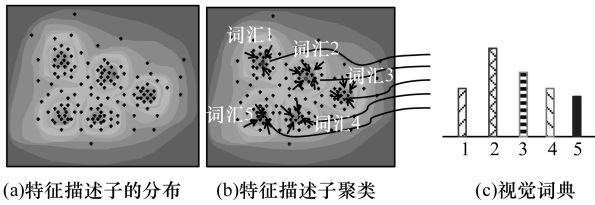


图 6 聚类获取的视觉词典

1.3 最佳聚类数目的确定

令 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为样本数据集, k 为聚类个数, $I = \{S, k\}$ 为聚类空间, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 为聚类中心,以距离评价函数最小为准则^[16]求解最佳聚类数 k 。

$$D_{\text{out}} = \sum_{i=1}^k |s_i - s| \quad (3)$$

其中, D_{out} 为类间距离, s 为所有样本的均值, s_i 为类 c_i 中所有样本的均值。

$$D_{\text{in}} = \sum_{i=1}^k \sum_{m \in c_i} |m - s_i| \quad (4)$$

其中, D_{in} 为类内距离, m 为任意空间对象, s_i 为类 c_i 中所有样本的均值。定义距离评价函数为:

$$F(S, k) = \left| \frac{D_{\text{in}}}{D_{\text{out}}} - 1 \right| = \left| \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{m \in c_i} |m - s_i|}{\sum_{i=1}^k |s_i - s|} - 1 \right| \quad (5)$$

本文确定了距离代价最小准则,即当距离代价函数达到最小时,空间的聚类效果最好, k 的最优选择由下式给出:

$$\min_k \{F(S, k)\}, k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

本文通过距离代价函数得到 $k \geq 2$ 时的 $F(S, k)$ 值,如图 7 所示。当 $k=8$ 时, $F(S, k)$ 取得最小值,且 $k \geq 8$ 时, $F(S, k)$ 的取值趋于稳定,故由距离代价最小准则取 $k=8$ 。实验结果表明当 $k=8$ 时,药品分层缺陷检测的分类精度达到最高。

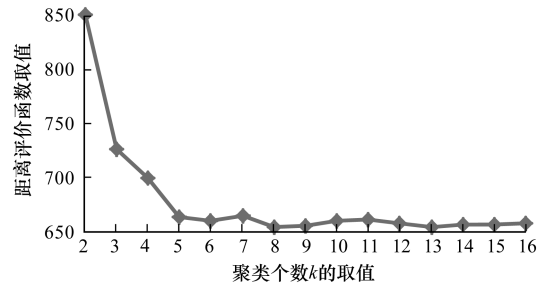


图 7 距离评价函数与聚类数的关系

2 支持向量机分类算法

支持向量机(SVM)是一类基于统计学习理论的新型通用机器学习方法^[17]。当学习样本线性不可分时, SVM 通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间。用核函数代替最优分类平面中的卷积,从而使学习样本成为线性可分的。此时优化函数变为:

$$f(x) = \text{sgn}[(w^*)^T \varphi(x) + b^*] = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right) \quad (7)$$

本文采用了径向基核函数(Radial Basis kernel Function, RBF),得到了较好的分类结果,达到了较高的分类精度。RBF 核函数可表示为:

$$k(X, Y) = \exp\left\{-\frac{|X - Y|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (8)$$

其中, $|X - Y|$ 是 2 个向量之间的距离, σ 为常数。

如图 8 所示,将图 6(c)所得的所有训练样本的特征词典带入 RBF 支持向量机模型可以得到 SVM 训练模型,然后将任意未知缺陷样本的特征向量带入 SVM 训练模型,即可实现对药品分层缺陷的自动化检测。

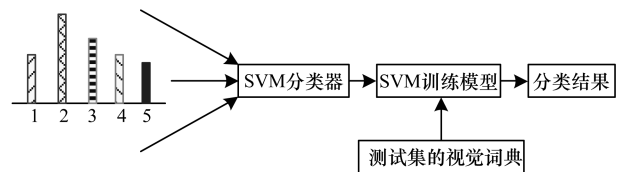


图 8 SVM 分类和检测示意图

3 实验结果与分析

数据集包含 102 个有分层缺陷和 104 个无缺陷的样本,每张图片的分辨率为 440×300 像素。分别从每类样本中随机选择 10 个、15 个、20 个、25 个、30 个、35 个、40 个、45 个、50 个、55 个、60 个做训练,其余所有样本(每类 40 个)做测试。图 9 为提取的 LBP 特征描述子所得的实验结果,当特征词汇的个数为 8 时,识别精度最高。随着训练样本的增加,样

本的识别精度整体呈现出上升的趋势,且都在 80% 以上,分类正确率较高。表 1 为 HOG 算法和 LBP 算法在 $k = 8$ 时所得样本的分类精度的对比,HOG

算法的识别精度总体上低于 LBP,且 HOG 算法的检测效率较低,大约每 2 min 可检测一个样本,不能达到工业上实时检测的要求。

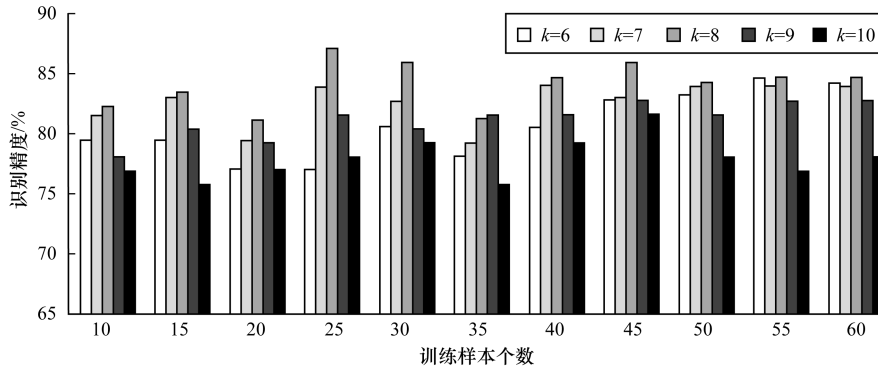


图 9 80 个测试样本时 LBP 算法的分类精度

表 1 80 个测试样本时的分类精度

训练 样本数	LBP 算法 /%	HOG 算法 /%	训练 样本数	LBP 算法 /%	HOG 算法 /%
10	82.14	81.40	40	84.52	82.56
15	83.33	81.40	45	85.71	84.88
20	80.95	81.40	50	84.14	81.40
25	86.90	81.40	55	84.52	82.56
30	85.71	82.56	60	84.52	82.56
35	80.95	82.56			

表 2 120 个训练样本时的分类精度

训练 样本数	LBP 算法/%	HOG 算法/%	训练 样本数	LBP 算法/%	HOG 算法/%
5	100.00	90.00	25	92.00	78.00
10	100.00	80.00	30	86.67	75.00
15	96.67	73.33	35	87.14	78.57
20	92.50	77.50	40	86.25	81.25

分别从每类样本中随机选择 5 个、10 个、15 个、20 个、25 个、30 个、35 个、40 个做测试,其余所有样本(每类 60 个)做训练。如图 10 所示,当 $k = 8$ 时,样本的分类效果最好,随着测试样本的减少,分类精度呈现出稳步上升的趋势。当每类测试样本为 10 或 5 时,所有的样本都能正确分类,此时算法具有较好的鲁棒性。表 2 为固定训练样本 120 个,改变测试样本,HOG 算法和 LBP 算法在 $k = 8$ 时所得样本的分类精度对比,可以得出 LBP 算法较 HOG 算法具有更好的鲁棒性。

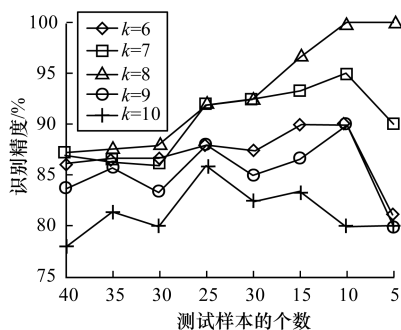


图 10 120 个训练样本时 LBP 算法的分类精度

4 结束语

本文介绍了产品缺陷检测的一些方法以及在医药生产领域常见的产品缺陷,提出一种用于块划分 BOF 特征提取的图像分类与检测方法,并进一步验证了特征词汇的最佳参数取值。通过对西林瓶中药品分层缺陷的检测结果可知,该算法具有较高的分类精度和鲁棒性,能够进行实时高效的药品分层缺陷检测,在生产控制领域中具有较广泛的应用前景。

参考文献

- [1] 李 庆. 凹版印刷产品质量控制的研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2015.
- [2] 毕天宇. 玻璃质量在线视觉检测系统研制[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2015.
- [3] FAN Mengying, WEI Li, HE Zhenzhi, et al. Defect inspection of solder bumps using the scanning acoustic microscopy and fuzzy SVM algorithm[C]//Proceedings of Semiconductor Technology International Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 192-197.
- [4] LIU Jie, LI Yanfu, ZIO E. A SVM framework for fault detection of the braking system in a high speed train[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 87: 401-409.
- [5] 吴 德. 基于图像处理的胶囊检测系统的研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2011.
- [6] 吴 鑫. 口服液产品质量的机器视觉检测方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2013.

(下转第 258 页)

5 结束语

本文基于人类视觉机制,提出一种自顶向下带有局部微调的层级偏移式的目标检测方式,并且对深度强化学习网络进行探索。智能体在模拟视觉机制方式的引导下,不断通过自我学习得到图片区域之间的关联性,从而不断优化自我搜索路径。实验结果表明,该方式相较于层级式搜索方式有明显提升。下一步将引入深度信息,探索智能体在三维空间中的搜索路径和方式。

参考文献

- [1] KOEN E A V S, JASPER R R U, THEO G, et al. Segmentation as selective search for object recognition[C]//Proceedings of ICCV'11. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1879-1886.
- [2] CARREIRA J, SMINCHISESCU C. CPMC: automatic object segmentation using constrained parametric min-cuts [J]. Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1312-1328.
- [3] PONT-TUSET J, ARBELAEZ P, BARRON J T, et al. Multiscale combinatorial grouping for image segmentation and object proposal generation [J]. Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(1): 128-140.
- [4] ZITNICK LAWRENCE C, DOLLAR P. Edge boxes: locating object proposals from edges [J]. Journal of European Conference on Computer Vision, 2014, 8693: 391-405.
- [5] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [6] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [EB/OL]. [2016-05-09]. https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf.
- [7] ERHAN D, SZEGEDY C, TOSHEV A, et al. Scalable object detection using deep neural networks [C]//Proceedings of CVPR'14. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 2147-2154.
- [8] 范琳琳, 冯冬竹, 余航, 等. 自适应轮廓的变分水平集复杂背景多目标检测[J]. 软件学报, 2017, 28(10): 2797-2810.
- [9] 刘芳, 邹琪. 基于视觉注意机制的交通标志检测[J]. 计算机工程, 2013, 39(2): 192-196.
- [10] 朱巨莲, 霍宏, 方涛. 基于自顶向下视觉注意的遥感影像目标检测[J]. 计算机工程, 2011, 37(20): 172-174.
- [11] CAICEDO J C, LAZEBNIK S. Active object localization with deep reinforcement learning [C]//Proceedings of CVPR'15. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 2488-2496.
- [12] BELLVER M, NIETO X G, MARQUES F, et al. Hierarchical object detection with deep reinforcement learning [EB/OL]. [2016-11-25]. <https://arxiv.org/pdf/1611.03718.pdf>.
- [13] HASSEKT H V, GUEZ A, SLIVER D. Deep reinforcement learning with double q-learning [EB/OL]. [2016-12-08]. <https://arxiv.org/pdf/1509.06461.pdf>.
- [14] WANG Ziyu, SCHAUL T, HASSELT H V, et al. Dueling network architectures for deep reinforcement learning [EB/OL]. [2016-04-05]. <https://arxiv.org/pdf/1511.06581.pdf>.
- [15] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. [2016-09-04]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>.
- [16] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing atari with deep reinforcement Learning [EB/OL]. [2016-12-19]. <https://arxiv.org/pdf/1511.06581.pdf>.
- [17] EVERINGHAM M, GOOL L V, WILLIAMS C K, et al. The pascal visual object classes (VOC) Challenge [J]. Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303-338.

编辑 刘冰

(上接第 252 页)

- [7] 张寒乐. 西林瓶缺陷视觉检测系统研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2013.
- [8] KOBAYASHI T. BOF meets HOG: feature extraction based on histograms of oriented p. d. f. gradients for image classification [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, USA: IEEE Computer Society, 2013: 747-754.
- [9] NANNI L, MELUCCI M. Combination of projectors, standard texture descriptors and bag of features for classifying images [J]. Neurocomputing, 2016, 173: 1602-1614.
- [10] AL-DMOUR A, ABUHELALAH M. Arabic handwritten word category classification using bag of features [J]. Journal of Theoretical & Applied Information Technology, 2016, 89(2).
- [11] 谢娟英, 王艳娥. 最小方差优化初始聚类中心的 K-means 算法[J]. 计算机工程, 2014, 40(8): 205-211.
- [12] MARIN F B, POTECA U F, MARIN M, et al. Automatic grain size determination in microstructures using computer vision algorithm based on support vector machine (SVM) [J]. Advanced Materials Research, 2017, 1143: 194-199.
- [13] BOUADJENEK N, NEMMOUR H, CHIBANI Y. Writer's gender classification using HOG and LBP features [C]//Proceedings of International Conference on Electrical Engineering & Control Application. Berlin, Germany: Springer, 2017: 317-325.
- [14] 李小林, 周蓬勃, 周明全, 等. 基于可区分二进制局部模式特征的蛾类昆虫识别[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(3): 172-175.
- [15] 徐渊, 许晓亮, 李才年, 等. 结合 SVM 分类器与 HOG 特征提取的行人检测[J]. 计算机工程, 2016, 42(1): 56-60.
- [16] 韩凌波. 一种新的 K-means 最佳聚类数确定方法[J]. 现代计算机, 2013(20): 12-15.
- [17] CORTES C, VAPNIK V. Support vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.

编辑 顾逸斐