

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005357

基于机器视觉和卷积神经网络的不溶异物检测

李辉 施展

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院 上海 200093)

摘要: 药液在生产过程中易混入不溶异物,因此投入市场前的必须对药液进行检测。针对安瓿瓶药液检测,区别于传统的序列图像检测算法,设计了一种基于机器视觉和卷积神经网络的检测方法。首先利用 Canny 边缘检测提取安瓿瓶瓶壁边缘,裁剪药液区域图像,减少了后续计算量;其次改用 VGG16 卷积神经网络进行不溶异物的特征提取,可以提取到传统特征之外的抽象特征;最后通过迁移学习和微调,在 400 张测试样本中,结果为识别正确 378 张。结果表明,该方法可以检出不溶异物,满足实际生产需求。

关键词: 异物检测;机器视觉;卷积神经网络;迁移学习;微调

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Detection insoluble foreign matter based on machine vision and convolutional neural network

Li Hui Shi Zhan

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Liquid medicine is easy to mix with insoluble foreign matter during the production process. Therefore, the liquid medicine must be tested in time before being put on the market. A detection method based on machine vision and convolutional neural network is designed for ampoule liquid detection, which is different from the traditional sequential image detection algorithm. First, Canny edge detection is used to extract the edge of the ampoule bottle, and the image of the liquid area is cropped, reduced the amount of subsequent calculations. Secondly, the VGG16 convolutional neural network is used for feature extraction of insoluble foreign bodies, which can extract abstract features other than traditional features. Finally, through transfer learning and fine-tuning, 378 of the 400 test samples were identified as correct. The results show that this method can detect insoluble foreign bodies and meet the actual production requirements.

Keywords: foreign matter detection; machine vision; convolutional neural network; transfer learning; fine-tuning

0 引言

药品安全关乎生命安全,在我国 2015 版国家药典规定:注射药液内不得检出长度超过 2 mm 的毛发纤维、最大粒径超过 2 mm 的块状物以及在规定时间内较难计数的蛋白质絮状物等明显可见不溶异物^[1]。当不溶异物随药液进入人体血液后,可能导致循环障碍,或因组织缺氧、静脉炎、水肿等严重后果^[2]。针对于不合格产品,必须在投入市场前及时发现剔除,才能保证药品安全。

随着科学技术的不断进步,研究人员通过不断的实验,提出了一系列基于机器视觉的不溶异物的检测方法。杨双等^[3]利用液面和瓶壁两侧的灰度差异进行区域分割,对相邻图片进行差分与能量累积,利用形态学来判别是否存在

异物。吴成中等^[4]通过对目标序列图像进行预处理的基础上,运用快速傅里叶变换将图像由时域转换到了频率域中完成图像的配准处理,最后把图像的杂质目标识别任务交给了 BP 神经网络。张雨杨等^[5]对传统滤波和帧间差分过程进行改进,然后利用面积进行有无异物判别。

近年来,人工智能飞速发展,基于卷积神经网络的目标检测与识别方法以及被广泛应用到医学图像检测与分类领域^[6-7]。本文针对于安瓿瓶药液内不溶异物检测,提出了一种基于机器视觉和卷积神经网络结合的检测方法,检测流程为先对 CMOS 工业相机采集到的原始图像进行图像预处理,其中包括边缘检测,感兴趣区域(ROI)裁剪。然后将预处理好的图像依次送到不溶异物分类网络中,最后输出每张安瓿瓶裁剪区域图像的分类。

收稿日期:2020-11-13

• 110 •

1 图像预处理

对于采集到的原始图像,为了提高检测速度和精度,应该尽可能排除图片中与异物无关的信息^[8]。本文中的有效区域即为安瓿瓶瓶身区域,采用传统的 Canny 边缘检测算子可以很好地检测到瓶壁处信息。首先将图像使用高斯函数 Gauss 进行平滑,即对图像 $f(x, y)$ 进行高斯滤波后得到 $f(x, y) * G_{\alpha}(x, y)$, 其中 α 为相应尺度因子^[9]。利用 Sobel 水平和垂直算子与输入图像计算图像梯度幅值 ∇f 。在当前像素点的 3×3 的领域内,如果当前点的梯度幅值小于沿梯度方向上相邻两个像素点的梯度幅值,则认为该点为非边缘点,将该点的标志位清零。反之则认为改点为边缘点,将该点的标志位置 1。最后使用高低阈值为 $2:1$ 的比例系数记录边缘点。利用安瓿瓶瓶壁与液面边缘点,从左向右每两列记录并计算像素累加值,并判断与相邻列像素累加值差异最大的那一列即为瓶壁,同理判别液面液位位置。由此找到药液区域图像,提取效果如图 1 所示。

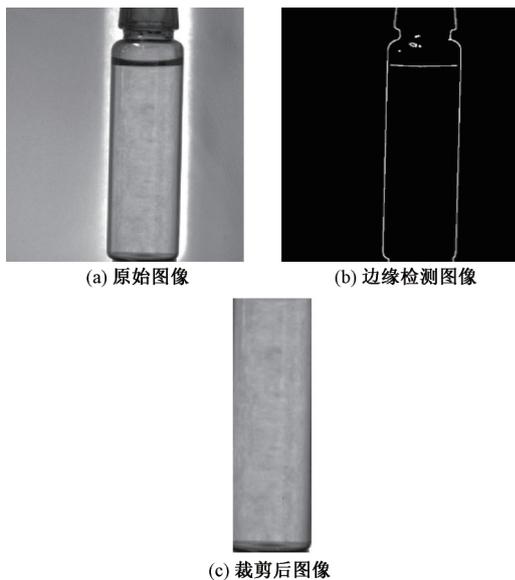


图 1 图像预处理

2 安瓿瓶不溶物分类识别网络

2.1 VGG16 网络

经过图像预处理后裁剪的安瓿瓶感兴趣区域图像区域较小,但有效区域内的异物大小、形状和数量都不确定,特征的选择判别方面难以确定。卷积神经网络提供的学习模型参数可以通过传统的梯度下降方法进行训练,经过训练的网络能学习到图像中的特征,并完成对图像特征的提取和分类^[10]。2014 年,牛津大学提出的卷积神经网络模型 VGG^[11](visual geometry group)在 ImageNet 分类竞赛中达到了 92.7% 的 TOP5 准确度,获得了冠军。该模型通过

多个 3×3 的卷积核来代替之前的大尺度卷积核,增大了感受野的同时,又减少了参数量。虽然通过增加网络的深度来提高图像分类的准确度,但是过度的增加网络层数,同时也会带来训练误差的增大,因此常采用的网络深度为 16~19 层。

VGG16 的网络结构如图 2 所示,包含 13 个卷积层、5 个下采样层、3 个全连接层。其中 Conv 为卷积层,使用 3×3 ,步长为 1 的卷积核进行局部特征提取;Maxpooling 为下采样层,大小为 2×2 ,步长为 2;FC 为全连接层,前两层都有 4 096 个通道,第 3 层共 1 000 个通道,通过 Softmax 激活函数输出每个类别的概率。

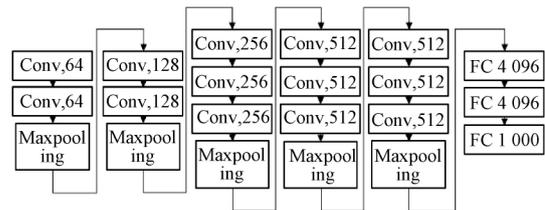


图 2 VGG16 网络结构

2.2 迁移学习和微调

迁移学习是运用已存有的知识对不同但相关领域问题进行求解的一种新的机器学习方法,其目的是迁移已有的知识来解决目标领域中仅有少量有标签样本数据甚至没有的学习问题^[12]。目前常采用的技术有半监督学习、基于特征选择、基于特征映射和基于权重。

本文采用特征选择的迁移学习。主要过程如下:1)利用相关领域大规模数据集对网络中随机初始化参数进行预训练,并保存训练好的权重;2)利用预训练网络的卷积层和下采样层对目标领域的样本提取特征;3)利用提取到的特征训练目标领域的样本分类器;4)对目标领域网络和分类器进行微调,完成目标领域的分类任务。迁移学习的网络结构如图 3 所示。其中包括 VGG 特征提取、微调和分类 3 个部分。特征提取部分采用 VGG16 的卷积层和下采样层,为了提高网络的泛化能力,特征提取部分使用 VGG16 在 ImageNet 中训练得到权重参数;微调部分是对网络选择性冻结一部分层数,冻结层之上的参数值不会随着网络训练学习,其目的是为了保存网络的泛化能力,冻结层之下的层数在很小的学习率下进行微调,这样可以即学习到特别的特征,又保证了不破坏预训练的特征。分类器部分由两个全连接层组成,并且指定输出种类为 4 种药液图像类型。

3 实验设计及结果分析

3.1 实验数据集

本文实验数据集采用旋转急停装置拍摄。在拍摄前,将安瓿瓶溶液装在旋转平台上,安瓿瓶经过短暂的旋转后,在给定时间到时后急停并触发相机拍摄连续序列图像^[13]。

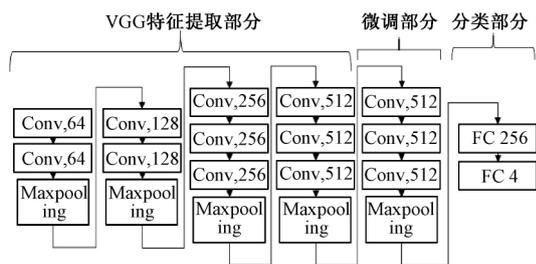


图 3 迁移学习网络结构

拍摄过程中,瓶内不溶异物随液体不断运动,取安瓿瓶液位趋于稳定时的后 200 帧内图像作为数据集。最终实验数据集的详细信息如表 1 和图 4 所示。

表 1 实验数据集

类型	来源	图像数量
毛发	操作人员	822
絮状物	清洗过程	830
橡胶	瓶口包装	812
合格药液	无不溶物	780

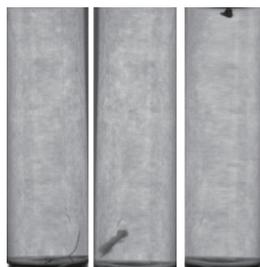


图 4 实验数据集

3.2 实验设计

本文数据集划分方法为留出法。直接将实验数据集 D 拆分成两个互斥的集合,其中一个作为训练集 T ,另一个作为测试集 V ,即 $D = T \cup V, T \cap V = \emptyset$ 。训练集 T 与测试集 V 的比例为 4 : 1。

数据集图像做为网络的输入,输出向量为 $Y = [y_1, y_2, y_3, y_4]$, y_i 依次代表的分类结果为毛发、絮状物、橡胶、合格药液。输出向量经过 Softmax^[14] 激活函数判断类别概率,计算式如下:

$$Softmax = \frac{e^{y_i}}{\sum e^{y_i}} \quad (1)$$

式(1)计算出的每个值即为为各类的概率,其总和为 1,最终选取概率最大的做为分类结果。最终输出向量在 T 上训练模型,用 V 上的识别率 (acc) 来评价模型的性能。acc 表示为:

$$acc = \frac{N_i}{N} \quad (2)$$

式中: N 为测试集图像总数量, N_i 为测试集第 i 类数据被正确分类的图像数量。

3.3 结果分析

本文实验环境为 Windows 10, Inter I5, NVIDIA GTX 1660Ti GPU, 首先利用深度学习平台 Tensorflow 构建卷积神经网络,其中模型训练采用交叉熵代价函数^[15],训练次数为 200。通过对比网络在相同的样本数据随机初始化权重参数训练与采用迁移学习方法实验结果,来验证迁移学习在目标域的有效性。实验结果如图 5 和 6 所示,横坐标数字代表训练次数,纵坐标代表识别率 acc。实验结果表明,使用随机初始化权重参数的分类网络,总体识别率为 75%。而利用在 ImageNet 数据集上已经训练好的 VGG16 权重参数作为分类网络的初始权重,可以更快更好的学习到与本文数据集相关的特征,总识别率达 90%。

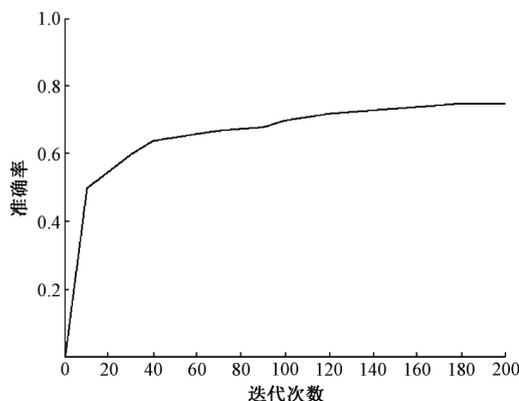


图 5 随机初始化识别率

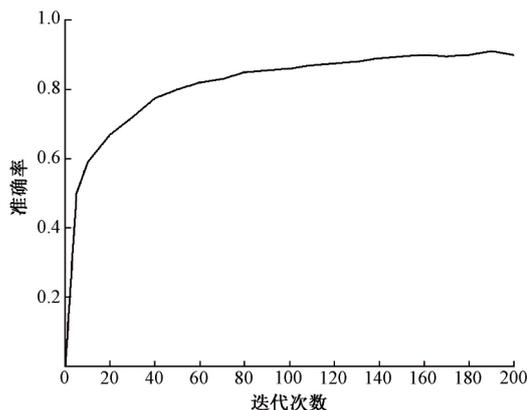


图 6 迁移学习识别率

为了进一步提高分类的结果,以训练好的网络为基础,选择冻结不同层数对分类网络进行微调,重新训练一小部分卷积层权重,确定最佳的微调层数。实验采用子组样本量为 2 000,其中训练样本量为 400×4 ,测试样本量为 100×4 。实验结果如表 2 所示。

表 2 冻结不同网络层数的识别率 %

冻结 层数	总识 别率	各类识别率			合格
		毛发	絮状物	橡胶	
15	93.0	96	92	88	96
16	93.5	96	92	90	96
17	94.5	96	94	92	96
18	93.0	96	92	88	96

实验结果表明,对网络模型的最后一个卷积块各层进行微调,总识别率都超过 93%,对于毛发和合格类别的识别趋于稳定。当冻结层从 15~17 层时,网络模型对橡胶和絮状物的识别率递增;当冻结层为 18 层时,网络模型的识别率降低。其中,当冻结层为 17 层时,网络模型分类效果最好,对各类异物的识别率达 92% 以上,总识别率达 94.5%。

4 结 论

本文主要研究了一种针对安瓿瓶药液中不溶异物的检测方法,摒弃了传统的帧间差分判别法。通过合理的拍摄方式采集安瓿瓶不溶异物数据集图像,并对采集到的数据集进行预处理,裁剪出药液区域图像,提高了后续检测速度。通过迁移学习 VGG16 网络对数据集进行特征提取,与传统药液不溶异物算法相比,可以在少量实验的情况下,快速提取出异物判别特征,并且可以不断学习更新。微调之后的分类网络识别率达 94.5%,实验证明了本方法检测的有效性,为后续更准确更细致的异物检测打下基础。

参考文献

- [1] 梁忠辉. 安瓿瓶小容量注射剂可见异物的来源及控制措施[J]. 临床医药文献杂志, 2014, 6(9): 170, 172.
- [2] 胡小梅. 基于序列图像的安瓿瓶药液可见异物检测技术研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2012.
- [3] 杨双, 王耀南. 基于机器视觉的安瓿溶液异物检测系统[J]. 光电工程, 2010, 37(1): 141-144.
- [4] 吴成中, 王耀南, 冯明涛, 等. 基于神经网络的医药微弱异物视觉检测机器人[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12): 1746-1756.

- [5] 张雨杨, 华云松. 一种改进的注射药液不溶异物检测算法[J]. 软件导刊, 2019, 18(6): 89-92.
- [6] 王媛媛, 周涛, 陆惠玲, 等. 基于集成卷积神经网络的肺部肿瘤计算机辅助诊断模型[J]. 生物医学工程学杂志, 2017, 34(4): 543-551.
- [7] LIU X L, HOU F, QIN H, et al. Multi-view multi-scale CNNs for lung nodule type classification from CT images[J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 262-275.
- [8] GUO B, XIE D L, CHENG J. Research on the algorithm of visual particles inspection based on machine vision [C]. World Congress on Intelligent Control and Automation, IEEE, 2010: 5395-5398.
- [9] 段瑞玲, 李庆祥, 李玉和. 图像边缘检测方法研究综述[J]. 光学技术, 2005, 31(3): 415-419.
- [10] 李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机应用, 2016, 36(9): 2508-2515, 2565.
- [11] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. International Conference on Learning Representations, 2015: 1-14.
- [12] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.
- [13] 张辉, 王耀南, 周博文. 基于机器视觉的液体药品异物检测系统研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(3): 548-553.
- [14] 万磊, 佟鑫, 盛明伟, 等. Softmax 分类器深度学习图像分类方法应用综述[J]. 导航与控制, 2019, 18(6): 1-9, 47.
- [15] 赵宏, 郭万鹏. 深度神经网络代价函数选择与性能评测研究[J]. 软件, 2018, 39(1): 14-20.

作者简介

李辉, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、深度学习。
E-mail: 932380891@qq.com

施展, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为测量与控制系统设计及应用。

E-mail: huiliuu@163.com