

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312536

基于机器视觉的铝塑泡罩药品包装检测研究*

杨桂华 戴志诚

(桂林理工大学机械与控制工程学院 桂林 541006)

摘要: 针对铝塑泡罩胶囊的颜色、大小和图片噪声等造成检测效果较差问题,提出基于 GoogLeNet 网络模型的铝塑泡罩胶囊包装缺陷检测方法。首先以药板批号区域为模板,利用归一化积相关灰度匹配法定位待检测药板,然后通过改进的灰度值投影法分割药板的胶囊泡罩区域,制作铝塑泡罩胶囊数据集,对改进的 GoogLeNet 网络模型进行训练和测试,实现铝塑泡罩胶囊的缺粒、胶囊凹帽,胶囊双帽缺陷识别。实验结果表明,改进的水平-垂直投影算法,对胶囊泡罩区域的分割准确率达到 100%,网络对缺陷识别的召回率均在 98.64% 以上。改进的灰度值投影法算法鲁棒性高,分割效果较好;改进的网络对铝塑泡罩胶囊药板包装缺陷识别准确率相比较其他方法有明显提高,可应用于铝塑泡罩药板包装质检。

关键词: 灰度投影;颜色空间转换;注意力机制;GoogLeNet

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

Research on detection of aluminum-plastic blister capsule packaging based on machine vision

Yang Guihua Dai Zhicheng

(Guilin University of Technology College of Mechanical and Control Engineering, Guilin 541006, China)

Abstract: A defect detection method for aluminum-plastic blister capsule packaging based on GoogLeNet network model is proposed in order to address the poor detection effect brought on by the color, size, and picture noise of aluminum-plastic blister capsules. To locate the Plate batch number region to be detected, the normalized product correlation gray scale matching method is first used. Next, the drug plate's capsule blister region is divided by the improved gray value projection method, and the dataset for aluminum-plastic blister capsules is created. Finally, the improved GoogLeNet network model is trained and tested to realize the defect recognition of the missing grain, concave cap, and other defects. The experimental findings demonstrate that the improved horizontal-vertical projection method achieves 100% segmentation accuracy for capsule blister area, and the recall rate of network for defect recognition is over 98.64%. The improved gray value projection technique offers excellent segmentation capabilities and strong robustness. The improved network, which can be used for the quality inspection of aluminum-plastic blister tablet packaging, has considerably increased the accuracy of fault identification of aluminum-plastic blister capsule pharmaceutical board packaging when compared to previous methods.

Keywords: gray projection; color space conversion; attention mechanism; GoogLeNet

0 引言

随着医药工业市场的不断扩大,监管部门、市场对医药工业的产品质量要求也日益提高,《药品生产质量管理规范》中的二百一十三条明确规定,药品包装期间,药品的中间控制检查应当包括检测药品和包装材料是否正确,在线监控装置的功能正常等。铝塑泡罩包装作为最常用的药品

包装之一,其包装过程会出现胶囊漏装、胶囊凹帽等缺陷。随着自动化流水线的应用,人工检测的效率和准确度已经不能满足需求,许多学者针对这一需求,研究铝塑泡罩包装机器视觉检测方法。目前有基于特征提取的传统方法和基于深度学习的方法。赵宝水^[1]研究使用分块最大化类间方差法,对胶囊包装前的图像进行处理,通过传统图像处理方法,提取胶囊、药片的面积、连通域、周长特征,通过设定阈

收稿日期:2023-01-02

* 基金项目:国家自然科学基金地区基金项目(52065016)、广西研究生教育创新计划项目(JGY2021091)资助

值来判断胶囊和药片是否存在缺陷。巩晓云^[2]通过提取鱼眼塑封药品的灰度特征、药品包装灰度共生矩阵的能量参数、熵参数、对比度参数、相关性参数作为纹理特征向量以及7个Hu矩分量作为形状特征;分别这些特征的识别测度,求和后得到缺陷总体测度,与模板图像进行对比,判断药品是否存在缺陷。基于特征提取的方法受光源影响较大,且需要对每一类缺陷单独做特征工程,算法鲁棒性不高。陈轶楠等^[3]通过提取药片的连通域数量、霍夫圆拟合半径、面积和平均灰度值作为特征向量,送入BP神经网络进行训练;作者还训练了一个具有残差连接的卷积深度学习网络,使用训练好的机器学习模型和深度学习模型组建一个集成分类器,对整张药板图像进行检测,结合两个分类器打分结果进行检测,该方法检测准确率达到97%以上,但由于对单张药板图像进行检测,检测时间需要1s以上。武泽坤等^[4]在YOLOv5的基础上,添加坐标注意力机制,并使用Ghostnet模块替代常规卷积层,以减少网络参数,加快了模型训练和预测速度的效果。目前基于的深度学习铝塑泡罩药品检测方法,大多是对单张药板图像进行检测,使得网络训练的时间、网络部署的硬件成本较高。

本文采用传统图像处理分割药板泡罩区域+深度学习检测方法,对铝塑泡罩胶囊包装缺陷进行检测。通过改进的水平-垂直投影算法,以适应铝塑泡罩胶囊的改变和相机、光源安装位置的变化,对光源的要求较低,各种药板泡罩的区域分割效果较好,算法鲁棒性较高。深度学习检测算法通过改进优化GoogLeNet网络模型,在主干网络的全连接层前引入通道注意力与空间注意力机制模块,使得网络在提取图像全局灰度、纹理特征的同时,更关注于胶囊边缘的轮廓特征。实验结果表明本文算法对泡罩胶囊缺陷检测效果较好,提高了铝塑泡罩药板包装检测的效率和准确率。

1 铝塑泡罩胶囊药板包装数据采集

通过环形光源和usb相机采集铝塑包装胶囊药板的图像,对图像中的药板进行定位,分割出药板中的泡罩胶囊区域,得到泡罩胶囊数据集,流程图如图1所示。

首先采集完好药板的图像,分别建立药板批号区域模板和药板泡罩区域模板,然后对同一批号的铝塑泡罩胶囊药板进行定位和分割,根据药板批号模板,对待检测泡罩药板进行匹配,定位待检测泡罩药板的批号区域,从而得到坐标-角度变换矩阵,对药板泡罩区域模板进行仿射变换,分割出待检测药板的胶囊泡罩区域,获取泡罩胶囊数据集,送入检查网络进行训练、预测。

1.1 泡罩药板定位

为了准确分割出药板区域,首先对包装完好的铝塑泡罩胶囊图像,进行中值滤波预处理,大律法分割出药板区域,通过人工框选药板的批号区域,建立药板批号区域的模板。在铝塑泡罩药板包装检测流程中,以该模板对待检测药板图像进行模板匹配定位。

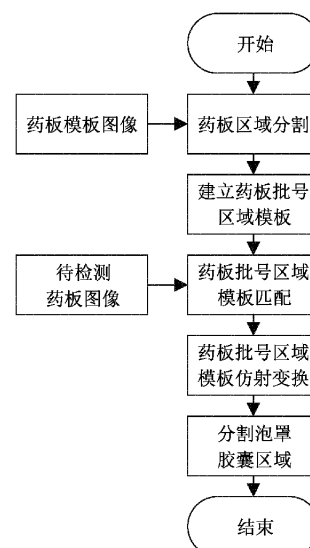


图1 铝塑泡罩药板包装数据采集流程

1) 图像滤波

由于相机采集的图像存在椒盐噪声,导致药板图像背景区域灰度值分布不均,影响图像分割效果。本文采用中值滤波算法,见式(1),抑制图像中的椒盐噪声^[5]。

$$G(r, c) = \text{Median}(G_{2n+1}(r, c)) \quad (1)$$

式中: $G(r, c)$ 为图像在行列坐标 (r, c) 点处的像素值; $G_{2n+1}(r, c)$ 表示以坐标 (r, c) 的点为中心,滑动窗口的大小为 n ,所覆盖图像的 $2n+1$ 个点的像素值, n 的取值为小于图像像素点总数的正整数; Median 运算是将滑动窗口内的像素值升序排序,求取中值。

2) 图像分割

通过图像二值化,将药板前景区域与背景分割开。采用最大类间方差法对药板的灰度图进行二值化处理,该方法数学表达式见式(2)^[6]。

$$\sigma^2 = p_0(u_0 - u)^2 + p_1(u_1 - u)^2 \quad (2)$$

式中: p_0 、 p_1 分别为平滑后药板图像的前景与背景像素点数,占整幅图像像素点的比例; u_0 、 u_1 分别为药板前景与背景区域的平均灰度值;其中药板图像平均灰度值为 $u = p_0 u_0 + p_1 u_1$ 。

1.2 药板泡罩胶囊区域定位

对药板区域填充、形态学开运算后,进行颜色空间转换预处理,然后进行灰度值投影,分割出药板泡罩区域,从而完成药板泡罩区域模板创建。

1) 泡罩药板图像预处理

铝塑泡罩药板包装成型后,铝塑板表面成网纹状,RGB(red, green, blue)通道、灰度图像灰度值分布不均,铝塑泡罩药板图像的灰度直方图有多个峰值,在灰度图中无法分割出胶囊泡罩区域。本文通过将铝塑泡罩药板模板图像由RGB颜色空间转换至HSV(hue, saturation, value)颜色空间^[7],进行图像预处理,转换公式见式(3)~(6)。

$$V = \max(R, G, B) \quad (3)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G - B)}{V - \min(R, G, B)}, & \text{if } V = R \\ 120 + \frac{60(B - R)}{V - \min(R, G, B)}, & \text{if } V = G \\ 240 + \frac{60(R - G)}{V - \min(R, G, B)}, & \text{if } V = B \end{cases} \quad (4)$$

$$H = \begin{cases} H + 360, & H < 0 \\ H, & H \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, & V \neq 0 \\ 0, & V = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: R, G, B 分别为红、绿、蓝的色度坐标; H, S, V 分别为图像的色调、饱和度和明度, $H \in [0, 360], S \in [0, 1], V \in [0, 1]$ 。泡罩药板图像经颜色空间转换后, H, S, V 各通道图像如图 2 所示, S 通道图像显示铝塑板背景图像灰度值分布均匀, 故以 S 通道作分割处理。

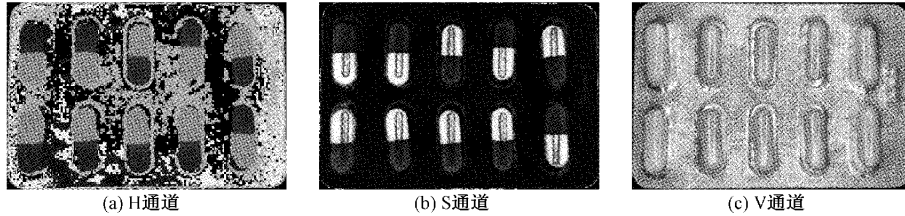


图 2 铝塑泡罩药板 HSV 颜色空间各通道图像

2) 改进的灰度值投影胶囊泡罩区域分割算法

传统的水平-垂直灰度值投影法^[8], 通过对图像直接进行灰度值水平-垂直投影, 分别得到水平和垂直分割点, 从而完成感兴趣区域(region of interest, ROI)区域分割, 然而当原图像存在噪声或 ROI 区域与背景区域灰度值接近时, 分割效果不理想。本文采用一种改进的灰度值水平-垂直投影法, 减少了噪声和胶囊颜色对分割效果的影响, 提高算法的鲁棒性, 流程如图 3 所示。

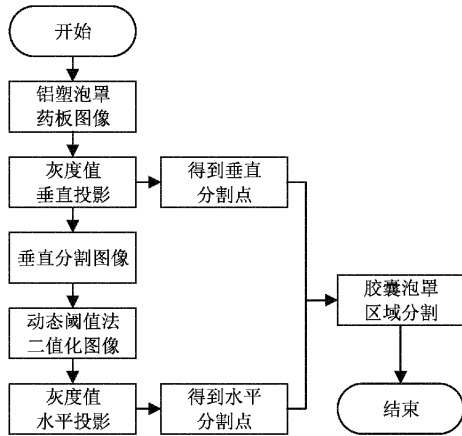


图 3 改进灰度值投影算法流程图

(1) 铝塑泡罩药板图像水平分割

根据式(7)对铝塑泡罩药板图像进行垂直投影, 投影区域像素坐标如图 4, $f(c)$ 计算 $C = c$ 区域像素点个数, $g(c, r)$ 为该像素点的灰度值。

$$ver(c) = \frac{1}{f(c)} \sum_{r=0}^{r_d} g(c, r), \quad c \in [0, c_r) \quad (7)$$

$ver(c)$ 即图像的灰度值垂直投影函数, 如图 5 所示, 图像中的 5 个波峰, 分别对应着铝塑泡罩药板 S 通道图像中, 5 列胶囊区域的灰度值垂直投影, 对该灰度值垂直投影曲线平滑处理后, 求一阶、二阶导数, 求解出极大、极小值

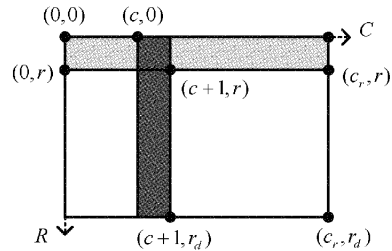


图 4 投影区域像素坐标示意图

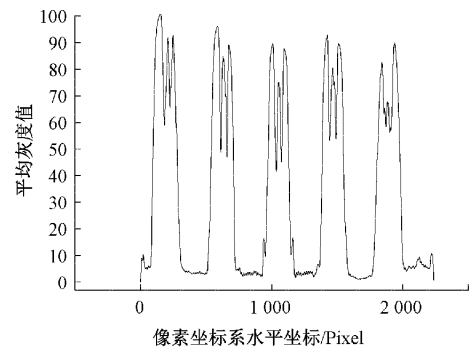


图 5 药板 S 通道图像灰度值垂直投影

作为水平分割点。

(2) 动态阈值法二值化处理

根据水平分割点, 对铝塑泡罩药板 S 通道图像进行垂直分割后, 进行动态阈值法二值化处理^[9]。动态阈值法的原理主要是对图像的局部区域使用不同的阈值进行分割, 通常使用均值滤波对原图像平滑处理, 以平滑后的图像作为局部阈值, 当原图像局部区域的灰度值大于或等于局部阈值和补偿值之和, 分割出该区域, 见式(8)。

$$g(c) \geq g'(c) + offset \quad (8)$$

式中: $g(c)$ 表示原图像上的灰度值, $g'(c)$ 为局部阈值, 通过改变参数 $offset$ 调整分割区域, 再经过图像形态学运算^[10], 即可提取出图像中胶囊的大致区域, 见图 6。

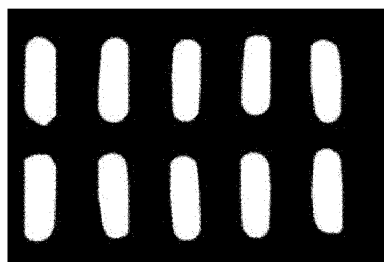


图 6 动态阈值法二值化图像

(3) 铝塑泡罩药板图像垂直分割

同理如图 4 所示,根据式(9)对动态阈值法二值化后的图像进行灰度值水平投影, $f(r)$ 计算 $R = r$ 区域像素点个数, $g(c, r)$ 为该像素点的灰度值,得到的灰度值水平投影如图 7 所示。图像中的两个波峰,分别对应着两行胶囊区域的灰度值水平投影,对该灰度值水平投影曲线平滑处理后,求导函数,取出极大、极小值作为垂直分割点。

$$hor(r) = \frac{1}{f(r)} \sum_{c=0}^r g(c, r), r \in [0, r_d] \quad (9)$$

得到水平、垂直分割点后,即可创建药板泡罩区域模板;对待测药板进行批号区域定位后,根据该模板,经仿射变换,直接分割出胶囊泡罩区域。对于药板 S 通道图像,当胶囊囊体与背景灰度值接近时,囊体灰度特征不明显,改进前后的灰度值投影法所得到的水平投影如图 7 所示。

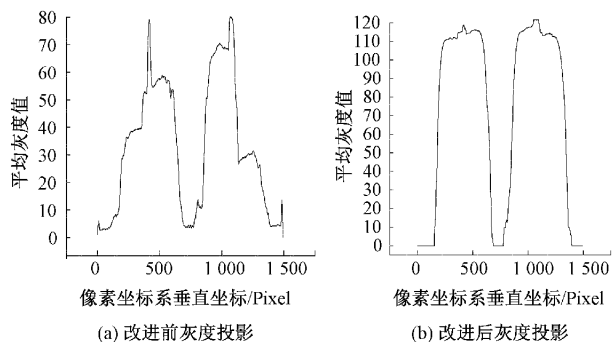


图 7 改进前后灰度值水平投影

传统灰度投影法的水平投影曲线双峰不明显,难以求取垂直分割点,胶囊泡罩区域分割效果如图 8(a) 所示,图像下半部分的胶囊泡罩区域分割错误。改进后的灰度值投影法,在投影过程中引入动态阈值分割法,将胶囊囊体大致区域分割出来,再进行水平投影,投影曲线具有明显双峰,在得到准确的垂直分割点后,分割效果见图 8(b),完整分割出胶囊泡罩区域。改进后的灰度投影法可以有效避免胶囊灰度特征不明显,对灰度值投影分割效果的影响。

2 基于 GoogLeNet 的铝塑泡罩胶囊包装检测

在得到药板的批号区域模板和泡罩区域模板后,即可通过上述模板,分别对待检测药板进行定位与泡罩区域分割,从而得到泡罩胶囊包装数据集,对数据进行预处理后,

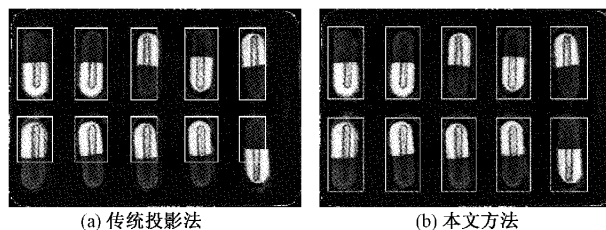


图 8 胶囊泡罩区域分割效果对比

通过 GoogLeNet 对铝塑泡罩胶囊包装进行缺陷检测。

2.1 网络输入预处理

光源亮度、相机角度的变化,采集的铝塑泡罩胶囊图像灰度直方图差异较大,因此根据式(10)分别对塑泡罩胶囊的 RGB 三通道图像进行标准化处理。

$$g'(c, r) = \frac{g(c, r) - mean}{\max(stddev, \frac{1}{\sqrt{N}})} \quad (10)$$

式中: $g(c, r)$ 为当前通道图像,在点 (c, r) 处的灰度值; $mean$ 、 $stddev$ 分别为当前图像灰度的平均值和标准差; N 为图像像素个数。

由于分割的泡罩胶囊图像尺寸不一致,而网络为固定输入,因此需要对图像等比例缩放,将图像长边缩放至 224 后,对图像边界进行 0 填充,统一输入网络图像的尺寸为 224×224 。

2.2 GoogLeNet 网络

GoogLeNet 是一种含并行连接的网络,通过 1×1 、 3×3 、 5×5 卷积层和最大池化层组合成 Inception 块^[11],如图 9 所示,该结构通过 4 个并行的路径,从不同的卷积层提取信息,并使用 1×1 卷积层来降低通道数,最后在输出通道进行维度合并,使得 Inception 块在增加了特征多样性的同时,减少了参数个数和计算量^[12]。

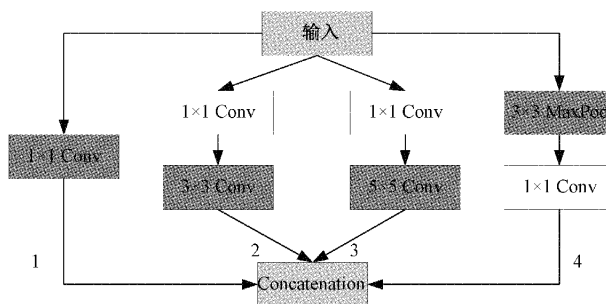


图 9 Inception 块结构

GoogLeNet 主体网络如图 10 所示,网络输入为宽高 224×224 的 3 通道图像,通过一系列的卷积、最大池化操作后,连接到 9 个 Inception 块。其中第 3、第 6 个 Inception 块后还连接了由平均池化层、卷积层、全连接层、Softmax 组成的辅助分类器,以防止梯度消失,改善收敛性^[13]。最后经平均池化、全连接层,通过 Softmax 函数对铝塑泡罩图像进行预测。

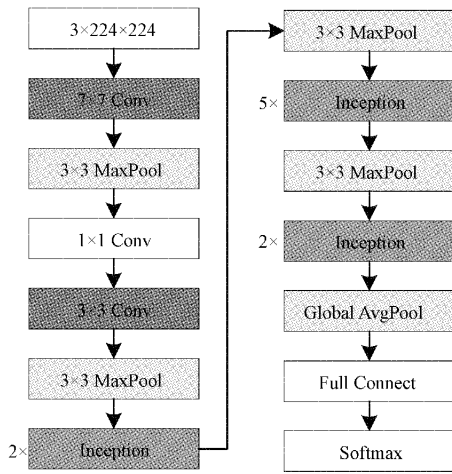


图 10 GoogLeNet 模型

2.3 GoogLeNet 网络改进

1) 添加融合注意力机制

由于泡罩胶囊数据集的缺粒、双帽、凹陷主要以颜色通道、轮廓通道进行识别,为了让网络在提取图像全局灰度、纹理特征的同时,更关注于胶囊边缘的轮廓特征,在主干网络的全连接层前引入了如图 11 所示的通道注意力与

空间注意力机制模块^[14]。在通道注意力机制中分别通过平均池化层和最大池化层,降低特征图的空间维度,以消除特征图中局部极大值的影响,同时抑制噪声。得到的平均池化特征 F_{avg}^c 和最大池化特征 F_{max}^c , 输入到多层感知机网络,通过训练得到各个特征通道的权重。该网络为单隐含层,由一个参数 r 来控制隐含层节点数目,以减少网络参数,降低计算量。对于两个不同的特征输入,在多层感知机网络训练过程中,共享网络的权重 $W_0 \in R^{C/r \times C}$ 、 $W_1 \in R^{C \times C/r}$ 。网络输出经 Sigmoid 函数激活,根据式(11)计算得到权重 $M_c(F)$, 与原特征图点积,得到加权后的特征图,以提高胶囊轮廓和灰度特征的权重。

$$M_c(F) = \sigma(W_1(W_0(F_{avg}^c) + W_0(F_{max}^c))) \quad (11)$$

由于胶囊的凹帽缺陷位于图像边缘,需要网络更关注图像边缘区域,因此使用空间注意力机制,让网络更关注胶囊边缘区域。首先根据式(12),对输入特征图 F' , 使用平均池化层和最大池化层处理,压缩 F' 的通道维度,得到平均池化特征 $F_{avg}^s \in R^{1 \times H \times W}$ 和最大池化特征 $F_{max}^s \in R^{1 \times H \times W}$, 通过一层 7×7 卷积对上述特征进行处理,提取特征图中的空间特征,最后使用 Sigmoid 函数激活得到权重。

$$M_s(F') = \sigma(\text{conv}^{7 \times 7}(F_{avg}^s; F_{max}^s)) \quad (12)$$

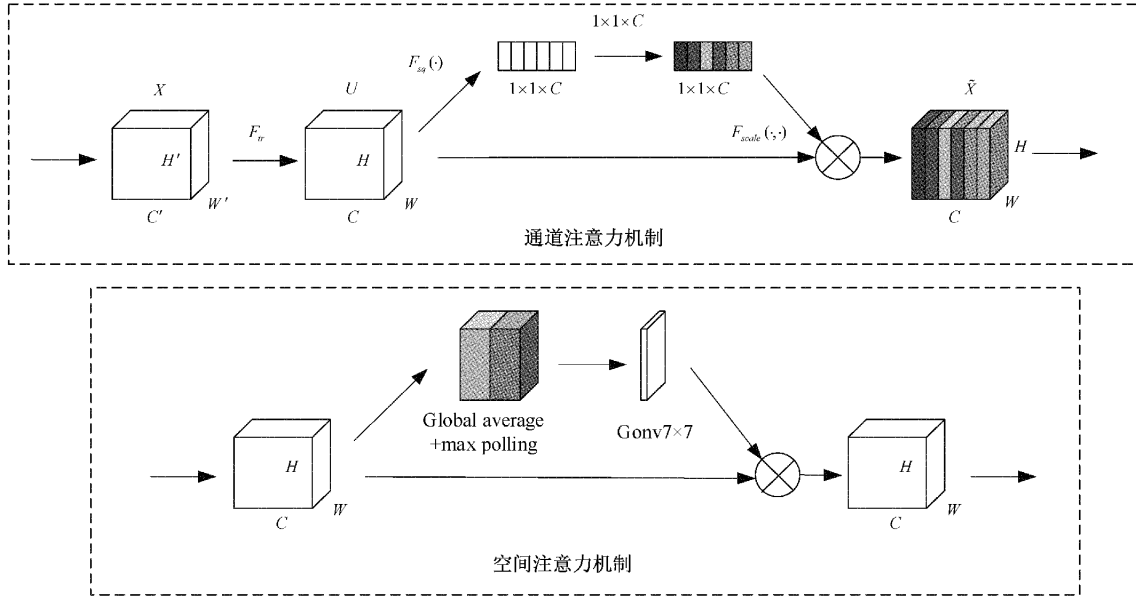


图 11 注意力机制模块

2) 网络剪裁

GoogLeNet 设计之初是为完成 ImageNet 数据集的 1 000 类图像分类任务,且数据集中的图像含较多的噪声和无关信息,图像光源、背景复杂,数据间的差异较大。本文的铝塑泡罩胶囊图像数据集,通过同一环形光源、相机,在单一环境下采集,数据间的差异较小,相比于 ImageNet 数据集识别任务较易,网络参数过多会带来过拟合风险,同时为提升网络的推理速度,主体网络仅使用 1 个

Inception 块,由于网络层数不深,将模型的两个辅助分类器剪裁,网络结构如图 12 所示。

3) 损失函数优化

GoogLeNet 网络使用式(13)的交叉熵损失函数,来计算实际类别和网络预测输出的接近程度。

$$J = - \sum_{i=1}^k y_i \log(p_i) \quad (13)$$

式中: y_i 为样本的独热码值, p_i 为网络预测当前样本类别

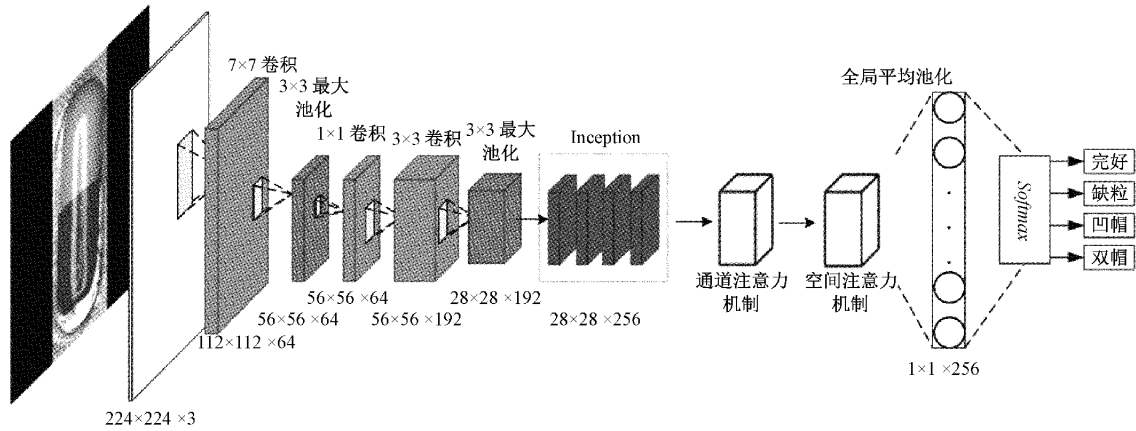


图 12 本文改进网络

为 i 的概率, k 为类别总数。

由于胶囊凹帽缺陷不明显,属于难学习类别,网络训练时,通常向胶囊缺粒、双帽这类易学习类别的方向进行梯度下降^[15],导致难学习类别识别率较低,本文通过对损失函数进行加权处理,增加难学习类别损失的权重,以提升该类别的识别率,优化后的交叉熵损失函数见式(14)。

$$J = - \sum_{i=1}^k w_i y_i \log(p_i) \quad (14)$$

式中: w_i 为类别 i 的权重,通过提高胶囊凹帽这一难学习类的权重,降低易学习类,胶囊缺粒、双帽的权重,使优化函数往难学习类方向进行梯度下降。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

本文硬件配置为主频 2.3 GHz 的 i5 CPU,8 GB 运行内存,GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti;深度学习平台使用 TensorFlow-GPU 1.8,实验网络超参数配置见表 1。

表 1 网络超参数配置

超参数	数值
学习率	0.000 1
批处理大小	16
优化函数	Adam
Dropout 正则化	0.4

3.2 实验过程

1) 铝塑泡罩包装药板图像分割实验

采集完好的橙白、黄绿色两种胶囊铝塑泡罩包装药板图像各 34 张,分别通过传统的灰度值投影法和本文改进方法,对采集的铝塑泡罩包装药板图像,进行胶囊泡罩区域的图像分割,实验结果见表 2。

实验表明,传统灰度投影法在分割橙白色胶囊泡罩区域效果较差,主要因为白色的胶囊囊体在 S 通道图像中,

表 2 胶囊铝塑泡罩包装药板

胶囊颜色	分割算法	正确/张	错误/张	总数/张	准确率/%
黄绿	传统投影	34	0	34	100
	本文方法	34	0	34	100
橙白	传统投影	12	22	34	35.29
	本文方法	34	0	34	100

囊体前景与背景灰度值相近,灰度值水平投影后波峰不明显,无法对胶囊泡罩区域进行有效分割。而本文改进的灰度值投影算法,引入了动态阈值二值化过程,得到如图 7(b)所示的曲线,根据曲线的两个明显波峰,即可获取泡罩区域准确的垂直分割点,因此胶囊泡罩区域分割效果更好。

2) 铝塑泡罩胶囊包装检测实验

通过不同光照、不同角度采集铝塑泡罩胶囊药板图像,通过本文的图像采集分割方法对原图像进行处理,得到包含缺粒、胶囊双帽、胶囊凹帽及完好胶囊的 3 181 张数据集,以 6 : 2 : 2 比例划分训练集、验证集、测试集,并使用图像旋转、缩放、镜像及改变对比度方法,对训练集和验证集进行数据增强,送入网络进行训练,以平均召回率为评价指标,见式(15)、(16),使用测试集进行消融实验,实验结果见表 3。

$$Recall_i = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

$$mRecall = \frac{\sum_{i=1}^k Recall_i}{k} \quad (16)$$

式中: $Recall_i$ 为 i 类的召回率, TP 为 i 类样本预测正确个数, FN 为 i 类样本预测错误个数, $mRecall$ 为网络模型平均召回率。

如图 13 所示,本文改进网络在迭代 20 000 次后基本拟合。由表 3 可知,对于本文的铝塑泡罩胶囊数据集,GoogLeNet 网络原型识别效果较差,这是由于网络较复

表 3 胶囊泡罩药板检测消融实验

网络模型	凹帽 召回率/%	缺粒 召回率/%	完好 召回率/%	双帽 召回率/%	$mRecall$ / %	平均检测 时间/ms
GoogLeNet	82.65	100	99.65	100	95.58	17.26
GoogLeNet-tailor	92.85	100	100	100	98.21	5.21
CABM+GoogLeNet	93.87	100	100	100	98.47	15.07
CABM+GoogLeNet-tailor	93.88	100	100	100	98.47	4.56
weight-Loss+GoogLeNet	93.53	100	100	100	98.38	15.24
weight-Loss+GoogLeNet-tailor	96.25	100	94.52	100	97.69	3.83
CABM+weight-Loss+GoogLeNet-tailor(本文网络)	98.64	100	99.66	100	99.58	4.34

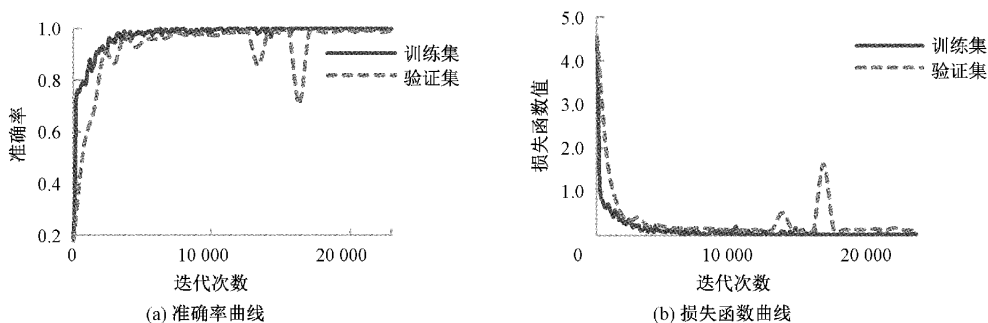


图 13 本文改进网络训练过程曲线

杂,学习到了许多无效特征,网络训练过程出现过拟合,进行网络裁剪后,网络过拟合减轻,网络平均召回率提高;在网络中加入注意力机制,让网络关注于感兴趣区域,学习到有效特征,使得各个网络平均召回率均获得提升;由于对损失函数进行类别加权处理,增加胶囊凹陷这一难学习的损失值权重,迫使优化函数往难学习类别方向进行梯度下降,避免网络陷入易学习类别方向的局部极值,大幅提高了胶囊凹陷类的召回率。综上所述,本文的模型剪裁、添加注意力机制、损失函数加权策略,可以有效提升铝塑泡罩胶囊数据集的识别率和识别速度。

4 结 论

本文对铝塑泡罩胶囊包装的机器视觉检测进行研究,通过药板的批号区域模板和泡罩区域模板创建后,使用改进的水平-垂直投影算法分割出胶囊泡罩区域,对待检测药板进行定位与泡罩区域分割,分割效果较好,克服了不同颜色、不同大小胶囊、图片噪声等对胶囊泡罩区域分割的影响,完成数据集的制作;本文还对 GoogLeNet 网络进行剪裁,添加注意力机制以及对损失函数进行加权处理,改进后的网络对本文数据集检测效果较好,网络平均召回率达到 99.58%,同时预测时间缩短至 4 ms 左右,可应用于胶囊包装检测,提高泡罩药板的包装质检效率。

参考文献

[1] 赵宝水. 基于机器视觉的药品包装检测关键技术的研

究[D]. 锦州:辽宁工业大学,2021:50-51.

- [2] 巩晓云. 计算机视觉在药品包装检测中的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2019:23-26.
- [3] 陈轶楠,葛斌,王俊,等. 基于集成分类器的泡罩包装药品缺陷识别[J]. 包装工程,2021,42(1):250-259.
- [4] 武泽坤,叶晓娟,陈梦. 基于改进 YOLOv5 的药用胶囊表面缺陷检测方法[J]. 包装工程,2022,43(23):297-304.
- [5] 朱江,杜瑞,李建奇,等. 基于注意力机制的曲轴瓦盖上料机器人视觉定位和检测方法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(5):140-150.
- [6] QI Q H, TIAN Y T, HAN L L. An improved image segmentation algorithm based on the maximum class variance method[J]. MATEC Web of Conferences, 2020,309:1-2.
- [7] 余腾,胡伍生,孙小荣,等. 基于非下采样 Contourlet 变换耦合能量相似制约的遥感图像融合算法[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(6):71-78.
- [8] LIN Q Q, ZHOU J Z, MA Q R. Detection of the fluff fabric surface quality based on machine vision[J]. The Journal of the Textile Institute, 2022,113(8):1668-1670.
- [9] LONG S C, HUANG X X, CHENG Z P, et al. Automatic detection of hard exudates in color retinal images using dynamic threshold and SVM classification: Algorithm development and evaluation [J]. BioMed

- Research International, 2019:6.
- [10] 康利娟,陈先桥. 基于新形态学算法的弱小目标检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(4):49-54.
- [11] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going deeper with convolutions [C]. Proceeding of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, IEEE Computer Society, June 7-12, 2015:1-9.
- [12] 曹林杰,任德均,任秋霖,等. 基于改进 GoogLeNet 的玻璃安瓿瓶微孔检测[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2022, 59(5):53-59.
- [13] 邓宇平,王桂棠. 基于 GoogleNet 网络与残差网络的织物纹理分析[J]. 电子测量技术, 2021, 44(7):31-38.
- [14] WOO S H, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module [C]. European Conference on Computer Vision, 2018: 3-19.
- [15] 陈玲玲,毕晓君. 基于残差收缩网络的睡眠脑电分期[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2):148-155.

作者简介

杨桂华,副教授,硕士生导师,研究方向为计算机检测与控制。

E-mail: 954991219@qq.com

戴志诚(通信作者),硕士研究生,研究方向为计算机检测与控制。

E-mail: Mr. D-mail@qq.com