

# 基于 Gaussian-yolov3 的铝型材表面缺陷检测

文生平<sup>1,2</sup>, 李超贤<sup>1,2</sup>

(1. 华南理工大学 广东省高分子先进制造技术及装备重点实验室, 广州 510640;

2. 华南理工大学 聚合物成型加工工程教育部重点实验室, 广州 510640)

**摘要:** 在铝型材的实际生产过程中, 由于各方面因素的影响, 铝型材表面会产生碰伤、刮花、凸粉等瑕疵, 这些瑕疵会严重影响铝型材的质量; 目前主要采用人工检测, 由于铝型材表面自身含有纹路, 与瑕疵区分度不高, 传统人工肉眼检查十分费力, 质检的效果难以控制; 为解决上述问题, 以铝型材表面缺陷为研究对象, 使用 Gaussian-yolov3 为基础目标检测网络, 针对铝型材表面部分条状缺陷的特性, 使用变形卷积技术增强卷积的适应性; 针对小缺陷检测问题, 使用密集连接技术及数据增强扩展数据; 对比 Faster R-CNN、SSD 实验, 结果表明, 基于 Gaussian-yolov3 的检测方法准确率可以达到 96%, 检测速度可以满足实时性要求, 具有较强的实用性。

**关键词:** 铝型材; 缺陷检测; Gaussian-yolov3; 可变形卷积; 密集连接

## Surface Defect Detection of Aluminum Profile Based on Gaussian-Yolov3

Wen Shengping<sup>1,2</sup>, Li Chaoxian<sup>1,2</sup>

(1. Guangdong Provincial Key Laboratory of Technique and Equipment for Macromolecular Advanced Manufacturing, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. Ministerial Key Laboratory of Polymer Processing Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** In the production process of aluminum profiles, due to various factors, defects such as bumps, scratches, and dirty spot will occur on the surface of aluminum profiles. These defects will seriously affect the quality of aluminum profiles. At present, manual inspection is mainly used. Because the surface of the aluminum profile itself contains texture and is not highly distinguishable from defects, the traditional manual visual inspection is very laborious and the quality inspection effect is difficult to control. In order to solve the above problems, the surface defects of aluminum profiles are used as research objects, and Gaussian-yolov3 is used as the target detection network. For strip defects in aluminum profiles, deformable convolution technology is used to enhance the adaptability of convolution. For small defect detection, we used dense connection technology enhance extended data. By comparing Faster R-CNN and SSD experiments, the results show that the accuracy of the detection method based on Gaussian-yolov3 can reach 96%, the detection speed can meet the real-time requirements, and it has strong practicability.

**Keywords:** aluminum profile; defect detection; Gaussian-yolov3; deformable convolution; dense connection

## 0 引言

铝型材在日常生活和工业场景有非常重要的应用。在铝型材的生产过程中, 由于不确定因素的影响, 铝型材表面会出现各种随机性比较强的缺陷, 比如碰伤、刮花、凸粉、脏点等常见的缺陷。缺陷不仅影响到材料外观, 也影响到材料正常使用。传统缺陷检测方法采用人眼检测。如果处于精力集中的紧张状态, 人眼会出现疲劳状态, 检测效率降低。目前基于机器视觉的检测系统不受太多客观因素的影响, 可以长时间保持较高的检测准确性。随着现在用人成本的逐渐增高, 工厂自动化的趋势越来越明显<sup>[1]</sup>, 制造业面临着从劳动密集型到科技密集型的转型<sup>[2]</sup>, 在工厂自动化的转型过程中, 基于机器视觉的检测系统更是一项很重要的技术<sup>[3]</sup>。

基于深度学习的缺陷检测已经应用于各种工业场景。江佳佳等人利用卷积神经网络学习鲸鱼声音数据的特征, 以达到区分不同的鲸鱼哨声<sup>[4]</sup>; 宋李美等人通过把卷积神经网络与传统算法骨架提取, 图像阈值处理相结合, 实现对金属微小划痕的检测<sup>[5]</sup>; 华南理工的文生平等基于卷积神经网络, 设计类似于 SSD 算法的算法框架, 实现对圆锥滚子缺陷检测<sup>[6]</sup>; 冼涛等人设计多任务卷积神经网络, 以检测弹簧线插座的缺陷识别<sup>[7]</sup>。河海大学的沈晓海等人利用 faster-rcnn, 分割等技术对铝型材表面缺陷进行了检测<sup>[8]</sup>。

目前基于铝型材的缺陷检测算法研究较少, 河海大学等研究员的算法复杂度较高, 检测速度和精度有待提高。铝型材表面缺陷用普通的深度学习检测算法难以检测, 第一个原因是铝型材的某些缺陷比如脏点, 相对于擦花、凸粉等缺陷, 脏点的面积过小, 和背景色相似, 给检测带来一定的难度。第二个原因是不同缺陷之间形态差异较大, 脏点缺陷形态类似小圆点, 擦花缺陷大多是狭长, 呈线性的缺陷, 擦花长度也有较大区别, 严重的擦花缺陷横向跨

收稿日期: 2020-02-17; 修回日期: 2020-03-18。

基金项目: 广州市科技计划项目(201802010008)。

作者简介: 文生平(1966—), 男, 湖北荆州人, 工学博士, 教授, 主要从事工业装备的智能控制与机器视觉方向的研究。

越整个图像,轻微的擦花缺陷长度比较短,传统的卷积层对于这种形状的缺陷,提取能力不够强,限制了整体的检测效果提升。图1是缺陷样本图。为了解决小缺陷检测问题,使用 Gaussian-yolov3 算法模型,同时 Gaussian-yolov3 比 yolov3 的优势在于, Gaussian-yolov3 计算预测框的置信度,并且利用置信度函数计算损失,提高了整体的预测框的位置精准度。原始 Gaussian-yolov3 算法对铝型材小缺陷和细条状缺陷特征提取能力有限,所以本论文在原始 Gaussian-yolov3 的基础上,使用密集连接块技术,进一步提升对特征的利用率,提高检测效果。为了提高狭长细小缺陷的检测率,参考可变性卷积思想,设计出新的横向变形卷积,以满足检测狭长缺陷的需求。

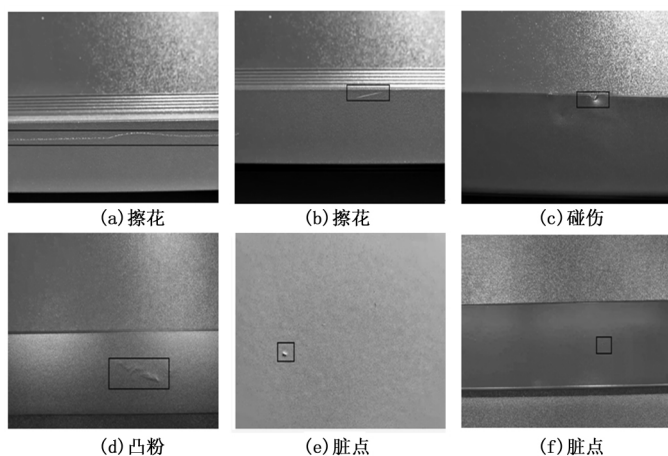


图1 铝型材表面缺陷样本

## 1 基于深度学习的铝型材缺陷检测过程

铝型材表面的脏点缺陷和碰伤缺陷面积相对较小,仅用最后一层特征图检测效果不理想。yolov3 算法采用金字塔形式特征采样,从不同的感受野范畴采集不同语义的特征,形成不同尺寸的特征图,将不同尺寸的特征图,通过上采样的方式,在特征图通道方向融合,以此提高脏点和

碰伤的检测准确率。其结构如图2所示。

从图2可以看到,原始铝型材缺陷图像经过特征提取网络,得到3种不同尺寸的特征图。低尺寸的特征图包含着更多大面积缺陷,比如凸粉,擦花的隐含特征,高尺寸的特征图包含更多小尺寸缺陷凸粉,脏点的隐含特征。

铝型材原始图像经过特征提取网络和检测器模块的处理,形成3种不同尺寸的特征网格图。算法把3个不同尺寸的网格图映射到铝型材原始图像上,把原始图像划分成不同大小的网格。算法在每一个网络当中设定3个不同尺寸的 anchor-box,并且在每一个网格当中输出3个缺陷预测框向量,向量数值包括预测框包含缺陷的置信值,预测框相对于 anchor-box 的长宽偏差,中心坐标偏差,以及擦花,碰伤,凸粉,脏点出现的概率。算法根据图像标签以及 ground-truth 的坐标长宽计算误差, Gaussian-yolov3 算法在 yolov3 的基础上,计算缺陷预测框长宽,中心坐标的置信度,置信度越高,预测框约准确率。损失函数当中加入置信度函数计算误差,误差反向反馈到卷积神经网络当中,使用梯度下降法计算权重梯度,更新权重得到全局最优解。anchor-box 的示意图如图4所示。

## 2 改进 Gaussian-yolov3 方案一密集连接块

在铝型材缺陷样品当中,脏点缺陷的数量相对于其他缺陷少很多,只占了10%,而且脏点面积小,颜色与背景色有一定的相似度,所以为了加强模型对小缺陷的纹理特征和颜色特征的提取能力,更加充分利用卷积层的输出信息,在 Gaussian-yolov3 的基础上,本文在特征提取网络当中加入密集连接块,通过对特征极致的使用,提高模型对脏点缺陷的检测准确率。密集连接块的结构如图5所示。

在一个密集连接块中,第  $L$  层的输出与它之前的每一层都有关,设第  $L$  层的输出为  $X_L$ ,第  $L$  层的激活函数为  $H_L$ ,则有:

$$X_L = H_L([X_0, X_1, \dots, X_{L-1}]) \quad (1)$$

式中,  $[]$  代表拼接操作,指将第  $L-1$  层的输出与前

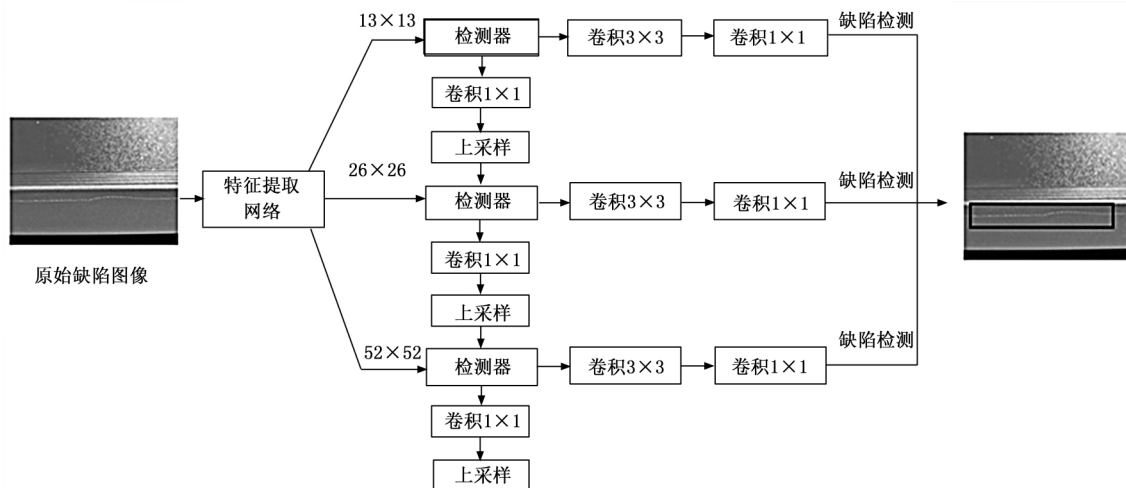


图2 yolov3 金字塔结构图



图 3 检测器模块

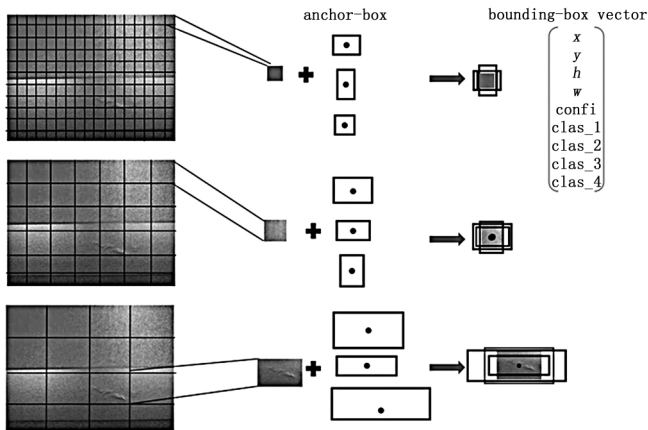


图 4 anchor-box 机制

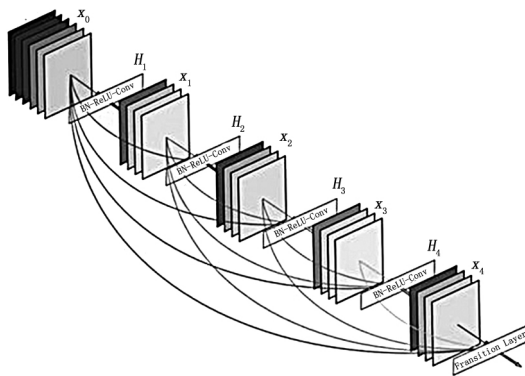


图 5 密集连接块

面各层的输出按照通道数维度组合在一起，再通过激活函数增加非线性。

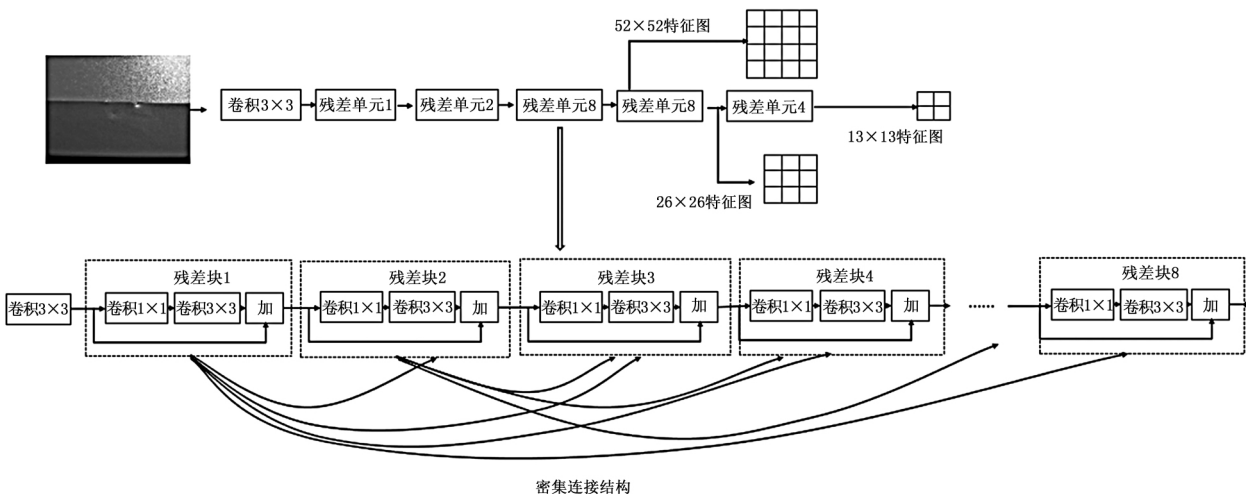


图 6 Gaussian-yolov3 中的密集连接结构

在特征提取网络当中。包含一个常规卷积层和 5 个残差单元。特征提取网络接受铝型材缺陷原始图像作为输入，经过一个  $3 \times 3$  卷积层的初步特征提取，形成初步特征图，初步特征图沿着网络结构进入五个残差单元结构。残差单元由若干个残差块组合而成。残差块设计参考了残差网络网络，为了缓解梯度消失，不断加深网络结构深度。

本论文在 8 个残差块当中使用密集连接的方式，使每一个残差块之间的特征信息得到共享互补，使模型可以充分提取到脏点缺陷和碰伤缺陷的纹理特征和颜色特征。在残差块内部使用了残差连接，特征融合方式是特征图对应的像素相加，虽然生成了新特征，但是原有特征在一定程度上有损失。而密集连接的特征融合方式是在通道维度上拼接形成新特征，卷积网络自动学习特征的组合，避免了人为干预特征融合带来的影响，保证融合过程中没有特征损失。

同时使用密集连接技术，加强了特征的重复使用，加强了底层特征对预测结果的影响。当网络深度够深，密集连接可以缓解梯度消失和梯度爆炸的问题。

### 3 改进 Gaussian-yolov3 方案—横向变形卷积

普通卷积神经网络模型主要依赖数据本身多样性，克服特征图的几何变化。模型内部不具有适应几何变化的机制。根据对铝型材表面缺陷的分析，擦花缺陷大多数都是呈横向的，细长状的缺陷，并且长度不一致，严重的擦花缺陷长度较长，轻微的擦花长度较短。擦花缺陷如图 7 所示。

基础 Gaussian-yolov3 的卷积层都是固定的正方形形状，对这种条状的缺陷特征提取能力不够强。为了解决这个不足，在 Gaussian-yolov3 算法的基础上，使用可变形卷积的卷积技术<sup>[11]</sup>，改变普通卷积固有的几何形状。基础的可变形卷积在  $X$ 、 $Y$  方向上都会有偏移，但是从擦花缺陷的形态上分析，大部分以横向缺陷为主，所以为了减少计算量和计算速度，本论文设计的可变形卷积只在  $X$  方向上进行偏移。

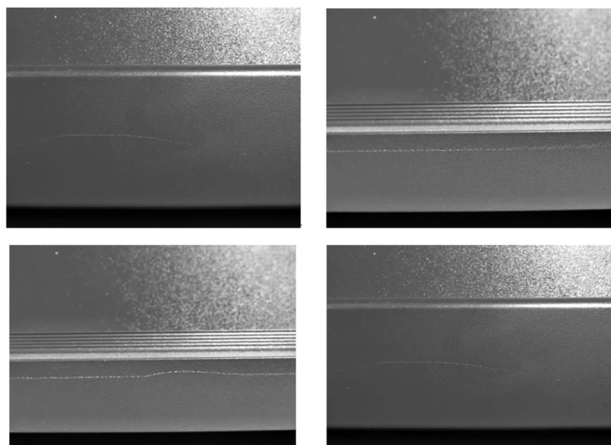


图7 部分擦花缺陷样本

普通 2D 卷积分两个步骤: 1) 在输入特征图上使用固定尺寸的卷积核  $R$  进行采样; 2) 使用卷积核的权重进行计算采样, 并且把计算结果相加。  $3 \times 3$  的卷积核  $R$  的定义如下:  $R = \{(-1, -1), (-1, 0), (0, 0) \dots (0, 1), (1, 1)\}$  对于输出特征图上的一个点  $p_0$ , 特征图输出如下所示:

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in R} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n) \quad (2)$$

对于横向变形卷积, 在固定卷积  $R$  的基础上, 增加了偏移量  $\Delta p_n$ , 偏移量用于改变数据采集点的位置, 使达到可变卷积的效果。可变卷积的计算如下:

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in R} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n + \Delta p_n) \quad (3)$$

横向变形卷积在特征图上的每一个位置都生成一个  $X$  方向偏移量, 对于原始特征图输入, 横向变形卷积算法单独学习一个位置偏移矩阵, 位置偏移矩阵的尺寸与输入特征图的尺寸保持一致, 保证输入特征图的每一个特征点都有横向偏移量。位置偏移矩阵的通道数是输入特征图的通道数保持一致, 储存  $X$  方向的偏移。位置偏移矩阵计算如图 8 所示。

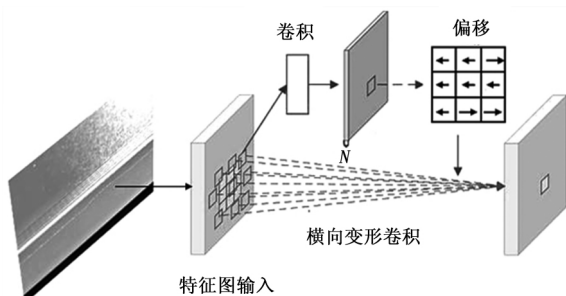


图8 横向变形卷积输入特征图

经过一个额外的卷积计算操作, 生成另外一个位置偏移矩阵。对于位置偏移矩阵的每一个数据点, 都对应原始特征输入的位置偏移。

## 4 实验结果分析

### 4.1 实验评判指标

在铝型材缺陷检测任务当中, 使用 mAP 和 AP 来衡量算

法的分类和检测性能, 把改进算法对一张图像的检测时间作为性能指标, 衡量一个算法的效率。同时将目标检测算法和其他传统检测算法做性能比较。mAP, AP 公式如下:

$$\text{精确率} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$\text{召回率} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

其中:  $TP$  表示检测出铝型材缺陷判断正确的数目,  $FP$  为判断错误数目,  $FN$  表示没有检测出铝型材缺陷的数目。针对每一种铝型材缺陷, 计算精确度和召回率, 画出  $PR$  曲线, 计算  $PR$  曲线的面积便是平均精度  $AP$ 。  $mAP$  是所有铝型材缺陷的平均精度。

$$AP = \frac{1}{n} \sum p(r) \quad (6)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (7)$$

其中:  $AP$  是衡量某一个缺陷的分类效果的指标,  $p(r)$  表示当分类阈值取不同的值  $r$  的时候, 计算出来的准确率。  $r$  的取值范围是  $0, 0.1, 0.2, \dots, 1, n=11$ 。  $AP_i$  表示类别  $i$  的  $AP$  值。

### 4.2 不同检测算法对比实验

数据集包含了 2 000 张缺陷图像, 由于缺陷样本数比较少, 所以利用一定的数据增强技术, 比如翻转, 旋转, 剪裁等, 扩展数据集, 并且使用迁移学习技术初始化模型权重。把缺陷图像均匀的打乱, 把整个数据集分成三部分, 第一部分是训练数据, 用于训练模型, 第二部分是验证数据, 在训练模型的时候, 对验证图像进行预测, 计算 mAP 或者损失函数等指标。第三部分是测试数据, 用于验证训练好的模型的精度和性能。训练数据占有 70%, 验证数据和测试数据分别占有 15%。

实验室硬件配置 CPU 为 Intel Core i7-7700。软件配置系统为 Ubuntu16.04。深度学习框架使用 Pytorch, 编写代码的编译环境使用 Jupyter。标注数据的工具使用 LabelImg。图形处理工具使用 python 的集成工具 opencv。编程语言使用 python 3.0。

针对同样的训练和测试图像数据, 把常见的目标检测算法和改进的 Gaussian-yolov3 进行了性能对比, 对比 mAP 和针对每一张图像的检测速度。对比组实验的算法包括 SSD<sup>[12]</sup>, Faster R-cnn<sup>[13]</sup>。

表1 不同目标检测算法实验对比

	SSD300	Faster-Rcnn	SSD512	改进 Gaussian-yolov3
mAP/%	78.13	82.89	87.92	88.85
检测时间/ms	26.4	136.6	51.2	27.8

从表 1 的数据可以看到, SSD512 使用多尺度检测方法, mAP 达到了 87.92%, 和 Gaussian-yolov3 对比没有优势。从检测速度可以看到, SSD512 的检测速度是 Gaussian-yolov3 两倍检测速度, SSD512 是 51.2 ms, 改进的

Gaussian-yolov3 检测算法是 27.8 ms。SSD 模型另外一个改进版本 SSD300, 检测速度是 26.4 ms, 和 Gaussian-yolov3 检测速度基本一样, 但是 mAP 是 78.13%, 和 Gaussian-yolov3 的 mAP 精度相差较大。Faster-Rcnn 属于 two-stage 目标检测算法, 所以 Faster-RCNN 的检测速度慢很多, 136.6 ms, 精度只有 82.89% mAP。从对比实验可以看到, 由于 Gaussian-yolov3 使用多尺度目标检测, 检测精度对比其他目标检测算法有很大优势, 结合残差网络结构, 检测速度也是优于其他算法。

为了验证对 Gaussian-yolov3 改进策略的有效性, 本实验将原始的 Gaussian-yolov3 模型与通过改进的算法进行实验对比, 得到总体的检测 mAP 指标, 各种缺陷单独的 AP 指标以及检测单张图像所需要的检测时间。

表 2 改进算法的 mAP 有效性验证 1

	擦花	碰伤	脏点	凸粉	mAP
原始 Gaussian-yolov3	83.92	80.27	81.71	84.98	82.72
Gaussian-yolov3+密集连接	84.36	83.51	83.21	86.25	84.33
Gaussian-yolov3+横向变形卷积	87.42	84.92	83.87	89.27	86.37
改进的 Gaussian-yolov3	87.97	89.25	88.38	89.81	88.85

表 3 改进算法的准确率有效性验证 2

	擦花	碰伤	脏点	凸粉
原始 Gaussian-yolov3	92.41	90.72	89.92	92.96
Gaussian-yolov3+密集连接	96.74	95.90	94.11	97.64
Gaussian-yolov3+横向变形卷积	98.61	96.72	94.42	98.12
改进的 Gaussian-yolov3	98.73	97.58	96.73	98.81

从上表可以看出, 经过密集连接算法改进, 碰伤和脏点等小缺陷的检测准确率有明显的提高, 验证了密集连接结构的改造有效性。使用了横向变形卷积, 除了擦花缺陷检测准确率有明显提高, 其他缺陷的检测准确率也有明显提高。单张图像的检测速度, 改进的 Gaussian-yolov3 的检测速度 27.8 ms, 能满足工业实时检测的需求。

#### 4.3 不同数据增强策略对算法性能的对比实验

在生产线上铝型材出现缺陷的情况概率比较低, 训练图像数量非常有限。如果训练图像数量不足, 模型容易出现过拟合。为了避免出现过拟合的现象发生, 对训练数据进行一定程度的增强, 增强目的是增加图像的数量, 同时保持原本缺陷的完整性。采用常规的数据增强的方法, 图像旋转、图像翻转、图像剪裁、增加噪音、添加模糊。

针对每一个样本, 设置初始概率 30%。每一个样本有 25% 的概率进行图像旋转 10°; 30% 的概率进行翻转; 40% 的概率进行剪裁; 10% 的概率进行模糊; 10% 的概率添加噪音。策略 a 是旋转; 策略 b 是旋转和翻转; 策略 c 是旋转、翻转、剪裁; 策略 d 是旋转、翻转、剪裁、模糊; 策略 e 是旋转、翻转、剪裁、模糊、噪音。实验结果如表 4 所示。

表 4 不同数据增强对比

数据增强策略	mAP(%)
没有	80.86
旋转	83.61
翻转+旋转	85.29
翻转+旋转+剪裁	86.72
翻转+旋转+剪裁+模糊	87.52
翻转+旋转+剪裁+模糊+噪音	88.85

#### 4.4 传统机器视觉分类算法与 Gaussian-yolov3 算法对比实验

设置不同的对比实验, 对比传统的图像分类算法与 Gaussian-yolov3 分类准确率, 使用准确率作为评判指标。

(1) GLCM: 计算灰度图像得到图像共生矩阵, 计算共生矩阵得到矩阵的部分特征值, 比如反差, 能量, 相关性, 熵, 分别代表图像的某些纹理特征。(2) HOG: HOG 特征用于物体检测的特征描述子。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。具体实现方法是: 将图像分成小的连通区域, 采集连通中各像素点的梯度的或边缘的方向直方图; 把这些直方图组合起来构成特征描述器。

通过 GLCM 和 HOG 得到特征向量, 使用 SVM 和 MLP 做多分类任务。使用 SVM 作为基分类器, 使用一对多作为分类策略, 训练 4 个 SVM 模型, 4 个模型做投票分类。MLP 是一个多层的神经网络, 由输入层, 隐藏层, 输出层组成。输入层的维度由特征向量的维度决定, 隐藏层有 15 个隐藏单元, 每个单元的里面的维度和输入层的维度保持一致。输出层由 4 个输出单元组成。实验结果如表 5 所示。

表 5 SVM, MLP, Gaussian-yolov3 准确率实验对比

	擦花	碰伤	凸粉	脏点
GLCM+MLP	81.45%	75.31%	79.12%	79.45%
GLCM+SVM	79.15%	76.32%	82.25%	82.95%
HOG+MLP	75.45%	76.97%	78.63%	81.71%
HOG+SVM	82.55%	81.73%	82.91%	81.55%
改进 Gaussian-yolov3	98.73%	97.58%	96.73%	98.81%

由上表可以看出, 使用 HOG 和 GLCM 作为特征提取算法, SVM 和 MLP 作为分类算法, 4 种缺陷的分类准确性均比改进的 Gaussian-yolov3 要低。而且基于 HOG 和 GLCM 的特征提取需要大量人工设计特征, 消耗大量时间成本。所以改进的 Gaussian-yolov3 要优于传统的分类算法。

## 5 结束语

针对铝型材表面缺陷检测, 使用 Gaussian-yolov3 作为基础目标检测算法。为了解决小缺陷检测问题, 使用密集连接的方式增强特征融合能力。为了解决铝型材部分条状缺陷检测问题, 使用横向变形卷积技术, 增强卷积核在特征图上采集特征的能力。通过多组实验对比, 改进的 Gaussian-yolov3 算法比原始的 Gaussian-yolov3 算法在检测准确度上更高。改进的 Gaussian-yolov3 算法检测速度和检测准确度均比其他主流目标检测算法要高, 该算法具

有较好的实时性，不仅可以提高生产效率，降低用人成本，而且可以帮助企业实现升级改造。如果能够获取更多原始缺陷样本数据，将进一步提高模型准确性。

参考文献：

[1] 孙怀义, 莫 斌, 杨 璟, 等. 工厂自动化未来发展的思考 [J]. 自动化与仪器仪表, 2019 (9): 92—96.

[2] 宋 林, 张 杨. 创新驱动下制造业的产业转型升级 [J]. 西安交通大学学报 (社会科学版), 2020 (1): 1—13.

[3] 韩茜茜, 耿世勇, 李恒毅. 基于机器视觉的缺陷检测应用综述 [J]. 电工技术, 2019 (14): 117—118.

[4] Jiang Jiajia, Bu Lingran, Duan Fajie. Whistle detection and classification for whales based on CNN [J]. Applied Acoustics, 2019, 150: 169—178.

[5] Song Limei, Lin Wenwei, Yang Yangang. Weak Micro—Scratch Detection Based on Deep Convolutional Neural Network [J]. IEEE Access, 2019 (7): 27547—27554.

[6] Wen S, Chen Z, Li C. Vision—Based Surface Inspection System for Bearing Rollers Using Convolutional Neural Networks [J]. Applied Sciences, 2018, 8 (12).

[7] Tao Xian, Wang Zihao, Zhang Zhengtao. Wire Defect Recogni-

tion of Spring—Wire Socket Using Multitask CNN [J]. IEEE Transactions On Components Packagings And Manufacturing Technology, 2018, 8 (4): 689—698.

[8] 沈晓海, 栗泽昊, 李 敏, 等. 基于多任务深度学习的铝材表面缺陷检测 [J]. 激光与光电子进展, 2020, 57 (10): 1—16.

[9] Choi J, Chun D, Kim H, et al. Gaussian Yolov3: An Accurate and Fast Object Detector Using Localization Uncertainty for Autonomous Driving [J]. 2019.

[10] Redmon J, Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement [J]. arXiv 2018, arXiv: 1804. 02767, 2018.

[11] Dai J, Qi H, Xiong Y, et al. Deformable convolutional networks [J]. arXiv: 1703. 06211, 2017: 764—773.

[12] Liu W, Anguelov D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [A]. European Conf. on Computer Vision (ECCV) [C]. 2016: 21—37.

[13] Ren Shaoqing, He Kaiming, Girshick, Ross. Faster R—CNN: Towards Real—Time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39 (6): 1137—1149.

程控放大测试数据

(上接第 87 页)

表 1 程控放大测试数据

放大倍数\电压测点	2	4	6	8	10	线性度误差	放大误差
1	1.999	3.993	5.985	7.981	9.975	0.000 2	0.002 4
10	1.998	3.992	5.983	7.968	9.951	0.005 0	0.004 9
50	1.998	3.992	5.981	7.967	9.944	0.037 9	0.005 5
100	1.996	3.986	5.976	7.958	9.927	0.103 9	0.007 2

3) 设计的硬件控制与处理系统为核电管道评估系统不仅为核反应堆管道监测系统提供了有效的信号处理手段，也提供了可靠性保证，保障了其在核电站的长期稳定运行。

5 结束语

本文基于核电管道评估系统为研究对象，设计了系统中核心的具有调理控制与故障诊断的硬件系统，详细论述了硬件设计与嵌入式软件设计的思路，并开展了系统信号处理控制和故障诊断的测试验证。测试与分析结果表明：

- 1) 硬件调理模块能有效的对核反应堆管道系统的应力波信号完成程控放大、带通滤波等信号处理，且通过基于 PXI 的技术信号能够达到高度同步，通过运用 G 语言搭建的自动化测试平台的测试结果与理论要求一致。
- 2) 硬件系统基于 STM32 芯片实现了对自身进行短路、断路、过载、欠压 4 种实时故障诊断监测，同时具有串口通信、程控指令、板载自检等良好控制能力，性能和功能均完全满足既定的设计指标。
- 3) 设计的硬件控制与处理系统为核电管道评估系统不仅为核反应堆管道监测系统提供了有效的信号处理手段，也提供了可靠性保证，保障了其在核电站的长期稳定运行。

参考文献：

[1] 何 风, 吕勇波, 艾红雷, 等. LBB 技术在核电站管道系统中的应用 [J]. 管道技术与设备, 2016 (2): 1—4.

[2] 周正平. 冷却剂泄漏监测系统在核电厂的应用 [J]. 中国核电, 2017, 10 (1): 69—74.

[3] 何 攀, 刘才学, 王 瑶, 等. 压力管道裂纹泄漏定量技术研究 [J]. 核动力工程, 2012, 33 (5): 32—35.

[4] 张玉杰, 伍莹莹. 基于 STM32 的消防设备故障报警系统 [J]. 消防科学与技术, 2013, 32 (10): 1127—1129.

[5] 王 玥. 基于 STM32 的风力发电机机械故障数据采集系统设计 [D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学, 2015.

[6] 王永虹, 徐 炜, 郝立平. STM32 系列 ARM cortex—M3 微控制器原理与实践 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2008.

[7] 意法半导体投资有限公司. STM32 中文参考手册 [Z]. 2008.

[8] 吴丽花. 基于 LabVIEW 的电机自动化测试系统开发 [J]. 自动化应用, 2018 (7): 35—36.

[9] 袁 伟, 张 帅, 姜 毅. 基于 LabVIEW 的激光引信自动化测试系统软件设计 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (12): 125—128.

[10] 翟 微. 基于 LabVIEW 的自动化测试平台的设计 [J]. 电子世界, 2018 (17): 147.