

卷积神经网络在无纺布缺陷分类检测中的应用

赵鹏¹, 唐英杰¹, 杨牧², 安静¹

(1.北京印刷学院, 北京 102600; 2.钛玛科(北京)工业科技有限公司, 北京 100176)

摘要: **目的** 针对传统无纺布缺陷分类检测中人工依赖性强、效率低等问题, 提出一种能够满足工厂要求的卷积神经网络分类检测方法。**方法** 首先建立包括脏点、褶皱、断裂、缺纱和无缺陷等5种共计7万张无纺布图像样本库, 其次构造一个具有不同神经元个数的卷积层和池化层的神经网络, 然后采用反向传播算法逐层更新权值, 通过梯度下降法最小化损失函数, 最后利用Softmax分类器实现无纺布的缺陷分类检测。**结果** 构建了12层的卷积神经网络, 通过2万张样本进行测试实验, 无缺陷样本准确率可以达到100%, 缺陷样本分类准确率均在95%以上, 检测时间在35 ms以内。**结论** 该方法能够满足工业生产线上对于无纺布缺陷实时分类检测的要求。

关键词: 无纺布; 缺陷分类; 缺陷检测; 卷积神经网络

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2020)05-0192-05

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.05.027

Application of Convolutional Neural Network in Classification and Detection of Non-woven Fabric Defects

ZHAO Peng¹, TANG Ying-jie¹, YANG Mu², AN Jing¹

(1.Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing 102600, China;

2.Techmach(Beijing)Industrial Technology Co., Ltd., Beijing 100176, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a convolutional neural network classification and detection method which can meet the factory requirements, for the purpose of solving the problem of high manual dependence and low efficiency in traditional non-woven fabric defect classification and detection. Firstly, a total of 70 000 images of five types of non-woven fabrics including dirty spot, fold, fracture, missing yarn and no defect were established. Secondly, a neural network of the convolutional layer and pooling layer with a number of different neurons was constructed. Then, the back propagation algorithm was used to update weights layer by layer, and the loss function was minimized by gradient descent method. Finally, Softmax classifier was used to realize defect classification and detection of non-woven fabric. A 12-layer convolutional neural network was constructed and tested with 20 000 samples. The accuracy of samples without defects could reach 100%, the classification accuracy of defect samples was above 95%, and the detection time was within 35 ms. The proposed method can meet the requirement of real-time classification and detection of non-woven fabric defects in industrial production lines.

KEY WORDS: non-woven fabric; defect classification; defects detection; convolutional neural network

收稿日期: 2019-08-05

基金项目: 国家自然科学基金(61472461)

作者简介: 赵鹏(1994—), 男, 北京印刷学院硕士生, 主攻机器视觉与图像处理。

通信作者: 唐英杰(1963—), 男, 硕士, 北京印刷学院副教授, 主要研究方向为机器视觉与图像处理。

随着社会经济的发展,无纺布行业成为新世纪朝阳产业。由于无纺布具有质量轻、环保、易降解、生产快速便捷等优点,无纺布在社会各行各业得到广泛的应用,尤其在医疗业、建筑业、汽修业和环保业等领域开创了一片新的发展空间^[1]。

我国无纺布生产虽然已形成多种工艺生产线,有着多样化的新型生产原料,可以生产各种类型产品,但由于我国无纺布生产设备相比国外设备有一定的差距,生产出无纺布的质量在同一流水作业中参差不齐^[2]。目前,国内无纺布质量检测逐步出现使用机器视觉代替手工检测的方式^[3]。众多学者提出各种关于无纺布缺陷检测的方法。刘海平^[4]提出一种实时灰度共生矩阵和 Gabor 滤波结合的算法,解决了疵点检测的问题。张渤^[5]提出了一种基于 Gabor 滤波器结合 OTSU 的缺陷检测方法,并采用 BP 神经网络对缺陷进行分类。邵鑫玉、华继钊^[6]提出了动态阈值分割并结合 Blob 分析的方法,解决了缺陷检测的问题。撒雨昕、蔡硕^[7]提出了 5 尺度 8 方向的 40 个 Gabor 滤波器检测方法进行缺陷检测。缺陷检测算法几乎趋向于成熟,但缺陷分类存在过程复杂,分类效果差,相关研究文献少等问题。除此之外,在以往的织物分类方法中,首先进行缺陷检测,然后对检测后的缺陷图像再进行二次分类。这些方法过程烦琐,增加检测时间。在工业生产中,无纺布裁切机生产加工速度可达 200 m/min。为了减少缺陷原材料对产品的影响,在无纺布切割前,需采用机器视觉方法进行原料缺陷分

类检测,所以对机器视觉检测方法时间开销及分类检测精度要求比较高。

基于以上问题,文中主要任务是研究一种基于卷积神经网络的无纺布缺陷检测方法,该方法不仅要满足较高的准确率,并且要满足检测时间短。文中通过对图像预处理、调整 AlexNet 模型参数等方法来实现无纺布缺陷分类检测。此外,还尝试使用不同的经典卷积神经网络在相同条件下进行实验,对比实验结果。

1 实验设计

1.1 实验样本

文中的数据集来自钛玛科(北京)工业科技有限公司,共计 70 000 张图片样本,其中含有 4 类缺陷样本,分别是污点、褶皱、断裂、缺纱。无缺陷无纺布图像表现为纤维融合均匀,无明显白色透光,无脏点,无褶皱,边缘处无断裂痕迹,见图 1a。褶皱样本表现为在样本图像中存在方向不同,长度、宽度不等的折痕,见图 1b。污点样本表现为在样本图像中存在一个或多个细小的黑色斑点,见图 1c。断裂样本表现为在样本图像中有明显的明暗变化,明暗衔接出现纤维断裂,见图 1d。缺纱样本表现为在样本图像中无纺布中央或边缘存在透光引起的白色网眼,分布不均,见图 1d。

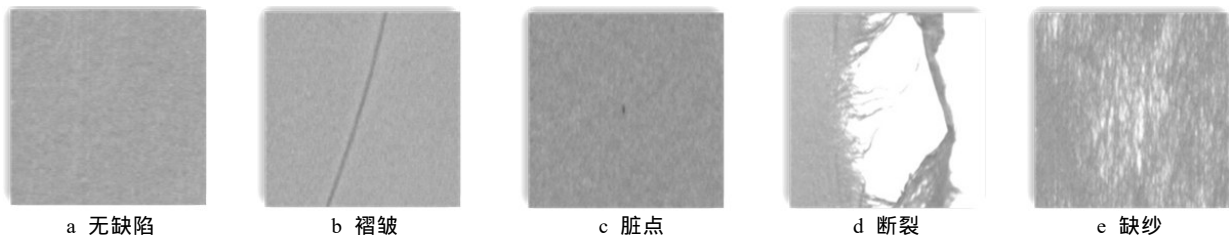


图 1 5 种无纺布样本
Fig.1 Samples of five kinds of non-woven fabrics

1.2 样本集处理

首先将样本的原始图片的尺寸调整为 300 像素×300 像素,其次按照 4 1:2 的比例将样本划分为训练、验证、测试 3 部分。详细分类见表 1。

1.3 卷积神经网络设计

卷积神经网络^[8]主要有输入层、卷积层、激活函数、池化层、全连接层和输出层组成。卷积层的目的是提取图像特征。激活函数对特征图像进行非线性处理,处理后将特征映射输出到下一层。卷积神经网络本质是输入到输出的映射,通过反向传播不断减小与期望值的误差,有很强的泛化能力^[9]。

表 1 样本分类参数
Tab.1 Sample classification parameters

类别	训练集数量	验证集数量	测试集数量
无缺陷	8000	2000	4000
脏点	8000	2000	4000
褶皱	8000	2000	4000
断裂	8000	2000	4000
缺纱	8000	2000	4000

AlexNet^[10]是一个 8 层的卷积神经网络,由 5 层卷积层和 3 层全连接层组成,在第 1、第 2、第 5 卷积层中间附加了最大池化层。由于 AlexNet 网络结构的卷积层和池化层数量较少,所以特征提取效果不明

显,分类效果尚不理想。在无纺布缺陷中,由于脏点面积很小,褶皱和断裂轮廓复杂多变,增加了分类的难度,因此 AlexNet 分类效果不理想。

文中通过预处理图像、添加卷积层数量和调整超参数来提升网络分类的性能,将改进的网络名称命名为 AlexNet_Adv。

为了提升无纺布缺陷分类检测的准确率和精准率,对图像进行归一化处理和增加卷积层。图像归一化不仅可以减少计算量,还可以避免输入向量的最大值和最小值超过隐藏层和输出层函数的限定范围。文中归一化采用将图像中各像素值减去 128 之后再除以 128,然后将得到的图像输入卷积神经网络。增加卷积层不仅可以增加特征信息量,而且可以起到降维效果,在文中将原 AlexNet 网络的第 5 卷积层之后增加 3 层卷积层,详细见表 2。

表 2 AlexNet_Adv 网络结构参数
Tab.2 AlexNet_Adv network structure parameters

层数	每层类型	卷积核大小 (数量)	步长
1	卷积层 1	11×11 (64)	4
2	池化层 1	3×3 (64)	2
3	卷积层 2	5×5 (192)	1
4	池化层 2	3×3 (192)	2
5	卷积层 3	3×3 (384)	1
6	卷积层 4	3×3 (384)	1
7	卷积层 5	3×3 (256)	1
8	卷积层 6	3×3 (384)	1
9	卷积层 7	3×3 (384)	1
10	卷积层 8	3×3 (256)	1
11	池化层 9	3×3 (256)	2
12	全连接 10	5×5 (4096)	1
13	全连接 11	1×1 (4096)	1
14	全链接 12	1×1 (5)	1

改进后的网络增加了卷积层 7,核个数为 384;卷积层 8 和卷积层 9,核个数为 256。其中卷积核大小均为 3×3,步长均为 1。将全连接层 12 的输出向量维度根据无纺布类别数设置为 5。

卷积神经网络通过卷积层和池化层不断提取图片特征,单张特征图在 (i,j) 位置的特征值 $z_{i,j}^l$ 的计算公式为:

$$z_{i,j}^l = \sum_{i \in m_j} x_{i,j}^{l-1} * w_{i,j}^l + b_j^l \quad (1)$$

式中: l 为卷积的层数; $w_{i,j}^l$ 和 b_j^l 为 l 层卷积核的权值和偏置值, $x_{i,j}^{l-1}$ 为 $l-1$ 层输入区域 (i,j) 位置的像素值。

典型的激活函数包括 sigmoid, tanh 和 relu。卷积核的特征核激活值可以用式 (2) 描述。

$$a_{i,j}^l = f(z_{i,j}^l) \quad (2)$$

AlexNet_Adv 与传统 AlexNet 一样,采用 Relu 的激活函数,相比传统的 tanh 和 sigmoid 的网络运算速度有很大提升^[10]。

池化层的目的是减少后续网络计算量。若取图像某一区域用最大值代替,称作最大池化;若采用平均值代替,称作平均池化,见式 (3—4)。

$$H_{out} = \frac{H_{in} + 2p - K}{s} + 1 \quad (3)$$

$$W_{out} = \frac{W_{in} + 2p - K}{s} + 1 \quad (4)$$

式中: (H_{in}, W_{in}) 为输入特征图谱尺寸 (H_{out}, W_{out}) 为输出图像尺寸; p 为选择特征图边缘是否填充; s 为卷积核滑动窗口的步长; K 为卷积核的大小。

在 AlexNet_Adv 网络中,采用了 3 层最大池化层,因此可以提取样本大部分特征信息。由于无纺布样本缺陷主要集中在图片中部,边缘信息无需保留,所以 p 参数选择不填充边缘信息, s 参数设置为 2, K 设置为 3×3。

在反向传播过程中,不断逐层调整网络结构中的权值参数,权值更新公式为:

$$V_{t+1} = \mu V_t - \alpha \nabla L(W_t) \quad (5)$$

$$W_{t+1} = W_t - V_{t+1} \quad (6)$$

式中: $\nabla L(W_t)$ 为对 t 时刻的参数 W_t 求偏导数; V_t 为 t 时刻的权值; α 为学习率; μ 为前一次更新的权重。

采用梯度下降法最小化损失函数,损失函数越小,模型预测越接近实际值,损失函数表示为:

$$J(\theta) = -\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N y_{ic} \lg \frac{e^{\theta^T x_i}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta^T x_i}} \right] \quad (7)$$

式中: θ 为模型参数矩阵; N 为样本总数; c 为样本类别; T 为矩阵的转置; y_{ic} 为概率的真实分布; x_i 为输入的样本数据; $\sum_{l=1}^k e^{\theta^T x_i}$ 为将输出的概率值归一化。

1.4 卷积神经网络实验

文中实验硬件环境为 CPU-Intel®Core (TM)i7-7700、GPU-NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti、内存 32GB。软件环境为 Windows10 操作系统、Tensorflow-gpu1.5.0 深度学习框架。

针对实验样本集,选择 4 万张样本作为训练集,1 万张作为验证集,2 万张作为测试集。训练过程分为前向传播和反向传播。在前向传播过程中,一次加载 32 张样本图片,为了减小过拟合现象,每层只取 50% 的神经元进行特征提取;在反向传播过程中,若输出的结果没有达到期望的结果,则取期望值与实际值差的平方和为目标函数进行反向传播,逐层计算目标函数与各个神经元的偏导数,并更新权值,权值更

新过程中优化器选择均方根反向传播,初始学习率设为 0.0001,当达到指定迭代次数为 8 万次时结束训练。再将测试集输入到模型中,计算模型的准确率、精准率和检测时间,最后根据评价指标分析实验数据。

1.5 对比实验

对比选取了 VggNet, GoogleNet, ResNet, Inception_ResNet, MobileNet, AlexNet 和 LeNet 这 7 种神经网络。这些网络曾广泛用于对各种图片类别的识别并取得良好效果,解决遥感图像识别^[11]、农业病虫害识别分类^[12—13]、缺陷分类^[14]、学病例图像分类^[15]等问题。每一种网络模型随着科技的发展,衍生出不同的版本,文中选择较为新颖的版本作为该次实验的模型,分别是 Vgg_19, Inception_V4, ResNet_v2_200, Inception_ResNet_V2, MobilNet_V2, AlexNet_V2 和 LeNet,将相同的数据集送入网络中进行训练,验证和测试并对比结果。为了适应无纺织的缺陷分类检测,对以上模型做了统一的修改,将所有网络最后的全连接层修改为 5 维向量,并使用 SoftMax 进行分类,分别对应无缺陷、污点、褶皱、断裂和缺纱 5 类。为了更适应每种网络的训练,将 VggNet, ResNet, MobileNet, AlexNet 输入图像尺寸调整为 224 像素×224 像素, GoogleNet, Inception_ResNet 输入尺寸调整为 299 像素×299 像素, LeNet 图像输入尺寸调整为 36 像素×36 像素。为每种网络初始学习率设为 0.0001,优化器选择均方根反向传播,训练批次设置为 32,迭代次数为 8 万次。

1.6 评价指标

文中分别采用准确率、精准率和检测时间作为模型的评估指标,其中准确率定义见式(8)。

准确率=
$$\frac{T_p + T_N}{T_p + F_p + T_N + F_N}$$
 (8)

精准率定义见式(9)。

精准率=
$$\frac{T_p}{T_p + F_p}$$
 (9)

式中: T_p 为样本为正,预测结果为正; T_N 为样本为负,预测结果为负; F_p 为样本为负,预测结果为正; F_N 为样本为正,预测结果为负。检测单幅图片所用时间越短越好,时间要求在 35 ms 以内。

2 结果与分析

AlexNet_Adv 实验结果为分类总体准确率在 98%以上,检测时间仅为 31 ms,从整体分类效果可以满足实时检测要求。

表 3 显示了 AlexNet_Adv 网络对单类分类效果的准确率和精准率,可以看出单类准确率均在 95%以

上,无缺陷样本准确率为 100%。除此之外,精准率均在 96%以上。

表 3 AlexNet_Adv 各分类准确率和精准率
Tab.3 Classification accuracy and precision of AlexNet_Adv

类别/概率	准确率/%	精准率/%
脏点	97.35	98.73
褶皱	98.60	96.74
断裂	95.10	98.35
缺纱	99.75	97.36
无缺陷	100	100

表 4 不同网络总体分类准确率和检测时间
Tab.4 Overall classification accuracy and detection time of different networks

网络名称	准确率/%	检测时间/ms
Vgg_19	19.25	313
Inception_V4	97.95	313
Resnet_V2_200	98.38	587
Inception_ResNet_v2	98.23	591
MobileNet_V2	98.39	118
AlexNet_V2	73.03	16
LeNet	20.00	13

通过对比表 4 中的实验结果可以发现,在相同实验条件下, MobileNet_V2 分类准确率最高,可以达到 98.39%,但是检测时间不能满足要求。虽然 LeNet 检测时间快,但是准确率太低。

由此可见,网络深度大、模型复杂度高的经典神经网络虽然在无纺织样本分类效果依然保持良好,但是检测时间上不能满足工业要求。

3 结语

根据钛玛科(北京)工业科技有限公司提供的 7 万张样本图片,包括污点、褶皱、断裂、缺纱和无缺陷样本共 5 种类别。提出一种基于卷积神经网络分类检测方法,通过相互交替的卷积和池化操作自动提取无纺织特征,利用反向传播算法进行权值参数调整,运用梯度下降法最小化损失率,并改进全连接层参数,采用 Softmax 回归方法对 5 种无纺织样本进行分类。此外,搭建了 VggNet, ResNet, Inception_Resnet, Google_Net, MobileNet, AlexNet, LeNet 等 7 种经典卷积神经网络采用相同的样本和超参数进行训练、验证和测试对比结果。结果表明, AlexNet_Adv 的无缺陷样本分类的准确率达到 100%,各类别准确率、精准率均在 95%以上,并且该网络检测时间在 35 ms 以内,可以满足工业高速检测需要。

参考文献:

- [1] 郑宁来. 2020 年全球聚丙烯无纺布需求量 9970kt[J]. 合成纤维工业, 2014, 37(3): 73.
ZHENG Ning-lai. In 2020, the Global Demand for Polypropylene Non-woven Fabric will Exceed 9970kt[J]. Synthetic Fiber Industry, 2014, 37(3): 73.
- [2] 周树照. 论无纺布的现状与发展[J]. 山东工业技术, 2017(20): 273.
ZHOU Shu-zhao. Present Situation and Development of Non-woven Fabric[J]. Shandong Industrial Technology, 2017(20): 273.
- [3] 黄璐璐, 喻船丽. 新型纺织品包装材料与无纺布及普通棉布的对比研究[J]. 基层医学论坛, 2018, 22(36): 5086—5088.
HUANG Lu-lu, YU Chuan-li. Comparative Study on New Textile Packaging Materials, Non-woven Fabrics and Common Cotton Cloth[J]. Journal of Basic Medicine, 2008, 22(36): 5086—5088.
- [4] 刘海平. 基于机器视觉的无纺布疵点在线检测系统研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015: 16—34.
LIU Hai-ping. Research on Online Detection System of Non-woven Fabric Defects Based on Machine Vision[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015: 16—34.
- [5] 张渤. 基于机器视觉的无纺布缺陷在线检测技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013: 17—47.
ZHANG Bo. Research on Online Defect Detection Technology of Non-woven Fabric Based on Machine Vision[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013: 17—47.
- [6] 邵鑫玉, 华继钊. 基于机器视觉的无纺布缺陷自动检测系统[J]. 计算机科学, 2014, 41(S1): 487—489.
SHAO Xin-yu, HUA Ji-zhao. Automatic Defect Detection System of Non-woven Fabric Based on Machine Vision[J]. Computer Science, 2014, 41(S1): 487—489.
- [7] 撒雨昕, 蔡硕. 基于最优 Gabor 滤波器的无纺布缺陷检测[J]. 信息通信, 2018(10): 18—20.
SA Yu-xin, CAI Shuo. Non-woven Fabric Defect Detection Based on Optimal Gabor Filter[J]. Information and Communication, 2018(10): 18—20.
- [8] HUBEL D H, WIESEL T N. Early Exploration of the Visual Cortex[J]. Neuron, 1998, 20(3): 401—412.
- [9] KARPATY A, TODERICI G, SHETTY S, et al. Large-scale Video Classification with Convolutional Neural Networks[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus: IEEE Computer Society, 2014: 1725—1732.
- [10] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Image Net Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 3—5.
- [11] 刘坤, 于晟焘. 基于卷积神经网络的云雾遮挡舰船标识[J/OL]. 控制与决策: 1—8. [2019-09-29]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0781>.
LIU Kun, YU Sheng-gtao. Based on Convolutional Neural Network Cloud Cover Ship Logo Don't[J/OL]. Control and Decision: 1—8. [2019-09-29]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0781>.
- [12] 邱靖, 刘继荣, 曹志勇, 等. 基于卷积神经网络的水稻病害图像识别研究[J]. 云南农业大学学报(自然科学), 2019, 34(5): 884—888.
QIU Jing, LIU Ji-rong, CAO Zhi-yong, et al. Rice Disease Based on Convolutional Neural Network Image Recognition Research[J]. Journal of Yunnan Agricultural University (Natural Science), 2019, 34(5): 884—888.
- [13] 王振, 师韵, 李玉彬. 基于改进全卷积神经网络的玉米叶片病斑分割[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(22): 127—132.
WANG Zhen, SHI Yun, LI Yu-bin. Based on the Improved Segmentation of Corn Leaf Disease Spot the Convolutional Neural Network[J]. Computer Engineering and Application, 2019, 55(22): 127—132.
- [14] 陈波, 张华, 王娟, 等. 基于迁移学习的坝面表面缺陷智能检测方法研究[J/OL]. 水利水电技术: 1—6. [2019-09-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1757.TV.20190925.1325.016.html>.
CHEN Bo, ZHANG Hua, WANG Heng, et al. Based on the Dam Surface Apparent Defects of Migration Study Intelligent Detection Method Research[J/OL]. Water Resources and Hydropower Technology: 1—6. [2019-09-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1757.TV.20190925.1325.016.html>.
- [15] 黄欣, 方钰, 顾梦丹. 基于卷积神经网络的 X 线胸片疾病分类研究[J/OL]. 系统仿真学报: 1—7. [2019-05-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3092.v.20190416.1307.019.html>.
HUANG Xin, FANG Yu, GU Meng-dan. X-ray Sternum Disease Classification Based on Convolution Neural Network Research[J/OL]. Journal of System Simulation: 1—7. [2019-05-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3092.v.20190416.1307.019.html>.