

基于卷积神经网络的织物瑕疵检测方法研究*

刘艳锋^{1,2}, 郑云波³, 黄惠玲², 张财贵⁴, 刘文芳², 韩 军²

(1. 福州大学 电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108;

2. 中国科学院福建物质结构研究所, 福建 福州 350002;

3. 海西纺织新材料工业技术晋江研究院, 福建 泉州 362200;

4. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

摘 要: 织物瑕疵检测是控制织物产品质量的重要步骤, 传统的织物瑕疵检测方法检测效率低, 劳动强度大。因此, 针对传统检测方法存在的问题, 提出一种基于卷积神经网络(CNN)的分类算法用于实现织物瑕疵检测。网络是在 VGG16 的基础上进行减枝, 通过优化网络参数实现最优结果。首先, 由于织物瑕疵大小差别较大, 提出将瑕疵边缘作为检测的目标, 这样就可以将大尺度图片分割为 64×64 的小尺度图片用于网络训练, 既提高了网络的分类准确率, 又解决了织物瑕疵图像搜集困难的问题。其次, 在测试过程中, 提出对大尺度图片进行有重叠的分割, 然后对分割后的图片进行分类, 根据每张图片的输出标签和位置来实现大尺度图片的瑕疵检测。实验结果表明, 本文所提出的网络结构相比于传统的 VGG16 和 LeNet 网络结构, 具有检测速度快、检测精度高等优势。

关键词: 卷积神经网络; 织物; 重叠分割; 瑕疵检测

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.11.010

引用格式: 刘艳锋, 郑云波, 黄惠玲, 等. 基于卷积神经网络的织物瑕疵检测方法研究[J]. 信息技术与网络安全, 2020, 39(11): 62-68.

Research on fabric defect detection method based on convolutional neural network

Liu Yanfeng^{1,2}, Zheng Yunbo³, Huang Huiling², Zhang Caigui⁴, Liu Wenfang², Han Jun²

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. Fujian Institute of Research on the Structure of Matter, Chinese Academy of Sciences, Fuzhou 350002, China;

3. Haixi New Textile Material of Jinjiang Industrial Technology Academy, Quanzhou 362200, China;

4. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Fabric defect detection is an important step to control the quality of fabric products. The traditional fabric defect detection methods have low detection efficiency and high labor intensity. Therefore, in view of the problems of traditional detection methods, a classification algorithm based on Convolutional Neural Network(CNN) for fabric defect detection is proposed in this paper. Network is based on VGG16 to adjust structure, by optimal network parameters to achieve the optimal results. First of all, due to the difference in the size of fabric flaws, it is proposed to use the edges of the defects as the detection target, so that large-scale images can be divided into 64×64 small-scale images for network training, which not only improves the classification accuracy of the network, but also solves the problems of difficulty in collecting images of fabric defects. Secondly, in the test process, the large-scale images are segmented with overlapping, and then the divided images are classified, and the large-scale images defect detection is realized according to the output label and position of each image. The experimental results show that compared with the traditional VGG16 and LeNet network structures, the network structure proposed in this paper has the advantages of fast detection speed and high detection accuracy.

Key words: CNN; fabric; overlapping segmentation; defect detection

* 基金项目: 泉中科院对外合作项目(121835KYSB20180062); 福建省科技计划项目(2019T3025); 泉州科技计划项目(2019STS04, 2019C097R, 2019STS10, 2019STS07)

0 引言

织物瑕疵检测是织物生产过程中质量检验和控制的重要一步。一个有缺陷的成品布,其价值将会降低 45% 以上^[1]。因此,布匹的瑕疵检测非常重要。传统的瑕疵检测手段主要是通过人工目视,这种方法劳动强度大而且瑕疵的漏检率高。近些年来,机器视觉方法在瑕疵自动化检测方面快速发展,其具有效率高、漏检率低、长时间稳定运行等优点。

针对织物瑕疵的检测,国内外学者提出了许多方法,主要包括统计学方法^[2-3]、模型法^[4-5]、频谱法^[6-7]、字典学习法^[8-9]。这些方法虽然能在有限的的数据上实现较高的准确率,但是对于工业中各种各样的布匹和瑕疵类型,其检测性能仍然不足。统计学方法根据织物瑕疵所引起的图像局部统计信息异常来检测瑕疵,这种方法对于特定的布料有效,但对于其余样式的布料,检测效果仍然有限。模型法将织物纹理看作是一个随机的过程,纹理图片是图像空间中所产生的样本,这种方法不仅计算复杂度高,而且对小瑕疵织物样品的检测表现不足。频谱法将时域信号转化为频域信号,根据能量标准来检测织物图片瑕疵,这种方法对简单的纹理布检测精度高,但对纹理明显的布料检测精度低,而且算法的计算量大。基于字典学习的方法可根据从训练集和测试集中学习的信息来构建字典,测试过程中重构待检测布匹图片,根据重构图片和原始图片的差值检测瑕疵,或者将图片投影到字典中检测瑕疵。这两种检测方式都需要重构图片,如果重构图片中也存在瑕疵,就会降低瑕疵检测的准确率。

近些年来,随着深度学习的快速发展,深度学习在分类任务^[10-11]、目标识别^[12-13]和语义分割^[14-15]等方面有卓越表现,证明其有独特的图像特征提取能力。因此,不少学者将深度学习应用于瑕疵检测方面研究,包括金属表面瑕疵检测^[16-17]、胶囊表面瑕疵检测^[18]、织物瑕疵检测^[19]等。基于深度学习的瑕疵检测的方法包括 BP 神经网络^[20]、自编码器^[21]和 CNN^[22]等技术。BP 神经网络通过手动提取织物的一维特征信息,然后对特征信息进行分类,这种方法具有优良的分类能力和多维函数映射能力,但是存在收敛速度慢、容易陷入局部最小值。自编码器方法通过对输入数据压缩和解压来实现瑕疵检测,这种方法对于纹理复杂、瑕疵较少的织物检测不理想。卷积神经网络方法相对于 BP 网络,通过

共享卷积核大大降低网络的参数,这种方法准确率高,但是训练过程需要大量的样本。

织物瑕疵具有多样性、尺度不一等特点,这些因素增加了织物瑕疵检测的难度。目前,卷积神经网络算法在织物瑕疵检测方面存在如下困难:

(1) 织物瑕疵在生产过程中出现的概率较小,构建大容量织物瑕疵数据库困难;

(2) 不同瑕疵出现的概率不同而且同种瑕疵在不同布料的表现不同;

(3) 搜集的数据库中瑕疵占图片比例差别很大,造成算法鲁棒性低。

针对以上存在的问题,本文提出利用卷积神经网络强大的分类能力来实现织物瑕疵的检测。首先针对布料中的瑕疵大小不确定,提出使用包含瑕疵边界的小图片作为负样本,将没有包含瑕疵边界的小图片作为正样本,这样同一个瑕疵可以分割成多个瑕疵样本,解决了图片中瑕疵占比不一和瑕疵图片搜集困难的问题;通过对小尺度织物图片的分类训练,将被检测的大尺度图片分割成相同尺度的小图片,判断各小图片是否有瑕疵,并在大尺度图片中标注有瑕疵小图片的位置,最终实现大尺度织物图片的瑕疵检测。本文的网络只用于检测图片中有无瑕疵,并不需要判断瑕疵的具体种类,从而避免了相同瑕疵在不同布匹中表现不同的问题。本文提出的网络结构相比于 VGG16 和 LeNet 网络结构,具有瑕疵检测速度快和检测精度高的优点,更加满足实时需求。

1 算法分析

1.1 卷积神经网络

卷积神经网络是一种前馈神经网络,神经元的响应可以覆盖一定范围内的相邻单元,能够进行高效的特征提取,防止过拟合现象的产生。此外,相较于传统的机器学习算法,卷积神经网络所采用的数据格式具有简易性,无需对数据做过多的处理。卷积神经网络的结构包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层^[23]。

卷积神经网络的卷积过程如图 1(a)所示,图中所示的卷积核大小为 3×3 ,步长为 1。卷积输出为图像的特征图。卷积神经网络中卷积的定义如式(1)所示:

$$(y * h)x = \int y(t)h(x-t)dt \quad (1)$$

式中, $(y * h)x$ 为卷积神经网络的输入层 $y(x)$ 与和隐含层 $h(x)$ 之间的卷积过程。卷积后输出的特征图大小如式(2)所示^[24]。

$$L_m^k = [(L_m^{k-1} - W_m^k) / (P_m^k + 1)] + 1 \quad (2)$$

式中, k 表示图像层数, L_m^k 为第 k 层特征图的大小, W_m^k 为第 k 层卷积核的大小, P_m^k 为第 k 层卷积核的移动步长。

卷积层的激活函数如式(3)所示:

$$\text{ReLU}(x) = \max(x, 0) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

池化过程是卷积神经网络另一个重要环节,池化层常用的方法有 Max-pooling 和 Average-pooling。本文所采用的池化方式是 Max-pooling,核大小为 2×2 ,步长为 2。每经过一次池化下采样,特征图的维度就变为原来的 0.5,其实现过程如图 1(b)所示。池化主要目的是进行压缩数据减少计算,防止过拟合现象产生,同时提高模型的容错性。

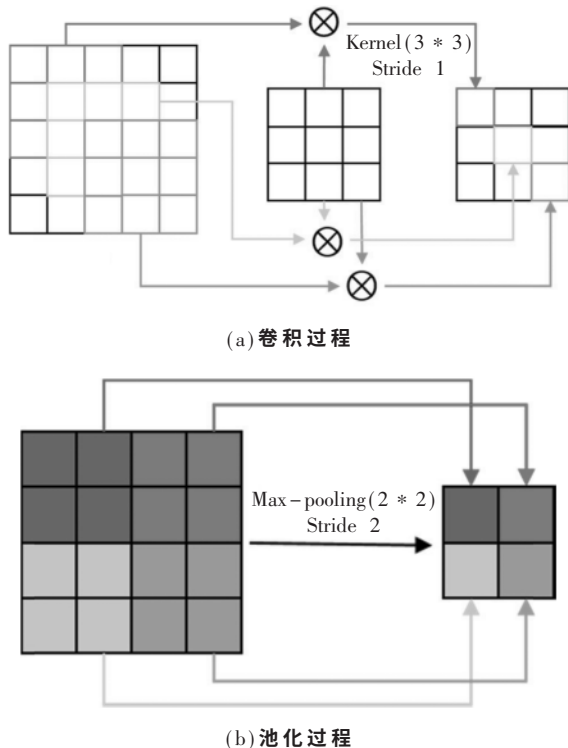


图 1 卷积神经网络的卷积和池化过程

1.2 图像预处理

数据归一化能够降低几何变换的影响以及加快梯度下降和最优解的寻找速度。因此,在模型训练之前,对所有输入图片进行图像归一化。其计算

公式(4)如下。

$$\text{AFT}_{\text{image}} = \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (4)$$

式中, I 是网络的输入图片。图 2 为图像归一化前后的对比图。

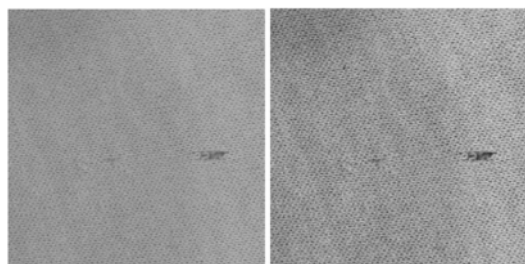


图 2 图像归一化前后对比

除此之外,引入数据增强技术提高神经网络的泛化能力,包括翻转、镜像、旋转、通道变换等。

1.3 优化函数

优化模型对于训练的速度和结果都具有很重要的作用。本文使用随机梯度下降(SGD)算法、冲量(Momentum)算法、RMSProp 算法和 Adam 算法来优化所提出的网络模型,并比较训练过程中损失函数的变化情况,如图 3 所示。实验结果表明,使用 Adam 优化算法,网络的收敛速度最快。损失函数计算公式如式(5)、式(6)所示。

$$\text{Loss}(p, y) = - \sum_n y_n \log(p_n) + \lambda \cdot \sum_{w \in \{W, W'\}} ||w||_F \quad (5)$$

$$p_n = \frac{\exp(\hat{p}_n)}{\sum_k \exp(\hat{p}_k)} \quad (6)$$

其中, $\hat{p}_n$ 是网络输出层的非归一化分数, p_n 是第 n 个类别的概率, N 指输出层中神经元个数,即所要

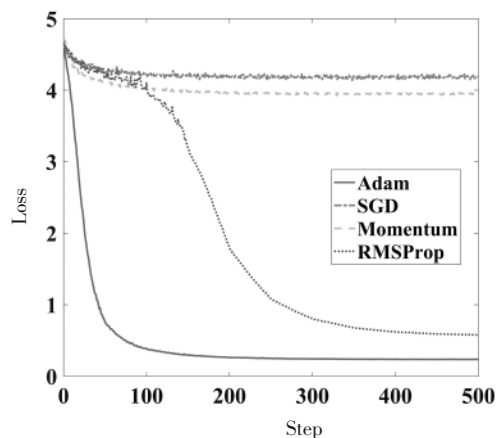


图 3 各种优化算法对损失函数变化的影响

分类的类别数, $n, k \in [1, N], p, y \in R^N$ 。损失函数的第一项是交叉熵损失函数, 第二项为权重的正则化损失函数。

Adam 算法对网络的优化过程如下:

步骤 1: 步长 $\varepsilon=0.001$

步骤 2: 矩估计的指数衰减速率, $\rho_1=0.9, \rho_2=0.999$

步骤 3: 用于数值稳定的小常数 $\delta=10^{-8}$

步骤 4: 初始参数 θ

初始化一阶和二阶矩变量 $s=0, r=0$

初始化时间步 $t=0$

While 没有达到停止准则 do

从训练集中采样包含 m 个样本

$\{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$ 的小批量, 对应目标为 $y^{(i)}$

计算梯度:

$$g \leftarrow \frac{1}{m} \nabla_{\theta} \sum_i L(f(x^{(i)}; \theta), x^{(i)})$$

$t \leftarrow t+1$

更新有偏一阶矩估计:

$$s \leftarrow \rho_1 s + (1 - \rho_1) g$$

更新有偏二阶矩估计:

$$r \leftarrow \rho_2 r + (1 - \rho_2) g \otimes g$$

修正一阶矩的偏差:

$$\hat{s} \leftarrow \frac{s}{1 - \rho_1^t}$$

修正二阶矩的偏差:

$$\hat{r} \leftarrow \frac{r}{1 - \rho_2^t}$$

$$\text{计算更新: } \Delta \theta \leftarrow -\varepsilon \frac{\hat{s}}{\sqrt{\hat{r} + \delta}}$$

应用更新: $\theta \leftarrow \theta + \Delta \theta$

1.4 训练和测试

网络的输入图片为 64×64 RGB 图像, 经过连续三次卷积、池化操作, 最后通过全连接层输出每张图片所属类的预测概率。网络中所有的卷积核大小均为 3×3 , 步长均为 1。最大值池化所采用的核大

小为 2×2 , 步长为 2。其中“1”是有瑕疵图片标签, “0”是无瑕疵图片标签。网络结构如图 4 所示, 图中的数字表示每一层卷积核的数量。

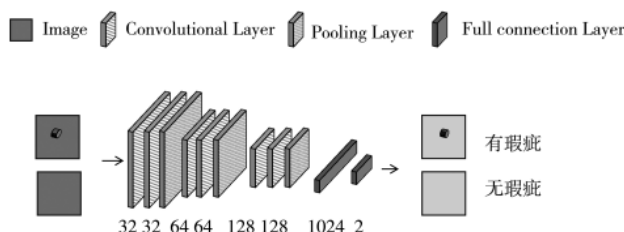


图 4 卷积神经网络的训练过程

测试过程分为两种情况, 第一种情况测试网络的分类能力, 第二种情况测试整个检测系统对瑕疵的检测能力。

测试网络的分类能力。输入 64×64 的小尺度图片, 输出每张图片对应的标签, 其中标签“0”是代表此图片无瑕疵, 标签“1”是代表此图片中有瑕疵。

测试系统对瑕疵的检测能力。首先将一张 400×400 图片按一定的比例进行有重叠的分割, 分割成若干个 64×64 大小的小图片, 记录每张小图片在原始图片中的位置信息, 然后将分割出来的小图片通过所提出的网络进行分类, 输出每张小图片的标签。标签“1”代表有瑕疵图片, 根据其在原图中的位置信息定位到原始图片中相关区域, 从而检测出原图片中的瑕疵区域。由于采用的是有重叠的分割方法, 因此出现了检测瑕疵框重叠的现象。具体的实现过程如图 5 所示。

2 实验结果和讨论

为了对所提出的基于卷积神经网络的织物瑕疵检测方法性能进行评估, 本文做了大量的实验论证。实验中训练集大小为 515 张, 其中无瑕疵图片 271 张, 瑕疵图片 244 张。测试集分为两种尺度: 64×64 和 384×384 。小尺度测试集包含图片 127 张, 其中无瑕疵图片为 67 张, 有瑕疵图片 60 张。大尺度测试数据集包含图片 70 张, 全部为有瑕疵图片。数据集包含 10 种布匹。本文实验条件:

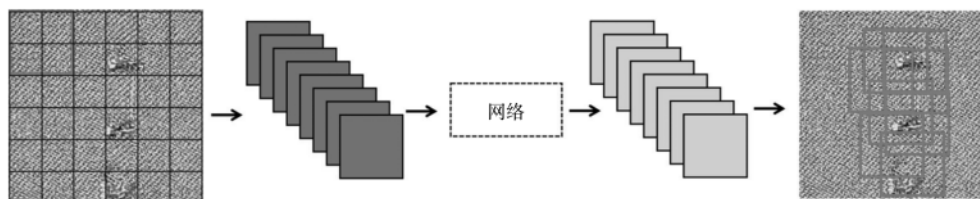


图 5 卷积神经网络的测试过程

Python3.7, Nvidia GTX1060 GPU。

2.1 评价准则

混淆矩阵对预测标签数量与真实标签数量进行统计,如表 1 所示。TP 指的是模型预测为 1,并且真实样本也为 1。TN 指的是模型预测为 0,并且真实样本也为 0。FP 指的是模型预测为 1,但真实预测为 0。FN 指的是模型预测为 0,但真实样本为 1。

表 1 混淆矩阵

	预测:0	预测:1
真实:0	TN	FP
真实:1	FN	TP

混淆矩阵可以衍生出多个模型评价指标:准确率(Accuracy)是模型正确分类标签比例,可以对模型整体的分类能力进行评估,如式(7)所示。精确率(Precision)评估模型是预测数据中正样本的准确率,如式(8)所示。召回率(Recall)估模型是预测数据中正样本的覆盖率,如式(9)所示。F1 分数用于在精确率和召回率同等重要的情况下,F1 分数值就是精确率和召回率的倒数平均值,如式(10)所示。误检率(False)评估的是无瑕疵样本中预测为瑕疵样本比例,如式(11)所示。

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (7)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$F1 = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (10)$$

$$\text{False} = \frac{FP}{TN + FP} \quad (11)$$

对于大图片瑕疵的检测过程,本文所说的准确率指标标注的红色框中必须有瑕疵,如果在没有瑕疵的位置标注了红色框,认定为瑕疵检测失败。

2.2 定性分析

本文比较了两种不同的瑕疵检测算法,第一种方法是小波变换法和低秩分解方法^[25],第二种方法是改进的加权中值滤波和 K-mean 聚类方法^[26]。图 6 为三种算法的瑕疵检测结果,小波变换算法对于瑕疵较为明显的图片具有较好的检测性能,但是容易受到褶皱和噪声的干扰。改进中值滤波方法对于大瑕疵的检测有较好的结果,但对于瑕疵与背景没有明显边界的瑕疵检测结果表现较差。结果表明,本

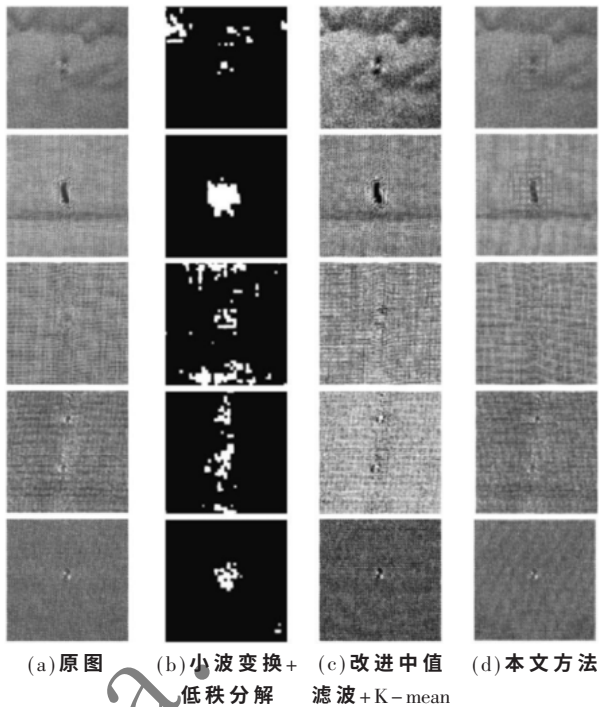


图 6 瑕疵检测方法的对比

文所提出的算法受褶皱和光照的影响较小,能够检测出图片中不明显的瑕疵。

2.3 定量分析

本文将所提出的网络与 VGG16 和 LeNet 两种深度学习网络进行比较。为了减少训练的偶然性,网络使用的数据是三次训练结果的平均。VGG16 网络的初始化使用的是预训练模型,然后通过微调网络参数实现训练。在小图片瑕疵测试分类中,所提出的方法的准确率和精确率分别达到 0.961 和 0.966,是三种方法中最高的,如表 2 所示。实验结果表明,本文提出的方法对瑕疵图片的分类表现出很好的优越性。对于 F1 分数而言,所提出方法的 F1 分数达到 0.958。相比较于其余两种方法,虽然本文所提出的方法召回率比 VGG16 网络略低 0.000 1,但在分类的准确率和精确率远远高于其余两种。在误检率方面,本文方法的误检率能达到 0.029 85,相对于其余两种方法性能分别提升 53.94% 和 66.69%,从而在小瑕疵图片中表现更好的瑕疵分类效果。在大图片瑕疵检测测试中,所提出模型的瑕疵检测准确率达到 90%,相较于最好的 VGG16 网络提高了将近 3%,并且对一张 384×384 大小的图片检测时间也达到 0.069 s/张。

表 2 模型对比

	小图片测试分类指标				模型 大小/MB	大图片模型检测指标	
	准确率	精确率	召回率	F1-score		准确率	测试时间/s
VGG16	0.942 2	0.930 2	0.950 1	0.940 0	456.687	0.871	0.107 3
LeNet	0.874 0	0.892 8	0.833 3	0.862 0	1.660	0.514	0.049 0
本文	0.960 6	0.966 1	0.950 0	0.958 0	111.351	0.900	0.069 0

3 结论

本文以平纹布为检测对象,提出采用优化的卷积神经网络方法来检测织物中的瑕疵。本文提出的方法对瑕疵检测的效果要明显好于传统的小波滤波方法和改进的加权中值滤波方法。除此之外,所提出的网络结构在织物瑕疵训练数据集上的分类准确率达到 98% 以上,在测试数据集上的分类准确率达到 96.6%。相比于 LeNet 网络,本文所提出的方法在准确率、精确率、F1 等性能指标上都有明显的优势;与经典的 VGG16 网络相比,本文所提网络模型具有检测速度快、瑕疵分类准确率、瑕疵检测的准确率更高等优势,更加具有实际意义。合适的网络大小对于检测任务至关重要。实验结果证明了所提方法的有效性,对 10 种布匹的各种瑕疵检测准确率较高且适应性更强,可实现高效率检测,基本达到了工业上对平纹布的在线检测要求。

参考文献

- [1] KUMAR A. Computer-vision-based fabric defect detection: a survey[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(1): 348-363.
- [2] HONG D, PAN Z, WU X. Improved differential box counting with multi-scale and multi-direction: A new palmprint recognition method[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(15): 4154-4160.
- [3] BIAN W, ZHU Q. The measurement method based on the block adaptive double thresholds of motion target detection[C]. IEEE International Conference on Mechatronics & Automation. IEEE, 2015.
- [4] XIAOBO Y. Fabric defect detection of statistic aberration feature based on GMRF model[J]. Journal of Textile Research, 2013, 34(4): 137-142.
- [5] ALLILI M S, BAAZIZ N, MEJRI M. Texture modeling using contourlets and finite mixtures of generalized gaussian distributions and applications[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(3): 772-784.
- [6] SAKHARE K, KULKARNI A, KUMBHAKARN M, et al. Spectral and spatial domain approach for fabric defect detection and classification[C]. International Conference on Industrial Instrumentation & Control. IEEE, 2015.
- [7] LI Y, LUO H, YU M, et al. Fabric defect detection algorithm using RDPSO-based optimal Gabor filter[J]. Journal of the Textile Institute, 2018: 1-9.
- [8] QU T, ZOU L, ZHANG Q, et al. Defect detection on the fabric with complex texture via dual-scale over-complete dictionary[J]. Journal of the Textile Institute, 2015, 107(6): 1-14.
- [9] ZHU Q, WU M, LI J, et al. Fabric defect detection via small scale over-complete basis set[J]. Textile Research Journal, 2014, 84(15): 1634-1649.
- [10] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. Proceedings of 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2012, 25(2): 1106-1114.
- [11] LIN M, CHEN Q, YAN S. Network in network[J]. arXiv: 1312.4400, 2013.
- [12] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv: 1804.02767, 2018.
- [13] REN S, HE K, 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.
- [14] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017: 1-1.
- [15] PINHEIRO P O, COLLOBERT R, DOLLAR P. Learning to segment object candidates[J]. arXiv: 1506.06204, 2015.
- [16] FAGHIH-ROOHI S, et al. Deep convolutional neural networks for detection of rail surface defects[C]. International Joint Conference on Neural Networks.

IEEE, 2016.

- [17] 何为.深度学习在表面质量检测方面的应用[J].机械设计与制造, 2020(1): 288-292.
- [18] LIU R, GU Q, WANG X, et al. Region-concolutional neural network for detecting capsule surface defect[J]. Boletin Tecnico, 2017, 55(3): 92-100.
- [19] LIU Z, ZHANG C, LI C, et al. Fabric defect recognition using optimized neural networks[J]. Journal of Engineered Fibers and Fabrics, 2019(1): 1-10.
- [20] 张五一, 杨扬, 林聪, 等. 基于 Gabor 滤波器组和 BP 神经网络的帘子布疵点检测研究与实现[J]. 中原工学院学报, 2014, 25(3): 1-6.
- [21] 景军锋, 党永强, 苏泽斌, 等. 基于改进 SAE 网络的织物疵点检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017(8): 1321-1329.
- [22] 景军锋, 刘饶. 基于卷积神经网络的织物表面缺陷分类方法[J]. 测控技术, 2018, 37(9): 25-30.
- [23] 吴辰斌, 王剑. 全连接神经网络算法的改进与应用研究[J]. 电子世界, 2019(9): 108.

- [24] 景军锋, 范晓婷, 李鹏飞, 等. 应用深度卷积神经网络的色织物缺陷检测[J]. 纺织学报, 2017, 38(2): 68-74.
- [25] ZHANG D, GAO G, LI C. Fabric defect detection algorithm based on Gabor filter and low-rank decomposition[C]. Eighth International Conference on Digital Image Processing(ICDIP 2016), 2016.
- [26] 张缓缓, 马金秀, 景军锋, 等. 基于改进的加权中值滤波与 K-means 聚类的织物缺陷检测[J]. 纺织学报, 2019, 40(12): 50-56.

(收稿日期: 2020-08-18)

作者简介:

刘艳锋(19-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理、深度学习。

郑云波(19-), 男, 工程师, 硕士研究生, 主要研究方向: 新型功能性纺织品。

韩军(19-), 通信作者, 男, 研究员, 主要研究方向: 。 E-mail: junhan@fjirsm.ac.cn。

(上接第 44 页)

Privacy(S&P). Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, 2019: 38-55.

(收稿日期: 2020-09-01)

作者简介:

景鸿理(1962-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究

方向: 操作系统、信息与网络安全、密码理论及应用。

黄娜(1990-), 通信作者, 女, 博士, 主要研究方向: 机器学习、信息与网络安全。 E-mail: na.huang@qq.com。

李建国(1964-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 网络安全、物联网安全、应用密码学、机器学习与网络安全。

(上接第 49 页)

能驱动型网络防御设备[EB/OL]. [2019-10-31].
http://www.dsti.net/Information/News/117130.

- [11] 胡影, 上官晓丽, 张宇光, 等. 人工智能安全标准现状与思考[J]. 保密科学技术, 2017(11): 23-26.
- [12] 胡金锁, 张迎, 葛玉, 等. 陆军武器装备建设智能化

转型思考[J]. 国防科技, 2019(8): 20-23.

- [13] 李风雷, 卢昊, 宋闯, 等. 智能化战争与无人系统技术的发展[J]. 无人系统技术, 2018(2): 14-23.

(收稿日期: 2020-09-10)

作者简介:

徐晨华(1984-), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 主要研究方向: 电子信息产业标准化管理、标准化技术。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所