

PSO-Gabor-CNN 算法在印刷品套印缺陷的检测

王胜¹, 吕林涛¹, 杨宏才¹, 陆地²

(1. 西京学院, 西安 710123; 2. 西安建筑科技大学, 西安 710055)

摘要: **目的** 二维 Gabor 滤波器含有多个参数, 在印刷品套印缺陷检测中, 二维 Gabor 滤波器使用不同参数增强图像特征的效果差别较大, 为了获得二维 Gabor 在某印刷品套印缺陷检测下的优化参数。**方法** 在印刷品套印缺陷检测中, 提出一种 PSO-Gabor-CNN 算法, 采用 Sobel 算子对印刷品图像进行边缘检测, 以粒子群算法 (PSO) 对二维 Gabor 滤波器的中心最大频率 $k_{\max}$ 、带宽 σ 、模板窗口 window 进行参数寻优, 处理后的图像与模板图像采用加权欧式距离进行评价。然后用优化后的 Gabor 滤波器对图像进行滤波, 最后采用卷积神经网络 (CNN) 对印刷品套印缺陷进行检测和分类。**结果** 通过粒子群算法, 确定了二维 Gabor 中心最大频率 $k_{\max}$ 为 6.0476、带宽 σ 为 0.1444、模板窗口 window 为 27×27 取得最佳效果, 此时加权欧式距离为 1.1927×10^{-33} 。卷积神经网络经过 70 次训练的均方误差为 0.0035, 测试样本正确率为 96.93%。该方法与无数据预处理的 BP 神经网络 (BPNN)、Sobel 预处理的 BP 神经网络 (Sobel-BPNN)、无数据预处理的卷积神经网络 (CNN)、Sobel 预处理的卷积神经网络 (Sobel-CNN) 对比, 表现出了较好的识别效果。**结论** 该方法可以获取二维 Gabor 滤波器的较优参数, 从而获得较好的滤波效果, 将其应用于套印缺陷检测, 具有一定的应用价值。

关键词: 套印缺陷; Sobel 算子; 二维 Gabor 滤波器; 粒子群算法; 卷积神经网络

中图分类号: TP391; TP183 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2020)05-0214-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.05.031

Detection of Overprint Defects by PSO-Gabor-CNN Algorithms

WANG Sheng¹, LYU Lin-cao¹, YANG Hong-cai¹, LU Di²

(1. Xijing University, Xi'an 710123, China; 2. Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

ABSTRACT: Two-dimensional Gabor filter contains many parameters, and the effect of two-dimensional Gabor filter using different parameters to enhance image features is quite different in printing overprint defects detection. The paper aims to obtain the optimal parameters of two-dimensional Gabor filter in printing overprint defects detection. In the process of overprint defects detection, a PSO-Gabor-CNN algorithm was proposed. Sobel operator was used to detect the edge of printed images. Particle swarm optimization (PSO) was used to optimize the maximum central frequency ' $k_{\max}$ ', bandwidth ' σ ' and template 'window' of two-dimensional Gabor filter. The weighted Euclidean distance between the processed images and the template images was evaluated, and then the optimized Gabor filter was used to filter the images. Finally, the Convolution Neural Network (CNN) was used to detect and classify the printing overprint defects. The maximum center frequency of two-dimensional Gabor was 6.0476, the bandwidth was 0.1444 and the window of template was 27×27 by particle swarm optimization. At this time, the weighted Euclidean distance was 1.1927×10^{-33} . The

收稿日期: 2019-06-09

基金项目: 国家自然科学基金 (61273271); 2016 年度陕西省工业科技攻关项目 (2016GY-141); 2017 年度西安市科技产学研项目 (2017087CG/RC050 (XJXY001)); 西京学院校级科研基金 (XJ160232)

作者简介: 王胜 (1982—), 男, 硕士, 西京学院讲师, 主要研究方向为电气工程、智能算法、自动控制。

mean square error of convolution neural network after 70 times of training was 0.0035, and the accuracy of test samples was 96.93%. Compared with BP neural network (BPNN) without data preprocessing, Sobel BP neural network (Sobel-BPNN) with Sobel preprocessing, convolutional neural network (CNN) without data preprocessing and Sobel convolutional neural network (Sobel-CNN) with data preprocessing, this method showed better recognition effect. This method can obtain the optimal parameters of two-dimensional Gabor filter and obtain good filtering effect. It has certain application value in overprint defects detection.

KEY WORDS: overprint defects; Sobel operator; 2-dimensional Gabor filter; particle swarm optimization; convolutional neural network

印刷套印又称对花^[1],指各色图文在转印到承印物的规定位置上时,各色图文轮廓套印精度符合行业标准。很多彩色印刷品的不同图案之间有相对位置要求,例如地图的国境线、人民币正反面花色对印等,在颜色转印过程中单色印版出现偏移、承印物变形等情况,就会造成印刷品的图案与图案、图案与纸张之间出现位置偏移的缺陷,这种缺陷称为套印不准,套印不准是印刷过程中一种常见的印刷缺陷。印刷实践中,套印不准的缺陷微小,人工检查工作量大,检查过程中,效率低、漏检率大,且人工检查属于印后检查,不能在印刷过程中及时纠正造成缺陷的因素,当发现套印缺陷时往往已经形成倾向性废品^[2],因此采用机器进行套印检测是印刷质量检查的必然选择,目前对于套印缺陷检测的研究相对较少,且现有的主流检测手段需要待检印品与标准模板进行图像匹配,算法实现复杂。此外,由于套印缺陷特征不明显,机器检测也不能完全消除漏检和误检。

缺陷检测,实质就是图像识别和模式分类。其基本操作包括图像采集、图像预处理、特征提取、特征比对、图像识别等若干步骤^[3]。图像采集由传感器硬件获取图像信息;预处理的主要工作是对图像的数据进行区域调整,去除噪声恢复有用信息,数据简化减少运算量,强化数据特征便于图像识别,常见的预处理有滤波、边缘检测等操作;特征提取是通过算法获

得研究对象的特征信息并进行编码,从而形成特征模板的过程。特征提取对于图像识别和分类的关键环节,著名的 Gabor 算法就是一种特征提取算法。在低质量图像中,使用 Gabor 函数可以增强效果^[4],便于后续匹配。特征比对是将待测对象与标准模板进行数字特征匹配,判断两者之间的相似程度,为进一步识别和分类提供依据。常见的匹配算法有汉明距离等。图像识别是通过分类器确定识别规则,完成待测图像的分类。

二维 Gabor 滤波器作为主要的特征提取算法,由于该滤波器含有较多参数,且参数对于滤波器性能影响较大,确定二维 Gabor 滤波器的参数对后续分类的效果意义重大,因此文中提出 PSO-Gabor-CNN 算法进行印刷品套印缺陷检测。

1 技术路线

1.1 待检图像及流程

文中以某儿童读物的彩色印刷图像为检测对象,其图像在印刷过程中存在多种形式的套印缺陷,见图 1。标准印刷品见图 1a,有套印缺陷及其他缺陷的印刷品见图 1b—g,标准品和缺陷产品共有 7 种。为了检测该印刷品的各种缺陷,提出检测流程见图 2。

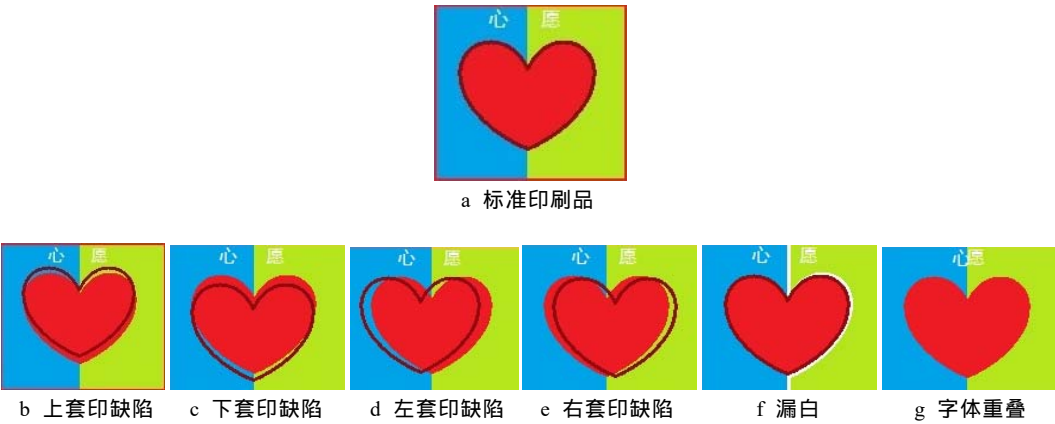


图 1 待检测印刷品套印模板
Fig.1 Overprint template of images to be tested

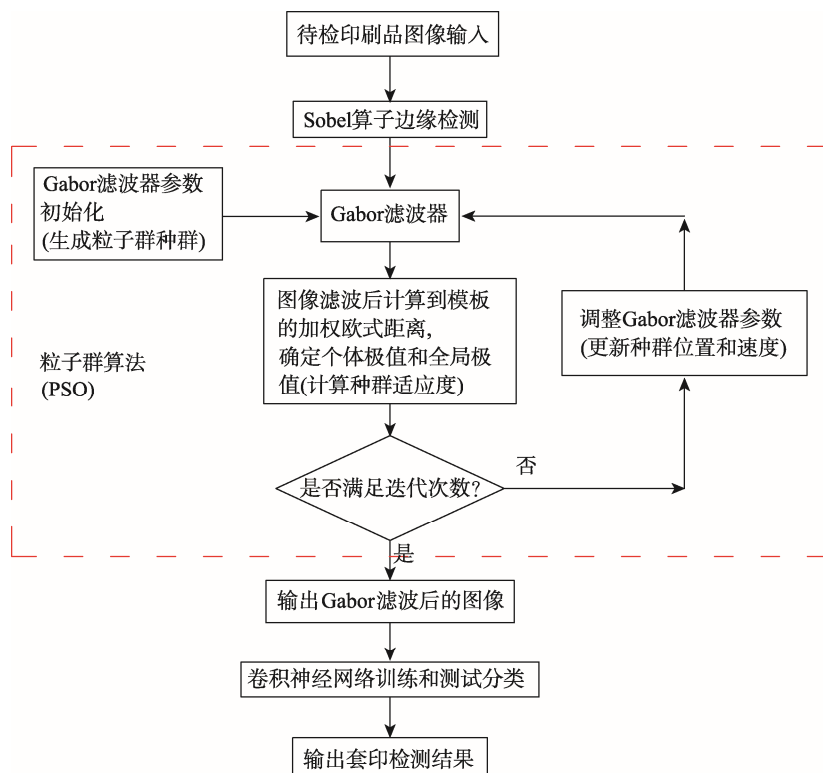


图 2 提出的套印检测算法流程

Fig.2 Flow chart of the proposed overprint detection algorithm

1.2 Sobel 算子

首先对检测图像进行 Sobel 算子检测, Sobel 算子的主要目的: 将待检图像变为稀疏矩阵, 从而减少计算量; 突出图像轮廓, 便于后续的特征提取。Sobel 算子见式 (1—3)。

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A \quad (1)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * A \quad (2)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3)$$

式 (1—2) 分别求出图像水平方向的边缘和垂直方向的轮廓, 式中: A 为图像矩阵。由式 (3) 计算出梯度方向的幅值。Sobel 操作后图像见图 3。

图 3 与图 1 的彩色套印图像模板相对应, 经过 Sobel 操作后的图像, 其彩色元素完全被消除, 图案只剩下边缘曲线。

1.3 二维 Gabor 滤波器 (Two-dimensional Gabor filter)

Daugman 首次在虹膜特征提取采用二维 Gabor 滤波器算法, 之后二维 Gabor 滤波器在图像的特征提取中

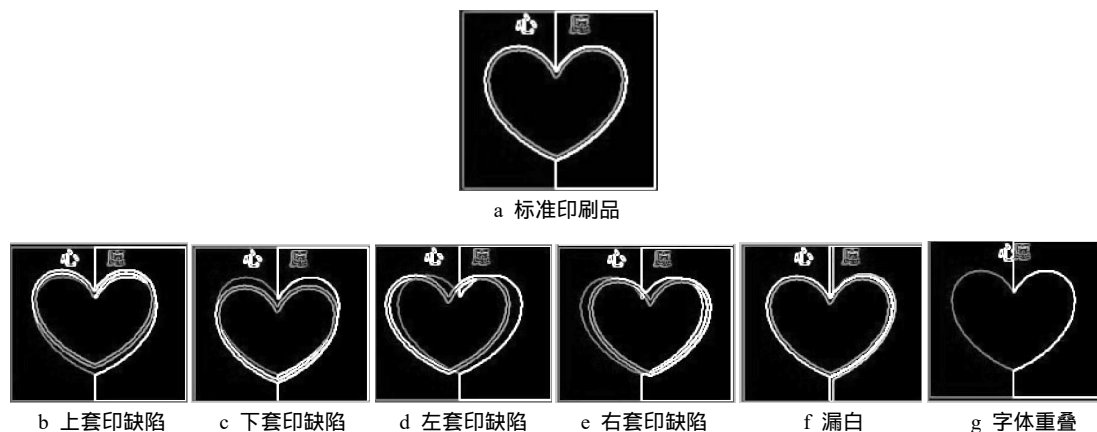


图 3 经 Sobel 操作后的套印模板

Fig.3 Overprint template images after Sobel operation

被广泛应用。Gabor 滤波器是一种带通滤波器,其运算思想为:针对图像在不同的频率和带宽上进行滤波,符合滤波器频率范围的信号进行提取,其他超出频率范围的信号被抑制^[5]。用二维 Gabor 滤波器与图像进行卷积运算,可以在频域范围内不同尺度和方向上提取局部特征。二维 Gabor 滤波器核常见式(4—7)。

$$G_{\bar{k}}(\bar{x}) = \frac{\|\bar{k}\|}{\sigma^2} e^{-\frac{\|\bar{k}\|^2 \cdot \|\bar{x}\|^2}{2\sigma^2}} \cdot \left[e^{i\bar{k} \cdot \bar{x}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (4)$$

$$\bar{k} = k_s e^{i\varphi_d} \quad (5)$$

$$k_s = \frac{k_{\max}}{f^s} \quad (6)$$

$$\varphi_d = \frac{\pi \cdot d}{8} \quad (7)$$

式中: $\bar{x}$ 为待测图像的某一具体坐标点 (x, y) ; e 为自然常数; σ 为滤波器带宽; f_s 为相邻 2 个 Gabor 核之间的频率差^[6]; $\bar{k}$ 决定了滤波器的中心频率 k_s 和方向 φ_d ; $k_{\max}$ 为中心最大频率,其方向 φ_d 、带宽 σ 及中心频率 k_s 均可以调节; $\pi/8$ 为方向选择,也可选择其他方向。不同频率尺度和方向的滤波操作构成了多通道 Gabor 滤波,众多文献的 Gabor 滤波一般采用 5 个频率尺度 ($s=0,1,2,3,4$) 以及 8 个方向 ($d=0,1,2,\dots,7$)^[7-9]。多频率尺度多方向的二维 Gabor 函数目的是尽可能获得较

大范围的频谱,但是过多的特征提取增加了算法工作量。用二维 Gabor 滤波器与图像进行卷积运算可实现时(空)域向频域的转换,见式(8)。

$$(G_{\bar{k}} * I)(\bar{x}_0) = \int G_{\bar{k}}(\bar{x}_0 - \bar{x}) I(\bar{x}) d^2 \bar{x} \quad (8)$$

该滤波器可以分解成实部滤波和虚部滤波,见式(9—10)。

$$G_R(x, y, k_s, \varphi, \sigma) = \frac{k_s}{\sigma^2} e^{-\frac{k_s^2 \cdot (x^2 + y^2)}{2\sigma^2}} \cdot \{ \cos[k_s(x \cos \varphi - y \sin \varphi)] - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \} \quad (9)$$

$$G_I(x, y, k_s, \varphi, \sigma) = \frac{k_s}{\sigma^2} e^{-\frac{k_s^2 \cdot (x^2 + y^2)}{2\sigma^2}} \cdot \sin[k_s(x \sin \varphi + y \cos \varphi)] \quad (10)$$

有理论认为,二维 Gabor 实部操作是对图像进行平滑滤波,虚部操作是对图像进行边缘检测^[10-11]。Gabor 滤波器选取不同参数,会获得不同的滤波效果,不同参数下的二维 Gabor 滤波器的核函数见图 4。

图 4 中,左图为二维 Gabor 滤波器实部滤波,右图为二维 Gabor 滤波器虚部滤波。每一行代表同一频率下的不同方向,每一列代表同一方向下的不同频率。不同参数下的核函数具有明显区别,文献[12—14]指出,低频宽时域滤波器主要获取图像整体特征,而高频窄时域滤波器主要获取图像的局部特征;宽带大时域获取全局

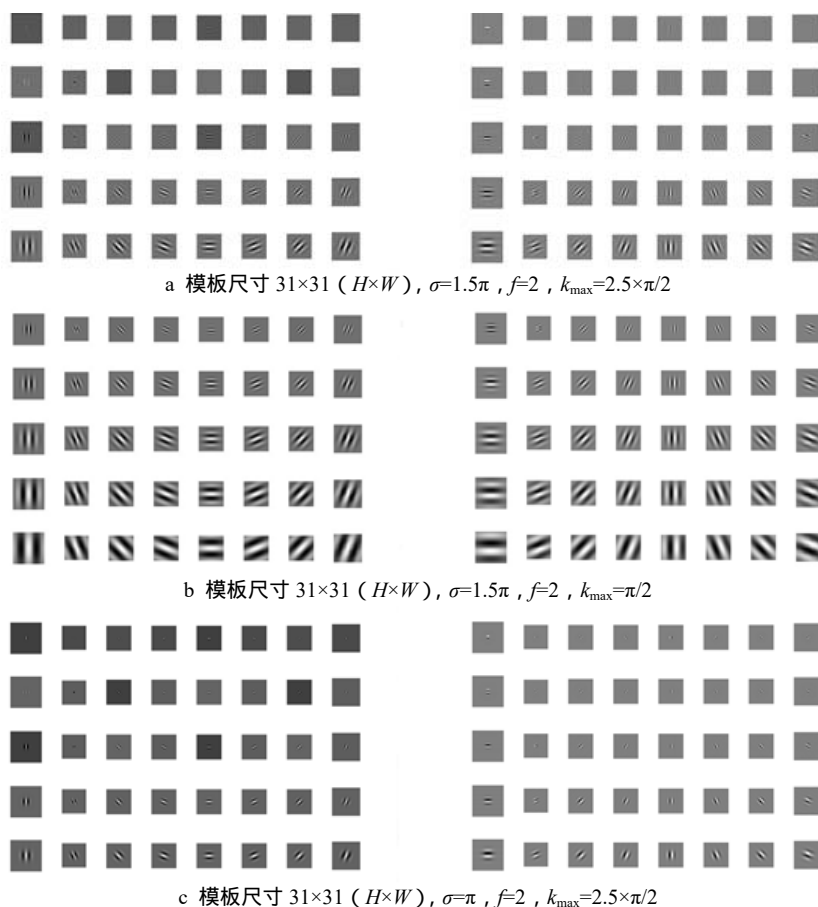


图 4 不同参数下的二维 Gabor 滤波器

Fig.4 Two-dimensional Gabor filters with different parameters

特征,窄带小时域获取局部特征;提取整体特征时核函数纹理尺度比较大,提取局部特征时核函数纹理尺度比较小。此外,特征提取也要考虑卷积模板窗口 window 的尺寸(高×宽, $H \times W$),文中取模板窗口 window 为 11×11 ,其他参数与图 4a 相同,考察 Gabor 滤波器在实部和虚部下的核函数,其图像见图 5。

根据文献[12],Gabor 滤波器小窗口输出图像表征全局特征;Gabor 滤波器大窗口输出图像表征局部特征。此外,滤波器窗口也会对识别速度产生影响,窗口尺寸小,滤波速度快,窗口尺寸大,滤波速度慢。综上所述,不同参数对 Gabor 滤波器的性能影响很大,必须对 Gabor 滤波器参数的最优选择进行研究。现实研究中,获取 Gabor 最优设计比较困难[15]。

1.4 粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)

为了确定 Gabor 滤波器的最优参数组合效果,文中采用粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 对中心最大频率 $k_{\max}$ 、带宽 σ 、模板窗口大小 window 进行寻优。粒子群算法主要应用于多元函数的优化,其基本思想与算法流程见文献[16]。粒子群算法的位置和速度公式见式(11—12)。

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \mathbf{v}_i^{t+1} \quad (11)$$

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = w * \mathbf{v}_i^t + c_1 * r_1 * (p_{\text{best}} - \mathbf{x}_i^t) + c_2 * r_2 * (g_{\text{best}} - \mathbf{x}_i^t) \quad (12)$$

式(11)为粒子群位置更新, $\mathbf{x}_i^t$ 和 $\mathbf{x}_i^{t+1}$ 分别为当前

位置和更新后位置; $\mathbf{x}$ 为 10×3 列矩阵, 10 行是随机生成的种群数, 3 列分别为中心最大频率 $k_{\max} \in [0, 2\pi]/2$ 、带宽 $\sigma \in [0, 2\pi]$ 、窗口大小 $\text{window} \in [1, 40]$ 这 3 个信息, 初始位置为上述限界内的随机值, 模板窗口 window 取整数。式(12)为粒子群速度更新, $\mathbf{v}_i^t$ 和 $\mathbf{v}_i^{t+1}$ 分别为当前速度和更新后速度, 如果更新后位置超出限界, 则取值为上下界, w 为惯性权重, 依据经验取 0.7298; c_1 和 c_2 为学习因子, 依据经验都取为 1.0895。 r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。 P_{best} 为个体性能函数取得最优值时的位置, g_{best} 为全局粒子性能函数取得最优值时的位置。性能函数采用加权欧式距离见式(13)。

$$WED(k) = \sum_{i=1}^N \frac{(f_i - f_i^k)^2}{(\delta_i^{(k)})^2} \quad (13)$$

式(13)反映了滤波后的图像与模板图像的相似度。式中: f_i 为待检图像经过第 i 个滤波器核后的平均值; f_i^k 和 $\delta_i^{(k)}$ 为第 k 类缺陷模板经过第 i 个滤波器核后的平均值和方差; N 为印刷标准品和缺陷品总的分类数, 文中 N 为 7。文中将粒子群算法初始设定初始种群数 10, 迭代次数为 10。粒子群性能函数进化过程见图 6。

经过 10 次迭代共耗时 68 929.442 s 获得粒子最优位置, 此时的性能函数(加权欧式距离)最优值为 1.1927×10^{-33} , 中心最大频率 $k_{\max}$ 为 6.0476, 带宽 σ 为 0.1444, 模板窗口 27×27 。以图 3a 待测图像为例, 经过粒子群算法寻优后的 Gabor 滤波器对特征提取的效果见图 7。

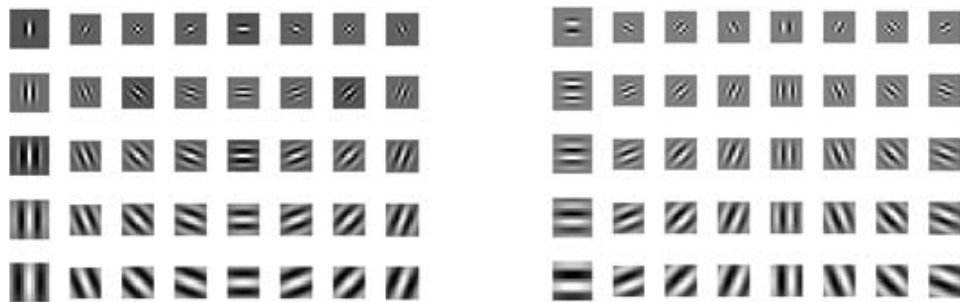


图 5 变模板尺寸下的二维 Gabor 滤波器

Fig.5 Two-dimensional Gabor filter with variable template window

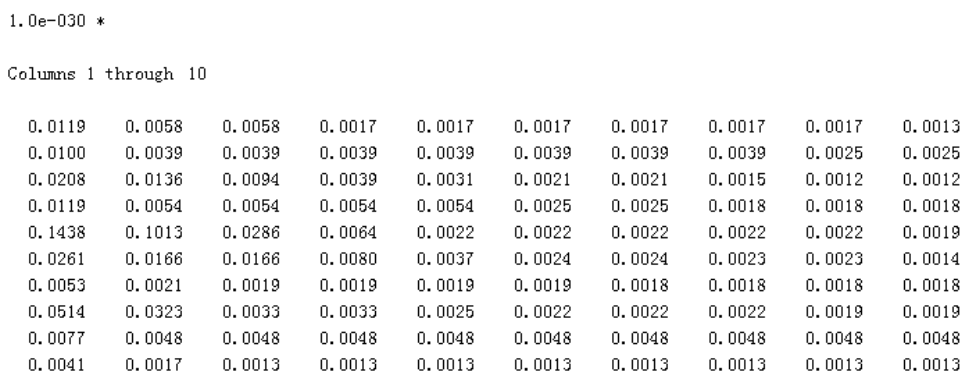


图 6 粒子群性能函数进化过程

Fig.6 Evolution of PSO performance function

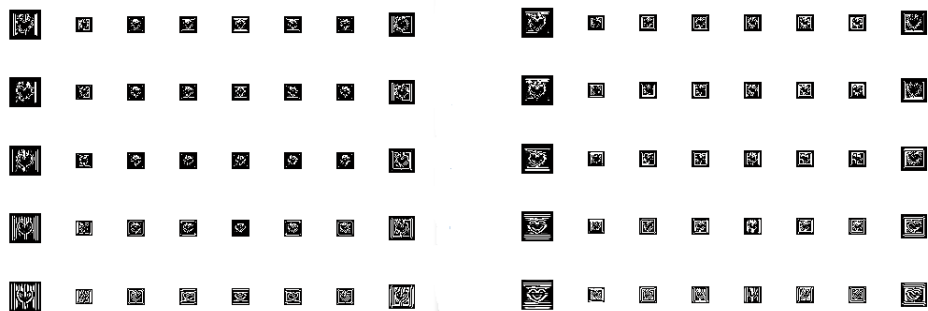


图 7 PSO 寻优后的标准图像模板滤波
Fig.7 Standard image template filtering after PSO optimization

1.5 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)

Gabor 滤波器后,选择与模板方差最小的图像输入到卷积神经网络进行模式识别,判断图像是否为套印缺陷以及属于哪一种缺陷。卷积神经网络无需进行图像匹配,减少了运算环节,卷积神经网络的基本操作见参考文献[17],卷积神经网络采用的基本结构见图 8。

卷积神经网络输入图像尺寸调整为 28×28 ,卷积层 C1 为 20 个 5×5 的卷积核,步长为 1,激活函数采用 Sigmoid 函数,卷积层 C1 的输出为 $24 \times 24 \times 20$;池化层 S1 尺寸为 20 个 2×2 ,步长为 2,采用平均值池化,池化层 S1 的输出为 $12 \times 12 \times 20$,卷积层 C2 为 100 个 12×12 的核矩阵,步长为 1,卷积层 C2 的输出为 $1 \times 1 \times 2000$;一般情况,卷积层和池化层成对出现,文中为了减少计算量,未设置池化层 S2;全连接层神经元个数为 100,激活函数采用 Sigmoid 函数;分类层输出个数为 7,采用 softmax 函数。卷积神经网络的迭代次数设置为

100 次,学习率设置为 0.5。

2 实验分析

2.1 不同参数下的 Gabor 滤波器识别对比

文中选择的检测图像见图 1,其中训练样本 7 种类型,每种类型 200 张图像,共计 1400 张;测试样本 7 种类型,每种类型 800 张,共计 5600 张。考察 Gabor 滤波器在不同参数下,使用卷积神经网络的识别效果见表 1。

由表 1 可知,Gabor 滤波器的参数对图像识别结果影响很大。PSO 搜寻下的 Gabor 最优参数中,其训练效果与测试效果表现最好,此时的中心最大频率在 $[0, 2\pi]/2$ 区间内比较大的位置,带宽在 $[0, 2\pi]$ 比较小的位置,模板窗口在 $[1, 40]$ 较大位置,滤波器主要获得局部特征,关注的是图像细节,这也与人工检验套印缺陷关注点相吻合。

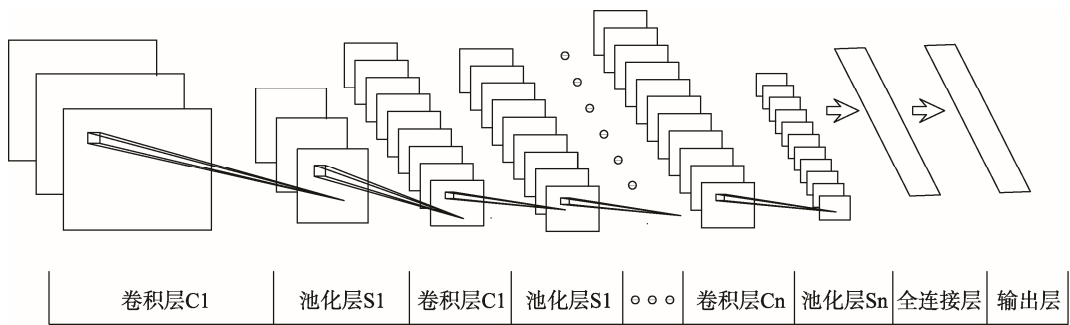


图 8 卷积神经网络结构
Fig.8 Structure of convolutional neural network

表 1 不同 Gabor 参数检测对比效果
Tab.1 Comparison of Gabor with different parameters

中心最大频率 $k_{\max}$	带宽 σ	模板窗口 window	均方误差	分类正确率/%
$2.5\pi/2$	1.5π	31×31	0.4360	27.11
$\pi/2$	1.5π	31×31	0.4364	14.29
$2.5\pi/2$	π	31×31	0.4349	31.39
$2.5\pi/2$	1.5π	11×11	0.1709	30.09
$6.0476/2$	0.1444	27×27	0.0035	96.93

2.2 不同方法的识别对比

识别方法分别采用数据未预处理 BP 神经网络 (BPNN)、数据采用 Sobel 预处理 BP 神经网络 (Sobel-BPNN)、无数据预处理的卷积神经网络 (CNN)、Sobel 预处理卷积神经网络 (Sobel-CNN)、文中提出的粒子群优化 Gabor 滤波器-卷积神经网络 (PSO-Gabor-CNN)。由于输入图像为 28×28,为了避免 BP 神经网络的维数爆炸,经实验可知,其隐层节点数为 8,输出数为 7 时,网络能在可接受的时间内完成训练。BP 神经网络隐层神经元采用 tansig 函数,输出采用 purelin 函数。卷积神经网络的结构与参数按照 1.5 节设置,所有的网络训练次数均设置为 70 次,性能指标采用均方误差。不同的识别方法其训练过程中的性能曲线见图 9。

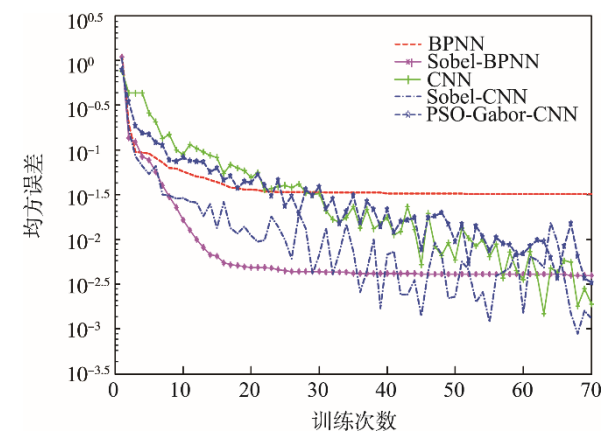


图 9 不同算法的性能曲线
Fig.9 Performance curves of different algorithms

图 9 中,BP 神经网络的训练容易陷入停滞,网络的训练误差较大。卷积神经网络训练误差明显好于 BP 神经网络,将不同方法进行数据对比见表 2。

表 2 中,BPNN 和 Sobel-BPNN 由于识别图像的原始数据过于繁杂,网络训练时间较长,且难以提取特征。网络的泛化能力较弱,测试样本的识别正确率不高,识别效果不佳;卷积神经网络由于突出了图像特征,因此识别效果要明显好于 BP 神经网络;Sobel-CNN 和 PSO-Gabor-CNN 尽管增加了数据预处理过程,但是使图像成为稀疏矩阵,因而减少了运算量,网络训练时间并未显著增加;其中,PSO-Gabor-CNN 算法在几种方法中,测试样本的分类效果最好。对 PSO-Gabor-CNN 测试样本的分类结果进行分析见表 3。

表 3 中,文中提出的方法,5600 个测试样本中分类错误 172 个。文中关心印刷品缺陷检测的几个重要指标:漏废率为实际为缺陷品,被标记为标准品,称为缺陷漏废,该算法 4600 张废品漏废 9 张,漏废率为 0.20%;误废率为实际为标准品,被标记为缺陷品,称为缺陷误废,该算法 800 张标准品误废 13 张,误废率 1.63%;分类错误率为标记的印刷品类型与实际不符,该算法分类错误率 3.07%。表 3 中,分类错误的可能情况为 42 种,上下左右 4 种套印缺陷类间标记错误的可能情况为 12 种,其标记错误的总数 76,占分类错误总数的 44.18%。由此,上下左右 4 种套印缺陷是分类错误的主要因素,原因是这 4 种缺陷的轮廓特征较为相似,减少上述分类错误率,依然是该算法需要关注的焦点。

表 2 不同检测方法对比效果
Tab.2 Comparison of different detection methods

算法	均方误差	测试样本识别率/%	70 步训练时间/s
PSO-Gabor-CNN	0.0035	96.93	10 400.5243
Sobel-CNN	0.0009	95.93	9243.4337
CNN	0.0019	94.86	9261.7794
Sobel-BPNN	0.0040	66.52	42 347.810
BPNN	0.0319	75.80	61 437.448

表 3 PSO-Gabor-CNN 算法的分类结果
Tab.3 Classification results of PSO-Gabor-CNN algorithm

分类结果	实际结果						
	标准品	上缺陷	下缺陷	左缺陷	右缺陷	漏白缺陷	字体重叠
标准品	787	2	0	1	1	0	5
上缺陷	4	769	4	0	6	5	2
下缺陷	0	5	773	2	1	2	1
左缺陷	1	1	1	775	22	3	11
右缺陷	0	13	5	16	766	3	2
漏白缺陷	7	9	3	1	3	782	3
字体重叠	1	1	14	5	1	5	776

3 结语

文中为了解决印刷品套印缺陷难以检测的特点,提出了 PSO-Gabor-CNN 套印缺陷检测方法。首先采用 Sobel 算子检测图像的轮廓线,减少了计算数据;采用 Gabor 滤波器对套印缺陷特征进行提取,针对二维 Gabor 滤波器不同参数对滤波器性能影响较大,采用粒子群算法(PSO)对二维 Gabor 滤波器的中心最大频率 $k_{\max}$ 、带宽 σ 、模板窗口 window 大小等 3 个参数最佳组合进行寻优,将待检测图形和模板之间的加权欧式距离作为性能指标,最终确定二维 Gabor 滤波器的中心最大频率 $k_{\max}$ 为 6.0476、带宽 σ 为 0.1444、模板窗口 window 为 27×27 ,加权欧式距离为 1.1927×10^{-33} 。最后采用卷积神经网络进行缺陷识别和分类。

采用 BPNN, Sobel-BPNN, CNN, Sobel-CNN 以及文中提出的 PSO-Gabor-CNN 方法进行套印缺陷检测对比,经过实验验证,BP 神经网络在处理大数据下的分类,训练时间较长,训练过程中难以收敛,训练样本和测试样本的准确率较低;卷积神经网络对套印缺陷的识别效果较好,图像识别时,数据不进行预处理,需要的计算量大,难以体现图像特征,CNN 同样检测正确率低。在数据预处理下,采用文中提出的 PSO-Gabor-CNN 检测方法效果最好,网络训练的均方误差为 0.0035,测试样本正确率为 96.93%,因此具有一定的实用价值。

文中采用粒子群优化 Gabor 滤波器参数时,所耗费的时间比较长,共耗时 68 929.442 s,缩短寻优时间是今后的研究方向。此外,CNN 算法的训练时间和套印缺陷的识别正确率还有进一步提升空间。

参考文献:

- [1] 黄灵阁,王雪,陈惠兰,等.凹版印刷中刀线和套印不准的分析[J].包装工程,2010,31(19):77—79.
HUANG Ling-ge, WANG Xue, CHEN Hui-lan, et al. Analysis of Knife Line and Register Difference in the Intaglio Printing[J]. Packaging Engineering, 2010, 31(19): 77—79.
- [2] 马连峰,张秋菊.基于机器视觉的彩色套印检测技术研究[J].包装工程,2007,28(9):83—85.
MA Lian-feng, ZHANG Qiu-ju. Research on the Process Printing Detection Technique based on Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2007, 28(9): 83—85.
- [3] 田启川,刘正光.虹膜识别综述[J].计算机应用研究,2008(5):1295—1300.
TIAN Qi-chuan, LIU Zheng-guang. Survey of Iris Recognition[J]. Application Research of Computers, 2008(5): 1295—1300.
- [4] 尹义龙,詹小四,谭台哲,等.基于加博函数的指纹增强算法及其应用[J].软件学报,2003(3):484—489.
YIN Yi-long, ZHAN Xiao-si, TAN Tai-zhe, et al. An Algorithm Based on Gabor Function for Fingerprint Enhancement and Its Application[J]. Journal of Software, 2003(3): 484—489.
- [5] 刘丽,匡纲要.图像纹理特征提取方法综述[J].中国图象图形学报,2009,14(4):622—635.
LIU Li, KUANG Gang-yao. Overview of Image Textural Feature Extraction Methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622—635.
- [6] 刘元宁,刘帅,朱晓冬,等.基于高斯拉普拉斯算子与自适应优化伽柏滤波的虹膜识别[J].吉林大学学报(工学版),2018,48(5):1606—1613.
LIU Yuan-ning, LIU Shuai, ZHU Xiao-dong, et al. LOG Operator and Adaptive Optimization Gabor Filtering for Iris Recognition[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2018, 48(5): 1606—1613.
- [7] 朱健翔,苏光大,李迎春.结合 Gabor 特征与 Adaboost 的人脸表情识别[J].光电子·激光,2006(8):993—998.
ZHU Jian-xiang, SU Guang-da, LI Ying-chun. Facial Expression Recognition Based on Gabor Feature and Adaboost[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2006(8): 993—998.
- [8] 苏煜,山世光,陈熙霖,等.基于全局和局部特征集成的人脸识别[J].软件学报,2010,21(8):1849—1862.
SU Yu, SHAN Shi-guang, CHEN Xi-lin, et al. Integration of Global and Local Feature for Face Recognition[J]. Journal of Software, 2010, 21(8): 1849—1862.
- [9] 王科俊,邹国锋.基于子模式的 Gabor 特征融合的单样本人脸识别[J].模式识别与人工智能,2013,26(1):50—56.
WANG Ke-jun, ZOU Guo-feng. A Sub-Pattern Gabor Features Fusion Method for Single Sample Face Recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(1): 50—56.
- [10] MEHROTRA R, NAMUDURI K R, RANGANATHAN N. Odd Gabor Filter Based Edge Detection[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(12): 1479—1494.
- [11] 张博书,王明泉,王玉,等. Gabor 滤波器组实现颅脑图像的边缘快速提取[J].计算机工程与应用,2009,45(4):232—234.
ZHANG Bo-shu, WANG Ming-quan, WANG Yu, et al. Brain Image Edge Rapid Extraction Based on Gabor Filter Banks[J]. CEA, 2009, 45(4): 232—234.
- [12] 孔锐,张冰. Gabor 滤波器参数设置[J].控制与决策,2012,27(8):1277—1280.
KONG Rui, ZHANG Bing. Design of Gabor Filters' Parameter[J]. Control and Decision, 2012, 27(8): 1277—1280.

- [13] 赵英男, 杨静宇, 孟宪权. 一种实用的 Gabor 滤波器组参数设置方法[J]. 计算机工程, 2006, 32(19): 173—175.
ZHAO Ying-nan, YANG Jing-yu, MENG Xian-quan. A Practical Design for Parameters of Gabor Filters[J]. Computer Engineering, 2006, 32(19): 173—175.
- [14] 王蕴红, 朱勇, 谭铁牛. 基于虹膜识别的身份鉴别[J]. 自动化学报, 2002, 28(1): 1—10.
WANG Yun-hong, ZHU Yong, TAN Tie-niu. Biometrics Personal Identification Based on Iris Pattern[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(1): 1—10.
- [15] 王传桐, 胡峰, 徐启永, 等. 采用 Gabor 滤波簇和等距映射算法的织物疵点检测方法[J]. 纺织学报, 2017, 38(3): 162—167.
WANG Chuan-tong, HU Feng, XU Qi-yong, et al. Detection of Fabric Defects Based on Gabor Filters and Isomap[J]. Journal of Textile Research, 2017, 38(3): 162—167.
- [16] 谢晓锋, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述[J]. 控制与决策, 2003(2): 129—134.
XIE Xiao-feng, ZHANG Wen-jun, YANG Zhi-lian. Overview of Particle Swarm Optimization[J]. Control and Decision, 2003(2): 129—134.
- [17] 姚家雄, 杨明辉, 朱玉琨, 等. 利用卷积神经网络进行毫米波图像违禁物体定位[J]. 红外与毫米波学报, 2017, 36(3): 354—360.
YAO Jia-xiong, YANG Ming-hui, ZHU Yu-kun, et al. Using Convolutional Neural Network to Localize Forbidden Object in Millimeter-wave Image[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2017, 36(3): 354—360.