

基于图像差分 and 残差学习的 PCB 图像去噪算法

冉光再, 徐雷*, 李大双, 郭战岭

四川大学机械工程学院, 四川 成都 610065

摘要 现有的印刷电路板(PCB)图像去噪算法在去噪过程中容易导致边缘过度光滑和细节丢失,为了更好地提高 PCB 图像的去噪效果,提出了一种基于残差学习和图像差分的 PCB 图像去噪算法。此算法基于残差学习的思想,首先利用图像下采样方法对图像感受野进行扩大;然后设计残差块提取 PCB 图像噪声特征,并且在残差卷积神经网络元中加入批量归一化和 ReLU 激活函数,提高去噪效率;最后通过图像差分思想进行噪声去除。实验对比不同的噪声等级下各类算法的去噪性能,结果表明,所提算法在去噪评价指标峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)上相较于其他算法都有较好的表现。

关键词 图像处理; PCB 图像去噪; 残差学习; 图像差分; 感受野; 下采样

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1210008

PCB Image-Denoising Algorithm Based on Image Difference and Residual Learning

Ran Guangzai, Xu Lei*, Li Dashuang, Guo Zhanling

School of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan, China

Abstract Current printed circuit board (PCB) image-denoising algorithms can easily produce excessive edge smoothing and detail loss in the denoising process. To improve the effect of PCB image denoising, this paper proposes a PCB image-denoising algorithm based on residual learning and image difference. First, an image downsampling method is used to expand the receptive field of the image based on the idea of residual learning. Thereafter, a residual block is designed to extract the noise characteristics of the PCB image. Meanwhile, batch normalization and ReLU activation function are added to the residual convolutional neural network element to improve the denoising efficiency. Finally, the noise is removed through the image difference process. The experimental denoising performance of various algorithms is compared under different noise levels and the results show that the algorithm proposed in this paper has better performance than other algorithms in terms of peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM).

Key words image processing; PCB image denoising; residual learning; image difference; receptive field; down sampling

1 引言

印刷电路板(PCB)图像处理研究是半导体产

业范畴备受关注的课题。近年来,随着对高精度图像要求的提高,基于机器视觉的 PCB 图像去噪算法已经成为研究热点^[1]。而图像去噪算法具有相当长

收稿日期: 2021-03-26; 修回日期: 2021-05-14; 录用日期: 2021-06-11

基金项目: 四川省科技计划重点研发项目(2018GZ0108)、2017四川省省级财政智能制造专项(2017ZB073)

通信作者: *xulei@scu.edu.cn

的研究历史,主要有基于传统和深度学习的去噪算法。其中一类传统去噪算法的思想是设计滤波器对图像进行处理。常见的滤波方法有中值滤波、均值滤波、小波变换域等^[2-3]。这些滤波方法借助滤波器对图像噪声进行了一定程度上的去除,但是在去除噪声的同时也导致图像部分纹理消失,使图像部分细节缺失。另外一类传统的图像去噪算法利用图像的先验知识进行图像去噪。其中较为代表的 block-matching and 3D filtering (BM3D)^[4]利用图像的冗余度形成 3D 阵列,再利用变换域中的收缩算子作用 3D 阵列,来实现去噪。为了提高 PCB 的去噪效果,文献[5]结合非局部均值和全变分算法,设计基于先验信息的自适应正则化参数,最后通过迭代正则化得到去噪后的图像。上述算法提高了去噪速度,但是在图像边缘会出现伪吉布斯纹理,导致图像边缘细节缺失。

基于深度学习的图像去噪算法属于外部先验法,主要利用强大的学习能力对噪声样本进行学习,得到一个高复杂度的图像约束器,从而提高图像去噪的效率。其中 Burger 等^[6]提出多层感知器 (MLP) 进行图像去噪,利用感知器对拆分后的图像块进行去噪,通过对去噪后的图像块进行拼接从而达到去噪效果。为了得到更好的去噪速度,Zhang 等^[7]提出深层卷积神经网络 (DnCNN) 实现去噪,利用残差学习和批量归一化来训练网络,提高去噪的速度。

本文在上述算法的基础上,提出基于残差学习和图像差分思想的 PCB 图像去噪算法。所提算法结合了残差学习和图像差分的思想,利用深度卷积神经网络的超强特征学习能力来学习噪声分布,然后采用图像差分思想进行噪声去除,在细节保持上具有良好的效果。

2 相关工作

2.1 PCB 图像噪声模型

由于“信通道噪声”和传感器环境影响,PCB 图像采集传输过程会不可避免地带来噪声污染,通常来说此噪声被认为是加性高斯白噪声 (AWGN)^[8]。其中加性噪声与原图像不相关,假设 $w(x, y)$ 为原始无噪声图像, $h(x, y)$ 为噪声图像, $v(x, y)$ 是均值为 0、方差为 σ^2 的随机噪声信号,则噪声数学模型为

$$h(x, y) = w(x, y) + v(x, y)。 \quad (1)$$

随机噪声信号可以根据高斯正态分布描述,概

率密度函数 $p(z)$ 可以表示为

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-u)^2/(2\sigma^2)}, \quad (2)$$

式中: z 表示灰度值; u 表示灰度值的期望值; σ 表示灰度值的标准差。

2.2 图像差分 and 图像下采样

图像差分思想^[9]主要利用图像中像素点的灰度值与门限值进行比较,削弱图像相似的部分,突出变化的部分^[10],主要分为灰度差值和门限阈值的计算。假设原始噪声图像的像素灰度值为 $f_A(x, y)$, 噪声分布像素灰度值为 $n_B(x, y)$, 将两幅图对应的像素点的灰度值作差,得到差分后的图像灰度分布 $h_K(x, y)$:

$$h_K(x, y) = |f_A(x, y) - n_B(x, y)|。 \quad (3)$$

通过自适应阈值分割方法 (OTSU) 计算阈值 T ^[11]。首先通过图像像素灰度级对阈值进行分类,利用灰度级的概率密度得到图像的平均灰度值。其次计算出最大类间方差时的阈值,最后对上述差值的像素点进行二值化处理^[12]:

$$h_K(x, y) = \begin{cases} 0, & h_K(x, y) \leq T \\ 255, & h_K(x, y) > T \end{cases}。 \quad (4)$$

通过差分算法可以减小噪声区域的像素值,得到干净的图像。利用残差学习得到 PCB 噪声图像;然后通过差分算法去除 PCB 噪声区域,在通过图像滤波过滤冗余信息后,得到 PCB 纯净图像;最后对图像进行去噪算法评价,得到实验结果。

在去噪算法中去噪效率为评价的重要指标,在传统的卷积神经网络去噪算法中主要通过减小网络的深度获得高的去噪效率。但是,随着网络深度的减小,去噪的能力会有所下降,甚至在去噪过程中噪声和图像细节一并去除掉,导致图像的细节缺失。所提去噪算法结合了图像下采样的思想,利用下采样之后扩大的感受野来提高图像去噪的效率。下采样的具体操作为:输入一幅分辨率为 $M \times N$ 的图像,对其进行 s 的缩放,得到分辨率为 $(M/s) \times (N/s)$ 的图像。通过对图像进行加权平均,对相邻像素点的像素值进行加权平均得到新的像素点。在下采样以后,通过残差神经网络对图像特征信息进行提取。

2.3 残差学习

由于神经网络拥有灵活的网络结构和强大的学习能力,因此深度学习技术在图像去噪领域上大放异彩。但是随着去噪网络结构的加深,会出现梯度消失或者梯度爆炸的问题,网络性能退

化^[13]。残差学习框架的提出主要就是解决网络深度的问题。残差学习策略,即几个堆叠的恒等映射和快捷连接组成的残差元,残差元主要由两层神经网络组成,残差元结构如图 1 所示。基于残差映射的学习策略,深层次的 CNN 可以很容易训练,提高了图像处理的准确性和速度^[14]。

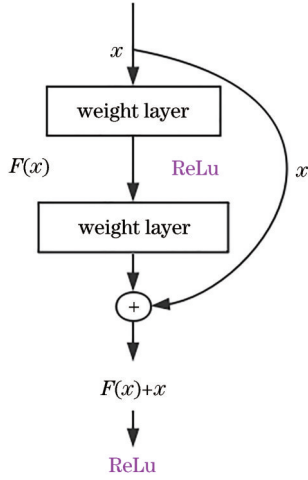


图 1 残差元
Fig. 1 Residual element

对于 PCB 图像去噪,由于 PCB 完整图像包含的信息十分丰富,学习图像信息较少的噪声子图像相比学习整幅图像信息的难度要低,因此通过更深网络和非线性特征提取,得到 PCB 图像的噪声分布子图像。然后在残差结构中加入图像差分思想,利用噪声图像与噪声子图像进行差分,得到去噪后的干净 PCB 图像。同时,为了提升训练效果,还采用

了批量归一化和 Adam 算法优化训练过程。

3 基于残差学习的 PCB 图像去噪算法

3.1 PCB 图像去噪网络设计

构建的 PCB 图像去噪结构主要由 4 部分组成:噪声图像的下采样、主干网络、图像差分操作和去噪图像的上采样,具体的 PCB 去噪算法结构示意图如图 2 所示。其中主干网络有 16 层卷积网络,并引入了 7 个残差块连接。第 1 层网络由卷积层和激活函数组成,第 2~15 层由卷积层、批量归一化和激活函数组成,第 16 层由单独的卷积层组成。

具体的 PCB 图像去噪过程:首先对含噪声的 PCB 图像进行图像预处理;再经过图像下采样对 PCB 图像进行采样缩放,在下采样过程中利用图像均值操作对图像相邻像素值进行加权平均,将图像变为原始图像的四分之一,并作为残差去噪网络结构的输入;经过残差网络后得到估计的噪声分布子图像,再使用图像差分思想将含噪子图像减去估计的噪声图像,从而得到干净的子图像。

3.2 去噪目标损失函数设定

对于所提 PCB 去噪算法,采用残差学习思想去学习噪声子图像 $R_i \approx v$, 然后采用图像差分操作 $x_i = y_i - v_i$, 规定 PCB 去噪算法的损失函数为

$$l = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|R_i - (y_i - x_i)\|_2^2, \quad (5)$$

式中: R_i 为网络学习到的噪声子图像; y_i 为噪声图像; x_i 为干净图像。

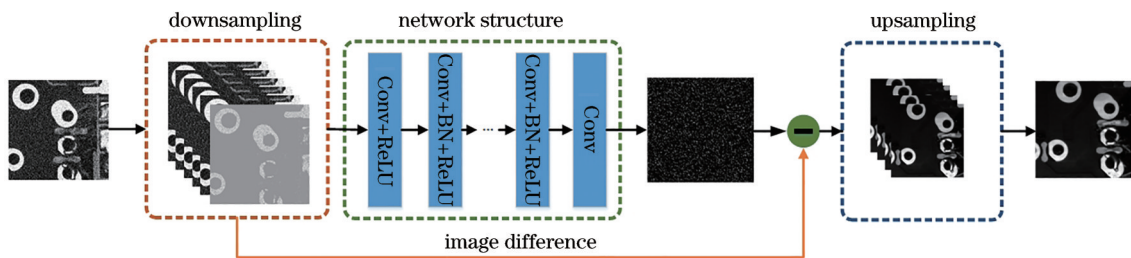


图 2 PCB 图像去噪算法结构
Fig. 2 Structure of PCB denoising algorithm

3.3 激活函数选择

为了有效快速地获取图像的特征信息,在 PCB 图像去噪算法中加入了 ReLU 激活函数^[8]。去噪网络最主要的目标是从原始图像中抽离出关键噪声信息,然而原始图像中的信息都是相互交错的,所以在网络训练过程中对激活函数的收敛速度有很

大的要求。而传统的激活函数 tanh 和 sigmoid 实际收敛速度较慢、计算量大,并且对于反向传播 sigmoid 函数,很容易出现梯度消失的情况。但是 ReLU 激活函数可以过滤掉小于零的部分,引入稀疏性,并且根据网络的梯度训练自动选择合理的激活值,即动态调节稀疏比率,保证目标函数拟合误

差不断减小。ReLU 激活函数的表达式为

$$f(x) = \max(0, x) \quad (6)$$

在 PCB 图像去噪算法中,设计的网络属于深层网络,在训练过程中需要避免梯度消失和过拟合的问题。但是通过 ReLU 图像可知:当 x 小于 0 时,函数值为 0,即不会被激活;只有当 x 大于 0 时,函数才会被激活,等价于斜率为 1 的正比例函数,ReLU 函数图像如图 3 所示。在 PCB 去噪网络加深的过程

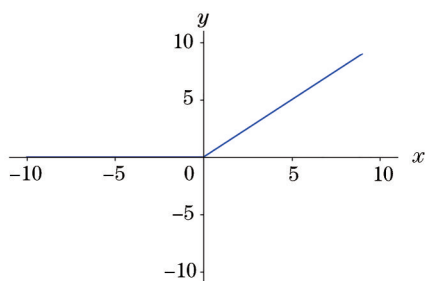


图 3 ReLU 函数

Fig. 3 ReLU function

中,ReLU 通过稀疏掉小于零的部分,加快训练速度。

3.4 网络训练流程设计

通过工业摄像机采集到的 PCB 图像来训练网络,利用 PCB 图像和高斯白噪声合成噪声数据集,噪声数据集如表 1 所示。

表 1 噪声数据集中的图片数量

Table 1 Number of images in noise dataset

Dataset	$\sigma=15$ dB	$\sigma=25$ dB	$\sigma=35$ dB
Training data	7062	7062	7062
Testing data	334	334	334

所提去噪网络训练主要由前向传播和反向传播两个过程组成。对于前向传播,从训练集中选择一个样本,通过去噪网络计算出去噪后的图像。对于反向传播,按照最小化损失函数的方法,利用 Adam 优化器进行网络参数的优化,得到最优的网络。训练流程如图 4 所示。

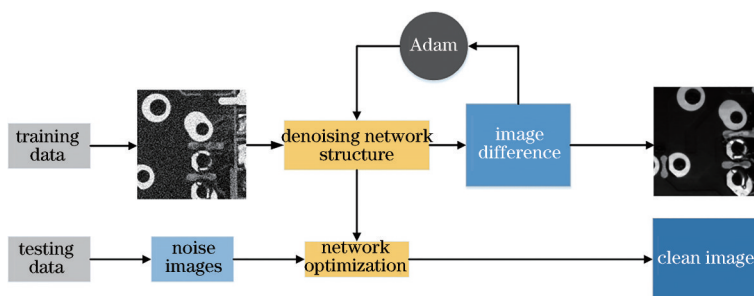


图 4 PCB 去噪网络训练流程

Fig. 4 Training process of PCB denoising network

在设计的网络模型训练中,采用 Adam 算法代替原有的随机梯度下降(SGD)算法作为神经网络参数优化器,其中 Adam 算法结合了自适应梯度(AdaGrad)和均方根传播算法(RMS Prop)的优势^[15]。该算法计算了梯度和平方梯度的指数移动

平均值,并且通过参数 β_1 和 β_2 控制移动平均的衰减率。在 PCB 图像去噪网络学习中,该算法可以根据梯度的预算计算不同参数的自适应学习速率,提高参数更新的性能。具体算法流程如图 5 所示。

Adam algorithm processing
Step1: calculate the gradient of the loss function at time t : $g_t = \nabla l = \frac{\partial l}{\partial(w_t)}$
Step2: calculate the first-order momentum at time t : $m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$ the corrected first-order momentum is as $\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$
Step3: calculate the second-order momentum at time t : $v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$ the corrected second-order momentum is as $\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}$
Step4: calculate the descending gradient at time t of the PCB image denoising network: $\eta_t = l_r \cdot \hat{m}_t / \sqrt{\hat{v}_t}$
Step5: update the network training weight parameter w : $w_{t+1} = w_t - \eta_t$
Where: w : weight parameter; l : loss function; l_r : learning rate; t : total number of iterations

图 5 Adam 算法流程

Fig. 5 Adam algorithm processing

4 实 验

4.1 实验条件

为了验证所提算法的有效性,使用自制 PCB 图像数据集作为图像去噪的训练数据和测试数据,该数据集包含 7062 张图像。所有的图像大小都被调整为 256×256 。在网络训练过程中,选取数据集中 7062 幅图像作为训练集,并在训练集图像中添加高斯白噪声。

采用 Tensorflow 深度学习框架进行结构的搭建和模型的训练。其中软件配置为:深度学习框架 Tensorflow2.2、集成开发环境 Pycharm 2019.3.3 和 Anaconda3。硬件配置为:Windows,选用 Intel(R) Core (TM) i7-9700K 的 CPU, NVIDIA GeForce RTX 2060 SUPER 的 GPU。

4.2 评价指标与网络结构消融实验

选用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 作为评价指标评估图像去噪的效果^[16]。其中 PSNR 的计算公式为

$$P_{SNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{M_{AX}}{\sqrt{M_{SE}}} \right), \quad (7)$$

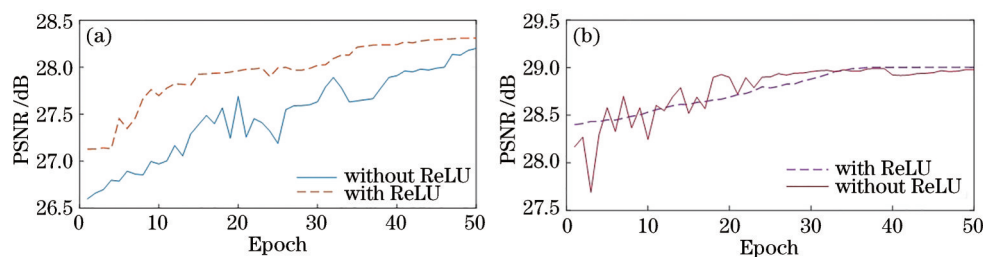


图 6 网络结构消融实验结果。(a) SGD 优化器;(b) Adam 优化器

Fig. 6 Experimental results of network structure ablation. (a) SGD optimizer; (b) Adam optimizer

4.3 实验结果

对于图像的噪声等级,采用 3 种不同强度的噪声进行去噪实验,分别用 $\sigma=15$ dB, 25 dB, 35 dB 表示。其中不同的图像去噪算法的 PSNR 和 SSIM 如表 2 所示。

此外为了测试各种算法的去噪效果,在噪声等

式中: M_{SE} 是原图像与处理图像之间的均方误差; M_{AX} 表示图像颜色的最大值,取 255。PSNR 值越大,原始图像和处理之后的图像均方误差越小,图像处理质量也就越好;SSIM 越大,表示处理后的图像与原图像的相似度越高,图像去噪的效果越好。

为了验证所提算法的优越性,对所提算法与传统中值滤波去噪算法、小波变换去噪、DnCNN 进行比较。同时为了证明在网络结构中添加 ReLU 激活函数和选用 Adam 优化器的好处,还设计了网络结构的对照实验。对于输入 PCB 噪声图像,通过设置有无 ReLU 激活函数来研究 ReLU 激活函数对 PCB 图像去噪的影响。其次还采用不同的算法优化器进行对比实验,将 SGD 与 Adam 算法优化器分别加入网络结构中进行对比。网络结构消融实验结果如图 6 所示。通过曲线图可以看出,采用 ReLU 激活函数会提高图像去噪性能,随着网络训练过程的进行,去噪结果会趋于稳定,而不用 ReLU 激活函数则会出现梯度消失的现象。Adam 则会提高图像去噪的质量,提高去噪结果的 PSNR 值。

级 $\sigma=25$ dB 下选取部分图像进行可视化展示。对图像区域进行局部放大,如图 7 所示。其中图 7(a)为原始图像,图 7(b)为 $\sigma=25$ dB 时的噪声图像,图 7(c)为中值滤波去噪后的图像,图 7(d)为小波变换去噪后的图像,图 7(e)为 DnCNN 方法去噪后的图像,图 7(f)为所提算法去噪后的图像。从图 7 可以看出:

表 2 不同算法去噪实验结果

Table 2 Denoising experiment results of different algorithms

Noise level /dB	Median filter algorithm		Wavelet transform algorithm		DnCNN		Proposed algorithm	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
$\sigma=15$	28.0318	0.7854	29.4439	0.8364	29.9231	0.8319	31.9231	0.8595
$\sigma=25$	26.6213	0.7291	27.1390	0.8253	28.5236	0.8023	31.6195	0.8457
$\sigma=35$	23.9974	0.6227	25.2371	0.7753	26.9512	0.7513	30.1610	0.8367

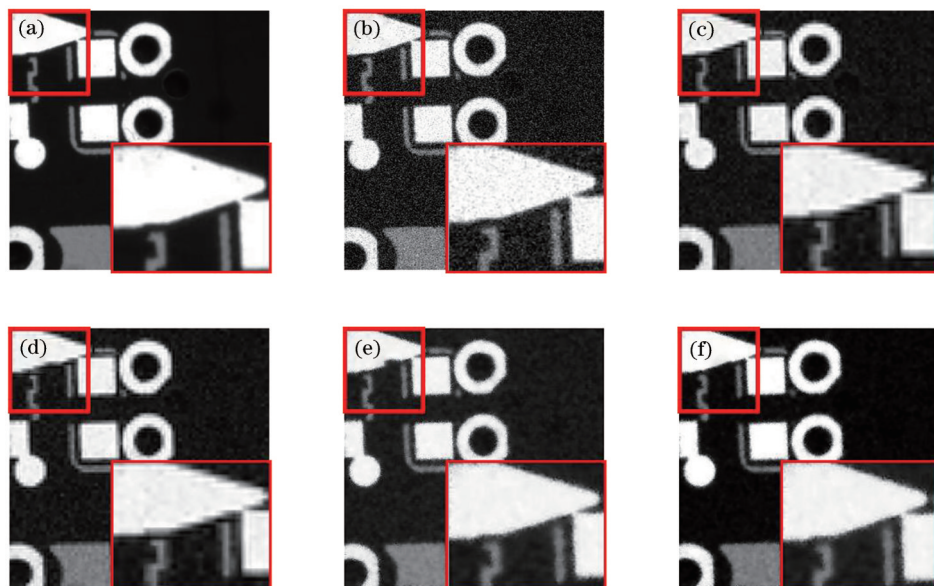


图 7 去噪对比实验结果图。(a)原始图像;(b)高斯噪声图像;(c)中值滤波算法;(d)小波变换算法;(e) DnCNN方法;(f)所提算法

Fig. 7 Denoising comparison experiment results. (a) Original image; (b) Gaussian noise image; (c) median filter algorithm; (d) wavelet transform algorithm; (e) DnCNN; (f) proposed algorithm

中值滤波和小波变换方法在去噪后,PCB 边缘特征会被虚化,导致边缘细节缺失;而 DnCNN 方法能很好地保持图像的边缘细节,但是对于图像的背景会有轻微模糊的问题;所提算法在背景模糊的问题上处理得较好,并且也能保持 PCB 图像的边缘细节。

为了更加直观地验证所提算法的性能,还得出去噪后图像的灰度值直方图,如图 8 所示。通过对比原始图像和不同算法去噪后图像的灰度值分布可以看到,中值滤波和小波变换的灰度值直方图和原始图像相差较大,去噪效果较差;DnCNN 和所

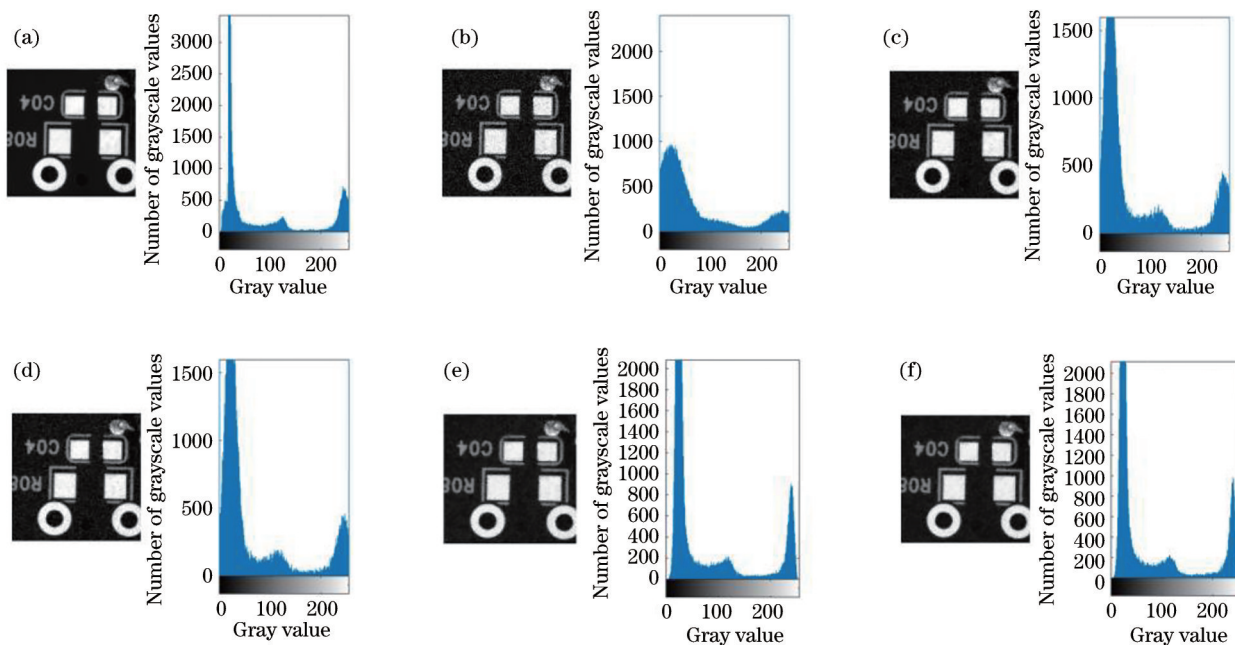


图 8 图像去噪灰度值直方图。(a)原始图像;(b)高斯噪声图像;(c)中值滤波算法;(d)小波变换算法;(e) DnCNN 方法;(f)所提算法

Fig. 8 Gray value histograms of image denoising. (a) Original image; (b) Gaussian noise image; (c) median filter algorithm; (d) wavelet transform algorithm; (e) DnCNN; (f) proposed algorithm

提算法的灰度值直方图和原始图像相差较小,但是 DnCNN 方法在去噪过程中会使背景模糊,其在灰度值较小的分布比所提算法要大。

4.4 去噪速度对比

不同去噪算法的平均运算时间如表 3 所示,从

表 3 可以看出,所提算法的去噪时间相比其他方法要少很多,处理一张 PCB 噪声图像大约需要 1.23 s,相较于传统的滤波去噪算法在速度上快了接近 7 倍,主要原因是所提算法在训练过程中加入了残差学习的思想,利用优化设计后的残差网络结构提高去噪性能。

表 3 PCB 图像去噪平均时间

Table 3 Average time of PCB image denoising

Parameter	Median filter algorithm	Wavelet transform algorithm	DnCNN	Proposed algorithm
Time /s	8.23	7.64	2.51	1.23

5 结 论

提出一种基于残差学习的 PCB 图像去噪算法,该算法由图像差分 and 残差神经网络模块组成。通过深度神经网络对图像噪声特征进行提取,进而采用差分思想进行噪声的去除。在构建残差元时采用了批量归一化和 ReLU 激活函数对卷积层进行设计,通过 Adam 网络优化器对训练过程进行优化。利用不同的算法测试了 PCB 图像去噪的效果,实验证明,相比较传统的算法,所提算法在去噪效果上更好,在边缘细节的保留上做得更好。但是,在测试中发现所提算法在去噪后的灰度值与原始图像的灰度值相比存在细微差异,在大于 200 和小于 100 的灰度值分布中所提算法比较集中,原因是图像边缘细节不突出,在去噪过程中部分纹理被当成噪声。在今后的研究中,将继续研究如何保留更多的边缘细节信息的问题。

参 考 文 献

- [1] 乔闹生, 孙萍. 印制电路板线路检测研究[J]. 光子学报, 2013, 42(11): 1355-1359.
Qiao N S, Sun P. Circuitry detection in printed circuit board[J]. Acta Photonica Sinica, 2013, 42(11): 1355-1359.
- [2] Zhang X J, Ye W Z. An adaptive fourth-order partial differential equation for image denoising[J]. Computers & Mathematics With Applications, 2017, 74(10): 2529-2545.
- [3] Wu J. Wavelet domain denoising method based on multistage median filtering[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2013, 20(2): 113-119.
- [4] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [5] 余丽红, 曹蕾, 柳贵东, 等. PCB 图像的自适应全变分去噪算法[J]. 红外技术, 2018, 40(9): 875-880.
Yu L H, Cao L, Liu G D, et al. An adaptive total variation denoising algorithm for printed circuit board images[J]. Infrared Technology, 2018, 40(9): 875-880.
- [6] Burger H C, Schuler C J, Harmeling S. Image denoising: can plain neural networks compete with BM3D? [C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 2392-2399.
- [7] Zhang K, Zuo W M, Chen Y J, et al. Beyond a Gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2017, 26(7): 3142-3155.
- [8] 钱满, 张向阳, 李仁昌. 改进卷积神经网络 SAR 图像去噪算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(14): 176-182.
Qian M, Zhang X Y, Li R C. Improved convolutional neural network for SAR image despeckling algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(14): 176-182.
- [9] Liu F, Song Q Z, Jin G H. The classification and denoising of image noise based on deep neural networks[J]. Applied Intelligence, 2020, 50(7): 2194-2207.
- [10] 张怡, 孙永荣, 刘梓轩, 等. 基于 RTK 定位的图像差分跑道异物检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10): 51-56.
Zhang Y, Sun Y R, Liu Z X, et al. Image difference detection of FOD based on RTK positioning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(10): 51-56.
- [11] Cai Y F, Chen T Y, Wang J, et al. Image noise reduction in computed tomography with non-local means algorithm based on adaptive filtering coefficients [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 10(7): 0710001.

- 蔡玉芳, 陈桃艳, 王珏, 等. 基于自适应滤波系数的非局部均值计算机层析成像的图像降噪方法[J]. 光学学报, 2020, 40(7): 0710001.
- [12] Londe P P, Chavan S A. Automatic PCB defects detection and classification using MATLAB[J]. International Journal of Current Engineering and Technology, 2014, 4(3): 31-36.
- [13] 王永利, 曹江涛, 姬晓飞. 基于卷积神经网络的PCB缺陷检测与识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 78-84.
- Wang Y L, Cao J T, Ji X F. PCB defect detection and recognition algorithm based on convolutional neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 78-84.
- [14] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [15] Pan T, Peng D, Yang W, et al. A filter for SAR image despeckling using pre-trained convolutional neural network model[J]. Remote Sensing, 2019, 11(20): 2379.
- [16] Zhang K, Zuo W, Zhang L. FFDNet: toward a fast and flexible solution for CNN based image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2018, 27(9): 4608-4622.