

基于局部路径特征信息神经网络的图像去噪

王慧, 冯金顺, 程正兴

引用本文:

王慧, 冯金顺, 程正兴. 基于局部路径特征信息神经网络的图像去噪[J]. 液晶与显示, 2020, 35(1): 70–79.

WANG Hui, FENG Jin-shun, CHENG Zhen-xing. Image denoising based on local path feature in formation neural network[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(1): 70–79.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203501.0070>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于卷积神经网络的图像去雾算法

Image defogging algorithms based on multiscale convolution neural network

液晶与显示. 2019, 34(2): 220–227 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193402.0220>

本征图像分解的稀疏表示彩色图像去噪算法

Color image denoising algorithm based on intrinsic image decomposition and sparse representation

液晶与显示. 2019, 34(11): 1104–1114 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193411.1104>

基于小波域Curvelet变换的湍流图像去噪算法

Atmospheric turbulence image denoising algorithm based on wavelet-domain curvelet transform

液晶与显示. 2017, 32(11): 905–913 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173211.0905>

基于开关二级检测的图像椒盐噪声滤波算法

Salt and pepper noise filtering algorithms based on switch two-stage detection

液晶与显示. 2019, 34(1): 74–80 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193401.0074>

改进离散格子玻尔兹曼方法的图像去噪

Image denoising based on modified discrete lattice Boltzmann method

液晶与显示. 2017, 32(4): 294–301 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173204.0294>

文章编号:1007-2780(2020)01-0070-10

基于局部路径特征信息神经网络的图像去噪

王 慧¹, 冯金顺^{1*}, 程正兴²

(1. 南阳理工学院 师范学院, 河南 南阳 473000;

2. 西安交通大学 数学与统计学院, 陕西 西安 710049)

摘要: 图像去噪旨在减少或消除噪声对图像的影响, 这一过程往往会有高频细节信息的丢失。为了在去除图像噪声的同时保护图像的边缘信息与纹理细节, 本文提出了一种能够连接图像局部路径信息的神经网络, 该网络训练完成后可以直接对含噪声图像进行降噪, 不需要对图像进行预处理。本文提出的神经网络包括 3 个部分: 特征提取层、信息连接模块、信息重建层。信息连接模块是该网络的关键部分, 通过残差学习连接局部长路径和局部短路径的特征信息。实验结果表明, 经本文处理后的图像在有参考的图像质量评价指标 PSNR 和 SSIM 上均有明显提升, PSNR 最高可以达到 34.87 dB, SSIM 可以达到 0.87 以上; 在无参考的图像质量评价指标 BRISQUE 和 NIQE 上均有明显下降。本文算法对不同水平、不同种类的算法都有相对较好的效果, 且性能优于一般算法, 在去噪工作中有一定的实用价值。

关键词: 图像去噪; 卷积神经网络; 信息连接模块; 增强单元

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20203501.0070

Image denoising based on local path feature in formation neural network

WANG Hui¹, FENG Jin-shun^{1*}, CHENG Zhen-xing²

(1. Normal College, Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473000, China;

2. School of Mathematics and Statistics, Xi'an Jiao Tong University, Xi'an 710049 China)

Abstract: Image denoising aims to reduce or eliminate the effects of noise on images. This process often has the loss of high frequency information. In order to protect the edge information and texture details of the image while removing image noise, a convolution neural network which can connect image local path information is proposed. After training, the network can directly denoise the noisy image without preprocessing the image. The neural network proposed in this paper consists of three parts, feature extraction layer, information connection blocks and information reconstruction layer. The information connection blocks are key part of the network, and the mixed feature information of the local long path and the local short path is extracted through residual learning. The experimental results show that the image processed by this algorithm has a significant improvement on the reference image quality evaluation index PSNR and SSIM, the maximum PSNR can reach 34.87 dB, SSIM can reach more than 0.87, and the image quality evaluation index BRISQUE and NIQE without reference have a

收稿日期: 2019-05-09; 修订日期: 2019-10-27.

* 通信联系人, E-mail: nyfis@163.com

significant decline. The algorithm in this paper has a relatively good effect on different levels and different kinds of algorithms, and its performance is better than the general algorithm. It has a certain practical value in denoising work.

Key words: image denoising; convolutional neural network; information connection blocks; enhancement unit

1 引言

图像去噪是指从被噪声破坏信息的图像中恢复原始图像信息的过程。由于成像设备和外界条件的影响,噪声干扰在图像传感过程中是不可避免的。噪声会严重降低所获取的图像的视觉质量,影响图像的边缘和纹理,导致图像信息的可靠性下降,影响进一步的图像处理。去除噪声是各种图像处理和计算机视觉工作中必不可少的步骤,其处理结果的好坏直接影响着边缘检测、目标识别等各种后续任务的顺利进行。因此,研究以及优化图像去噪算法具有重要意义。

图像去噪算法主要有以下几种。首先有基于空间域滤波的图像去噪算法,如非局部均值滤波、引导滤波等^[1-2]。基于空间域算法虽然计算复杂度低,但是去噪图像容易丢失细节信息。还有基于变换域图像去噪算法^[3-6],例如去噪领域广泛使用的小波变换图像去噪算法。该算法是将图像信号变换到小波域进行多层分解,实现信噪有效分离。由于小波变换存在一些固有的缺陷,例如会在系数奇异点附近出现震荡现象、在高维空间缺乏足够的方向性以及缺乏平移不变性,基于小波变换的去噪算法会有一定的局限性。其次有基于稀疏表示理论的去噪算法^[7-9]。稀疏表示理论下的去噪算法利用图像在过完备字典下的稀疏表示实现去噪功能,而该字典可由图像数据库的图像块学习得到。Aharon 等提出 K-奇异值分解(K-Singular Value Decomposition, K-SVD)图像去噪算法^[7],Dong 等提出基于非局部集中稀疏表示(Non-locally Centralized Sparse Representation, NCSR)算法^[8],焦莉娟等人提出近邻局部 OMP 稀疏表示图像去噪^[9]。基于稀疏表示理论的图像去噪算法存在对信号利用率不足、算法运行时间过长的问题,以及凸优化算法中最速下降的锯齿现象。另外有基于统计特性的去噪算法^[10-13],如 BM3D(Block-Matching and 3D filtering)算法^[11]

和基于图像块统计特性的(Expected Patch Log Likelihood, EPLL)算法^[13]。此外还有基于变分法的图像去噪算法^[14-16]。这些算法有一定的去噪效果,但是去噪图像会丢失一部分纹理细节信息。近年来,深度学习方法在图像处理领域得到广泛的应用,例如深度学习算法对电镜图像^[17]或者红外图像^[18]的去噪都取得了一定的效果,国外学者近来也提出了将深度学习用于图像去噪效果相对优良的图像去噪算法^[19-23],如 Aljadaany 提出 Proximal Splitting Networks 用于图像去噪以及 Zhao 等人提出的将 Fully Convolutional Networks 用于图像去噪都取得了不错的效果。

图像去噪可以看作噪声图像到无噪图像的非线性映射问题,卷积神经网络作为一种深度网络,能够很好地建立映射关系。不同于传统的去噪算法,卷积神经网络通过学习映射来预测图像丢失的高频细节信息,根据已有的噪声图像来获得高质量的图像。本文引入深度卷积神经网络来对图像进行去噪,提出了一种包含信息连接模块的网络结构。该网络有着轻量级参数和计算复杂度,在保持较高精度的同时也能保持实时速度。对训练好的网络直接输入含噪声图像,用特征提取模块对噪声图像进行特征提取,再由信息连接模块通过残差学习来连接局部长、短路径特征信息,最后由信息重建层整合这些学习到的特征信息,重建出去噪图像。该网络结构通过使用残差学习,解决了深层网络结构的退化问题,在去除噪声的同时有效地保留了图像的纹理细节信息。

2 噪声分布

噪声在图像上常表现为一种引起较强视觉效果的孤立像素点或像素块。噪声信号是指与研究对象不相关的无用信息,能扰乱图像的可观测信息。图像噪声主要来源于两个方面:图像获取过程中和图像传输过程中。图像传感器在采集图像过程中,由于受传感器材料属性、工作环境、电子

元器件和电路结构等影响,会引入噪声;由于传输介质和记录设备等的不完善,数字图像在其传输记录过程中也会受到噪声的污染。

本文算法主要针对高斯白噪声、椒盐噪声和泊松噪声,它们可以认为是由概率密度函数(Probability Density Function, PDF)表示的随机变量。高斯噪声是指它的概率密度函数服从高斯分布的一类噪声,高斯概率密度函数为:

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

其中 z 表示灰度值, μ 表示 z 的数学期望, σ 表示 z 的标准差。泊松噪声是指噪声分布服从泊松分布的一类噪声,泊松分布的概率函数为:

$$P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k=0,1,\dots, \quad (2)$$

泊松分布的数学期望和方差均为 λ 。椒盐噪声又称为脉冲噪声,它的 PDF 为:

$$p(z) = \begin{cases} p_a & z=a \\ p_b & z=b \\ 0 & \text{其他} \end{cases}, \quad (3)$$

b 和 a 通常是饱和值,即它们是图像中可表示的最大值和最小值,因此一般为 255 和 0。设 $b>a$, 则灰度值 b 在图像中是一个亮点, a 则是一个暗点。若 b 和 a 中有一个为 0,则称为单极脉冲。视觉上双极脉冲噪声类似于餐桌上的胡椒和盐粉,因而称为椒盐噪声,亮点对应于“盐粉”,而暗

点对应于“胡椒”。典型的去噪模型可表示为:

$$g(x,y) = h(x,y) + f(x,y), \quad (4)$$

其中 $g(x,y)$ 是含有噪声的图像, $h(x,y)$ 是没有噪声的原始图像, $f(x,y)$ 是添加的加性噪声项,例如高斯噪声。去除噪声的过程就是要获得一个最接近原始图像的一个预测值 $\hat{h}(x,y)$ 。利用卷积神经网络去噪就是学习一个非线性映射:

$$G:g \rightarrow h, \quad (5)$$

即含噪声图像到去噪图像的一个非线性映射。

3 基于连接局部特征信息网络的图像去噪算法

3.1 网络结构

卷积神经网络是人工神经网络与深度学习相结合,通过反向传播算法训练卷积神经网络中的权重,从而实现深度学习的方法。卷积神经网络不仅具有传统神经网络的较好容错性、自适应性和较强自学习能力等优点,还具有自动提取特征、权值共享以及输入图像与网络结构结合良好等优势。卷积神经网络使用标准的反向传播算法进行训练,参数估计的数量比较少,相比于其他网络结构更容易训练。权值共享网络结构能够降低网络模型的复杂度,从而降低权值的个数,相对减少了针对图像去噪网络的训练时间。

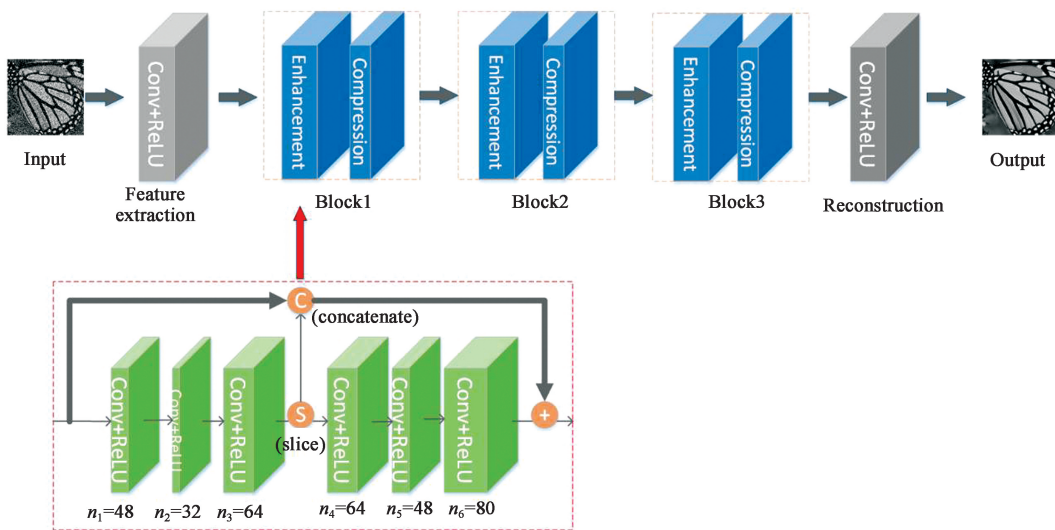


图 1 网络结构

Fig.1 Architecture of the proposed network

本文提出的卷积神经网络结构主要包括 3 个部分,一个特征提取层,3 个结构完全相同的信息连接模块,一个重建层。每个信息连接模块由一个增强单元和一个压缩单元构成,整个网络结构如图 1 所示。令 x 和 y 分别表示整个网络结构的输入与输出,特征提取层是卷积核大小为 3×3 的卷积层,用来提取带有噪声图像的特征,这个过程表示为:

$$C_0 = f_0(x), \quad (6)$$

f_0 表示提取特征的非线性映射, C_0 表示提取到的特征。接下来的部分是 3 个信息连接模块,每个连接模块都由一个增强单元和一个压缩单元构成。这个过程表示为:

$$C_k = f_k(C_{k-1}), k=1,2,3, \quad (7)$$

f_1, f_2, f_3 分别表示 Block1, Block2, Block3 代表的非线性映射, C_1, C_2, C_3 分别表示 Block1, Block2, Block3 的输出。接下来是一个信息重建层,可以表示为:

$$y = F(C_3), \quad (8)$$

于是完整的网络结构可以表示为:

$$y = F(f_3(f_2(f_1((f_0(x)))))), \quad (9)$$

整个网络结构每层的参数设置如表 1 所示,由于卷积核较小,每层卷积核的数目也相对较少,所以该网络的计算复杂度相对较低。

其中增强单元的结构为图 1 红色虚线框内所示,由 6 个卷积层构成,每层卷积核的大小都为 3×3 且都有线性激活函数(ReLU),其中 C 和 S 分别代表连接操作和切片操作。当前一个 Block 的输入为 C_{k-1} , 则有 $P_1^k = R^1(C_{k-1})$ 。 C_{k-1} 是前一个模块的输出,也是当前模块的输入。 R^1 为链式卷积操作,即增强单元前 3 个卷积层的卷积操作, P_1^k 为第 k 个增强单元前 3 个卷积层的输出,即提取到的局部短路径特征信息,维度为 n_3 ,通

过切片操作分为两部分。 P_1^k 中维度为 n_3/h 特征图和当前增强单元第一个卷积层的输入在通道维度上进行连接:

$$H_1^k = C(S(P_1^k, 1/h), C_{k-1}), \quad (10)$$

$S(P_1^k, 1/h)$ 表示 n_3/h 维特征提取自 P_1^k 。连接操作的目的是为了结合之前提取的特征信息和当前的特征信息,它可以被看作是保留了局部短路径信息。将 P_1^k 剩余的信息作为增强单元第 4 个卷积层的输入,来进一步提取长路径特征信息:

$$H_2^k = R^2(S(P_1^k, 1 - 1/h)), \quad (11)$$

R^2 为增强单元后一部分的链式卷积操作, H_2^k 为增强单元第二部分的输出,也就是提取到的局部长路径特征信息。最后,如图 1 所示,将输入信息、局部短路径信息和局部长路径信息合并,即进行求和操作。增强单元可以表示为:

$$E^k = H_1^k + H_2^k = C(S(R^1(C_{k-1}), 1/h), C_{k-1}) + R^2(S(R^1(C_{k-1}), 1 - 1/h)), \quad (12)$$

增强单元的主要作用在于:通过一个连接操作实现了输入特征信息和局部短路径信息的连接;通过一个求和操作实现了输入信息、局部短路径信息和局部长路径信息的合并。这种保留局部信息的方法,很大程度上避免了学习过程中图像信息的丢失,使得图像的边缘和纹理细节等高频信息得以更好地保留。传统的去噪算法,由于不能很好地保留图像的细节信息,就会导致去除噪声后的图像出现平滑、模糊等现象。增强单元的使用,很好地解决了这一问题,可以获得更高质量的图像。

压缩单元由 1 个卷积层构成,通过 1×1 卷积核实现压缩机制。压缩单元的作用在于减少特征图维度,降低计算复杂度。压缩单元可以表示为:

$$B_k = g^k(E^k), \quad (13)$$

g^k 表示压缩单元的卷积操作。

表 1 每层的参数设置

Tab.1 Parameters setting of layers

模块	层	卷积核大小	卷积核个数	Padding	步长
特征提取层	第一层	3×3	64	1	1
	第一层	3×3	48	1	1
Block	第二层	3×3	32	1	1
	第三层	3×3	64	1	1

续 表

模块	层	卷积核大小	卷积核个数	Padding	步长
	第四层	3×3	64	1	1
	第五层	3×3	48	1	1
	第六层	3×3	80	1	1
	压缩单元	1×1	64	0	1
信息重建层	第一层	3×3	32	1	1

3.2 去噪算法流程

本文采用的损失函数为 MSE 均方误差:

$$l_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|I_i - \hat{I}_i\|_2^2, \quad (14)$$

算法流程为以下 5 个步骤:

步骤 1: 将自然图像集中的图像裁剪为大小相同的图像块, 给图像块加上噪声, 利用这些图像块产生样本数据, 并对样本数据做归一化处理;

步骤 2: 将样本数据输入到已设计好的神经网络中, 在前向传播中得到隐含层和输出层的输出;

步骤 3: 计算输出层的输出数据和原始数据之间的误差;

步骤 4: 将所得误差沿原路返回, 通过修改各层的权值和偏置值使误差达到最小;

步骤 5: 固定神经网络的权值和偏置值, 输入含噪声的测试图像, 通过 Matlab 进行仿真实验, 获得去噪图像。

4 实验与结果分析

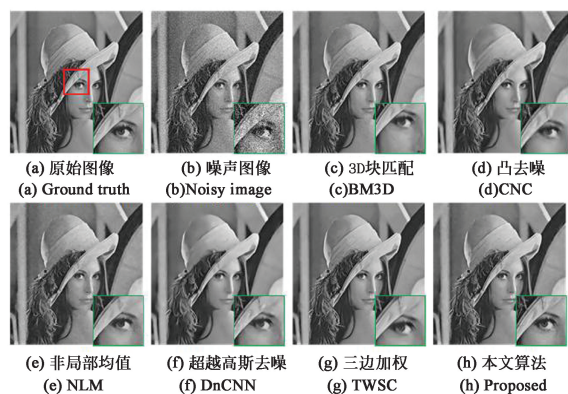
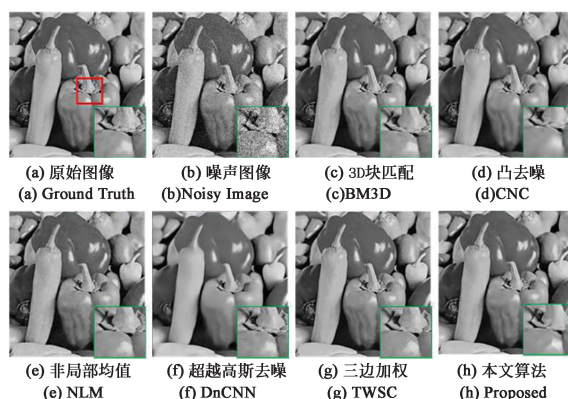
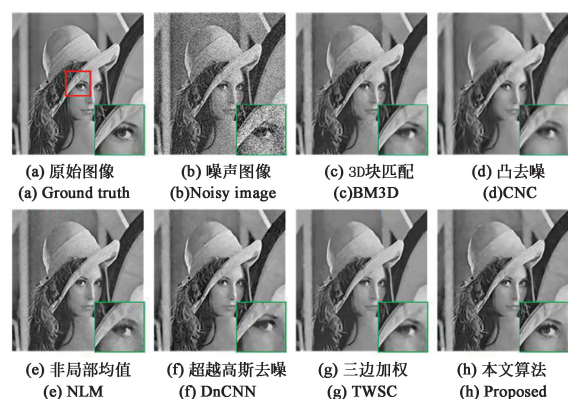
实验训练的数据集为 BSD100^[24], 通过将每张图像裁剪为更小的图像块来扩充训练集, 图像块尺寸为 33×33 , 可以得到约 82 000 个图像块。用于测试的数据集为 Set5^[25]、Set14^[26], 同样裁剪为 33×33 的图像块。本文对网络的训练采用 ADAM 算法对损失函数进行优化, 参数 beta1 为 0.9, 参数 beta2 为 0.999。本文的实验结果皆为 100 000 次迭代, 学习率为固定值 0.000 1。实验仿真的计算机硬件配置为 TntelCorei5-7300 与 Nvidia GeForceGTX1060, 操作系统为 Windows10, 使用 Caffe 深度学习框架来训练神经网络, 该框架支持 GPU 运算; 用于测试的软件为 Matlab R2017a。

常用的图像去噪的评测标准包括主观评价和客观量化。主观评价即人为观测图像, 评定输出图像的质量。本文采取有参考评价指标和无参考评价指标对实验结果进行量化。本文采用的两项有参考评价指标为峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural similarity index method, SSIM)。去噪后图像的 PSNR 值 (单位: dB) 越高, 则去噪后的图像相对于真实图像的失真越少; SSIM 值越接近 1, 去噪图像与原始图像的相似度越高。本文采用的两项无参考评价指标为 BRISQUE (Blind Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)^[27] 和 NIQE (Natural image quality evaluator)^[28]。BRISQUE 用 SVM (Support Vector Machine) 作回归, 其结果越高代表图像质量越差; NIQE (Natural image quality evaluator)^[29] 利用待评价图像特征模型参数与预先建立的模型参数之间的距离来确定图像质量, 数值越大, 图像质量越差。

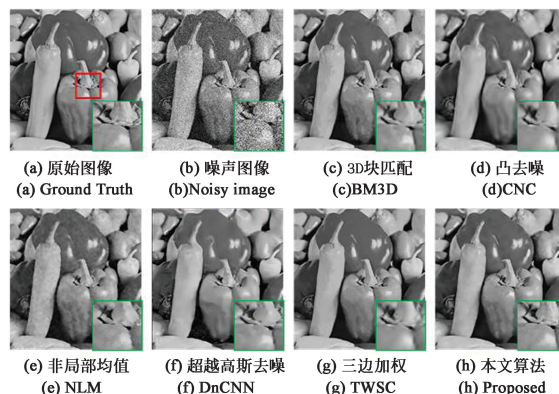
4.1 不同算法对高斯噪声去除效果对比

本节选取的对比算法有基于块匹配的 3D 滤波 BM3D 去噪方法^[11]、基于非凸紧框架的 CNC 算法^[21]、基于非局部相似性的 NLM 算法^[12]、基于深度学习的图像去噪算法^[19]、基于三边加权稀疏编码的 TWSC 算法^[29]。选取 set14 中的 Lena、Peppers 两幅图像进行视觉效果的对比如和客观量化。图 2、图 3 为 6 种算法对含 $\sigma=25$ 的高斯白噪声的图像的处理结果, 图 4、图 5 为 6 种算法对含 $\sigma=25$ 的高斯白噪声的图像处理结果, 绿色框线内是对红色框线部分的局部放大。

通过对以上实验结果的观察可以发现, 对于不同水平的噪声, BM3D 算法处理的图像人物面部细节出现了模糊; CNC 和 NLM 算法都对图像进行了平滑处理, 纹理细节不够明显; DnCNN 算法和 TWSC 算法在评价指标方面在一定程度上

图 2 6 种去噪算法对 Lena 图处理结果对比($\sigma=25$)Fig.2. Results comparison of 6 denoising algorithms on Lena image ($\sigma=25$)图 3 6 种去噪算法对 Peppers 图处理结果对比($\sigma=50$)Fig.3. Results comparison of 6 denoising algorithms on Peppers image ($\sigma=50$)图 4 六种去噪算法对 Lena 图处理结果对比($\sigma=50$)Fig.4. Results comparison of 6 denoising algorithms on Lena image ($\sigma=50$)

落后于本文算法,而且通过对眼部的局部放大可以观察到,本文算法能达到相对突出的效果。对

图 5 6 种去噪算法对 Peppers 图处理结果对比($\sigma=25$)Fig.5. Results comparison of 6 denoising algorithms on Peppers image ($\sigma=25$)

于 Peppers 图的处理,无论是噪声的去除还是纹理细节的保持,本文算法也都达到了相对较好的效果。

表 2 Lena 图 6 种算法实验结果对比($\sigma=25$)Tab.2 Experimental results comparison of 6 algorithms ($\sigma=25$)

Method	PSNR/dB	SSIM	BRISQUE	NIQE
BM3D	32.08	0.860 1	28.05	4.57
CNC	31.00	0.841 9	46.28	7.08
NLM	29.72	0.747 3	49.84	6.73
DnCNN	32.42	0.874 0	28.93	5.03
TWSC	32.22	0.865 7	30.30	5.33
本文算法	33.04	0.879 2	29.91	4.48

表 3 Peppers 图 6 种算法实验结果对比($\sigma=25$)Tab.3 Experimental results comparison of 6 algorithms ($\sigma=25$)

Method	PSNR/dB	SSIM	BRISQUE	NIQE
BM3D	32.03	0.831 3	35.82	5.70
CNC	31.00	0.817 0	57.19	8.88
NLM	29.27	0.738 9	38.81	7.79
DnCNN	30.84	0.849 5	33.35	6.21
TWSC	32.09	0.834 1	38.47	6.62
本文算法	34.87	0.877 6	34.85	5.40

表 4 Lena 图 6 种算法实验结果对比($\sigma=50$)Tab.4 Experimental results comparison of 6 algorithms ($\sigma=50$)

Method	PSNR/dB	SSIM	BRISQUE	NIQE
BM3D	29.05	0.798 8	28.60	5.32
CNC	27.80	0.773 9	63.70	9.53
NLM	25.42	0.517 6	51.11	9.58
DnCNN	29.38	0.773 4	33.08	6.34
TWSC	29.07	0.801 8	35.24	6.87
本文算法	29.86	0.788 9	31.20	5.41

表 5 Peppers 图 6 种算法实验结果对比($\sigma=50$)Tab.5 Experimental results comparison of 6 algorithms ($\sigma=50$)

Method	PSNR/dB	SSIM	BRISQUE	NIQE
BM3D	29.27	0.781 8	40.80	5.50
CNC	28.10	0.764 7	60.08	11.32
NLM	24.98	0.519 8	40.19	9.81
DnCNN	27.39	0.799 5	39.08	5.94
TWSC	29.38	0.788 1	40.41	6.89
本文算法	29.75	0.799 1	36.97	5.60

由表 2 可知,对于 Lena 图,本文算法 PSNR 比其他算法的值高出 0.62~6.16 dB, SSIM 比其他算法高 0.005 2~0.147 8, BRISQUE 和 NIQE 两项无参考评价指标对比其他算法也相对较低;由表 3 可知,对于 Peppers 图,本文算法的 PSNR 比其他算法高出 2.78~7.73 dB, SSIM 比其他算法高 0.028 1~0.159 1,两项无参考评价指标均低于其他算法。当高斯白噪声的水平达到 $\sigma=50$,由表 4 和表 5 可以观察到本文算法的 4 项客观量化指标仍然相对优于其他 5 种算法。综合以上的视觉效果评价和客观量化指标来看,本文算法相对优于所对比的 5 种算法。

4.2 对其他噪声去除效果对比

在图像去噪领域,大部分算法是针对高斯白噪声去噪,当噪声类型改变时,原有算法的效果就会变差或者完全失效。本文算法的泛化能力较强,对于泊松噪声和椒盐噪声也能达到较好的去除效果。

对于椒盐噪声,选取 Cameraman、Man 两幅图像进行视觉效果对比;对于泊松噪声,选取 Parrot、Starfish 两幅图像进行视觉效果对比。

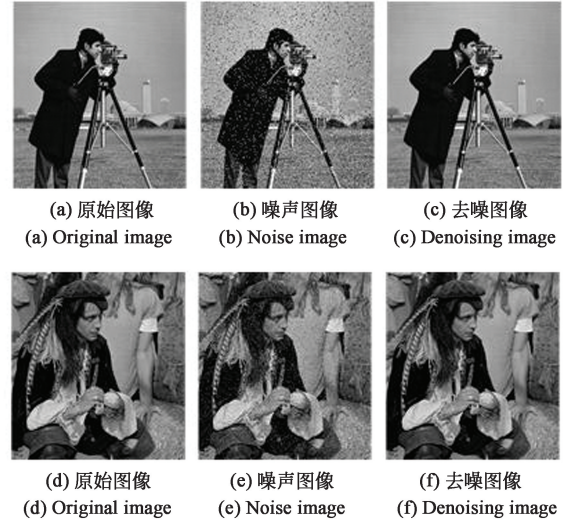


图 6 本文算法对 Cameraman 图和 Man 图处理结果
Fig.6. Results of the proposed method on the image Cameraman and Man

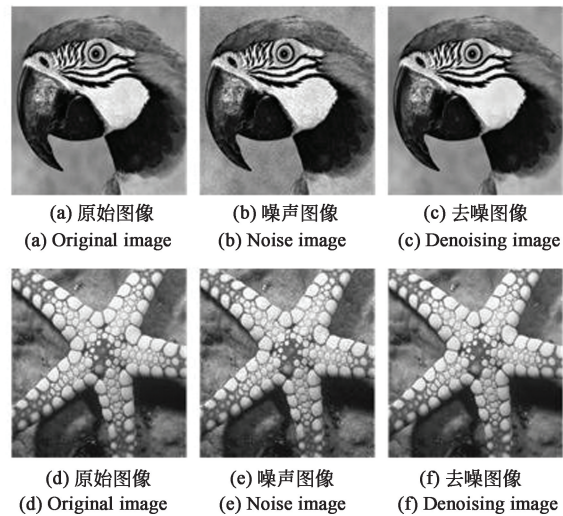


图 7 本文算法对 Parrot 图和 Starfish 图处理结果
Fig.7 Results of the proposed method on the image Parrot and Starfish

综合视觉效果和客观评价指标来看,本文算法对椒盐噪声和泊松噪声都比较有效,对椒盐噪声的效果尤为突出,PSNR 可以达到 45.00 dB, SSIM 可以达到 0.99 以上,两项无参考评价指标也均有相对较大程度的下降。而且本文算法同时能去除原图像带有的噪声,抑制振铃现象,经本文

表 6 本文算法在泊松噪声和椒盐噪声上的实验结果

Tab.6 Experimental results of the proposed method on the image with Poisson or salt & pepper noises

噪声	图像	噪声图像				去噪图像			
		PSNR/dB	SSIM	BRISQUE	NIQE	PSNR/dB	SSIM	BRISQUE	NIQE
Poisson	Cameraman	27.41	0.644 8	41.22	8.66	33.90	0.930 0	5.99	2.58
	Man	28.62	0.789 8	21.67	5.59	33.05	0.907 7	8.66	6.46
Salt&pepper	Parrot	17.02	0.373 2	79.61	29.89	39.70	0.993 5	5.51	3.88
	Starfish	17.30	0.438 1	73.65	34.03	45.00	0.997 1	4.98	4.67

算法处理过的图像可以达到相对较高的图像质量。

此外本文算法对自然噪声也有较好的效果,选取 RIN15^[30] 中的 5 幅自然噪声图像进行测试,实验

结果如图 8 所示,第一行是含有自然噪声图像,第二行是经本文算法处理后的图像。绿色框线内对应于红色框线内的局部放大。本文算法在去除自然噪声的同时,对图像细节信息的保留比较完整。

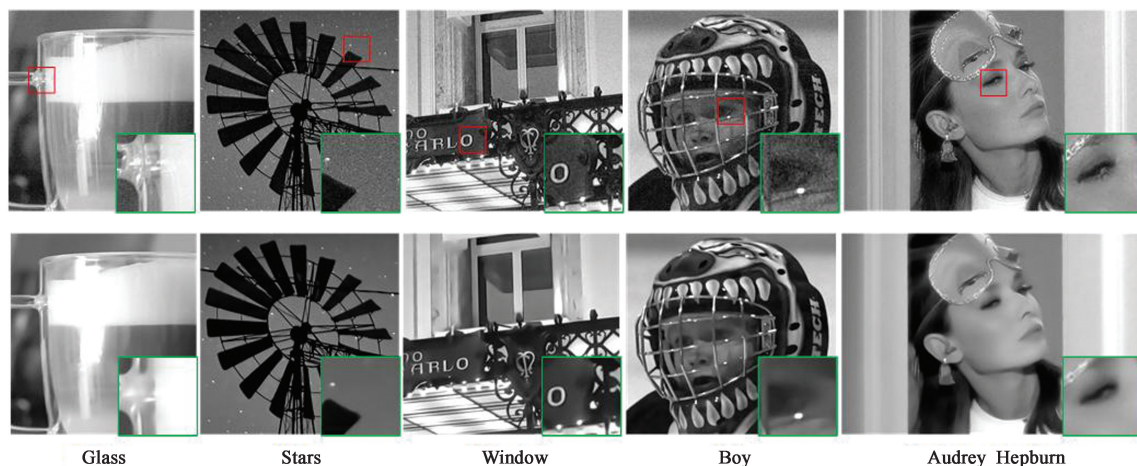


图 8 本文算法对自然噪声图像的实验结果

Fig.8. Experimental results of the proposed method on the image with natural noise

5 结 论

本文在深度学习的理论基础上,提出了一种计算复杂度相对较低的深度卷积神经网络。其主要特征有:不需要对图像进行预处理,对含噪声图像直接进行去噪;信息连接模块当中增强单元对

局部特征信息的保留,很大程度上保存了图像的细节信息;本文提出的网络具有较强的泛化能力,对不同种类的噪声,都能达到相对较好的去噪效果。实验结果表明,本文算法在主观评价和客观评价指标上都优于一般算法,具有一定的实用价值。在下一步工作中,将会根据网络结构的特性,进一步对网络进行优化。

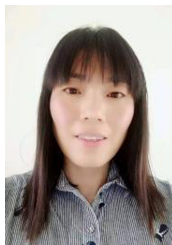
参 考 文 献:

- [1] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2005: 60-65.
- [2] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering [C]//*Proceedings of the 11th European Conference on*

- Computer Vision*, Heraklion, Crete, Greece; Springer, 2010; 1-14.
- [3] SENDUR L, SELESNICK I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(11): 2744-2756.
 - [4] YAHAGHI E, MOVAFEGHI A. Contrast enhancement of industrial radiography images by Gabor filtering with automatic noise Thresholding [J]. *Russian Journal of Nondestructive Testing*, 2019, 55(1): 73-79.
 - [5] 王珺楠, 邱欢, 张丽娟, 等. 基于小波域 Curvelet 变换的湍流图像去噪算法[J]. 液晶与显示, 2017, 32(11): 905-913.
WANG J N, QIU H, ZHANG L J, *et al.* Atmospheric turbulence image denoising algorithm based on wavelet-domain curvelet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(11): 905-913. (in Chinese)
 - [6] CHEN B Y, FENG X, WU R H, *et al.* Adaptive wavelet filter with edge compensation for remote sensing image denoising [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 91966-91979.
 - [7] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
 - [8] DONG W S, ZHANG L, SHI G M, *et al.* Nonlocally centralized sparse representation for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(4): 1620-1630.
 - [9] 焦莉娟, 王文剑, 赵青杉, 等. 近邻局部 OMP 稀疏表示图像去噪[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(11): 1486-1492.
JIAO L J, WANG W J, ZHAO Q S, *et al.* Image denoising based on sparse representation of neighbor local OMP [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(11): 1486-1492. (in Chinese)
 - [10] GU S S, ZHANG L, ZUO W M, *et al.* Weighted nuclear norm minimization with application to Image denoising [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus, OH, USA: IEEE, 2014: 2862-2869.
 - [11] 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.
 - [12] BANSAL M, DEVI M, JAIN N, *et al.* A proposed approach for biomedical image denoising using PCA_NLM [J]. *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, 2014, 6(6): 13-20.
 - [13] ZORAN D, WEISS Y. From learning models of natural image patches to whole image restoration [C]//*Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 479-486.
 - [14] 方杰, 韦穗, 苏守宝. 基于整体变分降噪算法下的多频率超声衍射层析成像[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 828-832.
FANG J, WEI S, SU S B. The multi-band diffraction ultrasound tomography images based on the total variation denoised algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(4): 828-832. (in Chinese)
 - [15] CHEN Q, MONTESINOS P, SUN Q S, *et al.* Adaptive total variation denoising based on difference curvature [J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(3): 298-306.
 - [16] KUMAR A, AHMAD M O, SWAMY M N S. Tchebichef and adaptive steerable-based total variation model for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(6): 2921-2935.
 - [17] 刘小晴, 左清瞳, 刘青, 等. 超低信噪比冷冻电镜图像的深度学习去噪算法—DWT-CAE[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(6): 1340-1345.
LIU X Q, ZUO Q T, LIU Q, *et al.* Noise reduction algorithm on the extremely low signal-noise ratio CryoEM images based on deep learning Methods-DWT-CAE [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2019, 40(6): 1340-1345. (in Chinese)
 - [18] 赖睿, 官俊涛, 徐昆然, 等. 级联残差学习的红外图像非均匀性校正方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(1): 14-19.
LAI R, GUAN J T, XU K R, *et al.* Cascade residual learning method for infrared image nonuniformity correction [J]. *Journal of Xidian University*, 2019, 46(1): 14-19. (in Chinese)
 - [19] 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*, 2017, 26(7): 3142-3155.
 - [20] ALJADAANY R, PAL D K, SAVVIDES M. Proximal splitting networks for image restoration [C]//*Proceedings of the 16th International Conference on Image Analysis and Recognition*. Waterloo, Canada:

- Springer, 2019: 3-17.
- [21] 吴从中,陈曦,季栋,等.结合深度残差学习和感知损失的图像去噪[J].中国图象图形学报,2018,23(10): 1483-1491.
- WU C Z, CHEN X, JI D, *et al.* Image denoising *via* residual network based on perceptual loss [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(10): 1483-1491. (in Chinese)
- [22] ZHANG F, CAI N, WU J X, *et al.* Image denoising method based on a deep convolution neural network [J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(4): 485-493.
- [23] ZHAO D, MA L, LI S N, *et al.* End-to-End denoising of dark burst images using recurrent fully convolutional networks [J]. arXiv:1904.07483, 2019.
- [24] MARTIN D R, FOWLKES C C, MALIK J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(5): 530-549.
- [25] BEVILACQUA M, ROUMY A, GUILLEMOT C, *et al.* Single-image super-resolution *via* linear mapping of interpolated self-examples [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(12): 5334-5347.
- [26] ZHANG K, GAO X, TAO D, *et al.* Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(11):4544-4556.
- [27] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [28] MITTAL A, SOUNDARARAJAN J, BOVIK A C. Making a “completely blind” image quality analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.
- [29] XU J, ZHANG L, ZHANG D. A trilateral weighted sparse coding scheme for real-world image denoising [C]// *Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision*. Munich, Germany: Springer, 2018: 21-38.

作者简介:



王 慧(1972—),女,河南南阳人,硕士,副教授,2009年于河南师范大学获得硕士学位,主要从事图像处理方面的研究。E-mail:whmrfw@126.com



冯金顺(1962—),男,河南南阳人,教授,1988年于信阳师范学院获得学士学位,主要从事函数论及其应用的研究。E-mail:nyfjs@163.com