

结合残差学习的尺度感知图像降噪算法

陈欢^{1,2}, 陈清江^{2*}

¹陕西国际商贸学院基础部, 陕西 咸阳 712046;

²西安建筑科技大学理学院, 陕西 西安 710055

摘要 提出了一种结合深度学习的图像降噪算法。采用尺度感知边缘保护滤波器对噪声图像进行多尺度分解, 利用其尺度感知和边缘保持的特性对图像噪声等小结构信息进行移除, 并保持边缘细节不变; 将训练好的卷积神经网络模型用于学习图像细节信息, 并用于指导被尺度感知边缘保护滤波器处理后的图像进行细节恢复。结果表明, 本文降噪算法能够有效降噪, 并保持较好的高频信息, 融合结果更利于人类视觉观察。

关键词 图像处理; 图像识别; 尺度感知; 边缘保护; 图像降噪; 卷积神经网络; 细节恢复

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.091005

Scale-Perception Image Denoising Algorithm Based on Residual Learning

Chen Huan^{1,2}, Chen Qingjiang^{2*}

¹Department of Fundamentals, Shaanxi Institute of International Trade & Commerce,

Xiayang, Shaanxi 712046, China;

²School of Science, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China

Abstract This study proposed an image denoising algorithm based on deep learning. The scale-perception edge-protection filter was used to decompose the noise image in multiple scales. Small features, such as the image noise, were removed via scale sensing and edge preserving, and the edge details were kept unchanged. A trained convolutional neural network model was used to gather detailed information about the image, and the image was then processed using the scale-perception edge-protection filter for detail recovery. The results show that the proposed denoising algorithm can effectively reduce noises and well retain high-frequency information. Moreover, the fusion results correlate well with human visual observations.

Key words image processing; image recognition; scale-perception; edge-protection; image denoising; convolutional neural network; detail recovery

OCIS codes 100.3008; 200.4260; 350.2660

1 引言

在计算机视觉和摄影工作领域, 在增强图像质量的过程中, 图像降噪是一种常见的基问题。在图像降噪过程中, 噪声损坏不可避免, 会不同程度地降低所获取图像的视觉质量。如何在去噪的同时, 更好地保持图像的边缘和纹理细节是图像去噪的难题。

高斯噪声作为一种常见的噪声, 会对图像的质量产生严重的干扰和影响。针对高斯噪声的降噪算法, 主要有 Bijalwan 等^[1] 提出的基于小波阈值

(DWT)、Bansal 等^[2] 提出的非局部均值 (NLM)、Liu 等^[3]、练秋生等^[4] 和余临倩等^[5] 提出的稀疏表示方法和 Gu 等^[6] 提出的加权核范数最小化方法等。这些方法^[7-9] 在噪声去除方面具有一定的效果, 但均存在图像纹理细节和边缘易模糊, 以及图像噪声与信号频带重叠等问题, 从而导致去噪效果不理想。近些年出现了一些新的降噪方法, 如 Parekh 等^[10] 提出的使用非凸紧框架正则化进行凸凸去噪方法 (CNC), Zoran 等^[11] 提出的基于图像块学习的降噪算法 (EPLL), 以及 Dabov 等^[12] 提出的三维块

收稿日期: 2018-11-03; 修回日期: 2018-11-27; 录用日期: 2018-12-06

基金项目: 国家自然科学基金 (61403298)、陕西省自然科学基金 (2015JM1024)

* E-mail: 404787245@qq.com

匹配算法(BM3D)等。BM3D是通过相似图像块匹配分组生成三维矩阵,然后在三维变换域去噪,最后逆变换还原出无噪图像,该方法去噪效果较好。尽管如此,上述降噪算法仍存在一个共同的特点,即在降噪的同时造成了图像细节信息的部分损失与破坏^[13-14]。近几年,深度学习在计算机视觉领域取得了巨大的成功^[15-16]。相比于传统算法,深度学习对于图像重建、恢复等图像处理问题,有着更加强大的学习能力和恢复效果,可以通过不断更新与优化参数来获取最佳成像结果。

本文提出了一种新的图像降噪算法,首先对噪点等小结构信息进行移除,然后利用基于深度学习,设计并训练残差学习网络模型,对去噪图像进行细节信息恢复,最终得到降噪图像,该图像可以较完整地保留细节信息,更有利于人类视觉观察。

2 相关理论知识

2.1 高斯噪声

噪声可以看作随机信号,具有统计学的特征属性。功率谱密度是噪声的特征之一,通过功率谱密度可将噪声分类。对于数字图像信号,噪声表现为或大或小的极值,这些极值通过加减作用于图像像素的真实灰度值,对图像造成亮、暗点干扰,极大降低了图像质量,影响图像复原、分割、特征提取、图像识别等后续工作的进行。当真实噪声的噪声源特别复杂时,高斯噪声可以较好地模拟真实噪声。

高斯噪声是指其概率密度函数服从高斯分布(即正态分布)的一类噪声。如果一个噪声的幅度分布服从高斯分布,其功率谱密度又是均匀分布的,则称为高斯白噪声。高斯白噪声的二阶矩不相关,一阶矩为常数,是指先后信号在时间上的相关性,其概率密度函数为

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\delta^2}\right], \quad (1)$$

式中: x 为图像灰度值; μ 为 x 的期望; δ 为 x 的标准差。

2.2 尺度感知边缘保护滤波器

高斯滤波器在模糊边缘结构的同时在图像上留下了部分光晕,而边缘保留滤波器可以成功解决这个问题。在平滑图像时,边缘保留滤波器可以保留图像结构的边界以减少晕圈,并保持结构的空间一致性。因此,基于边缘保留滤波器^[17]的方法通常会获得更好的性能。但是,大多数边缘保留滤波器仅根据图像内容的对比度保留图像内容的边缘,而未考虑比例。因此,这些滤波器可能不适用于多尺度图像分解,原因是其不能很好地实现空间重叠特征的尺度分离。本文采用的尺度感知边缘保护滤波器具有尺度感知和边缘保持的特性,主要包括两个步骤:小型结构去除和边缘恢复。图1为尺度感知边缘保护滤波器作用于—维信号的结果,图中 I 为初始的一维信号, R_1 、 R_2 和 R_3 分别为尺度感知边缘保护滤波器的第一次、第二次和第三次迭代滤波。

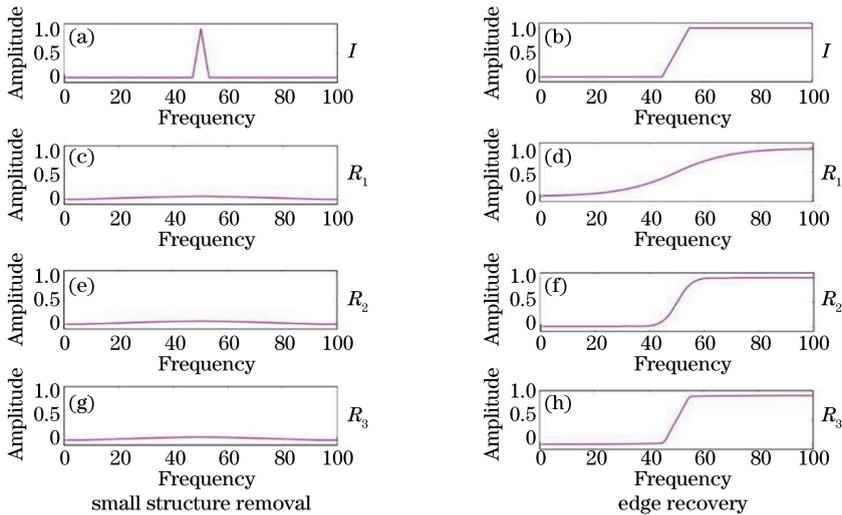


图1 尺度感知边缘保护滤波器作用于—维信号的结果。(a)(b)一维信号 I 的部分结构;(c)(d)一次滤波处理结果 R_1 ;
(e)(f)二次滤波处理结果 R_2 ;(g)(h)三次滤波处理结果 R_3

Fig. 1 Results of scale-perception and edge-protection filter acting on one-dimensional signals. (a)(b) Partial structures of one-dimensional signal I ; (c)(d) result after one filtering process, R_1 ; (e)(f) result after two filtering processes,

R_2 ; (g)(h) result after three filtering processes, R_3

小结构去除部分主要用于高斯滤波器,图像 M 经过高斯滤波器处理后得到 G ,计算过程表示为

$$G(p) = \frac{1}{K_p} \sum_{q \in N(p)} \exp\left(-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_s^2}\right) R_M(q), \quad (2)$$

式中: p 与 q 表示像素的索引;系数 $K_p = \sum_{q \in N(p)} \exp[-|p-q|^2/(2\sigma_s^2)]$, 目的是归一化; $R_M(q)$ 表示图像的索引像素值; σ_s 为滤波参数,表示这个滤波器可以去除尺度小于 σ_s 的结构; $N(p)$ 表示以像素 p 为中心的窗口像素的集合。

接下来采用联合滤波器进行迭代边缘恢复。选择引导滤波器作为联合滤波器,这是因为引导滤波器具有很高的计算效率和良好的边缘保留特性。该步骤为迭代过程,以高斯滤波平滑后的图像 G 作为初始图像 T_1 ,通过迭代更新恢复为图像 T_t ,第 t 次迭代可以表示为

$$T_{t+1}(p) = \frac{1}{G_p} \sum_{q \in N(p)} \exp\left[-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_s^2} - \frac{|T_t(p) - T_t(q)|^2}{2\sigma_r^2}\right] R_M(q), \quad (3)$$

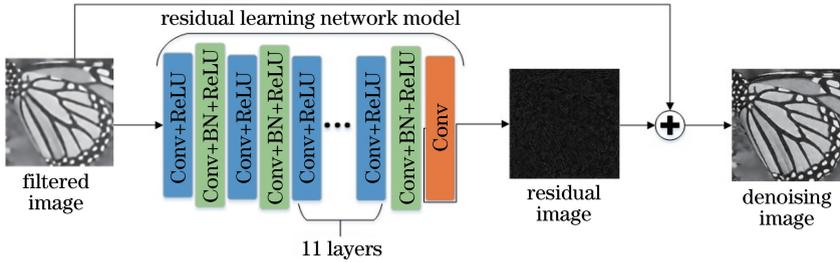


图2 残差学习网络结构

Fig. 2 Network structure of residual learning

卷积层进行的操作过程为,将前一层的一个或者多个特征图作为输入,并且与一个或者多个卷积核进行卷积操作,产生一个或者多个输出。第 i 层卷积操作可表示为

$$F_i(Y) = \max(0, W_i * Y + B_i), i = 1, 2, \dots, n, \quad (4)$$

式中: Y 表示上一层的输入; $*$ 表示卷积运算; W_i 为卷积核; B_i 为神经元偏置量; n 为训练集数目。卷积得到的特征图再经过激活函数 $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$, 设 f_i 为单个滤波器的尺寸, c 是输入图像的通道数,如果有 n_i 个卷积核,则 W_i 的尺寸为 $c \times f_i \times f_i \times n_i$ 。所提的残差网络模型共有 17 层,其中每一个卷积层的参数都一致,卷积核个数为 64,卷积核大小为 3×3 , stride 与 pad 都为 1。

卷积层后面接 BN 层,由于网络训练的过程中,

式中:系数 $G_p = \sum_{q \in N(p)} \exp\{-(|p-q|^2/2\sigma_s^2) - [|T_t(p) - T_t(q)|^2/2\sigma_r^2]\}$, 同样是为了归一化; R_M 表示输入图像, $R_M(q)$ 表示图像的索引像素值; σ_r 表示范围权重,将其值设置为 $\sigma_r = 0.05$,迭代次数设置为 4 次。通过迭代可以发现,小结构部分依照其尺度连续地被去除,而边缘被完好保留。

2.3 基于图像恢复的残差学习网络

卷积神经网络不仅具有传统神经网络较好的容错性、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。提出了一种基于残差学习的图像恢复卷积神经网络模型,以被尺度感知边缘保护滤波器处理过的图像作为输入,采用一系列卷积层来提取图像特征信息,逐步地预测被滤波器去掉的高频细节信息,在网络的最后一层,将输入图像与预测的残差图像进行融合,得到最终的降噪图像。网络结构如图 2 所示,图中 Conv、ReLU 和 BN 分别表示卷积神经网络中的卷积层、线性整流函数以及批量标准化层。

每层的输入都在不断变化,故使训练难度加大,但通过 BN 层可以解决这个问题,同时有助于抑制网络过拟合。然后对其应用 ReLU 激活函数使得网络具有稀疏性,并减少参数的相互依存,从而有助于对抗网络训练中的过拟合。

训练数据选用 General-100 数据集作为训练图像,共 100 幅不同大小图像,按照步长为 17 进行滑动块裁剪,裁剪图像大小都为 $33 \text{ pixel} \times 33 \text{ pixel}$,与测试图像裁剪大小一致,测试图像选用 Set 数据集中 12 幅图像进行测试,并进行裁剪。所有的训练图像与测试图像在裁剪前需要使用尺度感知边缘保护滤波器进行预处理,使其成为粗略去噪的图像,并将这些图像作为网络输入,而原图像经灰度处理成为目标图像。所用的损失函数共有 2 个,为了加速网络收敛,首先在迭代前 30000 次使用平均绝对误差函

数进行训练,即

$$L_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \| F(Y; \Theta_1) - X_i \|_1, \quad (5)$$

式中: $F(\cdot)$ 为卷积网络; Θ_1 表示前 30000 次训练过程的参数; X_i 为目标图像。最后使用常用的均方误差函数进行训练与优化,即

$$L_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \| F(Y; \Theta_2) - X_i \|_2^2, \quad (6)$$

式中: Θ_2 为最终的训练参数。整个网络模型在

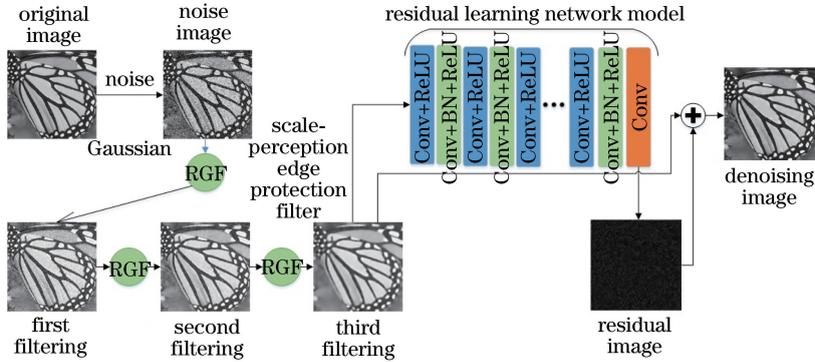


图 3 降噪算法框架

Fig. 3 Framework of denoising algorithm

对于噪声图像 I_G , 尺度感知边缘保护滤波器 $R_{RGF}(\cdot)$ 可以较好地对接点等细小结构进行移除, 并使用引导滤波器对边缘部分进行迭代恢复。由图 3 可知, 经过 3 次滤波迭代处理得到的滤波图像 F_{13} , 可以较好地去除噪点等细节信息, 并保持边缘结构光滑。

$$F_{1j} = R_{RGF} [F_{1(j-1)} I_{j-1}, \sigma_s, \sigma_r], \quad j = 0, 1, 2, 3, \quad (7)$$

式中: F_{1j} 表示第 j 次滤波图像, j 表示滤波次数的索引; F_{10} 表示未滤波处理的噪声图像, $F_{10} = I_G$ 。

深度学习近几年在计算机视觉领域取得了巨大的成功, 卷积神经网络作为其重要的算法, 有着强大的学习能力。通过卷积运算提取特征, 并在训练的过程中不断更新与优化参数, 使得深层次的学习具有更加精准与细化的效果。图像经过尺度感知边缘保护滤波器的滤波处理虽然去掉了噪声, 但其他细节信息也在不同程度上有了损坏。在算法的第二部分, 利用训练好的深度残差学习网络模型, 对滤波图像进行恢复, 为了提高学习效率, 文中使用残差学习的模式, 只学习被滤波器损失掉的部分细节信息, 滤波图像经过深度残差学习网络模型得到残差图像, 即

$$I_c = F(F_{13}; \Theta_2), \quad (8)$$

式中: F_{13} 为 (7) 式中得到的 3 次滤波图像, 最终与

Caffe 框架下进行训练, 共迭代 125000 次达到收敛。

3 降噪算法

提出了一种结合残差学习的尺度感知图像降噪算法, 该降噪算法分为两个部分: 1) 利用尺度感知边缘保护滤波器进行粗略降噪; 2) 利用训练好的卷积神经网络模型进行图像恢复, 具体的去噪框架如图 3 所示。

输入的滤波图像进行融合得到降噪图像

$$I_F = F_{13} + I_c. \quad (9)$$

4 结果与讨论

为了验证本文降噪算法的有效性, 将从主观视觉和客观评价指标两方面对结果进行分析。本文算法主要是针对高斯白噪声在 $\sigma=50$ 的情况下进行降噪, 对比算法的参数设置相同, 评价指标主要用到峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM)。两幅图像间的 PSNR 值越高, 则去噪后的图像相对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。具体实验步骤为:

1) 采用尺度感知边缘保护滤波器对噪声图像进行滤波处理, 并进行迭代滤波, 取迭代第 3 次图像作为粗略去噪的图像。

2) 将粗略去噪的图像作为网络输入, 其对应的源图像作为目标图像, 设计残差学习网络模型并进行训练直至收敛。

3) 对测试图像进行加噪处理, 并使用尺度感知边缘保护滤波器进行滤波处理。

4) 对粗略去噪的图像, 使用训练好的网络模型进行图像恢复, 得到最终的降噪图像。

选取 Butterfly、Lena、Man 和 Pepper 共 4 幅图像作为测试图像, 并与 DWT^[1]、CNC^[10]、NLM^[2]、

BM3D^[11]和EPLL^[12]等5种算法作比较。以下为各组图像算法在主观视觉与客观评价指标的对比,其中图4~7为4组不同图像在6种不同算法下的降

噪结果,表1~2为测试图像在不同算法下的PSNR和SSIM评价指标值。

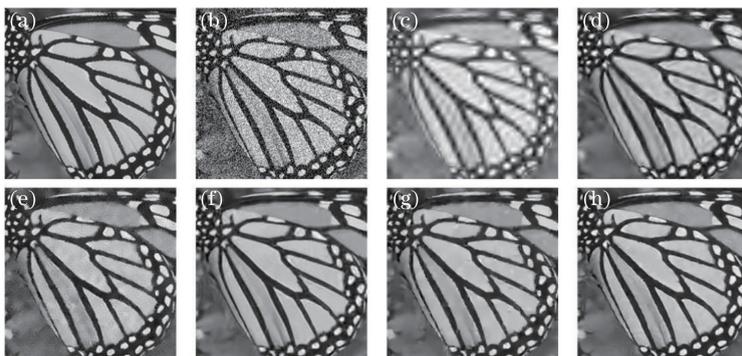


图4 不同算法下图像 Butterfly的降噪结果。(a)图像 Butterfly;(b)噪声图像;(c) DWT算法;(d) CNC算法;(e) NLM算法;(f) BM3D算法;(g) EPLL算法;(h)本文算法

Fig. 4 Denoising results for image Butterfly under different algorithms. (a) Image Butterfly; (b) noise image; (c) DWT algorithm; (d) CNC algorithm; (e) NLM algorithm; (f) BM3D algorithm; (g) EPLL algorithm; (h) proposed algorithm



图5 不同算法下图像 Lena的降噪结果。(a)图像 Lena;(b)噪声图像;(c) DWT算法;(d) CNC算法;(e) NLM算法;(f) BM3D算法;(g) EPLL算法;(h)本文算法

Fig. 5 Denoising results for image Lena under different algorithms. (a) Image Lena; (b) noise image; (c) DWT algorithm; (d) CNC algorithm; (e) NLM algorithm; (f) BM3D algorithm; (g) EPLL algorithm; (h) proposed algorithm



图6 不同算法下图像 Man的降噪结果。(a)图像 Man;(b)噪声图像;(c) DWT算法;(d) CNC算法;(e) NLM算法;(f) BM3D算法;(g) EPLL算法;(h)本文算法

Fig. 6 Denoising results for image Man under different algorithms. (a) Image Man; (b) noise image; (c) DWT algorithm; (d) CNC algorithm; (e) NLM algorithm; (f) BM3D algorithm; (g) EPLL algorithm; (h) proposed algorithm

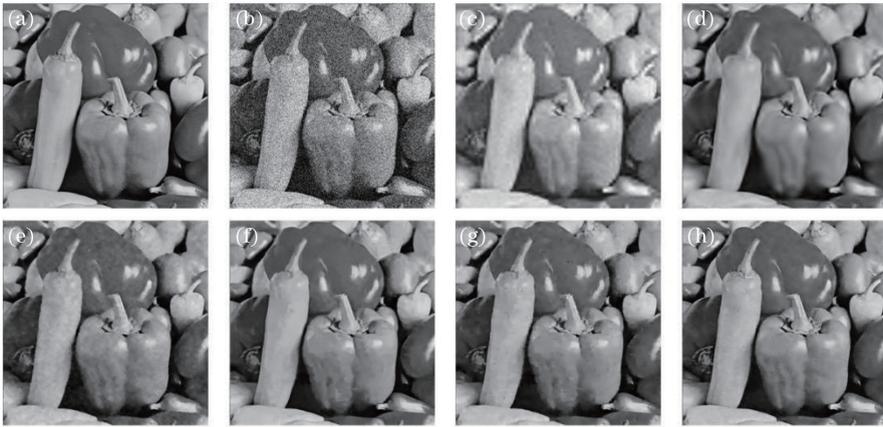


图7 不同算法下图像 Pepper 的降噪结果。(a)图像 Pepper;(b)噪声图像;(c) DWT 算法;(d) CNC 算法;(e) NLM 算法;(f) BM3D 算法;(g) EPLL 算法;(h)本文算法

Fig. 7 Denoising results for image Pepper under different algorithms. (a) Image Pepper; (b) noise image; (c) DWT algorithm; (d) CNC algorithm; (e) NLM algorithm; (f) BM3D algorithm; (g) EPLL algorithm; (h) proposed algorithm

表1 测试图像在不同算法下的 PSNR 值对比

Table 1 Comparison of PSNR values of test images under different algorithms dB

Algorithm	Image			
	Butterfly	Lena	Man	Pepper
DWT	16.8817	19.1079	18.1423	19.0933
CNC	22.9421	27.5587	24.3194	27.8372
NLM	23.6660	25.2807	23.9621	25.8773
BM3D	24.7856	28.7919	25.1842	29.1196
EPLL	25.1088	28.3879	25.3142	28.8953
Proposed	28.0179	30.8781	27.2887	31.2700

表2 测试图像在不同算法下的 SSIM 值对比

Table 2 Comparison of SSIM values of test images under different algorithms dB

Algorithm	Image			
	Butterfly	Lena	Man	Pepper
DWT	0.5945	0.7397	0.6245	0.7784
CNC	0.7506	0.8085	0.7445	0.8430
NLM	0.6881	0.7140	0.7435	0.7507
BM3D	0.8221	0.8261	0.7900	0.8463
EPLL	0.8248	0.8047	0.7915	0.8365
Proposed	0.8757	0.8783	0.8760	0.9002

表中加粗项表示最优指标值。从实验结果可知,基于 DWT 的方法降噪效果较差,图像细节损失比较严重;而基于 CNC 与基于 NLM 的方法基本上都使用了平滑滤波,所以在降噪图像的边缘部分都比较模糊;基于 EPLL 算法对噪声的去除效果不够好,处理后的图像仍然存在部分噪点;基于 BM3D 的算法去噪效果较好,但总体降噪图像质量不高。本文降噪算法能够较好地保留图像细节,去噪效果明显,降噪图像质量较高,更有利于人类视觉观察,

且峰值信噪比和结构相似性评价指标值均高于对比算法,表明本文算法的降噪结果失真较少,细节信息保留较为完整,更接近于源图像。

5 结 论

提出了一种基于深度学习的降噪算法,首先利用尺度感知边缘保护滤波器在小结构去除和边缘恢复上的良好性能,对噪声图像进行粗糙地噪点去除,再采用深度学习网络模型对其结构与细节进行恢复。这样即可将图像降噪问题看作图像恢复问题,而深度学习在图像恢复领域有着强大的学习能力,可以较好地进行图像修复。本文采用的降噪算法能够有效去除噪点,并能够保持和恢复较好的图像细节,降噪图像呈现的更加自然,并且适合人类视觉感知,是一种有效的图像降噪方法。后期希望能够将该算法应用于彩色图像降噪,使其解决更多的图像去噪问题。

参 考 文 献

- [1] Bijalwan A, Goyal A, Sethi N. Wavelet transform based image denoise using threshold approaches[J]. International Journal of Engineering & Advanced Technology, 2012,1(5): 218-221.
- [2] Bansal M, Devi M, Jain N, *et al.* A proposed approach for biomedical image denoising using PCA_NLM[J]. International Journal of Bio-Science & Bio-Technology, 2014, 6(6):13-30.
- [3] Liu Q, Zhang C M, Guo Q, *et al.* Adaptive sparse coding on PCA dictionary for image denoising [J]. The Visual Computer, 2016, 32(4): 535-549.

- [4] Lian Q S, Shi B S, Chen S Z. Research advances on dictionary learning models, algorithms and applications [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(2): 240-260.
练秋生, 石保顺, 陈书贞. 字典学习模型、算法及其应用研究进展 [J]. *自动化学报*, 2015, 41(2): 240-260.
- [5] Yu L Q, Qin Y L, Zhang X S. Denoising of strong noisy image via gradient reweighted non-local averaging over learned dictionaries [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(11): 111002.
余临倩, 覃亚丽, 张晓帅. 基于字典学习的梯度重权非局部平均的强噪声图像去噪 [J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(11): 111002.
- [6] Gu S H, Zhang L, Zuo W M, *et al.* Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 2862-2869.
- [7] Maggioni M, Katkovnik V, Egiazarian K, *et al.* Nonlocal transform-domain filter for volumetric data denoising and reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(1): 119-133.
- [8] Toh K K V, Isa N A M. Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(3): 281-284.
- [9] Wei N, Yang Y Q, Dong F M. Cross dual-domain filter for denoising multi-mode images [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(6): 691-697.
魏宁, 杨元琴, 董方敏. 多模图像交叉双域滤波算法 [J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(6): 691-697.
- [10] Parekh A, Selesnick I W. Convex denoising using non-convex tight frame regularization [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(10): 1786-1790.
- [11] Zoran D, Weiss Y. From learning models of natural image patches to whole image restoration [C] // *International Conference on Computer Vision*, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 479-486.
- [12] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, *et al.* Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [13] Jiao L J, Wang W J. Speeded-up K-SVD image denoising algorithm [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2016, 37(7): 1608-1612.
焦莉娟, 王文剑. 一种快速的 K-SVD 图像去噪方法 [J]. *小型微型计算机系统*, 2016, 37(7): 1608-1612.
- [14] Xu S P, Zhang X Q, Jiang Y N, *et al.* Noise level estimation based on local means and its application to the blind BM3D denoising algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(4): 422-434.
徐少平, 张兴强, 姜尹楠, 等. 局部均值噪声估计的盲 3 维滤波降噪算法 [J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(4): 422-434.
- [15] Chen Q J, Li Y, Chai Y Z. A multi-focus image fusion algorithm based on depth learning [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(7): 071015.
陈清江, 李毅, 柴昱洲. 一种基于深度学习的多聚焦图像融合算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(7): 071015.
- [16] Li S M, Lei G Q, Fan R. Depth map super-resolution reconstruction based on convolutional neural networks [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(12): 1210002.
李素梅, 雷国庆, 范如. 基于卷积神经网络的深度图超分辨率重建 [J]. *光学学报*, 2017, 37(12): 1210002.
- [17] Zhang Q, Shen X, Xu L, *et al.* Rolling guidance filter [J]. *European Conference on Computer Vision (ECCV) (Oral Presentation)*, 2014, 8691: 815-830.