

基于卷积神经网络的图像混合噪声去除算法

雷俊锋¹, 王 赫¹, 刘恩雨¹, 肖进胜¹, 谢文娟²

(1 武汉大学 电子信息学院, 湖北 武汉 430072; 2 烽火通信科技股份有限公司, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 针对现有的去噪算法, 只能去除某一或两种特定的噪声, 提出了基于卷积神经网络的图像混合噪声的去除算法. 采用 9 层卷积网络, 分别经过特征提取、维度收缩、非线性映射、维度放大和图像重构对含噪图像进行训练最终得到去噪模型. 实验结果表明, 算法生成的网络模型适用于含不同类型、不同程度的含噪图像的去噪, 且在主观视觉效果和客观指标上均有很好的结果.

关键词: 图像去噪; 混合噪声; 卷积神经网络

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)12-0011-05

Image Mixoeed Noise Removal Algorithm Based on Convolutional Neural Network

LEI Jun-feng¹, WANG He¹, LIU En-yu¹, XIAO Jin-sheng¹, XIE Wen-juan²

(1 School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2 Fiber Home Telecommunication Technologies Co., Ltd. Wuhan 430074, China)

Abstract: Aiming at the drawbacks of the denoised algorithms, that can only removal one or two specifickind of noise and are invalid for others, we combine some excellent neural network model and proposed the image mixed noise removal algorithm based on convolutional neural network. 9 convolution layers are adopted, and noise images are trained through feature extraction, shrinking, non-liner mapping, expanding and reconstruction. Experimental results show that the algorithm achieves better denoised results and is suitable for different kinds of mixed noise images. The subjective visual effect and objective evaluation indices are improved obviously.

Key words: image denoise; mixed noise; convolutional neural network

1 引言

图像去噪是图像处理中的一项关键任务. 图像不可避免被噪声破坏, 一幅图像可能会同时被多种噪声污染, 近年来, 对混合噪声去噪在计算机视觉和图像处理领域的研究十分火热^[1].

对于高斯噪声的去噪, 文献[2-4]的算法只考虑了图像的高斯噪声的去除, 对于混合噪声去噪并不明显.

对于椒盐噪声的去除, 自适应中值滤波^[5] (Adaptive Median Filter, AMF)、等方法是最普遍的方法, 对于混合噪声图像并不适用.

对于去除混合噪声, 一个最广泛的高斯和椒盐噪声去噪算法是先用中值滤波去除椒盐噪声再用相应的方法去除高斯噪声^[6]. 然而这种方法会使图像丢失细节. 基于贝叶斯 RVM 算法 (robust Bayesian RVM algorithm)^[7] 在去噪效果上略胜一筹, 但并不能应用于所有场景. WKSVD 算法对于中值滤波类型的选取十分敏感, 有时会出现图像的过平滑现象^[8]. 空间光谱总计变动算法 (Spatio-Spectral Total Variation, SSTV) 针对光谱图像进行混合噪声去噪, 恢复效果较好^[9].

本文基于卷积神经网络对高斯噪声、椒盐噪声形成的混合噪声去噪进行了研究, 借鉴 FSRCNN

图像超分辨率算法^[10]的网络结构,对其进行改进并应用于混合噪声去噪上,并取得了显著的成果.

2 FSRCNN 图像超分辨率算法

本文借鉴 FSRCNN 图像超分辨率算法网络结构,其经过多层卷积,分别对原始图像进行特征提取、收缩、非线性映射、放大、图像重构步骤得到超分辨率图像.

(1) 特征提取

特征提取是从初始图像中提取块,每个块代表一个高维向量,得到输入图像的特征图.将初始图像 Y 依照一定的尺寸划分成子块,选用多个卷积核对子块作卷积以提取图像的特征信息.特征提取的过程如下式所示:

$$F_1(Y) = W_1 * Y + B_1 \quad (1)$$

这里 $\otimes$ 代指卷积符号, W_1 为卷积核, B_1 为神经元偏置向量, f_1 为单个滤波器的尺寸.设 c 是输入图像的通道数.有 n_1 个卷积核, W_1 的尺寸为 $c \times f_1 \times f_1 \times n_1$.该层的卷积核尺寸为 5×5 ,卷积核个数为 56.

(2) 维度收缩

将该层及之后的各层过程用下式表示:

$$F_i(Y) = W_i * F_{i-1}(Y) + B_i \quad (2)$$

这里 $\otimes$ 代指卷积符号, i 表示当前第 i 层, W_i 为该当前层卷积核, B_i 为当前层神经元偏置向量. f_n 为单个滤波器的尺寸.有 n_i 个卷积核, W_i 的尺寸为 $n_{i-1} \times f_i \times f_i \times n_i$.收缩层为第 2 层,卷积核尺寸为 1×1 ,且 $n_1 > n_2$,目的是为了降低特征的维数,减少计算量.该层的卷积核个数为 12.

(3) 非线性映射

非线性映射是将每个特征向量映射到另一特征向量.而卷积核的层数与效果的精度和复杂度密切相关.而卷积核的尺寸越大效果越好,但计算量更大.因此,基于对计算复杂度和实验效果的双重考虑,即该部分由多层卷积核尺寸为 3×3 的卷积层构成,输出的卷积核个数均不变,为 12.层数越多,特征提取得越精细,效果越高,但计算量也会增加,耗时增加.

(4) 维度放大

该部分相当于第 2 层收缩的反过程.收缩的目的是降低提取的特征的维度,减少计算量.然而要恢复出超分辨率图像,单纯依据精简后的特征来恢复必然导致图像质量的降低.因此,该放大层目的是为了恢复出更多图像的细节.同样采取卷积核尺寸

为 1×1 ,卷积核个数为 12. $n_7 < n_8, n_8 = 12$.

(5) 图像重构

该部分进行反卷积运算,相当于第 1 层卷积层的反过程.对于卷积层而言,当步长为 k 时,卷积后的结果为输入的 $\frac{1}{k}$.相反,反卷积层的步长为 k 时,卷积后的结果为输入的 k 倍.因此,在 FSRCNN 图像超分辨率算法中使用反卷积,将 $k = n, n$ 为放大倍数,这样能够实现图像超分辨率结果.

(6) 激活函数

在第 1 层到第 8 层进行卷积之后,要对输出特征经过激活函数,也可以看做是一个非线性映射过程.目的是保留特征,并将冗余数据删除.本文采用 PReLU (Parametric Rectified Linear Unit) 作为激活函数, $f_P(x_i)$ 表示式为:

$$f_P(x_i) = \max(x_i, 0) + a_i \min(0, x_i) \quad (3)$$

式中, x_i 为第 i 个通道的输入特征, a_i 为负数部分的系数.采用 PReLU 作为激活函数能够避免出现神经死亡、无法更新权重的问题,同时也充分利用所有参数来测试不同网络结构的最大容量.

3 改进基于卷积神经网络的去噪算法

(1) 反卷积层的替换

由于 FSRCNN 算法的目的是实现图像的超分辨率,简单来讲就是对图像进行放大,因此在图像重构部分采用反卷积层,放大倍数即为反卷积的步长.然而本文目的是实现图像去噪,则反卷积的放大作用在图像去噪上根本无法体现,所以对反卷积层进行替换.一是为了保持卷积网络的深度,有利于特征提取的准确性;二是将该网络更加符合图像去噪而非超分辨率的要求.

图像重构过程是利用之前得到的基于块的输出特征图来生成最终的无噪图像.该层可用公式(2)表示.卷积核尺寸为 5×5 .而实验结果表明,反卷积层在图像去噪上作用不大,而卷积层对去噪效果更佳.

(2) 输入图像训练通道的选取

适用于图像超分辨率的 FSRCNN 算法是对 YC_bC_r 中的 Y 通道进行训练,即 $c = 1$,得到图像的放大特征.然而对于图像去噪只提取单通道的图像信息并不能对噪声进行去除.由于在 RGB 通道上均有噪声的出现,因此,本文对图像去噪的网络结构中特征提取层输入和图像重构层输出均为 $c = 3$.更加直观地解释为,本文改进的网络在训练时输入和输出均为一个立方体,长和宽分别为特征数,高为图像

的通道数 3.

(3)改进的基于卷积神经网络去噪算法网络

结构

根据上述改进,本文的卷积网络如图 1 所示.

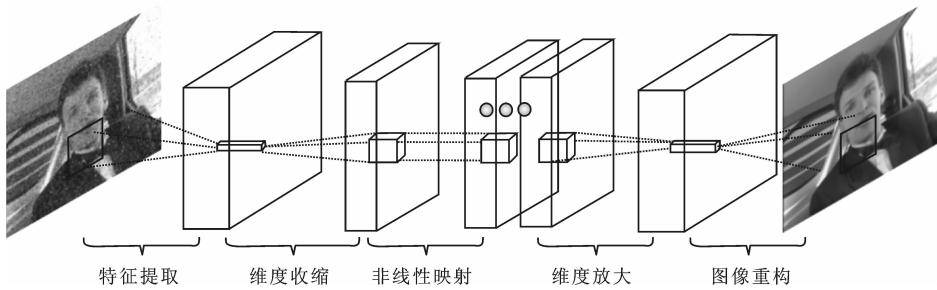


图 1 卷积网络结构图

从整体来看,本文的网络结构为 9 层卷积层组成,且两端对称.第一部分目的是特征提取,为卷积层,该层输入通道数为 $c=3$,卷积核尺寸为 5×5 ,卷积核个数为 56.第二部分目的是维度收缩,为卷积层,该层卷积核尺寸为 1×1 ,个数为 12.第三部分为非线性映射,为卷积层,该部分选取 5 层卷积核尺寸为 3×3 的卷积层构成,输出的卷积核个数 12.第四部分为维度放大,与第二部分相同采取卷积核尺寸为 1×1 ,卷积核个数为 12.第五部分为图像重构,为卷积层,与第一部分相反,卷积核尺寸为 5×5 ,卷积核个数与输出通道数相等,为 3.

4 实验效果及分析

本章主要介绍了对本文算法进行的一系列的实验和测试,提出了相应的测试方案,并且利用不同的对比算法得到相应的主观效果图和客观指标.本章仅仅考虑离线训练生成的网络模型效果,将测试结果同传统的算法以及现有的优秀算法作比较.训练集是对 11 个标准测试视频分帧,分别取其前 50 帧,并加噪声水平为 30 的高斯噪声和 10% 的椒盐噪声形成共 550 张含混合噪声图像,每张图像的像素均为 352×288 .

本文基于卷积神经网络的图像去噪算法的实验环境包括硬件设备和软件配置两部分,测试所用计算机配置为 Intel Core i7-5820K CPU @ 3.30GHz x12, GPU 为 NVIDIA GeForce TITAN X,内存为 16GB. 本文的实验平台搭载的操作系统为 64 位 Ubuntu 14.04 LTS; Matlab R2014a; CUDA Toolkit 7.0; OpenCV 3.0.

本文选择了 DDID 方法^[3]、AMF 算法^[5]、SSTV 算法^[9]三种典型去噪方法进行对比测试. DDID 算法对高斯噪声去噪效果明显,AMF 算法是目前最经典的去除椒盐噪声的方法, SSTV 算法是最新去

除混合噪声的算法. 为了保证实验结果的合理客观,本文选择 6 幅具有代表性、纹理细节丰富的图像进行测试和对比. 测试图像如图 2 所示,图(a)~图(f)来源于网络数据库,每幅图像的分辨率如表 1 所示. 本文选取的 Max Iterations 为 1 710k 次.



图 2 测试图像
表 1 测试图像分辨率

	Akiyo	Bus	Carphone	Foreman	Mobile	Mother
分辨率	352×288	352×288	176×144	352×288	352×288	352×288

(1)主观结果

本文将高斯噪声水平为 10 与椒盐噪声水平为 10 的混合噪声图像对 DDID 算法、AMF 算法、SSTV 算法和本文算法进行测试和比较,鉴于篇幅有限,因此本文只展示其中几幅图像的实验效果,结果如图 3 至图 6 所示.

通过对比可以看出, DDID 算法只对高斯噪声有效,而不能去除椒盐噪声; AMF 算法能够去除椒盐噪声,但恢复图像仍然存在高斯噪声; SSTV 虽然能将椒盐噪声去除完整,但恢复图像仍残留明显的高斯噪声;而本文算法则能够有效去除两种混合噪声,图像主观效果明显比其他三种算法好.



(a)无噪图像 (b)混合噪声图像 (c)DDID 去噪效果



(d)AMF 去噪图像 (e)SSTV 去噪效果 (f)本文效果

图 3 Akiyo 混合高斯椒盐噪声去噪主观效果对比



(a)无噪图像 (b)混合噪声图像 (c)DDID 去噪效果



(d)AMF 去噪图像 (e)SSTV 去噪效果 (f)本文效果

图 4 Bus 混合高斯椒盐噪声去噪主观效果对比



(a)无噪图像 (b)混合噪声图像 (c)DDID 去噪效果



(d)AMF 去噪图像 (e)SSTV 去噪效果 (f)本文效果

图 5 Mobile 混合高斯椒盐噪声去噪主观效果



(a)无噪图像 (b)混合噪声图像 (c)DDID 去噪效果



(d)AMF 去噪图像 (e)SSTV 去噪效果 (f)本文效果

图 6 Mother 混合高斯椒盐噪声去噪主观效果对比

(2)客观结果

本文采用的客观评价指标主要是峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和图像的结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)^[7]. PSNR 数值越高意味着失真越小, SSIM 值越接近 1 时,说明处理后图像结构与原图结构相似度越高,如表 2 所示.

表 2 客观指标对比

图像	指标	DDID	AMF	SSTV	proposed
Akiyo	PSNR	24.542 7	30.080 5	31.024 5	34.57
	SSIM	0.758 77	0.836 37	0.785 27	0.944 65
Bus	PSNR	24.131 3	28.055 4	29.858	29.555
	SSIM	0.853 31	0.906 38	0.905 33	0.861 06
Carphone	PSNR	24.421 6	29.179	29.985	29.884 7
	SSIM	0.814 79	0.891 3	0.869 02	0.932 86
Foreman	PSNR	24.549 6	28.993 5	30.680 1	31.145 2
	SSIM	0.775 77	0.857 22	0.830 3	0.913 34
Mobile	PSNR	23.953 3	26.350 6	24.382 9	28.483 7
	SSIM	0.878 47	0.913 37	0.892 42	0.928 59
Mother	PSNR	25.239 2	28.613 3	31.803 6	34.376 3
	SSIM	0.752 59	0.833 53	0.784 81	0.938 23

从客观指标可以看出,本文算法在去除混合高斯椒盐噪声上有明显的优势. SSTV 算法比 DDID 和 AMF 算法的效果更好,但远远不及本文算法.

5 结束语

本文阐述了卷积神经网络应用于图像去除混合噪声的整体思路,并分别对高斯噪声图像、椒盐噪声图像、高斯噪声与椒盐噪声组成的混合噪声图像进行去噪实验.最后针对本文算法进行了一系列的实验测试工作,并和传统的 DDID 算法、AMF 算法以及 SSTV 算法做了对比.经过测试,在本文算法的在去除混合噪声结果较好,噪声去除的更加完整,图像更加平滑,整体看起来更清晰.本文采用 PSNR 和 SSIM 两种图像评价标准对包括本文算法在内的各种算法进行了定量的测试,结果表明本文算法能够产生更佳的去噪效果.

参考文献:

[1] 武英,吴海勇.一种自适应图像去噪混合滤波方法[J].计算机工程与应用,2010,46(7):168-170.

[2] Jiang J, Zhang L, Yang J. Mixed noise removal by weighted encoding with sparse nonlocal regularization[J]. IEEE transactions on image processing, 2014, 23

(6): 2651-2662.

[3] Knaus C, Zwicker M. Dual-domain image denoising [C]//Image Processing (ICIP), 2013 20th IEEE International Conference on, Melbourne, Australia, IEEE, 2013: 440-444.

[4] 肖进胜,李文昊,姜红,等. 基于双域滤波的三维块匹配视频去噪算法[J]. 通信学报,2015,35(9):91-97.

[5] Hwang H, Haddad R A. Adaptive median filters: new algorithms and results[J]. IEEE Transactions on image processing, 1995, 4(4): 499-502.

[6] Cai J F, Chan R H, Nikolova M. Fast two-phase image deblurring under impulse noise[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2010, 36 (1): 46-53.

[7] Mitra K, Veeraraghavan A, Chellappa R. Robust rvm regression using sparse outlier model[C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on. San Francisco, CA, USA, IEEE, 2010: 1887-1894.

[8] Liu J, Tai X C, Huang H, et al. A weighted dictionary learning model for denoising images corrupted by mixed noise[J]. IEEE transactions on image processing, 2013, 22(3): 1108-1120.

[9] Aggarwal H K, Majumdar A. Hyperspectral image denoising using spatio-spectral total variation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 442-446.

[10] Dong C, Loy C C, Tang X. Accelerating the super-resolution convolutional neural network[C]//European Conference on Computer Vision. China, Hong Kong, Springer International Publishing, 2016: 391-407.

作者简介:

雷俊锋 男,(1975-),博士,副教授. 研究方向为图像处理. E-mail:jflei@whu.edu.cn.

王 赫 男,(1993-),硕士. 研究方向为图像处理.

刘恩雨 女,(1994-),硕士. 研究方向为深度学习.

肖进胜 男,(1975-),博士,副教授. 研究方向为深度学习、视频图像处理.

谢文娟 女,(1980-),硕士. 研究方向为信息通信技术.

(上接第 10 页)

[9] Yao Li, Lingqiao Liu, Chunhua Shen. Mining mid-level visual patterns with deep cnn activations[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 121(3): 344-364.

[10] 汪伦杰,廖兴宇,潘伟杰. 基于信号均值滤波+k-means+WKNN 的 Wifi 指纹定位算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(3): 30-34.

作者简介:

徐 镇 男,(1987-),硕士研究生. 研究方向为网络安全、入侵检测. E-mail:xuzhenhua@163.com.

张小平 男,(1977-),博士,副教授. 研究方向为网络协议、物联网、网络全.

张海翔 男,(1990-),硕士研究生. 研究方向为网络安全、物联网.