

基于高斯-椒盐噪声的滤波算法

张旭涛

(江苏安全技术职业学院电气工程系 江苏 徐州 221011)

摘要 数字图像在采集、传输和存储过程中极易受到混合噪声,特别是高斯-椒盐混合噪声的污染。传统滤波算法大多是针对某一种噪声而设计,对混合噪声的抑制效果并不明显。鉴于此,提出了一种基于高斯-椒盐混合噪声的新型滤波算法。实验结果表明:在主观和客观两方面的综合评价下,所提滤波算法对混合噪声的抑制要明显优于传统图像滤波算法,其在混合噪声的滤波上具有一定的参考价值。

关键词 高斯-椒盐混合噪声,滤波算法,评价标准

中图分类号 TP317.4 文献标识码 A

Filtering Algorithm Based on Gaussian-salt and Pepper Noise

ZHANG Xu-tao

(Department of Electrical Engineering, Jiangsu College of Safety Technology, Xuzhou, Jiangsu 221011, China)

Abstract The process of acquisition, transmission and storage makes image easier to be polluted with mixed noise, especially Gaussian-salt and pepper mixed noise. Considering the situation that conventional filtering algorithms are basically designed for some kind of noise with unsatisfactory suppression of mixed noise, this paper proposed a novel filtering algorithm based on Gaussian-salt and pepper noise. The experimental results reveal that the proposed algorithm outperforms the traditional algorithms in filtering out mixed noise under the comprehensive evaluation of subjectivity and objectivity aspects. And it has certain reference value in filtering out mixed noise.

Keywords Gaussian-salt and pepper mixed noise, Filtering algorithm, Subjective assessment

1 引言

高斯噪声是指概率密度函数服从高斯分布(即正态分布)的一类噪声。常见的高斯噪声包括起伏噪声、宇宙噪声、热噪声和散粒噪声等^[1-2]。椒盐噪声通常是由图像采集设备故障或信号传输过程错误而产生^[3]。椒盐噪声会导致图像受损像素取最小或最大灰度值(0 和 255),从而造成图像细节丢失和质量下降,进而影响后续的图像处理效果^[4]。在实际工作环境中,图像的采集和传输等过程极易受含有高斯-椒盐噪声的混合噪声污染,而传统的滤波算法多针对某一种固定噪声模型而设,其对高斯-椒盐噪声的滤波效果并不明显^[5-6]。因此,工程中对混合噪声的滤波,常采取多种滤波算法组合或适当的滤波算法融合来完成。文献[7]先利用中值滤波去除图像中的脉冲噪声,然后重新设计了小波阈值判别函数并融合图像的形态学滤波来对图像进行降噪处理;文献[8]将多重中值滤波和第二代曲波变换相结合来达到降噪目的;文献[9]对改进中值滤波算法和均值滤波算法依次进行叠加以实现图像的滤波;文献[10]先利用小波变换对图像进行分解,然后通过重构经维纳滤波处理的低频分量和经 Canny 算子提取边缘的高频分量来实现对混合噪声的降噪处理;文献[11]则通过神经网络先对噪声点进行检测,然后根据噪声点的特性分别对其采取中值滤波和均值滤波,最后通过图

像融合来得到滤波后的图像。

近年来,深度学习^[12]快速发展,卷积神经网络在图像处理中的应用也愈加广泛。得益于卷积神经网络强大的特征学习与映射能力,其在去除图像噪声时相比传统方法具有更大的优势。文献[13-15]在这方面做了较多贡献。Chen 等^[13]提出了一种简单的卷积神经网络用于图像去噪,与传统方法相比无论在主观视觉效果还是在客观评价指标上均有所改善;同时,他们在此基础上进行了更为详尽的实验^[14],充分显示了将卷积神经网络应用于图像去噪时相较于传统方法的优越性。文献[16]提出一种基于残差编解码器结构的卷积神经网络(RED-CNN),并与传统的方法以及其他基于卷积神经网络的方法进行对比。实验结果表明,不管是在主观视觉效果上,还是在峰值信噪比、结构相似性和均方根误差等客观评价指标上,RED-CNN 都是最优的;但其网络复杂度较高,运算耗时较长,且缺乏处理混合噪声的应对策略,难以适应当前的应用。

本文在总结上述滤波算法设计经验的同时,在多种滤波算法的基础上设计了一种新型混合滤波算法。利用小波变换将图像分解为高频分量和低频分量;对图像中的高频分量进行维纳滤波处理,最大程度还原图像中的细节信息;对低频分量进行非局部均值滤波处理,滤出图像中低频分量的噪声信息;对处理后的高频分量和低频分量进行重构,即可得到滤波

后的图像。最后,通过实验验证了所提算法的有效性。

2 基于高斯-椒盐混合噪声的新型滤波算法

本节提出了一种基于高斯-椒盐混合噪声的新型滤波算法。首先对图像进行小波变换处理,使其分解为高频分量和低频分量;然后对图像中的高频分量进行维纳滤波处理,使得图像中的细节信息得以最大程度的还原,对低频分量进行非局部均值滤波处理,可在保护图像信号信息的基础上滤出图像中低频分量的噪声信息;最后对处理后的高频分量和低频分量进行重构,即可得到滤波后的图像。

2.1 小波的分解与重构

小波的分解和重构是小波变换中一组互逆的操作,在此仅对小波的分解进行叙述。小波变换具有很好的时频分析能力,因此常被用于信号的分解;而图像作为一种二维信号,不同于一维信号,它的分解和重构用到小波的多分辨特性。图像的小波分解可通过一维小波实现,其过程大致归纳如下:首先对图像的每一行(列)进行一维离散小波变换,接着对图像的每一列(行)进行一维离散小波变换,即可达到对图像进行小波分解的目的。若进行多层小波分解,则对得到的低频图像继续重复上述分解过程即可。图像的小波分解即是把图像变换成低频子图像(LL)和3个高频子图像(HL, LH和HH),其中高频子图像分别保存水平、垂直和对角线3个方向的边缘信息;低频子图像主要保存着图像的信号能量,且还可继续向下分解为不同频带的子图像^[16-17]。图像的重构则是图像小波分解的逆过程,即利用图像所有的高频分量和低频分量还原图像的过程。

图1给出Lena图的二层小波分解和重构过程,其中,图(a)为Lena的原始图像,图(b)为经一次小波分解后的效果图,图(c)为二次小波分解后的效果图。可见,每经过一次小波分解,图像都会分解为上一级图像的1/4大小,且经过小波重构得到的图像(d)与图像的原始图像几乎毫无差异。

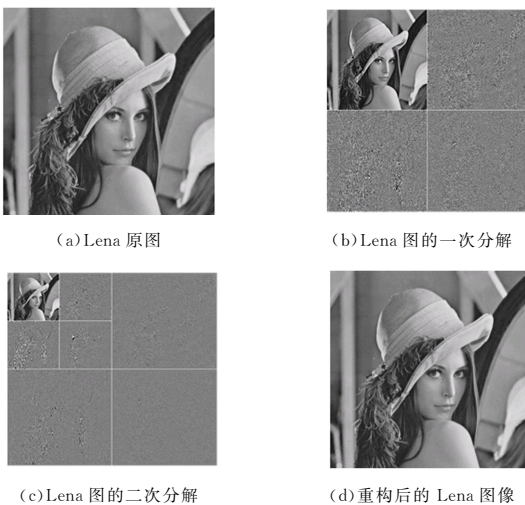


图1 Lena图的分解与重构

2.2 非局部均值滤波算法

非局部均值滤波算法是由Buades等提出的一种新型的空间域滤波算法。其利用与滤波像素点具有相似邻域结构的加权均值来估算当前像素值,充分利用了图像结构信息的冗余性,能够在滤波的同时最大程度地维护图像的细节特征^[18-19]。

对于一幅噪声图像 $\mu = \{\mu(i) | i \in I\}$, I 表示图像域,对图像中任一像素点进行非局部均值滤波,滤波后该像素的灰度值如式(1)所示:

$$N(i) = \frac{1}{Z(i)} \sum_{j \in I} \omega(i, j) \mu(j) \quad (1)$$

$$Z(i) = \sum_{j \in I} \omega(i, j) \quad (2)$$

其中, $\omega(i, j)$ 的值取决于像素*i*和*j*之间的相似度,即以像素*i*和*j*为中心的灰度矩阵 N_i 与 N_j 的相似指数,其通过高斯加权欧氏距离 $d(i, j)$ 来衡量。 $d(i, j)$ 的公式如式(3)所示:

$$d(i, j) = \|\mu(N_j) - \mu(N_i)\|_{2, \beta}^2 \quad (3)$$

其中, β 表示高斯核函数的标准差。

邻域间的灰度值矩阵越相似,其对应权值就会大,权值的计算如式(4)所示:

$$\omega(i, j) = \exp\left(-\frac{d(i, j)}{h^2}\right) \quad (4)$$

其中, h 为平滑参数,控制着高斯函数的衰减程度。

2.3 本文算法

本文算法的流程如图2所示,该算法的具体执行步骤如下:

(1)采用“sym4”小波对载入的图像进行小波分解,使其分解成高频域图像和低频域图像,其中高频域图像包含3个子图像;

(2)对低频域图像采用非局部均值滤波处理,使低频子图像可以在滤波的同时保护图像中的细节信息,对高频子图像采用维纳滤波,使高频子图像得以最大程度的还原;

(3)对处理后的高频域图像与低频域图像进行重构,即得到滤波后的图像。

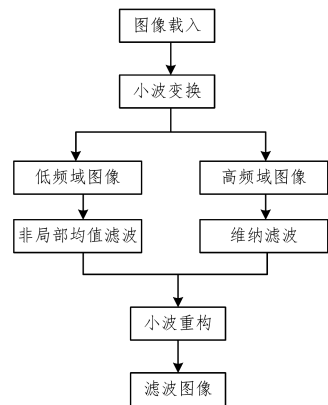


图2 本文滤波算法

3 仿真与分析

为了测试所提算法对高斯-椒盐混合噪声的抑制效果,本文采用国际经典测试图像Lena作为实验对象,分别对其添加不同比例的高斯噪声和椒盐噪声,并综合对比了各种不同滤波算法在不同噪声条件下对图像中高斯-椒盐噪声的抑制效果。其中,图3为Lena图像在均值为0、方差为0.05的高斯噪声和噪声密度为5%的椒盐噪声情况下不同滤波算法的效果对比图。为了更加客观地对所提算法的性能进行验证,文中采用了峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)两种客观评价标准进一步对各种算法的性能进行客观评价^[20]。

通过对表1、表2和图3的分析可知:

(1)通过表1和表2可以看出,在同等噪声条件下,所提

滤波算法的滤波效果要明显优于其他算法。其中 SSIM 和 PSNR 越大,说明其滤波效果越好,且 SSIM 的取值范围为 $[0,1]$;

(2)随着噪声干扰的逐步增强,虽然各种滤波算法对噪声的抑制效果都有所下滑,但在同等噪声条件下,本文提出的滤波算法对高斯-椒盐混合噪声的处理效果依然优于其他滤波算法。

(3)通过对比图 3 中 Lena 图像在不同滤波算法下呈现的效果,可以明显看出经本文滤波算法处理后的图像的视觉效果要明显优于其他传统滤波算法。

综上所述,在不同的噪声条件下,通过主观和客观标准的综合比较,所提算法抑制图像的高斯-椒盐混合噪声的效果要优于其他传统滤波算法,具有一定的应用价值。

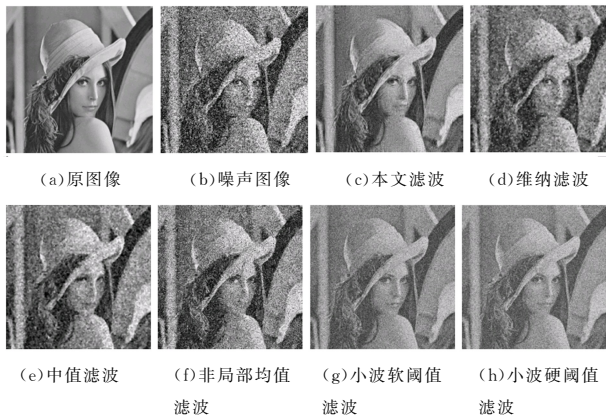


图 3 不同滤波算法结果对比

表 1 不同噪声密度下不同滤波算法的峰值信噪比统计结果

混合噪声 (方差 σ , 密度 $P\%$)	滤波算法					
	本文 算法	维纳 滤波	中值 滤波	非局部 均值滤波	小波软 阈值滤波	小波硬 阈值滤波
(0.09,9)	64.4487	28.5666	28.2498	40.3347	47.4026	47.3930
(0.07,7)	66.7895	28.7404	28.2913	42.9203	48.6890	49.0767
(0.05,5)	67.8369	28.9932	28.6413	45.7912	50.6618	50.7554
(0.03,3)	75.2405	29.5104	29.1637	51.3790	54.3713	54.3589
(0.01,1)	76.8351	31.4564	30.8881	60.9351	65.3361	62.5688

表 2 不同噪声密度下不同滤波算法的结构相似性统计结果

混合噪声 (方差 σ , 密度 $P\%$)	滤波算法					
	本文 算法	维纳 滤波	中值 滤波	非局部 均值滤波	小波软 阈值滤波	小波硬 阈值滤波
(0.09,9)	0.2610	0.2454	0.2364	0.1043	0.1541	0.1545
(0.07,7)	0.3057	0.2787	0.2719	0.1255	0.1786	0.1807
(0.05,5)	0.3387	0.3243	0.3310	0.1610	0.2172	0.2183
(0.03,3)	0.4677	0.4037	0.4206	0.2326	0.2863	0.2870
(0.01,1)	0.6824	0.5981	0.6149	0.4800	0.4781	0.4726

结束语 在传统滤波算法的基础上,设计出了一种基于图像高斯-椒盐混合噪声的有效滤波算法。根据图像小波变换后的高频和低频分量信息特点的差异,分别使用了相应的滤波算法对其进行处理。通过对比在相同噪声水平下的传统滤波算法可以明显看出,本文算法在抑制图像的混合噪声方面要优于传统滤波算法。

参考文献

- [1] JAIN A K. Fundamentals of Digital Image Processing [M]. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 1989.
- [2] GONZALEZ R, WOODS R. Digital Image Processing (2nd Edition) [M]. Prentice Hall, New York, NY, USA, 2001.
- [3] KHAN S, LEE D H. An adaptive dynamically weighted median filter for impulse noise removal [J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2017, 2017(1): 67.
- [4] ROY A, SINGHA J, MANAM L, et al. Combination of adaptive vector median filter and weighted mean filter for removal of high-density impulse noise from colour images [J]. Iet Image Processing, 2017, 11(6): 352-361.
- [5] 赵九龙, 马瑜, 李爽. 基于自适应三维分数阶积分的医学图像去噪算法 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32(8): 2520-2524.
- [6] 姜春苗, 周祚峰. 去除图像中高斯-脉冲噪声的有效方法 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(24): 183-185, 215.
- [7] 王小兵, 孙久运, 汤海燕. 基于小波变换的图像混合噪声自适应滤波算法 [J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(6): 91-95.
- [8] 王德娇, 史晋芳, 吴倩, 等. 一种混合降噪方法在辐射图像降噪处理中的应用 [J]. 机械设计与制造, 2017(1): 97-100.
- [9] 沈德海, 鄂旭, 侯建, 等. 一种抑制混合噪声的组合滤波算法 [J]. 信息技术, 2016(6): 1-3.
- [10] 汪祖辉, 孙刘杰, 邵雪, 等. 一种结合小波变换和维纳滤波的图像去噪算法 [J]. 包装工程, 2016(13): 173-178.
- [11] 李晓刚, 刘晋浩, 陈俊成, 等. 基于神经网络的图像混合滤波及融合算法研究 [J]. 包装工程, 2013, 34(9): 89-94.
- [12] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [13] CHEN H, ZHANG Y, ZHANG W H, et al. Low-dose CT denoising with convolutional neural network [C] // Proceedings of IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging, 2017: 143-146.
- [14] CHEN H, ZHANG Y, ZHANG W H, et al. Low-dose CT via convolutional neural network [J]. Biomedical Optics Express, 2017, 8(2): 679-694.
- [15] CHEN H, ZHANG Y, KALRA M K, et al. Low-dose CT with a residual encoder-decoder convolutional neural network (RED-CNN) [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 36(12): 2524-2535.
- [16] 申红. 小波变换域井下视频监控图像改进阈值去噪方法 [J]. 金属矿山, 2017(7): 151-154.
- [17] 汤仁民, 李国芳, 王代强. 基于小波的图像基本处理技术研究 [J]. 微型机与应用, 2015, 34(2): 44-46.
- [18] 张彩甜. 一种小波域改进非局部均值滤波算法 [J]. 电视技术, 2014, 38(15): 65-67, 79.
- [19] 黄伶俐. 一种改进权重的非局部均值图像去噪方法 [J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(6): 16-19.
- [20] 闫乐乐, 李辉, 邱聚能, 等. 基于区域对比度和 SSIM 的图像质量评价方法 [J]. 应用光学, 2015, 36(1): 58-63.