

基于双边滤波的自适应彩色图像去噪研究

王晓红, 王禹琛

(上海理工大学, 上海 200093)

摘要: **目的** 为了克服彩色图像去噪后存在的特征模糊, 研究基于双边滤波的自适应彩色噪声图像去噪方法。**方法** 使用二维离散小波变换(DWT)对含噪声的彩图图像进行近似分量、水平细节分量、垂直细节分量和对角细节分量等4个方向的分解。根据DWT各方向分量归一化后的方差比例, 利用RBF神经网络构造双边滤波系数模型确定不同方向的最佳去噪系数, 提出彩色噪声图像自适应去噪方法(DWT-ABF), 并将该方法与常规方法作对比。**结果** 在不同噪声类型以及混合噪声失真情况下文中方法都能有效地去除噪声, 并同时保留图像细节信息, 且与其他方法相比, 文中方法去噪后的图像都具有更高的PSNR值。**结论** 文中方法克服了传统双边滤波无法自行确定最佳参数的缺陷, 同时也良好地解决了去噪图像特征模糊的问题。

关键词: 彩色图像; 双边滤波; 二维离散小波; 自适应; 去噪

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)15-0168-05

Adaptive Color Image Denoising Based on Bilateral Filtering

WANG Xiao-hong, WANG Yu-chen

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The work aims to study the adaptive color noise image denoising method based on bilateral filtering for the purpose of overcoming the feature blurring in color image after denoising. The color noise image was decomposed into approximate component, horizontal detail component, vertical detail component and diagonal detail component by the two-dimensional discrete wavelet transform (DWT). According to the normalized variance ratio of components of DWT in each direction, the RBF neural network was used to construct the bilateral filter coefficient model to determine the best denoising coefficient in different directions, propose an adaptive denoising method for color noise image (DWT-ABF), and compare this method with the conventional method. In the different types of noises and mixed noise distortion, the proposed method could effectively remove the noise and preserve the detail information of the image. Compared with other methods, the images denoised based on DWT-ABF had higher PSNR value. The DWT-ABF overcomes the defect that traditional bilateral filtering is unable to determine the optimal parameter, and it also well solves the feature blurring of denoised image.

KEY WORDS: color image; bilateral filtering; two dimensional discrete wavelet; adaptive; denoising

随着数码设备的普及, 数字图像已经成为人们信息表达的主要手段。在图像获取、处理、压缩、传输、存储以及复制的过程中, 不可避免地会引入噪声, 从而降低了图像的质量。通常与图像相关的诸多应用, 如图像分割, 边缘提取等, 噪声会很大程度上影响图像特征提取的精确性, 因此在图像分析前对图像进行去噪预处理是首要任务, 它是图像处理的一个重要环

节。目前, 主流的去噪算法可分为空域滤波和变换域滤波等2种。前者主要包括非局部均值滤波、自适应中值滤波、高斯滤波和双边滤波等^[1]。后者主要包括小波阈值滤波、基于多尺度变换的滤波方法以及基于字典学习的K-SVD滤波方法等^[2-4]。大多数算法在对图像去噪的同时图像的细节信息、边缘信息也有所丢失, 导致图像的再模糊现象, 影响去噪后的图像质量,

收稿日期: 2016-12-27

作者简介: 王晓红(1971—), 女, 博士, 上海理工大学教授, 主要研究方向为数字图像信息处理与色彩再现理论及应用。

因此,尽可能地保留图像细节信息和避免添加滤波失真成为图像去噪的重中之重。

双边滤波器是在总结Overton等的思想方法和经典高斯滤波算法的基础上设计出来的非线性滤波器,具有非迭代、局部和简单等特性。由于双边滤波不仅考虑了空间的邻近度信息也考虑了亮度的相似性,只有领域内亮度相似才被一起平均,这更符合人眼视觉习惯,所以它既可以有效地降低图像噪声又可保留图像边缘细节。传统的双边滤波需要针对不同的噪声类型和含噪程度逐次寻找最佳滤波系数来达到最佳的去噪效果,这样大大降低了去噪的准确性和效率^[5-12]。对含噪图像进行DWT频率域变换,发现在分解后的不同频率域上噪声的分布强度也有所不同,所以传统双边滤波对图像只确定一个滤波系数是达不到最好的去噪效果^[13]。

文中以二维离散小波对不同噪声类型、不同失真强度的含噪图像进行多方向尺度的分解。根据研究发现,当噪声强度增加时,近似分量的方差信息基本保持不变,其他水平细节、垂直细节以及对角细节等3个方向的方差会随图像含噪量而发生不同程度的变化。依此建立自适应双边滤波系数模型,快速、精确地确定不同频域方向的最佳去噪参数,提升图像去噪效果。

1 噪声图像频率域分析

为了分析噪声图像在DWT频率域上的特点,文中对TID2008图库^[14]中的25种不同图案的图像在4种不同失真程度的高斯噪声、颜色分量加性噪声和掩蔽噪声下都进行了二维离散小波变换,分解出近似分量、水平细节分量、垂直细节分量和对角细节分量等4个分量。图1a是选取的TID2008图库中高斯噪声鹦鹉图,图1b是按DWT分解后得到的4个方向效果示例,由图1可看出噪声图像在经DWT分解后的4个方向上都具有噪声。

为探究各个方向上噪声图像中噪声的分布规律,将噪声图像经DWT变换后各分量先分别进行归一化,见式1。然后求其方差,研究不同噪声类型失真图像的各分量方差值S在不同噪声程度下的变化规律,见式2。

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{1}$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \left[(x_1 - x)^2 + (x_2 - x)^2 + \dots + (x_n - x)^2 \right] \tag{2}$$

鹦鹉图在不同失真程度 (Level 1, Level 2, Level 3, Level 4是TID2008中的4种失真程度分类等级) 的3种噪声类型 (高斯噪声、颜色分量加性噪声、掩蔽噪声) 下4个分量方差的统计结果见表1。

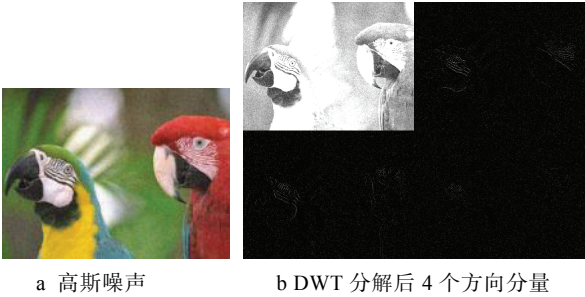


图 1 对噪声图像 DWT 变换
Fig.1 DWT transform for noise image

表 1 DWT 分解后的 4 个分量在 3 种噪声强度下的方差
Tab.1 Variance of four components of DWT decomposition under three noise intensity

噪声类型	失真程度	近似分量	水平细节分量	垂直细节分量	对角细节分量
高斯噪声	Level 1	0.3840	0.0474	0.0425	0.0278
	Level 2	0.3837	0.0517	0.0471	0.0348
	Level 3	0.3841	0.0595	0.0556	0.0456
	Level 4	0.3844	0.0724	0.0695	0.0620
颜色分量加性噪声	Level 1	0.3837	0.0438	0.0385	0.0212
	Level 2	0.3832	0.0451	0.0398	0.0237
	Level 3	0.3825	0.0473	0.0425	0.0279
	Level 4	0.3815	0.0514	0.0472	0.0348
掩蔽噪声	Level 1	0.3830	0.0467	0.0412	0.0339
	Level 2	0.3820	0.0501	0.0446	0.0434
	Level 3	0.3802	0.0557	0.0504	0.0566
	Level 4	0.3773	0.0646	0.0590	0.0734

由表1可知,3种不同噪声类型的图像在不同的失真程度下,经二维离散小波变换分解出4个分量,近似分量的方差数值都基本保持不变,不会因为噪声强度的增加而发生较多变化。水平细节分量和垂直细节分量随着噪声强度的增加方差逐渐增加,而且2个分量之间方差数值相差不大。对于对角细节分量,方差也随噪声强度的增加而增加,但都小于水平、垂直两方向上的方差数值。文中对TID2008图库中剩余24种图案的噪声图像在这3种噪声类型及4种噪声程度的失真下(即288幅图像)都做了同样的测试,得到相同的规律。

2 不同方向下双边滤波系数模型的构造

利用文中算法代替传统的双边滤波对彩色噪声图像进行自适应去噪,具体过程见图2。

RBF神经网络是一种前馈型网络,网络一般包括输入层、隐含层、输出层等3部分,见图3。在建立神经网络模型时需要考虑的参数包括训练样本的选取和参数spread的设置,即RBF函数的分布系数。spread

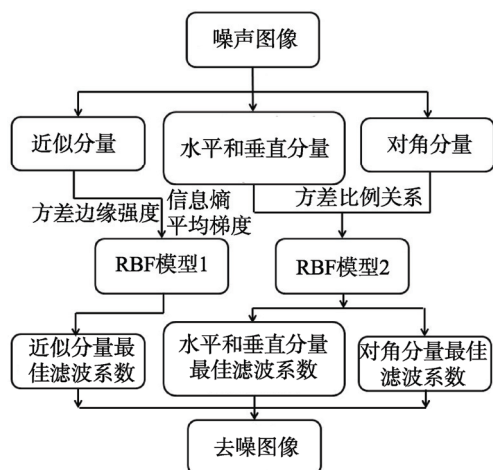


图2 文中方法流程

Fig.2 Flow chart of the proposed method

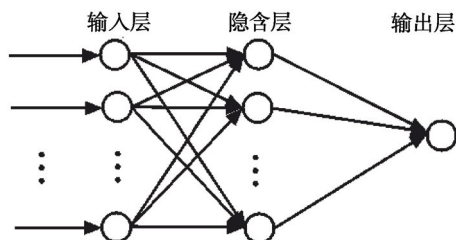


图3 RBF神经网络结构

Fig.3 The structure of RBF neural network

值越大, 仿真数据与测试数据的逼近程度越好, 但网络的逼近误差会比较大; spread 值越小, 网络的逼近误差也小, 但网络的收敛速度慢、泛化能力弱^[15]。

因为不同方向的特征值会随着噪声强度和类型变化而呈现出非线性变化, 所以文中利用RBF神经网络最佳逼近性能、全局最优特性和高度非线性转换的优势, 对各个分量的最佳滤波系数模型进行构造。训练样本采用TID2008图库中的噪声图像, 包括3种不同噪声类型及不同失真程度的240幅图像作为训练样本, 任意60幅图像作为测试样本。

2.1 近似分量滤波系数模型构造

噪声图像的平均梯度、信息熵、方差和边缘强度都会因为噪声强度和噪声类型的不同而有所不同, 见图4。文中将这4种特征作为RBF神经网络的输入特征, 与手动调试出的图像最佳双边滤波去噪系数建立非线性关系, 构造出近似分量的双边滤波去噪系数模型。当 spread 值为30时, 相对于近似分量模型去噪效果最好。

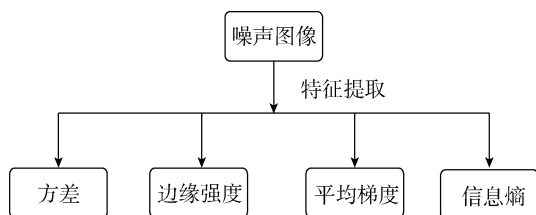


图4 噪声图像特征提取

Fig.4 The feature extraction of noise image

2.2 水平、垂直和对角分量滤波系数模型构造

经过二维离散小波变换后, 获得不同噪声强度下的各分量方差数据, 因为近似分量方差基本不变, 所以针对其他三分量相对于近似分量的比例关系建立滤波系数模型。

以高斯噪声鸮图为例, 在表1数据中, 水平和垂直细节分量在同一噪声强度下方差大小相差不大, 以其两者的均值计算与近似分量方差的比例关系, 并逐次手动调试确定水平和垂直方向下的最佳滤波系数。同理确定对角分量的比例关系和最佳系数, 见表2。

表2 水平、垂直、对角分量的最佳参数与比例关系
Tab.2 The optimal parameter and proportional relations of horizontal and vertical components

分量	失真程度	方差比例	最优滤波系数
水平、垂直	Level 1	5.417	0.06
	Level 2	6.674	0.09
	Level 3	7.767	0.15
	Level 4	8.542	0.22
对角	Level 1	6.200	0.05
	Level 2	8.423	0.13
	Level 3	11.02	0.24
	Level 4	13.81	0.35

由表2可知, 随着失真程度的增加, 水平、垂直分量的方差均值与近似分量方差的比值和对角分量方差与近似分量方差的比值都逐渐增大, 它们的最佳双边滤波去噪系数也都逐渐的增加。对角分量方差相对于近似分量方差的比值和最佳去噪系数增加得更大。对其他2种噪声也做了相同的实验, 发现规律相同, 由此可断定方差比值与最佳去噪系数具有一定的同步性, 当方差比值增大时去噪的最佳系数也随之增大, 而且当失真程度相同时, 对角分量上的最佳去噪系数比其他方向上的要大。所以可将水平、垂直和对角分量与近似分量的方差比值和相对应的最佳滤波系数作为输入特征, 利用RBF神经网络构建函数模型。通过反复对训练样本建模和测试仿真实验, 当 spread 值选为11时, 计算出分量的滤波系数在噪声去除中的效果最好。

3 实验结果与分析

3.1 评价标准

对于去噪算法的性能评价可从定性和定量两方面进行。定性评价主要针对去噪后的图像的视觉效果。对于定量分析, 峰值信噪比(PSNR)是目前衡量图像失真的主要指标^[16]。

PSNR定义为:

$$\text{PSNR} = 20\lg\left(\frac{255}{\text{RMSE}}\right) \tag{3}$$

其中：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_i (f_i - f_{li})^2} \tag{4}$$

式中： f 为原始图像； f_l 为去噪后的图像； MN 为图像大小。

3.2 不同噪声类型中去噪性能对比分析

利用文中算法对TID2008中3种噪声类型：高斯噪声、加性噪声和掩蔽噪声的所有噪声图像都进行去噪，并且与其他算法自适应中值滤波(AF)^[17]、基于字典学习(KSVD)^[18]、非局部均值滤波(NLM)^[19]和传统双边滤波(BF)^[20]进行对比分析。以鸚鵡图为例，不同噪声类型和强度上的去噪性能对比见表3。

表 3 5 种算法在不同噪声类型和强度上的去噪性能对比
Tab.3 Denoising performance comparison of 5 algorithms under different noise types and intensities

图像	失真程度	PSNR				
		AF	KSVD	NLM	BF	DWT-ABF
高斯噪声	Level 1	37.082	29.861	39.129	39.486	40.332
	Level 2	35.861	29.834	38.458	38.074	38.583
	Level 3	34.178	29.789	36.531	36.324	36.630
	Level 4	32.059	29.705	32.746	34.332	34.554
颜色分量加性噪声	Level 1	37.082	32.189	39.122	40.448	40.481
	Level 2	36.074	32.140	38.430	38.459	38.570
	Level 3	34.535	32.037	36.555	36.526	36.697
	Level 4	32.533	31.805	33.428	34.461	34.611
掩蔽噪声	Level 1	36.756	29.857	36.392	36.244	36.978
	Level 2	34.858	29.824	34.143	34.740	35.395
	Level 3	33.682	29.754	34.110	33.497	33.714
	Level 4	32.155	29.614	30.673	32.553	33.638

根据结果，一般当PSNR值大于等于33时，人眼视觉就会认为图像之间没有差异，文中算法PSNR值都在33以上，这说明该算法在人眼视觉方面能够很好地符合人眼主观特性对去噪效果的判断。文中算法在3种噪声类型上的PSNR值均优于其他近年来的去噪算法，尤其是比KSVD和自适应中值滤波PSNR值具有较大的提升，这说明文中算法很好地保护了去噪图像的细节和纹理信息，具有更好的抗模糊性。文中算法比NLM算法去噪后PSNR分数要稍高一些，NLM滤波不具有自适应性。当噪声污染严重时，与其他算法相比，文中算法DWT-ABF具有更好的滤波能力。

3.3 混合噪声去噪性能对比分析

文中对混合噪声图像做了实验分析。高斯噪声、颜色分量加性噪声和掩蔽噪声在失真程度Level 1下的等程度混合噪声图像见图5。

从定量的方面分析，根据表4中的PSNR值可知，文中算法较其他算法在混合噪声图像中具有更好的去噪性能。从定性的方面分析，文中算法在4种失真强度等级下混合噪声的去噪效果见图6。由图6可知，去噪后图像的纹理信息和细节信息能够很好的保留，去噪图像质量高。



图 5 混合噪声图像
Fig.5 Mixed noise image

表 4 5 种算法在混合噪声图像的去噪性能对比
Tab.4 Denoising performance comparison of 5 algorithms under mixed noise

图像	失真程度	PSNR				
		AF	KSVD	NLM	BF	DWT-ABF
混合噪声	Level 1	36.173	29.931	36.349	35.361	36.542
	Level 2	34.796	29.918	34.962	34.791	36.036
	Level 3	33.015	29.866	32.614	33.015	34.959
	Level 4	30.144	29.711	30.044	31.907	33.450

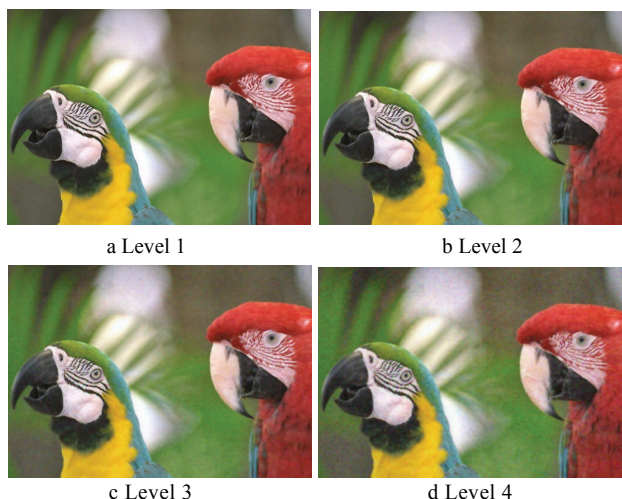


图6 去噪图像
Fig.6 Denoising image

4 结语

提出一种基于双边滤波的自适应彩色图像去噪方法。通过二维离散小波变换将噪声图像分解为近似分量、水平细节分量、垂直细节分量和对角细节分量,研究分析噪声的分布特性,然后通过噪声图像的平均梯度、信息熵、方差和边缘强度4个特征以及各分量的方差比值特点,利用RBF神经网络建立自适应双边滤波系数模型,使用最佳系数对各个频域进行双边滤波去噪。实验结果表明,文中算法能较好地保持图像的细节信息,与传统的双边滤波、字典学习KSVD、非局部中值滤波等去噪方法相比,对不同噪声类型的单一噪声图像和混合噪声图像都具有更好的去噪效果。

参考文献:

- [1] CHAN R H, HO C W, NIKOLOVA M. Salt-and-Pepper Noise Removal by Median-type Noise Detectors and Detail-preserving Regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1479—1485.
- [2] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A Non-Local Algorithm for Image Denoising[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2(7): 60—65.
- [3] DINESH, PETERI, GOVINDAN, et al. Nonlocal-Means Image Denoising Technique Using Robust M-Estimator[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2010, 25(3): 623—631.
- [4] 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.
- [5] ZHANG B, ALLEBACH J P. Adaptive Bilateral Filter for Sharpness Enhancement and Noise Removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 17(5): 664—678.
- [6] YAN B, SALEH A D. Structure Enhancing Bilateral Filtering of Images[C]// International Conference on Pervasive Computing Signal Processing & Applications IEEE, 2010: 614—617.
- [7] JI W L, PARK R H, CHANG S. Noise Reduction and Adaptive Contrast Enhancement for Local Tone Mapping[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2012, 58(2): 578—586.
- [8] GIRALDO J C R, KELM Z S, GUIMARAES L S, et al. Comparative Study of Two Image Space Noise Reduction Methods for Computed Tomography: Bilateral Filter and Nonlocal Means[C]// Engineering in Medicine and Biology Society, Embs, Annual International Conference of the IEEE, 2009: 3529—3532.
- [9] YU L, MANDUCA A, TRZASKO J D, et al. Sinogram Smoothing with Bilateral Filtering for Low-dose CT[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2008, 6913: 29—37.
- [10] YU L, MANDUCA A, TRZASKO J, et al. Projection-space Denoising with Bilateral Filtering in Computed Tomography: US, 8965078[P]. 2015.
- [11] TSENG Y C, HSU P H, CHANG T S. A 124 Mpixels/s VLSI Design for Histogram-based Joint Bilateral Filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(11): 3231—3241.
- [12] SUDHA N, MOHAN A R. Hardware-Efficient Image-Based Robotic Path Planning in a Dynamic Environment and Its FPGA Implementation[J]. Industrial Electronics IEEE Transactions on, 2011, 58(5): 1907—1920.
- [13] GABIGER-ROSE A, KUBE M, SCHMITT P, et al. Image Denoising Using Bilateral Filter with Noise-adaptive Parameter Tuning[J]. Kidney International, 2011, 70(4): 4515—4520.
- [14] PONOMARENKO N, LUKIN V, ZELENSKY A, et al. TID2008-A Database for Evaluation of Full-Reference Visual Quality Assessment Metrics[J]. Adv Modern Radio Electron, 2009, 10: 30—45.
- [15] ZHUANG X, SUN X, PAN H, et al. Radical Basis Function Neural Network for a Novel Tactile Sensor Design[C]// International Conference on Information and Automation, 2012: 926—931.
- [16] HUYNH-THU Q, GHANBARI M. Scope of Validity of PSNR in Image/Video Quality Assessment[J]. Electronics Letters, 2008, 44(13): 800—801.
- [17] COHEN J. Application of Adaptive Median Filtering Algorithm in Image Processing[J]. Internet of Things Technologies, 2013.
- [18] 孙慧芳. K-SVD 算法在图像去噪中的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
SUN Hui-fang. Research on Image Denoising Based on K-SVD Algorithm[D]. Xi'an: Xidian University, 2012.
- [19] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A Non-Local Algorithm for Image Denoising[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 CVPR 2005 IEEE Computer Society Conference on IEEE, 2005: 60—65.
- [20] 张海荣. 双边滤波去噪方法及其应用研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2014.
ZHANG Hai-rong. Research on Bilateral Filtering Denoising Method and Its Application[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2014.