

图像降噪技术文献综述

1 图像降噪技术研究背景

随着计算机技术的不断发展，图像信息在生产生活中变得越来越重要。但是图像采集的过程中常常会受到所用采集设备的采集能力以及不利采集环境的干扰，从而出现图像失真的现象，导致后续的图像分析以及处理操作不能顺利进行。因此为了获取高质量的图像，在很多时候图像处理人员需要对图像进行降噪操作。

图像降噪技术在过去的几十年间一直是图像信息处理领域的一个重要研究方向，总的目的就是在尽可能保持图像原特征（包括各种轮廓，峰值等要素）的情况下对原图像的形态做出估计，将图像中的随机噪点减少以恢复原图像的形态。从频域的角度看，噪声和原图像的纹理，边缘等等都是高频成分，而在去除噪点的过程中我们难免会将部分有意义的边缘、纹理等去除，所以我们不可避免的要损失原图像的一些细节。因此，如何在保持原图像细节的情况下尽量地减少图像中的噪点，一直是图像信息处理方向的一个研究热点。

图像降噪技术是一个交叉性比较强的领域，在硬件领域，它和采集设备采集精度的提高及其抗噪声能力的增强都有关系；在理论研究方面，它和偏微分方程，概率论和统计学等学科都有密切的关系。事实上，在过去几十年的研究中，许多有价值的降噪方式已经涌现了出来，他们大体上可以分为：空间域滤波、变换域滤波、混合滤波、图像离散化降噪以及卷积神经网络（CNN）辅助降噪等。

2 图像降噪技术研究意义

图像降噪在医疗成像、遥感、军事技术等应用领域中都有广泛的应用。在医疗领域，图像降噪技术是核磁共振成像技术的核心技术之一[1]；在遥感领域，由于信号传输以及采集难度较大，所得到的图像中通常都混有比较强的噪声成分，为了提高视觉外观，提取和分析成像信息，就必须进行降噪[2]；在军事领域，Synthetic Aperture Radar（SAR）图像降噪技术也是合成孔径雷达的一个重要技术[3]，同时，红外监控技术中也广泛应用了图像降噪技术[4]。

3 当前图像降噪技术研究水平和存在的问题

在阅读了多篇近期的图像处理和降噪技术综述性文章以及多篇对于特定降噪技术的综述之后，笔者发现目前图像降噪技术的发展主要聚焦于滤波降噪技术和机器学习降噪技术两个方面。由于笔者能力有限，下文主要介绍图像滤波降噪技术。

3.1 滤波降噪技术

3.1.1 空间域滤波技术

空间域滤波在图像降噪中被大量使用，主要分为线性和非线性两种。常见的线型滤波器有均值滤波器（Mean filter）、维纳滤波器(Wiener filter)和高斯滤波器(Gaussian filter)三种。就均值滤波器而言，其主要原理就是将给定像素点周围的特定区间内的像素求加权平均，并将结果赋给原位置，达到降噪的目的。但其也存在比较严重的问题，就是容易使原图中的一些特征丢失[5]。为了改进上述缺陷，高斯滤波器和维纳滤波器相继诞生，这两种滤波器并不是使用均值作为像素点的目标值，在一定程度上克服了特征丢失的问题，但是容易使图像变得模糊。

为了克服图像模糊的问题，又出现了一系列非线性滤波器，其中比较有代表性的就是双边滤波器[6]（Bilateral filter）和图像引导滤波器[7]（guided image filtering）。就双边滤波器而言，它并不是仅仅考虑像素的空间邻近度，而是在其基础上将像素值的相似度也纳入了考量，是一种折中的处理方式，它能够达到保边降噪的目的，具有简单，非迭代、局部的特点，但是无法避免输出图像中发生梯度反转[8]。

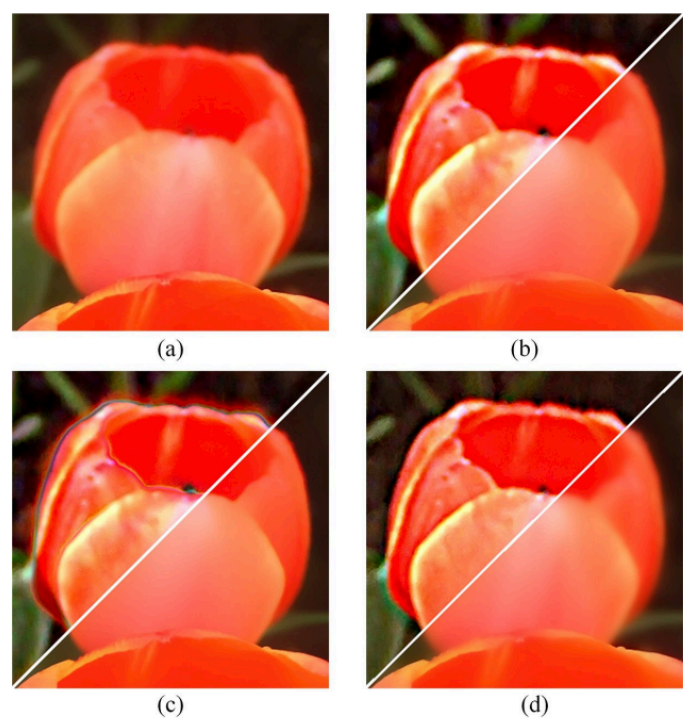


图1 梯度反转示例图（左侧的c为双边滤波出现梯度翻转的例子）

为了避免梯度反转的发生，又诞生了引导滤波器，其通过一个给定的梯度引导图像对待降噪图像进行引导滤波，不仅加快了运行速度，也避免了梯度反转的发生。

还有一个比较常用的空间域降噪算法是Non-Local Means算法（NLM Algorithm）[9]，这一算法使用图像中普遍存在的冗余信息来降噪，利用了整幅图像来降噪，以图像块为单位在图像中寻找相似区域，再对这些区域求平均，能够比较好的去掉图像中存在的噪声。

3.1.2 变换域滤波技术

由于图像实际上是一种信号，一般的图像都可以表示为几个系数的线性展开，从而使得我们可以在不同的域中对图像进行分析和处理。在这一领域中比较常用的变换有傅里叶变换（FT）、快速傅里叶变换（FFT）、离散余弦变换（DCT）、小波变换等。FT和FFT主要是将图像变换到频域上，去除掉一些高频噪点来进行降噪。DCT和FT类似，主要区别在于DCT使用实数进行傅里叶变换而不使用复数。小波变换是当下一种性能比较优秀的降噪方式，他在时间和空间上都进行了局部化，在保留FT和DCT优势的前提下，能够在图像恢复和无损压缩方面表现出更快的性能。

3.1.3 混合滤波技术

空间域滤波技术能够保留边缘，但是会使得图像内部变得比较模糊；而变换域滤波技术尽管能够保持图像特征，避免图像模糊，但是却常常在图像边缘处导致梯度逆转现象发生。如果能够在结合两种方法优势的同时尽量减少其带来的负面影响，就可以实现边缘和内部特征保持的都比较好的降噪算法，这里给出两种比较常用的混合滤波降噪算法。

首先是经典的DDID降噪技术，这项技术在2013年由Knaus和Zwicker在2013年给出[10]，Dual-Domain Image denoising（DDID）算法同时使用空间域上的双边滤波技术和变换域上的小波收缩的短时距傅里叶变换（short-time Fourier transform，STFT）技术，能够在降噪的同时比较好的保持边缘特征，并且降低了计算的复杂度。

在2018年，王娜，尚禹等人又提出了一种新的混合降噪技术[11]。这项技术利用二阶方向导数（方向上的拉普拉斯函数），对经典的PM和ID混合降噪算法进行改进，图像降噪和特征保持两方面都有出色的表现。其主要计算过程和降噪能力图表如下。

$$\begin{aligned} P_{x,y} &= (u_{x-q,y-q}, \dots, u_{x,y}, \dots, u_{x+q,y+q})^T \\ P_{x',y'} &= (u_{x'-q,y'-q}, \dots, u_{x',y'}, \dots, u_{x'+q,y'+q})^T \\ \dots \dots \dots \\ d(P_{x,y}, P_{x',y'}) &= \frac{1}{p^2} \left(\sum_{m=1}^{p^2} (P_{x,y}(m) - P_{x',y'}(m))^2 \right)^{1/2} \\ \dots \dots \dots \end{aligned}$$

图2 使用二阶方向导数计算相应的噪点权重过程

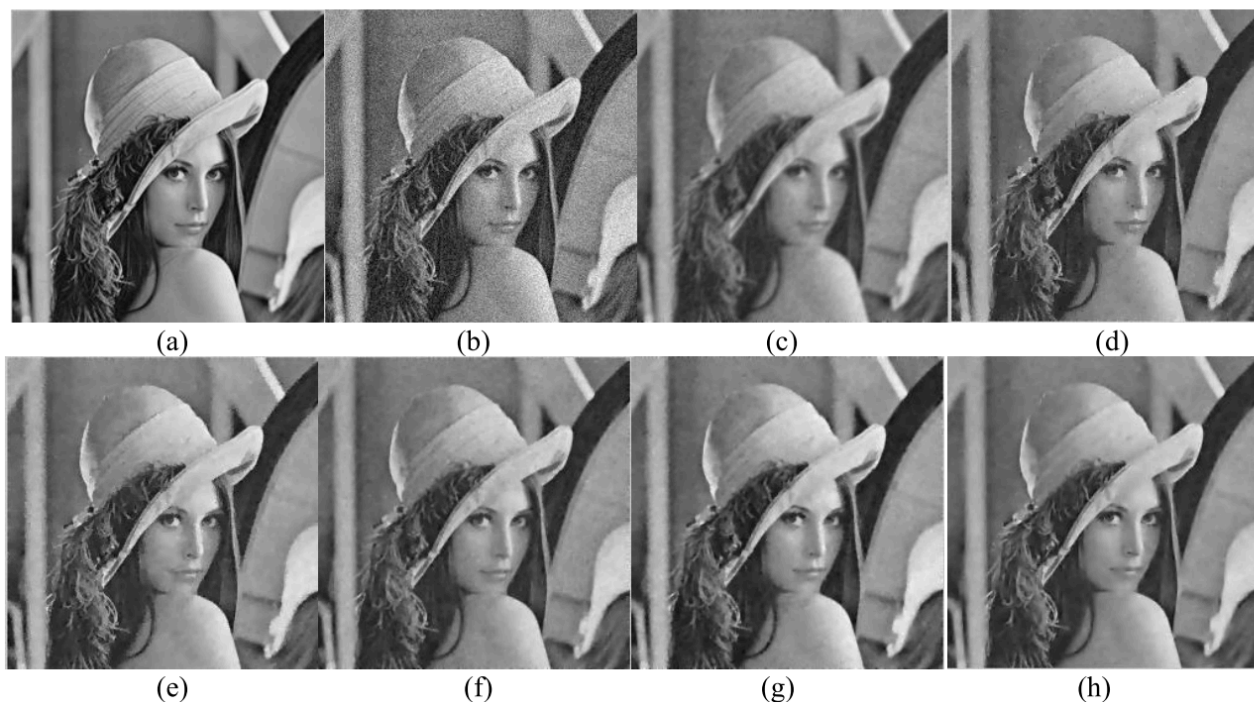


FIGURE Comparison of denoising results on Lena image. (a) noise free image; (b) noisy image with variance of 0.003; Denoising results by (c) ID model, (d) PM model ($k = 6$), (e) VEPM model ($k = 4$), (f) MPM model, (g) TSP model ($k = 5$), as well as (h) DLHPDE model ($k = 2$).

图3 优化算法处理结果示例图

Quantitative comparison of AGORITHMS IN DENOSING Lena image.

Model	Noise variance=0.002	Noise variance=0.003	Noise variance=0.005
	PSNR	PSNR	PSNR
ID	27.49	27.33	26.08
PM	31.54	30.38	28.89
VEPM	31.91	30.81	29.24
MPM	32.08	31.18	29.86
TSP	32.12	31.09	29.42
DLHPDE	33.16	31.88	30.36

表1 优化之后的算法噪声处理能力与经典算法的对比

3.2 机器学习辅助降噪技术

机器学习技术在当下方兴未艾，目前众多通过训练人工智能网络进行降噪的算法不断涌现。目前比较流行的训练方式是先将图像进行离散化表示，之后在通过字典学习方法训练人工智能模型来进行图像降噪，在特定类别图像的特征保持上能够取得比传统滤波技术更好的效果。

4 研究热点和发展方向

在阅读了多篇近期的图像降噪技术相关的论文之后，笔者认为当下图像降噪技术的发展方向主要是图像滤波器的优化以及辅助降噪的人工智能技术的优化。

就图像滤波器优化而言，[12]设计了一种新的双边滤波器。和传统的双边滤波器不同，这篇论文中提出的滤波器计算目标像素值的方式是将其周围频繁出现的像素值进行加权计算，而非直接考虑高斯范围。这种滤波器不仅能够恢复图像中原有的边缘属性，还能够保持原有图像特征不改变。

在人工智能辅助降噪方面，[13]中提出了一种新的训练网络，就是通过生成可逆性网络来减轻噪声在训练过程中的影响，从而降低错误率，提高噪点筛查的准确度。

5 总结

本文综述主要概括了图像降噪技术中的滤波降噪技术和人工智能辅助降噪技术，并分别对突出优势和存在的不足进行分析。从上述分析中，我们可以发现，一个单一域中的降噪算法不可能对所有图像都取得较好的降噪效果，在多数情况下我们可能都需要结合不同领域中的不同方法进行图像降噪处理，这也是当下图像降噪技术发展的一个重要方向。

图像降噪技术在当下仍然是图像处理技术中的一个重要领域，降噪技术的每一个发展都在很大程度上推动整个图像处理领域的进步。事实上，笔者也是受到校内《图像信息处理》这门课程的启发才决定写下这篇综述，但是笔者能力有限，对于一些前沿的技术背后的技术原理不能够形成很好的理解，分析也比较浅显。尽管如此，笔者在阅读了多篇参考文献之后，也还是感受到了图像降噪技术的重要性及其光明的前景。

6 参考文献

- [1] X. Yang, B. Fei, A wavelet multiscale denoising algorithm for magnetic resonance (MR) images, Meas. Sci. Technol. 22 (2) (2011) 025803.
- [2] T.S. Sharmila, K. Ramar, Efficient analysis of hybrid directional lifting technique for satellite image denoising, Signal Image Video Process. 8 (7) (2014) 1399 – 1404.
- [3] S. Liu, M. Liu, P. Li, J. Zhao, Z. Zhu, X. Wang, SAR image denoising via sparse representation in shearlet domain based on continuous cycle spinning, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 55 (5) (2017) 2985 – 2992.
- [4] Y. Shen, et al., Improved anscombe transformation and total variation for denoising of lowlight infrared images, Infrared Phys Technol 93 (2018) 192 – 198.
- [5] L. Shao, R. Yan, X. Li, Y. Liu, From heuristic optimization to dictionary learning: a review and comprehensive comparison of image denoising algorithms, IEEE Trans. Cybern. 44 (7) (2014) 1001 – 1013.
- [6] Tomasi C, Manduchi R (1998) Bilateral filtering for gray and color images. In: Abstracts of the sixth international conference on computer vision IEEE, Bombay, India, pp 839 – 846.
- [7] K. He, J. Sun, X. Tang, Guided image filtering, in: European Conference on Computer Vision, 2010, pp. 1 – 14.

- [8] Liu, W., Xu, W., Chen, X., Huang, X., Shen, C. and Yang, J., 2021. *Edge-Preserving Piecewise Linear Image Smoothing Using Piecewise Constant Filters*.
- [9] S. Xu, Y. Zhou, H. Xiang, S. Li, Remote sensing image denoising using patch grouping-based nonlocal means algorithm, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 14 (12) (2017) 2275 – 2279.
- [10] C. Knaus, M. Zwicker, Dual-domain image denoising, in: 20th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2013, 2013, pp. 440 – 444.
- [11] N. Wang, et al., A hybrid model for image denoising combining modified isotropic diffusion model and modified Perona-Malik model, *IEEE Access* (2018).
- [12] R.J. Jevnisek, S. Avidan, Co-occurrence filter, in: *CVPR*, 2017, pp. 3816 – 3824.
- [13] S. Chen, S. Chen, Z. Guo, Y. Zuo, Low-resolution palmprint image denoising by generative adversarial networks, *Neurocomputing* 358 (2019) 275 – 284.