

基于自适应小波偏微分方程的蝗虫切片图像去噪

李 丽, 张楠楠, 梅树立, 李晓飞

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘 要: 蝗虫显微切片图像在获取的过程中不可避免地会受到噪声污染, 其纹理、边缘与噪声又都属于高频分量, 单独使用小波变换或偏微分方程 (partial differential equation, PDE) 扩散的方法都不能在有效去噪的同时保持边缘、纹理等。针对这一问题, 提出了基于自适应小波 PDE 的去噪算法。首先对蝗虫切片含噪图像进行 sym5 小波软阈值去噪, 分解层数根据去噪后图像的 PSNR (peak signal to noise ratio) 值自适应地选择, 阈值门限使用 Birge-Massart 处罚算法获取。然后在此去噪的基础上进行 Perona-Malik (PM) 模型去噪, 迭代次数根据去噪后图像的 PSNR 值自适应地选择, 梯度阈值根据图像自身的 2 范数获取。为了验证所提出算法的去噪性能, 进行了与常用去噪算法的对比试验。试验结果表明: 视觉上, 采用本文算法去噪后的图像噪声点较少且边缘、纹理清晰; 客观上, 采用该文算法去噪后的图像 PSNR 值比使用维纳滤波高出 2 dB 左右, 比使用中值滤波高出 3 dB 左右, 比使用小波阈值去噪高出 2 dB 左右, 比使用 PM 模型去噪高出 1 dB 左右, 并且在结构相似性 (structural similarity image measurement, SSIM) 上采用该文算法去噪后的图像与原始图像的相似度最高。因此, 将自适应小波 PDE 的算法应用于蝗虫切片去噪是可行的、有效的, 为其后续处理提供了技术支持。

关键词: 切片; 图像; 小波; 蝗虫切片; 图像去噪; PM 模型; 结构相似性

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.20.024

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-20-0172-06

李 丽, 张楠楠, 梅树立, 李晓飞. 基于自适应小波偏微分方程的蝗虫切片图像去噪[J]. 农业工程学报, 2015, 31 (20): 172—177. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.20.024 http://www.tcsae.org

Li Li, Zhang Nannan, Mei Shuli, Li Xiaofei. Image de-noising of locust sections based on adaptive wavelet and partial differential equation method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(20): 172—177. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.20.024 http://www.tcsae.org

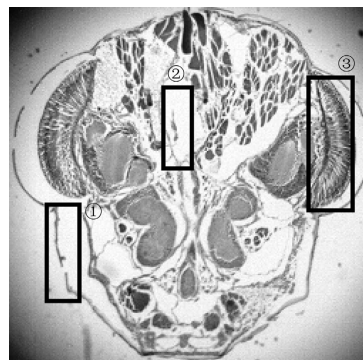
0 引 言

蝗虫显微切片试验的主要目的是认识蝗虫细胞及神经构造, 揭示蝗虫繁殖及农药除虫的作用机理, 辅助生物农药的研制和开发, 减少化学农药的污染^[1-2]。但是蝗虫切片在获取、传输和存储的过程中总是不可避免地受到各种噪声的干扰, 会给特征提取、拼接修复等各种后续的图像处理工作带来不良的影响, 同时由于昆虫体连续切片后的不可再现性, 如果丢弃噪声干扰的切片, 有可能会给研究工作带来巨大损失, 所以提出了有关蝗虫切片的图像去噪问题。

图像去噪是图像处理领域的一项基本而又十分关键的技术, 一直是近年来的研究重点。根据实际图像特点、噪声统计特征和频谱分析规律, 国内外研究人员提出了许多去噪算法^[3-8], 且在农业领域中得到广泛应用。杨福增在 2005 年针对红枣图像进行小波软阈值去噪^[9], 在 2007 年针对苹果图像进行了基于小波变换的维纳滤波去噪^[10], 在 2011 年又根据遗传算法提出了基于杂交小波变换的农产品去噪算法^[11]。宋怀波等 2012 年提出将 Contourlet 变换应用到农产品去噪中^[12]。李天华等 2013 年提出番茄维 C 含量近红外预测光谱的小波去噪^[13]。华珊等 2014 年利用基于偏微分方程的图像滤波技术研究土

壤孔隙结构^[14]。刘炳良 2014 年将小波变换与双边滤波算法结合, 提出了一种针对水果图像中颗粒噪声的滤波算法^[15]。贾伟宽 2015 年提出夜视图像的小波变换和独立成分分析融合降噪方法^[16]。

上述各种去噪方法中, 图像边缘、纹理等细节特征的保持与噪声的去除始终是一对矛盾。蝗虫显微切片图像具有纹理、平滑区域、边界等特征, 结构比较复杂, 如图 1 所示。蝗虫切片的去噪需要考虑边缘纹理等细节的保护, 但是目前国内外对蝗虫切片去噪的研究却很少, 所以本文结合多尺度小波和非线性扩散的优点提出了基于自适应小波 PDE (partial differential equation) 的蝗虫切片图像去噪算法。



注: 矩形框①之内表示图像边界, 矩形框②之内表示图像平滑区域, 矩形框③之内表示图像纹理

Note: Inside of rectangle ① shows edge, inside of rectangle ② shows smooth region, inside of rectangle ③ shows texture.

图 1 蝗虫显微切片

Fig.1 Locust micro-section

收稿日期: 2015-07-28 修订日期: 2015-09-20

基金项目: 国家自然科学基金 (41171337)

作者简介: 李 丽, 教授, 博士, 主要从事计算机图形图像处理技术研究。
北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083。Email: lili.li@cau.edu.cn
农业工程学会会员: 李 丽 (E041200796S)

1 基于自适应小波 PDE 的图像去噪

1.1 图像噪声模型

按照噪声对图像的影响,将噪声分为加性噪声和乘性噪声两大类,本文主要研究加性噪声。加性噪声图像的数学模型如下^[17]:

$$y = y_0 + v \quad (1)$$

式中: y_0 是理想图像; y 是含有噪声 v 的图像。图像去噪就是通过合适的去噪算法尽可能地去掉图像 y 中的噪声,以更加接近理想图像 y_0 。

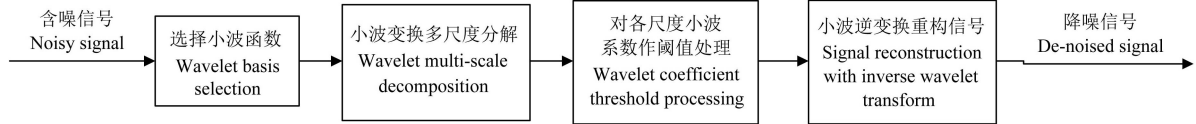


图 2 小波阈值去噪基本过程
Fig.2 Basic process of wavelet threshold de-noising

1) 小波基函数的选择

小波基函数应满足下列性质: 正交性、高消失矩、紧支撑性、对称性或反对称性。但是具有上述全部性质的小波是不存在的, 并且高消失矩与紧支撑性始终是一对矛盾。目前大部分应用中, 小波支撑长度选择在 5~9 之间。蔡敦虎在文献^[19]中得出当图像的纹理部分比较少时, 对于噪声水平较低的含噪图像, 选用正交小波基并用硬阈值去噪较好, 当图像的纹理部分较多时, 而噪声水平较高的含噪图像, 选用双正交小波基并用软阈值去噪较好的结论。本文根据蝗虫切片图像的特点选用具有双正交性的 Symlets 小波。

2) 阈值和阈值函数的选取

设 w 表示小波系数, T 为阈值门限, $sign()$ 为符号函数, 常见的阈值函数有:

硬阈值函数:

$$w_{new} = \begin{cases} w, & |w| \geq T \\ 0, & |w| < T \end{cases} \quad (2)$$

软阈值函数:

$$w_{new} = \begin{cases} sign(w)(|w| - T), & |w| \geq T \\ 0, & |w| < T \end{cases} \quad (3)$$

阈值门限 T 的选择有多种方式, 本文通过 Birge-Massart 处罚算法^[20]获取小波去噪的阈值门限 T , 如公式 (4) 所示。

$$\begin{cases} crit(t)_{\min} = \sum c(k)^2 + 2t'\sigma^2(\alpha + \ln \frac{n}{t'}) \\ T = c(t') \end{cases} \quad (4)$$

式中: t' 是 $crit(t)$ 取最小值时的解; $c(k)$ 是按绝对值从大到小排列的小波包系数; n 是系数的个数; σ 是噪声标准差 (使用对角高频子带小波系数幅度的中值进行估计); α 是用于处罚的调整参数 (它必须是一个大于 1 的实数, 本文试验中取 1.2)。

1.3 Perona-Malik 模型

针对各向同性扩散的缺陷, Perona 和 Malik 提出了各向异性扩散模型^[21], 如公式 (5) 所示。

1.2 小波阈值去噪

图像信号经过小波变换后分解为低频和高频两部分, 其中有用信号的能量主要集中在低频域上, 噪声信号的能量主要集中在高频域上, 且前者所对应的小波系数数目较少、幅值较大, 后者对应的小波系数数目较多、幅值较小^[18]。因此根据小波系数的幅值对其进行相应的处理即可达到去噪的目的。小波阈值去噪基本过程如图 2 所示。其中, 小波基函数的选择和阈值处理是去噪效果好坏的关键。

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla u|)\nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $g(|\nabla u|)$ 称为扩散系数函数, 它利用了图像的一个重要的特性-梯度模值。一般在图像边缘的内部区域, $g(|\nabla u|)$ 远离 0, 图像能量扩散, 图像趋于平滑; 在边缘附近, $g(|\nabla u|)$ 约等于 0, 图像能量停止扩散, 图像不再被平滑。Perona 和 Malik 给出 $g(|\nabla u|)$ 的经典选择如公式 (6) 所示。

$$g(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla u|}{K}\right)^2} \quad (6)$$

式中: 参数 K 为梯度阈值, 它的取值对于图像处理的效果十分关键。本文试验中 K 值的选择如公式 (7) 所示。

$$K = \tau \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M x_{ij}}{MN} \cdot \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M |x_{ij}|^2}}{MN} \quad (7)$$

式中: τ 是经验系数, 本文试验中取 0.2; x_{ij} 是图像在 (i, j) 处的灰度值; MN 表示 $M \times N$ 图像的像素个数。

对公式 (5) 求解的离散格式如公式 (8) 所示。

$$u_{t+1} = u_t + \lambda(g_N \cdot \nabla_N u + g_S \cdot \nabla_S u + g_E \cdot \nabla_E u + g_W \cdot \nabla_W u)_t \quad (8)$$

式中: λ 是时间步长, $\lambda \in [0, 0.25]$, 本文试验中取 0.2; t 是空间步长, 一般取 1。下标 N, S, E, W 分别表示北南东西四个方向; g_N 表示北方向的扩散系数; $\nabla_N u$ 表示北方向的差分。

1.4 基于自适应小波 PDE 的图像去噪

小波变换因为能够同时进行时频域的局部分分析和灵活地对信号局部奇异特征进行提取, 因此能有效达到滤除噪声和保留信号高频信息的效果, 缺点是会出现一定的伪吉布斯效应和边缘模糊现象。基于偏微分方程的图像去噪技术对图像整体进行处理, 其去噪结果较好地兼顾了噪声消除和边界保持, 缺点是会平滑图像的纹理信息。因此本文把这两种方法进行融合, 首先对图像进行

自适应小波分解层数选择, 并且进行软阈值去噪; 然后再对图像进行 PM 模型去噪, 迭代次数自适应选择。本文方法的图像降噪流程如图 3 所示。

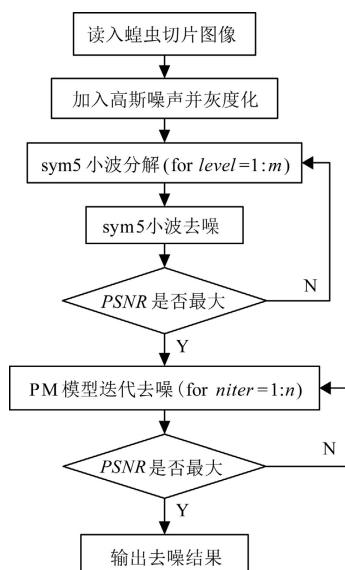


图 3 本文方法降噪流程图

Fig.3 Flow chart of proposed de-noising algorithm

2 自适应小波 PDE 算法的蝗虫切片图像去噪

2.1 图像质量评价标准

本文将从 PSNR (peak signal to noise ratio) 和 SSIM (structural similarity image measurement) 两个方面客观评价去噪效果。

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum \sum (f_{ij} - f'_{ij})^2} \quad (9)$$

式中: f_{ij} 和 f'_{ij} 分别为原始图像和降噪图像在点 (i, j) 处的灰度值; MN 表示 $M \times N$ 图像的像素个数。

结构相似性 (structural similarity image measurement, SSIM) [21]: 衡量两幅图像相似度的指标, 取值区间[0,1]。在图像去噪中, SSIM 在图像相似度评价上超越了 PSNR, 它分别从亮度、对比度、结构三方面度量图像相似性。

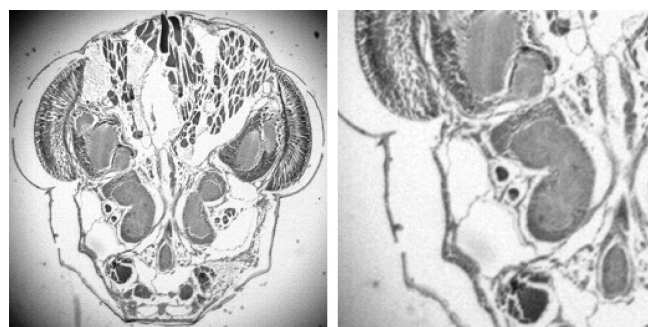
$$\text{SSIM}(X, Y) = \frac{(2\mu_X\mu_Y + C_1)(2\sigma_{XY} + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2)} \quad (10)$$

式中: μ_X 和 μ_Y 分别表示图像 X 和 Y 的均值; σ_X 和 σ_Y 分别表示 X 和 Y 的方差; σ_{XY} 表示 X 和 Y 的协方差; C_1, C_2 为常数。为了避免分母为 0 的情况, 通常取 $C_1=(K1*L)^2$, $C_2=(K2*L)^2$, $K1=0.01$, $K2=0.03$, $L=255$ 。

PSNR 和 SSIM 的值越大, 图像处理的效果越好。

2.2 试验结果与分析

本文使用 MATLAB8.2 进行仿真试验, 仿真试验分为 3 步, 首先是蝗虫切片图像的小波阈值去噪, 其次是在本文算法上 PM 模型迭代次数的最佳选择, 最后是本文算法与常用的几种去噪算法的对比分析。现在以蝗虫大脑切片图像为例进行说明和分析。首先读入蝗虫切片原始图像, 如图 4a 所示。为了更好地评价去噪效果, 以原始图像左下角部分的放大进行研究, 如图 4b 所示。



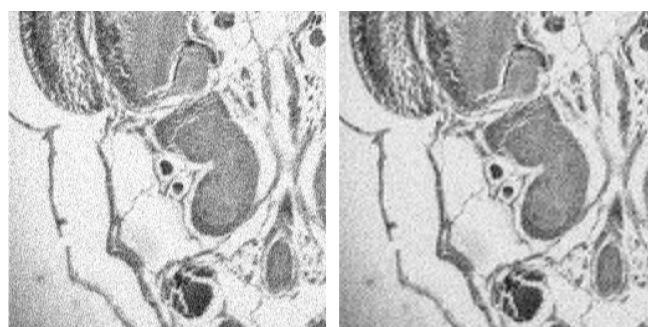
a. 原始图像
a. Original image
b. 左下角局部放大
b. Magnification of bottom-left region

图 4 原始图像和它的局部放大

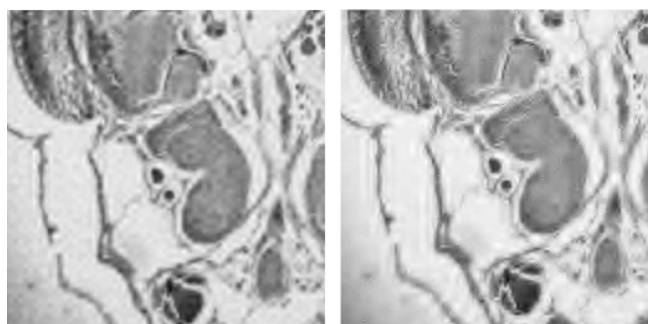
Fig.4 Original image and its local magnification

2.2.1 蝗虫切片图像的小波阈值去噪

使用 sym5 小波、软阈值法、处罚阈值对均值为 0、标准差为 0.01 的高斯白噪声进行去噪。试验结果如图 5 和表 1 所示。



a. 含噪图像
a. Noisy image
b. 小波 1 层去噪结果
b. De-noising result on wavelet level 1



c. 小波 2 层去噪结果
c. De-noising result on wavelet level 2
d. 小波 3 层去噪结果
d. De-noising result on wavelet level 3

图 5 sym5 小波不同层级去噪结果对比

Fig.5 Comparison of de-noising results on different sym5 wavelet levels

表 1 sym5 小波不同层级去噪结果的客观评价

Table 1 Objective evaluation of de-noising results on different sym5 wavelet levels

	加噪图像 Noisy image	分解层数 Wavelet level		
		1	2	3
峰值信噪比 Peak signal to noise ratio, PSNR/dB	24.0630	27.6603	26.7169	26.0281
结构相似性 Structural similarity image measurement, SSIM	0.5978	0.7574	0.7593	0.7441

从图 5 可以看出小波分解为 1 层时, 纹理较完整, 但噪声点残存较多; 分解为 2 层时, 大部分噪声被去除, 但图像边界已有些许模糊; 分解为 3 层时, 图像边界更加模糊。这主要是因为蝗虫图像纹理细节较多, 分解层数不宜太多。

由表 1 可知, 小波分解为 1 层时 PSNR 值最大, 去噪应该是最好的, 但是从图 5 主观上看去, 图 5b 去噪效果并不如图 5c 好。但 SSIM 值在小波分解为 2 层时最大, 符合主观视觉效果。综合考虑 PSNR 和 SSIM, 蝗虫切片在小波阈值去噪时分解为 2 层是合适的。

2.2.2 PM 模型迭代次数的最佳选择

首先使用 sym5 小波进行 1 层分解去噪, 然后再用 PM 模型对小波去噪的结果进一步去噪, PM 模型不同迭代次数 $niter$ 下的 PSNR 和 SSIM 如图 6 所示。

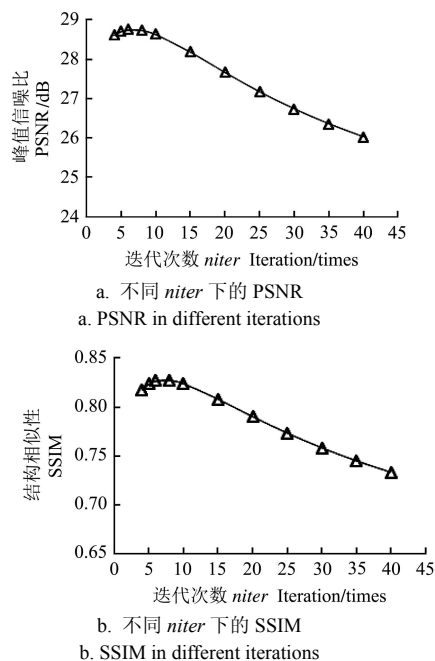


图 6 不同迭代次数 $niter$ 下的 PSNR 和 SSIM

Fig.6 PSNR and SSIM in different iterations

由图 6 可知, 本文算法中 PM 模型的迭代次数 $niter$ 取值在 5~10 之间较好。

2.2.3 本文算法与其他算法去噪性能的比较

维纳、中值滤波均采用 5×5 的模板, 小波去噪使用 sym5 小波 2 层分解、软阈值法、处罚阈值, PM 模型去

噪迭代次数为 25。本文去噪算法使用软阈值 sym5 小波 1 层分解, PM 模型迭代次数为 6。几种去噪算法的试验结果如图 7 和表 2 所示。

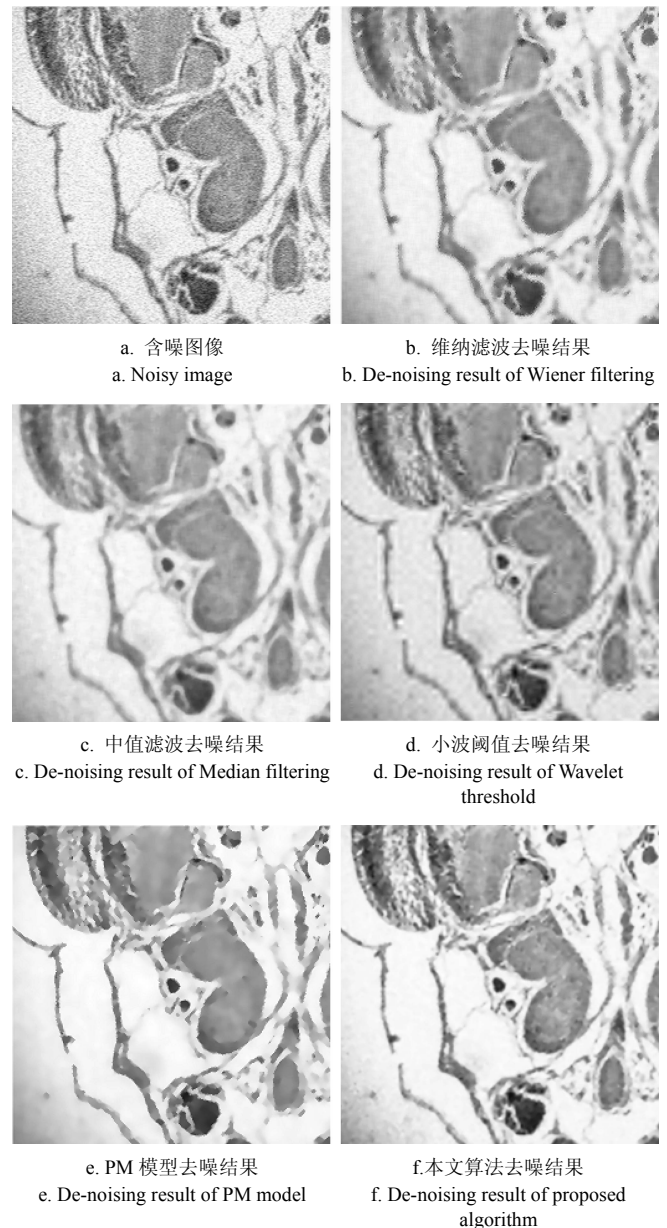


图 7 本文算法与其他算法去噪结果对比

Fig.7 Comparison of de-noising results between proposed algorithm and other algorithms

表 2 本文算法与其他去噪算法去噪结果的客观评价

Table 2 Objective evaluation of de-noising results between proposed algorithm and other algorithms

	加噪图像 Noisy image	维纳滤波 Wiener filtering	中值滤波 Median filtering	小波阈值 Wavelet threshold	PM 模型 PM model	本文算法 Proposed algorithm
PSNR/dB	24.0756	26.8350	25.7355	26.7090	27.7384	28.7474
SSIM	0.5994	0.7639	0.7173	0.7576	0.7898	0.8258

图 7b 和图 7c 表明维纳滤波 (5×5) 和中值滤波 (5×5) 去除噪声的同时造成了图像整体模糊; 图 7d 表明小波阈值可以很好地保护纹理细节, 但却造成了边界模糊; 图 7e 表明 PM 模型在去除噪声方面很有优势, 但由于过度平滑使得纹理丢失严重; 图 7f 表明本文算法可以很好地

兼顾去除噪声和保持边界、纹理等细节。由表 2 也可以看出, 本文算法的 PSNR 值为 28.7474 dB, 比单独进行 PM 扩散高出 1 dB 左右, 比单独进行小波阈值高出 2 dB 左右。本文算法的 PSNR 和 SSIM 值都是最大的, 所以从客观评价标准上来说, 本文算法较好。

3 结 论

本文针对蝗虫切片图像进行去噪算法研究, 得出以下结论: 1) 采用小波软阈值法对蝗虫切片图像进行去噪, 可以保持图像的纹理细节, 试验表明小波分解层数不宜太大, 否则容易造成边缘模糊, 小波分解层数为 2 时, 去噪效果最好; 2) 将小波软阈值与 PM 模型结合, 在解决传统 PM 模型容易导致纹理细节丢失问题的同时, 增强了去噪图像的边缘, 较好地保留了蝗虫切片图像的结构信息; 3) 提出的基于自适应小波 PDE 的去噪算法, 结合了小波软阈值和 PM 模型的优势, 与常见的 4 种去噪方法相比, 不仅视觉效果最好, 噪声点少, 边缘纹理清晰, 而且 PSNR 值达到 28.7474dB, 比含噪图像高出 4.6dB, SSIM 值达到 0.8258, 表明图像结构保持较好。因此, 本文算法针对蝗虫切片图像去噪取得了较好效果。

[参 考 文 献]

- [1] 李丽, 郭双双, 梅树立, 等. 基于单元最邻近匹配的蝗虫切片图像修复方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(8): 15—19.
Li Li, Guo Shuangshuang, Mei Shuli, et al. Image restoration of locust slices based on nearest unit matching[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 15—19. (in Chinese with English abstract)
- [2] 李丽, 郭双双, 梅树立, 等. 基于特征点提取匹配的蝗虫切片图像的拼接和修复方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 157—165.
Li Li, Guo Shuangshuang, Mei Shuli, et al. Mosaic and repair method of locust slices based on feature extraction and matching[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(7): 157—165. (in Chinese with English abstract)
- [3] 王智峰, 李小毛, 唐延东. 一种改进的基于高斯曲率和偏微分方程的图像降噪算法[J]. 红外与激光工程, 2006, 35(S4): 156—159.
Wang Zhifeng, Li Xiaomao, Tang Yandong. Improved noise removal algorithm based on Gauss curvature and PDE[J]. Infrared and Laser Engineering, 2006, 35(S4): 156—159. (in Chinese with English abstract)
- [4] 袁张露. 基于小波分析与偏微分方程的图像去噪研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2012.
Yuan Zhanglu. Research on Image Denoising Based on Wavelet Analysis and Partial Differential Equations[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2012. (in Chinese with English abstract)
- [5] Barbu T, Barbu V, Biga V, et al. A PDE variational approach to image denoising and restoration [J]. Nonlinear Analysis: Real World Applications, 2008, 10(3): 1351—1361.
- [6] Silva R D, Minetto R, Schwartz W R, et al. Adaptive edge-preserving image denoising using wavelet transforms[J]. Pattern Analysis and Applications, 2013, 16(4): 567—580.
- [7] Zhang Xiaobo, Feng Xiangchu. Multiple-step local Wiener filter with proper stopping in wavelet domain[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(2): 254—262.
- [8] Pu Yifei, Siarry P, Zhou Jiliu, et al. Fractional partial differential equation denoising models for texture image[J]. Science China Information Sciences, 2014, 57(7): 1—19.
- [9] 杨福增, 王宏斌, 杨青, 等. 小波变换在果品图像处理中的应用[J]. 农业机械学报, 2005, 36(5): 61—64.
Yang Fuzeng, Wang Hongbin, Yang Qing, et al. Wavelet transform and its application in the processing of fruit image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2005, 36(5): 61—64. (in Chinese with English abstract)
- [10] 杨福增, 王峥, 杨青, 等. 基于小波变换的 Wiener 滤波方法在农产品图像去噪中的应用[J]. 农业工程学报, 2007, 23(2): 145—150.
Yang Fuzeng, Wang Zheng, Yang Qing, et al. Application of wavelet transform-based Wiener filtering method to denoise in agricultural product images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(2): 145—150. (in Chinese with English abstract)
- [11] 杨福增, 田艳娜, 杨亮亮, 等. 基于杂交小波变换的农产品图像去噪算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 172—178.
Yang Fuzeng, Tian Yanna, Yang Liangliang, et al. Agricultural image de-noising algorithm based on hybrid wavelet transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(3): 172—178. (in Chinese with English abstract)
- [12] 宋怀波, 何东健, 韩韬. Contourlet 变换为农产品图像去噪的有效方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(8): 287—292.
Song Huaibo, He Dongjian, Han Tao. Contourlet transform as an effective method for agricultural product image denoising[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(8): 287—292. (in Chinese with English abstract)
- [13] 李天华, 施国英, 魏珉, 等. 番茄维生素 C 含量近红外预测光谱的小波去噪[J]. 农业机械学报, 2013, 44(S1): 200—204.
Li Tianhua, Shi Guoying, Wei Min, et al. Wavelet denoising in prediction model of tomato vitamin C content using NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2013, 44(S1): 200—204. (in Chinese with English abstract)
- [14] 华珊, 陈研, 梁露焄, 等. 利用基于偏微分方程的图像滤波技术研究土壤孔隙结构[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 78—85.
Hua Shan, Chen Yan, Liang Lutaotao, et al. Studying soil pore structure by using image filtering technology based on partial differential equation model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(3): 78—85. (in Chinese with English abstract)
- [15] 刘炳良. 一种小波域改进双边滤波的水果图像去噪算法[J]. 红外技术, 2014, 36(3): 196—199, 204.
Liu Bingliang. A New Improved Bilateral Filtering Algorithm for the Fruit Image Based on Wavelet Transform Domain[J]. Infrared Technology, 2014, 36(3): 196—199, 204. (in Chinese with English abstract)
- [16] 贾伟宽, 赵德安, 阮承治, 等. 夜视图像的小波变换和独立成分分析融合降噪方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 9—17.
Jia Weikuan, Zhao Dean, Ruan Chengzhi, et al. Combination method of night vision image denoising based on wavelet transform and ICA[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 9—17. (in Chinese with English abstract)

- English abstract)
- [17] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(12): 3736—3745.
- [18] 杨迎春. 基于偏微分方程的图像去噪算法研究[D]. 太原: 中北大学, 2012.
Yang Yingchun. Research on Image Denoising Based on Partial Differential Equations[D]. Taiyuan: North University of China, 2012. (in Chinese with English abstract)
- [19] 蔡敦虎, 羿旭明. 小波基的选取对图像去噪的影响[J]. 数学杂志, 2005, 25(2): 185—190.
Cai Dunhu, Yi Xuming. The selection of wavelet basis in image denoising[J]. Journal of Mathematics, 2005, 25(2): 185—190. (in Chinese with English abstract)
- [20] Xu Xiaoli, Jiang Zhanglei, Zuo Yunbo, et al. Application of noise reduction method based on birgé-massart threshold[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(S1): 134—137.
- [21] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1990, 12 (7): 629—639.
- [22] Wang Zhou, Bovik AC, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600—612.

Image de-noising of locust sections based on adaptive wavelet and partial differential equation method

Li Li, Zhang Nannan, Mei Shuli, Li Xiaofei

(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Noise pollution on locust micro-section images is always unavoidable during the acquisition of the images. However, few researches have been devoted to the de-noise processing of locust section images. The locust section image is generally characterized by rich textures, smooth regions and well-defined edges. Since the textures, the edges and noises of the images are high-frequency components, wavelet transformation can't successfully get rid of noise on the images effectively without destroying the edge features, i.e., it might cause the pseudo-Gibbs' effect and edge blurring. Since the gradient value of the textures is small while the gradient value of the edges and noises is large, partial differential equation (PDE) diffusion can't successfully get rid of noise on the images effectively without destroying the texture, i.e., it tends to lose the original textural details. Therefore, we proposed a new algorithm for the de-noise of locust section image, which was called adaptive wavelet PDE method. It possessed all the advantages of wavelet decomposition and anisotropic diffusion. It could remove noises successfully with the textural details preserved and the edges clear. The procedure of the proposed algorithm included 2 steps as follows. First, we de-noised the images using the sym5 wavelet soft-threshold algorithm, in which the wavelet decomposition level was adaptively selected according to the PSNR (peak signal to noise ratio) value of the de-noise images and the soft-threshold was obtained by the Birge-Massart penalty algorithm. Further de-noising was done with the Perona Malik (PM) model, in which the iterations were adaptively selected according to the PSNR value of the de-noise images, and the gradient threshold according to the 2-norm of the image grey value. After the implementation of the adaptive wavelet PDE algorithm, a 3-step simulation test was made to evaluate the effectiveness of the proposed algorithm using MATLAB 8.2. In order to determine the optimal wavelet decomposition level for the image, we compared the image de-noising results on different wavelet decomposition levels. The experiments showed that wavelet decomposition level should be 2 while using the wavelet soft-threshold for the de-noise image. Then, to determine the optimal iterations for the PM model, the de-noise results in different iterations were compared with each other. The experiments showed that the iterations between 5 and 10 (inclusively) were appropriate while using the PM model for the de-noise image. Finally, the proposed algorithm had some comparison with the conventional de-noise algorithms. The de-noised image obtained by the proposed algorithm was less residual noise and clearer textures than other algorithms visually. We used 2 common de-noise evaluation criteria of image, i.e. PSNR and structural similarity image measurement (SSIM), which measured the degree of image distortion and similarity between the processed and the original image. The PSNR value of de-noise image obtained by the proposed algorithm was 28.7474 dB, which was higher than using the Wiener filtering, the median filtering, the wavelet threshold de-noising and the PM Model de-noising, by 2, 3, 2 and 1 dB, respectively. It was higher than the PSNR value of the noisy image by 4.6 dB. The SSIM value of de-noise image using the proposed algorithm was 0.8258, which was the largest among the above-mentioned algorithms and this indicated the de-noise image using the proposed algorithm was closer to the original image in the brightness, contrast and structure aspects. In conclusion, the proposed algorithm is feasible and effective for de-noising locust section image. It will provide technical support to the subsequent processing of the image, which will bring convenience to better understand the structure of locust cells and nerves and hence be helpful to reduce pollution resulting from the abuse of chemical pesticides ultimately.

Key words: section; image; wavelet; locust section; image de-noising; Perona-Malik model; structural similarity image measurement (SSIM)