

基于变分法和剪切波耦合算法的蝗虫切片保纹理图像降噪

梅树立

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 保纹理降噪在农业领域图像处理中具有非常重要的作用。现有降噪方法由于无法正确识别纹理和噪声导致降噪效果不理想。针对该问题, 该文提出多尺度插值小波框架下的变分法和剪切波变换耦合降噪方法, 其中变分法可以识别图像中的主要目标物轮廓, 但把纹理识别为噪声; 而剪切波变换可识别图像中的纹理细节, 但也容易把噪声当作纹理。耦合方法首先对图像进行错切变换, 实现图像中纹理区域的降噪, 然后通过变分法消除剪切波变换中误将噪声作为纹理重构出现的人工伪影。耦合方法结合了 2 种方法的优点, 使图像降噪效果得到提高。最后以蝗虫切片图像的降噪为例进行数值验证, 相对于变分法, 峰值信噪比 PSNR 提高了 6.37%; 相对于剪切波, PSNR 提高了 5.90%, 数值结果表明了该方法的有效性。

关键词: 图像处理; 耦合; 算法; 蝗虫切片图像; 多尺度变分法; 剪切波; 降噪

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.17.021

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2016)-17-0152-08

梅树立. 基于变分法和剪切波耦合算法的蝗虫切片保纹理图像降噪[J]. 农业工程学报, 2016, 32(17): 152-159.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.17.021 <http://www.tcsae.org>

Mei Shuli. Denoising for locust slice image with texture preserving based on coupling technology of variational method and shearlet transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(17): 152-159. (in Chinese with English abstract)

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.17.021 <http://www.tcsae.org>

0 引言

纹理是识别蝗虫生物切片图像中目标物的重要特征^[1], 这就要求所采用的图像处理方法特别是降噪处理过程中不能破坏纹理结构^[2-3]。常见的图像降噪方法将噪声看作是高频率信号, 通过各种滤波器如均值滤波、中值滤波、维纳滤波^[4]、小波变换^[5-6]等过滤掉高频信号, 从而实现图像去噪。事实上, 图像中纹理、边界轮廓等都包含丰富的高频信息, 简单滤波方法必然在降噪的同时破坏图像的纹理和轮廓, 从而使得降噪后的图像模糊不清, 影响图像的后续处理。针对该问题, Perona 和 Malik 利用变分原理提出了一种图像目标轮廓追踪能量泛函模型 (P-M 模型)^[7], 将目标边界和用于追踪的封闭轮廓的曲率以及边界和轮廓之间的图像灰度值、梯度值定义为一种能量值, 从而建立能量泛函模型, 模型的目标解为追踪封闭轮廓和目标边界重合, 此时能量为 0。其等价解为对该泛函模型变分处理得到的各向异性的非线性偏微分方程的解^[8]。因此, 图像处理变分法又常称为偏微分方程法。Rudin 等基于全变差 (total variation, TV) 的概念对此模型进行了改进并提出了快速求解方法, 图像处理变分法得到快速发展, 但在相当长时间内其应用范围只限于保边降噪, 图像的细节 (纹理) 在降噪过程中无法完整保

留^[9]。Gilboa 在全变差模型的基础上, 通过引入多尺度的概念, 提出了一种保纹理图像降噪方法^[10], 在噪声分布标准偏差较小的情况下, 在图像降噪的同时, 纹理可以得到较好的保护^[11]。笔者通过构造多尺度插值小波算子并对保边降噪偏微分方程进行求解, 达到类似的保纹理效果^[12-13], 但在处理蝗虫切片图像时, 由于噪声点灰度值和图像纹理的灰度值接近, 保纹理效果并不理想。近年来提出的剪切波是一种多尺度方向小波^[14-16], 通过纹理的方向性识别纹理, 这就避免了变分法中灰度值无法区分纹理和噪声的缺点^[17-19]。需要指出的是, 变分法将细小纹理识别为噪声, 剪切波变换容易将噪声点识别为纹理^[20]。显微切片图像的灰度值分布不大, 纹理和噪声不易区分, 针对该问题, 本文结合变分法和剪切波变换, 设计一种新的保纹理图像降噪方法, 提高此类图像的降噪质量, 为后续处理奠定基础。

蝗虫切片显微图像中的噪声主要来源于空气中的微小颗粒, 无论是空间分布还是不同颗粒对光线的透射率均呈高斯分布。因此, 本文研究主要针对高斯噪声这一种情况。

1 多尺度插值小波标架下图像降噪变分模型

1.1 PM 保边降噪模型及问题分析

Perona 和 Malik 等提出的保边降噪模型为

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla u|)\nabla u) \\ u(x, y, 0) = f(x, y) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $f(x, y)$ 表示二维图像, $u(x, y, t)$ 表示图像灰度随参数 t

收稿日期: 2016-02-24 修订日期: 2016-05-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41171337)

作者简介: 梅树立, 副教授, 博士, 主要从事小波分析与图像处理变分法研究。北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083。

Email: meishuli@163.com

扩散后的状态, $u(x,y,0)$ 表示图像的初始状态, div 为散度算子 (单位时间单位体积内产生的流体质量), ∇u 为图像的梯度 (最大方向的导数值), $c(|\nabla u|)$ 为扩散系数, 是图像不同方向梯度模的非负递减函数, 可选择为

$$c(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla u|}{k}\right)^2},$$

或

$$c(|\nabla u|) = \exp\left[-\left(\frac{|\nabla u|}{k}\right)^2\right].$$

显然, 该模型是非线性扩散方程。模型认为图像梯度值较大的位置为图像轮廓, 扩散系数相应减小, 从而减缓扩散方程在图像轮廓处的平滑速度, 起到保边降噪的作用。该模型采用梯度值区分噪声和轮廓, 默认噪声点处的梯度值小于图像目标物边缘处的梯度值。这就意味着该模型至少存在以下 2 点局限性: 1) 无法表现不同灰度值形成的边缘和纹理。如图 1a 中 3,4 椭圆内部分图像, 外轮廓灰度值和背景灰度值接近, 轮廓内部的灰度值较大。采用差分法求解时, 轮廓边界很容易被当做背景处理。图 1 中 1,2 椭圆内部分图像, 图像轮廓外边界具有较大的梯度, 但内部纹理比较模糊, 采用保边降噪模型对图像进行降噪时, 纹理会被忽略。2) 无法表现纹理的形状特性。如图 1b 所示, 在生物切片图像中, 有规则纹理、分形结果、光滑的曲线轮廓。单一尺度很难精确描述不同的纹理结构, 特别是具有分形结构的纹理, 因其本身就具有多尺度特性。

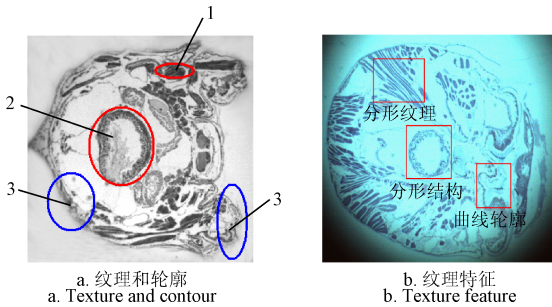


图 1 蝗虫切片图像中的纹理和轮廓

Fig.1 Texture and contour in locust slice images

解决以上 2 个问题的有效措施是引入多尺度插值算子, 自适应查找图像中细节纹理的特征点。

1.2 PM 模型的多尺度插值小波求解

设待处理图像定义在区间 $[x_{\min}, x_{\max}] \times [y_{\min}, y_{\max}]$ 上, 其中任一像素点的位置定义为 $(x_{k_1}^j, y_{k_2}^j)$, 其中 j 是尺度参数, k_1 和 k_2 是位置参数, 即

$$\begin{aligned} x_{k_1}^j &= x_{\min} + k_1 \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^j}, \\ y_{k_2}^j &= y_{\min} + k_2 \frac{y_{\max} - y_{\min}}{2^j}, j, k_1, k_2 \in \mathbb{Z}. \end{aligned}$$

用 $w_{k_1, k_2}^{j(m,n)}(x, y)$ 表示多尺度小波函数及其关于 x 的 m 阶及关于 y 的 n 阶导数。根据插值小波变换的定义, 图像 $u(x, y, t)$ 及其关于 x 和 y 的导数可表示为以下离散形式^[21]

$$\begin{aligned} u^{j(m,n)}(x, y, t) &= \sum_{k_{01}=0}^1 \sum_{k_{02}=0}^1 u(x_{k_{01}}^0, y_{k_{02}}^0) w_{k_{01}, k_{02}}^{0(m,n)}(x, y) + \\ &\sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k_{11}=0}^{2^j-1} \sum_{k_{12}=0}^{2^j-1} \left[\alpha_{j, k_{11}, k_{12}}^1(t) w_{2k_{11}+1, 2k_{12}}^{j+1(m,n)}(x, y) + \right. \\ &\alpha_{j, k_{11}, k_{12}}^2(t) w_{2k_{11}, 2k_{12}+1}^{j+1(m,n)}(x, y) + \\ &\left. \alpha_{j, k_{11}, k_{12}}^3(t) w_{2k_{11}+1, 2k_{12}+1}^{j+1(m,n)}(x, y) \right] \end{aligned} \quad (2)$$

式中 j 和 J 是小波尺度参数, $\alpha_{j, k_{11}, k_{12}}^1$, $\alpha_{j, k_{11}, k_{12}}^2$ 和 $\alpha_{j, k_{11}, k_{12}}^3$ 是在点 $(x_{k_1}^j, y_{k_2}^j)$ 处的插值小波系数。根据插值小波变换的定义, 尺度 j 下的插值小波系数可表示为

$$\begin{cases} \alpha_{j, k_1, k_2}^1 = u(x_{j+1, 2k_1+1}, y_{j+1, 2k_2}) - I_j u(x_{j+1, 2k_1+1}, y_{j+1, 2k_2}) \\ \alpha_{j, k_1, k_2}^2 = u(x_{j+1, 2k_1}, y_{j+1, 2k_2+1}) - I_j u(x_{j+1, 2k_1}, y_{j+1, 2k_2+1}) \\ \alpha_{j, k_1, k_2}^3 = u(x_{j+1, 2k_1+1}, y_{j+1, 2k_2+1}) - I_j u(x_{j+1, 2k_1+1}, y_{j+1, 2k_2+1}) \end{cases} \quad (3)$$

式中 I_j 是多尺度插值算子。

将式 (2) 代入式 (1), 便可得到插值小波标架下的图像降噪变分模型。不同尺度下图像细节特征像素点的描述可通过设定不同尺度下的小波系数阈值来实现, 即^[12-13]

$$|\alpha_{j, k_1, k_2}^i| < a_j^{1/2} \varepsilon, i = 1, 2, 3.$$

式中 ε 是 $j=0$ 时的小波阈值, a_j 是小波伸缩系数, 通常取 $1/2^j$ 。这样在 PM 降噪模型迭代求解过程中, 对于梯度变化较大的主要轮廓处, 保留较少的特征点, 计算效率高; 而在梯度变化较小的图像细节纹理处, 由于小波阈值自适应减小, 保留的特征点相应增加, 避免纹理细节被当作噪声点处理, 从而改善了 PM 模型的降噪精度。

2 剪切波和变分法耦合算法

多尺度插值小波标架下的变分模型尽管可在一定程度上兼顾图像轮廓和细节纹理的描述, 但该方法对像素点灰度值梯度变化依赖性较强。当噪声分布标准偏差较大时, 图像的细节纹理便被噪声掩盖, 从而无法正确表达图像的纹理细节, 导致降噪效果较差。

不难理解, 尽管从像素灰度值的梯度角度来说, 噪声可以掩盖图像的细节纹理, 但纹理的规律性无法被随机噪声所覆盖。规律性表现为局部方向性。同时能够表达图像亮度变化及方向性的基函数中, 近几年提出的剪切波 (Shearlet) 具有非常明显的优势。剪切波一种多尺度几何分析方法, 该方法通过对基函数的伸缩、剪切和平移变换来构造, 体现了函数的几何和数学特性。

为便于分析和讨论, 论文采用峰值信噪比 PSNR (peak signal to noise ratio) 和结构相似度 SSIM (structural similarity image measurement) 对比不同方法的降噪质量。

PSNR 的定义为

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} |I(i, j) - K(i, j)|^2,$$

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\text{MSE}}} \right).$$

式中 m 和 n 分别表示图像矩阵的行数和列数, $i, j \in \mathbb{Z}$, I 和 K 分别表示降噪后的图像和不含噪声的理想图像。

SSIM 是衡量 2 幅图像相似度的指标, 取值区间为 $[0, 1]$, 分别从亮度、对比度、结构等三方面度量图像的相似性。SSIM 的定义为

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

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 、 C_3 为常数, 为了避免分母为 0 的情况, 通常取 $C_1 = (K_1 \cdot L)^2$, $C_2 = (K_2 \cdot L)^2$, 一般地 $K_1 = 0.01$, $K_2 = 0.03$, $L = 255$ 。

峰值信噪比和结构相似度通常用来评价一幅图像经处理后和原图像相比质量的好坏。PSNR 和 SSIM 的值越大, 图像处理后失真越小。

2.1 图像的剪切波变换

图像函数 $u(\mathbf{x})$ 的连续 Shearlet 变换为

$$SH_u(a, s, t) = \langle u, \psi_{a,s,t} \rangle. \quad (4)$$

其中,

$$\psi_{a,s,t}(\mathbf{x}) = a^{-3/4} \psi(A^{-1}B^{-1}(\mathbf{x}-t)). \quad (5)$$

式 (5) 为剪切波函数, $a \in \mathbf{R}^+$ 为尺度参数, $s \in \mathbf{R}$ 为剪切参数, $t \in \mathbf{R}^2$ 为平移参数, $A = (a, 0; 0, a^{1/2})$ 是各向异性膨胀矩阵, $B = (1, s; 0, 1)$ 是剪切矩阵, $\mathbf{x} = (x, y)$ 为像素点的位置向量。

相对于普通小波, 剪切波变换增加了剪切矩阵, 从而使剪切波具有了方向性, 如图 2 所示。当剪切波方向和图像纹理方向一致时, 剪切波系数最大, 剪切波和图像纹理交集为空时, 剪切波系数为 0。这样便可利用剪切波系数的大小判断纹理方向, 为图像纹理识别提供了方便。即使图像随机噪声分布偏差值较大, 也可根据图像纹理的方向区分噪声和纹理, 实现图像的精确降噪。

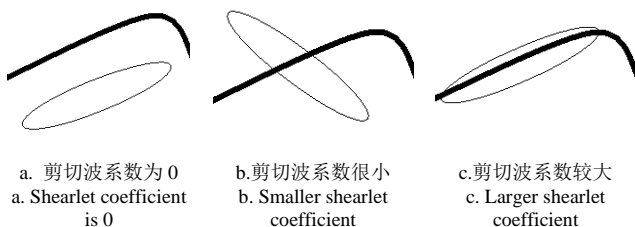


图 2 剪切波系数和方向的关系

Fig.2 Relation between shearlet coefficient and direction

在随机噪声分布标准偏差较大的情况下, 即使采用插值小波框架下的变分法, 也无法将图像纹理从噪声中区分出来。剪切波变换根据纹理方向性识别纹理, 即使在随机噪声分布标准偏差较大的情况下, 也可以将纹理识别出来, 如图 3 所示。多尺度插值小波框架下的变分

法可以很好地识别不同目标物区域, 但区域内的纹理被平滑掉 (图 3b); 全变差框架下的变分法由于缺少多尺度特性, 无法识别较小的目标物 (图 3c); 剪切波可以识别较小的目标物, 但常常错把噪声当成纹理来处理 (图 3d)。

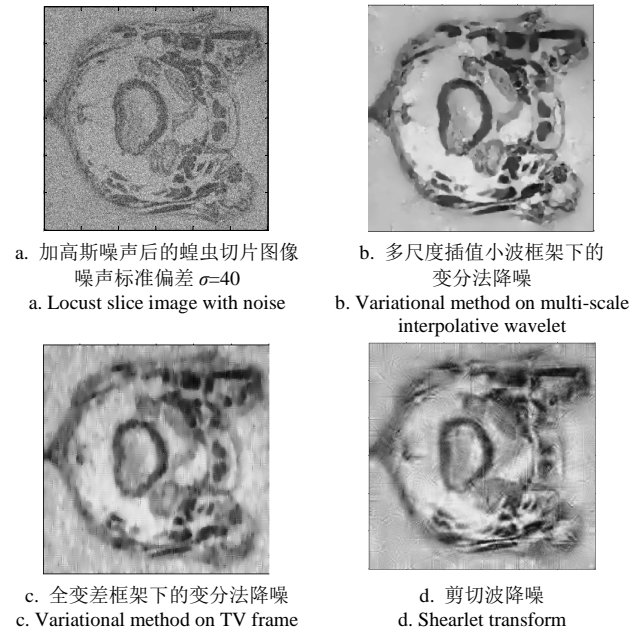


图 3 剪切波降噪和其他降噪方法对比

Fig.3 Comparison among shearlet transform and other denoising methods on image denoising

2.2 多尺度变分法和剪切波耦合算法

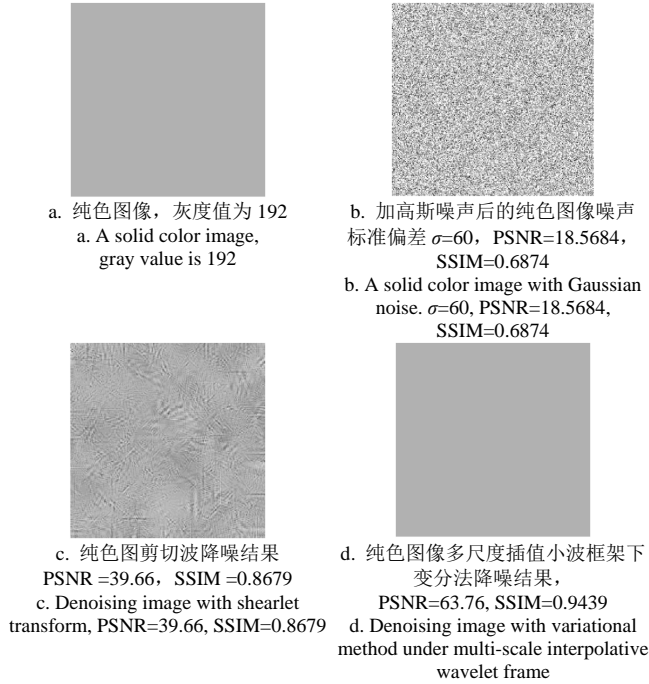
受限于剪切波离散方向数的有限性和图像纹理的形状与大小不同, 剪切波无法精确测试所有纹理的方向及大小, 只能通过设置阈值识别大多数纹理结构。这样, 在平滑区域噪声也会被识别为纹理。如图 4 所示, 灰度值为 192 的纯色灰度图像 (图 4a) 增加标准偏差 $\sigma=60$ 的高斯噪声图像 (图 4b), 采用剪切波变换降噪后的结果如图 4c 所示。

显然, 剪切波变换默认图像中处处存在细节纹理, 必然将标准偏差较大的随机噪声当作纹理来处理。因此, 即使纯噪声图像, 经剪切波变换和重构后, 也会出现明显的人工纹理。与此相反, 变分法则把图像看作是局部平滑结构, 只考虑图像中目标物的轮廓边界, 内部纹理则一概当作平滑区域处理。多尺度插值小波框架下的变分模型尽管有所改善, 但在噪声较大的情况下也无法识别细小纹理。相对于剪切波方法, 采用变分法对无纹理图像进行降噪具有明显优势, 如图 4d 所示。因此, 将 2 种方法相结合, 由变分法识别图像中所有目标物的轮廓; 由剪切波变换识别各个目标物内部的细节纹理。这样可有效提高生物切片图像的降噪效果。为避免重复计算, 变分法和剪切波变换的耦合方法可按如下步骤进行:

1) 对含噪图像进行剪切波变换, 并采用阈值法进行重构, 实现图像降噪;

2) 利用多尺度插值小波框架下的变分法对剪切波重构图像进行平滑, 识别图像中的纹理对象和平滑区域。

3) 根据上步分割结果, 对图像不同区域分别处理。纹理区域保留剪切波重构结果不变, 平滑区域采用变分法平滑结果来代替。



注: 采用了 6 个方向的剪切波, 阈值分别为 $0.88*(4,3,3,3,3,3)$
Note: 6 directions are taken in the shearlet transform and reconstruction, the corresponding threshold values are $0.88*(4,3,3,3,3,3)$, respectively

图 4 剪切波变换和重构

Fig.4 Shearlet transform and reconstruction

经过变分法平滑后的图像, 不同目标物内均为平滑区域, 只是灰度值不同。因此, 纹理区域和卡通 (cartoon, 指目标物轮廓内没有纹理) 区域的识别需要结合变分法平滑结果和剪切波变换重构结果。本文首先根据变分法平滑结果对剪切波降噪后的图像进行区域划分, 然后分别计算不同区域内图像的“相关度”识别该区域的属性为纹理还是卡通。其中图像相关度的定义如下:

在 θ 方向上, 间距为 d 的像素对记为 (g_1, g_2) , 其中 g_1, g_2 表示像素的灰度值。像素对 (g_1, g_2) 对出现的概率为 $P(g_1, g_2; d, \theta)$, 则图像的相关度可定义为

$$Cor = \sum_{g_1, g_2} \frac{(g_1 - \mu_x)(g_2 - \mu_y)P(g_1, g_2; d, \theta)}{\sigma_x \cdot \sigma_y} \quad (6)$$

其中

$$\mu_x = \sum_{g_1} g_1 \sum_{g_2} P(g_1, g_2, d, \theta)$$

$$\mu_y = \sum_{g_2} g_2 \sum_{g_1} P(g_1, g_2, d, \theta)$$

根据相关度的定义, 即使存在较强的随机噪声, 局部卡通区域的图像相关度也趋近于 0。Matlab 提供了 4 种描述纹理特征的统计量, 表 1 对比了对带噪声图像纹理的敏感度。表 1 中给出的 7 幅灰度图像中 (图 5) 噪声标准偏差均为 30 (图像灰度值 0~255), 纹理成分逐幅增加。由表 1 可以看出, 相关度对图像中的纹理最为敏感, 当图像只有噪声而不含纹理时, 图像的相关度接近

为 0; 随着图像中纹理成分的增加, 相关度对应增大。同质度和能量则几乎无法识别含噪图像中的纹理; 对比度随着纹理成分的增加呈现为波动状态, 说明对比度对纹理的识别并不稳定。因此, 本文提出的耦合算法采用相关度识别不同区域的纹理和卡通属性。

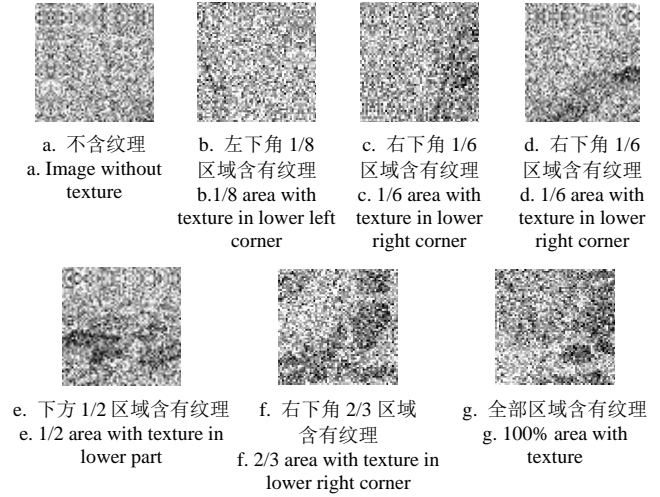


图 5 纹理面积占比不同的图像 ($\sigma=60$)

Fig.5 Images with different area of textures ($\sigma=60$)

表 1 纹理特征统计量

Table 1 Comparison of texture feature statistics

图像 Images	相关度 Correlation	对比度 Contrast	能量 Energy	同质度 Homogeneity
图 5a	0.0685	18.5483	0.1342	1.9386
图 5b	0.1548	18.6069	0.1354	1.9321
图 5c	0.2597	19.8020	0.1188	1.9006
图 5d	0.4000	19.2701	0.1196	1.9184
图 5e	0.6430	19.3026	0.1104	1.9096
图 5f	0.7375	20.8488	0.1018	1.8907
图 5g	0.8052	19.3941	0.1051	1.9104

3 耦合算法在生物切片图像中的应用

生物切片图像中的目标物众多, 边界模糊, 纹理不清晰, 但纹理却是识别不同目标物的重要依据。在对图像进行降噪处理时, 不但要保护图像中不同目标物的轮廓, 同时也需要保护图像中的纹理细节。下面以蝗虫切片图像为例, 讨论耦合算法的应用步骤及关键技术。

3.1 多尺度插值小波框架下的变分模型

耦合算法的第 1 步是采用变分法对含噪图像进行区域划分。相对于全变差框架下的变分模型, 多尺度插值小波框架下的 TV 降噪模型可以识别更为细小的区域^[21], 如图 6c 和图 6e 所示。但我们也注意到, 随着噪声分布标准偏差 σ 的增加, 多尺度插值小波框架下的变分模型降噪效果反而不如全变差框架下的降噪效果好, 如图 6d 和图 6f 所示。

表 2 采用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 对两种框架下变分法的降噪效果进行了对比。在高斯随机噪声标准偏差 $\sigma=10$ 时, 多尺度插值小波框架下的变分

法降噪图像的 PSNR 值和 SSIM 值分别为 36.7125 和 0.8258, 高于全变差框架下的 PSNR 值(35.3994)和 SSIM 值(0.7898)。但当高斯噪声标准偏差较大($\sigma=60$)时,

采用多尺度插值小波框架下的变分法得到的图像降噪结果仍然具有较丰富的块状纹理, 但 PSNR 和 SSIM 值确略有下降。

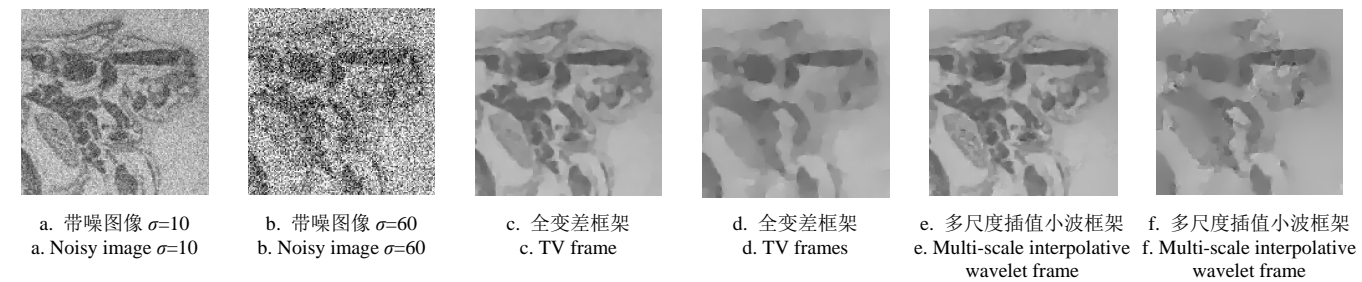


图 6 两种框架下的变分模型降噪对比
Fig.6 Comparison of denoising between variational models on two different frames

表 2 全变差框架和多尺度插值小波框架下变分法降噪结果对比

Table 2 Image denoising comparison between variational models on TV frame and multi-scale interpolative wavelet frame							
项目 Items	含噪图像 $\sigma=10$ Noisy image $\sigma=10$	含噪图像 $\sigma=60$ Noisy image $\sigma=60$	全变差框架 TV frame		多尺度插值小波框架 Multi-scale interpolative wavelet frame		
			$\sigma=10$	$\sigma=60$	$\sigma=10$	$\sigma=60$	
PSNR	24.0756	12.3544	35.3994	17.8743	36.7125	15.5664	
SSIM	0.5994	0.39778	0.7898	0.5033	0.8258	0.4684	

变分模型的实质是将带噪图像看作是一种可以随时间参数非线性扩散演化的能量模型, 降噪结果是迭代求解得到, 迭代次数的选择非常重要。由图 7 可见, 多尺度小波框架下的变分模型和全变差框架下的变分模型随时间扩散速度不同, 但采用多尺度小波方法可达到较大的 PSNR 和 SSIM 值。PSNR 和 SSIM 达到峰值后, 继续进行图像扩散, 图像将逐步变模糊, 这可由图 6 看出, 由于噪声标准偏差值较大, 需要经过较长时间的扩散才能将噪声过滤掉, 但图像中的细节不复存在, 影响了图像的视觉效果。图 6 是分别采用 2 种方法对图像能量模型进行扩散, 在 PSNR 达到峰值时的降噪效果图。

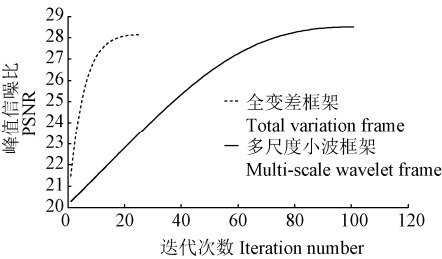


图 7 变分法迭代次数和 PSNR 关系
Fig.7 Relation between variational iterative number and PSNR

根据 PSNR 值自动选择不同框架下的变分模型处理噪声含量不同的图像, 可以达到最佳的降噪效果, 对生物切片图像的后续处理具有重要作用, 即在噪声含量较大时采用全变差框架下的变分模型, 在噪声含量较小时则采用多尺度插值小波框架下的变分模型。

3.2 剪切波变换和变分法耦合技术

耦合方法的第 2 步是采用剪切波变换对图像进行重构。如图 8 所示, 剪切波图像重构同样只适合噪声标准偏差较小的情况, 在噪声标准偏差较大的情况下, 会出现人工伪影, 如图 8b 所示。随着噪声标准偏差的减小,

由于剪切波重构带来的人工伪影则逐步消失, 如图 8d 和图 8f 所示。

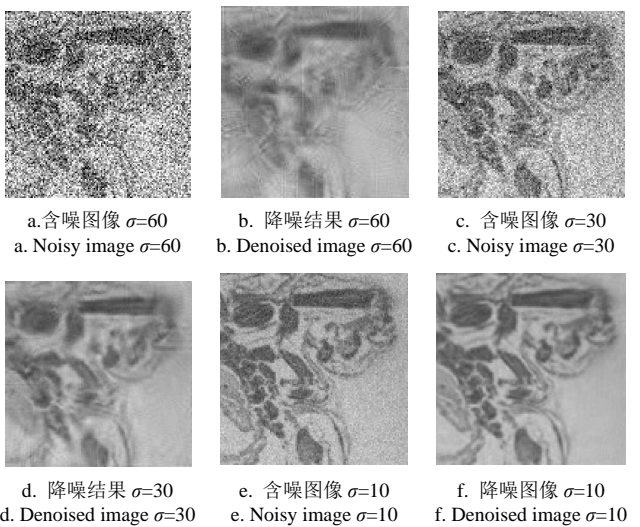


图 8 剪切波降噪结果
Fig.8 Results of shearlet transform denoising

采用剪切波变换对图 8 所示含噪图像降噪的量化评价结果如表 3 所示。与表 2 提供的数据进行对比可以发现, 剪切波变换降噪效果明显优于变分法。但对比图 8 和图 6 又可发现, 在高斯噪声标准偏差值较大时, 剪切波变换降噪会产生较严重的人工伪影, 变分法降噪则没有这种现象。

表 3 剪切波图像降噪效果随高斯噪声标准偏差值的关系
Table 3 Relation between shearlet denoising quality and standard deviation of gauss noise

项目 Items	$\sigma=10$	$\sigma=30$	$\sigma=60$
PSNR	44.48	38.84	36.11
SSIM	0.8943	0.8261	0.7388

因此,下面将 2 种结果结合在一起,以期得到更好的降噪效果。利用变分法平滑结果(图 9b)识别图像中不同的平滑区域,如图 9c 中的红线圈出的区域。对每个区域中的含噪图像进行相关度分析。相关度趋近于 0 (<0.01),表示该区域属于纯噪声区域,可直接采用全变差框架下的变分法进行降噪,相对于多尺度小波框架下的变分法,该方法具有较高的效率;若相关度在区间 $(0.01, 0.5)$ 内,区域内具有较少的图像纹理,一般为图像中的目标轮廓,因此可采用多尺度小波框架下的变分法进行降噪;当相关度较大 (>0.5) 时,则采用剪切波变换方法进行降噪。降噪结果如图 9d 所示。

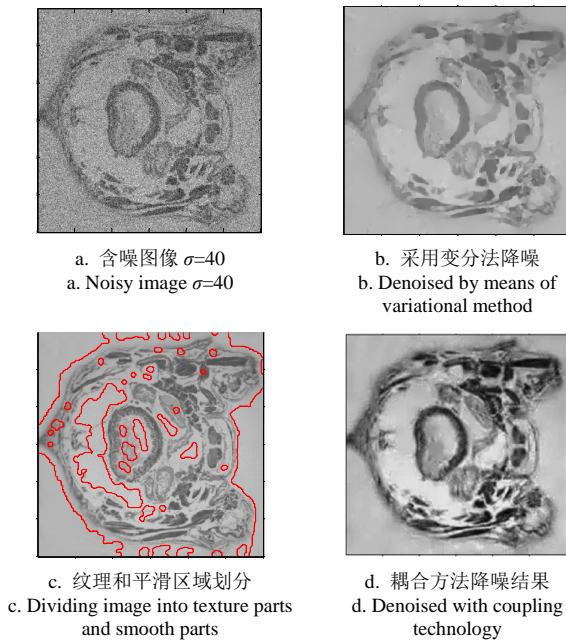


图 9 剪切波和变分法的耦合步骤

Fig.9 Coupling technology between shearlet and variational method

图 10 对比了本文给出的耦合方法和其他常用方法降噪结果。从中不难看出,本文提出的耦合方法同时具备了各种方法的优点,比变分法得到图像中纹理保持的好,比剪切波变换得到的图像中减少了人工纹理。需要指出的是,图 10 是各种降噪方法得到的 PSNR 值最大时的结果。因此,对全变差框架下的变分法(图 10a)来说,若进一步演化,视觉效果可能更好一些,但纹理细节会进一步减少,PSNR 值相应下降。

众所周知,剪切波变换是小波变换的一种改进,且小波变换也是一种多尺度分析方法。因此有必要对剪切波和小波变换的结果进行对比。在小波变换中,尺度信息越丰富,变换后的图像保留信息越多,当尺度足够多时,甚至将噪声看作是纹理,这可从图 11 看出。图 11 中 deep 表示尺度的个数,随着尺度信息的逐步增加,图像降噪效果逐步改善,但当 $\text{deep}>7$ 时,小波变换中将噪声视同于图像纹理,导致降噪效果很差,如图 12 所示。事实上,小波变换可以看作是剪切波变换的一种特例,剪切波可以表示多方向,而小波变换只能表示水平和垂直 2 个方向,因此小波变换图像降噪会出现水平

和垂直方向的人工伪影,影响视觉效果,这可从图 11 中看出。

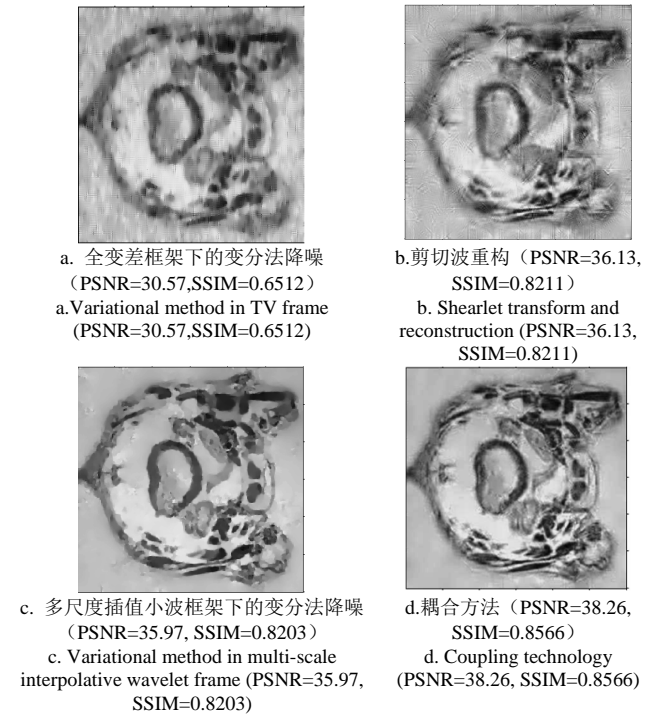


图 10 常见降噪方法对比 $\sigma=40$

Fig.10 Comparison among common image denoising methods

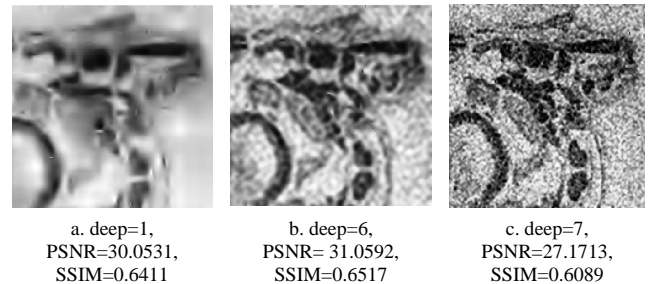


图 11 不同尺度数小波变换降噪 ($\sigma=40$)

Fig.11 Wavelet image denoising with different scale number

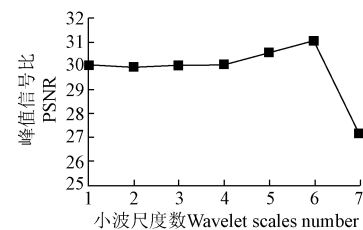


图 12 PSNR 随小波尺度数的变化

Fig.12 Evolution curve of PSNR with wavelet scales number

和剪切波一样,图像的稀疏表示算法是另外一种得到广泛研究的图像处理算法^[22]。该算法利用待处理图像本身为学习对象,通过学习得到表达图像的“基向量”(字典),可以得到图像更为稀疏的表达方案。当然,该方法针对不同的图像特点,学习得到的字典也不相同,缺乏通用性,图像处理算法效率较低。Elad 提出的 K-SVD 字典学习算法可以找到图像的最佳线性表达字典,目前得到广泛的研究。图 13 是采用 K-SVD 算法对蝗虫切片

图像进行降噪效果图。当噪声分布标准偏差 $\sigma=40$ 时, 降噪效果和本文提出的方法接近, 只是在图像平滑区域有较小的灰度起伏, 轮廓局部位置稍显模糊; 但随着噪声标准偏差的增大, 纹理便无法保持, 如图 13c 和图 13d 所示。相对于学习字典方法, 本文方法相对通用, 无需针对不同图像进行学习, 从而提高了算法效率。

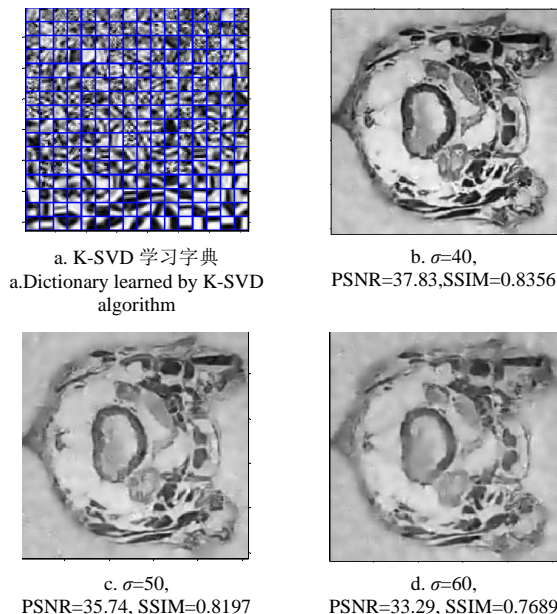


图 13 K-SVD 学习字典法降噪

Fig.13 Image denoising by dictionary learned by K-SVD algorithm

4 结 论

本文针对蝗虫切片显微图像中细节纹理和高斯噪声点无法精确区分的问题, 研究了多尺度插值小波框架下的图像降噪变分法和剪切波变换耦合技术, 经理论分析和试验验证得出以下结论:

1) 在噪声标准偏差较小的情况下 ($\sigma \leq 40$), 多尺度插值小波框架下的图像降噪变分法相对于全变差框架下的变分法, 可以更为精确地识别细小块状纹理和高斯噪声点。在图像噪声标准偏差 $\sigma=10$ 时, 多尺度插值小波框架下变分法降噪图像的 PSNR 值比全变差框架下变分法降噪图像的 PSNR 值高 1.3131, 对应的 SSIM 值则提高了 4.5%;

2) 采用剪切波变换对图像进行分解和重构, 可有效消除纹理图像中的噪声; 但也会将平滑区域中的噪声识别为纹理。变分法降噪结果则与其相反, 只能识别图像中的块状纹理, 无法识别线状纹理。在对灰度值为 192 的纯色图像施加标准偏差为 60 的高斯噪声后, 分别采用两种方法进行降噪, 变分法降噪图像的 PSNR 和 SSIM 值分别比剪切波降噪图像高 37.8% 和 8.76%。在处理纯纹理图像时, 剪切波具有明显的优势。

3) 通过纹理相关度识别图像中的纹理区域和卡通区域, 采用基于多尺度插值小波框架下的变分法和剪切波方法分别对图像中卡通区域和纹理区域进行处理, 降噪效果不但优于上述 2 种方法, 而且和较为流行的 K-SVD

学习字典方法相比, 也具有比较明显的优势。对含有标准偏差 $\sigma=40$ 的高斯噪声蝗虫切片图像进行降噪, 论文提出的耦合法比 K-SVD 学习字典法降噪结果的 PSNR 值高 0.43, SSIM 值提高 2.5%, 且耦合法不必像 K-SVD 方法一样需要学习, 提高了算法效率。

[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, 张楠楠, 梅树立, 等. 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.
Li Li, Zhang Nannan, Mei Shuli, et al. 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)
- [3] 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)
- [4] 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.
- [5] 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)
- [6] 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(增刊 1): 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(Supp.1): 200—204. (in Chinese with English abstract)
- [7] 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.
- [8] 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 Lutao, 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)

- [9] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*, 1992, 60(1/2/3/4): 259—268.
- [10] Gilboa G, Zeevi Y Y, Sochen N. Texture preserving variational denoising using an adaptive fidelity term[C]// *Proceeding of the IEEE Workshop on Variational, Geometric and Level Set Methods in Computer Vision*, Nice, France, 2003: 137—144.
- [11] Haralick R M, Shanmugan K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC-3: 610—621.
- [12] Mei Shuli, Zhu Dehai. HPM-based dynamic sparse grid approach for Perona-Malik equation[J]. *The Scientific World Journal*, 2014, 2014(3): 1—15 (Article ID 417486).
- [13] Mei Shuli. HPM-based dynamic wavelet transform and its application in image denoising[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 2013(5): 1—14 (Article ID 309418).
- [14] Lim Wang-Q. The discrete shearlet transform: A new directional transform and compactly supported shearlet frames[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1166—1180.
- [15] Kutyniok G, Sauer T. Adaptive directional subdivision schemes and shearlet multiresolution analysis[J]. *SIAM J Math Anal*, 2009, 41(4): 1436—1471.
- [16] Devendra K, Shiv K, Balbir S. Cone-adapted continuous shearlet transform and reconstruction formula[J]. *Journal of nonlinear sciences and applications*, 2016, 9(1): 262—269.
- [17] Han B, Kutyniok G, Shen Z. Adaptive multiresolution analysis structures and shearlet systems[J]. *SIAM J Numer Anal*, 2011, 49(5): 1921—1946.
- [18] Lim W. Nonseparable Shearlet Transform[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2013, 22(5): 2056—2065.
- [19] Kamyabi-Gol R A, Atayi V. Abstract shearlet transform[J]. *Bulletin of the Belgian mathematical society-simon stevin*, 2015, 22(4): 669—681.
- [20] Reza S H, Omid K. Image denoising using sparse representation classification and non-subsampled shearlet transform[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2016, 10(1): 1—7.
- [21] 梅树立, 马钦, 陆启韶, 等. 小波数值方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [22] Aharon M, Elad M, Bruchstein A, et al. K-SVD: An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Trans On Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311—4322.

Denoising for locust slice image with texture preserving based on coupling technology of variational method and shearlet transform

Mei Shuli

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

Abstract: Image processing and analysis play the key roles in the smart agriculture system. As the agricultural images are often taken in the open air, the heavy atmospheric haze and dust in the air are often included in the images. It's very difficult to differentiate the noises and the detail texture in the images using existing common methods. As the detail texture is often employed to identify the important feature of different plants, the texture preserving image denoising algorithm plays an important role in the agricultural field. The existed methods can't identify the detail texture and the noise, and so it is difficult to fulfill the texture preserving image denoising. The shearlet transform proposed in recent years possesses the multi-scale directivity as the shear matrix is introduced into it. So the shearlet transform can be used to describe the detail texture precisely. However, the shortcoming of the shearlet transform is that it often mistakes the noise as the texture in many cases. On the contrary, the variational method views all the objects in the images as the smooth domains, this results in detail texture in the images being often destroyed. To solve the problem, we proposed a coupling technology of the multi-scale variational method based on the interpolation wavelet frame and the shearlet transform, in which the variational method was employed to identify the contour and the shearlet transform to describe the texture precisely. According to this method, the image was firstly decomposed and reconstructed by means of the shearlet transform, which can remove most of the noise in the image. Second, the variational method based on the multi-scale interpolative wavelet frame was employed to smooth the denoised image. This can divide the image into some domains, and they possessed different texture feature which could be identified by means of the correlation value derived from the gray-level co-occurrence matrix of the grayscale image. Compared to the variational method under the total variation (TV) frame, the multi-scale interpolative wavelet frame can identify more detail domains which was helpful to improve the quality of the denoised images. To the image noised by the Gauss noise with the standard derivation 10, the peak signal to noise ratio (PSNR) of the denoised image obtained by the variational method based on the multi-scale interpolative wavelet frame was 1.3131 larger than PSNR obtained by one based on the TV frame, and the structural similarity image measurement (SSIM) increased by 4.5% accordingly. Next, the variational method and the shearlet transform method can be used to remove the noises existed in the cartoon region and the texture region, respectively. This can overcome the shortcomings of only one method and remain all the merits in all the denoising algorithms. For instance, median filtering can be applied to remove the noise in the smooth domain, and the shearlet transform can be employed to remove the noise in the domain with abundant textures. Last, the locust slice images were taken as the examples to illustrate the proposed method. The numerical experiments showed that coupling technology proposed in this paper can improve the image denoising precision effectively compared to each single method. The value of the PSNR was improved by 6.37% compared to the multi-scale variational method, and by 5.90% compared to the shearlet transform method. Compared with another attractive algorithm K-SVD which is an excellent algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation, the coupling technology also had apparent superiority. To the locust slice images noised by the Gauss noise with the standard derivation 40, PSNR obtained by the coupling technology increased by 0.43 compared to the K-SVD algorithm, and SSIM was improved by 2.5% accordingly. In addition, the coupling technology was independent of the images, and the K-SVD algorithm yielded sparse representation for the training signals which limits its application to some extent.

Keywords: image processing; couplings; algorithms; locust slice image; multi-scale variational method; shearlet transform; denoising