

基于图像中值灰度相似度函数 加权曲率滤波算法

甘建旺¹, 沙 芸¹, 张国英²

(1. 北京石油化工学院信息工程学院, 北京 102617; 2. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083)

摘 要: 曲率滤波算法通过构造滤波算子快速优化变分模型, 但全变分曲率滤波及高斯曲率滤波易致去噪过平滑且椒盐噪声去除较差. 提出了基于图像中值灰度相似度函数加权曲率滤波算法, 其中, 中值灰度相似度函数方差取决于小波变换最高频子带系数, 能较好防止图像过平滑, 且提高椒盐噪声去除能力; 因此, 采用中值灰度相似度函数分别对局部高斯曲率与局部全变分曲率投影算子加权, 并分别迭代局部加权高斯曲率投影算子与局部加权全变分曲率投影算子, 直至输出图像梯度总能量满足停止条件. 实验表明, 基于图像中值灰度相似度函数加权全变分曲率滤波与加权高斯曲率滤波比传统全变分曲率滤波和高斯曲率滤波去噪效果更好.

关键词: 加权全变分曲率滤波; 加权高斯曲率滤波; 中值灰度相似度函数; 小波变换; 椒盐噪声

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)06-1187-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20200606

Weighted Curvature Filtering Algorithm Based on Image Median Gray Similarity Function

GAN Jian-wang¹, SHA Yun¹, ZHANG Guo-ying²

(1. School of Information Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China;

2. School of Mechanical Electrical & Information Engineering, China University of Mining & Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: The curvature filtering algorithm optimizes the variational model quickly by constructing a filter operator, but the total variational curvature filtering and Gaussian curvature filtering are easy to cause over smooth denoising with poor salt and pepper noise removal. A weighted curvature filtering algorithm based on image median gray similarity function is proposed, in which the variance of the median gray similarity function depends on the highest frequency subband coefficient of wavelet transform, which can prevent the image from being too smooth and improve the ability of removing salt and pepper noise. Therefore, the local Gaussian curvature projection operator and the local total variational curvature projection operator are weighted by the median gray level similarity function, and the local weighted Gaussian curvature projection operator and the local weighted total variational curvature projection operator are iterated respectively until the total energy of the output image gradient meets the stop condition. Experimental results show that the denoising effect of weighted total variation curvature filter and weighted Gaussian curvature filter based on image median gray similarity function is better than the traditional total variation curvature filter and Gaussian curvature filter.

Key words: weighted total variational curvature filter; weighted Gaussian curvature filter; median gray similarity function; wavelet transform; salt and pepper noise

1 引言

图像降噪的理想目标是最大限度去除图像噪声, 且不引起图像边缘及纹理细节的损失, 但噪声的去除

和细节保留相互矛盾^[1]. 目前, 数字图像中常见的噪声可分为: 高斯噪声 (Gaussian Noise, GN)、椒盐噪声 (Salt and Pepper Noise, SPN)、斑点噪声及泊松分布噪声等^[2,3], 其中高斯噪声和椒盐噪声为常见的噪声模型.

依据不同的噪声模型,图像去噪方法可分为基于空域去噪方法,基于变换域去噪方法以及混合域去噪方法等.空域降噪包括均值滤波^[4]、高斯滤波^[5]、双边滤波^[6]、伪中值双边滤波^[7](Pseudo-median Bilateral Filter, PBF)及基于变分模型去噪方法^[8-10]等.相比均值滤波、高斯滤波、双边滤波,伪中值双边滤波与基于变分模型方法去除高斯噪声和椒盐噪声能力较强.PBF去噪效果取决于空间邻近度函数方差 σ_d 和中值灰度相似度函数方差 σ_r ,基于模拟结果证明 σ_r 的值比 σ_d 的值在改变噪声水平方面更重要^[11].传统基于变分模型的求解通常迭代使用梯度下降法,使任意图像去噪求解变得困难,例如:ROF模型降噪方法,其通过有界变差函数空间实现图像建模,能较好的表征图像边缘,但模型优化较为耗时且降噪后图像时常产生“阶梯效应”^[12];而曲率滤波算法^[13],通过构造滤波算子,不再需要计算能量函数梯度,可快速近似求解变分模型,其中,全变分曲率滤波,能较好去除图像噪声,但去噪易使边缘和纹理细节造成过平滑;均值曲率滤波中对噪声和细节信息区分较差,不易用于图像去噪任务;高斯曲率滤波去噪能较好保护图像边缘和纹理细节^[14],但去除椒盐噪声能力较差.变换域降噪方法^[15-17]去除高斯噪声优势明显,但去除椒盐噪声性能较差^[1].混合降噪算法中,三维块匹配滤波算法^[18]是最经典的降噪算法之一,此方法对高斯噪声之外噪声的抑制能力较差,且耗时较长.

为综合利用曲率滤波算法与伪中值双边滤波算法各自的优势,本文提出了基于图像中值灰度相似度函数加权曲率滤波算法.该算法将曲率滤波优化过程与伪中值双边滤波中灰度相似度函数结合,能有效防止图像过平滑,且达到较好的椒盐噪声去除效果.

2 曲率滤波方法

本文方法对曲率滤波算法中高斯曲率及全变分曲率局部优化过程进行处理,由于中值灰度相似度函数具有良好的保边性及椒盐噪声去除优点,因此,采用中值灰度相似度函数分别对局部高斯曲率优化及局部全变分曲率优化进行加权,使得加权后方法能较好保护边缘细节且提高椒盐噪声去除能力.本节介绍传统曲率滤波中高斯曲率及全变分曲率模型优化过程,并指出高斯曲率滤波及全变分曲率滤波的优势和不足.

2.1 曲率滤波

在每个变分模型中,需要找到一个最小化函数^[13],其能量泛函如式(1)所示:

$$E(U) = E_d(U, I) + \lambda E_r(U) \quad (1)$$

上式总能量 $E(U) \geq 0$ 由两部分组成,一部分是数据拟合能量 $E_d(U, I) \geq 0$,另外一部分是正则项能量 $E_r(U) \geq 0$,其中 $E_d(U, I)$ 用于度量更新后图像 U 和原始图像

I 的匹配程度, $E_r(U)$ 关于数据 U 的先验知识, $\lambda > 0$ 为正则项系数.在曲率滤波中,采用正则项能量控制变分模型,其中令 U 的初始值 $U_0 = I$,则 $E_d(U_0, I) = 0$, $E(U) = \lambda E_r(U)$.在数据拟合过程中,正则项能量减少,数据拟合项会增加或保持不变,如果保持总能量下降,则正则项能量的减少需要大于增加的数据拟合项能量.

曲率滤波的实现主要分为四阶段,第一阶段,图像空间分解,将图像坐标集合 Ω 分解为 Ω_{WC} 、 Ω_{BC} 、 Ω_{WT} 、 Ω_{BT} 4个集合,分别表示白色圆、黑色圆、白色三角形和黑色三角形,如图1(a)所示,以避免图像像素之间的依赖关系^[19].第二阶段,切平面的离散表示,曲率滤波中选择三角切平面构建投影算子,如图1(b)所示,图中 d_i 表示中心像素点到切平面的距离;第三阶段,投影算子枚举,枚举中心像素与八邻域所有可能三角切平面,如图1(c)所示,总共8种三角切平面.第四阶段,选取最小投影算子,计算中心像素到八个三角切平面的距离 $\{d_i, i = 1, 2, \dots, 8\}$,然后,选取 d_i 中最小距离 d_{\min} 并将像素 $U(x)$ 更新为 $\hat{U}(x) = U(x) + d_{\min}$.总体流程如算法1:

算法1 曲率滤波算法

1. 输入图像 U
2. $\forall x \in \Omega_{WC}, \hat{U}(x) = U(x) + d_{\min}$
3. $\forall x \in \Omega_{BC}, \hat{U}(x) = U(x) + d_{\min}$
4. $\forall x \in \Omega_{WT}, \hat{U}(x) = U(x) + d_{\min}$
5. $\forall x \in \Omega_{BT}, \hat{U}(x) = U(x) + d_{\min}$
6. 输出图像 \hat{U}

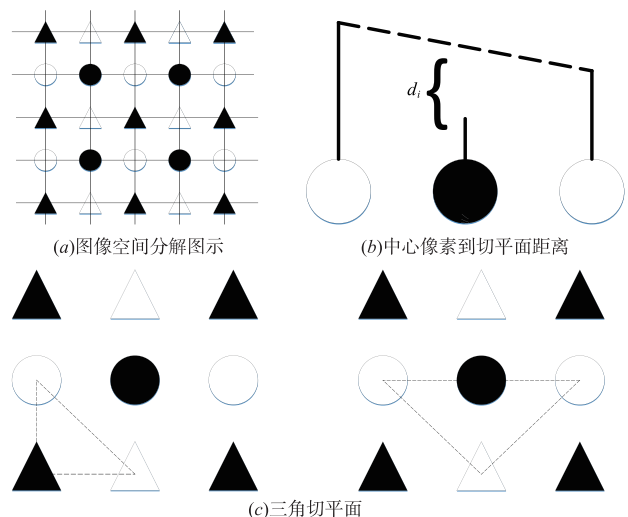


图1 曲率滤波优化过程图

2.2 局部高斯曲率优化

高斯曲率^[20]假设原始图像可构成分块可展曲面,即:图像的高斯曲率处处为零.具有高斯曲率为零的曲

面可以在不失真的前提下,等距离映射至平面上,因此可以较好地保护图像边缘.高斯曲率计算^[13]如式(2)所示:

$$K(\mathbf{U}(\mathbf{x})) = \frac{U_{xx}U_{yy} - U_{xy}^2}{(1 + U_x^2 + U_y^2)^2} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{x} = (i, j) \in \Omega$, $U(i, j)$ 为坐标 (i, j) 的像素值, U_x 下标表示沿不同方向的偏导数; K 表示在 Ω 上的积分. 将式(1)与(2)联立得高斯曲率总能量,如式(3)所示:

$$E(U) = \int_{\Omega} |\mathbf{U}(\mathbf{x}) - \mathbf{I}(\mathbf{x})| d\mathbf{x} + \lambda \int_{\Omega} |K(U)| d\mathbf{x} \quad (3)$$

其中 \mathbf{I} 为原始图像, U 为更新后图像.

高斯曲率优化过程如下:首先,将图像分解为图 1(a);在 Ω_{bc} 或其他像素域中,对 $U_{i,j}$ 八邻域,按图 2 三种方式选择三角切平面,最终可产生 8 个切平面,其中,距离 d_i 计算如式(4)~(6)所示.然后,查找 $|d_i|$ 的最小绝对值 $|d_{\min}|$,如式(7)所示,并用式(8)进行更新,最后使用上述方式迭代更新,实现整幅图像的高斯曲率优化.

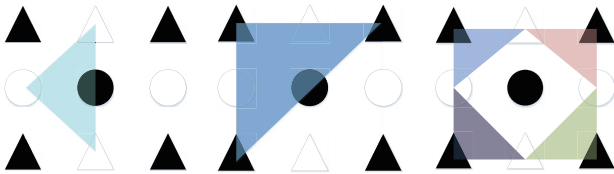


图2 高斯曲率滤波优化中三角切平面种类

$$\begin{cases} d_1 = \frac{U_{i-1,j+1} + U_{i+1,j-1}}{2} - U_{i,j} \\ d_2 = \frac{U_{i-1,j-1} + U_{i+1,j+1}}{2} - U_{i,j} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} d_3 = \frac{U_{i-1,j} + U_{i+1,j}}{2} - U_{i,j} \\ d_4 = \frac{U_{i,j-1} + U_{i,j+1}}{2} - U_{i,j} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} d_5 = \frac{U_{i-1,j-1} + U_{i-1,j} + U_{i,j-1}}{3} - U_{i,j} \\ d_6 = \frac{U_{i-1,j} + U_{i-1,j+1} + U_{i,j+1}}{3} - U_{i,j} \\ d_7 = \frac{U_{i+1,j-1} + U_{i+1,j} + U_{i,j-1}}{3} - U_{i,j} \\ d_8 = \frac{U_{i+1,j} + U_{i+1,j+1} + U_{i,j+1}}{3} - U_{i,j} \end{cases} \quad (6)$$

$$|d_{\min}| = \min\{|d_1|, |d_2|, \dots, |d_8|\} \quad (7)$$

$$\hat{U}_{i,j} = U_{i,j} + d_{\min} \quad (8)$$

高斯曲率滤波去噪能较好保护图像边缘和纹理细节,但本文实验研究表明其去除椒盐噪声能力较差.

2.3 局部全变分曲率优化

全变分曲率滤波能较好的去除图像噪声,其能量正则项^[13]如式(9):

$$E_r^{TV}(U) = \|\nabla U(\mathbf{x})\|_p \quad (9)$$

其中, $\|\bullet\|_p$ 表示 L_p 范数, ∇ 为梯度算子. 由式(9)与(1)可得全变分曲率总能量,如式(10)所示:

$$E(U) = \int_{\Omega} |\mathbf{U}(\mathbf{x}) - \mathbf{I}(\mathbf{x})| d\mathbf{x} + \lambda \|\nabla U(\mathbf{x})\|_p \quad (10)$$

全变分曲率滤波算法,使用分段常函数假设,构造局部全变分曲率投影算子,对式(10)进行优化,其中,投影算子构造方法如式(11):

$$\begin{cases} d_1 = \frac{U_{i-1,j-1} + U_{i-1,j} + U_{i,j-1} + U_{i+1,j-1} + U_{i+1,j}}{5} - U_{i,j} \\ d_2 = \frac{U_{i-1,j} + U_{i-1,j+1} + U_{i,j+1} + U_{i+1,j} + U_{i+1,j+1}}{5} - U_{i,j} \\ d_3 = \frac{U_{i-1,j-1} + U_{i-1,j} + U_{i-1,j+1} + U_{i,j-1} + U_{i,j+1}}{5} - U_{i,j} \\ d_4 = \frac{U_{i+1,j-1} + U_{i+1,j} + U_{i+1,j+1} + U_{i,j-1} + U_{i,j+1}}{5} - U_{i,j} \\ d_5 = \frac{U_{i-1,j-1} + U_{i-1,j} + U_{i-1,j+1} + U_{i,j-1} + U_{i+1,j-1}}{5} - U_{i,j} \\ d_6 = \frac{U_{i-1,j-1} + U_{i-1,j} + U_{i-1,j+1} + U_{i,j+1} + U_{i+1,j+1}}{5} - U_{i,j} \\ d_7 = \frac{U_{i+1,j-1} + U_{i+1,j} + U_{i+1,j+1} + U_{i-1,j-1} + U_{i,j-1}}{5} - U_{i,j} \\ d_8 = \frac{U_{i+1,j-1} + U_{i+1,j} + U_{i+1,j+1} + U_{i-1,j+1} + U_{i,j+1}}{5} - U_{i,j} \end{cases} \quad (11)$$

全变分曲率滤波虽然能较好的完成图像去噪任务,但易使图像的边缘和纹理细节造成过平滑,且本文实验证明其去除椒盐噪声能力较差.

3 中值灰度相似度函数加权曲率滤波方法

当图像被椒盐噪声污染时,传统曲率滤波对应的中心像素点可能正好是噪声点,这样其邻域像素的灰度值与之相差较大,不能起到较好的滤波目的,因此,其去除椒盐噪声效果较差.为改进上述传统高斯曲率滤波及全变分曲率滤波缺点,提出了中值灰度相似度函数加权曲率滤波方法,其采用中值灰度相似度函数分别对局部高斯曲率及局部全变分曲率投影算子加权,以达到较好的图像去噪及边缘保护效果.

3.1 中值灰度相似度函数

仿中值双边滤波^[7]对图像椒盐噪声的去除及边缘细节保护能力主要取决于中值灰度相似度函数,其权重计算如式(12)所示:

$$w_p = G_{\sigma_r}(U_q - U_p) \quad (12)$$

其中, U_q 和 U_p 分别表示邻域像素中值和邻域像素,其灰度相似度函数方差 σ_r 参数的选择应该和噪声还有图像的特征联系起来,函数关系如式(13):

$$\sigma_r \approx 2\sigma_n \quad (13)$$

式(13)中, σ_n 为图像噪声标准差. 本文采用小波变换来估计图像的 σ_n , 为提高对图像噪声方差估计的准确性, 采用分段估计方法^[21], 如式(14):

$$\sigma_n = \begin{cases} (e - 2.5470)/0.8759, & e < 15 \\ (e - 2.4758)/0.8879, & 15 \leq e < 21 \\ e, & e \geq 21 \end{cases} \quad (14)$$

其中, $e = \text{Mid}/0.6745$, Mid 为对角线子带小波系数幅度的中值.

联合式(12)~(14), 计算 3×3 像素邻域的中值灰度相似度函数权重矩阵 w , 如式(15)所示:

$$w = \begin{bmatrix} w_{i-1,j-1} & w_{i-1,j} & w_{i-1,j+1} \\ w_{i,j-1} & w_{i,j} & w_{i,j+1} \\ w_{i+1,j-1} & w_{i+1,j} & w_{i+1,j+1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

3.2 局部加权高斯曲率优化

高斯曲率最小化是使图像尽可能分段可展, 但高斯曲率作为正则项能量存在 2 个问题: (1) 基于扩散流的最小化高斯曲率算法收敛缓慢; (2) 如果显示的迭代计算图像的高斯曲率, 需图像满足二阶可微才能进行计算操作^[14]. 而局部高斯曲率优化通过隐式计算减小高斯曲率滤波能量, 在计算速度上明显优于传统的偏微分方程求解, 其使用中心像素点到三角切平面距离更新投影算子, 由式(4)~(6)得, 计算过程如下: 选取八邻域中 2 到 3 个像素的均值与中心像素点距离的最小差值, 对原始像素进行更新.

针对高斯曲率滤波去除椒盐噪声能力较差问题, 本文通过对投影算子加权, 即使用中值灰度相似度函数对局部高斯曲率投影算子加权, 提出基于图像中值灰度相似度函数加权高斯曲率滤波 (Weighted Gaussian Curvature Filter, WGCF) 算法, 无论图像是受到高斯噪声还是椒盐噪声污染, 在平坦区域, U_q 都比较接近该点的原始亮度值, 因此可以很好的平滑噪声, 在边缘区域, 有利于图像的边缘保护.

基于图像中值灰度相似度函数加权高斯曲率滤波算法, 首先采用中值灰度相似度函数对局部高斯曲率投影算子进行加权, 如式(16)、(17)所示:

$$\begin{cases} \text{sum} = w_{x_1,y_1} + w_{x_2,y_2} \\ d_{k1} = U_{x_1,y_1} \times \frac{w_{x_1,y_1}}{\text{sum}} + U_{x_2,y_2} \times \frac{w_{x_2,y_2}}{\text{sum}} - U_{i,j} \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \text{sum} = w_{x'_1,y'_1} + w_{x'_2,y'_2} + w_{x'_3,y'_3} \\ d_{k2} = U_{x'_1,y'_1} \times \frac{w_{x'_1,y'_1}}{\text{sum}} + U_{x'_2,y'_2} \times \frac{w_{x'_2,y'_2}}{\text{sum}} + U_{x'_3,y'_3} \times \frac{w_{x'_3,y'_3}}{\text{sum}} - U_{i,j} \end{cases} \quad (17)$$

其中, (x_p, y_p) 和 (x'_q, y'_q) 为相对中心像素点的坐标, w 为式(15)对应位置的权重, sum 为所需权重值之和, 对

权重归一化; $\{d_{k1}, k1 = 1, 2, 3, 4\}$ 为投影距离, (x_p, y_p) 实际坐标对应于式(4)、(5), 例如: 式(4)中 d_1 使用式(16)可表示为式(18). $\{d_{k2}, k2 = 5, 6, 7, 8\}$ 为投影距离, (x'_q, y'_q) 实际坐标对应于式(6), 例如: 式(6)中 d_5 使用式(17)可表示为式(19). 然后, 使用式(7)、(8)对 $U_{i,j}$ 进行更新. 最后, 迭代上述步骤更新像素, 以实现整幅图像的加权高斯曲率优化.

$$\begin{cases} \text{sum} = w_{i-1,j+1} + w_{i+1,j-1} \\ d_1 = U_{i-1,j+1} \times \frac{w_{i-1,j+1}}{\text{sum}} + U_{i+1,j-1} \times \frac{w_{i+1,j-1}}{\text{sum}} - U_{i,j} \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} \text{sum} = w_{i-1,j-1} + w_{i-1,j} + w_{i,j-1} \\ d_5 = U_{i-1,j-1} \times \frac{w_{i-1,j-1}}{\text{sum}} + U_{i-1,j} \times \frac{w_{i-1,j}}{\text{sum}} + U_{i,j-1} \times \frac{w_{i,j-1}}{\text{sum}} - U_{i,j} \end{cases} \quad (19)$$

3.3 局部加权全变分曲率优化

传统全变分模型图像去噪, 将图像视为一个系统, 并构建能量泛函描述这个系统, 系统中的噪声越小能量泛函值越小, 最后, 采用梯度下降方法最小化能量泛函, 但此模型易使图像平坦区域产生阶梯效应且更新缓慢^[14]. 而全变分曲率滤波通过构建投影算子, 隐式利用图像曲率信息, 从而加速能量泛函最小化的求解.

由式(11)得距离更新计算过程为: 选取八邻域中 5 个像素的均值与中心像素点距离的最小差值, 对原始像素进行更新. 全变分曲率滤波虽能较好的完成图像去噪任务, 但图像的边缘和纹理细节易造成了过度平滑. 而中值灰度相似度函数权重矩阵对图像滤波时, 具有较好的保边性和椒盐噪声去除能力, 因此, 将中值灰度相似度函数与局部全变分曲率滤波进行融合, 提出基于图像中值灰度相似度函数加权全变分曲率滤波 (Weighted Total Variational Curvature Filter, WTVCF) 算法, 能在去除噪声的同时保护图像的边缘及纹理等细节.

基于图像中值灰度相似度函数加权曲率滤波算法, 采用中值灰度相似度函数对局部全变分曲率投影算子加权, 如式(20)所示:

$$\begin{cases} \text{sum} = w_{x_1,y_1} + w_{x_2,y_2} + w_{x_3,y_3} + w_{x_4,y_4} + w_{x_5,y_5} \\ d_i = \left(U_{x_1,y_1} \times \frac{w_{x_1,y_1}}{\text{sum}} + U_{x_2,y_2} \times \frac{w_{x_2,y_2}}{\text{sum}} + U_{x_3,y_3} \times \frac{w_{x_3,y_3}}{\text{sum}} \right. \\ \left. + U_{x_4,y_4} \times \frac{w_{x_4,y_4}}{\text{sum}} + U_{x_5,y_5} \times \frac{w_{x_5,y_5}}{\text{sum}} - U_{i,j} \right) \end{cases} \quad (20)$$

其中距离 $\{d_i, i = 1, 2, \dots, 8\}$ 及 $\{(x_p, y_p), p = 1, 2, 3, 4, 5\}$ 的实际坐标对应式(11), 例如式(11)中的 d_1 使用式(20)可表示为式(21); 然后使用式(7)、(8)对 $U_{i,j}$ 进行更新, 最后迭代上述步骤, 实现整幅图像的加权全变分曲率优化.

$$\begin{cases} \text{sum} = w_{i-1,j-1} + w_{i-1,j} + w_{i,j-1} + w_{i+1,j-1} + w_{i+1,j} \\ d_1 = U_{i-1,j-1} \times \frac{w_{i-1,j-1}}{\text{sum}} + U_{i-1,j} \times \frac{w_{i-1,j}}{\text{sum}} + U_{i,j-1} \times \frac{w_{i,j-1}}{\text{sum}} \\ \quad + U_{i+1,j-1} \times \frac{w_{i+1,j-1}}{\text{sum}} + U_{i+1,j} \times \frac{w_{i+1,j}}{\text{sum}} - U_{i,j} \end{cases} \quad (21)$$

4 实验结果与分析

为了验证本文算法对含噪图像的去噪效果,选取经典去噪方法中的伪中值双边滤波、基于偏微分方程的 ROF 模型、传统的全变分曲率滤波及高斯曲率滤波和本文方法进行对比实验。

本文算法采用 C++ 实现,台式机中央处理器型号为 Intel(R) Core(TM) i5-9500,频率为 3.00GHz,核心数为 6 核,内存为 8.00GB。各算法的参数设置如下:ROF 模型迭代次数为 1000 次,梯度下降步长为 0.3,正则项权重为 1;伪中值双边滤波中的 $\sigma_d=2, \sigma_r$ 由图像噪声估计方差得到;传统的全变分曲率滤波、高斯曲率滤波、基于图像中值灰度相似度函数加权全变分曲率滤波与加权高斯曲率滤波均迭代 20 次,正则项权重为 1。

4.1 平滑后图像及其边缘提取结果分析

由于人在判断图像是否清晰时会将图像与已有先

验知识中的场景进行对比,因此,实验选取经典的 Lena 图像、三角形、圆及矩形灰度图像、真实含噪的矿井图像进行分析。

在图 3(a)中,对原图加上噪声方差为 10 的高斯噪声得噪声图;在图 4(a)中,对原图加上密度为 0.05 的椒盐噪声得噪声图;对图 3(a)、图 4(a)中噪声图分别使用 ROF 去噪模型、伪中值双边滤波(PBF)、全变分曲率滤波(TVCF)、高斯曲率滤波(GCF)及本文提出的基于图像中值灰度相似度函数加权高斯曲率滤波(WGCF)与加权全变分曲率滤波(WTVCF)进行处理。为了更好的显示滤波前后图像处理的效果,采用 Canny 算子检测各种算法处理后图像的边缘情况,结果如图 3(b)、图 4(b)所示。在图 5 中展示了上述方法处理真实含噪矿井图像的效果图。

对于高斯噪声,从图 3(b)中边缘提取图像的红色选框可中观察到,ROF 模型和 PBF 保边性较好,且 WTVCF 的保边性强于 TVCF 的保边性,WGCF 比 GCF 的保边性强。从图 4 中可明显观察到,对于椒盐噪声,WTVCF 和 WGCF 方法比 TVCF、GCF、ROF 模型及 PBF 方法的图像去噪效果更好;同时也可观察到传统高斯曲率滤波算法与传统的全变分曲率滤波算法去除椒盐噪声能力较差。观察图 5 中红色选框,可知 ROF 造成了图

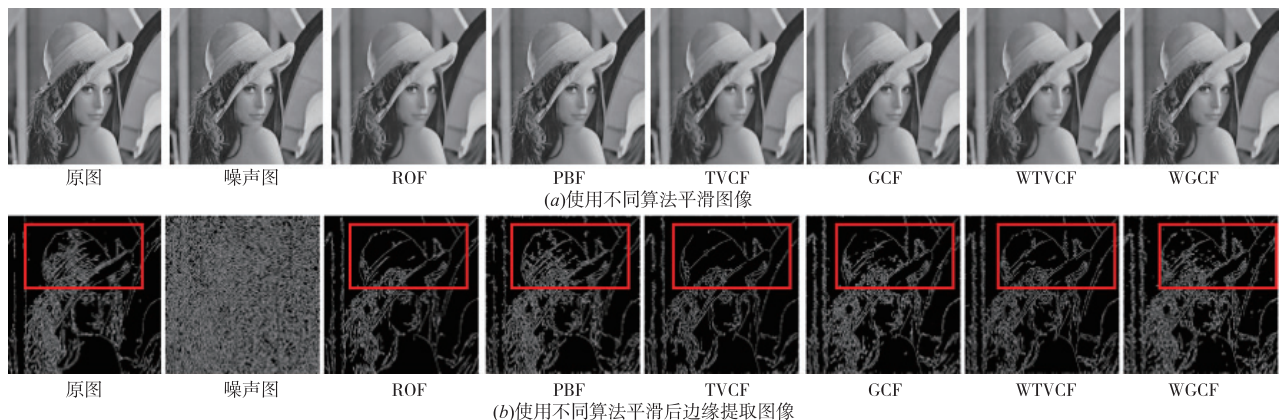


图3 Lena图像处理结果

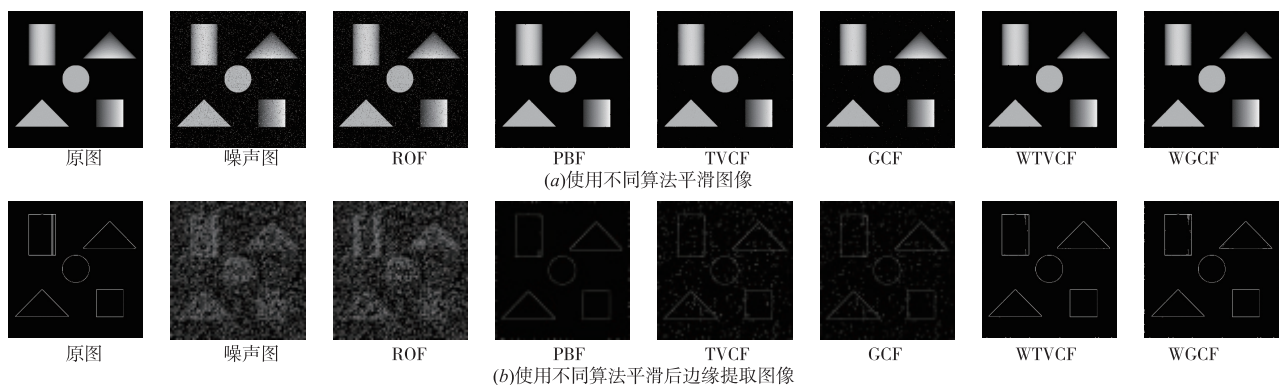


图4 三角形、圆及矩形图像处理结果

像的过平滑且噪声去除不完整,PBF 和 GCF 噪声去除较差,TVCF 造成图像去噪过平滑,而 WTVCF 和 WGCF 的去噪性和保边性分别优于 TVCF 和 GCF.

由上述客观分析得:GCF 与 TVCF 去除椒盐噪声能

力较差,且 TVCF 易造成图像去噪过平滑.而 WGCF 与 WTVCF 不仅能增加椒盐噪声去除能力,而且能保护图像细节信息.

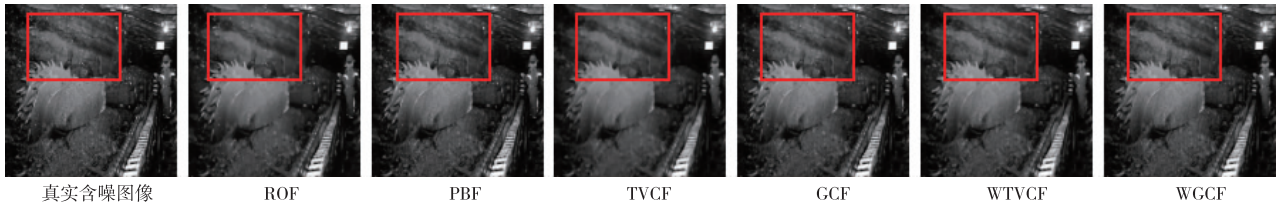


图5 真实矿井图像使用不同算法平滑后图像

4.2 去噪指标对比

为了衡量去噪效果,采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)^[22]作为去噪效果的衡量指标进行客观分析,其定义分别如下:

$$PSNR = 10 \lg \left[\frac{(\text{MAX}(M(i, j)))^2}{L_{MSE}} \right] \quad (22)$$

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\xi_x \xi_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\xi_x^2 + \xi_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (23)$$

式(22)中 $\text{MAX}(M(i, j))$ 为图像最大灰度级范围, L_{MSE} 为原始图像 M 与滤波后图像的均方误差. 式(23)中,

x, y 分别表示原始图像和滤波图像, ξ_x, ξ_y 分别表示 x, y 的均值; σ_{xy} 表示 x 和 y 的协方差, σ_x^2 与 σ_y^2 分别为 x, y 的方差, c_1, c_2 为常数.

选取经典 Lena、boats 和渐变的三角形、圆及矩形灰度图像,在不同噪声类型、水平下,使用 ROF, PBF, GCF, TVCF 和 WGCF, WTVCF 方法对噪声图像进行处理,并计算处理结果与原始图像的 PSNR 和 SSIM. 计算结果如表 1 所示,其括号中数字为小于 20 次的迭代次数,GN 表示高斯噪声, σ 为高斯噪声方差,SPN 表示椒盐噪声, p 表示椒盐率.

表 1 PSNR 和 SSIM 的计算结果

测试图像	去噪算法	GN($\sigma=20$)			GN($\sigma=30$)			SPN($p=0.05$)		
		时间/s	PSNR/dB	SSIM	时间/s	PSNR/dB	SSIM	时间/s	PSNR/dB	SSIM
Lena	ROF	30.101	30.004	0.7533	29.916	25.3628	0.5056	29.133	20.9073	0.3703
	PBF	0.203	28.741	0.6653	0.211	26.2533	0.5443	0.190	31.8064	0.8483
	GCF	0.644	28.388	0.7125	0.653	26.4015	0.6225	0.543	32.0085	0.8792
	WGCF	1.962	28.473	0.7154	1.947	26.4712	0.6257	0.264(3)	33.5876	0.9037
	TVCF	0.627	28.449	0.7479	0.609	27.4117	0.7095	0.601	29.9038	0.8202
	WTVCF	1.986	28.608	0.7494	1.963	27.5119	0.7106	1.988	30.9157	0.8343
boats	ROF	30.221	30.158	0.8022	30.121	25.4058	0.53335	30.113	20.8681	0.3890
	PBF	0.322	28.411	0.6851	0.329	25.9761	0.55754	0.330	31.7282	0.9184
	GCF	1.045	28.342	0.7507	1.039	26.3022	0.64962	1.001	31.7902	0.9218
	WGCF	1.953	28.560	0.7530	1.958	26.4506	0.65212	1.540	32.9012	0.9317
	TVCF	0.996	28.075	0.7903	0.961	27.0829	0.74940	0.980	29.3902	0.8590
	WTVCF	1.978	28.440	0.7931	1.982	27.2622	0.74749	1.960	30.7411	0.8891
三角形、圆及矩形图像	ROF	30.123	30.919	0.2851	30.132	26.2764	0.16150	30.145	18.1615	0.2793
	PBF	0.188	31.005	0.3049	0.185	27.3851	0.19113	0.158	32.6897	0.9837
	GCF	0.563	34.175	0.6206	0.576	30.4607	0.46754	0.054(4)	30.531	0.9098
	WGCF	1.765	34.460	0.6260	1.782	31.958	0.47460	0.129(3)	35.0246	0.9911
	TVCF	0.589	32.903	0.4090	0.579	29.5993	0.30647	0.286	33.3061	0.9361
	WTVCF	1.880	35.215	0.5071	1.880	31.642	0.36558	0.144(3)	35.0004	0.9910

由表 1 知,在高斯噪声中,传统的 ROF 模型虽能较好的去除噪声,但耗时较长;PBF 在 $\sigma = 20$ 时,耗时较短且去噪效果较好,但当 $\sigma = 30$ 时,其 PSNR 和 SSIM 值较小,去噪效果较差;传统的曲率滤波算法与本文改进的曲率滤波算法相比运行时间较短,但 WGCF 比 GCF 的 PNSR 提高范围在 0.1dB 到 0.3dB 之间,SSIM 略有提升,WTVCF 比 TVCF 的 PNSR 提高范围在 0.1dB 到 3.0dB 之间,SSIM 略有提升,且 WGCF 和 WTVCF 高斯噪声去除能力相似.在椒盐噪声中,ROF 模型和 PBF 的去噪效果较差;正常迭代 20 次过程中,本文改进的曲率滤波比传统的曲率滤波方法耗时长,其中, WGCF 比 GCF 多耗时约 0.5s,WTVCF 比 TVCF 多耗时约 1.0s.但在迭代过程中,如果图像纹理及边缘细节不过于复杂, WGCF 和 WTVCF 迭代次数会减小,例如表中的三角形、圆及矩形图像,只需迭代 3 次;从 PSNR 和 SSIM 结果分析, WGCF 比 GCF 的 PNSR 提高范围在 1.0dB 到 5.0dB 之间,SSIM 提高范围在 0.01 到 0.1 之间, WTVCF 比 TVCF 的 PNSR 提高范围在 1.0dB 到 2.0dB 之间,SSIM 略有提升,且 WGCF 比 WTVCF 的 PNSR 提高范围在 0.1dB 到 3.0dB 之间.因此,本文改进的曲率滤波算法椒盐噪声的去除能力比传统曲率滤波椒盐噪声去除能力要强.

由上述分析得:GCF、TVCF、WGCF 与 WTVCF 迭代相同的次数下, WGCF 与 WTVCF 降噪图像的指标分别优于 GCF 和 TVCF,且 WGCF 椒盐噪声去噪能力优于 WTVCF.因此,通过中值灰度相似度函数加权的方法,如 WGCF 与 WTVCF 算法,能有效提高图像的峰值信噪比与结构相似度.

5 结论

本文提出基于图像中值灰度相似度函数加权全变分曲率滤波及加权高斯曲率滤波的图像去噪算法.实验结果分析表明,ROF 模型优化图像较为耗时,且在椒盐噪声的去除上表现较差;传统的高斯曲率滤波方法与全变分曲率滤波方法其去除椒盐噪声能力较弱,而本文提出的基于图像中值灰度相似度函数加权全变分曲率滤波算法比传统的全变分曲率滤波算法在椒盐噪声去除和防止图像去噪过平滑上效果更好;基于图像中值灰度相似度函数加权高斯曲率滤波算法比传统高斯曲率滤波算法在保边性能略有提升的情况下,具有良好的椒盐噪声去除能力.

参考文献

[1] 王满利,田子建,桂伟峰,吴君.基于高斯曲率优化和非下采样剪切波变换的高密度混合噪声去除算法[J].光子学报,2019,48(09):211-226.

Wang Man-li, Tian Zi-jian, Gui Wei-feng, Wu Jun. High density mixed noise removal algorithm based on Gaussian curvature optimization and non-subsampled shearlet transform[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(09): 211-226. (in Chinese)

[2] Liu L, Chen L, Chen C L P, et al. Weighted joint sparse representation for removing mixed noise in image[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 47(3): 600-611.

[3] Goyal B, Dogra A, Agrawal S, et al. Image denoising review: from classical to state-of-the-art approaches[J]. Information Fusion, 2020, 55(2020): 220-244.

[4] Griffin L D. Mean, median and mode filtering of images[J]. Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2000, 456(2004): 2995-3004.

[5] Vemula M, Bugallo M F, Djuric P M. Performance comparison of Gaussian-based filters using information measures[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(12): 1020-1023.

[6] Zhang X, Dai L. Fast bilateral filtering[J]. Electronics Letters, 2019, 55(5): 258-260.

[7] 王玉灵.基于双边滤波的图像处理算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2010.

[8] Xie Y, Zhang W, Tao D, et al. Removing turbulence effect via hybrid total variation and deformation-guided kernel regression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(10): 4943-4958.

[9] Li M, Han C, Wang R, et al. Shrinking gradient descent algorithms for total variation regularized image denoising[J]. Computational Optimization and Applications, 2017, 68(3): 643-660.

[10] Yang J H, Zhao X L, Mei J J, et al. Total variation and high-order total variation adaptive model for restoring blurred images with cauchy noise[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2019, 77(5): 1255-1272.

[11] Zhang M, Gunturk B. A new image denoising method based on the bilateral filter[A]. Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. USA: IEEE, 2008. 929-932.

[12] Strong D, Chan T. Edge-preserving and scale-dependent properties of total variation regularization[J]. Inverse Problems, 2003, 19(6): S165-S187.

[13] Gong Y, Sbalzarini I F. Curvature filters efficiently reduce certain variational energies[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(4): 1786-1798.

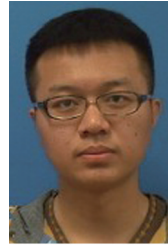
[14] 汤成.基于曲率滤波的图像去噪与增强研究[D].浙江:浙江理工大学,2019.

[15] Mousavi Z, Lakestani M, Razzaghi M. Combined shearlet shrinkage and total variation minimization for image denoising[J]. Iranian Journal of Science and Technology,

- Transactions A: Science, 2018, 42(1): 31 – 37.
- [16] Abazari R, Lakestani M. A hybrid denoising algorithm based on shearlet transform method and Yaroslavsky's filter [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(14): 17829 – 17851.
- [17] Shahdoosti H R, Khayat O. Image denoising using sparse representation classification and non-subsampled shearlet transform [J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(6): 1081 – 1087.
- [18] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080 – 2095.
- [19] Gong Y, Sbalzarini I F. Local weighted Gaussian curvature for image processing [A]. Image Processing [C]. USA: IEEE, 2013. 534 – 538.
- [20] Miura S, Tsuji H, Kimura T. Randomly valued impulse noise removal using Gaussian curvature of image surface [A]. Intelligent Signal Processing and Communication Systems [C]. USA: IEEE, 2013. 291 – 296.
- [21] 张承志, 冯华君, 徐之海, 等. 图像噪声方差分段估计法 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2018, 52(9): 1804 – 1810.
Zhang Cheng-zhi, Feng Hua-jun, Xu Zhi-hai, et al. Piecewise noise variance estimation of images based on wavelet transform [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(9): 1804 – 1810. (in Chinese)

- [22] Hore A, Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM [A]. International Conference on Pattern Recognition [C]. USA: IEEE, 2010. 2366 – 2369.

作者简介



甘建旺 男, 1995 年出生, 湖北黄冈人. 现为北京石油化工学院信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理与机器学习.
E-mail: 2036956253@139.com



沙 芸 (通信作者) 女, 1976 年出生, 黑龙江佳木斯人, 北京石油化工学院信息工程学院副教授. 长期从事医疗数据挖掘、模式识别等方向研究.
E-mail: shayun@bipt.edu.cn



张国英 女, 1968 年出生, 北京人, 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院教授. 主要研究方向为图像处理与机器学习.
E-mail: zhangguoying1101@163.com