

基于旋转不变像素相关性的加权中值滤波器

李秀玲 何劲松

(中国科学技术大学电子科学与技术系, 合肥 230027)

摘要 作为一种典型的非线性滤波器, 加权中值滤波器可以通过权值系数调整图像的滤波性能。但是在传统加权中值滤波器中, 模板内各个像素都对唯一权值系数, 没有考虑到滤波模板下像素之间的相关性。因此, 将权值与模板下两两像素间相关性对应, 提出一种新的加权中值滤波模型。同时考虑到图像旋转、翻转情况下滤波的稳定性, 进行对称性设计, 降低权值模型复杂度, 采用差分进化算法对权值进行寻优。对不同滤波器进行权值寻优实验可以看出, 基于旋转不变像素相关性的权值模型具有更好的收敛性; 灰度图像和彩色图像脉冲噪声的滤波实验结果表明, 其在抑制图像噪声, 细节和边缘保护以及彩色图像的色调保持方面, 优于传统加权中值滤波算法。

关键词 加权中值滤波 旋转不变性 灰度图像除噪 彩色图像除噪 差分进化

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2009)01-0056-07

Weighted Median Filter Based on Rotation Invariant Pixel Correlations

LIXiu-ling HE Jin-song

(Department of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027)

Abstract As one of the most typical nonlinear filters, weighted median filter has considerable filter behavior by assigning weights. But each pixel has only one weight in the traditional weighted median filter. Correlations between pixel and other pixels under the filtering template are not considered. A novel weighted median filter model is proposed here where the weights correspond to these correlations. In order to keep stability when filtering on rotated and reversed images, symmetry of the correlations is utilized and can reduce the model complexity. Differential evolution algorithm is adopted for the weights optimization. Experiments about weights optimization show that this rotation invariant model exhibits faster convergence characteristics. Impulsive noise removal both on different gray images and color images show that it preserves better properties of edges or details, and has efficient noise attenuation and chromaticity retention.

Keywords weighted median filter; rotation invariant; gray image denoising; color image denoising; differential evolution

0 引言

加权中值滤波 (weighted median filter, WMF) 由于其权值系数的可调性, 在语音、图像等信号处理中得到广泛的应用^[1-2]。其中, 权值系数是影响滤波

性能的关键因素。Yin 等人按照绝对平均误差 (MAE) 最小化准则进行权值的梯度迭代求解, 为了使目标函数满足可导条件, 使用线性函数或 sigmoid 函数代替不可导 sgn 符号函数, 形成线性加权中值滤波器 (linear weighted median filter, LWMF) 和 Sigmoid 加权中值滤波器 (sigmoid weighted median

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60573170)

收稿日期: 2008-08-01; 改回日期: 2008-11-21

第一作者简介: 李秀玲 (1984—), 女, 中国科学技术大学电子科学与技术系电路与系统专业硕士研究生。主要研究方向为智能信息图像处理。E-mail: xll@mail.ustc.edu.cn

filter; SWMF)^[3-4]。随着彩色图像处理的发展, Lukac 等人将以上算法与传统矢量中值滤波相结合, 根据像素矢量的幅度信息或方向信息^[5-7], 形成矢量加权中值滤波器 (linear weighted vector directional filter; LWVDF) 和 SWVDF (Sigmoid weighted vector directional filter)^[8-11]。文献 [12] ~ [14] 则使用遗传算法代替传统的梯度迭代优化方法, 进行矢量加权中值滤波器权值系数的寻优求解 (weighted vector directional filter based on genetic algorithm, GA-WVDF)。

以上文献中, 无论是灰度级加权中值滤波器, 还是矢量加权中值滤波器, 其权值模型都是在 1 维信号处理的基础上形成的, 模板下各个像素都对应唯一的权值系数。而在 2 维图像信号中, 滤波模板下像素与其他位置像素之间存在不同的相关性, 需对应为多个权值系数。同时, 以上文献没有考虑到图像的旋转或翻转滤波情况, 削弱其滤波的稳定性。

本文提出一种基于旋转不变像素相关性的加权中值滤波算法 (rotation invariant weighted median filter; RIWMF)。分析滤波模板下像素之间的两两相关性, 构造出一种通用的加权中值滤波模型。考虑到图像旋转或翻转情况下滤波的稳定性, 进行像素相关性的对称性设计, 简化模型的复杂度。为了衡量 RIWMF 模型的权值求解效率, 使用相同参数设置差分进化算法分别对传统 WMF 和 RIWMF 进行权值寻优, 统计实验结果表明, RIWMF 滤波模型具有更快的寻优收敛能力。对不同测试图像进行滤波实验表明, 与传统 WMF 权值模型相比, RIWMF 可以更加有效地去除噪声, 同时保护图像的边缘和细节部分, 降低彩色图像滤波的颜色偏差。

1 加权中值滤波概述

由文献 [2] 可知, 加权中值是极小化加权 L_1 范数的位置估计。滤波窗口范围 H 内 N 个输入像素值 $x_i, i = 1, 2, \dots, N$, 则 WMF 的输出是使下式极小的 β 值:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N w_i |\beta - x_i| \quad (1)$$

这里 β 是输入信号 x_i 之一。文献 [8] 将 WMF 扩展

到多频道彩色图像应用中, 输入像素对应矢量值 \mathbf{x}_i , 矢量加权中值滤波器的输出定义为使下式最小的 β 值:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N w_i A(\beta - \mathbf{x}_i) \quad (2)$$

式中, $A\{\cdot\}$ 表示为矢量间的 L_1 范数或 L_2 范数, 也可以表示为矢量间的方向夹角:

$$\arccos \left| \frac{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j^T}{\|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{x}_j\|} \right| \quad (3)$$

观察灰度图像和彩色图像处理中 WVF 的表示形式, 其输出值 β 可以统一为

$$\beta = \arg \min_{x_i \in H} \sum_{j=1}^N w_j A(x_i - x_j) \quad (4)$$

式中, x_i 属于滤波模板下输入像素集合 H 。 $A(x_i - x_j)$ 表示像素间距离度量函数, 在灰度图像空间可为两者之间的 L_1 范数; 在彩色图像空间中则可取两个像素矢量之间的 L_1 或 L_2 范数, 也可取两者之间的矢量夹角。分别计算输入像素 x_i 到其他各个像素 x_j 之间的加权距离和, 最终选择一个具有最小加权距离和的像素 x_i 作为滤波的输出。本文将针对式 (4) 滤波模型进行分析, 考虑到滤波模板下像素之间相关性以及它们的对称性特征, 设计出在灰度图像和彩色图像处理中通用的滤波模型。

2 RIWMF 加权中值滤波算法

2.1 算法建模

如式 (4) 所示, 传统 WMF 在进行加权距离和求解过程中, 像素 x_j 对模板中其他像素 x_i 都保持相同的权值系数 w_j 。但是如果将模板下各个像素间的相关性考虑在内, 任意两个像素之间的相关性是由这两个像素共同确定的。一个 3×3 全方位滤波模板可以覆盖 9 个像素点, 以左上角像素 x_1 为例, 它与中心像素 x_5 之间的相关性以及它与右下角像素 x_9 之间的相关性随着相对位置的不同而发生变化, 可以对应为不同的权值系数。

本文提出一种新的加权中值滤波模型 RIWMF, 全面考虑模板下两两像素的相关性, 构造出相应的权值系数。RIWMF 的输出为

$$\beta = \arg \min_{x_i \in H} \sum_{j=1}^N w_{ij} A(x_i - x_j) \quad (5)$$

滤波模板下像素 x_i 与像素 x_j 之间的权值系数 w_{ij} 对应为两者之间的像素相关性。 $A(x_i - x_j)$ 的定义仍

同式 (4)。依次计算滤波模板下各个像素的加权距离累积和, 选择加权距离和最小的一个像素作为滤波器输出值 β 。分析 RIWMF 权值模型可得, 传统 WMF 是 RIWMF 的特殊形式:

1) 权值满足 $w_{1j} = w_{2j} = \dots = w_{Nj}$, RIWMF 即简化为 WMF。

2) 权值都为 1 时, 即简化为中值滤波器。

2.2 旋转不变性分析

考虑到滤波的稳定性, 滤波效果不应当受到待处理图像的旋转或翻转影响。因此, 这里需对 RIWMF 进行旋转不变性设计, 使其具有稳定的滤波性能。

分析通用的线性高斯滤波器, 如图 1 所示。模板内各像素对应的权值呈对称性分布, 使得高斯滤波器在处理旋转或翻转图像时, 均能得到相同的滤波效果。实际上, 对称性是保证滤波效果稳定的充分必要条件。因此, 可以对 RIWMF 模板下像素之间相关性进行对称性设计, 使其满足滤波的稳定性。同时, 将呈对称性分布的像素相关性对应为相同的权值, 可以减少所求解的权值个数, 进而降低 RIWMF 权值模型的复杂度。

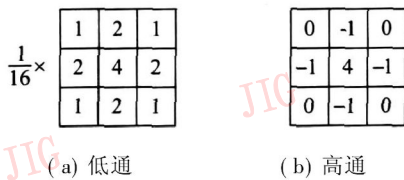


图 1 线性高斯滤波器

Fig 1 Linear Gaussian filter

如图 2 所示, 在 3×3 全方位滤波模板中, 对像素间相关性进行十字对称以及对角线对称设计。以图 2(a) 为例, 箭头 $1 \rightarrow 2$ 表示模板位置 1 下的像素 x_1 对位置 2 的像素 x_2 产生的相关性作用, 对应为权值系数 w_{12} , 其他相关性作用定义类似。

1) 按照两个对角线对称可得: $w_{12} = w_{14}$ $w_{32} = w_{36}$ $w_{96} = w_{98}$ $w_{78} = w_{74}$;

2) 按照横轴对称可得: $w_{14} = w_{74}$ $w_{36} = w_{96}$ $w_{12} = w_{78}$ $w_{32} = w_{98}$;

3) 按照纵轴对称性可得: $w_{14} = w_{36}$ $w_{74} = w_{96}$ $w_{12} = w_{32}$ $w_{78} = w_{98}$ 。

按照 4 种对称性特征, 可将图 2(a) 这组权值系数的求解简化为一个。继续利用对角线对称特征和十字对称特征, 可以依次得出图 2(b) 至图 2(l) 中

各个像素相关性间的对称性关系。最终将 3×3 大小 RIWMF 滤波模板中权值的确定简化为对图 2 这 12 组权值系数的求解, 即 $\{w_{12}, w_{13}, w_{15}, w_{16}, w_{19}, w_{21}, w_{24}, w_{25}, w_{27}, w_{28}, w_{51}, w_{52}\}$ 对于更大模板的权值建模, 进行对称性分析之前, 考虑到大模板下像素间相关性会随着相对距离的增大而减弱, 会存在对滤波输出影响较小的冗余的像素相关性, 需进行合理的取舍选择。

此外, 由于 $A(x_i - x_j)$ 表示为滤波模板下两个像素之间的一种距离度量。像素 x_i 与其自身之间的距离 $A(x_i - x_i) = 0$ 则对应的权值系数可以设定为 $w_{ii} = 0$ $i = 1, 2, \dots, N$, 进一步降低 RIWMF 模型中权值模型的复杂度。

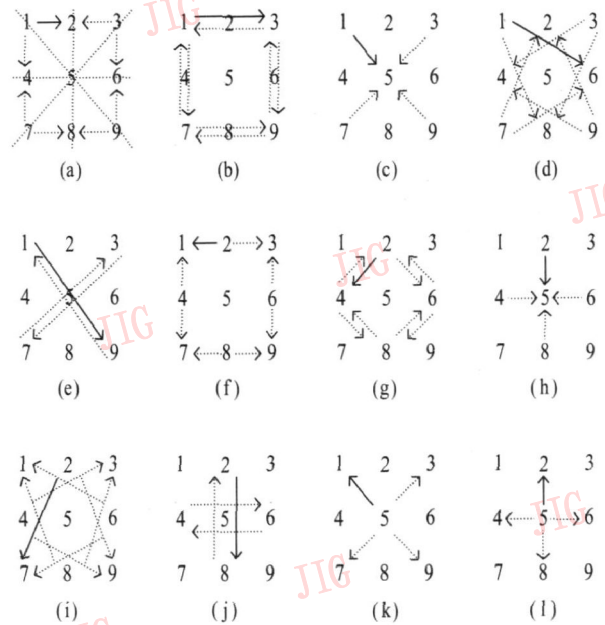


图 2 滤波模板下像素相关性的对称性表示

Fig 2 Symmetry of correlations under filtering template

将 Lena 图像进行 $90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ 旋转以及对应的翻转, 对这 8 幅不同角度的图像进行滤波比较。传统 WMF 对应的权值系数如下^[2]:

$$\begin{aligned} \text{LWMF: } & \begin{vmatrix} 0.06 & 0.10 & 0.05 \\ 0.11 & 0.41 & 0.11 \\ 0.08 & 0.12 & 0.08 \end{vmatrix} \\ \text{SWMF: } & \begin{vmatrix} 0.45 & 0.71 & 0.44 \\ 0.84 & 2.33 & 0.85 \\ 0.42 & 0.68 & 0.45 \end{vmatrix} \end{aligned}$$

可以看出, 传统 WMF 滤波存在不同程度的波动, 而经过对称性设计后的 RIWMF 模型具有稳定

的滤波效果, 进一步验证了对称性设计的合理性。

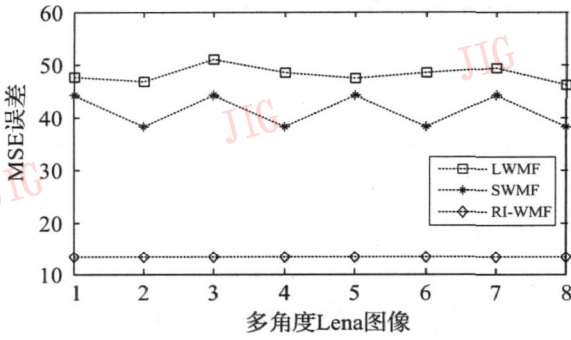


图 3 各种加权中值滤波器稳定性比较

Fig 3 Stability comparisons of different filters

2.3 差分进化优化权值

差分进化是 Storn 和 Price 共同提出的基于群体的多点搜索算法^[15-16], 对于不可导、不连续、非线性或多峰值函数的寻优问题, 具有快速鲁棒的全局搜索性能。因此, 本文使用差分进化算法进行 RI-WMF 的权值求解。

随机生成初始群体, 个体对应为一组权值, 范围为 $[0, 1]$ 。将滤波后图像与无噪声图像之间的相似度作为其适应度评估函数, 可以采用下面 3 种评价准则来衡量两幅图像之间的相似度^[12-14]:

$$MAE = \frac{1}{MK_1K_2} \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{K_2} |o_{ik} - y_{ik}| \quad (6)$$

$$MSE = \frac{1}{MK_1K_2} \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{K_2} (o_{ik} - y_{ik})^2 \quad (7)$$

$$NCD = \frac{\sum_{i=1}^{K_1K_2} \sqrt{\sum_{k=1}^3 (\bar{o}_{ik} - \bar{y}_{ik})^2}}{\sum_{i=1}^{K_1K_2} \sqrt{\sum_{k=1}^3 \bar{o}_{ik}^2}} \quad (8)$$

其中, o 表示原始无噪声图像, y 则为滤波后对应的图像。 K_1, K_2 表示图像的尺寸大小。 M 表示像素点的维数, 当为灰度图像时, 该值为 1, 若为彩色图像时, $M = 3$ 。 \bar{o} 和 \bar{y} 是在均匀颜色空间 CIE LUV 中表示的像素矢量, MSE 为均方误差, NCD 为归一化颜色误差。

3 实验分析

实验中使用通用 Lena 图像作为样本图像, 进行权值系数的寻优求解。实验 1 采用差分进化对传统 WMF 和 RI-WMF 进行权值系数的求解, 在参数设置相同的情况下比较各滤波器的权值寻优效

率。实验 2 分别使用传统 WMF 和 RI-WMF 滤波器对测试图像进行滤波, 讨论各自除噪效果以及边缘细节保护特性。3.3 节针对彩色图像进行 RI-WMF 权值寻优, 并使用进化出的权值模型对不同密度测试图像进行滤波, 以衡量 RI-WMF 滤波模型的通用性。

3.1 RI-WMF 权值寻优效率分析

采用通用 Lena 图像作为训练图像, 图像尺寸为 128×128 对其加入 5% 的椒盐噪声。差分进化算法参数设置为: 群体大小 $NP = 30$, 滤波窗口大小为 3×3 , 群体运行代数 $T = 500$, 采用 MSE 作为其差分进化算法的适应度评估函数 (注: MAE 评估效果类似)。

为了衡量 RI-WMF 权值求解的效率, 使用差分进化分别对传统 WMF 和 RI-WMF 进行权值寻优求解, 进化算法参数设置相同。对 RI-WMF 和传统 WMF 各运行 30 次, 得到适应度集合 A 和 B 。

采用 MATLAB 中双样本均值 t 检验函数 $ttest2$ 对 A 和 B 进行比较, 假设 A 均值 μ_1 大于等于 B 的均值 μ_2 , 即 $H_0: \mu_1 \geq \mu_2$, 计算函数 $ttest2$

$$[h, p] = ttest2(A, B, 0.05, -1)$$

$$h = 1, p = 1 - 2(1 - SE) - 70.$$

其中, h 为假设 H_0 可信度指标, P 为 H_0 成立概率。 $h = 1$ 说明应该拒绝原假设 H_0 , 表示 A 的均值 μ_1 小于 B 的均值 μ_2 ; $p = 1 - 2(1 - SE) - 70$ 表明原假设 $H_0: \mu_1 \geq \mu_2$ 成立的概率非常微小。统计结果显示, RI-WMF 权值的寻优更接近最优解。

图 4 是两类滤波器运行一次的权值进化曲线比较图, 其中虚线表示传统 WMF 寻优曲线, 实线则表示 RI-WMF 权值系数的进化曲线。在 MSE 最小化准则下, 与传统 WMF 相比, RI-WMF 具有更快收敛特性, 求解效率更优。

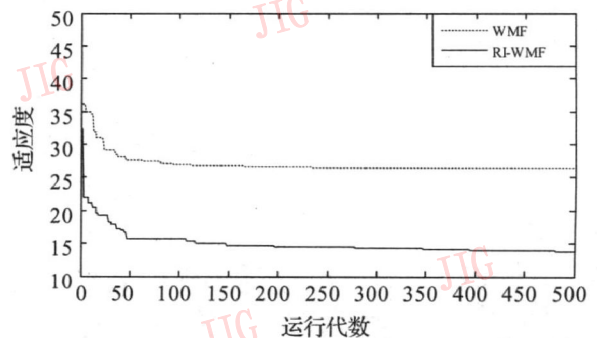


图 4 RI-WMF 与传统 WMF 权值进化曲线图

Fig 4 Convergence comparisons of weights optimizations

3.2 RIWMF 灰度图像滤波效果分析

为了直观比较传统 WMF 和 RIWMF 对图像边缘和细节保护的性能, 图 5 以 Lena 图像以及 camera 图像为例, 分别显示各种滤波器输出的残差图像 (即无噪声图像与滤波后图像之间的差值), 为了便于显示, 进行了相同伽玛校正 (其中, 第 1 行为测试图像集)。

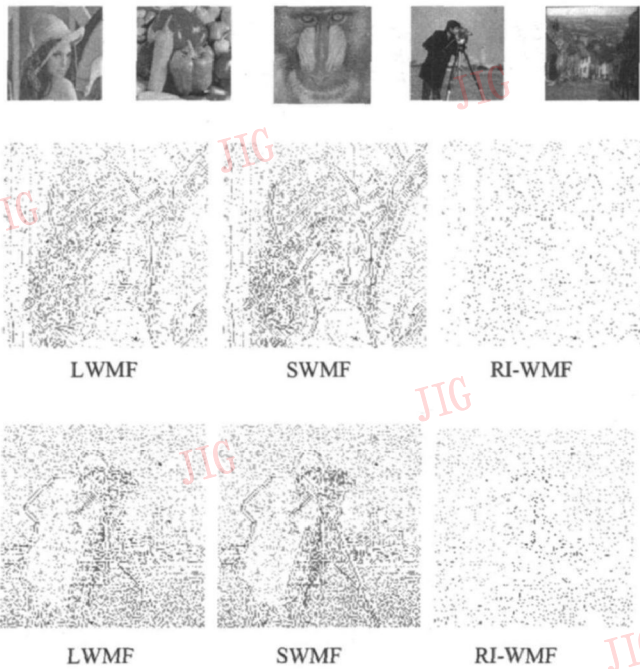


图 5 各种加权中值滤波器的误差图像

Fig. 5 Errors in images of different filters

由图 5 可以看出, 传统 LWMF 和 SWMF 都存在较大的滤波误差, 由于失真较大, 不能很好地保护边缘和细节部分。相比之下, RIWMF 总体误差较少, 在边缘和细节部分失真没有明显加剧, 具有更好的边缘和细节保护特性。

从残差图像可以看出, 其误差主要集中在边缘和细节部分, 表明文献 [12] 采用 MAE、MSE 误差来度量其滤波的边缘和细节保护能力具有合理性。使用不同 WMF 对图 5 所列测试图像进行滤波比较, 同时采用峰值信噪比 PSNR 来衡量其滤除噪声的程度。从表 1 可以看出, 在所有测试图像中, RIWMF 在保持最小滤波误差的同时, 具有最大的峰值信噪比, 滤波效果优于其他传统的 WMF。

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=1}^{K_1 K_2} (o_i - y_i)^2} \quad (9)$$

表 1 各种加权中值滤波器对不同灰度图像滤波效果比较

Tab 1 Comparisons of different filters on gray images

图像	加噪图像	LWMF	SWMF	RIWMF	
Lena	MAE	6 502	1 408	1 643	0 498
	MSE	920 768	47 631	44 126	13 113
	PSNR	18 490	31 352	31 684	36 954
peppers	MAE	6 127	2 066	2 431	1 042
	MSE	933 908	62 649	65 015	40 796
	PSNR	18 428	30 162	30 001	32 025
baboon	MAE	6 3453	2 334	2 767	1 214
	MSE	845 624	48 122	47 279	30 744
	PSNR	18 859	31 307	31 384	33 253
camera	MAE	6 024	1 869	2 152	1 029
	MSE	943 233	74 878	75 437	57 101
	PSNR	18 385	29 387	29 355	30 564
goldhill	MAE	6 037	3 137	3 643	1 954
	MSE	995 150	87 347	91 134	74 038
	PSNR	18 152	28 718	28 534	29 436

3.3 RIWMF 彩色图像滤波效果分析

使用尺寸为 256×256 彩色 Lena 图像作为样本图像, 样本噪声为 10% 的脉冲噪声, 差分算法的参数设置同实验 3.1。进化出的权值模型对不同噪声密度、不同测试图像进行滤波, 以衡量 RIWMF 滤波模型的通用性。注意到在彩色颜色空间中, 人类对图像之间的颜色差别更为敏感, 而像素矢量的方向信息代表其色度信息, 所以这里选择像素矢量之间的夹角, 即式 (3) 作为两者之间的距离度量方式。

分别与不同矢量加权中值滤波器进行比较, 它们的权值参数分别如下所示^[14]:

$$LWVDF: \begin{cases} 0.3919 & 0.4634 & 0.3774 \\ 0.3766 & 1.0000 & 0.3824 \\ 0.3625 & 0.4624 & 0.3928 \end{cases}$$

$$SWVDF: \begin{cases} 0.1920 & 0.4688 & 0.2771 \\ 0.2449 & 1.0000 & 0.2913 \\ 0.1838 & 0.5668 & 0.1602 \end{cases}$$

$$GA-WVDF: \begin{cases} 0.1763 & 0.2536 & 0.1574 \\ 0.1969 & 1.0000 & 0.1676 \\ 0.2240 & 0.2462 & 0.2176 \end{cases}$$

使用 Lena 图像和 peppers 图像作为测试图像, 分别加入 5%, 10%, 15% 的脉冲噪声。各种矢量加权中值滤波器的滤波效果如表 2 所示, 采用 MAE、MSE、NCD 作为衡量指标, MAE、MSE 用来衡量滤波前、后像素误差, NCD 用来衡量滤波前后的

色度误差^[12]。可以看出, 对于密度为 10% 的样本噪声, RFWMF 在 3 项衡量指标中均处于最优值。此外, 对于高于或者低于样本密度的脉冲噪

声, RFWMF 的像素误差以及色度误差仍小于其他传统矢量加权中值滤波器。

表 2 各种矢量加权中值滤波器对不同密度脉冲噪声的滤波效果比较 (粗体表示最优值)

Tab 2 Comparisons of different filters under various impulsive noise levels (the bold as the optimum)

噪声密度	滤波器	Lena			peppers		
		MAE	MSE	NCD	MAE	MSE	NCD
15%	加噪图像	11.4987	1323.1118	0.0536	12.2723	1504.3410	0.0572
	LWVDF	2.4922	59.6467	0.0101	2.7980	82.6967	0.0135
	SWVDF	2.2393	78.6061	0.0093	2.7502	125.5260	0.0131
	GA-WVDF	2.5728	156.1139	0.0112	3.2705	253.9572	0.0152
	RFWMF	1.2967	47.5470	0.0053	1.4566	78.5483	0.0068
10%	加噪图像	7.7987	898.1605	0.0365	8.1961	1000.48	0.0383
	LWVDF	2.0478	37.2094	0.0083	2.2935	47.8395	0.0113
	SWVDF	1.6392	38.8600	0.0067	1.9818	57.4785	0.0097
	GA-WVDF	1.5081	65.9845	0.0063	1.8178	100.2246	0.0087
	RFWMF	0.8963	23.4450	0.0036	0.9567	36.3754	0.0045
5%	加噪图像	3.7989	432.7668	0.0178	4.0774	498.4605	0.0191
	LWVDF	1.7161	26.6560	0.0069	1.9476	31.5967	0.0097
	SWVDF	1.2113	19.2457	0.0049	1.5264	28.2378	0.0077
	GA-WVDF	0.8168	19.3296	0.0033	1.0275	33.4088	0.0052
	RFWMF	0.6401	14.5396	0.0026	0.6510	18.3623	0.0031

4 结 论

针对传统 WMF 模板下像素对其他不同位置像素保持相同权值的情况, 本文提出一种新的基于像素间相关性的加权中值滤波模型, 将传统 WMF 归为其中一种特例。同时考虑到图像旋转或翻转情况下滤波的稳定性, 进行旋转不变像素相关性的对称性设计, 简化模型权值求解的复杂度, 最后采用差分进化算法对权值进行寻优求解。使用差分进化算法分别对传统 WMF 和 RFWMF 进行权值寻优实验, 说明 RFWMF 具有更快的寻优收敛能力。采用传统 WMF 和 RFWMF 对不同密度噪声、不同测试图像进行滤波比较, 通过残差图像以及 MAE、MSE、PSNR、NCD 衡量指标可以看出, 与传统 WMF 相比, RFWMF 在除噪的同时很好地保护了图像的边缘和细节部分, 具有更好的滤波性能。

参考文献 (References)

[1] Brownrigg D R K. The weighted median filter [J]. Communications

of the ACM, 1984 27(8): 807-818

[2] Yin L, Yang R, Gabbouj M, et al. Weighted median filters: A tutorial [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems: Analog and Digital Signal Processing, 1996, 43(3): 157-192

[3] Yin L, Astola J, Neuvo Y. Adaptive weighted median filtering under the mean absolute error criterion [C] // Proceedings of the IEEE Workshop on Visual Signal Processing and Communications, 1991: 184-187.

[4] Yin L, Neuvo Y. Fast adaptation and performance characteristics of FIR-WOS hybrid filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42: 1610-1628

[5] Astola J, Haavisto P, Neuvo Y. Vector median filters [J]. Proceedings of the IEEE, 1990, 78(4): 678-689

[6] Trahanias P E, Karakos D, Venetsanopoulos A N. Directional processing of color images: Theory and experimental results [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6): 868-880

[7] Karakos D G, Trahanias P E. Generalized multichannel image filtering structure [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 1038-1045

[8] Lukac R, Smolka B, Plataniotis K N, et al. Selection weighted vector directional filters [J]. Computer Vision and Image Understanding Elsevier, 2004, 94(3): 140-167.

[9] Lukac R, Smolka B, Plataniotis K N, et al. Generalized selection weighted vector filters [J]. EURASIP Journal on Applied Signal

- Processing 2004, 2004(12): 1870-1885
- [10] Shen Yu-zhong, Bamer K E. Fast adaptive optimization of weighted vector median filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing 2006, 54(7): 2497-2510
- [11] Lukac R, Smolka B, Plataniotis K N, et al. Weighted vector median optimization [C] // Proceedings of the fourth EURASIP Conference on Video/Image Processing and Multimedia Communications, Zagreb, Croatia, IEEE Press, 2003, 227-232
- [12] Lukac R, Plataniotis K N, Smolka B, et al. Color image filtering and enhancement based on genetic algorithms [C] // Proceedings of the 2004 IEEE International Symposium on Circuit and Systems, Vancouver, Canada, IEEE Press, 2004, 3, 913-916
- [13] Lukac R, Smolka B, Plataniotis K N, et al. Weighted vector directional filters optimized by genetic algorithms [C] // Parallel Processing and Applied Mathematics, Czestochowa, Poland, Springer, 2004, 3019, 595-600
- [14] Lukac R, Smolka B, Plataniotis K N, et al. Color image denoising using evolutionary computation [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, Wiley Periodical, 2006, 15(5): 236-251.
- [15] Storn R. Differential evolution, a simple and efficient heuristic strategy for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341-359.
- [16] Brest J, Zumer V, Maucec M S. Selfadaptive differential evolution algorithm in constrained real parameter optimization [C] // Proceeding of the Congress on Evolutionary Computation, Vancouver, Canada, IEEE Press, 2006, 215-222