

像素集感知与高斯引导的图像滤波器

摘要：为了更好的保护图像滤波后的图像边缘特征，提出了像素集感知和高斯引导的滤波器。滤波器分为三个步骤：给定输入图像 I ，(1) 在图像空间域做高斯滤波处理（使用一个小尺度空间域带宽），输出 J_1 ；(2) 同时，在输入图像 I 上，根据像素点颜色值(RGB)的相似性，在 box 窗口中，即 $((2k+1)*(2k+1))$ 窗口中，选择和当前要处理的像素点颜色值相似的一系列像素点，这些像素点被称为当前像素点的感知像素点集合 P_a ；(3) 将 J_1 作为图像引导(image guidance) 和利用感知像素点集合 P_a ，再次对输入图像 I 作颜色域高斯滤波，得到最终图像滤波结果 J_2 。该算法框架简洁易实现，计算复杂度与双边滤波器相当。特别是感知像素点集合的应用，能有效地提高滤波器对边缘特征的保护，可以广泛应用到图像去噪、背景光滑、去纹理、HDR、细节增强和边缘提取等领域。

关键词：高斯滤波；像素点集合感知；引导滤波；

中图法分类号：TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.201*.稿件编号

Pixel-set-aware and guided Gaussian filtering

随着各种电子数码产品的普及，图像和视频已成为人类活动中最常用的信息载体，也是人们获取外界原始信息的主要途径。然而在图像的获取、传输和存贮过程中常常会受到各种因素的干扰，这种外界干扰严重影响了图像质量。为了获取高质量数字图像，图像滤波作为一种重要的预处理手段，在图像分割、图像恢复、目标识别、边缘提取等图像处理过程中是必不可少的关键步骤，也是现今图像领域研究的热点。

图像滤波有很多优秀的算法，这些算法可分为学习类型和非学习类型。学习类型算法如聚类学习^[1]、低秩学习^[2]和深度学习^[3]等通常需要大量学习样本提供先验指导，而且学习过程所需的计算量较大，很难达到即时使用。而非学习类型算法如高斯滤波^[4]、双边滤波^[5]、维纳滤波^[6]、小波滤

波^[7]、以及 BM3D^[8]等相对计算量要小很多，不需要先验参考样本，在实际应用仍占主导地位。考虑图像滤波的即时有效性，其中比较经典的双边滤波器 (BF)^[7]由于其对图像边缘具有很好的保护，同时对噪声也有很好平滑，被广泛用于图像去噪。双边滤波可以说是高斯滤波的改进，由于它利用了高斯空间核平滑特性和范围核保边的双重特性，所以处理低频噪声能得到令人满意的结果，而且计算量也远比 BM3D 等非局部方法要小很多。但对于高频噪声污染的图像，双边滤波和许多去噪方法一样，对边缘细节特征保护和噪声平滑很难取得最佳平衡效果，所以很多学者对其进行了改进。早期的改进方法如 RBF^[9]试图通过参数优化获得最优去噪结果，这类方法的改进，本质上基本没有改变双边滤波的输入和输出结果；后来又有

研究在 RBF 的基础上提出加权 WBF^[10-11]方法, 利用 RBF 和 BF 的范围核输入进行加权平均作为 BF 输出, 然而权重的选取又成为新的难点. 为了对实际应用的图像有更好的质量输出. 近年来, 很多研究充分考虑高斯空间核和范围核特性, 文献^[12-13]提出了引导双边滤波器. 该滤波器的思想是通过改进双边滤波器范围核的引导输入来提高滤波图像的边缘特征保护效果. 由于引导输入图像已经过滤波处理, 去除了一定程度上的干扰信息, 图像质量相对于原图有所提高, 从而改善了最终的滤波效果. 然而很多实验研究表明^[14-15], 引导图并不是光滑效果越好就对最终的引导滤波有利, 因为光滑效果越好可能会损失更多的细节特征, 导致滤波图像边缘模糊.

本文为了获取充分保留边缘特征的高质量滤波图像, 采用一个小尺度的空间域高斯滤波输出作为颜色域高斯滤波的引导输入, 并选择局部的颜色值相似的像素点集合, 构建像素集合感知的引导颜色域高斯滤波. 该算法不需要通过迭代学习步骤即可获得现今同类优秀滤波算法效果, 计算简单, 容易实现. 该方法在图像纹理去噪、去纹

理、图像光滑、边缘提取等其它领域也有广泛应用.

1 算法

何凯明等人^[14]已经证实加入图像引导(image guidance), 双边滤波的效果更佳, 这使得引导双边滤波在图像各种领域得到广泛应用. 本文分析了空间域高斯滤波器在小尺度带宽下的鲁棒性和颜色域高斯滤波器在大尺度带宽下对图像的高平滑能力, 构建了以小尺度空间域高斯滤波作为颜色域高斯滤波器引导输入的引导滤波, 其计算复杂度小于双边滤波, 但效果却远高于双边滤波. 同时提出的像素集感知技术, 对常规的 box 型滤波窗口内像素点进行颜色值相似选择, 获得与每次输出点具有相似强度的非 box 型滤波窗口, 进一步提高引导高斯颜色域滤波的特征细节保护能力.

提出方法的具体算法流程见图 1.

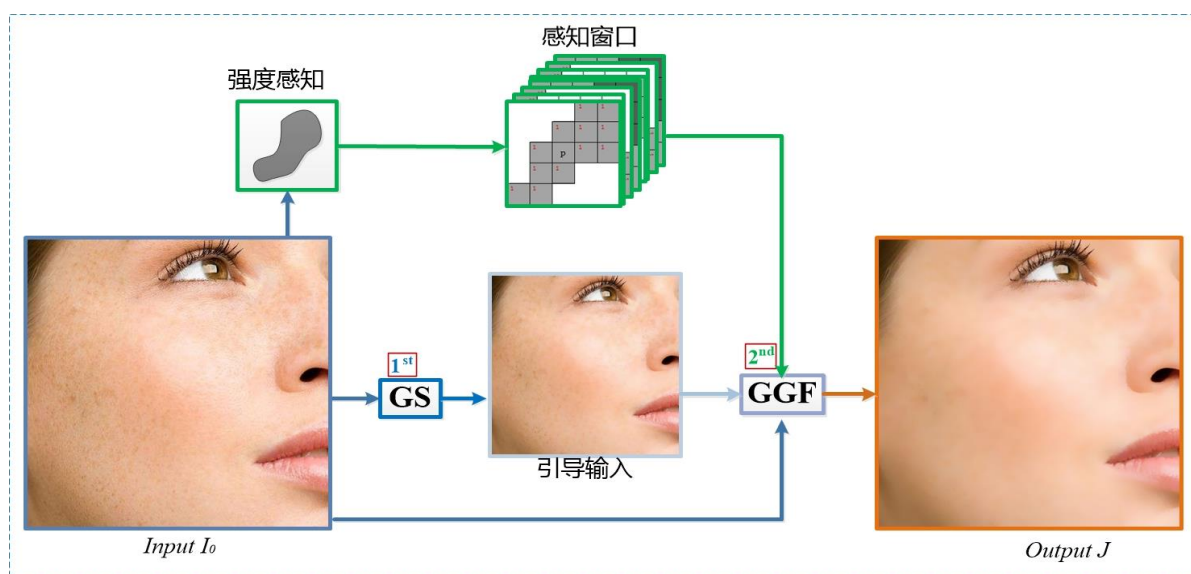


图 1 算法框架

1.1 高斯滤波

图像高斯滤波^[4]通常指的是空间域滤波,它通过像素点之间的位置距离来平衡像素值差异,达到去除噪声的目的.对于图像 I 中任意像素点 p ,像素值 I_p 经高斯滤波表示为

$$GS_p = \frac{1}{\tau_s} \sum_{q \in \Omega_p} g_r(\|q - p\|) I_q \quad (1)$$

其中 GS_p 为高斯滤波在 p 点的输出, Ω_p 表示以 p 点为中心且窗口半径为 r 的 $(2r+1) \times (2r+1)$ 区域. $\tau_s = \sum_{q \in \Omega_p} g_r(\|q - p\|)$, $g_r(\cdot)$ 为高斯空间核函数,具体形式为

$$g_r(\|p - q\|) = \exp\left(-\frac{\|q - p\|^2}{2d_r^2}\right),$$

$\|q - p\|$ 为像素点 q 和 p 的欧式距离.

由(1)式可知,高斯滤波本质是根据像素点之间的距离作指数形式加权平均,若窗口半径 r 给定,任意像素点 p 的高斯权重 $g_r(\|q - p\|)$ 随 d_r 变化作相应改变.

另一种形式的高斯滤波器是在颜色域上考虑像素值变化的影响,利用像素值之间的差异进行高斯加权平均.对于图像 I ,像素点 p 处像素值 I_p 经高斯颜色域滤波^[16] (GF) 表示为

$$GF_p = \frac{1}{\tau_s} \sum_{q \in \Omega_p} g_\sigma(\|I_q - I_p\|) I_q. \quad (2)$$

GF_p 为高斯颜色域滤波在 p 点的输出,与高斯空间域滤波不同的是,颜色域滤波器中范围核函数为

$$g_\sigma(\|I_p - I_q\|) = \exp\left(-\frac{\|I_p - I_q\|^2}{2d_\sigma^2}\right)$$

其中 d_σ 为颜色域带宽.

1.2 高斯空间核和颜色域核性质

高斯空间域滤波器的平滑作用和高斯颜色域滤波器的保边效果已被 He^[16] 等人的研究证实 (见图 2 (b)-(c)). 然而,这两种高斯核所表现出来的特性通常是需要一定带宽的条件下才能成

立. 通过实验分析可知,当 GF 的带宽颜色域取较大值时,GF 反而对图像有高度平滑作用,见图 3(c). 同时从图 3 (b) 中我们也可看出,当 GS 取相对较小的空域带宽时,它对图像的平滑效果相对要弱化很多. 从图 4,我们可以进一步发现,在一小尺度的空域带宽下,随着滤波窗口的增大,高斯滤波器对信号具有适当的平滑和相对稳定的边缘保护能力.

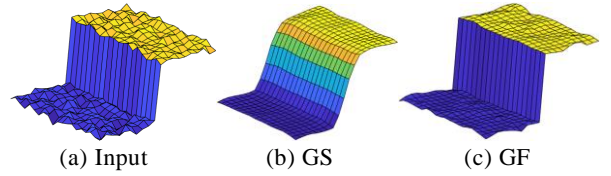


图 2 取窗口半径、空域和颜色域带宽分别为 $r=2$, $d_r=2$, $d_\sigma=2$ 时, GS 和 GF 网格滤波输出.

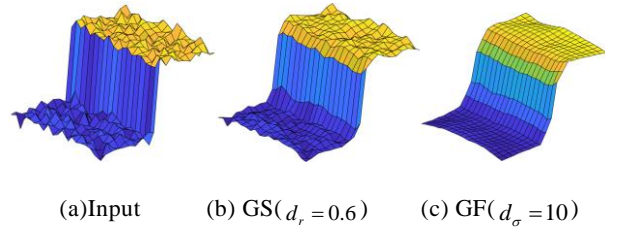


图 3 取窗口半径为 $r=2$ 时, GS 和 GF 网格滤波输出.

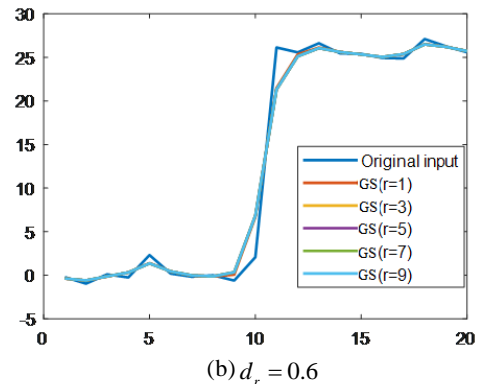
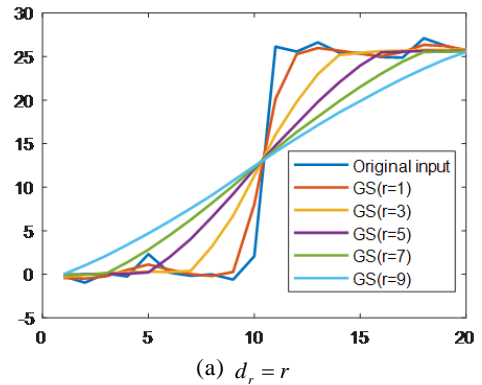


图 4 GS 在不同窗口半径下的滤波输出

1.3 引导高斯颜色域滤波

基于上述高斯空间核和范围核在不同尺度带宽下的特性, 将小尺度空域滤波作为大尺度颜色域滤波的引导输入 G , 可得到图像引导高斯颜色域滤波(GGF)在每一像素点 p 的输出为

$$GGF_p = \frac{1}{\tau} \sum_{q \in \Omega_p} g_{\sigma}(\|G_q - G_p\|) I_q \quad (3)$$

其中, τ 为归一化系数, 具体表示为

$$\tau = \sum_{q \in \Omega_p} \exp\left(-\frac{\|G_q - G_p\|^2}{2d_{\sigma}^2}\right).$$

GGF 与 BF 类似, 但又与 BF 有本质区别. BF 是同时作用空间核和范围核, 边缘保护和平滑是以两者平衡的方式达到最佳; GGF 更倾向于联合滤波, 先以小尺度高斯滤波平抑图像噪声, 重在此优化图像的基础上进一步利用了稍大尺度高斯颜色域滤波的光滑能力, 在 GF 本身保边能力和引导输入对边缘凸显的双重叠加作用下, 获得最佳的滤波效果.

以图像去噪为例, 图像加噪声水平为 20 的高斯噪声, 对比 GS、GF、BF 和 GGF 方法最佳去噪效果如图 6. 从图 6 的去噪效果和对应的 PSNR 值可知, GGF 对噪声背景的光滑效果要好于其它单一的滤波方法.

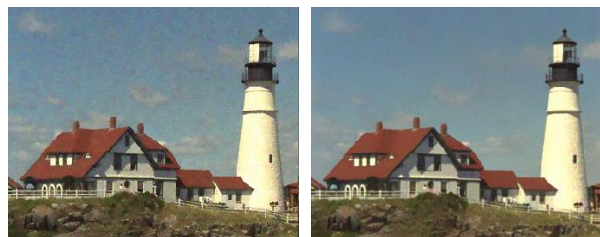
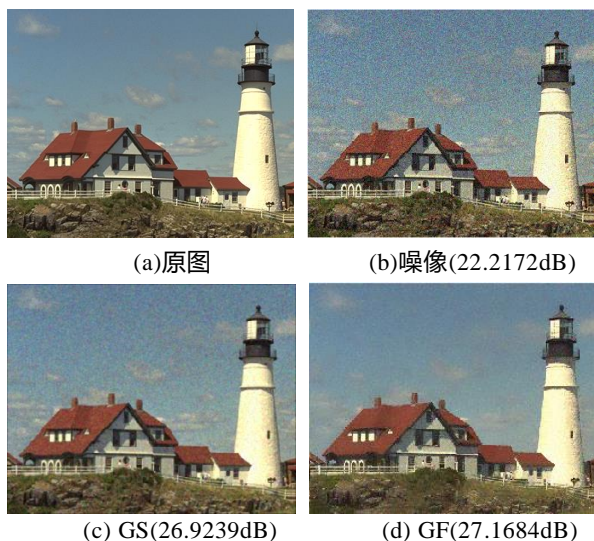


图 5 四种滤波器去噪对比

然而, 面对大尺度的干扰或噪声背景去除时, GGF 采用较大窗口进行滤波时, 因为窗口区域内的颜色域强度值会被严重影响, 窗口内振幅过大的像素点值会造成像素点输出值较大权重误差. 为了保证当前输出点与 box 窗口内的像素点具有类似一致关系, 我们需要进一步划分窗口区域.

1.4 强度感知窗口

目前也有很多文献提出滤波窗口改进的方法, 文献^[17]提出的边窗和许盼盼等人^[18]提出的边缘感知窗口能非常有效的提高滤波器的效果. 这些窗口设计目的都是为了保持输出点的像素值与窗口区域内其它像素点具有一致的相似关系, 然而当窗口半径较大时, 窗口内划分的相似像素点仍有过多的非一致相似点存在. 本文考虑窗口内像素点的强度相似性, 提出简单而有效的强度感知窗口, 对于 $\forall q \in \Omega_p$, 若有

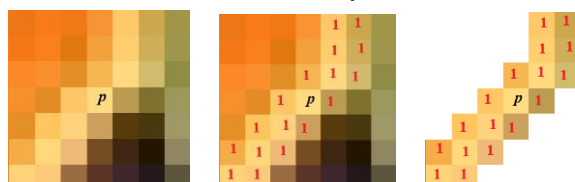
$$|I_q - I_p| \leq \lambda, \quad (4)$$

则定义 q 点为 p 的强度相似点, 其中 λ 为一选定的阈值. 若像素点的强度值属于 $[0, 1]$, 大量实验表明 $\lambda \in (0, 0.3)$, 且干扰越大, λ 的取值就越大.

根据式(4), 可得到强度感知窗口为

$$\Gamma_p = \{q | |I_q - I_p| < \lambda, q \in \Omega_p\}. \quad (5)$$

按强度感知获得感知窗口 Γ_p 如图 6 所示.



(a) Ω_p (b) 强度感知 (c) Γ_p

图 6 强度感知窗口的选择

Γ_p 为非 box 型窗口, 能更好的反映与 p 点一致的相似点信息. 针对噪声水平为 10 和 20 的高斯噪声污染图像, 分别采用 box 窗口和非 box 窗口, 取相同的参数进行 GGF 滤波, 得到关于 box 型窗口和非 box 型窗口对应的去噪后图像的 PSNR 值对比关系图如图 7.

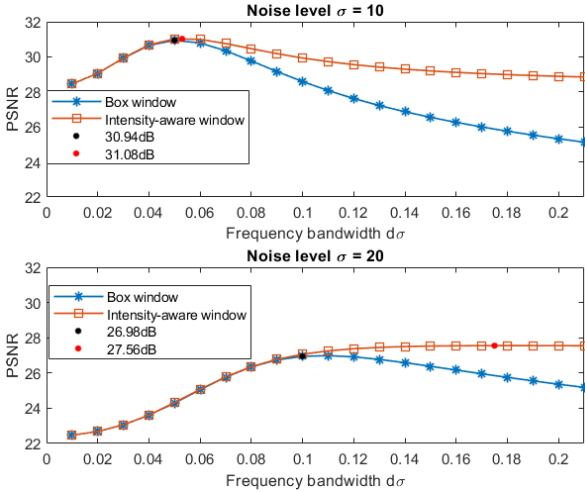


图 7 box 型窗口和非 box 型窗口在不同水平下的滤波图像 PSNR 对比图

从图 7 可知, 采用强度感知窗口后, 在同等参数条件下, PSNR 的值要高于 box 窗口的结果, 而且感知窗口滤波对应的最优值也明显高于常规 box 窗口, 说明感知窗口的应用能有效提高滤波效果.

1.4 像素集感知的引导高斯颜色域滤波

结合式(3)和(5), 可得到像素集感知的引导高斯颜色域滤波(WGGF)在每一像素点 p 的输出为

$$WGGF_p = \frac{1}{\tau} \sum_{q \in \Gamma_p} g_{\sigma}(\|G_q - G_p\|) I_q \quad (6)$$

其中 $\Gamma_p = \{q \mid |I_q - I_p| < \lambda, q \in \Omega_p\}$.

当图像受到大尺度干扰或高频噪声污染时, 一些局部像素点出现较大的异常变化, 即该像素点强度值与周围的点有较大的差异, 这时运用强度相似原则, 会导致所选择的区域

Γ_p 可能仅为自身 p , 经过 WGGF 滤波后, 该点的输出将不会得到相应的平滑效果. 本文针对这种异常点问题, 判断区域内仅有自身一个点时, 选用以该点为中心且尺寸为 3×3 的滤波窗口区域, 对该区域进行中值滤波, 输出结果作为异常点的最终滤波结果. 此时, WGGF 可重新定义为

$$WGGF_p = \begin{cases} I_{med}, & \text{if } \min_{q \neq p} \{ |I_q - I_p| \} > \lambda \\ \frac{1}{\tau} \sum_{q \in \Gamma_p} g_{\sigma}(\|G_q - G_p\|) I_q, & \text{else} \end{cases}$$

这里 I_{med} 表示以 p 点为中心的 3×3 窗口内的像素点强度中值.

此外, 用 WGGF 处理非常大的干扰背景时, 如高频噪声的去除, 我们可适当选用一个小尺度 GF 或 BF 滤波器对图像进行预处理, 会得到更好的平滑效果.

2 实验分析

2.1 参数分析

WGGF 滤波过程有高斯空域滤波、感知窗口和引导的高斯颜色域滤波需要设置相应参数.

对于高斯滤波, 它是重在保持边缘的前提下进行平滑图像, 只需选择一个小尺度带宽即可, 实验表明空域带宽 $d_r \in (0, 0.8)$, 默认可为 0.5; 窗口半径默认为 5 可满足常见的噪声和背景光滑. 感知窗口所需的阈值 (见式 (5)) λ , 设强度值在 $[0, 1]$ 区间内, 以噪声水平为 30 的图像为例, 可设为 0.12, 其它以此相应调节. 由于感知窗口的边缘凸显作用, 引导高斯颜色域滤波的带宽 d_{σ} 和窗口半径 r 设置一个相对大的值即可, 它们对最终滤波输出影响不是很大 (见图 7). 图 7 显示的是噪声水平为 20 的噪声图像去噪, 窗口半径设置为 9×9 , 分别采用 box 窗口和强度感知窗口的 GGF 滤波进行对比.

从图 7 可看出, WGGF 的输出基本上随参数

d_σ 增大保持稳定的输出. 所以, WGGF 相对于 GGF 对参数 d_σ 的设置要简单多, 基本上不以半径 r 增加而改变. 以平滑噪声水平为 20 的图像为例, d_σ 取 0.1 即可, 其它可根据实际情况作对应微小调节.

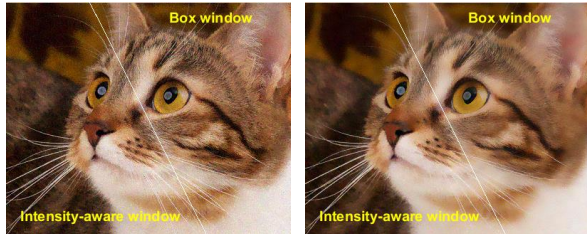
(a) $d_\sigma = 0.07$ (b) $d_\sigma = 0.13$ (c) $d_\sigma = 0.18$ (d) $d_\sigma = 0.24$

图 7 带宽的取值对 GGF 和 WGGF 滤波的影响

2.1 计算复杂度分析

WGGF 滤波的计算量基本与 BF 滤波相当, 设图像的输入规模为 N , 高斯空域和颜色域滤波窗口半径都取为 r , 以 512×512 的灰度图像为例, 在 Matlab2016a 环境下, 计算机配置为 Interel(R) CPU 3.3 -Ghz, 对比 GF、BF 计算复杂度和运行时间如表 1.

表 1 计算复杂度分析

方法	计算复杂度	运行时间 (s) (512×512)
GF	$O(N \cdot r^2)$	1.54
BF	$O(N \cdot 2r^2)$	1.78

WGGF	$O(N \cdot 2r^2)$	1.89
------	-------------------	------

3 应用

3.1 图像去噪

针对加噪声水平为 30 的虚拟高斯噪声的图像, 运用本文提出的 WGGF 算法与常见的优秀算法: BF^[7]、MBF^[18]、EBF^[19]、BM3D^[20]、DcCNN^[21]进行对比分析.

图 8 是针对高斯噪声的去噪效果图, 子图标题中的数据是对应方法的噪声信噪比 PSNR, 从 PSNR 的值可看出, BM3D 方法具有最高的 PSNR 值, WGGF 与学习方法 DnCNN 接近, 其它方法相对较小. 另外, 对比图 8 的局部放大图中第一个字母‘F’可知, BM3D 与 DnCNN 由于对细节的增强, 高频噪声产生的斑块现象导致特征细节被噪声放大遮掩, WGGF 方法重在保护细节, 所以可视化效果在某些局部细节方面表现最优.

图 9 是针对真实噪声去噪效果图, 由于真实图像没有真实的参考, 图 9 中(b)噪声图像和原图(a)主要来源于视频高低频的分解图. 从图 9 可知, BM3D 和 DnCNN 方法的去除效果一般, BF、MBE、EBF 及 WGGF 方法相对平滑效果要好于前述两种方法, 另外 WGGF 方法由于感知窗口对重要细节的保护, 对于真实噪声能到很好的清除, 同时纹理细节图案的保护效果明显优于其他方法.

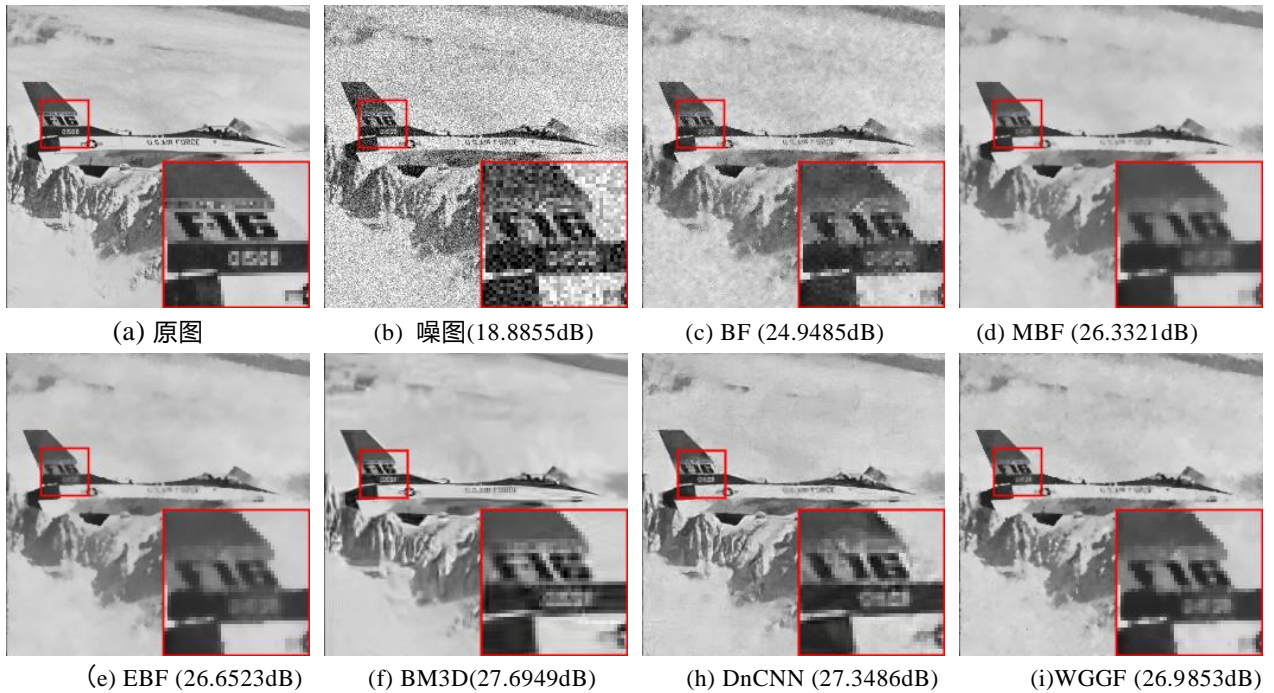


图 8 噪声水平为 30 的高斯噪声图像去除效果图,子图标题后的数据为 PSNR 值

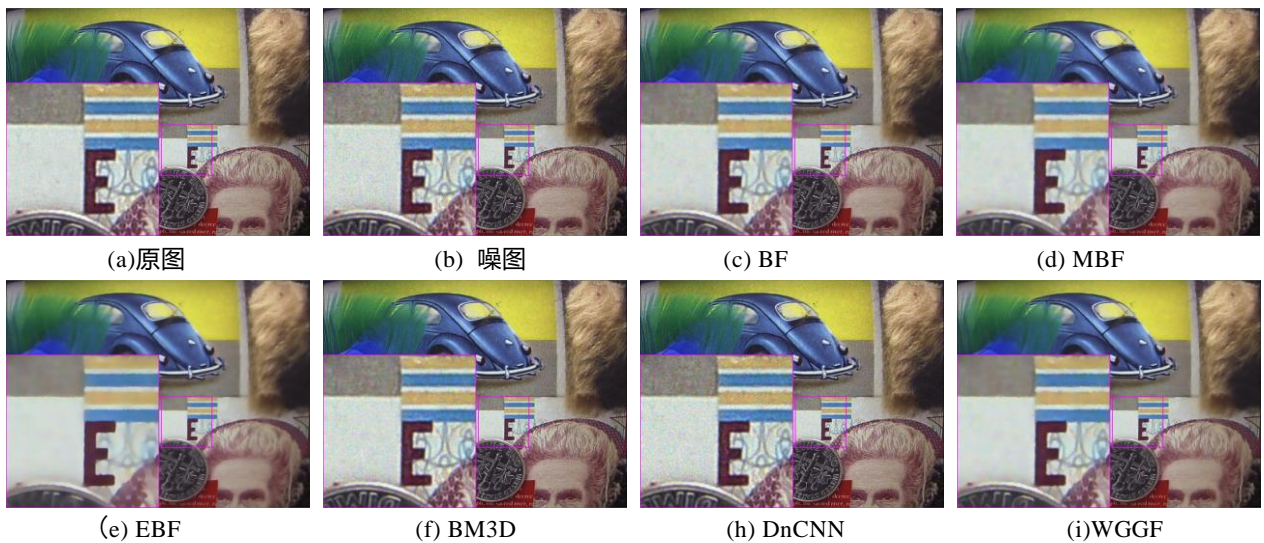


图 9 各种方法真实噪声去除效果对比图

3.2 背景光滑

图像滤波的目的不仅仅去除噪声,更多的是通过滤波得到更加的图像质量满足实际应用需要,如纹理背景的光滑等. 这里选择现今比较优秀的纹理滤波方法 RTV^[22], ROG^[23]和 WGGF 方法,对马赛克背景图像去纹理和网络人物图片面部祛

斑进行相关算法分析(见图 10-11). WGGF 方法对细节的保存(如“鱼的牙齿”)要明显由于其它方法,而且对色彩的渐变规律和明亮度(如人脸肤色)也能做到相应保护.

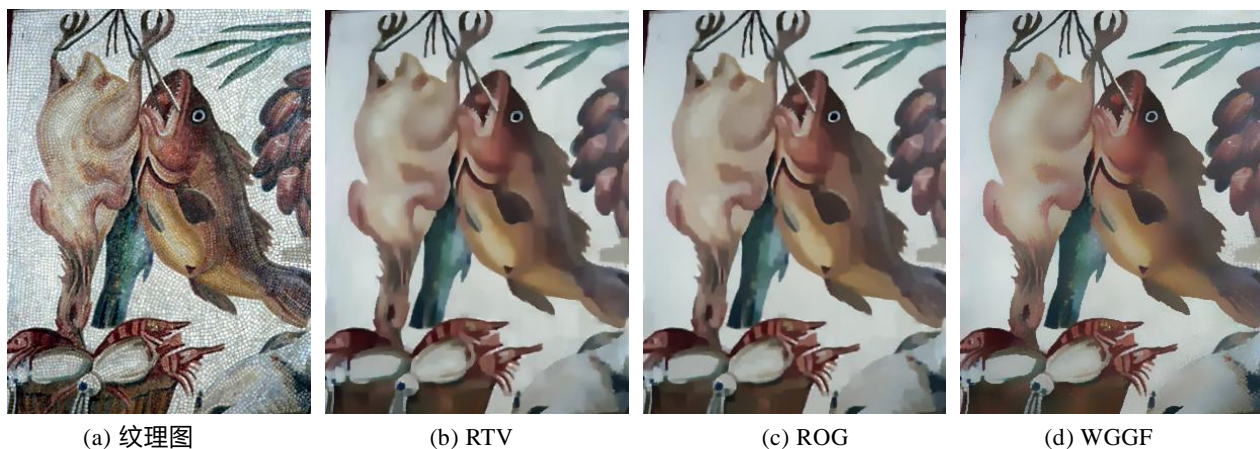


图 10 纹理背景去除

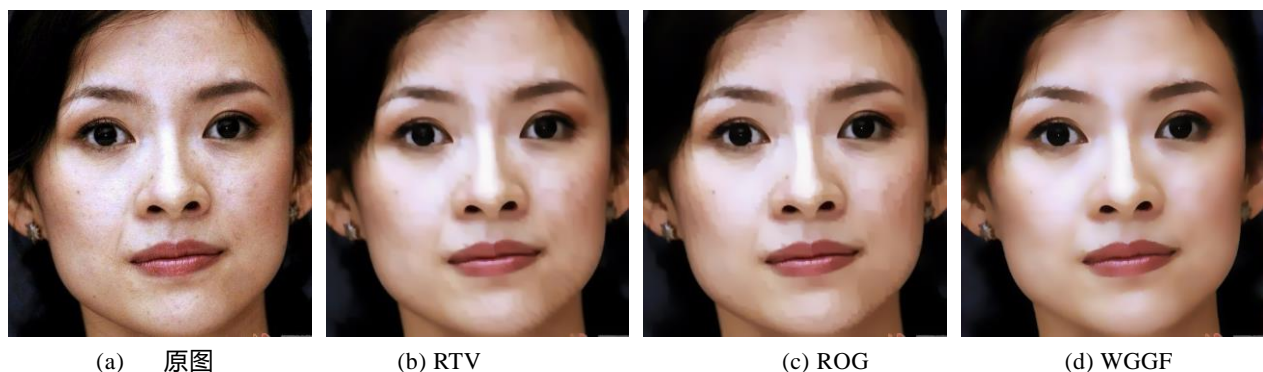


图 11 人物图片面部祛斑

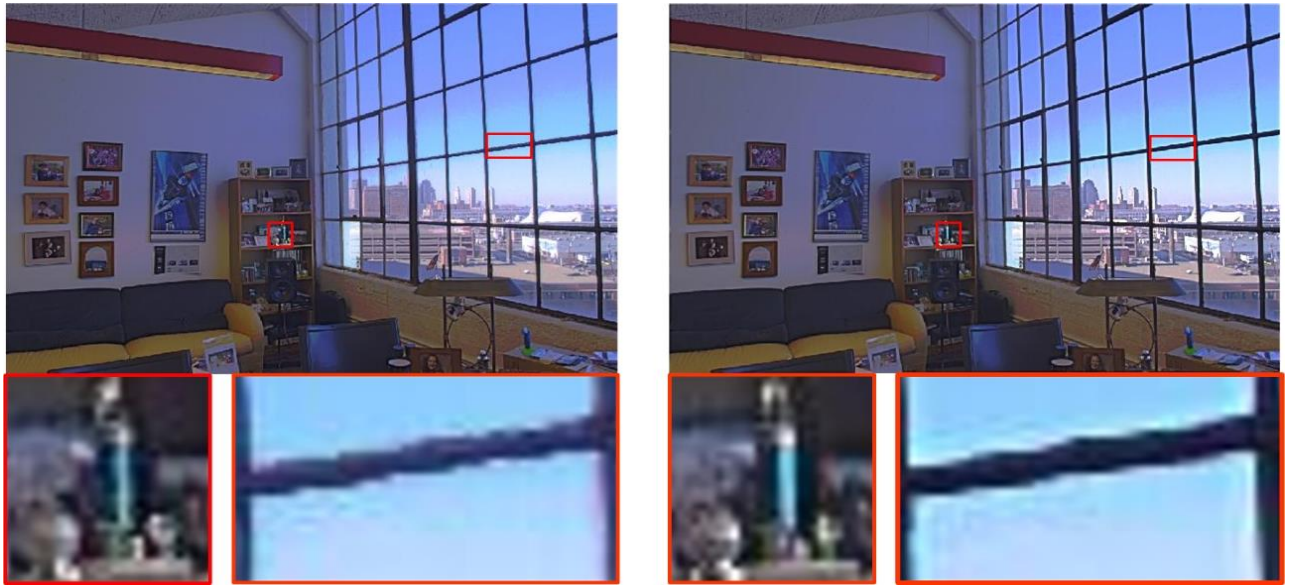
3.3 HDR 色调映射

一张 (High-Dynamic Range) HDR^[24] 图片, 它记录了远远超出 256 个级别的实际场景的亮度值, 超出的部分在屏幕上很难显示出来. 通常, 该问题需要通过线性解码处理, 但线性解码会导致图像一部分区域过于明亮, 或者另一部分过于暗淡. 解决这类色调或明或暗的方法统称为色调映射 (tone mapping), 它先将图像分解为两个图层: 一个基层和一个细节层, 对基层进行相应对比度压缩, 保持细节层不变. 当图像分解成两层且保持边缘特性时, 需要采

取一些快速稳定的保边去噪滤波进行预处理, 比如说双边滤波 (BF) 等. 所以, 常规的 HDR 色调映射的处理公式表示为

$$I = rq_b + q_d$$

其中 q_b 是滤波器的输出结果, q_d 是原 HDR 辐射图与 q_b 的差值, $r \in (0, 1)$ 是压缩因子决定了动态压缩范围. 从图 12 中相同位置放大细节的可以看到经 WGGF 处理的 HDR 图片比双边滤波处理的 HDR 图片明显清晰很多.



(a) BF HDR

(b) WGGF HDR

图12 HDR 色调映射.

3.4 多尺度细节增强

多尺度细节增强需要进行两次不同参数的滤波, 再使用这两次滤波的结果分别进行粗尺度和细尺度的细节提升, 最后将这两次细节提升的结果求平均得到最终的提升结果. 在多尺度细节增强实验中我们分别使用了双边滤波、ROG^[23]、WGGF 滤波器进行对比. 图 13 展示了 WGGF 细节增强的结果, (a)为粗尺度细节提升, (b)为细尺

取最佳参数设置下的多尺度细节增强对比, 通过放大的图片可以看到 WGGF 多尺度细节增强的结果, 纹理清晰明显优于双边滤波和 ROG.

度的细节提升, (c)为前两者的平均, 基于 WGGF 的细节增强可以看到图片中的花瓣边缘分明纹理清晰. 图 14 所示为双边滤波、ROG^[23]、WGGF



(a) WGGF Coarse-scale boost



(b) WGGF Fine-scale boost



(c) WGGF Combine

图 13 WGGF多尺度细节增强

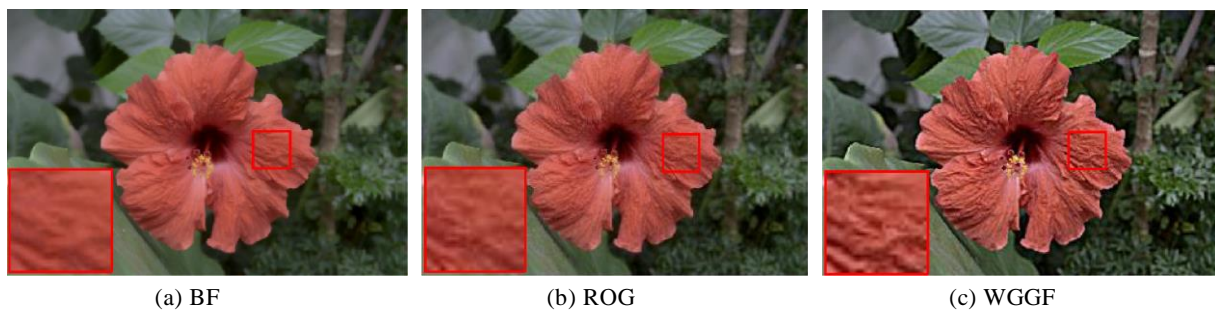


图 14 BF、ROG、WGGF多尺度细节增强对比

3.4 结构提取

图像边缘图层的提取通常需要进行滤波预处理, 去除干扰信息, 强化提取边缘效果. 这里, 我们分析纹理图像的边缘提取, 分别使用了 RTV^[22]、ROG^[23]、WGGF 滤波器进行平滑处理, 再用 Canny 算子对上述三种滤波器平滑后的图像进行结构提取. 图 15 (b) - (d)分别为对原图(a)的 RTV^[22]、ROG^[23]、WGGF 滤波结果. 我们从图

15(b) - (d)中同一位置的放大区域可以看出在对原图(a)的白色条纹滤除后, WGGF 对细节保留得最好. 图 16为对图 15中三种滤波后图片的 Canny 提取结构图层, 同样从图 16 (a) - (b)中同一位置的放大区域可以看出 WGGF 对特征结构保存得最完整.



图 15 RTV、ROG、WGGF 滤除底纹对比

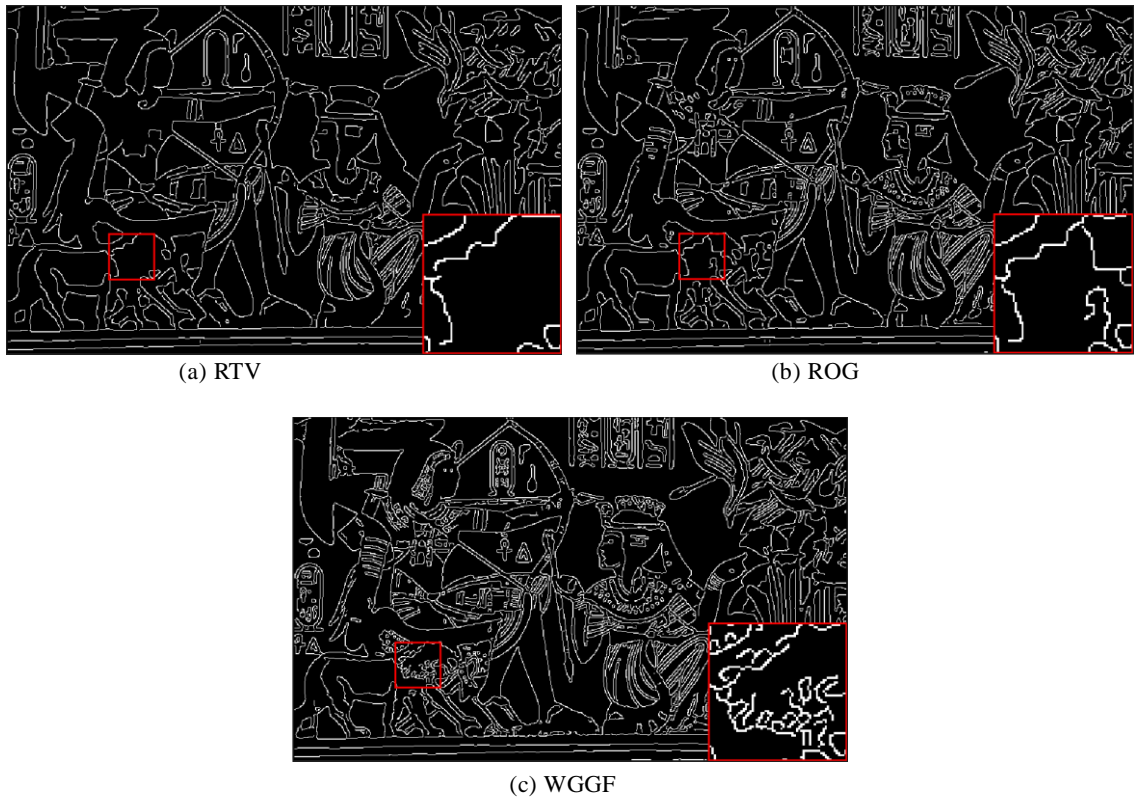


图 16 RTV、ROG、WGGF的Canny结构提取对比

4 结 语

本文主要是利用采用小尺度高斯空间滤波输出作为高斯颜色域滤波的引导输入,同时采用感知窗口构建图像引导滤波,相对于其它滤波方法,WGGF方法不仅对图像细节具有很好的保护,同时也具备很好的时效性,计算相对简洁,特别是对真实噪声去除、背景光滑等领域应用有良好表现.WGGF方法作为高斯颜色域方法的改进,仍然面临参数的调节的问题.所以,我们下一步考虑在最优计算量的基础上对WGGF作进一步改进,能针对不同类型的图像自适应选取参数,使其具有更好的实用性.

参考文献(References):

- [1] P. Thamilselvan, J.G.R. Sathiaselvan, A Novel Profuse Clustering Technique for Image Denoising, *Procedia Computer Science*, 2018,125: 132-142.S.
- [2] Gu, L. Zhang, W. Zuo, X. Feng, Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising, in: 2014 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2014, 2862-2869.K.
- [3] Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng and L. Zhang, Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising,, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(7): 3142-3155.
- [4] J. P. DHaeyer, Gaussian filtering of images: A regularization approach, *Signal Processing*,1989,18(2): 169-181.
- [5] C. Tomasi, R. Manduchi, Bilateral filtering for gray and color images,in: 1998 IEEE International Conference on Computer Vision,IEEE,1998,839-846.
- [6] Zhang X , Feng X , Wang W , et al. Gradient-based Wiener filter for image denoising. *Computers & Electrical Engineering*, 2013, 39(3): 934-944.
- [7] Florian Luisier, Cdric Vonesch, Thierry Blu, Michael Unser, Fast inter-scale wavelet denoising of Poisson-corrupted images,*Signal Processing*, 2010, 90 (2) : 415-427.
- [8] M. Lebrun, An Analysis and Implementation of the BM3D Image Denoising Method,*Image Process. Line*,2012,2: 175-213.
- [9] K.N. Chaudhury, D. Sage, M. Unser, Fast O(1) bilateral filtering using trigonometric range kernels,*IEEE Trans. Image Process*, 2011,11(2)
- [10] K.N. Chaudhury, K. Rithwik, Image denoising using optimally weighted bilateral filters: a sure and fast approach, in: *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc.*,2015, 108-112.
- [11] Sidheswar Routray, Arun Kumar Ray , Chandrabhanu Mishra, Image denoising by preserving geometric components based on weighted bilateral filter and curvelet transform,*Optik*,2015, 159: 333-343.
- [12] KOPF,J.,COHEN,M. F.,LISCHINSKI,D.,AND UYTENDAELE,M. Joint bilateral upsampling. *ACM Trans.*

- Graph. (SIGGRAPH) 2007,26 (3):96:1-96:5.
- [13] ZHANG,W.,DENG,B.,ZHANG,J.,BOUAZIZ,S.,AND LIU,L. Guided mesh normal filtering. *Comput. Graph. Forum(PG)*. 2015(34):23-34.
- [14] Kaiming He , Jian Sun , Xiaoou Tang. Guided Image Filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013,35(6): 1397-1409.
- [15] C Song, C Xiao, X Li, J Li, H Sui. Structure-preserving texture filtering for adaptive image smoothing. *Journal of Visual Languages & Computing* , 2018(45): 17-23.
- [16] H. Yin, Y. Gong, G. Qiu, Side window filtering, in: *CVPR*, 2019.
- [17] P. Xu, W. Wang, Improved bilateral texture filtering with edge-aware measurement, *IEEE Transactions on Image Processing PP (99)* (2018) 1–1.M.
- [18] Zhang, B.K. Gunturk, Multiresolution Bilateral filtering for image denoising, *IEEE Trans. Image Process.* 2008,17(12): 2324-2333.
- [19] Tao Dai,Weizhi Lu,WeiWang, JileiWang, Shutao Xia, Entropy-based bilateral filtering with a new range kernel,*Singal Processing*. 2017,137: 223-234.
- [20] K. Dabov,A. Foi,V. Katkovnik,K. Egiazarian,Image denoising by sparse 3-d transform-domain collaborative filtering,*IEEE Transactions on Image Processing* 16 (8) (2007) 2080–2095.
- [21] K. Zhang,W. Zuo,Y. Chen,D. Meng,L. Zhang,Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising,*IEEE Transactions on Image Processing* 26 (7) (2016) 3142–3155.
- [22] XU L.,YAN Q.,XIA Y.,JIA J.: Structure extraction from texture via natural variation measure. *ACM Transactions on Graphics(SIGGRAPH Asia)* (2012).
- [23] B. Cai,X. Xing,X. Xu,Edge/structure preserving smoothing via relativity-of-gaussian,in: *IEEE International Conference on Image Processing*,2018.
- [24] F. Durand and J. Dorsey. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images. *ACM Trans. on Graphics*,21(3):257–266,2002.