

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307095

局部高斯均差变分保边图像平滑算法*

周巍巍^{1,2} 高 银^{2,3} 吴仪芳² 李 俊^{1,2,3}(1. 兰州交通大学数理学院 兰州 730070; 2. 中国科学院海西研究院泉州装备制造研究中心 泉州 362216;
3. 中国科学院福建物质结构研究所 福州 350000)

摘要:针对图像平滑过程中无法保留细节的问题,提出了基于局部高斯均差变分的保边图像平滑算法。首先,通过统计学分析建立局部高斯均差变分算子。其可以衡量局部梯度与高斯滤波处理后的梯度差异,区分结构和纹理。其次,构建局部高斯均差变分平滑模型,由稀疏求解得到初始平滑图像。最后,针对复杂纹理图像存在纹理残留的问题,提出孤立噪声去除模型。模型通过自适应窗口设定像素值,在不影响结构的前提下去除初始平滑图像中的纹理残留。通过主观、客观实验,与经典的算法对比,证明该算法有更高质量的平滑结果。评价指标整体提升了0.7%。通过压缩伪影去除、HDR色调映射、图像去雾和拉普拉斯金字塔加速的扩展实验,验证该算法在不同视觉任务上的适用性和效率可提升性。

关键词: 图像平滑; 局部高斯均差变分; 细节保持; 孤立噪声

中图分类号: TP391; TN01 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520. 6040

Edge-preserving image smoothing with local Gaussian mean-difference variation

Zhou Weiwei^{1,2} Gao Yin^{2,3} Wu Yifang² Li Jun^{1,2,3}(1. School of Mathematics and Physics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. Quanzhou
Institute of Equipment Manufacturing, Haixi Research Institute, CAS, Quanzhou 362216, China;
3. Fujian Institute of Research on the Structure of Matter, CAS, Fuzhou 350000, China)

Abstract: An edge-preserving smoothing algorithm based on local Gaussian mean-difference variation is proposed to address the issue of detail not being preserved during the process of image smoothing. Firstly, a local Gaussian mean-difference variational operator is established by statistical analysis. To differentiate between structure and texture, the operator is employed to quantify the difference between the local gradient and the gradient after Gaussian filtering. Secondly, a local Gaussian mean-difference variational smoothing model is developed, and a sparse solution is used to produce the initial smooth image. Finally, an isolated noise removal model is suggested to address the issue of texture residue in images with complex texture. The model adjusts pixel values using an adaptive window and eliminates texture residue from the initial smooth image without changing the structure. It has been demonstrated through subjective and objective experiments that this algorithm produces smoothing results of superior quality than traditional algorithms. Evaluation indicators improved by 0.7% overall. Extended experiments verify the algorithm's applicability and efficiency enhancement potential across various visual tasks, including compression artifact removal, HDR tone mapping, image dehazing, and accelerated Laplacian pyramid.

Keywords: image smoothing; local Gaussian mean-difference variation; detail-preserving; isolated noise

0 引言

随着信息化时代智能设备的发展,图像成为人们获取信息的重要来源。由于环境的复杂性,图像主要特征会受到干扰,极大降低信息获取的效率。当前抗干扰主要通过图像平滑来实现,但算法造成的细节损失已无法满足爆炸式增长的信息需求。此外,在遥感^[1]、医疗^[2]、交通^[3]等领域,由于应用场景特异性强,因此对图像质量的要求更高。为保留足够的局部细节,获取相应的特征,图像平滑是必经的步骤。近年来,随着无人驾驶、目标识别与跟踪^[4-6]等技术的突飞猛进,对图像平滑算法保留细节方面的研究成为新的热点。

早期,对图像平滑算法的研究主要集中在局部滤波方面,最有代表性的是双边滤波器(bilateral filter, BLF)^[7]。该方法通过高斯核对图像块的估计判断结构,无法识别高对比度纹理。为了与输入原图进行有机联系,联合双边滤波器(joint bilateral filter, JBF)^[8]被开发出来。该方法引入导向图计算权重,对纹理进行抑制。由于这些方法采用的滤波核易造成平滑区域色块杂乱,因此,许多学者将高斯滤波提供的信息仅作为平滑参考,并基于此进行改进。后续产生了很多代表性工作,如引导滤波(guided image filter, GIF)^[9]、滚动引导滤波(rolling guided filter, RGF)^[10]和擦除外观保持(erasing appearance preservation, EAP)^[11]等。这些纹理去除的方法很大程度解决了平滑的问题,却损失了图像某些重要的细节。此外,很多局部滤波器也有关关注细节保留的问题,如树形滤波器(tree filter, TF)^[12]、快速加权中值滤波器(fast weighted median filter, FWMF)^[13]和分割图滤波器(segment graph filter, SGF)^[14]。与双边类似滤波器相比,这些方法在平滑图像质量上有较大提升,保持主结构的程度高,但受局部滤波器自身限制,会在图像边缘处产生振铃现象。

针对局部滤波的缺陷,基于全局优化的方法被相继提出。经典的全变分模型(total variation, TV)^[15]在突出图像显著结构时会忽略局部显著边缘,后续基于其改进的3种模型^[16-18]仍存在这个问题,这是由于全变分正则项对结构和纹理的区分能力较差。因此,加权最小二乘(weighted least square, WLS)^[19]和 L_0 梯度最小化^[20]针对性的在正则项上进行优化,但这两者同样依赖梯度大小,不能很好地分离纹理。随后有学者发现通过加入高斯滤波窗口变差可以提升正则项对结构和纹理的判别能力,进而开发了以相对全变分(relative total variation, RTV)^[21]和相对高斯(relative of Gaussian, RoG)^[22]为代表的一系列算法。由于高斯滤波保边能力较弱,这些算

法无法在纹理平坦化和细节保持之间权衡,因此引入局部统计量进行细节的识别,如基于局部协方差的算法^[23]。其通过相似度度量,结合一阶和二阶统计量对结构和纹理进行分解,处理后的图像细节相对经典算法有显著增强。但局部统计量存在容易忽略统计上相似纹理的固有弊端,会造成纹理残留。为解决这与 L_0 相同的问题,加入 L_0 范数的尺度感知滤波^[24]和基于语义约束的 L_0 范数算法^[25]提出在迭代中使用加权中值滤波(weighted median filter, WMF)^[26]对输入图像进行处理。此改进解决了经典算法对正则项进行修正后难以平衡结构和纹理的问题。同时独立使用的局部滤波通过设定局部像素值,在表现为孤立噪声的纹理残留处理上效果较好,造成的图像局部信息损失较小。

随着深度学习的迅猛发展,图像平滑领域也有快速的进步,如深度边缘感知滤波(deep edge aware filter, DEAF)^[27]和混合神经网络(hybrid neural network, HNN)^[28]被相继提出。后续还开发出无监督学习图像平滑方法(image smoothing via unsupervised learning, ISUL)^[29]和深度纹理结构感知滤波网络(deep texture and structure aware filtering network, DTSAFN)^[30]。这些方法避免了色彩畸变和结构损失,能够实现高效且高质量的平滑处理,在效果上优于传统算法,但受到训练集图像的限制,泛化能力弱。

针对图像平滑过程中无法保留足够细节的问题,在全局优化框架的基础上,本文提出了一种基于局部高斯均差变分的保边图像平滑算法,主要工作为:

1) 针对图像细节保持问题,提出基于局部高斯均差变分的模型(local gaussian mean-difference variation, LGMV)。利用结构和纹理在高斯均差变分统计量上的显著不同,模型可以产生更高质量的平滑结果,有效保留结构信息,避免细节保持能力弱造成的内陷问题。此外,通过主观、客观和扩展实验验证模型的性能及多领域适用性。

2) 针对图像纹理残留问题,提出孤立噪声去除模型(isolation noise removal, INR),由自适应窗口设定像素值达到只消除孤立噪声不影响结构的目的。

1 基于局部高斯均差变分的平滑算法

针对平滑过程中无法保留足够细节的问题,本文提出一种全新的图像保边平滑算法。首先,利用结构和纹理在高斯均差变分统计量上的显著不同,设计一种基于局部高斯均差变分的模型。其次,针对孤立噪声问题,构造一种全新的孤立噪声去除模型。具体流程如图1所示。

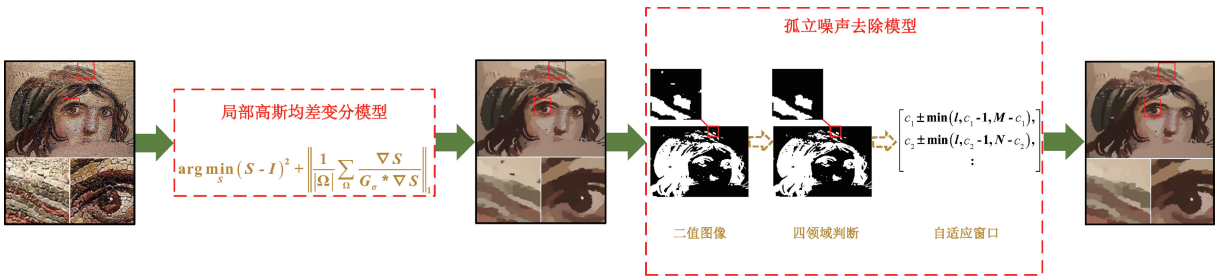


图 1 基于局部高斯均差变分平滑算法流程

Fig. 1 Flow chart of smoothing method based on local Gaussian mean-difference variation

1.1 基于局部高斯均差变分的模型

图像中的结构根据梯度和尺度大小分为强结构、弱结构和细节。众所周知, RoG 利用高斯窗口变分从全局的角度实现图像平滑, 在强结构上具有较强的保持能力。对于弱结构和细节的处理, RoG 依赖高斯窗口在对应的区域保留相似的梯度。但因窗口调整的局限性, 面对复杂纹理图像时模型会造成大量的结构损失。

为了更好地感知小尺度的细节, 本文构造了局部高斯均差变分模型, 设计了 $\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \frac{\nabla S}{G_{\sigma} * \nabla S}$, 用以区分纹理和结构。给定输入图像, 本文提出的平滑模型构造如下:

$$\arg \min_S (S - I)^2 + \lambda \cdot \left\| \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \frac{\nabla S}{G_{\sigma} * \nabla S} \right\|_1 \quad (1)$$

其中, S 为输出的平滑图像。 λ 为控制平滑程度的参数。 $\|\cdot\|_1$ 代表 L_1 范数。 Ω 是尺寸为 $r \times r$ 的局部区块, 用以感知图像局部结构, $|\Omega|$ 代表区块内像素的个数。 $\nabla(\cdot)$ 为梯度算子, 分为水平 x 方向和 y 垂直方向。 G_{σ} 代表核大小为 σ 的高斯滤波, 具体表示为 $G_{\sigma} = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2)\right)$, 其中 (x_0, y_0) 为中心点, 参数 σ 通过控制滤波窗口的大小实现图像特征模糊与过多突变量(噪声和纹理)之间的平衡。 $*$ 为卷积计算。

为了更好地区分图像纹理和结构, 这里引入图像的局部平均差: $\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \left(\nabla S - \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \nabla S \right)$, 通过衡量局部梯度与平均梯度的差异程度实现保边平滑。局部高斯均差变分使用高斯滤波处理后的梯度值替换梯度算数平均数: $\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} (\nabla S - G_{\sigma} * \nabla S)$, 其对差异程度的度量可以有效区分结构(弱差异)和纹理(强差异)。为了进一步增大差异, 使用相对形式 $\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \left(\frac{\nabla S}{G_{\sigma} * \nabla S} \right)$, 其中 $\frac{\nabla S}{G_{\sigma} * \nabla S}$ 有锐化边缘的能力。

正则化项的构造涉及两个窗口: 局部窗口 r 和高斯窗口 σ 。首先对高斯窗口 σ 进行分析。 $\frac{\nabla S}{G_{\sigma} * \nabla S}$ 起到关键的判别作用, 为达到区分不同类型结构和纹理的目的, 其中 σ 的设置尽可能小。此时, 相对于纹理, 弱结构和细节贡献与原图像更相似的梯度, 获得更小的惩罚。其次是局部窗口 r 。针对纹理平滑, 当窗口大小 r 和纹理尺度不匹配时, 存在纹理内部区域难以通过梯度进行判别平滑的问题。实际计算中, 由于窗口是滑动的, 分为两种情况:

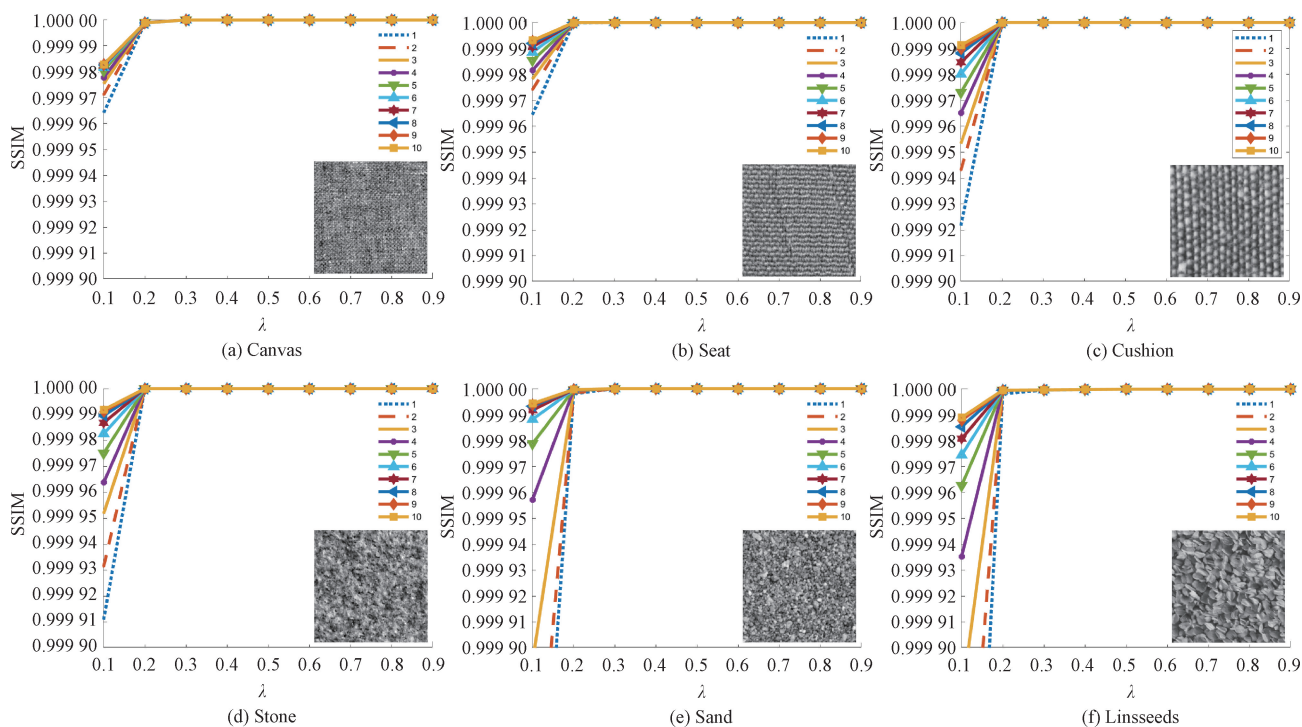
1) 窗口先处理纹理边缘区域, 降低周围像素值水平, 内部区域随之得到平滑;

2) 纹理位于图像边界处, 窗口先处理内部区域, 无法通过梯度准确判别该区域类型。但后续迭代中受周边像素值的影响, 该区域也会得到平滑。

对两种情况的分析证明, 窗口大小和纹理尺度不匹配不影响平滑效果, 但需要增大迭代次数, 这会导致平滑效率降低。考虑到 λ 可以控制平滑程度, 在纹理数据集 Kyllberg Texture Dataset^[31]上固定其他参数, 只变动 r 和 σ 进行实验, 验证 r 和纹理尺度匹配程度与平滑效果的相关性, 以及是否可以通过 λ 进行补偿, 避免效率的降低。

如图 2 所示, 其表示针对不同纹理, LMGV 的平滑效果受不同 r 和 λ 的影响。平滑效果由结构相似度 (structural similarity index measure, SSIM)^[32] 判定, 值越大表明效果越好。整体上, 保持同样的迭代次数, λ 为 0.1 时, 随着纹理尺度的增加, r 的平滑效果差距增大。且随着 r 的增大, 不同纹理类型的平滑效果都呈增长趋势, 说明 r 和纹理尺度匹配程度与平滑效果相关性低。 λ 大于 0.3 时, 所有的纹理类型在所有 r 上都可以达到最佳平滑效果, 说明 λ 可以补偿 r 带来的差异。

如图 2(a), (b) 和 (c) 所示, 其纹理归属同一类型, 尺度呈增长趋势, 相应的, 纹理密度逐渐减小。Canvas 相对 Seat 和 Cushion 需要更大的 λ 达到最佳效果, 证明纹理密度对平滑效果的影响更大。如图 2(d), (e) 和 (f) 所示, 其纹理尺度持续增长, 且复杂度增大。Sand 和 Linsseeds 在更大的 λ 上才能获得最佳平滑效果, 证明纹

图2 r 和 λ 对 LMGV 纹理平滑效果的影响Fig. 2 The influence of r and λ on the texture smoothing effect of LMGV

理复杂度对平滑效果也有影响。因此, r 和纹理的匹配程度带来的差异可以通过 λ 解决, 且纹理密度和纹理复杂度对平滑效果的影响更大。

图3展示了模型对结构和纹理的判别。图像右侧大梯度的竖边作为强结构, 经 LMGV 处理后, 在边缘图中保留完整。如图3(a)所示, 放大区域中, 左区域存在梯度类似周边结构的纹理, 右区域存在弱结构。LMGV 维持了两个区域内结构的完整, 摒除了多余的纹理, 如图3(c)所示。此外, 图3中箭头所指内弯的处理对模型细节保持能力要求较高。LMGV 能够保留内弯基本轮廓, 避免了 RoG 产生的内陷现象。综上所述, 针对结构的任意类型: 强结构、弱结构和细节, LMGV 对其与纹理的判别能力均强。

1.2 求解

式(1)中模型采用 L_1 范数, 直接求解困难且计算复杂度高。为了快速求解 L_1 范数, 本文采用稀疏^[33]的方式得到平滑结果 S 。对 L_1 范数进行等效:

$$\begin{aligned} & \left\| \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \frac{\nabla S}{G_{\sigma} * \nabla S} \right\|_1 \approx \\ & \left\| \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \frac{(\nabla S)^2}{\nabla S + \varepsilon_1} \cdot \frac{1}{G_{\sigma} * \nabla S + \varepsilon_2} \right\|_1 = \\ & \left\| \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \frac{1}{\nabla S + \varepsilon_1} \cdot \frac{1}{G_{\sigma} * \nabla S + \varepsilon_2} \right\|_1 \|\nabla S\|_2^2 \end{aligned} \quad (2)$$

其中, ε_1 和 ε_2 为控制分母不为0的极小正值, 避免

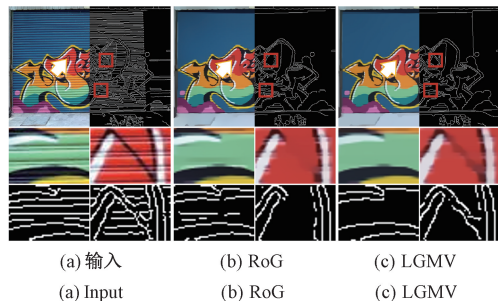


图3 结构和纹理的判别

Fig. 3 Discrimination of structure and texture

模型无解。引入以下变量, 简化式(2):

$$u = \frac{1}{\nabla S + \varepsilon_1}, w = \frac{1}{G_{\sigma} * \nabla S + \varepsilon_2} \quad (3)$$

由于实际求解中需要分为 x 水平方向和 y 垂直方向且两者求解方式相同, 因此平滑图像 S 的获取可以表示为:

$$\operatorname{argmin}_S (S - I)^2 + \lambda \cdot \left\| \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} u_{x,y} w_{x,y} \right\| \|\nabla S\|_2^2 \quad (4)$$

其中, $\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} (\cdot)$ 为局部算子, 使用 m 表示。为方便推导和计算, 将式(4)改写为矩阵形式:

$$(S - T)^T (S - T) + \lambda \cdot \sum_{d \in \{x,y\}} Z_d \quad (5)$$

其中 $Z_d = S^T D_d^T M^T U_d W_d M D_d S$, D_d 是水平和垂直方向上的梯度算子, U_d 、 W_d 和 M 分别对应 $u_{x,y}$ 、 $w_{x,y}$ 和 m 的对角矩阵。由以下线性形式进行最小化求解:

$$(I + \lambda \cdot \sum_{d \in \{x,y\}} Z_d) S = I \quad (6)$$

式中: I 代表单位矩阵。

1.3 孤立噪声去除

复杂纹理图像经 LGMV 处理, 存在孤立噪声形式的残留, 因此本文提出孤立噪声去除模型。首先, 通过连通域标记出图像中的重要区块, 利用类间方差法^[34]将图像二值化, 以提高图像内不同类区域的差异程度。其次, 引入像素量阈值和邻域四方向在区块中判别图像结构与孤立噪声, 即使是尺度相似的细小结构和孤立噪声也可以准确区分。最后, 定义自适应窗口并设置窗口内像素值, 消除孤立噪声区域。

经二值化处理的图像, 为避免在不正确的区域寻找孤立噪声, 该图像需要区分前景和后景。令初始二值图像为 B , 其反极图像为 $B' = 1 - B$ 。 B 中后景区域任意点若为 0, 则对初始二值化图像进行连通域标记, 反之则对反极二值图像执行相同操作。为达到识别孤立噪声的目的, 设定像素量阈值, 高于阈值的区块的保留, 低于阈值的区块判定为存在孤立噪声, 并将区块内像素值设置为 0。由于细小结构的内部像素量较少, 易被误判为孤立噪声, 因此在像素量阈值的基础上加入邻域四方向判断。具体操作为: 若区域三方向及以上存在结构, 则将此区域判定为结构, 反之, 为孤立噪声。判断后对孤立噪声区域内像素进行处理, 由于离孤立噪声近的结构易受到损失, 因此定义自适应窗口并引入下四分位数设置窗口内的像素值, 定义如下:

$$\begin{bmatrix} c_1 \pm \min(l, c_1 - 1, M - c_1), \\ c_2 \pm \min(l, c_2 - 1, N - c_2), \\ : \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, l 为对应初始窗口的半边长。 (c_1, c_2) 为孤立噪声的重心。 $(M, N, :)$ 表示输入图像的大小, $:$ 代表图像的所有通道。图 4 为未加入和加入孤立噪声去除模型处理的结果。经 INR 处理后, 孤立噪声被消除且周边结构没有损失, 眼球这种细小结构得到保留, 如图 4(c) 所示。

2 实验与分析

2.1 实验设置

为验证本文算法高质量的平滑效果及在计算机图形学各种扩展上的适用性, 将提出的图像平滑算法与六种经典的平滑算法进行比较: 局部变差 (local variation difference, LVD)^[35]、侧窗滤波器 (side window filter, SWF)^[36]、迭代最小二乘法 (iterative least squares,

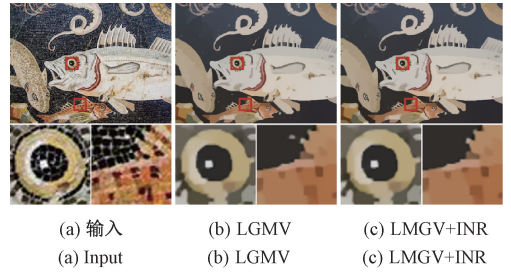


图 4 孤立噪声去除模型处理结果

Fig. 4 The processing results of isolated noise removal model

ILS)^[37]、广义平滑框架 (generalized framework of smoothing, GFS)^[38]、深度灵活结构保持图像平滑 (deep flexible structure preserving image smoothing, DFSPIS)^[39]和基于 BF 模型的增强相对全变分 (enhance relative total variation with BF model, ERTVBF)^[40]。本文实验运行的硬件平台为 Intel Core i5-3470 3.20 GHz CPU 和 16 GB 内存的电脑, 对比算法来源于作者主页。

本文算法包括 LGMV 和 INR。INR 中的参数固定, 下面只针对 LGMV 中所有参数的规律进行讨论。因此, 参数实验仅通过 LGMV 进行平滑处理。为避免纹理残留影响分析, 平滑图像均采用自然图像。

λ 和迭代次数 N : 保持另外两个重要参数 $\sigma = 2$, $r = 5$ 不变。首先固定 λ , 比较不同迭代次数 N 下 LGMV 平滑结果的差异, 随后在 $N = 2$ 的条件下, 调整 λ 的值观察其对平滑强度的影响。

图 5 展示了实验视觉效果及对应的一维滤波结果。如图 5(b) 和 (c) 所示, 其分别展示了 $\lambda = 0.001$ 时, $N = 2$ 和 $N = 8$ 的两种平滑结果。针对大的振幅, $N = 2$ 的抑制能力更强。针对小振幅, $N = 8$ 提供更强的平滑, 同时会增大相邻色块的差异, 导致不重要的边缘锐化。如图 5(d) 所示, 其为 $\lambda = 0.01$, $N = 2$ 时的平滑结果, 无论是对于大振幅还是小振幅, 平滑强度有了明显提升, 证明 λ 对模型平滑效果的影响远比迭代次数 N 大。因此, 应用 LGMV 时可以基本固定迭代次数 N , 通过改变 λ 的值控制平滑强度, 但对于不同类型的图像仍需对迭代次数微调。

σ 和 r : σ 和 r 分别控制高斯滤波窗口和局部变差窗口的大小, 相应的, 两者控制 LGMV 对边缘的感知。

如图 6 所示, 其是不同 σ 和 r 对应的 LGMV 的平滑结果。细节放大图的花蕊和花叶分别为弱边缘和强边缘, 由这两者的变化可以进一步判断平滑结果如何受 σ 和 r 的影响。综合 λ 和迭代次数 N 的分析, 实验设置 $\lambda = 0.001$, $N = 2$, 令 $r = 5$ 和 $r = 20$ 的平滑结果分别如图 6(b) 和 (c) 所示。针对弱边缘, 使用 $r = 20$ 的 LGMV 会导致花蕊结构明显缺损, 但两者在强边缘上的表现相同, 验证了局部变差区分强边缘和平滑区域的能力稳定。由于高斯

滤波作为低通滤波器对边缘检测的精度与边缘保持算法有较大差距,因此 σ 为较大值时,如图6(d)所示,无论是弱边缘还是强边缘,都没有得到保持。此外,图6(d)叶子边缘附近存在光晕伪影。伪影通常在平滑图像边缘

被模糊时出现,不仅会影响平滑质量,细节增强时还会因边缘锐化而反向提升产生相应的梯度反转。为避免以上情况, σ 在后续实验中基本固定,取值在2~3的范围内,平滑强度主要依靠 r 进行调整。

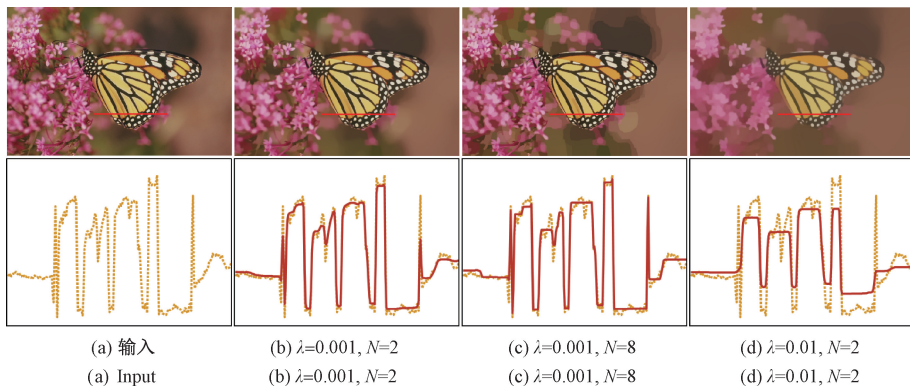


图5 不同 λ 和 N 条件下LGMV的平滑结果

Fig. 5 The smoothing results of the LGMV with different λ and N

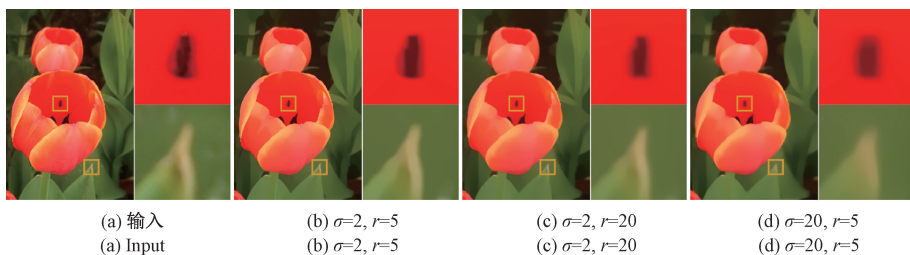


图6 不同 σ 和 r 条件下LGMV的平滑结果

Fig. 6 The smoothing results of the LGMV with different σ and r

ε_1 和 ε_2 :如图5和6所示,为保证式(3)的 u 和 w 在相同的值域, ε_1 和 ε_2 固定为0.0005。因此本节和图7统一使用 ε 代表 ε_1 和 ε_2 。

图7从平滑和细节增强两方面验证了 ε 的作用,为达到收敛,分别采用 $\varepsilon = 0.05, N = 1$ 、 $\varepsilon = 0.005, N = 2$ 和 $\varepsilon = 0.0005, N = 33$ 组值。在图像平滑方面,随着 ε 的减小,如图7(b)~(d)所示,平滑强度逐渐增大。其中,图7(b)和(c)的羽毛处存在模糊光晕。图7(d)的平滑度最高,湖面波纹消失,但边缘保留完好,不存在光晕。在细节增强方面,图7(b)和(c)的羽毛边缘有明显的梯度反转,图7(d)为设置 $\varepsilon = 0.0005$ 的结果,视觉上更加自然且边缘不存在梯度反转。因此,为了保证平滑质量,本文所有实验固定 $\varepsilon = 0.0005$ 。

综上所述, λ 和迭代次数 N 控制平滑强度。 σ 和 r 控制边缘保持性。迭代次数 N 和 σ 需根据不同类型的图像进行微调。 λ 和 r 是重点调整的对象,直接影响LGMV的保边平滑质量。 $\varepsilon = 0.0005$ 在所有实验中都是固定的。

2.2 主观实验

为有效地从视觉角度分析算法的平滑效果,选取4个具有代表性的图像进行实验。如图8所示,从左至右,由纹理密度高的图像到纹理复杂度高的图像。具体平滑质量的视觉判断从3个角度进行:结构和纹理判别、边缘保持和边缘纹理处理。

针对结构和纹理判别。图8(b)中图像的背景干净,展现了LVD较强的判别能力,但第2列油画人物的耳廓完全缺失,暴露了LVD较弱的结构保持性。ILS在图像纹理尺度大于等于邻近结构尺度时,会产生误判,如图8(d)所示,后两列图像大尺度纹理被保留但结构严重损失。类似于ILS的平滑结果,图8(c)第3列图像的人脸模糊且有纹理覆盖,图8(f)第3列图像左上背景处壁画裂纹完好,散布的色块消失。与以上方法相比,在相同的细节放大区域,本文算法保持了人脸主结构和背景壁画的色块,没有纹理残留。

针对边缘保持。经SWF处理的第1列图像的枝杈和第四列图像的花枝边缘有不同程度的外扩,这是存在

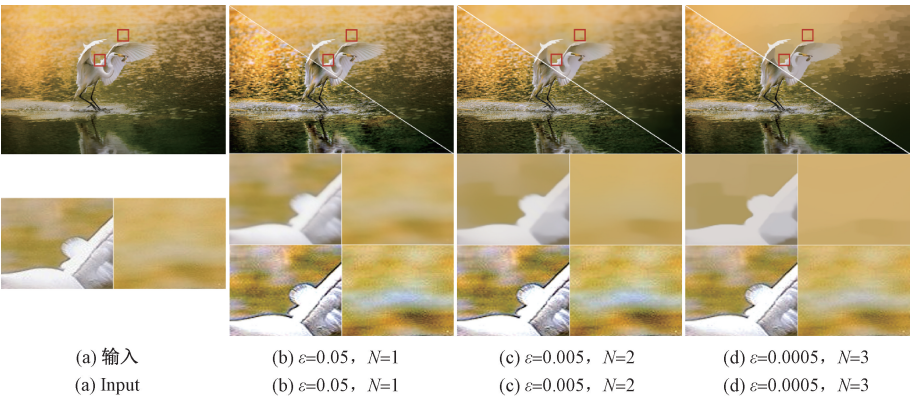


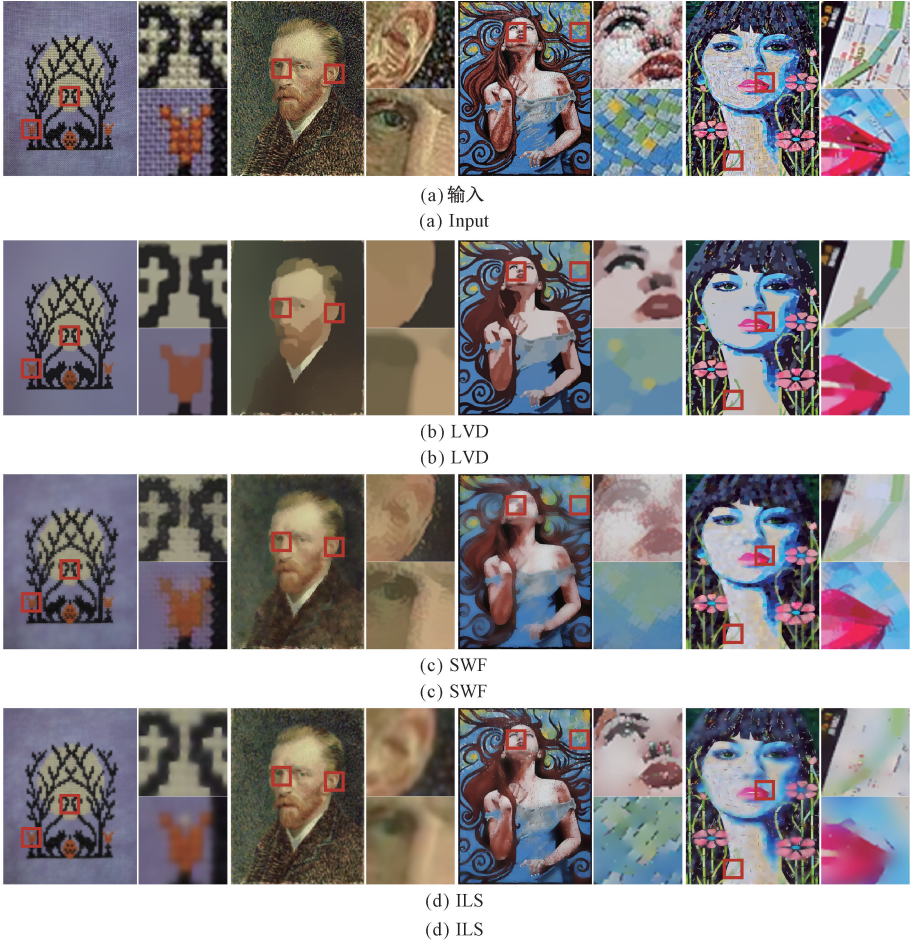
图 7 不同 ε 条件下 LGMV 的平滑结果

Fig. 7 The smoothing results of the LGMV with different ε

光晕伪影的表现。图 8(d) 中第 2 列图像和第 4 列图像分别在耳廓和嘴唇处存在边缘模糊,说明 ILS 边缘保持能力较弱。图 8(g) 表明 ERTVBF 在结构边缘清晰的条件下无法保持细节边缘,第 1 列图像的火苗和第 3 列图像的背景色块有向周边扩散的趋势。本文算法可以同时保持结构边缘和细节边缘的锐利度,如图 8(h) 所示。

针对边缘纹理处理。如图 8(c)、(d)、(e) 和(f) 所

示,第 1 列图像中灯附近枝杈的边缘存在毛刺。其中图 8(e) 第 4 列图像边缘干净,但花枝右下的阴影缺失的同时嘴唇周围仍有大尺度纹理。这是由于 GFS 的结构保持能力较弱,邻近边缘纹理随结构一起被去除。图 8(h) 中第 1 列图像枝杈中间细小纹理被滤除,第 3 列图像的背景色块没有壁画裂纹残留,第 4 列图像花枝和嘴唇边缘干净,说明本文算法具有对比算法更强的边缘纹理处理能力。



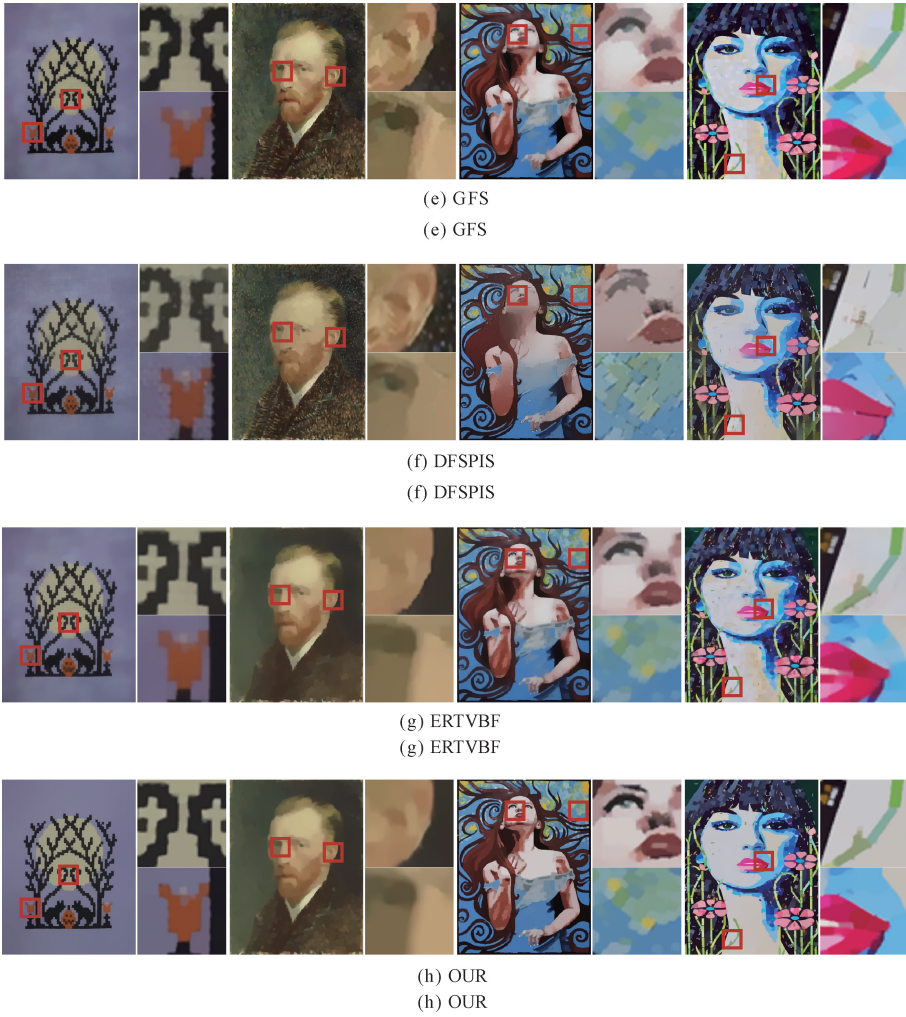


图 8 不同算法的平滑结果

Fig. 8 The smoothing results of different algorithms

综上所述,主观实验从结构和纹理判别、边缘保持和边缘纹理处理 3 个方面证实本文算法可以得到高质量的平滑结果。

2.3 客观实验

平滑质量客观实验包括 4 个评价指标:均方误差(mean-square error, MSE)、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似度(structural similarity index measure, SSIM)^[32]和深度图像结构和纹理相似度(deep image structure and texture similarity, DISTS)^[41]。MSE 值越小,说明图像相似度越高。PSNR 数值越大表示失真越小。SSIM 分别从亮度、对比度和结构 3 方面度量图像相似性,其值越大,则失真越小。DISTS 定义结构和纹理的质量度量分别为:

$$l(\tilde{x}^{(i)}_j, \tilde{y}^{(i)}_j) = \frac{2\mu_{\tilde{x}_j}^{(i)}\mu_{\tilde{y}_j}^{(i)} + c_1}{(\mu_{\tilde{x}_j}^{(i)})^2 + (\mu_{\tilde{y}_j}^{(i)})^2 + c_1} \quad (8)$$

$$s(\tilde{x}^{(i)}_j, \tilde{y}^{(i)}_j) = \frac{2\sigma_{\tilde{x}_j\tilde{y}_j}^{(i)} + c_2}{(\sigma_{\tilde{x}_j}^{(i)})^2 + (\sigma_{\tilde{y}_j}^{(i)})^2 + c_2}$$

其中, μ 和 σ 分别为全局均值和方差。DISTS 具体的计算为:

$$D(a, b, \alpha, \beta) = 1 - \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n (\alpha_{ij}l + \beta_{ij}s) \quad (9)$$

其中, a 和 b 分别为参考图像和合成图像。 α 和 β 是正的学习权重。 l 和 s 分别为结构和纹理的测度。DISTS

的值越小,证明参考图像和合成图像的相似度越高。不同算法在噪声图像上的平滑视觉结果如图 9 所示,其在 4 种评价指标上的表现如表 1 所示。表 1 中的结果表明,在所有的平滑算法中,本文算法获得了所有评价指标上的最佳性能,如加下划线的指标值所示,其次是 ERTVBF 和 ILS,其中 ILS 只在 DISTS 上有较好表现。视觉结果中将旗杆作为参考,只有图 9(d)、(e)、(g)和(h)保留了旗杆结构。图 9(d)中的噪声虽然没有完全去除,但旗杆结

构保留完整,使得 ILS 获得较小的 DISTS 值。图 9(g)相较于图 9(e)人物边缘更加清晰完整,说明在除 DISTS 外的评价指标上,ERTVBF 有较好表现。相比 ILS 和 ERTVBF,在没有噪声残留的前提下,本文算法维持旗杆主结构的同时保留了细节。另外人物衣服上小尺度的白点没有被作为噪声滤除,证明本文算法的平滑质量高,相应的,在所有的评价指标上表现最好。

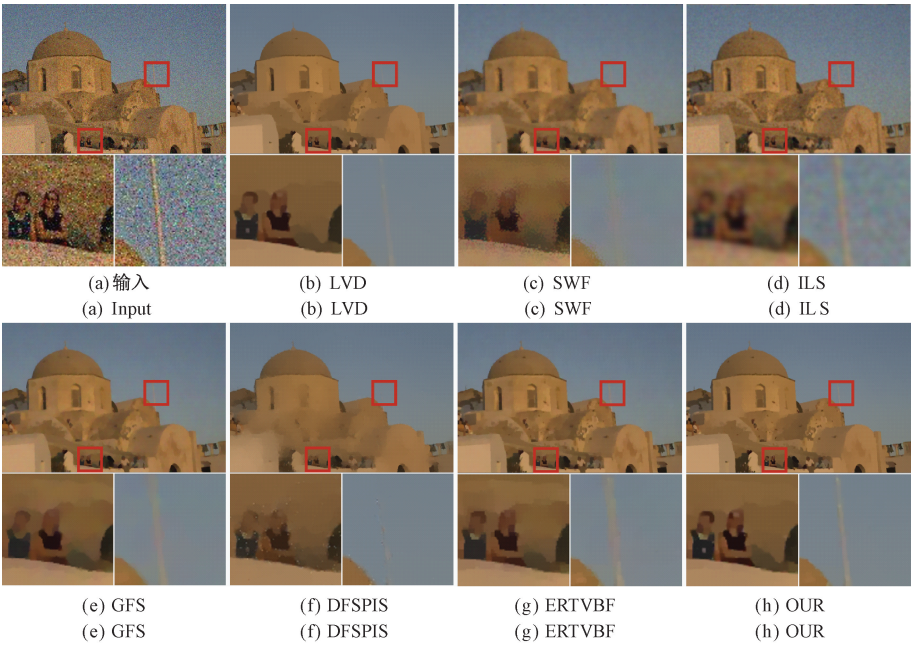


图 9 不同算法在噪声图像上的平滑视觉结果

Fig. 9 The visually smoothing results of different algorithms on noisy images

表 1 不同算法在噪声图像上平滑结果的评价指标

Table 1 The evaluation metrics for smoothing results of different algorithms on noisy images

评价指标	LVD	SWF	ILS	GFS	DFSPIS	ERTVBF	本文
MSE	0.001 11	0.001 10	0.001 01	0.000 86	0.002 09	0.000 85	<u>0.000 84</u>
PSNR	29.537 80	29.592 90	29.961 80	30.665 20	26.797 10	30.670 70	<u>30.735 70</u>
SSIM	0.818 97	0.800 99	0.801 46	0.823 20	0.781 28	0.824 37	<u>0.832 02</u>
DISTS	0.342 00	0.428 90	0.309 70	0.319 60	0.422 50	0.345 90	<u>0.307 60</u>

2.4 扩展实验

压缩伪影通常出现在图像边缘,伪影的去除对边缘保持能力的要求较高。为进一步验证本文算法的性能,进行压缩伪影的扩展实验。此外,本文还进行域外扩展,将算法引入到 HDR 色调映射和图像去雾方面,对适用性进行验证。

1) 压缩伪影去除

不同算法的剪贴画压缩伪影去除结果如图 10 所示。除导致颜色畸变的 DFSPIS,其余算法中效果最差的是 ILS,结果图像存在大量的压缩伪影残留。经 GFS 处理后的图像只有车窗底部有少量压缩伪影残留,但车头边缘损失严重。ERTVBF 同样无法完全去除车窗处的压缩伪

影,车头处边缘还有外扩的趋势。图 10(h)压缩伪影被去除的同时边缘锐利清晰,车窗没有发生颜色畸变,验证了本文算法在压缩伪影去除上的适用性。

2) HDR 色调映射

在色调映射过程中,平滑算法的应用可以优化生成 LDR 图像的视觉质量和感知效果。不同算法在 HDR 色调映射上的表现如图 11 所示。DFSPIS 和 ERTVBF 无法保留灯的结构和玩偶的细节,产生局部间亮度失衡,导致图像不自然。SWF 和 GFS 丢失了灯的边缘细节,其中 GFS 在玩偶上的表现同样不佳。LVD 和 ILS 在灯附近产生明显的光晕伪影,且经 ILS 处理的玩偶整体模糊,区域对比度低。与上述算法对比,本文算法表现出高质量的色调映射能力,其结果具有更多的细节和更少的伪影,清晰生动。

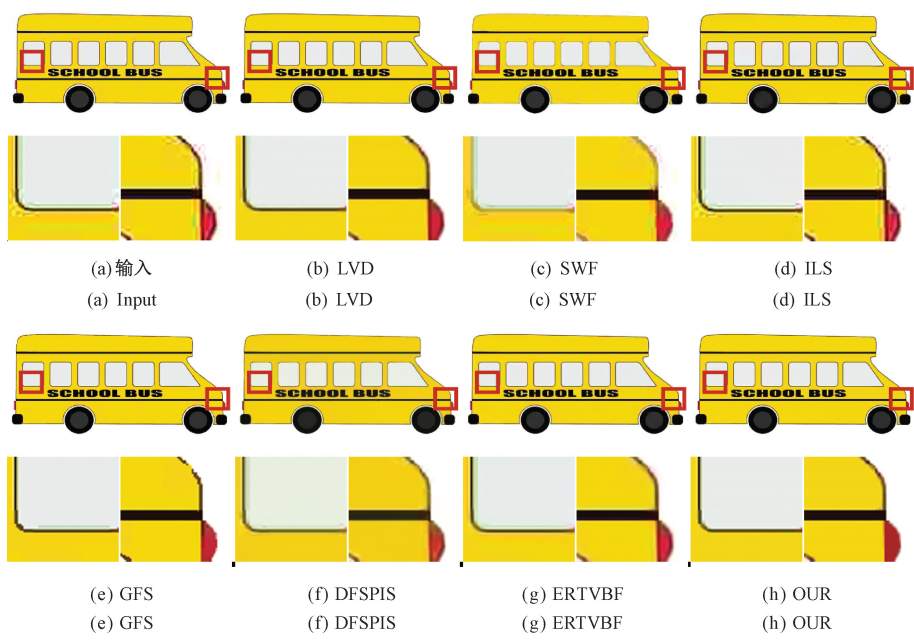


图 10 不同算法在剪贴画压缩伪影去除上的结果

Fig. 10 The results of different algorithms on clip-art compression artifact removal

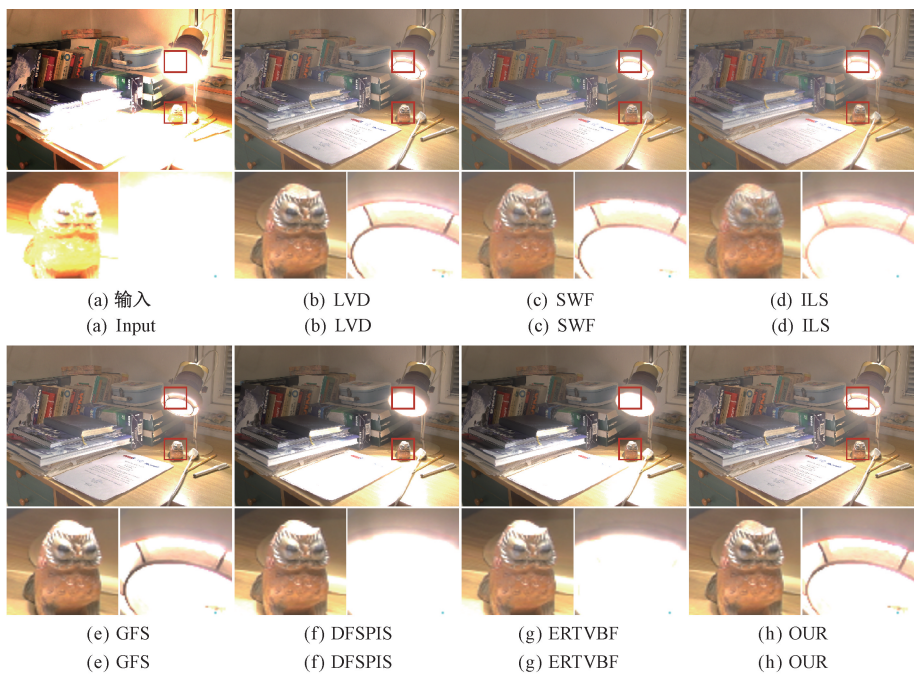


图 11 不同算法在 HDR 色调映射上的结果

Fig. 11 The results of different algorithms on HDR tone-mapping

3) 图像去雾

经典暗通道去雾论文^[42]中的 GIF 可以使用其他平滑算法进行替换。其相应的去雾实验结果如图 12 所示。从天空分割的角度来看,所有算法在山附近都不存在明显的分割边界。在中间房屋的分割处,部分算法显示了不同程度边界,如 SWF、GFS 和 DFSPIS。关于去雾程度,

在区域间衔接流畅的基础上,ILS 和 ERTVBF 没有有效去除房屋附近的雾。在颜色方面,LVD 处理后的地面存在颜色畸变,整体色调加深。综合以上四方面分析,图 12(h)在雾气极大减少的同时具有较高的图像质量,说明本文算法适用于图像去雾。

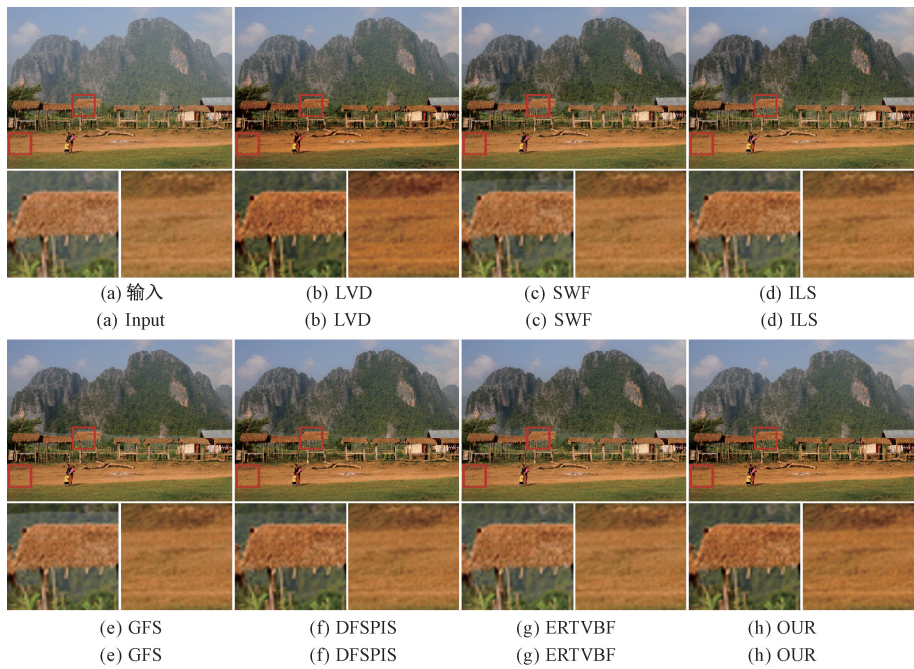


图 12 不同算法在图像去雾上的结果
Fig. 12 The results of different algorithms on image dehazing

4) 算法加速

提升平滑算法的效率对于满足实时性要求、降低资源消耗和投入实际应用等具有重要意义,为此本文采用拉普拉斯金字塔对算法效率进行优化。拉普拉斯金字塔的生成可表示为:

$$L_i = G_i - \text{expand}(G_{i+1}) \tag{10}$$

其中, L_i 为第 i 层拉普拉斯金字塔,代表残差。 G_i 为第 i 层高斯金字塔,即对图像进行下采样并施加高斯模糊处理。 $\text{expand}(\cdot)$ 表示上采样运算。

式(10)表明上采样时,每一层对应的高斯金字塔和拉普拉斯金字塔融合即为图像重建过程。为实现平滑效果,高斯金字塔在初次下采样时加入本文算法。针对拉普拉斯金字塔不同尺度包含不同的残差信息的特性,平滑算法只处理含大量纹理信息的大尺度残差,避免重建过程中引入纹理。由于两次平滑皆作用于低分辨率图像且残差图像,因此达到加速的目的。本文采用 5 种不同大小的图像进行运行时间的对比实验,分别为 QVGA (320×240)、VGA (640×480)、720P (1 280×720)、1080P (1 920×1 080) 和 2K (2 048×1 080)。如图 13 所示,加速后算法效率得到显著提升。图像越大,运行时间差距越显著。

3 结 论

针对平滑过程中无法保留足够细节的问题,本文首

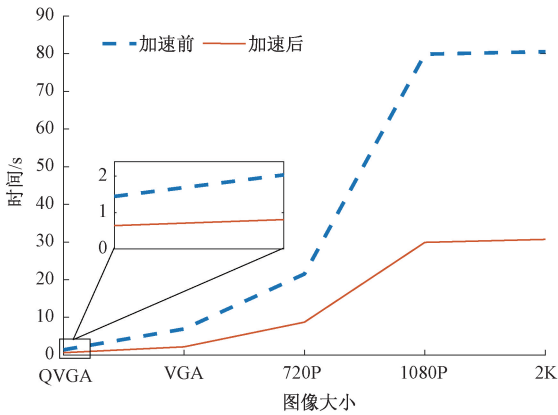


图 13 本文算法加速前后在不同大小图像上运行时间对比
Fig. 13 Comparison of runtime before and after acceleration on images of different sizes

先建立了基于局部高斯均差变分的模型,对模型进行稀疏求解得到初始的平滑图像。其次由于部分图像处理后存在纹理残留,建立了孤立噪声去除模型滤除残留。最终的平滑结果经主观和客观实验验证,可以完整地保留不同类型纹理图像的细节,且评价指标优于经典对比算法。本文算法在压缩伪影去除、HDR 色调映射和图像去雾上的适用性也通过扩展实验进行了验证。未来我们将基于算法加速实验对本文算法的效率进行优化,进一步拓展到视频平滑处理领域。

参考文献

- [1] 田文利. 基于双重滤波与锐化的遥感图像增强算法[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(4): 13-16.
TIAN W L. Remote sense image enhancement algorithm based on filtering and sharpening[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(4): 13-16.
- [2] 何晓云, 许江淳, 陈文绪. 基于改进 U-Net 网络的眼底血管图像分割研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 202-208.
HE X Y, XU J CH, CHEN W X. Research on fundus blood vessel image segmentation based on improved U-Net network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10): 202-208.
- [3] 刘毅, 于畅洋, 李国燕, 等. UAST-RCNN: 遮挡行人的目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 168-175.
LIU Y, YU CH Y, LI G Y, et al. UAST-RCNN: Object detection algorithm for blocking pedestrians[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 168-175.
- [4] 伍锡如, 邱涛涛, 王耀南. 改进 Mask R-CNN 的交通场景多目标快速检测与分割[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 242-249.
WU X R, QIU T T, WANG Y N. Multi-object detection and segmentation for traffic scene based on improved Mask R-CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 242-249.
- [5] 兰浩然, 李旭, 朱建潇, 等. 遮挡环境下基于路侧异源雷达融合的多交通目标鲁棒跟踪方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11): 31-39.
LAN H R, LI X, ZHU J X, et al. Robust tracking of multiple traffic targets based on roadside heterogeneous radar fusion in occlusion environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11): 31-39.
- [6] 山丹, 丛国涛. 基于 FPGA 的动态目标识别与跟踪系统设计[J]. 电子测量技术, 2019, 42(10): 132-136.
SHAN D, CONG G T. Design of dynamic target recognition and tracking system based on FPGA [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(10): 132-136.
- [7] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C/OL]. Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271), 1998: 839-846.
- [8] KOPF J, COHEN M F, LISCHINSKI D, et al. Joint bilateral upsampling [J/OL]. ACM Trans. Graph., 2007, 26(3): 96-es.
- [9] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(6): 1397-1409.
- [10] ZHANG Q, SHEN X, XU L, et al. Rolling guidance filter [C]. Computer Vision-ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6 - 12, 2014, Proceedings, Part III 13. Springer International Publishing, 2014: 815-830.
- [11] ZHANG L, LI C, JI Y, et al. Erasing appearance preservation in optimization-based smoothing [C]. Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23-28, 2020, Proceedings, Part VI 16. Springer International Publishing, 2020: 55-70.
- [12] BAO L, SONG Y, YANG Q, et al. Tree filtering: Efficient structure-preserving smoothing with a minimum spanning tree [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2): 555-569.
- [13] ZHANG Q, XU L, JIA J. 100+ times faster weighted median filter (WMF) [C/OL]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 2830-2837.
- [14] ZHANG F, DAI L, XIANG S, et al. Segment graph based image filtering: Fast structure-preserving smoothing [C/OL]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 361-369.
- [15] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear Total variation based noise removal algorithms [C]. Proceedings of the Eleventh Annual International Conference of the Center for Nonlinear Studies on Experimental Mathematics: Computational Issues in Nonlinear Science: Computational Issues in Nonlinear Science. USA: Elsevier North-Holland, Inc., 1992: 259-268.
- [16] MEYER Y. Oscillating Patterns in Image Processing and Nonlinear Evolution Equations: The Fifteenth Dean Jacqueline B. Lewis Memorial Lectures [M]. USA: American Mathematical Society, 2001.
- [17] YIN W, GOLDFARB D, OSHER S. Image cartoon-texture decomposition and feature selection using the total variation regularized L1 functional [C/OL]. Proceedings of the Third International Conference on Variational, Geometric, and Level Set Methods in Computer Vision.

- Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2005: 73-84.
- [18] AUJOL J F, GILBOA G, CHAN T, et al. Structure-texture image decomposition—Modeling, algorithms, and parameter selection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 67(1): 111-136.
- [19] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-10.
- [20] XU L, LU C, XU Y, et al. Image smoothing via L0 gradient minimization [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6): 1-12.
- [21] XU L, YAN Q, XIA Y, et al. Structure extraction from texture via relative total variation[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2012, 31(6): 1-10.
- [22] CAI B, XING X, XU X. Edge/structure preserving smoothing via relativity-of-Gaussian[C/OL]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017: 250-254.
- [23] KARACAN L, ERDEM E, ERDEM A. Structure-preserving image smoothing via region covariances [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2013, 32(6): 1-11.
- [24] HUANG W, BI W, GAO G, et al. Image smoothing via a scale-aware filter and L0 norm [J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(9): 1521-1528.
- [25] CHEN L, FU G. Structure-preserving image smoothing with semantic cues [J]. *The Visual Computer*, 2020, 36(10): 2017-2027.
- [26] MA Z, HE K, WEI Y, et al. Constant time weighted median filtering for stereo matching and beyond[C/OL]. 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 49-56.
- [27] XU L, REN J S J, YAN Q, et al. Deep edge-aware filters [C]. *Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning-Volume 37*. Lille, France: JMLR. org, 2015: 1669-1678.
- [28] LIU S, PAN J, YANG M H. Learning recursive filters for low-level vision via a hybrid neural network [C]. LEIBE B, MATAS J, SEBE N, et al. *Computer Vision - ECCV 2016*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 560-576.
- [29] FAN Q, YANG J, WIPF D, et al. Image smoothing via unsupervised learning[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2018, 37(6): 1-14.
- [30] LU K, YOU S, BARNES N. Deep texture and structure aware filtering network for image smoothing [C/OL]. *Computer Vision-ECCV 2018: 15th European Conference*, Munich, Germany, September 8-14, 2018, *Proceedings, Part IV*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2018: 229-245.
- [31] KYLBERG G. *Kylberg Texture Dataset v. 1.0* [M]. Centre for Image Analysis, Swedish University of Agricultural Sciences and Uppsala University, 2011.
- [32] WANG Z, BOVIK A C, 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.
- [33] SZELISKI R. Locally adapted hierarchical basis preconditioning [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 1135-1143.
- [34] OTSU N. A Threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [35] CAI B, XU X, GUO K, et al. A Joint intrinsic-extrinsic prior model for retinex [C/OL]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 4020-4029.
- [36] YIN H, GONG Y, QIU G. Side window filtering [C/OL]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 8750-8758.
- [37] LIU W, ZHANG P, HUANG X, et al. Real-time image smoothing via iterative least squares [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2020, 39(3): 1-24.
- [38] LIU W, ZHANG P, LEI Y, et al. A generalized framework for edge-preserving and structure-preserving image smoothing [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(10): 6631-6648.
- [39] LI M, FU Y, LI X, et al. Deep Flexible structure preserving image smoothing[C/OL]. *Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2022: 1875-1883.
- [40] LI J, HAN Y, GAO Y, et al. An enhance relative total variation with bf model for edge-preserving image smoothing [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2023, 33(10): 5420-5432.

[41] DING K, MA K, WANG S, et al. Image quality assessment: Unifying structure and texture similarity[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(5): 2567-2581.

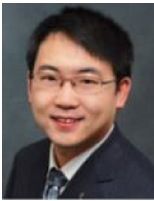
[42] SALAZAR-COLORES S, MOYA-SÁNCHEZ E U, RAMOS-ARREGUÍN J M, et al. Fast single image defogging with robust sky detection[J]. IEEE Access, 2020, 8: 149176-149189.

作者简介



周巍巍, 2021 年于安徽农业大学获得学士学位, 现于兰州交通大学攻读硕士学位, 主要研究方向为基于凸优化的图像保边平滑。
E-mail: zhouweiwei352@163.com

Zhou Weiwei received B. Sc. degree from Anhui Agricultural University in 2021. Now she is a M. Sc. candidate at Lanzhou Jiaotong University. Her main research interest includes image edge-preserving smoothing based on convex optimization.



李俊 (通信作者), 2012 年于德国慕尼黑大学获博士学位, 现为中国科学院大学教授, 主要研究方向为机器人自适应交互控制相关理论与技术研究。
E-mail: iunli@fjirsm.ac.cn

Li Jun (Corresponding author) received his Ph. D. in 2012 from the University of Munich. Now he is a professor at the Chinese Academy of Sciences University. His main research interests include the theory and technology of adaptive interactive control in robots.