

文章编号: 1674-8085(2018)04-0034-09

基于自适应引导滤波的全景图像增强算法研究

谭云兰¹, 汤鹏杰², 夏洁武¹

(1.井冈山大学电子与信息工程学院, 江西, 吉安 343009; 2.井冈山大学数理学院, 江西, 吉安, 343009)

摘要: 虚拟实景漫游系统中的全景图像细节比较多, 因天气、拍摄技术等原因导致图像场景不清晰而需要增强, 增强的目的是为了突出全景图像的美景细节信息, 提高场景视觉效果。为了增强全景图像的场景细节, 本文提出了自适应引导滤波算法 AGIF (Adaptive Guided Image Filter)。该算法利用具有较强细节提取能力的加权最小二乘滤波器 WLS (the Weighted Least Squares) 构建引导图像, 对已有的引导滤波 GIF (Guided Image Filter) 进行改进, 通过引入梯度值偏移量进行像素值自适应, 突出全景图的图像边缘, 使得全景图像的细节进一步增强。实践表明, 增强后的全景图用于虚拟漫游系统, 提高了旅游场景的用户体验。

关键词: 自适应引导滤波; 全景图像; 增强算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI:10.3969/j.issn.1674-8085.2018.04.007

ADAPTIVE GUIDED IMAGE FILTERING FOR THE PANORAMIC IMAGE ENHANCEMENT

TAN Yun-lan¹, TANG Peng-jie², XIA Jie-wu¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Jinggangshan University, Ji'an, Jiangxi 343009, China;

2. School of Mathematics and Physics, Jinggangshan University, Ji'an, Jiangxi, 343009, China)

Abstract: Aiming at the problem of image with low contrast cause by weather conditions, capture device or the technological level of photographer and the problem of indistinct mosaic caused by late panorama mosaic algorithm, the paper takes the advanced adaptive guided image filter algorithm for image detail enhancement. This paper using the weighted least squares filter for the construction of guided image, improving the existing adaptive filtering method, so as to better enhance the shape and surface details through introducing the gradient offset. The algorithm can improve the visual effect of the tourism scene from both the subjective result and object quality evaluation. At the same time, the algorithm can also compress the file size to achieve the transmission requirement of lightweight travel scene, so as to improve the user experience of virtual tourism.

Key words: adaptive guided image filtering; the panoramic image; enhancement algorithm

0 引言

旅游场景的数字化采集是通过相机水平转动一周拍摄多张图片后, 再进行全景图的拼接。在旋

转一周的拍摄过程中, 同一个场景的不同方向, 存在某方向光照不强导致曝光不足, 而相反的方向则光照过强导致曝光过度, 曝光不恰当引起场景细节损失或是弱小目标辨识不清等, 此外还存在拍摄的场景中因有运动目标而产生图像局部运动模糊。这

收稿日期: 2018-03-11; 修改日期: 2018-05-25

基金项目: 2015 年度江西省艺术科学规划项目(YG2015081); 2017 年度江西省艺术科学规划项目(YG2017283); 2015 年江西省教育厅科技项目 (GJJ150788)

作者简介: 谭云兰(1972-), 女, 江西新干人, 副教授, 博士, CCF 会员, 主要从事虚拟现实, 图像处理等方面的研究(E-mail:tanyunlan@163.com); 汤鹏杰(1983-), 男, 河南郸城人, 讲师, 博士生, 主要从事计算机视觉、深度学习等方面的研究(E-mail:Stangpengjie@tongji.edu.cn); 夏洁武(1969-), 女, 江西吉水人, 教授, 硕士, 主要从事图像处理方面的研究(E-mail: 276360030@qq.com)。

种由于天气条件、亮度条件、捕获设备以及摄影者本身的技术问题等多种因素,导致在采集旅游场景图片时,可能出现图片对比度较低、动态范围压缩有限,并存在颜色退化、偏色等现象,加上后期全景图的拼接导致接缝模糊等问题,部分拼接出来的全景图像不能满足游客浏览高清旅游场景的需求,因此需要对质量下降的全景图进行增强。旅游场景中的全景图像增强的主要目的有两个:一是提高图像的清晰度,二是改善图像的视觉效果,使得图像中感兴趣的信息或是有用的图像细节信息变得更加突显。由于旅游场景全景图细节多,需要一个加强的自适应的图像增强算法实现自然场景下的全景图细节增强。为了达到较好的图像视觉效果,本文提出了自适应的引导滤波算法 AGIF (Adaptive Guided Image Filter)。该算法应用具有较强的细节提取能力的加权最小二乘滤波器 WLS (the Weighted Least Squares)^[1]构建引导图像,对已有的引导滤波 GIF (Guided Image Filter)^[2]进行改进,通过增加梯度值偏移量进行像素值自适应,突出全景图的图像边缘,使得全景图像的细节进一步增强。

1 经典图像增强滤波器分析

滤除图像噪声的同时又能保持图像边缘信息的图像增强算法很多,增强算法中最核心的是滤波器,经典的有高斯滤波 Gaussian Filter、拉普拉斯高斯滤波核 Laplace of Gaussian Filter 和双边滤波核 BF(Bilateral Filter)^[3]。高斯滤波增强时易产生明显的模糊边缘,对于高频细节的保护效果并不明显,拉普拉斯高斯滤波核比较耗时。Fattal 等人^[4]提出通过双向滤波器对图像序列进行多尺度分解,并将图像序列里分解后的显著细节特征系数重组成输出图像的多分辨金字塔,最后对该图像金字塔进行重建,得到增强后的输出图像。由于该算法采用原始双向滤波算法对图像进行多尺度分解,因此其时间复杂度为 $O(N^2 \log N)$ ^[5]。Paris S 等人^[6-7]提出的局部拉普拉斯滤波算法 LLF(Local Laplacian Filters)是一个在频率域进行逐点局部变换的图像滤波算法,该算法对输出图像拉普拉斯金字塔中每个系数的计算都需要对原输入图像进行一次非线性映射和

金字塔分解运算,存在大量冗余计算,因此时间复杂度为 $O(N^2)$ 。后来,Paris S 等人通过减小每次全局映射运算时的图像区域,提高了计算效率,改进后的 LLF 算法时间复杂度仍为 $O(N \log N)$ 。相比于 Gaussian Filter 只考虑了空间域的差异,Bilateral Filter 算法的加权系数不仅考虑了像素间的空间距离,也考虑了亮度相似度^[8-9]。双边滤波器的最成功之处在于对图像中每个像素的值仅仅单纯地由它所有邻域像素值的加权平均,公式构造和算法实现简单,而且非迭代实现,在图像去噪,动态范围压缩,照片增强,视频处理,去马赛克等方面得到广泛的应用^[10-11]。在 Buades 等人^[6]指出双向滤波器可能产生伪轮廓的不足之后,各类试图改进双向滤波器边界响应和计算效率^[8]的保边缘图像增强滤波器被相继提出。

双向滤波器 BF(Bilateral Filter)算法具有显著的保边缘特性,成为了 GIF(Guided image filter)算法^[2]保边缘图像增强算法设计的最重要思想来源之一。GIF 是一种算法复杂度为 $O(N)$,又能增强图像细节的滤波器,但也存在图像平滑区域过度模糊、细节丢失的问题,本文将在该滤波器的基础上进行改进。

2 自适应引导滤波全景图增强算法研究

2.1 GIF(Guided Image Filter)引导滤波器

GIF(Guided Image Filter)引导滤波器是由 He 等人^[2]提出的一种能增强图像细节的滤波器。该滤波器通过一幅引导图像 G 对输入图像进行滤波处理,该滤波器的优势在于输出图像在保留输入图像整体特征的时候还能充分获得引导图像的边缘特征^[7],该滤波器适合全景图的场景增强。滤波过程中的引导图像记为 G ,输入图像记为 I ,滤波输出图像记为 Q ,假设在以像素 k 为中心的窗口 ω_k 中引导图像 I 和输出图像 Q 之间存在如下的局部线性模型:

$$Q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (1)$$

式(1)中, ω_k 是半径为 r 的方形窗口, a_k 和 b_k 为窗口中的线性系数,这种局部线性关系保证了输

出图像 Q 的边缘和引导图像 G 的边缘一致。要保证输出图像 Q 和输入图像 I 之间的差异尽可能小,关键在于求出线性系数 a_k 和 b_k 的最优解,因此转化为求以下目标函数最优化问题:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k G_i + b_k - I_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (2)$$

式(2)中, ε 是正则参数,设置的目的是防止 a_k^2 过大。对目标函数通过线性回归分析可以得到 a_k 和 b_k 的最优解如下:

$$\begin{cases} a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i G_i - \mu_k \bar{G}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \\ b_k = \bar{G}_k - a_k \mu_k \\ \bar{G}_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} G_i \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中, $|\omega|$ 为窗口 ω_k 中像素的个数, a_k^2 和 u_k 分别为引导图像 G 在窗口 ω_k 中的局部方差和均值, \bar{G}_k 为引导图像 G 在窗口 ω_k 中均值。图像的平滑程度是由参数 ε 调整的,值越大滤波后的图像越平滑, ε 参数性质与 BLF^[8] 中的 σ_r 相同,值越大滤波后的图像也越平滑。实验结果表明, GIF 对弱小目标信号的系数抑制效果明显,但对边缘系数的改变较小。这主要因为小目标信号表现出各向同性的特点,局部方差也小 $\sigma_k^2 \ll \varepsilon$, 此时 $a_k \approx 0, b_k \approx \mu_k$, 起到平滑作用。但在图像中边缘表现为各项异性,局部方差也大,此时 $\sigma_k^2 \gg \varepsilon$, $a_k \approx 1, b_k \approx 0$, 起到保边作用。

对于输入图像,对每个包含像素 i 的窗口计算不同的 Q_i 值,然后取均值。则在计算出所有的窗口系数 a_k 、 b_k 后的滤波输出图像为:

$$\begin{aligned} Q_i &= \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \\ & \left(\frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k \right) I_i + \left(\frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k \right) = \bar{\alpha}_i I_i + \bar{b}_i \end{aligned} \quad (4)$$

2.2 引导图像的构造

由于引导滤波器的输出图像在保留输入图像整体特征的时候,能充分获得引导图像的边缘特征,又因为加权最小二乘滤波器 WLS (the Weighted Least Squares) 算法^[1]具有很好的细节提取能力,为了使得全景图像的细节进一步增强,本文采用加权最小二乘滤波器 WLS 来构造全景图像的引导图像,算法原理阐述如下。

对于给定的输入图像 I ,要找到一个这样的图像 G ,该图像能与输入图像足够相似,又能在平坦区域尽可能处处平滑,用最小化平方和来表示,如式(5):

$$\begin{cases} WLS(G)_p = \text{Min} \sum_p \left[(G_p - I_p)^2 + \lambda \left(a_{x,p}(I) \left(\frac{\partial G}{\partial x} \right)^2 + a_{y,p}(I) \left(\frac{\partial G}{\partial y} \right)^2 \right) \right] \\ a_{x,p}(I) = \left[\left| \frac{\partial \ell}{\partial x}(p) \right|^n + \varepsilon \right]^{-1}, a_{y,p}(I) = \left[\left| \frac{\partial \ell}{\partial y}(p) \right|^n + \varepsilon \right]^{-1} \end{cases} \quad (5)$$

其中, p 表示图像像素点 (x,y) 的空间位置, ℓ 是图像 I 亮度通道的对数。指数 α 决定了输入图像 I 在像素点 $p(x,y)$ 梯度变化的敏感度,一般取值 0~2.0。在图像的平坦区域偏导数为 0,会导致除数为 0 的情况, ε 的作用就是防止除数为 0 的一个小值调节常量。 $\frac{\partial G}{\partial x}$, $\frac{\partial G}{\partial y}$ 分别是 G 在 x 和 y 方向上的一阶偏导数,表征了图像的陡峭程度; $a_{x,p}(I)$, $a_{y,p}(I)$ 相当于细化权重系数,可确定图像 I 的边缘,不同陡峭程度边缘具有不同的权重系数。 $(G_p - I_p)^2$ 决定了输出图像和输入图像的相似程度,在这里取最短距离。 $\lambda \left(a_{x,p}(I) \left(\frac{\partial G}{\partial x} \right)^2 + a_{y,p}(I) \left(\frac{\partial G}{\partial y} \right)^2 \right)$ 是平滑项,通过 G 在 x 和 y 方向上的一阶偏导数来达到平滑的目的,因此整个 $WLS(G)$ 是表示当右边和式(5)取得最小值时的输出图像 G 。

图 1 是基于 WLS 构造的引导图,将用于 AGIF 引导滤波用的图像增强(实验参数 $a=0.125$; $\lambda=1.2$)。从图 1(b)整体图及(c)的细节图局部放大图可以看出, WLS 具有很好的细节提取能力,构造的引导图增强了全景图的场景细节。



图1 基于 WLS 构造的引导图

Fig.1 The guided image generated by WLS

2.3 细节增强的自适应引导滤波器设计

对于输入图像 I 和引导图像 G , GIF 滤波器可形式化描述如下^[2]:

$$\begin{cases} GIF(I)_p = \frac{1}{\sum_{q \in \omega_k} W_{GIF_{pq}}(G)} \sum_{q \in \omega_k} W_{GIF_{pq}}(G) I_q \\ W_{GIF_{pq}}(G) = \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{k:(p,q) \in \omega_k} \left(1 + \frac{(G_p - \mu_k)(G_q - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon}\right) \end{cases} \quad (6)$$

由于 $\sum_{q \in \omega_k} W_{GIF_{pq}}(G)$ 被证明归一化为 1, 因此 GIF 滤波器简化为^[9]:

$$GIF(I)_p = \sum_{q \in \omega_k} W_{GIF_{pq}}(G) I_q \quad (7)$$

其中 p 表示图像 I 像素点的空间位置; μ_k, σ_k^2 是引导图像 G 关于局部窗口 ω_k 的均值和方差, $|\omega|$ 是窗口 ω_k 中的像素个数。从式(7)可以看出, 当 G_p 和 G_q 均在边缘的同侧时, $(G_p - \mu_k)(G_q - \mu_k) \setminus (\sigma_k^2 + \varepsilon)$ 这个值就大, 相当于对输入图像 I 像素 q 的权重就大。相反, 当 G_p 和 G_q 在边缘的两侧时, $(G_p - \mu_k)(G_q - \mu_k) \setminus (\sigma_k^2 + \varepsilon)$ 值就小, 对输入图像 I 像素 q 的权重就小。

在进行滤波的时候, 在输入图像中增加一个偏移量被证明能使得图像锐化, 经过滤波器算法增强

后的图像边缘更清晰^[10]。为了使得引导图像 G 边界和细节信息的像素在引导滤波器中进一步增强, 本文引入梯度模差值作为偏移量, 进行自适应图像增强。具体公式表达如下:

$$\begin{cases} W_{GAGIF_{pq}}(I) = \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{k:(p,q) \in \omega_k} \left(1 + \frac{((G_p + \zeta_p) - \mu_k)(G_q - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon}\right) \\ \zeta_p = \begin{cases} MAX(|Grad_{w_k}|) - |Grad_p| & \text{if } \Delta_p > 0 \\ MIN(|Grad_{w_k}|) - |Grad_p| & \text{if } \Delta_p < 0 \\ 0 & \text{if } \Delta_p = 0 \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

$$\Delta_p = |Grad_p| - \mu_{|Grad_k|} \quad (9)$$

其中 $|Grad_p|$ 是引导图像 G 像素 P 的梯度模值, $\mu_{|Grad_k|}$ 是局部窗口 ω_k 的梯度模值方差, $|\omega|$ 是窗口 ω_k 中的像素个数。由于图像灰度变化较大的是边沿区域, 其梯度值也大, 而在灰度变化较小的是平缓的区域, 其梯度值较小, 甚至梯度值为零, 图像的梯度模值包含了边界及细节信息。因此用梯度模值及其均值之差 $\Delta_p = |Grad_p| - \mu_{|Grad_k|}$ 来进行自适应。

从数字图像的成像原理角度来说, 一个像素应该和周围像素相关^[11], 所以周围像素会影响到这个像素, 而如果这个像素在边缘上, 那么这个像素左右, 或者上下等方向的像素必然有个较大的差, 所以考

虑这个差,将左边或者某个方向的权值调大一点,反方向权值调小一点,将不丢失边缘。

对于离散图像函数 $f(x,y)$, 梯度模运算可用差分代替微分,因此在 x,y 方向上的一阶向后差分分别定义为如式(10):

$$\begin{cases} \nabla_x f(i,j) = f(i,j) - f(i-1,j) \\ \nabla_y f(i,j) = f(i,j) - f(i,j-1) \end{cases} \quad (10)$$

在本文中,根据式(10),梯度及其模定义为如下式(11):

$$\begin{cases} \text{Grad}_p[f(i,j)] = [\nabla_x f(i,j) \ \nabla_y f(i,j)]^T \\ |\text{Grad}_p[f(i,j)]| = [(\nabla_x f(i,j))^2 + (\nabla_y f(i,j))^2]^T \end{cases} \quad (11)$$

2.4 细节增强算法基本流程及步骤

上面三小节阐述了所提出算法的基本思想和原理,并在原有的 GIF 算法上进行改进,提出了自适应的图像增强算法 AGIF,现梳理成算法流程和步骤,算法流程如图 2 所示。

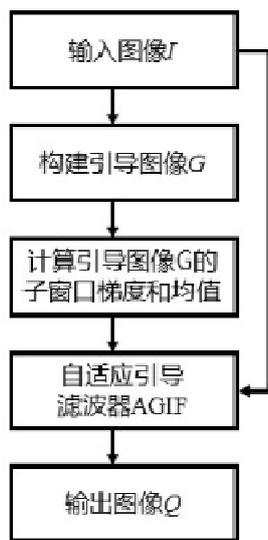


图 2 算法流程图

Fig.2 Flow chart of the proposed algorithm
本算法具体步骤:



图 3 AGIF 增强效果局部放大效果图

Fig.3 The Partial-zoomed images enhanced by AGIF

Step 1 对输入图像采用 2.2 节中的加权最小二乘滤波器 WLS (the Weighted Least Squares) 算法构建引导图像 G ;

Step 2 计算引导图像 G 的滤波窗口 W_k 中的梯度和梯度均值;

Step 3 应用 2.3 节公式 (8) 计算偏移量 ζ_p ;

Step 4 AGIF 引导滤波器对输入图像 I 在引导图像 G 的边界和细节信息引导下,用 AGIF 引导滤波器进一步增强,最后输出图像 Q 。

3 实验验证

3.1 实验环境

本文实验图像采集工具为:佳能 Canon EOS 5D Mark III 相机,佳能 EF 8-15mm f/4L USM 鱼镜头,佳能 LC-5 无线遥控器,曼富图 303SPH 云台,百诺 C2691TB1 三脚架等拍摄设备。本文所有方法的实验硬件环境: Intel(R) Core(TM) i5-3337U Duo CPU 1.8 GHz/8 GB 内存;软件运行环境:工具软件为 Matlab 2013a 和操作系统为 Windows8。为了验证算法的有效性,采集了大量庐陵古村及博物馆的不同场景和光线条件下的鱼眼照片,并拼接成全景图像,对其中拍摄质量欠佳旅游场景全景图像进行增强处理实验,并依据客观评价指标进行定量评价。

3.2 实验结果与分析

为了对比分析,同时给出了 GIF 算法^[2]、LLF 算法^[6]以及本文所提出的改进算法 AGIF 增强结果。图 4~图 7 分别给出了全景图在各算法执行下的增强效果图。表 1 给出了各算法的平均梯度、边缘强度、信息熵的全景图增强的客观质量评价指标计算值。

运用上述步骤,实验结果见图 3 所示。从图 3 可以看出,增强后的图像细节更清晰,色彩更亮。

3.2.1 各算法增强效果图

1) 钓源古村某场景全景图增强后的局部细节对比

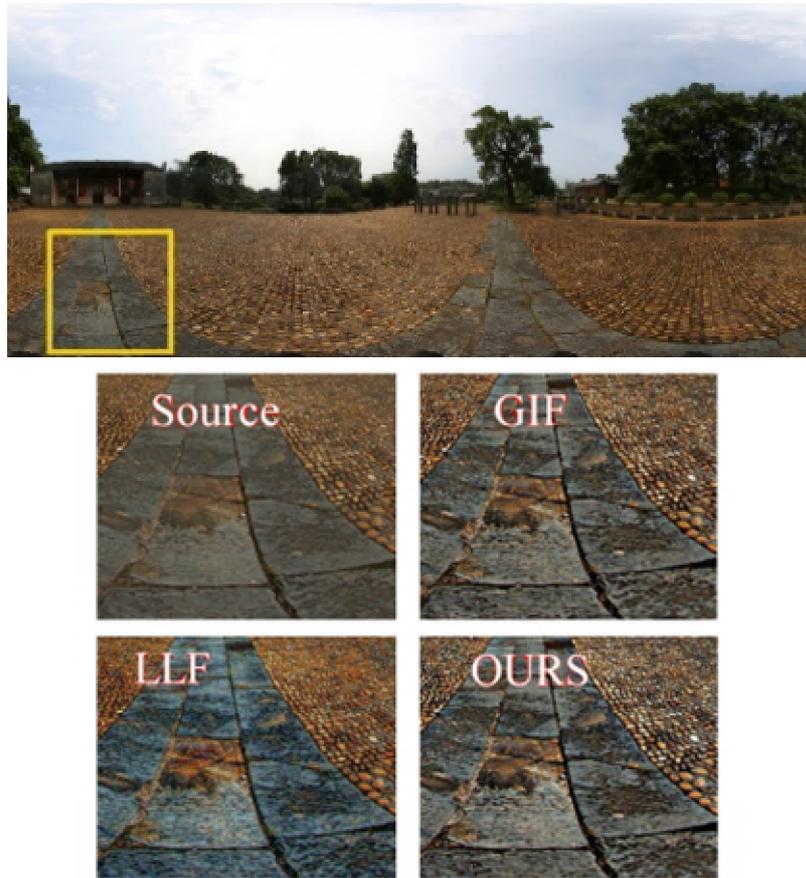


图4 上图: 钓源古村某场景全景图原图; 下图: 各方法增强后局部细节放大效果对比

Fig.4 Top: the original panoramic image at a scene in Diaoyuan ancient village; Bottom: the partial-zoomed images enhanced with different algorithms

2) 井冈山革命博物馆某场景全景图整体增强效果图



图5 博物馆某场景全景图的增强效果对比

Fig.5 The panoramic images enhanced with different algorithms at a same museum panoramic scene

3) 燕坊古村某场景全景图整体增强效果图



图 6 燕坊古村某场景全景图的增强效果对比

Fig.6 The panoramic images enhanced with different algorithms at a scene in Yanfang

4) 青原山净居寺某场景全景图整体增强效果图

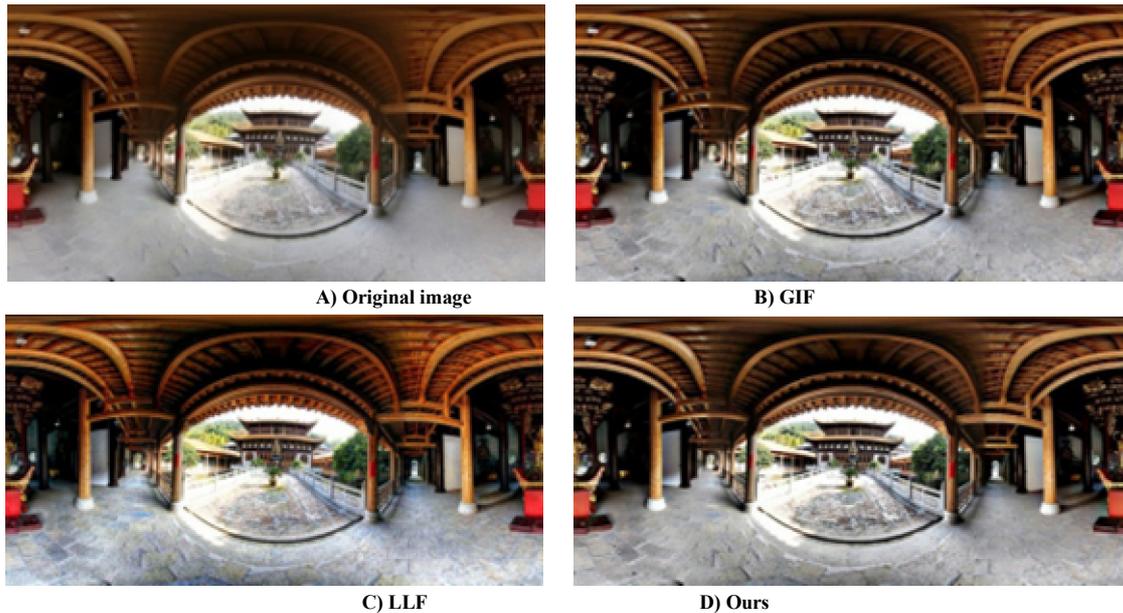


图 7 青原山净居寺某场景全景图的增强效果对比

Fig.7 The images enhanced with different algorithms at a panoramic scene in Qingyuanshan

从图 4~图 7 可以看出, 各个算法原图像 A)原图场景中部分不清楚的细节经过增强之后得到进一步的改进。对比于 B)、C)等算法的实验结果, 直观上可以看到, 所提出的自适应 GIF 增强算法能较好地提高图像的清晰度, 增强场景细节, 效果比其它 2 种增强方法要好。

3.2.2 图像增强的客观评价

由于人眼的视觉强度不同, 对于细节过多的全

景图像增强效果认知具有一定的主观性, 本文除了与 GIF、LLF 等图像增强算法进行主观上的视觉效果对比之外, 还选用平均梯度 AG (Average Gradient)、Sobel 算子计算边缘强度 EI(Edge Intensity)、信息熵 IE (Information Entropy)等三个常见图像增强客观评指标进行定量评价。

3.2.2.1 图像增强的客观评参数指标

1) 平均梯度 AG (Average Gradient)

平均梯度值 AG 分别将图像长度和宽度方向上的相邻像素灰度值做差后求平方和再求均方根值,它能较好地反映图像的微小细节反差纹理变化特征,其值越大表示图像越清晰、图像质量越好^[12]。本文对图像的 RGB 三通道的彩色颜色亮度值来求取增强后图像的平均梯度值,其计算公式为式(12):

$$AverGrad = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 \left(\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\frac{(\frac{\partial g_k(x,y)}{\partial x})^2 + (\frac{\partial g_k(x,y)}{\partial y})^2}{2}} \right) \quad (12)$$

其中, M, N 分别是图像的像素行数和列数, $g_k(x, y)$ 是图像的第 k 个颜色通道值, $k \in \{r, g, b\}$ 。图像的梯度是由颜色通道值的变化率决定的,变化越剧烈,梯度值也就越大,表明图像的层次越多,越清晰。一般情况下,清晰度越大,图像灰度表现越丰富,图像越清晰。

2) 边缘强度 EI

梯度虽然可以作为描述图像结构特征的一项重要指标,但其受噪音干扰比较大,而边缘强度可以描述图像的边缘信息。使用 Sobel 算子进行边缘检测,它是一离散性差分算子,对噪声具有平滑作用,提供较为精确的边缘方向信息。该算子包含两组 3x3 的矩阵,分别为水平模板及垂直模板,将之与图像作平面卷积,即可分别得出横向及纵向的亮度差分近似值。Sobel 算子模板如图 8 所示。

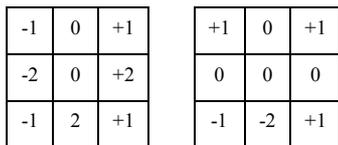


图 8 Sobel 算子模板 (a)水平模板 (b)垂直模板

Fig.8 Sobel operator model (a)Horizontal model (b) Vertical model

I 为彩色图像,其某一通道图像为 I_k , G^k_x 及 G^k_y 分别代表经横向及纵向边缘检测的图像第 k 通道的亮度值,其计算公式如下式(13):

$$G^k_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * I_k, \quad G^k_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * I_k \quad (13)$$

则边缘强度的计算公式如下式(14):

$$EdgeIntensity = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 \left(\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{(G^k_x)^2 + (G^k_y)^2} \right) \quad (14)$$

式中,代表 M, N 分别是图像的像素行数和列数。清晰的图像,边缘信息越丰富,值也就越大。反之,模糊的图像,边缘信息值则越小。

3) 信息熵计算 IE

图像信息熵是衡量图像质量的一个重要指标。增强图像的信息熵越大,说明增强图像从源图像中保留的信息量越多,细节越丰富,图像质量越好^[13]。图像的信息熵评价函数 IE 定义为式(15):

$$Information Entropy = \sum_{k=1}^3 \left(- \sum_{i=0}^{A^k-1} (P^k_i / MN) \cdot \log_2((P^k_i / MN) + eps) \right) \quad (15)$$

其中, A^k 是第 k 通道的最大灰度值, p^k_i 是第 k 通道像素 i 的概率。

3.2.2.2 全景图像质量增强客观评价计算结果

根据平均梯度 AG、Sobel 算子计算边缘强度 EI、信息熵 IE 等三个常见图像增强客观评价指标进行计算,结果如表 1 所示。

表 1 图 4~图 7 全景图像质量增强客观评价指标

Table 1 The result of panoramic image enhancement quality calculated by objective assessment criteria from figure 4 to figure 7

Image Name	Evaluating Indicator	Source image	GIF	LLF	OURS
图 4 博物馆全景图	Average Gradient	0.0106	0.0199	0.2951	0.0329
	Edge Intensity	0.1049	0.2019	0.0297	0.252
	Information Entropy	13.5871	14.0355	13.1580	14.177
图 5 钓源古村 全景图	Average Gradient	0.03	0.0586	0.0466	0.0785
	Edge Intensity	0.2777	0.5385	0.4274	0.6919
	Information Entropy	13.7531	14.1165	14.3572	14.3578
图 6 燕坊古村 全景图	Average Gradient	0.0283	0.0464	0.0469	0.0672
	Edge Intensity	0.2751	0.4478	0.4484	0.4844
	Information Entropy	14.4895	14.9971	15.5854	14.9296
图 7 青原净居寺 全景图	Average Gradient	0.0282	0.046	0.0503	0.0489
	Edge Intensity	0.2719	0.4376	0.4703	0.4644
	Information Entropy	14.1463	14.7701	15.6481	14.8785

从表 1 可以看出,改进的 AGIF 算法增强后的值基本上均比其它算法增强的结果要大。值越大,说明图像波动明显,这与细节增强达到的目标是一致的。

4 结论

本文利用具有较强细节提取能力的加权最小二乘滤波器 WLS (the Weighted Least Squares) 构建引导图像,通过引入梯度值偏移量在滤波窗口 w_k 内对输入图像 I 进行像素值自适应增强,提出了自适应的引导滤波算法 AGIF 算法。为了验证 AGIF 算法在全景图像上的增强效果,实验对象选择了各种不同场景降质全景图像,同时对 GIF 算法、LLF 算法的增强效果进行比较。实验验证效果主要从两方面进行度量,一是主观视觉效果,二是客观定量评价指标。实验结果表明,提出的增强方法能较好地提高图像的对对比度,增强旅游场景的视觉效果,性能优于其它 2 种增强方法。增强后的全景图像应用在钓源、溪陂、燕坊等庐陵古村的全景漫游系统中,取得较好的漫游视觉效果。

参考文献:

- [1] 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):67.
- [2] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [3] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images[C].*Computer Vision*, 1998. Sixth International Conference on. *IEEE*: 839-846.
- [4] Fattal R, Agrawala M, Rusinkiewicz S. Multiscale shape and detail enhancement from multi-light image collections[J]. *ACM Trans. Graph.*, 2007, 26(3): 51.
- [5] 戴霞,李辉,杨红雨,等. 基于虚拟图像金字塔序列融合的快速图像增强算法[J]. *计算机学报*, 2014, 37(3): 602-610.
- [6] Paris S, Hasinoff S W, Kautz J. Local Laplacian filters: edge-aware image processing with a Laplacian pyramid[J]. *ACM Trans. Graph.*, 2011, 30(4): 68.
- [7] Paris S, Durand F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 81(1): 24-52.
- [8] 张闯,迟健男,张朝晖,等. 基于边缘检测与双边滤波的彩色图像去噪[J]. *电子学报*, 2010, 38(8): 1776-1783.
- [9] 杨志学,徐勇,方静,等. 结合区域分割和双边滤波的图像去噪新算法[J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(1): 40-48.
- [10] Bennett E P, McMillan L. Video enhancement using per-pixel virtual exposures[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. 2005, 24(3): 845-852.
- [11] Pham T Q, Van Vliet L J. Separable bilateral filtering for fast video preprocessing[C]. 2005 *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. *IEEE*, 2005: 4.
- [12] Buades A, Coll B, Morel J M. The staircasing effect in neighborhood filters and its solution[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2006, 15(6): 1499-1505.
- [13] Wu X. A linear programming approach for optimal contrast-tone mapping[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2011, 20(5): 1262-1272.
- [14] Paris S, Durand F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach[C]. *European conference on computer vision*. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 568-580.
- [15] 漆琳智,张超,吴向阳. 引导滤波的单幅图像前景精确提取[J]. *杭州电子科技大学学报*, 2013, 33(5): 166-170.
- [16] Pham C C, Ha S V U, Jeon J W. Adaptive guided image filtering for sharpness enhancement and noise reduction[C]. *Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology*. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 323-334.
- [17] Zhang B, Allebach J P. Adaptive bilateral filter for sharpness enhancement and noise removal[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(5): 664-678.
- [18] 谭啸,冯久超. 图像邻域像素分布分析[J]. *吉林大学学报:工学版*, 2011, 41(2): 553-558.