

文章编号:1007-2780(2011)06-0823-08

基于图像分辨率增强算法的场景生成技术

赵艳伟

(吉林工商学院 信息工程分院,吉林 长春 130062, E-mail: zhyw_68@yahoo. com. cn)

摘 要: 针对高分辨率真实感的虚拟环境及场景浏览时变焦观察的需要,研究了基于图像的高分辨率场景生成技术。图像分辨率增强技术是指利用已采样的信息来重新构建分辨率更高的场景图像,包含单帧图像的分辨率增强和多帧图像序列的分辨率增强两种技术。对于单帧图像的分辨率增强技术,提出了一种基于熵变分的图像分辨率增强算法。该算法在贝叶斯估计和最大熵原理的基础上,将图像像素点梯度信息应用到图像分辨率增强中,从而建立起一种基于图像梯度信息的各向异性自适应分辨率增强算法。对于多帧图像序列的超分辨率复原技术,在单帧熵变分模型的基础上,将双边滤波技术引入到图像超分辨率复原中,建立了一种基于广义熵变分的图像超分辨率复原模型,提出了一种基于几何距离和梯度信息的双重加权各向异性分辨率增强算法。实验结果表明:使用本文算法得到的高分辨率复原图像具有较高的峰值信噪比和视觉质量,与传统图像分辨率增强算法相比具有一定的优势。

关 键 词: 高分辨率;单帧图像;多帧图像序列;双边滤波;信噪比

中图分类号: TP911 **文献标识码:** A **DOI:** 10. 3788/YJYXS20112606. 0823

Virtual Scene Genaration Technology Based on Algorithm of Image Resolution Enhancement

ZHAO Yan-wei

(Jilin Business and Technology College, Changchun 130062, China, E-mail: zhyw_68@y163. com)

Abstract: The scene generation technology based on algorithm of image resolution enhancement, aiming at the needs of high image resolution and zooming browse in virtual environment was studied. The algorithm of image resolution enhancement contains two situations. First, for one frame, a novel image zooming algorithm based on maximum a posteriori probability and maximum entropy principle was presented, which anisotropy interpolate pixels using gradient information self-adaptively. Second, in the case of multi-frames, super-resolution reconstruction algorithm based on generalized MAP theory and maximum entropy principle was presented. By introducing bifilter into traditional MAP algorithm, we anisotropy interpolate pixels using gradient information and geometry distance self-adaptively. Experimental results show that our algorithm holds higher signal/noise ratio and better vision quality.

Key words: high image resolution; one frame image; multi-frames; bilateral filtering; signal noise ratio

收稿日期: 2011-07-28; 修订日期: 2011-09-27
基金项目: 吉林省教育厅“十一五”科研规划项目(No. 2011222, 2011224); 吉林省科技厅自然科学基金项目(No. 201105064)
作者简介: 赵艳伟(1968—),女,河北藁县人,硕士,副教授,主要从事计算机软件及应用方面的研究。

1 引 言

图像分辨率的高低在很大程度上决定了基于图像的虚拟场景的绘制效果,特别是在观察者对场景采用了变焦观察方法时。此时,观察者需要在不同的焦距下观察场景的局部细节特征。然而为了保证场景的绘制效果,图像不可能无限制地放大。采用传统插值方法对图像进行数倍放大处理后,图像将会变得整体模糊,边缘处更会产生锯齿现象,如果继续提高图像的放大倍数,图像的质量将下降得非常快。因此,如何有效的提高虚拟场景中图像的分辨率已成为基于图像的虚拟现实系统需要解决的一个重要问题^[1-3]。

基于图像的虚拟场景以图像或视频作为输入,其构建效果依赖于输入的图像序列或视频的质量。当观察者对场景进行变焦观察时,一般采用图像分辨率增强技术从已有的低分辨率图像或视频来生成高分辨率图像及视频,从而满足不同焦距下场景的局部细节观察。最终得到的高分辨率图像的质量很大程度上取决于所采用的图像分辨率增强算法。从使用低分辨率的图像数目来看,图像分辨率增强技术可以分为两种:第一种是在单幅低分辨率图像基础上进行的,即传统的基于单帧的图像分辨率增强技术,也称之为图像放大;另外一种是基于多幅低分辨率图像的技术,通过利用包含在多帧低分辨率图像中的互补附加信息重构高分辨率图像的技术,即基于序列的图像超分辨率复原技术^[4-7]。目前,单帧图像的分辨率增强主要通过对离散的数字图像进行插值或拟合得到相应的连续函数模型,然后根据放大倍数对该函数重采样,得到对应的放大图像。由于高分辨率图像中所有信息都来自于初始单帧图像,信息量相对不足,因而最终高分辨率图像的质量有限,一般仅适用于放大倍数较小的场合。基于多帧图像的超分辨率复原技术是采用低分辨率图像序列来构建高分辨率清晰图像,与基于单帧图像的分辨率增强技术不同的是后者充分利用了初始低分辨率图像的序列信息,并综合考虑了成像过程中的各种退化因素,最终恢复得到的高分辨率图像质量大幅度提高,因而,其对应使用场合更为广泛。

2 基于单帧的图像分辨率增强算法

在将场景图像做为基于图像绘制的虚拟现实

系统的输入条件时,场景中任意物体都能在图像中找到惟一的对应。此时,为了提高分辨率便可采用基于单帧的图像分辨率增强算法。对于基于单帧的图像分辨率增强而言,一般采用图像插值算法。

2.1 图像插值技术

本质上讲,基于单帧的图像分辨率增强算法就是图像插值问题。例如,将空白行以及空白列插入到初始图像中,然后根据已有的图像信息修改新插入的像素点信息,最终达到图像分辨率增强的目的。然而,在通常情况下,传统的图像放大算法多采用某类已知的光滑函数来逼近原始图像,这样会造成在图像的放大倍数较高时形成明暗区域偏移甚至产生斑点等现象,留下人工痕迹,影响视觉效果;并且,这类传统的图像放大算法基本上没有考虑在实际成像过程中图像受到光学器件、成像环境等客观因素的影响,而图像不可避免地会包含噪声。因此采用传统的图像插值方法对图像进行放大处理,必然在放大初始图像的同时也放大了噪声信号,影响了成像质量。针对这类问题,基于贝叶斯估计和最大熵原理,本文提出了一种基于熵变分的图像分辨率增强算法。

2.2 基于熵变分的图像分辨率增强

2.2.1 图像的最大后验估计

在实际成像过程中图像往往要受到光学器件、成像环境等客观因素的影响,一般都包含噪声信号。考虑这一情况,设图像的噪声模型为:

$$I^0 = I + \delta \quad (1)$$

其中: I^0 表示得到的观察图像数据; I 表示理想图像数据; δ 表示加性噪声。

首先,我们假设观察图像数据 I^0 和理想图像数据 I 均为随机分布,而加性噪声 δ 为独立同分布的高斯过程。对于给定的观测数据 I^0 和 δ ,理想图像 I 的恢复,可以归结为贝叶斯理论中的最大后验估计问题,即:

$$\hat{I} = \operatorname{argmax}_I \{p(I^0 | I)\} \quad (2)$$

根据贝叶斯公式,式(2)可以展开为如下形式:

$$\hat{I} = \operatorname{argmax}_I \{p(I^0 | I)p(I)\} \quad (3)$$

对式(3)两边取对数,可得到:

$$\hat{I} = \operatorname{argmax}_I \{\log p(I^0 | I) + \log p(I)\} \quad (4)$$

其中: $p(I^0 | I)$ 表示理想图像 I 产生观察图像

I^0 的条件概率,一般由噪声类型决定; $p(I)$ 表示理想图像 I 的先验概率,可以采用 Gibbs 函数来描述,其表达式为:

$$p(I) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{F(I)}{\lambda}\right) \quad (5)$$

条件分布 $p(I^0 | I)$ 由噪声类型决定,设噪声信号 δ 服从方差为 σ^2 的高斯分布,因此可以描述为:

$$p(I^0 | I) = K \exp\left(-\frac{\|I - I^0\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

其中: K 为正常数。故有:

$$I = \arg \min_I \left(F(I) + \frac{\lambda \|I - I^0\|_2^2}{2} \right) \quad (7)$$

2.2.2 最大熵理论

由式(7)可以看出,理想图像 I 的求解需要先验分布 $F(I)$ 。

最大熵理论的基本思想是:熵表示随机变量的不确定性,在没有信息的情况下,先验分布的最佳选择就是熵变分积分值最大的分布。首先,定义图像熵变分积分 $H(I)$ 为:

$$H(I) = - \int_{\Omega} (|\nabla I| \log |\nabla I|) dx dy \quad (8)$$

根据最大熵理论,取 $F(I)$ 为负熵变分积分值最小时所对应的分布,因此理想图像 I 的恢复模型为:

$$I = \arg \min_I \left(|\nabla I| \log |\nabla I| + \frac{\lambda \|I - I^0\|_2^2}{2} \right) \quad (9)$$

其中: λ 表示与图像噪声水平相关的参数;式(9)中 $|\nabla I| \log |\nabla I|$ 称之为正则项,表示图像的光滑程度; $\frac{\lambda \|I - I^0\|_2^2}{2}$ 称为保真项或者数据项,表示恢复图像与初始图像的接近程度。

从 $|\nabla I| \log |\nabla I|$ 和 $\frac{\lambda \|I - I^0\|_2^2}{2}$ 所代表的意

思可以看出,公式(9)中等号右边第一项和第二项的作用具有矛盾性,即如果图像具有较高的光滑性,则能够较好地抑制噪声,然而拟合效果就会降低,恢复图像比较模糊;相反,如果提高图像的拟合效果,则噪声将不能被很好地抑制。

2.2.3 基于熵变分的图像分辨率增强

设放大后的图像区域为 Ω ,原始图像的区域为 Ω_0 。根据贝叶斯理论和最大熵原理,针对本文所研究的图像放大问题,其连续熵变分模型为:

$$I = \arg \min_I \int_{\Omega} (|\nabla I| \log |\nabla I|) dx dy + \frac{\lambda_e}{2} \int_{\Omega} (I - I^0)^2 dx dy \quad (10)$$

其中: λ_e 表示与图像噪声水平相关的参数; ∇I 表示图像中任意点的像素梯度。

对应的 Tikhonov 正则化模型为:

$$I = \arg \min_I \int_{\Omega} (|\nabla I|)^2 dx dy + \frac{\lambda_e}{2} \int_{\Omega} (I - I^0)^2 dx dy \quad (11)$$

可以将数字图像 I 视为定义在非空结点空间 Ω 上的离散信号集合,建立连续熵变分模型对应的离散模型。对于数字图像 I 上的任意一点 $p(x, y)$,定义其菱形邻域空间 n_p :

$$n_p = [(x, y-1), (x, y+1), (x-1, y), (x+1, y)]$$

因而定义点 p 的局部熵变差为:

$$|\nabla_p I| \log |\nabla_p I| = \sqrt{\sum_{s \in n_p} (I_p - I_s)^2 + \epsilon} \log \sqrt{\sum_{s \in n_p} (I_p - I_s)^2 + \epsilon} \quad (12)$$

根据式(12)可得,连续熵变分模型所对应的离散模型为:

$$E_1(I) = \arg \min_I \left(\sum_{p \in \Omega} |\nabla_p I| \log |\nabla_p I| + \frac{1}{2} \sum_{p \in \Omega} \lambda_e (I_p - I_p^0)^2 \right) \quad (13)$$

同理,Tikhonov 正则化模型所对应的离散模型为:

$$E_2(I) = \arg \min_I \left[\sum_{p \in \Omega} |\nabla_p I|^2 + \frac{1}{2} \sum_{p \in \Omega} \lambda_e (I_p - I_p^0)^2 \right] \quad (14)$$

假设 I 为满足式(13)的解,根据直接变分法,对于任意的试探函数 v 有:

$$\Phi(t) \big|_{t=0} = \frac{\partial E(I + tv)}{\partial t} \bigg|_{t=0} = 0 \quad (15)$$

由格林公式、试探函数 v 的边界条件以及变分原理可得:

$$-\operatorname{div} \left[\frac{f'(|\nabla I|)}{|\nabla I|} \nabla I \right] + \lambda_e (I - I^0) = 0 \quad (16)$$

将 $f'(|\nabla I|) = \log |\nabla I| + 1$ 带入式(16)可得:

$$\operatorname{div} \left(\frac{\log |\nabla I| + 1}{|\nabla I|} \nabla I \right) - \lambda_e (I - I^0) = 0 \quad (17)$$

即

$$\operatorname{div} \left(\frac{\log |\nabla I| + 1}{|\nabla I|} \nabla I \right) = \nabla \cdot v = \nabla [v_1, v_2]$$

对式(17)求解,采用半点差分格式来提高求解的精确度。令菱形邻域空间 $n_p = \{E, N, S, W\}$,对数字图像 I 上的任意像素点 p 建立离散格式

如下：

$$\nabla \cdot v = \frac{\partial v_1}{\partial x} + \frac{\partial v_2}{\partial y} = \frac{v_{1,e} - v_{1,w}}{h} + \frac{v_{2,n} - v_{2,s}}{h} \tag{18}$$

由式(17)及(18)可得：

$$I_p = \sum_{s \in n_p} h_{ps} I_s + h_{pp} I_p^0 \tag{19}$$

其中，

$$h_{ps} = \frac{w_{ps}}{\lambda_e + \sum_{s \in n_p} w_{ps}}$$
$$h_{pp} = \frac{\lambda_e}{\lambda_e + \sum_{s \in n_p} w_{ps}} \tag{20}$$

对于图像放大区域($\lambda_e=0$):

$$I_p = \frac{\sum_{s \in n_p} (w_{ps} I_s)}{\sum_{s \in n_p} w_{ps}} \tag{21}$$

同理可得,Tikhinov 正则化模型所对应的离散模型中,其 I_p 的计算公式与熵变分模型计算公式基本一致,不同之处在于 h_{ps} 与 h 的表达式不同。对于本文所采用的菱形邻域空间,经计算可得：

$$I_p = \frac{\sum_{s \in n_p} I_{ps}}{4} \tag{22}$$

对于式(22),新插入点的像素值为该点周围邻域 4 个像素点加权平均得到,且 4 个像素点每个邻域的加权因子均为 0.25,此时我们称之为具有各向同性,即传统意义上的线性插值放大方法。

2.2.4 基于熵变分的图像分辨率增强算法

对于新插入的空白像素区域,适应度参数 λ_e 为 0;而对于非空白像素区域而言,适应度参数 λ_e 与噪声参数有关。一般情况下,对原始图像采用估计方法取得一个最佳的 λ ,其表达式如下：

$$\lambda = \frac{1}{\sigma^2 |\Omega_0|} \sum_{p \in \Omega_0} \sum_{s \in n_p} w_{ps} (I_s - I_p)(I_p - I_p^0) \tag{23}$$

其中: σ^2 表示噪声方差,可由平滑图像数据估算出来; $|\Omega_0|$ 表示估算方差时所取图像块的像素数目。

放大处理实际带噪图像由两部分组成:一是利用式(19)对原始图像进行去噪处理;二是利用式(20)再对去噪处理后所得到的图片进行图像放大。因为图像放大的最终效果受到每次新插入像素区域大小的影响很大,故对图像放大做出约束,即一次放大操作最多只对原图像放大一倍,同时

在每次放大操作完成后,随机线性插入一新行和一新列。对于放大倍数 k ,所需要的放大操作次数为 $m=\lceil \log_2 k \rceil$ 。

综上所述,基于熵变分的图像分辨率增强算法的具体步骤如下：

第一步:利用离散熵变分模型对原始图像进行滤波,以消除噪声；

第二步:计算放大操作的步数 m ；

第三步:采用式(20)对相邻两行(列)插入一新行(列),将图像放大一倍；

第四步:将第三步操作重复 $m-1$ 次,以逐步放大图像；

第五步:对得到的图像每 $\frac{2^{m-1}}{(k-2^{m-1})}$ 行(列)插入一新行(列),最终输出放大后图像。

2.3 实验及分析

利用 Matlab6.5 软件对本算法进行可行性验证,并同其他算法进行比较。在本实验中,实验用的图像为一幅 150×136 像素的荷花图像,如图 1 所示。同时,为了验证本算法对图像噪声的抗干扰性,将方差为 20、均值为 0 的高斯噪声加入原始图像中。采用熵变分算法、Tikhonov 正则化算法以及双线性插值方法分别对原始图像进行分辨率增强。其结果如图 2、3、4 所示。



图 1 原始图像(150×136)
Fig. 1 Original image(150×136)

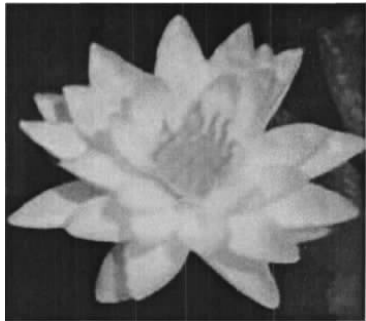


图 2 熵变分模型 4 倍分辨率增强图像(600×544)
Fig. 2 Enhanced image of four times resolution based on entropic variation model(600×544)

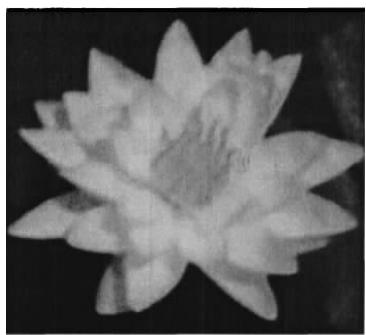


图 3 Tikhonov 正则化模型 4 倍分辨率增强图像(600×544)

Fig. 3 Enhanced image of four times resolution based on Tikhonov regularization model(600×544)



图 4 双线性插值模型 4 倍分辨率增强图像(600×544)

Fig. 4 Enhanced image of four times resolution based on bilinear interpolation model(600×544)

从图 2、3、4 可以看出,采用熵变分模型进行 4 倍放大得到的分辨率增强结果图像最为清晰;而采用 Tikhonov 正则化模型得到的结果图像边缘存在严重的模糊现象;采用双线性插值模型得到的图像存在锯齿现象和较明显的斑点现象,影响了图像的视觉效果,其原因在于初始图像被放大的同时噪声信号也被放大。因此,采用熵变分模型进行 4 倍放大得到的分辨率增强结果图像相比 Tikhonov 正则化模型和双线性插值模型具有更好的视觉效果,其优势较为明显。

3 基于多帧的图像超分辨率复原算法

对基于多帧图像的超分辨率复原算法而言,低分辨率图像序列间的互补信息被充分利用,更多的初始信息使最终的图像比基于单帧的分辨率增强图像具有更好的视觉效果。但是,如果从低分辨率图像的退化模型来看,超分辨率复原算法是一个病态问题,其原因在于退化模型的非适定

性以及低分辨率图像序列的数量不足。通过在超分辨率复原模型中引入正则化约束项,使非适定性求解问题稳定。

3.1 正则化超分辨率复原方法

假设 M 帧大小为 $N_1 \times N_2$ 的退化图像构成低分辨率图像序列,而超分辨率复原的任务是重新构建一幅大小为 $L_1 N_1 \times L_2 N_2$ 的高分辨率图像。其中, L_1 及 L_2 为水平方向和垂直方向上的分辨率提升因子。以字典方式将高分辨率图像 x 排列成向量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$, $N = L_1 N_1 \times L_2 N_2$; 低分辨率图像序列为 $y_k = [y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kn}]^T$, $p = N_1 \times N_2$, $k = 1, 2, \dots, M$ 。

退化模型的准确性对超分辨率算法的有效性具有重要的作用。假设 x 在低分辨率图像采样过程中保持不变,通过对 x 进行运动、变形光学模糊和下采样得到低分辨率图像序列 y_k ,并且假设低分辨率被施加叠加性随机噪声,退化模型可以表示为:

$$y_k = \mathbf{D}\mathbf{B}_k\mathbf{M}_k x + n_k, k = 1, 2, \dots, M \quad (24)$$

其中, y_k 表示第 k 帧低分辨率图像; $\mathbf{D}$ 表示 $N_1 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 的下采样矩阵; $\mathbf{B}_k$ 表示 $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 的光学模糊矩阵; $\mathbf{M}_k$ 表示 y_k 相对 x 的 $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 运动变形矩阵; n_k 表示叠加性随机噪声。该退化模型下超分辨率图像算法的流程如下所示:

理想高分辨率图像——运动变形——光学模糊——下采样——降质低分辨率图像序列——超分辨率复原算法——重建高分辨率图像。

为了不失一般性,令 $\mathbf{W}_k = \mathbf{D}\mathbf{B}_k\mathbf{M}_k$, 则退化模型为:

$$y_k = \mathbf{W}_k x + n_k, k = 1, 2, \dots, M \quad (25)$$

其中, $\mathbf{W}_k$ 表示 $N_1 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 的系统矩阵。

将所有低分辨率图像序列排列成一个向量,得到:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}x + \mathbf{n} \quad (26)$$

其中: $\mathbf{Y}$ 表示 M 帧低分辨率图像叠加在一起的 $MN_1 N_2 \times 1$ 的向量; $\mathbf{n}$ 表达 $MN_1 N_2 \times 1$ 随机噪声向量; $\mathbf{W}$ 表示大小为 $MN_1 N_2 \times 1$ 的 $L_1 N_1 L_2 N_2$ 的系统矩阵。

3.2 基于广义熵变分的超分辨率复原方法

3.2.1 熵变分超分辨率复原模型

对于给定的低分辨率图像序列 y_k 和随机噪

声 n_k , $k=1,2,\cdots M$ 分布前提下高分辨率图像 x 的恢复,根据最大后验概率估计准则,超分辨率复原图像可由式(2)表达:

$$x = \arg \max_x \{P(x|y_1, y_2, \cdots y_m)\} \tag{27}$$

根据贝叶斯公式对式(27)进行展开,并对两边取对数得:

$$x = \arg \max_x \{\log P(y_1, y_2, \cdots y_m | x) + \log P(x)\} \tag{28}$$

当低分辨率图像序列 $y_k(k=1,2,\cdots M)$ 中的随机噪声独立同分布时,式(28)可以进一步改写为:

$$x = \arg \max_x \left[-\sum_{k=1}^M \log P(y_k | x) - \log P(x)\right] \tag{29}$$

其中: $\log P(y_k | x)$ 表示随机噪声模型,由 n_k 决定; $P(x)$ 表示高分辨率图像 x 的先验模型,其分布可以采用 Gibbs 函数来描述。假设噪声 n_k 是方差的高斯信号,根据最大熵原理,理想高分辨率图像 x 的恢复模型为:

$$x = \arg \min_x \left[\sum_{k=1}^M \|y_k - w_k x\|_2^2 + \lambda \int_{\Omega} (|\nabla x| \log |\nabla x|) dx \right] \tag{30}$$

$$x = \arg \min_x \left[\sum_{k=1}^M \|y_k - w_k x\|_2^2 + \lambda \sum_{a \in \Omega} \left(\sum_{\beta=a} \sqrt{w_d(\alpha - \beta)} (x_a - x_{\beta})^2 \log \sum_{\beta=a} \sqrt{w_d(\alpha - \beta)} (x_a - x_{\beta})^2 \right) \right] \tag{31}$$

其中, x 表示待恢复的高分辨率图像; w_k 表示第 k 帧低分辨率图像相对高分辨率图像的综合降质矩阵; $\lambda=\frac{2\sigma^2}{T}$ 表示正则化参数。

采用最速下降法可对式(31)求解,步骤如下:

第一步:输入多帧原始低分辨率图像、迭代步长、正则化参数、邻域阶数和误差门限等参数以满足广义熵变分模型计算需要;

第二步:对第一帧低分辨率图像 y_l 进行双线性插值,得到初始图像 x^0 ;

第三步:根据式(31),利用最速下降法求解新的迭代图像;

第四步:计算新图像和上次迭代图像的差,当迭代误差小于误差门限时,将当前超分辨率图像作为理想图像并退出计算;否则,转到第三步,继续迭代计算。

其中 λ 表示与图像噪声水平相关的参数。式(30)中右边第一项称为数据项,表示图像的进程度;第二项称为正则项,表示图像的光滑程度。这两项的作用也具有矛盾性,如果图像具有较高的光滑性,则能够较好地抑制噪声,然而拟合效果就会降低,恢复图像比较模糊;相反地,如果提高图像的拟合效果,则噪声将不能被很好地抑制。

3.2.2 双边滤波器

图像滤波器是对图像实现平滑处理。传统滤波仅仅考虑邻域像素与中心像素的灰度相似性度量,而在高阶邻域系统中,双边滤波机制不仅考虑了邻域像素与中心像素的灰度相似性度量,而且还考虑了其几何距离度量。采用高斯核函数来度量灰度相似性度量和几何距离度量。双边滤波由于结合了几何距离各向异性和灰度各向异性,这种的双重加权机制使其具有更好鲁棒的边缘保持特性以及抗干扰性。

3.2.3 广义熵变分超分辨率复原模型及其算法

基于双波滤波器良好的鲁棒边缘保持特性以及抗干扰性,在熵变分模型的基础上,将双边滤波器加入其中,构造出一种广义的熵变分超分辨率复原模型,其表达式如下:

3.3 实验及分析

利用 Matlab6.5 软件对广义熵变分超分辨率复原算法进行验证,并同其他算法进行比较。

在本实验中,实验用的低分辨率图像序列由一幅 300×272 像素图像如图 5 所示,经过全局平移运动、光学模糊、4 倍率的下采样以及加入方差为 5 的高斯噪声等步骤后退化得到的,共取 9 帧低分辨率的退化图像(像素为 100×100)进行实验。其中,光学模糊算子 C 以及几何距离度量 $w_d(\alpha)$ 分别为:

$$C = \frac{1}{64} \begin{bmatrix} 1 & 5 & 1 \\ 5 & 40 & 5 \\ 1 & 5 & 1 \end{bmatrix}$$

$$w_d = \begin{bmatrix} 0.169\ 0 & 0.329\ 2 & 0.411\ 1 & 0.329\ 2 & 0.169\ 0 \\ 0.329\ 2 & 0.641\ 2 & 0.800\ 7 & 0.641\ 2 & 0.329\ 2 \\ 0.411\ 1 & 0.800\ 7 & 1.000 & 0.800\ 7 & 0.411\ 1 \\ 0.329\ 2 & 0.641\ 2 & 0.800\ 7 & 0.641\ 2 & 0.329\ 2 \\ 0.169\ 0 & 0.329\ 2 & 0.411\ 1 & 0.329\ 2 & 0.169\ 0 \end{bmatrix}$$

本实验中,对几何距离度量 $w_d(\alpha)$ 取图像的领域系统介数为 2,对应的高斯分布函数的方差为 2。

理论上,超分辨率图像复原算法结果与采用的低分辨率图像的数目成线性正相关,即采用的图像数目越多,复原效果就越好。为了不增加算法的计算量,本实验中取 9 帧低分辨率图像序列。同时,从复原图像峰值信噪比(PSNR)和均方误差(MSE)两方面来定量评价超分辨率复原方法的效果。其实验结果见表 1 和表 2。

表 1 基于广义熵变分的图像分辨率增强结果定量比较

Table 1 Quantitative comparison of the image resolution enhancement result based on general entropic variation model

采用低分辨率图像的帧数	超分辨率复原算法		
	4	6	9
PSNR	30.894 8	31.956 7	32.303 2
MSE	0.002 4	0.001 9	0.001 7

表 2 图像超分辨率复原不同方法结果定量比较

Table 2 Quantitative comparison of the imagesuper-resolution reconstruction results by different methods

	双线性插值	熵变分模型	广义熵变分模型
PSNR	30.009 5	31.349 8	32.303 2
MSE	0.002 9	0.002 2	0.001 7

从表 1 可以看出,基于广义熵变分的超分辨率复原方法所采用的图像数越多,复原后图像对应的评价指标越高,效果越好。从表 2 可以看出,运用超分辨率复原方法复原的图像指标比双线性插值以及熵变分模型要高。两种方法所复原的图像结果如图 6、7 所示。



图 5 原始高分辨率图像(300×272)

Fig. 5 Original high resolution image(300×272)

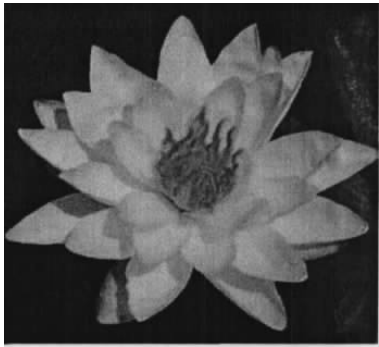


图 6 双线性插值图像(300×272)

Fig. 6 Image based on bilinear interpolation model (300×272)

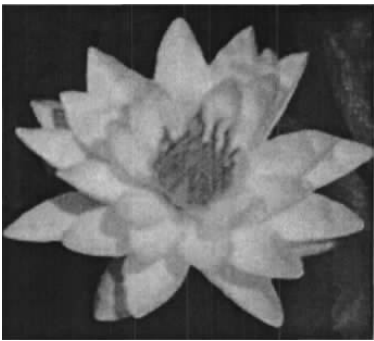


图 7 熵变分超分辨率复原图像(300×272)

Fig. 7 Super resolution reconstruction image based on entropic variation model(300×272)

从图中可以看出,采用基于广义熵变分的超分辨率复原方法得到的高分辨率图像明显较双线性插值方法所得到的图像清晰,并且边缘保持的更好,基于广义熵变分的超分辨率复原方法相比其他方法具有较大的优越性。其原因在于基于广义熵变分的超分辨率复原方法具有图像梯度信息和几何距离的双重加权各向异性机制。

4 结 论

对于提高图像的虚拟现实系统真实感而言,增强场景图像分辨率是有效方法和重要保证。增强图像分辨率的方法主要有基于单帧的图像分辨率增强技术和基于多帧的图像超分辨率复原技术两种。其中,基于单帧的图像分辨率增强技术主要采用各种插值技术对单帧图像进行放大;基于多帧的图像超分辨率复原技术主要利用低分辨率图像序列的帧间互补信息来重建高分辨率图像,达到复原图像的目的。本文通过理论分析以及实验验证,得出如下结论:

(1)本文基于熵变分的图像分辨率增强算法提出了针对单帧图像的分辨率增强生成技术。该算法在 Bayesian 估计理论和最大后验概率估计基础上,建立了图像的熵变分模型,将图像像素点梯度信息运用到图像放大中,建立了基于图像梯度信息的各向异性自适应分辨率增强模型。实验结果表明,该算法不仅能提高图像的分辨率,而且能较好地保持图像边缘。

(2)对于多帧图像序列,本文提出了基于广义熵

变分的超分辨率复原算法。该算法在 Bayesian 估计理论和最大熵原理的基础上,将双边滤波技术引入到图像超分辨率复原中,导出了一种基于广义熵变分模型的图像超分辨率复原算法。广义熵变分模型继承了双边滤波在大阶数邻域中的双重加权机制,在考虑图像像素灰度相似性的同时考虑了像素间的几何度量。与传统图像分辨率增强算法比较,使用本文算法得到的超分辨率复原图像具有较高的峰值信噪比和视觉质量,具有较大的优越性。

参 考 文 献:

- [1] 徐美芳,刘晶红. 基于边缘保持的航拍图像凸集投影超分辨率重建算法[J]. 液晶与显示,2010,25(6):873-878.
- [2] 孟庆武. 预估计混叠度的 MAP 超分辨率处理算法[J]. 软件学报,2004,15(2):207-214.
- [3] 张新明,沈兰荪. 基于多尺度边缘保持正则化的超分辨率复原[J]. 软件学报,2003, 14(6):1075-1081.
- [4] 程建刚,田捷,何余良,等. 基于非线性扩散滤波的指纹增强算法[J]. 自化学报, 2004,30(6):854-862.
- [5] 邵文泽,韦志辉. 基于广义 Huber-MRF 图像先验模型的超分辨率复原算法[J]. 软件学报, 2007,18(10): 2434-2444.
- [6] 谭兵,徐青,耿则勋,等. 超分辨率图象重建技术发展现状[J]. 信息工程大学学报, 2003,4(4):93-97.
- [7] 陶洪久,饶俊飞,周祖德. 单幅图像的超分辨率重建方法[J]. 武汉理工大报,2004,28(6):943-946.