ISSN 1000-9825, CODEN RUXUEW
Journal of Software, Vol.20, No.6, June 2009, pp.1694−1702
doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.03532
© by *Institute of Software, the Chinese Academy of Sciences*. All rights reserved.
E-mail: jos@iscas.ac.cn
http://www.jos.org.cn
Tel/Fax: +86-10-62562563

TV图像插值的双方向扩散改进算法*

詹 毅[1+], 王明辉[1], 万 群[2], 李 梦[3]

[1](四川大学 计算机学院,四川 成都 610065)
[2](成都电子科技大学 电子工程学院,四川 成都 610054)
[3](重庆大学 数理学院,重庆 400030)

Modified Algorithm with Bidirectional Diffusion for TV Image Interpolation

ZHAN Yi[1+], WANG Ming-Hui[1], WAN Qun[2], LI Meng[3]

[1](College of Computer, Sichuan University, Chengdu 610065, China)
[2](College of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)
[3](College of Mathematics and Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, China)
+ Corresponding author: E-mail: zhanyimeng@yahoo.com.cn

Zhan Y, Wang MH, Wan Q, Li M. Modified algorithm with bidirectional diffusion for TV image interpolation. *Journal of Software*, 2009,20(6):1694−1702. http://www.jos.org.cn/1000-9825/3532.htm

Abstract: In this paper a method of image interpolation based on bidirectional diffusion is proposed. With this method, the edge width of interpolated images is effectively reduced and crisp and smooth edges are obtained. In this bidirectional diffusion, forward diffusion occurs in brighter lateral on edge ramp and backward diffusion proceeds in darker lateral. And the intensity of diffusion is adjusted adaptively according to the image features, which avoid the appearance of artifacts and false textures in the interpolated image. Numerical experiments on real images show that images interpolated with the proposed method have smaller edge width and are almost artifact-free.
Key words: image interpolation; bidirectional diffusion; edge sharpening; partial differential equations

摘 要: 提出了一种双方向扩散图像插值方法,有效地减小了插值图像的边缘宽度,从而获得清晰而光滑的图像边缘.这种双方向扩散在图像边缘斜坡较亮一侧进行前向扩散,而在边缘斜坡较暗一侧进行后向扩散.同时,它能根据图像边缘的特征自适应地调整前向、后向扩散强度,从而避免了在插值的图像中产生虚的纹理或边缘.数值实验结果显示,该方法既能很好地减小插值图像的边缘宽度,又不会产生其他人工虚像.
关键词: 图像插值;双方向扩散;边缘锐化;偏微分方程
中图法分类号: TN911 **文献标识码**: A

数字图像插值在现实生活中应用广泛而且在有些领域极其重要,例如,放大数字照片、增加打印机分辨率、把PAL或NTSC分辨率视频转换成HDTV分辨率视频等等,因而倍受关注[1−9].图像插值方法可以分为基于非模型的方法与基于模型的方法[2].基于非模型的方法采用线性或非线性基函数(或插值核)来逼近、刻画源图像;而

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60672096 (国家自然科学基金)
Received 2008-07-13; Revised 2008-10-06; Accepted 2008-11-28

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

基于模型的方法则是通过模拟成像过程用正则化方法表示图像先验约束.从图像插值的数学方法来看,图像插值方法又可以分为基于偏微分方程的方法、能量变分方法、基于小波的方法、机器学习方法、统计/概率方法等.本文只讨论偏微分方程知识在图像插值方面的两种方法:基于方程的方法和能量变分方法.在基于偏微分方程的图像插值方法中,常用的偏微分方程是热传导方程、Perona-Mali各向异性扩散方程、Navier-Stokes方程[8]、中值曲率驱动方程等.能量变分法包括总变分法(total variation,简称TV)、Mumford-Shah方法[9]等.如Belahmidi等人[4]提出了一个基于热传导方程模型的插值方案.这种方法在同质区域进行线性插值,而在图像边缘附近进行各向异性扩散,从而消除了插值图像在边缘的锯齿效应.Cha等人[6]把偏微分方程的TV能量模型运用到线性插值方法的后处理过程中,去除插值图像中的棋盘格效应,较好地恢复了图像边缘.Hwang等人[5]将逆梯度运用到传统的双线性与双三次插值方法中,锐化了图像边缘,使插值的图像边缘更清晰.Malgouyres等人[7]将总变分(TV)模型运用到图像插值,获得了较好的边缘增强效果.

Aly等人提出了一种基于新观测模型[10]的TV上采样方法[2].这种方法是基于模型的能量变分插值方法.TV 上采样采用$\int\|\nabla f(\boldsymbol{x})\|\mathrm{d}\boldsymbol{x}$形式的正则化因子.它使图像沿着梯度正交方向扩散,结果是使图像保持轮廓(边缘)的位置和强度变换,并保持水平线方向的连续性(沿轮廓方向平滑),从而消除图像边缘的锯齿效应.另外,这个偏微分方程中不含有沿梯度方向的二阶方向导数,从而消除了空间梯度方向上图像的扩散,这样就避免了在水平集运动中沿图像边缘方向的扩散引起的边缘模糊.在 TV 上采样方法中,下采样与滤波算子 H 中的滤波器近似于一个高斯滤波器.这种滤波器带有一定的方向性,它在某些方向上有选择地通过部分高频分量,在一定程度上减小了图像边缘宽度.但是,这种滤波器在边缘两侧产生过度强烈的灰度对比,从而在边缘两侧产生振荡现象(两条对比度过度强烈的带子).这种新的人工虚像形成视觉上的模糊.同时,这种滤波器也在平坦区域产生块状效应,在边缘附近的平坦区域形成虚的边缘以及图像边缘的漂移.另外,由图像插值过程本身所引起的插值图像边缘宽度的放大问题也未得到解决.

为了克服 TV 上采样方法的缺点并解决由图像插值过程本身所引起的插值图像边缘宽度的放大问题,本文提出了一种双方向扩散图像插值方法.这种双方向扩散在图像边缘斜坡较亮一侧进行前向扩散,而在图像边缘斜坡较暗一侧进行后向扩散,以此增加插值图像边缘中心区域的灰度对比度,在离图像边缘中心较远的区域减小灰度对比度,从而减小了插值图像的边缘宽度,形成陡峭的边缘.另外,这种双向扩散能够根据图像边缘的特征自适应地调整前向、后向扩散强度,既避免了在插值的图像中产生虚的纹理或虚的边缘,又使后向扩散被控制在一定的范围,避免了后向扩散过程的发散.另一方面,在本文中,滤波过程由平滑项实现,消除了文献[2]中出现的各种人工虚像.无论是从主观的视觉评价,还是从客观的局部性能评价(边缘灰度剖面图)、全局性能评价(峰值性噪比),实验结果都验证了本文方法既能很好地减小插值图像的边缘宽度,又不会产生其他人工虚像.

1 TV 上采样方法

设 f 是理想的高分辨率图像,g 是由现实物理成像设备得到的低分辨率图像.我们把 f,g 按字典序排列成列向量,仍用 f,g 表示,则理想的高分辨率图像和低分辨率图像的关系可以描述为

$$g=Hf \tag{1}$$

其中,H 是一个稀疏矩阵,实现滤波和下采样过程.图像插值就是根据公式(1)从 g 获得 f 的估计 $\hat{f}$.众所周知,这是一个病态的逆问题.在正则化的框架下,文献[2]把此问题表示成如下的最优化问题来解决:

$$\hat{f}_1=\arg\min_f\left\{\frac{1}{2}\|Hf-g\|^2+\lambda\int\|\nabla f\|\mathrm{d}x\right\} \tag{2}$$

其中,λ是正实数;H 是下采样与滤波矩阵,由文献[10]进行估计,所得滤波器近似于一个高斯滤波器.公式(2)中第 1 项是数据保真项,用于惩罚估计的插值图像与观察的原始图像的不一致;第 2 项是正则项.运用水平集方法求解方程(2),文献[2]中的 TV 上采样方法的迭代演化方程为

$$f_t=\lambda\kappa\|\nabla f\|+H^T(Hf-g) \tag{3}$$

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

2 本文算法

在数据保真项中,H^T中的上采样过程总会把原始图像中的边缘宽度放大,从而在插值图像形成模糊的边缘,特别是在水平集运动的初始迭代过程中.图 1 显示了由上采样过程引起的图像边缘宽度放大的情形.

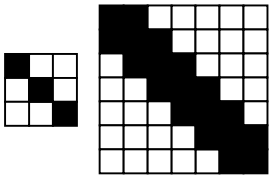


Fig.1 Image up-sampling

图 1 图像上采样示例

公式(3)中,正则化因子使图像只沿梯度正交方向扩散,使图像保持轮廓(边缘)的位置和强度变换.但是这个过程只能使图像轮廓变得光滑、消除轮廓的锯齿现象,而不会减小由上采样过程引起的图像边缘宽度的放大.另一方面,公式(3)中 H 矩阵中的滤波器近似于一个高斯滤波器.这种滤波器带有一定的方向性,它有选择地通过部分高频分量,在一定程度上减小了图像边缘宽度.但是,这种滤波器在边缘两侧产生过度强烈的灰度对比,从而在边缘两侧产生新的人工虚像——两条对比过度强烈的带子,形成视觉上的另一种模糊.另外,插值图像的边缘也产生了漂移.因此,要获得视觉效果良好的插值图像,插值方程不仅要能够沿图像轮廓平滑、消除锯齿现象,还要能够有效地减小图像边缘宽度,形成清晰的图像边缘,同时避免出现人工虚像.

为此,本文提出如下的图像插值形式:

$$f_t = \alpha E_s + \beta E_e + E_f \tag{4}$$

其中,

$$\left.\begin{aligned} E_s &= \kappa \|\nabla f\| \\ E_e &= -c(\|\nabla f\|)\Delta f \|\nabla f\| \\ E_f &= H^T(Hf - g) \end{aligned}\right\} \tag{5}$$

$c(\cdot)$是一个单调递减的非负函数,Δ是 Laplacian 算子,α,β是正实数.

在公式(5)中,E_s是平滑项用于沿图像轮廓方向平滑,消除边缘的锯齿现象.E_e是增强项,用于减小放大图像的边缘宽度,形成清晰的图像轮廓.E_f是数据保真项,它使插值图像与原始的低分辨率图像保持一致.与公式(3)相比,本文算法多了一项增强项,目的是用来减小由上采样过程引起的图像边缘宽度的放大,锐化放大图像的边缘.另外,公式(5)采用了不同于公式(3)的数据保真项,以消除高斯滤波对图像边缘的模糊.

2.1 增强项

A. 双方向扩散

我们知道,数字图像的边缘可以模拟成类斜面的剖面,斜坡坡度与边缘的模糊程度成比例.因此,要减小图像边缘的宽度,就需要使图像边缘的坡度更陡.对一个斜坡,要使其坡度变得更陡,最直接的方法是使斜坡下半部灰度值降低,同时提高斜坡上半部灰度值,如图 2 所示.对于一个灰度图,假设图中每一像素的灰度值由相应数量的单位质量粒子堆积而成[11].在图像插值的过程中,图像边缘斜坡上灰度值的增、减可以看成是在外力的作用下,斜坡两端的粒子向斜坡中心运动,即斜坡下半部的粒子沿着斜坡向上运动,斜坡上半部的粒子沿着斜坡向下运动.经过这样的运动后,在图像边缘斜坡中心区域灰度对比度得到增强,形成陡峭的边缘;而在离边缘中心较远的斜坡区域,灰度对比度减小,变得更平坦,从而运动后的边缘宽度减小.图像能量的前向扩散可以实现粒子沿斜坡向下运动,而后向扩散推动粒子沿斜坡向上运动.因此,图像边缘的双方向扩散可以有效地减小放大图像的边缘,如图 3 所示(箭头指示了边缘两侧的扩散方向).

基于以上的思想,公式(5)引入了如下的图像插值增强项:

$$E_e = -c(\|\nabla f\|)\Delta f \|\nabla f\| \tag{6}$$

其中,$c(\|\nabla f\|)$采用如下P-M扩散系数[12]:

$$c(\|\nabla f\|) = \frac{1}{1+(\|\nabla f\|/k)^2}.$$

在公式(6)中,当像素位于靠近图像边缘中心较暗的一侧时,Δf为正值,E_e为负,公式(6)起着后向扩散的作用,

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

推动粒子沿斜坡向上运动;当像素位于靠近图像边缘中心较亮的一侧时,Δf为负值,E_e为正值,公式(6)起着前向扩散的作用,推动粒子沿斜坡向下运动.在图像增强领域,Laplacian算子Δf对噪声的敏感性使得其应用受到限制.但是在图像插值领域,对噪声图像的直接插值放大不可避免地会放大噪声,引起插值图像视觉效果的严重退化,所以对噪声图像应先去噪,然后再放大.因此,在这里使用Laplacian算子是合理的;而且利用Laplacian算子的零交叉性质,可以准确地找到图像边缘的中心位置.众所周知,后向扩散过程是病态过程,因此在使用它们时必须严格控制后向扩散的范围.由于公式(6)中的后向扩散只在图像边缘中心一侧进行,从而减小了后向扩散的强度.这正如图 3 所示,从斜坡底部把粒子推到斜坡中部要比把粒子推到斜坡顶部需要较小的能量.这就使得后向扩散的强度得到有效控制,避免后向扩散过程的发散,也避免了过度的后向扩散引起的图像边缘漂移.

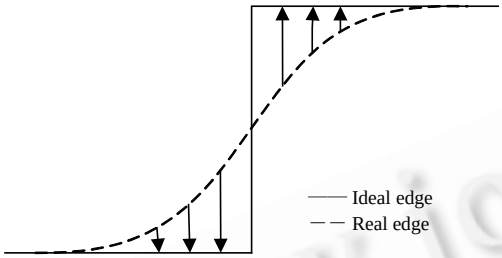


Fig.2 Reducing edge width by changing image intensity

图 2 通过改变图像强度减小边缘宽度

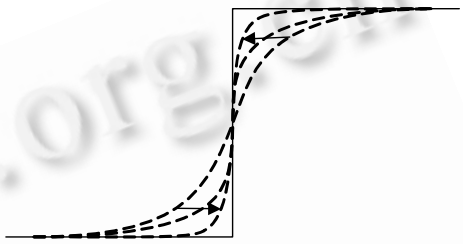


Fig.3 Reducing edge width by bidirectional diffusion

图 3 以双方向扩散减小图像边缘宽度

公式(6)中的$c(\|\nabla f\|)$进一步控制双方向扩散的强度.在图像边缘的斜坡上,较大的梯度(对应较陡的图像边缘)对应较小的$c(\|\nabla f\|)$值,防止前向扩散越过边缘中心形成边缘的模糊,同时防止过度的后向扩散引起伪边缘的出现;较小的梯度对应较大的$c(\|\nabla f\|)$值,加大前向与后向扩散,以形成较强的对比度.而在图像的平坦区域,Δf,$\|\nabla f\|$都很小,E_e接近于 0,从而避免了在图像平坦区域出现分块效应.因此,这种双向扩散可以根据图像边缘的特征自适应地调整前向后向扩散强度,从而避免了在插值图像中产生虚的纹理或边缘.

B. 与振荡滤波的比较

振荡滤波也是一种双向扩散,广泛应用于图像增强与图像去噪.例如,Osher 和 Rudin 在文献[13]中采用如下振荡滤波实现双向扩散,从而达到图像增强的目的:

$$f_t = -sign(f_{\eta\eta})\|\nabla f\|,$$

其中,$f_{\eta\eta}$是正交于梯度方向的二阶方向导数.但是,采用振荡滤波实现图像放大则会带来下面一些问题:第一,对图像边缘中心定位$f_{\eta\eta}$没有Δf准确.图 4 显示了$f_{\eta\eta}$,Δf的符号函数的图像显示.从图中可以清楚地看出,在背景中,左边的竖白条、Lena的面部以及帽子上的羽毛等地方,$f_{\eta\eta}$都不能很好地定位边缘的中心位置;第二,振荡滤波以相同的强度进行双方向滤波,不能根据图像边缘的特征调整滤波强度,不可避免地会在图像中产生虚的纹理[14].而如上一节所述,公式(6)的双向扩散强度是通过$c(\|\nabla f\|)$根据图像边缘的特征进行调整,从而克服了振荡滤波的缺陷.

(a) Original image
(a) 原始图像

(b) $f_{\eta\eta}$ shown as an image
(b) 图像显示的$f_{\eta\eta}$的符号

(c) Δf shown as an image
(c) 图像显示的Δf的符号

Fig.4 Comparison of the ability locating the center of edges

图 4 边缘中心定位比较

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

2.2 保真项

本文中数据保真项E_f用来惩罚插值图像f($qr\times qs$维,q是放大倍数)与原始图像g($r\times s$维)的不一致.虽然其形式仍然采用公式(3)中的数据保真项形式,即$E_f=H^T(Hf-g)$,但是公式(5)中的H与公式(3)中的H有着很大的不同.由于公式(4)中E_s的平滑过程本身就是一个沿水平线方向的滤波,因此,公式(5)中H算子不再包含滤波过程,以避免重复滤波所带来的图像质量的退化(如出现振铃现象、模糊边缘等).也就是说,公式(5)中的H只是一个下采样算子.本文中,下采样算子H计算图像f上$q\times q$(q是放大倍数)模板上的平均值以获得相应原始图像的灰度值,而H^T就是一个像素的复制过程,即公式(5)中的下采样算子H采用如下方法实现:

1) 首先,构造下采样矩阵 P,Q:

$$P=\frac{1}{q}\begin{bmatrix}1 & 1 & \dots & 1 & & & & & & & & \\ & & & & 1 & 1 & \dots & 1 & & & \mathbf{0} & \\ & & \mathbf{0} & & & & & & \ddots & & & \\ & & & & & & & & & 1 & 1 & \dots & 1\end{bmatrix}_{r\times qr},\ Q=\frac{1}{q}\begin{bmatrix}1 & 1 & \dots & 1 & & & & & & & & \\ & & & & 1 & 1 & \dots & 1 & & & \mathbf{0} & \\ & & \mathbf{0} & & & & & & \ddots & & & \\ & & & & & & & & & 1 & 1 & \dots & 1\end{bmatrix}^T_{s\times qs}.$$

上述矩阵中,每行 1 的个数为 q 个.

2) 用矩阵 P,Q 对 f 进行下采样(这相当于对插值图像的一个局部平均获得对应的原始图像的对应像素),并求与原始图像的误差,即 $PfQ-g$.

3) 计算误差残差$q^2P^T(PfQ-g)Q^T$(这个过程相当于最邻近插值).

2.3 提出的算法

通过以上分析,本文插值方法的最后形式为

$$f_t=\alpha\kappa\|\nabla f\|-\beta c(\|\nabla f\|)\Delta f\|\nabla f\|+H^T(Hf-g),$$

其数值迭代形式为

$$\frac{f_{t+1}-f_t}{\Delta t}=\alpha\kappa\|\nabla f_t\|-\beta c(\|\nabla f_t\|)\Delta f_t\|\nabla f_t\|+H^T(Hf_t-g) \tag{7}$$

其中,Δt是人工时间变量步长,在本文的所有实验中,$\Delta t=0.15$.上式的各阶偏导数采用中心差分形式计算,就能保证数值迭代的收敛性.

3 实验结果

在这一节,我们用公式(7)对自然图像(Lena图像、house图像)、纹理图像(Barbara图像的裤子)进行插值,以说明提出算法的有效性.同时,以Aly博士提供的TV上采样方法[2]的实验结果、前向后向扩散方法(FB)[11]以及边缘方向插值方法(EGI)[15]的实验结果作为对比实验.本节首先从实验的视觉效果说明本文算法的有效性,然后采用灰度剖面图、峰值性噪比(PSNR)进一步说明本文算法的可靠性.

3.1 视觉效果

图 5~图 7 显示了 4 种算法对的原始图像放大 16 倍后的结果.从图 5 中可以看出,TV上采样[2]与本文方法都能形成光滑的物体轮廓,如Lena的肩膀、帽沿、面部等边缘处.但是,TV上采样方法在图像边缘(Lena的肩膀、帽沿、帽子上的羽毛等处)两侧产生过度强烈的对比度,虽然减小了图像边缘的宽度,但是在视觉上边缘两侧却多了两条对比强烈的带子,产生了新的人工虚像,而且在Lena帽沿的最右部分出现了一条明亮的虚边缘.同时,在Lena的脸颊、肩膀以及左边的背景中块状现象也特别明显,如图 5(a)所示(λ=0.1).而从图 5(b)、图 5(c)可以看出,EGI方法[15]和FB方法[11]边缘的模糊和锯齿现象是比较明显的,特别是在Lena肩膀、帽沿、面部边缘.另外,FB方法能够产生清晰的边缘,但是边缘过分锐化.采用本文算法,如图 5(d)所示(α=3.5,β=1,k=5),图像边缘对比适度,没有产生人工虚像,图像边缘光滑;而且图像背景、Lena面部没有块状效应,帽子上的羽毛自然,Lena的表情生动,形象逼真.

在图 6 中,TV 上采样方法不仅在屋檐(边缘)处产生过度强烈的灰度对比,在屋檐的下部产生了一条黑色的

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

带子,形成强烈的视觉冲击.在屋檐与墙面重叠处出现了一条新的伪边缘(人字形灰白边缘).另外,在右边屋檐、屋脊以及图像右边出现了类似振铃现象的虚边缘.从视觉上看,图像边缘反而是更宽了(如图 6(b)所示(λ=0.05)).EGI 方法产生模糊的屋檐、窗户(如图 6(c)所示).FB 方法和本文算法中,屋檐处的边缘更接近于原始图像的边缘,清晰而光滑.整个插值图像没有振铃现象出现,墙面与屋顶纹理自然(如图 6(d)、图 6(e)所示(α=1.5,β=1,k=2)).

(a) TV up-sampling method
(a) TV 上采样方法

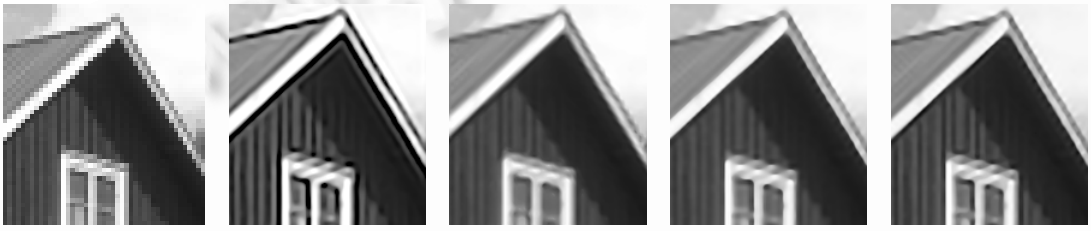
(b) EGI method
(b) EGI 方法

(c) FB method
(c) FB 方法

(d) The proposed method
(d) 本文方法

Fig.5 Experimental results of Lena image

图 5 Lena 图像实验结果



(a) Original image
(a) 原始图像

(b) TV up-sampling
(b) TV 上采样实验结果

(c) EGI method
(c) EGI 方法

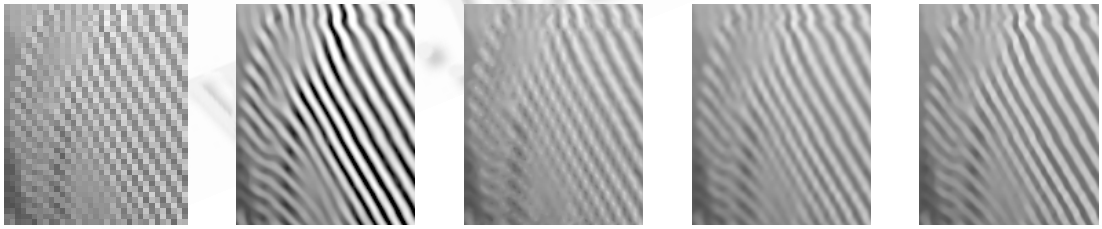
(d) FB method
(d) FB 方法

(e) Proposed
(e) 本文实验结果

Fig.6 Experimental results of House image

图 6 House 图像实验结果

在图 7(b)中(λ=0.05),TV 上采样方法使得裤子条纹黑白对比过分强烈,对人眼形成强烈刺激,这种强烈的灰度对比使得裤子条纹看起来非常模糊.从图 7(c)、图 7(d)可以看出,使用 EGI 方法和 FB 方法,裤子条纹看起来很模糊,而且 EGI 方法在裤子边缘充满了小的锯齿而且不够光滑.本文算法使得条纹边缘对比度更恰当,裤子的条纹看起来光滑、清楚、清晰,而且黑白对比与原始的低分辨率图像相吻合,如图 7(e)所示(α=1.5,β=1.5,k=2).



(a) Original image
(a) 原始图像

(b) TV up-sampling method
(b) TV 上采样方法

(c) EGI method
(c) EGI 方法

(d) FB method
(d) FB 方法

(e) The proposed method
(e) 本文方法

Fig.7 Experimental results of the texture image

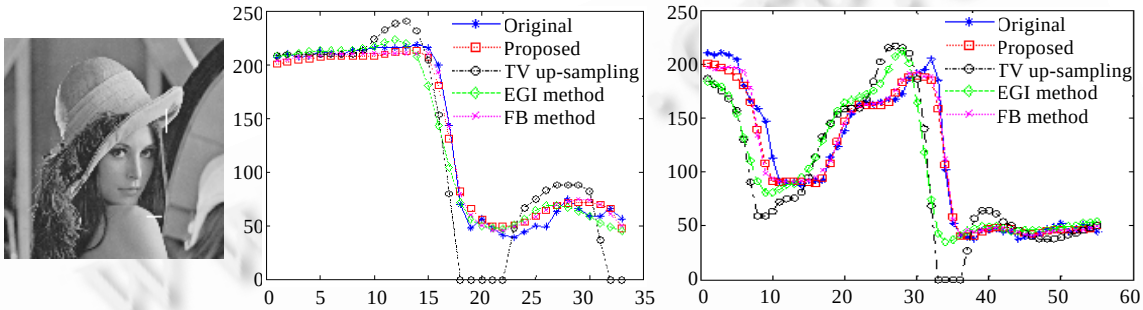
图 7 纹理图像实验结果

3.2 图像边缘灰度剖面图

灰度剖面图可以准确地反映图像在插值过程中边缘是否发生偏移以及图像边缘斜坡的形状.本节用灰度

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

剖面图来说明 4 种算法在图像边缘的差异.图 8(b)显示了 4 种算法的插值结果在 Lena 肩膀处(图 8(a)白色横线位置)的灰度剖面图.图中的原始图像是一幅 512×512 的 Lena 图像.从图中可以看出,与原始图像灰度剖面图相对比,TV 上采样方法在边缘左、右两侧产生了灰度值的振荡,导致了人工虚像的产生,这与图 5(a)显示的两条对比强烈的带子是一致的.EGI 方法、FB 方法和本文方法的边缘灰度剖面图更接近于原始图像的剖面图,但是本文算法的灰度剖面图与原始图像的灰度剖面图吻合得更好.图 8(c)显示了两种算法结果在帽沿右侧(图 8(a)白色竖线位置)的灰度剖面图.从图 8(c)可以看出,TV 上采样方法除了在帽沿边缘两侧产生了激烈的振荡之外,它也使边缘的斜坡形状发生了改变,如在图 8(c)中横轴上区间(20,30)对应的斜坡改变明显.另外,TV 上采样方法和 EGI 方法都使边缘位置明显地向上漂移了.本文结果和 FB 方法与原始的图像边缘几乎重合,这与图 5(c)、图 5(d)反映的视觉效果一致:清晰而光滑的帽沿.这更进一地步说明了本文算法实现了减小插值图像边缘的宽度,同时不会产生人工虚像.



(a) Original image
(a) 原始图像

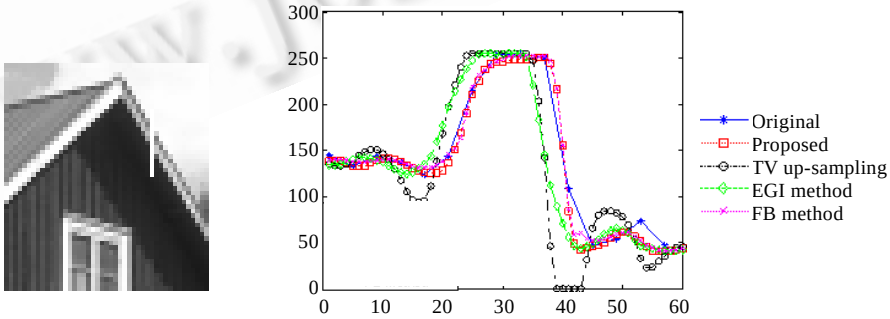
(b) Profiles of the edge on the shoulder
(b) 肩膀边缘剖面图

(c) Profiles of the edge on the brim of the hat
(c) 帽沿边缘剖面图

Fig.8 Profiles of Lena image

图 8 Lena 图像灰度剖面图

图 9 显示了 House 插值图像在左边屋檐处(图 9(a)白色竖线位置)的灰度剖面图.原始图像边缘的灰度剖面图数据是由原始的低分辨率图像通过计算与高分辨率相对应的像素灰度得到的.因此,用于描述灰度剖面图的数据只有插值的高分辨率图像的 1/4.从图 9 可以清楚地看出,TV 上采样方法在边缘两侧的振荡现象(区间(10,20),(45,50),(52,58)),这在图 6(a)中表现出深色的边缘带、伪的屋檐边缘(投影到墙面的灰白边缘).而且从图 9 可以看出,TV 上采样方法和 EGI 方法都使屋檐边缘明显地向左漂移.同时从图中可以看出,本文方法和 FB 方法能够在正确的位置形成边缘,而且插值图像的边缘宽度与原始图像边缘宽度完全一致,与图 6(d)、图 6(e)反映的清晰的图像边缘相吻合.



(a) Original image
(a) 原始图像

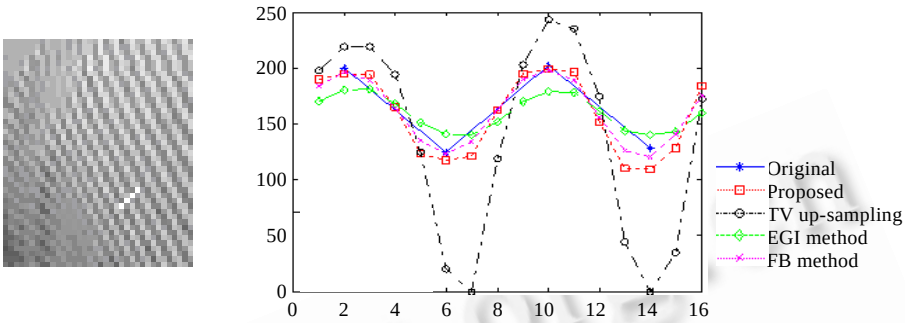
(b) Profiles of the edge
(b) 边缘剖面图

Fig.9 Profiles of house image

图 9 House 图像剖面图

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

图 10 显示了裤子条纹(原始图像中白色线段位置)的灰度剖面图.原始图像灰度剖面图的描绘与图 9 相同.从图中可以看出,TV 上采样方法在边缘的两侧振荡,EGI 方法则形成缓慢变化的图像边缘,这与图 7(c)反映的模糊的裤子纹理是一致的;而本文方法和 FB 方法产生了合适的边缘坡度.



(a) Original image
(a) 原始图像

(b) Profiles of the texture
(b) 纹理剖面图

Fig.10 Profiles of the texture image

图 10 纹理图像剖面图

3.3 PSNR性能比较

本节采用 PSNR 值来度量 3 种算法的性能,见表 1.在 cameraman 实验中,TV 上采样方法中的λ=0.025;本文方法中的α=0.5,β=0.2,k=0.1.在 house 实验中,TV 上采样方法中的λ=0.05;本文方法中的α=0.2,β=0.1,k=0.1.从表中可以看出,本文算法具有较高的 PSNR,这与图 5~图 7 反映的视觉效果是一致的,进一步说明了本文算法的有效性.

Table 1 Comparison of PSNR of four algorithms

表 1 4 种算法的 PSNR 比较

	Lena	Cameraman	House
TV	22.590 5	22.872 5	23.731 9
EGI	23.542 0	24.227 1	25.220 7
FB	25.561 3	25.356 4	26.341 2
The proposed	26.314 3	26.278 3	27.297 1

4 结 论

本文提出了一种双方向扩散图像插值方法.虽然这种双方向扩散的基本思想与振荡滤波相同,但它与振荡滤波有很大的不同.它能根据图像的边缘特征自适应地调整扩散强度,避免出现虚的纹理与边缘,同时,避免数值实现的发散.本文算法的计算复杂性要低于其他 3 种算法.通常情况下,TV 上采样方法要迭代上千次(如原文所说)才收敛,而本文算法只需几十次.虽然 EGI 方法是一种非迭代算法,但由于运算复杂性高,其运算仍然要慢于本文算法.尽管如此,我们仍然希望插值运算能够更快.本文提出算法的另一个不足之处在于,插值公式中有较多的参数.这些参数在实验中需要人为地试探性调整.鉴于以上两点,本文今后的工作是:一方面研究插值算法的快速迭代解法;另一方面探索插值方程的显式近似解,使算法更贴近于实际应用.

References:

[1] van Ouwerkerk JD. Image super-resolution survey. Image and Vision Computing, 2006,24(10):1039−1052.

[2] Aly HA, Dubois E. Image up-sampling using total-variation regularization with a new observation model. IEEE Trans. on Image Processing, 2005,14(10):1647−1659.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

[3] Sun QJ, Zhang XP, Wu EH. A method of image zooming-in based on Bézier surface interpolation. Journal of Software, 1996,10(6): 570−574 (in Chinese with English abstract). http://www.jos.org.cn/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=19990602&flag=1

[4] Belahmidi A, Guichard F. A partial differential equation approach to image zoom. In: Proc. of the 2004 Int'l Conf. on Image Processing (ICIP 2004). Singapore: IEEE Computer Society Press, 2004. 649−652. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1418838

[5] Hwang JW, Lee HS. Adaptive image interpolation based on local gradient features. IEEE Signal Processing Letters, 2004,11(3): 359−362.

[6] Cha Y, Kim S. Edge-Forming methods for image zooming. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2006,25(3):353−364.

[7] Malgouyres F, Guichard F. Edge direction preserving image zooming: A mathematical and numerical analysis. SIAM Journal on Numerical Analysis, 2001,39(1):1−37.

[8] Bertalmio M, Bertozzi AL, Sapiro G. Navier-Stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting. In: Proc. of the 2001 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2001. 355−362. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/ abs_all. jsp?arnumber=990497

[9] Tsai A, Yezzi A, Willsky AS. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification. IEEE Trans. on Image Processing, 2001,10(8):1169−1186.

[10] Aly HA, Dubois E. Specification of the observation model for regularized image up-sampling. IEEE Trans. on Image Processing, 2005,14(5):567−576.

[11] Gilboa G, Sochen N, Zeevi YY. Forward-and-Backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising. IEEE Trans. on Image Processing, 2002,5(7):689−703.

[12] Perona P, Malik J. Scale-Space and edge detection using anisotropic diffusion. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,12(7):629−639.

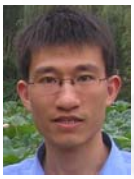
[13] Osher SJ, Rudin LI. Feature-Oriented image enhancement using shock filters. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990,27(4): 919−940.

[14] Fu S, Ruan Q, Wang W, Gao F, Cheng HD. A feature-dependent fuzzy bidirectional flow for adaptive image sharpening. Neurocomputing, 2007,70(4):883−895.

[15] Zhang L, Wu X. An edge-guided image interpolation algorithm via directional filtering and data fusion. IEEE Trans. on Image Processing, 2006,15(8):2226−2238.

附中文参考文献:

[3] 孙庆杰,张晓鹏,吴恩华.一种基于Bézier插值曲面的图像放大方法.软件学报,1996,10(6):570−574. http://www.jos.org.cn/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=19990602&flag=1



詹毅(1971－),男,重庆人,博士生,主要研究领域为偏微分方程图像恢复,图像重建,图像分割.

万群(1971－),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为信号处理,图像处理.

王明辉(1971－),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为高维复杂信息智能处理,多源信息融合,目标跟踪,图像处理与模式识别,混合系统,现代智能交通管制系统.

李梦(1973－),女,博士生,主要研究领域为偏微分方程及其在图像处理中的应用.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn