

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)04-0533-05

论文索引信息: 卫卫国, 惠卫华. 自适应耦合方向扩散和冲击滤波的图像放大 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 533-537

自适应耦合方向扩散和冲击滤波的图像放大

卫卫国, 惠卫华

(西北工业大学电子信息学院, 西安 710072)

摘要: 提出一种新的基于偏微分方程(PDE)的图像放大算法。算法模型由方向扩散、保真项和冲击滤波构成。通过设置与边缘信息有关的保真项系数, 调节图像被模糊的程度, 保留图像特征; 综合调节扩散方程和冲击滤波的权重, 实现两种PDE的自适应耦合。由于运用连续函数, 结合图像内容调节两种PDE的权重, 避免了在放大时出现人工痕迹。实验结果表明, 此算法在客观指标和主观效果上均优于传统双线性插值和其他同类方法, 是一种有效的图像放大算法。

关键词: 图像放大; 偏微分方程; 方向扩散; 冲击滤波

Image magnification by adaptive coupling of oriented diffusion and shock filter

Wei Baoguo, Hui Weihua

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072 China)

Abstract: Based on partial differential equations (PDE), we propose a novel image magnification approach which consists of oriented diffusion, fidelity term and shock filter. In a zoomed image, the blurring can be adjusted and the features be preserved by setting the coefficient of the fidelity term related to edges. The weighting of oriented diffusion and shock filter can be balanced through continuous function based on image content. Thus we adaptively combine the two kinds of PDE with minimum artifacts. Experiments demonstrate that the proposed adaptive coupling approach can achieve better result than traditional interpolation methods and other similar methods.

Keywords: image magnification; PDE; oriented diffusion; shock filter

0 引言

图像放大技术在实际应用中具有重要作用。如在医学、公安、航天等系统以及一些图像处理软件中, 为适应特殊的应用场合或得到一个较好的视觉效果, 例如为突出某些细节, 常需要一种可以有效改变已有图像大小的方法, 并使图像放大后仍有较高质量。

现有的图像放大方法可分为两大类: 线性和非

线性。线性方法常见的有最近邻法、双线性插值法以及3次样条插值法等^[1]。这些方法有其固有的缺点, 如采用最近邻法插值时, 图像容易出现马赛克; 双线性插值会模糊图像细节、丢失重要的边缘特征信息; 双3次样条插值会出现斑点现象等, 而且放大倍数越大, 这些现象越明显。非线性算法可在某种程度上克服这些缺点, 因而引起了研究者的关注^[2]。基于偏微分方程(PDE)的非线性图像处理方法, 可以很方便地引入先验知识, 被广泛应用于图像去噪、图像放大、图像恢复等领域^[3-5]。这些方法

收稿日期: 2010-01-21; 修回日期: 2010-03-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(60736007); 陕西省自然科学基金项目(2007F22)。

第一作者简介: 卫卫国(1970—), 男, 副教授。北京工业大学模式识别与智能系统专业博士, 主要研究方向为图像处理模式识别与计算机视觉。E-mail: wbg@nwpu.edu.cn。

一般是在插值图像的基础上,通过迭代演化求解扩散方程,由低分辨率图像来估计接近真实的高分辨率图像。但是,随着迭代扩散的进行,会造成一定程度的图像模糊和人工痕迹,特别是在图像的边缘区域。Osher 等人^[6]在 1990 年首次提出一种称为冲击滤波器(shock filter)的双曲型 PDE 图像锐化增强模型。在无噪声的情况下,能够显著增强边缘。但是该模型对噪声敏感,会严重影响增强效果。

Kornprobst 等人^[7]提出一种扩散方程和冲击滤波的耦合模型,主要用于含噪图像的增强,但该模型的耦合权值采用分段二值函数,会造成人工分块效应和伪边界,因而这种耦合仍需要改进。

为此,提出一种自适应耦合方向扩散和冲击滤波的 PDE 图像放大算法。该算法从基于 PDE 的图像平滑和锐化理论出发,着重于根据图像内容,通过设置与边缘信息有关的保真项系数,调节图像被模糊的程度,保留图像特征;用连续函数综合平衡扩散方程和冲击滤波的权值,合理实现两种 PDE 的自适应耦合,避免了文献[7]中的耦合方法会造成人工痕迹的缺点。通过仿真实验证明,本文算法能够有效提高放大图像的主观视觉质量和客观保真度。

1 基于方向扩散的图像平滑

近年来,基于 PDE 的图像放大方法大多是根据热传导原理,在插值放大图像的基础上,通过 PDE 的迭代扩散过程,实现图像放大,并去除噪声和人工痕迹等的影响。

文献[8-9]中,方向扩散 PDE 受到了更多的关注:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = u_{\varepsilon\varepsilon} + g(|\nabla u|) u_{\eta\eta} + \lambda(u_0 - u) \quad (1)$$

式中, g 为非负单调递减的边缘停止函数,形如 $g(s) = 1/(1 + s^2/k^2)$; η, ε 分别为沿梯度 ∇u 和垂直于梯度 ∇u 方向(即切线方向)的单位向量, $\eta = \nabla u / |\nabla u|$, $\varepsilon = \eta^\perp$; $\lambda > 0$ 为 Lagrange 乘子。

PDE 式(1)右端第 1 项是沿切线方向 ε 扩散;第 2 项是沿图像梯度 η 方向做选择性扩散,平滑图像,去除扩散过程引入的噪声等干扰,并保持边缘;第 3 项是数据保真项,避免图像因扩散而过度失真,使方程达到一个稳态解。在边缘结构处,由于 $|\nabla u|$ 较大, g 的取值很小,接近于 0,此时式(1)主要沿切

线方向 ε 扩散,并且扩散强度为 1,能够平滑尺度较大的锯齿效应,从而得到具有光滑边缘的图像。

但是,方向扩散 PDE 式(1)在平滑去噪的同时会抑制图像的高频成分,使得图像内容被不同程度的模糊,图像清晰度降低。

2 基于冲击滤波的图像锐化

为了克服 PDE 扩散引起的图像模糊,可用 Osher 和 Rudin^[6]提出的冲击滤波 PDE 模型来锐化图像:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\operatorname{sgn}(u_{\eta\eta}) |\nabla u| \quad (2)$$

式中, $u_{\eta\eta}$ 表示图像梯度方向 η 的二阶方向导数。冲击滤波发生在信号的零交叉点处,根据边缘检测项 $u_{\eta\eta}$ 的符号确定冲击流的方向,根据图像的梯度模值确定冲击流的强度,相当于边缘增强、去模糊、去卷积的过程。信号增强后得到的是一个在原有拐点处形成剧烈跳跃的信号,从而得到图像锐化效果,如图 1 所示。

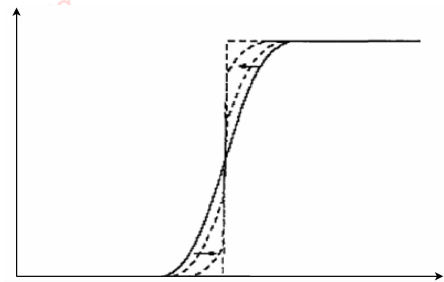


图 1 冲击滤波的去模糊特性

Fig. 1 Deblurring property of shock filter

3 自适应耦合方向扩散和冲击滤波的图像放大模型

3.1 模型的提出

冲击滤波虽然可以显著增强边缘,但对噪声敏感,图像中的噪声在处理过程中会被放大^[6]。如何将基于 PDE 的平滑扩散和冲击滤波方法结合,发挥各自的优势,成为研究焦点。

Alvarez 和 Mazonza 为了克服冲击滤波的噪声敏感性,提出如下耦合扩散和冲击滤波的模型^[10]:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = C u_{\varepsilon\varepsilon} - \operatorname{sgn}(u_{\eta\eta}) |\nabla u| \quad (3)$$

式(3)的缺点是去噪部分过于简单,即使在准同质区域也会进行扩散^[7];无保真约束项,处理结果图像与原图像有较大差异;并且冲击滤波对噪声敏感。为了克服这些不足,Kornprobst 和 Deriche^[7]提出改进耦合模型

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = \alpha_r(\mathbf{u}_{\varepsilon\varepsilon} + h_\tau(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|) \mathbf{u}_{\eta\eta}) + \alpha_f(\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}) - \alpha_e(1 - h_\tau(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|)) \text{sgn}(G_\sigma * \mathbf{u}_{\eta\eta}) |\nabla \mathbf{u}| \quad (4)$$

式中, $h_\tau(z) = \begin{cases} 1 & z < \tau \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$, 高斯核函数 G_σ 用于削弱噪声的影响。

对该模型的分析如下:

当 $|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})| < \tau$ 时, 即在同质和准同质区域, 式(4)变为

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = \alpha_r(\mathbf{u}_{\varepsilon\varepsilon} + \mathbf{u}_{\eta\eta}) + \alpha_f(\mathbf{u}_0 - \mathbf{u})$$

就成为各项同性扩散加上保真项, 但不进行冲击滤波锐化。

当 $|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})| \geq \tau$ 时, 即在异质区域, 式(4)变为

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = \alpha_r \mathbf{u}_{\varepsilon\varepsilon} + \alpha_f(\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}) - \alpha_e \text{sgn}(G_\sigma * \mathbf{u}_{\eta\eta}) |\nabla \mathbf{u}|$$

即在简单耦合的式(3)加上保真项, 并通过 G_σ 削弱噪声影响。

通过分析可以得出, 上述耦合方式将带来3个问题: 1) τ 值直接影响沿梯度方向的平滑作用和冲击滤波锐化增强的性能, 是一个关键的参数, 但 τ 的选取较复杂, 应该结合图像内容, 考虑多种因素。2) 由于 $h_\tau(z)$ 为分段二值函数, 在 τ 处不具有连续性, 根据 $|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|$ 的值和 τ 的大小关系, 图像被分为两种区域。在同质、准同质区域, 只进行各向同性扩散, 此时造成纹理结构等小尺度图像细节被严重模糊; 在异质区域, 只进行沿边缘切线方向的扩散和冲击滤波。这样对边缘附近的图像会造成人工痕迹。严重时, 在 τ 值分界处也会形成不应出现的伪边界。虽然采用了高斯核函数 G_σ 用于削弱噪声的影响, 但由于 $h_\tau(z)$ 的不连续性, 受噪声影响依然较大。3) 保真项系数 α_f 的选择将直接影响图像平滑的效果和细节保持之间的平衡。因为当 α_f 较大时, 通过求解变分模型式得到结果的光滑性较好, 去噪效果也较好, 同时也模糊了细节; 当 α_f 较小时, 所得

到的结果拟合性较好, 保持了图像细节, 但降噪程度较低。

为了在图像放大中, 平滑图像的同时保持一定的锐度和清晰度, 同时满足保真度的要求, 需要根据图像内容合理耦合扩散和冲击滤波, 为此, 提出自适应耦合模型

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = \underbrace{C_1[\mathbf{u}_{\varepsilon\varepsilon} + g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|) \mathbf{u}_{\eta\eta}]}_{\text{平滑扩散}} + \underbrace{C_2 g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|) (\mathbf{u}_0 - \mathbf{u})}_{\text{保真约束}} - \underbrace{C_3(1 - g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|)) \text{sgn}(G_\sigma * \mathbf{u}_{\eta\eta}) |\nabla \mathbf{u}|}_{\text{锐化增强}} = F_{\text{diffusion}} + F_{\text{fidelity}} + F_{\text{shock}} \quad (5)$$

式中, C_1, C_2, C_3 为模型各项的系数, 用于调节各项的权值; 高斯核函数 G_σ 用于削弱噪声的影响; g 为边缘停止函数, $g(s) = 1/(1 + s^2/k^2)$ 。

PDE 式(5)右端 $F_{\text{diffusion}}$ 主要起扩散作用, 削弱放大过程引入的噪声等干扰, 去除锯齿效应, 保持图像细节和边缘。

F_{fidelity} 主要起保真作用, 保留原图像特性, 降低图像处理幅度, 达到图像保真的效果。与式(4)相比, 本文在模型中运用随空间自适应变化的保真项系数 $g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|)$, 其大小与图像的边缘信息有关: 在图像边缘处, 该系数较小; 反之, 在图像光滑区域, 该系数较大, 可在扩散过程中取得较好的效果。

F_{shock} 主要起锐化增强的作用。因 PDE 扩散引起的图像模糊, 由冲击滤波进行处理, 可以提高图像的清晰度。

与式(4)相比, 无论 $|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|$ 取值较大或较小, 式(5)均为带有边缘停止函数的各向异性扩散和冲击滤波的耦合, 且 $(1 - g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|))$ 作为冲击滤波的权值随图像内容连续变化。良好的自适应耦合使得本文模型的图像增强结果更具合理性, 不会出现文献[7]中模型的人工痕迹。同时, 由于 $F_{\text{diffusion}}$ 的平滑去噪和 F_{shock} 锐化增强两项的权值均采用了高斯核函数, 对图像中噪声等干扰点具有双重削弱作用, 使得该模型还可单独用于含噪图像的增强, 克服了冲击滤波的噪声敏感性。

3.2 模型的数值实现及步骤

因本文耦合模型复杂度较高, 这里采用梯度下降法进行迭代求解, 涉及偏导数的计算均采用显式中心差分格式^[11]。PDE 式(5)对应的迭代格式为

$$\begin{aligned} \mathbf{u}^{n+1} = & \mathbf{u}^n + \Delta t \{ C_1 [\mathbf{u}_{xx} + g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|) \mathbf{u}_{\eta\eta}] + \\ & C_2 g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|) (\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}) - \\ & C_3 (1 - g(|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|)) \operatorname{sgn}(G_\sigma * \mathbf{u}_{\eta\eta}) |\nabla \mathbf{u}| \} \end{aligned} \quad (6)$$

算法步骤如下(相关参数 $C_1, C_2, C_3, \Delta t, T, \sigma, k$ 已确定):

- 1) 对输入图像进行双线性插值放大,得到初始图像 \mathbf{u}_0 ;
- 2) 计算二阶方向导数 $\mathbf{u}_{xx}, \mathbf{u}_{\eta\eta}$;
- 3) 计算冲击滤波 $-\operatorname{sgn}(G_\sigma * \mathbf{u}_{\eta\eta}) |\nabla \mathbf{u}|$;
- 4) 计算保真项的残差 $\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}$;
- 5) 计算 $|\nabla(G_\sigma * \mathbf{u})|$,并代入边缘停止函数 g ;
- 6) 计算式(6),估计重建图像 \mathbf{u}^{n+1} ;
- 7) 令 $n = n + 1$,如果 $t < T$,转至 2);否则,转至 8);
- 8) 输出重建图像 \mathbf{u}^n 。

4 实验结果与讨论

本文主要与双线性插值和文献[7,10]中的模型进行比较。各模型的性能优劣主要由放大图像的峰值信噪比(PSNR)及主观视觉效果评价。

实验中采用 512×512 标准测试图像,利用文献[12]中的移动平均模型将图像降采样为 128×128 大小的 LR 图像,分别利用双线性插值、文献[7]的模型、文献[10]的模型和本文自适应耦合模型对 LR 放大 4×4 倍,生成 512×512 的 HR 图像。

参数设置:由于迭代过程中各种参数需要实验确定,如果设置不同,会造成实验结果 PSNR 的差别,为了方便比较,我们将基于 PDE 的 3 种模型中

相同位置的参数采用了相同的设置。 $k = 1, \sigma = 5, \Delta t = 0.25, T = 25, \alpha_f = 0.01, C = \alpha_r = C_1 = 1, C_2 = 0.001, \alpha_e = C_3 = 0.1$ 。

表 1 给出了 4 种放大算法对 5 幅标准测试图像实验结果的 PSNR 客观对比。从实验数据可知,基于 PDE 的 3 种算法明显优于传统的双线性插值,本文提出的模型达到了最高的 PSNR 值,因此,该模型在理论和实验结果上都优于文献[7,10]中的算法。结果表明,在图像放大中,根据图像内容,应用本文提出的自适应耦合方向扩散和冲击滤波的算法,能够取得更好的效果。

表 1 图像放大实验结果 PSNR 比较

Tab. 1 PSNR of image magnification experiment

图像	双线性插值	文献[10]模型	文献[7]模型	本文耦合模型
Lena	26.68	29.234	29.377	29.421
Girl	26.358	29.116	29.298	29.373
Pepper	26.155	29.806	30.092	30.277
Toys	23.985	26.175	26.421	26.59
Cameraman	26.071	28.173	28.477	28.555

为了说明结果的主观质量,图 2 给出了 Lena 图的部分对比。可以看出双线性插值得到的图像丢失的细节、边缘等信息较严重,Lena 肩部存在严重的锯齿效应。与双线性插值结果相比,基于 PDE 的 3 种非线性算法得到的图像质量有明显提高,而本文算法得到的图像整体视觉效果最好。

以上实验结果从客观指标和主观质量评价两方面表明,本文提出的自适应耦合模型能够明显提高放大图像的质量。



图 2 4 种放大算法实验结果

Fig. 2 Experimental results of the four algorithms

5 结 论

提出基于 PDE 的自适应耦合方向扩散和冲击滤波的图像放大算法,能够合理的根据图像内容调节边缘锐化、图像平滑、噪声抑制以及图像特征保持之间的平衡。实验结果表明,与传统的双线性插值和文献[7,10]的算法相比,就保真度和主观视觉评价两个方面,本文算法均取得了更好的放大效果。接下来,进一步研究工作的重点是基于 PDE 的多幅图像超分辨率恢复等。

参考文献 (References)

- [1] Unser M, Aldroubi A, Eden M. Enlargement or reduction of digital images with minimum loss of information [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(3) : 247 -258.
- [2] Toronto N, Ventura D, Morse B S. Edge inference for image interpolation [C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2005 : 1782 -1787.
- [3] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7) : 629-639.
- [4] Tschumperlé D, Deriche R. Diffusion PDE ' s on vector-valued images. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(5) : 16-25.
- [5] Weickert J. Application of nonlinear diffusion in image processing and computer vision [J]. Acta Math. Univ. Comenianae, 2001, 70(1) : 33-50.
- [6] Osher S J, Rudin L I. Feature-oriented image enhancement using shock filters [J]. SIAM Journal of Numerical Analysis, 1990, 27(4) : 919-940.
- [7] Kornprobst P, Deriche R. Image coupling restoration and enhancement via PDE ' s [C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1997 : 458-461.
- [8] Belahmidi A, Guichard F. A partial differential equation approach to image zoom [C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2004 : 649-652.
- [9] Aly H A, Dubois E. Image up-sampling using total-variation regularization with a new observation model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10) : 1647-1659.
- [10] Alvarez L, Mazorra M. Signal and image restoration using shock filters and anisotropic diffusion [J]. SIAM Journal of Numerical Analysis, 1994, 31(2) : 590-605.
- [11] Lu Jinfu, Guan Zhi. Numerical Solution of Partial Differential Equations [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. [陆金甫, 关治. 偏微分方程数值解法 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.]
- [12] Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(3) : 233-242.