

基于区域分割自适应的超分辨率算法

刘 刚^{1,2}, 戴 明^{1,2}

(1 中国科学院研究生院, 北京 100049; 2 长春光学精密机械物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘 要: 提出一个基于区域的超分辨率算法, 把一张图像分成平滑区域和非平滑区域, 对每一个不同图像区域采用相应的正则化项. 正则化项参数也会在迭代过程中自适应的确定. 实验结果表明所提出的算法在客观和主观评测都优于传统算法.

关键词: 超分辨率; 正则化; 各向异性非线性扩散.

中图分类号: TP75

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)01-0076-04

Region-Based Super-Resolution with Adaptive Regularization

LIU Gang^{1,2}, DAI Ming^{1,2}

(1 Graduate University of Chinese Academy Sciences, Beijing 100049, China; 2 Changchun Institute of Optics Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: In this paper, we propose a region-based super-resolution algorithm to apply a suitable regularization term for each region. In the algorithm, the image is divided into homogeneous and inhomogeneous regions. According to the type of region, we apply different filters for regularization. Regularization parameters are also adaptively determined during the iteration. Simulation results show that the proposed algorithm is superior to the conventional algorithm in term of objective quality as well as subjective one.

Key words: superresolution; regularization; anisotropic nonlinear diffusion

1 引言

超分辨率研究是一个活跃的领域, 自从有个这个技术^[1]. 研究人员提出了大量的算法^[2-5]. 超分辨率问题是一个反问题, 这是因为由于不足的低分辨率图像(LR)和病态的模糊算子. 此外, 不精确的配准和噪声也会使超分辨率过程变得不稳定. 因此正则化加入超分辨率过程能够克服病态性进而得到有意义的解. 一个最广泛使用的正则化是 Tikhonov 正则化^[6], 尽管正则化使算法变得稳定而且对于误差具有鲁棒性, 但是它也会使图像边缘变得模糊.

边缘模糊的主要原因是因为 Laplacian 算子的正则化对于平坦区域处理地很好但是对于边缘像素趋势不适合. 这就意味着不同的像素特性应该使用不同的正则化项. 本文提出了根据不同像素特点使

用不同的正则化的基于区域的超分辨率算法.

2 观测模型及超分辨率算法

2.1 观测模型

观测模型就是观测系统的采集模型, 它包括移动、模糊、下采样、以及添加噪声的过程. 可以建模为:

$$L_k = W_k H + E_k, \quad 1 \leq k \leq p \quad (1)$$

式中, p 是低分辨率图像(LR)的个数, L_k 则是 $M \times M_y \times 1$ 向量, 它代表第 k 个 $M \times M_y$ 维低分辨率图像; H 是 $q \times 2M \times M_y \times 1$ 向量, 它代表 $qM \times qM_y$ 维高分辨率图像(HR), q 为采样因子; E_k 为独立同分布的高斯噪声; W_k 为第 k 个 $M \times M_y \times q \times 2M \times M_y$ 矩阵, 代表移动、模糊以及下采样算子. 把 p 帧低分辨率采样过程写在一起有:

收稿日期: 2011-40-20; **修回日期:** 2011-05-31

基金项目: 国家“九七三”重点基础研究发展计划项目(2009CB72400105)

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ \vdots \\ L_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_1 \\ \vdots \\ W_p \end{bmatrix} H + \begin{bmatrix} E_1 \\ \vdots \\ E_p \end{bmatrix} \Rightarrow L = WH + E \quad (2)$$

假定移动为全局平移,不考虑光学扭曲,点扩散函数 PSF 为平移不变的。

2.2 基于正则化的超分辨率

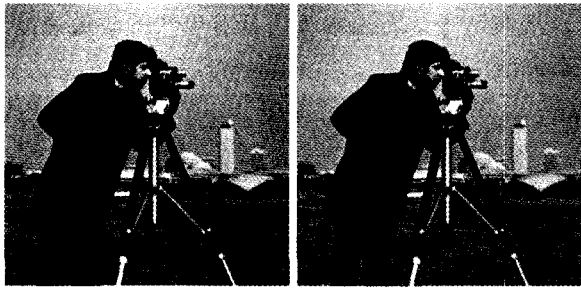
因为超分辨率是一个病态反问题,采用正则化来使病态问题变得稳定. 基于正则化的超分辨率可以看成约束最小二乘问题(CLS). CLS 求解就是找到一个 H , 使下式代价方程最小化。

$$H = \operatorname{argmin}\{\|L - WH\|_2^2 + \lambda \|CH\|_2^2\} \quad (3)$$

$$\alpha^n = \frac{\|W^T(L - WH^n) - \lambda^n C^T CH^n\|^2}{\|W(W^T(L - WH^n) - \lambda^n C^T CH^n)\|^2 + \lambda^n \|C(W^T(L - WH^n) - \lambda^n C^T CH^n)\|^2}$$

2.3 问题分析

图 1 显示的当噪声方差为 25 的超分辨率的仿真结果. 可以看到,虽然带有正则化的超分辨率的仿真结果带有噪声进行了抑制,但是与没有正则化的算法比较,边缘变得模糊了. 这种模糊是因为效果采用了拉普拉斯算子(Laplacian operator),这个算子对于平滑区像素的限制很有效,但不适合对于边缘像素. 为了防止边缘模糊,正则化项以及参数应该根据像素特点来自适应的改变. 这就是采用基于局部方法的原因。



(a) 没有正则化项 (27.0dB) (b) 有正则化项 (32.2dB)

图 1 对于噪声方差为 25 的超分辨率仿真结果

在图 2 给出的 PSNR 曲线也同样可以看出采用局部方法的优点. 在图中可以看出在第三次迭代前,平滑区域的 PSNR 值是增加的,然而之后的迭代中,PSNR 开始下降. 这种现象对于迭代收敛是不想看到的. 产生这种原因是因为式(5)中的 α^n 和 λ^n 是由整张图像来确定的,而不区分平滑区和非平滑区。

3 本文算法

算法包含三个步骤,区域分割,对于平滑区域的

式中, C 是一个高通滤波器, λ 为正则化系数. 因为此代价方程是凸的并且可微,可以对式(3)关于 H 求导,并令其为 0 来求得 H . 这式解为:

$$H = (W^T W + \lambda C^T C)^{-1} W^T L \quad (4)$$

可以看出,求出 H , 需要计算矩阵的逆, 由于矩阵非常大, 因此求逆不实际. 可以采用迭代的方法求得 H , 例如梯度下降法、共轭梯度法、误差松弛法。

采用梯度下降法, 得到:

$$H^{n+1} = H^n + \alpha^n \{W^T(L - WH^n) - \lambda^n C^T CH^n\} \quad (5)$$

式中, α^n 为在第 n 次的迭代步长, 它由下式自动地确定^[6].

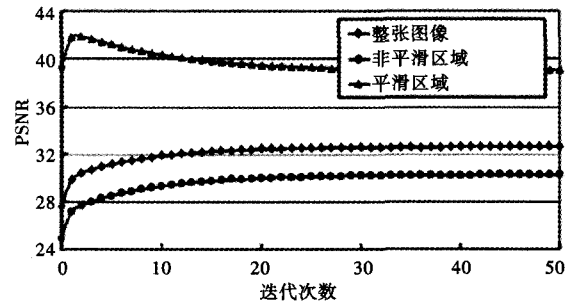


图 2 整张图像,非平滑区域和平滑区域的 PSNR 图像

超分辨率和对于非平滑区域的超分辨率。

3.1 区域分割

对于基于区域的方法,需要首先进行区域分割. 通过对于每个像素矩阵结构进行奇异值分解来得到 LR 图像的 LR 边缘映射图. 奇异值分解可以通过下式得到:

$$J = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 & 0 \\ 0 & \mu_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1^T \\ v_2^T \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, v_i 是这个像素的奇异向量, μ_i ($\mu_1 \leq \mu_2$) 为奇异值. 这里, 这个 v_1 为像素的边缘方向, v_2 代表与 v_1 的垂直方向. 如果有 $\mu_1 \leq \mu_2 + T$, 可以确定这个像素为边缘像素. 否则可以确定此像素为平滑区的像素. 通过对所有点进行区域值分解可以得到 LR 边缘映射图. 然后使用 WT 把 LR 边缘映射图后投影到 HR 域. 因为得到的 HR 边缘映射中含有一些异常像素, 所以对此进行处理. 这些异常的像素主要是由于噪声产生并且是随机产生的. 如果边缘区域尺寸小于阈值, 那么这个区域被视为平坦区域. 因此可以得到最终的分割图像。

3.2 平坦区域的超分辨率

平坦区域不包含细节, 专注于对这些区域减少

噪声. 适当的选择正则化和正则化参数对于噪声的减少非常重要. 平坦区域主要的先验知识是平滑性, 采用高通滤波器作为正则化项是十分恰当的, 本文选取 2D 拉普拉斯算子. 在文献[7]中阐述了正则化参数自适应必要性, 并且提出了相应的算法. 本文对文献[7]中的算法相应的做出修改. 正则化参数应该满足下列条件: ① λ^n 与 $\|L-WH^n\|^2$ 成正比. ② λ^n 与 $\|CH^n\|^2$ 成反比. ③ λ^n 大于零. ④ λ^n 应使和 $\|L-WH^n\|^2$ 和 $\|CH^n\|^2$ 对于 H 的梯度小.

其中条件④是本文新引入的. 假设 $\|L-WH^n\|^2$ 值很小 $\|CH^n\|^2$ 值很大, 根据条件①②③, 那么 λ^n 值很小, 这个 λ^n 并不理想. 为了处理这个问题, 引入条件④, 把正则化参数定义为:

$$\lambda^n = \ln \left\{ \frac{(\|L-WH^n\|^2)^2}{\|W^T(L-WH^n)\|^2} \frac{\|C^TCH^n\|^2}{(\|CH^n\|^2)^2} + 1 \right\} \quad (7)$$

3.3 非平坦区域的超分辨率

图非平滑区域包含边缘像素也包含平滑像素. 因此应该根据像素特点应用不同的正则化项. 使用奇异值分解, 首先把非光滑区域分类成平滑像素和边缘像素; 然后, 对于平滑像素, 采用普通全方向滤波器, 对于边缘像素, 沿着边缘方向采用方向滤波器作为正则化, 这样会保持图像边缘. 可以采用各项异性非线性扩散模型^[8].

$$\frac{\partial H}{\partial t} = \nabla \cdot D \nabla H \quad (8)$$

式中, H 为高分辨率图像 (HR), D 为扩散张量, 可以对式(6)修改得:

$$D = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 & 0 \\ 0 & \eta_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1^T \\ v_2^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, $\eta_1=1, \eta_2=0$ 或 $1(\eta_2=0$ 时为边缘像素, $\eta_2=1$ 时为平滑像素). η_1 和 η_2 分别代表边缘方向和边缘法线方向的平滑程度, η_1 设定为 1, η_2 根据不同的像素特点设定不同的值. 如果把 D 设定为:

$$D = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{21} & D_{22} \end{bmatrix} \quad (10)$$

这样式(8)可以重新写为:

$$\frac{\partial H}{\partial t} = (G_x D_{11} G_x + G_x D_{12} G_y + G_y D_{21} G_x + G_y D_{22} G_y) H = RH \quad (11)$$

式中, G_x 和 G_y 代表沿 x 和 y 方向的梯度矩阵. 用式(5)和(10), 可以得到非平坦区域迭代超分辨率过程.

$$H^{n+1} = H^n + \alpha^n \{W^T(L-WH^n) - \lambda^n R^T R H^n\} \quad (12)$$

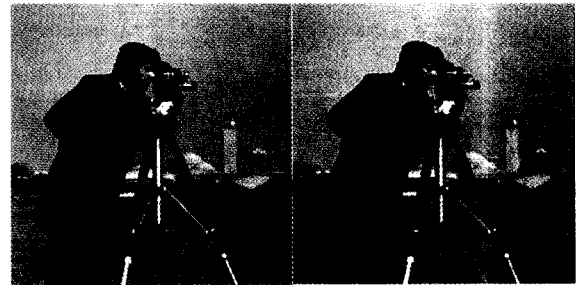
对于式中的 λ^n 应该满足两个条件: ① λ^n 大于零; ②使 $\|L-WH^n\|^2$ 和 $\|RH^n\|^2$ 梯度小.

$$\lambda^n = \ln \left\{ \frac{\|L-WH^n\|^2}{\|W^T(L-WH^n)\|^2} \frac{\|C^TCH^n\|^2}{\|CH^n\|^2} + 1 \right\} \quad (13)$$

和式(7)相比, 这里只使用两个限制条件.

4 实验与结果

使用像素为 256×256 的 Cameraman、Black 和 Baboon 标准图像. 对于每张图像, 通过平移, 模糊, 下采样和加噪声产生 4 张 128×128 低分辨率图像. 加入噪声方差 σ^2 为 25 的高斯噪声. 图 3 为 Cameraman 图像的仿真实验结果. 本文算法结果会与传统算法进行比较. 图 3(c) 中的白色和黑色区域分别代表非平坦区域或平坦区域. 本文提出的算法的仿真结果(图 3(d))与传统算法产生的结果(图 3(b))相比, 显著地减少了噪声尤其在平滑区域, 并且有更清晰的边缘. 传统的算法使用带有常数的拉普拉斯正则化^[8-9]. 图 4 为 Black 图像的仿真结果, 可以清晰地看到清晰的边缘. 表 1 中给出了对这 3 幅图像实验结果数据, 它显示出本算法的平均 PSNR 比传统算法提高了 2dB. 图 5 为迭代次数对应的 PSNR. 可以从图表清晰地看出本算法具有更快的收敛速度和 PSNR 值.



(a) 原始图像

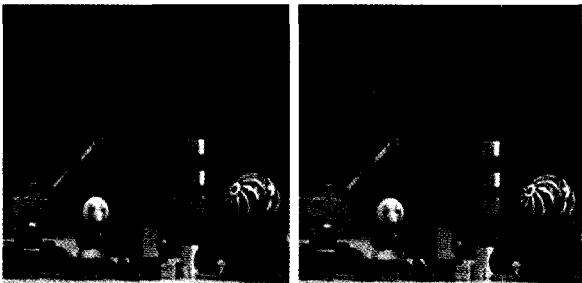
(b) 传统算法



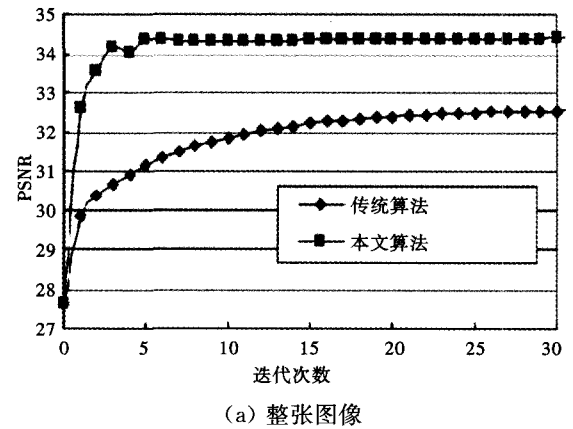
(c) 分割结果

(d) 本文算法

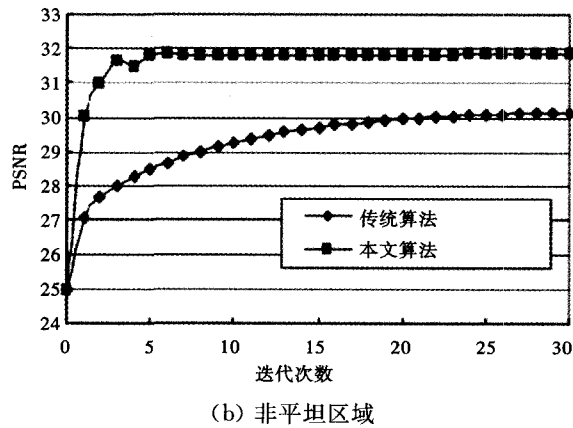
图 3 Cameraman 图像实验结果



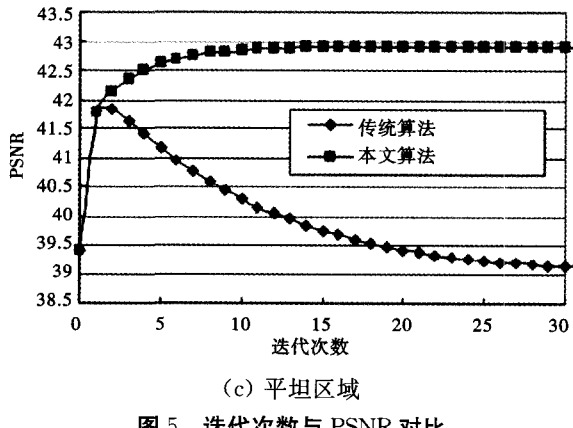
(a) 传统算法 (b) 本文算法
图 4 “Black”图像实验结果



(a) 整张图像



(b) 非平坦区域



(c) 平坦区域

图 5 迭代次数与 PSNR 对比

表 1 传统算法与本文算法 PSNR 值和迭代次数比较				
图像	算法	PSNR (dB)	迭代次数	
			平坦区域	非平坦区域
Cameraman	传统算法	32.25	16	16
	本文算法	34.32	5	9
Black	传统算法	34.16	10	10
	本文算法	36.37	6	9
Baboon	传统算法	28.01	14	14
	本文算法	29.78	15	10

5 结束语

本文提出了边缘保持和减少噪声的基于局部超分辨率算法. 根据不同像素特点采用不同的正则化滤波器. 同时也自适应地估计正则化参数. 本算法与传统算法和当前最流行的传统算法(FRS)进行比较. 传统算法采用 Laplacian 算子正则化, 它会模糊图像的细节和边缘. 实验表明本算法优于传统算法. 从视觉上看本算法更加清晰, 产生更少的振铃效果. 本算法无论主观评价和客观评价都达到了很好的效果.

参考文献:

[1] Tsal R Y, Huang T S. Multiple frame image restoration and registration [J]. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 1(11):317-339.

[2] Irani M, Peleg S. Improving resolution by image registration [J]. Graph. Models Image Proc,1991,53(5): 231-239.

[3] 贾凤清,何小梅,陈为龙,等. 一种图像配准的超分辨率重建 [J]. 光学精密工程,2009,17(2): 409-416.

[4] 朱福珍,李金宗,朱兵,等. 基于径向基函数神经网络的超分辨率图像重建 [J]. 光学精密工程,2010,18(6): 1444-1450.

[5] 张进,王仲,李雅洁,等. 高精度影像测量系统中图像的超分辨率重建 [J]. 光学精密工程,2011,19(1): 168-174.

[6] Nguyen N, Milanfar P, Golub G H. A computationally efficient image superresolution algorithm [J]. IEEE Trans Image, 2001,10(22):573-583.

[7] Lee E S, Kang M G. Regularized adaptive high resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel [J]. IEEE Signal Drocessing Society, 2003, 7 (12):826-825.

5 结束语

对于片上多核处理器结构而言,片上最后一级 Cache 设计为所有处理器核共享是非常必要的,这样可以支持更大的 Cache 容量和减少片外缺失率。然而由于多核多线程程序的出现,多个线程之间会对共享最后一级 Cache 进行资源竞争,从而产生冲突。这不仅降低了 Cache 的命中率,而且影响了系统的吞吐率。本文提出了一种改进的 LRU 算法,这种改进的 LRU 算法只需要每个 Cache 块多增加一个标记位,这种硬件开销较小,而且采用的是索引地址最小的方式进行查找,不用对 Cache 块进行统计以保证 LRU 算法的实现。基于这种替换策略,进行了 Cache 的划分,将被替换的 Cache 从最后一级 Cache 中剔除,新进 Cache 块的 TID 设置为该线程 TID 号,从而根据不同的 TID 实际对片上最后一级 Cache 进行了划分。通过对最后一级共享 Cache 进行划分隔离了多个线程之间的数据冲突,减少了访问延迟,提高了系统吞吐率。实验表明,该方案是可行的,提高了命中率和吞吐率。

然而,为了减少硬件的开销使得对于 Cache 使用的统计不充分,这样造成了一定程度的 Cache 缺失,下一步工作是考虑如何实现既降低硬件开销又更好提高命中率的 Cache 划分机制。

参考文献:

[1] 杨磊,时磊,张铁军,等. 多核系统中共享 cache 的动态

划分 [J]. 微电子学与计算机,2009,26(5):56-59.

- [2] Chun Liu, Anand Sivasubramaniam, Mahmut Kandemir. Organizing the last line of defense before hitting the memory wall for CMPs [C]// Proceedings of the International Symposium on High-Performance Computer Architecture (HPCA'004). Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2004: 176-185.
- [3] Suh G E, Rudolph L, Decadas S. Dynamic partitioning of shared cache memory [J]. Journal of Supercomputing, 2004,28 (1):7-26.
- [4] 所光,杨学军. 面向多线程多道程序的加权共享 Cache 划分 [J]. 计算机学报,2008(11):1938-1947.
- [5] 所光,杨学军. 双核处理器性能最优的共享 Cache 划分 [J]. 微电子学与计算机,2008,25(9): 28-30.
- [6] Qureshi M K, Patt Yale N. Utility-based cache partitioning: a low-overhead, high-performance, runtime mechanism to partition shared caches [C]// Proceedings of the 39th Annual IEEE/ACM International Symposium on Microarchitecture. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2006:423-432.
- [7] 宋风龙,刘志勇,范东睿,等. 一种片上众核结构共享 Cache 动态隐式隔离机制研究 [J]. 计算机学报,2009 (10): 1896-1904.
- [8] 李洪,毛志刚. PLRU 替换算法在嵌入式系统 cache 中的实现 [J]. 微处理机,2010(1): 16-19.

作者简介:

王涛男,(1986—),硕士研究生. 研究方向为嵌入式计算及其应用。

(上接第 79 页)

- [8] Adb-Elmoniem K Z, Youssef A M. Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans Biomed Eng., 2002,9(49):997-1014.
- [9] Nasonov A V, Krylov A S. Fast super-resolution using

weighted median filtering [C]// ICPR'2010. Istanbul, Turkey, 2010.

作者简介:

刘刚男,(1982—),博士研究生. 研究方向为图像处理。