

中图法分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0720-06

论文索引信息: 杨宇翔, 曹洋, 汪增福. 利用图像局部自相似性的超分辨率重构算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 720-725

利用图像局部自相似性的超分辨率重构算法

杨宇翔, 曹洋, 汪增福

(中国科学技术大学自动化系, 合肥 230027)

摘要: 图像超分辨率重构是指由低分辨率图像来获得高分辨率图像的过程。为了能够有效地重构出高分辨率图像, 提出一种基于图像局部自相似性的超分辨率快速重构算法。该算法首先利用四叉树分割的知识对低分辨率图像进行自适应分块, 然后利用低分辨率图像和高分辨率图像在局部区域内的自相似性, 由最小二乘法在各个局部区域自适应的选择插值所需的参数, 从而在各个局部区域内进行插值; 最后运用小波域的投影算子对插值得到的高分辨率图像进行全局优化, 得到最终的高分辨率图像。实验结果表明, 由该算法重构的高分辨率图像有很好的视觉效果和峰值信噪比。

关键词: 小波变换; 最小二乘法; 自相似性; 超分辨率

Local self-similarity based image super-resolution reconstruction algorithm

Yang Yuxiang, Cao Yang, Wang Zengfu

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027 China)

Abstract: Image super-resolution refers to reconstruction of a high resolution image from one or a set of blurred low resolution images. This paper only pays attention to the kind of reconstruction from one blurred low resolution image. Many methods have been developed for this kind of reconstruction, most of which are MAP methods and interpolation methods. This paper proposed a new interpolation method. The proposed method used the quad tree segmentation to partition the low resolution image, the edge-directed interpolation to each segmented band of the low resolution image, and a wavelet projection to optimize the high resolution image obtained from the local interpolation. The experiment used the peak signal to noise ratio (PSNR) to compare the reconstructed image with the original image. And the results showed that the PSNR and visual effect of the high resolution image reconstructed with the proposed method were very good.

Keywords: wavelet transform; least square approximation; self-similarity; super-resolution

0 引言

图像超分辨率重构是指由一幅或多幅低分辨率图像来获得一幅高分辨率图像的过程。本文仅考虑单幅图像的超分辨率重构问题。单幅图像的超分辨率重构就是要放大图像从而呈现更多的场景细节,

其关键在于有效保持边缘。为此, 很多研究者做了大量工作, 主要有两大类方法, 一种是基于 MAP 估计的方法, 另一种是基于插值的方法。

基于 MAP 估计的方法关键在于对图像先验模型的建立, 大量的研究者提出了许多先验模型, 其中基于小波变换域 Hidden-Markov-Tree (HMT) 的先验模型取得了比较好的效果, 图像小波变换域的 HMT

收稿日期: 2010-03-22; 修回日期: 2010-06-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(60875026, 60805019)。

第一作者简介: 杨宇翔(1987—), 男。现为中国科学技术大学自动化系模式识别专业在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理分析及立体视觉。E-mail: yangyux@mail.ustc.edu.cn。

的分布模型是 Crouse 等人^[1]提出的,Zhao 等人^[2]利用高分辨率图像小波变换域的 HMT 先验模型,提出了一种 MAP 估计算法,这种算法的缺点是对先验分布模型进行参数估计的 EM 算法需要很大的计算量;为此 Romberg 等人^[3]提出了一种简化的 HMT 模型,称为 Universal-HMT 模型,Li Feng 等人^[4-5]进而提出了基于 UHMT 先验模型的超分辨率算法,但是 Universal-HMT 模型是对所有自然图像的通用模型,避开了 EM 训练算法计算量大的问题。这些重构算法均是利用高分辨率图像的不同先验分布模型提出的 MAP 估计算法,这些算法的共同缺点是求解的过程都是对大型矩阵的迭代优化过程,对这样的大型矩阵的计算过程计算量非常大。

基于插值的传统方法主要有近邻插值和双线性插值等。但是这些传统的插值算法是基于图像连续性的假设提出来的,得到的高分辨率图像在边缘上的效果不好,为此很多研究者做了许多工作。Battiatto 等人^[6]提出了一种空间自适应插值算法,该算法是根据低分辨率图像的局部边缘方向来选择插值方式;Plaziac 等人^[7]提出了基于神经网络的自适应图像插值算法,该算法将低分辨率图像的像素作为神经网络的输入向量,神经网络的输出值是高分辨率图像中待插值位置的像素值;Li 等人^[8-9]提出了基于最小二乘法(LS)的边缘指导内插算法,该算法是利用低分辨率图像和高分辨率图像之间所具有的相似性,运用 LS 方法根据低分辨率图像来自适应的选择插值格式。上述的插值算法较近邻插值和双线性插值等传统插值算法,很大程度提高了高分辨率图像的视觉质量。

为了更好地利用图像的局部自相似性,本文对 Li 等人^[8-9]提出的基于 LS 的边缘指导插值算法进行了改进,首先对低分辨率图像进行自适应二叉树分块;然后利用图像在局部区域上表现出的自相似性,对每个局部区域的插值参数进行最小二乘估计,并据此完成插值计算;最后运用小波域的投影算子对插值得到的高分辨率图像进行全局优化即可得到最终的高分辨率图像。实验结果表明,由本文算法重构的高分辨图像具有很好的主观视觉效果和满意的峰值信噪比表现。

1 方法

1.1 边缘指导内插算法

已知 $M \times M$ 的低分辨率图像 g ,是由 $2M \times 2M$

的高分辨率图像 f 经过点扩散函数的模糊和下采样得到的。与一般的插值算法一样,首先可以由下式得到 f 内的一些点

$$f_{2i,2j} = g_{i,j} \quad (1)$$

对于坐标 $(2i+1,2j+1)$ 处的点 $f_{2i+1,2j+1}$,定义

$$f_{2i+1,2j+1} = \sum_{k=0}^1 \sum_{l=0}^1 \alpha_{2k+l} f_{2(i+k),2(j+l)} \quad (2)$$

其中参数向量 α 的求取过程如图 1 所示。

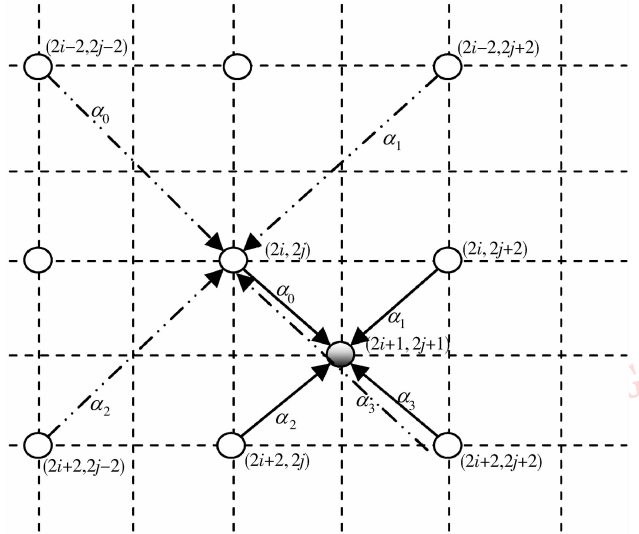


图 1 由 $f_{2i,2j}$ 插值得到 $f_{2i+1,2j+1}$

Fig. 1 Interpolating $f_{2i+1,2j+1}$ from $f_{2i,2j}$

利用低分辨率图像和高分辨率图像之间所具有的相似性,通过学习已知点 $f_{2i,2j}$ 之间的关系式(3),利用最小二乘法自适应地求取 α 。

$$f_{2i,2j} = \sum_{k=0}^1 \sum_{l=0}^1 \alpha_{2k+l} f_{2(i+2k-1),2(j+2l-1)} \quad (3)$$

对 $g_{i,j}$ 即 $f_{2i,2j}$ 按行重新排列得到列向量 $y = [y_1 \cdots y_k \cdots y_{M^2}]^T$, C 是一个 $M^2 \times 4$ 的矩阵,其中每行对应为满足图 1 中与 $f_{2i,2j}$ 满足虚线箭头关系的 4 个近邻系数。这样由低分辨率图像可以得到如下的线性方程组

$$C \times \alpha = y \quad (4)$$

因为 $M^2 \gg 4$, 所以增广矩阵 (C, y) 的秩不等于矩阵 C 的秩,故上述线性方程组为线性矛盾方程组。线性矛盾方程组是无解的,由数值分析的知识可知对式(4)采用最小二乘法可得到在均方误差极小意义下的最优解如下

$$\alpha = (C^T C)^{-1} (C^T y) \quad (5)$$

将解得的 α 代入式(2)就可以得到坐标 $(2i+1, 2j+1)$ 处的点 $f_{2i+1,2j+1}$ 。从而,得到 $f_{i,j}$ ($i+j =$

even) 的值。图 2 给出了由 $f_{i,j}(i+j = \text{even})$ 插值得到 $f_{i,j}(i+j = \text{odd})$ 的方法, 同样利用最小二乘法得到插值参数 β 。即可得到插值后的高分辨率图像 $f(2M \times 2M)$ 。

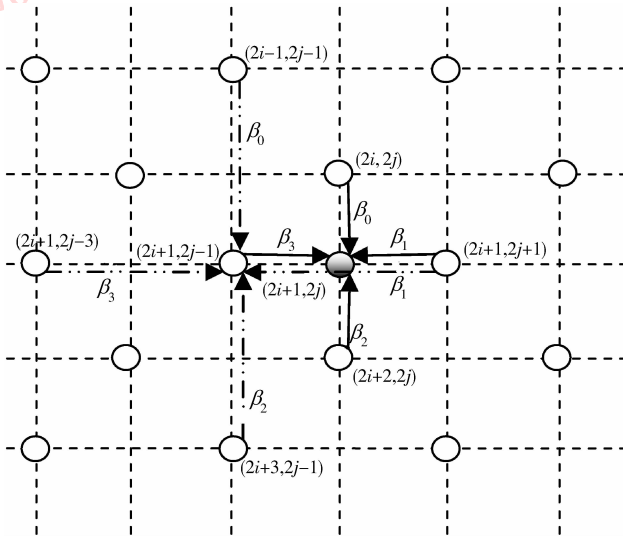


图 2 由 $f_{i,j}(i+j = \text{even})$ 插值得到 $f_{i,j}(i+j = \text{odd})$

Fig. 2 Interpolating $f_{i,j}(i+j = \text{odd})$ from $f_{i,j}(i+j = \text{even})$

上述的边缘指导的插值算法利用低分辨率图像和高分辨率图像之间所具有的相似性, 能够自适应地选择插值方式, 得到的高分辨率图像较传统的插值算法有一定的改善, 但是由于它的插值参数是基于全局的一个最小二乘优化结果, 在局部区域不能很好地反映低分辨率图像和高分辨率图像之间所具有的相似性, 导致插值结果在边缘上结果还是有一定的振铃效应, 我们认为, 对图像中某一点而言, 该点所在的局部区域对其的影响较全局更加重要。据此, 本文提出一种基于局部自相似性的高分辨率方法, 首先对图像进行自适应的分块, 然后对每个局部区域进行邻域指导的插值, 最后利用小波域的凸集投影对插值结果进行全局优化。

1.2 自适应的图像二叉树分块

本文借鉴了图像二叉树分割算法的一些思想, 提出如下的自适应图像分块算法。首先将图像分块, 建立如下的二叉树结果。

图 3 给出了图像的二叉树分块的树状结果, 利用上述方法将图像分块, 直到树中所有的叶子节点均为 8×8 的子块。然后利用如下准则对图像的二叉树进行自下而上的调整。

若某个图像块的 4 个子图像块均是叶子节点, 且这 4 个子图像块内像素的均值 $[m_1, m_2, m_3, m_4]$

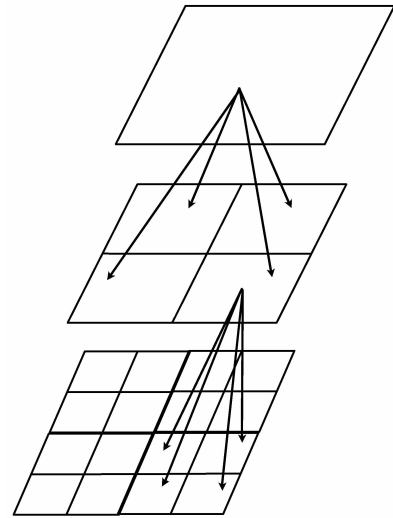


图 3 图像的二叉树分块

Fig. 3 Image quad tree segmentation

和方差 $[v_1, v_2, v_3, v_4]$ 满足如下关系, 则将这 4 个子块合并, 在树中去掉这 4 个子图像块, 其父节点成为一个叶子节点。

$$\begin{aligned} \bar{m} &= \sum_{i=1}^4 \frac{1}{4} m_i \\ \bar{v} &= \sum_{i=1}^4 \frac{1}{4} v_i \quad (i = 1, 2, 3, 4) \quad (6) \\ |m_i - \bar{m}| &< \eta_1 \\ |v_i - \bar{v}| &< \eta_2 \end{aligned}$$

利用上述准则自下而上地对树进行调整即可得到最终的图像分块结果, 且最后分块结果树中的每个叶子节点均是具有相似局部性质的图像块。然后对这些具有相似局部性质的图像块, 分别进行边缘指导的插值, 理论上可以得到更好的插值效果。实验部分说明, 本文方法在实际应用中也确实可以得到更好的超分辨率效果。

1.3 基于小波域凸集投影的全局优化处理

小波变换是一种时频分析的工具, 被广泛用于图像处理领域。在小波的发展中法国科学家 Mallat 作出了重要贡献^[10-11], 他将计算机视觉领域的多尺度分析思想引入小波分析中, 从多分辨率分析的角度构造了小波分析的框架, 将小波变换和共轭镜像滤波器组理论联系起来, 建立了 Mallat 算法。从而将离散小波变换直接和滤波器组联系起来, 推动了小波的应用和发展。

图像 f 的 2 维离散小波变换^[10-11] 可以表示如图 4 所示。

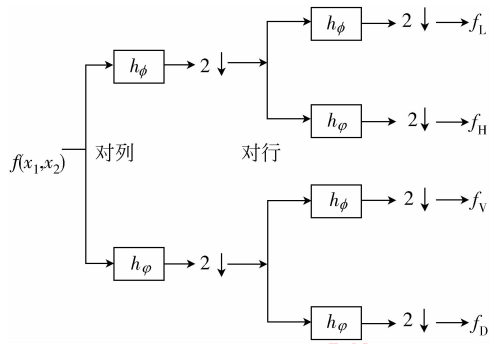


图4 2维离散小波变换

Fig. 4 Two-dimensional discrete wavelet transform

图4中 h_ϕ, h_ψ 为小波变换的分解滤波器组, f_L, f_H, f_V, f_D 分别为近似细节、水平细节、垂直细节、对角细节子块。

2维离散小波逆变换^[10-11]可以表示如图5所示。

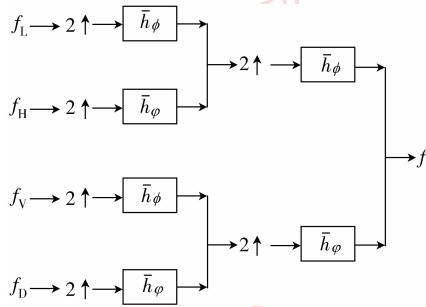


图5 2维离散小波逆变换

Fig. 5 Two-dimensional discrete inverse wavelet transform

图5中 $\bar{h}_\phi, \bar{h}_\psi$ 为小波变换的重构滤波器组。

由低分辨率图像 g 在各个局部区域通过边缘指导内插后得到的初始高分辨率图像记为 f^* , 经2维离散小波变换后可得到 f_L^*, f_H^*, f_V^* 和 f_D^* 。

由小波变换的性质可知, 高分辨率图像 f 经小波变换后得到的近似子块 f_L 是由高分辨率图像 f 经低通滤波和下采样得到的, 而低分辨率图像 g 是由高分辨率图像 f 经过模糊(即低通滤波器作用)和下采样得到的, 故 f_L 和 g 在数值上有一定的相似关系, 即 $f_L \approx kg$ ^[12]。

所以在小波变换域定义如下的凸集:

$$C_w = \{f_L^* : f_L^* = kg\} \quad (7)$$

由凸集 C_w 可以定义投影算子 P_w , 运算 $P_w f^*$ 由图6的框图给出, 即首先对 f^* 做2维离散小波变换得到 f_L^*, f_H^*, f_V^* 和 f_D^* ; 然后由 kg, f_H^*, f_V^* 和 f_D^* 做2维离散小波逆变换得到优化后的高分辨率图像 F 。

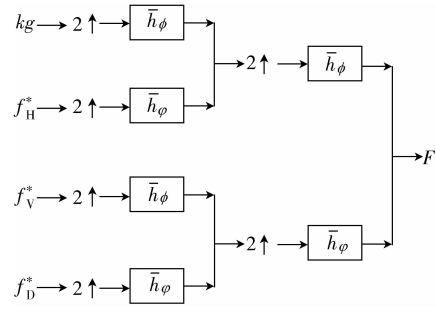


图6 小波变换域投影算子

Fig. 6 Wavelet projection

如果小波变换采用周期延拓模式, f_L^* 和 kg 之间对应不同的小波会有不同的时移, 在具体应用如上投影算子作全局优化时需考虑到它们之间的时移关系。

2 算法

首先利用四叉树分割方法对低分辨率图像进行自适应分块, 然后对每个局部区域进行边缘指导的插值, 最后利用小波域的凸集投影对插值结果进行全局优化。

3 实验

本文以标准测试图像 Lena, boat, peppers 和 goldhill 为例来说明本文算法的有效性, 测试图像大小均为 512×512 。由如下定义的模糊函数和下采样来计算低分辨率图像, 大小均为 256×256 。

$$H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1, 1, 1 \\ 1, 1, 1 \\ 1, 1, 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

在大量测试中发现对于最常用的由式(8)定义的模糊函数, 如果采用由 db4 小波函数定义的分解滤波器进行小波变换有 $f_L \approx 2g$ 。故本实验采用由 db4 小波函数定义的分解和重构滤波器进行小波变换和逆变换。所以在 db4 小波域可定义凸集

$$C_w = \{f^* : f_L^* = 2g\} \quad (9)$$

另外, 本实验小波变换采用周期延拓模式, 那么对于 db4 小波, f_L^* 和 $2g$ 之间在2维的两个方向上各有一个位的时移。

用如下定义的峰值信噪比 (PSNR) 并结合主观

视觉来评价图像的质量。

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |x_i - \tilde{x}_i|^2} \quad (10)$$

式中, \mathbf{x} 为标准测试图像, $\tilde{\mathbf{x}}$ 为重构的高分辨率图像, M 为像素总数。

由于 PSNR 只是一个平均的指标, 并不能很好反映出重构图像在边缘上的效果, 所以本文结合 PSNR 和主观视觉来评价图像的质量和算法的效果。

本文实验进行了两个部分的比较:

1) 实验比较边缘保持插值法^[8-9]的实验结果, 本文算法在做小波变换域全局优化前的结果和本文算法最终的实验结果;

2) 实验还将 MAP 方法中较好的基于小波变换域 UHMT 的 MAP 方法^[4]和本文算法重构的高分辨率图像实验结果进行比较。

对边缘保持插值法^[8-9]和本文算法的实验结果的 PSNR 进行比较如表 1 所示。

对基于小波变换域 UHMT 模型的 MAP 方法^[4]和本文算法实验结果的 PSNR 进行比较如表 2 所示。

表 1 边缘保持插值算法和本文算法重构图像 PSNR 的比较

Tab. 1 The PSNR result of edge-directed interpolation and the proposed method

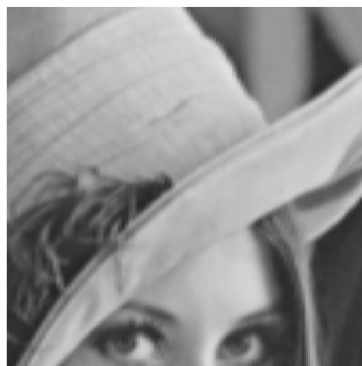
| 算法 | Lena | boat | peppers | goldhill |
|--------------|------|------|---------|----------|
| 边缘保持插值方法 | 31.6 | 28.9 | 30.8 | 29.8 |
| 本文算法全局优化前的结果 | 32.4 | 29.5 | 32.2 | 30.2 |
| 本文算法 | 33.3 | 30.4 | 32.8 | 30.9 |

表 2 UHMT-MAP 方法和本文算法重构图像的 PSNR

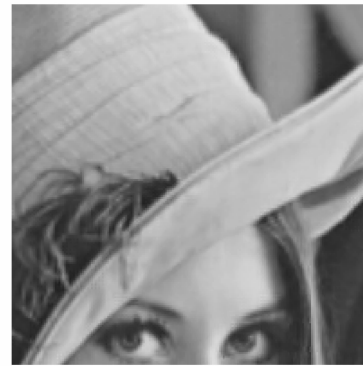
Tab. 2 The PSNR result of UHMT-MAP and the proposed method

| 算法 | Lena | boat | peppers | goldhill |
|----------|------|------|---------|----------|
| UHMT-MAP | 33.7 | 30.8 | 33.0 | 31.3 |
| 本文算法 | 33.3 | 30.4 | 32.8 | 30.9 |

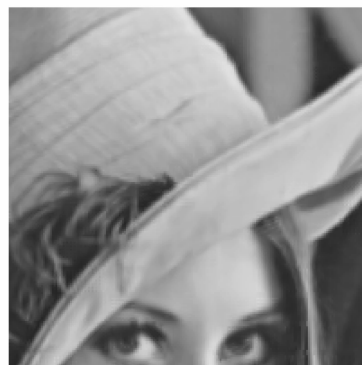
图 7 为边缘保持插值方法, 小波变换域 UHMT-MAP 方法和本文算法的部分实验结果。为了看得更清楚, 并节省篇幅, 本文只剪切了 Lena 图像的一部分结果进行比较。



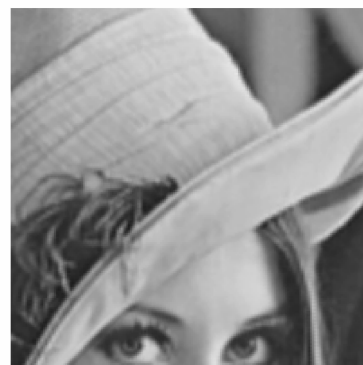
(a) 边缘保持插值法重构图像



(b) 本文算法做全局优化前的重构图像



(c) 本文算法最终得到的重构图像



(d) 小波域 UHMT-MAP 法重构图像

图 7 Lena 图像的实验结果比较

Fig. 7 Comparing the experiment results of Lena

由表 1 可以看出,较边缘保持的插值法,本文先对图像进行分块,然后在局部区域里分别进行边缘保持内插的方法得到的高分辨率图像在 PSNR 上有了一定的提高。虽然在 PSNR 上优势不明显,但是比较图 7(a)(b)可以看出,本文在局部区域进行边缘保持的插值法重构高分辨率图像对边缘质量有很大的优势。这说明 1.2 节中理论分析是正确的,对图像中某一点的插值,该点所在的局部区域对其的指导意义较全局更加重要。因此,本文先对图像进行自适应分块,再对每个局部块进行插值能得到更好的边缘保持效果。

另外,由表 1 可以看出结合全局优化后本文算法最终重构图像的 PSNR 又有了明显提高。比较图 7(a)一(c)可以看出边缘保持的插值法重构的图像边缘方向存在一定的模糊和振铃效应,本文算法得到的高分辨率图像更加光滑。

由表 1 和图 7(a)一(c)的实验结果可以得出,本文算法较边缘保持插值方法无论在 PSNR 还是视觉效果上都有很大提高,本文算法的改进效果很明显。

由表 2 和图 7(c)(d)的实验结果可以看出,小波变换域 UHMT-MAP 方法在 PSNR 结果上较本文算法稍好一些,在视觉上,UHMT-MAP 和本文算法重构效果基本差不多。但是在同样的一台普通计算机 MATLAB 7.6 环境上小波变换域 UHMT-MAP 算法处理一幅图像需要大约 20 min 的时间,而本文算法只需要几秒钟的时间,所以实时应用本文算法要更好一些,而且得到的实验结果与小波变换域 UHMT-MAP 算法得到的差不多。

4 结 论

由于本文算法在局部区域能更好地反映低分辨率图像和高分辨率图像之间所具有的相似性,并且利用了小波域的投影算子对结果进行优化,所以可以得到更好的超分辨率结果。由实验可以看出,本文算法能够有效重构高分辨率图像,重构的高分辨率图像无论在峰值信噪比还是视觉效果上较边缘保持的插值方法都有明显改善,能够有效保持边缘。

另外,与基于小波变换域 UHMT-MAP 方法比较可看出,虽然本文算法得到的高分辨率图像与基于小波变换域 UHMT-MAP 方法得到的只有相近视觉效果和 PSNR,但是本文算法运算速度非常快,有很好的实时利用价值。

参考文献 (References)

- [1] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 886-902.
- [2] Zhao Subin, Han Hua, Peng Silong. Wavelet-domain hmt-based image super-resolution [J]. ICIP, 2003, 3(2): 953-956.
- [3] Romberg J, Choi H, Baraniuk R. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain hidden-Markov models [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(7): 1056-1068.
- [4] Li Feng, Jia Xiuping, Donald Fraser. Universal hmt based super resolution for remote sensing images [C]//Proceedings of ICIP. Washington, DC: IEEE Press, 2008, 333-336.
- [5] Li Feng, Donald Fraser, Jia Xiuping. Wavelet domain deblurring and denoising for image resolution improvement [C]//Proceedings of ICIP. Washington, DC: IEEE Press, 2007, 373-379.
- [6] Battiato S, Gallo G, Stanco F. A locally-adaptive zooming algorithm for digital images [J]. Image Vision and Computing Journal, 2002, 20(11): 805-812.
- [7] Plaziac N. Image interpolation using neural networks [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(11): 1647 - 1651.
- [8] Li Xin, Orchard M T. Edge-directed prediction for lossless compression of natural images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(6): 813- 817.
- [9] Li Xin, Orchard M T. New edge-directed interpolation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(10): 1521-1527.
- [10] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1989, 11(7): 674-693.
- [11] Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing [M]. New York: Academic Press, 1998.
- [12] Bin Tian, Hsu J T, Liu Qiang. A wavelet constrained pocs superresolution algorithm for high resolution image reconstruction from video sequence [C]//Proceedings of IEEE Int. Conf. Networks & Signal Processing. Washington, DC: IEEE Press, 2003, 2: 1266-1269.