

中图分类号: TN911.73 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1772-07

论文索引信息: 蒋建国, 董艳春, 齐美彬, 侯天峰. 边缘增强型非局部模型超分辨率重建算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1772-1778

边缘增强型非局部模型超分辨率重建算法

蒋建国, 董艳春, 齐美彬, 侯天峰

(合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009)

摘要: 针对一些超分辨率重建算法鲁棒性差、边缘保持能力有限、降噪效果不理想等不足, 提出一种基于最大后验概率估计的边缘增强型非局部模型超分辨率重建算法。算法引入了非局部模型, 并将图像的边缘信息加入模型系数的计算中, 是对基于 BTV (bilateral total variance) 模型超分辨率重建和基于 MRF (Markov random field) 模型超分辨率重建的有效改进, 提高了算法的鲁棒性、边缘保持能力和降噪能力。实验结果表明, 该算法性能稳定, 在信噪比较低情况下也能保持图像的边缘信息, 取得比较好的重建效果。

关键词: 超分辨率重建; 最大后验概率; 非局部模型

Edge-enhanced nonlocal model super-resolution reconstruction

Jiang Jianguo, Dong Yanchun, Qi Meibin, Hou Tianfeng

(Hefei University of Technology, School of Computer and Information, Hefei 230009 China)

Abstract: In order to overcome the weak robustness, the weak reservation of edges, and the high sensitivity to noise in some super-resolution methods, we propose a nonlocal-means super-resolution reconstruction with enhanced edges based on the MAP frame. This method adopts the nonlocal-means model, and computes the modulus of the model together with the edges of the image. The proposed method mends effectively super-resolution reconstruction based on the bilateral total variance (BTV) model and based on the Markov random field (MRF) model. Our method is more robust and it is more able to reserve edges and to remove noise. Experimental results show that the proposed method is robust, and can reserves the edges well under low signal to noise ratio, getting a better reconstruction result.

Keywords: super-resolution reconstruction; MAP; non-local algorithm

0 引言

在图像的获取和传输过程中, 传感器固有的采样频率、散焦、各种随机噪声、大气扰动等很多因素会导致图像质量的下降。超分辨率重建技术是一种从软件上突破成像系统硬件条件的限制, 通过信号处理的方法, 将退化的低分辨率图像重建为高分辨

率图像的过程。超分辨率重建技术在视频监控、高清晰度电视 (HDTV)、遥感图像、医学图像处理等领域具有广阔的应用前景。

19 世纪 60 年代, Tsai 和 Huang 首次提出了超分辨率重建的概念和方法, 但他们的基于频率域的超分辨率重建受限于全局平移运动, 难以包含噪声模型, 并且很难融入图像的先验信息, 因此限制了其发展。后来, 超分辨率重建问题被学者引入空间域

收稿日期: 2010-08-12; 修回日期: 2010-11-23

基金项目: 特种显示技术教育部重点实验室开放课题基金项目 (2008HGXJ0350); 安徽省信息产业厅信息产业发展基金项目 (2008012)。

第一作者简介: 蒋建国 (1955—), 男, 教授, 博士生导师。1989 年于合肥工业大学获得信号、电路与系统专业硕士学位, 主要研究方向为数字图像处理、DSP 技术应用、智能信息处理。E-mail: jgjiang@hfut.edu.cn。

中解决,从而得到了很大发展,各种基于空域的算法相继产生,例如包括非均匀内插^[1]在内的各种插值算法^[2],基于集合论的 POCS 算法^[3-4],基于概率论的 MAP 算法^[5-6],也有学者研究了基于多分辨率的超分辨率重建^[7-8],盲超分辨率重建^[9-10]等。在各类算法之中,因基于概率论的最大后验概率方法简单有效,能够直接充分地引入图像的先验信息,而成为被广泛采用的重建框架。

边缘增强型非局部模型超分辨率重建算法基于 MAP 框架,采用边缘增强型非局部模型作为图像先验知识。图像的先验模型要比较直观准确地反映图像的特征、纹理特性等,一般需要考虑中心元素与周围元素的关联性和边缘保持性。Rudin 等人^[11]提出的全变差模型及其改进^[12],Farsiu 等人^[13]提出的 BTV 模型都在一定程度上保留了图像的边缘信息,但是由于模型对相同位置上的邻近像素点都采用相同的平滑系数,所以大大削弱了算法保持边缘的能力。边缘增强型非局部模型不但继承了非局部滤波器优秀的降噪能力,能够处理低信噪比情况下的超分辨率重建,而且作为图像先验知识,能够更好地保持图像的细节信息。

1 问题描述

1.1 超分辨率重建观测模型

超分辨率重建观测模型描述了从真实场景到低分辨率观测帧的整个过程,因此建立准确的数学观测模型至关重要。采用如下的模型^[12-14]:假设某一真实场景有 N 帧观测图像,可以把它们看做是真实场景图像经过一系列的降质过程得到的,这个过程包括大气模糊、运动变形、光学模糊、降采样以及加性噪声等。假设这 N 帧低分辨率观测图像大小为 $N_1 \times N_2$,写成向量形式为 $\mathbf{y}_k = [y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{km}]^T$,其中 $k = 1, 2, \dots, N$, $m = N_1 \times N_2$ 。超分辨率重建的结果是得到一帧或几帧大小为 $L_1 N_1 \times L_2 N_2$ 的高分辨率图像 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$,其中 L_1, L_2 是低分辨率帧的水平 and 垂直方向放大倍数, $n = L_1 N_1 \times L_2 N_2$ 。常用的观测模型为

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{D}\mathbf{B}_k\mathbf{M}_k\mathbf{x} + \mathbf{n}_k \quad (1)$$

式中, \mathbf{M}_k 是 \mathbf{y}_k 相对于 \mathbf{x} 的运动变形矩阵,大小为 $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$, \mathbf{B}_k 为与 \mathbf{M}_k 相同大小的光学模糊矩阵, \mathbf{D} 是大小为 $(N_1 N_2)^2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 的降采样矩阵, \mathbf{n}_k 是对每一幅图像附加的噪声向量。

为了表述方便,一般将 3 个降质矩阵合并,这样可以将式(1)转化为将如下的统一观测模型

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{W}_k\mathbf{x} + \mathbf{n}_k \quad (2)$$

\mathbf{W}_k 大小为 $N_1 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 。

1.2 非局部算法

非局部算法是一种利用图像存在自身的相似性来合成纹理填补图像空洞的方法。该算法广泛用来去除噪声,其降噪能力非常强,并且具有很好的边缘保持性。

文献[15-16]中介绍的非局部算法通过扫描整幅图像来搜索与待恢复像素相近的像素,因此该算法的计算量比较大。为了提高算法的运行效率,Buades 等人使用一种次优的计算方法来解决实际问题,将搜索区域设定在待恢复像素点周围的一个长方形区域内,而不是整幅图像^[17]。

假设输入一幅噪声图像 \mathbf{u} ,那么输出图像 \mathbf{v} 中任一点 (i, j) 可以由图像中该点的长方形邻域像素点灰度值的加权平均来估算,即

$$\mathbf{v}[i, j] = \sum_{(k, l) \in N(i, j)} \omega(k, l, i, j) \mathbf{u}[k, l] \quad (3)$$

式中, $N(i, j)$ 代表中心点 (i, j) 的长方形邻域点集合,权重系数 $\omega(k, l, i, j)$ 表示像素点 (i, j) 与它的第 (k, l) 个邻近点之间的相似性,这种相似性是通过比较其周围的窗口距离得到的。定义算子 $\mathbf{R}_{(i, j)}$ 表示提取以 (i, j) 为中心的一块灰度区域,那么点 (i, j) 和点 (k, l) 的相似性依赖于 $\mathbf{R}_{(i, j)}\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{R}_{(k, l)}\mathbf{u}$ 之间灰度值向量的相似性,显然 $\mathbf{R}_{(i, j)}\mathbf{u}$ 与 $\mathbf{R}_{(k, l)}\mathbf{u}$ 越相似,在加权平均时,点 (k, l) 就会占有越大的权重。

$\mathbf{R}_{(i, j)}\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{R}_{(k, l)}\mathbf{u}$ 之间灰度向量的相似性,可以通过高斯加权欧氏距离 $\|\mathbf{R}_{(i, j)}\mathbf{u} - \mathbf{R}_{(k, l)}\mathbf{u}\|^2$ 来计算,因此,欧氏距离的权重函数定义为

$$\omega(k, l, i, j) = \frac{1}{Z(i, j)} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{R}_{(i, j)}\mathbf{u} - \mathbf{R}_{(k, l)}\mathbf{u}\|^2}{h^2}\right] \quad (4)$$

式中, $Z(i, j)$ 是归一化参数;参数 h 控制指数函数的衰减速度,即欧氏距离的权重函数,计算公式为

$$Z(i, j) = \sum_{(k, l) \in N(i, j)} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{R}_{(i, j)}\mathbf{u} - \mathbf{R}_{(k, l)}\mathbf{u}\|^2}{h^2}\right] \quad (5)$$

1.3 MAP 框架原理

MAP 估计具有严密的数学理论框架,被广泛用于超分辨率重建领域^[6, 12, 14, 18],其原理如下:

已知低分辨率图像序列 $\{\mathbf{y}_k\}$,依据最大后验概

率即 MAP 准则,在已知低分辨率图像的条件下,使高分辨率图像出现的概率达到最大,即满足

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{map}} = \operatorname{argmax}\{P(\mathbf{x} | \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k)\} \quad (6)$$

对式(6)运用贝叶斯法则并求对数可得

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{map}} = \operatorname{argmax}\{\log P(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k | \mathbf{x}) + \log P(\mathbf{x})\} \quad (7)$$

一般条件概率 $P(\mathbf{y}_k | \mathbf{x})$ 的概率分布类型由随机噪声的类型确定,假设图像噪声是均值为 0,方差为 σ^2 的高斯噪声,那么可得

$$P(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k | \mathbf{x}) \propto \exp\left(-\sum_{k=1}^N \frac{\|\mathbf{y}_k - \mathbf{W}_k \mathbf{x}\|_p^p}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

$1 \leq p \leq 2$

$P(\mathbf{x})$ 代表高分辨率图像服从某种先验约束,从统计角度讲,就是对图像做出比较合理的概率密度函数分布的假定,这需要有关于图像的某种先验知识,例如,能量约束、空间平滑约束、全变差最小约束等。令 $Q(\mathbf{x})$ 代表对图像 \mathbf{x} 的一种先验约束,通常条件下综合考虑噪声和图像纹理细节的影响, MRF 模型是一种比较合理的图像统计描述,其对应的吉布斯概率密度函数为

$$P(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{1}{\lambda} Q(\mathbf{x})\right) \quad (9)$$

式中, λ 为吉布斯控制常数。很多学者针对该先验模型做了适当的改进,取得了比较好的结果,如文献[18]。Farsiu 构造了一种双边全变差模型^[13],提高了重建算法的鲁棒性和图像边缘保持能力。

综合式(7)–(9),超分辨率重建问题可以归结为求解方程

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{map}} = \operatorname{argmin}\left\{\sum_{k=1}^N \|\mathbf{y}_k - \mathbf{W}_k \mathbf{x}\|_p^p + \rho Q(\mathbf{x})\right\} \quad (10)$$

式中, $\rho = \frac{2\sigma^2}{\lambda}$ 为正则化参数。

2 基于 MAP 的边缘增强型非局部滤波超分辨率重建

2.1 BTV 先验模型和 MRF 先验模型分析

Farsiu 等人基于双边全变差滤波器提出一种快速鲁棒性强的重建算法。该算法将 BTV 模型作为图像的先验知识

$$Q_{\text{BTV}}(\mathbf{x}) = \sum_{k=-P}^P \sum_{l=0}^P \alpha^{|kl|+|l|} \|\mathbf{x} - \mathbf{S}_-^k \mathbf{S}_\perp^l \mathbf{x}\|_p^p \quad k+l \geq 0 \quad (11)$$

式中, P 为常数,限定了邻域水平方向和垂直方向的范围;权重常数 α 满足 $0 < \alpha < 1$,保证权重系数与邻域像素和中心像素的几何距离成反比; \mathbf{S}_-^k 和 \mathbf{S}_\perp^l 分别表示水平方向平移 k 个像素和垂直方向平移 l 个像素。

图像的 MRF 先验模型可以表示为^[5,18]

$$Q_{\text{MRF}}(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{L_1 N_1 - 1} \sum_{j=0}^{L_2 N_2 - 1} \sum_{m=0}^3 \rho(\mathbf{d}_{i,j,m} \mathbf{x}) \quad (12)$$

式中,函数 ρ 为方向性平滑测度函数,一般采用平方函数或者 Huber 函数。点 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的水平、垂直以及两个 45° 方向平滑测度定义为

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_{i,j,0} \mathbf{x} &= \mathbf{x}_{i,j+1} - 2\mathbf{x}_{i,j} + \mathbf{x}_{i,j-1} \\ \mathbf{d}_{i,j,1} \mathbf{x} &= \mathbf{x}_{i+1,j} - 2\mathbf{x}_{i,j} + \mathbf{x}_{i-1,j} \\ \mathbf{d}_{i,j,2} \mathbf{x} &= \sqrt{2}/2(\mathbf{x}_{i-1,j-1} - 2\mathbf{x}_{i,j} + \mathbf{x}_{i+1,j+1}) \\ \mathbf{d}_{i,j,3} \mathbf{x} &= \sqrt{2}/2(\mathbf{x}_{i-1,j+1} - 2\mathbf{x}_{i,j} + \mathbf{x}_{i+1,j-1}) \end{aligned} \quad (13)$$

张洪艳等人^[18]以此为基础提出一种 WMRF (加权 MRF) 先验模型

$$Q_{\text{WMRF}}(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{L_1 N_1 - 1} \sum_{j=0}^{L_2 N_2 - 1} \sum_{m=0}^3 \omega_m \rho(\mathbf{d}_{i,j,m} \mathbf{x}) \quad (14)$$

该模型中 ω_m 表示 4 个方向的权值,大小由待恢复点是否为边缘上的点决定:当待恢复点不是边缘点时, $\omega_m = 1$;当待恢复点是边缘点时,该边缘方向上 ω_m 大小为 $2 - \gamma_0$,垂直该方向的 ω_m 值为 γ_0 ,其余两个 ω_m 值为 1,其中 γ_0 为固定常数,且 $0 < \gamma_0 < 1$ 。

分析:由式(11)可以看出, BTV 模型综合考虑中心像元与邻近像元的几何距离和灰度值,在一定程度上解决了传统滤波器会造成边缘模糊的缺点,并有一定的降噪效果。但是它也存在自身的缺陷,由几何度量部分 $\alpha^{|kl|+|l|}$ 可以看出不同点的邻域窗口保持各向同性不变,即对于不同的中心像元,所有处于同一位置上的邻近像元的系数都是相等的,显然这并不完全符合图像的先验性质。另外,双边全变差滤波器在低对比度区域会产生阶梯效应,在信噪比较低的情况下重建效果较差,而且图像边缘保持能力也有限。

式(12)–(14)介绍的 MRF 模型以及 WMRF 模型存在着与 BTV 模型类似的问题,即待恢复点对于邻域窗口的各向同性不变性。除此之外,这两种模型还存在以下两个不足:

1) 邻域窗口太小。

2) 对于存在较大噪声的图像,文献[18]提供的判断待恢复点是否为边缘点的方法很不稳定,容易产生误差。

2.2 边缘增强型非局部模型

鉴于 BTV 模型、WMRF 模型的局限性和非局部方法优良的降噪能力和边缘保持性,借鉴 1.2 节介绍的非局部算法,采用一种图像的非局部先验模型——NLM 模型

$$Q_{NLM}(\mathbf{x}) = \sum_{k=-P}^P \sum_{l=-P}^P \omega(k, l, i, j) \|\mathbf{x} - \mathbf{S}_-^k \mathbf{S}_\perp^l \mathbf{x}\|_p^p \quad (15)$$

$$\omega(k, l, i, j) = \frac{1}{Z(i, j)} \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{R}_{(i, j)} \mathbf{x} - \mathbf{R}_{(k, l)} \mathbf{x}\|^2}{h^2}\right\} \quad (16)$$

式中, $Z(i, j)$ 是归一化系数, h 是控制参数。

在视频图像的压缩中,通常的做法是以损失高频信息保留低频信息来换取图像压缩比的提高。超分辨率处理的目的是使高分辨率图像包含更加丰富的目标细节信息,最大限度地恢复被压缩掉的高频信息,而图像的边缘包含丰富的高频信息,所以在超分辨率重建的过程中要保证图像的边缘不被过度惩罚,进而最大限度地恢复高频信息。在计算非局部模型的系数时,应充分考虑图像的边缘对重建结果的影响。实现方法为:在待恢复图像的边缘图像中,待恢复点主要由与其具有相似的边缘区域的像素点决定。如图 1 所示,在原图(a)中,按照非局部模型的计量测度认为 3 个黑色框区域具有相似的度量,而通过边缘检测图(b)可以很清楚地看到,图像右侧两个白色框区域的边缘信息最接近,具有更大的相似性。这种以一块边缘区域代替一个点引入边缘信息的方法,大大减小了在噪声比较大的情况下容易产生误差的可能性。



(a) 原图 (b) Sobel算子边缘检测图

图 1 图像的边缘区域相似性

Fig. 1 The similarity of image's edge

基于此,在非局部方法的基础上提出一种边缘增强型非局部先验模型——ENLM 模型,新的权重系数为

$$\omega(k, l, i, j) = \frac{1}{Z(i, j)} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{R}_{(i, j)} \mathbf{x} - \mathbf{R}_{(k, l)} \mathbf{x}\|^2}{h_1^2} - \frac{\|\mathbf{R}_{(i, j)} \nabla \mathbf{x} - \mathbf{R}_{(k, l)} \nabla \mathbf{x}\|^2}{h_2}\right) \quad (17)$$

式中, $\nabla \mathbf{x}$ 表示图像 \mathbf{x} 的梯度, $\nabla \mathbf{x} = [\mathbf{G}_-, \mathbf{G}_\perp]^T$, “ \mathbf{G}_- ”, “ \mathbf{G}_\perp ”代表水平梯度和垂直梯度,分别采用如图 2 所示的 Sobel 模板

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

(a) 水平梯度模板

(b) 垂直梯度模板

图 2 用以检测图像边缘的 Sobel 模板

Fig. 2 The templates for detecting edges of images

2.3 基于 MAP 的边缘增强型非局部超分辨率重建

将式(15)(16)代入式(10)可以得到 MAP 框架下求解超分辨率重建问题的最小泛函为

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{map}} = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{k=1}^N \|\mathbf{W}_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k\|_p^p + \sum_{k=-P}^P \sum_{l=-P}^P \omega(k, l, i, j) \|\mathbf{x} - \mathbf{S}_-^k \mathbf{S}_\perp^l \mathbf{x}\|_p^p \right\} \quad 1 \leq p \leq 2$$

$$\omega(k, l, i, j) = \frac{1}{Z(i, j)} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{R}_{(i, j)} \mathbf{x} - \mathbf{R}_{(k, l)} \mathbf{x}\|^2}{h_1^2} - \frac{\|\mathbf{R}_{(i, j)} \nabla \mathbf{x} - \mathbf{R}_{(k, l)} \nabla \mathbf{x}\|^2}{h_2}\right) \quad (18)$$

超分辨率重建算法重建质量的好坏不但取决于观测数据,而且依赖观测模型的可靠性。而模型的误差是不可避免的,所以寻找一种对模型和观测数据不敏感的稳健算法尤为重要。传统的以 L_2 范数为代价函数的最小平方估计,由于本身存在的无界性导致了估计很不稳定,对模型细小参数的变化和噪声都很敏感。而 L_1 范数形式的代价函数是一种稳健估计,具有良好的模型误差适应性。所以对式(18)采取 L_1 范数形式的代价函数,对其求导可得到 $\hat{\mathbf{x}}_{\text{map}}$ 的迭代公式为

$$\hat{\mathbf{x}}_{n+1} = \hat{\mathbf{x}}_n - \beta \left\{ \sum_{k=1}^N \mathbf{W}_k^T \operatorname{sgn}(\mathbf{W}_k \mathbf{x}_n - \mathbf{y}_k) + \gamma \sum_{k=-P}^P \sum_{l=-P}^P \omega(k, l, i, j) (\mathbf{I} - \mathbf{S}_-^k \mathbf{S}_\perp^l \mathbf{S}_-^k) \cdot \operatorname{sgn}(\hat{\mathbf{x}}_n - \mathbf{S}_-^k \mathbf{S}_\perp^l \hat{\mathbf{x}}_n) \right\} \quad (19)$$

式中, β 为迭代步长, γ 为可调控参数, I 为单位阵, S_{\perp}^{-k} 和 S_{\perp}^{-l} 分别代表与 S_{\perp}^k 和 S_{\perp}^l 向相反的方向运动。

3 实验结果与分析

采用合成图像和真实图像做仿真实验来评价超分辨率重建算法的优劣, 实现算法包括 WMRF 模型重建法、BTV 模型重建法以及 ENLM 模型重建法。对重建结果的评价标准采用主观的视觉评价和客观的峰值信噪比 (PSNR) 评价。

实验 1 合成图像实验 使用一帧 320×320 的高分辨率的校历图像模拟成像过程: 在水平和垂直方向随机平移一二个像素, 采用 4×4 的高斯核模拟模糊效果, 然后加入均值为 0, 方差为 6 的高斯噪声, 最后对图像在空间上进行 4: 1 的降采样。取其中的 16 帧进行配准并超分辨率重建, 结果如图 3 所示: (a) 是原始高分辨率图像; (b) 是模拟的低分辨

率序列中的一帧, 该帧图像噪声很大, 可获取信息有限; (c) 是采用 WMRF 模型重建的图像, 实验中方向平滑测度函数 ρ 取 Hubber 函数, γ_0 取为 0. 25; (f) 是其局部放大图像, 可以看出由于用于重建的低分辨率图像含有较大噪声, 该 WMRF 模型超分辨率算法的边缘保持能力比较差, 而且存在一定的噪声; (d) 是 BTV 模型重建图像, 该实验采用基于 L_1 形式的代价函数, 其中 $P = 3$, 迭代步长 $\beta = 0. 8$, 迭代次数为 20; (g) 是 (d) 的局部放大图像, 结果显示 BTV 模型重建算法在边缘保持和抑制噪声方面比 WMRF 模型法有所改善; (e) 是 ENLM 法重建结果, 实验中待恢复点周围的长方形区域大小设为 11×11 , 算子 R 提取 5×5 的相似窗口, 迭代步长 $\beta = 0. 8$, 迭代次数为 20; (h) 是 (e) 的局部放大图像, 可以看出 ENLM 模型法重建图像的边缘保持能力得到了很大提高, 而且对噪声的抑制效果也较明显。



图 3 校历图像重建结果
Fig. 3 SR results of a school calendar

图 3 重建图像的客观评价结果如表 1 所示。由表 1 中 3 种模型重建图像的 PSNR 比较可以看出, ENLM 模型超分辨率重建的结果要明显优于 WMRF 模型和 BTV 模型重建结果。

实验 2 真实图像实验 使用 6 帧 128×128 的 Foreman 低分辨率图像进行超分辨率重建, 该实验的上采样因子为 2, 实验结果如图 4 所示。

表 1 重建图像的客观评价标准

Tab. 1 Objective indicators of reconstruction image			
	WMRF 模型法	BTV 模型法	ENLM 模型法
PSNR/dB	56. 25	57. 45	58. 12

由图 4 可以看出, ENLM 模型超分辨率重建可以更有效地去除噪声和保持图像的边缘, 该组实验

中迭代次数都为 15,其余主要参数设置同实验 1。由于该组实验提取视频中的真实图像,没有高分辨率图像作为参考,所以无法求出 PSNR 值。但是从

主观质量来看,ENLM 模型重建法比 WMRF 模型重建法和 BTV 模型重建法在抑制噪声和保持边缘方面都有很大的改善和提高。

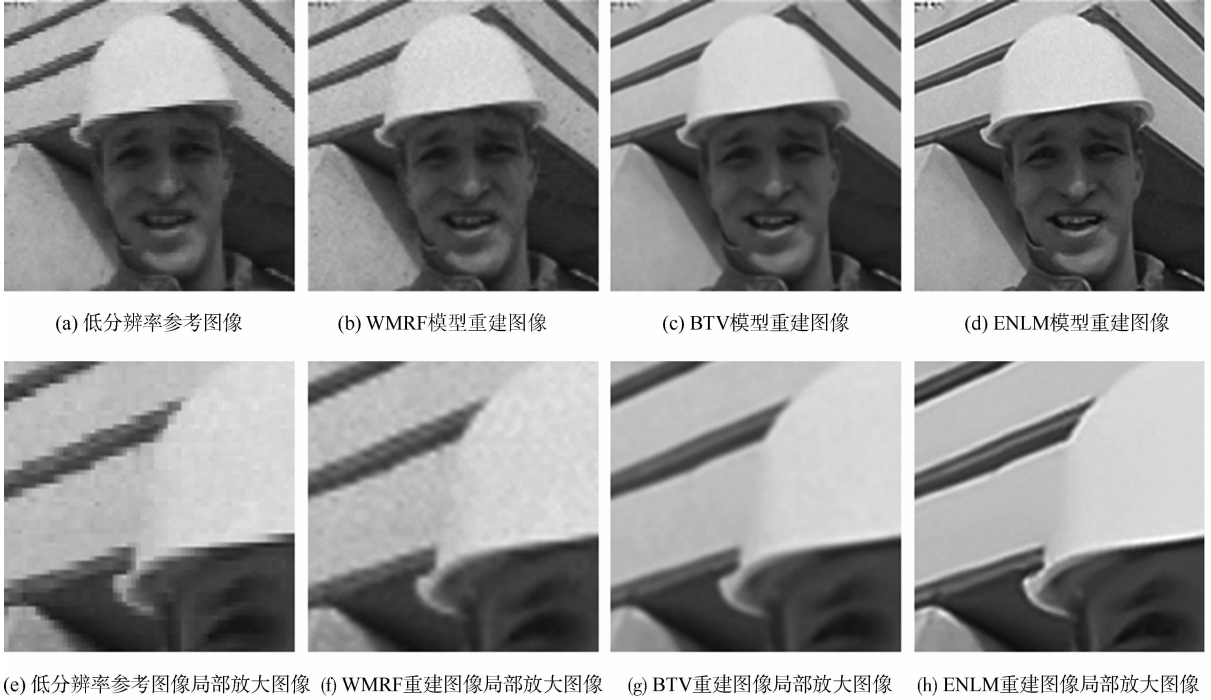


图 4 Foreman 图像重建结果
Fig. 4 SR results of Foreman images

4 结 论

由于成像模型和先验知识的不确定性,以及环境噪声、运动等诸多因素的影响,超分辨率重建算法的稳定性和重建质量受到了限制。MAP 框架下 L_1 范数形式的代价函数使超分辨率重建问题的稳定性得到了保证,采用并改进了非局部模型作为先验模型,从而有效地解决了低信噪比情况下图像质量较差的问题,使重建图像具有较好的平滑性和边缘保持性。由于算法计算量比较大,下一步的工作是进行算法的优化问题研究。

参考文献 (References)

[1] Davila C E. An efficient recursive total least squares algorithms for FIR adaptive filtering [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(2) : 268-280.

[2] Shao Wenze, Wei Zihui. Local geometry driven image magnification and super-resolution [J]. Journal of Image and

Graphics, 2008, 13 (7) : 1235-1243. [邵文泽, 韦志辉. 局部几何结构驱动的图像插值放大及超分辨率复原 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(7) : 1235-1243.]

[3] Stark H, Oskoui P. High resolution image recovery from image-plancarrays, using convex projections [J]. Journal of Optical Society of America A-Optics Image Science and Vision, 1989, 6(11) : 1715-1726.

[4] Patti A J, Altunbasak Y. Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constrains and higher-order interpolants [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(1) : 179-186.

[5] Schultz R R, Stevenson R L. Extraction of high-resolution frames from video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6) : 996-1011.

[6] Zhang Dongming, Pan Wei, Chen Huaixin. Spatio-temporal adaptive super-resolution recon-struction of video sequence based on MAP fr-ame [J]. Acta Automatica Sinica , 2009, 35 (5) : 484-490. [张冬明, 潘炜, 陈怀新. 基于 MAP 框架的时空联合自适应视频序列超分辨率重建 [J]. 自动化学报, 2009, 35(5) : 484-490.]

[7] Nguyen N X. Numerical Algorithms for Imagesuper-resolution [D]. California: Stanford Univers-ity, 2000.

[8] Bose N K. Super-resolution with second gene-ration wavelets

- [J]. *Signal Processing: Image Co-munication*, 2004, 19(5): 387-391.
- [9] Kundur D, Hatzinakos D. Blind image deconvolution [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(3): 43-64.
- [10] Wang Suyu, Shen Lansun, Zhuo Li. A weight matrix based blind super resolution restoration algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(6): 1198-1209. [王素玉, 沈兰荪, 卓力. 一种基于权值矩阵的序列图像超分辨率盲复原算法[J]. *电子学报*, 2009, 37(6): 1198-1209.]
- [11] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D*, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [12] Babacan S D, Molina R, Katsaggelos A K. Total variation super resolution using a variational approach [C]// *Proceedings of 15th IEEE International Conference on Image Processing*. San Diego, CA, USA: IEEE Computer Society, 2008: 641-644.
- [13] Farsiu S, Robinson M D. Fast and robust multiframe super resolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [14] Segall C A, Molina R, Katsaggelos A K. High-resolution images from low-resolution compressed video [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 37-48.
- [15] Buades A, Coll B, Morel J M. A nonlocal algorithm for image denoising [C]// *Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, CA, USA: IEEE Computer Society, 2005: 60-65.
- [16] Buades A, Coll B, Morel J M. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. *Multiscale Modeling and Simulation*, 2005, 4(2): 490-530.
- [17] Buades A, Coll B, Morel J M. Nonlocal image and movie denoising [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 76(2): 123-139.
- [18] Zhang Hongyan, Shen Huanfeng, Zhang Liangpei. A edge-preserving image super-resolution reconstruction method [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(11): 2255-2261. [张洪艳, 沈焕锋, 张良培. 一种保边缘影像超分辨率重建方法[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(11): 2255-2261.]