

# 一种保边缘影像超分辨率重建方法

张洪艳 沈焕锋 张良培 李平湘

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

**摘要** 提出了一种基于方向性平滑测度的保边缘加权马尔可夫先验模型,并将其应用到基于最大后验估计的影像超分辨率重建中。该模型对邻域内不同方向的平滑测度使用不同的权值,以此减小对影像高频成分的惩罚约束,进而保护影像的边缘。利用不同影像对本文方法进行了验证,并用MSE影像评价方法对重建影像进行了定量评价。实验结果表明,与传统马尔可夫先验模型相比,加权马尔可夫先验模型能有效保护影像的边缘,取得更好的重建结果。

**关键词** 超分辨率重建 最大后验估计 边缘护保 加权马尔可夫先验

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)11-2255-07

## An Edge-preserving Image Super-resolution Reconstruction Method

ZHANG Hong-yan, SHEN Huan-feng, ZHANG Liang-pei, LI Ping-xiang

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

**Abstract** In this paper we introduce a new MAP-based super-resolution method, which can effectively preserve image edges by using an improved directional image prior model. The proposed image prior model, which we refer to as a weighted directional Markov image prior model, utilizes different weights for different directional smoothness measures of the edge pixels. Definitely, larger weights are chosen for smooth measures along the edge in order to penalize them to a larger extent and smaller weights are chosen for smooth measures across the edge for a less penalization. Thus, the edges of the reconstructed HR image can be effectively persevered. The proposed algorithm is tested on different series of images. The experimental results indicate that the proposed algorithm has considerable effectiveness in terms of both objective measurements and visual evaluation.

**Keywords** super-resolution, MAP, edge-preserving, weighted Markov random field prior

## 1 引言

高分辨率影像包含丰富的目标细节信息,在很多领域有广泛的应用。获取高分辨率影像最直接的方法就是通过改进光学器件及传感器等硬件设备以减小像元的大小,但这种方法代价昂贵;同时由于散粒噪声的影响,使用这种方法提高影像的分辨率有一定的极限,而现在的影像传感器技术已经接近了

这一极限<sup>[1]</sup>。另一种提高影像分辨率的有效方法就是影像超分辨率重建(SRR)技术。

影像超分辨率重建就是指利用信号处理和软件方法消除成像系统和外界环境所导致的影像退化,恢复出光学衍射极限分辨率所决定的截止频率以外的信息,从而提高影像的空间分辨率。这种方法的主要优点是成本较低,同时能够有效利用现有的低分辨率成像系统。

超分辨率重建的基本思想最初是由 Harris<sup>[2]</sup>等

**基金项目:**国家重点基础研究发展规划(973)基金项目(2009CB723905);国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA12Z148, 2009AA12Z114);国家自然科学基金项目(40771139,40523005);农业部资源遥感与数字农业重点开放实验室基金项目(RDA0801);矿山空间信息技术国家测绘局重点实验室基金项目(KLM2008)

**收稿日期:**2008-03-03; **改回日期:**2008-10-20

**第一作者简介:**张洪艳(1983~),男,武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士研究生。主要研究方向为遥感影像处理、图像工程等。E-mail:zhanghy.wu@gmail.com

人以单张影像复原的概念提出的。单幅影像复原技术经过长期的发展已经形成一套统一的理论框架,但这种方法固有的局限性严重阻碍了影像复原效果的大幅度提高。Tsai 和 Huang 首先提出了用多幅欠采样影像来提高影像空间分辨率的频率域方法<sup>[3]</sup>。之后,虽然一些文献在此基础上进行了改进和发展<sup>[4]</sup>,但由于频域方法只能局限于全局平移运动和线性空间不变降质模型,并且难以融入空域的先验知识,所以没有成为研究的主流。反而空域方法可以将复杂的运动模型与相应的插值、滤波和重采样过程融合在一起进行处理,更符合影像退化的复杂过程,因此得到了相当大的发展,相继产生了多种空域超分辨率重建方法,如非均匀内插法<sup>[5]</sup>、迭代反投影法<sup>[6]</sup>、凸集投影(POCS)法<sup>[7]</sup>、最大后验估计(MAP)方法<sup>[8]</sup>、混合 MAP/POCS 方法<sup>[9]</sup>等。在各种空域算法中,基于最大后验估计的超分辨率重建方法能够以先验概率密度的形式直接引入先验约束,具有较好的利用先验知识的能力,已成为当前最常用的重建框架之一<sup>[10]</sup>。

马尔可夫随机场模型(MRF)常被用做 MAP 重建的影像先验<sup>[11]</sup>。常用的高斯马尔可夫(GMRF)先验模型考虑了中心像元和邻近像元的关联性,能比较直观、方便地反映影像特性,对边缘特征不突出的影像区域可以得到较好的重建效果;但 GMRF 先验模型对影像的平滑测度求平方,对影像高频成分的惩罚较重<sup>[8]</sup>,使得重建影像边缘模糊。文献中出现了一些保护影像边缘的先验模型,Rudin 等人<sup>[11]</sup>使用总变分(TV)模型保护影像边缘;Sina 等人<sup>[12]</sup>对 TV 模型进行了扩展,考虑了更多临近像素对中心像素的影响,提出了 BTV (bilateral total variation) 模型;Schultz 等人<sup>[8]</sup>则对 GMRF 模型进行了扩展,使用 Huber 函数减少了对影像高频成分的惩罚,对陡峭边缘起到了一定的保护作用。

在影像边缘处,边缘方向上的像素之间具有较小的亮度差异,而垂直于边缘方向上的像素之间的亮度差异较大,而 MRF 先验模型对影像每个方向的

平滑测度使用相同的系数,使得四周的邻近像素对中心像素的约束程度相同,导致影像的边缘和细节信息被模糊。为了减少对影像高频成分的惩罚,有效保护影像的边缘信息,提出了一种基于方向性平滑测度的加权马尔可夫先验模型(WMRF),并将其应用到基于 MAP 的影像超分辨率重建中。利用不同类型的影像证明,WMRF 模型的超分辨率重建方法不仅能得到良好的重建效果,还能更好地保护影像的边缘信息,同时具有良好的通用性。

## 2 影像观测模型

在超分辨率重建中,观测模型描述了原始高分辨率影像和低分辨率观测影像之间的关系。建立精确的观测模型是进行超分辨率重建的关键。给定同一场景的  $K$  幅观测影像,可以认为它们是由一幅高分辨率影像经过一系列的降质过程产生的,降质过程包括几何运动、光学模糊、降采样以及附加白噪声等。假设观测影像的大小为  $N_1 \times N_2$ ,用 1 维矢量表示为  $\mathbf{y}_k = [y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k,M}]^T$ ,其中  $k = 1, 2, \dots, K, K$  为观测影像的数目, $M = N_1 \times N_2$ ;所求的高分辨率影像大小为  $L_1 N_1 \times L_2 N_2$ ,用矢量表示为  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ ,其中  $L_1, L_2$  分别代表水平和垂直方向的降采样因子, $N = L_1 N_1 \times L_2 N_2$ 。常用的观测模型为<sup>[1]</sup>

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

式中, $\mathbf{M}_k$  表示几何运动矩阵,大小为  $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ , $\mathbf{B}_k$  表示光学模糊矩阵,大小同为  $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ ; $\mathbf{D}$  表示大小为  $N_1 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$  的降采样矩阵; $\mathbf{n}_k$  表示附加白噪声,大小为  $N_1 N_2 \times 1$ 。

整个降质过程可以如图 1 所示,最左边的影像表示理想高分辨率影像,依次经过旋转运动、光学模糊、降采样和噪声过程,得到最右边的影像,即为观测影像。

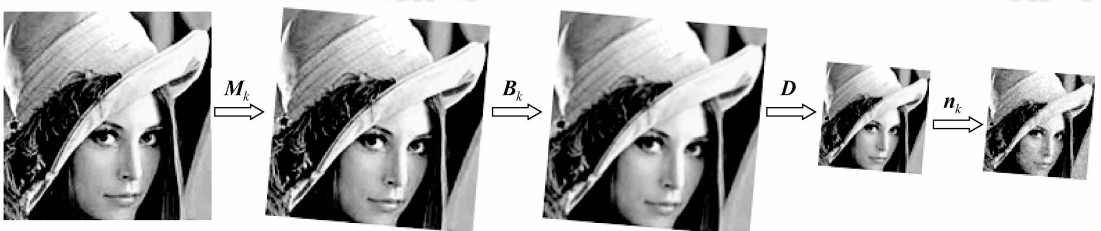


图 1 影像降质过程示意图

Fig. 1 The flow of image degradation during acquisition process

为了方便表示,可以把式(1)进行简化,把其中的 3 个矩阵进行合并,得到如下表达式:

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

这样,低分辨率影像的像素就可以看做是相应高分辨率影像像素的加权平均,其权重系数由矩阵  $\mathbf{A}_k$  决定,  $\mathbf{A}_k$  的大小为  $N_1 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 。如果进一步把对应于  $K$  幅低分辨率影像的观测方程进行合并,将得到

$$\mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{y}$  和  $\mathbf{n}$  的大小为  $N_1 N_2 K \times 1$ ,  $\mathbf{A}$  的大小为  $N_1 N_2 K \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 。

### 3 MAP 超分辨率重建

基于 MAP 重建框架,通过发展保边缘加权马尔可夫随机场(WMRF)先验模型,构建了一种 MAP 超分辨率重建新方法。

#### 3.1 MAP 重建基本原理

最大后验估计超分辨率重建的含义是在已知低分辨率影像序列的前提下,使高分辨率影像出现的后验概率达到最大,即

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \operatorname{argmax} [P(\mathbf{x} | \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_K)] \quad (4)$$

运用贝叶斯法则并求对数可得:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \operatorname{argmax} [\log P(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_K | \mathbf{x}) + \log P(\mathbf{x})] \quad (5)$$

其中,  $P(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}) = P(\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{x}) = P(\mathbf{n}_k)$  为似然函数,表示影像噪声的统计概率密度函数;  $P(\mathbf{x})$  代表高分辨率影像的先验概率密度函数。

通常假设各观测影像噪声为均值为 0、方差相同为  $\sigma^2$  的高斯噪声,则可得:

$$P(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_K | \mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{KN_1N_2/2}} \times \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式(5)中的第 2 个概率密度函数,即影像先验,可以被建模为马尔可夫随机场(MRF)的形式,其对应的吉布斯概率密度函数为

$$P(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{1}{\lambda} U(\mathbf{x})\right) \quad (7)$$

式中,  $Z$  为归一化常数,  $\lambda$  为温度参数,用来控制概率密度分布的尖峰,  $U(\mathbf{x})$  为影像先验的能量函数。

将式(6)、式(7)代入式(5),可将 MAP 超分辨率重建问题化简为如下的最优化问题:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \operatorname{arg min} [\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 + \alpha U(\mathbf{x})] \quad (8)$$

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

#### 3.2 加权马尔可夫先验模型

影像的 MRF 先验模型常用的能量函数表示如下:

$$U(\mathbf{x}) = \sum_{c \in C} V_c(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{L_1 N_1 - 1} \sum_{j=0}^{L_2 N_2 - 1} \sum_{m=0}^3 \rho(d_{i,j,m} \mathbf{x}) \quad (9)$$

其中,  $c$  为像元  $(i, j)$  的邻域系统,称为簇,  $C$  是影像中簇的集合,  $V_c(\mathbf{x})$  是与簇  $c$  关联的位势函数,  $\rho(z)$  为方向性平滑测度的函数,常选用平方函数和 Huber 函数<sup>[3]</sup>,此时对应的 MRF 先验模型分别称为高斯马尔可夫(GMRF)和 Huber 马尔可夫(HMRF)。

在 MRF 先验模型中,像素点  $x_{i,j}$  的方向性平滑测度可以定义为

$$\begin{aligned} d_{i,j,0} \mathbf{x} &= x_{i,j+1} - 2x_{i,j} + x_{i,j-1} \\ d_{i,j,1} \mathbf{x} &= \sqrt{2}/2 (x_{i-1,j-1} - 2x_{i,j} + x_{i+1,j+1}) \\ d_{i,j,2} \mathbf{x} &= x_{i+1,j} - 2x_{i,j} + x_{i-1,j} \\ d_{i,j,3} \mathbf{x} &= \sqrt{2}/2 (x_{i-1,j+1} - 2x_{i,j} + x_{i+1,j-1}) \end{aligned} \quad (10)$$

在数字影像中,处于边缘垂直方向上的点与点之间一般具有较大的亮度差异,而边缘方向上的点与点之间的亮度差异一般较小。而传统的 MRF 先验模型的势函数对影像每个方向的平滑测度使用相同的约束系数,使得各个方向上的邻近像素对中心像素的约束程度相同,这将导致影像边缘像素被模糊。因此,为了有效保护影像边缘,需要减小垂直于边缘像素点之间的平滑约束程度,增大边缘方向上的像素点之间的平滑约束。基于此,提出了如下的加权马尔可夫(WMRF)先验模型。

加权马尔可夫先验模型的影像能量函数定义为

$$U(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{L_1 N_1 - 1} \sum_{j=0}^{L_2 N_2 - 1} \sum_{m=0}^3 w_m \rho(d_{i,j,m} \mathbf{x}) \quad (11)$$

其中,  $w_m$  ( $m = 0, 1, 2, 3$ ) 表示水平、对角线、竖直和反对角线方向上平滑测度的权值,满足:

$$\begin{aligned} w_0 + w_2 &= 2 \\ w_1 + w_3 &= 2 \end{aligned} \quad (12)$$

根据当前像素点  $x_{i,j}$  的纹理特性确定各个方向平滑测度的权值。可分为以下两种情况:

(1) 当前像素点  $x_{i,j}$  为非边缘像素,则各个方向平滑测度的权值相同,即

$$w_0 = w_2 = w_1 = w_3 = 1 \quad (13)$$

(2)若当前像素点为边缘像素,则垂直边缘方向上的平滑测度使用较小的权值,边缘方向上使用相对较大的权值,以此对影像的高频成分施加相对较小的惩罚约束,进而保护影像的边缘;另外两个方向上的权值相等,均为 1。例如,对于当前边缘点  $x_{i,j}$ ,假设其边缘方向为水平方向,则有

$$\begin{aligned} w_0 &= 2 - \gamma \\ w_2 &= \gamma \\ w_1 &= w_3 = 1 \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $0 < \gamma < 1$ 。较大的  $\gamma$  会使各个方向的邻近像素对中心像素的约束程度差别不大,从而不能有效保护重建影像边缘;而较小的  $\gamma$  将会导致重建后的影像边缘特征较为突出。通过对多幅影像的实验证明,较好的选择是  $\gamma = 0.25$ 。

与 MRF 先验一样,根据选用的平滑测度函数  $\rho(\cdot)$  的不同,加权马尔可夫先验有高斯加权马尔可夫先验和 Huber 加权马尔可夫先验两种,即  $\rho(\cdot)$  分别采用平方函数和 Huber 函数的情况。

### 3.3 模型解算

将加权马尔可夫先验的影像能量函数式(11)代入式(8)可得如下最优化方程式:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \arg \min F(\mathbf{x}) = \arg \min [ \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 + \alpha \sum_{i=0}^{L_1 N_1 - 1} \sum_{j=0}^{L_2 N_2 - 1} \sum_{m=0}^3 w_m \rho(d_{i,j,m} \mathbf{x}) ] \quad (15)$$

由于平方函数和 Huber 函数均为凸函数,  $w_m$  为已知权系数,则式(15)的代价函数  $F(\mathbf{x})$  为凸函数,存在且唯一存在稳定最优解<sup>[7]</sup>。采用梯度下降法即可迭代求出高分辨率影像  $\mathbf{x}$ 。影像的迭代初值为低分辨率影像的双线性内插结果。在每次迭代过程中,影像的边缘像素和方向应随着每次迭代进行更新,以确定下次迭代过程中像素各个方向平滑梯度的权值。

### 3.4 确定边缘像素和方向

在模型解算过程中,确定影像边缘像素及方向的是建立加权马尔可夫先验的必要步骤。本文中,使用图 2 所示的 4 个方向模板确定边缘像素及其方向<sup>[13]</sup>。

采用图 2 所示的 4 个方向模板计算中心像素在 4 个方向上的梯度值,4 个梯度值中的最大值作为中心像素的代表梯度。给定梯度阈值  $T$ ,如果中心像素的代表梯度小于  $T$ ,则该中心像素为非边缘像素;若中心像素的代表梯度大于  $T$ ,则该中心像素为边缘像素,并记录下影像边缘像素位置和方向。此处

的梯度阈值  $T$  应使以上过程能够提取出影像中的主要边缘。

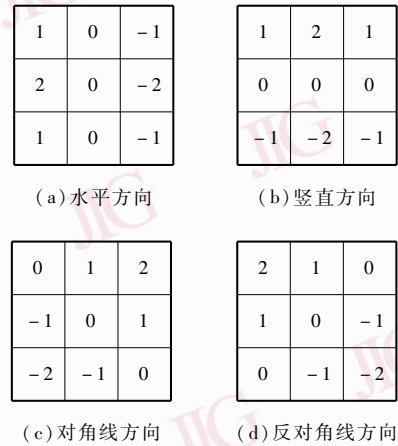


图 2 用以确定边缘像素和方向的 4 个模板  
Fig. 2 The four templates for determining the edge pixels and directions

## 4 实验结果及比较

采用不同类型的影像数据对本文算法的有效性进行验证。实验过程为首先按图 1 所示的过程对高分辨率影像进行降质,得到由若干幅观测影像组成的影像序列;然后使用不同的先验模型利用观测影像序列进行重建,得到和原高分辨率影像大小相同的重建影像。采用当前比较常用的影像评价标准——平均平方差(MSE)<sup>[14]</sup>对影像重建结果进行定量评价。MSE 评价公式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2^2 \quad (16)$$

其中,  $N$  为影像像素总数,  $\mathbf{x}$  和  $\hat{\mathbf{x}}$  分别为参考影像(原影像)和被评价影像(重建影像)。式(8)中的正则化参数约束着重建影像的失真度和平滑度,它对重建结果有较大影响<sup>[15]</sup>。为了对各个先验模型进行公平的比较,每种先验模型都要实验多个正则化参数并从中选择最优结果作为该方法的最终结果。

### 4.1 Circle 影像实验

为了验证本文提出的加权马尔可夫先验保护边缘的有效性,首先选择了图 3(a)所示的 Circle 影像进行实验。由于 Circle 影像比较简单并且边缘信息突出,对 Circle 影像重建结果的好坏可以直接反映方法保护边缘的能力。

Circle 影像的重建结果列于图 3 (b) ~ (e) 中。MSE 对比如表 1 所示。本文提出的高斯加权马尔可夫先验重建影像的 MSE 与传统高斯马尔可夫先验相比降低了 2.16, 与 Huber 马尔可夫先验近似, 而同时使用 Huber 函数和加权的马尔可夫先验模型重建影像的 MSE 优于常用的保护边缘的 Huber 马

尔可夫先验。由此可以看出, 本文提出的高斯加权马尔可夫先验比传统的高斯马尔可夫先验能更好地恢复影像边缘, 与常用的保护边缘的 Huber 马尔可夫先验得到的结果近似, 而同时使用 Huber 函数和加权马尔可夫先验模型在恢复影像边缘方面优于 Huber 马尔可夫先验。

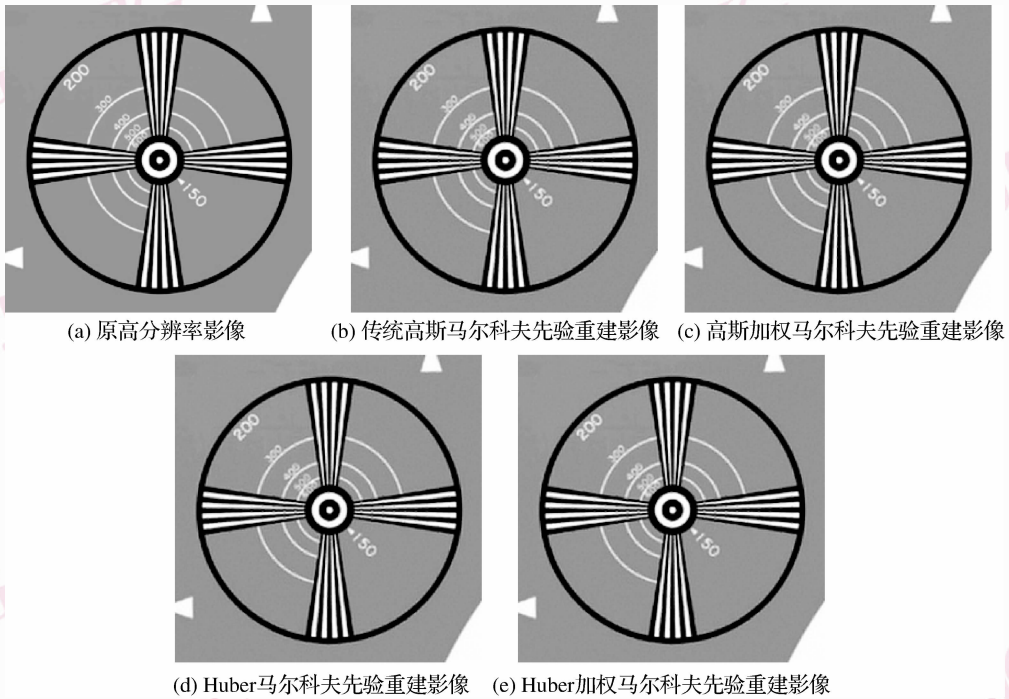


图 3 Circle 影像重建结果

Fig. 3 SR result of Circle images

表 1 Circle 影像重建结果对比

Tab. 1 Compared evaluation of reconstruction images

重建方法	MSE
传统高斯马尔可夫先验	41.77
高斯加权马尔可夫先验	39.61
Huber 马尔可夫先验	39.45
Huber 加权马尔可夫先验	37.92

#### 4.2 近景影像实验

对 monarch 近景影像进行了实验, 重建影像的 MSE 计算结果如表 2 所示。实验所对应的原高分辨率影像、低分辨率影像和重建影像如图 4 所示。

由表 2 可以看出, 本文提出的高斯加权马尔可夫先验重建影像的 MSE 与传统高斯马尔可夫先验相比降低了 2.86, 与 Huber 马尔可夫先验近似, 而

同时使用 Huber 函数和加权的马尔可夫先验模型重建影像的 MSE 优于常用的保护边缘的 Huber 马尔可夫先验。实验结果证明, 与传统的马尔可夫先验模型相比, 本文提出的加权马尔可夫先验不仅能更有效地保护影像的边缘信息, 还能得到更好的重建结果。

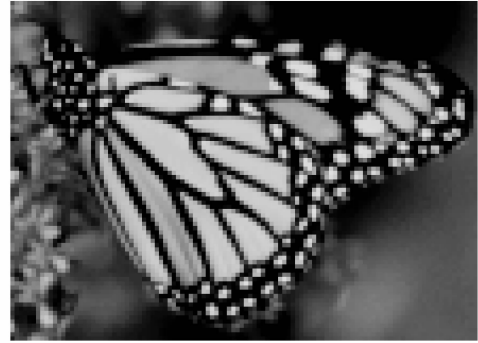
表 2 Monarch 影像重建结果对比

Tab. 2 Compared evaluation of reconstruction images

先验模型	MSE
传统高斯马尔可夫先验	91.83
高斯加权马尔可夫先验	88.97
Huber 马尔可夫先验	88.76
Huber 加权马尔可夫先验	84.74



(a) 原高分辨率影像



(b) 低分辨率影像



(c) 传统高斯马尔可夫先验重建影像



(d) 高斯加权马尔可夫先验重建影像



(e) Huber马尔可夫先验重建影像



(f) Huber加权马尔可夫先验重建影像

图 4 Monarch 影像重建结果

Fig. 4 SR result of Monarch image

## 5 结 论

针对传统的马尔可夫先验模型不能有效地保护重建影像的边缘信息的问题,提出了一种保护影像边缘的加权马尔可夫先验模型,并将其应用到影像超分辨率重建中。利用 Circle 影像和 monarch 近景影像对本文方法进行了验证,通过实验结果的定量比较表明,本文提出的基于加权马尔可夫先验的超

分辨率重建模型与基于传统马尔可夫先验的重建模型相比,不仅能得到良好的重建效果,还能更好地保护影像的边缘信息。

## 参考文献 (References)

- 1 Park C P, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21-34.
- 2 Harris J L. Diffraction and resolving power [J]. Journal of the Optical Society of America, 1964, 54(7): 931-936.
- 3 Tsai R Y, Huang T S. Multi-frame image restoration and registration

- [J]. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, **1**(2): 317-339.
- 4 Davila C E. Efficient recursive total least squares algorithms for FIR adaptive filtering [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, **42**(2): 268-280.
- 5 Clark J J, Palmer M R, Laurence P D. A transformation method for the reconstruction of functions from nonuniformly spaced samples [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1985, **33**(5): 1151-1165.
- 6 Irani M, Peleg S. Improving resolution by image matching [J]. *Graphical Models and Image Processing*, 1991, **53**(3): 231-239.
- 7 Stark H, Oskoui P. High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections [J]. *Journal of the Optical Society of America A: Optics and Image Science, and Vision*, 1989, **6**(11): 1715-1726.
- 8 Schulz R R, Stevenson R L. Extraction of high-resolution frames from video sequences [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, **5**(6): 996-1011.
- 9 Elad M, Feuer A. Super resolution restoration of an image sequence: adaptive filtering approach [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(3): 387-395.
- 10 Borman S, Stevenson R. Spatial Resolution Enhancement of Low-Resolution Images Sequences-A Comprehensive Review with Directions for Future Research [R]. South Bend, IN, USA: University of Notre Dame, 1998.
- 11 Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D*, 1992, **60**: 259-268.
- 12 Farsiu S, Robinson D, Elad M, *et al.* Fast and robust multiframe super resolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(10): 1327-1343.
- 13 Shen Huan-feng, Li Ping-xiang, Zhang Liang-pei. An adaptive algorithm for resolution enhancement considering the texture attribute of images [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, **9**(3): 253-259. [沈焕锋,李平湘,张良培.一种顾及影像纹理特性的自适应分辨率增强算法[J].*遥感学报*,2005,**9**(3):253-259.]
- 14 Zhou W, Bovik A C. A univereal image quality index [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3): 81-84.
- 15 Shen Huan-feng, Li Ping-xiang, Zhang Liang-pei. Adaptive regularized map super resolution reconstruction method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, **31**(11): 949-952. [沈焕锋,李平湘,张良培.一种自适应正则MAP超分辨率重建方法[J].*武汉大学学报信息科学版*,2006,**31**(11): 949-952.]