

文章编号:1007-2780(2018)10-0884-09

遥感图像的 MAP 超分辨重建

刘 涛^{1,2}, 钱 锋¹, 张 葆^{1*}

(1.中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2.中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:遥感根本目的就是获得清晰的高空间分辨率的图像,从而可以进一步地分析处理。为了在遥感测量中获得更高空间分辨率、更高信噪比、更清晰的图像,本文对图像处理领域超分辨算法进行了研究。建立了一套拟合模拟现实的成像系统模型,在这种模型的基础之上,利用最大后验概率系统理论,讨论了现实情况中的运动模糊,噪声等情况,改进了 MAP 超分辨算法。实验结果表明:使用本文改进的基于 MAP 理论的 Markov 随机场约束的多帧超分辨重建算法,可以较好提高超分辨效果,与三次立方插值方法相比,PSNR 至少提高约 5.1 dB 左右,与未改进的 MAP 方法相比,PSNR 提高约 0.2 dB 左右。本文提出了动态的先验约束方法,给约束函数添加与迭代次数相关的约束项,该改进创新可以加快收敛并且更加逼近真实图像,实验表明该方法收敛速度更快,约束效果良好,更适合实际应用。

关 键 词:最大后验概率原理;超分辨率重建;遥感图像;马尔科夫随机场;动态约束;规整项

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20183310.0884

MAP super-resolution reconstruction of remote sensing image

LIU Tao^{1,2}, QIAN Feng¹, ZHANG Bao^{1*}

(1.Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The fundamental purpose of remote sensing is to obtain clear images with high spatial resolution, which can be further analyzed and processed. In order to obtain higher spatial resolution, higher signal-to-noise ratio and clearer images in remote sensing measurement, this paper studies the superresolution algorithm in image processing field. In the paper we set up a model fitting the real imaging system, use the theory of maximum a posteriori probability system on this model, discuss the motion blur, noise and other degrading factors, and finally improve the MAP superresolution algorithm. The experimental results show that the improved multi-frame superresolution reconstruction algorithm in the paper based on the Markov constraint field which is originated from the MAP theory, can improve the superresolution performance significantly. Using our method, PSNR is at least about 5.1 dB higher than the cubic interpolation method, and is about 0.2 dB higher than the unimproved

收稿日期:2018-06-04;修订日期:2018-07-09.

基金项目:国家自然科学基金(No.61705225)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61705225)

* 通信联系人, E-mail:cleresky@vip.sina.com

MAP method. In our paper a dynamic prior constraint method is proposed, by adding constraints associated with the number of iterations to constraint function, the improvement innovation can accelerate convergence and more close to real images. And the experiments show that this method can fasten the convergence, and its constraint effect is good. Above all, it is more suitable for practical application.

Key words: MAP principle; superresolution reconstruction; remote sensing; Markov random field; dynamic constraint; regulation item

1 引言

遥感的根本任务是获得高分辨率的清晰图像。但遥感成像系统易受其本身和环境因素的影响,尤其是在航空遥感领域。而航空遥感测量与侦查主要是可见光、红外波段相结合的遥感侦查。^[1]

在改善成像质量获得高分辨率图像的问题上,科研工作者做出了很多的努力。在图像超分辨领域,处于领先地位的是哈尔滨工业大学、香港科技大学以及国外的 MIT 等。目前的研究领域主要集中在 MAP 方法、POCS 方法以及最近兴起的基于学习的超分辨方法^[2-9]。

POCS 的优点是引入约束容易,缺点是并不收敛^[9]。基于学习的方法是一种发展前景较好的方法,但是也存在硬件要求过高,训练和使用计算成本高,可能出现过冗余错误的问题^[2-4,6]。最大后验概率(MAP)超分辨算法,以其约束效果好,边缘保存强,去噪效果好,迭代次数少的特点,在众多超分辨算法中是一种很优秀的超分辨算法^[7-8]。

2 成像模型与超分辨问题的病态性

图像成像是一个复杂的物理过程,引入成像模型如图 1 所示。超分辨率重建可以看成成像过程(由真实高分辨率场景退化到低分辨率图像)的逆过程^[10-13]。数学表示如下:

$$Y = (DHF)X + N, \quad (1)$$

其中: X 代表原始高分辨率图像, Y 为观察得到的低分辨率图像,超分辨过程即是由 Y 逆向求解 X 的过程。 F 表示运动变形。 H 表示模糊过程, N 表示加性噪声, D 代表下采样过程。在超分辨图像处理中 DHF 可以简化合并一个算子。运动参数估计可以通过图像配准方法获得。

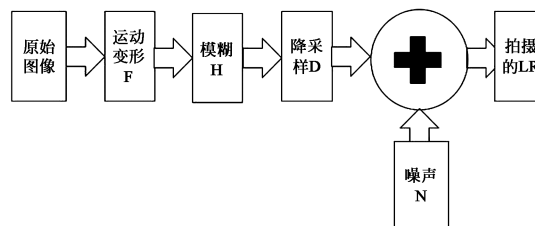


图 1 成像模型

Fig.1 Imaging model

求逆过程在数学上讲是一个病态问题。超分辨过程是从低分辨率图像反推高分辨率图像,明显是一个病态问题。对病态问题采用正则化方法进行约束,思路是加上合适的先验约束条件^[7-8,13-16]。

3 最大后验概率原理

3.1 最大后验概率估计原理

最大后验估计就是在已知后验条件 g 的条件下对先验条件 f 进行有效估计的一种方法,实际图像处理中 g 为低分辨率图像 f 为所求的高分辨率图像:

$$\hat{f}_{\text{map}} = \underset{f}{\operatorname{argmax}} \Pr(f | g), \quad (2)$$

带入贝叶斯公式:

$$\Pr(f | g) = \frac{\Pr(g | f) p(f)}{\Pr(g)}, \quad (3)$$

注意到 $\Pr(g)$ 是已知不变的条件,不影响 $\Pr(f | g)$ 的最大值,最大后验估计可以变成估计 $\Pr(f | g) = \Pr(g | f) \Pr(f)$ 的最大化估计,即:

$$\hat{f}_{\text{map}} = \underset{f}{\operatorname{argmax}} \Pr(f | g) = \underset{f}{\operatorname{argmax}} \Pr(g | f) p(f), \quad (4)$$

再对上式取对数得:

$$\hat{f}_{\text{map}} = \underset{f}{\operatorname{argmax}} [\log \Pr(g | f) + \log \Pr(f)], \quad (5)$$

从上式看出,必须要确定先验概率模型 $\Pr(f)$ 和条件概率模型 $\Pr(g|f)$ 才能实现后验概率 $\Pr(f|g)$ 最大化估计。

3.2 马尔科夫场与先验模型

上面式子中先验概率模型在图像超分辨中就是恰当的先验模型。为了把二维图像进行先验描述,我们引入 Markov 随机场模型来对图像像素进行有效描述和刻画。Markov 随机场模型为图像超分辨重建提供了一个可以将图像应用于最大后验概率模型的数学工具^[17-20]。

一维的 Markov 随机过程定义如下:

若对于任意的 $n=1,2,3,\dots$ 和任意的 $t_0, t_1, \dots, t_n \in T$, 其中 $t_0 < t_1 < \dots, t_n \in T$ 以及任意实数 x, y , 有等式:

$$P\{\xi(t_n) \leq y \mid \xi(t_{n-1}) = x_{n-1}, \xi(t_{n-2}) = x_{n-2}, \dots, \xi(t_0) = x_0\} = P\{\xi(t_n) \leq y \mid \xi(t_{n-1}) = x_{n-1}\}. \quad (6)$$

如果式(6)对所有的 $\xi(t_{n-1}), \dots, \xi(t_0)$ 都成立,那么称 $\{\xi_t, t \in T\}$ 为 Markov 过程。

现在把一维 Markov 过程推广到二维物理环境中称 Markov 场。

在格子集合 L 中定义随机场 $\mathbf{X} = \{X_i\}$, 如图 2 所示。

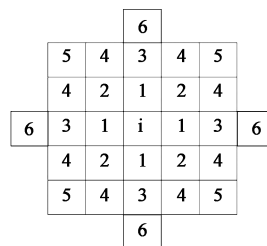


图 2 邻域示意图

Fig.2 Neighborhood schematic diagram

图示表示出了与 i 依照距离分阶的示意图。 $\eta^k = \{\eta_i^k, \forall i \in L\}$, 该邻域系统中 η^k 表示 k 阶。问题在于邻域系统的组成与表示。在真实物理情境中用二维标号表示位置 (i, j) 的一阶邻域, 含有 4 个元素:

$$\eta_{i,j}^1 = \{(i-1, j), (i+1, j), (i, j-1), (i, j+1)\}, \quad (7)$$

而它的二阶邻域 $\eta_{i,j}^2$ 则表示周围位置上 8 个的元素。具体来说, 一阶模型的位置坐标:

$$P(x(i, j) \mid \eta^1) = P \left[x(i, j) \mid \begin{matrix} x(i-1, j) & & x(i+1, j) \\ x(i, j-1) & & x(i, j+1) \\ x(i+1, j) & & \end{matrix} \right], \quad (8)$$

二阶模型的位置坐标类推可得:

$$P(x(i, j) \mid \eta^2) = P \left[x(i, j) \mid \begin{matrix} x(i-1, j-1) & x(i-1, j) & x(i-1, j+1) \\ x(i, j-1) & & x(i, j+1) \\ x(i+1, j-1) & x(i+1, j) & x(i+1, j+1) \end{matrix} \right], \quad (9)$$

4 基于 MAP 的超分辨率重建算法

4.1 成像物理模型与观察模型

实际 CCD 探测器的采集图像过程如图 3, 具体表达式为:

$$g(m, n) = \frac{1}{\eta^2} \sum_{x=1-\eta+mi}^{\eta} \sum_{y=1-\eta+nj}^{\eta} f(x, y), \quad (10)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N_1$ 和 $j = 1, 2, \dots, N_2$ 如图 3 所示。

高分辨率图像 f 与序列低分辨率图像 g_i 之

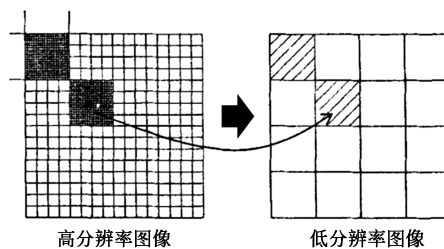


图 3 降采样模型

Fig.3 Downsampling model

间的联系如图 4 所示。

$$g_l(m, n) = \frac{1}{\eta^2} \sum_{x=l-\eta+1}^{l+\eta} \sum_{y=l-\eta+1}^{l+\eta} \beta(r, s) f(x, y), \quad (11)$$

其中 $r = x - (\eta + 1)(i - 1)$, $s = y - (\eta + 1)(j - 1)$ 。 $\beta(r, s)$ 是一个周期为 $\eta + 1$ 的参数矩阵, a, b 是亚像素位移, η 是降采样因子, 可以得到参数矩阵:

$$\beta = \frac{1}{\eta^2} \begin{bmatrix} (1-a_l)(1-b_l) & 1-b_l & a_l(1-b_l) \\ 1-a_l & 1 & a_l \\ (1-a_l)b_l & b_l & a_lb_l \end{bmatrix}, \quad (12)$$

观察模型是在迭代过程中迭代项与真实观察物理过程所联系的一个中间环节所使用的物理模型, 在迭代过程中要反复处理。如图 4 所示。

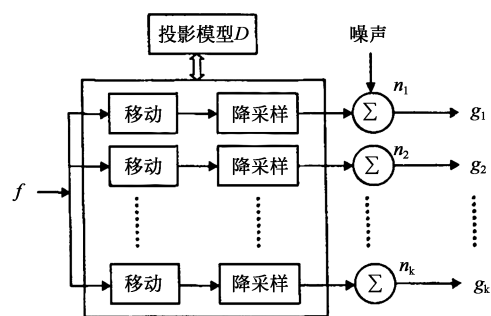


图 4 观察模型

Fig.4 Observe model

4.2 投影 MAP 算法

我们引入的先验模型 $\Pr(f)$ 可表示为:

$$\Pr(f) = \frac{1}{Z} \exp\{-U(f)\} = \frac{1}{Z} \exp\left\{-\frac{1}{2\beta} \sum_{c \in C} \rho_a(d_c^t f)\right\}, \quad (13)$$

其中: $U(f)$ 是能量函数, c 表示一个邻域系统的簇用来联系图像的纹理, Z 是归一化系数, β 参数

用来调参, 簇 c 的全体用 C 表示, $d_c^t f$ 具体表示如下:

$$\begin{cases} d^1(x, y) = 0.5f(x-1, y-1) - f(x, y) + 0.5f(x+1, y+1) \\ d^2(x, y) = 0.5f(x+1, y-1) - f(x, y) + 0.5f(x-1, y+1) \\ d^3(x, y) = f(x, y-1) - 2f(x, y) + f(x, y+1) \\ d^4(x, y) = f(x-1, y) - 2f(x, y) + f(x+1, y) \end{cases}. \quad (14)$$

在图像角度看 $d_c^t f$ 是一个二阶微分算子。进一步深入分析, 图像成像过程就是降采样过程, 而低频部分是平滑的部分降采样影响不大, 反而高频的纹理边缘是容易受到降采样影响的, 所以先验模型从图像角度就应该着眼于高

频部分, 故采用二阶微分算子。 $\rho_a(x)$ 是边缘惩罚函数, 方程(14)在图像的平滑的时候有较小的数值, 在边缘时有较大的值表现为主要的约束手段。

条件密度函数 $\Pr(g_l | f)$ 表示为:

$$\Pr(g_l | f) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma_l)^{N_1 N_2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_l^2} \|g_l - Df\|^2\right\}, \quad (15)$$

其中: $l = 1, 2, \dots, k$ 。结合前式, 得到目标函数表达式:

$$\hat{f} = \underset{f}{\operatorname{argmin}} \left\{ \|g - Df\|^2 + \sum_{l=1}^k \sum_{t=1}^4 \rho_a(d_c^t f) \right\}. \quad (16)$$

迭代算法的目的是使目标函数收敛于一个局部最小解。

$$f^{n+1} = f^n + \left\{ \sum_{l=1}^k D_l^T (g_l - D_l f^n) - \right.$$

$$\left. \sum_{t=1}^4 (d_c^t)^T \rho'_a(d_c^t f^n) \right\}, \quad (17)$$

其中:

$$\rho'_a(x) = \begin{cases} x, & |x| \leq \alpha \\ \operatorname{sign}(x)\alpha, & |x| > \alpha \end{cases}, \quad (18)$$

实现了对图像的空间域约束控制, 实现去噪声、边缘保持的目的。其中 α 是一个门限参数, 用来控制最优模型的连续性, 当 $x > 0$ 对 $\operatorname{sign}(x) = 1$, 当 $x = 0$ 时 $\operatorname{sign} = 0$, 当 $x < 0$ 时 $\operatorname{sign}(x) = -1$ 。取门

限值的选取有一些方法技巧:

(1) 当 $\alpha \rightarrow \infty$ 时, 对图像低频平滑区域无影响而规整项严格惩罚图像边缘部分。

(2) 当 $\alpha = 0$ 时, 规整无约束作用, 目标方程无法收敛到凸集解, 只是一个简单的迭代投影过程。

(3) 当 α 为中间值, 通过调整正则化因子(改变门限 α) 产生不同收敛解, 对边缘和细节有可能有损坏, 但对噪声点有约束效果。

然而实验发现随着迭代次数的增加, 两张图像的差异越来越小, 这时候如果仍然按照原来的边缘惩罚函数来进行计算, 那么对图像的收敛是不利的, 联想及此, 我们想到应该在正则化过程中引入时间域因素, 方法就是在惩罚函数中添加一个时间项使其与迭代次数相关联, 通过实验测试检验发现效果改善明显。这时候惩罚函数的形式变成

$$\rho'_\alpha(x) = \begin{cases} (\frac{2}{3})^{n-3} x, & |x| \leq \alpha \\ (\frac{2}{3})^{n-3} \text{sign}(x) \alpha, & |x| > \alpha \end{cases}, \quad (19)$$

其中 n 是迭代次数从 1 开始, 添加项可以在开始迭代次数少的时候加大约束, 迭代次数变大之后迭代项变小, α 是一个随选择图像性质改变的定值。

投影 MAP 重建算法的迭代终止判定为:

$$\frac{\|f^{n+1} - f^n\|}{\|f^n\|} \leq \epsilon, \quad (20)$$

其中 ϵ 是预置的迭代终止系数。

投影 MAP 图像重建算法(如图 5 所示)的具体迭代步骤如下:

步骤 1: 配准问题是超分辨一个大的研究课

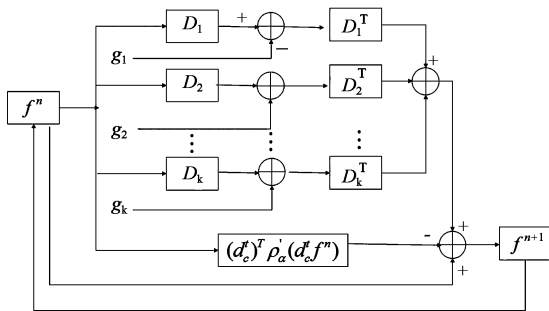


图 5 投影 MAP 图像重建算法

Fig.5 MAP projection reconstruction algorithm

题, 此处仅讨论 MAP 算法, 故对序列低分辨率图像直接将运动参数输入程序中。

步骤 2: 取某一帧低分辨率图像 g_l 进行 3 次样条插值, 插值结果记作 f^n , 作为初始迭代的高分辨率图像, 此时 $n=0$ 。

步骤 3: 用投影算法匹配 f^n 与序列低分辨率图像 g_l 两者做帧间差运算, 获得投影残差 $g_l - D_l f^n$ 和降采样图像 $D_l f^n$ 并运用到下步计算。

步骤 4: f^n 与残差 $g_l - D_l f^n$ 用投影算法进行匹配, 计算 $\sum_{l=1}^k D_l^T (g_l - D_l f^n)$, 并计算规整项

$\sum_{t=1}^4 (d_c^t)^T \rho'_\alpha(d_c^t f^n)$ 。对 ρ'_α 函数的进一步处理, 添加了一项动态约束项, 目的是加快收敛同时可以更加逼近目标图像, 提高 PSNR 值, 提升超分辨重构的整体效果。

步骤 5: 计算方程(17), 将计算值变成高分辨率图像 f^{n+1} , 充当下一次的迭代值。

步骤 6: 检查此时运算结果是否满足判据式(20)若满足则终止迭代, 否则返回步骤 3 继续循环。

步骤 7: 得到 MAP 超分辨重构的结果, 主观评价结果, 客观分析 PSNR 值。

5 实验结果与分析

为了模拟实际情况, 我们的实验图像都是真实的航空遥感侦查图像, 分别是城市航空遥感和海上航船遥感图像, 为了观察效果, 放大其中细节, 进行比较观察。之后使用 MATLAB 自带的 PSNR 函数进行客观评价, 峰值信噪比是一种常见的图像评价标准, 但是图像评价有时并不能简单地使用峰值信噪比来进行评价, 我们还与其它方法进行客观与主观的比较, 看重建效果是否优于其它方法。

我们对图像中大楼和航船的上层建筑(标注区域), 进行放大观察。在建筑场景中我们主要观察大楼的纹理特征, 楼层的清晰程度, 低分辨率图像明显楼层的纹理信息已经不可读, 有极大的模糊现象, 三次立方插值算法楼层纹理也是模糊的, 而原有的 MAP 算法和我们改进的算法从主观视觉效果上看对图像纹理信息保存较好, 像质改善明显, 楼层数清晰可数。

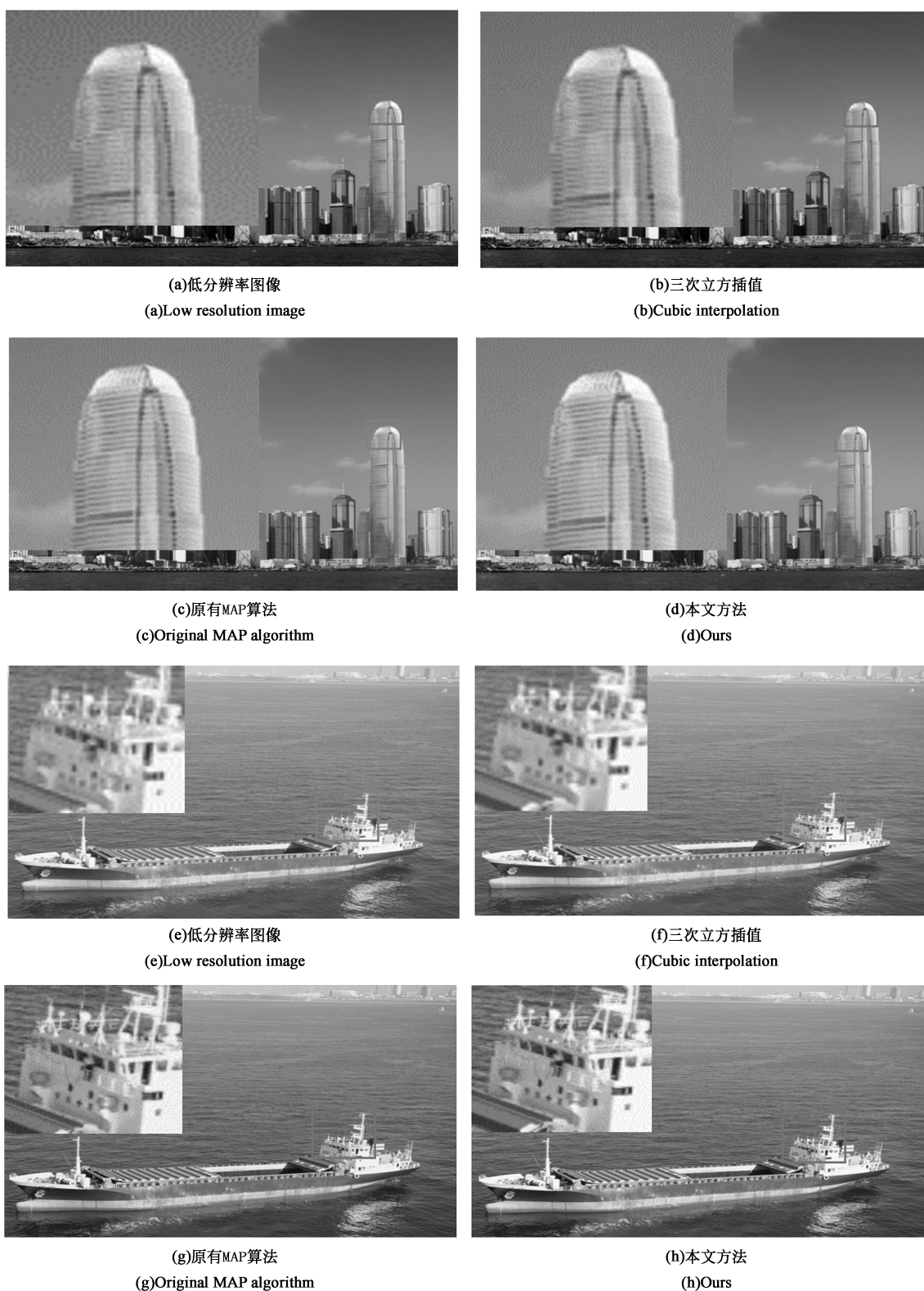


图 6 算法效果比较

Fig.6 Algorithms performance comparison

我们对航船场景中航船的上层建筑,主要看图像的边缘保持和细节纹理。在低分辨率图

像中波浪已经完全均质化,看不出边缘。建筑上的天线边缘模糊,像质较差。三次立方插值

图像马赛克效应有所改善,但边缘较差,窗户、天线等设备模糊难以离清。而原有 MAP 和我们的算法边缘较清晰,像质改善明显。但从主观视觉上看原有 MAP 和我们的改进算法从主观视觉效果上看差异不明显,说明两者像质改善程度大致相同,只能从 PSNR 上看出有没有差异,如表 1 和表 2 所示,显示差异很小,效果基本相同。

表 1 建筑场景实验数据

Tab.1 Experimental data of the buiding scene

建筑场景	三次立方插值	原有 MAP	我们算法
PSNR	22.7	27.5	27.8
迭代次数		8	6
单次时间(s)	1.4	1.8	1.8
处理时间(s)	1.4	14.7	11.3

表 2 航船场景实验数据

Tab.1 Experimental data of the ship scene

航船场景	三次立方插值	原有 MAP	我们算法
PSNR	26.6	31.7	31.8
迭代次数		8	6
单次时间(s)	1.6	1.9	2
处理时间(s)	1.6	15.7	12

我们使用的是 win10 系统,MATLAB2016a 软件,CPU Intel i3 处理器,内存 ddr3 4g。实际运行过程中,统计每次迭代的时间基本没有改变,原因是计算耗费时间长的图片处理计算没有大的改变,图片大小不同一次迭代时间也有改变,但我们改进之后迭代次数明显减少。该实验结果直接显示我们的超分辨算法,是一种收敛速度快,重建效果良好的方法。

总结评价:

(1)改进的投影 MAP 迭代算法重建结果稳

定有效,成像效果大致相当,但收敛速度优于原始 MAP 算法,较之提高约四分之一,这是本文算法的优势之一。

(2)通过对航空遥感成像环境的具体分析,航空遥感与卫星遥感明显机体震动以及大气影响较大,具体表现为运动模糊以及噪声会很多,因此需要比较强的约束来对图像进行像质改善。MAP 算法可以很好地实现上述效果。

(3)考虑迭代循环的过程前期所需要的目标约束较大,随着迭代次数增加约束较小,通过添加一项随迭代次数减小的项来进一步加快迭代,同时迭代次数变大时,较小的约束项也有利于提高 PSNR。

6 结 论

本论文建立序列图像观察模型,基于最大后验概率(MAP)估计,引入 Markov 随机场模型的先验条件的基础上。提出了一种实践性较强的投影 MAP 超分辨率重建算法,实现对序列遥感图像的超分辨率重建。算法结合了 Markov 随机场理论的方法对低分辨率图像进行正则化约束。利用投影迭代的方法进行收敛,有效地实现了超分辨的基本过程。在实际中,通过引入与迭代次数相关的约束项来加快收敛,同时在迭代次数较多时,可以更加小而平稳地进行正则化约束,从而达到了快速收敛和提高超分辨效果的作用,一定程度上提到了算法的性能。

在客观评价过程中,PSNR 值也有稍许提高,比三次立方插值 PSNR 至少高 5.1 dB,比原有的 MAP 算法高 0.2 dB 左右。在主观评价中,从主观成像效果上看,边沿成像效果很好,对噪声噪点也有比较好的消除作用,效果还是有一定优势的。更加重要的是在加快收敛方面,迭代次数由 8 次减小到 6 次。减少迭代次数,缩短重建图像时间对实际使用具有重要意义。

参 考 文 献:

[1] 何林阳.航空图像超分辨率重建关键技术研究 [D]. 长春:中国科学院大学(长春光学精密机械与物理研究所),2016.
HE L Y. Research on key techniques of super-resolution reconstruction of aerial images [D]. Changchun: University of the Chinese Academy of Sciences (CIOMPS), 2016. (in Chinese)

- [2] WANG T W, SUN W J, QI H R, *et al.* Aerial Image super resolution via wavelet multiscale convolutional neural networks [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, doi: 10.1109/LGRS.2018.2810893.
- [3] REN C, HE X H, PU Y F. Nonlocal similarity modeling and deep CNN gradient prior for super resolution [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(7): 916-920.
- [4] LIU D, WANG Z W, FAN Y C, *et al.* Learning temporal dynamics for video super-resolution: a deep learning approach [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(7): 3432-3445.
- [5] REZAYI H, SEYEDIN S A. Huber Markov random field for joint super resolution [C]//2017 10th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP). Isfahan, Iran: Isfahan University of Technology, 2017.
- [6] BAO W B, ZHANG X Y, YAN S P, *et al.* Iterative convolutional neural network for noisy image super-resolution [C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing, China: IEEE, 2017.
- [7] ZHA Z Y, LIU H, LI J K. Based on the technique of regularization MAP super-resolution image reconstruction algorithm [C]//2014 Seventh International Symposium on Computational Intelligence and Design. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2014.
- [8] ZHANG H Y, ZHANG L P, SHEN H F, *et al.* A MAP approach for joint image registration, blur identification and super resolution [C]//2009 Fifth International Conference on Image and Graphics. Xi'an: IEEE, 2009.
- [9] HÄFNER M, LIEDLGRUBER M, UHL A. POCS-based super-resolution for HD endoscopy video frames [C]//Proceedings of the 26th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems. Porto, Portugal: IEEE, 2013.
- [10] 朱齐丹,孙磊,蔡成涛.多正则化形式的超分辨率图像重建[J]. 光电工程, 2015, 42(1): 45-50.
ZHU Q D, SUN L, CAI C T. Image super-resolution with multiple regularized terms [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2015, 42(1): 45-50. (in Chinese)
- [11] 刘颖,权婉,伍世度.基于边缘增强的正则化超分辨率图像重建[J]. 西安邮电大学学报, 2016, 21(6): 14-19.
LIU Y, QUAN W, WU S Q. Regularized super-resolution image reconstruction based on edge enhancement [J]. *Journal of Xian University of Posts and Telecommunications*, 2016, 21(6): 14-19. (in Chinese)
- [12] 韩玉兰,赵永平,王启松,等.稀疏表示下的噪声图像超分辨率重构[J]. 光学 精密工程, 2017, 25(6): 1619-1626.
HAN Y L, ZHAO Y P, WANG Q S, *et al.* Sparse representation of noise image super-resolution reconstruction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(6): 1619-1626. (in Chinese)
- [13] 孙刚.基于 MAP 的红外图像超分辨率重建算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2008.
SUN G. Research on the algorithm of super-resolution reconstruction of infrared images based on MAP [D]. Xi'an: Xidian University, 2008. (in Chinese)
- [14] 穆绍硕.基于多帧影像的航空超分辨成像技术研究[D]. 长春:中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2017.
MU S S. Research on super-resolution imaging techniques of multi-frame aerial images [D]. Changchun: University of the Chinese Academy of Sciences (CIOMPS), 2017. (in Chinese)
- [15] 康凯.图像超分辨率重建研究[D]. 合肥:中国科技大学, 2016.
KANG K. A study on image super-resolution reconstruction [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2016. (in Chinese)
- [16] 孙辉,马天玮.基于相位相关的目标图像亚像元运动参数估计[J]. 液晶与显示, 2011, 26(6): 858-862.
SUN H, MA T W. Sub-pixel motion estimation based on phase-only correlation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(6): 858-862. (in Chinese)
- [17] WEN R, FU K, SUN H, *et al.* Image superresolution using densely connected residual networks[J]. *IEEE Signal Processing Letters*. 2018;25(10):1565-1569.
- [18] RASTI P, DEMIREL H, ANBARJAFARI G. Iterative back projection based image resolution enhancement[C]//2013 8th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP). Zanjan, Iran: IEEE, 2013.
- [19] IYANDA C A, YAAKOB S N B, NAWIR M. Uniqueness of iterative back projection in super resolution techniques[C]//2016 3rd International Conference on Electronic Design (ICED). Phuket, Thailand: IEEE, 2016.

- [20] 谭周赓, 黄自力, 王雪梅, 等. 基于结构自适应归一化卷积的超分辨率红外图像重建[J]. 电子技术, 2017, 46(2): 13-20.

TAN Z Y, HUANG Z L, WANG X M, *et al.* Infrared image super-resolution based on the structure-adaptive normalized convolution [J]. *Electronic Technology*, 2017, 46(2): 13-20. (in Chinese)

作者简介: 刘涛(1993—), 男, 山东烟台人, 硕士研究生, 2016 年于兰州大学物理学院获得理学学士学位, 主要从事机器视觉图像处理图像超分辨重建等方面研究。E-mail: m15526864901@163.com

张葆(1966—), 男, 吉林省磐石人, 工学博士, 研究员, 博士生导师, 1989 年、1994 年于长春光机学院获得学士、硕士学位, 2004 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位, 主要研究方向为航空光电成像技术。E-mail: cleresky@vip.sina.com