

文章编号:1007-2780(2010)06-0873-05

基于边缘保持的航拍图像凸集投影超分辨率重建算法

徐美芳^{1,2}, 刘晶红^{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, E-mail: xumf_86@163. com;
2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘 要: 针对传统的凸集投影(POCS)超分辨率图像重建算法经常出现的边缘模糊问题, 在传统 POCS 算法原理基础上, 文章使用基于梯度插值的算法生成 POCS 重建的初始估计图像, 然后对中心点为边缘像素的空间点扩散函数(PSF)进行修正, 使其系数沿梯度大的方向减小, 梯度小的方向保持不变。利用改进的 POCS 算法进行了超分辨率图像重建实验, 结果表明, 图像峰值信噪比由原来的 27. 29 dB 达到 28. 12 dB。该方法有效地保持了边缘特性, 改善了超分辨率图像重建质量。

关 键 词: 超分辨率; POCS 算法; 空间点扩散函数; 边缘保持; Canny; 航拍图像
中图分类号: TN91 **文献标识码:** A

Super-Resolution Image Reconstruction of Aerial Photography Based on Projection onto Convex Sets

XU Mei-fang^{1,2}, LIU Jing-hong^{1*}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130031, China, E-mail: xumf_86@163. com;
2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: The traditional projection onto the convex sets super-resolution image reconstruction algorithm leads to the blur edge of reconstructed high resolution image. Based on the traditional algorithm, a method based on gradient interpolation is proposed, which is used to generate the initial estimation of the super-resolution image. Furthermore, by modifying the point spread function(PSF), the center of which is on the edge, the coefficients along the direction of big gradient are reduced, while others keep constant. We reconstruct a set of low resolution images with the updating algorithm. The experimental results show that the edges kept very well, and the performance of the reconstructed images is improved.

Key words: super-resolution; projection to convex sets (POCS); point spread function(PSF); edge constraint; Canny; aerial photography

1 引 言

现在许多图像应用场合对获取的图像质量要求越来越高。然而在图像获取过程中, 受成像系

统(如 CCD 照相机等)、外界环境以及成像技术等多种因素的限制, 使得图像都存在不同程度的退化, 难以满足实际需要^[1]。高分辨率航拍图像获取主要可通过以下两种方法: 一是提高光电平台

收稿日期: 2010-04-21; 修订日期: 2010-05-18
基金项目: “973”国家自然科学基金项目(No. 2009CB72400105)
作者简介: 徐美芳(1986—), 女, 山东日照人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像超分辨率重建。
* 通讯联系人, E-mail: liu1577@126. com

成像系统性能直接获得高分辨率图像;二是利用超分辨率重建间接获取高分辨率图像。提高成像系统性能以获取高分辨率图像时,通常是通过加大相机焦距或增加 CCD 单元数量的方式来实现^[2-4]。但是,焦距增大会使得光学零件加工难度增大,费用增加,光电平台体积以及质量增加,进而使飞机飞行时间变短且带负载能力减小。增加 CCD 单元数量有两种方法,一是扩大 CCD 芯片尺寸,二是缩小 CCD 器件阵元宽度。但 CCD 芯片尺寸增加会导致平台质量增加、电容增大和电荷转移速度下降;缩小 CCD 阵元宽度则会导致制造工艺难度加大和器件信噪比降低。鉴于以上原因,通过超分辨率重建获得高分辨率航拍图像的方法得到越来越多的青睐。图像超分辨率重建问题最早由 Huang 和 Tsay^[5] 在 1984 年提出。目前其算法主要分为:频率域算法和空间域算法。频率域算法只适用于全局位移的情况,而且不能包含一般的噪声模型。与频率域算法相比,空间域算法具有很强的灵活性和适应性,可取得较好的重建效果^[6]。

空间域算法主要有:基于小波插值的算法,基于 Delauny 三角网插值的算法、最大后验算法(MAP)和凸集投影算法(Projection onto the convex sets,POCS)等。其中基于集合论的凸集投影算法简单有效,在实际应用中得到普遍采用。本文采用 POCS 算法重建高分辨率图像,针对图像边缘质量下降的问题对算法提出了改进,实验结果表明,改进的算法有效地保持了边缘特性,改善了超分辨率图像重建质量。

2 基于 POCS 图像超分辨率重建算法

2.1 POCS 算法

在该方法中所求图像可能满足的若干个不同约束条件,每个约束条件对应不同的凸集,而所求的未知图像存在于一组凸集的交集中。

$$x \in C_0 = \bigcap_{i=1}^N C_i \quad (1)$$

用 P_0 和 $P_i (i=1,2,\dots,m)$ 来标记投影到 C_0 和 C_i 的投影算子,那么 x 就是 P_0 和所有 $P_i (i=1,2,\dots,m)$ 的一个定点。则序列的 POCS 方法可以表示为:

$$x^{(k+1)} = P_N P_{N-1} \cdots P_1 x^{(k)} \quad (2)$$

在超分辨率重建中,首先要建立一个联系原高分

分辨率图像和低分辨率图像的观测模型:

$$g_l(m_1, m_2) =$$

$$\sum_{(n_1, n_2)} f(n_1, n_2) \times h_l(m_1, m_2; n_1, n_2) + n_l(m_1, m_2) \quad (3)$$

其中, $g_l(m_1, m_2)$ 为第 l 帧低分辨率观测图像; $f(n_1, n_2)$ 为原高分辨率图像; $h_l(m_1, m_2; n_1, n_2)$ 为空间点扩散函数(PSF),也称为降质函数; $n_l(m_1, m_2)$ 为加性噪声。

假设 PSF 为高斯型函数,其表达式为:

$$h(m_1, m_2; n_1, n_2) = \epsilon e^{-(n_1^2 + n_2^2)/2\sigma^2}, (n_1, n_2) \in S_h \quad (4)$$

式中, σ 为模糊效应的标准差,决定图像模糊程度; S_h 为 $h(m_1, m_2)$ 的支撑域; ϵ 为归一化常数,使得 PSF 的系数之和为 1。

用 $\hat{f}_k(n_1, n_2)$ 表示当前估计的高分辨率图像。对低分辨率观测图像逐个像素进行处理,如观测图像中像素 (m_{10}, m_{20}) 投影到参考图像高分辨率网格上的位置为 (n_{10}, n_{20}) ,则该像素灰度的估计值为:

$$\hat{g}(m_{10}, m_{20}) = \sum_{n_{10}-(L-1)/2}^{n_{10}+(L-1)/2} \sum_{n_{20}-(L-1)/2}^{n_{20}-(L-1)/2} \hat{f}_k(n_1, n_2) \times h(m_{10}, m_{20}; n_1, n_2) \quad (5)$$

其中, $L \times L$ 为 (m_1, m_2) 支撑域的大小。

于是得到实际观测图像像素数灰度值与相应估计值之间的残差为:

$$r(m_1, m_2) = g(m_1, m_2) - \hat{g}(m_1, m_2) \quad (6)$$

假设系统引入的加性噪声为高斯分布的,且其方差为 σ_G ,那么先验边界 δ_0 等于 $c\sigma_G$,且 $c \geq 0$,由统计置信度决定(若选取 $c=3$,则对应置信度为 99%)。根据残差对图像中每个像素给出凸集约束如下:

$$C_{m_1, m_2} = \{f(n_1, n_2) : r(m_1, m_2) \leq c\sigma_G\} \quad (7)$$

其中, $1 \leq m_1 \leq M_1, 1 \leq m_2 \leq M_2$; $c\sigma_G$ 表示先验边界。且当 $f(n_1, n_2)$ 表示原高分辨率图像时, $r(m_1, m_2)$ 应与噪声 $n(m_1, m_2)$ 相一致。于是, $r(m_1, m_2)$ 应该由噪声的统计过程决定,这样真实图像就会以某种统计置信度隶属于某一约束集合。也就是说,在每一次迭代中,所获得的观测图像在像素点 (m_1, m_2) 处的灰度值与模拟成像过程在该点的灰度值之间的差值的绝对值限制在预先设置的边界内。对任意一个 $f(n_1, n_2)$ 到 C_{m_1, m_2} 上的投影都可以被如下定义:

$$P_{m_1, m_2}[\hat{f}(n_1, n_2)] = \hat{f}_k(n_1, n_2) + \begin{cases} [r_k(m_1, m_2) - \delta_0]h_k(m_1, m_2; n_1, n_2) & \text{若 } r_k(m_1, m_2) > \delta_0 \\ 0 & \text{若 } -\delta_0 \leq r_k(m_1, m_2) \leq \delta_0 \\ [r_k(m_1, m_2) + \delta_0]h_k(m_1, m_2; n_1, n_2) & \text{若 } r_k(m_1, m_2) < -\delta_0 \end{cases} \quad (8)$$

另外,可利用振幅等先验约束改善重建结果。振幅约束可表示为:

$$C_A = \{f_k(n_1, n_2); 0 \leq f_k(n_1, n_2) \leq 255\} \quad (9)$$

该约束相应的 P_A 定义为:

$$P_A[f_k(n_1, n_2)] = \begin{cases} 0 & f_k(n_1, n_2) < 0 \\ f_k(n_1, n_2) & 0 \leq f_k(n_1, n_2) \leq 255 \\ 255 & f_k(n_1, n_2) > 255 \end{cases} \quad (10)$$

2.2 POCS 算法实现

根据前面的原理分析,POCS 算法实现步骤如下:

(1)选取低分辨率图像的某一帧作为参考图像,我们选择 g_0 (即为低分辨率图像序列第一帧),经线性插值得到高分辨率图像的初始估计 $\hat{f}_0$;

(2)设置迭代次数,并置初值为零;

(3)对每帧低分辨率图像进行处理:

(a)以参考图像为基准对图像进行运动估计,得到每帧图像的运动补偿值;

(b)根据式 (5) 对每幅图的每个像元进行投影迭代;

(c)根据式 (6) 计算图像与估计图像之间的残差;

(d)根据式 (8) 修正高分辨率图像的像元值;

(e)根据式 (9) 对修正过的高分辨率图像的像元值进行约束;

(f)检查是否达到迭代次数;

(4)检查是否修正完所有低分辨率帧;

(5)程序结束。

2.3 POCS 算法改善

基本的 POCS 算法容易导致边缘质量下降,使得图像边缘模糊。下面针对这一问题,对算法进行了补充改进。

2.3.1 基于梯度的插值算法

在 POCS 重建过程中,首先选取一幅低分辨率图像,经双线性插值后作为高分辨率图像的初始估计。然而,使用双线性插值产生的高分辨率

估计图像边缘模糊,这将导致后续处理结果不够理想。本文将采用基于梯度的插值来产生高分辨率图像的初始估计^[7]。

假设 $g_{11}, g_{12}, g_{21}, g_{22}$ 对应低分辨率图像上相邻的 4 个像元(图 1), f_{ij} ($0 < i \leq 3, 0 < j \leq 3$) 表示插值后的高分辨率图像对应的像元块,如图 2 所示。

g_{11}	g_{12}	
g_{21}	g_{22}	

图 1 低分辨率图像子图示例

Fig. 1 Sub-image of LR image

f_{11}	f_{12}	f_{13}
f_{21}	f_{22}	
f_{31}	f_{32}	f_{33}

图 2 插值后的高分辨率图像示例

Fig. 2 Sub-image of HR image after interpolation

首先,将原低分辨率图像上的各像点对应到放大后的高分辨率图像网格相应点上,如 $f_{11} = g_{11}, f_{13} = g_{12}, f_{31} = g_{21}, f_{33} = g_{22}$,然后利用插值计算 f_{12}, f_{21}, f_{22} 等相应位置上的像素点的值。首先计算 f_{12} 和 f_{21} 位置上的值,在水平方向上利用水平梯度信息,垂直方向上利用垂直梯度信息。为此需要先求出 g_{11} 与 g_{12}, g_{21} 与 g_{22} 之间梯度的绝对值:

$$\begin{cases} \Delta g_1 = \text{abs}(g_{11} - g_{12}) \\ \Delta g_2 = \text{abs}(g_{11} - g_{21}) \end{cases} \quad (11)$$

为了保证图像边缘,插值时尽量靠近灰度值小的地方:

$$\begin{cases} f_{12} = \min(g_{11}, g_{12}) + \Delta g_1 \times r \\ f_{21} = \min(g_{11}, g_{21}) + \Delta g_2 \times r \end{cases} \quad (12)$$

然后,计算点 f_{22} 的值,原理同上。比较 45° 和 135° 方向的梯度值,取梯度小的方向上两像素点值的平均值。经实验得出,此方法在一定程度上改善了 POCS 重建图像的质量。

2.3.2 图像边缘增强

上面基于梯度插值方法改进了高分辨率图像初始估计的边缘质量,但在对其他低分辨率图像的迭代投影过程中仍然存在边缘模糊现象。这是因为假设中给出的模糊函数 $h(i, j)$ 只与高分辨率网格上的点到投影点的距离有关,而忽略了其灰度值变化的影响。

因此为了更好地突出边缘信息,在图像修正之前,应该对当前高分辨率图像 $\hat{f}_k(n_1, n_2)$ 进行边缘检测,获得二值化边缘图像 $\bar{f}_x(n_1, n_2)$ 。如果 PSF 中心在边缘像素点上(如图 3 所示),则通过乘以一个权值函数,使得边缘像素点处的 $h(m_1, m_2)$ 得到修正,使各系数沿梯度大的方向减小,梯度小的方向保持不变^[8]。

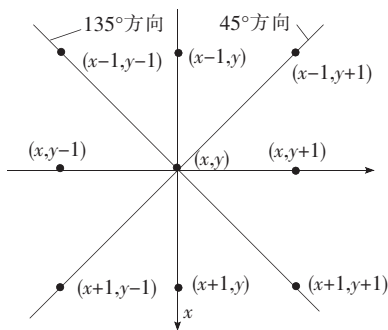


图 3 边缘点像素示意图

Fig. 3 Pixels on edge

由于 Canny 边缘提取算法不容易受噪声干扰,所以能够检测到真正的弱边缘^[9-12]。它利用高斯函数的一阶微分,能在噪声抑制和边缘检测之间取得较好的平衡。因此,本文采用 Canny 算子检测图像的边缘,用 $g_{n_1 n_2}(n_{10}-1 \leq n_1 \leq n_{10}+1, n_{20}-1 \leq n_2 \leq n_{20}+1)$, 表示各方向上的偏导数(梯度),则权值函数为:

$$\omega(n_1, n_2) = e^{-\lambda |G_{n_1 n_2}| / \sum |G_{n_1 n_2}|}, (n_1, n_2) \in S_h \quad (13)$$

其中, λ 为常数, λ 越大,指数函数衰减越快。则修正的 PSF 为:

$$h'(m_1, m_2; n_1, n_2) = h(m_1, m_2; n_1, n_2) \times \omega(n_1, n_2) \quad (14)$$

经过以上修正,最终有效地抑制了重建过程中边缘模糊现象,使得重建高分辨率图像质量得到大幅改善。

3 实验结果及分析

利用 Matlab 7.6, 通过实验验证改进的 POCS 算法重建高分辨率图像的效果。重建的高分辨率图像分辨率为低分辨率图像的二倍,且低分辨率图像之间的相对运动为全局平移运动。设 PSF 是标准差为 1 的高斯函数,支撑域大小选为 3×3 。

如图 4 所示,利用 6 幅退化的 128×128 的 Lena 图像进行重建,得到一幅 256×256 的高分辨率图像。在实验中取 $c=3, \sigma_G=0.001, r=0.3$ (实验证明,插值参数取 0.3 时效果最好), $\lambda=1$, 迭代次数为 4 次。图 4(a) 为参考图像经双线性插值后得到的图像,图 4(b) 是参考图像经基于梯度的插值算法插值得到的图像,图 4(c) 是利用传统的 POCS 算法重建得到的高分辨率图像,图 4(d) 为本文算法重建得到的高分辨率图像。

如图 5 所示,原图像为 512×512 , 用高斯模糊函数及高斯加性噪声对其进行模糊退化,产生 6



图 4 低分辨率序列重建结果。(a) 双线性插值图像;(b) 基于梯度的插值图像;(c) 传统的 POCS 算法重建高分辨率图像;(d) 本文算法重建高分辨率图像。

Fig. 4 Results of LR image after reconstruction. (a) Image after bilinear interpolation; (b) Image after gradient interpolation; (c) HR image after traditional POCS reconstruction; (d) HR image after reconstruction of our algorithm.

幅 256×256 的低分辨率图像。在实验中取 $c = 3, \sigma_G = 0.001, r = 0.3, \lambda = 1$ 。图像经 15 次迭代得到一幅 512×512 的高分辨率图像。图 5(a)为参

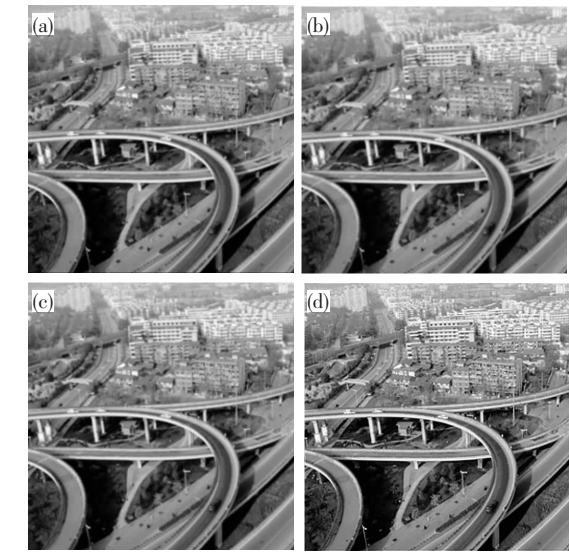


图 5 航拍图像低分辨率序列重建结果。(a)双线性插值图像;(b)基于梯度的插值图像;(c)传统的 POCS 算法重建的高分辨率图像;(d)本文算法重建的高分辨率图像。

Fig. 5 Results of aerial photography after reconstruction. (a) Image after bilinear interpolation; (b) Image after gradient interpolation; (c) HR image after traditional POCS reconstruction; (d) HR image after reconstruction of our algorithm.

考图像经双线性插值后得到的图像,图 5(b)是参考图像经基于梯度的插值算法插值得到的图像,图 5(c)是利用传统的 POCS 算法重建得到的高分辨率图像,图 5(d)为本文算法重建得到的高分辨率图像。

从图 5 可以看出,本文算法要明显优于双线性插值算法以及传统的 POCS 算法。

我们采用图像平均梯度^[6]来评价重建图像。平均梯度能够反映出图像细微反差的程度,定义为:

$$\nabla \bar{f} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{\nabla_i^2 f(i,j) + \nabla_j^2 f(i,j)}{2}} \quad (15)$$

其中, $f(i,j)$, $\nabla_i f(i,j)$ 和 $\nabla_j f(i,j)$ 分别为像点灰度以及其在行、列方向上的梯度, M 和 N 分别为图像的行、列数。利用上述公式分别对图 4 的 Lena 图像和图 5 的航拍图像的双线性插值、基于梯度的插值、传统的 POCS 算法以及本文算法进行比较,得出 4 种算法重建图像的平均梯度,如表 1 所示。

平均梯度既反映了图像中的微小细节反差与纹理变化特征,也反映了图像的清晰度。平均梯度越大,表明影像越清晰、反差越好、细节保持的越好。其相应峰值信噪比如表 2 所示。

表 1 各算法重建图像的平均梯度值				
Table 1 Average gradient of reconstructed HR image by each algorithm				
	双线性插值	基于梯度插值	传统 POCS 算法	本文算法
Lena 图像	3.10	8.03	9.26	10.62
航拍图像	3.44	9.91	11.14	14.86

表 2 各算法重建图像的峰值信噪比				
Table 2 PSNR of reconstructed HR image by each algorithm				
	双线性插值	基于梯度插值	传统 POCS 算法	本文算法
Lena 图像	27.20	27.99	28.48	29.58
航拍图像	25.99	26.97	27.29	28.12

从以上分析结果得出,本文算法重建高分辨率图像明显优于双线性插值和传统 POCS 重建算法。

4 结 论

在传统 POCS 算法基础上,结合基于梯度的

边缘保持的插值算法,以及基于 canny 边缘检测的点扩散函数修正算法,分别对 Lena 图像以及航拍图像进行了实验验证。结果表明,本文算法得到的高分辨率图像效果明显优于传统 POCS 算法的重建图像。