

超分辨率图象重构技术的仿真实验研究

刘良云 李英才 相里斌

(中科院西安光机所空间室, 西安 710068)

摘要 CCD相机在对空间频率较丰富的景物进行成像时,由于CCD象元尺寸的限制,图象分辨率低,混频现象有时很严重,红外相机尤其如此.超分辨率图象重构技术利用多帧重复拍照图象的冗余信息,重构出超分辨率图象,消除和降低混频效应.本文对图象微位移和微旋转角的精确估算算法、相机模型、超分辨率图象的重构算法等关键技术进行研究,设计了序列子集共轭梯度最优化算法,并提供了分辨率提高5倍的算法和研究成果.该项技术对于星载、机载图象融合(特别是红外凝视成像系统获取的图象)是十分有意义的,它将有可能将航天或航空图象的分辨率提高2~5倍左右.

关键词 亚象元 图象重构 超分辨率 图象配准

中图法分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2001)07-0629-07

Super-Resolution Image reconstruction and its Simulated Experiment

LIU Liang-yun, LI Ying-cai, XIANG-LI Bin,

(Space Optics Lab, Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Academia Sinica, Xi'an 710068)

Abstract Some imaging systems employ detector arrays that are not sufficiently dense to meet the Nyquist criterion during image acquisition. This is particularly true for infrared digital imagers. Therefore, the spatial resolution afforded by the optics can't be fully utilized in such imaging systems. This paper presents a new technique to reconstruct a high-resolution image, with reduced aliasing, from a sequence of under-sampled rotated and shifted frames of the same object. Firstly, the continuous and digital models of an imaging system are defined to explain image acquisition. Secondly, the image registration algorithm and the ordered subset conjugate gradient (OSCG) reconstruction algorithm are designed. Finally, Simulated experiment results are provided to test our algorithm, and we obtain the image whose resolution is 5 times high than the 25 under-sampled frames. The results show that OSCG reconstruction algorithm is robust, rapid convergent, and memory saved.

Keywords Sub-pixel, Image reconstruction, Super-resolution, Image registration

0 引言

在遥感、军事侦察和医疗成像等领域,常常需要得到目标的高分辨率图象,但一方面由于CCD象元尺寸的限制,人们往往得不到想要的高分辨率图象,特别是用红外CCD相机成像更是如此;另一方面,由于高分辨率CCD相机造价昂贵,体积和重量都很大,如航天用的详查相机.因此,如果能够利用低分辨率CCD相机成像,再利用图象融合技术来重构高分辨率图象,便能够降低风险和成本.如今,超分辨

率图象重构技术便能做到这一点.法国SPOT、美国EarthSat公司已尝试采用该项技术,他们均利用卫星重访和多个卫星同时成像,从而重构高分辨率图象;美国Dayton大学和Wright实验室在美国空军的支持下,对红外CCD相机进行了机载试验,利用20幅低分辨率的红外图象,取得了分辨率提高近5倍的实验结果^[1-3].

文献[1],[3]采取共轭梯度算法重构高分辨率图象.该算法在运算时需要庞大的内存空间,运算速度很慢,很难在PC机上实现.本文设计了序列子集共轭梯度最优化算法,采取分组运算,并同时满足了

基金项目:中国科学院西安光机所所长基金资助项目

收稿日期:2000-01-26;**改回日期**:2000-08-01

误差最小的原则,从而大大降低了所需的内存,提高了运算速度。此外,该算法易于扩展,能够利用不同相机模型获取的图象来重构高分辨率图象,使得多传感器数据融合重构高分辨率图象也成为可能。

超分辨率图象重构技术的理论依据是解析延拓定理^[4,5],即若一个函数是空域有界的(即在某个有限范围之外全为0,光学成象的孔径限制便是如此),则其谱函数是一个解析函数。另外由解析函数的唯一性定理和解析延拓定理可知:若其在某一有限区间上为已知,就会处处已知^[2,6],而根据给定的解析函数在某个区间上的取值来对函数整体进行重建就叫做解析延拓。若暂不考虑噪声干扰,可以确定一幅图象从零到衍射极限这一区间上的谱函数。因此,从理论上讲,重建整个谱函数或至少重建相机光学衍射极限分辨率内某些频率范围的谱函数是可能的,但用数字方法来实现解析函数延拓都比较困难。其原因首先是相机拍摄的数字化图象必须有好的信噪比,其次为了带宽扩展,并满足超定求解条件,还必须至少按超分辨的倍数进行过采样^[5]。

1 相机观察模型

为了能够比较精确地重构高分辨率图象,相机模型的建立是十分必要的。

1.1 连续模型

图1为相机获取图象的流程。

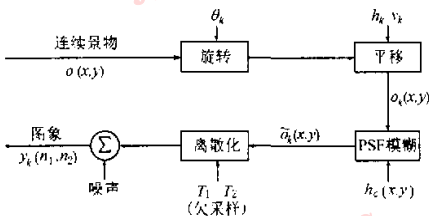


图1 相机获取图象的连续模型

图中 $o(x, y)$ 是景物目标,而相机(或景物)的运动在模型中则假定为微位移和微旋转。对于一个装载在运动平台上的相机对远处静止目标进行成象时,该模型是正确的,其第 k 帧观察目标为

$$o_k(x, y) = o(x \cos \theta_k - y \sin \theta_k + h_k, y \cos \theta_k + x \sin \theta_k + v_k), k = 1, 2, 3, \dots, p \quad (1)$$

式中, θ_k 是第 k 帧观察目标相对于参考帧关于中心点的旋转角,参数 h_k 和 v_k 是第 k 帧目标在水平和垂直方向上的微位移。这样就可把相机成象用如下一个卷积操作来表示

个卷积操作来表示

$$\tilde{o}_k(x, y) = o_k(x, y) * h_c(x, y) \quad (2)$$

式中, $h_c(x, y)$ 是连续系统的点扩散函数 PSF, 这样,第 k 帧低分辨率图象的采样可表示为

$$y_k(n_1, n_2) = \tilde{o}_k(n_1 T_1, n_2 T_2) + \eta_k(n_1, n_2) \quad (3)$$

$$n_1 = 1, 2, \dots, N_1, n_2 = 1, 2, \dots, N_2$$

式中, T_1 和 T_2 是在水平和垂直方向上的采样周期, n_1, n_2 为图象坐标, $\eta_k(n_1, n_2)$ 是噪声,低分辨率图象 $y_k(n_1, n_2)$ 的尺寸为 $N_1 \times N_2$ 。

1.2 离散模型

虽然连续模型有助于人们理解相机模型,但为了重构高分辨率的图象,还必须建立相机获取图象的离散模型(如图2所示)。

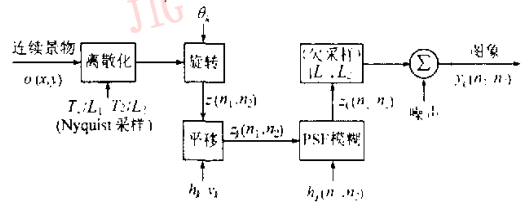


图2 相机获取图象的离散模型

图2与图1不同的是, $z(n_1, n_2)$ 是景物目标在高于 Nyquist 频率下进行采样的高分辨率图象,也就是要重构的高分辨率图象。图中 L_1 和 L_2 是正整数,也就是重构后图象分辨率的提高倍数。这样,重构后的高分辨率图象的尺寸为 $L_1 N_1 \times L_2 N_2$ 。考虑到系统点扩散函数的影响,高分辨率图象的成象可表示如下

$$\tilde{z}_k(n_1, n_2) = z_k(n_1, n_2) * h_d(n_1, n_2) \quad (4)$$

式中, $h_d(n_1, n_2)$ 是系统离散点扩散函数。这样即可得第 k 帧低分辨率图象

$$y_k(n_1, n_2) = \tilde{z}_k(n_1 L_1, n_2 L_2) + \eta_k(n_1, n_2) \quad (5)$$

该离散模型可以用一个简单的线性变换来表示,即低分辨率图象某一象素值为相应高分辨率图象象素值的加权,表示为

$$y_{k,m} = \sum_{r=1}^N w_{k,m,r}(\theta_k, h_k, v_k) z_r - \eta_{k,m} \quad (6)$$

式中, $r = 1, 2, \dots, N (N = L_1 N_1 \times L_2 N_2)$, θ_k, h_k 和 v_k 分别为第 k 帧图象与参考帧的旋转角、水平和垂直方向的平移量, $k = 1, 2, \dots, p$, p 是所选取的低分辨率图象的帧数, $y_k = [y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k,r}, \dots, y_{k,N_1 \times N_2}]^T$ 为第 k 帧低分辨率图象排序组成的向量, $z = [z_1, z_2, \dots, z_r, \dots, z_{L_1 N_1 \times L_2 N_2}]^T$ 为待重构的高分辨率二维

图象 $z(n_1, n_2)$ 排序组成的矢量, 上标 T 为转置符号, $w_{k,m}$ 为成象变换时从高分辨率图象 $z(n_1, n_2)$ 的象素 z 到低分辨率图象 $y_k(n_1, n_2)$ 象素 $y_{k,m}$ 的权重系数, 实际上也是相机的离散点扩散函数相应取值.

1.3 系统点扩散函数

对于大多数成象系统而言, 点扩散函数 PSF 主要取决于探测器象元的有限尺寸和光学系统的衍射. 如果把探测器象元的 PSF 用 $d(x, y)$ 表示, 其频谱用 $D(u, v)$ 表示, 那么

$$d(x, y) = \frac{1}{ab} \text{rect} \left\{ \frac{x}{a}, \frac{y}{b} \right\} = \begin{cases} 1 & |x/a| < 1/2 \text{ and } |y/b| < 1/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

式中, rect 为矩形函数, a, b 为探测器象元尺寸.

$$D(u, v) = \text{sinc}(au, bv) = \frac{\sin(\pi au) \sin(\pi bv)}{\pi^2 aubv} \quad (8)$$

而光学系统衍射受限的光学传递函数 OTF 表示如下^[7]

$$H_o(u, v) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \left\{ \cos^{-1} \left(\frac{\rho}{\rho_c} \right) - \frac{\rho}{\rho_c} \left[1 - \left(\frac{\rho}{\rho_c} \right)^2 \right]^{-1/2} \right\} & \rho < \rho_c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式中, u, v 为频率变量, $\rho = (u^2 + v^2)^{1/2}$, $\rho_c = 1/\lambda F_{\text{数}}$ 是光学系统的截止频率, $F_{\text{数}}$ 是光学系统的相对孔径.

相机系统的 OTF 和 PSF 分别为

$$H(u, v) = D(u, v)H_o(u, v), \quad (10)$$

$$h_c(x, y) = F^{-1}F^{-1}\{H(u, v)\}$$

式中, $F^{-1}F^{-1}$ 为二维逆 Fourier 变换. 在仿真实验中, 本文选取光学系统的 F 数为 4, 平均工作波长为 600nm, CCD 象元尺寸为 $10\mu\text{m}$, 分辨率提高倍数 $L_1 = L_2 = 5$.

2 图象配准算法

由低分辨率图象重构高分辨率图象, 在建立重构模型时, 必须知道低分辨率图象彼此之间的微位移量和微旋转角的大小. 本文采用文献[1]的图象精确配准算法, 以便获得图象之间的位置关系. 若选取第一帧图象为参考帧, 并假定 $h_1 = v_1 = \theta_1 = 0$, 那么第 k 帧图象可表示为

$$y_k(n_1, n_2) = y_1(n_1 \cos \theta_k - n_2 \sin \theta_k + h_k, n_2 \cos \theta_k + n_1 \sin \theta_k + v_k) \quad k=1, 2, 3, \dots, p \quad (11)$$

当旋转角比较小时, 可将式(11)简化为

$$y_k(n_1, n_2) = \delta_1(n_1 - n_2 \theta_k + h_k, n_2 +$$

$$n_1 \theta_k + v_k) \quad (12)$$

还可将上式进行 Taylor 展开, 并取前 3 项作为近似, 得

$$y_k(n_1, n_2) = y_1(n_1, n_2) + (h_k - n_2 \theta_k) g_x(n_1, n_2) + (v_k + n_1 \theta_k) g_y(n_1, n_2) \quad (13)$$

式中, $g_x(n_1, n_2)$ 和 $g_y(n_1, n_2)$ 为参考图象的偏微分.

本文采用最佳匹配的原则求解平移量和旋转角, 如下所示

$$\hat{\theta}_k, \hat{h}_k, \hat{v}_k = \arg \min_{\theta_k, h_k, v_k} E_k(\theta_k, h_k, v_k) \quad (14)$$

式中, 误差函数 $E_k(\theta_k, h_k, v_k)$ 为

$$E_k(\theta_k, h_k, v_k) = \sum_{n \in N} [y_k(n) - y_1(n) - (h_k - n_2 T_1 \theta_k) \times \bar{g}_x(n) - (v_k + n_1 T_1 \theta_k) \bar{g}_y(n)]^2 \quad (15)$$

$n = (n_1, n_2)$, N 为低分辨率图象所有象素点的集合. 若对式(15)关于 θ_k, h_k, v_k 求偏导, 并令偏导数为零, 可得

$$\sum_{n \in N} [h_k \bar{g}_x^2(n) + v_k \bar{g}_x(n) \bar{g}_y(n) - \theta_k \bar{g}_x(n) \bar{g}_y(n)]^2 = \sum_{n \in N} \bar{y}_k(n) \bar{g}_x(n) \quad (16)$$

$$\sum_{n \in N} [h_k \bar{g}_x(n) \bar{g}_y(n) + v_k \bar{g}_y^2(n) + \theta_k \bar{g}_x(n) \bar{g}_y(n)]^2 = \sum_{n \in N} \bar{y}_k(n) \bar{g}_y(n) \quad (17)$$

$$\sum_{n \in N} [h_k \bar{g}_x(n) \bar{g}_x(n) + v_k \bar{g}_x(n) \bar{g}_y(n) + \theta_k \bar{g}_x(n)]^2 = \sum_{n \in N} y_k(n) \bar{g}(n) \quad (18)$$

其中

$$\bar{g}(n) = n_1 T_1 \bar{g}_x(n) - n_2 T_2 \bar{g}_y(n), \quad (19)$$

$$\bar{y}_k(n) = y_k(n) - y_1(n)$$

这里可将式(16)、式(17)和式(18)写为如下矩阵形式

$$MR_k = V_k \quad (20)$$

式中, $R_k = [h_k, v_k, \theta_k]^T$ 为待求的微位移和微旋转角构成的矢量.

$$M = \begin{bmatrix} \sum_{n \in N} \bar{g}_x^2(n) & \sum_{n \in N} \bar{g}_x(n) \bar{g}_y(n) & \sum_{n \in N} \bar{g}(n) \bar{g}_x(n) \\ \sum_{n \in N} \bar{g}_x(n) \bar{g}_y(n) & \sum_{n \in N} \bar{g}_y^2(n) & \sum_{n \in N} \bar{g}(n) \bar{g}_y(n) \\ \sum_{n \in N} \bar{g}(n) \bar{g}_x(n) & \sum_{n \in N} \bar{g}(n) \bar{g}_y(n) & \sum_{n \in N} \bar{g}^2(n) \end{bmatrix}$$

$$V_k = \begin{bmatrix} \sum_{n \in N} \bar{y}_k(n) \bar{g}_x(n) \\ \sum_{n \in N} \bar{y}_k(n) \bar{g}_y(n) \\ \sum_{n \in N} \bar{y}_k(n) \bar{g}(n) \end{bmatrix} \quad (21)$$

然后,即可以由式(20)和式(21)求得估算的配准矢量 \hat{R}_k 为

$$\hat{R}_k = M^{-1}V_k \tag{22}$$

若令 $T_1 = T_2 = 1$, 则可以象元为单位表示求解的平移量. 根据式(13)中的假设, 此配准算法只能精确求解小的平移量和旋转角, 而对求解较大平移量和旋转角时的情况, 设计了如下迭代配准算法

Step 1: 先由 $y_1(n)$ 求解 $\hat{g}_x(n), \hat{g}_y(n), \hat{g}(n)$, 再据此求解矩阵 M ;

Step 2: 令 $n=0, y_1^0(n) = y_1(n), \hat{R}_k^0 = [0, 0, 0]^T$;

Step 3: 利用 $\bar{y}_k(n) = y_k(n) - y_1(n)$ 计算 V_k , 令 $n=n+1$;

Step 4: 计算 $\hat{R}_k = M^{-1}V_k + \hat{R}_k^{n-1}$;

Step 5: 如果 $\|\hat{R}_k - \hat{R}_k^{n-1}\| / \|\hat{R}_k\| < T$, 则令 $\hat{R}_k = \hat{R}_k^n$, 结束循环;

Step 6: 根据 \hat{R}_k 对 $y_k(n)$ 重新采样, 得 $y_k^i(n)$, 使之逼近 $y_1(n)$; 转 Step 3.

当平移量小于 10 个象素、旋转量小于 5 度时, 该算法收敛.

3 图象重构算法及仿真实验

由于利用图象配准算法可求得平移和旋转量, 从而可以完全建立相机获取各个低分辨率图象的模型. 在求解如式(6)所示的 p 个方程 (p 帧低分辨率图象) 时, 引入期望函数 $C(z)$, 同时令估算的高分辨率图象为 \hat{z} , 且它使得期望函数最小,

$$\hat{z} = \arg \min_z C(z) \tag{23}$$

$$C(z) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \left(\sum_{m=1}^M \left\{ y_{k,m} - \sum_{j=1}^N w_{k,m,r} z_j \right\}^2 \right) + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^N \alpha_{i,j} z_j \right)^2 \tag{24}$$

$$\alpha_{i,j} = \begin{cases} 1 & i=j \\ -1/4 & z_i \text{ 是 } z_j \text{ 行列方向的邻象素} \end{cases} \tag{25}$$

$\alpha_{i,j}$ 是引入的平滑窗口, 调谐参数 λ 决定了式(24)

右边两项的权重, $M = N_1 \times N_2, N = L_1 N_1 \times L_2 N_2$, 式中各符号意义与式(6)一致. 由于图象重构是病态的, 所以调谐参数 λ 合适的选择是十分重要的, 它可以避免在重构图象中出现强的假信号和强噪声.

3.1 序列子集共轭梯度最优化迭代算法

文献[1]采取共轭梯度算法重构高分辨率图象. 由于该算法在运算时需要庞大的存储空间, 因此运

算速度很慢, 很难在 PC 机上实现, 且算法的扩展性差. 为此, 设计了序列子集共轭梯度最优化迭代算法, 即首先将式(24)分为 p 组, 得

$$C_k(z) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \left\{ y_{k,m} - \sum_{j=1}^N w_{k,m,r} z_j \right\}^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^N \alpha_{i,j} z_j \right)^2, k = 1, 2, \dots, p \tag{26}$$

然后, 对式(26)关于 $z_j (j=1, 2, \dots, N)$ 求偏导, 得

$$g_{k,r}(z) = \frac{\partial C_k(z)}{\partial z_k} = \sum_{m=1}^M w_{k,m,r} \left(\sum_{j=1}^N w_{k,m,r} z_j - y_{k,m} \right) + \lambda \sum_{j=1}^N \alpha_{i,r} \left(\sum_{j=1}^N \alpha_{i,j} z_j \right) \tag{27}$$

这里, 期望函数偏微分矢量 $g_k^* = [g_{k,1}(\hat{z}^n), g_{k,2}(\hat{z}^n), \dots, g_{k,N}(\hat{z}^n)]^T$. 若令由该迭代算法重构的高分辨率图象的初始解为 \hat{z}^0 , 且它为第一帧低分辨率图象的 4 邻点或 8 邻点双线性插值, 则高分辨率图象的迭代解为

$$\hat{z}^{n+1} = \hat{z}^n + \epsilon^n d_{k,r}(\hat{z}^n), t = 1, 2, \dots, N \tag{28}$$

其矩阵形式为

$$\hat{z}^{n+1} = \hat{z}^n + \epsilon^n d_k^n \tag{29}$$

式中, n 是迭代次数, 共轭梯度矢量

$$d_k^n = [d_{k,1}(\hat{z}^n), d_{k,2}(\hat{z}^n), \dots, d_{k,N}(\hat{z}^n)]^T$$
$$\epsilon_k^n = \frac{\sum_{m=1}^M \varphi_{k,m} \left(\sum_{j=1}^N w_{k,m,r} \hat{z}_j^n - y_{k,m} \right) + \lambda \sum_{i=1}^N \bar{d}_{k,i} \left(\sum_{j=1}^N \alpha_{i,j} \hat{z}_j^n \right)}{\sum_{m=1}^M \varphi_{k,m}^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \bar{d}_{k,i}^2} \tag{30}$$

其中,

$$\varphi_{k,m} = \sum_{j=1}^N w_{k,m,r} d_{k,i}(\hat{z}^n), \bar{d}_{k,i} = \sum_{j=1}^N \alpha_{i,j} d_{k,i}(\hat{z}^n) \tag{31}$$

其共轭梯度矢量的初始解为

$$d_k^0 = -g_k^0 \tag{32}$$

迭代时

$$d_k^{n+1} = -g_k^{n+1} + \beta_k^n d_k^n \tag{33}$$

式中

$$\beta_k^n = \frac{(g_k^{n+1})^T g_k^{n+1}}{(g_k^n)^T g_k^n} \tag{34}$$

这样, 整个序列子集共轭梯度最优化的迭代算法如下:

Step 1 当 $n=0$ 时, \hat{z}^0 为第一帧低分辨率图象的线性插值, n 为迭代次数;

Step 2 重复运行 Step 2.1 至 Step 2.3, 直到 \hat{z}^n 收敛;

Step 2.1 $\hat{z}^0 = \hat{z}^n, n=n+1$; 如果 n = 最大迭代次数, 转跳至 Step 3;

Step 2.2 对 p 个子集分别进行共轭梯度最优化迭代算法, $k=1, 2, \dots, M$, 组内迭代次数为 $l=1, 2, \dots, L$;

Step 2.2.1 计算 g_i^k 初始化: $d_i^k = -g_i^k$

Step 2.2.2 计算 $\tilde{z}^{l-1} = \tilde{z}^l - \epsilon_l d_i^l$

Step 2.2.3 利用式(30)计算 ϵ_l

Step 2.2.4 计算 $\tilde{z}^{l+1} = \tilde{z}^l + \epsilon_l d_i^l$

Step 2.2.5 如果 $\|\tilde{z}^{l+1} - \tilde{z}^l\| / \|\tilde{z}^l\| < \delta$, δ 为收敛条件所设定的小的正数, 则令 $\tilde{z} = \tilde{z}^{l+1}$, 转跳至 Step 3.

Step 2.2.6 计算 g_i^{k+1} , 然后计算 d_i^{k+1} 和 β_i^{k+1}

Step 2.2.7 如果 $l < L$, 则 $l = l + 1$, 转跳

执行 Step 2.2.3; 如果 $l = L$, 则 $\tilde{z}^* = \tilde{z}^L$, 执行 Step 2.3;

Step 2.3 如果 $k < M$, 则 $k = k + 1$, 转跳执行 Step 2.2; 如果 $k = M$, 则 $\tilde{z}^* = \tilde{z}^L$, 执行 Step 2.1;

Step 3 程序结束.

3.2 仿真实验

根据 1.3 节的相机参数设计了相机模型, 并选取了两组高分辨率图象为物目标, (图 3(a) 和图 4(a)), 进行了计算机仿真实验, 输入物目标图象的大小为 300×300 pixel. 实验设计的分辨率提高倍数为 5 倍, 即 $L_1 = L_2 = 5$. 在模拟成像时, 还对相机加入了微位移量和微旋转角.



(a) 数字化的模拟物目标原图



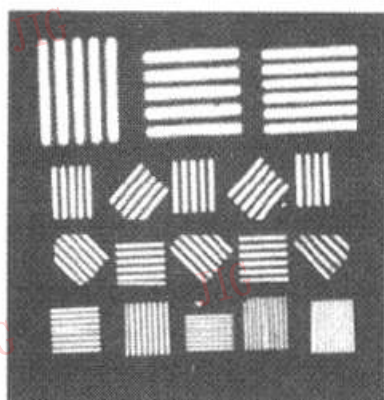
(b) 模拟成像得到一帧低分辨率图象(共 25 帧)



(c) (b)图放大 5 倍后经双线性插值的图象



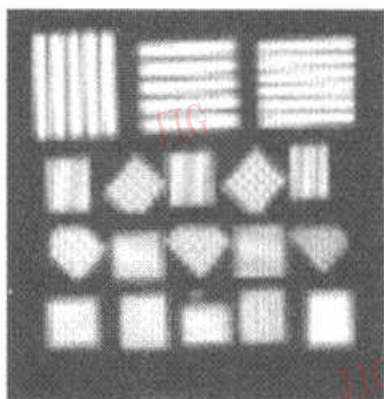
(d) 重构的高分辨率图象



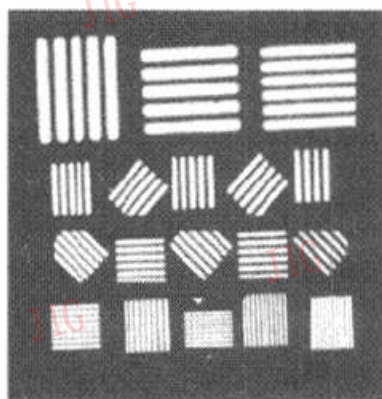
(a) 数字化的模板物目标原图



(b) 模拟成像得到一帧低分辨率图象(共25帧)



(c) (b)图放大5倍后经双线性插值的图象



(d) 重构的高分辨率图象

图4

根据相机模型,经计算机模拟,共得到2组每组25帧低分辨率图象,该低分辨率图象尺寸为 60×60 pixel.图3(b)和图4(b)为经过相机模拟成像后得到的低分辨率图象,图3(c)和图4(c)为该两帧低分辨率图象经8邻点双线性(bicubic)插值放大5倍后所得到的图象.

图3(d)和图4(d)为分别利用各25帧低分辨率图象,经序列子集共轭梯度最优化迭代算法重构的两帧 300×300 pixel的高分辨率图象,整体迭代次数 $n=10$,组内迭代次数 $l=3$.

4 结论

计算机仿真实验结果表明:不仅本文图象配准算法的估算精度可达到 $1/50$ 象元精度,而且采用该算法可随利用新获取的低分辨率图象来重构更真实

的高分辨率图象,同时该算法还易于扩展,即可随时利用新的数据源来改善重构精度,且能够利用不同相机模型所获取的图象来重构高分辨率图象,从而使得多传感器数据融合重构高分辨率图象成为可能.

参考文献

- 1 Hardie R C, Barnard K J *et al.* High-resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system. *Opt. Eng.*, 1998, 37(1):247~260.
- 2 Schuler J M, Scribner D A. Increasing spatial resolution through temporal super-sampling of digital video. *Opt. Eng.*, 1998, 38(5):801~805.
- 3 Lunstra T R, Hardie R C. High-resolution image reconstruction from digital video by exploitation of nonglobal motion. *Opt. Eng.*, 1999, 38(5):806~814.
- 4 李衍达著. 信号重构理论及其在应用. 北京:清华大学出版社, 1991, 11~25.

- 5 Castleman K R 著. 数字图象处理. 朱志刚等译. 北京:电子工业出版社,1998;349~353.
- 6 普里瓦洛夫著. 复变函数引论. 闵嗣鹤等译. 北京:人民教育出版社,1978;297~312.
- 7 吕乃光著. 傅里叶光学. 北京:机械出版社,1989;121~129.

李英才 1945 年生,1967 年获浙江大学工学学士学位,现为中国科学院西安光机所研究员,博士生导师,空间光学室主任.长期从事光学设计和空间光学的研究工作.



刘良云 1975 年生,1996 年获淮北煤炭师范学院理学学士学位,现为中国科学院西安光机所博士研究生.主要研究方向为成象光谱技术、图象融合和空间光学.



相里斌 1967 年生,1991 年获中国科技大学工学学士学位,1995 年获中国科学院西安光机所博士学位,现为中国科学院西安光机所研究员,博士生导师.主要研究方向为成象光谱技术和空间光学.

Epson 2001 年全系列产品巡展

主题为“彩色之旅、科技领航”的 Epson 公司 2001 年全系列产品全国巡展的帷幕已全面展开.从 4 月 6 日到 7 月 29 日的一百余天里,Epson 公司的行程将遍及全国 23 个大中城市.在这次巡展中,Epson 公司将针对行业用户和个人消费者,通过现场演示,专题讲座,现场咨询等活动,推出完整高效的办公解决方案及富有个性化的家用设备.

此次巡展的范围主要是全国的二、三线城市,包括:哈尔滨、长春、沈阳、大连、天津、石家庄、太原、济南、青岛、南京、合肥、杭州、福州、厦门、南宁、武汉、长沙、南昌、成都、昆明、西安、兰州、银川等 23 个城市.在巡展中,Epson 将展出一系列全新产品:Stylus color 680 彩色喷墨打印;Stylus Photo 790 彩色喷墨打印机;EPSON PhotoPC3000Z 数码相机;875DC 打印机;Pro7500,Pro5500 两款大幅面彩色喷墨打印机;5 款 Perfection 扫描仪:640u、1240u、1640su、1640su PHOTO、1640su office.此外,在这次巡展中,还将展出 Epson 针式打印机、激光打印机、数码相机、投影机

等. Stylus color 680 彩色喷墨打印具有完美图象质量,分辨率达到业界最高 2880dpi;Stylus Photo 790 彩色喷墨打印机是针对专业用户的最新产品,采用 4 微微升超精微墨滴和 6 色分体墨盒,可使用卷纸做无边距打印;EPSON PhotoPC3000Z 数码相机,334 万像素,广角 LCD 取景器,可摄制 25 秒动态图象;875DC 打印机配备了 PC 卡插槽,是专门为数码相机设计的,其操作简单方便,打印精度高;Pro7500,Pro5500 两款大幅面彩色喷墨打印机,采用了革命性耐光颜料墨,使得大幅面画质能历经时间的考验;5 款 Perfection 扫描仪,特有的智能扫描平台,配合 EPSON 的精微真彩扫描系统,捕获的色彩更是超乎想象.

巡展中,数码相机和彩色喷墨打印机的完美结合吸引了大批的观众,彩喷可以将数码相机拍摄的内容现场打印出来,实现立拍立现的效果,相片的打印效果用肉眼分辨不出与照片的区别,看来,数码相机和彩喷构成的数码冲扩大规模进入家庭已为时不远.相信这次巡展活动的开展,将为彩色数字图象的应用开拓更加广阔的市场,为新世纪的生活带来更加丰富靓丽的色彩.