

基于 MPMAP 序列红外图像高分辨力 重建和非均匀性校正

刘 秀,金伟其,徐 超

(北京理工大学光电学院光电成像技术与系统教育部重点实验室,北京 100081)

摘 要: 红外焦平面阵列(IRFPA)的非均匀性校正是获得高性能热成像的基本保证,非均匀性校正(NUC)算法是当前国内外研究的重要方向.鉴于序列图像的超分辨力复原方法和基于场景的 NUC 算法都需要存在微位移的多帧序列目标场景图像,本文在 Poisson 和 Markov 分布假设的基础上,将超分辨力复原与 NUC 结合,针对存在非均匀性的红外低分辨力图像序列,研究提出了基于 Poisson-Markov 分布的最大后验概率(MPMAP)的序列红外图像高分辨力重建和非均匀性校正一体化处理算法.对仿真和实际热图像的处理结果表明,算法不仅可有效抑制随机噪声,实现高分辨力图像的复原,而且可有效地消除非均匀性噪声.

关键词: 红外图像; 序列图像; 微位移运动估计; 非均匀性校正; 图像复原; 最大后验概率

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 06-2103-05

High-Resolution Reconstruction and Non-Uniformity Correction from Images Sequences Based on Poisson-Markov Model MAP

LIU Xiu, JIN Wei-qi, XU Chao

(School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Key Laboratory of Photo Electronic
Imaging Technology and System, Ministry of Education of China, Beijing 100081, China)

Abstract: Non-uniformity correction(NUC)of infrared focal plane array(IRFPA)is the development direction of the future and the basic guarantee to gain high quality thermal imaging system. As both super-resolution restoration and NUC algorithm based on scene need the micro-displacement that between image sequences, we propose super-resolution image restoration and non-uniformity correction algorithm based on Poisson and Markov model maximum a posteriori (MPMAP) focus on infrared low resolution image sequences with non-uniformity noise. The results of simulator image sequences and real infrared thermal image sequences show that the algorithm is presented not only has high super-resolution performance for the image degraded with random noise, but also eliminate the fixed pattern noise effectively.

Key words: infrared image; image sequences; micro-displacement motion estimation; non-uniformity correction(NUC); image restoration; Poisson and Markov model maximum a posteriori(MPMAP)

1 引言

对于红外焦平面阵列(Infrared Focal Plane Array, IRFPA)热成像系统,除了系统随机噪声外,IRFPA响应的非均匀性、光学弥散和探测器空间采样率不足都会影响成像质量,导致图像分辨力下降. IRFPA 的非均匀性校正(Non-Uniformity Correction, NUC)方法大致可分为基于参考源的定标类和基于场景的自适应校正(Scene-Based Non-uniformity Correction, SBNUC)类.前者具有较高的校正准确度,一般在系统出厂前均需要进行标定,但需要如黑体源、光学设备等辅助器件.由于非均匀性噪声长时间工作后或环境条件变换时会发生响应漂移,需要在工作中进行新的校正.目前常用遮挡镜头或 IRFPA

前加挡板等方法进行偏置漂移校正,但在一些特殊的应用场合,这种方法容易造成场景目标的丢失.近年来,SBNUC算法得到迅速发展,其通过对场景图像的分析统计实现 NUC 处理,目前已提出人工神经网络法^[1]、恒定平均统计法^[2]、Kalman 滤波器算法^[3]、帧间预测算法^[4]和代数算法^[5]等校正算法. SBNUC 算法大多需要根据变化的场景信息估计帧间微位移,才能有效去除 IRFPA 的非均匀性噪声.另一方面,1984 年 Tsai 和 Huang 提出^[6]利用一组相互存在亚像素位移的低分辨力欠采样图像的信息,实现低混频的高分辨力图像重构,为基于多帧图像的高分辨力图像复原做出了开创性工作.此外, R C Hardie 提出基于 Bayes 分析的随机统计复原方法^[7]; M Elad 等提出最大似然(Maximum Likelihood,

ML)、多层前馈网络 (Multilayer Perceptron, MLP)、凸集投影 (Projection Onto Convex Sets, POCS) 综合复原方法^[8]; 苏秉华等提出基于 Poisson 和 Markov 分布的最大后验概率 (Poisson and Markov model Maximum a Posteriori, MPMAP) 算法^[9,10]等, 这些复原算法可有效抑制图像噪声和频率混淆效应, 获得高分辨力图像的复原, 但未涉及对 IRFPA 的 NUC 问题。

本文将研究基于 MPMAP 的高分辨力重建和非均匀性校正 (High-resolution Reconstruction and NUC Based on MPMAP, MPMAP-HR&NUC) 相结合处理算法, 期望在去除红外图像非均匀性同时, 通过 Markov 随机场约束, 有效减少或者去除复原图像的震荡条纹, 获取超分辨力的图像复原, 实现对序列红外低分辨力图像高分辨复原和非均匀性校正一体化处理。

2 序列红外图像的观测模型

如图 1, 设 f 为一幅高分辨力红外图像的离散表达式, 图像尺寸为 $M = M_1 \times M_2$, 其中, $M_1 = L_1 \times N_1$, $M_2 = L_2 \times N_2$; 实际观测的退化低分辨力图像序列为 $\{\mathbf{g}^k\}$, $k = 1, 2, \dots, K$, 其中, 低分辨力图像 \mathbf{g}^k 大小为 $N = N_1 \times N_2$, L_1 和 L_2 分别为图像行列的分辨力提高倍数。进一步假设低分辨力图像是由高分辨力图像 f 经过几何空间运动变形、线性光学系统模糊以及红外探测器阵列的欠采样得到的, 且每一帧低分辨力图像的成像检测过程中都加入了非相关的加性白噪声, 则热成像系统的图像退化可表为

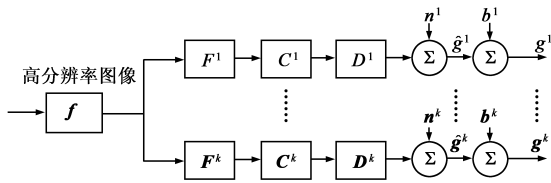


图1 序列低分辨力红外图像退化成像模型

$$\hat{\mathbf{g}}^k = \mathbf{D}^k \mathbf{C}^k \mathbf{F}^k \mathbf{f} + \mathbf{n}^k \quad (1)$$

式中, \mathbf{F}^k 是第 k 帧图像与参考帧间相对运动的 $M \times M$ 位移矩阵; \mathbf{C}^k 是光学系统模糊的 $M \times M$ 降晰矩阵; \mathbf{D}^k 是 $N \times M$ 的降采样矩阵; \mathbf{n}^k 是第 k 帧观测图像中的零均值加性白噪声 $N \times 1$ 矢量。假设成像系统为线性空间不变系统, 各低分辨力帧具有相同的降晰矩阵 \mathbf{C} 和降采样矩阵 \mathbf{D} , 则

$$\hat{\mathbf{g}}^k = \mathbf{H}^k \mathbf{f} + \mathbf{n}^k \quad (2)$$

其中 $\mathbf{H}^k = \mathbf{D} \mathbf{C} \mathbf{F}^k$ 表示综合退化矩阵

IRFPA 非均匀响应一般用增益和偏置参数来表示。由于在系统预先定标校正后, 非均匀性噪声中偏置占主要部分, 一般可用偏置矩阵 \mathbf{b} 表示, 且由于其低频缓慢变化, 可认为在获取低分辨力图像的时间内各帧图像的非均匀性相同, 则包含非均匀性噪声的热成像系

统退化模型可表为

$$\mathbf{g}^k = \mathbf{H}^k \mathbf{f} + \mathbf{n}^k + \mathbf{b} \quad (3)$$

3 MPMAP 高分辨力图像复原和非均匀性校正处理

基于 MAP 的多幅图像超分辨力复原表达式可表示为^[13]

$$\max \{ \ln Pr(\mathbf{f} | \hat{\mathbf{g}}^1, \hat{\mathbf{g}}^2, \dots, \hat{\mathbf{g}}^K) \} \quad (4)$$

式中, \mathbf{f} 为复原的高分辨力估计图像, $\hat{\mathbf{g}}^1, \hat{\mathbf{g}}^2, \dots, \hat{\mathbf{g}}^K$ 为未被非均匀性污染的 K 幅不同的低分辨力欠采样图像, $\ln(\cdot)$ 表示自然对数。

根据 Bayes 条件概率理论, 考虑到各帧低分辨力图像相互独立, 式(4)可改写为

$$\max \left[\sum_{k=1}^K \ln Pr(\hat{\mathbf{g}}^k | \mathbf{f}) + \ln Pr(\mathbf{f}) \right] \quad (5)$$

为确定图像先验模 $Pr(\mathbf{f})$ 、退化图像的条件分布 $Pr(\hat{\mathbf{g}}^k | \mathbf{f})$, 可引入不同的先验统计模型。目前常用的图像/噪声统计模型有高斯 (Gaussian) 模型、泊松 (Poisson) 模型和马尔可夫 (Markov) 随机场模型, 不同的统计模型及其最优化将得到不同的复原算法^[11~13]。

IRFPA 通过光电效应探测目标场景辐射, 其光生载流子服从 Poisson 分布, 故可假设图像 $\hat{\mathbf{g}}^k$ 服从 Poisson 分布, 其条件概率密度函数分布为

$$Pr(\hat{\mathbf{g}}^k | \mathbf{f}) = \prod_{s=1}^N \frac{(\bar{\mathbf{g}}_s^k)^{\hat{\mathbf{g}}_s^k} \exp(-\bar{\mathbf{g}}_s^k)}{\hat{\mathbf{g}}_s^k!} \quad (6)$$

式中, 随机变量 $\hat{\mathbf{g}}_s^k = \mathbf{g}_s^k - b_s$ 为第 s 个像素的灰度值; b_s 为第 s 个像素的非均匀性值; $\bar{\mathbf{g}}_s^k$ 为 $\hat{\mathbf{g}}_s^k$ 的统计平均值, 定义为

$$\bar{\mathbf{g}}_s^k = \sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{sj}^k f_j \quad (7)$$

L 为行/列方向的放大倍数; $N = N_1 \times N_2$ 为图像 $\hat{\mathbf{g}}^k$ 的像素数。将式(6)取对数, 得

$$\ln Pr(\hat{\mathbf{g}}^k | \mathbf{f}) = \sum_{s=1}^N [\hat{\mathbf{g}}_s^k \ln \bar{\mathbf{g}}_s^k - \bar{\mathbf{g}}_s^k - \ln(\hat{\mathbf{g}}_s^k!)] \quad (8)$$

同理, 目标场景辐射也服从 Poisson 随机过程, 即高分辨力图像 \mathbf{f} 的条件概率密度函数为

$$\begin{aligned} \ln Pr(\mathbf{f}) &= \ln \left\{ \prod_{s=1}^{L^2 N} \frac{(\bar{f}_s)^{f_s} \exp(-\bar{f}_s)}{f_s!} \right\} \\ &= \sum_{s=1}^{L^2 N} [f_s \ln \bar{f}_s - \bar{f}_s - \ln(f_s!)] \end{aligned} \quad (9)$$

其中, \bar{f}_s 为随机变量 f_s 的统计平均值。

假设 \mathbf{f} 不仅服从 Poisson 分布, 同时也服从 Markov 分布, 则在 Bayes 分析框架下, \mathbf{f} 的最大后验概率问题变为约束估计问题

$$\begin{cases} \max \left[\sum_{k=1}^K \ln Pr(\hat{\mathbf{g}}^k | \mathbf{f}) + \ln Pr(\mathbf{f}) \right] \\ \text{subject to } U(\mathbf{f}) \leq E \end{cases} \quad (10)$$

其中, $U(f)$ 为 Gibbs 分布中的能量函数, 称为惩罚函数; E 为 $U(f)$ 小于的恒定能量阈值。

根据 Lagrange 优化理论, 可将式(10)变为无约束最优化问题

$$\max \left[\sum_{k=1}^K \ln \Pr(\hat{\mathbf{g}}^k | f) + \ln \Pr(f) - \alpha U(f) \right] \quad (11)$$

其中, α 为 Lagrange 因子, 即正则化参数。将式(8)、(9)代入式(11), 并由 $\hat{\mathbf{g}}_s^k = \mathbf{g}_s^k - b_s$ 引入非均匀性校正参数 b_s 有

$$\begin{aligned} \max \left\{ \sum_{k=1}^K \left[\sum_{s=1}^N \left((\mathbf{g}_s^k - b_s) \ln \left(\sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{s_j}^k f_j \right) \right. \right. \right. \\ \left. \left. \left. - \sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{s_j}^k f_j - \ln((\mathbf{g}_s^k - b_s)!) \right) \right] \right. \\ \left. + \sum_{s=1}^{L^2 N} [f_s \ln \bar{f}_s - \bar{f}_s - \ln(f_s!)] - \alpha U(f) \right\} \quad (12) \end{aligned}$$

进一步引入近似 $\ln(x!) \approx x \ln x - x$, 则式(12)可变为无约束最优化问题

$$\begin{aligned} J(f, \mathbf{b}) = \sum_{k=1}^K \left[\sum_{s=1}^N \left((\mathbf{g}_s^k - b_s) \ln \left(\sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{s_j}^k f_j \right) \right. \right. \\ \left. \left. - \sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{s_j}^k f_j - (\mathbf{g}_s^k - b_s) \ln(\mathbf{g}_s^k - b_s) + (\mathbf{g}_s^k - b_s) \right) \right] \\ + \sum_{s=1}^{L^2 N} [f_s \ln \bar{f}_s - \bar{f}_s - f_s \ln f_s + f_s] - \alpha U(f) \rightarrow \max \quad (13) \end{aligned}$$

其中, α 为 Lagrange 因子, 即正则化参数。

由极值驻点条件, 式(13)两边对 f_i 、 b_i 分别求偏导并令等于零, 有

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(f, \mathbf{b})}{\partial f_i} = \sum_{k=1}^K \left[\sum_{s=1}^N \left(\frac{\mathbf{g}_s^k - b_s}{\sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{s_j}^k f_j} - 1 \right) \mathbf{H}_{s_i}^k \right] \\ + \ln \bar{f}_i - \ln f_i - \alpha \frac{\partial U(f)}{\partial f_i} = 0 \quad (14) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial J(f, \mathbf{b})}{\partial b_i} = \sum_{k=1}^K \left[\sum_{s=1}^N \ln \left(\frac{\mathbf{g}_s^k - b_s}{\sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{s_j}^k f_j} \right) \right] = 0 \quad (15)$$

在式(14)中, 考虑到 \bar{f}_i 是一个未知量, 用 f_i 近似代替 \bar{f}_i , 利用乘性迭代算法进行迭代计算; 在式(15)中利用最速下降法对 \mathbf{b} 进行迭代更新。此外, 为了改善算法的收敛性, 迭代过程中加入步长因子 β , 用于控制算法的收敛特性和速度。最后得到迭代公式为

$$\begin{aligned} f_i^{n+1} = f_i^n \exp \left\{ \beta \left[\sum_{k=1}^K \left(\sum_{s=1}^N \left(\frac{\mathbf{g}_s^k - b_s}{\sum_{j=1}^{L^2 N} \mathbf{H}_{s_j}^k f_j^n} - 1 \right) \mathbf{H}_{s_i}^k \right) \right. \right. \\ \left. \left. - \alpha \frac{\partial U(\mathbf{f}^n)}{\partial f_i^n} \right] \right\} \quad (16) \end{aligned}$$

$$b^{n+1} = b^n - \beta \sum_{k=1}^K \left[\sum_{s=1}^N \left[\sum_{j=1}^{L^2 N} (\mathbf{H}_{s_j}^k f_j^n - \mathbf{g}_s^k + b_s) \right] \right] \quad (17)$$

其中, n 为迭代次数; $i = 1, 2, \dots, L^2 \times N$; 正则化参数 α 的选择可采用文献[13]的方法。

根据式(16)和式(17), 基于 MPMAP 序列红外图像高分辨力重建和非均匀性校正一体化处理算法的流程如图 2。其中, $\max F$ 为最大迭代次数, 迭代误差 δ 定义为

$$\delta = \frac{\|\mathbf{f}^{n+1} - \mathbf{f}^n\|}{\|\mathbf{f}^n\|} \quad (18)$$

当 $n > \max F$ 或 $\delta \leq \xi$ (ξ 为终止迭代的阈值) 时, 停止迭代, 输出高分辨力图像 f , 否则进行下一轮循环。

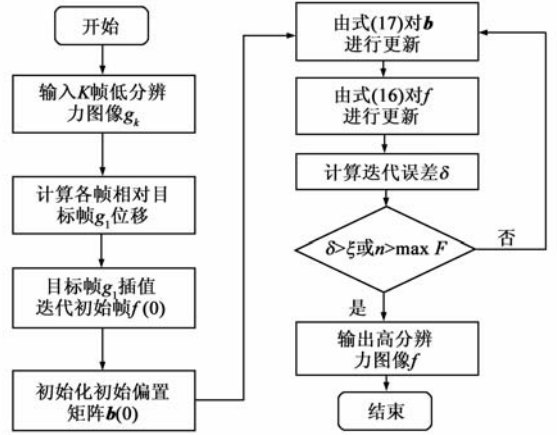


图2 处理算法流程图

4 实验结果

为了测试算法的有效性, 设计了模拟红外序列图像和实际红外序列图像进行复原和非均匀性校正一体化处理实验。计算机配置为: Intel(R) Core(TM) Duo CPU T6670、主频 2.2G、内存 3G, 处理软件平台为 Matlab 2009(a)。

4.1 模拟图像的复原与校正处理实验

在一幅较大的灰度图像(8bit)上随机选定一个位置, 分别在水平和垂直方向随机给定位移模拟场景运动, 按照线性插值方法获得 15 帧 240×320 的图像作为原始高分辨力图像序列(第一帧如图 3(a))。将每帧邻近的四个像素取平均值模拟降采样过程, 获取 15 帧大小为 120×160 的清晰低分辨率图像序列(第一帧如图 3(b))。由高斯分布(μ, σ)随机产生一幅图案作为非均匀性噪声加入各帧图像中, 再在各帧图像中加入高斯噪声($\mu_n = 0, \sigma_n = 2$)。

为了测试算法在不同强度非均匀性污染下的适应性, 分别加入(1) $\mu = 0, \sigma = 8$; (2) $\mu = 0, \sigma = 25$; (3) $\mu = 0, \sigma = 32$ 三种高斯分布的非均匀性噪声进行算法测试。图 3(c)为 $\mu = 0, \sigma = 32$ 时获取的退化图像序列第一帧。图 3(e)和图 3(f)分别是图 3(b)和图 3(c)双线性插值结果, 图 3(d)是本文方法对加入图案非均匀性噪声和随机噪声的 15 帧低分辨率图像序列的处理结果(处理时间 21 秒)。通过品质因数 $Q^{[14]}$ 的对比和主观评价可以看出, 本文方法不仅减小了非均匀性噪声, 而且图像质量($Q = 0.9614$)优于清晰低分辨率(Low Resolution, LR)

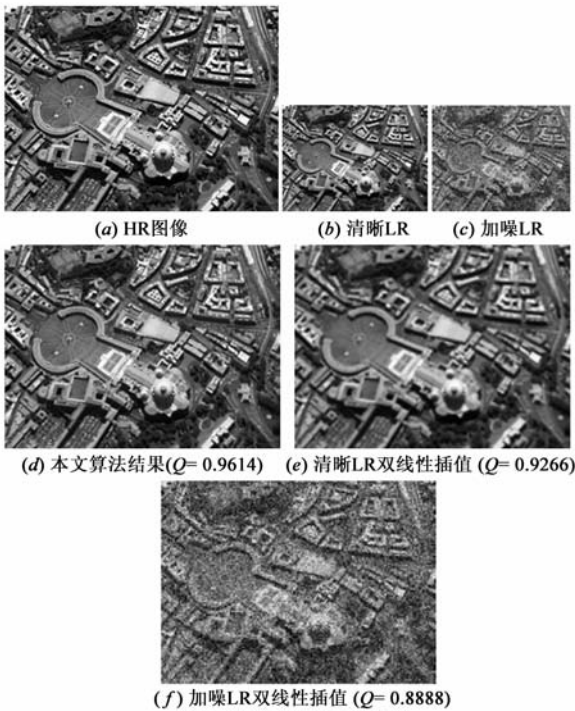
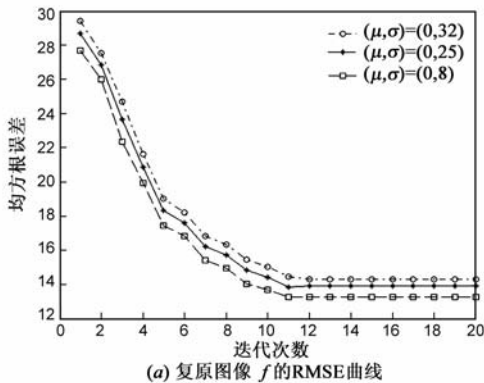


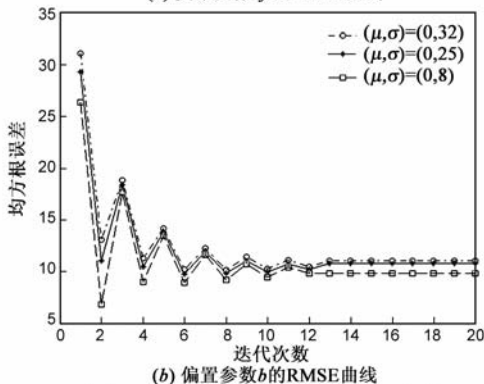
图3 模拟视频实验结果

图像的双线性插值图像质量 ($Q = 0.9266$), 表明本文方法同时具有对消除非均匀性噪声和图像复原的性能.

采用均方根误差 RMSE 作为图像评价标准^[15], 对复原图像 f 和偏置参数 b 进行评价, RMSE 小则可靠性大, 反之则可靠性小. 图 4(a) 给出了在已知帧间位移



(a) 复原图像 f 的 RMSE 曲线



(b) 偏置参数 b 的 RMSE 曲线

图4 不同非均匀性情况下 RMSE 曲线

时, 复原图像均方根误差 RMSE 在不同非均匀性强度下的迭代变化曲线, 可以看出算法在迭代 20 次左右基本收敛并且趋于稳定. 图 4(b) 为偏置参数 b 的均方根误差 RMSE 的迭代曲线, 在迭代 12 次左右停止震荡效应, 逐渐接近真实的偏置值.

4.2 实际图像序列的复原与校正处理实验

进一步验证算法的实用性, 选取两组分别表现为斑驳状和网格状非均匀性噪声的实际红外视频图像序列, 采用本文方法迭代 20 次进行高分辨力重建和非均匀性校正一体化处理.

序列 1 是具有斑驳状非均匀性噪声的实际红外图像序列, 选取 $k = 15$ 帧(图 5(a)为其中第 1 帧), 原始低分辨率图像大小 240×320 , 取放大倍数 $L_1 = 2, L_2 = 2$, 复原图像大小 480×640 , 图 5(b) 为第 1 帧双线性插值图像, 如图 5(c) 为本文方法的处理效果(处理时间 90 秒). 可以看出: 斑驳状非均匀性噪声明显消除, 图像中的细节得到一定程度的还原.

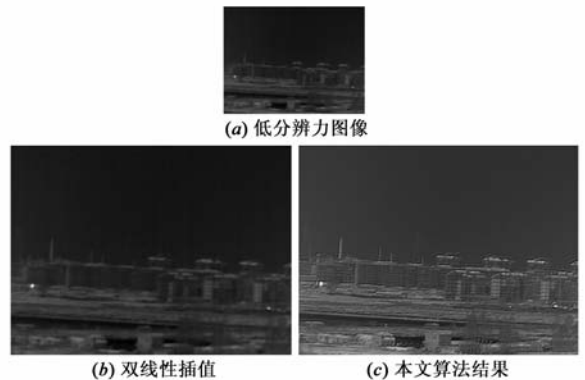


图5 真实视频图像实验1

序列 2 为具有网格状非均匀性噪声的实际红外图像序列, 选取 $k = 15$ 帧, 原始低分辨率图像大小 128×128 (图 6(a)为其中 5 帧), 取放大倍数 $L_1 = 3, L_2 = 3$, 复原图像大小 384×384 . 图 6(b) 为双线性插值图像, 图 6(c) 为本文复原效果图(处理时间 19 秒), 正如期望, 原

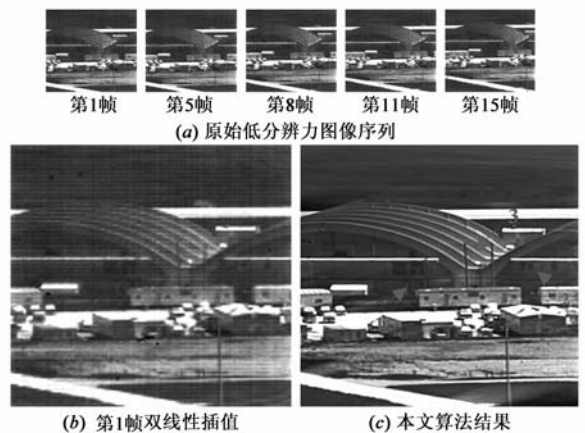


图6 真实视频图像实验2

低分辨力图像的网格状非均匀性得到明显消除,图中门(位置 1)、窗(位置 2)和电线杆(位置 3)等目标细节得到较好的复原.

5 结束语

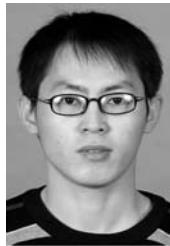
本文建立了包含非均匀性噪声的热成像系统退化模型;针对存在非均匀性噪声的红外低分辨力图像序列的超分辨力复原和非均匀性校正均需要估算序列图像位移的特点,在 Poisson 和 Markov 分布假设的基础上,研究提出了基于 MPMAP 的序列红外图像高分辨力重建和非均匀性校正一体化处理算法 MPMAP-HR&NUC,不仅可有效抑制随机噪声,而且可有效地消除非均匀噪声,获得明显的图像复原效果.

MPMAP-HR&NUC 算法通过循环迭代逼近非均匀性偏置校正矩阵和复原图像的最优解,由于算法处理量较大,目前尚难于硬件实现,但用于非均匀性严重的低分辨率红外图像序列的后处理,可提高热成像系统成像质量,具有较好的适应性和良好的处理效果.且随着算法的进一步深入研究,可望成为更有效的快速处理技术.

参考文献

- [1] Liu Zhenguo, Hu Xiaomei, Lu Jin. An improved neural network non-uniformity correction for IRFPA [A]. Proceedings of SPIE [C]. Beijing, 2009. 7383:788330-1 - 788330-8.
- [2] Jing Sui, Weiqi Jin, Liquan Dong. An adaptive nonuniformity correction algorithm for infrared line scanner based on local statistics [J]. Chinese Optics Letters, 2007, 5(2): 74 - 76.
- [3] 周惠鑫,魏亚姣. 基于非线性模型的卡尔曼滤波非均匀性校正算法[J]. 光学学报, 2009, 29(2): 378 - 381.
Zhou Huixin, Wei Yajiao. Kalman-filtering non-uniformity correction algorithm based on nonlinear model [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(2): 378 - 381. (in Chinese)
- [4] 刘永进,朱红,等. 基于帧间预测的红外焦平面阵列非均匀校正算法[J]. 光子学报, 2009, 38(4): 997 - 1000.
Liu Yongjin, Zhu Hong, et al. Interframe-prediction based algorithm for nonuniformity correction in infrared focal plane arrays [J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(4): 997 - 1000. (in Chinese)
- [5] Ratliff B M, Hayat M M. An algebraic algorithm for non-uniformity correction in focal-plane arrays [J]. JOSA A, 2002, 19(9): 1737 - 1747.
- [6] R Tsai, T Huang. Multi-frame image restoration and registration [A]. Advances in Computer Vision and Image Processing [C]. Greenwich, 1984, 1: 317 - 339.
- [7] Hardie R C, et al. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of under-sampled images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 6(12): 1621 - 1633.
- [8] Elad M, Feuer A. Restoration of a single super-resolution image from blurred, noisy, and under-sampled measured images [J]. IEEE Trans IP, 1997, 6(12): 1646 - 1658.
- [9] 苏秉华,金伟其. 基于 Poisson-Markov 场的超分辨率图像复原算法[J]. 电子学报, 2003, 31(1): 41 - 44.
Su binghua, Jin Weiqi. Super-resolution image resolution algorithm based on Poisson-Markov model [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(1): 41 - 44. (in Chinese)
- [10] Liu Yangyang, Jin Weiqi, et al. Super-resolution restoration of remote-sensing images [J]. Journal of China Ordnance, 2006, 2(1): 43 - 50.
- [11] E Levitan, G T Herman. A maximum a posteriori probability expectation maximization algorithm for Image reconstruction in emission tomography [J]. IEEE Trans Medical Imaging, 1987, MI-6(3): 185 - 192.
- [12] T Hebert, R Leahy. A generalized EM algorithm for 3-D Bayesian reconstruction from Poisson data using Gibbs priors [J]. IEEE Trans Medical Imaging, 1989, MI-8(2): 194 - 202.
- [13] 苏秉华. 超分辨力图像复原方法研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2002.
- [14] Z Wang, A C Bovik. A universal image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81 - 83.
- [15] Torres S N, Vera E M, et al. Adaptive scene-based non-uniformity correction method for infrared-focal plane arrays [A]. Proceedings of SPIE [C]. Citeseer, 2003. 5076: 130 - 139.

作者简介



刘 秀 男, 1981 年 7 月出生于吉林白城. 2006 年获得北京理工大学学士学位, 同年北京理工大学光电工程系研究生, 现为硕博连读生, 从事图像处理以及热成像技术方面的有关研究.
E-mail: llset8@163.com



金伟其 男, 1961 年 2 月出生. 工学博士, 北京理工大学教授、博士生导师, 中国光学学会理事、中国电子学会高级会员. 1982 年北京工业学院光电工程系毕业, 1990 年北京理工大学获工学博士学位, 曾获国家科技进步二、三等奖和多项部级科技进步奖, 发表学术论文 300 余篇, 主要从事夜视与红外技术、光电图像处理、光电检测与仪器等方面的教学和研究工作.
E-mail: jinwq@bit.edu.cn