

基于虚拟边框视场光阑的 IRFPA 自适应非均匀性校正算法

刘崇亮, 金伟其, 范永杰, 曹 扬, 刘 秀, 刘 斌

(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: 非均匀性校正是提高红外焦平面阵列成像质量的关键环节. 本文提出了一种基于虚拟边框视场光阑的红外非均匀性校正算法. 该算法用神经网络对边框像元进行初始校正, 形成校正虚拟边框, 再根据场景信息和帧间位移, 将偏置校正参数逐行逐列传递, 可消除焦平面阵列全视场响应的偏置非均匀性. 由于算法主要基于代数运算, 运算量较低, 故能根据场景信息自适应地实现快速、高效的一点校正; 且不需要对成像系统进行机械结构改造, 与传统代数算法相比, 适应性更强. 真实红外图像与仿真图像对算法的检验结果, 证明了方法的有效性.

关键词: 红外焦平面探测器阵列; 基于场景; 虚拟边框视场光阑; 非均匀性校正

中图分类号: TN219 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 05-1159-06

Infrared Non-Uniformity Correction Algorithm Based on Virtual Perimeter Diaphragm Strips

LIU Chong-liang, JIN Wei-qi, FAN Yong-jie, CAO Yang, LIU Xiu, LIU Bin

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

Abstract: Non-uniformity correction (NUC) plays an important role in improving image quality of the infrared focal plane array (IRFPA). A non-uniformity correction algorithm for IRFPA based on virtual perimeter diaphragm strips is proposed. This algorithm initially executes one-point correction to the perimeter detectors using artificial neural networks. Then based on the scene information and shift between adjacent frames, a special algebraic algorithm is proposed to transport correction parameters from perimeter detectors to those interior un-corrected ones. In this way, the correction parameters of the whole field of view (FOV) are calculated. It doesn't need to change the mechanical structure of the imaging system. This novel algorithm has a high computational efficiency and is able to realize adaptive one-point correction without covering the central FOV rapidly. It proves to get a satisfying correction effect after being tested by using real and simulated infrared images.

Key words: infrared focal plane array (IRFPA); scene-based; virtual perimeter diaphragm strips; non-uniformity correction (NUC)

1 引言

红外焦平面探测器阵列 (Infrared Focal Plane Array, IRFPA) 是热成像系统的重要组成部分, 广泛应用于军事、安全、医疗、电力等领域. 但由于材料和工艺等原因, IRFPA 探测单元之间存在响应的非均匀性, 且非均匀性会随环境和工作时间的变化而漂移, 直接影响了热成像系统的成像质量^[1].

IRFPA 的非均匀性校正 (Non-Uniformity Correction, NUC) 技术目前可分为基于参考源的定标校正^[2]和基于

场景的自适应校正^[1] (Scene-Based Non-Uniformity Correction, SBNUC) 两类. 其中 SBNUC 算法不需要使用参考源和遮挡成像视场, 而是根据场景图像信息动态地进行自适应校正, 在一些要求较高的应用场合 (如目标跟踪) 有很大的应用潜力, 并已在西方三代热成像演示系统等中获得成功应用^[3]. 但 SBNUC 算法一般要求场景变化, 所需的帧数较多 (几百帧甚至上千帧), 计算量较大, 因此快速处理算法是影响其实时性的关键.

在 SBNUC 算法中, 神经网络 (Artificial Neural Networks, ANNTs) 非均匀性校正法通过在参数学习过程

中的优化^[4],完善校正过程,已成为一类有效的方法,但其存在校正后的鬼影问题^[1].代数校正算法^[5]根据帧间位移,通过代数运算获取校正参数,也是一类有效的方法,但最初的代数算法需要两帧图像的场景移动严格限制为整像素,影响了代数算法的应用.2003年 B. M. Ratliff^[5]和 2005年 Jing Sui^[6]提出结合周边一点校正并向内传递校正参数的代数算法,能在亚像素位移下完成校正,但需要在热像仪的光学系统中插入可伸缩的机械边框;2006年董立泉^[7]在代数算法中引入分组的思想,无需变更热像仪的机械结构,但算法仅适用于帧间只有水平或垂直位移的情况,因此搜索图像的消耗成为该算法应用的瓶颈.本文研究基于虚拟边框视场光阑的自适应非均匀校正算法,用人工神经网络优化代数算法,突破文献[7]中对位移的严格限制,实现在不需要对热成像系统进行改造的情况下完成快速非均匀性校正.

2 算法原理

热成像系统在通常目标场景下,IRFPA 的响应近似为线性^[8-10].非均匀性属于缓慢漂移的低频噪声,热成像系统出厂时一般需进行两点或多点定标,以确定系统的响应.系统工作时出现的非均匀性残差一般用一点校正法来校正.

在一点校正中,假设 IRFPA 的规模为 $M \times N$,焦平面阵列上 (i, j) 探测元在第 k 帧的响应 $y_k(i, j)$ 为

$$y_k(i, j) = x_k(i, j) + b(i, j) \quad (1)$$

式中, $x_k(i, j)$ 是 (i, j) 探测元接收的红外辐射值, $b(i, j)$ 是加性非均匀噪声.

在一点校正模型中, $y_k(i, j)$ 是非均匀性校正系统的输入,为了获得真实红外辐射值的估计 $\hat{x}_k(i, j)$,需要利用 $y_k(i, j)$ 来估计 $x_k(i, j)$,即:

$$\hat{x}_k(i, j) = y_k(i, j) + \hat{o}(i, j) \quad (2)$$

式中, $\hat{o}(i, j)$ 称为探测元的偏置校正因子.显然,当 $\hat{o}(i, j) = -b(i, j)$ 时,可有效消除 IRFPA 探测元之间加性噪声不一致造成的非均匀性图案.

代数校正算法利用连续帧对之间的二维相对位移来计算探测元的偏置校正参数.算法建立在两个假设基础上:(1)相邻帧之间存在全局相对运动;(2)场景的非均匀性在相邻帧间隔内不变.

2.1 帧间位移与虚拟边框

本文算法需要确定图像序列中相邻帧之间的亚像素级位移量.假设 IRFPA 的图像序列中第 k 帧 y_k 与第 $k+1$ 帧 y_{k+1} 为一组有二维相对位移的图像对, y_{k+1} 相对于 y_k 的位移为 (α_k, β_k) , α_k 表示两帧之间的垂直位移,向

下为正; β_k 表示两帧之间的水平位移,向右为正.位移量可表示为整数与小数之和,即

$$\alpha_k = \lfloor \alpha_k \rfloor + \Delta \alpha_k, \beta_k = \lfloor \beta_k \rfloor + \Delta \beta_k \quad (3)$$

式中, $\lfloor x \rfloor$ 和 Δx 分别表示位移量 x 的整数和小数部分.

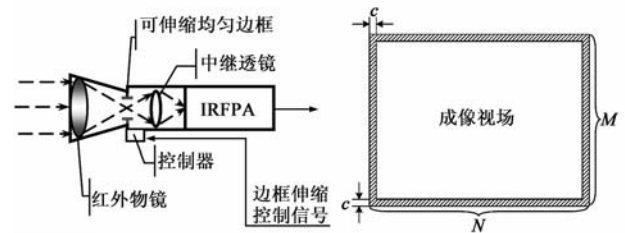


图1 边框视场光阑在成像光路中的位置

图2 虚拟边框在成像视场中的位置

文献[6]的代数 SBNUC 算法需要在成像光路中加入真实的边框视场光阑(如图1),由于工作时视场光阑需要伸缩,其工艺及微位移结构增加了系统的复杂度.本文提出的算法不需要在光路中加入真实的可伸缩边框视场光阑,只是在数字图像处理过程中,假设存在一个四边等宽的窄带虚拟边框视场光阑(如图2).宽度 c 由两帧之间的最大位移确定,即

$$c = \max(\lfloor \alpha_k \rfloor + 1, \lfloor \beta_k \rfloor + 1) \quad (4)$$

为方便算法描述,以下将虚拟边框内像元(即图2中的斜线部分)的集合记为 P .

2.2 基于虚拟边框视场光阑的 IRFPA 自适应校正算法

基于虚拟边框视场光阑的 IRFPA 自适应校正算法分两步实现:(1)虚拟边框内像元的人工神经网络初始校正,只校正 IRFPA 四周一定宽度的范围;(2)基于刚性图像配准的代数算法校正,以第一步的周边一点校正为初始条件,逐行逐列递归计算,将校正参数由外向内传递,从而得到整个视场的偏置校正参数.需要指出的是:由于静态或动态盲元会对校正参数的传递产生不良的影响,故使用本文算法时需先进行盲元校正^[11].

2.2.1 虚拟边框视场下的人工神经网络初始校正

线性神经网络^[12]由一个或多个线性神经元构成,属于单层的人工神经网络,采用基于自适应滤波的最小均方误差(Least Mean Square Error, LMSE)学习算法进行训练.线性神经网络结构如图3所示,网络由 s 个神经元构成, i 表示目标神经元的索引,即像元坐标. $[y_1(i), y_2(i), \dots, y_s(i)]$ 为网络的输入向量, $[T_1(i), T_2(i), \dots, T_s(i)]$ 为网络的期望输出向量, $[\hat{x}_1(i), \hat{x}_2(i), \dots, \hat{x}_s(i)]$ 为线性神经网络的实际输出向量.

人工神经网络初始校正时,将虚拟边框视场内的所有探测元组成一个线性神经网络,并将神经元的均值滤波输出作为网络的期望值^[12].定义差函数 $e_k(i, j)$ 为神经元的实际输出 $\hat{x}_k(i, j)$ 与网络的期望目标值 T_k

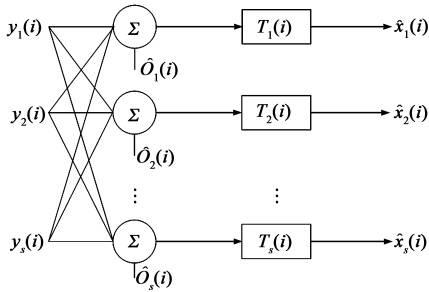


图3 线性神经网络结构

(i, j) 的差,即

$$e_k(i, j) = \hat{x}_k(i, j) - T_k(i, j) = y_k(i, j) + \hat{o}_k(i, j) - T_k(i, j) \quad (5)$$

根据 LMSE 规则,计算实际输出向量与相应的期望输出向量的误差,并据此调整网络的阈值,使该误差逐渐减小.求 $e_k^2(i, j)$ 对网络阈值 $\hat{o}_k(i, j)$ 的二级偏微分,得

$$\frac{\partial e_k^2(i, j)}{\partial \hat{o}_k(i, j)} = 2e_k(i, j) \frac{\partial e_k(i, j)}{\partial \hat{o}_k(i, j)} = 2e_k(i, j) \quad (6)$$

根据负梯度下降的原则,网络阈值为

$$\hat{o}_{k+1}(i, j) = \hat{o}_k(i, j) - \frac{1}{2} \eta \frac{\partial e_k^2(i, j)}{\partial \hat{o}_k(i, j)} = \hat{o}_k(i, j) - \eta e_k(i, j) \quad (7)$$

式中, η 为学习速率.当 η 取较大值时,可加快网络的训练速度,但同时可能导致网络稳定性的降低和训练误差的增加.考虑到图像中灰度变化较大的地方学习速率应减小,以抑制鬼影的产生,本文将自适应学习速率设定为

$$\eta(i, j) = \frac{K}{[1 + \sigma_y^2(i, j)]} \quad (8)$$

式中, K 为该神经元 (i, j) 允许的最大学习速率, $\sigma_y^2(i, j)$ 为局部方差.对于一帧图像, η 矩阵是固定常数,可预先计算出来作为先验知识.

有时人工神经网络的期望输出会出现类似于局部最小化的问题,为此,引入动量项 α ,以增强自适应算法的稳定性,将学习过程进一步改善为

$$\hat{o}_{k+1}(i, j) = \hat{o}_k(i, j) - \eta e_k(i, j) + \alpha [\hat{o}_k(i, j) - \hat{o}_{k-1}(i, j)] \quad (i, j) \in P \quad (9)$$

式中,动量常数 α 的取值范围是 0.1 ~ 0.95.

2.2.2 内部代数算法校正

(1) 二维亚像素级运动插值模型

不失一般性,假设第 $k+1$ 帧相对第 k 帧有右下方方向的位移(其余三个运动方向也可类推建模).图 4 为二维亚像素级相对运动的插值模型, (a) 与 (b) 分别为 IRFPA 所生成序列中的第 k 帧与第 $k+1$ 帧.图 4(b) 中红色阴影部分所标注的小方格表示第 $k+1$ 帧内的 (i, j) 探测元,其接收的辐射 $x_{k+1}(i, j)$ 可用图 4(a) 中第 k

帧内的 $(i - \lfloor \alpha_k \rfloor - 1, j - \lfloor \beta_k \rfloor - 1)$ 、 $(i - \lfloor \alpha_k \rfloor - 1, j - \lfloor \beta_k \rfloor)$ 、 $(i - \lfloor \alpha_k \rfloor, j - \lfloor \beta_k \rfloor - 1)$ 、 $(i - \lfloor \alpha_k \rfloor, j - \lfloor \beta_k \rfloor)$ 四个像元的双线性插值来表示,这四个像元插值的权重分别为 $\gamma_{(1,k)}$ 、 $\gamma_{(2,k)}$ 、 $\gamma_{(3,k)}$ 、 $\gamma_{(4,k)}$,由图 4(a) 可知

$$\begin{aligned} \gamma_{(1,k)} &= |\Delta \alpha_k \Delta \beta_k|, \\ \gamma_{(2,k)} &= |\Delta \alpha_k| (1 - |\Delta \beta_k|) \\ \gamma_{(3,k)} &= (1 - |\Delta \alpha_k|) |\Delta \beta_k|, \\ \gamma_{(4,k)} &= (1 - |\Delta \alpha_k|) (1 - |\Delta \beta_k|) \end{aligned} \quad (10)$$

且 $\gamma_{(1,k)} + \gamma_{(2,k)} + \gamma_{(3,k)} + \gamma_{(4,k)} = 1$.

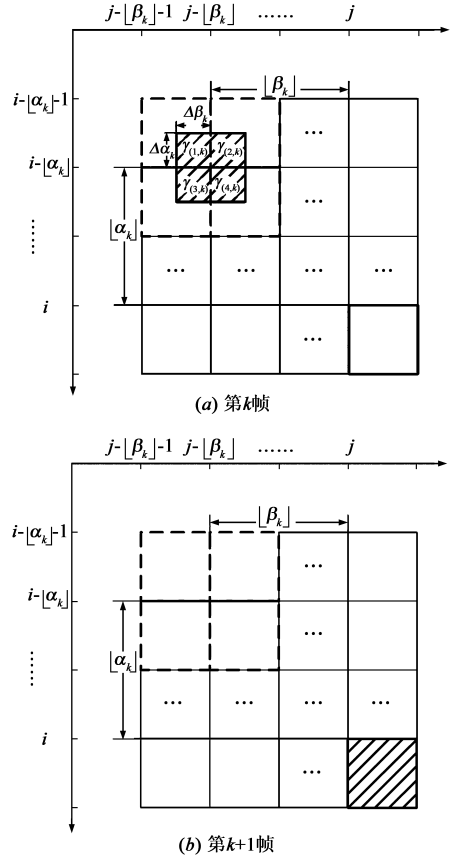


图4 二维亚像素级相对运动的插值模型

由此可得

$$\hat{x}_{k+1}(i, j) = \sum_{p=1}^4 [\gamma_{(p,k)} x_k(p)] \quad (11)$$

式中

$$\begin{aligned} X(1) &= X(i - \lfloor \alpha_k \rfloor - 1, j - \lfloor \beta_k \rfloor - 1), \\ X(2) &= X(i - \lfloor \alpha_k \rfloor - 1, j - \lfloor \beta_k \rfloor) \\ X(3) &= X(i - \lfloor \alpha_k \rfloor, j - \lfloor \beta_k \rfloor - 1), \\ X(4) &= X(i - \lfloor \alpha_k \rfloor, j - \lfloor \beta_k \rfloor), \\ X &= x_k, y_k, b, \hat{o}_k \end{aligned} \quad (12)$$

由式(1)与(11),第 $k+1$ 帧内 (i, j) 探测元的响应 $y_{k+1}(i, j)$ 可表示为

$$y_{k+1}(i, j) = \hat{x}_{k+1}(i, j) + b(i, j)$$

$$= \sum_{p=1}^4 [\gamma_{(p,k)} x_k(p)] + b(i,j) \quad (13)$$

式中, $i = 2 + \lfloor \alpha_k \rfloor, 3 + \lfloor \alpha_k \rfloor, \dots, M, j = 2 + \lfloor \beta_k \rfloor, 3 + \lfloor \beta_k \rfloor, \dots, N$.

(2) 校正参数的递归传递

引入偏置微分 $\Delta_k(i, j)$, 它是第 k 帧内四个探测元输出的线性组合与 $y_{k+1}(i, j)$ 之差, 即

$$\Delta_k(i, j) = \sum_{p=1}^4 [\gamma_{(p,k)} y_k(p)] - y_{k+1}(i, j) \quad (14)$$

将式(1)和(13)代入式(14), 消去辐射项 x , 即得仅有偏置项的线性组合

$$\Delta_k(i, j) = \sum_{p=1}^4 [\gamma_{(p,k)} b(p)] - b(i, j) \quad (15)$$

由式(2)与式(15), 偏置校正参数 \hat{o}_k 的计算公式为

$$\hat{o}_k(i, j) = \Delta_k(i, j) + \sum_{p=1}^4 [\gamma_{(p,k)} \hat{o}_k(p)] \quad (16)$$

当水平与垂直位移都小于 1 个像元(即 $\lfloor \alpha_k \rfloor = \lfloor \beta_k \rfloor = 0$) 时, 校正参数 \hat{o}_k 为

$$\hat{o}_k(i, j) = \frac{\Delta_k(i, j) + \sum_{p=1}^3 [\gamma_{(p,k)} \hat{o}_k(p)]}{1 - \gamma_{(4,k)}} \quad (17)$$

内部代数算法将上述的四周一点校正为初始条件, 按图 5 所示方向向内部传递校正参数. 为方便划分像素, 引入如下定义: 对 $c + 1 \leq l \leq \min(M, N)$, 定义某一行与某一列范围内的探测元为 G_l , 该范围内的探测元包括 $\{(l, l), \dots, (M, l); (l, l + 1), \dots, (l, N)\}$, 如图 5 所示.

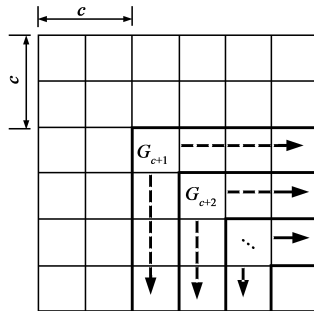


图5 算法的循环操作过程

递推校正过程如下:

(1) 令 $l = c + 1$.

(2) 对 $(i, j) \in G_l$, 以左上角的未校正探测元 (l, l) 为起点, 根据式(14)、(16)与(17), 按照向下或向右的顺序递推计算探测元的校正参数, 直至完成 G_l 范围内所有探测元校正参数的计算. 计算时, 对 G_l 内的每一个探测元, 其左上方探测元的校正参数 $\hat{o}_k(p)$ 都是已知的.

(3) 令 $l' = l + 1$, 对 $(i, j) \in G_{l'}$ 按照同样步骤计算 $G_{l'}$ 的校正参数, 第(2)步中 G_l 范围内已经计算出的校正参数将参加到运算中来.

(4) 令 $l = l'$, 重复(2)-(3)步直至 $l = \min(M, N) + 1$, 计算最后 $M - N + 1$ 个像元的校正参数(或 $N - M + 1$, 当 $N > M$ 时).

3 算法的误差分析

假设使用文献[5]中真实边框算法后所得的校正参数为 \hat{o}_k , 而使用本文虚拟边框算法后所得的校正参数为 \hat{o}_k^* , 定义参数 E_k 为 \hat{o}_k^* 与 \hat{o}_k 的差, 即

$$E_k(i, j) = \hat{o}_k^*(i, j) - \hat{o}_k(i, j) \quad (18)$$

由式(2), 使用虚拟边框所得的参数 \hat{o}_k^* 进行校正时, 其校正输出为

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^*(i, j) &= y_k(i, j) + \hat{o}_k^*(i, j) \\ &= x_k(i, j) + b(i, j) + \hat{o}_k(i, j) + E_k(i, j) \\ &= x_k(i, j) + E_k(i, j) \end{aligned} \quad (19)$$

比较式(1)与(19)可知, 校正前 y_k 相对于 x_k 叠加了噪声 b , 而用 \hat{o}_k^* 校正后, 校正输出 \hat{x}_k^* 相对于真实的辐射值 x_k 的噪声变成了 E_k , 本文称为非均匀性噪声残差.

假设水平或垂直位移大于 1 个像元, 即 $\lfloor \alpha_k \rfloor > 0$ 或 $\lfloor \beta_k \rfloor > 0$ (当 $\lfloor \alpha_k \rfloor = \lfloor \beta_k \rfloor = 0$, 可类推建模), 根据式(16)与(18), 在内部代数算法执行后, G_l 区域下的噪声 $E_k^{(l)}(i, j)$ 为

$$\begin{aligned} E_k^{(l)}(i, j) &= \sum_{p=1}^4 \{ \gamma_{(p,k)} [\hat{o}_k^*(p) - \hat{o}_k(p)] \} \\ &= \sum_{p=1}^4 \{ \gamma_{(p,k)} E_k(p) \} \end{aligned} \quad (20)$$

设 $E(X)$ 和 $D(X)$ 为 X 的数学期望和方差, μ 和 σ^2 为四个像元双线性插值的数学期望和方差, 则

$$\begin{aligned} E(E_k^{(l)}(i, j)) &= \sum_{p=1}^4 \{ \gamma_{(p,k)} E(E_k(p)) \} \\ &= \sum_{p=1}^4 \{ \gamma_{(p,k)} \mu \} = \mu \\ D(E_k^{(l)}(i, j)) &= \sum_{p=1}^4 \{ \gamma_{(p,k)}^2 D(E_k(p)) \} \\ &= \sigma^2 \cdot \sum_{p=1}^4 \{ \gamma_{(p,k)}^2 \} < \sigma^2 \end{aligned} \quad (21)$$

即每进行一行一列的参数传递之后, 非均匀性噪声残差的数学期望不变, 方差变小. 根据非均匀性的定义^[1], 非均匀性主要表现为探测元响应的差异, 在统计学上可以用方差来衡量. 由此可知随着一行一列参数的传递非均匀性会逐渐变小.

为了定量描述上述统计值随传递次数的变化规律, 假设虚拟边框内像元校正后残差的数学期望 $E(E_k(i, j)) = \mu_0$, 方差为 $D(E_k^{(0)}(p)) = \sigma_0^2$, 由式(21)可知, 参数传递后, G_l 区域内噪声的数学期望仍为 μ_0 . 引入参数 λ_l , 它表示 G_l 区域校正后噪声的方差与 σ_0^2 的比值, 即

$$\lambda_l = \frac{D(E_k^{(l)}(i, j))}{\sigma_0^2} \quad (22)$$

将式(21)代入式(22), 可得

$$\lambda_l = \begin{cases} 1, & l = 1, 2, \dots, c \\ \left[\sum_{p=1}^3 (\gamma_{(p,k)}^2) \right] \lambda_{l-l^*} + \gamma_{(4,k)}^2 \lambda_{l-l^*+1}, & l > c \end{cases} \quad (23)$$

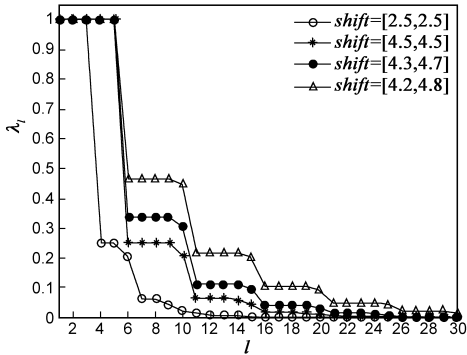


图6 代数算法的噪声传递

图6给出不同位移量时 λ_l 随传递次数 l 的变化曲线.由图可以看出,方差的比值 λ_l 逐渐减小,最后收敛于0,即非均匀性噪声校正残差将随着传递次数的增加呈阶梯状下降,阶梯的长度为 c .对于常用的IRFPA来说,阵列像元数一般为数万甚至数十万(如 320×240 的IRFPA,像元数为7.68万),根据大数定理,非均匀性噪声近似符合正态分布,假设边框下非均匀噪声校正残差为 $b(i, j) \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$,则 G_l 区域校正后噪声 $E_k^{(l)}(i, j) \sim N(\mu_0, \lambda \sigma_0^2)$,即通过逐层递推,噪声期望 μ_0 不变,而方差逐渐减小,即非均匀性会越来越小.一般通过3级阶梯的下降(即 $3c$ 次迭代),非均匀性校正残差将减小到可忽略的程度.

根据统计理论,样本数越多,统计值越接近统计学上的理论值,而在代数算法中使用的双线性插值,样本数较小(只有4,即双线性插值的四个像元),这可能会导致局部的方差偏离理论值.考虑到非均匀性噪声随传递次数增加呈现阶梯状快速降低的趋势,故即使边框内的初始校正全为0,也能在4级或5级迭代之后基本消除非均匀性.初始校正的参数越接近真实值,校正效果越好.本文提出通过人工神经网络获取边框内像元的初始校正参数,使其尽可能接近真实值,从而使算法收敛得更快.

4 校正实验及其分析

4.1 模拟图像测试

在实际成像中,水纹状非均匀性是制冷型热成像仪的一种典型非均匀噪声,为了验证本文算法的校正能力,我们利用FLIR公司^[13]提供的热图像,叠加水纹状非均匀性噪声进行仿真测试.实验时,帧间位移通过MATLAB程序控制.校正结果对比如图7所示.为了客观评价算法的校正能力,考查图像的通用图像质量因子 Q ^[14], Q 值越大,图像质量越好.

图7(a)是受水纹状非均匀性污染的图像, Q 值为0.8858;图7(b)是用文献[5]真实边框方法校正后的效果,噪声基本消除, Q 值0.9926;图7(c)是采用全0虚拟边框(即边框内的初始校正参数全为0)的校正效果, Q 值0.9716,噪声也基本消除.由于边框局部非均匀性表现出较大的差异且样本数太小,使得部分校正伪迹一直传递到图像的底端,在校正后的图像上留下严重的拖影.图7(d)是采用本文算法校正的效果, Q 值0.9968,图像整体达到了均匀一致的效果,明显提高了图像质量,校正效果与真实边框相仿.

4.2 真实图像测试

图8(a)是用Cedip中波制冷热像仪(探测器HgCdTe,阵列像元数 320×240 ,响应波段 $3 \sim 5 \mu\text{m}$)采集的红外图像序列中的一幅原始图像.校正的位移参数由梯度位移估计算法^[7]获取,校正效果如图8(b)所示.目标场景主要为建筑物与马路,噪声表现为斑驳状非均匀性.与原始图像相比,校正图像的噪声明显消除,图像中的窗格与树梢等细节信息也变得清晰可见.

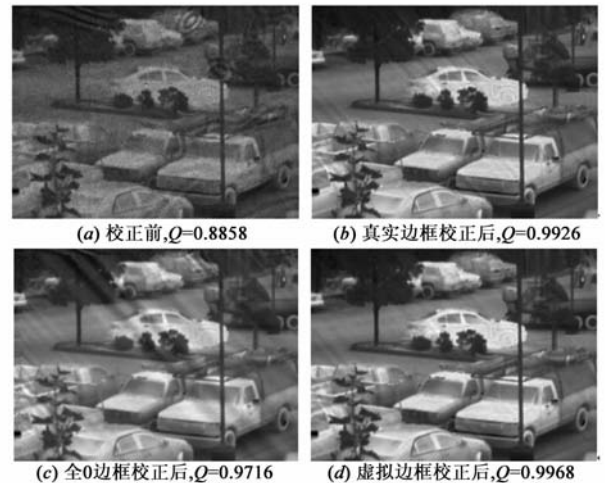


图7 仿真测试图像校正结果对比

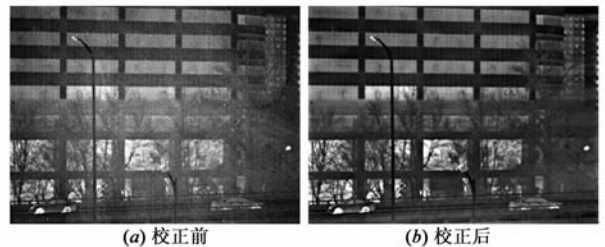


图8 实际红外图像校正结果对比

通用图像质量因子在计算时需要获得完全没有噪声的图像作为参考,对于实际的红外图像,我们是无法获取参考图的.所以在本文中,通过主观评价的方法来衡量算法对真实图像的校正效果.

5 结论

本文研究了一种基于虚拟边框视场的IRFPA非均

匀性校正算法,首先由人工神经网络形成初始校正的虚拟边框,然后根据场景信息和帧间位移,将偏置校正参数逐行逐列传递,进而消除焦平面阵列全视场响应的偏置非均匀性.算法利用线性神经网络形成的虚拟边框视场光阑取代传统代数算法中的真实边框视场光阑,无需更改热像仪的机械与光路结构,且同时适合于帧间一维与二维位移的情形.通过对代数算法在迭代过程中误差的传递分析,得出非均匀性校正残差将随迭代次数的增加而快速阶梯状下降的结论.

制冷热像仪校正效果的主观评价与仿真图像的客观评价均证明了算法的有效性与低计算量.与其它场景类算法相比计算量较小,易于硬件实现.

人工神经网络法和代数算法都是典型的基于场景的非均匀性校正算法,本文将两者结合,即能避免人工神经网络算法的鬼影问题,又解决了传统代数算法需要在成像视场中插入机械边框的问题,可促进 SBNUC 技术的发展和应.

参考文献

- [1] Liqun Dong, Weiqi Jin, Jing Sui. Summarize on the scene-based non-uniformity correction algorithms for IRFPA [J]. SPIE, 2005, 5881: 0P1 - 0P10.
- [2] Jiang Guang, Jia Jing, Liu Shangqian. Nonuniformity correction of infrared image based on scene-matching [J]. SPIE, 2001, 45 (48): 280 - 283.
- [3] FLIR Systems Inc. GF320 Manual [DB/OL]. <http://www.goingfrared.com/sec>, 2009.
- [4] Torres S, Vera E, Reeves R, Sobarzo S. Adaptive scene-based non-uniformity correction method for infrared-focal plane arrays [J]. SPIE, 2003, 5076: 130 - 139.
- [5] B M Ratliff, M M Hayat, J S Tyo. Radiometrically accurate scene-based nonuniformity correction for array sensors [J]. JOSIA, 2003, 20(10): 1890 - 1899.
- [6] Jing Sui, Weiqi Jin, Liqun Dong. A scene-based non-uniformity correction technique for IRFPA using perimeter diaphragm strips [J]. ICCAS, 2005, 720(2): 716 - 720.
- [7] 董立泉. 基于场景运动估计的红外焦平面阵列非均匀性校正算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2006.
Liqun Dong. Study on the Scene-Motion-Estimation-Based Nonuniformity Correction Algorithms for Infrared Focal-Plane Array Sensors [D]. Beijing: a Dissertation in Beijing Institute of Technology, 2006. (in Chinese)
- [8] 金伟其, 刘广荣, 高雅允. 非制冷焦平面红外探测器的双波段成像理论 [J]. 电子学报, 2000, 28(5): 29 - 32.

Jin Wei-qi, Liu Guang-rong, Gao Zhi-yun. A theory of dual bands thermal images realized by uncooled pyroelectric focal plane array detector [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(5): 29 - 32. (in Chinese)

- [9] 余农, 吴常泳, 汤心溢, 李范鸣. 红外目标检测的自适应背景感知算法 [J]. 电子学报, 2005, 33(2): 200 - 204.
Yu Nong, Wu Chang-yong, Tang Xin-yi, Li Fan-ming. Adaptive background perception algorithm for infrared target detection [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(2): 200 - 204. (in Chinese)
- [10] 屈惠明, 陈钱. 红外焦平面阵列二元非线性的非均匀性理论模型 [J]. 电子学报, 2008, 36(11): 2150 - 2153.
Qu Hui-ming, Chen Qian. A theoretical model on infrared focal panel arrays binary nonlinear nonuniformity [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(11): 2150 - 2153. (in Chinese)
- [11] Liu Chong-liang, Jin Wei-qi, Cao Yang, Liu Xiu. New dynamic algorithm for IRFPA bad pixel detection and compensation based on statistics [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2009, 18(4): 463 - 467.
- [12] Liu Chong-liang, Jin Wei-qi, Cao Yang, Liu Xiu. A DSP-based neural network non-uniformity correction algorithm for IRFPA [J]. SPIE, 2009, 7383: 7383O21 - 7383O27.
- [13] FLIR Systems Inc. Photon 640 Manual [DB/OL]. <http://www.flir.com/thermography/APAC/cn/content/?id=13934>, 2009.
- [14] Z Wang, A Bovik. A universal image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81 - 84.

作者简介



刘崇亮 男, 1984 年 3 月出生于江西赣州. 2006 年 7 月毕业于重庆大学光电工程学院, 2006 年 9 月进入北京理工大学光电工程系. 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: lcltry@gmail.com



金伟其 男, 1961 年 2 月出生. 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, 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