

基于场景的红外焦平面非均匀校正技术分析

徐田华, 赵亦工

(西安电子科技大学 模式识别与智能控制研究所, 陕西 西安 710071)

摘要: 补偿固定噪声的时间漂移是红外焦平面非均匀校正技术中面临的一个重要问题. 本文考察了近期提出卡尔曼滤波算法、校正统计算法与代数算法, 分析其解决固定噪声随时间漂移的机理, 并对算法性能进行综合评价, 最后对得出的结论用仿真数据给予验证.

关键词: 红外焦平面; 基于场景的非均匀校正; 卡尔曼滤波算法; 统计算法; 代数算法

中图分类号: TN215 **文献标识码:** A

ANALYSIS OF SCENE-BASED TECHNIQUES FOR NONUNIFORMITY CORRECTION OF INFRARED FOCAL PLANE ARRAYS

XU Tian-Hua, ZHAO Yi-Gong

(Institute of Pattern Recognition and Intelligent Control, School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Compensating for temporal drift of fixed-pattern noise is an important problem in the techniques for nonuniformity correction of infrared focal plane arrays. Kalman-filtering algorithm, statistical algorithm and algebraic algorithm were examined here. The mechanism for solving temporal drift of the fixed-pattern noise was analyzed, and these algorithms performance were comprehensively evaluated. Our conclusions are verified by the simulation data.

Key words: infrared focal plane; scene-based nonuniformity correction; Kalman-filtering algorithm; statistical algorithm; algebraic algorithm

引言

红外焦平面阵列在红外跟踪、预警、制导等方面得到了广泛的应用. 但由于制造工艺的限制, 使得探测器阵列的各个单元响应度不一致, 导致了叠加在图象上的固定噪声(FPN), 严重影响了成像质量, 因此必须进行非均匀校正.

目前, 大量的非均匀校正技术见诸于各种文献. 总起来说, 可以将这些技术分为两大类, 第一类是基于黑体的非均匀校正技术^[1], 但其光学和机械结构复杂并受检测单元的非线性响应限制. 第二类便是基于场景的非均匀校正技术, 它直接利用场景信息, 避免了黑体校正的缺点, 成为目前研究的方向.

近年来, 相继提出了许多基于场景的非均匀校

正技术. 如基于场景的时域高通滤波算法^[2], 基于神经网络的自适应最小均方算法(adaptive LMS algorithm)^[3]. 最近, Narendra 等人利用恒定统计(constant statistics)假设对增益和偏移引起的非均匀性进行连续补偿^[4].

但上述算法中, 没有有利利用固定噪声参数时漂的统计信息, 导致每当漂移发生, 就不得不对原先的结果进行重新校正. 近来, Torees 等人提出了基于卡尔曼(Kalman)滤波的自适应非均匀校正算法^[5](以下简称 Kalman 滤波算法), Hayat 等人提出红外焦平面非均匀校正的统计算法(statistical algorithm)^[6](以下简称统计算法)和 Ratliff 等人提出基于场景的代数校正算法(Algebraic Scene-Based Non-uniformity Correction)(以下简称代数算法)^[7].

上述文章中 Kalman 滤波算法和统计算法充分利用了固定噪声参数的时漂信息,而代数算法具有较快的收敛速度和较小的运算量,可以根据固定噪声参数变化的速度及时进行校正矩阵调整,完成对时漂参数的跟踪.为此,本文就这三种算法进行分析和总结,说明其各自的适用情况,并利用仿真数据来对得出的结论给予验证.

1 非均匀校正算法原理简介

1.1 基于卡尔曼 (Kalman) 滤波的非均匀校正算法原理简述

此算法将随时间漂移的固定噪声参数用高斯—马尔可夫 (Gauss-Markov) 过程来建模,同时将其作为系统的状态方程,而将焦平面阵列探测单元的响应作为系统的观测方程,最后利用 Kalman 滤波算法来实时跟踪增益和偏移参数,从而解决固定噪声参数时漂问题.

下面仅对算法中跟踪时漂参数的机理给予简述.

算法利用探测单元线性响应模型:

$$Y_k(n) = A_k T_k(n) + B_k + V_k(n). \quad (1)$$

上式中 k 代表第 k 个图象组(为方便起见,下文中将图象组简称为 BLOCK),在每一个 BLOCK 中,由于固定噪声的缓变特性,可以将乘性增益 A_k 和加性偏移 B_k 认为不变,这里 n 为第 k 个 BLOCK 中的第 n 帧图象, Y 表示探测器输出, T 为探测器接收的辐射量, V 为时域随机噪声.

从时间序列分析的角度,将随时间缓慢变化的增益和偏移参数用 Gauss-Markov 过程建模,并作为系统的状态方程,其相应的自回归模型如下:

$$X_{k+1} = \Phi_k X_k + W_k, \quad (2)$$

这里 $X_k = [A_k, B_k]^T$ 代表第 k 个 BLOCK 的增益和偏移参数.

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} a_k & 0 \\ 0 & \beta_k \end{bmatrix}. \quad (3)$$

称作状态转移矩阵,参数 $0 \leq a_k < 1, 0 \leq \beta_k < 1$,其数值大小根据第 k 到第 $k+1$ 个 BLOCK 的增益和偏移参数漂移幅度来确定. W_k 为增益和偏移参数的驱动噪声.

最后利用 Kalman 滤波算法求得状态变量 \hat{X}_k 的迭代值,由此便完成了对时漂参数 A_k, B_k 的跟踪.反过来利用求得的时漂参数 A_k, B_k 完成图象的校正.

由于此算法较充分利用了时变参数的信息,所

以算法的收敛速度快,非均匀校正的性能比较好,但由于涉及到矩阵乘法和求逆等计算,算法的运算量比较大.

1.2 非均匀校正统计算法 (statistical algorithm for nonuniformity correction) 原理简述

统计算法通过迭代更新完成固定噪声参数的提取和污染图象的非均匀校正.算法中将待处理的图象序列分为若干 BLOCK,每次迭代分为两部分:第一部分利用前一组 BLOCK 的校正数据完成固定噪声参数提取;第二部分结合前一组 BLOCK 提取的固定噪声参数,利用最小均方算法完成当前 BLOCK 图象数据的非均匀校正.经过若干次循环迭代,便可完成整个图象序列的非均匀校正.

下面简述算法对时变参数的更新原理.

算法利用探测单元线性响应模型,详细可参看 1.1 中的式(1),注(1)中探测器接收的辐射量用 T 表示,这里的辐射量用 X 表示.经推导可得如下的关系式

$$\hat{y}(k) \approx A_k \mu_X(k) + B_k, \quad (4)$$

$$\hat{\sigma}(k) \approx A_k^2 \sigma_X^2(k) + \sigma_{N,k}^2. \quad (5)$$

式中下标 k 个 BLOCK, $\hat{y}(k)$ 和 $\hat{\sigma}_y^2(k)$ 为利用第 k 个 BLOCK 中的响应数据 $Y(n)$ 求得的样本均值和样本方差,依据探测单元接收到的辐射量在时域上服从均匀分布的假设,可以求解 $\mu_X(k), \sigma_X(k)$ 和噪声方差 $\sigma_{N,k}^2$,具体的求解方法可参见文献[6],由此联立式(4)和式(5)可以解出参数 A_k 和 B_k ,将其作为第 $k+1$ 个 BLOCK 的固定噪声参数,即利用第 k 个 BLOCK 数据递推第 $k+1$ 个 BLOCK 的固定噪声参数,从而完成时变参数的更新.

此算法的校正结果较为理想,虽然其收敛速度要稍慢于 Kalman 滤波算法,但由于算法中采用了单权值滤波系数,避免了矩阵的运算,使得算法复杂度明显降低.

1.3 基于场景的非均匀代数校正算法原理

此算法对 2 组图象进行位移估计,第一组图象的帧间仅存在水平位移,另一组仅存在垂直位移,利用得到的亚像素位移量产生固定噪声补偿矩阵,从而实现了图象的非均匀校正.

在算法中,探测单元线性响应模型仅考虑偏移参数的变化(在以下情况下,即增益参数相对于偏移参数影响较小,且变化缓慢.或者由其他的算法首先对增益参数进行补偿,这样探测单元响应模型中仅考虑增益是合理的),即

$$y_n(i,j) = z_n(i,j) + b(i,j). \quad (6)$$

这里 $y_n(i,j)$ 表示检测器输出, (i,j) 表示象素位置, 下标 n 表示第 n 组图象, 在每组图象中, 偏移参数 $b(i,j)$ 保持不变, $z_n(i,j)$ 表示探测器接收到的辐射量.

在垂直位移的图象组中, 通过梯度位移估计算法^[8] 计算出垂直位移量, 经过一系列的矩阵运算得到垂直补偿矩阵 V , 同理根据水平位移图象组和相应的水平位移量估计, 得到水平补偿矩阵 H , 最后得出校正矩阵

$$C = V + H = \begin{bmatrix} 0 & b(1,1) - b(1,2) & b(1,1) - b(1,3) & \cdots & b(1,1) - b(1,N) \\ b(1,1) - b(2,1) & b(1,1) - b(2,2) & b(1,1) - b(2,3) & \cdots & b(1,1) - b(2,N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b(1,1) - b(M,1) & b(1,1) - b(M,2) & b(1,1) - b(M,3) & \cdots & b(1,1) - b(M,N) \end{bmatrix}. \quad (7)$$

很显然, 将此校正矩阵 C 与固定噪声噪声图象相加, 使得叠加在图象上的偏移相等, 其值为 $b(1,1)$, 从而完成非均匀校正.

该算法计算简单, 收敛速度快, 可以根据固定噪声参数漂移的速度及时进行校正矩阵调整, 从而实现了对固定噪声参数的跟踪. 由于算法不依赖于统计假设, 因此可以取得较高的校正精度. 但算法未考虑探测单元模型中乘性增益的影响, 限制其校正效果和使用范围. 并且算法易受叠加在图象上的噪声影响, 这源于基于梯度位移估计算法对噪声较敏感, 但在噪声水平低的情况下算法表现出较好的性能.

2 算法仿真结果的分析

2.1 仿真数据的产生

本文中, 利用已有的 $8 \sim 12 \mu\text{m}$ 红外序列图象, 通过加入模拟的时漂固定噪声参数, 形成统计算法和 Kalman 算法的仿真数据. 这里的图象尺寸为 64×64 , 所用的图象序列共 1000 帧, 分成 10 组, 每组 100 帧. 在仿真过程中, 乘性增益 A_k 均值为 1, 标准偏差为 0.15 的平稳随机过程, 其相应的 Gauss-Markov 模型为

$$A_{k+1} = \alpha_k A_k + W_k^{(1)}. \quad (9)$$

为此选取 $\alpha_k = 0.95$ (α_k 的大小表示增益参数 A_k 的变化快慢程度), 驱动噪声 $W_k^{(1)}$ 为均值为 0.05, 方差 $(1 - 0.95^2) \times 0.15^2$ 的高斯白噪声序列. 同理, 加性偏置 B_k 均值为 0, 标准偏差依据图象的固定噪声污染程度分成 5 种, 其相应的数值分别为 5, 10, 15, 20, 25. 其 Gauss-Markov 模型为

$$B_{k+1} = \beta_k B_k + W_k^{(2)}. \quad (10)$$

这里, β_k 表示偏移参数 B_k 的变化快慢程度. $W_k^{(2)}$ 为偏移方程的驱动噪声, 其数值可由相应的偏移方差求得.

在基于代数的非均匀校正算法中, 由于它仅仅考虑加性偏置噪声的影响, 忽略乘性增益噪声, 而基于统计和 Kalman 算法却同时考虑加性偏置和乘性增益, 这里为了实现 3 种算法的可比性, 在基于代数的算法中, 通过调整加性偏置噪声方差大小, 使得上述 3 种算法输入的噪声图象粗糙度近似相等. 具体数据如下: 对应于加性噪声标准差分别为 5、10、15、20、25, 代数方法加入的偏置噪声方差分别为 17、19、22、25、30, 其噪声输入图象粗糙度与统计算法和 Kalman 算法相应噪声输入图象粗糙度近似, 对应每一种噪声标准差产生 6 个图象帧对作为代数算法的输入噪声图象.

文中同时给出漂移参数 $\alpha_k = 0.1$, $\beta_k = 0.1$ 的仿真数据, 为考察固定噪声漂移速度对 Kalman 算法性能的影响.

2.2 仿真结果的评价指标

为了定量度量校正效果, 这里采用参数 ρ 来定义图象的粗糙度 (roughness), 其表达式如下:

$$\rho(f) = \frac{\|h_1 * f\|_1 + \|h_2 * f\|_1}{\|f\|_1}. \quad (11)$$

式(11)中 f 表示数字图象, $h_1 = [1, -1]$, 为水平模板 (horizontal mask), $h_2 = h_1^T$ 为垂直模板 (vertical mask), $*$ 代表离散卷积, $\| \cdot \|_1$ 代表 L_1 范数. 此指标可以在真实图象未知的情况下, 通过计算固定噪声噪声污染图象和校正后图象的粗糙度来评价算法的性能.

另外, 在真实图象已知的情况下, 应用均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 指标来度量算法的执行效果, RMSE 的定义如下

$$\text{RMSE} = \frac{1}{pm\sqrt{m}} \sqrt{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (\hat{T}^{ij} - T^{ij})^2}. \quad (12)$$

式中, ij 表示象素的位置, T^{ij} 和 \hat{T}^{ij} 表示真实信号与其估计, p, m 分别表示图象水平和垂直方向上的象素数量.

2.3 算法的仿真结果

1) 参数时漂信息对算法性能的影响

为比较参数时漂信息对算法性能的影响, 图 1 给出不考虑参数时漂的时域高通滤波算法^[2] 处理结果, 见图 1(c). 图(c)已做过对比度校正. 同时给

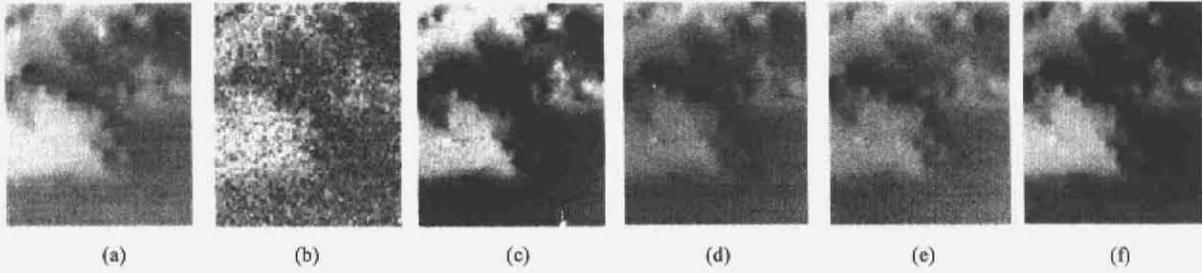


图1 非均匀校正算法处理结果(a)原始图象(b)固定噪声噪声污染图象(c)高通滤波算法处理结果(d)kalman 算法处理结果(e)统计算法处理结果(f)代数算法处理结果

Fig.1 Results after the nonuniformity correction algorithms (a)original image (b)corrupted image with FPN (c)result after the high-pass algorithm (d)result after the kalman algorithm (e)result after the statistical algorithm (f)result after the algebraic algorithm

出利用参数时漂信息的 Kalman 算法和统计算法的处理结果,可分别见(d)(e). 这里的原始图象和固定噪声噪声污染图象取自图象序列中的第 3 个 BLOCK 中的第 221 帧.

另外表 1 给出对各种算法的 RMSE 评价指标,从中可以明显的看出,利用参数时漂信息的 Kalman 算法和统计算法获得的处理结果要优于不考虑参数时漂的高通滤波算法处理结果,这也可以从图 1 的图象处理结果获得直观的结论.

为考察固定噪声参数漂移速度为 Kalman 算法性能的影响,分别对时漂参数 $\alpha_k = 0.95, \beta_k = 0.95$ 和 $\alpha_k = 0.1, \beta_k = 0.1$ 的两组数据进行试验,仿真结果表明前者的处理效果优于后者,但在序列图象场景间存在较充分的相当位移时,二者相差不大.

2) 不同噪声水平对算法性能的影响

为了比较不同噪声水平对算法性能的影响,下面给出乘性增益标准偏差为 0.15,加性偏移标准偏差分别为 5,10,15,20,25 时,算法的性能对比示意图,见图 2. 图中 curve A 代表统计算法,curve B 代表 Kalman 滤波算法,curve C 代表代数算法,横轴所对应的为加性偏移标准偏差.

图 2(左)可以明显的看出,经 Kalman 滤波算法处理后的图象粗糙度要小于统计算法,这主要是由于 Kalman 滤波算法更充分的利用了增益和偏移参数的信息,但其前提是要对参数信息进行准确测量.

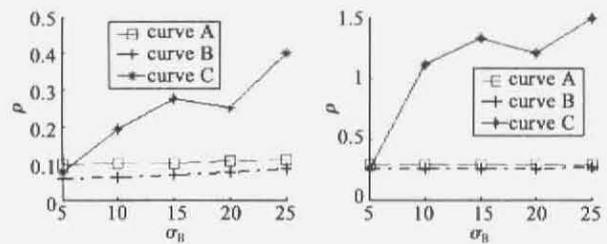


图 2 3 种算法在不同噪声水平下对应的粗糙度和 RMSE 曲线

Fig.2 The curves of roughness and RMSE corresponding to the three algorithms with different level noise

代数算法在噪声较低的情况下,处理效果与上述两种算法相当,这源于其中的梯度位移估计算法对噪声的影响比较敏感.

从图 2(右)可以看出当用 RMSE 指标来对上述 3 种算法进行比较时,Kalman 滤波算法与统计算法的处理效果还是具有图 2(左)相同的趋势.但代数方法却表现出较差的性能,这由于代数算法校正后的结果是使叠加在图象上的固定噪声在各个象素位置的值相等,即等效地将图象加入一个统一的偏置量,而不象 Kalman 算法与统计算法是将固定噪声完全消除.

3) 算法的复杂度对比

从算法的运算量上来分析,由于 Kalman 滤波算法中涉及到矩阵乘和求逆等运算,从而使得算法的复杂性增大,仿真过程中表现出运算耗时明显.与此相反,在统计算法中,由于采用单权值的有限冲击响应(FIR)滤波器,使得运算过程中仅仅涉及标量运算,从而加快了运算的实时性.而代数算法中涉及到的矩阵运算仅仅为加和减,加之算法收敛所需的图象帧数小于上述两种算法,所以它具有更快的收敛速度.

表 1 校正算法对应的 RMSE 指标
Table 1 RMSE corresponding to the different nonuniformity correction algorithms

算法类型	高通滤波算法	代数算法	统计算法	Kalman 算法
RMSE	2.0868	0.6157	0.2875	0.2559

4) 结论

由以上仿真结果可知,利用参数时漂信息的非均匀校正算法性能要优于不考虑参数时漂的算法.另外综合校正性能指标和算法运算量这两方面的因素,可知在噪声水平较低的情况下,比较适合应用代数算法和统计算法,随着噪声水平的增加,统计方法在性能和运算量上都表现出较好的特性,而 Kalman 滤波算法需要设法降低其算法的复杂度才能得到更好的应用.

但从总体来看,基于场景的非均匀校正算法都面临计算量大,实时执行困难等问题,这是算法能否真正走向实用的关键.同时,上述 3 种算法都是以探测单元线性响应模型为基础,线性模型与实际模型的误差是一个值得研究的问题,但从国外学者对实际红外噪声图象的处理结果来看,其效果达到预期目的,这说明探测单元的线性模型是有效的.此外场中运动目标的大小、目标移动速度等影响非均匀校正效果的因素,都是今后算法研究工作中努力的方向.

3 结语

在本文中,对基于场景的 3 种算法——非均匀校正的 Kalman 滤波算法,统计算法,代数算法进行数据仿真和分析比较,并从图象的粗糙度、均方根误

差 RMSE 和算法的运算复杂性等角度对算法的性能进行分析,最后给出了相应的结论.

REFERENCES

- [1] Milton A F, Barone F R, Krueger M R. Influence of nonuniformity on infrared focal plane array performance[J]. *Opt. Eng.*, 1985, **24**: 855—862.
- [2] Scribner D A, Sarkay K A, Caldwell J T, et al. Nonuniformity correction for staring focal plane arrays using scene-based techniques[J]. *SPIE*, 1990, **1308**: 224—233.
- [3] Scribner D A, Sarkay K A, Krueger M K, et al. Adaptive nonuniformity correction for IR focal plane arrays using neural networks[J]. *SPIE*, 1991, **1541**: 100—109.
- [4] Harris J G, Chiang Y M. Nonuniformity correction using constant average statistics constraint: analogue and digital implementations[J]. *SPIE*, 1997, **3061**: 895—905.
- [5] Torres S N, Hayat M M. Kalman Filtering for Adaptive nonuniformity correction in infrared focal plane arrays [J]. *SPIE*, 2000, **4030**: 196—205.
- [6] Hayat M M, Torres S N, Armstrong E E, et al. Statistical algorithm for nonuniformity correction in focal-plane arrays [J]. *Applied Optics*, 1999, **38**: 772—780.
- [7] Ratliff B M, Hayat M M, Hardie R C. Algebraic scene-based nonuniformity correction in focal plane arrays [J]. *SPIE*, 2001, **4372**: 114—124.
- [8] Hardie R C, Barnard K J, Bognar J G, et al. High-resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system[J]. *Opt. Eng.*, 1998, **37**: 247—260.