

场景统计类红外图像非均匀性校正算法研究

牛照东,王卫华,姜卫东,陈曾平

(国防科技大学ATR实验室,湖南长沙410073)

摘要:场景统计类非均匀性校正算法对场景分布进行假定,获得探测单元接收红外能量的一、二阶矩,进而估计探测单元的响应参数,校正非均匀性。分析比较了现有的场景统计类非均匀性校正算法,并应用交互多模(IMM)算法校正非均匀性,实验结果表明以连续图像序列作为观测数据时,能够有效地校正非均匀性,扩展了卡尔曼滤波法的适用范围。对各种方法进行仿真,表明IMM算法具有较好的收敛特性。

关键词:非均匀性校正; 红外焦平面阵列; 交互多模; 卡尔曼滤波

中图分类号:TN21 **文献标识码:**A **文章编号:**1007-2276(2005)03-0261-05

Scene-based statistical algorithms for nonuniformity correction of infrared images

NIU Zhao-dong, WANG Wei-hua, JIANG Wei-dong, CHEN Zeng-ping

(ATR Laboratory of National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Scene-based statistical algorithms for nonuniformity correction assume the distribution of scene value to estimate the mean and variance of infrared energy received by each detector, then estimate the response parameters of each detector. In this way nonuniformity can be corrected. Current scene statistical algorithms for nonuniformity correction are analyzed. Interacting multiple model (IMM) is applied to correct nonuniformity. The experimental result shows that even taking consecutive frames as observing data, the nonuniformity can be corrected satisfactorily using IMM algorithm. It extends the applicability of Kalman filtering. More simulations for other algorithms have been done, and results indicate that the IMM algorithm has a better convergent performance.

Key words: Nonuniformity correction; Infrared Focal Plane Arrays; Interacting Multiple Model (IMM); Kalman filtering

0 引言

红外焦平面阵列工作过程中不可避免地存在非

均匀性现象^[1],针对此问题提出了很多校正方法。大量校正算法基于场景统计思想,即通过对实际场景值的分布进行假定,应用统计学的处理方法估计探测器

的响应参数,从而对非均匀性进行校正。该类方法有恒定统计法^[2]、恒定范围统计法^[3]、卡尔曼滤波法^[4]和 ICF 算法^[5]等。恒定统计法假定所有探测单元接收红外能量的均值和方差相同,其余三种方法则假定入射红外能量在某一范围内服从均匀分布。前两种方法均未利用响应参数的漂移信息,当响应参数变化时,增益和偏置需要全面的重新估计。为此,Torres 提出使用卡尔曼滤波法、ICF 算法校正红外图像的非均匀性。卡尔曼滤波法和 ICF 算法在以连续图像序列作为观测数据时,校正效果取决于状态模型中漂移系数的正确选取,实际应用中,由于响应特性漂移的随机性,严重影响了算法的校正性能。在分析比较上述方法的基础上,应用 IMM 算法,建立两个状态模型,拟合响应参数不存在漂移和漂移剧烈的极限情况,融合估计探测单元的响应参数,对非均匀性具有较好的校正效果,扩展了卡尔曼滤波法的适用范围。对各种方法进行仿真,表明 IMM 算法具有较好的收敛特性。

1 基于场景统计的非均匀性校正算法

1.1 恒定统计法

假定探测单元服从线性响应模型,第 n 帧图像中探测单元 (i,j) 的观测输出可表示为:

$$Y^{i,j}(n) = A^{i,j}T^{i,j}(n) + B^{i,j} \quad (1)$$

式中 $A^{i,j}$ 和 $B^{i,j}$ 分别为探测单元的增益和偏置; $T^{i,j}$ 为探测单元接收的红外辐射能量。方便起见, $T^{i,j}(n)$ 、 $A^{i,j}$ 、 $B^{i,j}$ 、 $Y^{i,j}(n)$ 分别用 $T(n)$ 、 A 、 B 、 $Y(n)$ 表示。

恒定统计法假定所有探测单元的入射红外信号的统计均值和方差相同。对公式(1)两边分别取均值和 L_1 模的标准偏差,可得关于增益、偏置的二元一次线性方程组,从而求得探测单元的响应参数,对非均匀性进行校正。

1.2 恒定范围统计法

与恒定统计法不同,恒定范围统计法考虑了电噪声 $V(n)$ 对成像系统的影响。探测单元观测信号值可表述为:

$$Y(n) = AT(n) + B + V(n) \quad (2)$$

在初始模型参数估计阶段,该算法假定所有探测单元在图像序列中接收红外辐射能量的取值范围相

同,以便进行初步定标,估计探测器响应参数,以及观测噪声 $V(n)$ 的方差。而后,依据线性最小均方准则,设计维纳滤波器估计真实场景值,根据估计的真实场景值确定红外辐射能量的取值范围 $[T_{\min}, T_{\max}]$ 。在模型参数更新阶段,假定红外辐射能量的值服从均匀分布。类似于恒定统计法,通过令观测信号的样本均值、方差分别与整体均值、方差相等,估计探测单元的增益和偏置,同时对观测噪声的方差进行更新,更新的参数再用于校正非均匀性。

1.3 卡尔曼滤波法

上述非均匀性校正算法均未利用探测器响应参数漂移的时域统计信息,当响应特性变化时,需要在全域范围内对增益和偏置值进行估计。为此,Torres^[4]提出使用卡尔曼滤波器对响应参数进行估计:将增益和偏置作为状态变量,将红外图像序列分为若干块,假定时间块内响应参数保持恒定,用马尔科夫过程模拟响应参数在相邻块间的随机漂移。依然假定探测器服从线性响应模型,时间块 k 内探测单元的响应为:

$$Y_k(n) = A_k T_k(n) + B_k + V_k(n) \quad (3)$$

建立系统状态方程为:

$$X_{k+1} = \Phi_k X_k + W_k \quad (4)$$

$$\text{式中 } \Phi_k = \begin{bmatrix} \alpha_k & 0 \\ 0 & \beta_k \end{bmatrix} \quad (5)$$

为状态转移矩阵。系统状态变量 $X_{k+1} = [A_{k+1}, B_{k+1}]^T$, A_{k+1} 、 B_{k+1} 分别对应时间块 $k+1$ 内的增益和偏置。 $W_k = [W_k^{(1)}, W_k^{(2)}]^T$ 为系统扰动噪声。增益和偏置的扰动噪声为白色高斯噪声,且互不相关。漂移系数 α_k 和 β_k 取值范围为 $0 \sim 1$,大小由探测器响应参数漂移的幅度决定。

系统观测方程为:

$$Y_k = H_k X_k + V_k \quad (6)$$

式中 H_k 为观测矩阵,表示为:

$$H_k = \begin{bmatrix} T_k(1) & \cdots & T_k(l_k) \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

$V_k = [V_k(1) \cdots V_k(l_k)]^T$, 为探测器读出电路的电噪

声, l_k 为时间块 k 内选取的观测图像的帧数。与恒定范围统计法相同, 卡尔曼滤波法也是基于红外能量在恒定范围内服从均匀分布的假定。在 l_k 次观测中, 所有探测单元接收的辐射能量极小、极大值均为 T_k^{\min} 、 T_k^{\max} , 且在 $[T_k^{\min}, T_k^{\max}]$ 范围内服从均匀分布。为简化模型, 假定观测噪声为白色高斯过程, 且与辐射能量相独立。

依据探测单元接收红外能量的假定, 可推导出卡尔曼滤波迭代估计关系式, 对探测单元响应参数进行估计。

1.4 IMM 算法

参考文献[4]指出, 当以采样的图像序列作为卡尔曼滤波的观测数据时, 漂移系数的选取不影响校正的效果; 而以连续图像序列作为观测数据时, 漂移系数必须选取适当, 才能获得良好的估计性能。实际上, 由于响应参数漂移的随机性, 无法有效建立状态方程拟合响应参数的变化, 卡尔曼滤波法存在一定的局限性。本文引进机动目标跟踪中的 IMM 算法^[6,7]校正图像非均匀性。IMM 算法要求探测器与场景处于相对运动状态, 而对场景分布的假定则与卡尔曼滤波法完全相同。建立两个模型分别拟合响应参数不存在漂移和漂移剧烈的极限情况, 实际情况中, 响应参数的漂移幅度必定介于两种极限情况之间, 通过对两个模型状态下的响应参数进行融合估计, 消除响应参数漂移不确定性给状态方程建立带来的不利影响。以下简要介绍 IMM 算法中的融合估计技术。

模型 1 拟合响应参数没有漂移情况, 令 $\alpha_{(1)} = \beta_{(1)} = 1$; 模型 2 拟合响应参数发生较大漂移的情况, 令 $\alpha_{(2)} = \beta_{(2)}$ 。系统状态方程为:

$$\text{模型 1 } X_{k+1}^1 = \Phi^1 X_k^1 + W_k^1 = \begin{bmatrix} \alpha_{(1)} & 0 \\ 0 & \beta_{(1)} \end{bmatrix} X_k^1 + W_k^1 \quad (8)$$

$$\text{模型 2 } X_{k+1}^2 = \Phi^2 X_k^2 + W_k^2 = \begin{bmatrix} \alpha_{(2)} & 0 \\ 0 & \beta_{(2)} \end{bmatrix} X_k^2 + W_k^2 \quad (9)$$

用马尔可夫链控制模型间的转换, 马尔可夫链的转移概率矩阵为:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix} \quad (10)$$

(1) 输入交互

设初始状态估计为 $\hat{X}_{k-1/k-1}^i$, 估计误差协方差为 $P_{k-1/k-1}^i$, 处于模型 Mod_{k-1}^i (时间块 $k-1$ 内处于模型 i) 的概率为 μ_{k-1}^i 。基于模型 Mod_k^i , 初始状态估计和协方差矩阵输入交互为:

$$\hat{X}_{k-1/k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^2 \hat{X}_{k-1/k-1}^i \mu_{k-1/k-1}^{i/j} \quad (11)$$

$$P_{k-1/k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^2 \mu_{k-1/k-1}^{i/j} \cdot$$

$$\left\{ P_{k-1/k-1}^i + \left[\hat{X}_{k-1/k-1}^i - \hat{X}_{k-1/k-1}^{0j} \right] \cdot \left[\hat{X}_{k-1/k-1}^i - \hat{X}_{k-1/k-1}^{0j} \right]^T \right\} \quad (12)$$

式中 $\mu_{k-1/k-1}^{i/j} = p_{ij} \mu_{k-1}^i / c^j$, $c^j = \sum_{i=1}^2 p_{ij} \mu_{k-1}^i$ 。

(2) 模型条件滤波^[4]及概率更新^[6,7]

基于模型 Mod_k^j , 以 $\hat{X}_{k-1/k-1}^{0j}$ 、 $P_{k-1/k-1}^{0j}$ 及观测矢量 Y_k 作为输入, 依照参考文献[4]中的卡尔曼滤波方程, 估计响应参数 $\hat{X}_{k/k}^j$ 及相应的协方差 $P_{k/k}^j$ 。据此计算时间块 k 中, 处于模型 j 的概率 μ_k^j 。

(3) 输出交互

通过两种模型的交互融合, 估计出探测器的响应参数:

$$\hat{X}_{k/k} = \sum_{j=1}^2 \hat{X}_{k/k}^j \mu_k^j \quad (13)$$

2 实验结果

非均匀性校正实际上是对图像进行恢复, 因此本文用均方根误差(RMSE)评价算法校正性能。假定参考图像为 $T^{i,j}$ ($p \times m$ 维), 则图像 $\hat{T}^{i,j}$ 的均方根误差定义为:

$$RMSE = \frac{1}{pm} \left[\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (\hat{T}^{i,j} - T^{i,j})^2 \right]^{1/2} \quad (14)$$

将 10000 帧红外图像均分为 10 大块, 对图像进行非均匀性处理。IMM 算法基于单个像素进行校正, 未利用像素间的相关信息, 故简单假定增益、偏置服

从高斯分布,均值为 1 和 0,标准偏差为 0.15 和 5。每 1000 帧图像,响应参数再附加高斯分布的随机噪声,模拟响应特性漂移,增益、偏置附加噪声均值为 0,标准偏差为 0.015 和 0.5。时间块 1 内图像序列均分成若干段,每段 30 帧图像,段内的图像序列作为观测数据,所有探测单元增益和偏置初始值均为 1 和 0。模型 2 中,漂移系数为 0.5。经 20 次迭代处理,响应参数估计趋于稳定,对加噪图像进行校正,原始图像、加噪图像及校正结果分别见图 1~图 3。



图 1 原始图像 图 2 加噪图像 图 3 IMM 校正图像
Fig.1 Original image Fig.2 Image with nonuniformity noise Fig.3 Corrected image using IMM algorithm

上述加噪图像序列用卡尔曼滤波法校正,漂移系数选取为 0.95(参考文献[4]中经典值),对图 2 进行校正,结果如图 4(a)所示,对该时间块内另一加噪图像进行校正,结果示于图 4(b)。比较发现图像中部左侧(用方框标出)存在明显的“鬼影”。可见漂移系数选取不当,严重影响卡尔曼滤波的校正效果。



(a) 图 2 校正结果 (b) 时间块 1 内另一图像校正结果
(a) Corrected result of the image in Fig.2 (b) Corrected result of another image in first block

图 4 卡尔曼滤波法校正图像

Fig.4 Corrected images using Kalman filtering algorithm

第一时间块内,随机选取 100 帧加噪图像序列, RMSE 均值为 0.1539(见表 1)。用 IMM 算法和卡尔曼滤波法进行校正,校正后图像序列 RMSE 分别为 0.0887、0.1020。可见以连续图像序列作为观测数据时,IMM 算法校正性能优于卡尔曼滤波法。

余下各时间块取前 30 帧图像作为观测数据,用

于对响应参数进行估计,并对加噪图像进行校正。图 5~图 7 给出时间块 2 中原始图像、加噪图像及 IMM 算法校正的结果。随机选取 100 帧加噪图像进行校正, RMSE 由校正前的 0.1516 减至 0.0885(见表 1),可见响应特性漂移时,IMM 算法依然是有效的。

表 1 非均匀性校正性能参数比较

Tab.1 Comparison of NUC performance parameter

Performance parameter	First block			Second block			
	Before	After		Before	After		
		IMM	KF		IMM	Case 1	Case 2
RMSE	0.1539	0.0887	0.1020	0.1516	0.0885	0.0887	0.0878



图 5 原图像 图 6 加噪图像 图 7 IMM 校正
Fig.5 Original image Fig.6 Image with nonuniformity noise Fig.7 Corrected image using IMM algorithm

为了说明 IMM 算法具有较好的稳健性,将模型 2 中增益和偏置的漂移系数改选为 0.7(在表 1 中对应情况 1),其余的参数设置不变,对图 6 进行校正,结果如图 8(a)所示。当增益和偏置的初始值分别为 2 和 5(对应情况 2),其余的参数设置不变时,对图 6 进行校正,结果见图 8(b)。两种情况下,校正后图像序



(a) 模型 2 漂移系数 0.7 (b) 增益、偏置初始值为 2、5
(a) Drift parameter in model 2 is 0.7 (b) Initial gain and offset are 2 and 5, respectively

图 8 IMM 校正图像

Fig.8 Corrected images using IMM algorithm

列 RMSE 分别为 0.0887、0.0878,可见参数设置对校

正性能无太大影响。

3 算法比较

3.1 收敛性能分析

为满足各种场景统计类非均匀性校正算法对场景分布的要求,生成32组(对应图像的空间维)一维离散信号,长度为10000(对应时间维),取值在[1,2]内服从均匀分布。叠加的增益、偏置服从高斯分布,均值为1.0,标准偏差为0.1。进行50次蒙特卡洛试验,测试各种方法的校正性能。

(1) 恒定统计法:计算每组数据校正后的RMSE,每100组RMSE求取均值,以消除RMSE曲线波动。

(2) 卡尔曼滤波法:将数据分成20块,各块内均匀抽取50组数据用于估计增益、偏置。对9000~10000组的加噪数据进行校正,计算RMSE。

(3) IMM算法:将观测数据均分为若干段,每段内含有30组数据,依然求取9000~10000组校正后数据的RMSE。各种校正方法对应的性能曲线如图9所示,横轴表示处理数据的组数。从图中可看出,卡尔曼滤波法收敛速度最快;恒定统计法收敛值最小;IMM算法收敛取值与恒定统计法相近,收敛速度也较快,综合来说具有较好的收敛特性(由于仿真数据严格满足校正算法对场景分布的要求,本文对算法性能的分析属于理想情况)。恒定范围统计法的校正性能很大

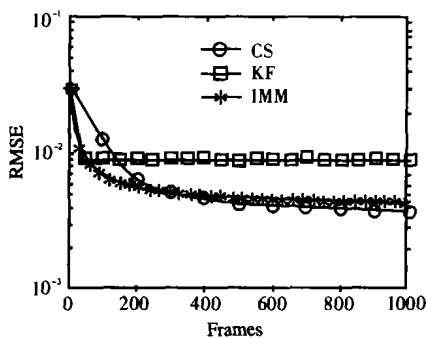


图9 RMSE曲线

Fig.9 RMSE curve

程度上取决于响应参数的初始估计,而探测器的初始定标不便进行仿真,故本文不对恒定范围统计法的收敛特性进行分析。

3.2 计算量比较

恒定统计法计算量最少,但算法本身决定了即使

在收敛的情况下,也必须在校正前实时地估计响应参数,无形中增加了运算量。卡尔曼滤波法、IMM算法是计算量较大的两种方法。针对卡尔曼滤波法的大计算量问题,Torres在参考文献[5]中提出ICF算法,在基本保证性能的前提下减少了运算量。如何减小IMM算法的运算量将是未来的研究方向。

4 结论

本文介绍了基于场景统计思想的红外非均匀性校正算法。针对卡尔曼滤波法存在的问题,应用IMM算法对焦平面阵列进行非均匀性校正,通过建立两个系统模型,拟合探测单元响应特性不存在漂移和漂移严重两种情况,融合估计增益和偏置。实验结果表明IMM算法对非均匀性具有较好的校正作用。本文最后对几种方法进行了比较,仿真表明IMM算法具有较好的收敛特性。

参考文献:

- [1] 周建勋,王利平,刘滨.红外图像非均匀性产生原因分析[J].红外与激光工程,1997,26(3):11-13.
- [2] John G Harris,Chiang Yu-ming. Nonuniformity correction using the constant-statistics constraint:analog and digital implementations [A].Proc SPIE[C].1997, 3061.895-905.
- [3] 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(8):772-780.
- [4] Torres S N,Hayat M M.Kalman filtering for adaptive nonuniformity correction in infrared focal-plane arrays[J].JOSA (A),2003, 20(3):470-480.
- [5] Torres S N,Pezoa J E, Hayat M M.Scene-based nonuniformity correction for focal plane arrays using the method of the inverse covariance form[J].Applied Optics,2003, 42(29):5872-5881.
- [6] Mazor E,Averbuch A,Bar-Shalom Y,et al.Interacting multiple model methods in target tracking: a survey[J].IEEE Transactions on AES,1998,34(1):103-123.
- [7] 刘福声,罗鹏飞.统计信号处理[M].长沙:国防科技大学出版社,1999.