

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.06.018

## 改进的卡尔曼滤波非均匀性校正算法

李晶<sup>1</sup>, 朱斌<sup>1</sup>, 郭立新<sup>1</sup>, 龙波<sup>1</sup>, 王小珂<sup>2</sup>

(1. 西南技术物理研究所制导工程部, 成都 610041; 2. 中国兵器工业第五八研究所科研处, 四川 绵阳 621000)

**摘要:** 针对基于卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)的红外焦平面非均匀性校正算法的计算量和存储量较大, 不利于实时性校正的缺点, 提出一种改进的卡尔曼滤波非均匀性校正算法。该算法通过线性递归滤波器修正了观测方程, 用每一帧块图像的统计均值来代替卡尔曼滤波校正算法中的观测矩阵, 使增益矩阵得到简化。Matlab 仿真实验结果证明: 该算法的校正效果与传统的卡尔曼滤波校正算法相当, 但大大减少了计算量和存储空间。

**关键词:** 红外焦平面阵列; 非均匀性; 卡尔曼滤波; 粗糙度

**中图分类号:** TP301.6 **文献标志码:** A

## Improved Kalman Filtering Algorithm in Non-Uniformity Correction

Li Jing<sup>1</sup>, Zhu Bin<sup>1</sup>, Guo Lixin<sup>1</sup>, Long Bo<sup>1</sup>, Wang Xiaoke<sup>2</sup>

(1. Dept. of Guidance &amp; engineering, Southwest Institute of Technical Physics, Chengdu 610041, China;

2. Management Office for Scientific Research, No. 58 Research Institute of China Ordnance Industries, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** Aiming at the big computational complexity and memory requirement of infrared focal plane non-uniformity correction algorithm based on Kalman filtering, it cannot realize real-time correction shortage, an improved Kalman filtering non-uniformity correction algorithm is given. The proposed algorithm modified the observation model by applying linear recursion filter that the observation was instead of the mean value of every block image, then the matrix will be simplified. The simulation of Matlab proves that the computational complexity and memory requirements are significantly reduced, while the correction result is similar.

**Key words:** infrared focal plane arrays; non-uniformity; Kalman filtering; roughness parameter

### 0 引言

在红外成像系统中, 红外焦平面阵列<sup>[1]</sup>(infrared focal plane arrays, IRFPA)是现代红外成像系统的核心部件, 由它构成的红外成像系统具有结构简单、工作稳定可靠、灵敏度高、噪声等效性能好等优点, 已经广泛应用在红外搜索、安全监控、军事、民用等领域, 但由于材料和工艺的原因, 导致了非均匀性<sup>[2]</sup>。非均匀性在图像上表现为空间噪声或者固定模式噪声<sup>[3]</sup>(fixed pattern noise, FPN), 导致系统的温度分辨率下降, 目标图像的质量受到严重影响。由于现代工艺水平的限制, 要生产出理想的焦平面阵列相对困难, 采用信号处理的方法对非均匀性进行校正具有一定经济价值和工程意义。

非均匀性校正的算法很多, 按照获得校正系数的方法不同可以归为 2 大类: 基于定标的非均匀性校正和基于场景的非均匀性校正。基于定标的非均匀性校正算法较成熟、原理简单、便于硬件实时处理实现, 但是存在校正参数随时间和环境变化产生的漂移问题, 隔一段时间就需要重新进行标定, 以保证非均匀校正系数的准确; 基于场景的校正算法

从非均匀性的表现形式出发, 其校正参数的提取不需要对系统进行干预, 系统正常使用过程中自动对当前探测器输出的非均匀性进行参数的统计、计算和提取, 并实时更新参数, 实时校正。这类算法要求场景中存在运动, 不适合静止图像, 并且在当前图像进行校正时要用到先前图像的信息, 要求存储先前图像, 计算复杂。在当前的技术条件下难以满足处理的实时性, 但是随着红外系统应用领域的不断扩展, 基于场景的校正算法得到越来越多的关注, 研究如何降低基于场景统计的自适应非均匀校正算法的计算量, 提高校正参数的收敛速度, 具有重要的工程应用价值。

基于此, 笔者提出一种改进的卡尔曼滤波非均匀性校正算法, 以减少存储空间, 并降低算法的运算量。

### 1 卡尔曼滤波校正算法

卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)是以最小均方误差为准则的、解决最佳线性过滤和预测问题的一种信号处理方法。基于卡尔曼滤波的非均匀性校正算法最早由 Torres 等<sup>[4-5]</sup>提出, 它的基本思想就是

收稿日期: 2012-01-04; 修回日期: 2012-02-20

作者简介: 李晶(1986—), 女, 吉林人, 在读硕士, 从事红外图像信号处理的应用研究。

借助状态方程刻画焦平面的非均匀性, 利用递推卡尔曼滤波跟踪噪声参数的漂移, 实现非均匀性校正。卡尔曼滤波法将红外图像序列分为若干块, 在该段序列时间中, 响应参数保持恒定, 相邻块响应参数的漂移用马尔可夫随机过程来拟合。把每一探测器单元的增益和偏置看作是由高斯马尔可夫过程产生的随机变量, 利用这一模型设计出一个卡尔曼滤波器来更新焦平面阵列中每一探测器单元的增益和偏置的估计, 当新的观测矢量到来时, 卡尔曼滤波器更新每一探测器单元的增益和偏置的估计参数, 将探测器单元的增益和偏置作为状态变量。该算法流程图如图 1 所示。

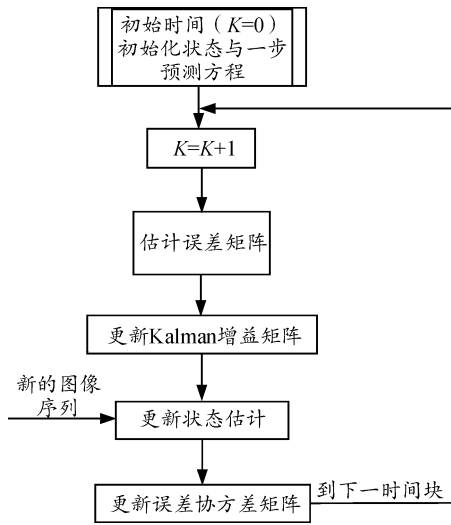


图 1 卡尔曼滤波算法

假设探测器服从线性响应模型, 时间块  $k$  内, 第  $n$  帧图像中探测单元的响应可表示为式 (1):

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

其中:  $A_k$  和  $B_k$  分别为探测单元的增益和偏置;  $T_k(n)$  为探测单元接收的红外辐射能量;  $V_k(n)$  表示读出电路的电噪声。增益和偏置在时间块  $k+1$  内的取值为在时间块  $k$  内取值的随机扰动。

### 1.1 状态模型

系统的状态方程可表示为式 (2):

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

其中, 状态转移矩阵和系统的状态变量分别为式 (3) 和式 (4):

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

$$X_{k+1} = [A_{k+1}, B_{k+1}]^T \quad (4)$$

$A_{k+1}$ ,  $B_{k+1}$  分别对应于时间块  $k+1$  内的增益和偏置,  $W_{k+1} = [W_k^{(1)}, W_k^{(2)}]^T$  为系统的扰动噪声。增益和偏置的扰动噪声为白色高斯噪声, 且相互间不相关。自相关矩阵:

$$Q_k = \begin{bmatrix} (1-\alpha^2)\sigma_{A_0}^2 & 0 \\ 0 & (1-\beta^2)\sigma_{B_0}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 1.2 观测模型

漂移系数  $\alpha_k$  和  $\beta_k$  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。假设

$$\alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_k = \alpha, \quad \beta_0 = \beta_1 = \dots = \beta_k = \beta。$$

系统的观测方程

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

其中  $H_k$  为观测矩阵

$$H_k = \begin{bmatrix} T_{k_1} & \dots & T_{k_{l_k}} \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

$V_k = [V_k(1), V_k(l_k)]^T$ , 为时间块  $k$  帧序列读出的噪声矢量,  $l_k$  为时间块  $k$  内选取的观测图像的帧数。这里假定观测噪声为白色高斯过程, 且与辐射能量相独立。观测噪声协方差矩阵  $R_k = I_{l_k} \sigma_{V_k}^2$ , 其中  $I_{l_k}$  为  $l_k$  阶单位矩阵,  $\sigma_{V_k}^2$  为电噪声的方差。

初始条件:

$$X_0 = \bar{X}_0 = E[X_0] = (\bar{A}_0 \quad \bar{B}_0) \quad (8)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} \sigma_{A_0}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{B_0}^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

通过上述 2 个数学模型, 即可获得卡尔曼滤波器, 对每一个探测器单元进行线性最小均方差估计<sup>[6-7]</sup>。每一个探测器单元的状态矢量 MMSE 估计可以通过下式递归得到, 这里  $K_k$  为卡尔曼增益矩阵,  $P_k$  为协方差矩阵,  $\hat{X}_k^-$  为预测估计。

$$\hat{X}_k^- = \Phi_{k-1} \hat{X}_{k-1} + W_{k-1}$$

$$P_k^- = \Phi_{k-1} P_{k-1} \Phi_{k-1}^T + Q_{k-1}$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1}$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k^- + K_k (Y_k - H_k \hat{X}_k^-)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^-$$

从而得到校正帧:

$$T_k(i) = \frac{Y_k(i) - \hat{B}_k}{\hat{A}_k} \quad (10)$$

基于卡尔曼滤波的非均匀性校正算法可以充分利用包含在先前帧序列段中的信息，并用当前段有效地更新估计参数，改进性能。但是校正水平主要依赖于帧块的长度，当长度越大时，可以利用的场景信息就越多，校正的性能也越好。但是由于涉及到矩阵乘法和求逆运算，算法的计算量很大，尤其是当帧块长度取值比较大时，高维矩阵求逆需要较长的运算时间，不利于实时处理。

## 2 场景统计校正算法

恒定统计算法收敛需要大量的帧。基于时域高通算法的启发，通过一个时间常数为  $M$  的线性递归滤波器，将传统的恒定统计算法<sup>[8]</sup>进行修改。这类滤波器已经被广泛的应用在数字信号处理中，尤其是对时间序列的分析。滤波器的输出方程如下：

$$X(t) = \frac{1}{M} Y(t) + (1 - \frac{1}{M}) X(t-1) \quad (11)$$

其中： $X(t)$  为滤波器在  $t$  时刻的输出； $X(t-1)$  为滤波器在前一时刻即  $t-1$  时的输出； $Y(t)$  为滤波器的输入， $M$  为滤波器的时间常数。

则恒定统计算法的更新方程将修改为如下形式：

$$\hat{m}_y = \frac{1}{M} y(n) + (1 - \frac{1}{M}) \hat{m}_y(n-1) \quad (12)$$

$$\hat{S}_y(n) = \frac{1}{M} |y(n) - \hat{m}_y(n)| + (1 - \frac{1}{M}) \hat{S}_y(n-1) \quad (13)$$

这种方法称为场景统计算法<sup>[9]</sup>(scene constant statistical, SCS)，对增益和偏置同时校正更新。在较少帧的图像内，算法就可得到较好的校正效果，而且这种算法硬件操作简单，实时性强，通过设定合理滤波器时间常数，还可减少或避免“鬼影”的产生。

## 3 改进的卡尔曼滤波校正算法

基于卡尔曼滤波算法的假设前提，改进的卡尔曼滤波算法(scene Kalman filtering, SKF)将  $n$  帧图像序列分成  $k$  块，第 1 块为前  $l_k$  帧图像，第 2 块为前  $2 \times l_k$  帧，依此类推，第  $k$  块为前  $k \times l_k$  帧图像，如图 2。借鉴了场景统计算法的思想，通过一个时间常数为  $M$  的线性递归滤波器修正了观测方程。

假设输出依然满足线性响应：

$$Y_k(n) = A_k T_k(n) + B_k + V_k(n) \quad (14)$$

$$\text{状态方程：} X_{k+1}(n) = \Phi_k X_k + W_k \quad (15)$$

$$\text{观测方程：} Y_k = H_k X_k + V_k \quad (16)$$

其中观测方程中各分量分别为：

$$X_k = \begin{bmatrix} A_k \\ B_k \end{bmatrix}, Y_k = \begin{bmatrix} Y_{k_1} \\ Y_{k_2} \\ Y_{k_3} \\ \vdots \\ Y_{k_{l_k}} \end{bmatrix}, H_k = \begin{bmatrix} T_{k_1} & 1 \\ T_{k_2} & 1 \\ T_{k_3} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ T_{k_{l_k}} & 1 \end{bmatrix}, V_k = \begin{bmatrix} V_{k_1} \\ V_{k_2} \\ V_{k_3} \\ \vdots \\ V_{k_{l_k}} \end{bmatrix} \quad (17)$$

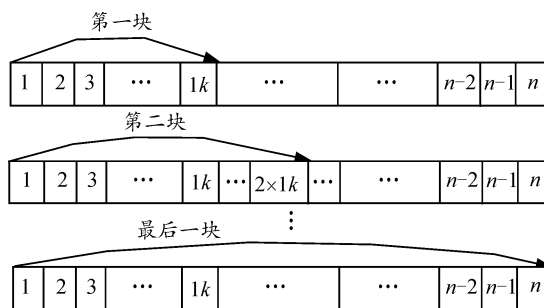


图 2 改进的卡尔曼滤波算法的分块示意图

将观测方程修正为如下形式：

$$\frac{1}{k \times l_k} \sum_{i=1}^{k \times l_k} Y_i = A_k \cdot \frac{1}{k \times l_k} \sum_{i=1}^{k \times l_k} T_i + B_k + \frac{1}{k \times l_k} \sum_{i=1}^{k \times l_k} V_i \quad (18)$$

进一步，可以写为：

$$E[Y_k] = E[H_k X_k + V_k] = E[H_k] X_k = E[T_k] A_k + B_k \quad (19)$$

其中， $E[T_k] = \frac{\max(T) + \min(T)}{2}$  (假设真实辐照服从均匀分布)。

此时观测方程就修改为：

$$\hat{m}_y = A_k \hat{m}_T + B_k \quad (20)$$

将观测方程通过 SCS 算法中的线性递归滤波器进行修正，得到第  $k$  块的观测值的迭代方程：

$$\hat{m}_y = \frac{1}{M} Y(k \times l_k) + (1 - \frac{1}{M}) \hat{m}_y(k \times l_k - 1) \quad (21)$$

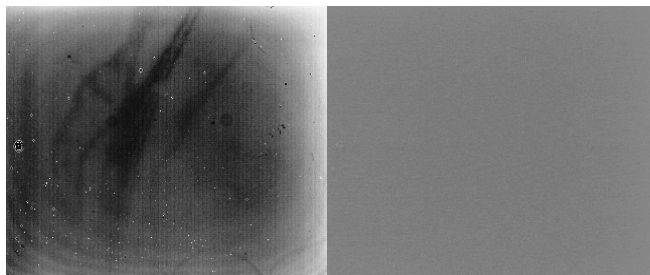
假设真实辐照度仍然服从均匀分布则，为了简化算法的运算则可取  $\hat{m}_T = (0 + L)/2$  ( $L$  为灰度级)。

这样，若将图像序列分成  $k$  块，则只需  $k$  次迭代更新增益矩阵和协方差矩阵。同时，改进的卡尔曼滤波算法避免了矩阵求逆，增益矩阵变成二阶矩阵。随着每块中图像帧数的增加，真实辐照服从均匀分布的这个假设变得更合理，并且简化了运算量，使运算收敛速度变快。

## 4 仿真及分析

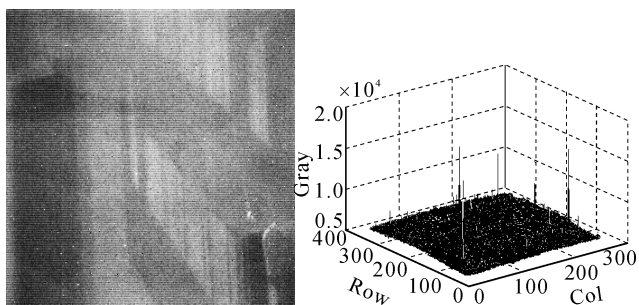
笔者采用 2 种制冷型红外探测器输出的视频。第 1 种探测器输出的低温背景校正前后的图像如图 3；第 2 种探测器输出视频其中共 7 000 帧图像，

图像大小为 320×256 像素。视频中的第 150 帧图像如图 4。



(a) 原始图像 (b) SKF 校正后图像

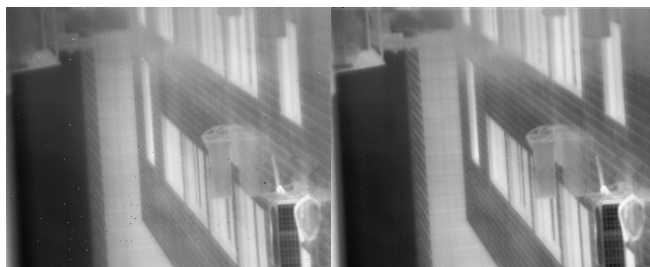
图 3 视频中的低温背景校正前后的图像



(a) 原始图像 (b) 原始图像的三维灰度图

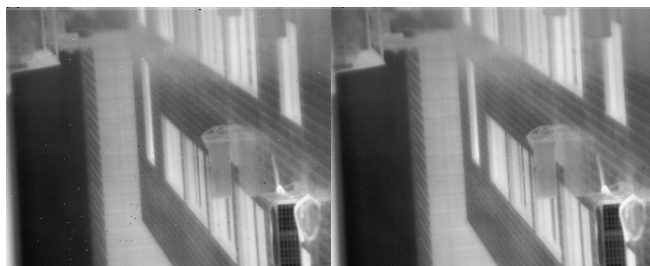
图 4 视频中的第 150 帧图像

采用 Matlab 中的 rand 函数随机产生均值为 1.07, 方差为 0.5 的增益矩阵; 均值为 -1.06, 方差为 0.2 的偏置矩阵。并取图像帧块长度为  $l_k=200$ , 通过 Matlab 仿真实验得到 KF 与 SKF 算法校正后的图像如图 5~8 所示。



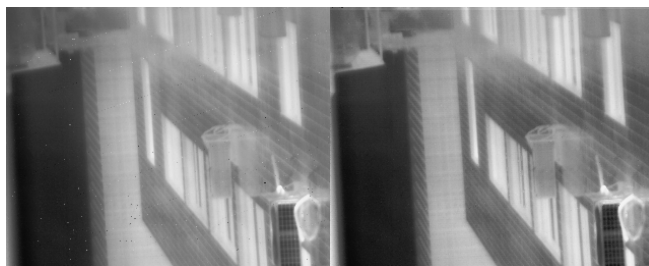
(a) KF 算法校正后的图像 (b) SKF 算法校正后的图像

图 5 取  $\alpha=\beta=0.1, l_k=100$  2 种算法校正后的图像



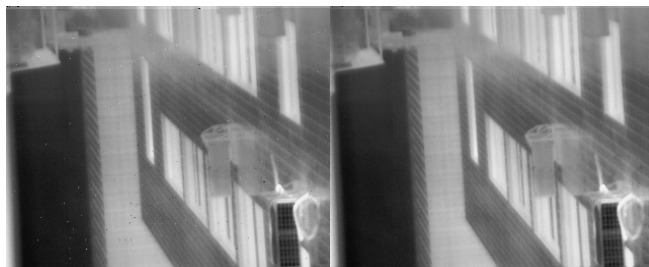
(a) KF 算法校正后的图像 (b) SKF 算法校正后的图像

图 6 取  $\alpha=\beta=0.1, l_k=200$  2 种算法校正后的图像



(a) KF 算法校正后的图像 (b) SKF 算法校正后的图像

图 7 取  $\alpha=\beta=0.995, l_k=100$  2 种算法校正后的图像



(a) KF 算法校正后的图像 (b) SKF 算法校正后的图像

图 8 取  $\alpha=\beta=0.995, l_k=200$  2 种算法校正后的图像

在没有黑体辐射源或不能得到均匀辐射的情况下, 可以应用图像的粗糙度<sup>[10]</sup>指标来验证非均匀性校正算法对实际红外图像的校正性能。这个指标没有考虑到图像的边缘区域, 对校正后的不同图像会得到不同的性能参数值, 它只能验证前后同一帧图像的相对粗糙度, 表示如下:

$$\rho(f) = \frac{\|h_1 * f\|_1 + \|h_2 * f\|_1}{\|f\|_1} \quad (22)$$

其中:  $f$  代表数字图像;  $h_1=[1,-1]$  为水平模板;  $h_2=[1,-1]^T$  为垂直模板;  $*$  代表离散卷积;  $\|\cdot\|_1$  代表  $L_1$  空间上的范数, 此指标可以在真实图像未知的情况下, 通过计算被固定图案噪声污染的图像和校正后图像的粗糙度来评价算法的性能如表 1, 原始图像的  $\rho=0.0306$ 。

表 1 2 种算法的粗糙度  $\rho$

| 算法  | 实验条件                            |                                 |                                   |                                   |
|-----|---------------------------------|---------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
|     | $\alpha=\beta=0.1$<br>$l_k=100$ | $\alpha=\beta=0.1$<br>$l_k=200$ | $\alpha=\beta=0.995$<br>$l_k=100$ | $\alpha=\beta=0.995$<br>$l_k=200$ |
| KF  | $\rho=0.0077$                   | $\rho=0.0078$                   | $\rho=0.0078$                     | $\rho=0.0078$                     |
| SKF | $\rho=0.0077$                   | $\rho=0.0076$                   | $\rho=0.0077$                     | $\rho=0.0076$                     |

可见, 这 2 种算法的校正效果都很好,  $\rho$  值也非常接近。借鉴文献[11]的评价思想, 在内存为 2 G 的 32 位计算机的 Matlab 环境得出这 2 种算法的计算时间为: SKF 校正算法处理第 150 帧需要 2.6250 s, KF 校正算法处理第 150 帧需要 105.96 s。