

# 基于稳态卡尔曼滤波的红外焦平面阵列 非均匀校正算法

刘永进 朱 红 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** 传统的卡尔曼滤波算法利用批处理实现非均匀校正, 这样不仅会带来较大的计算量和存储量, 而且更重要的是该方法不能实时处理。为此, 提出了一种基于稳态卡尔曼滤波的红外焦平面阵列非均匀校正算法, 它可以根据固定图案噪声的特点离线计算出滤波器的增益矩阵, 并且非均匀校正过程也采用了逐帧迭代方式, 因此大大降低了计算复杂度和存储占用量。详细阐述了该算法的基本原理, 并用仿真数据和真实红外数据对算法性能进行验证, 实验结果表明: 本方法平均校正一帧图像所需 CPU 时间和内存占用量分别为 1.7188 s 和 131.25 KB, 完全可以满足实时处理的要求。

**关键词** 红外焦平面阵列; 非均匀校正; 固定图案噪声; 卡尔曼滤波

**中图分类号** TN215 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20082809.1697

## Nonuniformity Correction Algorithm of Infrared Focal Plane Arrays Based on Steady-State Kalman Filtering

Liu Yongjin Zhu Hong Zhao Yigong

(Institute of Pattern Recognition and Intelligent Control, Xidian University, Xian, Shaanxi 710071, China)

**Abstract** The traditional Kalman-filtering algorithm uses batch processing to realize nonuniformity correction, and causes high computational complexity and memory requirement, and it is more important is that it cannot realize real-time processing. For this reason, a novel nonuniformity correction algorithm based on steady-state Kalman filtering is developed, which can compute the gain matrix of the filter off line according to characteristics of fixed-pattern noise and correct images by using a frame-by-frame iteration. Therefore, this algorithm has lower computational complexity and memory requirements. The fundamental of the proposed technique is described in detail and the performance is demonstrated with both simulated and real infrared imagery. Experimental results indicate that the CPU time and memory requirements that the proposed algorithm needs to correct a frame of image are 1.7188 s and 131.25 KB respectively, which are very suitable for real-time processing.

**Key words** infrared focal plane arrays; nonuniformity correction; fixed-pattern noise; Kalman filtering

### 1 引 言

红外焦平面阵列(Infrared focal plane array, IRFPA)探测器现已广泛应用于国防、民用等各个领域。但由于制造工艺水平的限制,焦平面阵列上各探测单元对于同一辐照的响应度不完全一致,因此产生了固定图案噪声(Fixed-pattern noise,

FPN),它严重影响了红外系统的成像质量,并且该噪声参数还会随着外界环境的变化而缓慢漂移。由此可见,如何有效地跟踪并去除固定图案噪声实现非均匀校正(Nonuniformity correction, NUC)是提高红外焦平面阵列成像质量的关键。

到目前为止,国内外已经提出了许多关于焦平

收稿日期: 2008-01-07; 收到修改稿日期: 2008-02-04

基金项目: 国家自然科学基金(60572151)资助课题。

作者简介: 刘永进(1983-),男,博士研究生,主要从事图像与信号处理等方面的研究。E-mail: lyj830924@sohu.com

导师简介: 赵亦工(1960-),男,博士,教授,主要从事光电成像、探测识别与跟踪、雷达信号处理及雷达成像等方面的研究。E-mail: ygzha@xidian.edu.cn

面阵列非均匀校正的算法,但主要可以分为两大类。一类是基于标定的方法(如两点校正法<sup>[1]</sup>),这类方法具有较高的校正精度,但在标定过程中需要成像系统暂停工作,因此其使用范围受到一定的限制。另一类是基于场景的方法(如神经网络法<sup>[2]</sup>、统计法<sup>[3~4]</sup>、代数法<sup>[5]</sup>、卡尔曼滤波法<sup>[6~9]</sup>、小波变换法<sup>[10]</sup>等),它直接利用每帧图像的场景信息进行非均匀校正,克服了第一类方法的缺陷,因此是目前研究的焦点。

本文提出了一种基于稳态卡尔曼滤波(Steady-state Kalman filter, SKF)的红外焦平面阵列非均匀校正算法,它与传统这类方法的主要区别在于能够进行实时处理,从而大大减小了对存储空间的需求量。此外,该算法对递推公式的初始值如何选取并不敏感,因此更加适用于初始条件不明确的情况。

## 2 算法模型

### 2.1 观测方程模型

本文假设焦平面上各探测器的输出响应都满足线性模型,且在每个帧块(Block of frames)内探测器的噪声参数保持不变。这样,第  $k$  个帧块中的第  $n$  幅图像上坐标是  $(i, j)$  的探测器的输出可以表示为

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

式中  $A_k^j$  和  $B_k^j$  分别表示该探测器的增益(Gain) 噪声参数和偏置(Offset) 噪声参数,  $T_k^j$  表示所接收到的真实红外辐照,  $V_k^j$  表示随机产生的电子噪声(Electronic noise, EN)。

为方便起见,略去上标  $i, j$ , 将(1)式写成向量形式:

$$\begin{bmatrix} Y_k(1) \\ \vdots \\ Y_k(l_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_k(1) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ T_k(l_k) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_k \\ B_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_k(1) \\ \vdots \\ V_k(l_k) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中  $l_k$  表示第  $k$  个帧块所包含的帧数。或者(2)式还可以改写成观测方程的形式:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k, \quad (3)$$

式中  $\mathbf{X}_k$  是由  $A_k$  和  $B_k$  组成的 2 维状态向量,  $\mathbf{Y}_k$  是  $l_k$  维的观测值,  $\mathbf{H}_k$  是  $l_k \times 2$  的观测矩阵,  $\mathbf{V}_k$  是  $l_k$  维的观测噪声向量。

### 2.2 状态方程模型

由于固定图案噪声参数会随时间变化而缓慢漂移,因此我们可以假设第  $k+1$  个帧块的噪声参数是由第  $k$  个随机波动产生。根据 Gauss-Markov 模

型,这种随机波动能够利用状态方程描述:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi_k \mathbf{X}_k + \mathbf{W}_k, \quad (4)$$

式中

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

表示状态转移矩阵,且  $\alpha_k, \beta_k \in [0, 1)$  的具体取值依赖于噪声参数的漂移程度,漂移程度大则值取小,漂移程度小则值取大;  $\mathbf{W}_k = [\mathbf{W}_k^{(1)} \ \mathbf{W}_k^{(2)}]^\top$  表示输入驱动噪声。

## 3 传统卡尔曼滤波算法

基于卡尔曼滤波的非均匀校正算法最早是由 Torres 等<sup>[6]</sup>提出,它的基本思想就是首先借助状态空间模型刻画焦平面阵列的非均匀性,进而利用递推卡尔曼滤波跟踪噪声参数的漂移,最终实现非均匀校正。

该算法主要基于以下几个递推公式:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{Y}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k^-), \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_k^- = \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{M}_{k-1}, \quad (7)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^\top [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^\top + \mathbf{R}_k]^{-1}, \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k-1}^\top + \mathbf{Q}_{k-1}, \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I}_2 - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^-, \quad (10)$$

初始条件为

$$\mathbf{X}_0 = \bar{\mathbf{X}}_0 = \mathbf{E}[\mathbf{X}_0] = (\bar{A}_0 \ \bar{B}_0)^\top, \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \sigma_{A_0}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{B_0}^2 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中  $\bar{A}_0$  ( $\bar{B}_0$ ) 和  $\sigma_{A_0}^2$  ( $\sigma_{B_0}^2$ ) 分别为初始增益(偏置) 噪声参数的均值和方差,  $\mathbf{X}_k^-$  和  $\mathbf{X}_k$  分别为当前状态的预测和滤波估计值,  $\mathbf{P}_k^-$  和  $\mathbf{P}_k$  分别为预测和滤波估计误差的方差阵,  $\mathbf{R}_k$  和  $\mathbf{Q}_k$  分别为观测噪声和驱动噪声的协方差矩阵,  $\mathbf{K}_k$  为卡尔曼滤波器的增益矩阵,  $\mathbf{I}_2$  表示  $2 \times 2$  的单位阵,  $\mathbf{M}_k$  为驱动噪声的均值,即

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{E}[\mathbf{W}_k]. \quad (13)$$

为简化计算,假设  $\mathbf{V}_k$  中各噪声项互不相关且拥有相同的方差  $\sigma_{V_k}^2$ ,  $\mathbf{W}_k$  中的增益驱动噪声  $W_k^{(1)}$  和偏置驱动噪声  $W_k^{(2)}$  也相互独立且它们的方差分别为  $\sigma_{W_k^{(1)}}^2$  和  $\sigma_{W_k^{(2)}}^2$ 。这样

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{I}_{l_k} \sigma_{V_k}^2, \quad (14)$$

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \sigma_{W_k^{(1)}}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{W_k^{(2)}}^2 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

式中  $\mathbf{I}_{l_k}$  表示  $l_k \times l_k$  的单位阵。

在实际应用中,虽然增益和偏置噪声参数的漂移是随机的,但可以认为它们的统计特性保持恒定,即  $\mathbf{X}_k$  的均值和方差不会随着  $k$  的变化而发生改变。更进一步地,我们假定  $\alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_k = \alpha, \beta_0 = \beta_1 = \dots = \beta_k = \beta$ 。这样

$$\mathbf{M}_k = \begin{bmatrix} 1-\alpha & 0 \\ 0 & 1-\beta \end{bmatrix} \bar{\mathbf{X}}_0, \quad (16)$$

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} (1-\alpha^2)\sigma_{A_0}^2 & 0 \\ 0 & (1-\beta^2)\sigma_{B_0}^2 \end{bmatrix}. \quad (17)$$

通过以上描述我们可以看出,传统卡尔曼滤波(Traditional Kalman filter, TKF)算法的校正水平主要依赖于帧块的长度,长度越长,则可以利用的场景信息就越多,故而校正效果越好。但这同时也带来了另外一个问题就是该算法不能实时处理,它只能对预存的一个帧块进行校正,这样需要占用大量的存储单元。此外,固定图案噪声的时间漂移是连续的,我们无法对其人为地分块,因此帧块假设很难满足实际需求。本文提出的基于稳态卡尔曼滤波的非均匀校正算法则是通过逐帧递推实现,从而很好地解决了上述问题。

## 4 稳态卡尔曼滤波算法

对于传统的卡尔曼滤波算法要实现最优滤波,则每个帧块都必须更新增益矩阵  $\mathbf{K}_k$ ,而这样做往往会带来较重的运算负担,因为在计算  $\mathbf{K}_k$  时要求计算一个  $l_k \times l_k$  的逆矩阵  $[\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1}$ 。当帧块长度  $l_k$  取值较大时,高维矩阵求逆需要较长的运算时间;即使  $l_k$  等于 1,但由于算法要频繁进行递推更新操作,因此仍然具有较高的计算复杂度,不利于实时处理。本文提出的基于稳态卡尔曼滤波的非均匀校正算法则不需要重复计算增益矩阵,从而大大简化了算法流程。

### 4.1 算法描述

综合(8)式、(9)式、(10)式,可以得到

$$\mathbf{P}_k^- = \Phi_{k-1} [\mathbf{P}_{k-1}^- - \mathbf{P}_{k-1}^- \mathbf{H}_{k-1}^T (\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^- \mathbf{H}_{k-1}^T + \mathbf{R}_{k-1})^{-1} \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^-] \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}. \quad (18)$$

由于本算法要求逐帧迭代( $l_k$  等于 1),因此可以认为  $\Phi_k$ 、 $\mathbf{R}_k$  和  $\mathbf{Q}_k$  为常量;而  $\mathbf{H}_k$  则可以利用其均值来代替。根据恒定统计假设<sup>[3]</sup>,  $T_k$  的均值为零(实际上,  $E[T_k]$  不一定为零,但我们总可以通过  $T_k - E[T_k]$  的方法将其转化为零),这样

$$\mathbf{H}_k = \mathbf{H} = [0 \ 1], \quad (19)$$

从而(18)式可以改写为

$$\mathbf{P}_k^- = \Phi [\mathbf{P}_{k-1}^- - \mathbf{P}_{k-1}^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k-1}^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{H} \mathbf{P}_{k-1}^-] \Phi^T + \mathbf{Q}. \quad (20)$$

由稳态卡尔曼滤波的相关理论<sup>[11]</sup>可知,若  $\Phi$  为稳定矩阵,则对于任意非负定矩阵  $\mathbf{P}_1^-$ , (20)式总存在极限

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{P}_{k-1}^- = \mathbf{P}, \quad (21)$$

其中极限  $\mathbf{P}$  是如下稳态方程的唯一非负定解

$$\mathbf{P} = \Phi [\mathbf{P} - \mathbf{P} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P} \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{H} \mathbf{P}] \Phi^T + \mathbf{Q}, \quad (22)$$

同时也存在极限

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{K}_k = \mathbf{K}, \quad (23)$$

并且它们满足关系式

$$\mathbf{K} = \mathbf{P} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P} \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}, \quad (24)$$

这样,在实际递推过程中,(6)式~(10)式现只需要(6)式、(7)式,且应分别改写为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_k^- + \mathbf{K} (\mathbf{Y}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k^-), \quad (25)$$

$$\mathbf{X}_k^- = \Phi \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{M}, \quad (26)$$

式中  $k$  表示第  $k$  帧,因为每个帧块长度  $l_k$  都为 1。

显然,本算法中的  $\Phi$  满足稳定矩阵条件,所以可以利用极限值  $\mathbf{K}$  近似代替最优值  $\mathbf{K}_k$  实现递推卡尔曼滤波。由于当  $k$  增大时,  $\mathbf{K}$  与  $\mathbf{K}_k$  的误差能够任意小,因此它是渐进最优的。但该方法不需要重复计算增益矩阵,从而大大减轻了在线计算负担,有利于实时处理。另外,本算法采用逐帧校正,每次只需预存一帧图像,因此比传统方法节约了大量存储空间。

### 4.2 非均匀校正

通过上述的逐帧迭代,对于每一帧图像我们都可以得到一个次最优的噪声参数估计值  $\mathbf{X}_k$ 。这样,根据最小均方(Least mean square, LMS)滤波理论<sup>[4]</sup>并结合(1)式,则对  $\mathbf{Y}_k$  的校正结果,即真实红外辐照  $T_k$  的线性估值:

$$\hat{T}_k = \omega_k \mathbf{Y}_k + b_k, \quad (27)$$

式中  $\omega_k = \frac{A_k \sigma_T^2}{A_k^2 \sigma_T^2 + \sigma_{V_k}^2}$ ,  $b_k = \bar{T} - \omega_k (A_k \bar{T} + B_k)$ ;  $\bar{T}$  和  $\sigma_T^2$  分别为  $T_k$  的均值和方差。

### 4.3 初始条件对算法的影响

在实际应用过程中,递推公式的初始值通常是未知的。为此,本节将讨论初始条件对该算法的影响。

把(26)式代入(25)式可得

$$\mathbf{X}_k = \Psi_k \mathbf{X}_{k-1} + (\mathbf{I}_2 - \mathbf{K} \mathbf{H}_k) \mathbf{M} + \mathbf{K} \mathbf{Y}_k, \quad (28)$$

其中

$$\Psi_k = (\mathbf{I}_2 - \mathbf{K} \mathbf{H}_k) \Phi, \quad (29)$$

现任取两个初始值  $\mathbf{X}_0^{(1)}$  和  $\mathbf{X}_0^{(2)}$ , 记第  $k$  帧时相应的

滤波估值分别为  $\mathbf{X}_k^{(1)}$  和  $\mathbf{X}_k^{(2)}$ , 则由(28)式有

$$\mathbf{X}_k^{(1)} = \Psi_k \mathbf{X}_{k-1}^{(1)} + (\mathbf{I}_2 - \mathbf{K}\mathbf{H}_k)\mathbf{M} + \mathbf{K}\mathbf{Y}_k, \quad (30)$$

$$\mathbf{X}_k^{(2)} = \Psi_k \mathbf{X}_{k-1}^{(2)} + (\mathbf{I}_2 - \mathbf{K}\mathbf{H}_k)\mathbf{M} + \mathbf{K}\mathbf{Y}_k, \quad (31)$$

令以上两个稳态卡尔曼滤波估值相差  $\delta_k$ , 即

$$\delta_k = \mathbf{X}_k^{(1)} - \mathbf{X}_k^{(2)}, \quad (32)$$

由(30)式减(31)式引出差分方程

$$\delta_k = \Psi_k \delta_{k-1}, \quad (33)$$

对(33)式进行迭代可得

$$\delta_k = \Psi_k \Psi_{k-1} \cdots \Psi_1 \delta_0, \quad (34)$$

式中  $\delta_0 = \mathbf{X}_0^{(1)} - \mathbf{X}_0^{(2)}$ 。因为对于  $k=1, 2, 3, \dots$ ,  $\Psi_k$  都是一个稳定矩阵, 故

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \delta_k = 0. \quad (35)$$

这表明, 无论(28)式的初始值  $\mathbf{X}_0$  如何选取, 当  $k \rightarrow \infty$  时, 它对稳态卡尔曼滤波估值  $\mathbf{X}_k$  的影响将消失,

即该算法的最终处理效果与初始条件无关。

## 5 算法仿真与结果分析

### 5.1 仿真红外图像的非均匀校正

本部分采用一个 255 帧、256 级灰度、大小为  $250 \times 160$  的已校正红外图像序列[如图 1(a)为该序列的第 255 帧图像], 通过对其加上已知的固定图案噪声来检验算法的有效性。现根据(3)式和(4)式的噪声模型仿真被污染的红外图像序列, 并且假设各噪声参数都满足高斯分布, 其具体均值(Mean)和标准差(Standard deviation, SD)如表 1 所示。图 1(b)即为(a)被上述噪声污染后的结果。而算法的校正性能则是利用平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)作为评价指标。

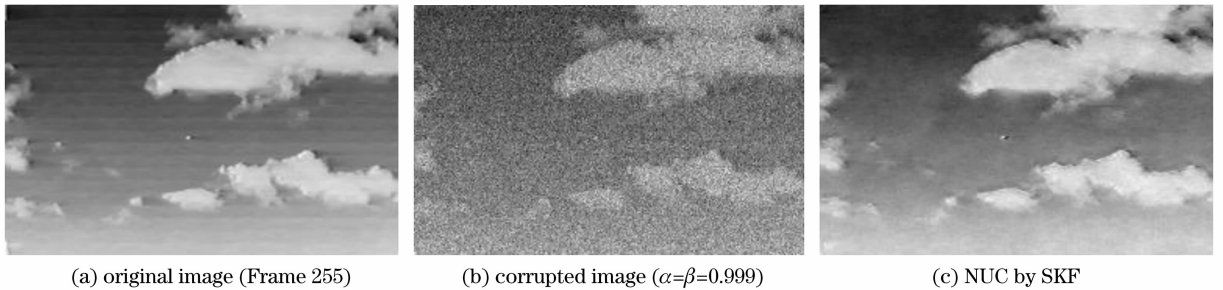


图 1 本算法对仿真红外图像的校正能力

Fig. 1 Correction ability of the proposed algorithm for simulated infrared image

表 1 仿真红外图像的噪声参数

Table 1 Noise parameters of simulated infrared images

	Gain	Offset	EN
Mean	1	0	0
SD	0.1	20	1

#### 5.1.1 噪声参数漂移对算法校正性能的影响

这里, 使用  $\alpha=\beta=0.999$ 、 $0.99$  和  $0.9$  来分别仿真低、中和高三种不同程度的帧间噪声参数漂移。

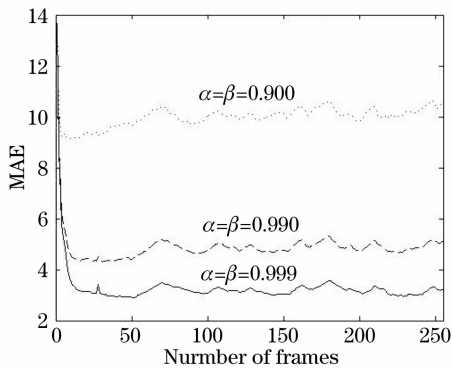


图 2 漂移对本算法性能的影响

Fig. 2 Impact of drift on the performance of the proposed algorithm

如图 2 给出了这三种漂移对算法校正性能的影响, 由图可见, 对于不同程度的漂移该算法都有较快的收敛速度, 只是收敛值大不相同: 漂移越小 ( $\alpha$  和  $\beta$  越大), 算法的收敛值越低, 相应的校正效果也就越好。这主要是因为, 在低漂移情况下帧与帧之间保持着强相关性, 算法能够充分利用以前的有用信息估计当前帧, 因此具有较好的校正性能。如图 1(c) 显示了该算法对低漂移 ( $\alpha=\beta=0.999$ ) 噪声图像的校正结果。

#### 5.1.2 初始条件对算法校正性能的影响

由 4.3 节可知, 该算法的最终校正性能与初始条件无关。为了证明这一点, 我们首先固定  $\mathbf{X}_0$  中的一个参数而改变另外一个, 然后计算它们对第 255 帧校正图像的 MAE 的影响。实验结果如图 3 所示, 其中图 3(a) 保持  $B_0$  恒为 0; 图 3(b) 图保持  $A_0$  恒为 1。由图可见, 初始条件  $A_0$  和  $B_0$  的改变对于算法最终校正结果几乎没有任何影响, 从而证实了我们的结论。

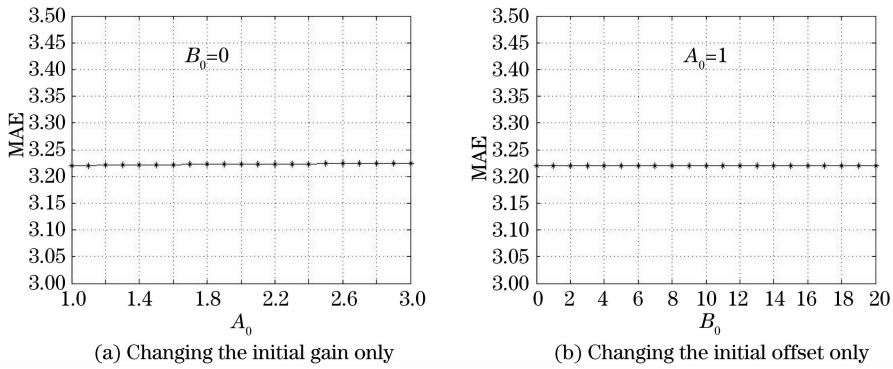


图 3 初始条件对本算法性能的影响

Fig. 3 Impact of initial condition on the performance of the proposed algorithm

### 5.2 真实红外图像的非均匀校正

本部分使用的红外图像序列是利用法国 ULIS 公司的  $320 \times 240$ 、工作在  $8 \sim 14 \mu\text{m}$  波长范围的 IRFPA 所采集,共 400 帧,采样速率是 30 帧/秒,14 位量化(最大灰度值为 16383)。

#### 5.2.1 两种卡尔曼滤波算法的校正性能比较

本节将使用上述真实红外图像序列来检验这两种算法的实际校正水平,并且利用粗糙度<sup>[4]</sup>(Roughness) $\rho$ 作为评价指标。考虑到 TKF 算法的特点和计算复杂度等诸多因素,这里我们将该图像序列平均分成四块,即每个帧块的长度  $l_k$  都为 100。另外,在实际情况中固定图案噪声的参数漂移非常缓慢,因此对于 TKF 算法可以认为其块间噪声参数漂移  $\alpha = \beta = 0.99$ ,而对于 SKF 算法则可以认为其

帧间噪声参数漂移  $\alpha = \beta = 0.999$ 。这样,它们对第 186 帧原始图像(图 4(a))的校正结果分别如图 4(b)和图 4(c)所示。

由图 4 可见,这两种算法都具有较好的校正效果, $\rho$ 值也非常接近,比原始图像的粗糙度下降了近 14 倍。但图 4(c)的“鬼影”(Ghosting artifact)明显要比图 4(b)图严重,这主要是由于真实图像序列的帧与帧之间存在强相关性,从而使 SKF 算法在充分利用以前有用信息的同时也引入了许多冗余信息,因此影响了校正图像的视觉效果。而 TKF 算法则与之不同,它是先将图像序列分成若干帧块,每个帧块内部相关性较强,而块与块之间相关性较弱,所以冗余信息较少,校正图像的视觉效果也较好。

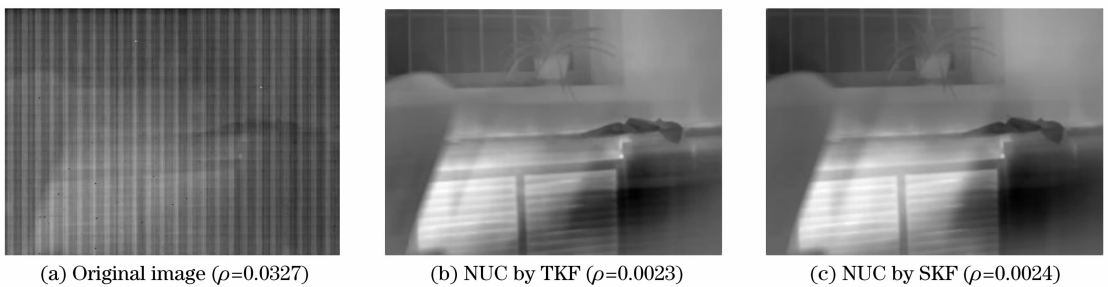


图 4 两种算法对于真实红外图像的校正性能

Fig. 4 Correction performance of the two kinds of algorithms for real infrared image

#### 5.2.2 两种卡尔曼滤波算法的其它性能比较

算法的时间和空间复杂度对于红外图像序列的实时处理非常重要,它同时也决定了算法的使用范围。本节将使用计算机在 Matlab 环境下按照 5.2.1 节中的假设条件仿真 SKF 和 TKF 这两种算法,则利用 cputime 函数可得它们校正一帧图像所需要的 CPU 时间分别为 1.7188 s 和 4.5938 s,而内存占用量分别为 131.25 KB 和 12.82 MB(其中,计算机的 CPU 是 Pentium III 1.4 GHz,内存大小是 512 MB)。由此

可见,SKF 算法在时间和空间复杂度方面都比 TKF 算法要低很多,因此非常适合实时处理。

## 6 结 论

本文提出了一种基于稳态卡尔曼滤波的红外焦平面阵列非均匀校正算法,由于它不需要重复计算增益矩阵  $\mathbf{K}$ ,并且是逐帧迭代进行,因此计算复杂度和存储占用量都非常小,克服了传统方法不能实时处理的缺点。此外,这种算法对初始值如何选取不

敏感,所以特别适用于初始条件不明确的情况。我们利用仿真的和真实的红外图像序列对本文所提出的算法进行验证,实验结果表明,该算法具有较好的校正效果。

### 参 考 文 献

- 1 Liu Huitong, Yi Xinjian. Two-point nonuniformity correction for IRFPA and its physical motivation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2004, **33**(1): 76~78  
刘会通, 易新建. 红外焦平面阵列非均匀性的两点校正及依据 [J]. *红外与激光工程*, 2004, **33**(1): 76~78
- 2 Sui Jing, Dong Liquan, Jin Weiqi *et al.*. A new adaptive nonuniformity correction algorithm for infrared line scanner based on neural networks[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(2): 74~76
- 3 Harris J G, Chiang Y M. Nonuniformity correction of infrared image sequences using the constant-statistics constraint [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1999, **8**(8): 1148~1151
- 4 Hayat M M, Torres S N, Armstrong E E *et al.*. Statistical algorithm for nonuniformity correction in focal-plane arrays[J]. *Appl. Opt.*, 1999, **38**(8): 772~780
- 5 Ratliff B M, Hayat M M, Tyo J S. Generalized algebraic scene-based nonuniformity correction algorithm[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 2005, **22**(2): 239~249
- 6 Torres S N, Hayat M M, Armstrong E E *et al.*. A Kalman-filtering approach for non-uniformity correction in focal-plane array sensors[C]. *Proc. SPIE*, 2000, **4030**: 196~205
- 7 Torres S N, Hayat M M. Kalman filtering for adaptive nonuniformity correction in infrared focal-plane arrays[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 2003, **20**(3): 470~480
- 8 Torres S N, Pezoa J E, Hayat M M. Scene-based nonuniformity correction for focal plane arrays by the method of the inverse covariance form[J]. *Appl. Opt.*, 2003, **42**(29): 5872~5881
- 9 Pezoa J E, Hayat M M. Multimodel Kalman filtering for adaptive nonuniformity correction in infrared sensors[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 2006, **23**(6): 1282~1291
- 10 Qin Hanlin, Zhou Huixin, Liu Shangqian. Nonuniformity-correction algorithm for infrared focal plane arrays based on wavelet transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(9): 1617~1620  
秦翰林, 周慧鑫, 刘上乾. 小波变换的红外焦平面阵列非均匀性校正算法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(9): 1617~1620
- 11 Deng Zili. *Optimal Estimation Theory with Applications* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2005. 126~130  
邓自立. 最优估计理论及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2005. 126~130