

基于多元统计特性异常的盲元检测算法

严 飞¹, 侯晴宇²

(1. 海军装备部天津局, 北京 100000;

2. 哈尔滨工业大学 空间光学工程研究中心, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对红外焦平面阵列(IRFPA)探测器盲元和非均匀性导致系统性能降低的问题, 首先建立红外焦平面阵列的多元正态分布时序噪声模型, 将盲元看作是不符合模型统计分布特性的异常像素点, 游离于多元正态分布超椭球之外。其次对序列图像进行主成分分解, 将统计距离与等分线空间角作为异常像素检测的统计判据。最后, 利用红外热像仪采集了黑体的序列图像数据, 用于盲元检测算法的性能验证, 实验结果证明该算法的有效性。

关键词: 多元统计特征异常; 红外焦平面; 盲元检测; 主成分分解

中图分类号: TN215 文献标志码: A 文章编号: 1007-2276(2014)02-0454-04

Algorithm of blind-pixel detection based on multi-statistical characteristic abnormality

Yan Fei¹, Hou Qingyu²

(1. Tianjing Bureau of Naval Equipment Ministry, Beijing 100000, China;

2. Research Center for Space Optical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Aiming at the severe problems of system performance degradation that was caused by the blind pixels and the nonuniformity which exists in Infrared Focal Plane Array (IRFPA), multivariate normal distribution sequence noise model of IRFPA was set up firstly, and blind-pixel was regarded as abnormality pixel for the unconforming mold statistical distribution characteristic and it was dissociating the multivariate normal distribution ellipsoid. Then the principal component was applied to sequence pattern, and the statistical distance and bisectrix spatial angle are regard as statistical criterion of abnormality pixels detection. Finally, to test and verify the performance of the method on taken full advantage of thermal infrared imager to do sequential multiple frames of noise data collection. The algorithm was applied to actual blind pixel detection of uncooled IRFPA and the validity of the algorithm was proved by the experimental result.

Key words: multi-statistical characteristic abnormality; IRFPA; blind-pixel detection; principal component

0 引言

红外焦平面阵列作为红外成像系统的核心器件,具有广泛的应用和快速的发展^[1]。但是,由于存在制造过程、器件筛选等因素的限制,红外焦平面阵列一般会存在非均匀性以及盲元现象,严重影响了红外成像系统的性能^[2-3]。盲元是指红外焦平面探测器阵列中响应过高和过低的单元。按照盲元的信号输出特性划分,盲元分为死元和过热像元两种^[4-5]:死元的输出信号时序不变,表现为恒亮或恒暗;过热像元的输出信号超过固定门限值,并且时序上闪烁。可以看出,盲元是一种非线性和非均匀性较强的像元,对于很多应用需要对其进行检测,并进行相应的补偿处理,以改善焦平面的均匀性指标,提高成像性能。

文中首先对红外焦平面的时-空噪声类型和分布统计模型进行分析,将盲元看作符合模型统计分布特性的异常像素点,游离于多元正态分布超椭球之外。然后对模型进行主成分分解,将统计距离与等分线空间角作为异常像素检测的统计判据。最后采用文中方法对非制冷焦平面盲元进行了实际检测试验。

1 盲元的统计异常特性

对于红外焦平面阵列成像系统,其噪声可以划分为空域噪声 N_{spatial} 和时空噪声 N_{nth} 两类^[6]。空域噪声是焦平面阵列非均匀性校正的残余,一般具有空间上固定的特性,表现为序列图像中包含的固定噪声,在空间上符合正态分布,也称为固定图形噪声。时空噪声则与之相反,其主要来自于焦平面阵列的时域噪声,空间上符合多元独立正态统计分布,表现为一种时空随机分布的特性^[7]。

因此,以上述特性作为模型基础,对于每个焦平面阵列像元,时序噪声向量的概率密度分布可以表示为:

$$f(\mathbf{X}_i) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{S}_x|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})\mathbf{S}_x^{-1}(\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})^T\right\} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$ 表示探测器上第 i 个像元的时序噪声向量,其中 $i=1, 2, \dots, N$; n 为帧数; N 为探测器像元总数; \mathbf{S}_x 为协方差矩阵; $\boldsymbol{\mu}$ 为背景噪声均值

向量。 $\boldsymbol{\mu}$ 和 \mathbf{S}_x 利用数据集 $\{\mathbf{X}_i\}$ 进行极大似然估计得到:

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i$$

$$\mathbf{S}_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})^T$$

理论上,在帧坐标系中 \mathbf{X}_i 构成概率密度超椭球体(见图1),而盲元可以看作是不符合如公式(1)所示概率密度函数的异常像素点,游离于超椭球体之外。因此,可以根据这种异常特性构建检测异常判据,进而定位盲元。

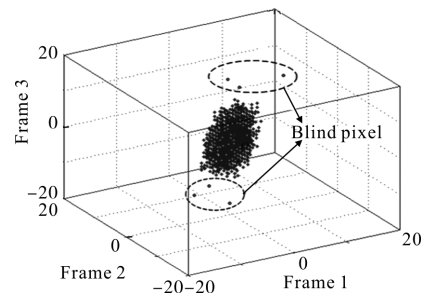


图1 时序噪声散点图

Fig.1 Scatter diagram of time sequence noise

2 统计判据的建立

2.1 统计距离

从几何上看主成分就是把变量 x_1, x_2, \dots, x_p 构成的坐标系,在一定约束条件之下进行旋转,产生的新坐标系代表了具有最大变异方向的新坐标轴,如图2所示。

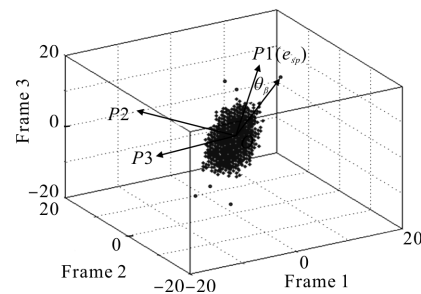


图2 时序噪声主成分方向示意图

Fig.2 Diagram of the principal component of time sequence noise

而从统计意义上表征主成分的特性,可以认为:如果 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$ 符合多元正态分布,主成分分解确定的即是该分布等概率密度椭球面的主轴。 \mathbf{X}_i

被限制在一定的概率密度椭球内, 而盲元由于其存在奇异性, 游离在椭球之外。那么可见, 盲元提取的关键在于建立等概率密度椭球面模型, 以及盲元时序向量与椭球面关系判别的度量。

对于公式(1)的时序噪声数据, 经过主成分变换后转化为:

$$f(\mathbf{Y}_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{S}_Y|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \mathbf{Y}_i \mathbf{S}_Y \mathbf{Y}_i^T\right\} \quad (2)$$

式中: \mathbf{Y}_i 为第 i 个像元的时序噪声向量在主成分坐标系中的投影; \mathbf{S}_Y 为在主成分坐标系中时序噪声向量的协方差矩阵。

并且:

$$\mathbf{Y}_i \mathbf{S}_i^{-1} \mathbf{Y}_i^T = \sum_{j=1}^n \frac{\mathbf{Y}_i^2(j)}{\lambda_j} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{Y}_i^2(j)$ 为第 i 个像元响应在主成分坐标系中第 j 个主成份轴上的投影; λ_j 为第 j 个主成分的方差。

$f(\mathbf{Y})=C$ (C 为恒量) 时, $\mathbf{Y} \mathbf{S}_i^{-1} \mathbf{Y}^T = D_i^2$, 此时由 \mathbf{Y} 构成等概率超椭球面。令 $D_i^2 = \mathbf{Y}_i \mathbf{S}_i^{-1} \mathbf{Y}_i^T$, 称为第 i 个像素的统计距离, 可以通过 $D_i^2 > D_T^2$ (D_T^2 为阈值) 判断第 i 个像素点的时序噪声向量与椭球面的关系, 即判断该像素点是否为盲元^[8]。

决定盲元检测正确与否的关键因素是 D_T^2 , D_T^2 的选择应具有一定的依据, 其依据主要是以盲元概率作为限制进而确定 D_T^2 , 即满足 $P(D^2 > D_T^2) \leq k$ 中等号成立条件时的 D_T^2 作为盲元检测阈值, 其中 k 为常数, 由生产厂商确定。但是, 由于制造工艺的限制, 厂商所提供的 k 值通常不精确, 并且也可能由于器件长期使用而使盲元进一步增多, 因而应该根据实测数据来自适应地确定 D_T^2 。 D_T^2 的自适应确定方法为: 在理想情况下, 多元正态分布的各主成分的偏度应该为零, 而盲元作为异常点, 干扰了这种统计特性, 使得偏度在零值附近变化, 因此可以根据各主成分 g_i ($i=1, 2, \dots, n$) 的偏度限制对 D_T^2 进行自适应确定。具体方法为:

(1) 对时序噪声数据 $\{X_i\}$ 进行主成分分解, 令初始 $D_T^2 = D_0^2$, 变化步长为 l , 偏度阈值为 ζ ;

(2) 计算 $D_i^2 \leq D_T^2$ 条件下各主成分剩余像素值的偏度 g_i , 如果 $g_i \leq \zeta$ 对所有 j 都成立, 转入(4), 否则转入(3);

(3) 令 $D_T^2 = D_T^2 - l$, 转入(2);

(4) 统计距离门限为 D_T^2 , $D_i^2 > D_T^2$ 的像素判别为盲元。

2.2 等分线空间角 θ_i

盲元表现为两种类型, 即死元和过热像元。统计距离从盲元信号的强度上考虑, 能够提取出这两种类型的盲元。但是, 两类盲元存在着特性差异, 往往需要采用不同的剔除、补偿等后处理方式, 因此在盲元检测过程中需要对二者进行分类。

空域噪声表现为序列图像中的固定图形, 存在时间不变性, 在如图 2 所示的帧坐标系中可以表示为多维空间等分线方向的投影, 这个方向的单位向量表示为 $\mathbf{e}_{sp} = \frac{1}{\sqrt{n}} [1, 1, \dots, 1]^T$ (n 为帧数)。该方向上的信号值去除了时域噪声影响, 唯一表征了空间噪声成分, 并且由于在多数情况下空域噪声方差大于时域噪声方差, 因此这个方向数据具有最大的差异性, 与最大主成分方向一致。

由于向量 \mathbf{e}_{sp} 具有已知不变性, 符合作为分类判据的原则, 因此可以通过如图 2 所示的像素值多维向量与等分线间的等分线空间角的余弦判断盲元的类别, 如下:

(1) $D_i^2 > D_T^2$ 且 $\cos\theta_i > 0$, 判断为过热像元。

(2) $D_i^2 > D_T^2$ 且 $\cos\theta_i < 0$, 判断为死像元。

3 盲元检测实验

为了验证方法的正确性, 利用红外热像仪(焦平面为 320×240 阵列)对恒温黑体进行了实测数据采集以及对数据进行了盲元检测处理。采集帧数 $n=20$, 实验中由于恒温黑体无法完全覆盖焦平面, 因此选取焦平面中心 200×200 区域图像数据作为数据源。利用第 i 像素的统计距离 D_i^2 与等分线空间角余弦 $\cos(\theta_i)$ 在二维空间形成点 $(D_i^2, \cos(\theta_i))$, 如图 3 所示。给定 $D_0^2=70$, 粒度为 $l=1$, 偏度阈值门限为 $\zeta=0.05$, 则

得到统计距离阈值结果 $D_7^2=25$, 可见虚线右方的方框点表示过热像元, 其在图像中的定位结果如图4所示, 而圆圈点表示死像元, 其定位结果如图5所示。

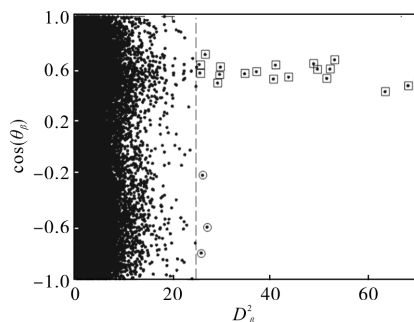


图3 以像素 D_β^2 与 $\cos(\theta_\beta)$ 为特征坐标的散点图

Fig.3 Scatter diagram with characterisitc of the pixel D_β^2 and $\cos(\theta_\beta)$

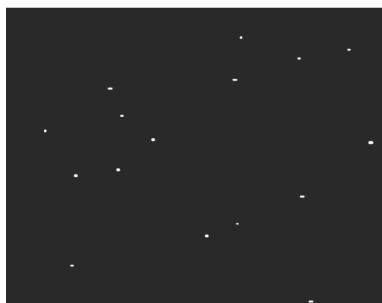


图4 过热像元检测结果

Fig.4 Testing results of the overheating pixels



图5 死像元检测结果

Fig.5 Testing results of the bad pixels

4 结论

文中首先建立红外焦平面阵列的时序噪声模型, 将盲元看作是不符合模型统计分布特性的异常像素点。在对模型进行主成分分解的基础上, 建立了基于像素统计距离与等分线空间角二维特征

组合的异常像素检测判据。将该算法应用于实际非制冷红外焦平面的盲元检测, 实验结果证明了该算法的有效性。

参考文献:

- [1] Xing Suxia, Zhang Junju, Chang Benkang, et al. Recent development and status of uncooled IR thermal imaging technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2004, 33 (5): 441-444. (in Chinese)
邢素霞, 张俊举, 常本康, 等. 非制冷红外热成像技术的发展与现状[J]. 红外与激光工程, 2004, 33(5): 441-444.
- [2] Li Xu, Yang Hu. Application of a nonuniformity correction algorithm for IRFPAs based on two points [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, 37(s2): 608-610. (in Chinese)
李旭, 杨虎. 基于两点的红外图像非均匀性校正算法应用[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(s2): 608-610.
- [3] Zhang Ke, Zhao Guifang, Cui Ruiqing, et al. Method of improving bad pixel detection precision of IRFPA [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2007, 36 (4): 453-456. (in Chinese)
张科, 赵桂芳, 崔瑞青, 等. 一种提高红外焦平面阵列盲元检测精度的方法[J]. 红外与激光工程, 2007, 36(4): 453-456.
- [4] Zhou Huixin, Yin Shimin, Liu Shangqian, et al. Algorithm of blind pixels auto-searching and compensation for IRFPA [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, 33 (5): 598-600. (in Chinese)
周慧鑫, 殷世民, 刘上乾, 等. 红外焦平面器件盲元检测及补偿算法[J]. 光子学报, 2004, 33(5): 598-600.
- [5] Lai Rui, Liu Shangqian, Zhou Huixin, et al. Blind-pixel detection for infrared focal plane arrays [J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2005, 26(3):199-201. (in Chinese)
- [6] D'Agostino J A, Webb C M. Three-dimensional analysis framework and measurement methodology for imaging system noise[C]//SPIE, 1991, 1488: 110-121.
- [7] Lopez-Alonso J M, Alda J, Bernabeu E. Principal-component characterization of noise for infrared images[J]. *Applied Optics*, 2002, 41(2): 320-331.
- [8] Lopez-Alonso J M, Alda J. Bad pixel identification by means of principal components analysis [J]. *Optical Engineering*, 2002, 41(9): 2152-2157.