

改进的神经网络非均匀校正算法的研究与实现

段程鹏 刘 伟 谢庆胜 冷寒冰 易 波 陈耀宏

中国科学院西安光学精密机械研究所, 陕西 西安 710119

摘要 为了实现红外图像的非均匀校正,目前通常采用神经网络法完成红外图像的自适应非均匀校正,此方法能够自动完成校正系数的更新,但算法复杂,校后输出图像对比度不高,出现重影和图像模糊的现象。采用改进的神经网络非均匀校正方法,利用高低温黑体求得校正系数初始值,且对算法迭代过程输出期望值的计算做了改进。测试结果表明,该方法简单实用,具有较好的非均匀校正效果。

关键词 图像处理;神经网络法;非均匀校正;最陡下降法;高低温黑体

中图分类号 TN215 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0710001

Research and Implementation of Improved Neural Network Non-Uniformity Correction Algorithm

Duan Chengpeng Liu Wei Xie Qingsheng Leng Hanbing Yi Bo Chen Yaohong
Xi'an Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an, Shaanxi 710119, China

Abstract In order to implement non-uniformity correction of infrared image, the neural network algorithm is commonly used to complete adaptive non-uniformity correction of infrared image at present, this method can update the correction factor automatically, but the algorithm is complex, and the correction output image contrast is low, the ghosting and image blurring appears. An improved neural network non-uniformity correction method is presented, the initial value of calibration coefficients are obtained by the use of high and low temperature blackbody, and the calculation of the output expect value in the iterative process is improved. The test results show that the method is simple and practical, and has a good non-uniform correction effect.

Key words image processing; neural network; non-uniformity correction; steepest descent method; high and low temperature blackbody

OCIS codes 100.2000; 100.2550; 040.1240; 140.3070

1 引 言

随着传感器技术的快速发展,红外焦平面探测器在航空侦查、消防及工业测温等领域得到广泛的应用,它具有结构简单、工作性能稳定可靠、灵敏度高及噪声等效温差小等优点,受限于探测器材料和生产工艺水平,红外焦平面探测器输出原始图像具有很大的非均匀性,为了满足后续图像处理要求,必须对原始图像进行非均匀校正(NUC)^[1-2]。

为了实现红外图像的非均匀校正处理,且能够避免环境温度漂移影响,基于场景的自适应非均匀校正方法被广泛采用,此类方法根据场景信息的改变自动更新校正系数,得到较理想的校后输出图像。神经网络法作为典型的自适应非均匀校正方法,在给定校正系数初始值条件下,利用最陡下降法对校正系数进行反复迭代,最终达到收敛,但很难选取合适的校正系数初始值,从而导致收敛所需时间较长;且传统神经网络法通常对待测点的邻域平均值作为期望输出值,由此导致校后输出图像对比度不高,图像边缘模糊,不能得到很好的非均匀校正效果^[3-5]。

针对传统的神经网络非均匀校正算法存在的各种问题,本文提出一种改进的神经网络非均匀校正算

收稿日期: 2015-02-05; 收到修改稿日期: 2015-03-26

作者简介: 段程鹏(1987-),男,硕士,助理工程师,主要从事红外探测器方面的研究。E-mail: duanchengpeng@opt.ac.cn

法,首先采集高低温黑体图像,根据采集图像求出校正增益和偏移系数,并将其作为改进的神经网络法校正系数初始值;将输出响应的邻域加权平均值作为迭代算法的期望输出值。测试结果表明,改进算法校后输出图像具有较高对比度,且图像边缘清晰,算法收敛所需时间较短,能够得到较理想的校后输出图像。

2 传统的神经网络非均匀校正算法

非均匀性用来表征探测器各有效像元响应度的一致性,非均匀性计算有多种方法,目前国内外通常采用如下表达式计算非均匀性:

$$I_{nuc} = \frac{1}{V_{avg}} \sqrt{\frac{1}{M \times N - (d+h)} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (V_{ij} - V_{avg})^2} \times 100\%, \quad (1)$$

式中 M 和 N 分别表示探测器阵列的行数和列数, d 和 h 表示死像元和过热像元数, $V_{avg} = \frac{1}{M \times N - (d+h)} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N V_{ij}$ 表示焦平面阵列所有有效像元输出灰度的均值。

神经网络算法结构主要包含输入层、NUC层、隐含层和输出层。利用误差反向传播的多层前向网络对输入原始图像进行迭代运算,从而得到较为理想的校后输出图像。传统神经网络非均匀校正算法流程图如图1所示。

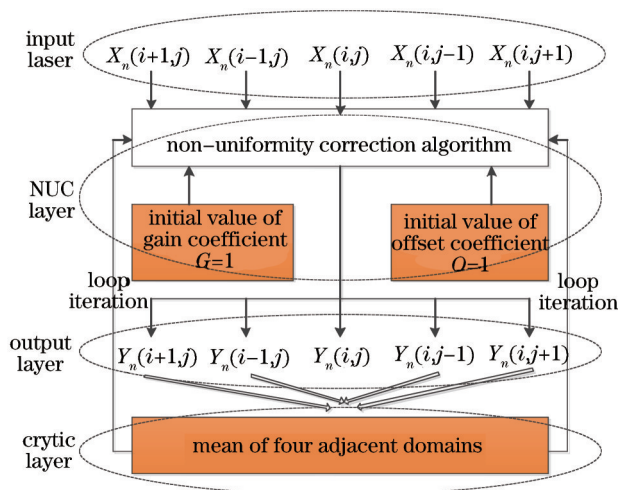


图1 传统的神经网络非均匀校正算法流程图

Fig.1 Flow chart of traditional neural network non-uniformity correction algorithm

图1输入层即为探测器输出的原始图像,用 $X_n(i,j)$ 表示, i 和 j 分别为校前原始图像的 row 数和列数^[6-8]。

NUC层根据当前的校正增益和偏移系数,对当前层输入图像进行非均匀校正,具体表达式为

$$Y_n(i,j) = G_n(i,j) \cdot X_n(i,j) + O_n(i,j), \quad (2)$$

式中 $G_n(i,j)$ 和 $O_n(i,j)$ 分别为当前帧所对应的校正增益和偏移系数, $Y_n(i,j)$ 即为当前帧输出校后图像。

隐含层用来求得迭代过程中所需的期望输出值,通常取待测像素点的四邻域灰度平均值作为该像素点的期望输出值,对应具体表达式为

$$f_n(i,j) = \frac{1}{4} [X_n(i-1,j) + X_n(i+1,j) + X_n(i,j-1) + X_n(i,j+1)]. \quad (3)$$

假定当前帧期望输出值与实际输出值之差为误差信号 $E_n(i,j)$, 其表达式为

$$E_n(i,j) = [Y_n(i,j) - f_n(i,j)]^2. \quad (4)$$

利用最陡下降法原理, $E_n(i,j)$ 分别对 $G_n(i,j)$ 和 $O_n(i,j)$ 求导数,可得:

$$\begin{cases} G_{n+1}(i,j) = G_n(i,j) - 2\eta_1 X_n(i,j) [Y_n(i,j) - f_n(i,j)] \\ O_{n+1}(i,j) = O_n(i,j) - 2\eta_2 [Y_n(i,j) - f_n(i,j)] \end{cases}, \quad (5)$$

式中 η_1 和 η_2 分别为 $G_n(i,j)$ 和 $O_n(i,j)$ 的迭代步长,通过计算可知,迭代步长的不同取值会影响算法的收敛速度。

通常选取 $G=1$, $O=0$ 作为校正增益和偏移系数初始值,根据设定的阈值对(5)式进行循环迭代运算,直

到收敛,便可得到最终的校后输出图像。

3 改进的神经网络非均匀校正算法

理论分析表明,由于探测器不同像元响应的非均匀性,每一个像元输出图像需要不同的非均匀校正系数,当选取 $G=1, O=0$ 作为校正系数初始值条件下,经过(5)式迭代运算需要经过较长时间才能收敛。根据(3)式可知,待测像素点的期望输出值会逐渐趋近其邻域点的灰度值,导致输出校后图像出现重影、边缘模糊等问题。鉴于传统神经网络法存在的问题,提出改进的神经网络非均匀校正算法,其算法流程图如图2所示。

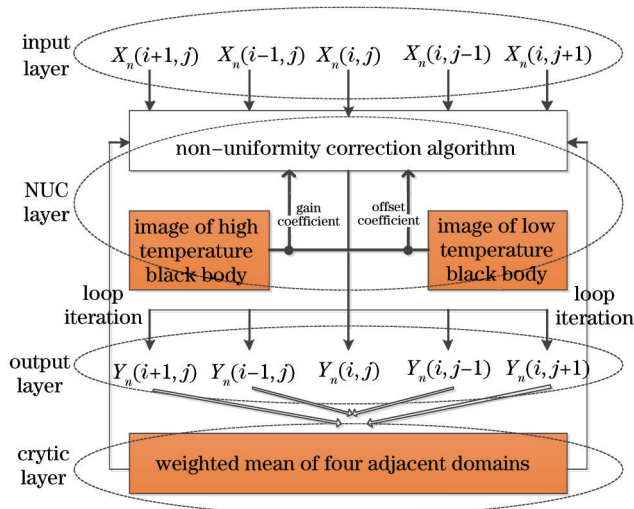


图2 改进的神经网络非均匀校正算法流程图

Fig.2 Flow chart of improved neural network non-uniformity correction algorithm

3.1 校正系数初始值的改进

为了加快神经网络法的迭代收敛速度,首先对高温黑体和低温黑体图像进行采样,其响应输出分别用 $x(T_H)$ 和 $x(T_L)$ 表示,并分别求出其输出响应平均值 $\bar{x}(T_H)$ 和 $\bar{x}(T_L)$,根据非均匀校正计算公式可得:

$$\begin{cases} \bar{x}(T_H) = G \cdot x(T_H) + O \\ \bar{x}(T_L) = G \cdot x(T_L) + O \end{cases} \quad (6)$$

根据(6)式,可得:

$$\begin{cases} G = \frac{\bar{x}(T_H) - \bar{x}(T_L)}{x(T_H) - x(T_L)} \\ O = \frac{\bar{x}(T_L) \cdot x(T_H) - \bar{x}(T_H) \cdot x(T_L)}{x(T_H) - x(T_L)} \end{cases} \quad (7)$$

根据(7)式能够求得增益系数和偏移系数,并将其作为改进的神经网络非均匀校正算法系数初始值,该初始值能够较准确地反映探测器所有阵列元的非均匀性,因而能够加快迭代算法的收敛速度。

3.2 待测像素点期望值的改进

由(3)式可知,传统的神经网络法采用4邻域灰度平均值作为输出期望值,根据理论分析可知,随着迭代次数的增加,输出目标图像灰度值会逐渐趋近背景灰度值,从而导致输出图像对比度不高,图像边缘模糊等问题。

为了克服传统神经网络法期望值计算带来的问题,采用邻域加权平均法求出待测点的输出期望值,即与待测光敏元灰度差值较大的点取较小的权值,与待测光敏元灰度差值较小的点取较大的权值,具体表达式为

$$\begin{cases} \omega_1 = 1/\{ \text{fabs}[Y_n(i-1, j) - Y_n(i, j)] \times 65535 + 1 \} \\ \omega_2 = 1/\{ \text{fabs}[Y_n(i+1, j) - Y_n(i, j)] \times 65535 + 1 \} \\ \omega_3 = 1/\{ \text{fabs}[Y_n(i, j-1) - Y_n(i, j)] \times 65535 + 1 \} \\ \omega_4 = 1/\{ \text{fabs}[Y_n(i, j+1) - Y_n(i, j)] \times 65535 + 1 \} \end{cases} \quad (8)$$

令 $\omega_5 = \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4$, 可得改进算法的期望值表达式为

$$f_n(i,j) = \frac{1}{\omega_5} [\omega_1 \cdot Y_n(i-1,j) + \omega_2 \cdot Y_n(i+1,j) + \omega_3 \cdot Y_n(i,j-1) + \omega_4 \cdot Y_n(i,j+1)]. \quad (9)$$

将(9)式作为输出期望值表达式,能够提高输出图像对比度,消除图像边缘模糊问题。

4 算法仿真及精度分析

为了求得所需的改进神经网络算法的校正系数初始值,将红外相机对准黑体,分别采集得到高低温黑体图像,将得到的图像数据分别导入 Matlab 工具软件,得到仿真图形如图 3 所示。

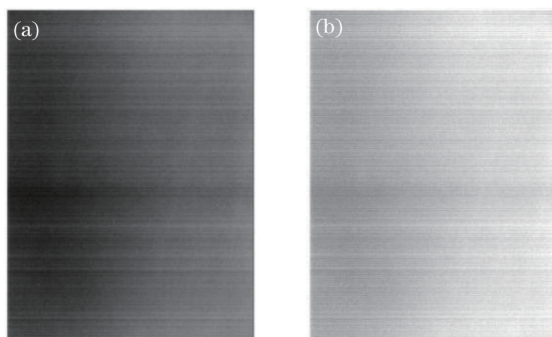


图 3 仿真图像。(a) 低温黑体图像; (b) 高温黑体图像

Fig.3 Simulation images. (a) Blackbody image in low temperature; (b) blackbody image in high temperature

根据采集得到的高低温黑体图像数据,求出探测器所有像元的高低温输出响应 $x(T_H)$ 和 $x(T_L)$,并求出探测器所有阵列元高低温输出响应均值 $\bar{x}(T_H)$ 和 $\bar{x}(T_L)$,从而根据(7)式求得探测器各像元的校正系数 G 和 O ,并将其作为改进的神经网络算法的迭代初始值。

由于采用的红外相机输出图像为 16 位灰度级,经过计算选取 $\eta_1 = 6e - 11$, $\eta_2 = e - 2$,根据(5)式对非均匀校正增益系数和偏移系数进行迭代运算,从而得到校后输出图像,将目标校前图像与校后图像分别按照视频帧的格式顺序导入 Matlab 工具软件,并与运用传统神经网络法校后输出图像进行对比显示,具体运算迭代过程如图 4~6 所示。

视频图像播放至第 20 帧,所得仿真图像如图 4 所示。

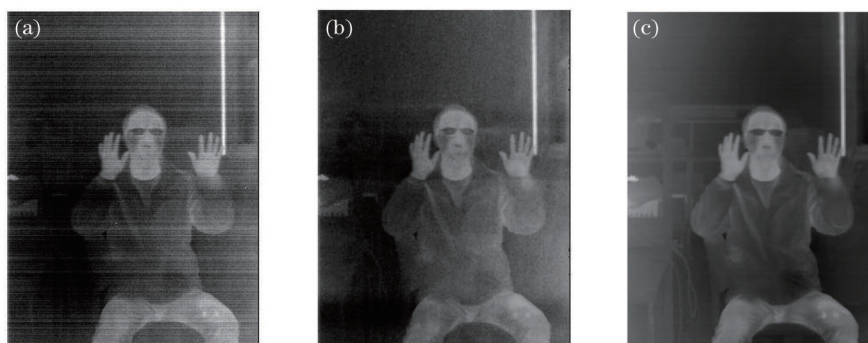


图 4 第 20 帧图像采用不同方法的校正效果。(a) 原始图像; (b) 传统的神经网络法; (c) 改进的神经网络法

Fig.4 Correction results with different methods for frame 20. (a) Original image; (b) traditional neural network algorithm; (c) improved neural network algorithm

视频图像播放至第 40 帧,所得仿真图像如图 5 所示。视频图像播放至第 60 帧,所得仿真图像如图 6 所示。

由图 4~6 所示迭代过程能够看出,相比于传统的神经网络法,改进的神经网络法迭代过程能够较快地达到收敛,并且得到清晰的校后输出图像。

图 7 为局部放大图像,传统神经网络法得到的校后输出图像对比度不高,且存在图像边缘模糊等问题;改进的神经网络法校后输出图像具有较高的对比度,图像边缘清晰。

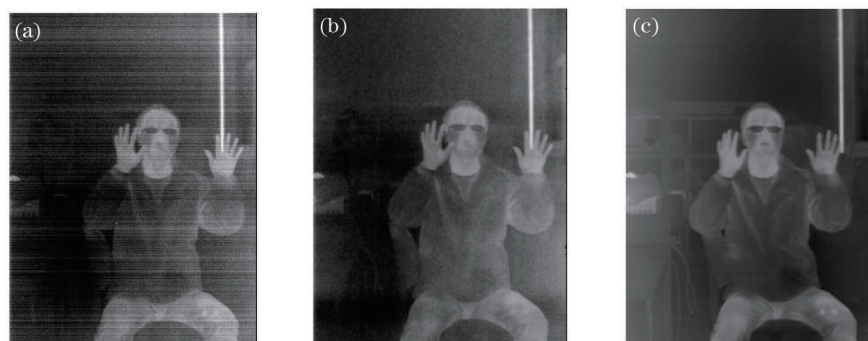


图5 第40帧图像校正效果比较。(a)原始图像;(b)传统的神经网络法;(c)改进的神经网络法

Fig.5 Correction results with different methods for frame 40. (a) Original image; (b) traditional neural network algorithm; (c) improved neural network algorithm

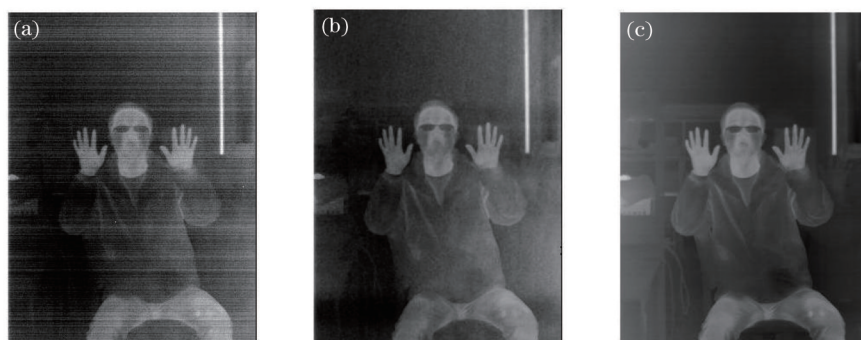


图6 第60帧图像校正效果比较。(a)原始图像;(b)传统的神经网络法;(c)改进的神经网络法

Fig.6 Correction results with different methods for frame 60. (a) Original image; (b) traditional neural network algorithm; (c) improved neural network algorithm



图7 目标局部放大图。(a)原始图像;(b)传统的神经网络法;(c)改进的神经网络法

Fig.7 Local amplifying image for the object. (a) Original image; (b) traditional neural network algorithm; (c) improved neural network algorithm

根据(1)式分别计算目标校前图像及校后图像的非均匀性,可得 I_{nuc} 指标如表1所示。

由表1可知,相比于传统的神经网络法,改进的神经网络非均匀校正算法具有较明显的优势,且随着播放帧数的增加,改进的神经网络非均匀校正算法逐渐收敛,校后图像具有较好的均匀性;传统的神经网络法经过多帧视频的播放后,校正算法才能达到收敛,且校后图像具有较差的均匀性。

经过多次对传统的神经网络法和改进的神经网络法收敛所需时间进行测量后,传统的神经网络迭代算法经过20s仍然不能达到收敛,改进的神经网络迭代算法收敛所需时间小于15s。

由(5)式能够看出,校正系数迭代步长 η_1 和 η_2 的不同取值会影响神经网络非均匀校正算法的收敛速度,图8反映传统算法与改进算法的迭代步长和收敛速度的关系。

表 1 目标校前图像及校后图像的非均匀性

Table 1 Non-uniformity of original object image and corrected object image

Number of playing frame	I_{Nuc} of pre-correction object	I_{Nuc} of traditional neural network algorithm	I_{Nuc} of improved neural network algorithm
The 20th frame	8.17%	7.73%	6.88%
The 40th frame	8.29%	7.34%	6.37%
The 60th frame	8.06%	7.18%	5.95%
The 80th frame	8.32%	6.85%	5.45%
The 100th frame	8.06%	6.56%	5.06%
The 120th frame	8.24%	6.15%	4.55%
The 140th frame	8.01%	5.86%	4.03%
The 160th frame	8.22%	5.43%	3.46%
The 180th frame	8.03%	5.12%	2.96%
The 200th frame	8.20%	4.69%	2.46%
The 220th frame	8.18%	4.39%	2.45%
The 240th frame	8.08%	4.29%	2.44%
The 260th frame	8.12%	4.23%	2.45%
The 280th frame	8.06%	4.20%	2.43%
The 300th frame	8.10%	4.21%	2.44%

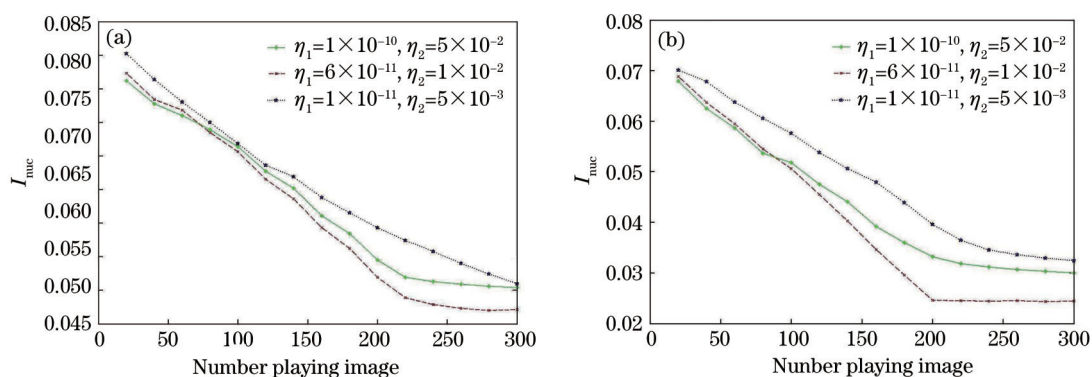


图 8 迭代步长与收敛速度关系。(a) 传统神经网络法; (b) 改进的神经网络法

Fig.8 Relation of iteration steps and convergence speed. (a) Traditional neural network algorithm; (b) improved neural network algorithm

由图 8 可知,神经网络算法的非均匀校正系数迭代步长越大,迭代收敛速度越快,但步长超过特定上限后,收敛速度反而变慢,且改进的神经网络法相比传统的神经网络法具有更快的收敛速度,校后图像具有更小的非均匀性。因此为了得到合适的收敛速度和较好的图像一致性,需要选用合适的迭代步长。

5 结 论

介绍了传统的神经网络非均匀校正算法,对算法本身的缺点进行了分析,并在此基础上提出了改进的神经网络非均匀校正算法,经过实验及仿真验证,可知改进算法能够克服传统算法存在的校后图像对比度不高及图像边缘模糊等问题,且能够加快算法的收敛速度,能够得到理想的校后输出图像。

参 考 文 献

- 1 Xiu Jihong, Huang Pu, Li Jun. Non-uniformity correction of large array CCD aerial camera imaging [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33 (7): 0711003.
修吉宏, 黄 浦, 李 军. 大面阵彩色 CCD 航测相机成像非均匀性校正[J]. 光学学报, 2013, 33(7): 0711003.
- 2 Yildirim O O, Akin T. A dynamic resistance nonuniformity compensation circuit for uncooled microbolometer detector arrays[C]. Defense and Security Symposium. International Society for Optics and Photonics, 2006: 62061T.
- 3 Liu Hui, Zhu Mingchao, Wu Zepeng, et al.. Adaptive non-uniformity correction method for infrared focal plane array[J]. Infrared

and Laser Engineering, 2014, 43(5): 1364-1369.

刘 慧, 朱明超, 吴泽鹏, 等. 红外焦平面阵列非均匀性自适应校正方法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(5): 1364-1369.

4 Leng Hanbing, Xie Qingsheng, Liu Wei, *et al.*. Adaptive IRFPA non-uniformity correction based on bayesian estimation[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 0910001.

冷寒冰, 谢庆胜, 刘 伟, 等. 基于贝叶斯估计的IRFPA自适应非均匀性校正[J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0910001.

5 Tanaka Y, Tanaka A, Iida K, *et al.*. Performance of 320×240 uncooled bolometer-type infrared focal plane arrays[C]. Aero Sense 2003. International Society for Optics and Photonics, 2003: 414-424.

6 Su Yulu, Su Junbo, Liu Chuanming, *et al.*. Non-uniformity correction method based on the scene of domestic infrared detector[J]. Infrared Technology, 2014, 36(8): 624-627.

粟宇路, 苏俊波, 刘传明, 等. 基于场景的国产红外探测器非均匀性校正方法[J]. 红外技术, 2014, 36(8): 624-627.

7 Shi Yan, Zhang Tianxu, Wang Yuehuan, *et al.*. The two non-uniformity correction method analysis FPGA implementation of infrared focal plane[J]. Infrared and Laser, 2005, 35(2): 100-103.

石 岩, 张天序, 王岳环, 等. 红外焦平面非均匀性两点校正法分析及FPGA实现[J]. 激光与红外, 2005, 35(2): 100-103.

8 Xu Honglie, Chen Qian, Sui Xiubao, *et al.*. Complex non-uniformity correction based monotonous scene motion [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(9): 3168-3172.

许轰烈, 陈 钱, 隋修宝, 等. 基于单调场景运动的复杂非均匀性校正[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(9): 3168-3172.

栏目编辑: 苏 岑