

## 前景重配准的改进帧间误差最小化非均匀性校正算法

季尔优, 顾国华, 柏连发, 陈 钱, 钱惟贤

(南京理工大学 电光学院 光电技术系, 江苏 南京 210094)

**摘 要:** 由于基于帧间配准误差最小化的非均匀性校正算法(IRLMS)在对红外图像非均匀性的校正过程中,对于存在运动前景的场景缺乏对运动前景位移的准确估计,和配准精度较低时校正参数不能自适应地控制其更新速率,产生鬼影现象。为了解决这一问题,提出了一种改进的帧间误差最小化非均匀性校正方法。该方法使用 LK 光流对场景中的运动前景进行重新配准,估计出运动位移,修正误差图像,以克服前景运动产生的鬼影现象;同时通过估计出相邻帧图像之间去除非均匀性后的相位相关矩阵的峰值,以其峰值自适应地修正参数更新的速率,以克服在配准精度较低时校正参数更新过快造成的影响。实验结果表明:该方法能够克服前景运动和配准精度较低时产生的鬼影现象,有效地提高了 IRLMS 算法的实用性。

**关键词:** 非均匀性校正; 红外焦平面阵列; 前景重配准; 固定图案噪声

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)05-1672-07

## Improved interframe registration based least-mean-square-error non-uniformity correction algorithm by foreground re-registration

Ji Eryou, Gu Guohua, Bai Lianfa, Chen Qian, Qian Weixian

(Dep of Optoelectronic Technology, Electro-optic College, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** In the process of non-uniformity correction for the infrared images using the interframe registration based least-mean-square-error non-uniformity correction algorithm (IRLMS), the accurate estimation for the displacement of the moving foreground was lacked in the scenes where moving foreground exists and the the rate of calibration parameter can not be adaptively updated in control when the registration accuracy is low, thus ghosting would be produced. To solve this problem, an improved interframe registration based least-mean-square-error non-uniformity correction algorithm was presented in this paper. LK optical flow was used to re-registrate the moving foreground, estimating the motion displacement and correcting the error image, to overcome the ghosting caused by the moving foreground. Meanwhile, the peak of the phase correlation matrix of the images which has eliminated the non-uniformity can be estimated, and the peak can be used to correct the updating rate of parameters

收稿日期: 2013-09-13; 修订日期: 2013-10-20

基金项目: 国家自然科学基金(61101199); 江苏省自然科学基金(BK201199);

南京理工大学自主科研重大研究计划(20112DJH22)

作者简介: 季尔优(1984-), 男, 博士生, 主要从事红外图像处理方面的研究。Email: [jieryou@163.com](mailto:jieryou@163.com)

导师简介: 顾国华(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事光电信息探测与图像处理方面的研究。Email: [gghnjust@163.com](mailto:gghnjust@163.com)

adaptively, to overcome the impact causing by the overquick updating rate of the calibration parameter. As is shown in the experimental results, this method can suppress the ghosting phenomenon in the case that the foreground is moving and the registration accuracy is low, and improve the practicability of the IRLMS algorithm effectively.

**Key words:** non-uniformity correction; infrared focal plane arrays; foreground re-registration; fixed pattern noise

## 0 引言

随着科学技术的发展,红外成像技术已经成为当今世界发达国家大力发展的军民两用的新兴技术之一。由于西方发达国家对我国高技术的封锁,加上我国红外成像研究起步较晚,基础理论研究和材料工艺比较落后,所以目前国产的红外焦平面阵列探测器和红外成像系统整机的性能与发达国家相比还有一定差距。红外探测器的非均匀性是限制其性能与应用的首要因素,受材料和工艺水平等因素的限制,红外焦平面阵列(IRFPA)的每个像元的响应不完全一致,并且受探测器读出电路和读出电路与探测器耦合因素的影响,在图像上表现为固定图像噪声(FPN),即非均匀性<sup>[1]</sup>。同时红外探测器非均匀性的时间稳定性不佳,会随着工作时间的增加与外界环境的改变而缓慢漂移,严重影响图像的空间分辨率与温度灵敏度。IRFPA的非均匀性校正算法分为基于定标的非均匀性校正技术和基于场景的非均匀性校正技术<sup>[1-2]</sup>两种。前者需要对系统进行周期性的重复定标以消除参数漂移的影响,这就增加了系统的复杂性,降低了系统的可靠性和响应速度。后者能够实时更新红外成像系统非均匀性校正参数,且具有自适应校正的优点,为国内外非均匀性研究的热点<sup>[3]</sup>。

基于场景校正的非均匀性校正算法主要分为两大类。一类是基于统计的方法,这类技术通常对于焦平面每个像元接收到的辐射量作一些时间上或者空间上的统计假设,在此假设的基础上不断修正校正参数,校正焦平面的非均匀性。其中最具代表性的技术有时域高通法<sup>[4]</sup>,统计恒定法<sup>[3]</sup>,神经网络法<sup>[5-7]</sup>及其相应的扩展形式。该类算法一般要求目标场景与IRFPA器件相对运动以使IRFPA器件中所有探测单元在一段时间内所接收到的目标场景辐射的满足一定的统计假设。然而,由于图像场景的多样性,该假

设不一定能够得到满足,因此这类校正算法经常伴随较为严重的鬼影问题。另一类是基于配准的方法<sup>[8]</sup>,这类技术通常认为,在较短的时间间隔内,若观察场景中相同的位置时,每个像元的响应也应该是相同的,因此这类技术需要准确的估计帧与帧之间的移动。其中比较有代表性的技术有全景图积累法<sup>[9]</sup>,代数校正法<sup>[10]</sup>等。但是这类算法由于其要求限制较多,计算量与存储量较大,且校正误差易逐级累计传播,所以较难达到实用。左等人<sup>[11]</sup>提出了基于帧间配准误差最小化的非均匀性校正算法(IRLMS),此方法通过构造帧间误差函数,利用最小均方误差方法(LMS)<sup>[12]</sup>,求取参数更新的最陡下降路径,完成非均匀性校正参数的更新,能够有效地克服基于配准的方法存在的计算量与存储量大,校正误差逐级累计的问题。但是IRLMS方法也存在着一些不足,该方法无法克服场景中前景运动带来的影响,同时当相邻帧图像的配准精度较低时,也会影响校正参数的更新,因此当这两种情况出现时会伴有鬼影现象。

在分析了红外焦平面阵列的非均匀性模型和IRLMS算法的基础上,针对场景中存前景运动时和配准精度较低时产生的鬼影现象,通过LK光流<sup>[13]</sup>对前景的位移进行重新估计后,修正配准后的图像,解决前景运动造成的鬼影问题;通过估计出相关矩阵中场景图像位移处的峰值强度,根据强度值自适应的修正校正参数的更新速率,解决配准精度较低产生的鬼影问题,该方法有效地克服了IRLMS算法在实际应用中存在的鬼影现象。

## 1 红外焦平面阵列的非均匀性模型

假设红外焦平面阵列工作在线性工作区,则探测器的输入与输出应当满足线性关系,那么焦平面第(i,j)个像元的读出信号可以表示为:

$$Y_n(i, j) = g_n(i, j) \cdot X_n(i, j) + o_n(i, j) \quad (1)$$

式中： $g_n(i, j)$ 、 $o_n(i, j)$ 分别为第  $n$  帧时，焦平面第  $(i, j)$  个像元的增益与偏置； $X_n(i, j)$ 为焦平面第  $(i, j)$  个像元接收到的辐照度。通过读出信号  $Y_n(i, j)$ 估计出  $X_n(i, j)$ 即可完成对焦平面阵列的非均匀性校正，即：

$$X_n(i, j) = w_n(i, j) \cdot Y_n(i, j) + b_n(i, j) \quad (2)$$

其中， $w_n(i, j) = \frac{1}{g_n(i, j)}$ ， $b_n(i, j) = \frac{o_n(i, j)}{g_n(i, j)}$ 。

## 2 非均匀性校正

### 2.1 IRLMS 校正方法

若相邻两帧图像之间满足亮度恒定假设，即沿着运动轨迹上的像素入射辐射保持不变。因此对于入射辐射应当满足：

$$X_n(i, j) = X_{n-1}(i - d_n(i), j - d_n(j)) \quad (3)$$

式中： $d_n(i)$ 与  $d_n(j)$ 分别为第  $n$  帧相对于第  $n-1$  帧的水平与垂直位移。相邻两帧之间的位移可通过相位配准法进行估计得到：

$$(d_n(i), d_n(j)) = \underset{i, j}{\operatorname{argmax}} \operatorname{Re} \left\{ \vartheta^{-1} \frac{\bar{Y}_n(u, v) \cdot \bar{Y}_{n-1}^*(u, v)}{|\bar{Y}_n(u, v) \cdot \bar{Y}_{n-1}^*(u, v)|} \right\} \quad (4)$$

式中： $\bar{Y}_n(u, v)$ 为  $Y_n(i, j)$ 的傅里叶变换； $\bar{Y}_{n-1}^*(u, v)$ 为  $\bar{Y}_{n-1}(u, v)$ 的复共轭运算。

相邻两帧估计值之间的误差函数为：

$$e_n(i, j) = \hat{X}_{n-1}(i - d_n(i), j - d_n(j)) - \hat{X}_n(i, j) = T_n(i, j) - (w_n(i, j) \cdot Y_n(i, j) + b_n(i, j)) \quad (5)$$

其中， $T_n(i, j) = \operatorname{FFT}^{-1}(\hat{X}_{n-1}(u, v) e^{-2\pi j(ud_i + vd_j)})$ 。

增益和偏置的校正参数的调整要以误差函数的均方误差  $J$  最小化为准则：

$$J(i, j) = \sum_n e_n(i, j)^2 = \sum_n (T_n(i, j) - (w_n(i, j) \cdot Y_n(i, j) + b_n(i, j)))^2 \quad (6)$$

由最陡梯度下降法得到：

$$\begin{cases} w_{n+1}(i, j) = \begin{cases} w_n(i, j) + \alpha \cdot e_n(i, j) \cdot Y_n(i, j) & \text{当}(i, j)\text{在重叠区域} \\ w_n(i, j) & \text{other} \end{cases} \\ b_{n+1}(i, j) = \begin{cases} b_n(i, j) + \alpha \cdot e_n(i, j) & \text{当}(i, j)\text{在重叠区域} \\ b_n(i, j) & \text{other} \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\alpha$ 为参数学习速率，左推荐  $\alpha$ 取 0.05，此时的 IRLMS 算法可以取得较为理想的收敛速度和稳定性。IRLMS 算法基于亮度恒定假设，解决了传统的基于统计的非均匀性校正算法在场景突变时产生的

鬼影问题；同时通过校正参数的迭代更新解决了基于配准的非均匀性校正算法计算量过大和配准误差累积问题。但当场景不满足亮度恒定假设时，IRLMS 算法会带来新的鬼影问题；同时由于公式(7)中参数更新速率恒定，不能根据配准精度自适应的调整更新速率，当配准精度较低时算法稳定度降低，也会产生鬼影现象。

### 2.2 运动误差修正

IRLMS 算法基于亮度恒定假设，要求相邻两帧之间的入射辐射满足公式(3)，这就要求图像之间不存在局部运动。在对存在前景运动的场景进行校正时，由于前景运动区域的第  $n$  帧和第  $n-1$  帧的水平与垂直位移  $d_n'(i)$ 和  $d_n'(j)$ 与全局位移  $d_n(i)$ 和  $d_n(j)$ 不一致，因此在使用公式(5)计算两帧估计值之间的误差时会将相对运动产生的残差统计入  $e_n$ 之中，从而影响校正参数的更新，经校正后的图像在前景运动区域产生新的鬼影，并且相对运动越快鬼影现象就越明显。

为了解决场景中的前景运动造成的鬼影现象，需要对场景中的前景运动进行重新估计，得到合适的前景运动位移。由于误差函数  $e_n$ 中包含前景运动产生的残差，因此可以从  $e_n$ 中提取大致的前景区域：

$$S_F(i, j) = \begin{cases} 1 & |e_n(i, j) - \mu_n| \geq 3\delta_n \\ 0 & |e_n(i, j) - \mu_n| < 3\delta_n \end{cases} \quad (8)$$

式中： $\mu_n$ 和  $\delta_n$ 分别为误差函数  $e_n$ 的均值和标准差。由于运动的前景相对于整个场景面积较小，同时红外图像的纹理较少，因此使用提取到的前景区域的所用像素点作为 LK 光流的兴趣点。

如图 1，将前景区域分成几个连通区域，将各个连通区域作为各个独立的目标，图 1(a)和 1(b)为视频序列中相邻两帧的红外图像。图 1(c)为相邻帧间的误差函数。图 1(d)为提取的运动前景区域。图 1(e)为第 7 连通区域的光流分布。图 1(f)和 1(g)为第 7 连通区域光流的拟合后的高斯模型。对第  $k$  个目标上的所有点的光流值进行高斯函数拟合，通过高斯函数的峰值来确定目标的水平和垂直位移  $d_{nk}'(i)$ 和  $d_{nk}'(j)$ ，( $k=1, 2, 3, \dots$ )。 $n-1$ 帧配准后的入射辐射的估计值应当改写为：

$$T_n'(i, j) = \begin{cases} T_n(i, j) & \text{if } S_F(i, j) \\ T_n(i + (d_{nk}'(i) - d_n(i)), j + (d_{nk}'(j) - d_n(j))) & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

因此经过前景运动修正的误差函数为：

$$e_n'(i, j) = T_n'(i, j) - (w_n(i, j) \cdot Y_n(i, j) + b_n(i, j)) \quad (10)$$

对于面积较小的联通区域,由于兴趣点数量少,估计出的光流误差较大,造成这个区域的误差数据错误,因此需要剔除,最终得到的误差函数为:

$$e_n(i, j) = \begin{cases} 0 & |e_n'(i, j) - \mu_n'| \geq 3\delta_n' \\ e_n'(i, j) & |e_n'(i, j) - \mu_n'| < 3\delta_n' \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\mu_n'$  和  $\delta_n'$  分别为  $e_n'$  的均值和方差。

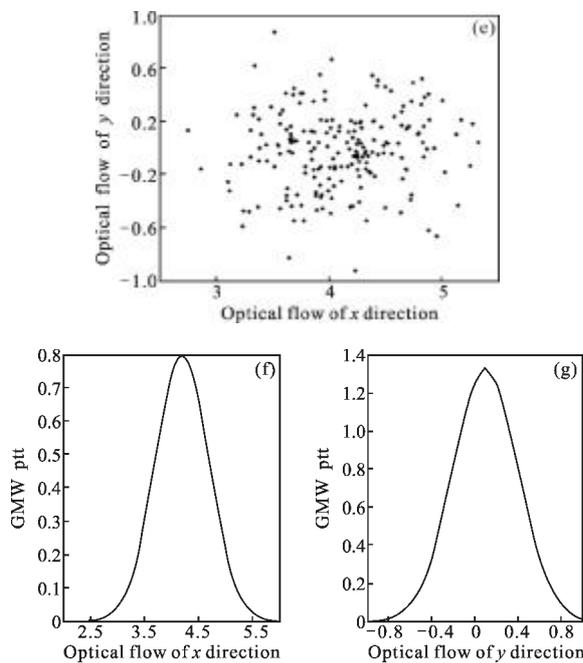
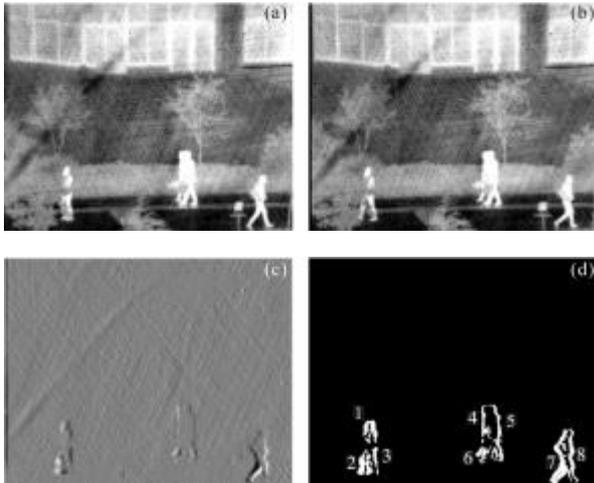


图 1 使用 LK 光流的运动前景重配准

Fig.1 Re-registration for moving foreground by using LK optical flow

### 2.3 参数更新的修正

相位配准法能够通过相关功率谱的峰值估计出两帧图像之间的亚像素级位移,然而由于非均匀性

和图像之间亚像素级的扭曲、旋转和两帧图像之间位移较大等情况的存在,配准精度受到干扰,从而影响到相邻两帧的误差函数,继而影响按照公式(7)更新的校正参数。

由于非均匀性可以认为是叠加在图像上的固定图案噪声(FPN),且在相邻两帧之间保持不变,因此令  $g_n(i, j)=1$ , 相邻的两帧图像  $Y_{n-1}$  和  $Y_n$  可以表示为:

$$\begin{cases} Y_{n-1}(i, j) = X_{n-1}(i, j) + o(i, j) \\ Y_n(i, j) = X_{n-1}(i + d_x, j + d_y) + o(i, j) \end{cases} \quad (12)$$

因此相邻两帧的互功率谱可以表示为:

$$C(u, v) = \frac{\vartheta(Y_n) \vartheta^*(Y_{n-1})}{|\vartheta(Y_n) \vartheta^*(Y_{n-1})|} = \lambda e^{-2\pi i(u+d_x, v+d_y)} + \eta \quad (13)$$

其中,  $\lambda = \frac{|\vartheta(X_{n-1})|^2}{|\vartheta(X_{n-1})|^2 + |\vartheta(o)|^2}$ ,  $\lambda + \eta = 1$ 。

对公式(13)中的互功率谱求傅里叶反变换得到相位相关矩阵  $c(x, y) = \vartheta^{-1}(C(u, v))$ , 由于非均匀性的存在,  $c(x, y)$  存在两个峰值,如图 2(c)。图 2(a)和 2(b)分别为含有非均匀性的两帧图像其中一个峰值为非均匀性图像的位移,由于非均匀性图像没有移动,因此峰值在该矩阵的原点位置;另一个峰值位置( $d_x, d_y$ )为场景图像的位移。

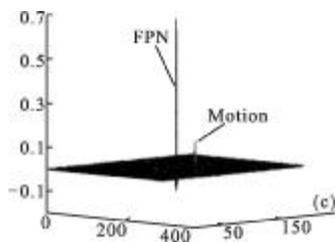
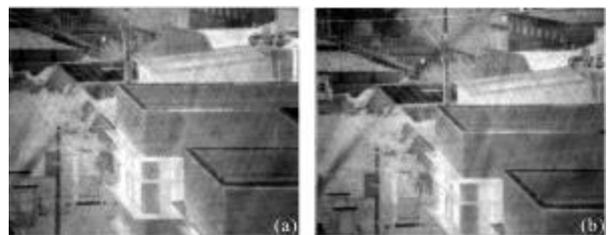


图 2 含有非均匀性的图像的配准

Fig.2 Registration of images with non-uniformity

在理想情况下,若不存在非均匀性,两帧图像的相位相关矩阵只存在一个峰值  $c(dx, dy)$ , 并且  $c(dx, dy)=1$ , 矩阵的其余元素的值为 0; 若考虑两帧图像存在局部亚像素级的旋转、扭曲等情况造成配准精度下降,则相位相关矩阵中所有元素之和为 1, 峰值  $c(dx, dy) < 1$ , (其余元素的值接近于 0), 并且峰值强度越小,配准

精度的可信度就越低。在公式(5)中,配准精度越高,则误差图像  $e_n'$  就越准确,反之就会有越多的场景残差泄漏到误差图像中去,直接影响到校正参数的更新。因此在校正参数的迭代更新过程中,将峰值强度引入到参数更新的过程中去,在配准精度较高的情况下更新的学习速率较大,在配准精度较低的情况下更新的学习速率较小,使得校正参数的更新稳定且快速收敛。

但由于图像中存在非均匀性,两帧图像的相位相关矩阵中的场景图像位移峰值的强度受到非均匀性的影响,无法直接从相位相关矩阵中获得,需要排除非均匀性的影响。与不存在非均匀性时的互功率

$$\begin{cases} w_{n+1}(i, j) = \begin{cases} w_n(i, j) + a \cdot c'(dx, dy) \cdot e_n'(i, j) \cdot Y_n(i, j) & \text{当}(i, j)\text{在重叠区域} \\ w_n(i, j) & \text{other} \end{cases} \\ b_{n+1}(i, j) = \begin{cases} b_n(i, j) + a \cdot c'(dx, dy) \cdot e_n'(i, j) & \text{当}(i, j)\text{在重叠区域} \\ b_n(i, j) & \text{other} \end{cases} \end{cases} \quad (16)$$

### 3 实验与分析

为了验证文中算法对于非均匀性校正的有效性,采用实际含有非均匀性的一组图像序列进行实验。该图像序列为使用分辨率为  $320 \times 256$  碲镉汞红外焦平面阵列热像仪采集得到,帧频为 25 帧每秒。图 3 是使用文中算法对该图像序列进行校正的效果

谱  $C'(u, v) = e^{-2\pi i(u+dx, v+dy)}$  相比,  $C(u, v)$  是在  $C'(u, v)$  的基础上乘以增益  $\lambda$  再加上偏置  $\eta$  得到。由于非均匀性为固定图像噪声,因此不会受到场景变化的影响,根据公式(12)和傅里叶变化性质可知,在理想情况下

$$\begin{cases} c(0, 0) = \eta \\ c(dx, dy) = \lambda c'(dx, dy) \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $c'(dx, dy)$  为非均匀性时的峰值强度(在实际情况向场景图像带来的  $c(0, 0)$  分量接近于 0,可以忽略不计)。因此在排除了非均匀性的影响后,相位相关矩阵中场景图像位移  $(dx, dy)$  处的峰值的强度为:

$$c'(dx, dy) = \frac{c(dx, dy)}{1 - c(0, 0)} \quad (15)$$

校正参数的更新迭代过程可以改写为:

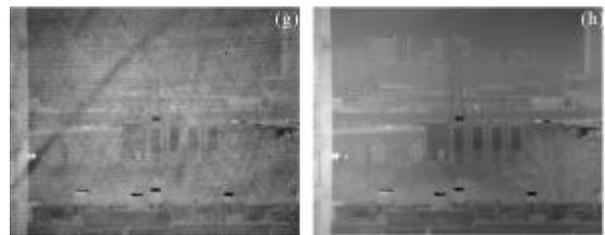


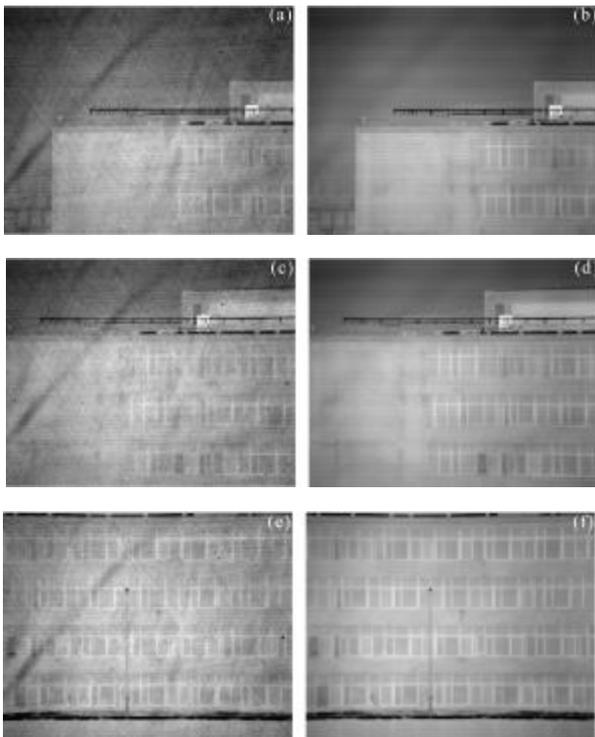
图 3 文中算法的校正效果

Fig.3 Correction results using the proposed algorithm

图,可以看出在第 5 帧时非均匀性有轻微降低;25 帧以后图像非均匀性有了明显降低,但仍能分辨出残存的非均匀性;50 帧以后图像的非均匀性已经达到很低的水平,凭肉眼已经难以察觉,并且稳定保持到了 200 帧。

针对 IRLMS 算法在场景中存在的前景运动和配准误差带来的鬼影情况,分别从视频序列中截取对应情况的两组图像与文中算法进行比较,如图 4。

图 4(b)中可以看出经过 IRLMS 方法校正后的图像右上方区域存在较为严重的鬼影现象。由于在视频序列中图 4(a)附近的相邻帧之间的配准精度较低,造成部分残差图像泄漏到误差函数  $e_n$  之中,而公式(7)中的学习速率  $d$  为固定常数,因此在参数更新时无法降低配准误差对校正参数的影响从而形成鬼影,并且鬼影随着场景的运动逐渐发散开来。IRLMS 校正方法中这种由配准精度带来的鬼影,在视频图



像序列中随着配准精度降低时逐渐出现,当配准精度提高时又会逐渐消失。图 4(c)为经过文中算法校正之后的图像,从公式(16)中看出在参数更新过程中由于引入相关矩阵中的场景位移峰值强度,参数的更新速率会随着配准精度的变化而改变,当配准精度较高时,参数的更新较快;当配准精度较低时,参数的更新速度也会随之降低,从而有效地抑制了配准精度降低产生鬼影的现象。

图 4(d)为存在前景运动的原始红外图像。图 4(e)为经过 IRLMS 方法校正后的图像,可以看出运动目标的后面存在目标前几帧运动留下的轨迹,从而形成鬼影。图 4(f)为经过文中算法校正之后的图像,由于在对运动前景的从配准的基础上进行了误差图像  $e_n$  的修正,降低了相对运动对  $e_n$  的影响,有效地克服了前景运动带来的鬼影。

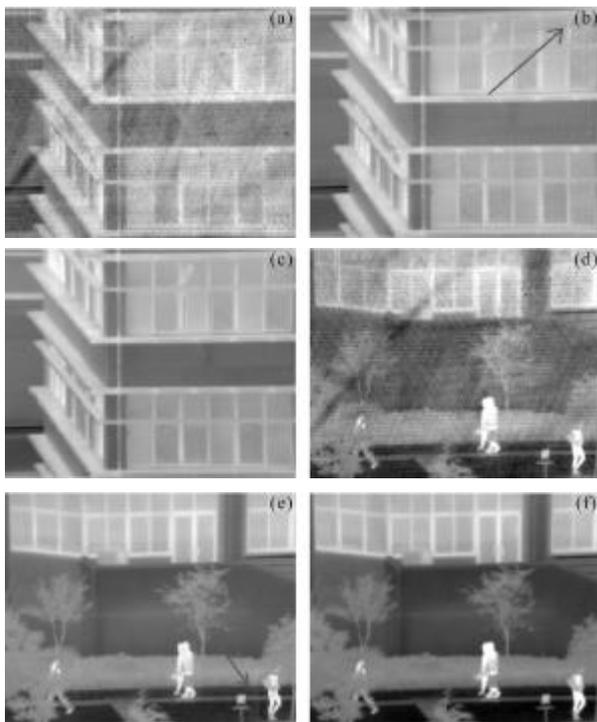


图 4 文中算法与 IRLMS 算法的校正效果比较

Fig.4 Comparison of the correction effects between the proposed algorithm and the IRLMS algorithm

由图 4 可见,相对于 IRLMS 算法文中算法处理效果较好。但为了客观地评价处理后的图像质量采用 MSE (Mean Square Error) 对图像进行评价。MSE 的定义为:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i, j) - Y(i, j))^2}{M \times N} \quad (17)$$

式中:  $M$  和  $N$  分别为图像的行数与列数;  $X(i, j)$  为经过非均匀性校正后的图像;  $Y(i, j)$  为非均匀性的图像,该图像通过高低温黑体对探测器标定得到的参数进行两点校正得到。两种算法的 MSE 比较如图 5 所示。

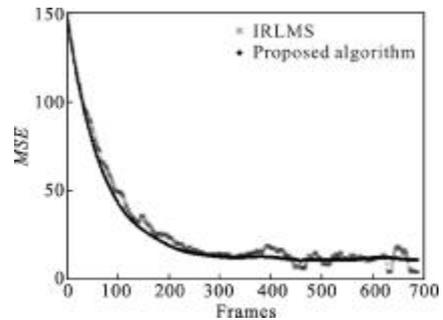


图 5 两种算法的 MSE 对比图

Fig.5 Comparison of MSE between two algorithms

由图 5 可见,IRLMS 算法和文中算法都有很好的收敛特性,对于运动的图像序列能够很快地收敛。但是 IRLMS 算法由于缺乏对配准精度自适应的调节参数更新速率和缺乏对前景运动位移的重新估计,因此在配准精度降低和当场景中存在运动前景时就会产生鬼影,同时 MSE 曲线就会产生波动;而文中算法能够根据配准精度自适应的调节参数更新速率,和对前景运动区域进行了重新配准并对运动区域进行了修正,因此校正后的图像稳定性较好,MSE 曲线较平稳。

### 3 结论

通过对红外焦平面阵列的非均匀性校正模型和 IRLMS 算法的分析,提出了一种前景重配准的改进帧间误差最小化非均匀性校正方法,该方法解决了 IRLMS 算法在进行非均匀性校正过程中前景运动和配准精度较低时产生鬼影的问题,扩大了算法的使用范围。实验结果表明,文中提出的前景重配准的改进帧间误差最小化非均匀性校正方法能够有效的抑制前景运动产生的鬼影,并自适应地修正校正参数的更新速率,降低了配准精度低带来的影响,有效地提高了 IRLMS 方法的实用性。

### 参考文献:

[1] Scribner D, Sarkady K, Caulfield J, et al. Non-uniformity

- correction for staring focal plane arrays using scene-based techniques[C]//SPIE, 1990, 1308: 224-233.
- [2] Duan Dong, Sha Shengchun, Zhang Shuanglei, et al. Non-uniformity rectification methods of IRFPA detector radiation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41 (10): 2621-2624. (in Chinese)  
段东, 沙晟春, 张双垒, 等. 红外焦平面探测器辐射非均匀性校正方法[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(10): 2621-2624.
- [3] Scribner D A, Asarkady K, Kruer M R, et al. Adaptive retina-like preprocessing for imaging detector arrays [C]//IEEE, 1993: 1955-1960.
- [4] Harris J G, Chiang Y M. Nonuniformity correction of infrared image sequences using the constant-statistics constraint [J]. *IEEE Trans Image Proc*, 1999, 8(8): 1148-1151.
- [5] Zheng Dezhong, Sun Tao. Improved algorithm of neural network using in non-uniformity correction [J]. *Laser & Infrared*, 2010, 40(10): 1111-1115.
- [6] Chen Baoguo, Zhang Xuefeng, Niu Yingyu. Improved nonuniformity correction algorithm based on neural network [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(3): 574-578. (in Chinese)  
陈宝国, 张学峰, 牛英宇. 改进的基于神经网络的非均匀性校正算法[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(3): 574-578.
- [7] Zhao Chunhui, Liu Zhenlong. Improved infrared image neural network non-uniformity correction algorithm[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(4): 1079-1083. (in Chinese)  
赵春晖, 刘振龙. 改进的红外图像神经网络非均匀性校正算法[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(4): 1079-1083.
- [8] Hardie R C, Hayat M M, Armstrong E E, et al. Scene based nonuniformity correction using video sequences and registration[J]. *Applied Optics*, 2000, 39(8): 1241-1250.
- [9] Hardie R C, Hayat M M, Armstrong E E, et al. Scene based non-uniformity correction using video sequences and registration[J]. *Appl Opt*, 2000, 39: 1241-1250.
- [10] Ratliff B M, Hayat M M, Hardie R C. An algebraic algorithm for nonuniformity correction in focal-plane arrays [J]. *J Opt Soc Am A*, 2002, 19: 1737-1747.
- [11] Zuo C, Chen Q, Gu G H, et al, Scene-based nonuniformity correction algorithm based on interframe registration [J]. *J Opt Soc Am A*, 2011, 28: 1164-1176.
- [12] Hardie R, Baxley F, Brys B, et al. Scene-based nonuniformity correction with reduced ghosting using a gated LMS algorithm[J]. *Opt Express*, 2009, 17: 14918-14933.
- [13] Lucas Bruce D, Kanade Takeo. Iterative image registration technique with an application to stereo vision [C]// *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1981, 2: 674-679.