

基于亚像素配准的神经网络非均匀性校正

徐全飞, 冯 旗

(中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

摘要: 红外焦平面存在严重影响成像质量的非均匀性, 本文使用基于亚像素配准算法和动量项 BP 神经网络的非均匀性校正算法进行校正。对短波红外相机成像过程中, 由于相机视轴与成像目标位置的相对偏移(由相机安装平台晃动所致), 使用基于矩阵乘法的亚像素配准算法进行配准; 为了加速算法收敛, 采用两点法来对校正系数进行初始化; 为了改善 BP 神经网络容易陷入局部最优值, 采用增加动量项的方法来改善校正效果。通过仿真实验可以看出提出的算法消除了传统神经网络校正方法存在的鬼影和边缘模糊等问题, 获得了良好的校正效果, 同时提高了算法的收敛速度。为短波红外图像数据后期处理提供了良好的基础。

关键词: 非均匀性; 亚像素配准; 动量项 BP 神经网络; 收敛速度

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2017.08.021

Non-uniformity correction algorithm based on sub-pixel registration and neural network

XU Quan-fei, FENG Qi

(Shanghai Institute of Technical Physics of The Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: Non-uniformity seriously affects the imaging quality of infrared focal plane. To solve the problem, a non-uniformity correction algorithm is proposed based on the sub-pixel registration and the momentum-based BP neural network. Because of the shift of optical axis and imaging target location in the shortwave infrared camera, the sub-pixel registration algorithm based on matrix multiplication is used for registration. In order to accelerate the convergence of the algorithm, the two-point method is used to initialize the correction coefficient. As the BP neural network is easy to fall into the local optimal value, the correction effect is improved by increasing the momentum of the neural network method. The simulation results show that the proposed algorithm can eliminate the problems of ghost and edge blur in the traditional neural network correction method, obtain good correction effect and can improve the convergence speed of the algorithm, which provides a good foundation for short-wave infrared post-processing.

Key words: non-uniformity; sub-pixel registration; momentum term BP neural network; convergence speed

1 引言

红外焦平面探测器在航空航天遥感、消防及工业测温等领域得到广泛的应用, 然而由于受材料、工艺水平等因素限制红外焦平面存在严重影响成像质

量的非均匀性, 必须进行非均匀性校正。目前, 非均匀性校正方法分为两大类: 第一类是基于标定, 这类方法主要包括一点、两点校正和多点校正法^[1-2]。第二种是基于场景的方法。包括常数统计平均算

基金项目: 全球变化与海汽相互作用专项(No. GASI-03-03-01-01)资助。

作者简介: 徐全飞(1989-), 男, 博士, 主要从事超大规模遥感图像处理, 模式识别及硬件实现。E-mail: xuquanfei89@163.com

收稿日期: 2016-12-23; **修订日期:** 2017-01-19

法,时域高通滤波算法,神经网络的算法,Kalman 滤波算法等^[3-6]。传统的基于场景的神经网络非均匀性校正算法不仅收敛速度慢。而且当场景静止或场景变化缓慢时,校正后图像会出现鬼影现象,很多算法都致力于鬼影现象的消除^[7-9]。本文从加快收敛速度和控制鬼影问题两方面考虑,通过两点法获得校正系数的初始值;通过基于矩阵乘法相位相关的图像亚像素配准^[10-12]和双边滤波对期望输出值进行改进,然后加入含动量项的神经网络方法,既消除了非均匀性校正时产生的鬼影,同时又加快了神经网络算法的收敛速度。

2 算法原理

2.1 传统的基于神经网络的非均匀性校正算法^[13]

传统的基于 BP 神经网络的非均匀性校正算法最早由 D. A. Scribner 提出。主要包括以下步骤:输入第 K 帧图像,对第 K 帧图像进行修正并输出;计算领域的平均值作为单元的真实值;计算误差函数;采用最速下降法,对每个像元的校正系数进行迭代更新;回到第一步,继续对 $(K+1)$ 帧图像进行校正。

传统神经网络非均匀校正算法第 2 个步骤中将目标像素点最近邻的 4 个像素的空间平均值作为理想期望输出。这种估计对于非边缘像素点而言是合理的。当相邻区域之间的边缘信号灰度值相差较大时,边缘信号将干扰相邻像素的期望输出,使相邻像素的校正系数受到影响,那么在这种情况下获得的边缘像素的期望值是不准确的,从而步骤 4 中获得的校正系数运用到下一帧图像进行校正获得的输出将受到影响。这个较大的误差值在神经网络反馈作用下,进一步扩散影响到增益和偏置校正系数的更新,并产生异常的增益和偏置校正系数,最终导致边缘像素的异常校正,表现在图像上即是出现鬼影。

2.2 红外图像获取硬件架构

实验硬件电路如图 1 所示,使用 640×512 In-GaAs 探测器的截至波长是 $0.9 \sim 1.7 \mu\text{m}$ 。短波红外成像模块由短波红外信息获取板和短波红外信息处理板组成。短波红外信息获取板为短波红外探测器提供合适的偏置电压和时序驱动电平,对短波红外探测器模拟输出进行信号调理。短波红外信息处理板在同步脉冲的启动下,根据注入的工作参数向短波红外信息获取板提供探测器驱动时序,完成对

探测器输出的视频模拟信号的 A/D 转换,并对数据进行处理和缓存,然后通过 LVDS 接口上传图像数据;同时还要通过信息获取板提供的温控接口对短波红外探测器实施 PWM 温度控制。

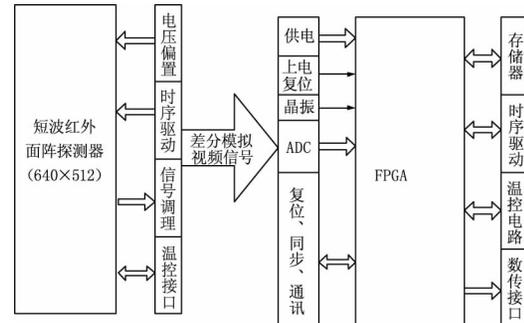


图 1 短波红外成像电路图

Fig. 1 Short-wave infrared imaging circuit

2.3 红外图像非均匀性校正存在的问题

本课题使用的红外成像模块是静止卫星海洋成像辐射计短波红外部分,静止卫星海洋成像辐射计是一台装载于静止轨道卫星平台的十波段海洋水色光学遥感仪器。轨道高度 35800 km,角分辨率是 $7 \mu\text{rad}$,地面分辨率(星下点)可见光 250 m,短波红外 1000 m。短波红外成像过程中由于卫星平台存在低频的姿态漂移和高频的微振动。高频的微振动可以通过卫星平台的各种隔震技术进行消除,但是卫星平台的低频姿态漂移却无法消除,表现在图像上是图像沿两个轴的移动。因此必须先对图像进行配准然后才能使用基于神经网络的红外图像非均匀性校正技术进行校正。如果直接对图像进行校正,将导致图像质量严重退化。如图 2 所示,图像模糊,出现明显的鬼影和边缘模糊问题。因此必须使用算法首先对图像进行亚像素配准,然后进行非均匀性校正。



图 2 不经过配准直接校正退化图

Fig. 2 Directly corrects the degradation map without registration

3 基于亚像素配准神经网络非均匀性校正算法

3.1 整体算法流程图

本文系统算法流程图如图3所示。输入图像首先送神经网络校正模块进行非均匀性校正,校正后的输出图像和缓存的上一帧图像使用双边滤波器进行滤波和估计,然后使用双线性插值的方法分别在当前帧图像和前一帧图像的相对应位置计算探测器单元的期望值,并求平均值作为图像的真实期望值。然后送入非均匀性系数更新模块使用含动量项和自适应学习率的方法进行系数更新。而系数更新模块中 G 和 O 的初始值通过两点校正法获得。因此本文的算法主要包括以下几个方面:①基于两点法的非均匀性校正系数的初始化;②基于双边滤波器的图像边缘加强算法;③基于矩阵乘法相位相关的亚像素图像配准算法;④基于含动量项自适应学习率的增益系数和偏置系数更新算法;下面将详细介绍本文中使用的四个算法并进行实验验证。

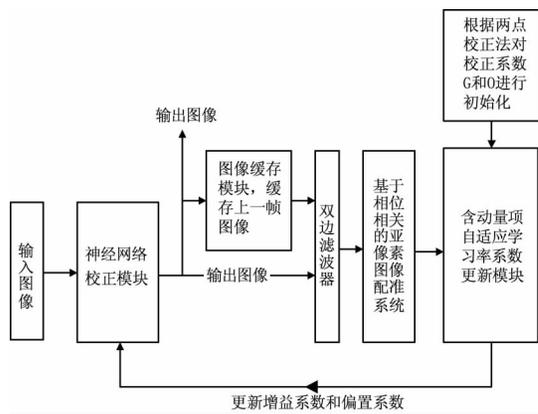


图3 系统算法流程图
Fig.3 System algorithm flow chart

3.2 基于两点法的增益系数和偏置系数的初始化

两点校正首先应该标定,测出探测器各单元分别在同一高低辐照 $\phi(T_H), \phi(T_L)$ 条件下的输出响应是 $V(T_H), V(T_L)$ 。增益系数和偏置系数分别是 G_0, O_0 。

分别求出响应的平均值 $\bar{V}(T_H), \bar{V}(T_L)$ 。根据非均匀性校正公式可知:

$$\begin{cases} \bar{V}(T_H) = G_0 \times V(T_H) + O_0 \\ \bar{V}(T_L) = G_0 \times V(T_L) + O_0 \end{cases}$$

通过上式可得:

$$\begin{cases} G_0 = \frac{\bar{V}(T_H) - \bar{V}(T_L)}{V(T_H) - V(T_L)} \\ O_0 = \frac{\bar{V}(T_L) \times V(T_H) - \bar{V}(T_H) \times V(T_L)}{V(T_H) - V(T_L)} \end{cases}$$

获得增益系数 G_0 和偏置系数 O_0 作为神经网络的初始值,该初始值更加接近真实的增益系数和偏置系数,因而能够加快迭代算法的收敛速度。如图4所示,(a),(b)分别是在不同照度下低增益积分6ms获得的。使用两点法进行计算并归一化,可以得到增益系数 $G_0 = 0.424$ 和偏置系数 $O_0 = 0.2146$ 。

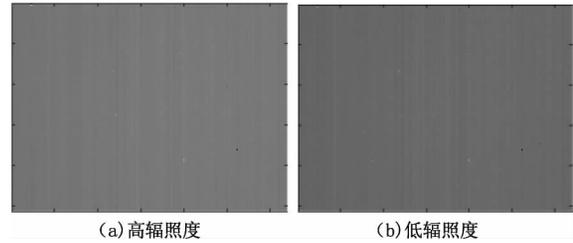


图4 不同辐照度下积分6ms图像

Fig.4 Integrating 6 ms image at different irradiance

3.3 基于双边滤波器的图像边缘加强算法

使用BF-NN-NUC算法分别在 $n-1, n$ 中进行双边滤波,并得到算法的期望值。双边滤波依据两个像素空间上的邻近关系和灰度上的相似性,利用强度的变化保存边缘信息。BF作为双边滤波的符号,定义为:

$$\begin{aligned} t[k] &= \frac{\sum_{m=-M}^M w_s[k, m] \hat{x}[k-m]}{\sum_{m=-M}^M w_s[k, m]} \\ w_s[l, m] &= \exp\left\{-\frac{d_s^2\{x[l], [k-m]\}}{2\sigma_s^2}\right\} \\ &= \exp\left\{-\frac{m^2}{2\sigma_s^2}\right\} \\ w_r[k, m] &= \exp\left\{-\frac{d_r^2\{\hat{x}[k], \hat{x}[k-m]\}}{2\sigma_r^2}\right\} \\ &= \exp\left\{-\frac{(\hat{x}[k] - \hat{x}[k-m])^2}{2\sigma_r^2}\right\} \\ w[k, m] &= w_s[l, m] \times w_r[k, m] \end{aligned}$$

其中, $w_s[l, m]$ 是空间距离,表明采样点和他领域点的距离关系,距离越近,获得的权值越大。 $w_r[k, m]$ 是强度距离,表明采样点和领域点强度的相似性,强度越相似,权值越大。 σ_s 是空间距离的标准差, σ_r 是强度差异的标准差。 σ_s 和 σ_r 决定了双边滤波器的性能。

采用双边滤波器,利用带有权值的领域平均值替代相邻领域平均值作为期望输出,不仅能较好地消除噪声,而且能保持图像的边缘细节。从而在不同区域图像之间形成“阻断层”,阻断了区域间校正

系数的影响,从而消除了红外目标模糊和拖影。

3.4 基于矩阵乘法相位相关的亚像素图像配准算法

基于矩阵乘法的相位相关法使用了由粗到精的计算方法。①粗定位,如图5中(a)所示,首先使用传统的相位相关法来估计出图像整像素的偏移量($X_{\text{ShiftInteger}}, Y_{\text{ShiftInteger}}$)。②精细定位,如图5中(b)所示,利用基于矩阵乘法的DFT获取粗定位点($X_{\text{ShiftInteger}}, Y_{\text{ShiftInteger}}$)的 1.5×1.5 领域内 K 倍采样后的区域,通过计算上采样区域的相位相关得到像素级的平移量($X_{\text{ShiftInteger}}, Y_{\text{ShiftInteger}}$),由于是上采样 K 倍得到的像素级平移量,因此亚像素的偏移量是($X_{\text{UpShiftInteger}}/K, Y_{\text{UpShiftInteger}}/K$)。综上所述,图像的平移量($\nabla x, \nabla y$)是:

$$\begin{cases} \nabla x = X_{\text{ShiftInteger}} + X_{\text{UpShiftInteger}}/K \\ \nabla y = Y_{\text{ShiftInteger}} + Y_{\text{UpShiftInteger}}/K \end{cases}$$

通过得到的偏移量把图像校正回去,然后再使用神经网络的方法进行校正。

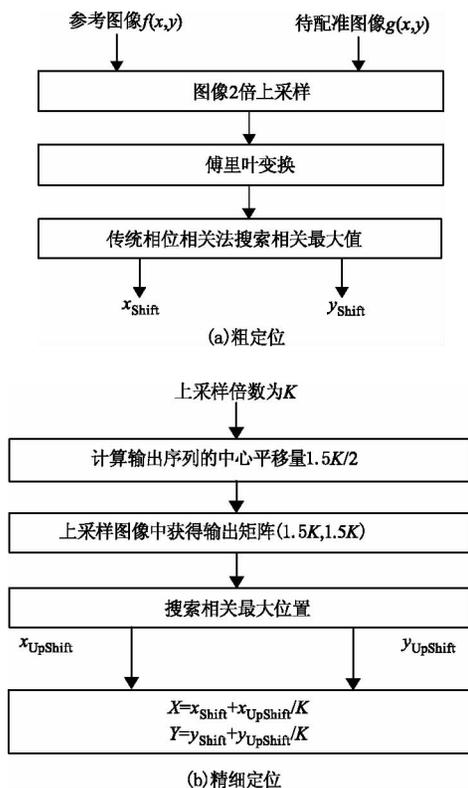


图5 基于矩阵乘法相位相关的亚像素配准算法
Fig. 5 Sub-pixel registration algorithm based on matrix multiplication and phase correlation

3.5 基于含动量项增益系数和偏置系数更新算法

分别对第($K-1$)帧图像和第 K 帧图像使用双边滤波器进行滤波,求出第($K-1$)帧图像和第 K 帧图相对应点的带权值的平均值,由于获得的两幅

图像的偏移量($\nabla x, \nabla y$)不是整数,因此采用双线性插值的方法获得期望的输出。

$$t_{(k-1)1} = a t_{k-1}(i-c, j-d) + (1-a) t_{k-1}(i-c+1, j-d)$$

$$t_{(k-1)2} = a t_{k-1}(i-c, j-d+1) + (1-a) t_{k-1}(i-c+1, j-d+1)$$

$$\bar{t}_{k-1}(i, j) = b t_{(k-1)1} + (1-b) t_{(k-1)2}$$

其中, a, b 分别是 $\nabla x, \nabla y$ 的小数部分; c, d 分别是 $\nabla x, \nabla y$ 的整数部分。因此可以知道第 K 帧的期望输出是:

$$t_k(i, j) = \frac{\bar{t}_k(i, j) + \bar{t}_{k-1}(i, j)}{2}$$

相对于四领域求均值的算法,本文使用的计算双边滤波器和图像配准算法相结合的方法,由于双边滤波器对边缘区域有很好的保持能力,其次使用相邻帧进行配准,然后把两帧中对应点的带权值期望值的平均值用于估计当前帧图像的期望值,可以保证图像期望值更加精确。动力项使振荡趋于平稳,从而加速收敛。具有动量项的反向传播算法形式是:

$$\Delta w_j^r(\text{new}) = \alpha \Delta w_j^r(\text{old}) - e(t) \sum_i^N \Delta \delta_j^r(i) y^{r-1}(i)$$

$$w_j^r(\text{new}) = w_j^r(\text{old}) + \Delta w_j^r(\text{new})$$

因此修正量 Δw_j^r 不仅与梯度相关,而且与它在前一次的迭代过程中的值相关。常量 α 称为动量系数,实践中在0.1和0.8之间选择值。

4 算法实验验证

4.1 算法收敛速度

实验使用InGaAs探测器大小是 640×512 InGaAs,工作温度是293 K,获得实验所需的视频图像,在实验过程中,平台存在偏移,表现在图像上是在两个轴向的平移。实验使用Matlab 2014a进行算法验证。使用均方根误差作为非均匀性校正效果的评价标准。均方根误差的定位为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (y_{i,j} - f_{i,j})^2}$$

其中, M 和 N 分别是图像的行数和列数; $y_{i,j}$ 是图像经过校正系统后的值; $f_{i,j}$ 是图像的期望值。

4.1.1 学习率对算法收敛的影响

BP神经网络采用最速下降法对系数进行调整,因此学习率的大小直接影响算法的收敛速度。学习率越大,单次调整的幅度越大,因此算法越容易收敛,从图6可以看出,学习率为0.25时,算法在第10帧左右就达到收敛;学习率是0.01时候,算法在

60 帧左右收敛,而当学习率是 0.005 的时候,算法在 200 帧左右才收敛。因此调整学习率的大小对算法收敛速度有重要的影响,因此需要权衡,选择一个合理的学习率。

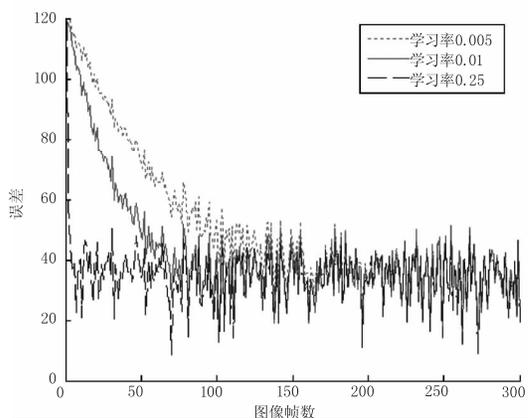


图 6 学习率和算法收敛速度关系图

Fig. 6 Relation between learning rate and convergence rate

4.1.2 系数的初始化方法对算法收敛的影响

算法使用不同的方法进行初始化对算法的收敛速度也产生很大的影响。如图 7 所示,分别是用两种方法对增益系数 G_0 和偏置系数 O_0 进行初始化。两点法使用不同辐照度下获得的两幅图像使用两点法获得的增益系数 $G_0 = 0.424$ 和偏置系数 $O_0 = 0.2146$ 对算法的系数进行初始化。而随机产生则是使用随机数来初始化增益系数 G_0 和偏置系数 O_0 。从图中可以明显看出,在学习率固定为 0.005, 0.01, 0.05, 0.2 的情况下,使用两点法对校正系数进行初始化可以明显加速算法的收敛。因此使用两点法对校正系数进行初始化的方法在实验中可以获得良好的校正效果。

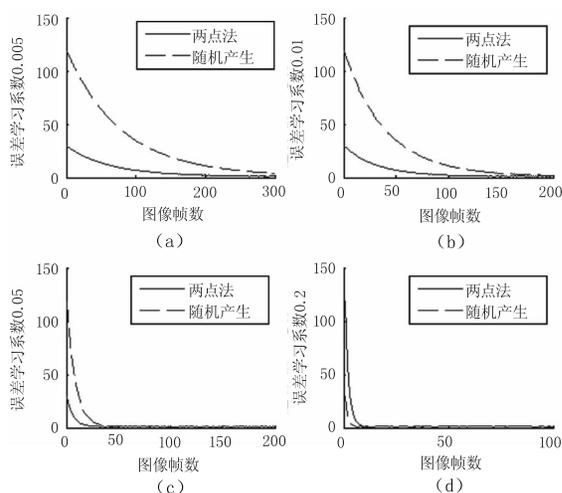


图 7 初始化系数产生方式和算法收敛速度关系图

Fig. 7 The initialization coefficient generation method VS convergence speed

4.1.3 动量项对算法收敛速度的影响

使用含有动量项的神经网络可以提高算法的收敛速度。从图 8 可以看出,在学习率为 0.05 的情况下,含有动量项的 BP 神经网络的收敛速度比不含有动量项的要快。从图中可以看出,传统的 BP 神经网络在 250 帧左右收敛。当动量项系数是 0.2 时候,算法大概在 150 帧左右就能收敛,而当动量项系数是 0.7 的时候,算法在 50 帧的时候收敛。因此动量项越大算法的收敛速度越快,均方根误差越小。动量项还可以有效地防止算法到达局部最优值。

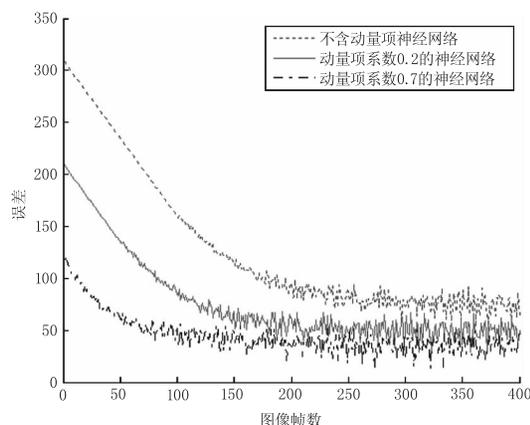


图 8 含动量神经网络和算法收敛速度关系图

Fig. 8 Relationship between momentum neural network and convergence rate

4.2 图像校正效果

图 9 是使用本文算法和传统的 BP 神经网络分别对图像进行非均匀性校正。图 9 中(a), (b), (c) 分别使用学习率 0.05, 动量项系数 0.7, 并使用两点法对增益系数 G_0 和偏置系数 O_0 进行初始化的 BP 神经网络分别对第 113 帧, 356 帧和 500 帧图像进行校正。提出的算法较好地校正了图像的非均匀性, 同时很好地保留了图像的边缘特征。图 9(d), (e), (f) 分别是使用传统的 BP 神经网络分别对相同的图像进行校正, 可以看出, 使用训练好的系数对图像进行校正, 刚开始校正效果还能取得一定的效果, 随着帧数的增加, 算法效果越来越差, 明显地出现了鬼影(标出来), 边缘比较模糊。而本文提出的算法随着帧数的增加, 校正效果并没有明显的下降。也没有出现鬼影和边缘模糊的问题。从图 9 中标出来的相对应区域可以看出两种算法的校正效果的差别。本文提出首先对图像进行亚像素配准, 然后在进行神经网络进行校正的算法明显提高了算法非均匀性校正效果。图 10 是非均匀校正效果的第 356 帧局部区域的放大图, 对比图 10(a) 和(b)可以看

出本文算法极大地改善了短波红外图像的非均匀性。对比图 10(b) 和(c) 可清晰地看出本文算法校正效果明显优于传统的神经网络校正算法。

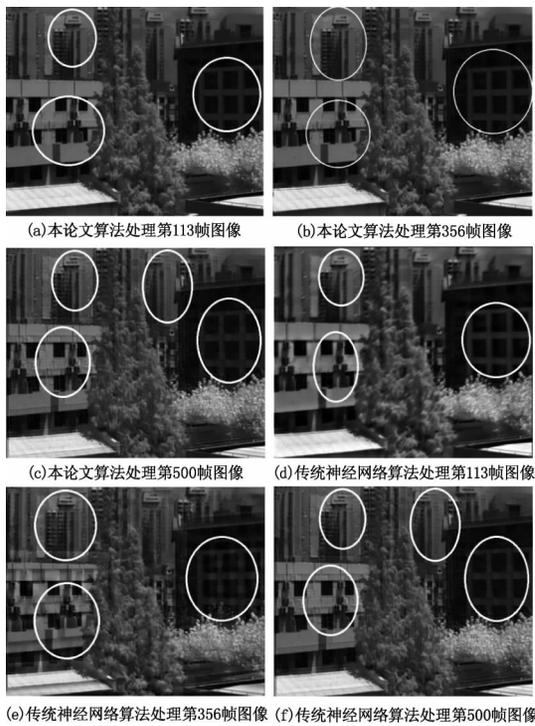


图9 本文算法和传统神经网络算法校正效果对比图

Fig. 9 Comparison of the correction effect of this paper and the traditional neural network algorithm



(a) 原始第356帧局部放大图



(b) 本论文算法处理第356帧局部放大图



(c) 传统神经网络算法处理第356帧局部放大图

图10 本文算法和传统神经网络算法校正效果局部放大对比图

Fig. 10 The local amplification comparison of the correction effect of this paper and the traditional neural network algorithm

5 结论

本文首先使用基于矩阵乘法的相位相关法对图像进行亚像素配准,在配准后的图像中使用基于含动量项的BP神经网络对图像进行非均匀性校正。为了提高算法的收敛速度和校正精度,采用了两点法对增益系数 G_0 和偏置系数 O_0 进行初始化,并使用含动量项的方法来避免算法进入局部最优解。因此不仅可以提高收敛速度,还可以提高校正的精度。并通过视频图像数据对提出的方法进行了实验验证,结果表明:在非均匀性校正获得良好效果的同时,还有效解决了图像鬼影和边缘模糊的问题,提高了短波红外图像的质量,为图像的后续处理提供了良好的基础。

参考文献:

- [1] LIANG Chao, MA Tian-xiang. Design of infrared imager non-uniformity correction system based on black body calibration[J]. Chinese Optics, 2016, 9(3): 385 - 393. (in Chinese)
梁超, 马天翔. 基于黑体标定的红外图像非均匀性校正系统设计[J]. 中国光学, 2016, 9(3): 385 - 393.
- [2] QU Huiming, CHEN Qian. Surrounding temperature compensation for infrared focal plane arrays non-uniformity correction[J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(12): 2328 - 2332. (in Chinese)
屈惠明, 陈钱. 环境温度补偿的红外焦平面阵列非均匀性校正[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(12): 2328 - 2332.
- [3] SHI Hao-ran, LI Zhao-long, SHEN Tong-sheng. Research on non-uniformity correction of infrared focal plane array

- [J]. *Laser & Infrared*, 2016, 46(2): 204 - 208. (in Chinese)
- 史浩然, 李召龙, 沈同圣. 红外焦平面阵列非均匀性的校正方法研究[J]. *激光与红外*, 2016, 46(2): 204 - 208.
- [4] DUAN Chengpen, LIU Wei, et al. Research and Implementation of Improved Neural Network Non-uniformity Correction Algorithm[J]. *acta optica sinica*, 2015, 35(7): 0710001 - 1 - 0710001 - 7. (in Chinese)
- 段程鹏, 刘伟等. 改进的神经网络非均匀校正算法的研究与实现[J]. *光学学报*, 2015, 35(7): 0710001 - 1 - 0710001 - 7.
- [5] Yong-Jin Liu, Hong Zhu, Yi-Gong Zhao. Scene-based non-uniformity correction technique for infrared focal-plane arrays[J]. *Appl. Opt.*, 2009, 48: 2364 - 2372.
- [6] LIN Bin, FANG Yong-Hong. An algorithm of improved BP neural network non-uniformity correction[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2013, 22(3): 24 - 27. (in Chinese)
- 林彬, 范永弘. 一种改进的 BP 神经网络非均匀性校正算法[J]. *测绘工程*, 2013, 22(3): 24 - 27.
- [7] CHEN Baoguo, ZHANG Xuefeng, et al. Improved non-uniformity correction algorithm based on neural network[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(3): 574 - 578. (in Chinese)
- 陈宝国, 张雪峰, 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.
- [8] Vera E, Meza P, Torres S. Total variation approach for adaptive non uniformity correction in focal-plane arrays[J]. *Optics Letters*, 2011, 36(2): 172 - 174.
- [9] R A Leathers, T V Downes, R G Priest. Scene-based non-uniformity corrections for optical and SWIR pushbroom sensors[J]. *Opt. Express*, 2005, 13: 5136 - 5150.
- [10] H Foroosh, J Zerubia, M Berthod. Extension of phase correlation to sub-pixel registration[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2002, 11(3): 188 - 200.
- [11] H S Stone, M Orchard, E C Chang, et al. A fast direct fourier-based algorithm for subpixel registration of images. *IEEE Trans. Geosci [J]. Remote Sensing*, 2001, 39(10): 2235 - 2243.
- [12] LU Kai, LI Chengjin, ZHAO Xun-jie, et al. A Fast Sub-pixel Image Registration Algorithm[J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(1): 27 - 33. (in Chinese)
- 陆凯, 李成金, 赵勋杰, 等. 一种快速的亚像素图像配准算法[J]. *红外技术*, 2013, 35(1): 27 - 33.
- [13] Scribner D A, Sarkady K A, et al. Adaptive non-uniformity correction for infrared focal-plane arrays using neural networks[J]. *Proceedings of SPIE*, 1991: 100 - 109. (in Chinese)