

文章编号:1001-9014(2012)02-0177-06

基于 PDE 去鬼影的自适应非均匀性校正算法研究

张天序, 袁雅婧*, 桑红石, 钟胜

(华中科技大学 图像识别与人工智能研究所 多谱信息处理技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要:针对基于场景的自适应校正算法普遍存在鬼影的问题,分析了神经网络算法(NN-NUC)产生鬼影的原因,并在此基础上提出了用基于偏微分方程(PDE)的非线性滤波方法取代 NN-NUC 算法中邻域平均的方法来获取期望图像,从而减少边缘像素误差,达到消除鬼影的目的.采用实际采集的红外图像进行实验,结果表明,很好地消除了鬼影.与已有的几种去鬼影的方法相比,具有更快的收敛性.

关键词:自适应校正算法;神经网络;鬼影;偏微分方程

中图分类号:TN215 **文献标识码:**A

PDE-based deghosting algorithm for correction of nonuniformity in infrared focal plane array

ZHANG Tian-Xu, YUAN Ya-Jing*, SANG Hong-Shi, ZHONG Sheng

(National Laboratory for Multi-spectral Information Processing Technology, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Generally, most of adaptive nonuniformity correction algorithms have the ghosting artifact problem. In this paper, the cause of ghosting artifacts in Neural Network nonuniformity correction (NN-NUC) algorithm for infrared focal plane array (IRFPA) was studied. Based on the analysis, a novel algorithm for eliminating the ghosting artifact was proposed, which replaces the linear spatial average filter in the NN-NUC algorithm with the partial differential equation (PDE)-based nonlinear filter to estimate the desired image. The comparison experiment using real IRFPA infrared image shows that the proposed algorithm can effectively remove the ghosting artifact. Compared with several deghosting algorithms, the proposed algorithm converges much faster.

Key words: adaptive correction algorithm; neural network; ghosting artifacts; partial differential equation (PDE)

PACS: 07.05.Pj

引言

由红外焦平面阵列构成的凝视红外成像系统,是当前应用最广泛的红外成像系统,已广泛应用于各领域.像元响应不一致引起的非均匀性问题^[1-2],严重影响了成像系统的灵敏度和成像质量,制约着系统的最终性能.

目前,国内外常用的非均匀性校正算法主要分为基于标定的校正和基于场景的自适应校正两大类.其中基于场景的方法是当前算法研究和系统应用的重要研究方向.在这类方法中恒定统计(CS-

NUC)^[3]和神经网络(NN-NUC)^[4]算法相对比较成熟.但这些方法都存在鬼影(ghosting artifact)问题.为了去除鬼影,Harris^[5]等人提出在CS-NUC算法中设置一个运动检测阈值,当场景的变化超过该阈值时进行均值和均差的更新,否则均值和均差不更新.由于检测场景变化的方法是基于相邻两帧图像对应像素点的差值,因此均值和均差的更新与否则容易受到单点随机噪声的影响.Vera^[6]和Shi^[7]等人从迭代步长的角度考虑,认为在场景中边缘点和目标内部区域应该具有不同的迭代步长,因此提出了根据场景的空间邻域方差来自适应地调整 NN-NUC 算

收稿日期:2011-04-13,修回日期:2011-12-21

基金项目:国家自然科学基金(60736010)

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China(60736010)

作者简介:张天序(1947-),男,重庆人,博士,教授,主要研究方向为图像分析与智能系统、机器视觉、医学图像处理和实时并行处理等. E-mail: txzhang@hust.edu.cn.

* 通讯作者: yuanyajing070416@smail.hust.edu.cn.

Received date: 2011-04-13, revised date: 2011-12-21

法中的迭代步长 (Adaptive learning rate, ALR). Hardie^[8] 等人认为 ALR 算法在一定程度上只是减缓了鬼影的出现,并没有彻底地消除鬼影,因此,他们将 Harris 设置阈值去除鬼影的思想引入到 ALR 算法中,从而提出了基于门限的 ALR 方法 (Gated-ALR). Zhang^[9] 和 Rossi^[10] 分析了 NN-NUC 算法产生鬼影的深层原因,并分别提出了基于边缘指导的非均匀性校正算法 (ED-NN-NUC) 和基于时域统计的去鬼影方法 (TS-NUC). ED-NN-NUC 算法能否有效地去除鬼影在一定程度上依赖于从场景中提取的目标边缘信息,而 TS-NUC 算法的效果则依赖于误差信号的容限范围.

本文首先回顾和分析了神经网络校正算法 (NN-NUC) 及其产生鬼影的原因. 在此基础上,将基于偏微分方程 (PDE) 的非线性滤波引入 NN-NUC 算法中,以达到消除鬼影的目的. 采用两组实际红外图像序列进行实验,结果表明,新算法有效地去除了鬼影,且具有较快的收敛速度.

1 神经网络算法

在非均匀性校正算法研究中,一般认为,红外焦平面像元响应可近似为线性模型,即

$$y_{i,j}^n = a_{i,j}^n \cdot x_{i,j}^n + b_{i,j}^n, \quad (1)$$

其中, $y_{i,j}^n$ 是成像器输出的带有非均匀性的图像, $a_{i,j}^n$ 和 $b_{i,j}^n$ 是 (i,j) 像元响应的增益和偏置系数, $x_{i,j}^n$ 是真实的输入图像. 为了便于对非均匀性进行校正,式 (1) 可变换为

$$\hat{x}_{i,j}^n = \hat{g}_{i,j}^n \cdot y_{i,j}^n + \hat{o}_{i,j}^n, \quad (2)$$

其中, $\hat{g}_{i,j}^n$ 和 $\hat{o}_{i,j}^n$ 是 (i,j) 像元的增益和偏置校正系数, $\hat{x}_{i,j}^n$ 是真实输入图像的估计图像.

Scribner 提出的 NN-NUC 方法模拟人眼视网膜中低层处理的机制. 采用像元 (i,j) 的 4 邻域空间均值来获得期望图像 $f_{i,j}^n$ (由网络中的隐含层计算得到)

$$f_{i,j}^n = (\hat{x}_{i,j-1}^n + \hat{x}_{i,j+1}^n + \hat{x}_{i-1,j}^n + \hat{x}_{i+1,j}^n) / 4. \quad (3)$$

定义误差函数:

$$e_{i,j}^n = \hat{x}_{i,j}^n - f_{i,j}^n \\ = (\hat{g}_{i,j}^n \cdot y_{i,j}^n + \hat{o}_{i,j}^n) - f_{i,j}^n. \quad (4)$$

采用最陡下降法得到 $\hat{g}_{i,j}^n$ 和 $\hat{o}_{i,j}^n$ 的自适应更新公式 (μ 是迭代步长):

$$\hat{g}_{i,j}^{n+1} = \hat{g}_{i,j}^n - 2\mu \cdot y_{i,j}^n \cdot e_{i,j}^n, \quad (5)$$

$$\hat{o}_{i,j}^{n+1} = \hat{o}_{i,j}^n - 2\mu \cdot e_{i,j}^n. \quad (6)$$

NN-NUC 算法采用 4 邻域空间平均作为输出图像的期望估计. 因为信号在一个区域内部是缓变,因

此这种估计对于非边缘像素点而言是合理的. 但是,由于 4 邻域平均本身不具有边缘保护作用,会导致边缘的模糊和退化,因此对于区域边缘上的像素而言这种估计又是不合理的,那么在这种情况下获得的边缘像素的期望值 $f_{i,j}^n$ 是不准确的. 从式 (4) 可以看出,边缘上不准确的 $f_{i,j}^n$ 将导致 $e_{i,j}^n$ 具有较大的值. 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,表现在图像上即是鬼影.

为了说明上面所描述的在 NN-NUC 算法中引起鬼影的原因,本文采用从实际 128×128 规格 LW MCT IRFPA 所采集的 1533 帧红外图像序列进行实验. 场景内容是夜晚室外天空冷背景下的飞机小目标. 参数设置为 $\mu = 2 \times 10^{-9}$, $\hat{g}_{i,j}^0 = 1$, $\hat{o}_{i,j}^0 = 0$. 图 1 给出了在 NN-NUC 算法中在边缘像素 (54,55) 处得到的偏移校正系数和误差函数. 可以看出,偏移校正系数和误差函数在第 500 帧图像处发生了明显的异常. 图 2 给出了第 500 帧的原始图像和采用 NN-NUC 算法校正后的图像. 从图 2(b) 可以看出校正后的图像上明显存在鬼影.

2 基于 PDE 的自适应校正算法

从上一章的分析可知,在边缘点采用线性空间滤波 (比如 4 邻域平均) 对边缘点的期望值进行估计是引起鬼影的主要因素,本文采用 Perona-Malik 滤波模型 (简称 P-M 模型)^[11] 对期望图像 $f_{i,j}^n$ 进行非线性估计,然后在神经网络算法作用下,进行增益和偏置校正系数的更新. 由于 Perona-Malik 模型采用偏微分方程 (PDE) 表示,所以新算法被叫做基于偏微分方程去鬼影的自适应校正方法 (PDE-based NUC).

利用非线性保边缘的 P-M 滤波取代 4 邻域平均的线性滤波来获得期望图像 $f_{i,j}^n$, 则

$$f_{i,j}^n = y_{i,j}^{n(T)}, \quad (7)$$

其中, $y_{i,j}^{n(T)}$ 是第 n 帧图像在式 (8) 经过 T 步扩散后的最终图像:

$$y_{i,j}^{n(t+1)} = y_{i,j}^{n(t)} + \eta \left[c_N \cdot \nabla_N y_{i,j}^{n(t)} + c_S \cdot \nabla_S y_{i,j}^{n(t)} + c_E \cdot \nabla_E y_{i,j}^{n(t)} + c_W \cdot \nabla_W y_{i,j}^{n(t)} \right]_{i,j}, \quad (8)$$

其中,初始 $y_{i,j}^{n(0)}$ 为第 n 帧原始输入图像,即 $y_{i,j}^{n(0)} = y_{i,j}^n$. $0 \leq \eta \leq 1/4$, N , S , E 和 W 分别代表 North, South, East 和 West 方向上的像素,符号 ∇ 可表示为:

$$\begin{aligned} \nabla_N y_{i,j}^{n(t)} &= y_{i-1,j}^{n(t)} - y_{i,j}^{n(t)}, \quad \nabla_S y_{i,j}^{n(t)} = y_{i+1,j}^{n(t)} - y_{i,j}^{n(t)} \\ \nabla_E y_{i,j}^{n(t)} &= y_{i,j+1}^{n(t)} - y_{i,j}^{n(t)}, \quad \nabla_W y_{i,j}^{n(t)} = y_{i,j-1}^{n(t)} - y_{i,j}^{n(t)}. \end{aligned} \quad (9)$$

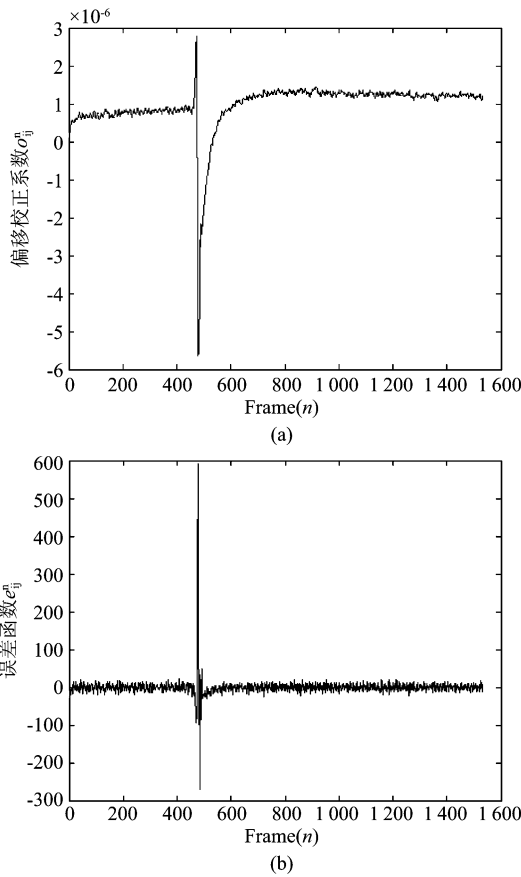


图1 NN-NUC算法中对边缘像素(54,55) (a) 偏移校正系数(b)误差函数的估计
Fig.1 The estimations of (a) the offset coefficients, and (b) the error signal of the edge pixel (54,55) using the NN-NUC algorithm

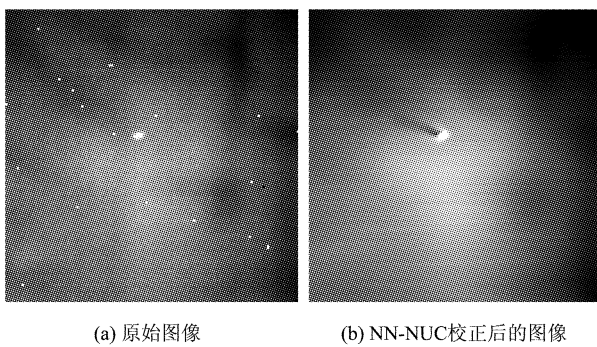


图2 原始图像和 NN-NUC 校正后的图像(第 500 帧) (a) 原始图像, (b) NN-NUC 校正后的图像
Fig.2 Frame 500 in the sequence: (a) the original image, and (b) the corrected image using the NN-NUC algorithm

扩散系数 c 是图像的梯度函数,随着梯度的增加而单调下降. 它的取值范围限定在 $[0, 1]$ 之间,本文采用的扩散系数为

$$c(\nabla y^n) = \frac{2}{1 + e^{2(\|\nabla y^n\|/\lambda)^2}} \quad (10)$$

新算法采用了非线性保边缘的 P-M 滤波取代 4 邻域平均的线性滤波来获得期望图像 f , 而增益和偏置系数的更新仍然采用原始 NN-NUC 算法中的更新策略. 图 3 给出了新算法的处理流程.

3 实验结果与分析

NN-NUC 算法下边缘像素 (54,55) 处的偏移校正系数和误差值如图 1 所示. 为了说明新算法采用基于 PDE 非线性滤波取代线性滤波来获取期望图像的方法能够有效去除鬼影, 本章详细分析了新算法在第 500 帧图像的边缘像素 (54,55) 处获得的相关计算值.

在第 500 帧图像中, 取以像素 (54,55) 为中心的 3×3 区域, 其灰度情况如图 4(a) 所示. 图 4(b) 给出了中心像素与该区域内各像素之间的灰度差值. 很明显, 像素 (54,55) 是一个边缘像素. 在该像素位置将会出现由于异常校正而引起的鬼影现象.

线性滤波模糊了边缘, 使边缘像素处存在很大的误差. 而在基于 PDE 的非线性滤波中, 由于扩散函数 c 控制着扩散滤波的处理, 使得扩散只发生在区域内部, 而在边缘处停止扩散, 因此在具有较大梯度值的边缘位置将不会受到滤波的影响. 这就起到了保留边缘像素的作用, 从而防止了边缘像素的错误估计. 图 5 给出了新算法在 (54,55) 处计算得到的 North, South, East 和 West 四个方向上的扩散系数 c , 以及该区域期望值与原始图之间的灰度差值 (参数 $t=5, \lambda=30$).

从图 5(b) 可以看出边缘像素 (54,55) 处的误差值为 0, 这就说明该点经滤波后的灰度值与原灰度值相同, 即边缘像素被保留下来了. 对于非边缘像素, 则都得到了不同程度的平滑. 实际上, 像素 (53,56) 也是一个边缘像素, 因此它的差值为 0 也是合理的. 图 6 给出了新算法校正过程中, 在 (54,55) 处计算得到的误差函数的演化过程以及图 2(a) 经新算法校正后的结果. 将图 6(a) 与图 1(b) 进行比较可知, 利用非线性

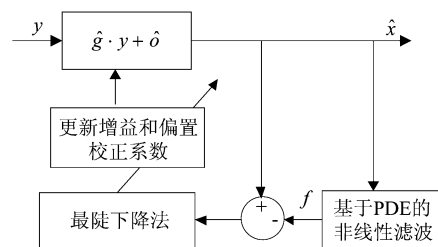
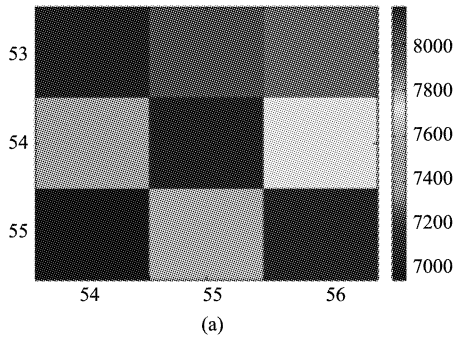


图3 基于 PDE 的算法流程
Fig.3 Block diagram of the novel PDE-based NUC algorithm



1116	925	251
792	0	442
1210	591	1106

(b)

图4 在第500帧图像中 (a)像素(54,55)处3×3区域内的像素灰度 (b)图(a)的中心像素与其邻域内各像素的灰度差值
Fig.4 (a) the gray intensities of pixel (54,55) and its 3×3 surrounding pixels at frame no. 500 (b)the intensity differences between the center pixel and the surrounding pixels of (a)

1	1	1	0.1337	9.801e-018	8.5038e-005
0.1337	9.801e-018	8.5038e-005	0.001971	9.251e-007	9.7e-010
0.001971	9.251e-007	9.7e-010	1	1	1
North			South		
0.88035	1.196e-008	1	1	0.88035	1.196e-008
4.44e-012	3.2074e-005	1	1	4.44e-012	3.2074e-005
2.41e-007	0.003649	1	1	2.41e-007	0.003649
East			West		

(a)

79	-64	0
-16	0	66
1	-1	11

(b)

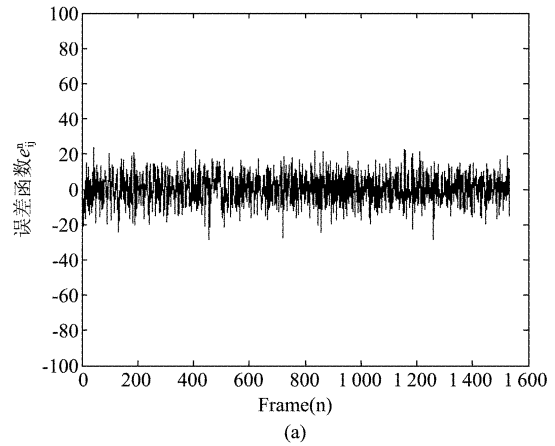
图5 图4(a)经过各向异性滤波后的值 (a)在 North, South, East 和 West 四个方向上依次得到的扩散系数 c , (b)区域期望值与原始图之间的灰度差值 ($t=5, \lambda=30$)
Fig.5 The values of anisotropic diffusion operated on Fig. 4 (a): (a)the conduction coefficients in four directions (North, South, East and West, respectively), and (b) the intensity difference between the desired region and the original region ($t=5, \lambda=30$)

性保边缘的 PDE 滤波取代 4 邻域平均的线性滤波来获得期望图像 $f_{i,j}^n$, 减小了边缘像素处的误差值, 从而

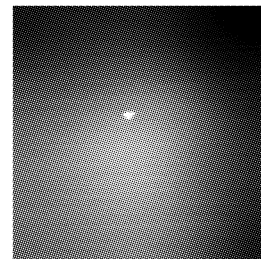
防止了由于边缘像素上较大的误差而导致的校正系数的异常更新, 抑制了边缘像素的异常校正, 最终避免了鬼影现象的产生 (如图 6(b) 所示).

在新算法中, 扩散常数 λ 决定了被保留图像边缘的多少, 它在扩散过程中起着十分重要的作用. 图 7(a) 给出了不同 λ 下扩散系数 c 的曲线. 可以看出, λ 越大其扩散强度越大, 对边缘的保留越少, 反之亦然. 图 7(b) 是 $\lambda=150$ 时对图 2(a) 进行校正的结果, 很明显, 校正后的图像依然存在鬼影. 因此, 在实际应用中需要选择合适的 λ 值, 否则难以达到保边缘抑制鬼影的目的. 目前, λ 的确定可以通过经验统计值来确定, 或者根据边缘强弱和噪声水平自适应地确定. 本论文采用基于经验值的确定方法, 而自适应地确定 λ 将是未来进一步的研究重点.

为了验证新算法的性能, 本文采用第一章提到的图像序列对新算法、ALR 算法、Gated-ALR 算法、ED-NN-NUC 算法和 TS-NUC 算法进行实验, 并比较其去鬼影能力和收敛性能. 本文采用鬼影位置像素的偏置系数 $\hat{\sigma}$ 的时域变化来衡量上述五种算法的去鬼影能力. 采用均方根误差函数 $\overline{\text{Err}}^n$ [7] 对收敛性能进行衡量:



(a)



(b)

图6 采用新算法的计算结果 ($\lambda=30$) (a)边缘像素(54,55)的误差函数的演化过程, (b)图 2(a)经新算法校正后的结果
Fig.6 The result of the proposed PDE-based algorithm with $\lambda=30$ (a) the evolution of the error signal related to the edge pixel (54,55), and (b) the corrected image of Fig. 2(a)

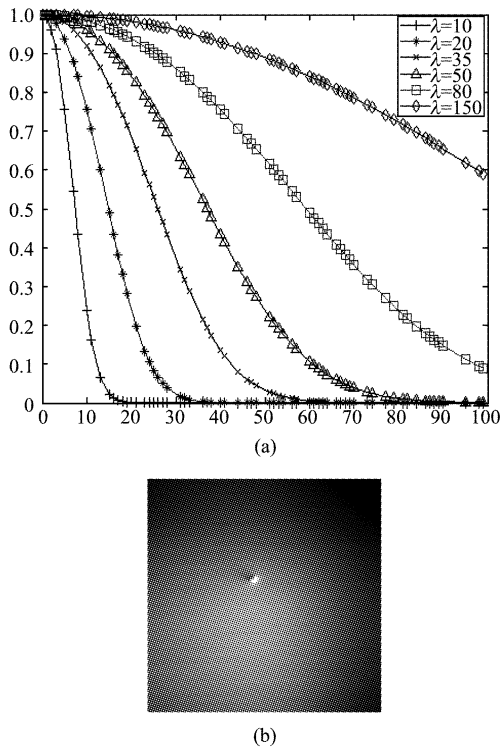


图 7 新算法中扩散常数 λ (a) 对扩散函数 c 的影响, (b) 取值偏大时的校正结果 ($\lambda = 150$)
 Fig. 7 The diffusion constant λ in the proposed algorithm (a) the variations of diffusion function when λ changes, (b) the corrected result of Fig. 2(a) with $\lambda = 150$

$$\overline{\text{Err}^n} = \sqrt{\frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (e_{i,j}^n)^2} \quad (11)$$

其中 $e_{i,j}^n$ 如式(4)所示, M 和 N 分别为图像的行、列值. 其比较结果如图 8 所示. 从图 8(a) 中可以看出, 不具有去鬼影能力的 NN-NUC 算法的偏置校正系数在时域更新过程中, 更新至 500 帧左右时校正系数发生了异常跳跃 (如图 8(a) 中黑色虚线所框的区域), 从而产生了鬼影. 而用于比较的几种具有去除鬼影能力的算法在黑色虚线框区域对各自偏置系数的更新相对比较平稳, 没有发生异常更新, 因此在一定程度上抑制了鬼影的产生. 图 8(b) 给出了上述几种算法的收敛性, 其中 ED-NN-NUC 算法和 TS-NUC 算法需要 200 帧左右才达到收敛, ALR 和 Gated-ALR 算法则需要大约 100 帧就达到了收敛, 而新算法只需要 20 帧左右即可收敛. 算法收敛所需帧数和时间优于其他几种算法.

为了进一步验证新算法的校正性能, 本文采用另外一组采用 HgCdTe 长波 IRFPA 采集的室内均匀背景下拿手机的人手 850 帧实际序列图进行实验. 图 9 给出了几种校正算法的校正结果. 从图中可以看出,

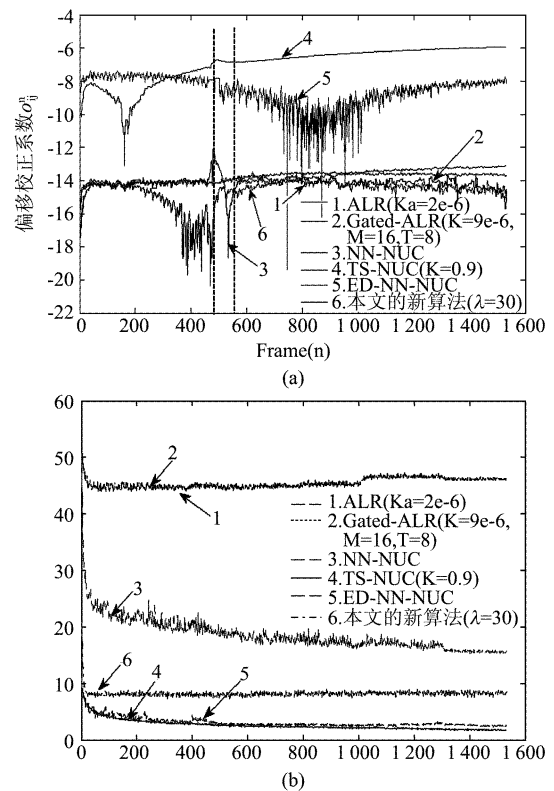


图 8 几种校正算法与本文提出的新算法性能比较 (a) 去鬼影能力 (采用偏置系数 \hat{o} 的时域变化来反映), (b) 收敛性能
 Fig. 8 The performance comparison between several reported algorithms and the proposed (a) the deghosting ability (employing the temporal variance of bias parameter), (b) the convergence

ALR 算法、Gated-ALR 算法、ED-NN-NUC 算、TS-NUC 算法和新算法都有效地抑制了鬼影 (图中用黑色箭头指示手出现鬼影的位置). 然而, 研究非均匀性校正算法的最终目的是为了去除非均匀性, 而不单纯是去鬼影的能力. 因此, 为了比较这几种都具有去除鬼影能力的校正算法的非均匀性校正能力, 本文采用了响应不均匀性对校正后的结果图像进行评价:

$$U_R = \frac{1}{R} \cdot \sqrt{\frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [R_{i,j} - \bar{R}]^2} \cdot 100\% \quad (12)$$

$$\bar{R} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N R_{i,j}$$

其中, $R_{i,j}$ 为像元 (i, j) 的输出灰度, \bar{R} 为焦平面阵列的空间响应均值, M 和 N 分别为图像的行、列值.

从图 9 可以看出, 经新算法校正后的结果图像的非均匀性降低了 5.67%, 要优于其他几种校正算法. 但是, 图 9(g) 仍然具有很大的剩余非均匀性, 因此需要进一步提高新算法对非均匀性的校正能力.

4 结论

在神经网络校正算法 (NN-NUC) 中, 利用空间

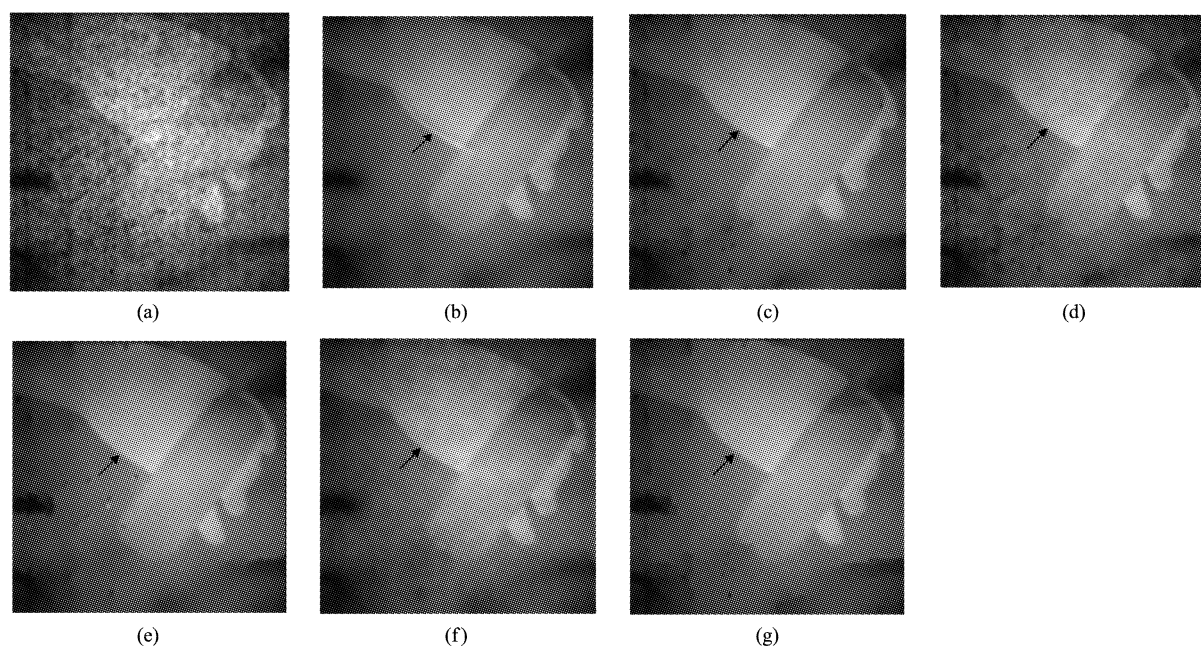


图9 采用第二组红外序列图像的第642帧图像进行实验,并将几种算法的校正结果进行比较(a)原始图像($U_R = 33.7\%$), (b)NN-NUC算法($U_R = 32.29\%$), (c)ALR算法($U_R = 32.22\%$), (d)Gated-ALR算法($U_R = 31.93\%$), (e)ED-NN-NUC算法($U_R = 29.31\%$), (f)TS-NUC算法($U_R = 33.06\%$), (g)本文提出的新算法($U_R = 28.03\%$)

Fig. 9 The corrected results comparison between several reported algorithms and the proposed using Frame 642 in the second sequence (a) the original image ($U_R = 33.7\%$), (b) after the NN-NUC correction ($U_R = 32.29\%$), (c) after ALR correction ($U_R = 32.22\%$), (d) after Gated-ALR ($U_R = 31.93\%$), (e) after ED-NN-NUC correction ($U_R = 29.31\%$), (f) after TS-NUC correction ($U_R = 33.06\%$), (g) after PDE-based NUC correction ($U_R = 28.03\%$)

均值滤波求取期望图像的方法在边缘像素处存在不合理的估计,从而引起边缘处误差函数存在较大的值,进而影响校正系数的正常更新,最终导致鬼影的产生.新算法将基于偏微分方程的非线性滤波引入NN-NUC算法中来取代线性空间均值滤波,以达到消除鬼影的目的.采用两组红外图像进行实验,结果表明,新算法有效地去除了鬼影,且具有较快的收敛速度.从校正后的结果图可以看出,虽然新算法的非均匀性校正能力要好于其他几种算法,但校正后图像上的剩余非均匀性仍然比较大.不过,在新算法中加入文献[7]中的粗校正环节,可达到增强非均匀性校正能力的目的.未来进一步的研究重点将主要包括:根据场景信息自适应地确定新算法中的扩散常数 λ ,以及新算法的并行化实现.

REFERENCES

- [1] Scribner D A., Kruer M R., Gridley J C., *et al.* Physical limitation to nonuniformity correction in IR focal plane arrays[J]. *Proc. SPIE*. 1987, **865**:185 - 202.
- [2] Milton A F., Barone F R., Kruer M R. Influence of nonuniformity on infrared focal plane array performance[J]. *Opt. Eng.*, 1985, **24**(5):855 - 862.
- [3] Harris J G., Chiang Y M. Nonuniformity correction of infrared image sequences using the constant-statistics constraint[J]. *IEEE Trans. Image Process.* 1999, **8**(8):1148 - 1151.
- [4] Scribner D A., Sarkay K A., Kruer M R., *et al.* Adaptive retina-like preprocessing for imaging detector array[J]. *IEEE Intl. Conf. Neural Networks*, 1993, **3**:1955 - 1960.
- [5] Harris J G., Chiang Y M. Minimizing the ghosting artifacts in scene-based nonuniformity correction[J]. *Proc. SPIE*, 1998, **3377**:106 - 113.
- [6] Verar E., Torres I S. Ghosting reduction in adaptive nonuniformity correction of infrared focal-plane array image sequences[J]. *IEEE Intl. Conf. Image Process.* 2003, **3**:II - 1001 - 4.
- [7] SHI Chang-Cheng, ZHANG Tian-Xu, LIU Hui-Na, *et al.* A combinational algorithm for nonuniformity correction of infrared focal plane array[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (施长城, 张天序, 刘慧娜, 等. 一种红外焦平面非均匀性组合校正算法. *红外与毫米波学报*, 2009, **29**(1):23 - 26.
- [8] Hardie R C., Baxley F., Brys B., *et al.* Scene-based nonuniformity correction with reduced ghosting using a gated LMS algorithm[J]. *Opt. Express*. 2009, **17**(17):14918 - 14933.
- [9] Shi Y., Zhang T X. Edge-directed adaptive nonuniformity correction for staring infrared focal plane arrays[J]. *Opt. Eng.* 2006, **45**(1):016402 - 1 - 11.
- [10] Rossi A., Diani M., Corsini G. Temporal statistics de-ghosting for adaptive non-uniformity correction in infrared focal plane arrays[J]. *IET Electron. Lett.* 2010, **46**(5):348 - 349.
- [11] Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 1990, **12**(7):629 - 639.