

文章编号: 1672-8785(2018)03-0018-05

# 基于局部梯度的神经网络非均匀性校正算法

汪 晓<sup>1,2,3</sup> 葛 军<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 红外物理国家重点实验室, 上海 200083;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘 要:** 为了解决传统神经网络算法在用于红外焦平面阵列(Infrared Focal Plane Array, IRFPA)非均匀性校正(Non-Uniformity Correction, NUC)时所面临的边缘模糊、收敛速度慢等问题, 通过引入图像局部梯度特性对该算法进行了改进。通过用局部梯度相似度信息构造权值函数来对区域进行加权滤波, 可以保留图像边缘信息。在迭代运算中, 将梯度幅值加权的自适应参数规整因子加入了误差损失函数, 并引入梯度幅值相关的自适应步长用以代替传统的固定步长, 从而进一步提升了算法的校正效果和收敛速度。然后对算法的性能曲线和校正结果进行了分析。结果表明, 与传统算法相比, 改进的神经网络校正算法取得了更好的校正效果, 其校正误差稳定低于前者, 实现了有效抑制边缘模糊和提升收敛速度的目标。

**关键词:** 红外焦平面阵列; 非均匀性校正; 误差反向传播; 神经网络; 边缘检测

**中图分类号:** TN219 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2018.03.004

## Neural Network Non-uniformity Correction Algorithm Based on Local Gradients

WANG Xiao<sup>1,2,3</sup>, GE Jun<sup>1,2</sup>

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. State Key Laboratory of Infrared Physics, Shanghai 200083, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** To solve the problems of edge blurring and slow convergence speed faced when a traditional neural network method is used in the non-uniformity correction of an infrared focal plane array, the traditional neural network algorithm is improved by introducing the local gradient characteristics of images. By using the weighting function constructed with local gradient similarity information to weight a region, the image edge information can be preserved. In iterative computation, an adaptive weighting factor with gradient amplitude is added to the error loss function, and the adaptive step size associated with the gradient amplitude is introduced to replace the traditional fixed step size. Thus, the correction effect and convergence speed of the algorithm are fur-

收稿日期: 2017-12-14

基金项目: “十三五”装备预研共用技术项目(41414050206)

作者简介: 汪晓(1993-),男,安徽舒城人,硕士研究生,主要从事数字信号处理器方面的研究。

E-mail: ethanwx19@163.com

ther improved. Then, the performance curve of the algorithm and its correction result are analyzed. The result shows that the improved neural network correction algorithm has achieved better non-uniformity correction effect than the traditional algorithm. Its correction error is less than that of the traditional method. The object to effectively suppress edge blur and improve convergence speed is realized.

**Key words:** infrared focal plane array; non-uniformity correction; error back-propagation; neural network; edge detection

## 0 引言

由于具有可实现夜间监控、稳定性高等特点, IRFPA 探测器已经在航空航天和治安监控等领域得到了广泛应用。但受制造材料与工艺的影响, 其输出图像不可避免地具有非均匀性, 而且这种非均匀性往往会随时间漂移, 大大影响了探测器的正常使用, 并降低了红外图像的质量。因此, 国内外均对如何减小红外图像的非均匀性进行了大量研究, 并提出了基于定标和基于场景的两大类 NUC 算法<sup>[1]</sup>。

基于场景的 NUC 算法主要包括 Kalman 滤波<sup>[2]</sup>、误差反向传播 (Back-Propagation, BP) 神经网络以及时域高通滤波等方法。与基于定标两点/多点校正方法相比, 基于场景的 NUC 算法无需进行参考源定标, 且可实时处理和调整校正参数, 以解决非均匀性的时间漂移问题, 从而适应探测单元的非线性特征。其中, 传统的 BP 神经网络算法通过误差反向传递的方式实现了对红外图像 NUC 参数的估计, 但其实现过程中往往存在图像物体边缘模糊、收敛速度较慢等问题<sup>[3]</sup>。刘秀等人<sup>[4]</sup>通过预先划分图像边缘区域实现了图像边缘保护,

但该方法对边缘划分阈值较为敏感。杨少林等人<sup>[5]</sup>通过利用图像误差信息设计自适应迭代步长, 提升了收敛速度, 并取得了较好的效果。

本文针对传统神经网络算法的不足之处, 通过引入图像局部梯度特性分别对神经网络算法的图像期望输出、迭代步长和损失函数三个部分进行了改进, 提出了一种更加优秀的解决方案。该方法可以稳定地减小输出图像的非均匀性, 并可实现边缘保护, 同时具有比传统算法更快的收敛速度。

## 1 传统的 BP 神经网络校正算法

BP 神经网络算法在 1990 年被 Scribner D A 等人首先应用于红外图像 NUC 领域并就此成为了一种常用的 NUC 算法<sup>[6]</sup>。图 1 为传统的 BP 神经网络算法的结构图。该算法将像元与图像连接, 利用 NUC 模块和滤波器得到真实输出值以及图像期望输出, 然后根据损失函数实现参数校正反向传播, 并利用最快梯度下降法迭代修正校正参数矩阵, 从而得到理想的输出图像。

IRFPA 探测器的非均匀性主要来自于其单个像元在相同辐射照度下的不同响应输出。

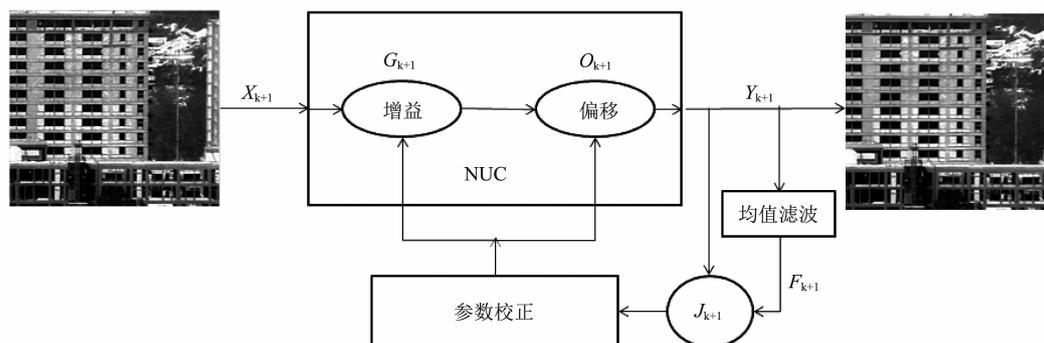


图 1 神经网络 NUC 算法的结构图

在经典线性假设下, 像元响应方程为

$$X_k(i, j) = a_k(i, j)Y_k(i, j) + b_k(i, j) \quad (1)$$

如式(1)所示, 在  $k$  时刻, 位置坐标  $(i, j)$  的像元输出  $X_k(i, j)$  与真实输入辐射度  $Y_k(i, j)$  之间成线性关系。一般将  $a_k(i, j)$  称为增益因子, 将  $b_k(i, j)$  称为偏置因子, 于是式(1)经变换可得:

$$Y_k(i, j) = G(i, j)X_k(i, j) + O(i, j) \quad (2)$$

式中,  $G(i, j)$  和  $O(i, j)$  分别为增益校正因子和偏置校正因子。神经网络算法可通过估计正确的校正因子对失真的红外图像进行校正, 从而最好地还原真实图像。

假设像元响应参数相互独立, 图像的真实图像期望  $F_k(i, j)$  可采用四邻域均值滤波方案得到:

$$F_k(i, j) = [X_k(i-1, j) + X_k(i+1, j) + X_k(i, j-1) + X_k(i, j+1)]/4 \quad (3)$$

基于图像校正输出和真实图像期望定义的均方误差损失函数为

$$J_k(i, j) = [F_k(i, j) - Y_k(i, j)]^2 \quad (4)$$

同时利用最陡下降法原理, 将  $\eta_k$  定义为迭代固定步长, 于是可得到增益校正因子和偏置校正因子的新的关系式:

$$G_{k+1}(i, j) = G_k(i, j) - 2\eta_k X_k(i, j) \times [Y_k(i, j) - F_k(i, j)] \quad (5)$$

$$O_{k+1}(i, j) = O_k(i, j) - 2\eta_k [Y_k(i, j) - F_k(i, j)] \quad (6)$$

通过手动设定  $\eta_k$  的取值, 可以调整算法的收敛速度并避免出现不收敛的情形。在不同场景下, 最优参数也不同<sup>[7]</sup>。

## 2 改进的 BP 神经网络校正算法

在对传统神经网络算法的应用进行分析后发现, 当 IRFPA 所采集的场景运动缓慢时, 随着迭代次数的增加, 输出图像的物体边缘信号在迭代过程中会逐渐变得平滑, 从而不可避免地产生模糊现象<sup>[8]</sup>。因此, 本文针对神经网络算法在实际应用中所面临的问题, 提出了一种基于图像局部梯度特性的算法改进方案。

### 2.1 基于梯度相似度的权值滤波

传统的四邻域均值滤波算法对高斯噪声具有很好的抑制作用。但经分析可知, 由于忽略了图像的内部细节纹理以及边缘特征, 相同权值的均值滤波会造成物体输出轮廓模糊的现象。文献[9]提出了一种基于模糊隶属度的加权均值滤波器。通过利用模糊隶属度函数概念对均值滤波器的权值进行优化, 该方法在去除高斯噪声和冲击噪声方面的表现有所提高。本文在此基础上引入梯度信息构造权值函数, 即先选用 Sobel 算子对原始图像进行卷积, 得到图像梯度信号:

$$I_k^x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * X_k \quad (7)$$

$$I_k^y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * X_k \quad (8)$$

式中,  $I_k^x$  和  $I_k^y$  分别为水平和垂直方向上的图像梯度信号。将基于窗口元素梯度相似度的权值函数定义为

$$\omega_k(i, j) = e^{-[I_k^x(i, j) - I_k^x(i_0, j_0)]^2 / \Omega} \times e^{-[I_k^y(i, j) - I_k^y(i_0, j_0)]^2 / \Omega} \quad (9)$$

式中,  $(i_0, j_0)$  为窗口中心点的坐标;  $\omega_k(i, j)$  用于衡量窗口中的中心邻域元素与中心点之间的梯度矢量差异。由分析可知, 邻域中梯度相似的点往往处在相同的边缘和纹理处, 所以本文利用权值函数对邻域像素进行加权处理。当像素与中心点梯度出现明显差异时, 权值较小, 减弱了邻域中差异点对中心点期望输出的影响, 使对中心点期望的估计变得更准确, 从而达到增强图像边缘和纹理的目的。函数中,  $\Omega$  为可变参数, 其大小决定了窗口内梯度差异的筛选程度, 因此在实验中需要根据场景加以更改。

### 2.2 利用梯度加权参数规整损失函数

式(4)所示为原始的神经网络损失函数。当像元处在边缘区域时, 增益因子往往会受边缘信息的影响而出现较大的偏移<sup>[10]</sup>。文献[11]通过在局部窗口内计算 LoG 幅值响应对

引导滤波算法中的规整因子进行了惩罚, 实现了对图像平滑区域和边缘区域的保持作用。受此启发, 本文设计了一种基于梯度幅值的参数规整化因子并将其引入损失函数, 以避免在图像校正过程中出现增益因子过度拟合的现象。

利用式(7)和式(8)得到像元的梯度幅度值及其经归一化处理后的均值:

$$grad_k(i, j) = \sqrt{[I_k^x(i, j)]^2 + [I_k^y(i, j)]^2} \quad (10)$$

$$\overline{grad_k(i, j)} = grad_k(i, j) / \left[ \frac{1}{MN} \sum_i^M \sum_j^N grad_k(i, j) \right] \quad (11)$$

式中,  $M$  和  $N$  分别为整体图像在水平和垂直方向上的像元数。将改进的损失函数定义为

$$J_k(i, j) = [F_k(i, j) - y_k(i, j)]^2 + \mu_k(i, j) |G_k(i, j) - 1| \quad (12)$$

$$\mu_k(i, j) = \mu_0 \overline{grad_k(i, j)} \quad (13)$$

式中,  $\mu_0$  为输入参数。根据最陡下降法, 改进的增益因子迭代公式为

$$\begin{cases} G_{k+1}(i, j) = G_k(i, j) - 2\eta \{ X_k(i, j) [Y_k(i, j) - F_k(i, j)] + \mu_k(i, j) \}, & G_k(i, j) > 1 \\ G_{k+1}(i, j) = G_k(i, j) - 2\eta \{ X_k(i, j) [Y_k(i, j) - F_k(i, j)] - \mu_k(i, j) \}, & G_k(i, j) < 1 \\ G_{k+1}(i, j) = G_k(i, j) - 2\eta \{ X_k(i, j) [Y_k(i, j) - F_k(i, j)] \}, & G_k(i, j) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

该损失函数用于在边缘纹理特征明显的区域加强对增益校正因子的限制, 并融合了区域内部的差异信息。它既可在迭代过程中保留图像的边缘纹理信息, 同时也可增强算法的鲁棒性。

### 2.3 梯度自适应迭代步长

迭代步长决定了神经网络算法的收敛速度。因此, 为了提高算法的鲁棒性, 并在保护原始图像边缘信息的情形下进一步加快收敛<sup>[12]</sup>, 文献[13]提出了一种根据局部空间的灰度标准差自适应调节步长的算法。据统计, 灰度标准差在一定程度上能够反映图像平滑程度; 同时在图像平滑区域, 应通过增大迭代步

长来加快算法的收敛速度, 而边缘纹理处的局部灰度标准差较大, 图像期望输出的置信度较低, 所以通过降低迭代步长可以减小校正参数估计误差。本文借鉴文献中通过计算图像局部空间的标准差来设置自适应步长的想法, 引入比局部灰度方差信息更能反映图像细节纹理的梯度幅值信息, 进而提出基于图像梯度幅值信息的改进迭代步长。将自适应步长定义为

$$\eta_k(i, j) = \eta_0 / [1 + \overline{grad_k(i, j)}] \quad (15)$$

纹理与边缘区域往往是图像中梯度幅值较大的部分。通过降低这部分区域的迭代步长可以避免边缘信息在迭代中消失; 同时, 梯度幅值较小区域的迭代步长将会增大, 从而提升神经网络的收敛速度。

### 3 实验与结果分析

本文首先利用 IRFPA 组件得到了没有明显非均匀性的大视场红外建筑物图像, 然后在图像内部移动窗口而扩充得到 1500 帧  $340 \times 340$  大小的平移红外图像序列。为了更好地验证算法有效性, 本文借鉴文献[8]中的方法, 利用高斯噪声仿真模拟 IRFPA 的非均匀性。设置模拟噪声增益因子的均值为 1, 标准差为 0.15; 设置模拟偏置因子的均值为 0, 标准差为 15。实验中, 改进算法选择  $3 \times 3$  窗口作为梯度相似度滤波的参考邻域, 并选取  $\Omega = 1.2, \eta_0 = 0.01, \mu_0 = 0.01$ 。传统的神经网络算法将迭代步长选取为  $\eta_k = 0.001$ 。图 2 所示为最终的图像处理结果。

为了比较两种算法在处理边缘信息方面的效果, 图 2 中选择了具有丰富边缘信息的红外建筑物图像。从校正结果中可以看出, 经传统神经网络算法校正后, 目标边缘出现了模糊现象; 而经本文算法校正后的图像不仅更清晰, 而且还进一步突出了目标边缘信息。后者的物体轮廓更加清晰, 与没有非均匀性的原始图像也更为接近。为了量化算法性能并进一步分析算法的优劣势, 本文选用常用的峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 法对处

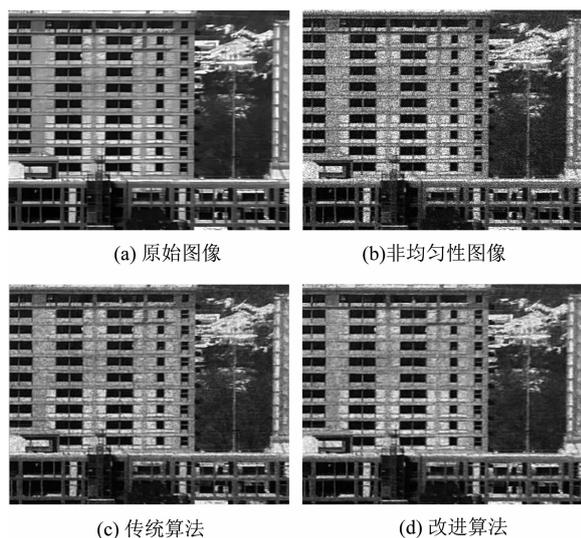


图2 NUC结果

理结果进行评估。PSNR 计算方式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_i^M \sum_j^N [Y(i,j) - \bar{Y}(i,j)]^2} \quad (16)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left( \frac{2^b}{RMSE} \right) \quad (17)$$

式中， $\bar{Y}(i,j)$  为未添加任何噪声的原始图像。实验中假设它没有明显的非均匀性，这即可代表理想的图像校正结果。b 表示像素灰度位数 8。选取不同的自适应步长参数  $\eta_0$  和传统算法迭代步长参数  $\eta_c$  对算法性能进行了对比。图 3 中的实线为本文算法的性能曲线，虚线为传统神经网络算法的性能曲线，n 为图像处理帧数。可以看出，传统算法的性能在场景缓慢移动中会随着迭代次数的增加而急剧下降；而本文算法的性能曲线在迭代次数增加后依然可以保持较好的校正效果。同时，对比了两种算法在不同迭代步长参数下的表现。结果表明，本文算法除了保证图像的 PSNR 值稳定高于传统算法之外，还实现了更快速的收敛效果。

#### 4 结束语

本文针对传统神经网络 NUC 算法存在的劣势，引入图像梯度信息对图像滤波、迭代步长和损失函数等多个部分进行了改进。最终提出的基于图像局部梯度信息的神经网络 NUC

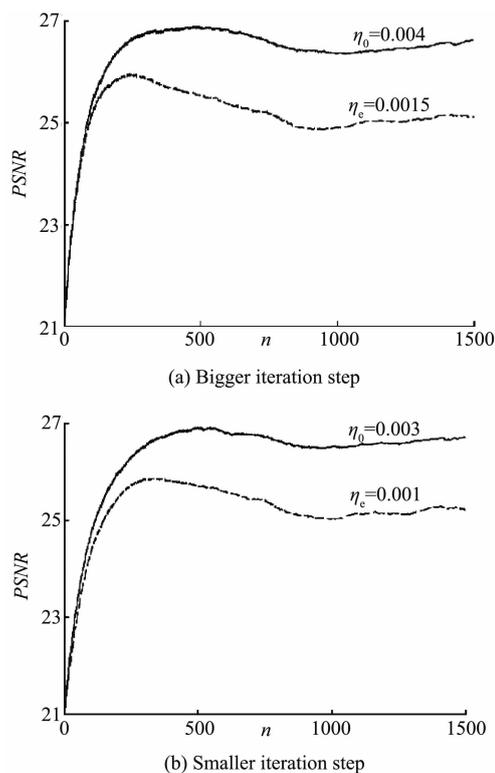


图3 本文算法与传统算法的性能曲线

算法虽然相对比较复杂，但是在图像细节保护等方面有了实质性的提高。实验模拟结果表明，本文算法在提高收敛速度的情形下依然可以有效保留图像的局部边缘纹理信息，因而具有较为实际的应用价值。

#### 参考文献

- [1] 陈锐, 谈新权. 红外图像非均匀性校正方法综述 [J]. 红外技术, 2002, 24(1): 1-3.
- [2] 李庆, 刘上乾, 赖睿, 等. 一种基于场景的红外焦平面阵列非均匀性校正算法 [J]. 光子学报, 2006, 35(5): 720-723.
- [3] 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(2): 574-578.
- [4] 刘秀, 刘咏, 金伟其, 等. 基于边缘检测的神经网络非均匀性校正及硬件实现 [J]. 光电工程, 2014, 41(2): 63-68.
- [5] 杨少林, 于慧敏. 基于场景的焦平面阵列非均匀性校正算法研究 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2006, 40(7): 1150-1153.

(下转第 43 页)