

文章编号: 1672-8785(2012)04-0020-06

基于 BP 神经网络的 IRFPA 改进型 非均匀性校正算法

陈 强 熊 健 曹 伟

(中国航天科工集团第二研究院, 北京 100854)

摘 要: 提出了一种基于神经网络的红外焦平面阵列 (Infrared Focal Plane Array, IRFPA) 非均匀性自适应校正算法。首先, 利用归一化思想对图像进行处理以利于选取迭代步长; 其次, 优化隐含层结构以获得更接近于真实信号的期望信号。实验结果表明, 该方法在校正精度、收敛速度和稳定性方面均优于传统的神经网络校正算法。

关键词: 红外成像; 红外焦平面阵列; 神经网络

中图分类号: O434.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2012.04.004

An Adaptive Method Based on BP Neural Network for Non-uniformity Correction in Infrared Focal Plane Arrays

CHEN Qiang, XIONG Jian, CAO Wei

(The Second Academy of CASIC, Beijing 100854, China)

Abstract: A non-uniformity correction algorithm based on neural network for infrared focal plane arrays (IRFPA) is proposed. Firstly, a normalized idea is used to process an image so as to choose a proper interactive step. Then, the structure of the hidden layer is optimized to obtain the desired signal more close to the real signal. The experimental result shows that the proposed method is better than the traditional neural network correction algorithm in correction precision, convergence rate and stability.

Key words: infrared imaging; infrared focal plane array; neural network

0 引言

在理想状况下, 红外焦平面阵列接收均匀辐射后输出的信号幅度应该完全相同。但由于受材料缺陷、低温条件下电路的稳定性以及集成电路水平的限制, 每个光敏元的响应率不可能完全一致, 导致输出信号幅度不能完全一样 (被称为红外焦平面阵列的非均匀性)。这种非均匀性将会导致系统的温度分辨率下降和目标图像质量下降, 限制了红外焦平面阵列在高灵敏度

检测方面的应用。对于高质量的红外成像系统来说, 非均匀性校正技术是最为关键的红外信号处理技术之一。在尽量降低器件非均匀性的条件下, 利用信号处理技术对红外图像进行非均匀性校正是一种行之有效的方法。

基于场景的非均匀性校正算法是目前人们研究的热点, 其主要思想是通过大量的图像序列进行统计和分析, 从中提取出最接近真实情况的红外图像。目前主要有恒定统计、人工神

收稿日期: 2012-02-14

作者简介: 陈强 (1986-), 在读研究生, 主要从事红外制导系统总体研究。E-mail: chen.195@qq.com

神经网络和卡尔曼滤波等一些算法。其中每种算法都有其特定的局限性。本文从探测器的图像非均匀性特点入手, 提出一种改进的基于 BP 神经网络的非均匀性校正算法。该算法简单, 收敛快, 实时性好。

1 经典的 BP 人工神经网络校正算法

1.1 人工神经网络的概述

人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 是一种从生理学角度对真实人脑神经网络的结构和功能以及若干基本特性进行某种理论抽象、简化和模拟的信息处理系统。人工神经网络是由多个简单的处理单元彼此按照某种方

式相互连接而形成的信息处理系统。其信息处理由神经元之间的相互作用来实现; 知识与信息的存储表现为网络单元之间互连分布式的物理关系; 网络的学习和识别决定于各个神经元连接权系数的动态演化过程。人工神经网络是人们在现代神经科学研究成果的基础上提出的, 它反映了人脑功能的基本特性。但它并不是人脑的真实描写, 而是对其进行的某种抽象、简化与模拟。

神经生理学和神经解剖学证明, 人的思维是通过人脑完成的; 神经元是脑组织的基本单元; 人脑是一个由约 1011 个神经元组成的庞大系统。图 1 所示为神经元的结构。

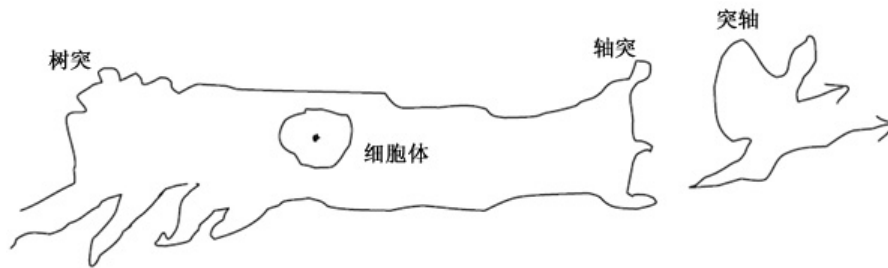


图 1 生物神经元的基本结构

图 1 中, 神经元的中心为细胞体, 它能够对接收到的信息进行处理。细胞体周围的纤维可以分为两大类: 一类是用于接收其它神经元信息的, 被称为树突; 另一类是用于向其它神经元发出信息的, 被称为轴突。神经元之间通过树突与轴突相互连接 (其接口被称为突轴), 从而把众多的神经元连接成一个神经网络。

人工神经元是人工神经网络的基本处理单元 (其结构模型见图 2)。

图 2 所示为神经元的基本结构。其中, $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为神经元 u_i 的输入信号; $w_1, w_2, \dots, w_n$ 为连续权值; θ_i 为设定的阈值; y_i 为神经元的输出。 y_i 的计算公式为

$$y_i = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta_i \right) \quad (1)$$

式中, $f(x)$ 是神经元的作用函数。我们可以把神经网络看成一种输入 — 输出的映射。则此

映射是一种高度非线性的映射。它对于复杂的非线性系统具有较高的建模能力, 并且对于数据具有良好的拟合能力。

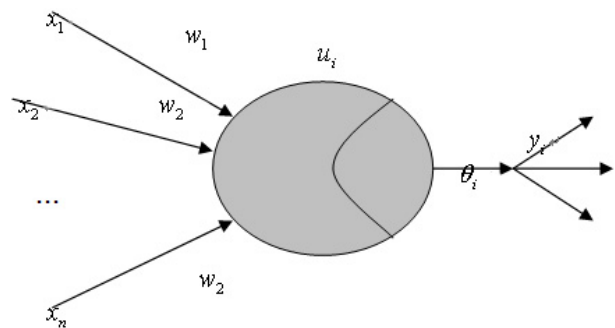


图 2 神经元的基本结构

Rumelhart 等人洞察到神经网络在信息处理方面的重要性后, 于 1982 年成立了并行分布式处理小组, 旨在研究并行分布式信息处理方法和探索人类认知的微结构。此后, 他们于 1986 年提出了误差反传算法 (Back Propagation Algorithm,

BP)。

BP 网络是一种误差反向传播的多层前向网络 (其结构见图 3)。

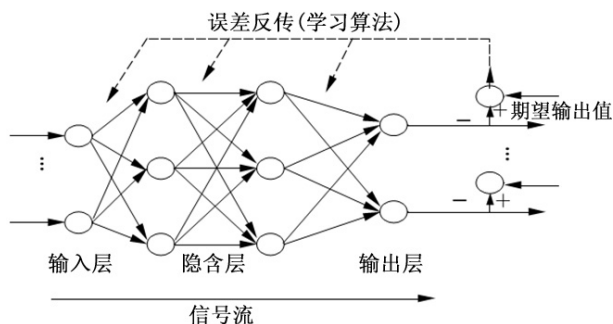


图 3 BP 神经网络算法的结构图

BP 算法主要分为两个阶段。

第一阶段：正向传播过程。输入信息通过输入层，经隐含层逐层处理 (并计算每个单元的实际输出值)，直至输出层 (计算出实际输出值)。

第二阶段：反向过程即学习过程。若在输出层未能得到期望的输出值，则逐层递归计算实际输出与期望输出之间的差值 (即误差)，以便根据此误差值调节权值。可以看出，BP 算法是一种监督学习算法。通过将神经元的期望输出与实际输出之间的偏差作为连接权值调整的参考，最终可以减少这种偏差。

1989 年，Hecht Nielsen 对 BP 算法进行了详细的理论分析，并且证明了三层 BP 神经网络在隐含层神经元数目可以任意设定的情况下能够逼近任意的连续函数。本文便采用了三层 BP 神经网络结构，这样既可以满足实际需要，又可以简化数据处理过程和降低算法的复杂度。

1.2 用于非均匀性校正的 BP 神经网络

通过将 Scribner D A 提出的人工神经网络 (ANN) 算法用于非均匀性校正，可以完全不对 FPA 进行标定，这是红外成像系统的理想境界。依赖于神经网络方法自适应地进行校正系数的更新是目前实验室研究的热点之一。其具体办法是，让每一个神经元连接一个阵列元，再设计一个隐含层；它的每一个神经元就像水平细胞元那样与邻近的几个阵列元连接起来；得到它们的平均输出值并将其反馈到它的上层神经元

里计算非均匀性；依据实际景像，采用最陡下降法逐帧进行迭代，直至达到最佳状态。

下面介绍对像元 (i, j) 进行人工神经网络非均匀校正的算法。

(1) 计算像元 (i, j) 的邻域均值 (空间邻域期望)：

$$f_{ij} = (x_{i,j-1} + x_{i,j+1} + x_{i-1,j} + x_{i+1,j})/4 \quad (2)$$

(2) 校正后像元输出 (省略下标)：

$$y = Gx + O \quad (3)$$

式中， G 为增益校正因子， O 为偏移量校正因子。则误差函数为

$$F(G, O) = (Gx + O - f)^2 \quad (4)$$

(3) 对 G 和 O 求偏导，得到梯度函数：

$$F_G = \frac{\partial F}{\partial G} = 2x(Gx + O - f) = 2x(y - f) \quad (5)$$

$$F_O = \frac{\partial F}{\partial O} = 2(Gx + O - f) = 2(y - f) \quad (6)$$

(4) 利用最陡下降法进行迭代，得到计算 G 和 O 的迭代公式：

$$G(n+1) = G(n) - 2\alpha x_{i,j}(n)[y_{i,j}(n) - f_{i,j}(n)] \quad (7)$$

$$O(n+1) = O(n) - 2\alpha[y_{i,j}(n) - f_{i,j}(n)] \quad (8)$$

式中， α 为下降步长 (学习速度)，可以影响稳定性和收敛速度，一般可取为 0.0005； n 为帧数。

(5) 利用线性校正算法计算校正后的输出：

$$y_{ij}(n) = G_{i,j}(n)x_{i,j}(n) + O_{i,j}(n) \quad (9)$$

图 4 所示为 BP 神经网络校正法的具体过程。

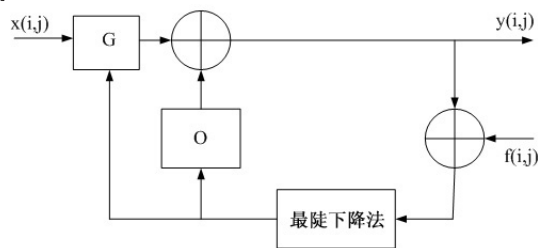


图 4 BP 神经网络校正法的流程图

神经网络校正法可以完全不对红外焦平面阵列进行标定, 校正系数也可以经过较短的学习周期进行连续更新, 其性能优于温度定标和高通滤波。但是该方法的计算量大, 需要用特殊并行计算机结构来实现。实时处理需要使用先进的多处理器机构, 其稳定性和收敛性问题也需要进行反复测试和验证。

2 改进的 BP 神经网络非均匀性校正算法

2.1 改进一: 图像归一化

在算法试验仿真中, 我们注意到经典 BP 校正算法中的增益校正系数 (简称“增益”) 的调整量是偏置校正系数 (简称“偏置”) 调整量的 x_{ij} 倍。这就意味着增益的调整量要远远大于偏置的调整量, 而通常增益处于以 1 为中心的一个区间内, 这种调整量在数量级上的差别导致算法实现中的步长值难以选取。按照经典 BP 算法进行校正, 当步长取值很小时, 收敛缓慢; 而当步长取值过大时, 迭代不收敛。这就使该算法在实际应用中遇到了障碍。

通过对经典 BP 校正算法进行分析, 我们提出利用归一化思想来改进经典 BP 校正算法, 由此生成归一化 BP 神经网络校正算法。在实施经典 BP 校正算法前, 对输入图像的灰度值进行归一化。输入图像的灰度值经过归一化后成为 1 附近的数值。然后利用经典 BP 校正算法中

的增益调节公式和偏置调节公式对归一化的灰度数据进行非均匀性校正。可以看出, 此时对增益和偏置进行调节, 可以获得相同数量级的调整量。这样就避免了迭代步长 α 难以选取的问题, 并扫除了 BP 算法在实际应用中的障碍。

由此可见, 归一化 BP 神经网络算法的目的就是为了消除增益和偏置的调整量在数量级上的差别。下面介绍归一化 BP 校正算法的具体实现过程。

在进行 BP 校正前, 对需要处理的每一帧图像的灰度值进行归一化:

$$x'_{ij} = x_{ij} / \bar{x} \quad (10)$$

式中, $\bar{x}$ 为当前帧图像的灰度均值。

$$\bar{x} = \frac{1}{I \times J} \sum_{i,j} x_{ij} \quad (11)$$

式中, I 和 J 分别为当前帧图像的总行数和总列数。

2.2 改进二: 两点定标取初值

BP 神经网络与两点温度定标的非均匀性校正综合算法是以实验室两点温度标定的校正增益和偏移量作为 BP 神经网络校正算法中权系数的初始值, 然后根据 BP 神经网络对校正增益和偏移量逐次迭代更新, 并根据更新后的校正增益和偏移量对下一帧数据进行校正, 直到校正效果令人满意为止。图 5 所示为该算法的结构图。

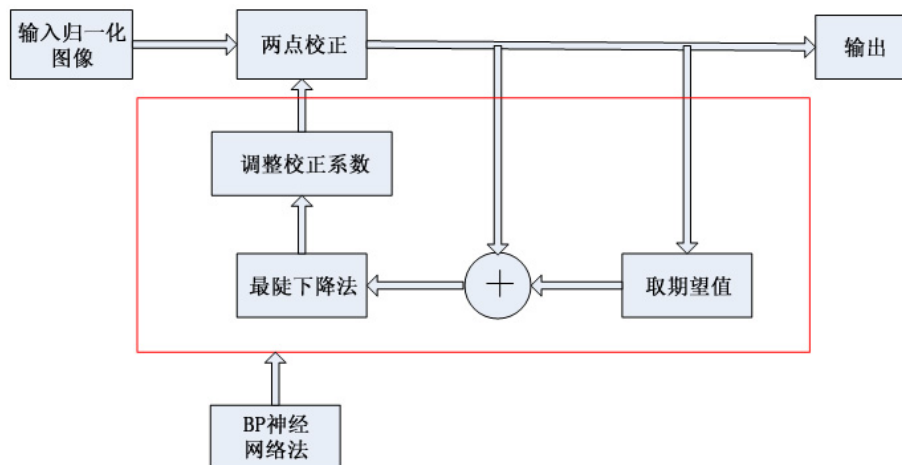


图 5 快变温场条件下的非均匀性校正算法的结构图

两点温度定标法与神经网络校正算法综合后,神经网络权系数的初始值采用了两点温度定标的值,使神经网络算法的收敛速度加快了。与其它神经网络改进算法不同的是,该算法不会增加神经网络算法实现的复杂性。相对于两点温度定标算法,它可以省去复杂的定期重新定标设备(高、低温黑体),并可消除随时间漂移引起的非均匀性。同时,通过神经网络算法逐次迭代校正系数,可以使校正输出的均方误差达到最小。

2.3 改进三: 优化理想输出函数

在神经网络算法中,计算初始误差信号时采用的输出信号为原始信号。若输出信号采用两点校正后的值,则图像更接近真实图像。同理,对于理想的输出信号,对初始校正后的图像采用邻域平均值,最终可使校正效果有所提高。因此,根据探测元的响应关系,式(2)可以改写为

$$f_{ij} = (y_{i,j-1} + y_{i,j+1} + y_{i-1,j} + y_{i+1,j})/4 \quad (12)$$

采用邻域平均的方法获取理想输出,实际上是对图像噪声进行了平滑滤波处理。经邻域平均后,噪声的均值不变,但方差变小了,即噪声的强度减弱了,噪声得到抑制了。但邻域平均法也平滑了图像信号,特别是可能会使图像目标区域的边界变得模糊。改进的方法就是把中间像素的影响因素考虑进去,并且分配较大的权值。这样既可以平滑噪声,又可以强化该点的图像信息。改进后的理想输出可以表示为

$$f_{ij} = (y_{i,j-1} + y_{i,j+1} + y_{i-1,j} + y_{i+1,j} + 4y_{i,j})/8 \quad (13)$$

因此,改进后的误差函数及 G 和 O 的迭代公式为

$$F(G, O) = (Gx + O - f)^2 \quad (14)$$

$$G(n+1) = G(n) - 2\alpha x_{i,j}(n)[y_{i,j}(n) - f_{i,j}(n)] \quad (15)$$

$$O(n+1) = O(n) - 2\alpha[y_{i,j}(n) - f_{i,j}(n)] \quad (16)$$

式中, f 可根据式(13)得到。

3 仿真结果分析

取步长为 0.0005。图 6 所示为原始图像,图 7(a) 和图 7(b) 所示为经典算法和改进算法的仿真结果。

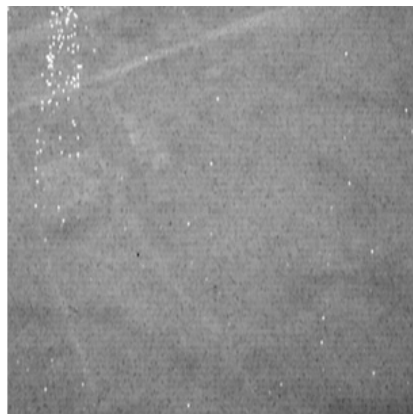
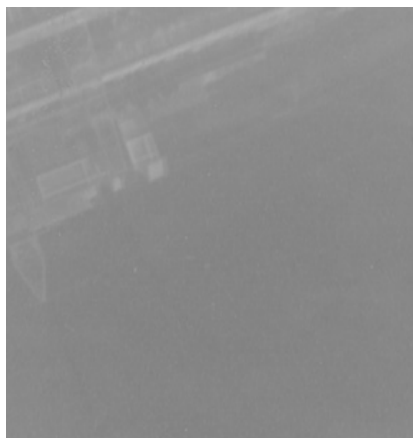
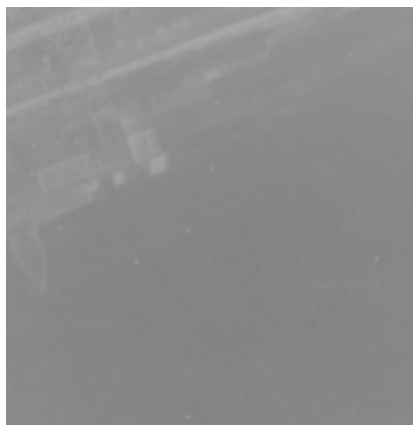


图 6 原始图像



(a) 经典算法



(b) 改进算法

图 7 仿真结果

表 1 列出了经典算法和改进算法的对比情况。

表 1 经典算法与改进算法的比较

	非均匀度	CPU 占用时间	内存占有量
原始图像	0.099475	0	0
经典算法	0.012558	4.5938 s	2.82 MB
改进算法	0.010004	1.1788 s	131.25 KB

由此可见,改进算法不仅提升了校正效果,而且还大大降低了算法的时间和空间复杂度,因此更适合实时处理。

4 结论

本文提出了一种基于神经网络的改进型非均匀性校正算法,并对该算法和经典算法进行了仿真和比较。仿真结果表明,该改进型算法优于经典算法。

参考文献

[1] 小哈得逊 R D. 红外系统原理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1971.

[2] 周立伟. 目标探测与识别 [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2004.

[3] 中国航天科工集团第三研究院 8358 所. 红外成像系统测试与评价 [M]. 天津: 《红外与激光工程》编辑部, 2006.

[4] Adams J H. The Natural Radiation Environment inside a Spacecraft [J]. IEEE Trans Nucl Sci , 1982, 20(2): 17-21.

[5] Holmes-Siedle A. Radiation Effects Engineering Handbook [M]. London: ESA, 1978.

[6] 张晓飞. 基于 DSP 的红外焦平面阵列非均匀性校正技术研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2002.

[7] 国亚双. 基于场景的红外成像非均匀校正算法研究 [D]. 北京: 中国航天二院, 2006.

[8] Venkateswarlu R, Gan Y H. Non-uniformity Compensation for IR Focal Plane Array Sensors [C]. SPIE, 2001, 3061: 915-920.

(上接第 19 页)

[9] Rafael C G, Richard E W. Digital Image Processing [M]. Beijing: Publishing Houses of Electronics Industry, 2010.

[10] Ching-chung Yang. Image Enhancement by Adjusting the Contrast of Spatial Frequencies [J]. Optik Optics, 2008, 119(1): 143-146.

[11] Zhang Jie, Liu Ziji, Lei Yanzhao, et al. Research on Infrared Image Enhancement Algorithm Based on Histogram [C]. SPIE, 2010, 7658: 76585.

[12] Wen-Chung Kao, Ming-Chai Hsu, Yueh-Yiing Yang. Local Contrast Enhancement and Adaptive Feature Extraction for Illumination-invariant Face Recognition [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(2): 1736-1747.

[13] Texas Instruments Co. TMS320DM642 Video/Imaging Fixed-Point Digital Signal Processor [M/OL]. 2004-08. <http://focus.ti.com/lit/ug/sprs-200g/sprs200g.pdf>.

[14] Texas Instruments Co. TMS320C6000 Optimizing Compiler v 6.0 Beta [M/OL]. 2005-07. <http://focus.ti.com/lit/ug/spru187l/spru187l.pdf>.

[15] TMS320C6000 Assembly Language Tools User's Guide [M/OL]. 2004-04. <http://focus.ti.com/lit/ug/spru186n/spru186n.pdf>.

[16] GUO Jia, LIU Wei-guo, GAO Jiao-bo, et al. Adaptive Algorithm of Infrared Target Enhancement For Target Recognition of Infrared Detector [C]. SPIE, 2009, 7283: 72831.