

基于粒子群优化的BP神经网络图像复原方法

宋发兴,高留洋,刘东升,米 兰,刘力维
(中国洛阳电子装备试验中心,河南 济源 459000)

摘 要:针对BP神经网络易陷入局部最小、收敛速度慢的问题,研究了基于粒子群优化的学习算法,给出了具体的算法方案设计,并将其应用于图像复原。首先用高斯噪声对无噪图像进行模糊处理;然后将结果和原图像组成训练对,用于训练优化后的神经网络;最后利用训练好的神经网络对测试图像进行复原,从而达到去除噪声的目的。仿真结果表明,与BP神经网络相比,PSO-BP算法收敛速度快,迭代次数少,复原的图像在归一化均方误差(NMSE)和峰值信噪比(PSNR)的效果更好。

关键词:BP神经网络;粒子群优化;图像复原

中图分类号:TN911.73

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)06-0149-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.06.037

A Method of Image Restoration Based on Particle Swarm Optimization for BP Neural Network

SONG Fa-xing, GAO Liu-yang, LIU Dong-sheng, MI Lan, LIU Li-wei
(Luoyang Electronic Equipment Test Center, Jiyuan 459000, China)

Abstract: Aiming at the problem of local minimum, slow convergence of the BP neural network, the learning algorithm based on particle swarm optimization is designed and analyzed, which is applied to image restoration. Firstly, noiseless images are processed by Gaussian noise. Then, the result image and the noiseless images are made training pair, which is used in training the optimized BP neural network. Lastly, use the BP neural network to restore test images for the purpose of removing noise. The simulation results show that the effect of PSO-BP algorithm to recover the image have fast convergence rate and less iterations, is better than the BP neural network both in Normalized Mean Square Error (NMSE) and the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR).

Key words: BP neural network; particle swarm optimization; image restoration

0 引 言

在图像获取过程中,因各种原因使图像质量下降,这个过程称为图像的退化。图像复原的目的是根据合适的最优化准则得到和原始图像尽可能接近的清晰图像,是图像处理、模式识别、机器视觉等的基础,受到广泛的研究,在天文学、遥感成像、医疗图像等领域获得广泛的应用^[1]。传统的方法运用原始图像和噪声的统计特性进行降噪复原,但其前提条件是点扩散函数已知,这一点经常得不到满足。BP神经网络的神经元具有非线性映射能力,能够实现一种特殊的非线性变换。它的学习能力可以看作是对多维函数的逼近,可以在不清楚点扩散函数的基础上实现原始图像和退化图像之间的非线性映射^[2]。但是BP算法本身也存在易陷

入局部最小、收敛速度较慢的问题^[3]。粒子群算法由简单个体组成群落并利用个体之间的互动行为模拟搜索全局最优解,容易实现而且参数需求较少,可弥补传统神经网络学习算法存在的不足^[4]。

根据图像退化理论,可将满足一定条件的噪声近似看成高斯分布^[5]。因此文中首先将无噪图像进行高斯噪声模糊,将结果图像为输入,无噪图像为输出,组成训练对,用于训练粒子群优化后的神经网络,得到合适的网络权重。然后利用该神经网络对噪声图像进行复原。实验表明,优化后的网络在收敛速度和迭代次数上比原网络要好,能有效保持图像边缘特征,归一化均方误差(NMSE)小,而峰值信噪比(PSNR)大,去噪效果比较明显。

收稿日期:2013-08-22

修回日期:2013-11-29

网络出版时间:2014-02-24

基金项目:国防“十二五”预研基金(40405070102)

作者简介:宋发兴(1981-),男,工程师,研究方向为信号处理、电子对抗。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140224.0915.036.html>

1 粒子群优化算法

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士提出的一种基于迭代的进化计算技术, 是基于群体进化的算法, 具有全局搜索能力。它采用简单的速度-位移模型, 具有特有的记忆模式。系统初始化为一组随机解, 通过迭代进化搜寻最优解。与遗传算法相比, 粒子在解空间追随最优的粒子搜索的方法, 减少了交叉 (crossover) 和变异 (mutation) 的遗传操作, 不需要借助问题的特征信息, 可动态追踪当前的搜寻情况, 自适应地调整搜寻策略, 有助于解决局部最小的问题, 具有很强的鲁棒性^[6]。

对于多维空间的搜索问题, 算法用速度空间表示粒子变化状态, 用位置表征问题解。根据单个粒子 k 时刻的历史最优值 p_{id}^k 和全部粒子搜索到的最优值 p_{gd}^k , 按照公式 (1) 和公式 (2) 推断 $k+1$ 的粒子变化情况和位置信息。

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 \xi (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \eta (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + r V_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中, ω 为惯性权重, 用于保持原有速度; c_1 是粒子历史最优值的权重系数; c_2 是粒子追踪群体最优值的权重系数, 体现了粒子之间的认知调整和信息共享; r 为位置更新时候的速度变化约束因子。

2 用于图像复原的 PSO-BP 设计

2.1 粒子群算法的实现步骤

基于 PSO-BP 的复原算法, 必须建立合理的粒子模型和搜索空间。粒子群优化算法的搜索过程体现在多维空间的速度变化, 神经网络训练过程主要是权重的更新, 也就是粒子群的速度偏置导致的位置改变应与权重更新相对应。神经网络的学习过程实质上是粒子搜索最佳位置的过程。粒子群算法的实现步骤为:

步骤一: 初始化族群, 以随机的方式给每个粒子赋予初始的位置和速度;

步骤二: 计算目标函数, 找出到目前为止的搜索过程中的单个粒子的历史最优值 p_{id}^k ;

步骤三: 计算所有粒子搜索到的整体最优解 p_{gd}^k ;

步骤四: 根据公式 (1)、公式 (2), 更新每个粒子的速度和位置;

步骤五: 回到步骤二, 直到获得收敛结果为止。

2.2 神经网络结构的设计

神经网络结构设计包括网络层次、网络节点数以及网络传输函数三个方面。

Robert Hecht-Nielsen 在 1989 年证明了一个三层的 BP 网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射, 因此采用单隐含层的 BP 网络可满足图像复原要求。

由图像退化的理论可知, 退化图像像素是自身像素和该点相邻像素的干扰模糊之和, 图像中点像素的灰度值在退化过程中和邻域内其他像素点的灰度值关系密切, 距离越小, 影响越大。具有相同灰度值的像素点, 如果其周围相关的像素点灰度值不同, 退化后的灰度值就会差别较大^[7]。因此对像素点的分析可通过研究该点的邻域来完成。文中采用 3×3 的滑动窗口结构来提取特征, 当窗口滑过整幅模糊图像时, 即可得到 BP 网络的输入矩阵, 因此输入层节点为 9; 作为图像复原网络, 输出层节点数为 1; 隐含节点的选择可通过最小平方误差准则来选取, 实验表明, 隐蔽层节点数为 20 时, 能达到较小的平方误差和较快的收敛速度, 是最优的隐蔽层节点数^[8]。

网络传输函数的选择对网络的收敛性有重要的影响, BP 网络是采用误差反推的方式调整网络权重, 其误差计算要求网络传输函数处处可导^[9]。采用 Sigmoid 函数作为传输函数是因为该函数的导数可用自身函数来表示, 从而能减少计算量^[10]。

3 参数训练和算法性能分析

3.1 算法流程

选择三层前馈神经网络, 输入节点为 9, 隐含层节点为 20, 输出节点为 1, 用 PSO 初始化网络权重, 网络传输函数选取为 Sigmoid 函数。

(1) 对无噪图像进行高斯模糊, 将结果图像和无噪图像分别进行数据预处理。

(2) 采用 2.2 描述的滑动窗口法提取输入输出矩阵, 将高斯模糊图像作为输入, 无噪图像作为输出。

(3) 训练粒子群优化后的神经网络, 得出相应的网络权重。

(4) 输入测试图像到训练好的神经网络, 得出测试图像的输出矩阵。

(5) 对输出矩阵进行处理, 得到复原后的图像。

3.2 图像数据预处理

在图像复原去噪之前, 因为 SAR 原始图像灰度偏暗, 不容易观察去噪效果, 所以采用灰度均衡化的方法提高了对比度。同时为了加快收敛速度, 需要对图像进行灰度处理, 将图像的灰度值区间 $[0, 255]$ 归一化到 $[0, 1]$, 从而减少运算量, 方便数据的处理。

3.3 PSO 参数设置

粒子群算法中, 设置不同的参数将对粒子群算法的优化性能产生较大影响。用于图像复原的 PSO 参数设置为:

$$\omega(i) = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{i_{\max}} \times i \quad (3)$$

式 (1) ~ 式 (3) 中, i_{\max} 为最大迭代次数, 权重范围

限制在 $[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ 之间; c_1 、 c_2 是学习因子,取值通常为2; ξ 、 η 为 $[0,1]$ 区间的随机数。当选取的粒子个数为20,网络权重为0.9,迭代次数为100次。

3.4 学习训练

训练样本取自某国家重点实验室图像库,选取20幅典型图像进行参数的学习训练。图1为其中具有代表性的一组样本。图1(a)为机载SAR获取的原始图像,噪点较少,可作为理想化的无噪图像;(b)为采用方差64和均方差400的高斯噪声进行模糊得到的模糊图像。分别将20幅原始图像和模糊图像作为训练对,利用2.2描述的滑动窗口法分别得到相关输入矩阵和输出矩阵,代入BP网络和PSO-BP网络分别进行训练,得到各自的神经网络权重和节点阈值矩阵。

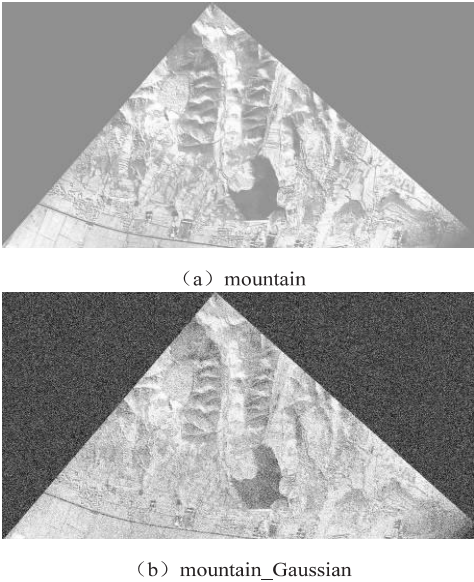


图1 训练样本

3.5 图像复原

用于测试的图像同样取自某国家重点实验室图像库,选取50幅典型图像进行测试。分别将50幅典型图像进行类似3.4的高斯模糊,对模糊后的图像利用训练好的BP网络和PSO-BP进行图像复原得到复原图像。图2展示了其中一幅典型图像的复原效果。其中为了突出观察效果,在复原方法使用后,对无噪图像、测试用例图像、BP神经网络去噪图像以及PSO-BP复原去噪图像进行了灰度均衡化处理。

图2中,(a)为原始图像,作为理想化的无噪图像;(b)为模糊后的图像,是对理想化的无噪图像进行高斯模糊后的图像;(c)为采用传统的BP神经网络进行复原的图像;(d)为采用文中的PSO-BP网络进行复原的图像。评估图像好坏的一个重要因素是主观视觉效果^[11],从图2主观视觉来看,采用BP神经网络复原的图像,不仅存在大量的噪点,而且边缘模糊,严重影响了图像质量。PSO-BP网络复原的图像,不仅改

善了BP算法处理图像所存在的缺陷,而且在图像目标特征保留方面效果较好,图像细节得到了较大的改善。

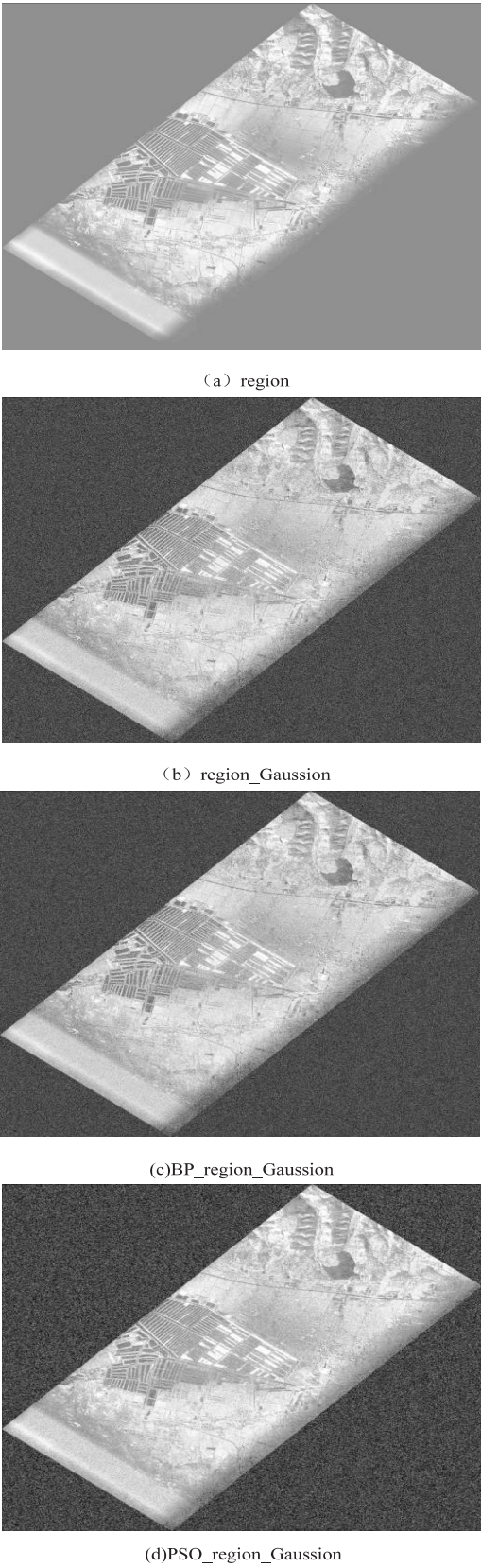


图2 图像复原测试图

对收敛速度和迭代次数进行算术平均可以得出:

当粒子数为 40 时,BP 神经网络的收敛速度为 413.060 s,迭代次数为 378 次。PSO-BP 神经网络的收敛速度为 272.375 s,迭代次数为 214 次,效果较好。

用客观评价标准归一化均方误差 (NMSE) 和峰值信噪比 (PSNR) 来说明图像复原效果,均方误差反映了原始图像和复原图像的全局差异,一般来说 NMSE 数值越小图像复原效果越好,反之复原效果越差^[12]。峰值信噪比用于评估最大值信号和背景噪声的比值,比值越大,图像的效果越好。分别对 50 幅图像计算 BP 网络和 PSO-BP 网络复原后的图像均方误差 (NMSE) 和峰值信噪比 (PSNR),并对 50 组 NMSE 和 PSNR 进行算术平均,得到其均值如表 1 所示。

表 1 BP 网络和 PSO-BP 网络图像复原效果比较

算法名称	NMSE	PSNR
小波去噪	0.107 3	16.761 7
PSO-BP 复原去噪	0.042	28.032 7

表 1 表明,采用 PSO-BP 神经网络进行图像复原去噪,NMSE 较小,PSNR 较大,去噪效果优于传统的神经网络复原算法。因此,PSO-BP 网络图像复原去噪的方法,是一种比较好的复原去噪方法,能有效抑制噪声,在边缘保持和纹理细节处理方面效果较好。

4 结束语

在图像复原过程中,针对 BP 算法本身存在的易陷入局部最小、收敛速度较慢的问题,采用粒子群搜索全局最优解的方式进行改善,并将两种算法的复原效果进行评估。实验表明,利用基于粒子群和 BP 网络算法实现简单、设置参数较少,迭代次数和收敛效果较好。复原的图像在归一化均方误差 (NMSE) 和峰值信噪比 (PSNR) 的效果更好。对 BP 神经网络图像复原的改进比较明显,能较好地达到去噪目的。

参考文献:

[1] 许 锋,卢建刚,孙优贤.神经网络在图像处理中的应用[J].信息与控制,2003,32(4):344-351.

[2] 李军梅,胡以华,陶小红.基于主成分分析与 BP 神经网络的识别方法研究[J].红外与激光工程,2005,34(6):719-723.

[3] 陈 华,金伟其,张 楠,等.基于神经网络的三维宽场显微图像复原研究[J].光子学报,2006,35(3):473-476.

[4] 魏海坤.神经网络结构设计的理论与方法[M].北京:国防工业出版社,2005.

[5] 顾亚芳.高斯模糊图像的盲复原[D].南京:东南大学,2005.

[6] 刘洪波,王秀坤,孟 军.神经网络基于粒子群优化的学习算法研究[J].小型微型计算机系统,2005,26(4):638-640.

[7] 柏 森,张邦礼,曹长修.神经网络图像复原方法的研究进展[J].中国图象图形学报,2002,7(11):1105-1112.

[8] Eberhart R C, Shi Yuhui. Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization[C]//Proc of 7th international conference on evolutionary programming VII. London, UK:Springer-Verlag,1998:611-616.

[9] 韩力群.人工神经网络教程[M].北京:北京邮电大学出版社,2006.

[10] Shang Gang, Zhong Luo, Chen Liyao. Discussion about BP neural network structure and choice of samples training parameter[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 1997,19(2):108-110.

[11] Zhang Ling, Zhang Yun, Yang Yimin. Color images restoration with multi-layer morphological (MLM) neural network[C]//Proc of 2003 international conference on machine learning and cybernetics. Xi'an, China: [s. n.], 2003.

[12] Eberhart R C, Shi Yuhui. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[C]//Proc of the 2001 congress evolutionary computation. Seoul, Korea: [s. n.], 2001: 81-86.

(上接第 148 页)

[8] 张新猛,蒋盛益.基于加权二部图的个性化推荐算法[J].计算机应用,2012,32(3):654-657.

[9] 王 茜,段双艳.一种改进的基于二部图网络结构的推荐算法[J].计算机应用研究,2013,30(3):771-774.

[10] Li Jie, Xu Yong, Wang Yunfeng, et al. Strongest association rules mining for efficient applications[C]//Proceedings of IEEE international conference on service systems and service management. Chengdu:IEEE Press,2007:1-6.

[11] Wang Qian, Yuan Xianhu, Sun Min. Collaborative filtering rec-

ommendation algorithm based on hybrid user model[C]//Proc of 2010 seventh international conference on fuzzy systems and knowledge discovery. Yantai: [s. n.], 2010:1985-1990.

[12] 袁先虎.基于混合用户模型的协同过滤推荐算法研究[D].重庆:重庆大学,2010.


[13] 周世兵,徐振源,唐旭清.K-means 算法最佳聚类数确定方法[J].计算机应用,2010,30(8):1995-1998.

[14] 李 霞,李守伟.面向个性化推荐系统的二分网络协同过滤算法研究[J].计算机应用研究,2013,30(7):1946-1949.

基于粒子群优化的BP神经网络图像复原方法

作者：[宋发兴](#)，[高留洋](#)，[刘东升](#)，[米兰](#)，[刘力维](#)，[SONG Fa-xing](#)，[GAO Liu-yang](#)，[LIU Dong-sheng](#)，[MI Lan](#)，[LIU Li-wei](#)

作者单位：[中国洛阳电子装备试验中心, 河南 济源, 459000](#)

刊名：[计算机技术与发展](#) 

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(6)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201406037.aspx