

基于灰狼算法的 BP 神经网络图像恢复算法

杨书杰, 叶 霞, 李俊山
(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘 要: 提出了一种用灰狼算法优化的 BP 神经网络图像恢复算法, 三层 BP 神经网络可以逼近任意复杂非线性关系, 消除传统算法面临的高维方程计算和先验广义平稳假设约束, 灰狼优化算法的全局搜索能力弥补 BP 神经网络性能过度依赖初始参数选择的缺点. 实验结果表明, 本文算法与维纳滤波算法和 GA-BP 算法相比具有更快的收敛速度和更高的复原精度.

关键词: 灰狼优化算法; BP 神经网络; 图像恢复

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2018)03—0019—04

BP Neural Network for Image Restoration Based on Grey Wolf Optimization Algorithm

YANG Shu-jie, YE Xia, LI Jun-shan

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: A BP neural network image restoration algorithm optimized by gray wolf algorithm is proposed. The three-layer BP neural network can approximate any complex nonlinear relationship, eliminate the high-dimensional equation calculation and the prior generalized stationary hypothesis constraint of the traditional algorithm. The global search ability of the gray wolf optimization algorithm makes up for the shortcomings of the BP neural network performance over-reliance on the initial parameter selection. And the experimental results show that the algorithm has faster convergence speed and higher recovery precision than Wiener filter algorithm and GA-BP algorithm.

Key words: gray wolf optimization algorithm; BP neural network; image restoration

1 引言

高超声速飞行器在高速飞行状态下, 与大气分子发生剧烈碰撞、摩擦形成复杂湍流场^[1]. 该流场具有强烈的非均匀气体密度变化, 引起气体折射率产生脉动. 所载成像装置接收图像产生抖动, 模糊和偏移效应, 称为气动光学效应^[2]. 该效应使得飞行器无法准确识别地面目标, 影响了飞行器航迹准确性, 因此开展气动光学效应退化图像恢复具有一定意义.

图像复原发展至今, 经典复原算法历经直接复原法^[3]、正则化法^[4]、自适应法^[5]三个阶段, 但其面临高维方程计算和先验广义平稳假设约束, 直接导

致算法计算量大, 收敛速度慢以及结果不稳定等问题产生. 因此, 经典复原算法难以满足高速飞行器机载成像装置对目标快速识别需求.

随着数字信号技术的发展, 神经网络作为一门智能算法, 在图像复原领域得到广泛应用. 文献[6]证实三层 BP 神经网络可以任意精度逼近任意多维函数. 神经网络具有非常优秀的非线性自适应特性, 适用于并行处理和硬件实现. BP 神经网络对初始权阈值十分敏感, 由于该算法收敛为均方误差梯度下降方向, 经常由于参数选取不当引起陷入局部最小值, 且其收敛速度较慢. 灰狼优化算法^[7]是一种智能优化算法, 具有全局搜索能力, 可以弥补 BP 神经网络算法不足.

本文拟结合智能优化算法对 BP 神经网络进行改进,弥补 BP 神经网络缺陷,满足高速飞行器机载成像装置图像复原需求。

2 灰狼优化算法(GWO)

灰狼是顶尖捕食者,灰狼族群拥有非常严格的社会等级制度。文献[7-8]通过模拟灰狼族群的领导 and 狩猎机制,提出了灰狼算法。GWO 算法将灰狼的社会等级制度头领(α),副头领(β),小头目(δ)和普通灰狼(ω)分别定义为最优解、优解、次优解和待选解,如图 1 所示。

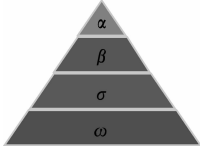


图 1 灰狼社会等级制度结构图

在 D 维搜索空间中,定义灰狼族群第 i 只狼的位置为 X_i ,其中 $i \in (1, 2, 3, \dots, N)$ 。灰狼族群接近并包围猎物的行为描述如下:

$$X_i(t+1) = X_o(t) - A_i \cdot D_i \quad (1)$$

$$D_i = |C_i \cdot X_o - X_i| \quad (2)$$

式中, t 表示迭代次数, X_o 为猎物位置向量, D_i 为猎物与灰狼之间的距离, A_i 和 C_i 为系数,其定义满足:

$$A_i = 2a \times r_1 - a \quad (3)$$

$$C_i = 2 \times r_2 \quad (4)$$

式中, r_1 和 r_2 是在 $[0, 1]$ 范围内的随机数。为不失一般性,参数 a 取值范围为 $[0, 2]$, a 呈现出与迭代次数 t 线性负相关地趋势。

$$a = 2 - t/t_{\max} \quad (5)$$

式中, $t_{\max}$ 是最大迭代次数。灰狼族群捕食过程中往往由头领 α 带领接近包围猎物所在的位置 X_o 。而在抽象的搜索空间中, X_o 是未知参数向量。GWO 算法通过式(6)、(7)更新 α, β, δ 和 ω 的位置向量:

$$\begin{cases} X_{i,\alpha}(t+1) = X_\alpha(t) - A_{i,1} \cdot D_{i,\alpha} \\ X_{i,\beta}(t+1) = X_\beta(t) - A_{i,2} \cdot D_{i,\beta} \\ X_{i,\delta}(t+1) = X_\delta(t) - A_{i,3} \cdot D_{i,\delta} \\ D_{i,\alpha} = |C_{i,1} \cdot X_{i,\alpha} - X_\alpha| \end{cases} \quad (6)$$

$$X_i(t+1) = \sum_{j=\alpha,\beta,\delta} \omega_j X_{i,j}(t+1) \quad (7)$$

式中, ω_j ($j = \alpha, \beta, \delta$) 表示 α, β, δ 的权重系数:

$$\omega_j = \frac{f(X_j(t))}{f(X_\alpha(t)) + f(X_\beta(t)) + f(X_\delta(t))} \quad (8)$$

式中, $f(X_j(t))$ 表示第 j 只狼在 t 时刻的适应度值。

3 用于图像复原的 GWO-BP 设计

3.1 改进灰狼优化算法

用于高速飞行器机载图像平台的 GWO-BP 复原算法要求在灰狼算法参数选取具有全局性。为了使初始种群个体尽可能均匀分布、避免参数盲目选取和加快收敛速度,本文结合经典混沌映射 Logistic 映射对灰狼优化算法参数初始化进行改进。

Logistic 映射是一类非常简单却被广泛研究动力系统,它起源于虫口模型,考虑以下形式 Logistic 混沌方程:

$$x_{k+1} = 1 - \lambda x_k^2 \quad (9)$$

式中, λ 一般在 $[0, 2]$ 区间取值,混沌域为 $[-1, 1]$ 。长期实验验证,初始值选取 $\lambda \in (1.99, 2]$, $x_1 = 0.7$ 时产生的混沌序列具有绝佳随机性。选取 $\lambda = 1.999$, $x_1 = 0.7$ 作为初始条件迭代 5 000 次,采用变换式(10) 将混沌序列映射到 $[0, 1]$ 区间。

$$u = \frac{1}{\pi} \arccos(x) \quad (10)$$

生成混沌序列实验结果如图 2 所示,可以看出混沌变量随迭代次数增加分布均匀,且迭代次数在取值区间分布均匀,随机性能良好。

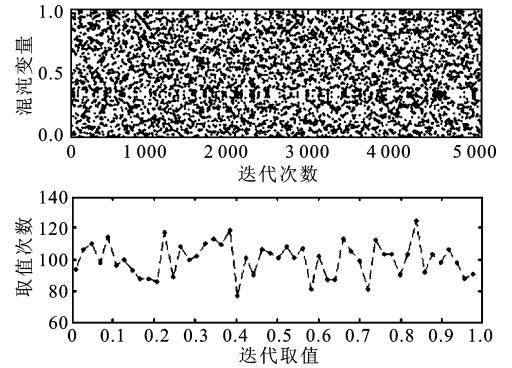


图 2 Logistic 迭代 5 000 次的混沌序列分布图

利用 Logistic 混沌序列产生 N 个序列的灰狼算法初始位置向量 X_i 。改进灰狼算法详细步骤如下:

步骤 1: 设置算法参数,种群规模 N ,最大迭代次数、初始化 r_1, r_2, a, A_i, C_i 等,其中 $i = 1, 2, \dots, N$, $d = 1, 2, \dots, D$ 。

步骤 2: 设定所需优化参数的允许范围,在搜索空间中利用 Logistic 混沌映射初始化狼群 $X_i, i = 1, 2, \dots, N$ 。

步骤 3: 计算种群内每个个体的适应度值并进行排序,进而确定历史最优解 x_α , 优解 x_β , 次优解 x_δ 。

- 步骤 4:对每只灰狼,按照公式(7) 初步计算灰狼位置.
- 步骤 5:迭代次数 $t = t + 1$,按照公式(3),(4),(5) 更新 a, r_1, r_2, A_t, C_t 的值.
- 步骤 6:判断算法的当前迭代次数是否达到最大迭代次数,若满足,进入步骤 7,否则返回执行步骤 3.
- 步骤 7:返回最优灰狼个体位置 X ,算法结束.

3.2 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型初始化参数包括隐层层数、隐层节点数以及模型初始权阈值. 根据图像退化理论,退化图像某点像素值是其邻域内像素卷积和,且距离越近影响越大. 故选取退化图像 3×3 像素方格对应复原图像相应位置中心点像素.

由于初始化权阈值由 GWO 算法产生,在此不作讨论. 对于模型隐层层数,文献[6]证明单隐含层 BP 神经网络模型可以逼近从 m 维到 n 维的任意非线性映射关系. 因此,选取三层 BP 神经网络进行复原算法具有理论依据.

BP 神经网络隐含层节点数目选择非常关键,它是网络训练产生“过拟合”现象的直接原因. 相关实验表明,对于 3×3 邻域对点的映射关系,隐含层节点数为 20 时可以得到较小的平方误差和较快的收敛速度. 因此本文设计 BP 神经网络拓扑结构为 9:20:1,如图 3 所示.

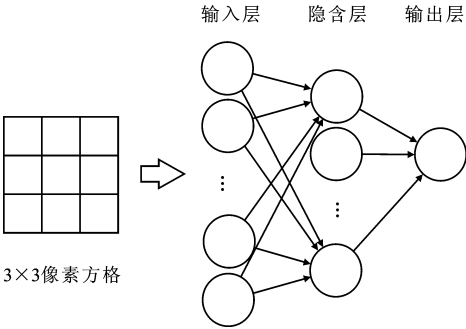


图 3 本文算法 BP 神经网络结构

神经网络隐层采用 Sigmoid 函数作为激励函数,为了提高训练速度和灵敏度,要求输入数据值在 $[0,1]$ 区间,因此需要对图像进行归一化处理. 训练方法采用 Levenberg-Marquardt 算法.

3.3 GWO-BP 算法设计

GWO-BP 算法基本思想是,利用灰狼算法大致搜索出权阈值范围,以此赋予 BP 神经网络初始化参数值,再使用 BP 神经网络对参数作出微调,以下为具体内容.

3.3.1 GWO 算法中适应度函数的选取

BP 神经网络复原目标为输出图像与理想输出误差最小,因此假定 BP 神经网络目标函数为 $E = \sum_{i=1}^n (g - g')^2$,则适应度函数为目标函数的倒数 $F = 1/E$,其中 n 为输入样本个数, g 为理想输出, g' 为实际输出.

3.3.2 GWO-BP 算法流程

- GWO-BP 算法流程图见图 4,步骤如下:
- 步骤 1:选择训练样本 f 及其对应的模糊图像 g ,进行归一化处理,把图像数据由 $[0,255]$ 变换到 $[0,1]$ 区间.
- 步骤 2:创建一个 BP 神经网络,将训练样本 g 作为网络输入, f 作为网络输出.
- 步骤 3:将 BP 神经网络的各层权阈值设定为改进灰狼算法的求解对象,并进行全局寻优. 当系统达到最大迭代次数时,改进灰狼算法结束,得到 BP 神经网络的最佳初始值.
- 步骤 4:设定参数,训练 BP 神经网络,进行性能评估,若达到要求则进行步骤 5,否则返回步骤 3.
- 步骤 5:对目标图像进行复原,把网络输出进行反归一化处理,得到复原图像,算法结束.

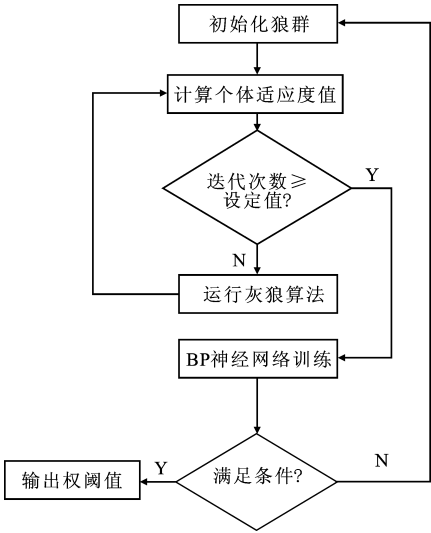


图 4 GWO-BP 算法流程图

4 实验结果及分析

为了验证本算法相对于经典图像复原算法和其他神经网络图像复原算法具有优势,选取维纳滤波图像复原算法和 GA-BP 图像复原算法作为对比实验. 本文实验仿真平台为 MATLAB 2014a,实验数据在 Intel Core™ i7 - 4710MQ CPU @ 2.50

GHz,8 GB 内存的计算机上运行所得.

选择大小为 180×180 的高楼图像作为实验对象,如图 5 所示.



图 5 原始高楼图像

本文使用高斯模糊对原始图像进行处理,为了验证本文算法的普遍适用性,选取不同高斯模糊参数进行两组实验. 第一组实验采用 $D_h=3\times 3,\alpha=1.2$,SNR=25 dB 模糊条件,第二组实验采用 $D_h=11\times 11,\alpha=0.15$,SNR= 20 dB 模糊条件.

比较图 6(a)~(d)和图 7(a)~(d)可以发现,相对于传统维纳滤波复原算法,GA-BP 算法和 GWO-BP 算法复原效果从视觉上观察效果更好. 噪声去除和细节复原效果更加明显. 为了直观判断复原效果,使用客观图像质量评价标准峰值信噪比(PSNR)对三种复原方法复原效果进行对比,峰值信噪比越高图像效果越好,对比如图 8 所示. 可以看到,GWO-BP 算法相对于其他两种算法峰值信噪比更高,且两组实验中都具有较好的复原效果.

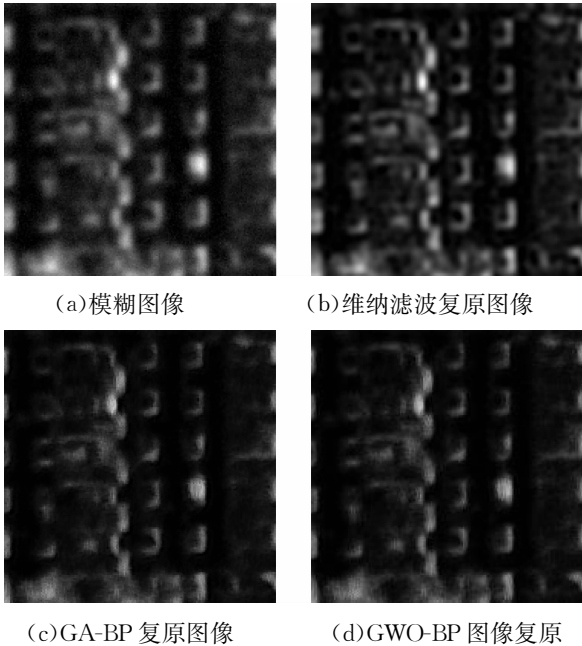
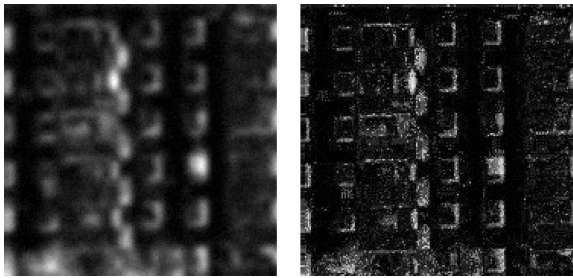


图 6 第一组实验图像



(a)模糊图像 (b)维纳滤波复原图像

(c)GA-BP 复原图像 (d)GWO-BP 复原图像

图 7 第二组实验图像

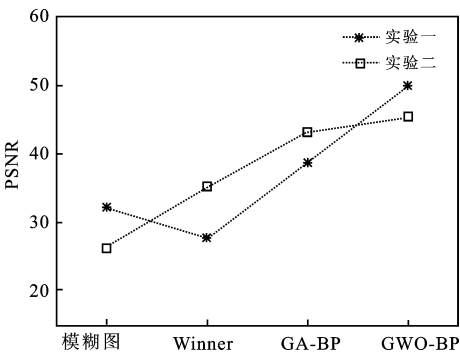


图 8 三种复原算法的图像峰值信噪比

表 1 三种复原算法耗时对比

耗时/s	Winner	GA-BP	GWO-BP
实验一	0. 61	34. 65	18. 27
实验二	0. 59	27. 73	14. 34

表 1 表明,传统复原算法 winner 滤波复原算法复原速度较快,但其复原效果较差,无法机载成像装置需求. GWO-BP 算法相对于 GA-BP 算法运行耗时短.

5 结束语

本文结合灰狼智能优化算法对 BP 神经网络进行优化,并把优化后的神经网络用于图像复原,改善了 BP 神经网络易于收敛到局部最小值和收敛速度

(下转第 27 页)

参考文献:

- [1] 刘招山. 片上网络若干关键技术的研究[D]. 厦门:厦门大学, 2014.
- [2] 张大坤, 黄翠, 宋国治. 三维片上网络研究综述[J]. 软件学报, 2016, 26(1): 155-187.
- [3] 李晨, 马胜, 王璐, 等. 三维片上网络体系结构研究综述[J]. 计算机学报, 2016, 38(9): 1812-1828.
- [4] 刘有耀. 片上网络拓扑结构与通信方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [5] Sullivan H, Bashkow T R. A large scale, homogeneous, fully distributed parallel machine[C]// Proceedings of the 4th annual symposium on Computer architecture. Munchen, Germany, ACM Press, 1977: 105-117.
- [6] Valiant L G, Brebner G J. Universal schemes for parallel communication[C]// Proceedings of the thirteenth annual ACM symposium on Theory of computing. New York, NY, USA, ACM Press, 1981: 263-277.
- [7] Nesson T, Johnsson S L. Romm routing on mesh and torus networks[C]// Proceedings of the seventh annual ACM symposium on Parallel algorithms and architectures. Santa Barbara, California, ACM Press, 1995:

275-287.

- [8] Seo D, Ali A, Lim W T, et al. Near-optimal worst-case throughput routing for two-dimensional mesh networks[J]. International Symposium on Computer Architecture, 2005, 33(2): 432-443.
- [9] Ramanujamand R S, Lin B. Randomized partially-minimal routing: near-optimal oblivious routing for 3D mesh networks[J]. IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, 2012, 20(11): 2080-2093.
- [10] Guang Sun, Chia-Wei Chang, Bill Lin. An oblivious routing algorithm for 3D mesh networks to achieve a new worst-case throughput bound[J]. IEEE Embedded Systems Letters, 2012, 4(4): 98-101.

作者简介:

王振江 男, (1990-), 硕士. 研究方向为片上网络.

E-mail: wzjabel@162.com.

段新明 男, (1970-), 博士. 研究方向为互联网络技术、片上网络技术、容错路由.

(上接第 22 页)

慢的不足. 仿真实验结果表明, GWO-BP 算法较传统算法和 GA-BP 算法相比具备收敛速度快, 复原精度高的特点. GWO-BP 复原算法可以满足机载成像装置图像复原需求, 下一步工作拟结合 GWO-BP 神经网络算法与硬件结合实现.

参考文献:

- [1] 殷兴良. 气动光学原理[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2003.
- [2] Sutton G, Pond J, Snow R, et al. Hypersonic interceptor performance evaluation center aero-optics performance predictions [J]. Journals of Gerontology, 2013, 66(4): 444-453.
- [3] 张士杰, 李俊山, 杨亚威, 等. 湍流退化红外图像校正算法 [J]. 红外与激光工程, 2014, 43(11): 3670-3675.
- [4] 王锋, 张昆帆, 王希云, 等. TV 正则化的双迭代 RL 湍流退化图像复原算法[J]. 信息工程大学学报, 2014, 15(2): 210-214.
- [5] 朱瑞飞, 魏群, 王超, 等. 基于随机点扩散函数的多帧

湍流退化图像自适应复原方法[J]. 中国光学, 2015, 7(3): 368-377.

- [6] Hecht Nielsen R. Theory of backpropagation neural networks[C]// International Joint Conference on Neural Networks. IEEE Xplore, 1989, 1(1): 593-605.
- [7] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3): 46-61.
- [8] 徐辰华, 李成县, 喻昕, 等. 基于 Cat 混沌与高斯变异的改进灰狼优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(4): 1-9.

作者简介:

杨书杰 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为气动光学退化效应仿真及退化图像复原. E-mail: jief73@hotmail.com.

叶霞 女, (1977-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为数据库技术、网络信息安全技术、图像处理.

李俊山 男, (1956-), 教授, 博士生导师. 研究方向为智能图像处理与目标感知识别、网络信息安全、电子对抗模拟与仿真.