

文章编号:1007-2780(2019)10-0992-08

灰狼算法优化 BP 神经网络的图像去模糊复原

王海峰,李 萍*,王 博,翟帅华,蔡 楠

(宁夏大学 物理与电子电气工程学院,宁夏 银川 750021)

摘要:为了解决传统复原算法在退化图像复原过程中过度依赖先验知识弊端,提出利用 BP 神经网络学习和泛化能力强的优点进行退化图像复原研究。首先,采用 BP 神经网络进行退化图像的复原研究。然后,针对 BP 神经网络在学习过程中由于对网络初始值的过度依赖导致网络收敛速度慢、易于陷入局部极小值的缺点。提出利用灰狼优化算法的全局搜索能力对 BP 神经网络的初始参数进行优化,并利用改进收敛因子与动态权重指导种群移动的方式对灰狼算法进行改进。实验表明,本文提出的改进灰狼算法优化 BP 神经网络复原方法与维纳滤波算法、L-R 复原算法、BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络等复原方式相比,收敛速度和复原精度方面得到大幅度提高,在客观的评价标准结构相似性与峰值信噪比方面都获得较好的数值结果。

关 键 词:BP 神经网络;灰狼优化算法;L-R 复原算法;维纳滤波;PSO-BP 神经网络

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20193410.0992

Image deblurring restoration of BP neural network based on grey wolf algorithm

WANG Hai-feng, LI Ping*, WANG Bo, ZHAI Shuai-hua, CAI Nan

(School of Physics and Electronic-Electrical Engineering, Ningxia University,
Yinchuan 750021, China)

Abstract: In order to solve the drawbacks of traditional restoration algorithms relying on a priori knowledge in the process of degraded image restoration, the advantages of BP neural network learning and generalization ability is proposed to carry out degraded image restoration research. Firstly, the BP neural network is used to recover the degraded image. Then, for the BP neural network, due to the excessive dependence on the initial value of the network, the network convergence speed is slow and it is easy to fall into the local minimum value. The global search ability of the grey wolf optimization algorithm is used to optimize the initial parameters of the BP neural network, and the gray wolf algorithm is improved by improving the convergence factor and dynamic weight to guide the population movement. The experiment shows that the improved grey wolf algorithm optimization BP neural network restoration method proposed in this paper has a high convergence speed and recovery accuracy

收稿日期:2019-04-16;**修订日期:**2019-05-10.

基金项目:国家自然科学基金(No.61403219);2017 年宁夏高校优秀青年培育基金项目(No.NGY2017009)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.61403219);The Outstanding Youth Foundation Project of Ningxia Universities in 2017 (No.NGY2017009)

* 通信联系人,E-mail:lp_914@126.com

compared with the Wiener filtering algorithm, LR restoration algorithm, BP neural network and PSO-BP neural network. It has good results in the objective evaluation standard structure similarity and peak signal to noise ratio.

Key words: BP neural network; grey wolf optimizer; L-R restoration algorithm; Wiener filtering; PSO-BP neural network

1 引言

由于运动、抖动、电子干扰等影响因素的存在,导致图像在拍摄、传输和储存时会产生一定的退化。图像复原可以最大程度地除去模糊以及干扰,使复原后的图形与原始图像更相似。作为图像模糊最典型且常见的模型之一的高斯模糊,其点扩散函数普遍应用到图像处理系统中,因此可以利用其特性来近似模拟一些图像的退化过程。

传统的图像复原方式有很多,如维纳滤波法^[1]、正则化方法^[2]、迭代盲反卷积^[3]、约束最小二乘法^[4]等。近年来随着神经网络学习热度的不断增加,在图像复原领域已经有很多神经网络模型在实际应用中发挥作用,Zhou^[5]提出将神经网络应用到图像复原。李伟等人用优化算法对神经网络的结构进行优化,然后利用优化后神经网络学习和泛化能力,使复原的图像在主观视觉和定量分析上取得不错的效果^[6]。文献[7]分别利用遗传算法与蚁群算法对 BP 神经网络进行优化并运用到图像复原领域,实验验证表明改进算法比传统 BP 网络复原图像有较大优势,复原后的图像更加清晰。文献[8]采用粒子群算法进行散焦模糊图像的复原,经过复原实验获得的结果清晰度比传统 L-R 复原效果更好,振铃较少。文献[9]提出了基于粒子群算法的 BP 神经网络图像复原,该作者将 BP 神经网络的初始权值和阈值作为粒子群的优化目标进行全局寻优,该算法在图像复原中收敛精度取得了不错的效果。文献[10]提出了一种基于布谷鸟算法的 BP 神经网络(Cuckoo Search-Back Propagation,CS-BP)图像复原方法。该实验方法取得了较好的复原效果。提高了复原模型收敛精度,增强了训练结果的稳定性,但是复原模型训练的时间却增加了。

本文将 BP 神经网络作为工具用于图像复原,针对传统 BP 神经网络算法的初始阈值和权值是随机的,容易陷入极小值,运算结果存在随机

性的缺点,提出利用灰狼优化算法的较强的全局搜索能力来尽可能消除 BP 神经网络对初始参数的过度依赖。利用训练好的模型对测试集进行测试,以达到图像复原的要求。

2 传统复原算法介绍

2.1 维纳滤波复原

维纳滤波复原是一种有约束条件的以最小均方误差为准则的退化图像复原方法,其原理是将图像通过滤波器处理,使经过滤波复原获得的图像与原始图像的均方误差最小。如公式(1)所示。

$$E\{[f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2\} = \min, \quad (1)$$

其中: $E[\cdot]$ 为数学期望算子。如果假设复原图像的灰度值与图像中灰度级是线性相关的,图像与噪声互不相关,并且其中之一是零均值。在假设成立时,其频域表示式为:

$$P(\mu, \nu) = \frac{H^*(\mu, \nu)S_f(\mu, \nu)}{S_f(\mu, \nu) + |H(\mu, \nu)|^2 + S_n(\mu, \nu)}G(\mu, \nu). \quad (2)$$

公式(2)中 $H^*(\mu, \nu)$ 为退化函数 $H(\mu, \nu)$ 的复共轭, $S_n(\mu, \nu)$ 以及 $S_f(\mu, \nu)$ 表示噪声以及原始图像的功率谱。

在退化图像的复原中,对于高信噪比的区域,在复原过程中可以有效抑制噪声放大,但是在实际操作中由于无法准确地知道噪声以及原始图像的功率谱的值,而导致复原效果不好。

2.2 L-R 迭代非线性复原

L-R 迭代非线性复原方法由 Lucy 和 Richardson 根据贝叶斯定理最先提出的基于迭代的非线性算法。该算法可以在对噪声信息未知的情况下利用已知的点扩散函数进行退化图像的复原。可以有效地处理噪声问题,并且复原效果不错。如果噪声过大,在复原过程中噪声会随着迭代次数的增加而逐渐放大,增加振铃效应。

2.3 基于 BP 神经网络的复原

BP 神经网络是一种信号前向传递、误差反向传播的多层神经网络,是应用最广泛的网络之一^[11]。在网络传播的过程中,包括两个主要的过程:前向传播和误差反向传播。BP 神经网络能够模拟任意输入和输出之间的非线性映射关系。不仅能够学习处理已有的经验,还能够学习获得未知函数输入输出的关系,在处理复杂非线性问题、优化计算、逻辑推算方面有很大的优势。因此选择 BP 神经网络可以在点扩散函数未知的情况下实现退化图像与原始图像间非线性映射关系的拟合。但是算法对初始权值与阈值的过度依赖会导致算法在退化图像复原过程中陷入局部最小值,导致误差过大,训练失败。

3 灰狼优化算法

灰狼优化 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 算法^[12]是 Mirjalili 等人在 2014 年提出的一种新型群智能优化算法。GWO 算法模仿灰狼的领导层次以及通过模拟灰狼寻找、包围和攻击猎物等狩猎机制的过程来完成最优化工作。4 种类型的灰狼,如 α 、 β 、 δ 和 ω 被用来模拟领导阶层,分别定义为最优解、优解、次优解和待选解。此外,还实施了寻找猎物,包围猎物和攻击猎物 3 个主要捕食步骤。灰狼种群明确的等级制度对于狼群实施高效狩猎有着非常重要的作用。捕猎的过程是由头狼带领完成,该过程为所有灰狼聚集在一起进行搜索、追踪、追逐、逼近猎物,然后灰狼按照一定的指导方式多方向包围猎物,当包围圈足够小并且时机成熟时,狼群距离猎物最近的 β 狼和 δ 狼在头狼的命令下发起攻击。在追逐逃跑猎物过程中,其余的狼群个体会及时对追赶猎物的灰狼进行补充,最终实现整个狼群包围圈对猎物的跟踪变换,从而达到对猎物不断实施各个方位的进攻,成功完成对猎物的捕食。

文献^[13]的实验研究表明,灰狼优化算法在全局寻优方面明显优于粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)、遗传 (Genetic Algorithm, GA) 算法等智能优化算法。因此,本文 BP 神经网络的权重和阈值可以利用 GWO 来优化。

3.1 社会等级

为了方便将灰狼的社会等级制度利用数学模

型来描述,开发者在设计灰狼优化算法过程中,将 α 狼、 β 狼、 δ 狼以及 ω 狼分别定义为最优解、优解、次优解和待选解。狼群的捕猎过程由 α 狼、 β 狼、 δ 狼进行引导, ω 狼处于跟随状态。假设狼群有灰狼 N 只,搜索空间为 M ,任意一只灰狼的位置记为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$,种群中最优个体记为 α ,将要捕到的猎物对应全局最优解。该算法的搜索过程:首先随机产生一组解作为候选解,在迭代进化过程中,分别由适应度较好的 α 狼、 β 狼、 δ 狼对当前猎物的位置进行评估,剩下的狼评估自身位置并跟随。

3.2 包围猎物

灰狼个体之间的距离、子代灰狼个体位置的更新方式如下所示:

$$D = D = |C \cdot X_p(t) - X(t)|, \quad (3)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D, \quad (4)$$

$$A = 2a \cdot r_2 - a, \quad (5)$$

$$C = 2r_1, \quad (6)$$

其中: D 表示个体与食物的距离, t 表示当前迭代的次数, C 向量是对猎物的扰动, X_p 代表目标的位置, X 是当前个体的位置。在迭代过程中 a 从 2 线性递减至 0,如公式(5)所示; r_1 、 r_2 是 $[0, 1]$ 内的随机向量。

$$a = 2 - 2 \left(\frac{t}{\max} \right). \quad (7)$$

3.3 狩猎

在灰狼群体的捕食猎物过程中,如果位于领导层级的灰狼侦查到猎物的位置, α 狼会会同其他等级的灰狼对整个灰狼种群进行指导运动。指挥狼群接近猎物,最终捕获猎物。个体更新方式描述如下:

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha(t) - X(t)|, \quad (8)$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta(t) - X(t)|, \quad (9)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta(t) - X(t)|, \quad (10)$$

其中: C_1 、 C_2 、 C_3 代表对 α 、 β 、 δ 的随机扰动, X_α 、 X_β 、 X_δ 分别表示 α 、 β 、 δ 的当前位置。以下公式指导 ω 狼的前进方向以及距离:

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha, \quad (11)$$

$$X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta, \quad (12)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta, \quad (13)$$

$$X(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3) / 3. \quad (14)$$

子代灰狼的最终位置由公式(14)决定。灰狼算法原理图如图 1 所示。

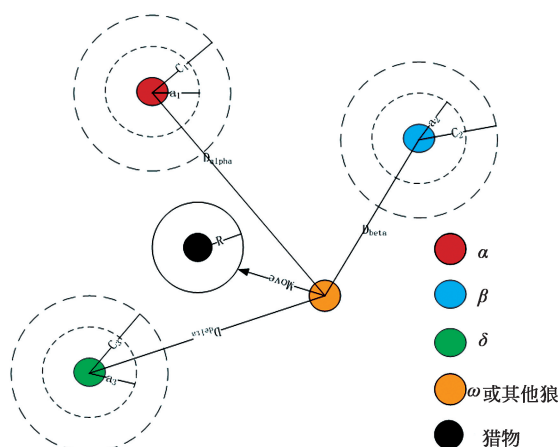


图 1 灰狼算法原理图

Fig.1 Schematic diagram of the gray wolf algorithm

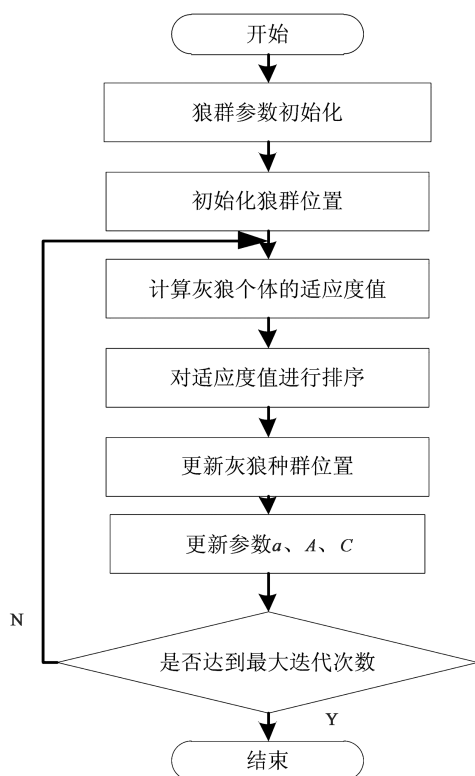


图 2 灰狼算法流程图

Fig.2 Gray wolf algorithm flow chart

从图中可以看出,灰狼算法的寻优过程是通过 α 、 β 、 δ 狼对猎物的位置进行评估,狼群内的其他个体根据这个评估标准在猎物的周围进行随机位置更新。

灰狼优化算法的标准流程如下:

第一步,灰狼算法参数初始化。设置灰狼群的大小 N 、迭代次数 M 、搜索空间维度、搜索空间

的上下界。

第二步,初始化灰狼的位置 X_i 。

第三步,计算灰狼个体的适应度值。

第四步,根据适应度值得大小进行排序,找出排在前三位的个体,定为最优解、优解、次优解。

第五步,根据公式更新灰狼种群的位置。

第六步,更新计算 a 、 A 、和 C 的值。

第七步,判断最优解是否满足条件,若满足终止条件输出最优解,否则转向第三步。

灰狼算法的流程图如图 2 所示。

4 GWO-BP 神经网络模型

4.1 BP 神经网络复原结构的设计

Robert Hecht-Nielson 的研究表明,对于任何在闭区间内的连续函数可以用单隐含层的 BP 网络来近似模拟,因此一个含有单隐层 BP 网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射^[14]。本文将利用单隐层的 BP 神经网络进行图像复原。

数字图像中在高斯模糊过程中目标像素点与它邻近的像素点存在密切关系,像素点的影响随着距离的增大而逐渐减小,这种现象总结如下:一幅图像中任意位置的像素点与其相应的模糊图像对应位置的邻域存在很大的相关性。为了得到比较接近原始图像的复原效果,需要考虑任意像素点的邻域对其的影响。将任意位置及其相邻点的像素值作为复原模型的输入,使用 3×3 的滑动窗口从左向右依次扫描整张图像,将扫描得到的数据作为神经网络的输入,相对应的原始图像中对应位置的灰度值作为网络模型的输出。用于图像复原的 BP 神经网络的拓扑结构经过多次调试确定为 $9:20:1$,隐含层激励函数采用 Sigmoid 函数,输出层采用线性函数。BP 神经网络复原拓扑结构如图 3 所示。

4.2 GWO-BP 神经网络算法设计

灰狼算法是具有良好的全局搜索能力的群智能算法,能够加快网络模型的收敛速度,提高模型的精度,利用灰狼算法的优点与 BP 神经网络优秀的局部调节能力,设计基于灰狼算法优化的 BP 神经网络算法(GWO-BP 算法),该算法的基本思路是:将 BP 神经网络的权值与阈值作为灰狼个体的位置信息,利用灰狼算法良好的全局寻优能力大致搜索出最优权值、阈值的范围,

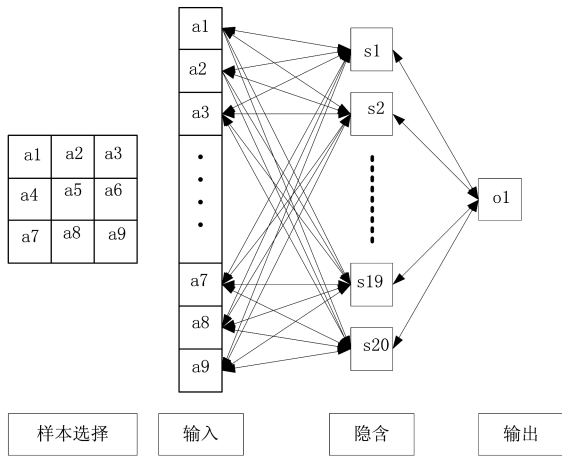


图 3 BP 神经网络复原拓扑图

Fig.3 BP neural network restoration topology

将搜索得到的最优权值和阈值作为 BP 神经网络的初始值,以此改变由于 BP 神经网络初始值选取不当导致的网络收敛速度慢与容易陷入局部极小的缺点。

4.2.1 灰狼优化算法的改进

由于灰狼算法的收敛方式不是直线下降的,传统的线性收敛不能完全展现灰狼算法的收敛过程,在考虑到算法的收敛过程这一问题上提出了基于余弦的收敛因子公式,如公式(15)所示:

$$a = 2 \times \cos\left(\frac{t \times \pi}{2 \times \max}\right). \quad (15)$$

经过改进后的收敛因子以非线性方式从 2 递减为 0,在算法运算开始阶段,与原来的线性收敛相比改进后的收敛因子衰减速度减小,这种方式能够更好地寻得全局最优解。在算法后期,收敛因子衰减速度加快,对于局部最优解的寻找更加准确。

对标准灰狼算法数学模型的介绍,可以看出 α 、 β 、 δ 狼对于 ω 狼的影响程度是一样的,但是灰狼算法具有严格的等级制度,影响程度从理论上应该与灰狼的等级相匹配。在设计的灰狼算法中,经过对适应度排序得到的 α 、 β 、 δ 3 个当前最优解,由于这 3 个领导层相同的指导力度使得灰狼算法的收敛速度有所减小,容易陷入局部最优。在标准算法中加入一种基于动态位置向量指导的比例权重,利用不断地动态调整指导权重,增加算法的环境适应能力,调节算法的搜索能力加速算法收敛。

权重比例调节计算公式如下:

$$\omega_1 = \frac{|X_1|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|}, \quad (16)$$

ω_1 对应于 ω 狼对 α 狼的学习率。

$$\omega_2 = \frac{|X_2|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|}, \quad (17)$$

ω_2 对应于 ω 狼对 β 狼的学习率。

$$\omega_3 = \frac{|X_3|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|}, \quad (18)$$

ω_3 对应于 ω 狼对 δ 狼的学习率。

改进后的灰狼算法的子代灰狼的最终位置由公式(19)决定。

$$X(t+1) = \frac{(\omega_1 X_1 + \omega_2 X_2 + \omega_3 X_3)}{3}. \quad (19)$$

4.3 GWO-BP 复原算法步骤

第一步:选择进行神经网络训练的样本 h 并对其进行高斯模糊处理,对处理过的图像 f 进行归一化处理,

第二步:建立一个含有一层隐含层的 BP 神经网络复原模型,图像 h 作为输出,训练样本 f 作为神经网络的输入。

第三步:初始化灰狼群,神经每一层的权值和阈值作为改进灰狼算法的优化对象,进行灰狼算法全局寻优,当系统达到最大迭代次数或误差达到设定值时算法停止迭代,输出神经网络的最佳初始值。

第四步:利用优化获得的权值和阈值进行 BP 神经网络训练,若训练性能达到要求则进行下一步,否则返回第三步重新训练。

第五步:进行目标图像的复原,对神经网络的输出进行反归一化处理,显示复原图像。

5 实验结果分析

该实验在 matlab2016b 中进行,此次实验分为两部分,一是退化图像复原模型的训练,二是利用模糊图像测试。对于图像的边界问题,考虑到图像最外层的像素没有对应的输出,为了解决这个问题,在已知图像中某点灰度值的变化同它临近点的灰度值有很大的联系,像素点距离越小,对中心像素的影响就越大条件的基础上,对实验与测试图像进行边界复制,使退化图像的所有像素点都有对应的输出。

5.1 改进 GWO-BP 网络的学习与训练

采用图像大小为 256×256 的 Lena 图像作为

训练图像,如图 4 所示。(a)为原始图像,(b)为经过高斯模糊处理后的图像。

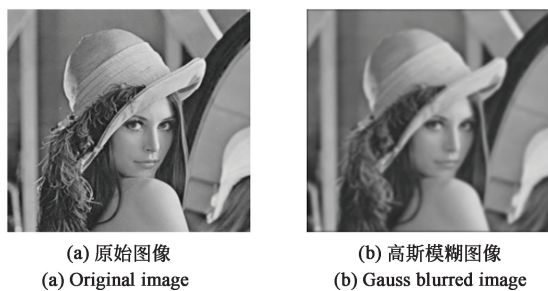


图 4 训练图像

Fig.4 Training images

5.2 图像复原实验

利用 Cameraman 与 barbara 经过高斯模糊的图像作为本文算法的验证图像,用 BP、PSO-BP 以及维纳滤波的方式以及文章中提出的改进 GWO-BP 算法进行图像复原验证。不同的模型复原效果如图(5)、图(6)所示。

由图(5)、图(6)可以看出,BP 神经网络图像去模糊复原效果好于维纳滤波复原法、L-R 复原; PSO-BP 复原较 BP 复原在清晰度上得到改善,而本文提出的改进 GWO-BP(IGWO-BP)复原方法通过视觉可以看出与原始图像近似,图像的轮廓以及部分细节的视觉效果提高了很多。

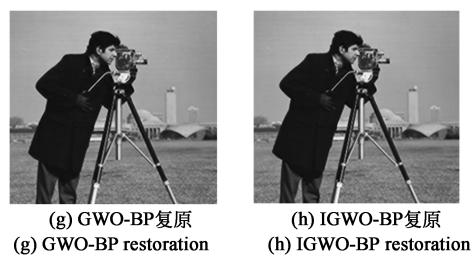


图 5 Cameraman 模糊图像复原对比

Fig.5 Cameraman blurred image restoration comparison

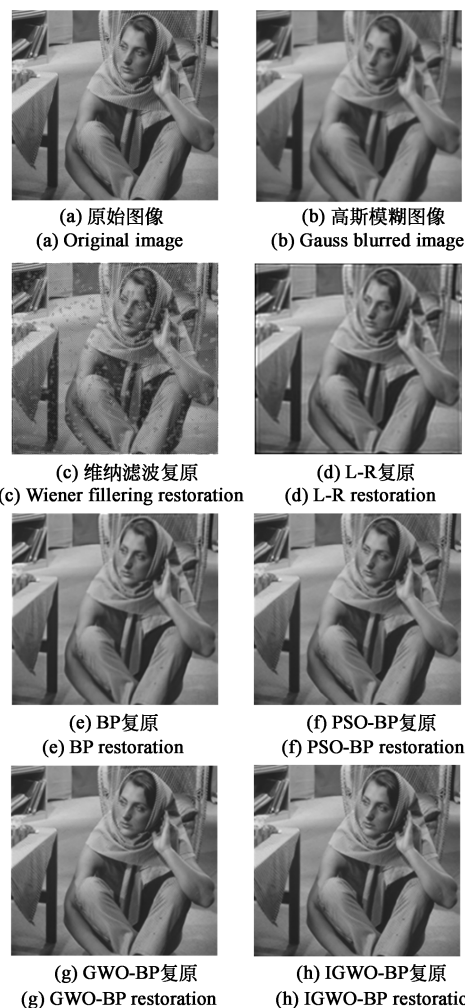


图 6 Barbara 模糊图像复原对比

Fig.6 Barbara blurred image restoration comparison

为了更加直观地对比图像复原的效果,文章采用峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)以及归一化均方误差(NMSE)来对图像复原效果进行比较与评价,评价结果由表 1、表 2 给出。

通过表 1、表 2 的数据可以直观地看出本文提出的算法具有更大的峰值信噪比、更好的结构

相似速度以及更小的归一化均方误差。这是由于峰值信噪比越大,图像的复原效果越好;归一化均方误差越小,复原效果越好。

表 1 Cameraman 复原结果数据

Tab.1 Cameraman restoration results

复原方法	PSNR	SSIM	NMSE
维纳滤波	22.265 8	0.761 2	0.023 9
L-R 复原	24.438 1	0.803 1	0.017 3
BP	29.553 5	0.917 5	0.004 5
PSO-BP	30.769 6	0.935 7	0.003 7
GWO-BP	31.059 9	0.954 8	0.002 8
IGWO-BP	35.137 2	0.968 9	0.001 1

表 2 barbara 复原结果数据

Tab.2 Barbara restoration result

复原方法	PSNR	SSIM	NMSE
维纳滤波	25.352 8	0.824 9	0.015 8
L-R 复原	26.382 6	0.842 1	0.007 6
BP	31.187 6	0.906 6	0.003 4
PSO-BP	32.676 6	0.935 6	0.002 3

续 表

复原方法	PSNR	SSIM	NMSE
GWO-BP	33.861 6	0.941 8	0.001 8
IGWO-BP	35.220 6	0.969 2	0.001 1

6 结 论

对于高斯模糊图像的复原,本文提出了基于改进灰狼算法优化神经网络的图像去模糊。利用灰狼算法对神经网络的权值与阈值进行优化,并在此基础上通过改进灰狼算法收敛因子与动态比例权重的灰狼位置更新机制,加强了算法全局寻优能力,增加算法的环境适应能力。研究结果表明,本文所提方法在主观视觉与客观评价上与维纳滤波、L-R 复原、BP 复原、以及 PSO-BP 图像复原算法相比其结果令人满意。在引入并改进灰狼算法后,灰狼优化 BP 神经网络对模糊图像的复原效果表明本文所提出的改进算法图像复原后的相似度分别达到 96.89% 以及 96.92%,误差减小到 0.11%,满足了实际应用的要求。

参 考 文 献:

- [1] HELSTROM C W. Image restoration by the method of least squares [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1967, 57(3): 297-303.
- [2] 徐大宏.基于正则化方法的图像复原算法研究[D].长沙:国防科学技术大学,2009.
XU D H. Research of image restoration algorithm based on regularization[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009. (in Chinese)
- [3] 刘小芳,秦丽娟,李莹.模糊图像迭代盲反卷积复原[J].沈阳理工大学学报,2015,34(5):28-32,39.
LIU X F, QIN L J, LI Y. Blurred image restored by iterative blind deconvolution [J]. *Journal of Shenyang Ligong University*, 2015, 34(5): 28-32, 39. (in Chinese)
- [4] HUNT B R. The application of constrained least squares estimation to image restoration by digital computer [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 1973, C-22(9): 805-812..
- [5] ZHOU Y T, CHELLAPPA R, VAID A, *et al*. Image restoration using a neural network [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1988, 36(7): 1141-1151.
- [6] 李伟,王正勇,余艳梅.结合优化算法的神经网络图像复原算法[J].四川大学学报:自然科学版,2011,48(5): 1081-1086.
LI W, WANG Z Y, YU Y M. Image restoration method based on neural network combining with optimization algorithms [J]. *Journal of Sichuan University (Natural Science Edition)*, 2011, 48(5): 1081-1086. (in Chinese)
- [7] 董俊.基于 BP 神经网络的图像复原算法研究[D].杨凌:西安科技大学,2009.
DONG J. Research on image restoration algorithm based on BP network[D]. Yangling: Xi'an University of Science and Technology, 2009. (in Chinese)
- [8] 吴章平.粒子群算法在模糊图像复原中的应用研究[D].贵阳:贵州大学,2016.

- WU Z P. Application of particle swarm optimization in fuzzy image restoration[D]. Guiyang: Guizhou University, 2016. (in Chinese)
- [9] 孙胜永,胡双演,李钊,等.基于粒子群优化算法的 BP 神经网络图像复原[J].无线电工程,2014,44(10):5-7,26.
SUN S Y, HU S Y, LI Z, *et al.* BP neural network for image restoration based on particle swarm optimization [J]. *Radio Engineering*, 2014, 44(10): 5-7, 26. (in Chinese)
- [10] 李扬,吴敏渊,邹炼.基于布谷鸟算法的 BP 神经网络图像复原[J].计算机应用,2017,37(S1):173-175,197.
LI Y, WU M Y, ZOU L. BP neural network for image restoration based on cuckoo algorithm [J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(S1): 173-175, 197. (in Chinese).
- [11] 李龙,魏靖,黎灿兵,等.基于人工神经网络的负荷模型预测[J].电工技术学报,2015,30(8):225-230.
LI L, WEI J, LI C B, *et al.* Prediction of load model based on artificial neural network [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2015, 30(8): 225-230. (in Chinese)
- [12] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [13] 李强.基于灰狼优化的特征选择方法研究[D].温州:温州大学,2017.
LI Q. Feature selection methods based on grey wolf optimization[D]. Wenzhou: Wenzhou University, 2017. (in Chinese).
- [14] 樊纪香,张宏,李辉,等.BP 网络和多元线性回归在产量预测中的应用[J].计算机工程与应用,2007,43(23): 203-204.
FAN J X, ZHANG H, LI H, *et al.* Application of BP neural network and multi-variable linear regression in rate prediction [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(23): 203-204. (in Chinese)

作者简介:



王海峰(1991—),男,山东菏泽人,硕士研究生,2016 年于青岛农业大学获得学士学位,研究方向为模式识别与图像处理。E-mail:354993057@qq.com



李萍(1962—),女,宁夏银川人,硕士研究生导师,教授,1993 年于大连海事大学获得硕士学位,主要研究领域为电力系统及计算机技术。E-mail:lp_914@qq.com