

蝙蝠 BP 神经网络在图像去噪中的应用研究

王海军, 门克内木乐, 金 涛

(鄂尔多斯应用技术学院, 内蒙古 鄂尔多斯 017000)

摘 要: 针对图像去噪过程中, 采用 BP 算法建立模型存在的初始权阈值随机造成模型易陷入局部极小值问题, 提出采用蝙蝠算法优化 BP 模型权阈值参数, 建立基于蝙蝠 BP 神经网络算法的图像去噪模型. 通过与维纳滤波、BP 模型、粒子群 BP 模型图像去噪效果进行对比, 蝙蝠 BP 神经网络去噪模型对图像去噪后具有更好的结构相似度和峰值信噪比, 证明建立基于蝙蝠神经网络算法的去噪模型具有更好的去噪效果.

关键词: 图像去噪、蝙蝠算法、BP 神经网络

中图分类号: TP183; TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)09-0121-04

The Application of Bat Neural Network Algorithm in Image Denoising

WANG Hai-jun, MENKE Nei-Mu-le, JIN Tao

(Ordos Institute Of Technology, Ordos, 017000, China)

Abstract: In the process of image denoising, using the BP algorithm to establish the model which has the initial weight threshold is random, and the model is easy to fall into the local minimum. This paper presents an idea which is using bat algorithm to optimize BP algorithm model weight and threshold parameter, the image denoising model is based on the bat BP neural network algorithm. By comparing with Wiener filtering, BP model and particle swarm BP model image denoising effect, the bats BP neural network denoising model has better structural similarity and peak signal to noise ratio after denoising the image. It is proved that the de-noising model based on the bat neural network algorithm has better denoising effect.

Key words: image denoising, bat algorithm, BP neural network

1 引言

由于图像在采集、存储传输过程, 都可能被噪声污染, 导致图像质量下降, 影响信息获取. 因此, 图像去噪方法正在受到越来越多学者的关注. 神经网络具有良好的非线性映射、并行计算和自适应能力等优点, 近年来被广泛应用到如图像特征提取、图像去噪、图像分割和图像识别等研究领域.

在各种神经网络图像处理应用领域的研究中, 约 80%~90% 应用采用的是反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络^[1]. 但 BP 神经网络采用梯度下降搜索算法, 因而对初始权阈值异常敏感, 算法求解

很容易收敛于局部极小值^[2]. 针对这个问题, 通常有两类改进方法: 第一类是采用如附加动量法、带有动量项自适应学习率法以及 Levenberg-Marquard 算法等, 来改进算法运行机制, 提高算法搜索能力, 此种算法虽然可以提高运行速度, 但不能很好的解决权阈值随机性带来的易陷入局部极小值问题; 第二种是采用如遗传算法、粒子群算法等群智能算法来确定 BP 算法初始权阈值, 再采用如 Levenberg-Marquard 算法等进行优化, 可以有效降低 BP 模型陷入局部极小值的可能性. 基于已有研究成果, 提出采用蝙蝠算法结合 BP 神经网络算法构造图像去噪模型, 进行去噪研究. 实验结果表明, 这种构想是成

收稿日期: 2017-11-03; **修回日期:** 2017-12-05

基金项目: 国家自然科学基金 (61205127, 61167004); 内蒙古自治区高等学校科学研究项目 (NJZZ17400, NJZY16382)

功的,组合模型具有更高的去噪效率.

2 蝙蝠算法基本原理

蝙蝠算法(bat algorithm, BA)^[3]基本原理是模拟蝙蝠发出超声波,然后根据声波定位器接收到的回声来探测猎物位置、避开障碍物、寻找栖息地这一过程.蝙蝠发出声波的响度可以随距离猎物的远近而发生变化.蝙蝠通过发出和接收声波的时间差,计算猎物的距离和方位、分辨猎物种类、判断猎物移动速度^[4].其具体执行过程分为全局寻优和局部搜索两部分,两者交替进行直到达到最优解^[5].

Step1: 全局寻优 —— 设蝙蝠的捕食空间是 d 维的.并设在第 t 次迭代时,蝙蝠 i 的位置和飞行速度分别为 X_i^t 和 V_i^t ,当前全局最优位置为 X^* .则蝙蝠 i 在 $t+1$ 时刻的位置和飞行速度按如下方式进行更新:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (1)$$

$$V_i^{t+1} = V_i^t + (X_i^t - X^*)f_i \quad (2)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (3)$$

式中, $f_{\min}$ 和 $f_{\max}$ 分别为蝙蝠发出声波的最小和最大频率; β 为 $[0, 1]$ 中的随机数.并设在初始位置时,每只蝙蝠发射声波的频率服从于 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 的均匀随机分布,即首先按公式(1)取得各自的频率,然后再根据公式(2)和(3)进行速度和位置更新.

Step2: 局部搜索 —— 捕食蝙蝠从全局最优解中选择一个 X_{old} ,则在其周围随机按式(4)产生新解 X_{new} :

$$X_{\text{new}} = X_{\text{old}} + \epsilon A^t \quad (4)$$

式中, ϵ 为 $[-1, 1]$ 中的随机数; $A^t = \langle A_i^t \rangle$ 为第 t 次迭代时全体蝙蝠的平均响度.

蝙蝠发射声波的响度 A_i^t 和速率 r_i^t 更新规则:假设蝙蝠只要发现了猎物,就逐渐降低其声波发射的响度,同时提高其声波发射的速率.在 BA 算法中,蝙蝠发射声波的响度 A_i^t 和速率 r_i^t 按如下的公式(5)和(6)进行调整:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (6)$$

式中, r_i^0 为初始速率; α 和 γ 均为常数, $0 < \alpha < 1, 0 < \gamma$.

3 BA-BP 算法及步骤

文献[6]在理论上已经证明 3 层 BP 神经网络就可以逼近任意连续函数,因此在本文研究中采用 3 层网络结构,即输入层、隐含层和输出层. BP 神经网络

的学习过程包含信息的正向传播和误差的反向传播两个过程,设 X, Y 分别为神经网络的输入输出序列, n 为输入层结点数, r 为隐含层结点数, m 为输出层结点数,输入层到隐含层、隐含层到输出层的权值分别 w_{ij} 和 w_{jk} , $\square_j$ 与 $\square_k$ 分别为输入层到隐含层和隐含层到输出层的阈值, f 和 g 分别为隐含层和输出层的激活函数, η 为学习速率,则信息正向传递和误差反向传递过程数学表示如下^[7]:

信息的正向传播过程:

$$\text{隐含层神经元的输出为: } H_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - \theta_j\right), j = 1, 2, \dots, r \quad (7)$$

$$\text{输出层神经元的输出为: } O_k = g\left(\sum_{j=1}^r H_j w_{jk} - \theta_k\right), k = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$\text{误差计算: } e_k = Y_k - O_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

如果 e_k 无法满足误差要求,则需要对神经网络的权值和阈值进行修正,从而进入误差的反向传播过程:

$$\text{隐含层权值修正: } w_{ij} = w_{ij} + \eta H_i (1 - H_i) x_j \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$$\text{输出层权值修正: } w_{jk} = w_{jk} + \eta H_j e_k, j = 1, 2, \dots, r; k = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

$$\text{输出层阈值修正: } \theta_k = \theta_k + e_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

$$\text{隐含层阈值修正: } \theta_j = \theta_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k, j = 1, 2, \dots, r \quad (13)$$

BP 模型的优化过程就是以上两个过程的交替计算过程,从整个计算过程可以看出,在整个信息的正向传播和误差反向传播过程,没有引入新的参数,整个迭代过程都是对权值 w_{ij} 与 w_{jk} 和阈值 $\square_j$ 与 $\square_k$ 的调整过程.因此,权值 w_{ij} 与 w_{jk} 和阈值 $\square_j$ 与 $\square_k$ 选取的好坏将直接影响最终模型输出.为了尽可能降低权值 w_{ij} 与 w_{jk} 和阈值 $\square_j$ 与 $\square_k$ 的随机选取对模型输出造成的影响,将蝙蝠算法引入到 BP 模型权阈值参数优化中构建基于 BA-BP 算法的图像去噪模型.

BA-BP 算法步骤如下所述:

Step1: 参数初始化 —— 算法相关参数初始化:设蝙蝠种群大小为 m ,蝙蝠个体声波速率为 r ,声波响度为 A ,蝙蝠声波频率为 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 、最大迭代次数为 $N_{\max}$,搜索精度 ϵ . 同时在由 BP 神经网络结

构参数组成的 d 维空间初始化由权阈值组成的蝙蝠初始位置 $X = \{W_1, W_2, B_1, B_2\}$ 和速度参数 V .

Step2: 全局寻优 —— 在蝙蝠算法优化过程中,适应度函数值是判断蝙蝠个体前后两次位置变更是否更优的唯一标准,因此适应度函数构造的合适与否将直接影响到蝙蝠算法优化的性能. 由于优化目的主要是选取更加合适的权阈值,因此采用 BP 模型实际输出值与期望输出值之间的误差平方和作为适应度函数,适应度值 $fitness$ 的计算函数如式(14)所示. 采用(14)式计算蝙蝠群体中的个体适应度值,并找到适应度值最优的个体即全局最优个体所处的位置 X^* .

$$fitness = MSE(Y_i - O_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - O_i)^2$$

(14)

式中, N 为训练样本个数; Y_i 为样本实际值; O_i 为模型输出值.

Step3: 局部搜索 —— 在按式(1)、(2) 和(3)对蝙蝠的声波频率 f_i , 速度 V_i^t 和位置 X_i^t 进行更新后,生成随机数 $rand_1$, 若 $rand_1 > r_i^t$, 选择最优蝙蝠个体,通过(4)式的随机游走,得到局部新解 X_{new} . 生成随机数 $rand_2$, 若 $rand_2 > A_i^t$, 且蝙蝠在新位置处的适应度 $fitness(X_{new})$ 优于当前群体最优适应度 $fitness(X^*)$, 则接受这个新解,并按照(5)、(6)更新蝙蝠声波响度 A_i^t 和速率 r_i^t .

Step4: 迭代评估 —— 在当前蝙蝠群体中找出处在最优捕食位置的蝙蝠个体及对应地最优位置. 判断是否达到最大搜索次数或满足预设搜索精度,若是则转入 Step5 进行下一步位置转换,否则转入 Step2,接着搜寻最优个体.

Step5: 参数生成 —— 将由 Step4 得到的最优位置对应解分配到神经网络对应权阈值 W_1, W_2, B_1, B_2 上,对 BP 模型新的权阈值参数进行二次训练,当训练结束后,得到最终神经网络图像去噪模型.

4 样本构造及隐含层结点确定

4.1 样本构造

在图像退化过程中,某点灰度值与其邻域灰度值密切相关,相邻点间距离越小,相互影响越大,因此即使像素点的灰度值相同,如果其邻域不同,退化后的灰度值也不相同. 鉴于领域对灰度值的影响重大,对图像退化特征的提取考虑采用具有分块思想的九宫格滑动窗口结构进行遍历,把退化图像中的

一点及其周围八点的灰度值作为一个输入样本,在采用 3×3 滑动窗口对整张模糊图像进行遍历后,就得到了 BP 模型的全部输入数据. 对于输出层,因为模型的输出就是滑动窗口中心对应的无噪像素点,所以输出层节点数为 1. 这样就构造了 <9 输入, 1 输出 $>$ 的模型输入输出样本对. 图 1 为尺寸为 150×150 的未加噪声的 Lenna 清晰图像,图 2 为加入高斯噪声的模糊图像,图 3 是对图像特征提取后可以



图 1 清晰图像 图 2 加入噪声图像

P_Matrix <9x21904 double>

	1	2	3	4	5	6
1	0.3014	0.4056	0.4289	0.4312	0.4317	0.4322
2	0.4056	0.4289	0.4312	0.4317	0.4322	0.4337
3	0.4289	0.4312	0.4317	0.4322	0.4337	0.4360
4	0.4057	0.5461	0.5775	0.5802	0.5801	0.5794
5	0.5461	0.5775	0.5802	0.5801	0.5794	0.5804
6	0.5775	0.5802	0.5801	0.5794	0.5804	0.5835
7	0.4271	0.5749	0.6079	0.6107	0.6105	0.6090
8	0.5749	0.6079	0.6107	0.6105	0.6090	0.6087
9	0.6079	0.6107	0.6105	0.6090	0.6087	0.6121

图 3 提取特征后的部分输入样本数据

4.2 隐含层结点确定

对于隐含层结点的确定,本文采用夏克文教授提出的黄金分割法进行确定. 具体步骤如下^[8]:

Step1: 确定如式(15)所示初始搜索区间端点 a 和 b ;

$$a = \frac{n+m}{2} \leq r \leq (n+m) + 10 = b$$

(15)

Step2: 在区间 $[a, b]$ 内连续计算 0. 618 点与 0. 382 点误差,比较误差优劣,进行区间保留,经过多轮优劣比较后,得到隐层结点对应的误差函数集,如式(16)所示;

$$E(r) = \min\{E(a), E(b), E(x_1), E(x_2), \dots\}$$

(16)

Step3: 根据实际需要,在误差集中选取适合的隐层层结点数.

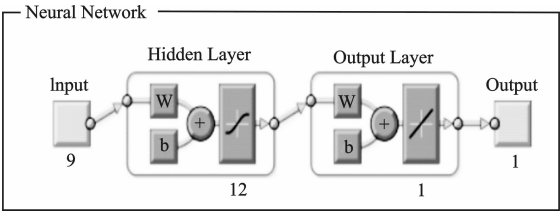


图 4 去噪模型基本结构

在本文中,经过黄金分割法后,确定隐含层结点数 为 12,图 4 为去噪模型基本结构.

5 实验

5.1 参数设置

采用 MatlabR2012b 平台进行实验仿真,相关参数设置:BP 学习率 $lr=0.05$ 、训练次数 $epochs=500$ 、训练目标 $goal=0.0001$,训练算法采用的是 $trainlm$;PSO 算法种群规模 $n=30$,学习因子 $c_1=c_2=1.5$,速度 $V_{max}=1,V_{min}=-1$,迭代次数 $N_{max}=100$;BA 算法种群数量 $n=25$,响度 $A=0.25$,速率 $r=0.5$,频率 $f_{max}=2,f_{min}=-2$,迭代次数 $N_{max}=100$.

5.2 结果分析

采用 150×150 的 Cameraman 图和 Brain 图的含高斯噪声图像作为测试样本,分别采用 Wiener 滤波,BP,PSO-BP 及本文提出的 BA-BP 模型进行图像去噪处理实验.表 1 给出了基于这两个评价函数的评价结果.从表中可以看出本文所提出的去噪模型无论在结构相似度还是峰值信噪比都是最大的,也就说起去噪效果是最好的.

表 1 不同算法去噪效果对比

去噪算法	Brain 图		Cameraman 图	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
Wiener 滤波	0.844 8	22.772 7	0.823 0	23.828 4
BP	0.970 8	27.658 2	0.945 7	30.665 8
PSO-BP	0.976 3	29.680 7	0.959 7	31.168 0
BA-BP	0.978 3	30.091 7	0.961 4	31.429 5

6 结束语

针对模糊图像去噪提出一种基于蝙蝠算法的 BP 神经网络去噪算法,相比遗传算法、粒子群算法等群智能算法,蝙蝠算法可以动态控制全局搜索和局部搜索间的相互转换过程,可以在一定程度上避免优化算法陷入局部最优解,具有更好的收敛性.实

验结果表明,本文提出的基于 BA-BP 算法的图像去噪模型具有一定可行性,模型去噪效果明显好于 Wiener 滤波,BP,PSO-BP 模型.同时对模型相关参数进行一定修改,也可将本文提出的 BA-BP 算法应用到其他图像处理研究领域,算法具有推广研究价值.

参考文献:

[1] 王辉,杨杰,黎明.一种基于神经网络的图像复原方法[J]红外与激光工程,2006,35(s4):121-125.
[2] 裴松年,杨秋翔,刘忠宝.基于信度的 BP 神经网络[J]微电子学与计算机,2015,32(9):148-152.
[3] Yang X S. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm[J]Computer Knowledge & Technology, 2010, 284:65-74.
[4] 马祥丽,张惠珍,马良.蝙蝠算法在物流配送车辆路径优化问题中的应用[J]数学的实践与认识,2015,45(24):80-86
[5] 王文.布谷鸟搜索算法与蝙蝠优化算法的改进研究[D]广西民族大学,2014,15-16
[6] 靳蕃.神经网络智能基础[M]西南交通大学出版社,2000:136-136
[7] 邓伟康,刘锋,朱二周.基于新型 PSO 算法优化 BP 神经网络的软件缺陷预测方法研究[J]微电子学与计算机,2017,34(4):39-43.
[8] 夏克文,李昌彪,沈钧毅.前向神经网络隐含层节点数的一种优化算法[J]计算机科学,2005,32(10):143-145.

作者简介:

王海军 男,(1982-),硕士,高级工程师.研究方向为人工智能算法应用. E-mail:wanghaijun11249@126.com.
门克内木乐 女,(1980-),博士,教授.研究方向为光信息技术.
金涛 女,(1978-),硕士,副教授.研究方向为计算机应用技术

(上接第 120 页)

[10] 孙红岩.基于多特征融合的遥感图像特征提取方法[J].计算机仿真,2016,33(10):334-337.

作者简介:

马孝贺 男,(1980-),讲师,研究方向:计算机应用、图像处理. E-mail:suhma@163.com.