

基于头脑风暴优化算法的BP神经网络模糊图像复原

梁晓萍 郭振军* 朱昌洪
(桂林航天工业学院 桂林 541004)

摘要: 该文提出一种基于头脑风暴智能优化算法的BP神经网络模糊图像复原方法(OBSO-BP)。该方法在聚类 and 变异两方面优化了头脑风暴智能算法, 利用头脑风暴优化算法易于解决多峰高维函数问题的特点, 自动搜寻BP神经网络更佳的初始权值和阈值, 以减少BP网络对其初始权值和阈值的敏感性, 避免网络陷入局部最优解, 增加网络的收敛速度, 减小网络误差, 提高图像还原质量。该文采用20张不同的图像, 对其模糊图像分别进行维纳滤波复原(Wiener)、基于头脑风暴算法的维纳滤波复原(Wiener-BSO)、BP神经网络复原以及基于头脑风暴算法的BP神经网络(BSO-BP)图像复原实验。实验结果表明, 该方法能够取得更好的图像复原效果。

关键词: 图像复原; BP神经网络; 头脑风暴算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)12-2980-07

DOI: [10.11999/JEIT190261](https://doi.org/10.11999/JEIT190261)

BP Neural Network Fuzzy Image Restoration Based on Brain Storming Optimization Algorithm

LIANG Xiaoping GUO Zhenjun ZHU Changhong
(Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: A kind of restoration method of BP neural network fuzzy image based on Optimized Brain Storming intelligent Optimized(OBSO-BP) algorithm is proposed in this paper. With the method of brain storming intelligent optimized algorithm which is optimized in both clustering and variation, issues of multi-peak high-dimensional function is easily solved. This method optimizes brain storming intelligence algorithm from two aspects of clustering and mutation. This method makes use of the characteristics of brain storming optimization algorithm, which is easy to solve multi-peak and high-dimensional function problems, to automatically search for better initial weights and thresholds of BP neural network, thus reducing the sensitivity of BP network to its initial weights and thresholds, avoiding the network falling into local optimal solution, increasing the convergence speed of the network and reducing the network error and improving the quality of image restoration. Twenty different images are adopted to the image restoration experiment of their fuzzy images with Wiener filtering restoration(Wiener), Wiener filtering restoration based on optimized Brain Storming intelligent Optimized algorithm(Wiener-BSO), BP neural network restoration and BP neural network restoration based on optimized Brain Storming intelligent Optimized algorithm(BSO-BP). Results show that a better effect of image restoration can be achieved with this method.

Key words: Image restoration; BP neural network; Brain storming algorithm

收稿日期: 2019-04-17; 改回日期: 2019-09-03; 网络出版: 2019-09-12

*通信作者: 郭振军 zjguo666@126.com

基金项目: 2019年度广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(2019KY0802), 桂林航天工业学院电子信息重点学科及物联网与大数据应用研究中心项目(KJPT201805)

Foundation Items: 2019 Guangxi University Young and Middle-aged Teachers' Basic Scientific Research Ability Improvement Project (2019KY0802), The Project of Guilin University of Aerospace Technology Electronic Information Key Discipline and Internet Of Things and Big Data Application Research Center (KJPT201805)

1 引言

数字图像的模糊是一种常见的降晰过程，图像还原的过程就是将模糊图像由降晰恢复到清晰图像的运算。图像模糊产生的原因有很多，比如大气气流、相机的抖动以及镜头聚焦不准等^[1-3]。图像复原方法可以分为经典复原技术和现代复原技术两大类。维纳滤波图像复原法是一种经典的图像复原技术。其计算量较小，复原效果较好，但同时会带来振铃效应。现代图像复原技术主要包括神经网络法和小波分析等^[4]。神经网络具有很强的平行运算能力，非线性映射能力和自适应能力^[5]，早在上世纪80年代就已经被应用于图像复原领域。BP神经网络是一种按误差反向传播训练的多层前馈网络，具有很强的非线性映射能力^[6-8]。文献^[9]利用BP网络来进行图像复原。但BP网络同时具有一些缺点：初始权值和阈值是随机的；网络的性能受初值的影响很大；图像复原结果很难重现；容易陷入局部极小值等。为了克服上述问题，很容易想到用智能优化算法来搜索网络初值。

智能优化算法大部分均是模拟自然界中的动物或昆虫等的生存过程的优化组合算法，如粒子群优化算法、人工蜂群优化算法等。人脑具有的智能行为是由大量简单的神经元有机组织和协调而构成的群体智能行为，所以，人类创造性的解决问题的过程将是一个很好的优化过程^[10]。头脑风暴优化算法(Brain Storming Optimization algorithm, BSO)是Shi^[11]在2011年第2次群体智能国际会议上提出的一种基于模拟人类创造性解决问题的过程的群体行为智能算法。文献^[12]通过5个标准测试函数(包含2个单峰和3个多峰函数)实验证明了BSO算法优于粒子群优化算法、人工蜂群优化算法。但由于其提出的时间较晚，将头脑风暴算法用在图像处理上也是2017年才有学者用到。2017年，陈宏伟等人^[13]将头脑风暴算法应用在在多阈值OTSU分割法上，取得了较好的分割效果。2018年，梁志刚等人^[14]将头脑风暴优化算法与POWELL算法结合应用在医学图像配准上。

在此基础上，针对BP神经网络图像复原算法的上述不足，本文拟结合头脑风暴智能优化算法对其进行改进，使其自动选择较优的网络初值进行训练，以提高图像复原质量。

2 模糊图像退化一般模型

模糊退化图像可表示为原图像 $f(x, y)$ 经过模糊系统 $h(x, y)$ ，即点扩散函数(Point Spread Function, PSF)，再加上高斯噪声 $n(x, y)$ 得到模糊图像 $g(x, y)$ ，退化模型如图1所示。

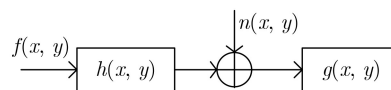


图1 图像退化模型

退化模型的输出 $g(x, y)$ 为

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

当PSF为2维高斯函数时，图像模糊就为高斯模糊。从数学的角度看，图像的高斯模糊过程就是图像与正态分布做卷积运算，所以图像复原就是一个去卷积的过程。

3 优化的头脑风暴优化算法(Optimizing BSO, OBSO)

头脑风暴优化算法主要由聚类和变异组成。

(1)聚类：BSO采用K-means聚类算法，将相似的个体聚成 k 类，并将人为设定的适应度函数值最优的个体作为聚类的中心。当然，为了避免陷入局部最优，将有概率随机产生一个新个体替换其中一个聚类中心。

(2)变异：BSO变异主要有4种方式，分别是：(a)在随机一个类中心，即该类最优个体上添加随机扰动产生新的个体；(b)在随机一个类中随机选择一个个体添加随机扰动产生新的个体；(c)随机融合两个类中心，并添加随机扰动产生新的个体；(d)随机融合两个类中随机的两个个体，并添加随机扰动产生新的个体。

上述4种方式每个聚类中心，即类中最优个体被选中的概率为

$$p_j = \frac{|M_j|}{N} \quad (2)$$

其中， $|M_j|$ 代表 j 类中个体的数量。新个体产生公式为

$$x_{nd} = x_{sd} + \xi * N(0, 1)_d \quad (3)$$

$$\xi = \lg \operatorname{sig}((0.5 * T - t)/k) * R(0, 1) \quad (4)$$

其中， x_{nd} 是新的 d 维个体， x_{sd} 是选中的个体， T 和 t 分别表示设置的最大迭代次数和当前迭代次数， k 可以调节 $\lg \operatorname{sig}(\cdot)$ 函数的坡度， $N(0, 1)_d$ 是 d 维标准正态分布， $R(0, 1)$ 是 $0 \sim 1$ 的随机值。

算法采用聚类思想搜索局部最优，通过局部最优的比较得到全局最优；采用变异思想增加了算法的多样性，避免算法陷入局部最优，在这聚与散相辅相承的过程中搜索最优解，思想新颖，适合于解决多峰高维函数问题。

3.1 OBOS算法的聚类优化

BSO算法的聚类中心代表整个聚类的性能，且每次迭代都是依据聚类中心作为局部最优。在全局

寻优的过程中也是通过单个或多个聚类中心变异产生新的个体,从而避免陷入局部最优。所以聚类算法的选择对BSO算法的性能有很大的影响。

由于BSO算法采用的是K-means聚类算法,所以不可避免的存在K-means算法的一些缺点:

(1) 聚类数 k 大小固定不变,且需要提前设定。聚类数大了不仅影响算法的收敛速度,同时可能会造成算法难以收敛。聚类数小了,多个聚类合并为一个聚类,影响了寻找局部最优的结果。

(2) 初始聚类中心的难以选择,一旦初始聚类中心选择不好,可能无法得到有效的聚类结果。

(3) 聚类中心是类个体的平均值,故对“噪声”和孤立点数据敏感,少量的该类个体可对聚类中心的选择产生极大的影响。

基于此,本文将采用基于密度的噪声应用空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)来弥补K-means聚类算法的缺陷,从而达到优化头脑风暴优化算法的目的。DBSCAN聚类算法是由文献[15]提出的一种基于密度空间的数据聚类算法。该算法将具有足够密度的区域作为聚类中心,而且每次迭代都会自动产生新的合适的聚类数以及聚类中心。虽然该方法需要给定邻域值 ϵ 和区域最小点数MinPts,但是阈值的微小变化不会对结果有影响,减小了孤立点对聚类结果的影响。所以采用DBSCAN聚类算法来提升BSO算法的局部寻优能力是非常有必要的。

3.2 OBOS算法的变异优化

BSO算法变异方式的好坏决定了该算法的全局寻优能力,所以优化BSO算法的变异方式能够增加算法陷入局部最优的可能性,从而提升算法的整体性能。BSO算法的变异方式总共有4种,4种方式都具有完全随机性。由式(2)、式(3)和式(4)可知,聚类中心及聚类中心附近的个体因为总量多,被选取变异的几率比较大,每次迭代后新的个体总是大多数围绕着聚类中心,即局部最优解附近,算法容易陷入局部最优。为增加算法的全局搜索能力,本文将采用如式(5)和式(6)的个体选择公式

$$L(x_i) = \sum_{j=1}^N |f(x_i) - f(x_j)| \quad (5)$$

$$p_j = \frac{L(x_i)}{\sum_{i=1}^N L(x_i)} = \frac{\sum_{j=1}^N |f(x_i) - f(x_j)|}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |f(x_i) - f(x_j)|} \quad (6)$$

其中, x_i , $f(x_i)$ 分别表示第 i 个个体及该个体的适应

度值。由式(5)可知,当 x_i 离聚类中心越远, $L(x_i)$ 值越大,则 p_j 越大, x_i 被选择的概率也变大,这样就减小了聚类中心附近个体被选中的概率,增加了离群个体被选择的概率,使得与聚类中心个体差异较大的个体能够被选中,从而增加种群的多样性,跳出局部最优解。

4 基于优化头脑风暴算法的BP神经网络图像复原算法(OBSO-BP)

4.1 BP神经网络图像复原

BP神经网络具有很好的学习能力、非线性映射能力和泛化能力,能够在没有点扩散函数(PSF)先验情况下,将训练样本输入网络进行训练,拟合模糊图像和原始图像间的非线性映射关系。高斯模糊后某点像素值是其邻域的加权平均值,且距离越近,权值越大,距离越远权值越小。为了减少网络复杂程度,认为网络输入值为该像素和其8邻域像素。

$$f_{i,j} \approx \varphi(f_s) \quad (7)$$

其中, $\varphi(\cdot)$ 表示网络映射关系, S 表示像素 (i,j) 本身及其8邻域的集合。

而一个单隐含层的BP神经网络可以逼近任意的多维之间的映射关系^[16],因此3层BP神经网络已经足够表示高斯模糊的映射关系。本文BP神经网络结构如图2所示。

4.2 基于OBSO-BP图像复原算法

一般BP神经网络的初始权值和阈值是随机给定的,网络易陷入局部极小值,导致训练模型误差较大,图像复原效果较差;且每次训练后模型都不同,导致网络图像复原的性能不尽相同。OBSO算法非常适合解决多峰高维函数问题,将OBSO算法应用于BP算法,能有利于BP算法训练模型,摆脱网络对初始值的依赖,从众多的局部极小值中跳出,快速收敛于较优解,使网络误差减小,提高图像复原质量。

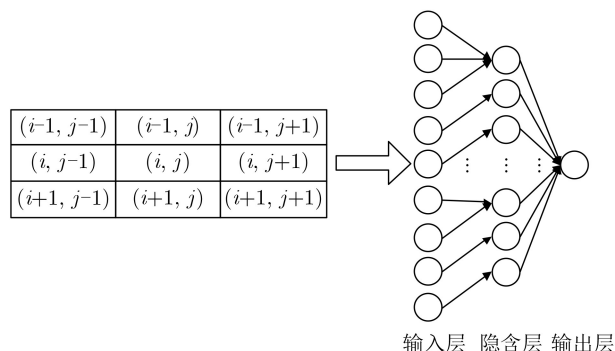


图2 BP神经网络结构

算法流程图如图3所示，OBSO-BP算法主要思想是：将BP网络初始权值和阈值作为OBSO算法的初始种群中的个体，BP网络的训练误差作为种群中个体优劣的判断依据，即适应度函数，利用OBSO算法找到最佳个体，即全局最优解，记录此时最优个体，代入BP神经网络训练，得到全局较优的BP神经网络模型，从而复原出质量较好的图像。

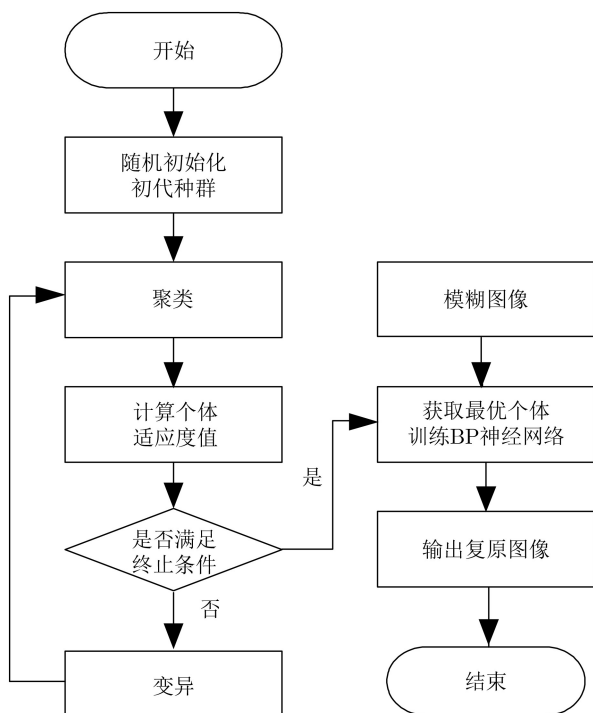


图3 OBSO-BP图像复原流程图

5 实验结果与分析

为了验证本文算法的优越性，将分别进行以下两个实验。本文实验均在MATLAB R2017a环境下进行。

5.1 BP神经网络拓扑结构分析

由4.1小节，本文BP神经网络输入节点数为9，输出节点数为1。而隐含层节点数的确定目前并没有很好的普遍科学方法。为了确认隐含节点数，本文将分别对输入节点为9，输出节点为1，隐含节点数为1, 2, ..., 50的BP神经网络模型进行训练和图像复原实验。为了节省实验时间，网络训练迭代次数为100，模糊图像输入大小为128×128。采用网络训练误差和复原图像峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)作为评价标准。实验结果如图4所示。从图4中可以看出，随着网络隐含层节点数的增加，网络训练误差基本成减小趋势，图像还原质量同时相对提高，当隐含层节点数达到27时网络性能相对达到最佳。但隐含层节点数继续增加时，

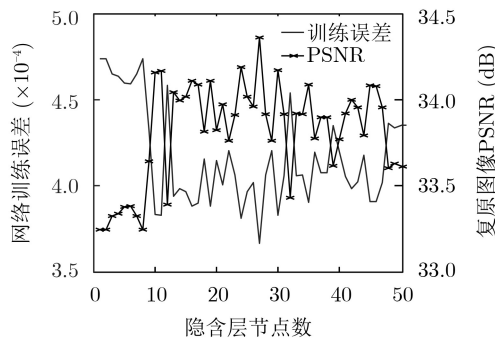


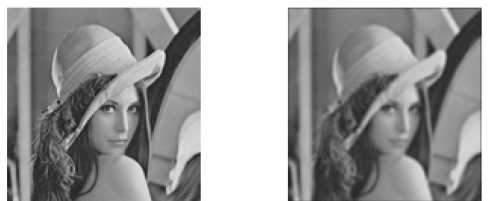
图4 不同隐含层节点数的BP网络还原实验

网络性能又有所下降，同时考虑网络隐含层数增加会急剧增加网络运行时间，故隐含层超过50将不做考虑。最终本文将隐含层节点数设定为27，即最终网络拓扑结构为9:27:1。

5.2 基于OBSO-BP图像还原实验

采用128×128大小的Lena图像及其高斯模糊图像(高斯标准差 $\sigma=1$)作为训练样本，如图5所示。采用TID2013中的20幅人工高斯模糊图像做为测试样本，进行OBSO-BP图像还原实验，其模糊参数和Lena图像相同。同时，将实验结果和维纳滤波、头脑风暴维纳滤波、BP算法以及BSO-BP图像复原实验进行对比。该实验BSO-BP和OBSO-BP算法中头脑风暴优化算法的迭代次数均为10次，种群个体数均为10个。实验中10幅图像还原效果如图6所示，其中图6(a)是原图，图6(b)是模糊图像，图6(c)是维纳滤波还原图像，图6(d)是BSO维纳滤波还原图像，图6(e)是BP还原图像，图6(f)是BSO-BP还原图像，图6(g)是OBSO-BP还原图像。所有图像还原质量评价参数PSNR曲线如图7所示，OBSO-BP和BSO-BP收敛性能比较曲线如图8所示。

从实验结果可知，维纳滤波还原图像会产生振铃效应，降低了图像复原质量，但由于其不用进行网络训练，图像还原速度较快；BSO维纳滤波图像还原利用BSO算法优化维纳滤波最优正则化系数，相较维纳滤波还原图像质量有所提升，但同样会产生振铃效应；BP图像还原虽然需要提前进行网络的训练，但图像还原质量相较维纳滤波有明显的提升，同时去除了振铃效应；BSO-BP通过寻找BP网



(a) 128×128 Lena 原图 (b) 128×128 Lena 模糊图

图5 BSO-BP训练样本



图6 不同图像还原对比实验

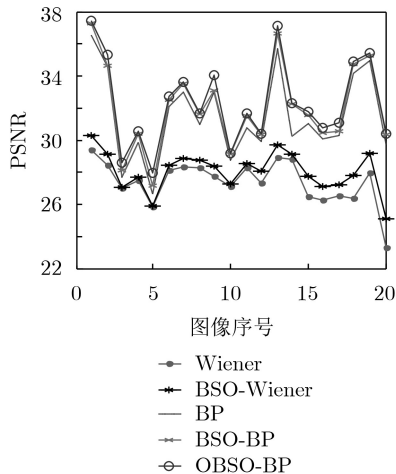


图7 不同方法图像还原PSNR

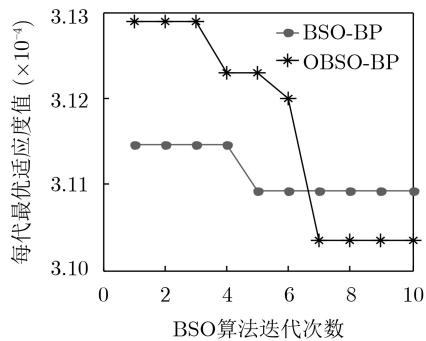


图8 OBSO-BP和BSO-BP收敛曲线

络较优的初始权值和阈值，使网络训练误差减少，图像还原质量得到提升，从BSO-BP到OBSO-BP算法虽然没有从BP到BSO-BP算法图像复原质量提升的显著，但是，却能够弥补少部分陷入局部最优解的BSO-BP算法的不足，如图像序号为2, 9,

17等。同时从这两种算法的收敛曲线可知，如图8所示，BSO-BP算法收敛曲线变动次数较少，易于收敛到局部最优解，且最终并未能跳出局部最优。OBSO-BP算法在两个方面提高了算法跳出局部最优解的能力，故该算法收敛曲线变动次数较多，也相对易于收敛到较优解。所以本文所提的OBSO-BP算法较优，能够进一步提升模糊图像复原的质量。

为了验证OBSO-BP算法对不同模糊参数模糊图像的还原性能，对测试集中的一副图像进行不同程度的高斯模糊($\sigma = 0.5, 1.0, \dots, 10.0$)，如图9所示。当测试图像模糊程度和Lena模糊图像相同时($\sigma = 1.0$)，算法具有很好的图像复原性能；当测试图像模糊程度较低时，用该算法还原图像反而会导致还原后的图像质量下降；当测试图像模糊程度较高时，模糊程度差越小，图像还原性能越好，模糊程度差越大，图像还原性能越差，但总体上复原后的图像PSNR要高于模糊图像。所以，OBSO-BP算法对不同程度模糊的图像也具有一定的还原性能。

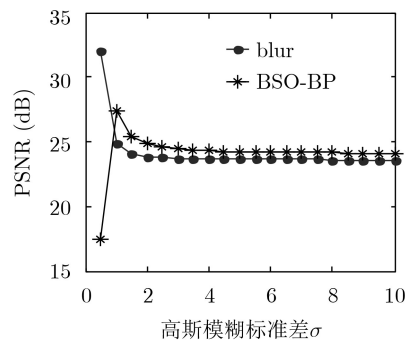


图9 不同模糊参数OBSO-BP算法复原PSNR

5.3 基于OBSO-BP含噪图像还原实验

为了测试本文算法的抗噪性能，分别对5.2小节的20张模糊图像添加不同级别的高斯噪声作为测试样本集。由于训练集模糊图像不含噪声，测试集模糊图像含噪声，所以必须先对含噪模糊图像进行均值滤波，再应用本文的OBSO-BP算法还原模糊图像。实验结果如图10所示。

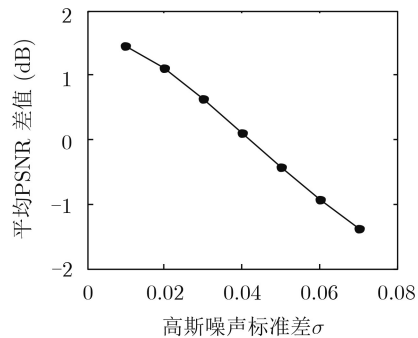


图10 OBSO-BP抗噪性能测试结果

图10纵轴平均PSNR差值表示复原图像的平均PSNR与含噪模糊图像集的平均PSNR的差值，平均PSNR差值为正表示还原后图像性能提升，反之则下降。从实验结果可知当高斯噪声标准差小于0.03时，含噪模糊图像复原质量提升较明显；当高斯噪声标准差大于0.03，小于0.04时，图像复原效果提升较小；当高斯噪声标准差大于0.04时，由于噪声太大，图像还原质量变差。所以本文算法具有一定的抗噪性能。

6 结论

本文针对BP神经网络复原图像算法的缺陷，结合头脑风暴智能优化算法易于解决多峰高维函数问题，通过优化BP神经网络的初始化权值和阈值，提升网络性能，使其快速收敛于较优解。并针对BSO算法存在的一些不足，在聚类和变异上都进行优化，进一步提升BSO算法性能。实验结果表明本文算法可以进一步提高图像复原质量，同时具备一定的抗噪性能。

参考文献

[1] 刘海波, 杨杰, 吴正平, 等. 基于区间估计的单幅图像快速去雾[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(2): 381-388. doi: 10.11999/JEIT150403.
LIU Haibo, YANG Jie, WU Zhengping, et al. Fast single image dehazing based on interval estimation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(2): 381-388. doi: 10.11999/JEIT150403.

[2] 梁晓萍, 罗晓曙. 基于遗传自适应的维纳滤波图像去模糊算法[J]. 广西师范大学学报: 自然科学版, 2017, 35(4): 17-23.

LIANG Xiaoping and LUO Xiaoshu. The adaptive wiener filtering deblurring based on the genetic algorithm[J]. *Journal of Guangxi Normal University: Natural Science Edition*, 2017, 35(4): 17-23.

[3] 何人杰, 樊养余, WANG Zhiyong, 等. 基于非局部全变分正则化优化的单幅雾天图像恢复新方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2509-2514. doi: 10.11999/JEIT160208.
HE Renjie, FAN Yangyu, WANG Zhiyong, et al. Novel single hazy image restoration method based on nonlocal total variation regularization optimization[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(10): 2509-2514. doi: 10.11999/JEIT160208.

[4] 杨爱萍, 郑佳, 王建, 等. 基于颜色失真去除与暗通道先验的水下图像复原[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(11): 2541-2547. doi: 10.11999/JEIT150483.
YANG Aiping, ZHENG Jia, WANG Jian, et al. Underwater image restoration based on color cast removal and dark channel prior[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(11): 2541-2547. doi: 10.11999/JEIT150483.

[5] 沈岷, 李舜酩, 毛建国, 等. 数字图像复原技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1764-1775. doi: 10.11834/jig.20090909.
SHEN Huan, LI Shunming, MAO Jianguo, et al. Digital image restoration techniques: A review[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(9): 1764-1775. doi: 10.11834/jig.20090909.

[6] HE Fei and ZHANG Lingying. Prediction model of end-point phosphorus content in BOF steelmaking process based on PCA and BP neural network[J]. *Journal of Process Control*, 2018, 66: 51-58. doi: 10.1016/j.jprocont.2018.03.005.

[7] LIANG Yueji, REN Chao, WANG Haoyu, et al. Research on soil moisture inversion method based on GA-BP neural network model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(5/6): 2087-2103. doi: 10.1080/01431161.2018.1484961.

[8] CHEN Yegang. Prediction algorithm of PM2.5 mass concentration based on adaptive BP neural network[J]. *Computing*, 2018, 100(8): 825-838. doi: 10.1007/s00607-018-0628-3.

[9] 李青峰, 胡访宇. 利用BP神经网络实现监控图像盲复原[J]. 计算机仿真, 2009, 26(5): 223-226. doi: 10.3969/j.issn.1006-9348.2009.05.058.
LI Qingfeng and HU Fangyu. Blind restoration of monitoring image based on BP neural network[J]. *Computer Simulation*, 2009, 26(5): 223-226. doi: 10.3969/j.issn.1006-9348.2009.05.058.

[10] 赵秀谊. 头脑风暴优化算法及其应用研究[D]. [硕士学位论文], 西安理工大学, 2013.
ZHAO Xiuyi. Research and application of brain storm

- optimization algorithm[D]. [Master dissertation], Xi'an University of Technology, 2013.
- [11] SHI Yuhui. Brain Storm Optimization Algorithm[M]. Advances in Swarm Intelligence. Berlin Heidelberg: Springer, 2011: 303–309. doi: 10.1007/978-3-642-21515-5_36.
- [12] 周恒俊. 智能优化算法及其在图像检索中的应用研究[D]. [硕士学位论文], 山东大学, 2016.
- ZHOU Hengjun. Research on intelligent optimization algorithm and its application in image retrieval[D]. [Master dissertation], Shandong University, 2016.
- [13] 陈宏伟, 鄢来仪, 叶志伟. 头脑风暴算法在多阈值Otsu分割法中的应用[J]. 湖北工业大学学报, 2017, 32(5): 59–62. doi: 10.3969/j.issn.1003-4684.2017.05.016.
- CHEN Hongwei, YAN Laiyi, and YE Zhiwei. Application of brain storm optimization algorithm in multilevel threshold Otsu segmentation[J]. *Journal of Hubei University of Technology*, 2017, 32(5): 59–62. doi: 10.3969/j.issn.1003-4684.2017.05.016.
- [14] 梁志刚, 顾军华. 改进头脑风暴优化算法与Powell算法结合的医学图像配准[J]. 计算机应用, 2018, 38(9): 2683–2688. doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2018020353.
- LIANG Zhigang and GU Junhua. Medical image registration by integrating modified brain storm optimization algorithm and Powell algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(9): 2683–2688. doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2018020353.
- [15] HECHT-NIELSEN R. Theory of the backpropagation neural network[C]. International 1989 Joint Conference on Neural Networks, Washington, USA, 1989: 593–605. doi: 10.1109/IJCNN.1989.118638.
- [16] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, *et al.* A density-based algorithm for discovering clusters a density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]. The 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, USA, 1996: 226–231.
- 梁晓萍: 女, 1992年生, 硕士, 研究方向为计算机图像处理等.
- 郭振军: 男, 1977年生, 高级工程师, 博士, 研究方向为物联网及应用、无线传感网等相关技术.
- 朱昌洪: 男, 1978年生, 高级工程师, 研究方向为物联网及应用、无线传感网等相关技术.