

基于MEA-WNN神经网络的图像复原方法

古兰拜尔·肉孜, 姑丽加玛丽·麦麦提艾力*

新疆师范大学数学科学学院, 新疆 乌鲁木齐

收稿日期: 2021年12月14日; 录用日期: 2022年2月3日; 发布日期: 2022年2月10日

摘要

由于小波神经网络图像还原的效果一定程度上受初始值的影响, 因此本文提出了一种基于思维进化算法(Mind Evolutionary Algorithm, MEA)优化小波神经网络方法。思维进化算法本身具有很强的全局搜索能力, 因此先用MEA方法得到小波神经网络的初始值, 再训练小波神经网络。实验证明, 与BP、思维进化算法的BP神经网络(MEA-BP)相比, MEA-WNN方法复原的图像获得了更好的结果。

关键词

思维进化算法, 小波神经网络, 图像复原, 高斯模糊

Image Restoration Based on Wavelet Neural Network Optimized by Mind Evolutionary Algorithm

Gulanbaier Rouzi, Gulijiamali Maimaitiaili*

College of Mathematical Science, Xinjiang Normal University, Urumqi Xinjiang

Received: Dec. 14th, 2021; accepted: Feb. 3rd, 2022; published: Feb. 10th, 2022

Abstract

Since the effect of wavelet neural network image restoration is largely affected by the initial value and weight, a wavelet neural network optimization method based on mind evolutionary algorithm (MEA) is proposed. Thinking evolution itself has strong global search ability. Therefore, before training wavelet neural network, mind evolution algorithm is used to obtain the initial value and weight of the network. Experiments show that compared with BP, BP neural network (MEA-BP) based on mind evolutionary algorithm, the image restored by MEA-WNN method obtains better results.

*通讯作者。

Keywords

Mind Evolutionary Algorithm, Wavelet Neural Network, Image Restoration, Gaussian Blur

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在生活中, 有很多原因导致图像变得模糊, 图像复原技术的主要目的是在预定义的意义改善给定的模糊图像。先是利用退化现象的某种先验知识建立退化现象的数学模型, 再根据模型进行反向的推演运算, 以恢复图像至最接近原始的输入图像, 实现复原图像的最优化。在数学定义上, 图像退化是图像与点扩散函数的卷积过程, 图像复原则是这一过程的逆过程[1] [2]。其过程, 先从退化图像中提取出模糊参数, 然后用估计出的点扩散函数复原出清晰图像[3] [4] [5]。图像退化模型如图 1 所示:

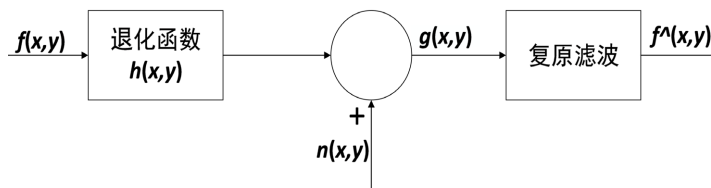


Figure 1. Image degradation/restoration model

图 1. 图像退化/复原模型

图像退化模型的时域表示为:

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

式中: $g(x, y)$ 表示退化图像, $h(x, y)$ 表示退化函数, $f(x, y)$ 表示输入图像, $n(x, y)$ 表示加性噪声项。

当 $n(x, y) = 0$, 由卷积定理, 上式的傅里叶变换可简化为:

$$G(u, v) = F(u, v)H(u, v)$$

在实际运算时, 图像分析是二维离散域的处理过程。设图像尺寸为 $M \times N$, 输入图像的傅里叶变换为:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)}$$

常用的模糊图像类型众多。其中, 高斯模糊图像是一种常见的噪声模糊, 用高斯分布来构造点扩散函数。比如, 气图动光学应用在遥感成像中造成图像退化的过程能看成高斯模糊模型。高斯模糊的点扩散函数可用高斯分布的概率密度函数来表示, 其表达式如式所示:

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中 σ 为高斯分布的标准差, σ 越大, 且高斯模糊半径越大, 图像的模糊程度就越深。

2. 小波神经网络

小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)是建立在小波变换理论研究的基础上发展起来的。

WNN 沿用 BP 神经网络的拓扑结构, 其中超参数(激活函数)用小波母函数代替。小波神经网络由两个过程组成: 信号向前传播的同时误差反向传播[6]。小波神经网络的拓扑结构如图 2 所示:

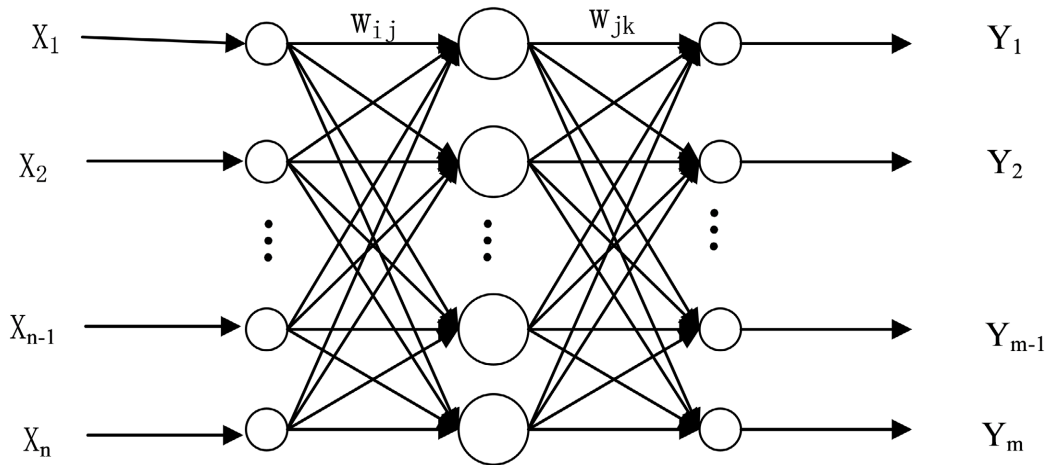


Figure 2. Topological structure of wavelet neural network

图 2. 小波神经网络的拓扑结构

图 2 中, X_1, X_2, \dots, X_n 是输入的训练样本, Y_1, Y_2, \dots, Y_n 是网络输出, ω_{ij} 和 ω_{jk} 为小波神经网络权值。本文采用的小波基函数为用 Morlet 母小波基函数。Morlet 小波具有非正交性, 数学公式为:

$$\varphi(x) = \cos(1.75x) \exp(-x^2/2)$$

在输入样本序列为 $x_i (i=1, 2, \dots, k)$ 时, 隐含层输出表达式为:

$$f_i = \varphi \left(\frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right), j = 1, 2, \dots, l$$

上式中, f_i 为隐含层输出, b_j 为平移参数, a_j 为伸缩参数。

输出层节点的计算公式为:

$$y = \sum_{j=1}^l \omega_{jk} f_j$$

小波神经网络权值参数修正算法类似于 BP 神经网络权值修正算法, 采用梯度修正网络的权值和小波基函数参数, 从而使小波神经网络预测输出不断逼近近似期望输出[7]。小波神经网络修正过程如下:

计算网络的误差平方和。误差 E 利用输入样本对应的期望输出和实际输出之间的误差平方和为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (d_i^p - y_i^p)^2$$

式中 d_i^p 为期望输出值, y_i^p 为实际输出值。

根据预测误差 E 修正小波神经网络权值和小波基函数系数:

$$\omega_{ij}(I+1) = \omega_{ij}(I) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} + \alpha \Delta \omega_{ij}(I)$$

$$\omega_{jk}(I+1) = \omega_{jk}(I) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} + \alpha \Delta \omega_{jk}(I)$$

$$a_j(I+1) = a_j(I) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_j} + \alpha \Delta a_j(I)$$

$$b_j(I+1) = b_j(I) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} + \alpha \Delta b_j(I)$$

其中 η 为学习率, $\alpha (0 < \alpha < 1)$ 为相应的动量因子。

3. 思维进化算法优化的的小波神经网络

3.1. 思维进化算法

思维进化算法(MEA)就是针对遗传算法所出现的问题而提出的一种行之有效的解决方法。遗传算法的不足主要体现在: 遗传算法的收敛性差, 需要很长时间才能找到最优解[8]。思维进化算法在遗传算法的“交叉”与“异化”过程的基础上, 定义了“趋同”和“异化”[9]。趋同起开采作用, 异化起勘探作用。

1) 趋同操作

设思维进化算法群体规模为 N , 子群体规模为 M , 评价函数为 F ,

$$X^M = \{(x_1, x_2, \dots, x_M), x_j \in X, i=1, 2, \dots, M\},$$

定义随机映射 $S_N: X \rightarrow X^{M+1}$

$$S_N(x, \sigma) = (x_0 = x, x_1, x_2, \dots, x_M)$$

表示以给定个体 $x \in X$ 为中心, 通过正态分布 $N(x, \sigma)$ 随机产生 M 个新个体并与父代个体共同构成子群体。

定义映射 $T: X^{M+1} \rightarrow X$ 。

$T(x_0 = x, x_1, x_2, \dots, x_M) = x_i$, 如果 $f(x_i) = \min_{0 \leq i \leq M} f(x_i)$ 表示从 M 个新个体和父代个体中选择一个优胜者。

因此, 趋同操作可表示为:

$$S = S_N \cdot T: X \times \Omega \rightarrow X$$

2) 异化操作

定义映射 $S_o: X^N \rightarrow X^N$

$$S_o(x_1, x_2, \dots, x_N) = (x'_1, x'_2, \dots, x'_N)$$

其中, $f(x'_1) \leq f(x'_2) \leq \dots \leq f(x'_N)$, 表示对种群按适应度函数值重新排序。

定义映射 $S_v: X^N \rightarrow X^{N-1}$

$$S_v(x_1, x_2, \dots, x_N, l) = (x_1, x_2, \dots, x_{N-l})$$

表示淘汰适应度值最差的 l 个个体。

定义映射 $Ad: X^{N-1} \rightarrow X^N$

$$Ad(x_1, x_2, \dots, x_{N-l}, l) = (x_1, x_2, \dots, x_l, x_{l+1}, \dots, x_N)$$

表示在解空间内随机选取 l 个新个体来补充被淘汰的群体。

则异化操作可表示为:

$$D = S_o \cdot S_v \cdot Ad: X^N \rightarrow X^N$$

利用思维进化算法修正小波神经网络的权值和小波基函数系数是 MEA-WNN 模型的基本思想, 其步骤如下[10]:

1) 对问题的可能解进行编码, 编码是一个从问题的解空间到编码空间的映射。每个编码空间对应问题的一个个体, 编码的长度 s 为:

$$s = nl + ml + l + m$$

其中 n 为输入层神经元个数, m 为输出层神经元个数, l 为隐含层神经元个数。

2) 计算子群体 SG 大小为:

$$SG = \text{popsize} / (\text{bestsize} + \text{tempsize})$$

其中 $iter$ 为迭代次数, popsize 为种群大小, bestsize 为预分配优胜子群体, tempsize 为临时子群体大小。

3) 选取各个个体和种群的得分函数 $fitness$, 即

$$\begin{cases} fitness = 1/SE \\ SE = mse(T - A_2) \end{cases}$$

式中 A_2 为每次迭代后输出层的输出值, T 为期望输出, SE 为均方误差。

4) 不断迭代, 输出最优个体, 并以此作为小波神经网络的权值和小波基函数系数训练网络。

思维进化算法的流程如图 3 所示。

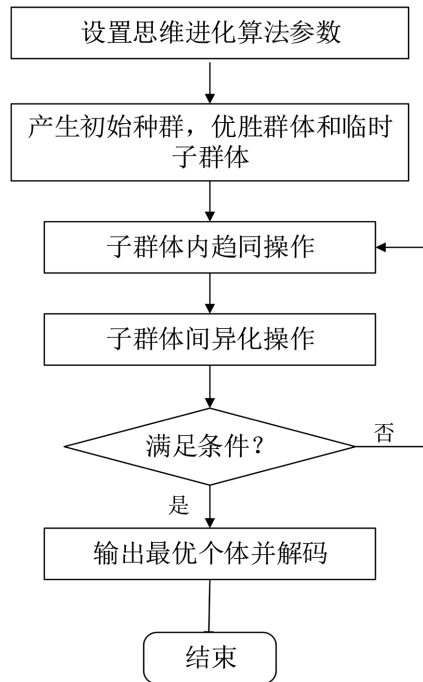


Figure 3. The flow chart of the thinking evolution algorithm

图 3. 思维进化算法流程图

3.2. 思维进化算法优化小波神经网络

思维进化算法本身具有较强的全局搜索能力。趋同起开采用作用, 迅速得到局部最优; 而异化起勘探作用, 选择较优的个体, 并以该个体为中心创建子种群[11]。这有效的改善小波神经网络的一些缺点。具体流程如图 4 所示:

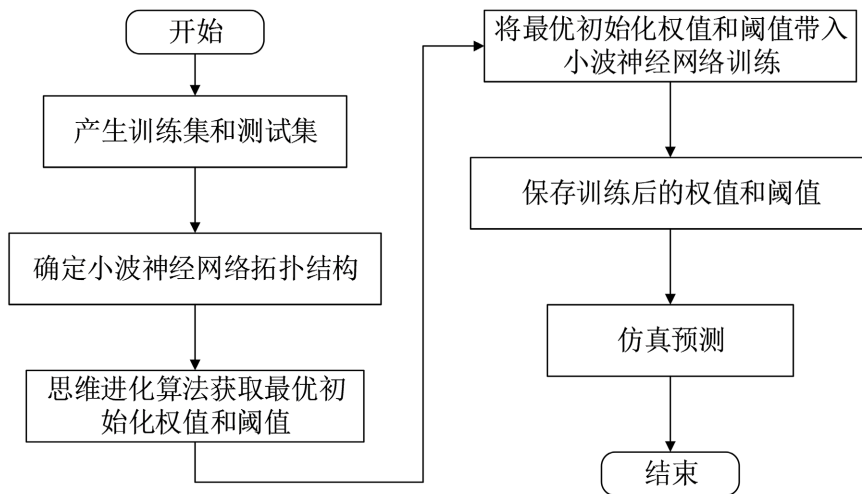


Figure 4. MEA-WNN algorithm flow chart
图 4. MEA-WNN 算法流程图

4. 实验结果

从图 5 可以看出, BP 神经网络模型对高斯模糊图像的复原不是很理想, MEA-BP 神经网络模型相较于 BP 神经网络模型有一定的提升, 而本文提出的 MEA-WNN 模型复原得到的图像相比较于前面提到的所有模型最接近输入图像。

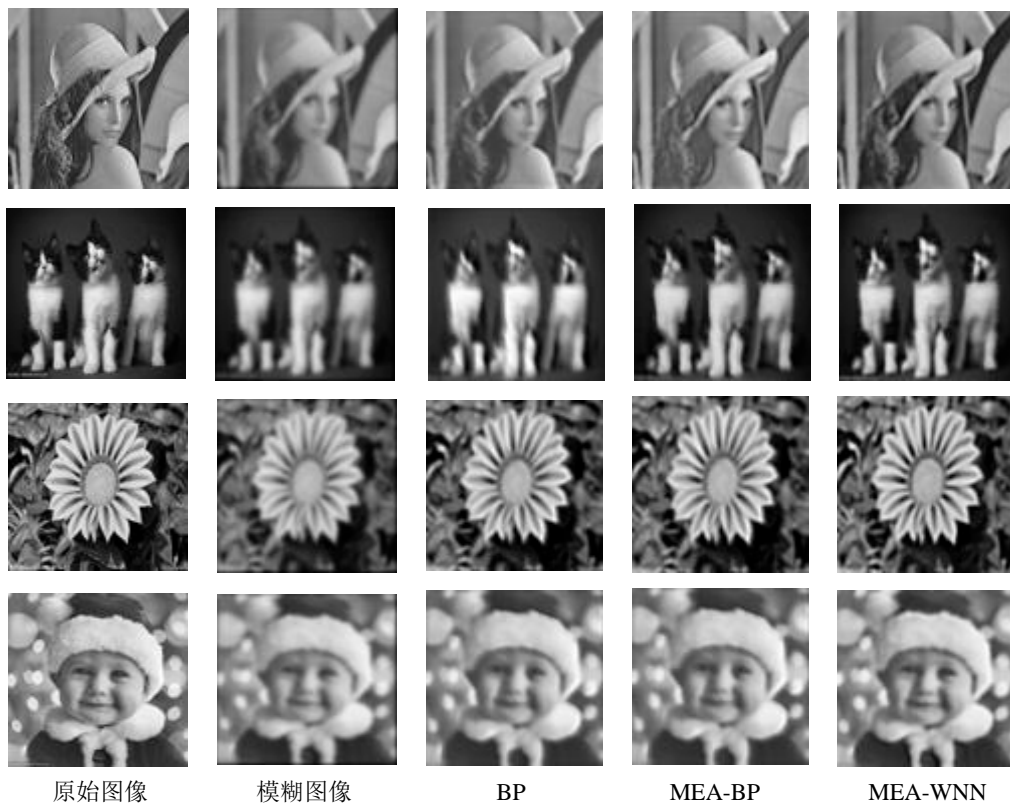


Figure 5. The restored images of the three algorithms
图 5. 三种算法的复原图像

5. 图像质量评价

本文将把峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)和结构相似性(Structural Similarity, SSIM)作为评价图像质量标准。PSNR 和 SSIM 的数值越大表明图像的质量越高。PSNR 是根据图像对应像素点间的误差来进行图像质量评价[12], 它的数学公式为:

$$\text{PSNR} = -10 \log_{10} \frac{\text{MSE}}{A^2}$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [\hat{f}(x, y) - f(x, y)]^2$$

式中: MSE 表示两幅图像之间的均方误差, $f(x, y)$ 和 $\hat{f}(x, y)$ 分别是图像复原前后在像素点 (x, y) 处的灰度值, M, N 为图像大小。

SSIM 是从亮度(Luminance), 对比度(Contrast)和结构(Structure)三个方面来评价图像的相似性, 相比 PSNR 等传统图像质量评价标准, SSIM 更加符合人眼对图像的视觉感知。SSIM 的取值范围-1 至 1, 其定义如下:

$$\text{SSIM}(f, \hat{f}) = \frac{(2\mu_f \mu_{\hat{f}} + c_1)(2\sigma_{f\hat{f}} + c_2)}{(\mu_f^2 + \mu_{\hat{f}}^2 + c_1)(\sigma_f^2 + \sigma_{\hat{f}}^2 + c_2)}$$

其中, f 为原始图像的灰度值; \hat{f} 是复原图像的灰度值; μ_f 是 f 的平均值; $\mu_{\hat{f}}$ 是 \hat{f} 的平均值; σ_f^2 是 f 的方差; $\sigma_{\hat{f}}^2$ 是 \hat{f} 的方差; $\sigma_{f\hat{f}}$ 是 f 和 \hat{f} 的协方差; $c_1 = (k_1 L)^2$, $c_2 = (k_2 L)^2$, L 是像素值的动态范围。本文设置 $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$ 。

表 1 给出了四个不同方法下得到的复原图像质量评价, 见表 1。总体而言, 本文方法得出了最大的 PSNR 和 SSIM 的值, 表明 PSNR 和 SSIM 客观评价上, 本文方法提出的复原出的图像质量最优。

Table 1. PSNR and SSIM of images restored by three algorithms

表 1. 三种算法复原图像的 PSNR 和 SSIM

算法	BP 神经网络		MEA-BP		本文	
	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM
Lena	23.5057	0.8411	25.8836	0.8921	28.5057	0.9410
Cat	27.0297	0.8697	27.4426	0.9126	29.4120	0.9693
Hua	22.5998	0.8441	23.8633	0.8852	25.7772	0.9213
Baby	25.9473	0.9018	27.4687	0.9197	29.0967	0.9423

6. 结论

将 MEA-WNN 模型运用到图像复原中, 经过理论和数据分析, 并与 BP 模型、MEA-BP 模型进行对比, 认为 MEA-WNN 复原的图像能够有效克服进化算法存在的问题和缺陷, 如早熟, 收敛速度慢等, 提高了算法的整体搜索效率, MEA-WNN 模型在很大程度上保证了局部预测值和全局预测精度的准确性。因此, 基于 MEA-WNN 模型的图像复原具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] Wang, Z.Y., Yao, Z.J. and Wang, Q.Y. (2017) Improved Scheme of Estimating Motion Blur Parameters for Image

- Restoration. *Digital Signal Processing*, **65**, 11-18. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2017.02.010>
- [2] 雷蕾, 郭东恩, 靳峰. 基于谱归一化条件生成对抗网络的图像修复算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(1): 230-238.
 - [3] Trull, A.K., Jelle, V., Palenstijn, W.J., et al. (2017) Point Spread Function Based Image Reconstruction in Optical Projection Tomography. *Physics in Medicine & Biology*, **62**, 7784-7797. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aa8945>
 - [4] Khan, A. and Yin, H.J. (2021) Arbitrarily Shaped Point Spread Function (PSF) Estimation for Single Image Blind Deblurring. *The Visual Computer*, **37**, 1661-1671. <https://doi.org/10.1007/s00371-020-01930-5>
 - [5] Sizikov, V. (2015) Estimating the Point-Spread Function from the Spectrum of a Distorted Tomographic Image. *Journal of Optical Technology C/c of Opticheski Zhurnal*, **82**, 655-658. <https://doi.org/10.1364/JOT.82.000655>
 - [6] 海仁古丽·阿不力提甫, 杨思渊, 古丽加玛丽·麦麦提艾力. 一种基于小波神经网络的图像分割方法[J]. 信息通信, 2020(10): 42-44.
 - [7] 吴琛, 程琳. BP 小波神经网络模型及其在交通事件检测中的应用[J]. 北方交通, 2018(3): 81-84+89.
 - [8] 郭峰, 陈勇. 改进的遗传算法求解 TSP 问题[J]. 现代计算机: 普及版, 2014(6): 48-51.
 - [9] 刘俊. 思维进化算法在 BP 神经网络拟合非 2 线性函数中的应用研究[J]. 绵阳师范学院学报, 2015, 34(2): 79-83.
 - [10] 朱毅, 莫勇. 基于 MEA-WNN 的大坝变形预测[J]. 南方国土资源, 2017(5): 38-43.
 - [11] 吴伟, 郭军巧, 安淑一, 等. 使用思维进化算法优化的神经网络建立肾综合征出血热预测模型[J]. 中国卫生统计, 2016, 33(1): 27-30.
 - [12] 高海韬, 李丹宁, 王彬, 唐鑫鑫. 运动模糊图像 PSF 参数估计方法改进及图像复原[J/OL]. 计算机工程, 1-7(2021-12-01).