

基于改进细菌觅食优化算法的遥感图像增强研究

于 敏

(永城职业学院,河南 永城 476600)

摘要: 为了提高遥感图像增强的效果,采用改进细菌觅食优化算法。首先细菌基于双 sigmoid 型乘积隶属函数进行自适应步长趋化更新,前期进行全局搜索,后期进行局部搜索;接着细菌繁殖基于裂变算法更新,细菌迁徙基于双高斯函数更新;然后对遥感图像的低频、高频部分采取不同的增强方法,低频部分对比度提高以便对图像进行平滑处理,高频部分去噪增强突出边缘轮廓;最后给出了算法流程。实验仿真显示本文算法对遥感图像增强清晰,图像的信息熵平均值为 7.158、清晰度平均值为 28.59,相比其他算法评价指标较好。

关键词: 细菌觅食;遥感图像;低频;高频;增强

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2022.06.023

Study on remote sensing image enhancement based on improved bacterial foraging algorithm

YU Min

(Yongcheng Vocational College, Yongcheng 476600, China)

Abstract: In order to improve the effect of remote sensing image enhancement, an improved bacterial foraging algorithm is proposed. Firstly, the bacterial is updated based on the adaptive step size of the double sigmoid membership function, global search is carried out in the early stage, and followed by the local search in the later stage. Secondly, the bacteria reproduction and migration are updated based on fission algorithm and double Gaussian function. Then, different enhancement methods are adopted for the low frequency and high frequency parts of the remote sensing image. The contrast of the low-frequency part is improved to smooth the image, and the high frequency part is denoised enhancing highlights the edge contour. Finally, the process flow is given. The experimental simulation shows that the proposed algorithm enhances the sharpness of remote sensing image, with an average value of information entropy of 7.158 and an average value of clarity of 28.59, which is better than other algorithms.

Keywords: bacterial foraging; remote sensing image; low frequency; high frequency; enhancement

1 引言

遥感图像受传感器和环境等因素的影响,会存在一些干扰和噪声,易使图像出现对比度、色彩失真、模糊等降质现象,因此通过图像增强可最大程度减少图像模糊性,提高遥感图像的清晰度,从而获得遥感图像的细节信息^[1-2]。

目前遥感图像增强处理算法主要有:直方图均衡化(Histogram Equalization, HE)方法实现简单^[3],

能够对遥感图像的整体亮度增强,但是由于图像边缘、细节信息集中在图像高频部分,会出现过增强现象,导致高频部分噪声也放大,从而细节信息被淹没。小波变换(Wavelet Transform, WT)能够在保留图像细节信息的同时滤除噪声^[4],但是由于仅能捕获图像上有限的方向,易造成方向信息无法全面表示。多尺度 Retinex(Multiscale Retinex, MR)算法能保持遥感图像的颜色恒定^[5],但是由于计算每个尺

基金项目:河南省社科联调研课题(No. SKI2017724)资助。

作者简介:于 敏(1981-)女,硕士,讲师,主要从事电子通信工程方面的研究。E-mail:yumin3095@163.com

收稿日期:2021-08-04;修订日期:2021-09-26

度的高斯模板与原始图像的卷积,如果尺度选择较大则运算量非常大,导致算法效率较低,同时由于多尺度无法把亮度分量从原始图像中完全移除,因此在对比度较高区域易出现光晕现象。非下采样 Contourlet 变换 (NonSubsampled Contourlet Transform, NSCT) 方法能有效抑制图像高频区域噪声并把图像轮廓特征显现^[6],但如果光照不均匀,增强视觉效果较差。模糊决策算法 (Fuzzy Decision Algorithm, FDA) 设计简单^[7],易于实现,但是模糊依赖度和模糊粗糙度不易选择,使得算法有不收敛的可能。细菌觅食优化 (Bacterial Foraging Optimization, BFO) 算法对遥感图像的噪声能够抑制^[8],但是菌群陷入局部极值,部分细菌发生逃逸现象,导致在应用中不能保持遥感图像的细节及边缘信息。

本文提出改进细菌觅食优化算法对遥感图像增强,图像的低频、高频采用不同的增强方法。实验结果表明,本文算法与其他算法相比较,遥感图像增强效果较清晰,评价指标较优。

2 改进细菌觅食优化算法

2.1 基本细菌觅食优化算法

细菌觅食优化算法主要通过细菌个体之间的趋化、繁殖和迁徙行为进行搜索^[9-11]。

假设 $P(i, j+1, k, l)$ 为第 i 个细菌在第 j 次趋化,第 k 次繁殖以及第 l 次迁徙时所处的位置,则更新公式为:

$$\begin{cases} P(i, j+1, k, l) = P(i, j, k, l) + C(i) \cdot \phi(i, j, k, l) \\ \phi(i, j, k, l) = \frac{P(i, j, k, l) - P_{\text{rand}}(j, k, l)}{\|P(i, j, k, l) - P_{\text{rand}}(j, k, l)\|} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $P(i, j+1, k, l)$ 为细菌个体 i 更新后的位置; $C(i)$ 为细菌 i 的翻转或游动的固定步长; $\phi(i, j, k, l)$ 为第 i 个细菌进行翻转时任意方向的向量; $P_{\text{rand}}(j, k, l)$ 为 $P(i, j, k, l)$ 的领域范围。

2.2 改进过程

2.2.1 基于双 sigmoid 型乘积隶属函数的自适应步长

细菌移动固定步长使得收敛速度较慢、精度较低,通过自适应步长使得细菌在寻优过程前期移动步长较大,主要进行全局搜索,以便快速获得最优解;后期移动步长较小,主要进行局部搜索,以便快速获得精确解。双 sigmoid 型乘积隶属函数的细菌 i 趋化自适应步长 $\xi_i(j)$ 为:

$$\xi_i(j) = \left(\frac{1}{1 + e^{-a_1(j-c_1)}} - \frac{1}{1 + e^{-a_2(j-c_2)}} \right) \times \frac{\psi}{G} \quad (2)$$

式中, a_1, c_1, a_2, c_2 为参数值,本文设置 $a_1 = 0.2$ 、 $c_1 = 20$ 、 $a_2 = -0.2$ 、 $c_2 = 180$; ψ 为初始步长; G 为目前细菌的代数。

通过趋化次数 j 对 $\xi_i(j)$ 控制, $\xi_i(j)$ 随趋化次数 j 的变化过程如图 1 所示。

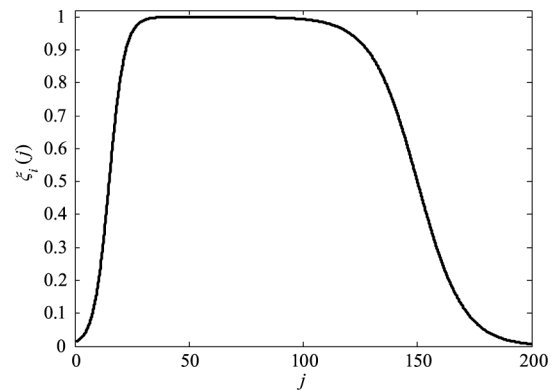


图 1 $\xi_i(j)$ 随趋化次数 j 的变化过程

Fig. 1 Change process of $\xi_i(j)$ with chemotaxis j

从图 1 可以看出,在开始时刻, $\xi_i(j)$ 随着趋化次数 j 增大而非线性加速上升,在全局搜索中可加快、扩大搜索空间,有助于提高收敛的速度;当到一定趋化次数之后,进行恒定步长搜索,同时恒定值保持一定的趋化次数,从而使得全局搜索全面细化;到趋化后期, $\xi_i(j)$ 快速减小,细菌搜索区域主要进行局部空间,越到后期速度减小的越快,这样以便获得较为精确的最优解。

2.2.2 基于裂变算法的繁殖更新

为提高种群的多样性,同时加快算法收敛速度,将细菌个体的适应度值按照降序排列,选取某些大适应度值的细菌个体进行裂变繁殖,再生细菌个体按适应度值从小到大的倒序覆盖原小适应度值的细菌个体,相当于对原细菌个体群进行微调。假设细菌 i 第一次裂变为 n 个过程为:

$$i \rightarrow \begin{cases} \{i_1\} \\ \{i_2\} \\ \vdots \\ i_n \end{cases} \quad (3)$$

第一次裂变后,通过细菌之间的平均距离 \bar{D} 来评估裂变的多样性, \bar{D} 值越大说明细菌个体越分散,多样性越好;越小说明细菌个体越集中,多样性越差。多样性判断函数为:

$$\bar{D} = \frac{1}{MR} \sum_{i=1}^M \sqrt{\sum_{n=1}^{\infty} (P_{in} - \bar{P})^2} \quad (4)$$

式中, M 为第一次裂变后细菌个体种群总数量; R 为

细菌个体寻优空间最大半径; P_{in} 为第 i 个细菌个体裂变第 n 个的适应度值; \bar{P}_i 为所有细菌个体适应度的平均值。若 $\bar{D} \geq 1$, 则种群多样性符合数据处理要求; 若 $0 < \bar{D} < 1$, 则进行再次裂变, 种群多样性逐步增大, 直至达到最大进化代数或满足适应度函数变化率。

2.2.3 基于双高斯函数的迁徙更新

阈值 Ped 迁徙更新, 不能依据当前寻优空间的变化而变化, 浪费了寻优资源, 同时其值难以设定, 不一定能够使在局部最优解周围的细菌个体跳出局部最优解, 易陷入局部最优解, 收敛性较低, 迁徙行为重新随机初始化位置会使得细菌个体有一定的概率存在原来局部最优解周围, 这样细菌种群的多样性无法得到增加。

对 L 个适应度较小的细菌进行优胜劣汰法则淘汰, 并迁徙生成与淘汰个体同等数量的细菌, 其中 L 取 $\left[\frac{N}{2\beta}, \frac{N}{\beta} \right]$ 之间的随机整数, β 为群体更新比例因子。

为防止算法陷入局部最优, β 取值为:

$$\begin{cases} \beta = \frac{f^\lambda(x_{i,k})}{\sum_{i=1}^N f^\lambda(x_{j,k})} \\ \lambda = 1 - \frac{\bar{f}}{f_{\max}} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $f(x_{i,k})$ 细菌 i 在第 j 维的适应度; f_{\max} 为细菌群的最大适应度; \bar{f} 为细菌群的平均适应度。

通过双高斯函数迁徙生成新细菌, 使得新细菌 W_i^* 的位置 X_i^* 远离原细菌 W_i 的位置 X_i , 增加种群的多样性, 新细菌 W_i^* 第 d 维的位置为:

$$X_i^* = \delta_i^d \times N_2 + |1 - \delta_i^d| \times X_i \quad (6)$$

式中, δ_i^d 为细菌 W_i 第 d 维更新系数, 只有 $\delta_i^d = 1$ 时才判断位置更新; N_2 为基于双高斯函数的细菌 W_i 位置更新系数。

$$\delta_i^d = \begin{cases} 1 & \frac{|X_i - \bar{X}|}{\sqrt{|X_i^2 - \bar{X}^2|}} > \frac{3}{2} \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (7)$$

式中, \bar{X} 为细菌群体中心位置。

根据中心极限定理, 新生成细菌位置差别具有正态分布特性, 为使新生个体能够完全逃离原淘汰个体的位置, 需要远离原细菌位置的点新生成细菌的概率越高, 因此双高斯函数设计为:

$$\begin{cases} N_2 = (X_{\min}^d + \sigma_1 \times e) \times h(r_1 - r) + \\ \quad (X_{\max}^d + \sigma_2 \times e) \times h(r - r_1) \\ r = \frac{X_i^d - X_{\min}^d}{X_{\max}^d - X_{\min}^d} \end{cases} \quad (8)$$

式中, σ_1, σ_2 为双高斯函数的均方差; X_{\max}^d, X_{\min}^d 为双高斯函数的均值, 也是新生成细菌逃离原区域位置的上下限; e 为具有标准正态分布的随机数; 随机数 $r_1 \in (0, 1)$ 促使新生成细菌倾向于更加远离原区域位置; $h(x)$ 为单位阶跃函数。

$$h(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 0.5 & x = 0 \\ 1 & x > 0 \end{cases} \quad (9)$$

若细菌 W_i^* 第 d 维位置 X_i^* 超出寻优空间的范畴, 则重新进行双高斯位置更新, 直到位置满足寻优要求即可。

3 遥感图像增强过程

通过非下采样 Contourlet 进行多尺度、多方向变换, 把待增强遥感图像进行塔形分解, 获得一个包含着整体轮廓信息的低频子图像和若干个高频子图像, 对低频、高频部分采取不同的增强方法, 低频部分对比度提高以便对图像进行平滑处理; 高频部分去噪增强突出边缘轮廓, 锐化图像。

3.1 不同频带增强

3.1.1 低频子带增强

通过压缩低频图像获得灰度级全局动态范围 $D(d)$:

$$D(d) = \frac{\lg\left[\frac{W(d)}{W} + 1\right]}{\lg\left[\frac{W_{\max}}{W} + 1\right]} \quad (10)$$

式中, $W(d)$ 为输入图像; W_{\max}, \bar{W} 分别为输入图像灰度最大值和对数平均值。

$$\bar{W} = \exp\left\{\sum_d \lg\left(\delta + \frac{W(d)}{Z}\right)\right\} \quad (11)$$

式中, Z 为像素总数; δ 为较小的常数, 避免纯黑像素对数计算时数值溢出, 也可突出隐藏的边缘细节信息。这样图像低频部分具有很宽的动态范围, 对比度获得了提高。

3.1.2 高频子带增强

为了增强图像高频子带的边缘信息和抑制噪声, 将高频子带系数非线性调整如下:

$$\sigma(k, s) = \{\max[\sigma_g^2(k, s) - \sigma_n^2(k, s), 0]\}^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

式中, $\sigma(k, s)$ 为第 k 尺度、第 s 方向高频子带的信号标准差; $\sigma_g^2(k, s)$ 为第 k 尺度、第 s 方向高频子带系数 g 的方差; $\sigma_n(k, s)$ 为第 k 尺度、第 s 方向高频子带的噪声标准差。

由于高频子带图像边缘细节信息在尺度方向上表现存在差异性, 并且系数绝对值较小, 需对其通过阈值调整:

$$T_k^s = \frac{\bar{g}_k^s - g_{k, \min}^s}{\bar{g}_k^s - g_{k, \min}^s} \quad (13)$$

式中, T_k^s 为第 k 尺度、第 s 方向高频子带系数的阈值; \bar{g}_k^s 为 NSCT 域内第 k 尺度所有高频子带系数的平均值; $\bar{g}_k^s, g_{k, \min}^s$ 分别为第 k 尺度、第 s 方向高频子带系数的平均值和最小值。

通过非线性增益函数调整:

$$\begin{cases} g(x) = \frac{f[c(x-b)] - f[-c(x+b)]}{f[c(1-b)] - f[-c(1+b)]} \\ f(x) = 1/[1 + \exp(-x)] \end{cases} \quad (14)$$

式中, $c \in (10, 50)$ 为增益强度; $b \in (0, 1)$ 为控制增益函数曲线形状。

从而获得:

$$\hat{T}_k^s = \frac{f[c(T_k^s - b)] - f[-c(T_k^s + b)]}{f[c(1-b)] - f[-c(1+b)]} \quad (15)$$

为了对较小噪声系数进行抑制, 较大细节信息系数的绝对值放大, 非线性调整 \hat{T}_k^s :

$$\hat{T}_k^s = \begin{cases} 0.106 \times \hat{T}_k^s & \hat{T}_{k \min}^s < \hat{T}_k^s < 1.55 \times \hat{T}_{k \min}^s \\ 1.413 \times |\hat{T}_k^s| & 0.65 \times \hat{T}_{k \max}^s < |\hat{T}_k^s| < \hat{T}_{k \max}^s \\ \hat{T}_k^s & \text{others} \end{cases} \quad (16)$$

如果 $1.413 \times |\hat{T}_k^s| \geq \hat{T}_{k \max}^s$, 则取 \hat{T}_k^s 。

最终将高频子带系数进行归一化:

$$\bar{g}_k^s = \max g_k^s \left[\frac{g_k^s}{\max g_k^s} \right] \quad (17)$$

式中, $\max g_k^s$ 为对应高频子带系数的最大值, 调整后的子带系数为 \bar{g}_k^s 。

3.2 局部调整对比度

通过图像局部对比度提升可以使图像显示更多的细节信息, 由于图像的边缘和细节信息主要集中在对比度相差较大部分, 对此部分调整可改善图像的边

缘和细节信息^[12]。假设图像像素值 $s(i, j)$, 则定义局部区域是以 $s(i, j)$ 为中心, 窗口大小为 $(2\zeta + 1) \times (2\zeta + 1)$ 的区域, ζ 为一个整数, 局部平均值 $\zeta_{i, j}$:

$$\zeta_{i, j} = \frac{1}{(2\zeta + 1)^2} \sum_{i'=i-\zeta}^{i+\zeta} \sum_{j'=j-\zeta}^{j+\zeta} s(i', j') \quad (18)$$

局部方差 $\sigma_{i, j}$:

$$\sigma_{i, j} = \frac{\sum_{i'=i-\zeta}^{i+\zeta} \sum_{j'=j-\zeta}^{j+\zeta} [s(i', j') - \zeta_{i, j}]^2}{(2\zeta + 1)^2} \quad (19)$$

增强后的中心像素为 $\hat{s}(i, j)$:

$$\hat{s}(i, j) = \zeta_{i, j} + \frac{\varepsilon}{\sigma_{i, j}} (s(i, j) - \zeta_{i, j}) \quad (20)$$

式中, ε 为调节因子。

$$\varepsilon = \begin{cases} 0.5 & 190 < P(I) \leq 255 \\ 1.2 & 130 < P(I) \leq 190 \\ 1.5 & 45 < P(I) \leq 130 \\ 2.1 & 0 < P(I) \leq 45 \end{cases} \quad (21)$$

式中, $I \in (0, 255)$ 为图像亮度分量的灰度值; $P(I)$ 为超过 60% 像素数区间的灰度值统计。

当超过 60% 像素数区间的灰度值统计小于 45 时, 此时图像较昏暗, ε 需要取较大值, 以便使得图像亮度变大, 增加图像的局部对比度; 超过 60% 像素数区间的灰度值统计大于 190 时, 此时图像较亮, ε 需要取较小值, 以便使得图像亮度变小, 使图像的局部对比度增加。

为了避免局部对比度调整过大使得噪声也显现, 通过设置极限值 $\hat{\varepsilon}$ 来限制 ε :

$$\hat{\varepsilon} \geq \frac{\varepsilon}{\sigma_{i, j}} \quad (22)$$

当获得不同频带的增强图像后, 通过反变换重构融合, 即可获得增加结果。

3.3 细菌适应度函数选择

适应度函数决定细菌算法进化的能力, 考虑选择能更全面反映遥感图像信息的适应度函数 f_{Fitness} :

$$f_{\text{Fitness}} = \frac{E_1 \times E_2 \times (E_3 + 3 \times E_4) + E_5}{\sqrt{[E_1 \times E_2 \times (E_3 + 3 \times E_4)]^2 + E_5^2}} \quad (23)$$

式中, E_1 为图像信息熵; E_2 为信噪改变量; E_3 为图像方差; E_4 为图像紧致度; E_5 为图像的像素差别。

f_{Fitness} 综合考虑了图像的多个指标, 相比单一性指标更能得到较好的图像增强评价标准, f_{Fitness} 值越大, 图像增强效果越明显。

适应度函数变化率为:

$$\Delta f_{\text{Fitness}} = \frac{T + 1_{f_{\text{Fitness}}} - T_{f_{\text{Fitness}}}}{T_{f_{\text{Fitness}}}} \quad (24)$$

式中, $T + 1_{f_{\text{Fitness}}}$ 、 $T_{f_{\text{Fitness}}}$ 分别为迭代时 $T + 1$ 、 T 时刻的适应度函数值。

算法流程:

- ①输入待增强遥感图像;
- ②非下采样轮廓波变换对图像划分不同频带, 采用不同方法进行频带增强;
- ③图像频带反变换重构融合;
- ④对融合图像质量评价, 若达到最大进化代数或 $\Delta f_{\text{Fitness}} < 0.15$, 进行步骤(5), 否则转(2);

⑤输出遥感图像。

4 实验仿真

实验 PC 配置为 CPU3.0 GHz、内存 12 GB、IntelH61 主板, 集成显卡, Matlab7.0 实现仿真。对比涉及的算法有 HE、WT、MR、NSCT、FDA、BFO、IBFO, 为了检验遥感图像增强的效果, 选择 3 副像素大小为 512×512 的遥感图像。

4.1 图像增强视觉效果

原始图像中的景物整体较暗, 对比度低, 灰度范围较小, 图像的边缘及纹理信息模糊、可视性低。各种算法对图像增强结果如图 2 所示。

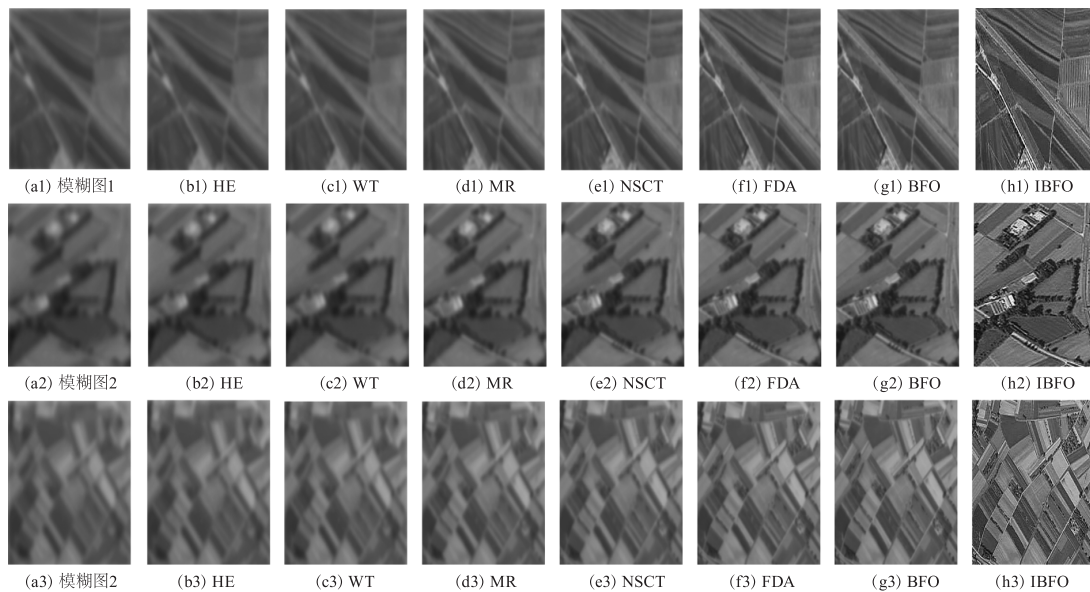


图 2 各种算法对图像增强结果

Fig. 2 Image enhancement results of various algorithms

图 2(a1)、(a2)、(a3) 为输入的模糊遥感图像, 图 2(b1)、(b2)、(b3) 为 HE 算法增强结果, 图 2(c1)、(c2)、(c3) 为 WT 算法增强结果, 图 2(d1)、(d2)、(d3) 为 WR 算法增强结果, 图 2(e1)、(e2)、(e3) 为 NSCT 算法增强结果, 图 2(f1)、(f2)、(f3) 为 FDA 算法增强结果, 图 2(g1)、(g2)、(g3) 为 BFO 算法增强结果, 图 2(h1)、(h2)、(h3) 为本文算法 IBFO 增强结果, 图像的清晰度、亮度较原始模糊图像有了显著的改善, 提高了图像的局部对比度, 显现了图像的细节信息, 获得了较好的视觉效果, 如图 2(h1) 可以看出农田与道路的边界线, 图 2(h2) 可以看出村庄周围的树木界线, 图 2(h3) 可以看出农田与农田之间的田垄线, 其他算法增强图像效果较暗而且模糊, 清晰度提升不明显, 细节信息得不到有效地增强。

4.2 遥感图像增强质量评价指标

采用图像的信息熵、清晰度作为遥感图像增强

质量评价指标。图像信息熵 En 越大则图像中含有的信息量越多, 表现的细节越清晰。

$$En = - \sum_{g=0}^{255} p(g) \log_2 p(g) \quad (25)$$

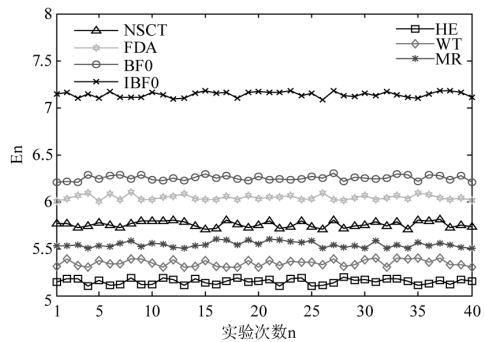
式中, $p(g)$ 表示一幅图像中灰度值为 g 的像素个数与图像中所有像素之比。

图像的清晰度 (Definition) 也是比较重要的指标, 因为清晰度值越大, 图像的影纹细节越清晰, 能够对地、物目标包含更多的相关信息, 方便人员获取到较多的图像信息, 也利于发现地、物的细微变化。图像的清晰度计算为:

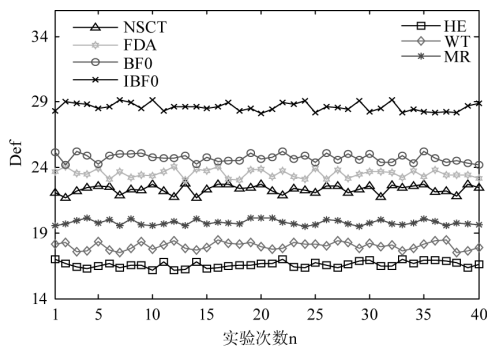
$$Def = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sqrt{[\Delta I_x(i, j)]^2 + [\Delta I_y(i, j)]^2} \quad (26)$$

式中, $\Delta I_x(i, j) = I(i, j) - I(i-1, j)$, $\Delta I_y(i, j) = I(i, j) - I(i, j-1)$, $I(i, j)$, $I(i-1, j)$ 和 $I(i, j-1)$ 分别为图像 I 在点 (i, j) , $(i-1, j)$ 和 $(i, j-1)$ 的像素值。

对图 2(a1)、(a2)、(a3) 各种算法的增强评价指标如图 3、4、5 所示,每个指标各种算法进行 40 次实验。



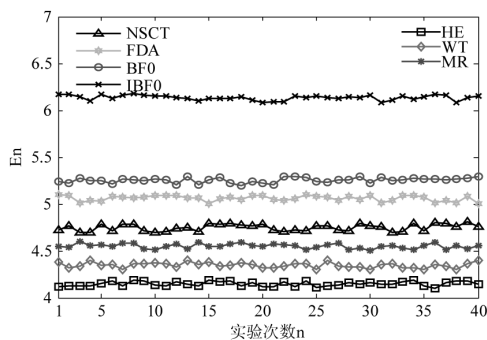
(a) En 评价指标



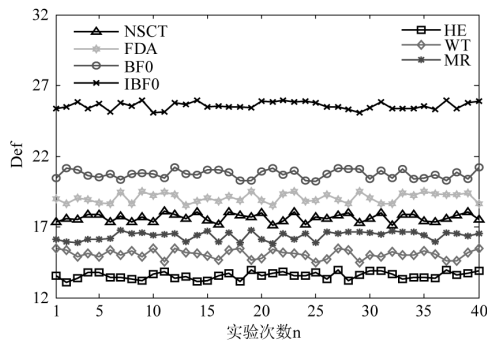
(b) Def 评价指标

图 3 各种算法对模糊图 1 增强评价指标

Fig. 3 Evaluation index of fuzzy No. 1 enhancement of various algorithms



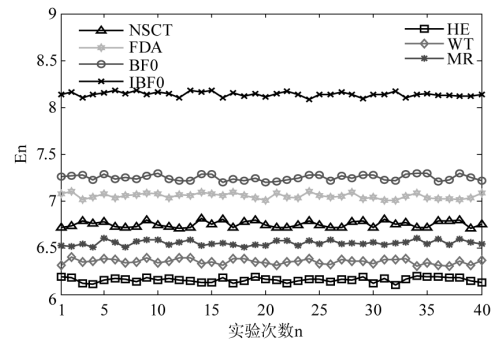
(a) En 评价指标



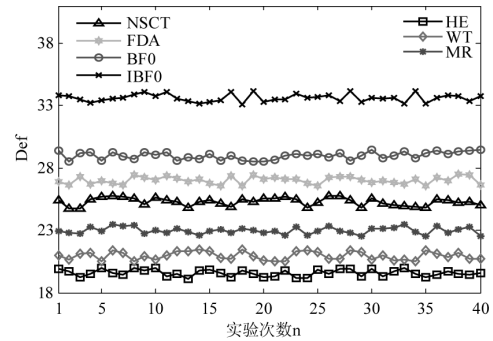
(b) Def 评价指标

图 4 各种算法对模糊图 2 增强评价指标

Fig. 4 Evaluation index of fuzzy No. 2 enhancement of various algorithms



(a) En 评价指标



(b) Def 评价指标

图 5 各种算法对模糊图 3 增强评价指标

Fig. 5 Evaluation index of fuzzy No. 3 enhancement of various algorithms

从图 3 可以看出,本文算法 IBFO 对遥感图像增强评价指标信息熵较大,清晰度显著性提高。如对图 2(a1) 增强评价指标,本文算法 IBFO 的 En 平均值为 7.158, HE 算法的 En 平均值为 5.004, WT 算法的 En 平均值为 5.208, MR 算法的 En 平均值为 5.411, NSCT 算法的 En 平均值为 5.803, FDA 算法的 En 平均值为 6.012, IBFO 算法的 En 平均值为 6.257, IBFO 相比 HE、WT、MR、NSCT、FDA、IBFO 分别增加了 43.05%、37.44%、32.29%、23.35%、19.06%、14.40%; 本文算法 IBFO 的 Def 平均值为 28.598, HE 算法的 Def 平均值为 18.537, WT 算法的 Def 平均值为 18.956, MR 算法的 Def 平均值为 19.811, NSCT 算法的 Def 平均值为 22.456, FDA 算法的 Def 平均值为 24.011, IBFO 算法的 Def 平均值为 26.671, IBFO 相比 HE、WT、MR、NSCT、FDA、IBFO 分别增加了 54.28%、50.87%、48.86%、27.35%、19.10%、7.23%。

5 结论

本文建立遥感图像增强模型,通过 IBFO 对图像频带反变换重构融合寻优,实验仿真显示 IBFO 算法与 HE、WT、MR、NSCT、FDA、IBFO 算法相比,图像增强结果较清晰,评价指标较优,IBFO 算法增强

结果能够突出遥感图像细节信息,因此为遥感图像增强提供了一种新思路。

参考文献:

- [1] Zhu Meiru, An Ru, Zhao Shengyin. Object-oriented change detection by combining multi-features for aerial remote sensing imagery [J]. *Laser & Infrared*, 2020, 50 (2): 229 - 238. (in Chinese)
朱美如, 安如, 赵生银. 融合多特征的对象级航空遥感图像变化检测 [J]. *激光与红外*, 2020, 50 (2): 229 - 238.
- [2] Sun Yuejiao, Lei Wuhu, Hu Yihua, et al. Ship target detection method based on multi-source remote sensing satellite [J]. *Laser & Infrared*, 2018, 48 (2): 267 - 272. (in Chinese)
孙越娇, 雷武虎, 胡以华, 等. 基于多源遥感卫星的海面舰船目标检测方法 [J]. *激光与红外*, 2018, 48 (2): 267 - 272.
- [3] Sun Heli, Zhao binru, Yu Weixuan. Hybrid cloud detection algorithm based on HSV color space [J]. *Geospatial Information*, 2020, 18 (8): 35 - 40. (in Chinese)
孙和利, 赵彬如, 于伟宣. 基于 HSV 色彩空间的遥感图像快速云检测 [J]. *地理空间信息*, 2020, 18 (8): 35 - 40.
- [4] Tang Tingyuan, Fu Bolin, He Suyun, et al. Identification of typical land features in the lijiang river basin with fusion optics and radar [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35 (2): 184 - 193. (in Chinese)
唐廷元, 付波霖, 何素云, 等. 基于 GF-1 和 Sentinel-1A 的漓江流域典型地物信息提取 [J]. *遥感技术与应用*, 2020, 35 (2): 184 - 193.
- [5] Lin Jianping, Liao Yipeng. NSCT adaptive low illumination image enhancement combining fractional differential and Retinex [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35 (4): 360 - 373. (in Chinese)
林剑萍, 廖一鹏. 结合分数阶微分及 Retinex 的 NSCT 自适应低照度图像增强 [J]. *液晶与显示*, 2020, 35 (4): 360 - 373.
- [6] Yan Zhengshu, Wang Jing. Remote sensing image fusion algorithm based on nonsubsampling contourlet transform and contrast characteristics [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34 (3): 33 - 40. (in Chinese)
颜正恕, 王璟. 基于非下采样轮廓波变换耦合对比度特征的遥感图像融合算法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34 (3): 33 - 40.
- [7] Chen Jiong, Liu Xiaoyan, Zhao Quanhua, et al. Combining multi-feature and fuzzy preference relation for high resolution remote sensing image segmentation [J]. *Control and Decision*, 2020, 35 (4): 16 - 25. (in Chinese)
陈炯, 刘晓燕, 赵泉华, 等. 结合多特征和模糊偏好关系的高分辨率遥感影像分割 [J]. *控制与决策*, 2020, 35 (4): 16 - 25.
- [8] Abe B T, Olugbara O O, Marwala T. Experimental comparison of support vector machines with random forests for hyperspectral image land cover classification [J]. *Journal of Earth System Science*, 2014, 2014, 123 (4): 779 - 790.
- [9] Wan Nan, Ye Mingquan. Color doppler image enhancement algorithm based on improved bacterial foraging optimization [J]. *Journal of Yichun University*, 2020, 42 (3): 6 - 12. (in Chinese)
宛楠, 叶明全. 基于改进细菌觅食优化的彩超图像增强算法 [J]. *宜春学院学报*, 2020, 42 (3): 6 - 12.
- [10] Tian Yun, Che Yaqin, Xue Yilan. Multilevel thresholding approach for image segmentation based on improved bacteria foraging algorithm [J]. *Journal of Xinzhou Teachers University*, 2018, 34 (2): 49 - 53, 84. (in Chinese)
田云, 车亚琴, 薛一兰. 细菌觅食优化算法用于多阈值图像分割 [J]. *忻州师范学院学报*, 2018, 34 (2): 49 - 53, 84.
- [11] He Yitao, Li Jun, Hao Liyan. Bacterial foraging algorithm with gravitational mechanism [J]. *Journal of System Simulation*, 2020, 32 (9): 1724 - 1735. (in Chinese)
何奕涛, 李珺, 郝丽艳. 具有引力机制的细菌觅食优化算法 [J]. *系统仿真学报*, 2020, 32 (9): 724 - 1735.
- [12] Shao Shuai, Guo Yongfei, Liu Hui, et al. Low-illumination remote sensing image enhancement in HSI color space [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26 (8): 262 - 269. (in Chinese)
邵帅, 郭永飞, 刘辉, 等. HSI 色彩空间下的低照度遥感图像增强 [J]. *光学精密工程*, 2018, 26 (8): 262 - 269.