

DOI: 10.7652/xjtuxb201506007

人工蜂群优化的非下采样 Shearlet 域 引导滤波图像增强

吴一全^{1,2,3,4}, 孟天亮¹, 吴诗姘¹

(1. 南京航空航天大学电子信息工程学院, 210016, 南京; 2. 华中科技大学数字制造装备与技术国家重点实验室, 430074, 武汉; 3. 国土资源部地质信息技术重点实验室, 100037, 北京;
4. 东华理工大学江西省数字国土重点实验室, 330013, 南昌)

摘要: 针对现有图像增强算法边缘保持性能不佳、抗噪性弱的问题,提出了一种改进的引导滤波图像增强算法——ABCO-NSST-GF。通过非下采样 Shearlet 变换(NSST)将图像分解成低频和高频 2 部分,利用引导滤波来增强低频系数,避免了高频噪声的放大;对图像的高频系数进行非线性增益函数变换,在增强边缘及细节的同时抑制噪声。最后,对处理后的低频和高频系数实施 NSST 反变换,重构出最终的增强图像。由于引导滤波中的盒滤波半径与正则化参数对增强结果有较大影响,采用了混沌蜂群算法搜索其最佳值,确保增强结果达到最优。针对约 70 幅实际工程图像进行了实验,结果表明,ABCO-NSST-GF 算法能够明显改善图像视觉效果,与 NSCT 自适应阈值法等 4 种算法相比,所得图像清晰度、对比度和信息熵平均提高 25.2%,与空域引导滤波算法相比,P 峰值信噪比平均提高 20.9%。

关键词: 图像增强;非下采样 Shearlet 变换;引导滤波;人工蜂群优化;非线性增益函数

中图分类号: TN911.73 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)06-0039-07

An Image Enhancement Algorithm with Guided Filtering in Non-Subsampled Shearlet Transform Domains Based on Artificial Bee Colony Optimization

WU Yiquan^{1,2,3,4}, MENG Tianliang¹, WU Shihua¹

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. State Key Lab of Digital Manufacturing Equipment & Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3. Key Laboratory of Geological Information Technology, Ministry of Land and Resources, Beijing 100037, China; 4. Jiangxi Province Key Laboratory for Digital Land, East China Institute of Technology, Nanchang 330013, China)

Abstract: An improved image enhancement algorithm with guided filtering—ABCO-NSST-GF is proposed to solve the shortcomings of existing image enhancement algorithms in edge preservation and anti-noise performance. The NSST decomposes an input image into a low-frequency component and several high-frequency components, and then the guided filtering is utilized to enhance the low-frequency coefficients to avoid amplifying noises in the process of image enhancement. The high-frequency coefficients are transformed by a nonlinear gain function so that the edges and details are enhanced while the noise is suppressed. Finally, the resultant image is reconstructed by applying the inverse NSST to the processed low-frequency coefficients

收稿日期: 2014-11-20。 作者简介: 吴一全(1963—),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872065);数字制造装备与技术国家重点实验室开放基金项目(DMETKF2014010);国土资源部地质信息技术重点实验室开放基金项目(217);江西省数字国土重点实验室开放基金项目(DLLJ201412)。

网络出版时间: 2015-05-04

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20150504.1822.008.html>

and high-frequency coefficients. Since the box filter radius and regularization parameter of guided filtering have significant influences on enhancement effects, the chaotic bee colony optimization algorithm is adopted to find their optimal values for best enhancement effects. Experiments on about 70 practical engineering images show that the ABCO-NSST-GF algorithm significantly improves visual effects. Comparisons with 4 existing algorithms such as adaptive threshold algorithm based on NSCT show that the quantitative evaluation indicators of the ABCO-NSST-GF algorithm such as definition, contrast and entropy get about 25.2% average improvement, while a comparison with the spatial guided filtering enhancement algorithm shows that the proposed algorithm has a 20.9% improvement in PSNR.

Keywords: image enhancement; non-subsampled Shearlet transform; guided filtering; artificial bee colony optimization; nonlinear gain function

图像增强是图像预处理中的一个重要组成部分^[1],也是后续目标提取、分类识别和视觉分析的基础。通过图像增强可以有效解决由于成像环境和成像设备等因素造成的图像质量下降问题。引导滤波是 He 等在 2010 年提出的一种图像滤波算法^[2],具有良好的边缘平滑性能和边缘梯度保持能力,自提出起便得到了诸多学者的研究和应用^[3-4]。通过将原始图像与引导滤波后的平滑图像相减得到细节图像,将此细节图像与平滑图像按一定比例融合后,即可获得增强后的图像。该算法能够明显地提高图像的清晰度和对比度,并且边缘保持效果突出,有效地避免了光晕和伪影现象。然而,引导滤波增强算法虽然能够有效地增强图像,但存在噪声放大的缺陷,且其盒滤波半径与正则化参数不具有自适应性。

针对引导滤波存在的上述 2 个问题,可以考虑在变换域进行引导滤波,并利用群智能算法优化滤波参数。一方面,通过变换将图像分解为低频部分与高频部分,低频部分包含了图像的主要能量,而高频部分则由图像细节和噪声组成。利用引导滤波仅对低频部分进行增强,可以避免对噪声的放大;同时在高频部分进行噪声抑制,能够凸显图像细节,进一步提高增强的效果。近年来,提出了剪切波变换^[5]和非下采样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST)^[6],其中 NSST 具有多尺度、多方向以及平移不变性,对高维几何结构具有近乎最优的稀疏表示性能,可有效避免 Gibbs 效应,性能优于非下采样 Contourlet 变换(non-subsampled contourlet transform, NSCT)^[7]。将 NSST 用于变换域图像增强是一个新的研究热点,在 NSST 域进行引导滤波可望得到更好的增强效果。另一方面,人工蜂群优化(artificial bee colony optimization, ABCO)算法是近年来提出的一种群智能优化算法,与

遗传算法和粒子群等算法相比,其全局搜索性能优越,不仅收敛速度快,寻优精度高,而且计算简单,需调整的参数少。利用其自动搜索引导滤波的最佳参数可以增强算法的自适应性。

鉴于以上分析,本文提出了基于引导滤波和蜂群优化的 NSST 域图像增强算法。利用引导滤波对 NSST 变换域的低频部分进行增强,高频部分则采用非线性变换以增强细节、抑制噪声,最后实施 NSST 反变换得到增强结果。为了使引导滤波达到最佳的增强效果,引入了混沌蜂群优化算法对引导滤波的盒滤波半径与正则化参数进行优化。对多种类型的实际图像进行了大量实验,并将本文算法与近年来提出的 4 种图像增强算法进行了主观视觉效果和定量指标比较,证实了本文算法的优越性。

1 引导滤波增强

引导滤波涉及的输入输出变量包括:引导图像 I 、待滤波图像 p 以及滤波输出图像 q 。本文中设定 $I \equiv p$,且二者均为原始灰度图像。引导滤波的关键性假设为引导图像 I 和滤波输出图像 q 呈局部线性关系。在以像素点 k 为中心、 r 为半径的方形局部窗 w_k 中, q 是 I 的线性变换,即

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in w_k \quad (1)$$

式中: q_i 代表像素点 i 的滤波输出; I_i 表示引导图像中像素点 i 的值; a_k 、 b_k 是线性系数,在局部窗 w_k 中设为定值。由于 $\nabla q = a \nabla I$ (a 为常数),因此该线性模型保证了滤波输出图像和引导图像具有边缘一致性,使得引导滤波的边缘保持特性优越。

上述线性系数 a_k 和 b_k 需要通过输入的待滤波图像 p 的约束条件求取。引导滤波后的图像 q 可认为是输入图像 p 减去一些噪声和非线性纹理成分

$$q_i = p_i - n_i \quad (2)$$

引导滤波需要在保持式(1)线性模型的同时最小化输入输出图像间的差异,即在窗口 w_k 中最小化式(3)来实现

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2] \quad (3)$$

式中: ϵ 是正则化参数,用以惩罚较大的 a_k 值。对式(3)进行求解可得

$$a_k = \frac{(1/n_w)(\sum_{i \in w_k} I_i p_i) - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (4)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (5)$$

式中: μ_k 和 σ_k^2 分别表示引导图像 I 在窗口 w_k 中的均值和方差; n_w 代表窗口 w_k 中的像素总数; $\bar{p}_k = (1/n_w) \sum_{i \in w_k} p_i$ 是窗口 w_k 中图像 p 的均值。

得到 a_k 和 b_k 后,即可通过式(1)计算 q_i 。然而,像素点 i 同时被多个窗口 w_k 覆盖,在这些窗口中求出的 q_i 值并不相同,因此可通过取平均获得最终的 q_i ,即

$$q_i = (1/n_w) \sum_{k | i \in w_k} (a_k I_i + b_k) \quad (6)$$

注意到 $\sum_{k | i \in w_k} a_k = \sum_{k \in w_i} a_k$, $\sum_{k | i \in w_k} b_k = \sum_{k \in w_i} b_k$, 则上式可以简化为

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (7)$$

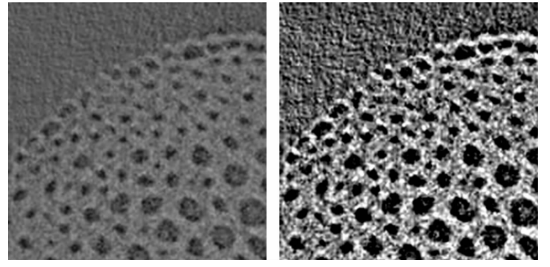
式中: $\bar{a}_i = (1/n_w) \sum_{k \in w_i} a_k$, $\bar{b}_i = (1/n_w) \sum_{k \in w_i} b_k$ 是所有覆盖像素点 i 的窗口的线性系数均值。由于各个空间位置上的 $\bar{a}_i$ 和 $\bar{b}_i$ 值不同,由式(7)可知, ∇q 和 ∇I 不再是简单的线性关系。 $\bar{a}_i$ 和 $\bar{b}_i$ 是均值滤波器的输出,它们的梯度在强边缘处远远小于 I 的梯度,此时仍可近似得到 $\nabla q \approx \bar{a} \nabla I$, 因此 I 中较为陡峭的边缘在滤波输出图像 q 中大都能够较好地保持。

在引导滤波获得平滑图像的基础上,可以得到增强图像

$$H = \lambda(p - q) + q \quad (8)$$

式中: λ 是增强系数,其值越大则图像中的细节越清晰,然而图像中的噪声同时也会被放大,本文中 λ 的值取 5。若在空域上直接应用引导滤波增强算法,则极易造成图像中的噪声放大现象,如图 1 所示。

为了能够有效增强图像中的细节,并且避免噪声的放大,本文在变换域中应用引导滤波增强算法对低频部分进行增强,在高频部分则利用非线性变换函数增强细节并抑制噪声,再由处理后的高低频部分重构出最终的增强图像。鉴于 NSST 的优良特性,本文选择在 NSST 域中实现以上增强过程。



(a)原始 CT 图像

(b)增强图像

图 1 空域引导滤波增强效果

2 NSST 和 高频系数非线性变换

利用合成膨胀仿射系统构造的 Shearlet 变换是 NSST 的基础。Shearlet 的结构较为简单,仅通过函数的伸缩、平移和旋转变换就能够生成基函数,并且其在频域中逐层细分,对高维几何结构的稀疏表示性能近乎是最优的。同时,Shearlet 的反变换只需对剪切滤波器进行加和处理,而不需要像 Contourlet 变换那样对方向滤波器进行逆合成,因而效率更高。

维数等于 2 的合成膨胀仿射系统可以描述为 $\mathbf{M}_{AB}(\psi) = \{\psi_{j,l,k}(x) = |\det(\mathbf{A})|^{1/2} \psi(\mathbf{B}^T \mathbf{A}^T x - k), j, l \in \mathbf{Z}, k \in \mathbf{Z}^2\}$ (9)

式中: $\psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$; $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 为 2×2 的可逆矩阵。 $\forall f \in L^2(\mathbf{R}^2)$, 若 $\sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|^2$, 则 $\mathbf{M}_{AB}(\psi)$ 中的元素即称为合成小波。Shearlet 是合成小波的一种特殊情况,其各向异性膨胀矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$,

剪切矩阵 $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。

相比于 Shearlet 变换,NSST 具有平移不变性以及更好的方向性,能够对图像中的线条、边缘和纹理等特征进行更为准确的描述。图 2 给出了 NSST 的离散化过程,包括多尺度分解和方向局部化 2 部分。多尺度分解采用非下采样金字塔(non-subsampled pyramid, NSP)实现,方向局部化通过改进的剪切滤波器(shearlet filter, SF)完成。它能够将由 Shearlet 变换的标准 SF 由伪极化坐标系统映射到笛卡尔坐标系统,因而避免了下采样过程,具有平移不变性。NSST 的具体步骤如下:

(1)通过 NSP 将图像逐层分解,构成低通图像以及带通图像;

(2)构建 Meyer 小波窗对带通图像实施多尺度分解,获得各个方向上的带通子带系数;

(3)对每个带通方向子带进行傅里叶逆变换,得到 NSST 系数。

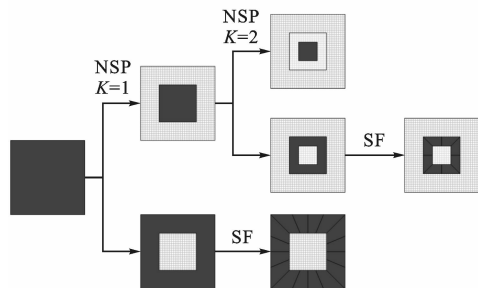


图2 2层 NSST 分解过程

经 NSST 变换后,图像的高频部分包含了原始图像中的边缘、细节以及噪声。通过式(10)的非线性变换对高频系数进行处理,可以达到增强边缘细节和抑制噪声的目的^[8]

$$f(x) = \frac{g(c(x-b)) - g(-c(x+b))}{g(c(1-b)) - g(-c(1+b))} \quad (10)$$

式中: $g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$; c 表示增益强度参数,本文取值为 20; b 是非线性变换曲线的形状参数,可通过贝叶斯萎缩阈值法进行估计^[9]。

3 混沌蜂群优化图像增强算法步骤

由于引导滤波中的窗半径 r 以及正则化系数 ϵ 对增强效果的影响较大,为了能够自适应地调整这些参数,使增强效果达到最佳,本文以清晰度 E_1 、局部对比度 E_2 的乘积作为适应度函数,对增强后的图像质量进行评价,利用改进的混沌变异蜂群优化算法搜索窗半径 r 和正则化系数 ϵ 的最优值。清晰度 E_1 和局部对比度 E_2 的计算公式如下

$$E_1 = \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [(I_E(i,j) - I_E(i-1,j))^2 + (I_E(i,j) - I_E(i,j-1))^2]^{1/2} \right\} / \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [(I_O(i,j) - I_O(i-1,j))^2 + (I_O(i,j) - I_O(i,j-1))^2]^{1/2} \right\} \quad (11)$$

$$E_2 = \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [(C_{E,\max}(i,j) - C_{E,\min}(i,j)) / (C_{E,\max}(i,j) + C_{E,\min}(i,j))] \right\} / \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [(C_{O,\max}(i,j) - C_{O,\min}(i,j)) / (C_{O,\max}(i,j) + C_{O,\min}(i,j))] \right\} \quad (12)$$

式中: (i,j) 表示像素位置; $I(i,j)$ 表示像素灰度值; $C_{\max}(i,j)$ 、 $C_{\min}(i,j)$ 分别代表像素 3×3 邻域内的最

大灰度值和最小灰度值,下标 E 和 O 分别表示增强后的图像和原始图像。

人工蜂群优化算法由 3 个部分组成,即引领蜂、观察蜂和侦查蜂(也称雇佣蜂、跟随蜂和侦查蜂),3 部分有机结合,通过循环迭代找到最佳食物源位置^[10-11],亦即本文搜索的最佳增强参数。蜂群中的侦查蜂能够使蜂群避免陷入局部极值,本文采用混沌序列替换侦查蜂的局部极值位置,帮助其跳出局部极值,使其搜索更具遍历性。混沌序列产生公式如下

$$\beta_{k+1} = \begin{cases} 2\beta_k, & 0 \leq \beta_k < 0.5 \\ 2(1 - \beta_k), & 0.5 \leq \beta_k \leq 1 \end{cases} \quad (13)$$

结合 NSST 域增强算法,利用混沌蜂群优化算法搜索引导滤波窗半径 r 以及正则化系数 ϵ 的最优值,并最终完成图像增强。整个算法步骤如下。

(1)利用 NSST 将图像分解为高频部分和低频部分,对其中的高频子带系数按照式(10)进行非线性变换处理。

(2)设置蜂群的总体数量为 40,其中引领蜂和观察蜂的数量各占一半,最大循环次数设定为 20,搜索维数为 2,判定局部极值的循环次数 C_L 为 3,窗半径 r 以及正则化系数 ϵ 的搜索范围分别为 $[2, 30]$ 和 $[0.01, 1]$ 。

(3)初始化引领蜂对应食物源的位置,即设置 r 和 ϵ 的初始值。利用该参数对图像的低频部分进行引导滤波增强,将所得结果与步骤(1)中处理后的高频部分组合,经反变换得到最终的增强图像。依据适应度函数 $F = E_1 E_2$ 评价图像的增强质量,作为当前食物源的适应度值。

(4)每个引领蜂在其周围区域随机搜索另一个食物源,并依据步骤(3)的方法计算其适应度值。若该食物源更优,则引领蜂将移动到新的食物源处。

(5)观察蜂依据各个引领蜂对应食物源的优劣程度选择一个引领蜂,并在其周围区域内随机搜索一个食物源。若观察蜂找到的食物源更好,则将其反馈给所跟随的引领蜂,引领蜂则移动到该处。

(6)如果某些引领蜂对应的食物源在 C_L 次循环之后仍没有改善,则利用混沌序列对其进行重置,以跳出局部极值开始新的搜索。

(7)在一次循环结束后,记录当前全局最优解,循环次数 C 加 1。

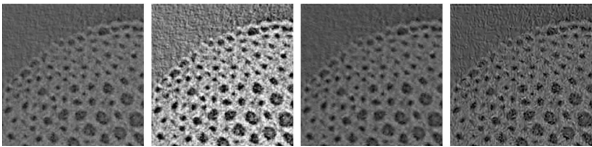
(8)当 C 达到最大循环次数 20 时,全局最优解即为本文所搜索的最佳增强参数值;否则,转到步骤(4)继续搜索。

4 实验结果和分析

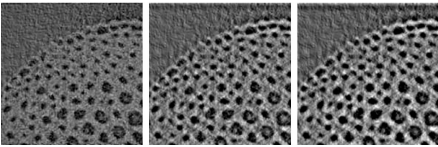
针对约 70 幅实际工程图像进行了增强实验,本文提出的 ABCO-NSST-GF 算法均取得了很好的增强效果。现以下列 3 幅图像为例,说明本文算法的优势:工业 CT 图像(244×244 像素)、遥感土地图像(512×512 像素)、遥感探矿图像(480×480 像素)。与近几年提出的直方图双向均衡法^[12]、Contourlet 模糊增强法^[13]、NSCT 自适应阈值法^[7]、平稳小波 Retinex 法^[14]等 4 种图像增强算法相比,本文算法在主观视觉效果和客观定量指标评价 2 个方面均有较大优势。此外,通过对比采用蜂群优化与不采用蜂群优化 2 种情况下的实验结果,可以看出,利用蜂群算法进行优化,提高了算法的自适应能力,取得了更好的增强效果。实验的运行环境为 Pentium(R) Dual-Core CPU 2.10 GHz/2 GB 内存、Matlab R2010b。

4.1 主观视觉效果评价

图 3~图 5 给出了 3 幅原始图像以及采用 6 种增强算法处理后的结果。



(a)原始图像 (b)文献[12] (c)文献[13] (d)文献[7]



(e)文献[14] (f)本文未优化 (g)本文优化

图 3 工业 CT 图像及采用 6 种算法增强的结果



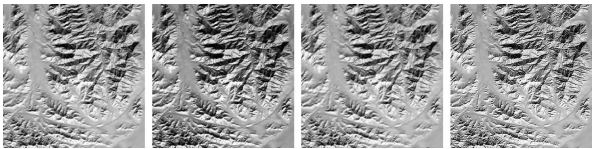
(a)原始图像 (b)文献[12] (c)文献[13] (d)文献[7]



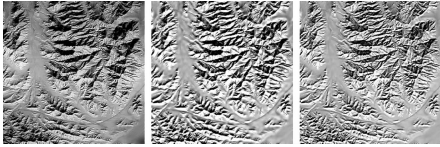
(e)文献[14] (f)本文未优化 (g)本文优化

图 4 遥感土地图像及采用 6 种算法增强的结果

从图 3~图 5 的实验结果可以看出,直方图双



(a)原始图像 (b)文献[12] (c)文献[13] (d)文献[7]



(e)文献[14] (f)本文未优化 (g)本文优化

图 5 遥感探矿图像及采用 6 种算法增强的结果

向均衡法^[12]存在过增强问题,噪声放大现象显著。Contourlet 模糊增强法^[13]、NSCT 自适应阈值法^[7]整体增强效果不够明显,对比度和清晰度不足。平稳小波 Retinex 法^[14]虽然能够较好地增强图像细节,但仍存在一定的过增强,使得局部区域偏亮或偏暗。本文算法很好地增强了图像的边缘和细节、抑制了噪声并且提升了图像的对比度和清晰度,而相比之下本文优化算法能够使图像更加平滑,区域分明,对线性纹理保持效果更好。

4.2 客观定量指标评价

通过图 1b 和图 3g 的视觉效果对比可以发现,空域引导滤波存在较为严重的噪声放大,而本文算法有效解决了这一问题。为了进一步论证本文算法的抗噪性优势,给出了 2 种算法的峰值信噪比 (PSNR)对比数据,见表 1。

表 1 2 种算法增强结果的峰值信噪比比较

增强算法	峰值信噪比/dB		
	图 3	图 4	图 5
空域引导滤波增强	14.516 9	15.124 9	16.318 3
本文算法	19.531 3	19.351 5	16.683 9

对于未出现明显噪声放大问题的增强算法,采用式(11)、式(12)定义的清晰度 E_1 、局部对比度 E_2 对图像的增强质量进行了定量评价。为了进一步验证本文算法的优势,补充了另外 2 个定量参数:全局对比度 E_3 和信息熵 E_4 。设图像中的灰度级总数为 L ,灰度级为 i 的像素出现的概率为 $p(i)$,则上述 2 个定量评价参数的计算公式如下

$$E_3 = \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{I_E^2(i,j)}{mn} - \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{I_E(i,j)}{mn} \right)^2 \right] /$$
$$\left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{I_O^2(i,j)}{mn} - \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{I_O(i,j)}{mn} \right)^2 \right] \quad (14)$$

$$E_4 = \sum_{i=1}^L p_E(i) \log(p_E(i)) \quad (15)$$

采用 6 种算法对图 3~图 5 增强结果的定量评价指标对比如表 2~表 4 所示。

从表 2~表 4 中的数据能够看出,由于在处理图 3 时直方图双向均衡法出现过增强,因此其增强后的图像清晰度虚高。此外,本文优化算法仅在处理图 5 时图像局部对比度不如平稳小波 Retinex 算法,图像信息熵有所不足,其他定量指标均高于前 4

种增强算法。各表中的数据与主观视觉效果基本一致,证实了本文优化算法的优越性。此外,将本文优化算法与未优化算法的数据进行对比,可以看出,混沌蜂群算法起到了明显的参数寻优作用。在准则函数的约束下,优化算法的清晰度和局部对比度均高于未优化算法,而全局对比度和信息熵也总体高于未优化算法。本文未优化算法采用固定增强参数 $r=4, \epsilon=0.05$; 本文优化算法自适应选取增强参数,所得最优增强参数值已在表 2~表 4 中给出。

表 2 采用 6 种算法对图 3 增强结果的定量评价指标

增强算法	清晰度	局部对比度	全局对比度	信息熵
直方图双向均衡法 ^[12]	2.499 6	2.024 5	5.564 1	4.365 5
Contourlet 模糊增强法 ^[13]	0.999 3	1.109 0	1.064 1	4.465 0
NSCT 自适应阈值法 ^[7]	1.675 4	1.879 5	1.514 9	4.673 4
平稳小波 Retinex 法 ^[14]	1.757 3	2.082 0	2.217 3	4.845 8
本文未优化算法	1.999 7	2.382 9	3.567 8	5.065 9
本文优化算法($r=8, \epsilon=0.72$)	2.043 9	2.448 6	5.644 7	5.109 2

注:黑体数据为指标较高值。

表 3 采用 6 种算法对图 4 增强结果的定量评价指标

增强算法	清晰度	局部对比度	全局对比度	信息熵
直方图双向均衡法 ^[12]	1.951 9	2.288 8	3.844 5	4.642 5
Contourlet 模糊增强法 ^[13]	1.164 4	1.198 3	1.056 8	4.802 2
NSCT 自适应阈值法 ^[7]	1.439 0	1.527 8	1.235 0	4.864 1
平稳小波 Retinex 法 ^[14]	1.880 4	2.129 1	3.360 0	5.296 8
本文未优化算法	1.889 6	2.016 9	1.665 2	5.491 6
本文优化算法($r=16, \epsilon=0.76$)	2.042 1	2.572 9	3.866 1	5.308 6

表 4 采用 6 种算法对图 5 增强结果的定量评价指标

增强算法	清晰度	局部对比度	全局对比度	信息熵
直方图双向均衡法 ^[12]	1.155 4	1.346 0	1.295 8	5.149 9
Contourlet 模糊增强法 ^[13]	0.898 9	0.919 5	0.942 9	5.309 4
NSCT 自适应阈值法 ^[7]	1.692 5	1.595 8	1.417 3	5.178 2
平稳小波 Retinex 法 ^[14]	1.516 4	1.756 9	1.506 8	5.157 6
本文未优化算法	1.602 7	1.673 4	2.013 7	4.659 8
本文优化算法($r=2, \epsilon=0.01$)	1.716 4	1.716 6	1.761 9	4.908 9

5 结 论

本文 ABCO-NSST-GF 算法在 NSST 域中克服了引导滤波增强的噪声放大问题,不仅能够较好地保持图像的边缘和纹理,在抗噪性和提升图像对比

度、清晰度等方面也具有明显优势。同时,利用改进的混沌蜂群优化算法对引导滤波中涉及的窗半径以及正则化参数进行了自动寻优,提高了算法的自适应性,能够在处理不同的图像时自动选择最优增强参数,达到最佳增强效果。

参考文献:

- [1] NERCESSIAN S C, PANETTA K A, AGAIAN S S. Non-linear direct multi-scale image enhancement based on the luminance and contrast masking characteristics of the human visual system [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3549-3561.
- [2] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiaoou. Guided image filtering [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2010, 6311: 1-14.
- [3] 肖创柏, 赵宏宇, 禹晶. 基于引导滤波的 Retinex 快速夜间彩色图像增强技术 [J]. *北京工业大学学报*, 2013, 39(12): 1868-1873.
XIAO Chuangbai, ZHAO Hongyu, YU Jing. Rapid Retinex algorithm for night color image enhancement based on guided filtering [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2013, 39(12): 1868-1873.
- [4] 郭德全, 杨红雨, 刘东权. 采用引导滤波的超声纹理补偿图像优化 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(1): 40-46.
GUO Dequan, YANG Hongyu, LIU Dongquan. Optimization of ultrasonic imaging in texture compensation using guided filter [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, 26(1): 40-46.
- [5] GUO K, LABATE D. Optimally sparse multidimensional representation using Shearlets [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(4): 918-931.
- [6] EASLEY G, LABATE D, LIM W. Sparse directional image representations using the discrete Shearlet transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25-46.
- [7] 梁栋, 殷兵, 于梅, 等. 基于非抽样 Contourlet 变换的自适应阈值图像增强算法 [J]. *电子学报*, 2008, 36(3): 527-530.
LIANG Dong, YIN Bing, YU Mei, et al. Image enhancement based on the nonsubsampling Contourlet transform and adaptive threshold [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(3): 527-530.
- [8] 石丹, 李庆武, 倪雪, 等. 基于 Contourlet 变换的红外图像非线性增强算法 [J]. *光学学报*, 2009, 29(2): 342-346.
SHI Dan, LI Qingwu, NI Xue, et al. Infrared image nonlinear enhancement algorithm based on Contourlet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(2): 342-346.
- [9] CHUI M, FENG Y, WANG W, et al. Image denoising method with adaptive Bayes threshold in nonsubsampled Contourlet domain [J]. *AASRI Procedia*, 2012, 1: 512-518.
- [10] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459-471.
- [11] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony(ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1): 687-697.
- [12] LIANG K, MA Y, XIE Y, et al. A new adaptive contrast enhancement algorithm for infrared images based on double plateaus histogram equalization [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2012, 55(4): 309-315.
- [13] 彭州, 赵保军. 基于 Contourlet 变换和模糊理论的红外图像增强算法 [J]. *激光与红外*, 2011, 41(6): 635-640.
PENG Zhou, ZHAO Baojun. Novel scheme for infrared image enhancement based on Contourlet transform and fuzzy theory [J]. *Laser & Infrared*, 2011, 41(6): 635-640.
- [14] 占必超, 吴一全, 纪守新. 基于平稳小波变换和 Retinex 的红外图像增强方法 [J]. *光学学报*, 2010, 30(10): 2788-2793.
ZHAN Bichao, WU Yiquan, JI Shouxin. Infrared image enhancement method based on stationary wavelet transformation and Retinex [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(10): 2788-2793.

[本刊相关文献链接]

- 唐晓庆, 范赐恩, 刘鑫. 基于边缘保持滤波的单幅图像快速去雾. 2015, 49(3): 143-150. [doi: 10.7652/xjtuxb201503022]
- 侯兴松, 张兰. 方向提升小波变换域稀疏滤波的自然图像贝叶斯压缩感知. 2014, 48(10): 15-21. [doi: 10.7652/xjtuxb201410003]
- 靳峰, 冯大政. 利用空间序列描述子的快速准确的图像配准算法. 2014, 48(6): 19-24. [doi: 10.7652/xjtuxb201406004]
- 符均, 牟轩沁, 季文博. 亮色分离的饱和图像校正方法. 2014, 48(10): 101-107. [doi: 10.7652/xjtuxb201410016]
- 袁飞, 朱利, 张磊. 利用超图图割的图像共分割算法. 2014, 48(2): 20-24. [doi: 10.7652/xjtuxb201402004]
- 穆为磊, 高建民, 陈富民, 等. 符合人眼视觉特性的焊缝射线数字图像增强方法. 2012, 46(3): 90-93. [doi: 10.7652/xjtuxb201203016]
- 张敏, 牟轩沁. 一种多尺度 X 射线胸片图像增强算法. 2010, 44(6): 83-87. [doi: 10.7652/xjtuxb201006016]
- 欧阳诚苏, 袁军, 田军委, 等. 人眼视觉特性与粗糙集结合的 X 射线图像增强算法. 2009, 43(06): 48-51. [doi: 10.7652/xjtuxb200906011]

(编辑 刘杨)