

基于量子和谐搜索模糊集的低亮度图像 NSCT 增强

张洁¹, 廖一鹏^{2*}, 戴路¹, 李雪艳¹

¹阳光学院人工智能学院, 福建 福州 350015;

²福州大学物理与信息工程学院, 福建 福州 350108

摘要 针对低亮度图像存在的对比度低、边缘弱、噪声干扰等问题, 提出了一种基于改进量子和谐搜索(QHS)算法优化模糊集变换的非下采样 Contourlet 变换(NSCT)域图像增强方法。首先, 将低亮度图像进行 NSCT 分解, 得到低频图像和多尺度高频子带图像。然后, 改进 QHS 算法的量子旋转门更新策略, 并将改进的 QHS 算法用于模糊集变换参数的优化以实现低频图像的自适应增强。接着, 根据能量分布对贝叶斯萎缩阈值进行改进以去除高频子带的噪声系数, 并通过非线性增益函数实现了边缘和纹理细节的增强。最后, 对增强后的各尺度图像进行 NSCT 重构。对低照度图像、医学计算机断层成像(CT)图像、红外夜视等低亮度图像进行了实验, 结果表明, 与现有的图像增强方法相比, 所提方法不仅改善了图像的整体亮度, 还具有更高的信息熵、对比度和清晰度。此外, 所提方法在有效抑制噪声的同时保留了更多的纹理细节, 且适用于不同环境下的低亮度图像增强。

关键词 机器视觉; 低亮度图像; 图像增强; 非下采样 Contourlet 变换; 量子和谐搜索; 模糊集

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2415008

Low Brightness Image Enhancement Based on Quantum Harmony Search Fuzzy Sets in NSCT Domain

Zhang Jie¹, Liao Yipeng^{2*}, Dai Lu¹, Li Xueyan¹

¹ College of Artificial Intelligence, Yangguo University, Fuzhou, Fujian 350015, China;

² College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China

Abstract Aiming at the problems of low contrast, weak edges and noise interference of low brightness images, a new image enhancement method based on improved quantum harmony search (QHS) algorithm to optimize fuzzy set transform in nonsubsampling Contourlet transform (NSCT) domain is proposed. First, the low brightness image is subjected to NSCT decomposition to obtain low frequency image and multi-scale high frequency sub-band images. Then, the quantum revolving door updating strategy of QHS algorithm is improved, and the improved QHS algorithm is used to optimize the transformation parameters of the fuzzy sets to realize the adaptive enhancement of low frequency images. Moreover, the Bayesian shrinkage threshold is improved to remove the noise coefficient of the high frequency sub-bands according to the energy distribution, and the edge and texture details are enhanced by the nonlinear gain function. Finally, the enhanced images of various scales are reconstructed by NSCT. Experiments are carried out on low luminance images, medical computed tomography (CT) images and infrared night vision images. The results show that, compared with the existing image enhancement methods, the proposed method not only improves the overall brightness of the image, but also has higher information entropy, contrast and clarity. In addition, the proposed method not only suppresses noise effectively, but also retains more texture details, and is suitable for low brightness image enhancement in different environments.

Key words machine vision; low brightness image; image enhancement; nonsubsampling Contourlet transform; quantum harmony search; fuzzy sets

收稿日期: 2021-01-25; 修回日期: 2021-03-10; 录用日期: 2021-03-23

基金项目: 国家自然科学基金(61471124, 61601126)、福建省自然科学基金(2019J01224)

通信作者: *fzu_lyp@163.com

1 引言

在黄昏、夜晚等低照度环境下获取的低亮度图像具有存在噪声干扰、图像能见度低、视觉效果差等缺点,不利于后续的图像分析处理。虽然图像增强方法可以改善低亮度图像的质量,但是目前大部分增强方法只适用于某类特定的低亮度图像,具有一定的局限性。

目前常见的低亮度图像增强方法为空间域图像增强方法、深度学习增强方法和多尺度变换域增强方法等。空间域图像增强方法可以提高低亮度图像的对比度并增强细节^[1]。蒋一纯等^[2]提出了基于亮度通道细节增强的低照度图像处理方法,有效提高了图像的亮度并丰富了细节信息。张薇等^[3]提出了基于白平衡和相对全变分的低照度水下图像增强方法,在校正色偏的同时增强了图像的细节。然而,在空间域图像增强方法中,对于图像边缘细节的保留和噪声去除处理方面不能达到平衡。基于深度学习的低亮度图像增强方法^[4-5],不仅能够有效提高图像的亮度和对比度,还能够避免过增强所引起的失真。然而,基于深度学习的方法需要大量训练样本,且在不同环境下需要重新学习训练,故该方法存在效率低和实现困难的缺点。现有的图像多尺度变换方法有小波变换^[6]、Contourlet 变换^[7]、非下采样 Contourlet 变换(NSCT)^[8]等。由于小波变换没有方向性,且无法分辨连续边缘部分,故基于小波变换的图像增强方法的应用具有一定的局限性。Do 等^[9]在小波变换的基础上提出了 Contourlet 变换,其方向选择性比小波变换更强,但是不具有平移不变性。因此,Contourlet 变换会引起伪吉布斯失真。da Cunha 等^[10]提出了 NSCT,其继承了 Contourlet 变换的多尺度多方向特性,而且使分解后的图像具有平移不变性,故已在低亮度图像增强方面得到了应用。曹美等^[11]采用改进的直方图均衡化方法和 NSCT 实现了红外图像的增强。林剑萍等^[12]在 NSCT 域中将分数阶微分和 Retinex 算法相结合,实现了低照度图像的自适应增强。图像多尺度变换方法虽然提高了图像的对比度并增强了边缘细节,但是忽略了噪声的影响,容易造成在增强边缘细节的同时放大噪声。此外,对于低频子带部分,图像多尺度变换方法只是改善了图像的亮度均匀性,忽略了纹理细节信息。

近几年,模糊集理论虽然在图像增强中得到了广泛应用^[13],但是存在需要人工调节模糊集参数的问题,故其无法达到最佳增强效果。因此,研究人员采用人工智能优化算法来自适应地调整模糊集参数。和声搜索(HS)算法^[14]是一种模拟音乐演奏中乐队和声原理的元启发式搜索算法。虽然 HS 算法具有较强的参数优化能力,但是易陷入局部最优解。Layeb^[15]将量子计算引入 HS 算法中,提出了量子 HS (QHS)算法。由于 QHS 算法具有较强的并行寻优能力和全局搜索能力,故其是实现模糊集参数自适应优化的有效工具。由于现有的 QHS 算法采用固定相位的量子旋转门来更新记忆库,进而记忆库中的个体缺乏多样性,故需要对其进行改进。

本文对 QHS 算法进行了改进并将其用于模糊集参数优化,在 NSCT 域中进行低亮度图像的多尺度增强与去噪。首先,将低亮度图像进行 NSCT 分解,得到低频图像和多尺度高频子带图像。然后,利用改进的 QHS 算法寻找最优的模糊集变换参数,并用于增强低频子带系数。接着,利用根据能量分布改进后的贝叶斯基收缩阈值对多尺度高频子带进行去噪,并通过非线性增益函数对高频子带系数进行调整。最后,利用 NSCT 重构出增强后的图像。此外,对低照度图像、医学计算机断层成像(CT)图像、红外夜视等低亮度图像进行了实验,并与现有的增强方法进行了比较分析,验证了所提方法的可行性和优越性。

2 量子和声搜索算法的改进

HS 算法是一种启发式全局搜索算法^[14],模拟的是音乐创作过程,如图 1 所示。在音乐创作过程中,乐队由 7 个人组成,每个人演奏不同的乐器,7 种演奏($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$)加起来便是一组和声 $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\}$ 。7 人需要配合和排练以达到美妙的和声效果,在这个过程中,

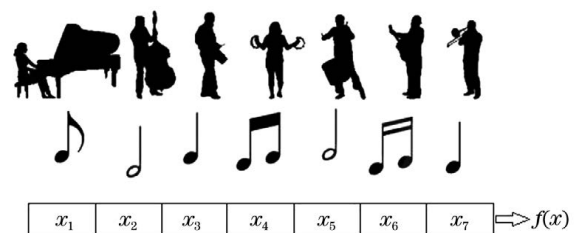


图 1 HS 算法原理图

Fig. 1 Schematic diagram of HS algorithm

利用 $f(x)$ 函数来衡量和声的效果, 这里的 $f(x)$ 相当于总指挥, 其中 x 为各个音阶。

QHS 算法^[15] 克服了 HS 算法易于陷入局部最优解的缺点, 即在 HS 算法的种群初始化过程中, 使用量子比特编码随机生成。在创作时采用量子旋转门对记忆库进行更新, 使其具有量子特性。因此, QHS 算法具有较强的并行寻优能力和全局搜索能力。

由于在现有的 QHS 算法中采用固定相位的量子旋转门来更新记忆库, 因此记忆库中的个体缺乏多样性且不利于算法的收敛。Liu 等^[16] 提出了一种自适应旋转相位的量子旋转门更新策略, 增强了种群个体的多样性。然而, 文献[16]中构造的基于指数函数的自适应函数, 存在旋转角在正负方向的调节幅度不均衡、稳定性不强等缺点。由于较大旋转相位能够加快算法的收敛速度, 较小的旋转相位有利于局部区域的细搜索, 因此构造了一种动态自适应旋转角函数, 用于改善 QHS 算法的整体性能。

量子旋转门常用于染色体位置的更新, 其表达式为

$$U(\Delta\theta_i) = \begin{bmatrix} \cos \Delta\theta_i & -\sin \Delta\theta_i \\ \sin \Delta\theta_i & \cos \Delta\theta_i \end{bmatrix}, \quad (1)$$

更新迭代过程的表达式为

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = U(\Delta\theta_i) \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \Delta\theta_i & -\sin \Delta\theta_i \\ \sin \Delta\theta_i & \cos \Delta\theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: $[\alpha_i \ \beta_i]^T$ 和 $[\alpha'_i \ \beta'_i]^T$ 分别为第 i 个量子比特经旋转门更新前后的概率幅; $\Delta\theta_i$ 表示旋转相位, 其表达式为

$$\Delta\theta_i = -\text{sgn}(\mathbf{A}_i) \left[\left| \frac{\theta_{\text{best}} - \theta_i}{\pi} \right|^\lambda \Delta\theta + \theta_0 e^{-\frac{t}{T}} \right], \quad (3)$$

式中: $\mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} \alpha_{\text{best}} & \alpha_i \\ \beta_{\text{best}} & \beta_i \end{bmatrix}$; $-\text{sgn}(\mathbf{A}_i)$ 用于控制旋转方向; $\begin{bmatrix} \alpha_{\text{best}} \\ \beta_{\text{best}} \end{bmatrix}$ 为当前最优和声的某个量子比特对应的概率幅; θ_{best} 和 θ_i 分别为当前最优和声和当前和声的第 i 个量子比特在单位圆上的角度; t 为迭代次数; T 为最大迭代次数; θ_0 为基本旋转角, 一般取值为 0.05π ; $\Delta\theta$ 为动态旋转角, 根据 $|\theta_{\text{best}} - \theta_i|$ 的变化而动态调整, 其调整范围为 $0 \sim \pi/2$; λ 为根据 $\Delta\theta$ 而动态调整的非线性调制指数, λ 取值范围为 $1.0 \sim 2.0$, 其作用是保证当 $|\theta_{\text{best}} - \theta_i|$ 越大时调整幅度越大。因此, 需要对 $\Delta\theta$ 和 λ 进行进一步实验, 以确认其最优值。当算法改进后, 在 HS 过程中, 利用具有动态自适应旋转角的量子旋转门进行记忆库更新, 以保证记忆库个体的多样性。改进后的算法在迭代初期进行缓慢且较大范围的搜索, 在后期进行快速收敛操作。

3 在 NSCT 域中低亮度图像的多尺度增强与去噪

在 NSCT 分解过程中, 首先采用非下采样金字塔滤波器组(NSPFB)对输入图像进行多尺度分解, 得到一个低通子带和多个带通子带。然后, 采用非下采样方向滤波器组(NSDFB)对各个带通子带进行多方向分解, 进而得到多尺度多方向的高频子带图像。图 2 为 NSCT 分解示意图。

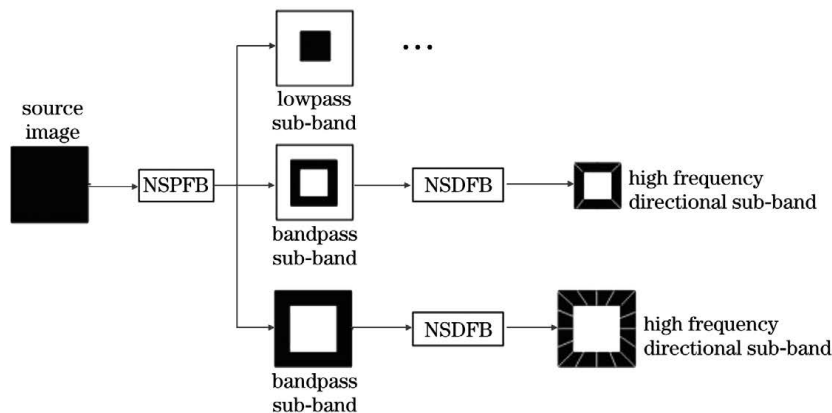


图 2 NSCT 分解示意图

Fig. 2 Decomposition diagram of NSCT

3.1 基于改进量子搜索的低频图像模糊集的增强
模糊集增强方法是在模糊特性域中处理图像中

的像素^[17], 可以将一幅具有 L 个灰度级的 $M \times N$ 图像作为一个模糊集, 并将该模糊集称为图像的模糊特征平面, 即

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} u_{11}/x_{11} & u_{12}/x_{12} & \cdots & u_{1N}/x_{1N} \\ u_{21}/x_{21} & u_{22}/x_{22} & \cdots & u_{2N}/x_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{M1}/x_{M1} & u_{M2}/x_{M2} & \cdots & u_{MN}/x_{MN} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中: \mathbf{I} 为模糊矩阵; u_{MN} 为像素点 x_{MN} 的模糊变换隶属函数; x_{MN} 为图像中像素点的灰度值。

首先, 将图像从空间域映射到模糊域

$$I = \left\{ \frac{u_{mn}}{x_{mn}} \right\}, \quad (5)$$

式中: $m = 1, 2, 3, \dots, M$; $n = 1, 2, 3, \dots, N$; u_{mn} 的表达式为

$$u_{mn} = G(x_{mn}) = \left(1 + \frac{x_{\max} - x_{mn}}{F_p} \right)^{-F_e}, \quad (6)$$

式中: F_p 表示指数型模糊因子; F_e 表示倒数型模糊因子; $G(\cdot)$ 表示图像中像素点 x_{mn} 的模糊变换隶属函数; x_{\max} 表示图像像素点中的最大灰度值。然后, 可得到广义对比度增强因子的表达式为

$$u'_{mn} = \begin{cases} 2^{q-1} (u_{mn})^q, & 0 \leq u_{mn} \leq 0.5 \\ 1 - 2^{q-1} (1 - u_{mn})^q, & 0.5 < u_{mn} \leq 1 \end{cases}, \quad (7)$$

式中: q 为增强控制参数。

最后, 进行 G^{-1} 逆变换, 即对模糊集进行反变换, 表达式为

$$X'_{mn} = G^{-1}(u'_{mn}) = X_{\max} - F_p [(u'_{mn})^{-1/F_e} - 1]. \quad (8)$$

图像经 NSCT 分解后, 低频子带图像主要体现图像的轮廓信息, 同时包含大部分能量信息, 可以通过低频子带的模糊集增强来改善图像的亮度、对比度和清晰度。然而, 在模糊集增强算法中, F_p 、 F_e 和 q 的取值均会影响增强效果。 q 越大, 增强后图像的对对比度越大, 但是 q 值过大, 会导致图像失真。为了寻找最优的 F_p 、 F_e 和 q , 采用改进的 QHS 算法进行寻优, 其适应度函数为

$$G_k^{(l)}(p, j) = \begin{cases} 0, & C_k^{(l)}(p, j) \leq T_k^{(l)} \\ C_{k, \max}^{(l)} \times g \left[\frac{C_k^{(l)}(p, j)}{C_{k, \max}^{(l)}} \right], & C_k^{(l)}(p, j) > T_k^{(l)} \end{cases}, \quad (15)$$

式中: $G_k^{(l)}(p, j)$ 为调整后 (p, j) 点处像素在该高频子带上的系数。当 $C_k^{(l)}(p, j)$ 大于阈值 $T_k^{(l)}$ 时, 子带系数按 (13) 式进行增强处理, 否则, 该系数为 0。

3.3 所提方法的具体实现步骤

基于改进 QHS 模糊集的低亮度图像 NSCT 增强方法的具体实现步骤如下。

1) 首先, 对低亮度图像进行 NSCT 分解, 得到

$$y = H \times \lg(C \times D), \quad (9)$$

式中: y 表示适应度函数; H 为图像信息熵; C 为图像对比度; D 为图像清晰度。

3.2 多尺度高频子带的增强与去噪

假设第 k 个尺度的第 l 个方向的高频子带存在一个阈值 $T_k^{(l)}$, 如果该高频子带的系数小于 $T_k^{(l)}$, 则该点为噪声点; 反之, 该点表示边缘信息。根据图像中边缘及细节信息对应系数的绝对值比较大^[18], 所具有的能量也比较大, 而噪声比较分散, 对应的能量较小的特点对贝叶斯阈值进行改进, 相应表达式为

$$T_k^{(l)} = \frac{\sum_{l=1}^L E_k^{(l)}}{L \cdot E_k^{(l)}} \cdot \frac{\sigma_n^2(k, l)}{\sigma(k, l)}, \quad (10)$$

式中: $E_k^{(l)}$ 表示高频方向子带能量; L 表示分解方向的数量; $\sigma_n(k, l)$ 表示子带噪声标准差; $\sigma(k, l)$ 表示子带信号标准差。 $\sigma_n(k, l)$ 和 $\sigma(k, l)$ 的表达式为

$$\sigma_n(k, l) = M [|C_k^{(l)}(p, j)|] / 0.6745, \quad (11)$$

$$\sigma(k, l) = \sqrt{\max(\sigma_s^2 - \sigma_n^2, 0)}, \quad (12)$$

式中: $M(\cdot)$ 表示求平均值函数; $C_k^{(l)}(p, j)$ 表示该高频子带在 (p, j) 点处的系数; σ_s^2 表示子带系数方差。采用非线性增益函数对大于阈值的边缘系数进行放大

$$g(z) = \frac{S[c(z-b)] - S[-c(z+b)]}{S[c(1-b)] - S[-c(1+b)]}, \quad (13)$$

式中: z 为高频子带系数值; $S(x) = 1/(1+e^{-x})$; c 的作用是控制增强强度; b 的作用是控制增强范围, 其取值范围为 $0 \sim 1$, 其求解过程为

$$g \left[\frac{T_k^{(l)}}{C_{k, \max}^{(l)}} \right] = \frac{T_k^{(l)}}{C_{k, \max}^{(l)}}, \quad (14)$$

式中: $C_{k, \max}^{(l)}$ 表示该高频子带的最大系数。

高频子带系数的增强函数为

一个低通子带和多个带通子带。然后, 对各个带通子带进行多方向分解, 得到多尺度多方向的高频子带图像。

2) 改进 QHS 算法。根据 (3) 式构造动态自适应旋转角函数, 结合 (1)、(2) 式控制量子旋转门的角度和方向对记忆库进行更新, 并保证记忆库个体的多样性。在迭代初期进行缓慢且较大范围的搜索,

在后期进行快速收敛操作。

3) 对低频图像进行模糊集增强,并用改进后的 QHS 算法进一步优化模糊集变换所涉及的敏感参数 (F_p 、 F_e 和 q),进而实现低频图像的自适应增强,以改善图像的亮度、对比度和清晰度。

4) 根据各个高频方向子带中的能量特征对贝叶斯萎缩阈值进行改进。根据(10)~(12)式计算贝叶斯萎缩阈值 $T_k^{(l)}$,并根据(15)式去除不大于 $T_k^{(l)}$ 的噪声系数。此外,利用(13)、(14)式可对边缘和细节信息进行增强。

5) 对处理后的低频图像、各尺度高频子带图像进行 NSCT 重构,进而得到增强处理后的图像。

4 实验结果与分析

为了验证所提方法的有效性,对低照度图像、医学 CT 图像、红外夜视等低亮度图像进行了实验,并将所提方法的处理效果与现有的增强方法进行了比较。

4.1 改进量子声搜索算法的性能测试

为了对改进的 QHS 算法进行最佳参数确定以及性能测试,采用表 1 所示的公共基准函数进行实验。实验中种群数为 50,量子编码规模为 20,最大迭代次数为 300,和声库大小为 7,记忆库取值概率为 0.95,微调概率为 0.3,音调微调带宽为 0.01。

表 1 基准函数

Table 1 Benchmark functions

Function	Function formula	Parameter range of a_s	Optimal value
Rosenbrock	$f_1 a = \sum_{s=1}^{S-1} [100(a_{s+1} - a_s^2)^2 + (a_s - 1)^2]$	$[-10, 10]$	0
Rastrigrin	$f_2 a = \sum_{s=1}^S [a_s^2 - 10\cos(2\pi a_s^2) + 10]$	$[-100, 100]$	0
Schewefel	$f_3 a = 418.9829S + \sum_{s=1}^S (-a_s \sin \sqrt{ a_s })$	$[-500, 500]$	0
Shubert	$f_4 a = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{a_1^2 + a_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(a_1^2 + a_2^2)]^2}$	$[-100, 100]$	1

为了确定所提出的动态自适应旋转角函数中 λ (1.0~2.0) 和 $\Delta\theta$ (0~ $\pi/2$) 参数的最佳值,均以 0.1 为步长进行实验。同时,对表 1 中的 4 个函数进行测试,每次测试进行 100 次,取平均值结果进行对比,以得出最佳参数,结果如表 2 所示。最终发现,当 λ 取 1.7, $\Delta\theta$ 取 0.4 π 时,改进 QHS 算法具有最强的全局寻优能力。

表 2 λ 和 $\Delta\theta$ 参数测试

Table 2 Parameter testing of λ and $\Delta\theta$

Function	Optimal value of λ	Optimal value of $\Delta\theta$
Rosenbrock	1.5	0.4 π
Rastrigrin	1.7	0.4 π
Schewefel	1.7	0.5 π
Shubert	1.7	0.2 π

为了确定改进的 QHS 算法具有较强的寻优能力,同时将 HS 算法、量子遗传算法(QGA)^[19]、量子声搜索(QHS)算法、量子细菌觅食算法(QBFA)^[20]与改进的 QHS 算法进行比较。采用 Rastrigrin 函数进行测试,实验进行了 100 次,并列

出平均值、最优值和最差值,如表 3 所示。可以发现,利用改进的 QHS 算法得到的 3 个值均优于其他算法,表明其具有较好的寻优能力以及全局搜索能力。

表 3 不同算法的性能测试

Table 3 Performance testing of different algorithms

Algorithm	Average value	Optimal value	Worst value
HS	2.04×10^{-1}	1.82×10^{-2}	5.60×10^{-1}
QGA	1.56×10^{-3}	2.99×10^{-5}	1.40×10^{-2}
QHS	3.22×10^{-5}	2.15×10^{-9}	2.10×10^{-4}
QBFA	1.37×10^{-5}	5.89×10^{-10}	3.92×10^{-4}
Improved QHS	5.44×10^{-6}	7.21×10^{-11}	1.18×10^{-4}

4.2 低照度图像增强效果

选取低照度硬币图像进行实验,增强过程及效果如图 3 所示。对硬币原图 3(a)进行 NSCT 分解后,得到如图 3(b)所示的低频子带图像和如图 3(d)~(f)所示的高频子带图像。从图 3(d)~(f)中可以发现,高频子带的边缘细节不明显。对低频子带图像进行改进 QHS 模糊集图像增强,增强处

理后的低频子带图像如图 3(c)。各尺度高频子带处理后的效果如图 3(g)~(i)所示,可以看出,边缘细节明显增强。NSCT 重构后的图像如图 3(j)所示。为了突出所提方法的性能,分别采用同态滤波、小波变换、Retinex 算法、文献[7]中的方法、文献[8]中的方法以及原 QHS 优化模糊集方法对硬币原图进行图像增强,对比方法的增强结果如图 3(k)~(p)所

示。结合信息熵、对比度、清晰度等参数对所提方法与其他增强方法进行定量比较,结果如表 4 所示。

利用同态滤波方法得到的增强结果如图 3(k)所示,与原图相比,对比度和清晰度都有提高,但是信息熵稍有降低。利用小波变换方法得到的增强结果如图 3(l)所示,与原图相比,信息熵稍有降低,对比度和清晰度只有小幅度提高,增强效果不明显。

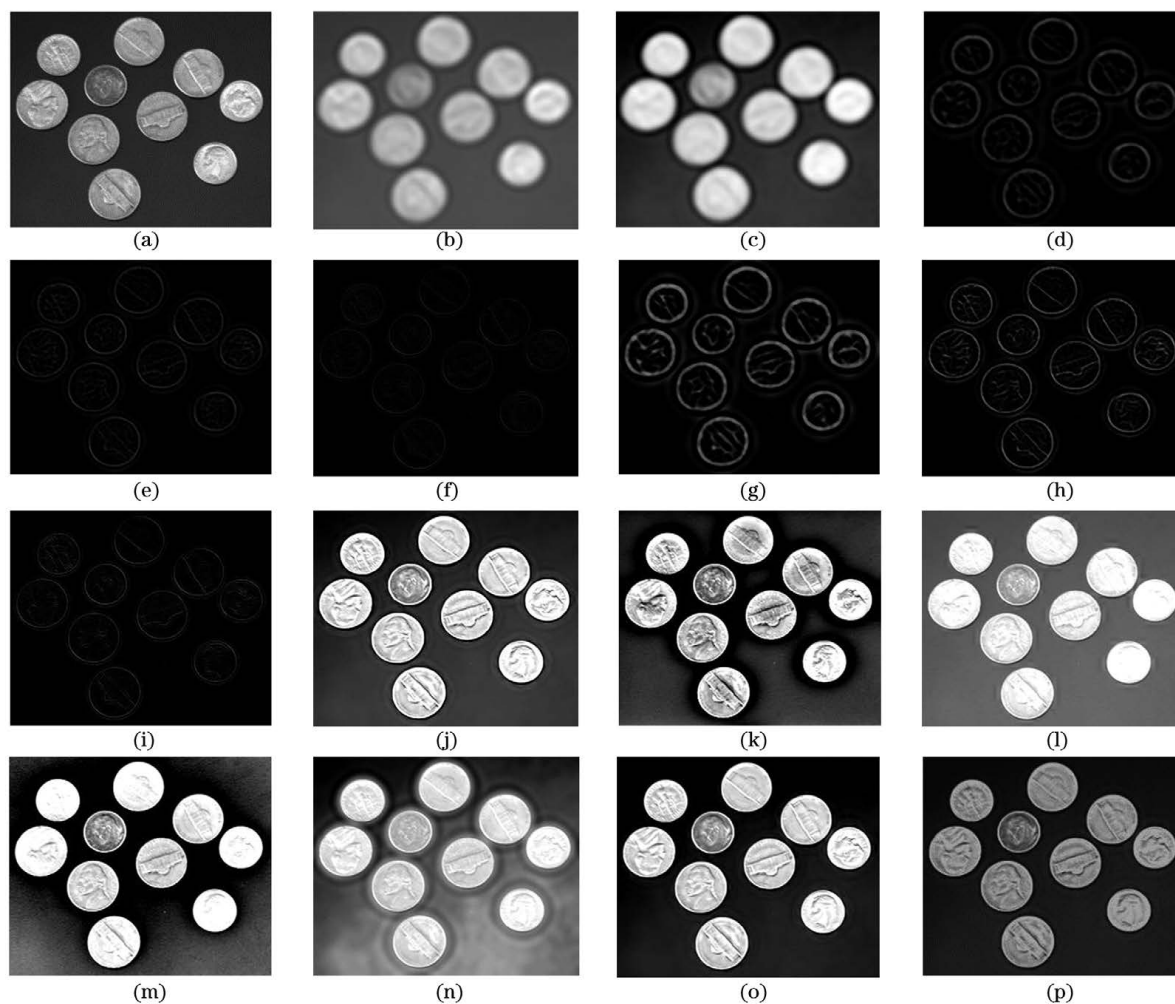


图 3 硬币图像的增强及对比。(a)硬币原图;(b)低频子带图像;(c)低频子带处理结果;(d)高频尺度 1 图像;(e)高频尺度 2 图像;(f)高频尺度 3 图像;(g)高频尺度 1 处理结果;(h)高频尺度 2 处理结果;(i)高频尺度 3 处理结果;(j)利用所提方法得到的增强结果;(k)利用同态滤波法得到的增强结果;(l)利用小波变换得到的增强结果;(m)利用 Retinex 算法得到的增强结果;(n)利用文献[7]中方法得到的增强结果;(o)利用文献[8]中方法得到的增强结果;(p)利用原 QHS 优化模糊集方法得到的增强结果

Fig. 3 Enhancement and contrast of coin images. (a) Original coin image; (b) image of low frequency sub-band; (c) processing result of low frequency sub-band; (d) image of high frequency scale 1; (e) image of high frequency scale 2; (f) image of high frequency scale 3; (g) processing result of high frequency scale 1; (h) processing result of high frequency scale 2; (i) processing result of high frequency scale 3; (j) enhancement result obtained by proposed method; (k) enhancement result obtained by homomorphic filtering method; (l) enhancement result obtained by wavelet transform; (m) enhancement result obtained by Retinex algorithm; (n) enhancement result obtained by method in Ref. [7]; (o) enhancement result obtained by method in Ref. [8]; (p) enhancement result obtained by method based on original QHS optimize to fuzzy sets

表 4 硬币图像增强效果的定量比较

Table 4 Quantitative comparison of enhancement effects of coin images

Method	Information entropy	Contrast ratio	Definition
Original image	6.3153	18.4254	10.5878
Homomorphic filtering	6.2122	52.6358	21.1163
Wavelet transform	6.0037	21.1810	11.0198
Retinex algorithm	5.7908	41.0980	16.8536
Method in Ref. [7]	7.7662	17.1940	11.6188
Method in Ref. [8]	6.0610	37.2307	16.6904
Method based on original QHS optimize to fuzzy sets	6.4412	38.5640	18.5762
Proposed method	6.8128	43.0273	18.6284

利用 Retinex 算法得到的增强结果如图 3(m)所示,与原图相比,对比度和清晰度都有明显提升,但信息熵有所降低。利用文献[7]中方法得到的增强结果如图 3(n)所示,与原图相比,信息熵大幅度提升,但对比度和清晰度变化不大。利用文献[8]中的方法得到的增强结果如图 3(o)所示,与原图相比,对比度和清晰度都有明显提升,但信息熵有所降低。利用原 QHS 优化模糊集方法得到的结果如图 3(p)所示,与原图相比,清晰度、对比度和信息熵均有明显提升,但不如所提方法好。所提方法的增强效果如

图 3(j)所示,对比度是原图像的两倍多,图像信息量增大,图像整体亮度提升,边缘细节更加明显,视觉效果更好。综上所述,所提方法既增强了图像的边缘细节,又提升了图像亮度,且增强效果最佳。

4.3 医学 CT 图像增强效果

为验证所提方法对医学 CT 图像的增强效果,将人体骨骼 CT 图像作为实验对象,如图 4 所示。图 4(a)是人体骨骼图像,图 4(b)为利用所提方法进行增强后的图像,采用其他比对方法增强后的图像如图 4(c)~(h)所示。人体骨骼图像增强效果的定

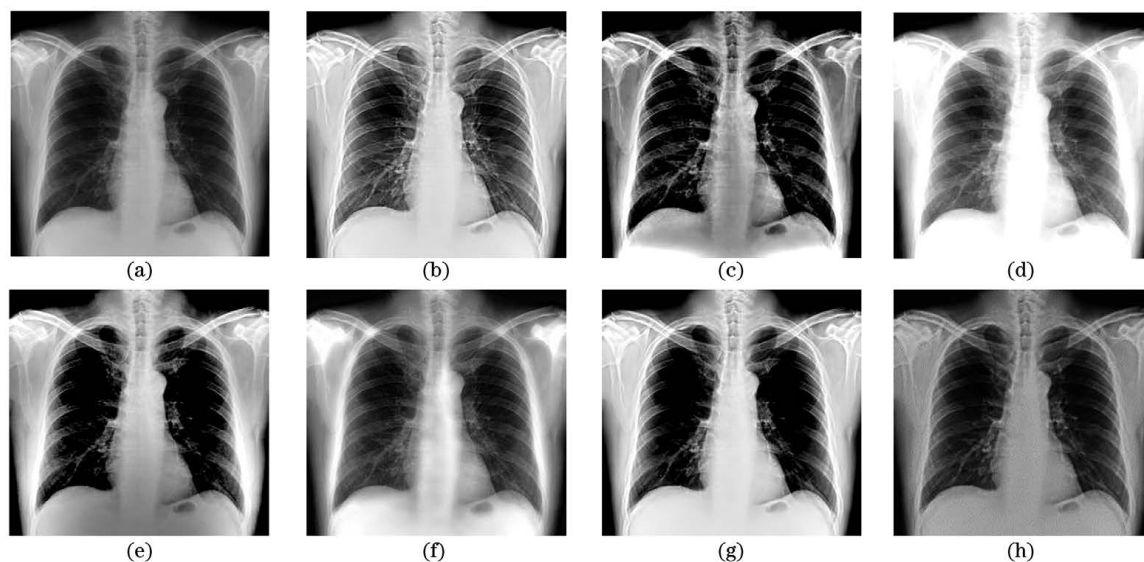


图 4 人体骨骼图像的增强及对比。(a)人体骨骼图;(b)利用所提方法得到的增强结果;(c)利用同态滤波法得到的增强结果;(d)利用小波变换得到的增强结果;(e)利用 Retinex 算法得到的增强结果;(f)利用文献[7]中方法得到的增强结果;(g)利用文献[8]中方法得到的增强结果;(h)利用原 QHS 优化模糊集方法得到的增强结果

Fig. 4 Enhancement and contrast of human skeleton images. (a) Human skeleton image; (b) enhancement result obtained by proposed method; (c) enhancement result obtained by homomorphic filtering method; (d) enhancement result obtained by wavelet transform; (e) enhancement result obtained by Retinex algorithm; (f) enhancement result obtained by method in Ref. [7]; (g) enhancement result obtained by method in Ref. [8]; (h) enhancement result obtained by method based on original QHS optimize to fuzzy sets

量对比结果如表 5 所示。从图 4 和表 5 中可以发现,所提方法具有最高的对比度和清晰度,且保持较

高的信息熵。优化后的图像整体亮度提升,边缘细节更加明显,视觉效果最好。

表 5 人体骨骼图像增强效果的定量对比

Table 5 Quantitative comparison of enhancement effects of human skeleton images

Method	Information entropy	Contrast ratio	Definition
Original image	7.5286	7.0157	7.5282
Homomorphic filtering	6.9013	24.4868	16.5464
Wavelet transform	6.4962	9.4826	8.9901
Retinex algorithm	6.8555	15.4502	11.4918
Method in Ref. [7]	7.9618	7.1577	8.4743
Method in Ref. [8]	6.8649	16.1318	12.3101
Method based on original QHS optimize to fuzzy sets	6.6320	38.6521	11.5873
Proposed method	6.8128	43.0273	18.6284

4.4 红外夜视图像的增强效果

为验证所提方法对红外夜视图像的增强效果,将红外夜视图像作为实验对象,如图 5 所示。图 5(a)是红外夜视原图,图 5(b)是利用所提方法进行增强后的图像,采用其他对比方法增强后的图像如图 5(c)~(h)所示。红外图像增强效果的定量对比结果如表 6 所示。从图 5 和表 6 中可以发现,所提方法具有较高的信息熵、对比度和清晰度。与原图相比,利用所提方法处理后的图像的

对比度提高了约 3 倍、清晰度提高了 2 倍多,图像信息熵增大。优化后的图像整体亮度提升,边缘细节更加明显,视觉效果最好。

4.5 去噪及边缘增强效果

图 6 展示了硬币噪声图像的去噪与边缘增强效果。首先,在硬币原图上叠加均值为 0,方差为 0.005 的高斯白噪声,如图 6(b)所示。对噪声图像进行 NSCT 分解后,得到一个低频子带图像和三个尺度高频子带图像,如图 6(e)~(h)所示,可以发

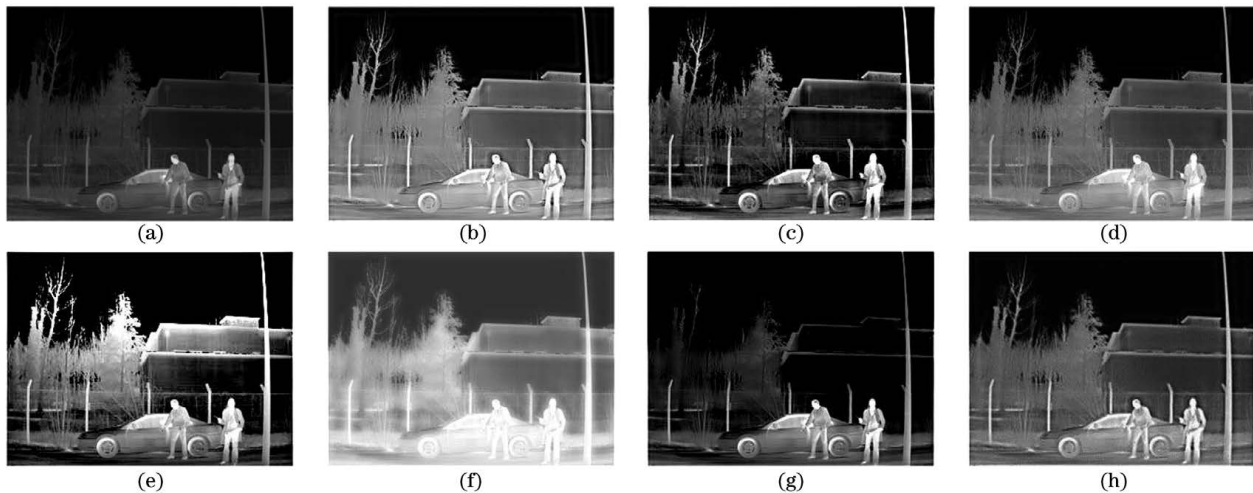


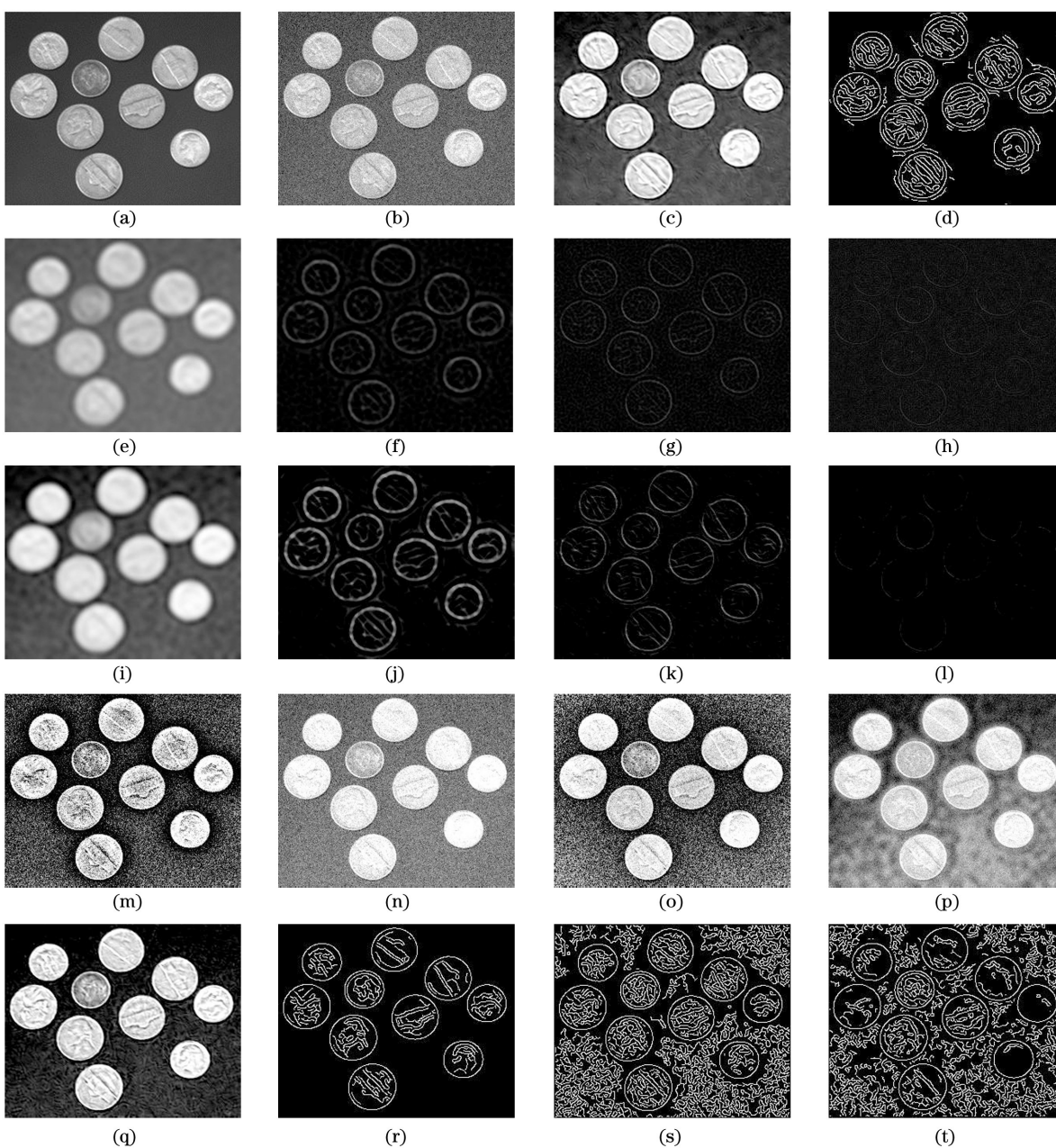
图 5 红外图像的增强及对比。(a)红外图像;(b)利用所提方法得到的增强结果;(c)利用同态滤波法得到的增强结果;(d)利用小波变换得到的增强结果;(e)利用 Retinex 算法得到的增强结果;(f)利用文献[7]中方法得到的增强结果;(g)利用文献[8]中方法得到的增强结果;(h)利用原 QHS 优化模糊集方法得到的增强结果

Fig. 5 Enhancement and contrast of infrared images. (a) Infrared image; (b) enhancement result obtained by proposed method; (c) enhancement result obtained by homomorphic filtering method; (d) enhancement result obtained by wavelet transform; (e) enhancement result obtained by Retinex algorithm; (f) enhancement result obtained by method in Ref. [7]; (g) enhancement result obtained by method in Ref. [8]; (h) enhancement result obtained by method based on original QHS optimize to fuzzy sets

表 6 红外图像增强效果的定量对比

Table 6 Quantitative comparison of enhancement effects of infrared images

Method	Information entropy	Contrast ratio	Definition
Original image	5.9898	14.1011	8.8670
Homomorphic filtering	5.4445	45.2402	20.9698
Wavelet transform	6.2000	20.2866	11.6263
Retinex algorithm	5.5698	61.2892	25.0389
Method in Ref. [7]	7.0972	13.3551	9.2217
Method in Ref. [8]	4.1476	21.0801	10.6735
Method based on original QHS optimize to fuzzy sets	6.8268	40.0512	19.0563
Proposed method	6.9312	41.2877	19.9500



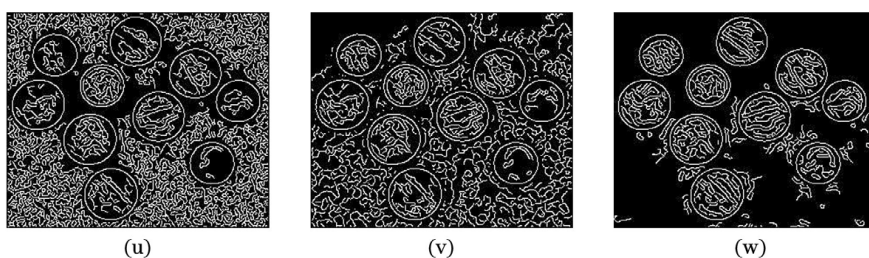


图 6 硬币噪声图像的去噪与边缘增强效果。(a)硬币原图;(b)加噪图像;(c)利用所提方法得到的增强结果;(d)图 6(c)的边缘检测结果;(e)低频子带图像;(f)高频尺度 1 图像;(g)高频尺度 2 图像;(h)高频尺度 3 图像;(i)低频子带处理结果;(j)高频尺度 1 处理结果;(k)高频尺度 2 处理结果;(l)高频尺度 3 处理结果;(m)利用同态滤波法得到的增强结果;(n)利用小波变换得到的增强结果;(o)利用 Retinex 算法得到的增强结果;(p)利用文献[7]中方法得到的增强结果;(q)利用文献[8]中方法得到的增强结果;(r)图 6(a)的边缘检测结果;(s)图 6(m)的边缘检测结果;(t)图 6(n)的边缘检测结果;(u)图 6(o)的边缘检测结果;(v)图 6(p)的边缘检测结果;(w)图 6(q)的边缘检测结果

Fig. 6 Denoising and edge enhancement effect of coin noise images. (a) Original coin image; (b) noisy image; (c) enhancement result obtained by proposed method; (d) edge detection result of Fig. 6(c); (e) image of low frequency sub-band; (f) image of high frequency scale 1; (g) image of high frequency scale 2; (h) image of high frequency scale 3; (i) processing result of low frequency sub-band; (j) processing result of high frequency scale 1; (k) processing result of high frequency scale 2; (l) processing result of high frequency scale 3; (m) enhancement result obtained by homomorphic filtering method; (n) enhancement result obtained by wavelet transform; (o) enhancement result obtained by Retinex algorithm; (p) enhancement result obtained by method in Ref. [7]; (q) enhancement result obtained by method in Ref. [8]; (r) edge detection result of Fig. 6(a); (s) edge detection result of Fig. 6(m); (t) edge detection result of Fig. 6(n); (u) edge detection result of Fig. 6(o); (v) edge detection result of Fig. 6(p); (w) edge detection result of Fig. 6(q)

现,高频子带图像的边缘细节不明显,且图像中含有大量噪声点。利用所提方法对低频子带和高频子带处理后的效果如图 6(i)~(l)所示,可以发现,噪声点被有效去除,且边缘细节明显,重构后的效果如图 6(c)所示。利用所提方法得到的图像的边缘检测结果如图 6(d)所示。采用其他对比方法得到的增强图像如图 6(m)~(q)所示,相应图像的边缘检测结果如图 6(s)~(w)所示。不同方法增强后的硬币噪声图像的峰值信噪比(PSNR)和纹理相关性如表 7 所示。可以看出,利用同态滤波法、Retinex 算法

表 7 不同方法增强后的硬币加噪图像的 PSNR 和纹理相关性

Table 7 PSNR and texture correlation of coin noisy images enhanced by different methods

Method	PSNR /dB	Texture correlation
Homomorphic filtering	7.1061	0.7746
Wavelet transform	10.1543	0.8655
Retinex algorithm	8.4954	0.7717
Method in Ref. [7]	10.4281	0.9254
Method in Ref. [8]	7.1022	0.9597
Proposed method	10.8431	0.9701

增强后的图像中仍存在大量噪声,PSNR 较低,丢失大量纹理细节。小波变换可以去除部分噪声,但会丢失大量边缘信息。文献[7]中方法去除了较多噪声,但图像模糊。文献[8]中的方法可以保留较多的边缘信息,但去噪效果不理想。所提方法去噪效果明显,且保留大部分边缘信息,PSNR 和纹理相关性最高。由表 7 中的数据可知,所提方法的 PSNR 较文献[7]中的方法和文献[8]中的方法分别提高了 0.4150 dB 和 3.7409 dB。所提方法的纹理相关性较文献[7]中的方法和文献[8]中的方法分别提高了 0.0447 和 0.0104。

5 结 论

提出了一种基于改进 QHS 算法优化模糊集变换的 NSCT 域低亮度图像增强方法。改进了 QHS 算法的量子旋转门更新策略,并将改进的 QHS 算法用于模糊集变换参数的优化,实现了低频图像的自适应增强。低频图像的增强可提高重构后图像的信息熵、对比度和清晰度,并保留了更多的纹理细节。根据能量分布对贝叶斯萎缩阈值进行了改进以去除高频子带的噪声系数,并通过非线性增益函数实现了边缘和纹理细节的增强,在有效抑制噪声的同时增强了图像的细节。对低照度图像、医学 CT

图像、红外夜视等低亮度图像进行了仿真实验,结果表明,与现有的图像增强方法相比,所提方法改善了图像的整体亮度,且具有更高的信息熵、对比度和清晰度。所提方法的 PSNR 较文献[7]中的方法和文献[8]中的方法分别提高了 0.4150 dB 和 3.7409 dB。所提方法的纹理相关性较文献[7]中的方法和文献[8]中的方法分别提高了 0.0447 和 0.0104。所提方法在有效抑制噪声的同时增强了图像的纹理细节,视觉效果最佳,适用于不同环境下的低亮度图像增强,具有一定的通用性。

参 考 文 献

- [1] Zhang R, Jia N. Sea image enhancement review[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2017, 32(10): 828-834.
张锐, 贾娜. 海域图像增强方法综述[J]. 液晶与显示, 2017, 32(10): 828-834.
- [2] Jiang Y C, Zhan W D, Zhu D P. Low-illuminance image processing based on brightness channel detail enhancement[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0410001.
蒋一纯, 詹伟达, 朱德鹏. 基于亮度通道细节增强的低照度图像处理[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 0410001.
- [3] Zhang W, Guo J C. Low-illumination underwater image enhancement based on white balance and relative total variation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121016.
张薇, 郭继昌. 基于白平衡和相对全变分的低照度水下图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121016.
- [4] Zhou P C, Zhang J, Xue M G, et al. Low-light image enhancement based on convolutional analysis sparse representation and phase congruency[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(1): 180-188.
周浦城, 张杰, 薛模根, 等. 基于卷积分析稀疏表示和相位一致性的低照度图像增强[J]. 电子学报, 2020, 48(1): 180-188.
- [5] Ma H Q, Ma S P, Xu Y L, et al. Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0210004.
马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0210004.
- [6] Tao Z Y, Li J, Tang X L. Texture images classification algorithm combining wavelet transform and capsule network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241002.
陶志勇, 李杰, 唐晓亮. 融合小波变换与胶囊网络的纹理图像分类算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 241002.
- [7] Swaminathan A, Ramapackiam S S, Thiraviam T, et al. Contourlet transform-based sharpening enhancement of retinal images and vessel extraction application[J]. Biomedizinische Technik, 2013, 58(1): 87-96.
- [8] Liao Y P, Wang W X, Fu H D, et al. Flotation foam image NSCT multi-scale enhancement with fractional differential[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(3): 92-102.
廖一鹏, 王卫星, 付华栋, 等. 结合分数阶微分的浮选泡沫图像 NSCT 多尺度增强[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2018, 46(3): 92-102.
- [9] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [10] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [11] Cao M, Cheng Y L, Sheng H X, et al. Application of improved histogram equalization and NSCT transform algorithm in infrared image enhancement[J]. Applied Science and Technology, 2016, 43(2): 24-27.
曹美, 程亚玲, 盛惠兴, 等. 改进的直方图均衡化和 NSCT 变换的红外图像增强[J]. 应用科技, 2016, 43(2): 24-27.
- [12] Lin J P, Liao Y P. NSCT adaptive low illumination image enhancement combining fractional differential and Retinex[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2020, 35(4): 360-373.
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.
- [13] Quan Y Q, Li T J, Deng J X, et al. Image enhancement algorithm based on fuzzy sets and nonlinear gain[J]. Application Research of Computers, 2016, 33(1): 311-315.
全永奇, 李太君, 邓家先, 等. 模糊集与非线性增益相结合的自适应图像增强算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(1): 311-315.
- [14] Liao Y P, Wang W X. Flotation froth image segmentation based on multiscale edge enhancement and adaptive valley detection[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(10): 2589-2600.
廖一鹏, 王卫星. 结合多尺度边缘增强及自适应谷底

- 检测的浮选气泡图像分割[J]. 光学精密工程, 2016, 24(10): 2589-2600.
- [15] Layeb A. A hybrid quantum inspired harmony search algorithm for 0-1 optimization problems[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2013, 253: 14-25.
- [16] Liu L, Shan L, Dai Y W, et al. A modified quantum bacterial foraging algorithm for parameters identification of fractional-order system[J]. IEEE Access, 2018, 6: 6610-6619.
- [17] Su J, Li B, Wang Y Z. Infrared image enhancement based on PCNN segmentation and fuzzy set theory[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(9): 0910001.
- 苏娟, 李冰, 王延钊. 结合 PCNN 分割和模糊集理论的红外图像增强[J]. 光学学报, 2016, 36(9): 0910001.
- [18] Gadre A T, Kasturiwala S B. Intensify denoisy image using adaptive multiscale product thresholding[J]. International Journal of Engineering Research and Applications, 2015, 5(6): 54-58.
- [19] Tkachuk V. Quantum genetic algorithm based on qutrits and its application [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018: 8614073.
- [20] Gao H Y, Li C W. Quantum-inspired bacterial foraging algorithm for parameter adjustment in green cognitive radio[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(5): 897-907.