

基于改进多尺度 Retinex 和 NSST 的医学图像增强算法

李 季¹, 曾 榛¹, 龚洋钢²

1. 重庆工商大学 数学与统计学院, 重庆 400064

2. 南方医科大学 生物医学工程学院, 广州 510080

摘 要:目的 解决医学图像对比度低, 边缘不清, 细节不突出等问题, 提高医学图像的视觉效果, 保持良好的边缘信息。方法 提出基于改进多尺度 Retinex 和 NSST 的医学图像增强算法。首先利用梯度引导滤波改进多尺度 Retinex, 结合局部图像梯度信息, 引导图像调整滤波过程, 根据多尺度 Retinex 原理计算得到反射光分量及增强图; 同时, 引入非下采样剪切波变换(Nonsubsampled Shearlet Transform, NSST)将图像分解得到高、低频分量, 低频分量利用梯度引导滤波处理, 提取图像的结构和特征信息, 提高背景对比度, 通过 NSST 逆变换恢复图像, 将两图利用拉普拉斯高斯金字塔融合, 增强共同特征, 避免过度曝光; 最后利用限制对比度自适应直方图均衡化改善局部对比度得到最终的增强图。结果 仿真实验和消融实验结果表明: 本算法对医学图像能有效提高对比度, 完整保留细节及边缘信息。结论 通过峰值信噪比(PSNR)、信息熵(Entropy)、基于感知的非参考图像质量评估器(PIQE)以及均值 4 项图像评价指标的客观分析, 得到本算法最优, 能有效改善医学图像质量, 为诊断提供技术支持。

关键词: 图像增强; 多尺度 Retinex; NSST; 拉普拉斯金字塔融合

中图分类号: R318; TP391. 41 文献标识码: A doi: 10. 16055/j. issn. 1672-058X. 2026. 0001. 002

Medical Image Enhancement Algorithm Based on Improved Multi-scale Retinex and NSST

LI Ji¹, ZENG Zhen¹, GONG Yanggang²

1. School of Mathematics and Statistics, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400064, China

2. School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510080, China

Abstract: Objective This study aims to solve problems such as low contrast, unclear edges, and unremarkable details in medical images, improve the visual effect of medical images, and preserve good edge information. **Methods** A medical image enhancement algorithm based on improved multi-scale Retinex and Non-subsampled Shearlet Transform (NSST) is proposed. First, the method improved the multi-scale Retinex by employing gradient-guided filtering, which incorporated local image gradient information to steer the filtering process. According to the principle of multi-scale Retinex, a reflected light component was calculated and an enhanced image was generated. Meanwhile, the Non-subsampled Shearlet Transform (NSST) was introduced to decompose the image into high-frequency and low-frequency components. The low-frequency components were processed by gradient-guided filtering to extract the structural and characteristic information of the image and improve the background contrast. The image was restored through the inverse transform of NSST. The two images were fused using the Laplacian-Gaussian pyramid to enhance the common features and avoid over-exposure. Finally, the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) was used to improve the local contrast and obtain the final enhanced image. **Results** The results of simulation experiments and ablation experiments showed that this algorithm could effectively improve the contrast of medical images and completely preserve the details and edge information. **Conclusion** Through the

收稿日期: 2024-03-05 修回日期: 2024-05-18 文章编号: 1672-058X(2026)01-0011-09

基金项目: 重庆市教委自然科学基金项目(KJQN202000816)资助。

作者简介: 李季(1987—), 男, 湖北宜昌人, 博士, 讲师, 从事医学图像处理的偏微分方程方法与医学图像分割研究。

通信作者: 曾榛(1998—), 女, 重庆人, 硕士研究生, 从事图像处理研究。Email: 1786152129@qq.com.

引用格式: 李季, 曾榛, 龚洋钢. 基于改进多尺度 Retinex 和 NSST 的医学图像增强算法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2026, 43(1): 11-19.

LI Ji, ZENG Zhen, GONG Yanggang. Medical image enhancement algorithm based on improved multi-scale Retinex and NSST [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(1): 11-19.

objective analysis of four image evaluation indicators, namely the peak signal-to-noise ratio (PSNR), entropy, perceptual image quality evaluator (PIQE), and mean (M), it is found that this algorithm is optimal, can effectively improve the quality of medical images, and provide technical support for diagnosis.

Keywords: image enhancement; multi-scale Retinex; NSST; Laplacian Pyramid fusion

医学图像存在对比度低、边缘不清、细节不突出等问题。目前大量学者对医学图像增强算法进行了研究,主要分为传统方法和深度学习方向。

传统方法方面,史韶杰等^[1]提出多尺度曝光融合框架,对原始图像进行拉普拉斯金字塔重构后通过曝光融合算法计算重构之后的图像权重估计矩阵、曝光率以及图像的亮度转换函数,以此来对图像进行增强,图像的对比度和可视性得到了显著提升;方雪来等^[2]结合 Retinex 亮度-梯度引导色调映射、指数平均局部方差权重来抑制光晕,避免了过饱和与伪光晕现象;曾志勇等^[3]采用非下采样剪切波变换分解图像,采用参数自适应脉冲耦合神经网络处理高频系数,改进局部能量融合规则处理低频分量,最后重构两分量得到融合图;Rao 等^[4]将 CT 图像导入到 Dual-Tree Complex Wavelet Transform (DT-CWT) 系统中产生低频和高频子带,使用小波相关的 Shearlet 变换处理高频子带,采用自适应形态学 top-hat 变换处理低频子带,增强了对比度;文献[5-7]在传统方法上进行了创新。上述方法能提高医学图像的对比度,减少噪声影响,但对边缘信息和细节信息的保留还有待提高。

深度学习方面,胡紫琪等^[8]提出生成对抗网络 (GAN) 下的低剂量 CT 增强算法,将感知损失和结构损失函数与生成对抗网络结合对图像去噪,再对此图像进行亮度和边缘信息的增强后利用非下采样轮廓波变换 (NSCT) 对高低频分量使用卷积神经网络 (CNN) 进行自适应融合得到最后的增强图;HE 等^[9]将图像在低质量 (LQ) 和高质量 (HQ) 域之间的联合分布下对 (Unpaired Medical Image Enhancement, UMIE) 任务进行建模,得到高质量增强图;Jiang 等^[10]使用粒子编码、解景观、邻域运动和种群拓扑结构组成的算法,优化混合适应度函数,增强过程的同时也平衡了全局和局部强度变换;Xu 等^[11]引入联合迭代对抗学习机制,从未配对的低质量和高质量医学图像中兼顾目标高光 (纹理增强) 和背景平衡 (一致的背景对比度) 结构,增强效果显著;Rundo 等^[12]基于遗传算法,此算法增强了以近乎双峰灰度直方图为特征的图像,效果优于经典图像增强技术,在信号和感知图像质量方面取得了优异的成绩;Liang 等^[13]改进了深度学习计算量大的问题;Zhang 等^[14]以深度可分离卷积为主网络,从低层到中层提取特征,加入激活函数降低计算复杂度,利用残差模块提

高增强性能,计算速度得到了较大提升。大量学者在对抗学习机制^[15-19]上进行了创新研究,此类深度学习算法在提高图像质量和细节特征保存上非常有用,但深度学习通常计算量大,标记数据难以获得。

为解决边缘信息和细节信息保留不充分等问题,提出基于改进多尺度 Retinex 和 NSST 的医学图像增强算法。首先将原图通过改进多尺度 Retinex,引入梯度引导滤波代替传统高斯滤波,加强对图像细节和纹理的保留;利用 NSST 分解图像分量,低频分量利用梯度引导滤波处理改善图像对比度,拉普拉斯金字塔融合两图像,进行差分和上采样操作,多尺度保留图像信息,将融合图通过自适应直方图均衡处理,平衡局部对比度和亮度,优化视觉效果,得到最终增强图。结果显示:本算法的优越性是增强后的图像保真度高,边缘信息保存完整,对比度和亮度增强。

1 方法与评价指标设计

1.1 梯度引导滤波

传统的引导滤波^[20]关注图像的亮度信息,而梯度引导滤波^[21]则使用梯度信息,更关注对边缘和细节的保留。输出图像和引导图像线性表示为

$$Q_i = a_k h_i + b_k, \forall i \in w_k \quad (1)$$

式(1)中, Q_i 表示输出图像, a_k 表示与梯度相关的权重, h_i 表示引导图像, b_k 表示滤波参数。

根据最小二乘法可以得到其损失函数为

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

式(2)中, p_i 表示待处理图像, λ 是正则化参数。梯度引导滤波的中心思想是根据图像梯度的局部方向来调整滤波器的权重,使得在纹理和边缘等细节处更敏感,引入边缘能量函数解决边缘光滑问题,其表示为

$$\varphi_{(i,k)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\chi_{(k)} + \alpha}{\chi_{(i)} + \alpha} \quad (3)$$

$$\gamma_k = 1 - \frac{1}{1 + e^{\eta(\chi_k - \mu_{\chi,\infty})}} \quad (4)$$

$$\eta = 4/(\mu_{\chi,\infty} - \min(\chi(k))) \quad (5)$$

式(3)中, α 是一个常数,值越大滤波程度越强,反之则越弱; $\chi_{(k)}$ 表示图像像素在窗口 $(2r+1) \times (2r+1)$ 内的方差; $\varphi_{(i,k)}$ 表示输入低照度图像的动态范围,用于边缘感知,避免传统引导滤波处理引起光晕。式(4)中, $\mu_{\chi,\infty}$ 表

示 χ_k 的均值; γ_k 表示边缘约束,当感知到边缘时, γ_k 值越接近 1,反之,则趋于 0。

所以得到新的损失函数:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} \left[(a_k h_i + b_k - p_i)^2 + \frac{\lambda}{\varphi_{(i,k)}} (a_k - \gamma_k)^2 \right] \quad (6)$$

令 $E(a_k, b_k)$ 对 a_k, b_k 求偏导等于 0 可以得到:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in w_k} h_i p_i - \mu_k \bar{p}_k + \left(\frac{\lambda}{\varphi_{(i,k)}} \right) \gamma_k}{\sigma_k^2 + \frac{\lambda}{\varphi_{(i,k)}}} \quad (7)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (8)$$

式(7)中, μ_k, σ_k^2 表示 h_i 在窗口 w_k 内的均值和方差, $|\omega|$ 表示窗口 w_k 内的像素总和, $\bar{p}_k$ 表示输入图像 p_i 在窗口 w_k 内的均值。最终滤波输出为

$$Z_i = \bar{a}_i h_i + \bar{b}_i \quad (9)$$

$$\bar{a}_i = \frac{1}{\omega} \sum_{k \in \omega_k} a_k \quad (10)$$

$$\bar{b}_i = \frac{1}{\omega} \sum_{k \in \omega_k} b_k \quad (11)$$

图 1 用传统高斯滤波^[22]和梯度引导滤波对脑部图像进行滤波处理,结果表明梯度引导滤波对图像边缘的保留能力更好,并且图像更清晰。

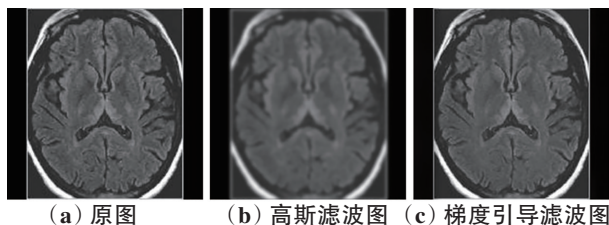


图 1 滤波效果对比

Fig. 1 Comparison of filtering effects

1.2 Retinex 理论

1963 年, Land 等^[23-24]提出, Retinex 的理论基础是红、绿、蓝三色理论和颜色恒常论。所看到物体的色彩是由反射光决定的,不受光照强度的影响,由于环境的影响,视觉才出现偏差,如图 2 所示。

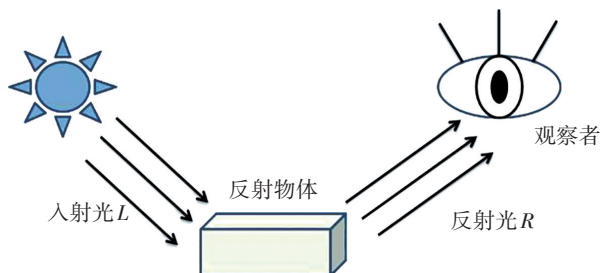


图 2 Retinex 原理图

Fig. 2 Schematic diagram of Retinex

所看到图像与入射分量和反射分量的关系为

$$S(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y) \quad (12)$$

式(12)中, $S(x, y)$ 表示采集到的图像, $R(x, y)$ 表示物体的反射光分量, $L(x, y)$ 表示环境入射光分量, x, y 表示图像像素的横、纵坐标。为估测 $L(x, y)$, 减小计算量, 对式(12)两边取对数, 可得到取对数后的反射分量等于源图像减去环境的入射分量, 表示为

$$\lg[R(x, y)] = \lg[S(x, y)] - \lg[L(x, y)] \quad (13)$$

像素点的亮度在 Retinex 算法中通过考虑其周围环绕像素的贡献来进行估计, 而这些环绕像素的权重由一个被称为“环绕函数”的函数所确定。这个环绕函数的作用是定义在图像中某个像素附近的像素对该像素亮度的影响, 通常通过引入一个权重函数来实现。这种权重函数可以采用不同形式。单尺度 Retinex 算法采用高斯滤波函数来估计:

$$L(x, y) = G(x, y) * S(x, y) \quad (14)$$

式(14)中, “*” 表示卷积, $G(x, y)$ 表示高斯核。对于 $i \in \{R, G, B\}$, 3 个通道的反射分量表示为

$$\lg[R_i(x, y)] = \lg[S_i(x, y)] - \lg[G(x, y) * S_i(x, y)] = \lg \left[\frac{S_i(x, y)}{G(x, y) * S_i(x, y)} \right] \quad (15)$$

高斯滤波函数为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right) \quad (16)$$

式(16)中, σ 为尺度参数, σ 太小, 可能会造成局部色彩失真, σ 太大, 可能信息提取不完整。所以本文采取多尺度 Retinex, 中心思想是对单尺度 Retinex 运算后加权线性叠加:

$$\lg[R_i(x, y)] = \sum_{i=1}^N \omega_k \{ \lg[S_i(x, y)] - \lg[G(x, y) * S_i(x, y)] \} \quad (17)$$

式(17)中, ω_k 表示权重系数, N 表示尺度个数, 一般情况下, 尺度选择 3, 尺度值比例为 15 : 80 : 250, 效果最佳。

为解决传统 Retinex 算法出现光晕、边缘模糊的问题, 本文将高斯滤波替换为梯度引导滤波, 新的算法表达式为

$$\lg[R_{CF_i}(x, y)] = \sum_{i=1}^N \omega_k \{ \lg[S_i(x, y)] - \lg[G_f(x, y) * S_i(x, y)] \} \quad (18)$$

式(18)中, $R_{CF_i}(x, y)$ 表示增强图, $G_f(x, y)$ 为梯度引导滤波。

最后将 $\lg [R_{GF_i}(x,y)]$ 量化到像素值范围为 $[0-255]$ 内:

$$R_{GF_i}(x,y) = (G_{\text{Value}} - G_{\text{Min}}) / (G_{\text{Max}} - G_{\text{Min}}) \cdot 255 \quad (19)$$

式(19)中, G_{Value} 表示多尺度 Retinex 输出图像, G_{Max} 表示最大值, G_{Min} 表示最小值。

1.3 非下采样剪切波变换(NSST)

小波变换通常不具备多方向分析和适应性,傅里叶变换(FI)不考虑局部结构信息,快速独立分量变换(FIFT)更专注于特征点的检测和匹配,而不是对整个图像进行多尺度多方向分析。本实验引入 NSST^[25],将图像分解为高频分量和低频分量,低频分量蕴含大量背景和轮廓信息,高频分量包含大量细节和边缘信息。因为改进 Retinex 已经对图像进行细节和边缘的增强,所以为避免细节信息的过度增强,这里只对低频分量采用梯度引导滤波处理,更好地捕捉图像的结构信息,增强对比度。

当维数为 2 时,剪切波变换定义:

$$Q_{cd}(\psi) =$$

$$\{\psi_{m,n,k}(x) = |\det C|^{m/2} \psi(D^n C^m x - k); m, n \in \mathbf{Z}, k \in \mathbf{Z}^2\} \quad (20)$$

式(20)中, $\psi \in G^2(R^2)$, G 为可积空间; m, n, k 分别为尺度参数、方向参数、位移参数; $\det$ 为矩阵的行列式,其中

$$\det(C) = 1; C \text{ 和 } D \text{ 为 } 2 \times 2 \text{ 的可逆矩阵}, D = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

如图 3 所示, NSST 过程是将图像分解成多尺度和多方向两部分。多尺度分解运用非下采样金字塔滤波器(NSP),将原图像分为高频子带和低频子带,对低频子带使用剪切滤波器(SF),将其从伪极坐标系映射到笛卡尔坐标系中,进行方向局部化处理,得到不同方向的子带系数对其进行卷积,对源图像分解 n 次后,得到 1 个低频子带和 n 个大小相同但尺度不同的高频子带,最后通过 NSST 逆变换得到增强图。

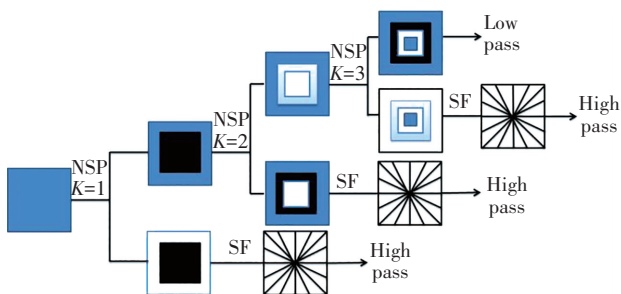


图 3 NSST 分解过程

Fig. 3 NSST decomposition process

经梯度引导滤波增强后的图像表示为

$$L_i = \beta(h_i - Z_i) + Z_i \quad (21)$$

1.4 拉普拉斯金字塔融合

融合的基本思想是对图像构造拉普拉斯金字塔^[26],在不同尺度上对图像进行融合,保留图像的细节并避免产生模糊效果。拉普拉斯金字塔的表示为

$$L_i = G_i - H_{\text{PyrUp}}(J_{\text{PyrDown}}(G_{i+1})) \quad (22)$$

式(22)中, L_i 表示拉普拉斯金字塔, G_i 表示高斯金字塔, H_{PyrUp} 表示上采样, J_{PyrDown} 表示下采样。其中高斯金字塔表示为

$$G_i = \text{Gaussian}(I_{i-1}) \quad (23)$$

最终融合图输出为

$$Q_i = L_i \cdot G_i + (1 - L_i) \cdot G_i \quad (24)$$

具体步骤:分别对两张图像进行下采样,同时采用高斯核模糊卷积生成图像 G_i ,构成高斯金字塔;用 i 层的高斯金字塔减去 $i+1$ 层上采样图得到 L_i ,构造拉普拉斯金字塔;两张图像对应尺度的拉普拉斯金字塔加权平均得到融合的多尺度图 RL_i ;两张图像的高斯金字塔从最底层开始上采样加权平均后与对应尺度的 RL_i 相加得到最终融合图 Q_i 。如图 4 所示。

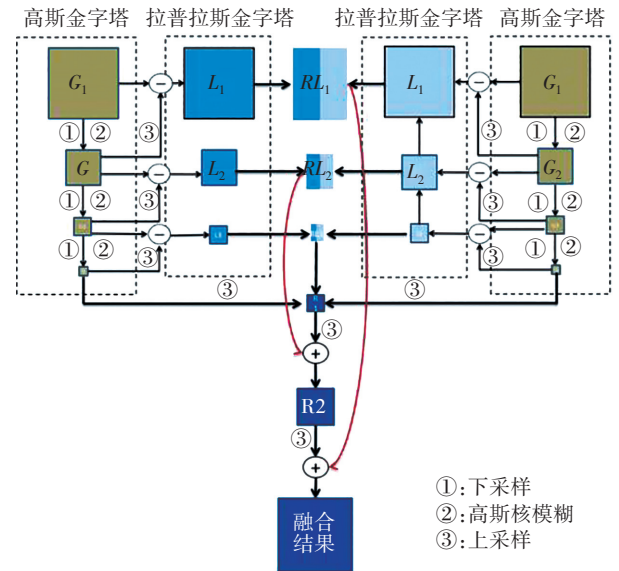


图 4 拉普拉斯金字塔融合原理图

Fig. 4 Principle diagram of Laplacian pyramid fusion

1.5 限制对比度自适应直方图均衡

限制对比度自适应直方图均衡^[27](CLAHE)可以在不同区域内对图像局部限制对比度自适应直方图均衡对比增强,并且可以限制对比的增强程度。第一步定义局部区域,计算每个局部区域的直方图:

$$\Omega_{xy} = \left\{ (i,j) \mid \text{dist}((x,y), (i,j)) \leq \frac{N}{2} \right\} \quad (25)$$

式(25)中, $\text{dist}((x,y),(i,j))$ 表示 (x,y) 到 (i,j) 的欧式距离, N 表示局部区域的尺寸。

第二步计算局部区域的累积分布函数($C_{\Omega_{xy}}$):

$$C_{\Omega_{xy}}(k) = \frac{\sum_{\{(i,j) \in \Omega_{xy}\}} H(I(i,j) < k)}{|\Omega_{xy}|} \quad (26)$$

最后对每个像素均衡化处理:

$$P_{(x,y)} = \frac{L-1}{|\Omega_{xy}|} \cdot C_{\Omega_{xy}}(I(i,j)) \quad (27)$$

式(27)中, L 表示灰度值,通常取 256; $P_{(x,y)}$ 表示均衡化后的图像像素值。最终输出为

$$P = \frac{L-1}{|\Omega_{xy}|} \cdot C_{\Omega_{xy}}(I(i,j)) \quad (28)$$

1.6 本文算法设计

算法步骤如下:

算法:基于改进多尺度 Retinex 和 NSST 的医学图像增强算法

Input: I_i

Do the job

1. $R_{GF_i} \leftarrow \text{Via } E_q \cdot (18), E_q \cdot (19)$

2. $L_i \leftarrow \text{Via } E_q \cdot (9), E_q \cdot (21)$

3. $Q_i \leftarrow \text{Via } E_q \cdot (24)$

Output: Final enhanced result P Via $E_q \cdot (28)$

(1) 将原图通过改进多尺度 Retinex 处理,其中梯度引导滤波取代高斯滤波保留图像边缘和细节信息,得到 R_{GF_i} 。

(2) 利用 NSST,将原图像分解得到高、低频分量,低频分量利用梯度引导滤波处理,提高图像对比度,高频分量不做处理,防止细节过度处理,通过 NSST 逆变换得到 L_i 。

(3) 将 R_{GF_i} 和 L_i 进行拉普拉斯金字塔融合得到 Q_i ,差分 and 上下采样操作能多尺度保留图像信息,最后将融合图利用限制对比度自适应直方图均衡处理,平衡局部对比度和亮度,得到最终增强图 P 。

流程图如图 5 所示。

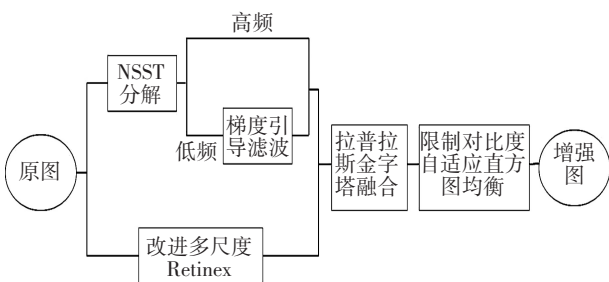


图 5 本实验流程图

Fig. 5 Flow chart of this experiment

1.7 评价指标设计

峰值信噪比(PSNR),用于衡量两张图像之间的差异,基于 MSE(均方误差)定义,给定原始图像 I 和处理后的图像 K ,表示为

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \cdot \ln \left(\frac{R_{\text{MAX}}^2}{R_{\text{MSE}}} \right) = 20 \cdot \ln \left(\frac{R_{\text{MAX}}}{\sqrt{R_{\text{MSE}}}} \right) \quad (29)$$

$$R_{\text{MSE}} = \frac{1}{mn} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (30)$$

式(30)中, m 表示图像宽度; n 表示图像高度; R_{MAX} 表示原图像像素值的最大值,在 8 位灰度图像中取 255; PSNR 值越大图像质量越好,高于 40 dB 表明图像质量极好。

信息熵(Entropy)是评价图像包含信息量的指标,表示为

$$R_{\text{Entropy}} = - \sum_{i=1}^n [p(x_i) \log p(x_i)] \quad (31)$$

式(31)中, $p(x_i)$ 表示取 x_i 的概率;熵越大,表明图像包含信息量越丰富。

PIQE 是基于感知的非参考图像质量评估器,用于衡量图像的感知质量,表示为

$$R_{\text{PIQE}} = \frac{\left(\sum_{k=1}^{N_{\text{SA}}} S_k \right) + C}{N_{\text{SA}} + C} \quad (32)$$

$$S_k = \begin{cases} 1 & \text{if } V_{\text{blk}} > 0 \\ V_{\text{blk}} & \text{if } 0 < V_{\text{blk}} \leq 1 \\ 1 - V_{\text{blk}} & \text{if } V_{\text{blk}} < 0 \end{cases} \quad (33)$$

式(32)中, C 为稳定数值的常数。式(33)中, V_{blk} 为失真参数, N_{SA} 为 spatially active blocks 的总数。PIQE 值越小,图像质量越好。

均值表示图像亮度,图像越亮,数值越大,图像越暗,数值越小,均值并不是越大越好。

$$R_{\text{M}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (34)$$

2 仿真实验与结果分析

2.1 对比实验及结果分析

为了验证本算法对医学图像增强的有效性,借助 MATLAB R2021a 平台进行仿真实验,将图片保存为 png 格式,按 256×256 输入,图像来自网站 <https://medpix.nlm.nih.gov/search?allen=true&allt=true&alli=true&query=lung%20cancer>。

对比实验中,选择传统方法直方图均衡化(HE)、自适应直方图均衡化^[28](AHE)、多尺度 Retinex(MSR)、非下采样剪切波变换(NSST)、拉普拉斯金字塔+二维直方图均衡化(Lap-2DHE)^[29]进行增强效果对比,进行主观和客观评价分析。图像选择血管、肝脏、腹腔、肺部(图 6)。

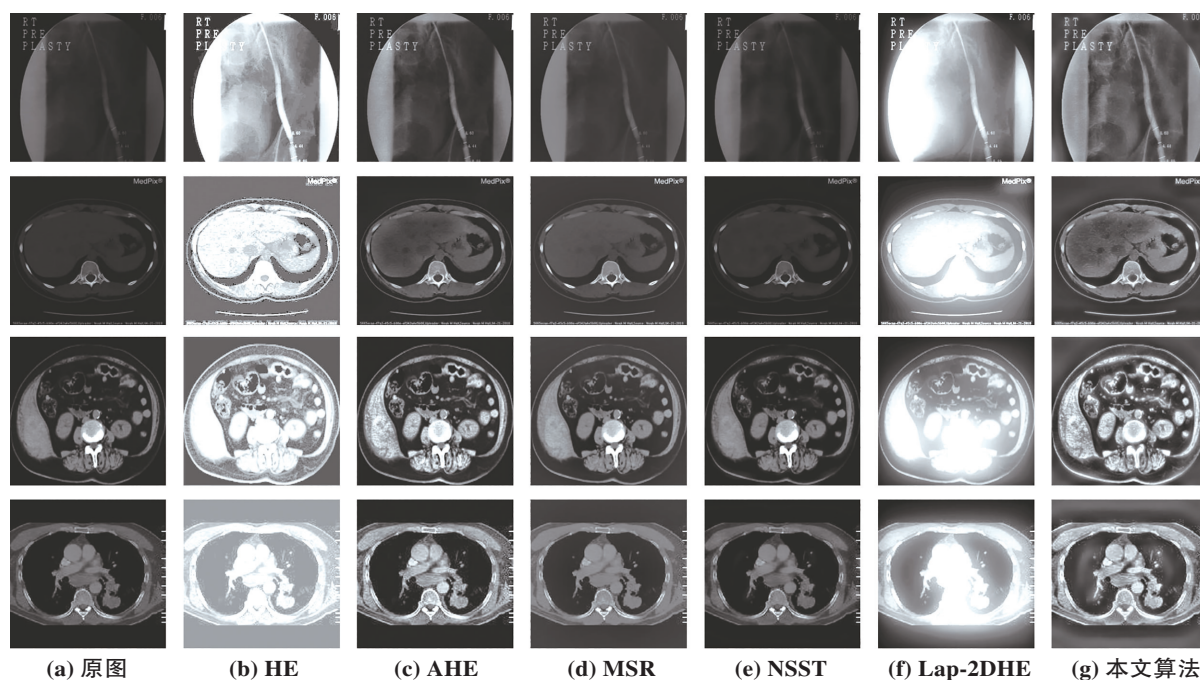


图 6 各方法实验结果

Fig. 6 Experimental results of each method

通过对图 6 的主观观察,可以发现不同图像处理方法在曝光度和图像边缘信息保留方面呈现明显的特征。虽然 HE 和 Lap-2DHE 能够提高图像亮度,但却存在过度增强和图像噪声增加的问题。这两种方法未充分考虑图像的局部结构和特征,导致细节信息丧失,使得图像呈现出不够自然的效果。相反,AHE、MSR、NSST 等方法虽然在提高亮度方面相对保守,但却未能充分保持图像边缘的完整性,从而导致观察结果不够清晰。然而,本文提出的算法在平衡图像的亮度和对比度方面表现出色,同时更好地保留了图像的细节和边缘信息。例如,在图 6(a)中,血管的大小和形状能够清晰地观察到;图 6(b)中,肝脏阴影的对比度显著提升,使肝脏位置更为直观可见;图 6(c)中,腹腔内脏器轮廓清晰可辨;图 6(d)中,肺部小的肺结节区域能够被肉眼找到。

主观观察结果显示本文算法在改善图像对比度和图像边缘信息平衡方面的显著优势,突出显示组织结构,为医学图像的精细观察提供了更可靠和清晰的结果,特别是对一些肿瘤的诊断有帮助。

通过表 1、表 2、表 3、表 4,不同部位不同算法评价指标可以看出:血管、肝脏、腹腔、肺部的 PSNR 值在经本算法处理后都超过 40 dB,表明处理后的图像质量损失很小;血管的 PIQE 值比原图像少 13.81,肝脏的 PIQE 值少 24.38,腹腔的 PIQE 值少 7.03,肺部少 13.54,减少率处于 12.3%~36.1%,进一步证明了经本算法处理后的图像质量更好,并且每个部位的 PIQE 值均小于其他算法,本算法显示最优,能保持图像的高质量;4 个部位的 Entropy 值均高于其他算法,相较于原图

像提升了 29.1%~96.4%,表明图像信息丰富;均值大小反应图像的亮度,对比算法 HE 和 Lap+2DHE 对图像过曝光导致的均值过高,可比性不大,排除这两个算法后,本文算法均高于其他算法,表明经本文算法处理后,图像亮度有很大提高,对比于原图,提高值在 38.69%~52.39%之间。综上所述,说明本文算法在提升图像亮度,保留图像细节,增强清晰度等方面效果较好,有一定优越性。

表 1 血管不同算法评价指标

Table 1 Evaluation indicators of different algorithms for blood vessels

算 法	评价指标			
	R_{PSNR}	$R_{Entropy}$	R_{PIQE}	R_M
Original	—	5.25	54.40	18.21
HE	54.79	4.84	54.63	127.75
AHE	69.23	6.17	49.36	37.17
MSR	76.61	5.69	48.54	33.49
NSST	87.54	5.41	46.19	18.17
Lap-2DHE	54.76	5.93	56.93	127.27
本文	64.23	6.78	40.59	61.50

表 2 肝脏不同算法评价指标

Table 2 Evaluation indicators of different algorithms for the liver

算 法	评价指标			
	R_{PSNR}	$R_{Entropy}$	R_{PIQE}	R_M
Original	—	3.36	67.55	9.84
HE	55.16	3.03	59.29	128.45

续表(表2)

算 法	评价指标			
	R_{PSNR}	R_{Entropy}	R_{PIQE}	R_{M}
AHE	72.84	5.03	57.81	26.08
MSR	79.75	5.11	59.10	33.90
NSST	81.30	3.97	58.93	9.85
Lap-2DHE	54.86	5.57	43.59	127.35
本文	66.79	6.60	43.17	48.53

表 3 腹腔不同算法评价指标
Table 3 Evaluation indicators of different algorithms for abdominal cavity

算 法	评价指标			
	R_{PSNR}	R_{Entropy}	R_{PIQE}	R_{M}
Original	—	5.41	57.30	26.69
HE	57.08	4.49	51.80	133.16
AHE	65.15	6.19	50.32	52.84
MSR	70.08	6.42	55.95	48.85
NSST	74.54	5.16	58.57	26.60
Lap-2DHE	55.35	5.95	44.82	127.61
本文	60.95	7.37	50.23	77.79

表 4 肺部不同算法评价指标
Table 4 Evaluation indicators of different algorithms for lungs

算 法	评价指标			
	R_{PSNR}	R_{Entropy}	R_{PIQE}	R_{M}
Original	—	4.43	54.58	24.40
HE	60.49	3.64	50.70	156.87
AHE	66.29	4.93	52.73	49.53
MSR	74.40	6.22	52.34	49.87
NSST	79.10	4.76	51.93	24.39
Lap-2DHE	56.07	5.97	36.38	127.63
本文	63.17	7.27	41.04	76.79

2.2 消融实验及结果分析

为验证本实验模型各组成模块的有效性和必要性,还需进行消融实验对比学习。将如下 4 个模块:改进 Retinex(记为 GFMSR)模块、本文所提 NSST(记为 GRNSST)模块、两模块拉普拉斯金字塔融合模块(记为 G+N+Lap),以及本文所提方法进行消融实验,并在主观和客观两个方面进行对比分析。图像选择颈椎和盆腔,实验结果如图 7 所示。

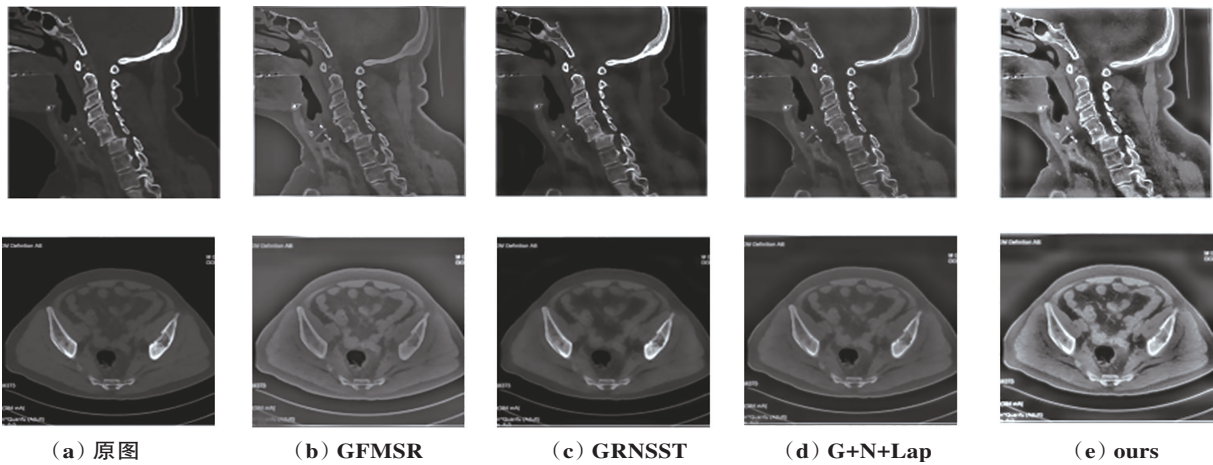


图 7 消融实验结果

Fig. 7 Results of ablation experiments

根据图 7 的主观观察,由于原始图像为低照度图片,GFMSR 算法在保留边缘和细节方面表现出色,但在强烈光照变化的区域可能出现颜色失真。NSST 处理方法通过多尺度和多方向变换提供了更全面的频域分析,这种综合变换能够在不同层面上增强图像信息,有效提升低照度图片的质量,并显著改善图像的清晰度,同时避免颜色失真问题。通过拉普拉斯高斯融合,图像在不同尺度上实现了细节和结构信息的合理整合,从而显著提高了图像的对比度。引入自适应直方图均衡后,整体上增强了图像的亮度,而边缘信息得以完整保留。这使得图像各个部分信息更为直观可见。整体而言,这一图像处理流程综合运用了不同算法,取得了

较好的效果,既提高了图像质量,又强调了边缘和细节的清晰度。

通过表 5 可以看出:各模块处理原图像后的 PSNR 值都高于 40 dm,表明图像质量高,GFMSR 模块处理原图像后 Entropy 增加了 0.59,PIQE 值减少了 8.5,均值提升了 25.94,各指标显示处理均有效;GRNSST 模块处理原图像后 Entropy 增加了 0.56,PIQE 值减少了 2.13,均值提升了 0.38,亮度方面提高太少;G+N+Lap 模块处理原图像后 Entropy 增加了 0.9,已经高于前两个模块单独处理效果,PIQE 值减少了 2.01,考虑融合时细节丢失,均值提升了 14.91,中和了以上两个模块的提升效果;本算法在处理原图像后,Entropy 增加了 2.02,

高于其他模块,表明图像信息保留最丰富,细节处理更好,PIQE 值减少了 14.05,优于其他模块,表明处理后的图像质量最优,均值提升了 44.26,处于合适范围。表 6 盆腔的消融实验也有同样的趋势,只是在 GRNSST 模块和 G+N+Lap 模块处理原图像时的 PIQE 值减少趋势略有不同,前者减少 0.69,后者减少 7.39,而本文算法处理原图像时的 PIQE 值减少 21.52,明显效果更好。综上所述,各模块的有效性和必要性得以验证。

表 5 颈椎消融实验评价指标

Table 5 Evaluation indicators of cervical spine ablation experiments

算 法	评价指标			
	R_{PSNR}	$R_{Entropy}$	R_{PIQE}	R_M
Original	—	5.27	64.60	29.12
GFMSR	67.31	5.86	56.10	55.06
GRNSST	80.08	5.83	62.47	29.50
G+N+Lap	73.08	6.17	66.61	44.03
ours	63.09	7.29	50.55	73.38

表 6 盆腔消融实验评价指标

Table 6 Evaluation indicators of pelvic ablation experiments

算 法	评价指标			
	R_{PSNR}	$R_{Entropy}$	R_{PIQE}	R_M
Original	—	4.39	73.79	28.91
GFMSR	66.40	6.10	64.33	60.34
GRNSST	82.25	5.02	74.48	27.67
G+N+Lap	73.24	6.13	66.40	45.24
ours	63.95	7.20	52.27	71.36

总体而言,无论是从主观还是客观的角度来看,实验结果一致表明:本文提出的图像增强算法在各项评价指标上都取得了良好的效果,能够很好地保留图像的细节及边缘信息,改善图片对比度,提高图像亮度。消融实验的结果也证明了各模块的有效性和必要性。在临床诊断方面,本算法为医生提供了更清晰、更可靠的图像,为临床决策提供了有力的技术支持。

2.3 计算效率分析

在计算效率方面,对 4 个部位的增强处理分别进行 10 次实验,平均时间在 2 s 左右,CT 扫描成像时间在 10~30 s,X 射线的成像大约为几秒钟,由此可见,本算法具有实用性;在算法复杂度方面,本算法只需要处理梯度引导滤波的两个参数,即滤波器的窗口大小和引导滤波器中的参数,用于控制滤波器的平滑程度,比较容易理解和调优。综上所述,本算法可集成于大型医疗器械的软件中,帮助医生看清图像结构,提高诊断效率。

3 结 论

本文提出了基于改进多尺度 Retinex 和 NSST 的医学图像增强算法。算法采用改进多尺度 Retinex 增强图像保留细节和纹理的能力;其次,引入 NSST 变换,提取图像的结构和特征信息,提高图像的对比度;拉普拉斯金字塔有效融合不同增强效果,增强共同特征;最后自适应直方图均衡化平衡局部对比度,优化视觉效果,得到最终增强图。从对比实验和消融实验可以看出:本文算法在主客观评价上优于其他算法,能够有效提高医学图像对比度,边缘信息保留完整,取得了更好的视觉效果和图像质量,验证了各模块的重要性,为后续图像处理和分析提供了便利。本算法可集成于大型医疗器械的软件中,提升医生的诊断效率。未来可将传统方法与深度学习结合进行创新算法研究。

参考文献(References):

- [1] 史韶杰,韩建宁,李大威,等.基于多尺度曝光融合的医学 CT 图像增强方法[J].电子测量技术,2022,45(6):106-111.
SHI Shao-jie, HAN Jian-ning, LI Da-wei, et al. Medical CT image enhancement method based on multi-scale exposure fusion[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(6): 106-111.
- [2] 方雪来,冯象初.基于 Retinex 的亮度-梯度协同引导色调映射算法[J].吉林大学学报(理学版),2023,61(5):1178-1186.
FANG Xue-lai, FENG Xiang-chu. Brightness gradient collaborative guidance tone mapping algorithm based on retinex[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2023, 61(5): 1178-1186.
- [3] 曾志勇,刘光宇,曹禹,等.结合 PCNN 和局部能量的 NSST 域声呐图像融合[J].西北大学学报(自然科学版),2023,53(2):248-255.
ZENG Zhi-yong, LIU Guang-yu, CAO Yu, et al. NSST domain sonar image fusion combining PCNN and local energy[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2023, 53(2): 248-255.
- [4] RAO K, BANSAL M, KAUR G. An effective ct medical image enhancement system based on DT-CWT and adaptable morphology[J]. Circuits Systems and Signal Processing, 2023, 42(2): 1034-1062.
- [5] VIDYASARASWATHI H N, HANUMANTHARAJU M C. Gradient, texture driven based dynamic-histogram equalization for medical image enhancement[J]. International Journal of Biology and Biomedical Engineering, 2021, 15: 303-310.
- [6] REN X, LAI S. Medical image enhancement based on laplace transform, sobel operator and histogram equalization[J]. Academic Journal of Computing Information Science, 2022, 5(6): 48-54.
- [7] KUMAR S, BHANDARI A K, RAJ A, et al. Triple clipped histogram based medical image enhancement using spatial

- frequency[J]. IEEE Transactions on Nanobioscience, 2021, 20(3): 278–286.
- [8] 胡紫琪, 谢凯, 文畅, 等. 生成对抗网络下的低剂量 CT 图像增强[J]. 计算机应用, 2023, 43(1): 280–288.
HU Zi-qi, XIE Kai, WEN Chang, et al. Low-dose CT image enhancement under generative adversarial networks[J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(1): 280–288.
- [9] HE C, LI K, XU G, et al. HQG-Net: Unpaired medical image enhancement with high-quality guidance[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(12): 404–418.
- [10] JIAGG J, CAI J, ZHANG Q, et al. Group theoretic particle swarm optimization for gray-level medical image enhancement[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2023, 20(6): 10479–10494.
- [11] XU G, WANG H, PEDERSEN M, et al. SSP-Net: A Siamese-based structure-preserving generative adversarial network for unpaired medical image enhancement[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2024, 21(4): 681–689.
- [12] RUNDO L, TANGHERLONI A, NOBILE S M, et al. MedGA: A novel evolutionary method for image enhancement in medical imaging systems[J]. Expert Systems With Applications, 2019, 119: 387–399.
- [13] LIANG I, ZHAO K, LIANG G, et al. MAXFormer: Enhanced transformer for medical image segmentation with multi-attention and multi-scale features fusion[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 280: 110987.
- [14] ZHANG S, ZHAO S, AN D, et al. LiteEnhanceNet: A lightweight network for real-time single underwater image enhancement[J]. Expert Systems With Applications, 2024, 240: 122546.
- [15] KAS M, CHAHI A, KAJO I, et al. DLL-GAN: Degradation-level-based learnable adversarial loss for image enhancement[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121666.
- [16] 吴国瑞, 王峰, 周平华, 等. 基于改进生成对抗网络的红外图像增强算法[J]. 半导体光电, 2023, 44(5): 782–787.
WU Guo-rui, WANG Feng, ZHOU Ping-hua, et al. Infrared image enhancement algorithm based on improved generative adversarial network[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(5): 782–787.
- [17] 杨瑞君, 秦晋京, 程燕. 基于生成对抗网络的自然场景低照度增强模型[J]. 计算机工程, 2024, 50(1): 279–288.
YANG Rui-jun, QIN Jin-jing, CHENG Yan. Low-light enhancement model in natural scenes based on generative adversarial networks[J]. Computer Engineering, 2024, 50(1): 279–288.
- [18] 林森, 刘世本. 基于多尺度生成对抗网络的水下图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 306–315.
LIN Sen, LIU Shi-ben. Underwater image enhancement based on multi-scale generative adversarial network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(16): 306–315.
- [19] MA Y, LIU J, LIU Y, et al. Structure and illumination constrained GAN for medical image enhancement[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2021, 40(12): 3955–3967.
- [20] DOGRA A, KUMAR S. Multi-modality medical image fusion based on guided filter and image statistics in multidirectional shearlet transform domain[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2023, 14(9): 191–205.
- [21] LI L, LYU M, MA H, et al. X-ray image enhancement based on adaptive gradient domain guided image filtering[J]. Applied Sciences, 2022, 12(20): 453.
- [22] HUANG T, HUANG J, LI S, et al. A novel dual-fusion algorithm of single image dehazing based on anisotropic diffusion and Gaussian filter[J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2023, 26(1): 54–64.
- [23] LAND E H. The retinex[J]. Scientific American, 1964, 52(2): 247–264.
- [24] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and Retinex theory[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1–11.
- [25] XIE Q, MA L, GUO Z, et al. Infrared and visible image fusion based on NSST and phase consistency adaptive DUAL channel PCNN[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 131: 104659.
- [26] WANG W, WANG G, JIANG Y, et al. Hyperspectral image classification based on weakened laplacian pyramid and guided filtering[J]. International Journal of Remote Sensing, 2023, 44(17): 5397–5419.
- [27] LIU X, NGUYEN C D T. Medical images enhancement by integrating clahe with wavelet transform and non-local means denoising[J]. Academic Journal of Computing & Information Science, 2024, 7(1): 288–301.
- [28] PIZER S M, AMBURN E P, AUSTIN J D, et al. Adaptive histogram equalization and its variations[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 39(3): 355–368.
- [29] 许纪亚, 孙佳宁, 乔双. 基于多尺度二维直方图均衡化的医学图像增强方法[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2020, 52(1): 88–91.
XU Ji-ya, SUN Jia-ning, QIAO Shuang. Medical image enhancement method based on multi-scale two-dimensional histogram equalization[J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition), 2020, 52(1): 88–91.

责任编辑:李翠薇