

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108637

基于多尺度曝光融合的医学CT图像增强方法

史韶杰 韩建宁 李大威 赵欣洒 马瑜涓

(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

摘要: 针对医学CT图像对比度和可见度较低导致不利于人眼观察及后期图像处理的问题,提出一种基于多尺度曝光融合框架的医学CT图像对比度增强算法,对医学CT图像实现增强。首先对原始图像进行拉普拉斯金字塔分解、重构,降低图像噪声对其的干扰,同时对图像细节增强。然后通过曝光合算法计算重构之后的图像的权重估计矩阵、曝光率以及图像的亮度转换函数,以此来对图像进行增强,使用该算法可以在图像对比度增强的同时,也提高了图像的可见度。实验表明,相比其他传统图像增强算法,该方法对图像的增强效果明显更优,对于医学CT图像的增强有着显著的增强效果。

关键词: CT图像;医学图像增强;曝光融合;拉普拉斯金字塔

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Medical CT image enhancement method based on multi-scale exposure fusion

Shi Shaojie Han Jianning Li Dawei Zhao Xinsa Ma Yujuan

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To address the problem that the low contrast and visibility of medical CT images are not conducive to human eye observation and post-processing, this paper proposes a contrast enhancement algorithm for medical CT images based on a multi-scale exposure fusion framework to achieve enhancement of medical CT images. Firstly, the original image is decomposed and reconstructed by Laplace pyramid to reduce the interference of image noise and enhance the image details. The image is then enhanced by calculating the weight estimation matrix, the exposure rate and the brightness conversion function of the reconstructed image using the exposure combination algorithm, which enhances the image contrast and improves the image visibility at the same time. Experiments show that the method is significantly better than other traditional image enhancement algorithms and has a significant enhancement effect on medical CT images.

Keywords: CT image; medical image enhancement; exposure fusion; pyramid of Laplace

0 引言

CT成像是现代医院最重要的成像方式之一,在医学诊断中具有很重要的意义。但医学CT图像目标区域和背景之间对比度低,较暗的区域占据了很窄的灰度范围,识别细微特征变得困难且容易区分不清,不利于观察者识别。因此,医学CT图像的图像增强研究一直是医学解译、图像处理及模式识别等领域中的研究热点问题^[1]。图像增强的基本原理就是增强图像的对比度和包含的信息,使其更加适合特定的应用,医学CT图像增强则是使得病灶区域的边缘检测得到增强,使图像更易被人或计算机分析。

医学图像处理有着不同的算法,总体分为空间域和变

换域,空间域直接对图像进行处理,变换域还需频域转换典型的就是傅里叶变换等方法^[2-4]。近年来,随着图像增强技术的飞速发展,出现了许多新的方法,比如直方图均衡化、Retinex模型、CLAHE算法、深度学习方法等,这些方法都具有各自的优缺点。

许纪亚^[5]提出的基于多尺度二维直方图均衡化的医学图像增强方法,该方法可以有效地解决原有的二维直方图均衡化中存在的细节丢失问题,而且该方法同时存在在边界处不清晰、比较模糊的问题。Lal等^[6]提出的自然彩色图像对比度增强的自动方法,该方法主要对低照度图像进行增强,主要分为两步,首先对Y分量进行自适应直方图均衡化,对颜色控件中的亮度分量采用S形函数归一化,第2

收稿日期:2021-12-21

阶段对第1阶段输出的图像进行颜色对比度自动增强,对NASA彩色图像等自然彩色图像上进行了测试,具有很好的视觉增强效果。Hassan等^[7]提出得基于Retinex的改进水下图像增强算法,该算法主要分为3个阶段,首先使用CLAHE算法对水下的图像进行处理,然后再利用Retinex对图像进行增强,来弥补CLAHE算法对图像增强时候造成得颜色失真,最后利用双边滤波算法对图像进行降噪,但是该算法会造成图像一定的边缘失真,对医学CT图像并不能有效适用。

此外,由于曝光融合算法对于低照度图像的增强效果十分良好,近年来,许多研究者采用曝光融合算法对于低照度图像进行增强处理。刘婷婷等^[8]提出的面向低照度图像增强的双曝光融合处理算法针对现有图像增强方法引入的对比度过度增强和欠增强的问题,利用计算得到的权重,加入双曝光结构到曝光融合算法中弥补曝光区域不足的区域。但是此类算法虽然在效率上得到了提升,但是在图像增强的过程中亮度失真明显,并不利于图像的增强操作。文献[9]提出的基于直图和伽玛校正的调整曝光的多曝光图像合成技术,主要是在曝光融合的基础上加入了伽马校正,可以修改输入影响的曝光值,但是同时得依照输入图像得彩度特征因素。

当今社会由于科学技术的发展进步,深度学习逐渐进入我们的视野,同时许多研究人员也将其应用到医学CT图像增强的领域中来,但是深度学习网络想要追求较高的图像增强效果,需要布置相对复杂的网络来进行训练,这对硬件的要求也很高,因此在节约成本上并不能起到很好的效果。Xia等^[10]致力于对低剂量CT图像增强,该算法利用了深度学习中的残差网络,建立了低分辨率和高分辨率之间的关系,减少了保真项的影响。Kinoshita等^[11]提出的基于深度学习和恒定色调平面的色调校正图像增强方法,该方法主要依靠深度学习来进行色相失真的抑制,尝试利用色相校正来进行图像增强,进行性能增强,该方法不仅校正了色相,同时也保证了图像增强的性能,但是该方法对基于深度学习产生的色相失真只能起到抑制作用,还是存在一定的失真现象。文献[12-15]提出的基于深度学习的微光条件下图像增强算法,主要是利用全卷积神经网络(FCN)的变体U-Net来作为卷积层来设计网络结构,可以很好的对弱光图像进行去噪,对比度增强。然而,上述算法需要迭代优化的过程,因此计算量过大,同时在弱光图像降噪时会出现色彩失真。

综上,在进行图像增强的领域有许多优秀的算法,其中包括传统OpenCV算法和深度学习算法,这些算法各有利弊,其中传统算法中依旧存在边界模糊、失真明显、色彩失真等缺点,深度学习则是提高的图像的增强成本,导致图像增强的过程中需要优良硬件的辅助,同时还会出现一定的色彩失真。本文提出的基于多尺度曝光融合算法,加入了图像预处理,在曝光融合算法增强之前进行拉普拉斯金字

塔分解与重构,大大改善了传统算法直方图均衡化中的边缘模糊、噪点过多问题和Retinex、CLAHE中的过曝、失真明显问题,因此在提高了图像清晰度的同时,对实际临床的诊断更加有帮助,更加具有实际意义。

1 拉普拉斯金字塔原理

拉普拉斯金字塔和高斯金字塔有着密切的关系,上采样得到的图像和上一层的图像大小相同,得到的每一层图像相差即为拉普拉斯金字塔。重构即为金字塔从上而下递推,将图像的细节进行提升。

2 曝光融合算法原理

在医学CT图像中存在着许多欠曝光低照度图像,使得在医生诊断的过程很难看清病灶区域,为医学诊断提高了难度,因为在传统相机拍照的过程中,会存在过曝的现象,为了使得图像整体曝光良好,通常将这些图像进行一下融合,本文中得这一算法应用到医学CT图像的增强,曝光融合公式^[16]为:

$$R^c = \sum_{i=1}^N W_i P_i^c \quad (1)$$

式中: N 是图像的数量, P_i 是曝光集合中的第 i 个图像, W_i 是曝光集合中第 i 个图像的权重图, c 是RGB三通道的索引, R 是增强之后的结果,同时,在进行曝光融合的过程中权重是不同的,权重比较大的曝光比较好,权重比较小的曝光效果较差。因为算法中需要权重标准化,所以将权重归一化处理 $\sum_{i=1}^N W_i = 1$ 。

同时,在进行算法增强的时候需要找到不同曝光度的图片之间的联系,因此需要亮度转换函数来将几幅图像联系起来,给定曝光率 k_i 和亮度转换函数 g ,可以在 P 集合中找到对应的第 i 个图像,即:

$$P = g(P, k_i) \quad (2)$$

本文通过对上述公式进行简化,降低了计算的复杂度,简化后定义为:

$$R_c = W * P^c + (1 - W) * g(P^c, k) \quad (3)$$

增强问题可分为3个部分: W 、 g 、 k 三个参数的估计。

2.1 权重矩阵估计

权重是曝光融合算法的过程中最终要的一步,其中权重的目的是增强曝光率不足的区域,保留曝光良好区域的对比度。通过对改变权重来改变不同区域的像素,计算完权重后,权重根据曝光区域的效果匹配,权重的计算公式为:

$$W = T^\mu \quad (4)$$

式中:参数 T 是场景光照图,参数 μ 是为了调解强度。

本文三通道中亮度分量最大值作为光照估计时的初始值,则:

$$\hat{T}(x) \leftarrow \max_{c \in \{R, G, B\}} P_c(x) \quad (5)$$

在解决场景光照图 T 时,本文采取了如下优化公式^[17]:

$$\min_r \|\hat{T} - T\|_2^2 + \mu \|\mathbf{M} \cdot \nabla T\|_1 \quad (6)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 和 $\|\cdot\|_1$ 分别是范数, ∇ 为一阶微分滤波器,其包含了水平梯度 $\nabla_h T$ 和垂直梯度 $\nabla_v T$, μ 为常数, \mathbf{M} 为权重矩阵。方程第 1 项为初始映射 \hat{T} 和优化之后的 T 之间的保真度,第 2 项为图像处理时滑处理。

2.2 相机响应模型

如下为相机响应模型^[18],公式为:

$$g(P, k) = \beta P^\gamma = e^{b(1-k^a)} P^{(k^a)} \quad (7)$$

其中, β 和 γ 是该模型的两个参数,可以通过 a 、 b 和曝光率 k 计算得到。

2.3 确定曝光率

在这一部分中,因为本文主要处理低照度欠曝光图像,因此要对图像进行过滤,滤除掉图像中曝光良好的像素,保留低照度像素:

$$Q = \{P(x)T(x) < 0.5\} \quad (8)$$

Q 中包含了过滤后图像中的低照度像素,因为在不同的曝光下,因此图像在亮度分量上面存在着差异,但是不同亮度分量的像素颜色基本相同,因此在估计曝光率 k 时只考虑亮度分量,因此需要取 RGB 三通道的平均值即可:

$$B = \sqrt[3]{Q_r \cdot Q_g \cdot Q_b} \quad (9)$$

其中, Q_r 、 Q_g 和 Q_b 分别是输入图像的 RGB 三通道中红、绿、蓝 3 个通道。因为它们文献模型中参数 β 相同,则:

$$B' = \sqrt[3]{Q'_r \cdot Q'_g \cdot Q'_b} = \sqrt[3]{(\beta Q_r^\gamma) \cdot (\beta Q_g^\gamma) \cdot (\beta Q_b^\gamma)} = \beta (\sqrt[3]{Q_r \cdot Q_g \cdot Q_b})^\gamma = \beta B^\gamma \quad (10)$$

最优的 k 应该是信息内容最丰富的,因此用图像的熵来得到:

$$\hat{k} = \arg \max_k H(g(B, k)) \quad (11)$$

3 基于多尺度曝光融合增强算法

3.1 算法流程

1)对原始图像进行拉普拉斯金字塔分解,对图像进行初步的重构,去除图像的部分噪点,提取图像的细节。

2)通过曝光融合算法计算重构之后的图像的权重估计矩阵,曝光率以及图像的亮度转换函数,对图像进行增强。

3.2 拉普拉斯金字塔图像重构

本文首先使用拉普拉斯金字塔对图像进行分解、重构,主要目的是为了对图像进行预处理,去除噪点,多尺度曝光融合算法流程,如图 1 所示。

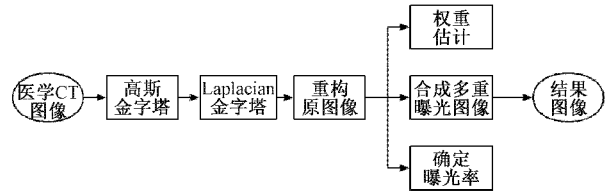


图 1 算法流程

3.3 曝光融合算法图像增强

在进行曝光融合图像增强算法的研究时,发现原始曝光融合算法在增强效果上并不是很显著,尤其针对医学 CT 图像,大部分医学 CT 图像在对比度较低的同时还存在着许多噪点且细节不能有效提取,因此在此基础上对曝光融合图像增强算法进行改进,在对图像增强之前对图像进行预处理,改进时分别加入了双边滤波、中值滤波、高斯滤波^[19-21]以及本文中提到的拉普拉斯金字塔分解重构算法,可以显著地提高图像的增强效果,避免图像噪声对其的影响。本文针对相关医学图像数据集,并通过 Python 编程语言和 pycharm 软件对 3 个人体部位的医学 CT 图像进行增强实验,增强效果明显的结果图,如图 2 所示。

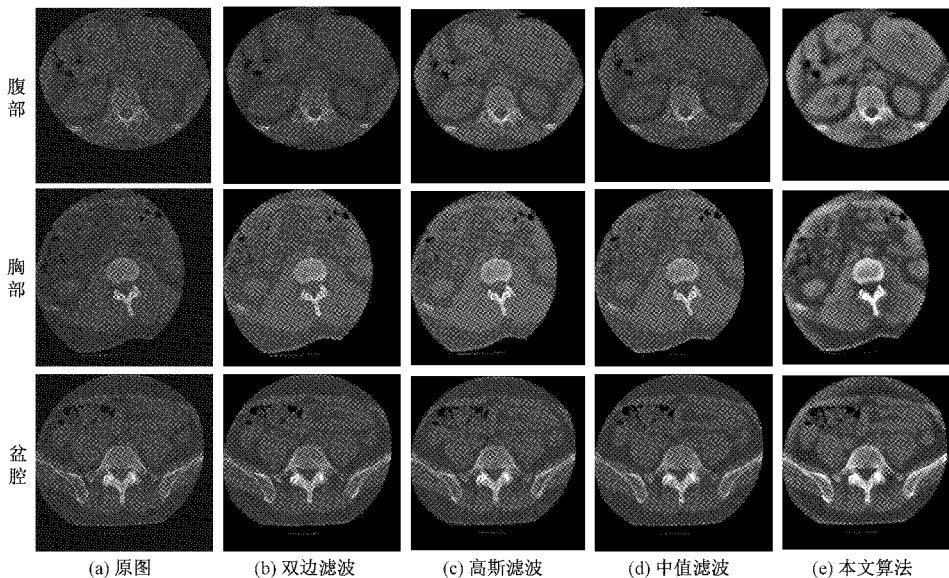


图 2 不同滤波算法结合曝光融合算法分别对腹部、胸部和盆腔的医学 CT 图像增强

3.4 与其他算法对比

同时改进后的多尺度曝光融合算法对于医学图像的增强对比其他算法还有着显著的效果,可以很好地增强CT图像,使其更加清晰。对比其他算法会使CT图像细节

丢失,边缘模糊,同时还会产生过曝,整张图片亮度过高的问题,使得图像更加的不清晰,增强效果不好。通过MATLAB软件对大量医学CT图像进行增强实验后,效果明显的图像,如图3所示。

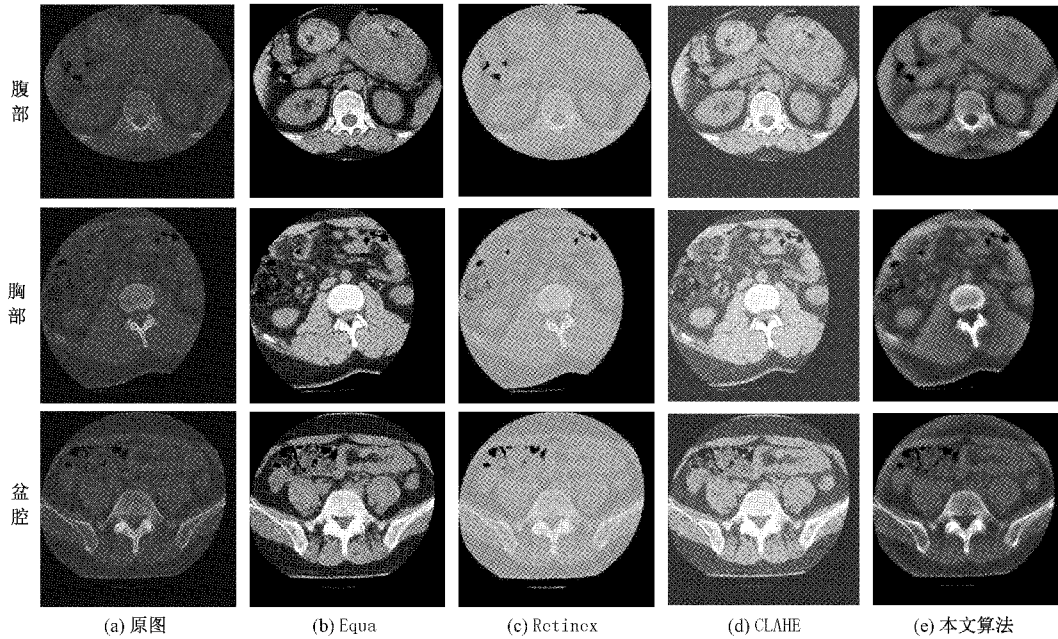


图3 不同图像增强算法增强对比本文算法对腹部、胸部和盆腔的医学CT图像增强

4 评估参数与评估结果

4.1 平均梯度(AVG)

平均梯度反映的是图像的细节部分,计算公式为:

$$\bar{G} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\left(\frac{\partial f_{i,j}}{\partial x_i} \right)^2 + \left(\frac{\partial f_{i,j}}{\partial y_j} \right)^2 \right) / 2 \quad (12)$$

式中: m, n 为图像的宽高, $f(i, j)$ 为图像像素 (i, j) 的灰度值,平均梯度越大图像的质量就越好,增强效果越好。

4.2 Roberts函数

Roberts函数将对角方向的像素灰度值做差,函数最终数值越大,增强之后的效果就越好,计算公式为:

$$F = \sum_x \sum_y [f(x+1, y+1) - f(x, y)]^2 + [f(x+1, y) - f(x, y+1)]^2 \quad (13)$$

4.3 信息熵

信息熵即为图像的自信息,即为一个图像中包含的信息含量,数学期望就是平均自信息量,计算公式如下:

$$H(X) = E \left[\log \frac{1}{p(a_i)} \right] = - \sum_{i=1}^n p(a_i) \log p(a_i) \quad (14)$$

因为对于特定的图像信息,信息熵是唯一的,熵会根据图像的统计特性改变,信息熵用 H 表示,其单位是bit,信息熵计算数值越大,图像包含的信息就越丰富,计算公式如下:

$$H = \sum_{i=0}^{255} p_i \log p_i \quad (15)$$

4.4 方差

均方也就是误差平方和,再取平均数,均方差有时候被等同于方差:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{bmodel,i})^2 \quad (16)$$

4.5 PIQE

PIQE是无参考图像质量评价, v_{blk} 是失真参数,利用 v_{blk} 来估计出失真 D_{sk} :

$$D_{sk} = \begin{cases} 1 \\ v_{blk} \\ (1 - v_{blk}) \end{cases} \quad (17)$$

整张图片的质量分数:

$$PIQE = \frac{\sum_{k=1}^{N_{SA}} D_{sk} + C_1}{N_{SA} + C_1} \quad (18)$$

其中, C_1 是为了数值稳定的常数, N_{SA} 是spatially active blocks的总数,图像越清晰,PIQE参数就越小。

4.6 PSNR

给定一个 $m \times n$ 的图像 I 和含噪图像 K ,均方误差为:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (19)$$

PSNR的定义为:

$$PSNR = 10 \cdot \lg\left(\frac{MAX_i^2}{MSE}\right) \quad (20)$$

4.7 评价结果

在曝光融合框架算法的基础上分别对其加入了高斯滤波、双边滤波、中值滤波以及本文提到的拉普拉斯重构算法,对 3 个部位的医学 CT 图像进行增强,通过 MATLAB 软件以及 psycharm 软件对各种评价指标计算并参考,可以看出本文算法对于医学 CT 图像的增强有着显著的效果,如表 1~3 所示。

表 1 胸部 CT 增强图像评价指标

所加 算法	AVG	Roberts 函数	信息熵	均方 方差	PIQE
高斯滤波	0.98	3.365	4.732 0	3.932 0	48.697
双边滤波	1.14	3.646	4.600 0	3.569 7	18.241 2
中值滤波	1.10	3.643	4.514 4	3.695 0	25.609
本文算法	1.91	6.134	5.208 4	4.133 7	3.860

表 2 腹部 CT 增强图像评价指标

所加 算法	AVG	Roberts 函数	信息熵	均方 方差	PIQE
高斯滤波	0.92	2.837	4.307 0	2.522 1	17.567
双边滤波	0.96	3.120	4.300 2	2.738 4	26.369
中值滤波	0.85	2.881	4.539 6	3.295 0	50.702
本文算法	1.80	5.709	5.069 0	4.464 8	2.996

表 3 盆腔 CT 增强图像评价指标

所加 算法	AVG	Roberts 函数	信息熵	均方 方差	PIQE
高斯滤波	1.46	4.794	4.982 1	2.846 4	11.309
双边滤波	1.29	4.363	4.914 5	2.959 9	27.773
中值滤波	1.08	3.764	5.085 8	3.003 3	56.942
本文算法	2.30	7.570	5.444 2	3.688 1	4.518

通过对比本文算法与直方图均衡化算法、Retinex 传统算法以及 CLAHE 算法,同时评价指标加入了信噪比来对比图像的噪声含量以及是否含有较多有效信息,通过对这 3 个评价指标的计算可以看出,基于多尺度曝光融合算法对于医学图像的增强相对其他 3 种算法有着更好的效果,如表 4~6 所示。

表 4 不同增强算法增强盆腔 CT 图像评价指标

对比算法	PSNR	信息熵	PIQE
直方图均衡化	11.358 0	4.929 6	23.298
Retinex 算法	7.944 6	4.760 1	10.570
CLAHE 算法	7.901 6	4.901 6	22.966
本文算法	15.511 3	5.444 2	4.518

表 5 不同增强算法增强胸部 CT 图像评价指标

对比算法	PSNR	信息熵	PIQE
直方图均衡化	11.138 0	4.471 8	22.735
Retinex 算法	8.233 3	4.351 5	10.473
CLAHE 算法	7.037 8	4.465 4	23.090
本文算法	14.224 4	5.208 4	3.860

表 6 不同增强算法增强腹部 CT 图像评价指标

对比算法	PSNR	信息熵	PIQE
直方图均衡化	11.227 7	4.330 5	27.207
Retinex 算法	8.310 6	4.314 9	11.589
CLAHE 算法	7.033 8	4.314 9	26.676
本文算法	13.780 2	5.069 0	2.996

5 结 论

针对医学 CT 图像对比度比较低这个问题,现有的许多图像增强技术存在一些问题,比如边缘失真、色彩失真、过曝、对输入图像有要求等问题,因此本文提出了一种基于多尺度曝光融合的医学 CT 图像增强算法,通过将低照度原始医学 CT 图像先进行拉普拉斯金字塔重构,对其进行预处理,对比其他滤波算法更加有效地去除 CT 图像中的噪点,提升图片的质量,然后使用曝光融合算法增强图片。实验结果表明,与其他传统图像增强算法对比,该算法可以有效地提高图片的质量,不存在过曝、边缘失真等现象,为后续图像的处理提供了很好的算法。

参考文献

- [1] YANG W, WANG W, HUANG H, et al. Sparse gradient regularized deep retinex network for robust low-light image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:2072-2086.
- [2] LI C, TANG S, YAN J, et al. Low-light image enhancement based on quasi-symmetric correction functions by fusion[J]. Symmetry, 2020, 12(9):1561.
- [3] QI Y, YANG Z, SUN W, et al. A comprehensive overview of image enhancement techniques [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2021:1-25.
- [4] 牟海维,段朝辉,韩建,等. 基于多视小波变换融合的医学 CT 图像增强方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(9): 122-127.
- [5] 许纪亚. 多尺度二维直方图均衡化算法在医学图像增强中的应用研究[D]. 长春:东北师范大学, 2017.
- [6] LAL S, NARASIMHADHAN A V, KUMAR R. Automatic method for contrast enhancement of natural color images[J]. Journal of Electrical Engineering and Technology, 2015, 10(3):1233-1243.

- [7] HASSAN N, ULLAH S, BHATTI N, et al. The retinex based improved underwater image enhancement[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(2):1839-1857.
- [8] 刘婷婷,张玉金,熊士婷. 面向低照度图像增强的双曝光融合处理算法[J]. *电子科技*, 2021, 34(6):34-39.
- [9] IMJAE, PARK, DEAJUN, et al. Modified exposure fusion with improved exposure adjustment using histogram and gamma correction [J]. *Journal of Broadcast Engineering*, 2017, 22(3):327-338.
- [10] XIA K, ZHOU Q, JIANG Y, et al. Deep residual neural network based image enhancement algorithm for low dose CT images[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021.
- [11] KINOSHITA Y, KIYA H. Hue-correction scheme based on constant-hue plane for deep-learning-based color-image enhancement[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 9540-9550.
- [12] 翁子寒. 基于深度学习的微光条件下图像增强算法[J]. *微型电脑应用*, 2021, 37(10):118-121.
- [13] SHUKLA A K, PANDEY R K, YADAV S. Adaptive fractional masks and super resolution based approach for image enhancement [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020(3):30213-30236.
- [14] SAGHEER S, GEORGE S N. A review on medical image denoising algorithms [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 61:102036.
- [15] WANG W, WU X, YUAN X, et al. An experiment-based review of low-light image enhancement methods [J]. *IEEE Access*, 2020.
- [16] YING Z, GE L, REN Y, et al. A new image contrast enhancement algorithm using exposure fusion framework[C]. *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*. Springer, Cham, 2017:36-46.
- [17] GUO X. LIME: A method for low-light image enhancement[J]. *the 2016 ACM*, 2016:87-91.
- [18] YING Z, GE L, REN Y, et al. A new low-light image enhancement algorithm using camera response model [C]. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, IEEE Computer Society, 2017:3015-3022.
- [19] 净亮,邵党国,相艳,等. 基于支持向量机的自适应均值滤波超声图像降噪[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(3):1-8.
- [20] 于宁波,刘嘉男,高丽,等. 基于深度学习的膝关节MR图像自动分割方法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(6): 140-149.
- [21] 杨志秀,韩建宁,于本知,等. 一种改进的DeepLab V3+的医学图像分割方法[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(9):18-23.

作者简介

史韶杰,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理、计算机视觉与图像处理。

E-mail:ssjhustler@163.com

韩建宁(通信作者),教授,硕士研究生导师,博士生合作导师,主要研究方向为医学图像处理、信号处理技术、计算机视觉与图像处理等领域。

E-mail:hanjn46@nuc.edu.cn

李大威,副教授,主要研究方向为医学图像处理、模式识别、机器学习等。

E-mail:1257643169@qq.com

赵欣洒,博士研究生,主要研究方向为医学图像处理、信号处理技术等。

E-mail:84163883@qq.com

马瑜涓,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理、信息与信号处理等。

E-mail:1257643169@qq.com