

## 医学图像增强方法综述

上官泓廷<sup>1</sup>, 刘玉红<sup>1,2</sup>

1. 成都医学院生物医学工程教研室, 四川 成都 610500; 2. 电子科技大学生命科学与技术学院, 四川 成都 610054

**【摘要】**医学图像增强的目的是通过图像增强的方法得到优化的医学图像,以帮助医生从图像中获得更多细节信息,进一步做出更加客观的诊断及制定更全面的治疗方案,在一定程度上可提高临床诊断的准确性。本文首先归纳总结当前应用较为广泛的医学图像增强处理技术,包括传统的图像增强方法、改进的图像增强方法、融合的图像增强方法以及深度学习方法,然后对这些方法的原理、优缺点加以分析和总结。最后指出无论是传统方法还是现代图像增强方法,都应在最大限度保留其优势的情况下进行融合,取长补短,注重简单化和时效性,使提高图像的视觉质量同时更具有实用性。

**【关键词】**图像处理; 医学图像增强; 直方图均衡化; Retinex理论; 深度学习; 综述

**【中图分类号】**R318; TP751

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)04-0410-06

### A review of medical image enhancement methods

SHANGGUAN Hongting<sup>1</sup>, LIU Yuhong<sup>1,2</sup>

1. Department of Biomedical Engineering, Chengdu Medical College, Chengdu 610500, China; 2. School of Life Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China

**Abstract:** The purpose of medical image enhancement methods is to obtain the optimized medical images through image enhancement, thereby helping to obtain more detailed information from the images, further making more objective diagnosis and formulating more comprehensive treatment plants, which will improve the accuracy of clinical diagnosis to a certain extent. After introducing the widely used medical image enhancement methods, including traditional image enhancement methods, improved image enhancement methods, combined image enhancement methods and deep learning methods, their principle, advantages and disadvantages are analyzed and summarized. Finally, it is pointed out that image enhancement methods should be combined while retaining their advantages and emphasizing simplification and efficiency to effectively improve the image quality and enhance the applicability.

**Keywords:** image processing; medical image enhancement; histogram equalization; Retinex theory; deep learning; review

### 前言

现代计算机处理技术的发展旨在帮助从业人员更加高效率地应对各种工作,其中图像处理技术早已渗透到医学领域并广泛应用于临床诊断中。在此背景下,医生对患者病情的诊断不再停留在望闻问

切的视诊和触诊阶段,而是通过对医学图像进行处理,从而辅助医生多方面地对患者的病情进行判断及治疗,这使得临床诊断的准确率在一定程度上有明显的提高<sup>[1-2]</sup>。传统的图像处理技术所得到的病灶图像需要医生对其进行主观评价和判定,然而图像的获取常常受到各种不确定因素的影响:光照不均匀或者成像过程中复杂环境的干扰等,使得获取的图像质量不高,而低质量的医学图像会影响医护人员对病变区域的判断,从而增大诊断的难度。因此,在医学图像处理方面,图像增强技术的应用和发展显得尤为重要,对所获得的原始图像进行一系列的图像增强处理,使医生可以获得高质量的图像以及详细的图像细节信息。因此,医学图像增强处理技术的发展为临床诊断、预后评估、治疗和病因讨论提供重要意义。

**【收稿日期】**2022-11-23

**【基金项目】**国家自然科学基金(82001906);四川省自然科学基金(21YYJC0406);教育部重点实验室项目(202112FKY00069);国家级创新创业训练计划项目(S202013705039)

**【作者简介】**上官泓廷,研究方向:医学图像处理,E-mail: 1135071647@qq.com

## 1 传统医学图像增强处理方法原理及优缺点

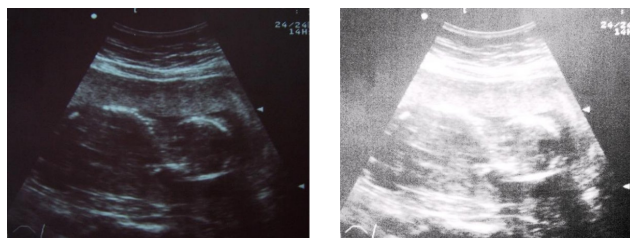
### 1.1 直方图

在图像增强处理中,会应用到直方图进行处理,常见的有彩色直方图、灰度直方图等。图像的灰度直方图表示数字图像中各个灰度级与其自身频率之间的关系,通过灰度直方图可以直观地表示出图像中各个灰度级的比例,能够描述出特定图像像素的分布情况。目前,在图像处理中最普遍的方法分为直方图均衡化(HE)、自适应直方图均衡化(AHE)和受限直方图均衡化(CLAHE)。

**1.1.1 HE** HE算法是改善空域图像最常用方法之一,其本质是利用给定图像的直方图分布,使其成为使用累积分布函数法的均匀分布直方图,进一步提高图像对比度和突出细节<sup>[3]</sup>。HE适用于整体偏暗或偏亮的图像,同时也具有算法简单、计算速度较快等优点。然而传统的HE存在一些缺点,它是一种全局的处理方法,对处理的数据不会进行自主选择,同时也无法顾及到局部细节,从而导致局部细节的丢失,经过处理的图像效果不理想<sup>[4]</sup>。

**1.1.2 AHE** 传统的HE方法主要对整体的图像进行处理而无法进行特定部分处理。由此AHE被提出,AHE是一种处理计算机图像的方法,用于优化图像的局部对比度<sup>[5]</sup>。与HE不同,AHE主要通过计算图像的局部直方图并多次重新分配和重新组织目标区域的亮度和灰度值来实现,以达到提高目标图像对比度的目的。因此,即便是比大多数图像更暗或者更亮的区域,AHE也可以增强图像的局部细节;但如果选取的参数值过大,图像可能会出现褪色,或噪声被放大的问题,从而影响图像的增强效果<sup>[6]</sup>。

在文献[7]实验中,为防止斑点噪声对图像分析的影响,对图像进行HE变换后(图1),由于妊娠B超提取的是真彩色图像,即RGB图像,于是实验开始时先对提取的图像进行灰度转化,使其变为灰度图像。实验结果表明,采用HE处理后的B超图像与原图像相比,其整体对比度提高,且胎儿的位置特征点更加突出,保护并突出了边缘细节。但由于处理过程中所使用的是离散化灰度等级,很难实现图像的完全平坦均匀,为此,实验对直方图函数进行处理:首先取不同的自适应参量 $k$ ,分别进行 $k=0.3, k=0.6, k=0.9, k=1.2$ 的AHE变换(图2)。增强图像的实验表明,通过控制 $k$ 值参数的自适应性,可以自由转换图像平衡的灰度面积以达到平衡,从而补偿目标图像的灰度。实验表明,在医学图像增强中,AHE算法在临床诊断领域,特别是妊娠超声图像增强处理方面有显著的增强作用<sup>[7]</sup>。



a:妊娠超声原图

b:妊娠超声HE图像

图1 妊娠超声原图及对应的HE图像

Figure 1 True original ultrasound image of pregnancy and its enhancement image by histogram equalization

**1.1.3 CLAHE** 为了改善AHE过度增强导致噪声过大的问题,研究人员基于AHE对限制目标区域的对比度进行改进,提出对比度受限的CLAHE以达到提高图像对比度,同时避免图像噪声过度增强的目的<sup>[8]</sup>。但CLAHE对于图像处理时的细节处理效果不理想,表现为部分图像的特征瑕疵在处理过程中消失或使得彩色图像失真。这对医生识别病灶图像以及做出诊断造成较大的影响。文献[9]使用CLAHE对甲状腺旁腺亢进部分的超声图像进行识别,在结果图中可以看出所需的重要组织丢失了一部分,出现了因对比度过大而产生的细节丢失问题。

### 1.2 伽马变换

伽马变换属于传统图像增强方法中的一种,它通过调节变化参量 $\gamma$ 和 $c$ 从而控制图像的整体亮度<sup>[10]</sup>。伽马变换常应用于图像的校正,对于一些对比度较低且整体亮度过高的图像增强效果尤其明显。目前,大部分研究和实验表明,伽马变换对增强图像对比度有积极效果,但一些低照度图像过饱和或者欠饱和等因素会使得伽马变换对图像的校正作用有消极作用<sup>[11-12]</sup>。文献[9]使用伽马变换对甲状腺旁腺亢进部分进行识别(图3),结果表明伽马变换后得到的图像与原始图像相比,增强效果并不明显。文献[9]提出一种混合“ $\gamma$ -CLAHE”的改进算法,此方法融合了伽马变换和CLAHE增强算法,可以对指定感兴趣的区域进行增强。图3和表1结果表明,该算法增强后图像的对比度和视觉感受都大大提高,在提高图像清晰度的同时保护了部分细节,没有导致细节信息过度丢失,并且突出局部病灶,即甲状腺旁腺亢进部分。 $\gamma$ -CLAHE方法可在甲状腺的临床诊断中起辅助作用,以提高临床诊断质量。

### 1.3 Retinex变换

1963年, Land和McCann共同提出Retinex理论<sup>[13-14]</sup>,该理论主要阐述物体的视觉色彩取决于环境光照和物体界面对入射光的反射能力这两个因素;物体的视觉色彩不受非均匀光照的影响,具有统一



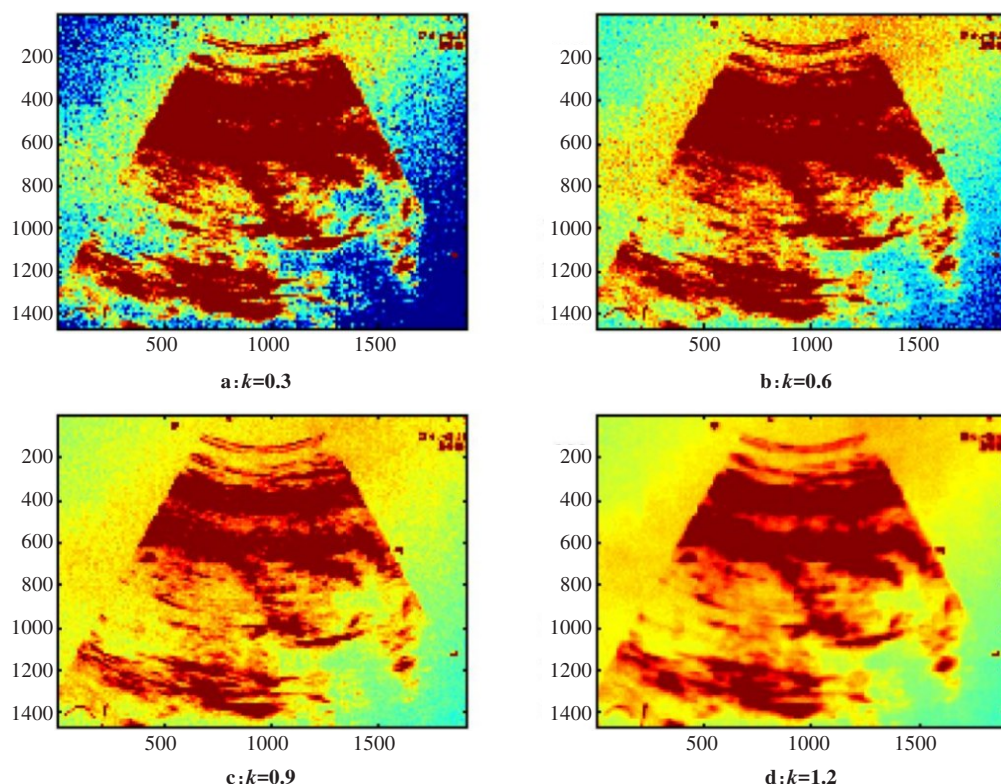


图2 AHE处理的图像

Figure 2 Images processed with adaptive histogram equalization

性。而基于Retinex理论的图像增强方法其核心是通过估计并滤除原始图像的入射分量,消除光照不均的影响,分解出保留了物质自身原始信息的反射分量,从而实现图像的增强<sup>[15]</sup>。

为提高医学图像的视觉质量,文献[16]通过对传统的基于Retinex方法对眼底图像进行实验,得到增强的Retinex眼底图像(图4),图像在边缘保持和细节优化方面表现较为突出,对冗杂的眼底血管细节和病灶细节的处理也有积极作用;但在实验过程中眼底图像的颜色失真严重,并且需运算的数据量较大,运行速度较为缓慢,有耗时的缺陷。

## 2 现代医学图像增强处理方法的研究现状

医学图像数据与自然领域图像不同,医学图像数据存在许多问题:如特征不明显、分类效果差<sup>[17]</sup>、不同来源之间的样本分布较广、数据库缺乏有效的训练,图像信息量大、关注面积小,给医学影像工作带来许多困难,同时使得该领域的发展方向呈现出多样化,且对图像分析技术的要求也变得越来越严格<sup>[18]</sup>。

### 2.1 深度学习方法

医学图像分析是图像处理技术和生物医学工程交叉相结合的分支,传统的机器学习算法在处理2D医学图像时可大致分为图像预处理、图像识别和图

像特征提取3个部分,并且需要手动提取医学图像特征,从而导致识别精度较低。而深度学习方法则是基于大量的数据库采用各类网络结构自动提取并进行图像特征分类,使得识别准确率大幅提高<sup>[19-20]</sup>。2017年,Kin等<sup>[21]</sup>对低光网络(LLNet网络)的相关问题进行研究,实验结果显示,可将LLNet网络应用于处理低照度医学图像。这一想法的提出在实际意义上拉开了深度学习模型在医学图像增强处理方面的序幕。与此同时,蒋涛<sup>[22]</sup>整合了传统图像特征融合技术,在此基础上利用卷积稀疏编码与图像增强方式结合自动学习和提取结节特征的研究,并编写了一套针对CT腹腔肿大淋巴结检测的自动识别算法,以便更大程度提高结节分类的精度。2018年,Song等<sup>[23]</sup>对多任务级联CNN框架图像增强的相关问题进行研究,研究结果显示该方法可用来检测甲状腺超声图像的信息,同时实现对甲状腺结节的自动检测与识别,使得甲状腺结节的检测准确率高达98.2%。Lqbal等<sup>[24]</sup>提出利用MI-GAN网络图像增强方法生成视网膜图像,并对其进行监督 and 分类。2019年,Abhishck等<sup>[25]</sup>研究了基于GAN网络增强原始皮肤癌ISIC2017数据集,并通过分割掩码来训练Mask2Lesion模型,使得模型在分割测试中准确率提高5.17%。2022年,廖仕敏等<sup>[26]</sup>在CycleGAN的基础上提出一种改进的低剂量CT图像增强网络,该网络

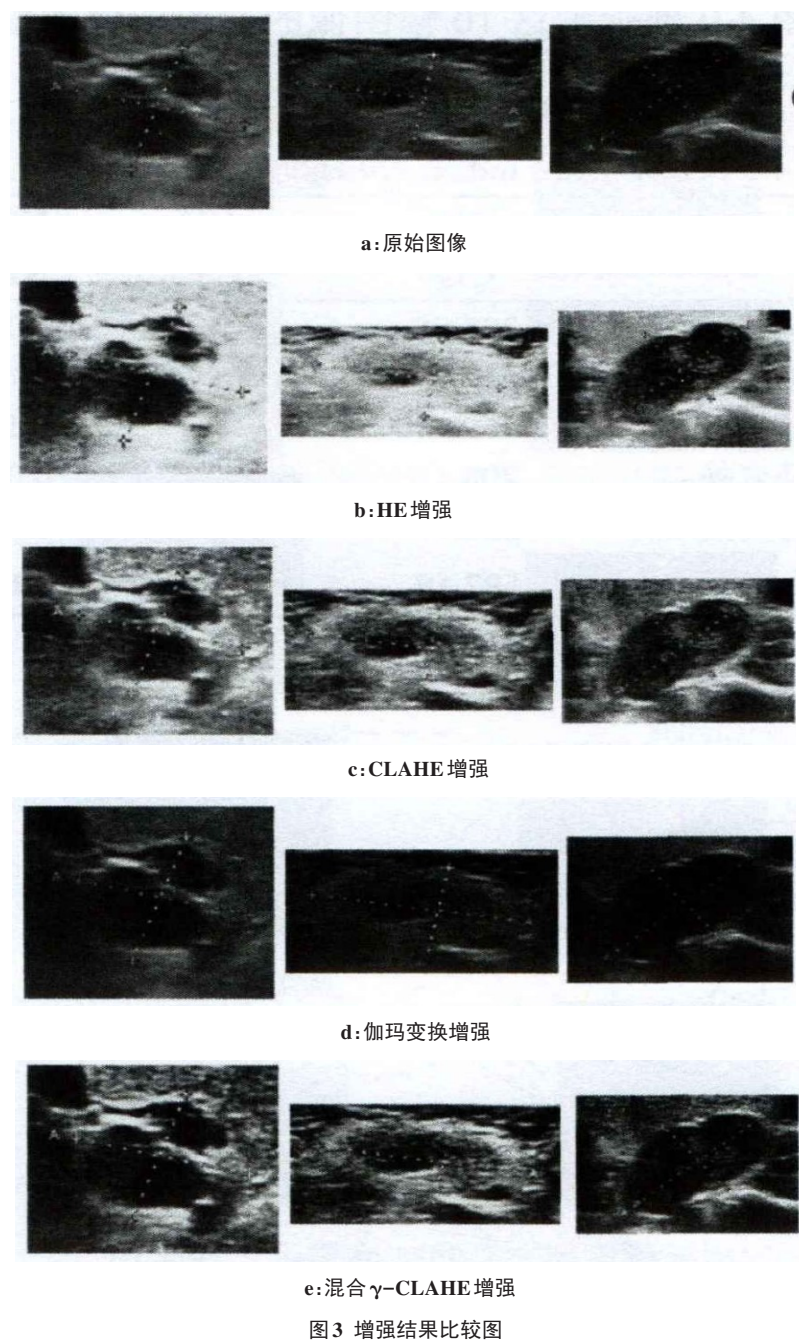
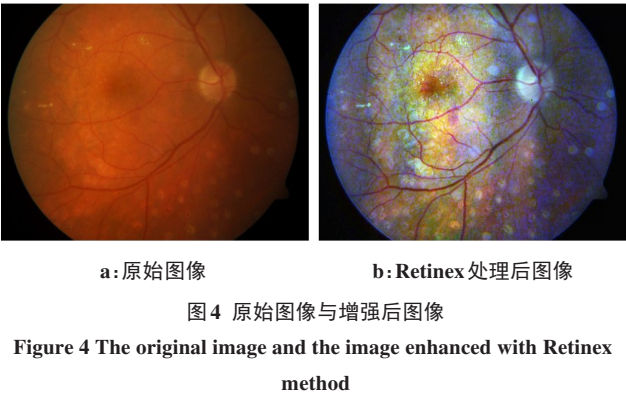


Figure 3 Comparison of enhancement results

表 1 增强算法评价指标			
Table 1 Evaluation indicators for enhancement methods			
算法	对比度	边缘强度	图像清晰度
原始图像	206.08	48.13	0.086 9
HE	611.78	58.61	0.122 3
CLAHE	469.21	102.72	0.117 3
伽马变换	208.10	48.98	0.090 6
混合 $\gamma$ -CLAHE	697.19	111.05	0.141 0

通过在生成器前增加浅层特征预处理模块,提升CT图像特征的提取能力,进一步实现图像增强。该方法舍弃了传统图像增强算法,转而对提取图像算法



进行改进,不仅在图像增强中取得突破,使得图像在结构细节的保持,噪声和伪影抑制方面得到改善。



王冬玥<sup>[27]</sup>基于CNN的U-Net模型与HRNet相结合,开发一种可保有增强图片高分辨率的深度学习模型,并通过对健康患者和眼底疾病患者的OCT图像研究实验,证明该方法在增强OCT图像质量方面明显优于传统的图像增强技术。

## 2.2 传统方法的改进

2017年,邹滨<sup>[28]</sup>基于Retinex理论进行融合研究,提出一种将Contourlet(轮廓波)变换与基于引导滤波的MSRCR(即带色彩恢复的多尺度Retinex)算法相结合的图像增强方法。该方法优化了传统Retinex的局限性,具有边缘保持、迭代速度快、成像清晰、抑制噪声的作用,进而为实际的生产和应用提供参考价值。2018年,刘玉红等<sup>[15]</sup>提出一种基于Retinex理论的眼底彩色图像增强方法,实验数据表明,该算法在保护图像色彩、优化血管对比度、改善图像细节等方面比其他图像处理方法具有更好的效果,客观评级指标表明该方法比现有的眼底图像增强方法具有颜色保真的优势。Zotin<sup>[29]</sup>提出一种基于HSV颜色模型的多尺度Retinex图像快速增强算法,该算法利用HSV模型的V分量的线性颜色相关性得到类似于HSV模型中使用非线性处理的结果,同时仅在低频区域使用小波变换,缩短了处理时间,同时提高彩色图像质量。2019年,钟峰<sup>[30]</sup>研究了混合模型的全局直方图均衡算法与最大熵模型的双直方图均衡算法的优劣性,在此基础上提出改进算法,该算法优化了传统直方图均衡算法,在细节保持方面的处理且视频的实时增强中具有非常高的实用价值。Xia等<sup>[31]</sup>提出一种基于小波变换的改进算法,该方法采用改进的伽马校正对低频分量的图像进行处理,通过模糊对比度增强的方法对图像进行重构,从而实现图像的增强。

2020年,邱岳<sup>[32]</sup>针对CT、OCT等医学图像普遍存在的对比度较低、噪声等干扰信息较多等问题,提出一种基于FCM和剪切波变换的选择性Retinex增强方法,可对医学图像进行增强处理,并通过实验证明与直方图均衡化等增强方法相比,该方法能够得到对比度更高且噪声更小的增强图像。2021年,Lqbal等<sup>[33]</sup>在融合核磁共振和CT技术的基础上提出一种利用离散小波变换,把不同模态的原图像分解为不同尺度的分量,将计算得到的不同权重值与原图像相结合,得到所需的融合图像作为输出,从而实现增强图像的目的。

综上所述,传统的图像处理技术大多只能实现单一的图像处理功能,如提取图像的原始信息、提高图像对比度、亮度等,其劣势也较为明显,如不能保留细节或在增强过程中容易过度放大噪声等,不能

满足现代图像处理的需求。在此基础上,基于传统算法的各种融合算法被提出,融合算法更注重保留其优势的情况下进行融合,各自取长补短,并且注重简单化和时效性,因此各融合算法也更多地运用在医学图像处理领域,特别是在图像细节和去噪处理中,图像的视觉质量明显提高,同时也更加具有实用性。

## 3 总结与展望

本文归纳总结了近年来各种图像增强方法在医学图像处理领域的应用,结合实际的应用对这些方法进行多维度描述,分析各增强方法的优劣,对各类算法的结果进行评价。结果分析可以看出,医学图像增强处理作为医学影像领域的重要预处理,不仅大大提高了临床诊断的准确性和可行性,而且增强技术的发展对模糊病情的分类识别率也有所改善,而相关从业人员也更清晰明确地规划未来图像处理技术在医学中所发挥的作用,提出的方法也更具有目的性。但是增强技术作为预处理方法还有待提高,比如如何更好地与后续的医学图像的分类、鉴定和分割相结合是需要解决的问题。目前融合的算法工作量普遍较大,运算时间相对较长,且专业性较强,不太适用于普适操作,希望能在平衡效果与运算的基础上,降低其复杂化程度,使其能更加适应非专业人员操作。

综上所述,随着计算机技术和现代医疗技术的蓬勃发展,医学行业越来越重视图像理论技术,科技的飞速发展使人们对图像处理方法提出更高的要求,医学图像处理对现代医学技术的推动作用,不仅仅依靠某一专业领域人员的努力,更需要相关领域的研究人员加强交流合作,共同实现对现代医学技术的推进与发展。

## 【参考文献】

- [1] 杨璐珍. 医学图像增强处理方法的研究与实现[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2011.  
Yang LZ. Research and implementation of medical image enhancement processing method[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2011.
- [2] 张威. 数字图像增强的研究及其实现[D]. 荆州: 长江大学, 2014.  
Zhang W. Research and implementation of digital image enhancement [D]. Jingzhou: Yangtze University, 2014.
- [3] Jain AK. Fundamentals of digital image processing[J]. GVGIP, 1989, 46(3): 400.
- [4] 葛万凯, 赵世海, 范雨佳. 基于对比度受限直方图均衡化和非锐化掩模的织物表面瑕疵图像增强算法[J]. 毛纺科技, 2021, 49(12): 68-74.  
Ge WK, Zhao SH, Fan YJ. Image enhancement algorithm for fabric surface defects based on contrast-limited histogram equalization and non-sharpening mask[J]. Wool Spinning Science and Technology, 2021, 49(12): 68-74.
- [5] Stephen MP, Oizer E, Philip AJ, et al. Adaptive histogram equalization and its variations[J]. CVGIP, 1987, 39(3): 355-368.

- [6] 王超, 孙玉娇, 徐世瑶, 等. 自适应直方图均衡化图像增强算法研究[J]. 长江大学学报(自科版), 2018, 15(1): 55-59.  
Wang C, Sun YJ, Xu SY, et al. Research on adaptive histogram equalization image enhancement algorithm[J]. Journal of Yangtze University, 2018, 15(1): 55-59.
- [7] 毛本清, 金小梅. 自适应直方图均衡化算法在图像增强处理的应用[J]. 河北北方学院学报(自然科学版), 2010, 26(5): 64-68.  
Mao BQ, Jing XM. Application of adaptive histogram equalization algorithm in image enhancement processing[J]. Journal of Hebei North University, 2010, 26(5): 64-68.
- [8] Ali MR. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. J Signal Process, 2004, 38(1): 35-44.
- [9] 郑睿之. 甲状腺腺先进自动检测与图像增强方法研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2020.  
Zheng RZ. Research on automatic detection and image enhancement methods of hyperparathyroidism[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2020.
- [10] 杨先凤, 李小兰, 贵红军. 改进的自适应伽马变换图像增强算法仿真[J]. 计算机仿真, 2020, 37(5): 241-245.  
Yang XF, Li XL, Gui HJ. Simulation of improved adaptive gamma transform image enhancement algorithm[J]. Computer Simulation, 2020, 37(5): 241-245.
- [11] 刘志成, 王殿伟, 刘颖, 等. 基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法[J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(2): 191-196.  
Liu ZC, Wang DW, Liu Y, et al. Adaptive correction algorithm for lighting uneven images based on two-dimensional gamma function[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(2): 191-196.
- [12] 李俊山, 李旭辉. 数字图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.  
Li JS, Li XH. Digital image processing [M]. Beijing: Qinghua University Press, 2013.
- [13] Land EH. The retinex[J]. Am Sci, 1964, 52(2): 247.
- [14] Land EH, McCann JJ. Lightness and retinex theory[J]. J Opt Soc Am, 1971, 61(1): 1-11.
- [15] 刘玉红, 颜红梅. 基于Retinex理论的眼底彩色图像增强算法[J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(3): 257-265.  
Liu YH, Yan HM. Fundus color image enhancement algorithm based on Retinex theory[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2018, 37(3): 257-265.
- [16] 曹莉, 许玉龙. 基于多尺度Retinex的医学CT图像增强算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(6): 113-116.  
Cao L, Xu YL. Medical CT image enhancement algorithm based on multiscale Retinex[J]. Computer Simulation, 2021, 38(6): 113-116.
- [17] 张琦, 张荣梅, 陈彬. 基于深度学习的医疗影像识别技术研究综述[J]. 河北省科学院学报, 2020, 37(3): 1-8.  
Zhang Q, Zhang RM, Chen B. A review of medical image recognition technology based on deep learning[J]. Journal of Hebei Academy of Sciences, 2020, 37(3): 1-8.
- [18] 陈弘扬, 高敬阳, 赵地, 等. 深度学习与生物医学图像分析2020年综述[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(3): 475-486.  
Chen HY, Gao JY, Zhao D, et al. 2020 review of deep learning and biomedical image analysis Chinese[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(3): 475-486.
- [19] Yoshida H, Doi K, Nishikawa RM. Automated detection of clustered microcalcifications in digital mammograms using wavelet processing techniques[C]//International Society for Optics and Photonics. 1994: 868-886.
- [20] Yu SN, Huang YK. Detection of microcalcifications in digital mammograms using combined model-based and statistical textural features[J]. Expert Syst Appl, 2010, 37(7): 5461-5469.
- [21] Kin GL, Adedotun A, Soumik S. LLNet: a deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement[J]. Pattern Recogn, 2017, 61: 650-662.
- [22] 蒋涛. 深度学习在医学图像分析中的应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.  
Jiang T. Application of deep learning in medical image analysis[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.
- [23] Song W, Li S, Liu J, et al. Multitask cascade convolution neural networks for automatic thyroid nodule detection and recognition[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2019, 23(3): 1215-1224.
- [24] Lqbal T, Ali H. Generative adversarial network for medical images[J]. J Med Syst, 2018, 42(11): 229-231.
- [25] Abhishck K, Hamarneh G. Mask2Lesion: mask-constrained adversarial skin lesion image synthesis[J]. CoRR, 2019, abs/1906.05845: 71-80.
- [26] 廖仕敏, 刘仰川, 朱叶晨, 等. 一种基于CycleGAN改进的低剂量CT图像增强网络[J]. 图学学报, 2022, 43(4): 15-30.  
Liao SM, Liu YC, Zhu YC, et al. An improved low-dose CT image enhancement network based on CycleGAN[J]. Journal of Graphics, 2022, 43(4): 15-30.
- [27] 王冬玥. 基于深度学习的图像增强技术在相干光断层扫描中的应用与评估[D]. 北京: 北京协和医学院, 2021.  
Wang DY. Application and evaluation of image enhancement technology based on deep learning in optical coherence Tomography [D]. Beijing: Peking Union Medical College, 2021.
- [28] 邹滨. 基于改进Retinex图像增强算法研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2017.  
Zou B. Research on improved Retinex image enhancement algorithm [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2017.
- [29] Zotin A. Fast algorithm of image enhancement based on multi-scale Retinex[J]. Procedia Comput Sci, 2018, 131: 6-14.
- [30] 钟峥. 改进直方图均衡算法的研究与实现[D]. 泉州: 华侨大学, 2019.  
Zhong Z. Research and implementation of improved histogram equalization algorithm[D]. Quanzhou: Huaqiao University, 2019.
- [31] Xia KJ, Wang JQ, Cai J. A novel medical image enhancement algorithm based on improvement correction strategy in wavelet transform domain[J]. Clust Comput, 2019, 22(5): 69-77.
- [32] 邱岳. 医学图像的选择性全变分滤波和Retinex增强方法的研究[D]. 天津: 天津大学, 2020.  
Qiu Y. Selective total variational filtering of medical images and Retinex enhancement methods[D]. Tianjin: Tianjin University, 2020.
- [33] Lqbal MM, Riaz MM, Iltaf N, et al. Shift-invariant discrete wavelet transform-based sparse fusion of medical images [J]. Signal Image Video Process, 2021: 1-9.

(编辑: 陈丽霞)