CN 51-1346/O4 ISSN 1003-501X (印刷版) ISSN 2094-4019 (网络版)



一种多层线性融合的内窥镜图像增强算法

王双园,姚志远,张玉荣,薛怀琦,何耿生

引用本文:

王双园,姚志远,张玉荣,等. 一种多层线性融合的内窥镜图像增强算法[J]. 光电工程,2024,**51**(6): 240063. Wang S Y, Yao Z Y, Zhang Y R, et al. A multilayer linear fusion algorithm for endoscopic image enhancement[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, **51**(6): 240063.

https://doi.org/10.12086/oee.2024.240063

收稿日期: 2024-03-18; 修改日期: 2024-05-30; 录用日期: 2024-05-31

相关论文

Optical scanning endoscope via a single multimode optical fiber Guangxing Wu, Runze Zhu, Yanqing Lu, Minghui Hong, Fei Xu *Opto-Electronic Science* 2024, **3**(3): 230041 doi: 10.29026/oes.2024.230041

Speckle structured illumination endoscopy with enhanced resolution at wide field of view and depth of field

Elizabeth Abraham, Junxiao Zhou, Zhaowei Liu Opto-Electronic Advances 2023, **6**(7): 220163 doi: 10.29026/oea.2023.220163

多颜色空间的内窥镜图像血管增强方法 王强,陶沛,袁波,王立强 **光电工程 2020, 47(1): 190268** doi: 10.12086/oee.2020.190268

更多相关论文见光电期刊集群网站





Website

http://cn.oejournal.org/oee

DOI: 10.12086/oee.2024.240063

一种多层线性融合的内窥镜 图像增强算法

王双园^{1*},姚志远¹,张玉荣¹,薛怀琦¹,何耿生² ¹上海理工大学机械工程学院,上海 200093; ²南方电网能源发展研究院有限责任公司,广东广州 510530



摘要:针对内窥镜图像中因光照不充分、不均匀而造成的细节模糊问题,提出了一种用于人体上消化道内窥镜图像对 比度和亮度增强的算法。通过对自适应伽马校正亮度增强算法和有限对比度自适应直方图均衡化算法改进并进行线性 融合。通过对输入图像分别进行亮度增强和对比度增强处理,最终得到线性融合增强图像。将提出的算法应用于开源 数据集中的上消化道胃部组织图像,并与现有算法进行了对比,采用峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM)和自 然图像质量评价 (NIQE) 作为图像评价指标。实验结果表明,所提出的图像增强算法与现有算法相比,提高了图像质 量,为医疗诊断提供更多的细节信息。

关键词:内窥镜图像增强;多层线性融合;亮度增强;对比度增强
 中图分类号:TP391.41
 文献标志码:A

王双园,姚志远,张玉荣,等. 一种多层线性融合的内窥镜图像增强算法 [J]. 光电工程,2024,**51**(6): 240063 Wang S Y, Yao Z Y, Zhang Y R, et al. A multilayer linear fusion algorithm for endoscopic image enhancement[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, **51**(6): 240063

A multilayer linear fusion algorithm for endoscopic image enhancement

Wang Shuangyuan^{1*}, Yao Zhiyuan¹, Zhang Yurong¹, Xue Huaiqi¹, He Gengsheng²

¹School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; ²China Southern Power Grid Energy Development Research Institute Co.,Ltd., Guangzhou, Guangdong 510530, China

Abstract: An image contrast and brightness enhancement algorithm for human upper gastrointestinal endoscopy is proposed to address the problem of blurring of details such as insufficient and uneven illumination in endoscopic images. The algorithm improves and weighted fusion of the adaptive gamma-corrected luminance enhancement algorithm and contrast-limited adaptive histogram equalization algorithm. The input images are processed separately and the final weighted fused enhanced image is obtained. The proposed algorithm is applied to the partial images of the upper gastrointestinal tract in the open access dataset and compared with the existing algorithms for algorithm effect testing experiments, using peak signal-to-noise ratio (PSNR), structural similarity (SSIM), and natural image quality evaluator (NIQE) as the image evaluation metrics. The experimental results show that the proposed algorithm enhances the image with higher quality than other algorithms, which significantly improves the image quality and provides a good basis for image detection.

收稿日期: 2024-03-18; 修回日期: 2024-05-30; 录用日期: 2024-05-31 基金项目: 海洋智能装备与系统教育部重点实验室开放基金资助项目 (MIES-2020-05) *通信作者: 王双园, sywang@usst.edu.cn 版权所有©2024 中国科学院光电技术研究所 Keywords: endoscopic image enhancement; multilayer linear fusion; luminance enhancement; contrast enhancement

1 引 言

医用内窥镜^[1] 是一种用于辅助医疗诊断的专业成 像仪器,它通过患者身上的自然腔道或者微创型切口 进入人体,获得人体内部器官的组织形态图像。专业 人员可以通过这些图像对患者的病情进行准确的诊断, 因此图像质量的好坏直接影响到对病情的判断。此外, 在机器人辅助微创手术 (MIS) 中^[2],内窥镜也发挥着 重要的作用。然而,由于受到人体内组织结构的限制, 内窥镜下不同部位的光照强度和均匀度难以保持一致, 造成内窥镜图像中产生过曝光和阴影等问题,对于内 部细微组织和轻度病变的显示效果不够清晰,容易导 致检测人员误诊和漏诊,给患者的诊断和治疗带来更 多困难。图像增强技术的出现解决了"看不清"和"看 不准"的问题,提高了内窥镜图像的质量,帮助医护 人员更加准确有效地判断病情,为患者的治疗提供了 更多的帮助。近年来,基于内窥镜超高清图像的增强 处理技术和图像增强算法^[3]成为了研究热点。例如, 奥林巴斯公司^[4]开发的窄带成像内窥镜系统 (NBI), 利用特定波长的滤光片将红绿蓝三种颜色组合来改变 波段使之变窄,再根据波段的不同穿透深度来显示出 血管。Okuhata 等^[5] 提出了一种基于 Retinex 的图像增 强算法,对估计的亮度进行伽马校正来增强图像的对 比度。Xia 等⁶将内窥镜图像中光线充足的区域保留 下来,使用伽马校正提高光线不足区和有损区亮度, 但是这种方法可能会导致亮度过饱和。直方图均衡 化(HE) 通过改变图像的动态像素范围,使其大致均 匀分布来实现对比度增强。有限对比度自适应直方图 均衡化^[7](CLAHE)在此基础上增加了对比度自适应限 制来提升图像对比度。其次, 伽马校正^[8](GC) 也是像 素域中常用的对比度增强方法,适用于处理不同亮度 的图像,但需要手动设置适当的伽玛值。随后,Cao 等提出了改进自适应伽马校正亮度对比度增强 (AGCWD)^[9]算法,通过加权分布函数来精调统计直 方图以减少不良影响的发生。刘光辉等[10]提出了一 种并行混合注意力的渐进融合图像增强方法,改善了 低照度图像的细节信息丢失问题。Fan 等^[11]使用了一 种改进的麻雀搜索算法来提升磁共振 (MR) 图像对比 度。An 等^[12]提出了一种基于 Retinex 理论的内窥镜 图像增强网络 (EIEN),对内窥镜图像中进行亮度和 对比度增强。徐胜军等^[13]提出了一种双频域特征聚 合图像增强网络,提升了低照度图像的细节纹理可见 度。但在本文研究的复杂的胃部环境中,传统的深度 学习方法难以获得足够有效的内窥镜图像。因此,传 统的深度学习方法^[14]并不是最适合本文应用场景的 方法。针对上消化道胃部组织内窥镜图像亮度和对比 度增强问题,本文提出了一种将伽马校正的亮度增强 算法与 CLAHE 算法多层线性融合,以实现图像的亮 度与对比度增强,从而提高内窥镜图像的亮度和对比 度。鉴于内窥镜图像常受畸变噪声等影响,引入多层 线性融合的方法,实现了内窥镜图像的亮度与对比度 增强,解决了原始图像模糊的问题。

本文算法的主要过程:使用改进伽马校正亮度增 强算法提升内窥镜图像亮度;使用改进 CLAHE 算法 提升图像对比度;结合亮度增强算法与改进 CLAHE 算法的优势进行内窥镜图像增强。

本文主要的创新点:1)采用基于 Retinex 理论的 自适应伽马校正进行内窥镜图像亮度增强;2)改进 CLAHE 算法的限制阈值以提升内窥镜图像对比度; 3)引入多层线性融合策略将两种方法结合,实现细节 丰富的内窥镜图像增强。

2 内窥镜图像增强算法

2.1 自适应伽马校正亮度增强算法

Retinex 理论^[15],又称视网膜皮层理论。物体的 颜色是由物体对长波 (红色)、中波 (绿色) 和短波 (蓝 色) 光线的反射能力决定的,而不是由反射光强度的 绝对值决定的。物体的色彩不受光照非均匀性的影响, 具有一致性。它的理论假设原始图像信号 *S* 等于携带 图像细节信息的目标物体的反射分量 *R* 和环境光的照 射分量 *L* 的乘积:

$$S(x,y) = R(x,y) * L(x,y)$$
. (1)

鉴于以 Retinex 理论为基本形式进行实际图像问题处理较为繁琐,因此在一般图像处理中常常将图像转换至对数域,使得乘积关系转换为和的关系。在这种基础上,进一步对图像进行处理。

其中: *ϵ* 是一个很小的正值 (如 1e-6),用于防止对数 函数在像素值为零时未定义问题。

对内窥镜图像进行亮度增强,先从原始的图像信 号 *S* 中提取并估计出来入射光照度 *L*,然后基于 Retinex 理论公式,就可以得到物体自身的反射光信 号 *R*,处理反射光信号 *R* 来提高图像质量,达到亮度 增强的目的,从而完成图像增强任务。

伽马校正又被称为幂律变化,由幂指数函数 定义:

$$V_{\rm out} = V_{\rm in}^{\gamma} \,, \tag{3}$$

其中: V_{out} 表示输出图像的灰度值, V_{in}则表示输入图像的灰度值, y 为 y 函数的幂指数系数。

伽马校正通过调节 y 函数的幂指数系数,改变图像的灰度值,使它能够呈现在最合适的范围内,从而 达到改变内窥镜图像对比度和亮度的目的。

2.2 有限对比度自适应直方图均衡化算法

CLAHE 算法是由 HE 算法转化来的,直方图均 衡化通过调整灰度空间中像素点的直方图,从而增强 图像的对比度。然而,这种方法可能引发较严重的噪 声问题。为了克服这一问题,CLAHE 算法对 HE 算 法进行了改进,以在提升对比度的同时有效抑制噪声。 该算法在多种应用场景中表现出良好的性能。在内窥 镜图像中,普遍存在光照不均匀、清晰度低等问题, 因此为了有效辅助医疗诊断,必须改善图像质量以提 升图像清晰度。

3 多层线性融合内窥镜图像增强算法

本文提出了一种将亮度增强后的图像和改进 CLAHE 所得的图像结合相应的权重来进行线性融合 的图像增强算法。第一层亮度增强算法是将输入图像 进行色彩空间的转换,由 RGB 转换为 HSV,其中 V 为亮度分量,利用改进后伽马校正对亮度分量 V 进 行处理,使图像的亮度增强,对处理后的图像进行动 态拉伸来使图像的对比度处于均匀的合适位置。将处 理完的图像从 HSV 空间转换到 RGB 空间,根据 R、 G、B 三个分量来计算饱和性权重 W_{strl},并将 RGB 图 像转换到 LAB 色彩空间来计算显著性权重 W_{stcl}。第 二层 CLAHE 算法进行改进 CLAHE 处理,先对输入 的 RGB 图像进行颜色判断,通常情况下内窥镜图像 中颜色占比小的通道为蓝、绿,为了使图像的后续处 理效果更好,需要对图像进行颜色补偿,再进行灰度 转换,对灰度图像进行直方图均衡化,并且加入对比 度限制的自适应算法,以提高图像的对比度。将处理 后的图像用 R、G、B 分量来进行饱和性权重W_{str2}的 计算,并将图像转到 LAB 空间进行显著性权重W_{str2}的 计算。最后第三层线性融合算法通过线性融合的方 法,将权重归一化,对输入图像线性处理生成增强图 像并输出。算法流程图如图 1 所示。

3.1 第一层亮度增强算法

首先,内窥镜图像中存在光照不充分、不均匀的 情况,亮度增强可以有效地改善亮度并实现图像增强。 进行亮度增强的关键是将图像的低灰度级区域进行线 性拉伸,使其处于合适的范围区间内。在内窥镜图像 中进行亮度增强处理时,需要先将原始图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间,这样不仅可以消除 颜色偏移问题而且降低了算法运算量。

$$V'(x,y) = \frac{n \times V(x,y)}{\max(V(x,y))},$$
(4)

其中: V'(x,y)表示 V分量在(x,y)位置处的增强值, V(x,y)表示 V分量在(x,y)位置处的原始值, n 表示线 性拉伸系数, n 的取值范围为 [1,10], max(V(x,y))表 示 V分量的最大值。

对线性拉伸后的图像进行处理,基于 Retinex 理 论由物体本身的反射光 *R* 和原始图像信号 *S* 来估计入 射光照度 *L*。采用自适应伽马校正原理来对图像的亮 度分量进行处理,调节图像的亮度,在 HSV 颜色空 间中,保持 H 和 S 分量不变,对亮度分量 V 采用自 适应伽马校正。为提高算法的泛化能力对人体内部不 同器官的内窥镜图像都适用,将伽马校正的可变参 数 v 设置为自适应值:

$$\gamma = \exp \frac{D(I_{\rm V}) - c\bar{I}_{\rm V}}{D(I_{\rm V})}, \qquad (5)$$

其中: I_v 表示亮度分量值 V, $D(I_v)$ 表示 I_v 的方差, \bar{I}_v 表示亮度分量值 V 的均值, c 表示可调节系数, c 的取值范围为 [0,1]。

根据伽马校正理论可以得到入射光照度,根据 Retinex 理论,由入射光照度和原始图像信号来估计 物体本身反射光,进一步得到自适应伽马校正后的亮 度分量值 V,并将它与原始图像信号中的 H 和 S 值 重新组合成颜色空间,得到由改进的自适应伽马校正 的亮度增强的图像。由于对图像的低灰度区域的分量



图 1 多层融合算法流程图 Fig. 1 Flowchart of the multilayer fusion algorithm

值 *V*,进行过线性拉伸^[16],为将经过增强后的图像处于更为合适的对比度范围内,需要再将处理后的 *V*, 再一次经过分段函数的线性拉伸形式进行一次改进。

$$V_{\rm r}'(x,y) = \begin{cases} 0.85 \times V_{\rm r}(x,y) & V_{\rm r}(x,y) \ge 0.75\\ 0.65 \times V_{\rm r}(x,y) & 0.50 \le V_{\rm r}(x,y) < 0.75\\ V_{\rm r}(x,y) & 0.25 \le V_{\rm r}(x,y) < 0.50\\ 6.5 \times (V_{\rm r}(x,y))^2 & V_{\rm r}(x,y) < 0.25 \end{cases}$$
(6)

将处理后的V;分量与H和S分量结合组成HSV 空间,再由HSV空间转换到RGB颜色空间,就可以 得到经过改进的自适应伽马校正的亮度增强图像,实 现内窥镜图像的亮度增强。

3.2 第二层 CLAHE 算法

对于内窥镜而言,它在人体内部组织部分尤其是 本文研究的上消化道的胃组织中,呈现出的图像中红 色成分更多,蓝色和绿色的颜色分量偏小。由于人体 内部的狭隘空间也间接性导致内窥镜成像的不稳定, 因此在图像的预处理部分先进行颜色判断,再进行蓝 色和绿色的颜色补偿,提升红色主导像素的G、B分 量值以平衡色彩分布,最后得到预处理后的图像。

$$R_{\text{comp}} = R ,$$

$$G_{\text{comp}} = G + k_{\text{G}} (R_{\text{thres}} - G) ,$$

$$B_{\text{comp}} = B + k_{\text{B}} (R_{\text{thres}} - B) ,$$
(7)

其中: *R*_{comp}、*G*_{comp}、*B*_{comp}分别为补偿后的 R、G、B 分量值, *R*_{thres}表示红色阈值, *k*_G和*k*_B为补偿系数, 设 置为 0.1 和 0.2。

对于亮度增强后的图像,在图像的暗区域以及细节部分得到了明显的增强,但是仍然会存在影响医疗诊断的噪声,还需要进一步对图像进行噪声去除处理。 对比度限制的自适应直方图均衡化算法可以有效抑制 图像噪声^[17]。

$$H_{\rm ist}(i) = H_{\rm ist}(i) + L, H_{\rm ist}(i) < T , \qquad (8)$$

其中: H_{ist}(i)表示直方图的像素值, T表示极限阈值,

L 表示直方图中超过 T 的部分。CLAHE 算法可以限 制噪声过大,但是对于内窥镜图像来说,一般情况下 由于人体各部位的复杂构造,会造成成像效果差等情 况,使用 CLAHE 算法很难适应不同类型不同情况下 的人体器官。因此对 CLAHE 的极限阈值进行改进, 通过分析人体的口腔、上消化道食道、胃部、肠道、 尿道等器官表面组织的像素,如式 (9)所示。

T = *Avg* - [*n**(*Avg***Num*-*Avg*)], (9) 其中: *Avg* 表示平均像素值,*T*表示极限阈值,*n*为 可调节系数,范围在 [0,1]之间,[·]表示向下取整, *Num* 表示直方图小子块的各个灰度级。

式 (9) 计算出局部区域的平均像素值进一步来限 制极限阈值,通过设置不同的极限阈值 *T* 来调节适应 人体内部的不同器官部位,从而达到合适的范畴满足 内窥镜图像增强的需要。

改进的 CLAHE 算法通过分析不同部位的内窥镜 图像特征,通过设置极限阈值的方式对直方图的像素 值进行限制,达到限制内窥镜图像的局部组织噪声放 大和图像模糊的目的,实现内窥镜图像增强。

3.3 第三层线性融合算法

饱和性权重反映了像素饱和度对图像增强的重要性。将两种改进算法处理后的图像,进行线性融合,得到最终的增强图像。提取处理后图像的 R、G、B 通道值并进行归一化处理使之取值范围分布在 [0,1],再计算饱和性权重W_{str},如下所示:

$$W_{\rm str} = \sqrt{\frac{1}{3} \times \left[(R_{\rm g} - \sigma)^2 + (G_{\rm g} - \sigma)^2 + (B_{\rm g} - \sigma)^2 \right]}, \quad (10)$$

其中: R_{g} 、 G_{g} 、 B_{g} 分别表示红、绿、蓝三种颜色通 道值, σ 表示饱和性权重计算系数。

饱和性权重计算系数σ用于衡量像素的饱和度对 权重的影响。其计算公式如下:

$$\sigma = \frac{S - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}} ,$$

其中: *S*表示像素的饱和度值, *S*_{min}和 *S*_{max}分别表示 图像中饱和度的最小值和最大值。

显著性权重反映了像素显著性对图像增强的重要性。将处理后的图像从 RGB 颜色空间转换到 LAB 颜色空间,提取出 L、A、B 的通道值并进行归一化处理使之取值范围分布在 [0,1],再计算出显著性权重*W*_{sle},如下所示:

$$W_{\rm slc} = \sqrt{\frac{1}{3} \times \left[\left(L_{\rm g} - \bar{L} \right)^2 + \left(A_{\rm g} - \bar{A} \right)^2 + \left(B_{\rm g} - \bar{B} \right)^2 \right]}, \quad (11)$$

其中: L_g 、 A_g 、 B_g 分别表示 L、A、B 三种颜色通道 值, \bar{L} 、 \bar{A} 、 \bar{B} 则表示 L、A、B 三种颜色通道值的平 均值。

分别计算得到两个图像的饱和性权重和显著性权 重后,对两个权重再进行一次归一化处理,如下所示:

$$W_1 = \frac{W_{\text{str1}} + W_{\text{stc1}}}{W_{\text{str1}} + W_{\text{stc1}} + W_{\text{str2}} + W_{\text{stc2}}},$$
 (12)

$$W_2 = \frac{W_{\text{str2}} + W_{\text{stc2}}}{W_{\text{str1}} + W_{\text{stc1}} + W_{\text{str2}} + W_{\text{stc2}}},$$
 (13)

其中: W₁和W₂分别表示亮度增强后的图像归一化权重, W_{str1}和W_{str2}分别表示亮度增强和 CLAHE 处理后的图像饱和性权重, W_{stc1}和W_{stc2}分别表示亮度增强和 CLAHE 处理后的图像显著性权重。

最后将两种算法处理的图像*I*₁和*I*₂进行线性加权融合,得到输出图像*I*_{out},如图 2 所示。

$$I_{\rm out} = W_1 I_1 + W_2 I_2 . \tag{14}$$



图 2 (a) 原始图像; (b) 第一层亮度增强图像; (c) 第二 层 CLAHE 图像; (d) 第三层线性融合图像 Fig. 2 (a) Origin; (b) Layer1 luminance enhancement algorithm; (c) Layer 2 CLAHE algorithm; (d) Layer 3 linear fusion algorithm

4 实验结果与分析

4.1 实验数据

为验证本文算法的有效性,对算法进行实验验证,如表1所示,选用开源数据集(https://datasets.simula.no/hyper-kvasir/)^[18]。本文算法涉及到 CLAHE、伽马校正、Cao 等改进 AGCWD、Wei 等低光照图像增强

表 1	数据集	HvperKvasir	部分内容
~v~ ·		11,0011,000	· / // · / ///

Table 1 The contents of the HyperKvasir partial dataset

1st layer	2nd layer	3rd layer	No. of images	
Upper GI	Anatomical landmarks	Pylorus	999	
		Retroflex-stomach	764	
		Z-line	932	
	Pathological findings	Barrett's	41	
		Barrett's Short Segments	53	
		Esophagitis Grage-A	403	
		Esophagitis Grage-B-D	260	

深度学习网络 (Retinex-Net)^[19]、Guo 等零参考深度曲 线估计 (Zero-DCE)^[20] 和 Wang 等基于照度平方反比 规律的亮度加权 (ENDOIMLE)^[21] 六种图像增强算法 的比较,并对实验结果进行分析。实验选择该数据集 的上消化道的内窥镜图像^[22]。本实验使用 Windows 11 64 位操作系统,基于 Visual Studio C++编程语言 进行开发,实验设备性能为: Intel(R)Core(TM) i5-13500H CPU@ 2.60 GHz 16 GB RAM, NVIDIA GeForce RTX4050。

4.2 数据处理方法

本实验从主观和客观两个方面与现有的算法进行 比较,依据图像评价指标对增强后的内窥镜图像进行 评价,客观评价采用的评价指标为 PSNR、SSIM、 NIQE,实验选用的内窥镜图像由公共数据集提供, 选择上消化道胃部图像作为代表:包括 Pylorus、 Retroflex-stomach、Z-line。由于篇幅限制,在这三个 部位的图像分别采用 999、764、932 张图片进行算法 测试,测试算法应用的可行性,并对各指标数据求平 均值。

4.3 评价标准

主观评价: 经过改进的自适应伽马校正增强亮 度算法在胃底部幽门 (Pylorus) 的低亮度区域呈现出 良好的亮度增强效果。然而,在内窥镜镜头旋转导致 的过曝光区域方面,该算法的表现有待提升。在这些 情况下,图像的峰值信噪比以及结构相似度均出现下 降。另一方面,改进后的 CLAHE 算法在上消化道胃 的 Z-line 部分实现了较为明显且清晰的对比度改进。 然而,对于低亮度区域的亮度增强效果较为有限。值 得注意的是,本文提出的算法通过对亮度增强算法和 改进 CLAHE 算法的融合,使图像的处理效果得到了 进一步提升。经过这种融合处理,算法的泛化能力显 著增强,能够在上消化道胃组织的完整区域实现出色 的图像增强效果。此外,本文算法增强后的图像更加 贴近人眼的感知能力,从而更好地满足实际应用中的 需求。

客观评价:通过对数据集中的上消化道不同部 位的图像进行处理,并与现有算法进行对比,采用了 通用的图像评价标准作为依据,包括峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM) 以及自然图像质量评价 (NIQE),对增强后的图像进行了整体评估。

PSNR 的定义基于均方误差 (mean squared error, MSE), 假设原始图像的尺寸为 $m \times n$, 原始图像记为 I, 受噪声影响后的图像记为 K, 均方误差可以表示为

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2.$$
(15)

根据均方误差的定义得出

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{I_{MAX}^2}{MSE} \right) = 20 \times \log_{10} \left(\frac{I_{MAX}}{\sqrt{MSE}} \right), \quad (16)$$

其中: MAX₁表示图像最大像素值。

SSIM 指数的取值范围为 [0,1], 在利用 SSIM 对 两幅图像进行比较时,得分越高意味着图像之间的结 构相似性越强, 而较低的得分则指示图像之间存在较 大的失真。

$$SSIM(I_{\rm ref}, I_{\rm dist}) = \frac{(2\mu_{\rm ref}\mu_{\rm dist} + C_1)(2\sigma_{\rm refdist} + C_2)}{(\mu_{\rm ref}^2 + \mu_{\rm dist}^2 + C_1)(\sigma_{\rm ref}^2 + \sigma_{\rm dist}^2 + C_2)},$$
(17)

其中: $\mu_{ref} \pi \mu_{dist}$ 分别是参考图像和失真图像的平均亮度, $\sigma_{ref}^2 \pi \sigma_{dist}^2$ 分别是参考图像和失真图像的方差, $\sigma_{refdist}$ 是两图像间的协方差, $C_1 \pi C_2$ 是稳定计算的常数,通常取 $C_1 = (K_1L)^2$, $C_2 = (K_2L)^2$,其中 K_1 , K_2 为默认参数分别取 0.01 和 0.03, L 为图像的最大像素值。

 $D(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \boldsymbol{\Sigma}_1, \boldsymbol{\Sigma}_2) =$

$$\sqrt{\left(\left(\boldsymbol{\nu}_{1}-\boldsymbol{\nu}_{2}\right)^{\mathrm{T}}\left(\frac{\boldsymbol{\Sigma}_{1}+\boldsymbol{\Sigma}_{2}}{2}\right)^{-1}\left(\boldsymbol{\nu}_{1}-\boldsymbol{\nu}_{2}\right)\right)},\quad(18)$$

其中: v_1 和 v_2 表示自然多元高斯模型与失真图像多元 高斯模型的均值向量矩阵, Σ_1 和 Σ_2 则表示它们的协方 差矩阵。 图像表现的自然程度可以由 NIQE 指标作为参考标准。表 2 展示了 NIQE 值, NIQE 值越低表明图像的质量越好。PSNR 和 SSIM 在一定程度上反映了图像的质量,它们的值越高,图像质量越好。表 3 显示了九组图像的 PSNR 值,表 4 显示了 SSIM 值,表 5 显示了消融实验的各个指标值,从表中的评估结果可以看出,本文算法在 PSNR 和 SSIM 指标上优于现有算法。表 6 展示了各算法的运行时间,从中看出虽然本文算法在效率上不如深度学习算法,但是优于其他传统图像处理算法。综上所述,本文算法在内窥镜图像领域具有显著效果,比现有算法更具优势。

表2	NIQE		
Table 2	NIQE		

Table 2 NIQE								
图像	原始图像	CLAHE	GC	AGCWD	Retinex-Net	Zero-DCE	ENDOIMLE	本文算法
Pylorus	3.776	3.371	3.762	3.586	3.626	3.893	3.705	3.543
Retroflex	3.538	3.385	3.802	3.569 3.789		4.265	3.628	3.373
Z-line	3.636	3.069	3.273	3.471 3.821		4.523	3.675	3.112
表 3 PSNR Table 3 DSND								
图像	CLAHE	GC	AGCWD	Ret	inex-Net	Zero-DCE	ENDOIMLE	本文算法
Pylorus	17.18	8.23	13.45		17.61	16.37	14.34	19.43
Retroflex	12.99	9.15	13.91		18.51	17.61	15.41	18.96
Z-line	13.77	9.77	14.98		18.77	18.03	15.45	19.56
				+				
				表4 S	SSIM			
					55IM			
图像	CLAHE	GC	AGCWE	D Re	tinex-Net	Zero-DCE	ENDOIMLE	本文算法
Pylorus	0.938	0.655	0.896		0.711	0.787	0.881	0.955
Retroflex	0.893	0.653	0.894	0.778		0.737	0.884	0.936
Z-line	0.913	0.751	0.901	0.793		0.764	0.871	0.946
				表5 消	融实验			
			Tab	le 5 Ablatic	on experiment			
		GC (未线性拉伯	GC (未线性拉伸) 自适应GC		₫GC	改进CLAHE		本文算法
PSNR		8.56		10.23		15.68		19.55
SSIM		0.579		0.773		0.897		0.948
NIQE		3.785		3.368		3.186		3.246
							8	
	表 6 计算时间							
Table 6 Run time								
算法	CLAHE	GC	AGCWD	Retinex-Net		Zero-DCE	ENDOIMLE	本文算法
时间/s	40.35	12.18	6.21	3.45		0.01	5.46	4.56

王双园,等.光电工程,2024,51(6):240063

4.4 结果分析

综上所述,与现有图像增强算法相比,本文算法 不仅在内窥镜图像的细节和纹理方面呈现更清晰的效 果,而且对于光照不均匀、暗区域等不清晰部分的增 强效果更加显著。本文算法在主观评价方面符合视觉 习惯,能更好地辅助医疗诊断;在客观评价指标上取 得了更好的增强效果,增强后的图片质量更高且具有 更多的细节信息。总体而言,该算法在图像质量的增 强方面表现出色,性能更为出众,具备更高的鲁棒性。 如图 3 所示,在 Pylorus 部分的算法对比测试中, ENDOIMLE 会产生伪影,CLAHE 和 GC 算法会产生 明显的色差,而本文提出的算法不仅保留了原图像中 的更多信息,提高了图像的亮度和对比度,并且表现 的更自然。

如图 4 所示,在 Retroflex-stomach 部分的算法对 比测试中,CLAHE 算法会导致局部亮度变暗,与 AGCWD 和 ENDOIMLE 算法相比,本文提出的算法 对胃壁皱褶处理后显示出了更完整的细节,更符合人



图 3 Pylorus 三组图像 (a-c) 的算法对比图

Fig. 3 Comparison of different algorithms for three sets of images (a-c) of Pylorus

王双园, 等. 光电工程, 2024, 51(6): 240063

https://doi.org/10.12086/oee.2024.240063



图 4 Retroflex-stomach 三组图像 (a-c) 的算法对比图 Fig. 4 Comparison of different algorithms for three sets of images (a-c) of Retroflex-stomach

眼的视觉观察。

如图 5 所示,在 Z-line 部分的算法对比测试中, 提出的算法在色彩上表现更柔和,人们对于它的主观 视觉感受更好,并且在表 3 中的图像客观评价标准中 得分更高,生成的图像更适合服务于医疗诊断。

为验证多层融合算法各模块的有效性,本文在对 比实验的基础上增加了消融实验,将伽马校正后未线 性拉伸的算法、自适应伽马校正算法、改进的 CLAHE 算法和本文完整算法对比,实验随机抽取数 据集中 100 张图片,将各算法的增强图片在 PSNR、 SSIM、NIQE 三种指标下求平均值,如表 5 所示,实 验证明本文多层融合算法的各模块的有效性以及对伽 马校正算法后进行线性拉伸的必要性。

为进一步客观对比本文提出的算法相较于其他算法的优势,本文展示了所有方法在尺寸为750×600的 图像上的运行时间,如表6所示。本文提出的算法相 比深度学习模型,减少了模型参数的数量,降低了计 算复杂度。在算法实现中,对自适应伽马校正和改进

王双园, 等. 光电工程, 2024, 51(6): 240063

https://doi.org/10.12086/oee.2024.240063



图 5 Z-line 三组图像 (a-c) 的算法对比图 Fig. 5 Comparison of different algorithms for three sets of images (a-c) of Z-line

的 CLAHE 采用了并行计算,提高了算法的运行效率。因此,本文提出的算法虽然弱于深度学习的算法 Retinex-Net 和 Zero-DCE,但优于传统图像处理算法。 本文算法在保持图像增强效果的同时缩短了计算时间, 提高了算法的实用性。

5 结 论

本文的算法通过对内窥镜图像的特性进行深入分 析,结合内窥镜在实际应用中的需求,基于现有公开 数据集,在图像增强领域采用了两种方法的线性融合: 一是改进的自适应伽马校正亮度增强,二是改进的有 限对比度自适应直方图均衡化算法。为了验证算法的 有效性,使用医学图像的通用质量评价指标与存在的 算法进行了对比实验。实验结果证明,本文算法能够 更有效地增强复杂的人体内部环境图像,为医疗诊断 提供了更多的细节信息,还有助于提升诊断的准确性 和效率。然而,本文算法尚存在限制和不足,特别是 在处理受到人体体液等反射情况下的组织部分时表现 不够清晰。增强图像的反光部位可以作为进一步优化 的方向。未来的研究工作将聚焦于改进反光部位,将 增强后的图像应用于病变检测中,为医疗诊断提供更 可靠的辅助信息。

利益冲突:所有作者声明无利益冲突

参考文献

- Aghanouri M, Ghaffari A, Serej N D, et al. New image-guided method for localisation of an active capsule endoscope in the stomach[J]. *IET Image Process*, 2019, **13**(12): 2321–2327.
- [2] Omisore O M, Han S P, Xiong J, et al. A review on flexible robotic systems for minimally invasive surgery[J]. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2022, **52**(1): 631–644.
- [3] Ma L, Ma T Y, Liu R S. The review of low-light image enhancement[J]. *J Image Graphics*, 2022, **27**(5): 1392-1409. 马龙, 马腾宇, 刘日升. 低光照图像增强算法综述[J]. 中国图象图 形学报, 2022, **27**(5): 1392-1409.
- [4] Horiuchi Y, Hirasawa T, Ishizuka N, et al. Diagnostic performance in gastric cancer is higher using endocytoscopy with narrow-band imaging than using magnifying endoscopy with narrow-band imaging[J]. *Gastric Cancer*, 2021, 24: 417–427.
- [5] Okuhata H, Nakamura H, Hara S, et al. Application of the realtime Retinex image enhancement for endoscopic images[C]//Proceedings of the 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Osaka, Japan, 2013: 3407–3410. https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6610273.
- [6] Xia W Y, Chen E C S, Peters T. Endoscopic image enhancement with noise suppression[J]. *Healthcare Technol Lett*, 2018, 5(5): 154–157.
- [7] Cho W H, Hong K S. Extending dynamic range of two color images under different exposures[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, UK, 2004: 853–856.

https://doi.org/10.1109/ICPR.2004.1333906.

- [8] Sdiri B, Kaaniche M, Cheikh F A, et al. Efficient enhancement of stereo endoscopic images based on joint wavelet decomposition and binocular combination[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2019, **38**(1): 33–45.
- [9] Cao G, Huang L H, Tian H W, et al. Contrast enhancement of brightness-distorted images by improved adaptive gamma correction[J]. *Comput Electr Eng*, 2018, **66**: 569–582.
- [10] Liu G H, Yang Q, Yuan Y B, et al. A progressive fusion image enhancement method with parallel hybrid attention[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, **50**(4): 220231.

刘光辉,杨琦,孟月波,等.一种并行混合注意力的渐进融合图像 增强方法[J].光电工程,2023,50(4):220231.

- [11] Fan X Y, Sun Z Q, Tian E G, et al. Medical image contrast enhancement based on improved sparrow search algorithm[J]. Int J Imaging Syst Technol, 2023, 33(1): 389–402.
- [12] An Z H, Xu C, Qian K, et al. EIEN: endoscopic image enhancement network based on retinex theory[J]. *Sensors*, 2022, **22**(14): 5464.
- [13] Xu S J, Yang H, Li M H, et al. Low-light image enhancement based on dual-frequency domain feature aggregation[J]. Opto-Electron Eng, 2023, 50(12): 230225. 徐胜军,杨华,李明海,等. 基于双频域特征聚合的低照度图像增 强[J]. 光电工程, 2023, 50(12): 230225.
- [14] Jiang H P, Zhang K J, Yuan B, et al. A vascular enhancement algorithm for endoscope image[J]. *Opto-Electron Eng*, 2019, 46(1): 180167.
 姜鸿鹏, 章科建, 袁波, 等. 一种血管内窥镜图像增强算法[J]. 光 电工程, 2019, 46(1): 180167.
- [15] Hessel C, Morel J M. An extended exposure fusion and its application to single image contrast enhancement[C]// Proceedings of 2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, Snowmass, USA, 2020: 137–146. https://doi.org/10.1109/WACV45572.2020.9093643.
- [16] Ao J, Ma C B. Adaptive stretching method for underwater image color correction[J]. Int J Pattern Recognit Artif Intell, 2018, 32(2): 1854001.
- [17] Zhu Y Z, Xu C, Feng B, et al. Research on endoscopic image enhancement algorithm based on contrast fusion[C]// Proceedings of the 2021 IEEE 6th International Conference on Signal and Image Processing, Nanjing, China, 2021: 210–215. https://doi.org/10.1109/ICSIP52628.2021.9689033.
- [18] Borgli H, Thambawita V, Smedsrud P H, et al. *HyperKvasir*, a comprehensive multi-class image and video dataset for gastrointestinal endoscopy[J]. *Sci Data*, 2020, 7(1): 283.
- [19] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[C]//Proceedings of British Machine Vision Conference 2018, Newcastle, UK, 2018: 155.
- [20] Guo C L, Li C Y, Guo J C, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 2020: 1777–1786. https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00185.
- [21] Wang L F, Wu B B, Wang X, et al. Endoscopic image luminance enhancement based on the inverse square law for illuminance and retinex[J]. *Int J Med Robot*, 2022, **18**(4): e2396.
- [22] Mohapatra S, Kumar Pati G, Mishra M, et al. Gastrointestinal abnormality detection and classification using empirical wavelet transform and deep convolutional neural network from endoscopic images[J]. *Ain Shams Eng J*, 2023, **14**(4): 101942.

作者简介



【通信作者】王双园 (1986-),男,博士,讲师,硕士研究生导师,主要研究方向为图像处理、机器学习。 E-mail: sywang@usst.edu.cn



A multilayer linear fusion algorithm for endoscopic image enhancement

Wang Shuangyuan^{1*}, Yao Zhiyuan¹, Zhang Yurong¹, Xue Huaiqi¹, He Gengsheng²



(a) Origin; (b) Layer1 luminance enhancement algorithm; (c) Layer 2 CLAHE algorithm; (d) Layer 3 linear fusion algorithm

Overview: In the field of medical imaging, human upper gastrointestinal (GI) endoscopy plays a crucial role in diagnosing and managing various pathologies. However, the diagnostic efficacy of this minimally invasive procedure is often hindered by suboptimal imaging conditions, such as inadequate and irregular illumination, leading to blurred visual details. These challenges underscore the necessity for advanced image enhancement techniques that can effectively address such issues and consequently enhance clinical decision-making. This study aims to propose an innovative algorithm for enhancing image contrast and brightness specifically designed for upper GI endoscopy. Recognizing the shortcomings of current methods in dealing with complex endoscopic images, our research focuses on developing a solution that addresses the dual problems of insufficient and uneven illumination. Our goal is to enhance the visibility of critical anatomical structures without introducing artifacts. Our method innovatively integrates adaptive gamma correction for luminance enhancement with a contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) algorithm. Applying these techniques separately to the input images and then performing a weighted fusion, our approach achieves a balanced optimization of image contrast and brightness. This fusion strategy ensures that important image details are preserved while mitigating potential issues such as over-enhancement and noise enhancement that may be associated with individual algorithms. To rigorously evaluate the performance of our proposed algorithm, a series of experiments were conducted on a subset of upper gastrointestinal (GI) images from an open-access dataset. The evaluation included comparisons with several established enhancement algorithms using quantitative metrics such as peak signal-to-noise ratio (PSNR), structural similarity index (SSIM), and natural image quality evaluator (NIQE). The empirical results showed that our algorithm consistently outperformed existing methods on these metrics, demonstrating its superior ability to enhance image quality. Specifically, it achieved higher PSNR values, indicating reduced noise and distortion, and improved SSIM values, reflecting better structural preservation similar to the original image. Furthermore, the decreased NIQE scores validated the naturalness and perceptual quality of the enhanced images. In conclusion, this research introduces a novel and effective image enhancement algorithm for upper GI endoscopy that effectively tackles the common issue of insufficient and inconsistent illumination. The proven ability of this technology to enhance image quality without compromising diagnostic integrity paves the way for more accurate and efficient endoscopic examinations, reinforcing its importance as a cornerstone in the advancement of gastrointestinal diagnostic imaging.

Wang S Y, Yao Z Y, Zhang Y R, et al. A multilayer linear fusion algorithm for endoscopic image enhancement[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, **51**(6): 240063; DOI: 10.12086/oee.2024.240063

* E-mail: sywang@usst.edu.cn

Foundation item: Project supported by Key Laboratory of Marine Intelligent Equipment and System of Ministry of Education, Open Fund (MIES-2020-05)

¹School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; ²China Southern Power Grid Energy Development Research Institute Co.,Ltd., Guangzhou, Guangdong 510530, China