

基于亮度校正和融合通道先验的内窥镜图像增强算法

安子恒, 徐超, 冯博, 韩俱宝

引用本文

安子恒, 徐超, 冯博, 韩俱宝. 基于亮度校正和融合通道先验的内窥镜图像增强算法[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220300265-7.

AN Ziheng, XU Chao, FENG Bo, HAN Jubao. Endoscopic Image Enhancement Algorithm Based on Luminance Correction and Fusion Channel Prior [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220300265-7.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于运动对比度增强的人群运动分割方法](#)

Motion Contrast Enhancement-based Crowd Motion Segmentation Method

计算机科学, 2023, 50(6A): 211200205-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200205>

[亮度自调节的无监督图像去雾与低光图像增强算法研究](#)

Study on Unsupervised Image Dehazing and Low-light Image Enhancement Algorithms Based on Luminance Adjustment

计算机科学, 2023, 50(1): 123-130. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100058>

[基于动态金字塔和子空间注意力的图像超分辨率重建网络](#)

Image Super-resolution Reconstruction Network Based on Dynamic Pyramid and Subspace Attention

计算机科学, 2022, 49(11A): 210900202-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900202>

[基于离散小波变换的双域特征融合深度卷积神经网络](#)

Dual-field Feature Fusion Deep Convolutional Neural Network Based on Discrete Wavelet Transformation

计算机科学, 2022, 49(6A): 434-440. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900199>

[基于虚拟曝光方法的单幅逆光图像增强](#)

Single Backlit Image Enhancement Based on Virtual Exposure Method

计算机科学, 2022, 49(6A): 384-389. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400243>

基于亮度校正和融合通道先验的内窥镜图像增强算法

安子恒 徐超 冯博 韩俱宝
安徽大学集成电路学院 合肥 230601
(838928122@qq.com)

摘要 为了解决医学内窥镜图像中存在的光照不均匀、黏膜下组织血管模糊、对比度低等问题,文中提出了一种新颖的内窥镜图像增强算法。该方法分为两部分,第一部分采用象限剪裁直方图伽马校正的方法实现亮度增强,首先对亮度通道的直方图进行分象限剪裁得到平滑的累积分布函数(CDF),然后利用截断 CDF 的方式来控制伽马参数的大小;第二部分基于融合通道先验增强图像的对比度和清晰度,首先利用离散小波变换融合图像的绿色通道和红色通道,得到细节丰富的图层,用于生成图像形成模型(IFM)的初始透射图,然后通过提出的理想函数模型校正初始透射图,得到清晰的图像,最后结合 CLAHE 实现组织和血管的对比度增强。在实验室自建的 MEDS 数据集上,将所提方法和其他几种现有方法进行主观和客观分析,结果表明所提方法在提高血管和组织对比度的同时,避免了图像过度增强。

关键词: 亮度;伽马校正;对比度;透射图;离散小波变换;内窥镜

中图法分类号 TP391

Endoscopic Image Enhancement Algorithm Based on Luminance Correction and Fusion Channel Prior

AN Ziheng, XU Chao, FENG Bo and HAN Jubao
School of Integrated Circuits, Anhui University, Hefei 230601, China

Abstract In order to solve the problems of uneven illumination, blurred blood vessels in submucosal tissue, and low contrast in medical endoscopic images, a novel endoscopic image enhancement algorithm is proposed in this paper. The method is divided into two parts. The first part uses a method based on quadrant clipping histogram gamma correction to achieve brightness enhancement. In this part, the histogram of the brightness channel is first divided into quadrant clipping to obtain a smooth cumulative distribution function(CDF), and then use the truncated CDF way to control the size of the gamma parameter. The second part enhances the contrast and sharpness of the image based on the fusion channel prior. This part first uses discrete wavelet transform to fuse the green channel and red channel of the image to obtain a layer with rich details, which is used to generate the initial transmission map of the Image Formation Model(IFM). After that, the initial transmission image is corrected by the proposed ideal function model, and a clear image is obtained. finally, the contrast enhancement of tissue and blood vessels is realized by combining with CLAHE. The method and several other existing methods are analyzed subjectively and objectively on the MEDS dataset built by the laboratory. The results show that the proposed method can improve the contrast of blood vessels and tissues while avoiding excessive image enhancement.

Keywords Luminance, Gamma correction, Contrast, Transmission map, Discrete wavelet transform, Endoscope

1 引言

随着医疗技术的飞速发展,内窥镜已成为外科医生临床诊断的重要工具,为医生检测和切除人体内部病灶提供了更先进的技术手段,降低了并发症产生的概率^[1]。但由于人体内部结构的复杂性和成像技术的限制,医学内窥镜图像存在光照不均、模糊、对比度低等缺陷,使微小血管和早期颜色变化不明显的病灶不易观察,导致医生误诊或漏诊^[2]。因此,研究内窥镜图像增强技术具有重要意义。

研究人员发现,通过改进硬件设备增强内窥镜图像,不仅制作成本高昂,同时在操作上也存在局限性,因此越来越多的研究人员在直方图均衡(HE)、Retinex、伽马校正(GC)等理论的基础上提出了一系列改进算法。直方图均衡(HE)^[3]实现

起来方便简洁,被广泛应用于对比度增强,然而处理后的图像会出现信息丢失、噪声放大和亮度过度增强等问题。为了解决上述问题,研究人员基于 HE 做出了许多改进,包括保持亮度动态直方图均衡化(BPDHE)^[4]、对偶子图像直方图均衡化(DSIHE)^[5]和限制对比度自适应直方图均衡(CLAHE)^[6],改进算法在自然图像中能够较好地提升对比度,但是用于内窥镜图像时会导致颜色失真。

Retinex 思想被应用于图像增强后,衍生出单尺度 Retinex(SSR)、多尺度 Retinex(MSR)算法^[7-8]。其中 Jobson 等为了解决 MSR 算法增强图像时产生的颜色失真和饱和度下降问题,提出了具有颜色恢复功能的多尺度 Retinex(MSRCR)^[9]算法,在色彩恢复和细节保留上表现出了强大的能力,然而光照分量和反射分量的不恰当分解产生的光晕

基金项目:国家重点研发计划(2019YFC0117800)
This work was supported by the National Key Research and Development Program of China(2019YFC0117800).
通信作者:徐超(graymagpie@163.com)

现象会导致视觉不适。

He 等^[10]提出了一种暗通道先验算法,用于恢复高质量的无雾图像,但由于医学内窥镜图像和雾图的细节层不同,增强时会产生亮斑或黑斑现象。Huang 等^[11]提出的 AGCWD 算法通过加权分布函数来微调统计直方图,减小了不利影响,但是增强后图像较暗区域的血管细节变得模糊。

近几年,Palanisamy 等^[12]提出了一种基于伽马校正和奇异值分解的增强方法,可以有效突出图像暗区域的血管细节。Zhou 等^[13]提出的伽马校正和直方图均衡结合的对比度增强方法,很好地突出了眼底图像的血管。随后,Guo 等^[14]提出了一种具有结构感知的平滑模型对初始照度分量进行优化,并通过元素相除的方式得到了增强图像。Wang 等^[15]结合 Retinex 理论和照度的反平方比定律,提出了一种针对内窥镜图像增强的算法,在照度校正方面有很好的效果。但是这些方法用于内窥镜图像时存在组织模糊现象,且无法保存图像较亮区域的边缘细节。

综上,图像增强有助于提高内窥镜图像的质量,提升内窥镜技术在医学领域的应用能力。为了保证在颜色不失真的情况下提升内窥镜图像的可视性,本文提出了一种基于象限剪裁直方图伽马校正和融合通道先验(HQCGC-FCP)的增强方法。本文的主要贡献如下:

(1)提出了一种改进的自适应伽马校正,通过分象限剪裁输入图像亮度通道的直方图,对剪裁后直方图的累积分布函数进行截断,用于调整伽马参数,解决了内窥镜较亮区域校正后血管细节丢失的问题。

(2)根据内窥镜图像各通道的成像特点,通过离散小波变换分别对 R、G 通道的低频和高频进行融合,获得细节更丰富的融合图像用于生成初始透射图。

(3)通过分析初始透射图在不同灰度级时对图像恢复的影响,提出了一种函数校正的方法,用于修正初始透射图,在保持内窥镜图像自然度的同时达到组织、血管清晰度提升的效果。

2 实验室内窥镜图像数据集

为了保证实验的准确性和真实性,我们通过合肥德铭电子有限公司提供的内窥镜手术视频,将原始数据集的医学内窥镜图像数量从 500 张扩充至 600 张,图像尺寸调整为 600×400 ,并将数据集命名为 MEDS。如图 1 所示,数据集通过结肠镜、膀胱镜、腹腔镜和肠镜等不同内窥镜设备采集了各类图像。其中包含各种组织病灶,如子宫肌瘤、泌尿肿瘤、垂体腺瘤、胃癌、直肠癌等。

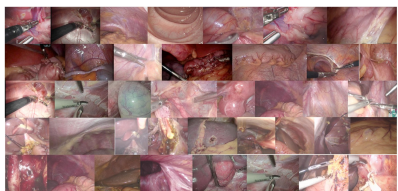


图 1 MEDS 数据集
Fig. 1 MEDS dataset

3 内窥镜图像增强方法

本文提出的算法框架如图 2 所示。首先,为了在亮度校正过程中防止血管细节丢失,对原始自适应伽马校正的伽马参数进行调整,通过阈值将 V 通道的直方图分为 3 部分,再对子直方图进行剪裁,然后通过截断剪裁直方图的累积分布函数生成

新的伽马参数(详情见 3.1 节)。其次,为了提高初始透射图的细节信息,利用离散小波变换将含有动脉信息的 G 通道和包含静脉信息以及部分组织信息的 R 通道融合。然后,利用提出的理想函数模型校正初始透射图,结合图像形成模型(IFM)恢复出清晰的图像(详情见 3.2 节)。最后,使用 CLAHE 处理图像 V 通道实现对比度增强(详情见 3.3 节)。经上述处理可以得到亮度均匀、对比度明显、视觉效果好的内窥镜图像。

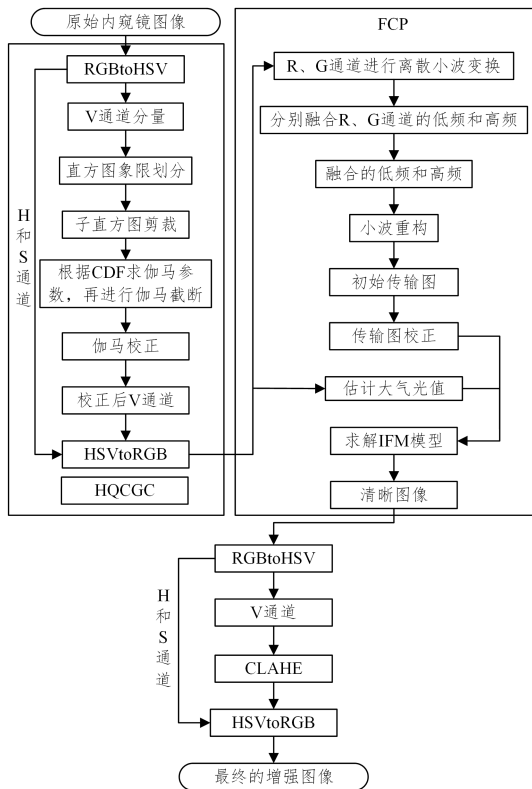


图 2 算法框架流程图

Fig. 2 Algorithm frame flowchart

3.1 象限剪裁直方图伽马校正

为了在内窥镜图像亮度校正的同时保持图像的色调以及鲜艳程度,本节将 RGB 图像转换到 HSV 空间,基于 V 通道进行处理。在传统自适应伽马校正中,由于累计分布函数随着图像灰度值的增加不断变大,从而导致伽马参数逐渐减小。因此,图像中较亮的区域将使用较小伽马值进行处理,使得像素向最高灰度级移动,导致内窥镜图像较亮区域出现过度增强和血管细节丢失的现象,如图 3(b)和图 3(c)所示。自适应伽马校正^[16]公式定义为:

$$I'(x, y) = i_{\max} \times \left(\frac{I(x, y)}{i_{\max}} \right)^{\gamma} \quad (1)$$

$$\gamma(l) = 1 - CDF(l) \quad (2)$$

其中, $I'(x, y)$ 为校正后输出的亮度值, $I(x, y)$ 表示原始亮度值, $i_{\max}$ 表示原始图像最大亮度值, λ 为伽马参数。 $CDF(l)$ 表示图像的累积分布函数。

本节针对传统自适应伽马校正处理内窥镜图像产生的缺陷,提出了基于象限剪裁直方图和伽马截断相结合的亮度校正算法。所提算法通过对伽马值进行平滑和截断的操作,避免了图像过度增强和血管边缘细节丢失的现象,如图 3(d)和图 3(e)所示。伽马值的定义为:

$$\gamma(l) = \max(1 - CDF_n(l), \tau) \quad (3)$$

其中, τ 表示截断阈值, $CDF_n(l)$ 表示剪裁后直方图的累积分布函数, 阈值 τ 由实验结果确定为 0.5。

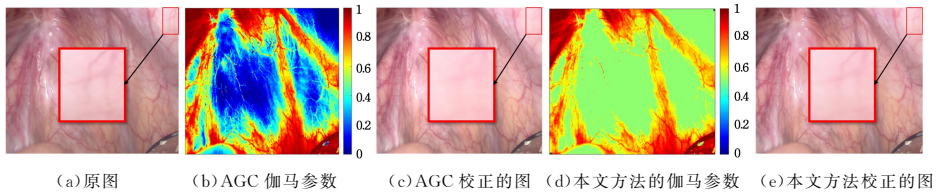


图3 本文算法图像亮度校正前后的对比

Fig. 3 Comparison of our algorithm before and after image brightness correction

为了便于直方图的均匀剪裁,对原始直方图进行分割,通过分块剪裁避免了全局直方图处理带来的过度增强和颜色失真问题,以获得较为平稳变化的伽马参数。利用分割阈值将原始直方图分为3部分。分割阈值定义为:

$$i_d = \frac{i_{\max} - i_{\min} + 1}{3} + i_{\min} \quad (4)$$

$$i_l = \frac{(i_{\max} - i_{\min} + 1) \times 2}{3} + i_{\min} \quad (5)$$

其中, $i_{\max}$ 和 $i_{\min}$ 代表输入图像的最大灰度值和最小灰度值,利用 i_d 和 i_l 象限阈值分割原始直方图,获得子直方图。通过对子直方图进行剪裁,避免了累积分布函数变化过于剧烈,使伽马参数变化更加平稳,从而保持亮度校正后图像细节不丢失,实现更好的视觉效果。剪裁阈值的定义如下:

$$w_1 = \frac{\sum_{l=i_{\min}}^{i_d} h(l)}{i_d - i_{\min} + 1} \quad (6)$$

$$w_2 = \frac{\sum_{l=i_d}^{i_l} h(l)}{i_l - i_d} \quad (7)$$

$$w_3 = \frac{\sum_{l=i_l}^{i_{\max}} h(l)}{i_{\max} - i_l} \quad (8)$$

其中, w_1 , w_2 和 w_3 分别为每个子直方图的裁剪阈值,用于对子直方图进行剪裁, $h(l)$ 的为原始直方图,剪裁后的直方图 $h_n(l)$ 的定义如下:

$$h_n(l) = \begin{cases} h(l), & h(l) < w_1 \\ w_1, & h(l) \geq w_1 \end{cases} \text{ for } i_{\min} \leq l \leq i_d \quad (9)$$

$$h_n(l) = \begin{cases} h(l), & h(l) < w_2 \\ w_2, & h(l) \geq w_2 \end{cases} \text{ for } i_d < l \leq i_l \quad (10)$$

$$h_n(l) = \begin{cases} h(l), & h(l) < w_3 \\ w_3, & h(l) \geq w_3 \end{cases} \text{ for } i_l < l \leq i_{\max} \quad (11)$$

最后将增强的 V 通道与 H 和 S 通道合并,再转换到 RGB 颜色空间,得到亮度校正图像。对 V 通道进行处理时象限剪裁直方图伽马校正的伪代码如算法1所示。输入和输出均为 $m \times n$ 的图像,算法的1-12行生成式(4)-式(11)所需的数值,16-21行生成截断后的 CDF_n 。

算法1 象限剪裁直方图伽马校正

```

输入: image
输出: outimage
1. for i=0 to image. rows
2.   for j=0 to image. cols
3.     value=image[i][j]
4.     h[value]=h[value]+1
5. for i=0 to 255
6.   if h[i]!=0
7.     min=i
8.     break
9. for i=255 to 0

```

```

10. if h[i]!=0
11.   max=i
12.   break
13. 使用式(4)和式(5)生成分割阈值  $i_d$  和  $i_l$ 
14. 使用式(6)-式(8)生成剪裁阈值  $w_1$ ,  $w_2$  和  $w_3$ 
15. 根据式(9)-式(11)生成新的剪裁直方图  $h_n(l)$ 
16. for i=min to max
17.   if i==0
18.     num[0]=h_n[0]
19.   else
20.     num[i]=num[i-1]+h_n[i]
21.  $CDF_n = \text{num}/\text{num}[\max]$ 
22. 使用式(3)生成新的  $\gamma$  参数
23. 使用式(1)得到 outimage

```

3.2 融合通道先验

由于人体内部的白色组织黏膜的存在,使组织轮廓和微小血管成像模糊,这种现象和雾霾天气采集的模糊图像极为相似。雾霾图像的细节主要分布在暗通道中,利用暗通道作为 IFM 的透射图,可以突出图像底层细节和实现去雾的效果。而医学内窥镜图像的细节主要分布在 G 通道和 R 通道^[17], G 通道包含动脉信息, R 通道包含静脉信息,直接采用暗通道先验算法进行处理,会导致图像产生黑斑,造成图像细节信息丢失。因此,本文结合 IFM 提出融合通道先验算法,通过对医学内窥镜图像 G 通道和 R 通道进行融合,来弥补暗通道先验算法处理内窥镜图像时的缺陷,得到细节丰富的融合图层,将融合图像作为 IFM 的透射图,能够有效去除图像中覆盖的白色黏膜,从而更好地增强图像血管对比度和底层细节。其中 IFM 被定义为:

$$I(i, j) = J(i, j) \times t(i, j) + A \times (1 - t(i, j)) \quad (12)$$

其中, i, j 代表着图像的像素位置, $I(i, j)$ 表示输入图像, $J(i, j)$ 表示增强图像, A 表示全球大气光照, $t(i, j)$ 为透射图。本文基于细节通道融合图像得到透射图。

3.2.1 细节通道融合

基于离散小波变换^[18]将内窥镜图像 R 和 G 通道分别分解成低频分量和高频分量。对 R 和 G 通道的低频分量进行融合得到新的低频分量 ($LL_f(i, j)$), 对高频分量进行融合得到新的高频分量 ($HH_f(i, j)$)。低频融合时,通过自适应权重重新分配 R 和 G 通道对应位置的像素值占比,从而提高融合图像的细节信息和纹理特征。其中融合低频分量的表达式定义为:

$$LL_f(i, j) = LL_r(i, j) \times \frac{LL_r(i, j)}{LL_r(i, j) + LL_g(i, j)} + LL_g(i, j) \times \frac{LL_g(i, j)}{LL_r(i, j) + LL_g(i, j)} \quad (13)$$

其中, $LL_g(i, j)$ 和 $LL_r(i, j)$ 表示 G 通道和 R 通道的低频分量。

高频融合时,由于 R 和 G 通道对应像素位置高频系数的绝对值越大,其包含的细节就越多^[19],因此通过保留 R 和 G 通道高频分量中绝对值最大的系数进行融合,能够更好突出

内窥镜图像的细节。其中融合高频分量的表达式定义为：

$$HH_f(i,j) = \begin{cases} HH_g(i,j), & \text{for } \max(|HH_g(i,j)|, |HH_r(i,j)|) = |HH_g(i,j)| \\ HH_r(i,j), & \text{for } \max(|HH_g(i,j)|, |HH_r(i,j)|) = |HH_r(i,j)| \end{cases} \quad (14)$$

其中, $|\cdot|$ 代表取绝对值, $HH_g(i,j)$ 和 $HH_r(i,j)$ 分别代表 G 和 R 通道的高频系数。

最后经过逆小波变换将融合的低频分量和高频分量进行重构,得到融合图(F)。

平均梯度在一定程度上可以评价图像的细节信息和纹理特征的增强效果,平均梯度越大,图像层次就越多,说明图像越清晰。通过对图 7(a)~图 9(a)中亮度校正后图像的 R 和 G 通道的融合结果进行分析,提出的融合方法能很好的突出图层的细节纹理,平均梯度结果如表 1 所列。

表 1 平均梯度的结果

Table 1 Test results of mean gradient

Image no.	Channel R	Channel G	Fusion channel
1	3.9973	4.0507	4.1034
2	1.2607	1.3552	1.4747
3	10.7555	10.5177	11.0502

3.2.2 透射图(t)校正

为了更好地分析式(12),可将其变换为：

$$J(i,j) = \frac{I(i,j) - A}{t(i,j)} + A \quad (15)$$

其中,为了消除雾霾,A 被设置为一个相对较高的值,以保证大多数 $I(i,j) - A$ 的值为负值。但是内窥镜图像经过亮度校正后,光照强度和均匀性可以达到令人满意的效果,而且图像中并非所有位置都被白色黏膜覆盖,因此无需使用原始方法设置 A。本文采用局部区域(9×9 的块)的平均像素值设定 A,避免全局估计导致 A 的错误设定,从而更好地恢复模糊血管轮廓。基于 He 等^[10]的方法,把初始透射图 t 定义为：

$$t(i,j) = w \times \frac{F(i,j)}{255} \quad (16)$$

其中, w 代表增强系数, $F(i,j)$ 代表融合图像。如图 4 所示, $w=1$ 时与原始图像相比增强图像的清晰度明显提高,但是内窥镜图像中较暗的像素位置出现了黑斑和明显的颜色失真,影响了视觉效果,导致血管轮廓丢失。通过对 $t(i,j)$ 的函数图像进行分析,暗像素位置的 $I(i,j) - A$ 可能为负值,且对应的 $t(i,j)$ 值趋近 0,造成 $(I(i,j) - A)/t$ 的值过小,从而导致增强图像的像素值为负值,因此图像被过度增强。

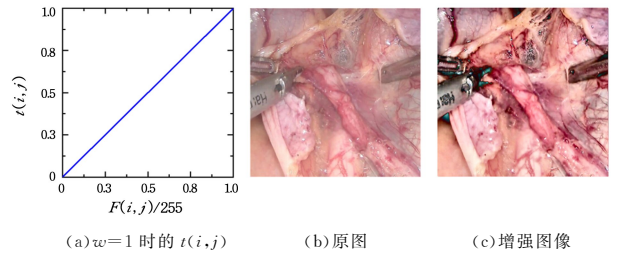


图 4 初始 $t(i,j)$ 和增强图像
Fig. 4 Initial $t(i,j)$ and enhanced image

为了解决这个问题,该部分提出透射图的理想曲线,如图 5 所示。即函数在图像较亮和较暗的像素位置,透射图的值应相对较高,防止过度增强,在中等强度像素值时,要保持

增强后的像素值维持在中等强度, $t(i,j)$ 的值应分布到中值(0.5)左右。

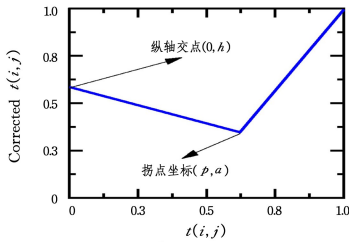


图 5 校正后的 $t(i,j)$
Fig. 5 Corrected $t(i,j)$

由于函数中 w 是可控变量,因此提出反解 w 的方法拟合理想的函数模型。反解 w 的方程为：

$$\begin{cases} \left(\frac{a-h}{p}\right) \times \frac{F(i,j)}{255} + h = w \times \frac{F(i,j)}{255}, & \frac{F(i,j)}{255} \leq p \\ \left(\frac{1-a}{1-p}\right) \times \frac{F(i,j)}{255} + \frac{a-p}{1-p} = w \times \frac{F(i,j)}{255}, & \frac{F(i,j)}{255} > p \end{cases} \quad (17)$$

其中, a, h 和 p 分别代表图像中点的横坐标或纵坐标值,经求解得 w 的结果为：

$$W = \begin{cases} \frac{h \times 255}{F(i,j)} + \frac{a-h}{p}, & \frac{F(i,j)}{255} \leq p \\ \frac{a-p}{1-p} \times \frac{255}{F(i,j)} + \frac{1-a}{1-p}, & \frac{F(i,j)}{255} > p \end{cases} \quad (18)$$

通过求出的 w 得出校正后的透射图 $t(i,j)$ 。由于伽马校正后的图处于正常亮度,因此 a 和 p 的值分别通过融合图像(F)归一化后的像素均值求得,具体表达式如下：

$$a = 1 - \text{mean}(F) \quad (19)$$

$$p = \text{mean}(F) \quad (20)$$

其中, mean 代表求整张图像像素均值。融合通道先验算法的实现流程如算法 2 所示,算法的 2~6 行实现通道融合,其中 $DWT()$ 和 $IDWT()$ 为离散小波变换的分解和重构函数,该操作具有实时性,第 9~10 行利用 OPENCV 库中的 $\text{blur}()$ 函数生成 A。

算法 2 融合通道先验

- 输入: image
输出: outimage
1. 将 image 的 R, G 和 B 通道放入 Channel 容器中
 2. $LL_r, HH_r = DWT(\text{Channel}[0])$
 3. $LL_g, HH_g = DWT(\text{Channel}[1])$
 4. 利用式(13)生成融合的低频 LL_f
 5. 利用式(14)生成融合的高频 HH_f
 6. $F = IDWT(LL_f, HH_f)$
 7. 利用式(18)生成校正初始透射图的 w 系数
 8. 利用式(16)获得校正后的透射图 t
 9. for $i=0$ to 2
 10. $\text{blur}(\text{Channel}[i], A[i], \text{Size}(9,9))$
 11. 利用式(15)生成 outimage

峰值信噪比(PSNR)^[20]用于评估重建图像的质量,它的结果是原始图像和处理后图像的均方差相对于信号最大值的对数值。PSNR 越高重建图像的质量越好。从数据集随机抽取 100 张图片,通过实验分别得出当 h 取值在 0.5 到 1 之间时,100 张增强图像的 PSNR 均值,如图 6 所示,当 h 取 0.8 时 PSNR 值最高,得到的内窥镜图像增强效果最佳,因此本文将 h 设为 0.8。

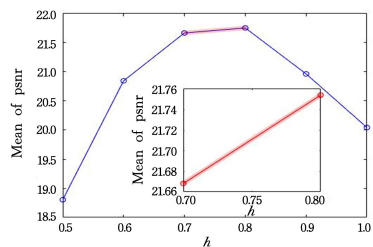


图 6 100 张增强图像的 psnr 均值
Fig. 6 Mean psnr of 100 enhanced images

3.3 CLAHE 增强图像

CLAHE 将原始图像划分为多个子区域,对每个子区域的直方图进行剪裁,将超过剪裁阈值的部分进行均匀分配,从而改变 CDF 的梯度,然后进行局部均衡化,能够在限制噪声和防止细节丢失的同时增强图像对比度。因此,本文利用 CLAHE 对通道先验后图像的 V 通道进行处理,在防止颜色失真的情况下增强内窥镜图像的血管对比度。最后将增强的 V 通道与 H,S 通道合并转换到 RGB 颜色空间,得到最终的结果图,如图 7(j)—图 9(j)所示。

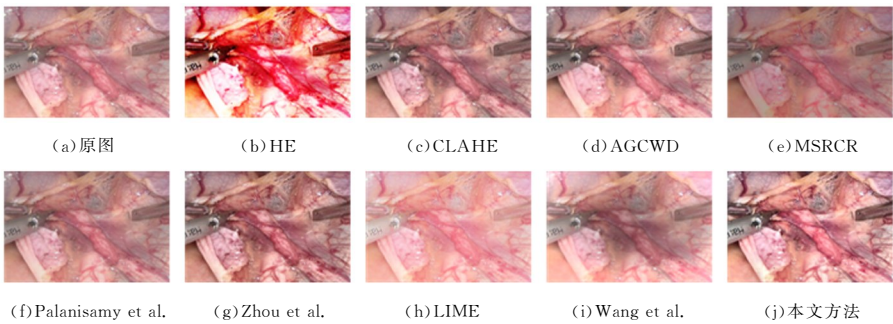


图 7 与现有算法的亮图像效果比较
Fig. 7 Comparison of bright image results with existing algorithms

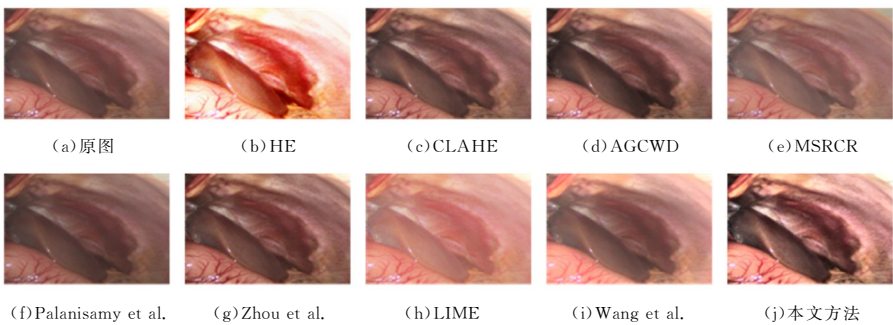


图 8 与现有算法的中等亮度图像效果比较
Fig. 8 Comparison of medium brightness image results with existing algorithms

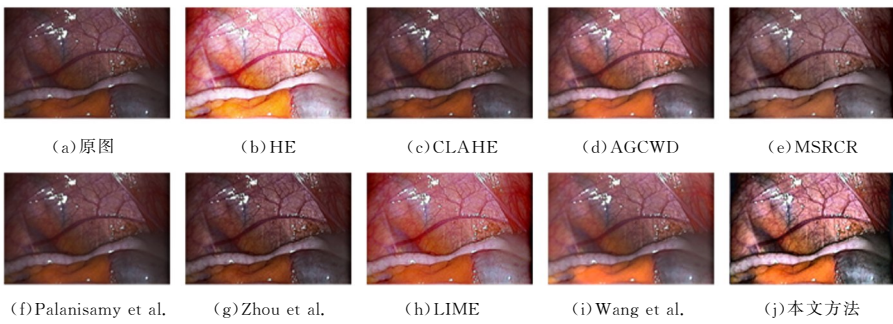


图 9 与现有算法的暗图像效果比较
Fig. 9 Comparison of dark image results with existing algorithms

3.4 时间复杂度分析

通过算法 1 和算法 2 可以看出,本文算法是处理图像中各像素点的过程,即使用二重 for 循环进行处理。由于图像的大小为 $m \times n$,因此算法的时间复杂度为 $O(n * m)$ 。

4 结果与分析

本节通过在实验室自建 MEDS 数据集将所提出的 HQCGC-FCP 方法与其他几种图像增强方法的结果进行比较,从主观和客观两个方面评测本文算法的性能。结果表明,

对于不同亮度病灶和组织的医学内窥镜图像,所提方法都能取得很好的增强效果。

4.1 主观分析

医生对人体内部早期病灶检查的准确性,主要取决于医学内窥镜采集的图像质量,自然的色彩和亮度更有利于人眼的观察,因此应在保留图像自然度和边缘细节的同时调整图像亮度和对比度,进而突出血管、组织和病灶。如图 7—图 9 所示,挑选出 3 种不同人体部位和主观上亮度不同的图像,比较现有增强技术和本文方法的效果。

如图 7(b)－图 9(b)所示,HE 方法图像对比度提升明显,但图像过于鲜艳造成细节丢失不利于医生的观察。如图 7(c)－9(c)所示,可以看出 CLAHE 比 HE 具有更好的增强效果,局部细节得到了较好的增强,但不能达到亮度增强和颜色保真的效果。如图 7(d)－图 9(d)所示,AGCWD 增强内窥镜图像会出现局部区域过度增强的情况以及暗区域血管细节会被模糊。如图 7(e)－图 9(e)中,MSRCR 通过引入色彩恢复因子后,使对比度增强区域的色彩不会产生失真,但图像会出现轮廓模糊以及细节丢失的情况。如图 7(f)－图 9(f)所示,Palanisamy 等的方法会导致图像结构和血管边缘细节丢失,并且局部亮度存在过度增强。如图 7(g)－图 9(g)所示,Zhou 等的方法会明显突出血管细节以及纹理,但是组织结构会变得模糊。如图 7(h)－图 9(h)所示,LIME^[14]在亮度校正方面达到了很好的效果,图像中暗区域清晰可见,但由于过度倾向于亮度增强,因此不能很好地改善内窥镜图像的对比度,导致微小血管和组织变得模糊。如图 7(i)－图 9(i)所示,Wang 等在亮度增强和对比度增强方面均有很大提升,其缺陷可能是由于对照度分量的处理缺乏普适性而导致的。如图 7(j)－图 9(j)所示,本文算法在亮度校正、血管和组织对比度增强等方面达到了令人满意的结果,同时避免了图像的过度增强、色彩失真等问题。

4.2 客观分析

客观指标对于评价增强图像的质量优劣非常实用。因此,本文利用 3 种指标,包括 PCQI^[21],EME^[22]和 BRISQUE^[23],来比较其他算法和本文算法的优劣。基于块的对比度质量指数(PCQI),通过在每个块中计算平均强度、信号强度和信号结构,然后通过这 3 个角度对图的失真进行评价,PCQI 的值越大说明图像对比度增强效果越好。增强度量(EME)是一种更符合人类视觉系统的图像质量指标。它的原理为:先把图像分成 $N \times M$ 块小区域,将小区域中灰度最大值与最小值之比的对数均值作为评价结果,其值越大,说明图像质量越好,表现出的细节越强。盲/无参考图像空间质量评估器(BRISQUE),基于自然场景统计数据的自然图像模型

的测量偏差来度量图像的自然度,BRISQUE 的值越高,表明图像失真程度越高和质量越差。图像的评价指标数据如表 2－表 4 所列,对应的可视化图如图 10(a)－图 10(c)所示。

表 2 不同算法的 PCQI 结果

Table 2 PCQI results of different algorithms

Methods	1	2	3	4	5	6
HE	1.1616	0.8880	0.9821	0.9922	0.9518	1.0594
CLAHE	0.9225	0.9764	0.8021	0.8614	1.0035	0.9732
AGCWD	0.8886	0.9467	0.8202	0.8317	0.9550	0.9072
MSRCR	0.6231	0.8700	0.7896	0.7759	0.8968	0.7042
Palanisamy et al.	0.8071	0.8481	0.6947	0.7063	0.8970	0.8435
Zhou et al.	1.1264	0.9848	1.1709	1.1767	1.1002	1.0804
LIME	0.8111	0.8010	1.1298	0.9244	0.9112	0.8251
Wang et al.	0.6745	0.8153	0.9169	0.7435	0.7521	0.6715
Proposed	1.1624	1.0096	1.2361	1.1857	1.1347	1.0944

表 3 不同算法的 EME 结果

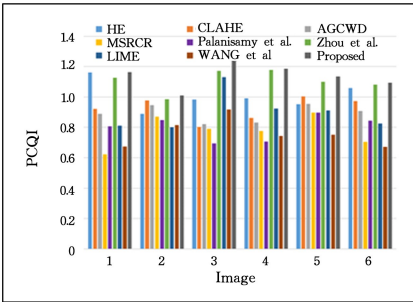
Table 3 EME results of different algorithms

Methods	1	2	3	4	5	6
HE	9.9525	2.3998	8.5102	4.1851	4.5866	5.7114
CLAHE	3.5074	1.7638	7.6943	2.6078	4.1166	3.8492
AGCWD	3.4458	1.8523	6.9516	2.8351	4.2268	3.5271
MSRCR	2.3397	1.1558	6.7621	2.0993	3.6024	1.9492
Palanisamy et al.	2.5301	1.2126	6.1007	2.0297	2.7863	2.7693
Zhou at al.	5.5947	2.1860	12.7666	4.6527	5.1272	5.1224
LIME	2.6078	0.9388	10.4610	2.4419	3.0304	2.6104
Wang et al.	2.2075	0.9359	6.9549	1.8440	2.3987	2.6076
Proposed	6.7967	3.5711	19.8794	6.3426	8.2422	6.2620

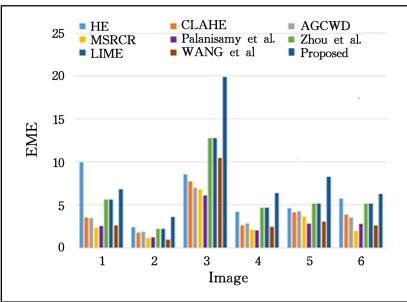
表 4 不同算法的 BRISQUE 结果

Table 4 BRISQUE results of different algorithms

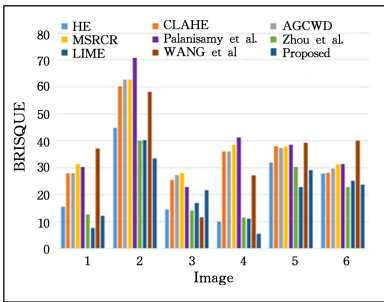
Methods	1	2	3	4	5	6
HE	15.5086	44.7411	14.3676	10.0267	31.8954	27.7944
CLAHE	27.8641	60.2199	25.4740	36.0343	37.9819	28.1078
AGCWD	27.8843	62.6421	27.2522	36.0250	37.3521	29.6127
MSRCR	31.3611	62.7266	27.9711	38.4636	37.9082	31.2539
Palanisamy et al.	30.2978	70.9081	22.8112	41.2397	38.4483	31.3664
Zhou at al.	12.6802	40.0036	14.1295	11.5220	30.2571	22.8032
LIME	7.5788	40.2542	16.8776	11.0432	22.8085	25.0693
Wang et al.	37.0920	58.1971	11.5749	27.1401	39.2074	40.0019
Proposed	12.1568	33.4066	21.6749	5.4232	29.1514	23.6909



(a)PCQI



(b)EME



(c)BRISQUE

图 10 算法指标对比图

Fig. 10 Algorithm index comparison chart

表 2－表 4 中,1－6 表示图像序号,图像序号 1－3 分别对应图 7－图 9 中的图。图像序号 4－6 是数据集中抽选出的其他图像。如表 2 所列,所提方法在 PCQI 方面得到了较高的值,胜过比较的算法。表 3 显示,在 EME 指标评测中,图像 1(亮图像)上得到的性能次优于 HE,但在视觉上 HE 方法产生的图像有明显的颜色失真和亮度过度增强,而且其他

图像所得 EME 的结果均优于 HE,表明提出的算法能使图像具有更好的质量。如表 4 所列,该算法在 BRISQUE 指标中也体现出了较好的性能,虽然图像 1、图像 3 和图像 6 得到的数值结果次于最优的算法,但是从视觉上看该方法能更好地突出图像血管细节。

结束语 本文提出了一种基于亮度校正和融合通道先验

的增强方法,在各种内窥镜采集的图像上验证了该方法的性能。与其他亮度和对比度增强方法相比,实验结果表明该方法更有效地改善了医学内窥镜图像。该方法可以在保持图像自然度的同时增强微血管和组织清晰度,这对于初始质量较差的图像非常有用。这种医学内窥镜图像增强方法将极大地提升医生对疾病诊断的准确性和医学内窥镜在微创手术中的地位。本文算法也存在一些不足,具有较大的提升空间。在未来的研究中,我们将结合一些机器学习算法来分析图像的更深层信息,从而达到 h 自适应设定的效果,进一步提高算法的普适性。

参 考 文 献

[1] HUANG S W,LIN G S,CHEN C H,et al. 2D-to-3D Conversion for laparoscopic video in minimally invasive surgery[C]//Proc. International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT). 2016.

[2] KIM C B,ARMSTRONG G W. Characterizing Infectious Keratitis Using Artificial Intelligence[J]. International Ophthalmology Clinics,2022,62(2):41-53.

[3] YAO M,ZHU C. Study and comparison on histogram-based local image enhancement methods[C]//2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). IEEE, 2017:309-314.

[4] IBRAHIM H,KONG N S P. Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics,2007,53(4):1752-1758.

[5] WANG Y,CHEN Q,ZHANG B. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics,1999,45(1):68-75.

[6] YADAV G,MAHESHWARI S,AGARWAL A. Contrast limited adaptive histogram equalization based enhancement for real time video system[C]//2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). IEEE,2014:2392-2397.

[7] DU M,ZHAO X J. Face Enhancement Algorithm with Variable Illumination Based on Improved Retinex[J]. Computer Science, 2016,43(2):105-108,112.

[8] ZHANG X,WANG W,XIAO D. Improved Image Enhancement Algorithm Based on Multi-scale Retinex with Chromaticity Preservation[J]. Computer Science,2018,45(10):246-249.

[9] JOBSON D J,RAHMAN Z,WOODELL G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing,1997,6(7):965-976.

[10] HE K,SUN J,TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2010,33(12):2341-2353.

[11] HUANG S C,CHENG F C,CHIU Y S. Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2012,22(3):1032-1041.

[12] PALANISAMY G,PONNUSAMY P,GOPI V P. An improved luminosity and contrast enhancement framework for feature preservation in color fundus images[J]. Signal,Image and Video Processing,2019,13(4):719-726.

[13] ZHOU M,JIN K,WANG S,et al. Color retinal image enhancement based on luminosity and contrast adjustment[J]. IEEE Transactions on Biomedical engineering,2017,65(3):521-527.

[14] GUO X,LI Y,LING H. LIME:Low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on image processing,2016,26(2):982-993.

[15] WANG L,WU B,WANG X,et al. Endoscopic image luminance enhancement based on the inverse square law for illuminance and retinex[J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery,2022,18(4):e2396.

[16] VELUCHAMY M,SUBRAMANI B. Fuzzy dissimilarity color histogram equalization for contrast enhancement and color correction[J]. Applied Soft Computing,2020,89:106077.

[17] FRUCCI M,RICCIO D,DI BAJA G S,et al. Severe:Segmenting vessels in retina images[J]. Pattern Recognition Letters,2016,82:162-169.

[18] NAIR R R,SINGH T. Multi-sensor medical image fusion using pyramid-based DWT:a multi-resolution approach[J]. IET Image Processing,2019,13(9):1447-1459.

[19] ZHU Z Y. A novel image fusion approach based on rough set and wavelet analysis[C]//Key Engineering Materials. Trans Tech Publications Ltd,2010,439:1069-1074.

[20] REZAZADEH S,COULOMBE S. A novel discrete wavelet transform framework for full reference image quality assessment [J]. Signal,Image and Video Processing,2013,7(3):559-573.

[21] WANG S,MA K,YEGANEH H,et al. A patch-structure representation method for quality assessment of contrast changed images[J]. IEEE Signal Processing Letters,2015,22(12):2387-2390.

[22] AGAIAN S S,PANETTA K,GRIGORYAN A M. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(3):367-382.

[23] MITTAL A,MOORTHY A K,BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2012,21(12):4695-4708.



AN Ziheng, born in 1999, postgraduate. His main research interests include image processing and deep learning.



XU Chao, born in 1962, Ph.D, professor. His main research interests include network intelligent information system and image processing.