



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112785532 B

(45) 授权公告日 2022.11.18

(21) 申请号 202110037140.6

(22) 申请日 2021.01.12

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 112785532 A

(43) 申请公布日 2021.05.11

(73) 专利权人 安徽大学
地址 230000 安徽省合肥市蜀山区九龙路
111号安徽大学磬苑校区

(72) 发明人 徐超 李凯 李正平

(74) 专利代理机构 北京睿智保诚专利代理事务
所(普通合伙) 11732
专利代理师 周新楣

(51) Int. Cl.
G06T 5/40 (2006.01)
G06T 7/90 (2017.01)

(56) 对比文件
CN 107527333 A, 2017.12.29
US 2013039577 A1, 2013.02.14

US 2017116712 A1, 2017.04.27
CN 109410126 A, 2019.03.01
CN 110084760 A, 2019.08.02
CN 108447033 A, 2018.08.24
CN 110322404 A, 2019.10.11
CN 111968065 A, 2020.11.20
CN 111127343 A, 2020.05.08
CN 109919859 A, 2019.06.21
CN 110136084 A, 2019.08.16
CN 102376082 A, 2012.03.14
CN 111968041 A, 2020.11.20
CN 110689587 A, 2020.01.14
CN 110706172 A, 2020.01.17
CN 109493291 A, 2019.03.19
CN 110599415 A, 2019.12.20

(续)

审查员 刘璐

权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法

(57) 摘要

本发明涉及图像处理领域,公开了一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法。根据内窥镜图像亮度的不同,将图像分成暗图像、中等亮度图像和亮图像。对于暗图像,采用截断伽玛值的加权直方图分布伽玛校正;中等亮度图像将图像分成低对比度和中等对比度,根据对比度不同确定伽玛值;对于亮度图像,采用基于负像的加权直方图分布伽玛校正;同时提出了一种加权自适应奇异值均衡方法,自适应确定加权参数。然后将提出的自适应伽玛校正用于基于小波变换的加权自适应奇异值均衡。针对不同亮度采用相对应的伽玛校正方法,有效避免了图像的细节和边缘的丢失、对直方图进行剪切,避免了图像的过度增强、图像亮度保持较好,颜

色不失真。



CN 112785532 B

[接上页]

(56) 对比文件

Fathi Kallel等.A New Adaptive Gamma Correction Based Algorithm Using DWT-SVD for Non-Contrast CT Image Enhancement.《IEEE Transactions on NanoBioscience》.2017,第16卷(第8期),

蒋敏等.基于自适应Gamma校正的煤岩显微图像增强研究.《电子显微学报》.2020,第39卷

(第1期),

李赓飞.自适应图像实时增强算法的技术研究.《中国博士学位论文全文数据库 信息科技辑》.2018,第2018年卷(第4期),

Yakun Chang等.Automatic Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization With Dual Gamma Correction.《IEEE Access》.2018,第6卷

1. 一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法,其特征在于,包括以下步骤:

将内窥镜图像作为输入图像,由RGB颜色空间转换到HSV空间,得到V通道分量;

对所述V通道分量小波分解为低频分量LL和高频分量,并对所述高频分量进行软阈值去噪;

所述V通道分量经由加权直方图分布伽玛校正得到低频分量 LL_{γ} ;

对所述低频分量LL和低频分量 LL_{γ} 采用奇异值分解;

对去噪后的高频分量与奇异值分解后的低频分量进行逆小波变换得到增强图像;

所述增强图像由所述HSV空间转换到Lab颜色空间,对L分量进行限制对比度自适应直方图均衡,得到最终增强图像;

所述奇异值分解如下:

$$LL_{SVD} = U \Delta V^T \quad (15);$$

$$LL_{\gamma SVD} = U_{\gamma} \Delta_{\gamma} V_{\gamma}^T \quad (16);$$

其中 Δ 表示LL的奇异值矩阵, Δ_{γ} 表示 LL_{γ} 的奇异值矩阵;

增强因子 ξ 由U矩阵和V矩阵最大值求得,定义如下:

$$\xi = \frac{\max(U_{\gamma}) + \max(V_{\gamma})}{\max(U) + \max(V)} \quad (17);$$

所述低频分量LL和所述低频分量 LL_{γ} 的奇异值矩阵的加权和求得奇异值均衡矩阵:

$$\bar{\Delta} = (\beta \times \xi \times \Delta) + \left((1 - \beta) \times \frac{1}{\xi} \times \Delta_{\gamma} \right) \quad (18);$$

其中 β 是调整参数,根据JND阈值提出自适应求得调整参数 β ;亮度JND阈值与图像亮度之间的关系定义如下:

$$J = \begin{cases} 17 \left(1 - \sqrt{\frac{l_{mean}}{127}} \right) + 3 & \text{if } l_{mean} \leq 127 \\ \frac{3}{128} (l_{mean} - 127) + 3 & \text{else} \end{cases} \quad (19);$$

其中, l_{mean} 代表图像的平均亮度;

基于亮度JND模型,调整参数 β 定义为:

$$\beta = -\frac{1}{17} \times J + \frac{20}{17} \quad (20)。$$

2. 根据权利要求1所述的一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法,其特征在于,所述加权直方图分布伽玛校正的步骤如下:

对所述V通道分量的图像分类为暗图像,中等亮度图像和亮图像;

对所述暗图像进行基于截断 γ 值的加权直方图分布伽玛校正;

所述中等亮度图像分为低对比度图像和中等对比度图像,确定 γ 值;

对所述亮图像进行基于负像的加权直方图分布伽玛校正。

3. 根据权利要求2所述的一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算

法,其特征在于,加权直方图分布伽玛校正函数如下:

$$T(l) = l_{\max} \left(\frac{l}{l_{\max}} \right)^{\gamma(l)} \quad (1);$$

其中 l 表示输入图像, l_{\max} 表示图像像素最大值, $\gamma(l)$ 表示自适应伽玛参数,定义为:

$$\gamma(l) = 1 - \text{cdf}_w(l) \quad (2);$$

其中 $\text{cdf}_w(l)$ 表示加权的累积分布函数,定义为:

$$\text{cdf}_w(l) = \sum_{l=0}^{l_{\max}} \left(\frac{\text{pdf}_w(l)}{\sum \text{pdf}_w} \right) \quad (3);$$

其中 $\sum \text{pdf}_w$ 表示加权概率密度函数 $\text{pdf}_w(l)$ 的总和, $\text{pdf}_w(l)$ 定义为:

$$\text{pdf}_w(l) = \text{pdf}_{\max} \left(\frac{\text{pdf}(l) - \text{pdf}_{\min}}{\text{pdf}_{\max} - \text{pdf}_{\min}} \right)^{\alpha} \quad (4);$$

其中 $\text{pdf}(l)$ 是输入图像剪切后直方图的概率密度函数, pdf_{\max} 和 pdf_{\min} 表示剪切后直方图概率密度函数的最大值和最小值,其中 $\alpha = \text{cdf}(l)$,对输入图像直方图进行剪切,剪切后直方图的累积分布函数 $\text{cdf}(l)$ 定义为:

$$\text{cdf}(l) = \sum_{l=0}^{L-1} \text{pdf}(l) \quad (5);$$

其中 $\text{pdf}(l)$ 表示剪切后直方图的概率密度函数,定义为:

$$\text{pdf} = \frac{h_w(l)}{M} \quad (6);$$

其中 M 表示总强度, $h_w(l)$ 表示剪切后直方图,定义为:

$$h_w(l) = \begin{cases} T_w & \text{if } h_c(l) \geq T_w \\ h(l) & \text{else} \end{cases} \quad (7);$$

其中 $h(l)$ 表示输入图像直方图, T_w 表示剪切阈值,用来剪切直方图,定义为:

$$T_w = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} h(l) \quad (8)。$$

4. 根据权利要求3所述的一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法,其特征在于,对所述暗图像处理,将方程(2)的 γ 值重新定义为:

$$\gamma(l) = \max(\tau, 1 - \text{cdf}_w(l)) \quad (9);$$

其中 $\max(\cdot, \cdot)$ 表示取两者中的较大值; τ 是伽玛值的截断阈值,当伽玛值小于 τ 时,伽玛值确定为 τ 。

5. 根据权利要求3所述的一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法,其特征在于,对所述中等亮度图像处理,由以下公式对所述中等亮度图像进行划分:

$$g(l) = \begin{cases} L_c & D \leq 1/\lambda \\ M_c & D > 1/\lambda \end{cases} \quad (10);$$

L_c 表示低对比度图像, M_c 表示中等对比度图像;其中 $D = \text{diff}(\mu + 2\sigma, \mu - 2\sigma)$, μ 和 σ 分别表

示图像像素均值和标准偏差;参数 λ 用来定义图像的对比度,对于低对比度图像,使用如下公式计算 γ 值:

$$\gamma = -\log_2(\sigma) \quad (11);$$

对于中等对比度图像,使用如下公式计算 γ 值:

$$\gamma = \exp\left(\frac{1-(\mu+\sigma)}{2}\right) \quad (12);$$

根据不同的对比度,由不同公式求得 γ 值,代入公式(1)对中等亮度图像进行增强。

6. 根据权利要求3所述的一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法,其特征在于,对所述亮图像处理,将加权直方图伽玛校正应用于负像,进行亮度图像的增强,所述负像定义为:

$$\bar{l}(x,y) = 255 - l(x,y) \quad (13);$$

其中 $l(x,y)$ 代表输入图像, $\bar{l}(x,y)$ 代表负像;所述亮图像经过公式(13)被转换成较暗的图像,将基于加权直方图分布伽玛校正应用于负像产生增强的图像 l_e ;最后,将 l_e 还原为正图像空间,以产生最终增强图像 \bar{l}_e ;转换公式如下:

$$\bar{l}_e = 255 - l_e \quad (14)。$$

基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理领域,更具体的说是涉及一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法。

背景技术

[0002] 目前内窥镜图像血管增强的算法主要有:基于多光谱成像的方法;基于直方图均衡的方法;基于Retinex理论的方法。基于多光谱成像的方法会导致图像的颜色失真并且算法的复杂度很高。基于直方图的方法会使增强后的图像灰度级减少,导致图像细节的丢失并且会增加噪声。基于Retinex理论的方法因照度不均会在增强图像周围会产生“光晕伪影”现象。

[0003] 1. 基于多光谱成像的方法

[0004] 目前内窥镜图像多光谱成像方法主要有NBI、FICE和I-Scan三种技术。其中NBI是一种利用窄带光照明的硬件图像增强技术,在光源方面,需要一片NBI滤光片放在氙灯和一片红绿蓝旋转滤光片之间。通过移动NBI滤光片,光源穿过NBI滤光片光轴,和RGB旋转滤光片,照明光源从红绿蓝宽光谱转换成窄带光谱。因此需要专业的硬件设备,获取较为困难。对于FICE和I-Scan技术都是软件增强方法。其中FICE技术是由日本富士能公司开发的一种智能分光比色技术。通过计算选择若干个特定波长处的反射强度来重构彩色图像,以增强感兴趣目标,它通过选择性处理对临床意义大的光波信息,以改善病灶与周围组织结构、细微血管与周围组织间的对比度,增加了浅表病灶的检出率。但是此技术在使用前需对内窥镜系统进行严格定标,条件严格,且增强图像的颜色存在严重失真。I-Scan技术:它主要通过三个步骤来增强所获取的内窥镜图像。首先是表层亮度增强,即增强图像中表层黏膜血管组织的亮区和暗区的强度;其次是对比度增强,即通过比较邻域的强度来增强图像中不平滑区域附近的强度;最后是色调增强,即把彩色图像分解成三个分量的图像,将各分量图像采用特定算法进行色调增强以后再重新合成彩色图像,从而可以更清晰地显示较多细节。但是,算法较为复杂,用于图像实时显示时会导致图像更新速度较慢,而且算法单一,对不同部位病变及不同程度的病变处理效果不一致,适用范围具有一定的局限性。

[0005] 此外,动态光谱成像技术对图像的处理是光学处理的过程,主要着眼于消化道黏膜表面的微细腺管形态及微血管形态,使传统内窥镜成像技术条件下不能识别的异常组织变得清晰可辨,提高诊断肿瘤性病变的精度与效率十分有利。但是存在处理图像的颜色失真、需要的硬件条件支持、适用范围的局限性等一些不足。

[0006] 2. 基于直方图均衡的方法

[0007] 直方图均衡化是一种有效的图像增强技术,它通过计算各种灰度的像素强度来获得图像的直方图,并利用相应的累积分布函数进行灰度映射,以获得增强的整体图像对比度,使图像更清晰。其灰度值“均衡化”机制可在不同类别的图像都可以取得相对满意的对比度增强效果。但是,一般而言,经过直方图均衡化处理之后,灰度值出现概率较小的像素会被合并,从而导致该图像的部分灰度值被压缩,而灰度值出现概率较大的像素则会被拉

伸。因此灰度值的合并必然引起来图像细节的丢失,而灰度值拉伸过程中必然会使得图像中的噪声被局部的增强。尤其是对于红外图像中背景和目标的灰度值非常接近的情况下,必然使得图像中的噪声被放大,细节丢失。

[0008] 3. 基于Retinex理论的方法

[0009] 随着颜色恒常性理论的发展,基于Retinex理论的增强算法在解决光照不均匀问题上取得了较好的效果。根据Retinex理论,人眼感知物体的亮度取决于环境的照明和物体表面对照射光的反射,该方法是将图像表示成反射分量和入射分量的乘积。反射分量反应物体本身的颜色特性,对应图像中的高频部分;照度分量反应环境的亮度,对应图像中的低频部分。Retinex图像增强的思想就是从原始图像中剔除环境亮度的影响,求解出物体本身的颜色特性,从而达到图像增强的目的。但是,Retinex算法在处理内窥镜图像时会造成图像的过度增强以及亮度的较大变化,并且在图像边缘会出现光晕现象。

发明内容

[0010] 有鉴于此,本发明提供了一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法。

[0011] 为了实现上述目的,本发明采用如下技术方案:

[0012] 一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法,其特征在于,包括以下步骤:

[0013] 将输入图像由RGB颜色空间转换到HSV空间,得到V通道分量;

[0014] 所述V通道分量小波分解为低频分量LL和高频分量,并对所述高频分量进行软阈值去噪;

[0015] 所述V通道分量经由加权直方图分布伽玛校正得到低频分量LL γ ;

[0016] 对所述低频分量LL和低频分量LL γ 采用奇异值分解;

[0017] 对去噪后的高频分量与奇异值分解后的低频分量进行逆小波变换得到增强图像;

[0018] 所述增强图像由所述HSV空间转换到Lab颜色空间,对L分量进行限制对比度自适应直方图均衡,得到最终增强图像。

[0019] 进一步地,所述加权直方图分布伽玛校正的步骤如下:

[0020] 对所述V通道分量的图像分类为暗图像,中等亮度图像和亮图像;

[0021] 对所述暗图像进行基于截断 γ 值的加权直方图分布伽玛校正;

[0022] 所述中等亮度图像分为低对比度图像和中等对比度图像,确定 γ 值;

[0023] 对所述亮图像进行基于负像的加权直方图分布伽玛校正。

[0024] 进一步地,加权直方图分布伽玛校正函数如下:

$$[0025] \quad T(l) = l_{max} \left(\frac{l}{l_{max}} \right)^{\gamma(l)} \quad (1);$$

[0026] 其中 l 表示输入图像, l_{max} 表示图像像素最大值, $\gamma(l)$ 表示自适应伽玛参数,定义为:

$$[0027] \quad \gamma(l) = 1 - \text{cdf}_w(l) \quad (2);$$

[0028] 其中 $\text{cdf}_w(l)$ 表示加权的累积分布函数,定义为:

$$[0029] \quad cdf_w(l) = \sum_{l=0}^{l_{max}} \left(\frac{pdf_w(l)}{\sum pdf_w} \right) \quad (3);$$

[0030] 其中 $\sum pdf_w$ 表示加权概率密度函数 $pdf_w(l)$ 的总和, $pdf_w(l)$ 定义为:

$$[0031] \quad pdf_w(l) = pdf_{max} \left(\frac{pdf(l) - pdf_{min}}{pdf_{max} - pdf_{min}} \right)^\alpha \quad (4);$$

[0032] 其中 $pdf(l)$ 是输入图像剪切后直方图的概率密度函数, pdf_{max} 和 pdf_{min} 表示剪切后直方图概率密度函数的最大值和最小值, 其中 $\alpha = cdf(l)$, 对输入图像直方图进行剪切, 剪切后直方图的累积分布函数 $cdf(l)$ 定义为:

$$[0033] \quad cdf(l) = \sum_{l=0}^{L-1} pdf(l) \quad (5);$$

[0034] 其中 $pdf(l)$ 表示剪切后直方图的概率密度函数, 定义为:

$$[0035] \quad pdf = \frac{h_w(l)}{M} \quad (6);$$

[0036] 其中 M 表示总强度, $h_w(l)$ 表示剪切后直方图, 定义为:

$$[0037] \quad h_w(l) = \begin{cases} T_w & \text{if } h_c(l) \geq T_w \\ h(l) & \text{else} \end{cases} \quad (7);$$

[0038] 其中 $h(l)$ 表示输入图像直方图, T_w 表示剪切阈值, 用来剪切直方图, 定义为:

$$[0039] \quad T_w = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} h(l) \quad (8)。$$

[0040] 以上技术方案具有以下有益效果:

[0041] 采用剪切直方图求得的累积分布函数能够自适应确定参数 α , 同时能够防止图像的过度增强, 基于加权直方图分布伽玛校正分别对所述暗图像、所述中等亮度图像、所述亮图像进行处理。

[0042] 优选地, 对所述暗图像处理, 将方程 (2) 的 γ 值重新定义为:

$$[0043] \quad \gamma(l) = \max(\tau, 1 - cdf_w(l)) \quad (9);$$

[0044] 其中 $\max(\cdot, \cdot)$ 表示取两者中的较大值; τ 是伽玛值的截断阈值, 当伽玛值小于 τ 时, 伽玛值确定为 τ 。

[0045] 优选地, 对所述中等亮度图像处理, 由以下公式对所述中等亮度图像进行划分:

$$[0046] \quad g(I) = \begin{cases} L_c & D \leq 1/\lambda \\ M_c & D > 1/\lambda \end{cases} \quad (10);$$

[0047] L_c 表示低对比度图像, M_c 表示中等对比度图像; 其中 $D = \text{diff}(\mu + 2\sigma, \mu - 2\sigma)$, μ 和 σ 分别表示图像像素均值和标准偏差; 参数 λ 用来定义图像的对比度, 对于低对比度图像, 使用如下公式计算 γ 值:

$$[0048] \quad \gamma = -\log_2(\sigma) \quad (11);$$

[0049] 对于中等对比度图像, 使用如下公式计算 γ 值:

[0050] $\gamma = \exp\left(\frac{1-(\mu+\sigma)}{2}\right)$ (12) ;

[0051] 根据不同的对比度,由不同公式求得 γ 值,代入公式(1)对中等亮度图像进行增强。

[0052] 优选地,对所述亮图像处理,将加权直方图伽玛校正应用于负像,进行亮度图像的增强,所述负像定义为:

[0053] $\bar{l}(x,y) = 255 - l(x,y)$ (13) ;

[0054] 其中 $l(x,y)$ 代表输入图像, $\bar{l}(x,y)$ 代表负像;所述亮图像经过公式(13)被转换成较暗的图像,利用伽玛校正处理暗图像的成功,将基于加权直方图分布伽玛校正应用于负像产生增强的图像 l_e ;最后,将 l_e 还原为正图像空间,以产生最终增强图像 \bar{l}_e ;转换公式如下:

[0055] $\bar{l}_e = 255 - l_e$ (14) 。

[0056] 优选地,所述奇异值分解如下:

[0057] $LL_{SVD} = U \Delta V^T$ (15) ;

[0058] $LL_{\gamma SVD} = U_{\gamma} \Delta_{\gamma} V_{\gamma}^T$ (16) ;

[0059] 其中, Δ 表示 LL 的奇异值矩阵, Δ_{γ} 表示 LL_{γ} 的奇异值矩阵;

[0060] 增强因子 ξ 由 U 矩阵和 V 矩阵最大值求得,定义如下:

[0061] $\xi = \frac{\max(U_{\gamma}) + \max(V_{\gamma})}{\max(U) + \max(V)}$ (17) ;

[0062] 所述低频分量 LL 和所述低频分量 LL_{γ} 的奇异值矩阵的加权和求得奇异值均衡矩阵:

[0063] $\bar{\Delta} = (\beta \times \xi \times \Delta) + \left((1-\beta) \times \frac{1}{\xi} \times \Delta_{\gamma} \right)$ (18) ;

[0064] 其中 β 是调整参数,根据 JND 阈值提出自适应求得调整参数 β ;亮度 JND 阈值与图像亮度之间的关系定义如下:

[0065] $J = \begin{cases} 17 \left(1 - \sqrt{\frac{l_{mean}}{127}} \right) + 3 & \text{if } l_{mean} \leq 127 \\ \frac{3}{128} (l_{mean} - 127) + 3 & \text{else} \end{cases}$ (19) ;

[0066] 基于亮度 JND 模型,调整参数 β 定义为:

[0067] $\beta = -\frac{1}{17} \times J + \frac{20}{17}$ (20) 。

[0068] 经由上述的技术方案可知,与现有技术相比,本发明公开提供了一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法,将图像由亮度进行分类,针对不同亮度采用相对应的伽玛校正方法,有效避免了图像的细节和边缘的丢失、对直方图进行剪切,避免了图像的过度增强、图像亮度保持较好,颜色不失真。提出的自适应确定奇异值均衡调整参

数,加权求解均衡奇异值,解决了中等亮度图像强度增加不明显问题,并且可调参数确定更加方便。提出的算法,能够很好保持内窥镜图像的组织结构和血管颜色,保持亮度,避免失真。

附图说明

[0069] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据提供的附图获得其他的附图。

[0070] 图1附图为本发明的算法基本流程图;

[0071] 图2附图为本发明的加权直方分布伽玛校正流程图。

具体实施方式

[0072] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0073] 本发明实施例公开了一种基于加权直方图分布伽玛校正的奇异值均衡图像增强算法。

[0074] 本发明算法基本流程如图1所示。将输入图像由RGB颜色空间转换到HSV空间,对V通道分量进行伽玛校正处理。考虑到一种伽玛校正方法不能适用所有亮度的内窥镜图像,因此创新性地提出了一种加权直方图分布伽玛校正方法,根据内窥镜图像亮度的不同,将图像分成暗图像、中等亮度图像和亮图像。其中,根据统计量进行阈值识别来确定其类型。

$$[0075] \quad T = \frac{m_t - T_t}{T_t}$$

[0076] 其中 m_t 表示图像平均亮度,常数 T_t 定义为预期正常图像的全局平均亮度。如果 $T < -\tau_t$,判断为暗图像;如果 $T > \tau_t$,判断为亮图像;如果 $-\tau_t < T < \tau_t$,则确定为中等亮度图像。其中 τ_t 是用来判定图像亮度的阈值,本发明通过实验确定 T_t 和阈值 τ_t 分别为112和0.3最合适。

[0077] 对于暗图像,采用截断伽玛值的加权直方图分布伽玛校正;中等亮度图像将图像分成低对比度和中等对比度,针对不同对比度确定伽玛值;对于亮度图像,采用基于负像的加权直方图分布伽玛校正。

[0078] 将提出的伽玛校正用于基于小波变换的奇异值均衡,考虑到采用原始低频分量的奇异值矩阵和伽玛校正后低频分量的奇异值矩阵加权求和的方式求均衡的奇异值矩阵时,根据经验确定加权参数的最佳值比较困难,因此创新性的提出了一种自适应确定加权参数的方法。对均衡的奇异值矩阵进行逆奇异值分解,得到增强的低频分量。之后进行逆小波变换得到亮度增强图像。最后转到Lab空间,对L分量进行限制对比度自适应直方图均衡增强局部对比度,得到增强图像。

[0079] 内窥镜图像存在亮度不适应的问题,因此需要调整图像亮度达到合适的水平。使用HSV色彩模型,可以将彩色内窥镜图像增强为人类视觉可接受的图像,由于同种方式伽玛

校正不能很好处理不同亮度的图像,因此提出根据阈值将内窥镜图像V通道根据亮度差异分成暗图像、中等亮度图像、亮图像,针对不同亮度采取不同增强方法进行增强。其中暗图像采用截断伽玛值的加权直方图分布伽玛校正处理;亮图像采用基于负像的加权直方图分布伽玛校正处理;由于自适应伽玛校正处理中等亮度图像对一些图像会出现过度增强现象,因此将中等亮度图像分成低对比度和中等对比度,由图像像素均值和标准偏差确定伽玛值,来增强中等亮度图像,如图2所示。通过保留H和S而仅增强V可以在增强内窥镜图像的同时防止图像色彩失真。

[0080] 加权直方图分布伽玛校正函数如下:

$$[0081] \quad T(l) = l_{max} \left(\frac{l}{l_{max}} \right)^{\gamma(l)} \quad (1);$$

[0082] 其中 l 表示输入图像, l_{max} 表示图像像素最大值, $\gamma(l)$ 表示自适应伽玛参数,定义为:

$$[0083] \quad \gamma(l) = 1 - \text{cdf}_w(l) \quad (2);$$

[0084] 其中 $\text{cdf}_w(l)$ 表示加权的累积分布函数,定义为:

$$[0085] \quad \text{cdf}_w(l) = \sum_{l=0}^{l_{max}} \left(\frac{\text{pdf}_w(l)}{\sum \text{pdf}_w} \right) \quad (3);$$

[0086] 其中 $\sum \text{pdf}_w$ 表示加权概率密度函数 $\text{pdf}_w(l)$ 的总和, $\text{pdf}_w(l)$ 定义为:

$$[0087] \quad \text{pdf}_w(l) = \text{pdf}_{max} \left(\frac{\text{pdf}(l) - \text{pdf}_{min}}{\text{pdf}_{max} - \text{pdf}_{min}} \right)^{\alpha} \quad (4);$$

[0088] 其中 $\text{pdf}(l)$ 是输入图像剪切后直方图的概率密度函数, pdf_{max} 和 pdf_{min} 表示剪切后直方图概率密度函数的最大值和最小值,其中 $\alpha = \text{cdf}(l)$,对输入图像直方图进行剪切,为了调整参数 α 的值,防止图像的过度增强。剪切后直方图的累积分布函数 $\text{cdf}(l)$ 定义为:

$$[0089] \quad \text{cdf}(l) = \sum_{l=0}^{L-1} \text{pdf}(l) \quad (5);$$

[0090] 其中 $\text{pdf}(l)$ 表示剪切后直方图的概率密度函数,定义为:

$$[0091] \quad \text{pdf} = \frac{h_w(l)}{M} \quad (6);$$

[0092] 其中 M 表示总强度, $h_w(l)$ 表示剪切后直方图,定义为:

$$[0093] \quad h_w(l) = \begin{cases} T_w & \text{if } h_c(l) \geq T_w \\ h(l) & \text{else} \end{cases} \quad (7);$$

[0094] 其中 $h(l)$ 表示输入图像直方图, T_w 表示剪切阈值,用来剪切直方图,定义为:

$$[0095] \quad T_w = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} h(l) \quad (8);$$

[0096] 采用剪切直方图求得的累积分布函数能够自适应确定参数 α ,同时能够防止图像的过度增强,基于加权直方图分布伽玛校正分别对暗图像、中等亮度图像、亮图像进行处

理。

[0097] 传统的自适应伽玛校正,在处理暗图像时,在暗图像的明亮区域的边缘经过传统的伽玛校正会出现细节丢失和边缘损失的问题。这种问题应归因于在转换中值和高强度像素时使用的过低的伽玛值。对于通常拥有高强度像素的明亮区域,所应用的伽玛值较小,因此高强度像素向255移动。因此,这会引引起过度增强,遮挡了明亮区域的边缘和结构纹理。

[0098] 为了减轻这种缺陷,创新性的提出截断伽玛值的加权直方图分布伽玛校正,将值限制在合理的阈值内。因此基于加权直方图分布伽玛校正,对值进行限制,对于暗图像的处理,将方程(2)的值重新定义为:

$$[0099] \quad \gamma(1) = \max(\tau, 1 - \text{cdf}_w(1)) \quad (9);$$

[0100] 其中 $\max(\cdot, \cdot)$ 表示取两者中的较大值; τ 是伽玛值的截断阈值,当伽玛值小于 τ 时,伽玛值确定为 τ 。这样,对于暗图像的明亮区域将不能以相当低的伽玛值进行校正,可以避免细节损失。通过截断伽玛值,保持伽玛值大于 τ ,从而合理地限制了明亮像素的对比度调节。同时,伽玛值 τ 也足够小以扩展变暗像素的动态范围。阈值 τ 由实验结果确定为0.5。

[0101] 自适应伽玛校正用来处理中等亮度图像时对于一些图像会出现过度增强,因此我们将图像分成低对比度图像(L_c)和中等对比度图像(M_c),从而根据图像均值和标准偏差确定伽玛值,能够有效解决图像的过度增强和亮度变化过大的问题。为了对图像进行分类,考虑了HSV颜色模型中的值(V)通道,因为它具有基于亮度信息对图像进行分类的优点,这类类似于人类的视觉感知。由以下公式进行划分:

$$[0102] \quad g(I) = \begin{cases} L_c & D \leq 1/\lambda \\ M_c & D > 1/\lambda \end{cases} \quad (10);$$

[0103] 其中 $D = \text{diff}(\mu + 2\sigma, \mu - 2\sigma)$, μ 和 σ 分别表示图像像素均值和标准偏差;参数 λ 用来定义图像的对比度,根据实验设置为3较为合适。

[0104] 对于低对比度图像,使用如下公式计算 γ 值:

$$[0105] \quad \gamma = -\log_2(\sigma) \quad (11);$$

[0106] 对于中等对比度图像,使用如下公式计算 γ 值:

$$[0107] \quad \gamma = \exp\left(\frac{1 - (\mu + \sigma)}{2}\right) \quad (12);$$

[0108] 根据不同的对比度,由不同公式求得 γ 值,代入公式(1)对中等亮度图像进行增强。

[0109] 亮图像处理,将加权直方图伽玛校正应用于负像,进行亮度图像的增强,负像定义为:

$$[0110] \quad \bar{l}(x, y) = 255 - l(x, y) \quad (13);$$

[0111] 其中 $l(x, y)$ 代表输入图像, $\bar{l}(x, y)$ 代表负像;所述亮图像经过公式(13)被转换成较暗的图像,利用伽玛校正处理暗图像的成功,将基于加权直方图分布伽玛校正应用于负像产生增强的图像 l_e ;最后,将 l_e 还原为正图像空间,以产生最终增强图像 \bar{l}_e ;转换公式如下:

$$[0112] \quad \bar{l}_e = 255 - l_e \quad (14)。$$

[0113] 奇异值分解如下:

$$[0114] \quad LL_{SVD} = U \Delta V^T \quad (15);$$

$$[0115] \quad LL_{\gamma SVD} = U_{\gamma} \Delta_{\gamma} V_{\gamma}^T \quad (16);$$

[0116] 其中U是m*m的矩阵, Δ 表示奇异值矩阵, 是一个m*n的对角矩阵, V是一个n*n的矩阵, Δ 表示LL的奇异值矩阵, Δ_{γ} 表示LL γ 的奇异值矩阵。

[0117] 增强因子 ξ 由U矩阵和V矩阵最大值求得, 定义如下:

$$[0118] \quad \xi = \frac{\max(U_{\gamma}) + \max(V_{\gamma})}{\max(U) + \max(V)} \quad (17);$$

[0119] 采用缩放奇异值矩阵的方式进行奇异值矩阵的均衡, 对中等亮度图像来说, 由于该图像的增强因子 ξ 接近1, 在这种情况下, 均衡图像的新奇异值矩阵之间的差很小。通过缩放奇异值来增强对比度, 输入图像的强度不会发生明显变化。

[0120] 为了解决这个问题, 提出奇异值均衡采用原始图像V通道低频分量(LL) 和伽玛校正V通道的低频分量(LL γ) 的奇异值矩阵的加权和求得奇异值均衡矩阵。这样可以解决中等亮度图像强度增强不明显的问题。

[0121] 低频分量LL和所述低频分量LL γ 的奇异值矩阵的加权和求得奇异值均衡矩阵:

$$[0122] \quad \bar{\Delta} = (\beta \times \xi \times \Delta) + \left((1 - \beta) \times \frac{1}{\xi} \times \Delta_{\gamma} \right) \quad (18);$$

[0123] 其中 β 是调整参数, 人为调整参数不能很好的针对任意图像, 设置较为困难, 因此我们创新性提出自适应确定 β 参数, 一个明显的差异(JND)模型代表人眼可以感知的最小对比度阈值, 根据JND阈值提出自适应求得调整参数 β 。亮度JND阈值与图像亮度之间的关系定义如下:

$$[0124] \quad J = \begin{cases} 17 \left(1 - \sqrt{\frac{l_{mean}}{127}} \right) + 3 & \text{if } l_{mean} \leq 127 \\ \frac{3}{128} (l_{mean} - 127) + 3 & \text{else} \end{cases} \quad (19);$$

[0125] 基于亮度JND模型, 调整参数 β 定义为:

$$[0126] \quad \beta = -\frac{1}{17} \times J + \frac{20}{17} \quad (20)。$$

[0127] 提出的方法能够根据不同图像平均亮度自适应确定参数值, 以达到适应不同图像的目的, 从而能够自适应地对奇异值进行均衡。

[0128] 将均衡奇异值矩阵进行逆奇异值分解, 之后进行小波重构, 得到增强图像。之后将图像转换到Lab颜色空间, 对L分量进行限制对比度自适应直方图均衡, 以增强局部对比度, 得到最终增强图像。

[0129] 对所公开的实施例的上述说明, 使本领域专业技术人员能够实现或使用本发明。对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的, 本文中所定义的一般原理可以在不脱离本发明的精神或范围的情况下, 在其它实施例中实现。因此, 本发明将不会被限制于本文所示的这些实施例, 而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一

致的最宽的范围。

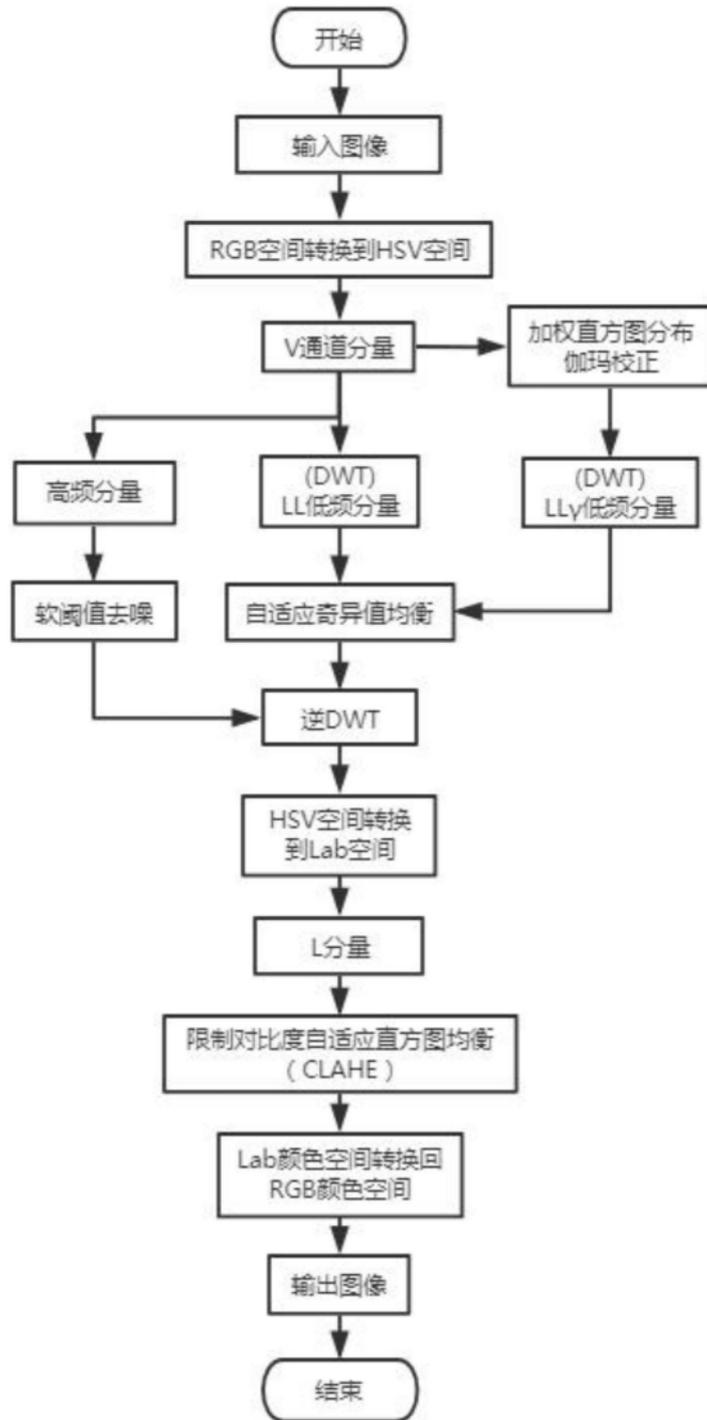


图1

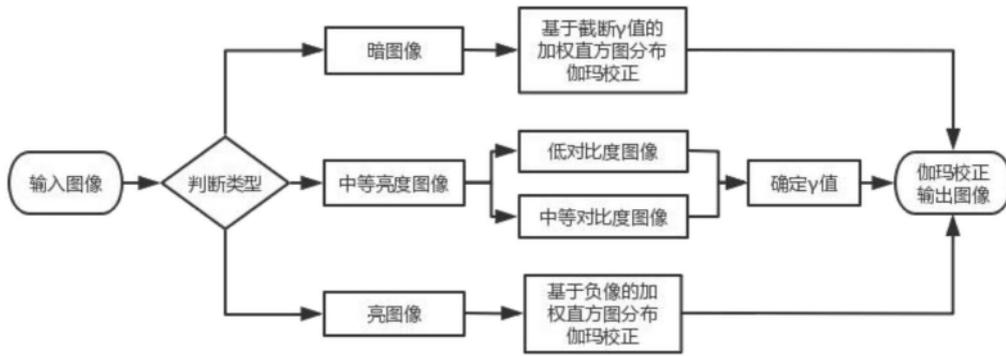


图2