

## 基于图像分割和全变分的肺 CT 图像增强

王鸿飞<sup>1,2,3</sup>, 马士青<sup>1,2</sup>, 闵雷<sup>1,2</sup>, 王帅<sup>1,2</sup>, 杨伟<sup>5\*\*\*</sup>, 许川<sup>4\*\*</sup>, 杨平<sup>1,2\*</sup><sup>1</sup>中国科学院自适应光学重点实验室, 四川 成都 610209;<sup>2</sup>中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;<sup>3</sup>中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049;<sup>4</sup>电子科技大学医学院附属肿瘤医院/四川省肿瘤医院, 四川 成都 610209;<sup>5</sup>西华大学航空航天大学, 四川 成都 610209

**摘要** 现有图像增强算法在处理肺部计算机断层扫描(CT)图像时,易产生不自然的外观,引入不必要的人工伪影,并会产生洗去效应。针对此问题,本团队提出了一种基于图像分割和全变分模型的图像增强算法。该算法将图像分割为前景和背景,先对前景肺实质图像的直方图进行修改,然后根据修改的直方图对图像进行伽马拉伸,得到对比度增强的前景图像,再将其与背景图像融合作为全变分模型的输入;然后通过全变分能量泛函将图像分解为纹理层和结构层,对纹理层进行小波阈值去噪,将去噪后的纹理层与结构层进行融合得到增强图像。实验结果的主观分析和客观评价指标均表明,该算法不仅可以有效抑制图像中的伪影噪声,解决现有算法过度增强肺 CT 图像的问题,还可以充分提高图像的对比度,并保留图像的自然外观显示、纹理细节和边缘特征等信息。

**关键词** 医用光学; 图像增强; 图像分割; 伽马变换; 全变分模型; 小波变换

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL202249.2007210

## 1 引言

在图像采集过程中,由于信号采集设备不适当的参数调整、传输设备固有的限制属性、对象本身的客观条件等不利因素,信号在采集和传输过程中往往存在复杂的噪声干扰<sup>[1]</sup>,导致肺部计算机断层扫描(CT)图像存在伪影,从而使得肺 CT 图像中的病灶、纹理和边缘等感兴趣区域难以分辨,给 CT 图像的后续应用带来了极大障碍。改进数字图像的图像特征并清晰地揭示感知信息是增强图像的主要目标。对于增强肺 CT 图像而言,提高其对比度和抑制伪影噪声是较为直接有效的方式。

高对比度图像的灰度统计直方图分布更为均衡,也更加有利于研究人员或者信号处理设备获取图像特征。因此,通过调整图像的灰度统计直方图分布来改善原始图像的对比度是一种有效的图像对比度增强方法。常见的对比度增强方法有灰度校正<sup>[2]</sup>、灰度变换<sup>[3]</sup>、直方图均衡化<sup>[4]</sup>和直方图校正<sup>[5]</sup>。其中的直方图均衡化是一种非常著名的方法<sup>[6]</sup>,但某些情况下其对图像的过度增强结果常常不能被图像工作者所接受。因此,众多学者对直方图均衡化进行了深入研究,提出了改进的直方图均衡化方法,如自适应直方图均

衡化<sup>[7]</sup>、限制对比度自适应直方图均衡化<sup>[8-9]</sup>、广义直方图均衡化<sup>[10]</sup>、动态直方图均衡化<sup>[11]</sup>等,但这些方法仍然存在引入人工伪影等问题。

肺 CT 图像上存在的噪声模型一般为混合噪声模型<sup>[12]</sup>。单一的对比度增强方法对图像的增强效果有限,联合不同类别的图像去噪方法可以实现更好的图像增强效果。因此,Rudin 等<sup>[13]</sup>在 1992 年引入了能量泛函的概念,通过最小化能量泛函来抑制噪声,提出了基于去噪算法的非线性偏微分算法模型。该模型首次将全变分引入图像去噪领域,能够在保留图像细节信息的同时分离出大多数噪声。2018 年,Li 等<sup>[14]</sup>提出基于全变分和小波框架的非凸正则化去除乘性噪声方法,该方法比任何单一正则化方法能更有效地保留图像的边缘和细节。

在医学图像处理领域,2020 年,Zhou 等<sup>[15]</sup>提出一种基于改进鲨鱼气味优化算法的医学图像增强改进优化算法,该算法考虑了全局和局部增强的优化问题,实现了较好的增强效果,但该算法在处理细节纹理丰富的肺 CT 图像时尚显能力不足。Li 等<sup>[16]</sup>提出了一种高效、高质量的医学图像增强算法,该算法结合小波域和空间域的图像处理优势,实现了对医学图像的增强,但该算法采用的中值滤波模糊处理对细节纹理较多的

收稿日期: 2022-08-08; 修回日期: 2022-08-30; 录用日期: 2022-09-01

基金项目: 国家自然科学基金(61805251, 62105336, 11704382, 62005285)、中国科学院“西部青年学者”A 类项目

通信作者: \*pingyang2516@163.com; \*\*xuchuan100@163.com; \*\*\*xhuyw@mail.xhu.edu.cn

肺 CT 图像不友好。2021 年,有学者提出了一种基于遗传算法的自适应直方图均衡化医学图像增强算法,该算法采用曝光阈值和最优阈值对直方图进行细分,以保持亮度并减少信息损失<sup>[17]</sup>。该方法在多目标适应度函数的指导下,利用遗传算法的概念对阈值参数进行优化,最终获得了较好的增强结果,但该方法对肺 CT 图像的纹理边缘有洗去效应。

肺 CT 图像的细节信息丰富,而现有的增强算法常常导致图像过度增强,破坏了图像的自然显示和独特外观,导致感兴趣区域的细节信息丢失。为了解决现有图像对比度增强算法存在的缺陷,如外观洗去效应、块状伪影、不自然显示等,本文提出了一种基于图像分割和全变分模型的肺 CT 图像增强算法。该算法首先将图像分割为前景和背景,对前景肺实质图像的直方图进行两极阈值裁剪和累积分布函数重分配,形成修改直方图;然后根据修改的直方图对图像进行伽马自适应拉伸,从而得到对比度增强的前景图像,再将前景图像与背景图像融合作为全变分模型的输入;接着通过全变分模型将图像分解为纹理层和结构层,对纹理层进行小波阈值去噪,将去噪后的纹理层与结构层融合得到增强图像。本文算法可以有效抑制图像伪影,提高肺 CT 图像的对比度,从而提高图像的视觉效果。本文提出的框架遵循了增强图像保持自然外观、较少退化、保存合理细节等原则。

## 2 基本原理

### 2.1 对比度增强

本文提出了一种基于直方图修改的图像对比度增强方法,即:对图像的直方图进行两极阈值裁剪和累积分布函数重分配,形成修改直方图,然后根据修改的直方图对图像进行伽马自适应拉伸,得到对比度增强的图像。根据式(1)和式(2),定义两极边界阈值公式,由此计算图像的强度边界阈值。

$$L_{\min} : \sum_1^{L_{\min}} N(l) = \alpha \sum_1^L N(l), \quad (1)$$

$$L_{\max} : \sum_{L_{\max}}^L N(l) = \beta \sum_1^L N(l), \quad (2)$$

式中: $N(l)$ 表示图像在灰度级 $l$ 下的像素个数; $L_{\min}$ 表示暗部边界阈值; $L_{\max}$ 表示亮部边界阈值; $L$ 表示图像总的灰度级数; $\alpha$ 和 $\beta$ 为边界阈值参数。两个边界阈值参数的取值应当遵循直方图暗部分布和亮部分布的整体性,从而保证图像在伽马校正后能够尽可能地保留图像的细节信息、边缘结构和整体视觉感知<sup>[18-19]</sup>。根据实验经验,定义 $\alpha$ 和 $\beta$ 的取值范围为 $[0, 0.2]$ ,并且 $L_{\min}$ 小于 $L_{\max}$ ,以确保增强结果保持正则。

然后利用两极边界阈值 $L_{\min}$ 、 $L_{\max}$ 剪切直方图 $h(l)$ ,对直方图进行裁剪划分得到三个子直方图 $H_{\text{main}}(l)$ 、 $H_{\text{min}}(l)$ 和 $H_{\text{max}}(l)$ ,其中 $H_{\text{min}}(l)$ 和

$H_{\text{max}}(l)$ 为被重分配的子直方图, $H_{\text{main}}(l)$ 为待分配的主要子直方图。

由式(3)计算直方图的概率密度分布,再由式(4)和式(5)分别计算子直方图 $H_{\text{min}}(l)$ 和 $H_{\text{max}}(l)$ 的累积分布函数 $f_{\text{min}}(l)$ 和 $f_{\text{max}}(l)$ 。

$$p(l) = N(l) / \sum_1^L N(l), \quad (3)$$

$$f_{\text{min}}(l) = \sum_1^l p(l), \quad (4)$$

$$f_{\text{max}}(l) = \sum_{L_{\max}}^l p(l). \quad (5)$$

常见的直方图均衡化等方法粗暴地将某些灰度值的像素映射到边界,这样会导致图像处理结果过度增强或者自然外观显示退化。鉴于此,本文提出了基于传递函数的重分配映射,此步骤为两个传递函数实现边界像素的重新分配。该步骤的创新性在于最大程度地保留了直方图暗部和亮部的分布特征,使更多的像素参与直方图两极自适应伽马拉伸。采用式(6)和式(7)分别计算两个边界子直方图 $H_{\text{min}}(l)$ 、 $H_{\text{max}}(l)$ 映射到子直方图 $H_{\text{main}}(x)$ 的传递函数 $T_{\text{min}}$ 和 $T_{\text{max}}$ 。在像素点映射过程中,传递函数通过累积分布函数进行重分配映射,可以确保边界子直方图像素点重分配后的正则化,从而保持图像的自然外观显示。通过以上步骤可以实现边界像素的合理重分配。

$$T_{\text{min}}(l) = (L_{\min} + 1) + L_{\min} f_{\text{min}}(l), \quad (6)$$

$$T_{\text{max}}(l) = (L_{\max} + 1) - (L - L_{\max} - 1) f_{\text{max}}(l). \quad (7)$$

利用两个传递函数将两个边界子直方图的像素重新分配到未被裁剪的直方图区域,得到修改的直方图。此步骤按原有直方图的主要分布特征实现了所有像素的重新分布,可以根据最大熵原则极大地保留图像的外观视觉感知效果。

自适应伽马变换的定义见式(8)。将修改的子直方图进行自适应伽马变换<sup>[20-21]</sup>,使直方图分布范围扩展到更大的灰度级动态分布范围,即可得到最终的对比度增强结果。

$$y = cx^\gamma, \quad (8)$$

式中: $x$ 为输入强度值; $y$ 为输出强度值; $c$ 为正数;参数 $\gamma$ 的取值由图像的平均强度决定,以增强对比度为取值目标。在算法框架中,直方图修改技术结合伽马变换不仅可以提高图像的对比度,还能够增强细节,为图像带来整体效果的改善。

### 2.2 全变分框架

肺 CT 图像中的噪声模型一般可以表示为

$$u_0(x, y) = k(x, y) * u(x, y) + n(x, y), \quad (9)$$

式中: $u(x, y)$ 表示真实图像中点 $(x, y)$ 处的强度值; $u_0(x, y)$ 表示含伪影的噪声图像中点 $(x, y)$ 处的强度值; $k(x, y)$ 和 $n(x, y)$ 分别表示乘性噪声和加性噪声。根据文献[12],全变分模型的处理步骤主要有以

下三个:1)根据图像的物理成像模型得到初始约束条件,建立对应的能量泛函;2)用全变分框架求解能量泛函对应的 Euler-Lagrange 方程;3)根据初始约束条件求得满足约束条件的 Euler-Lagrange 方程的解。图像的全变分一般定义为

$$T_V(u) = \int_{\Omega} (u_x^2 + u_y^2), \quad (10)$$

式中: $u_x$  和  $u_y$  分别表示图像在  $x$  方向和  $y$  方向的梯度; $\Omega$  表示图像域。因此,图像的能量最小化问题转化为

$$\min \int_{\Omega} \sqrt{(u_x^2 + u_y^2)} dx dy, \quad (11)$$

且满足以下两个限制约束条件:

$$\int_{\Omega} u dx dy = \int_{\Omega} u_0 dx dy, \quad (12)$$

$$\int_{\Omega} \frac{1}{2} (u - u_0)^2 dx dy = \sigma^2. \quad (13)$$

图像去噪过程是一个逆问题,可能会出现解不唯一的情况,数学上解决此类问题的办法通常是采用正则化对解空间进行约束。因此,在约束条件下基于全变分模型的最小化能量泛函表示为

$$\min E(u) = \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (u - u_0)^2 dx dy + \int_{\Omega} \sqrt{|\nabla u|^2} dx dy. \quad (14)$$

式中:等号右边第一项为数据保真项,保证去噪图像与原始图像之间的逼近程度;第二项为正则项,具有去噪和平滑的作用; $\lambda$  为平衡数据项和正则项的正则化参数。这一步骤在算法中能够保证图像去噪的正则性,从而避免引入人工伪影。通过求解全变分能量泛函的最小值,即可得到去噪图像,即:

$$\min_{I_s} \sum \|I_s - I\|^2 + \lambda \|\nabla I_s\|^2. \quad (15)$$

去噪图像为图像的结构层  $I_s$ , 包含图像的主要结构信息。图像的纹理层  $I_t$  可由原始图像与结构层作差得到 ( $I_t = I - I_s$ ), 纹理层包含图像中的主要细节和伪影噪声。

### 2.3 小波变换

通过小波变换可以将信号和噪声分离。离散小波变换将信号的能量压缩到振幅较大的小波系数上,并将噪声的能量扩散到振幅较小的小波系数上。因此,小波阈值去噪通过去除这些小幅值系数来降低图像上的噪声能量,同时通过保持这些大幅值系数不变来保持信号能量。小波变换将信号和噪声分解为具有位置信息的变换系数,根据这些变换系数可以完全恢复出原来的信号。二维图像经过一次小波变换后可以得到 4 个子图像<sup>[22]</sup>:

$$LL_i f(x, y) = \langle f(x, y), \Phi_{j,n}(x) \Phi_{j,m}(y) \rangle, \quad (16)$$

$$HH_i f(x, y) = \langle f(x, y), \Phi_{j,n}(x) \Psi_{j,m}(y) \rangle, \quad (17)$$

$$HV_i f(x, y) = \langle f(x, y), \Psi_{j,n}(x) \Phi_{j,m}(y) \rangle, \quad (18)$$

$$HD_i f(x, y) = \langle f(x, y), \Psi_{j,n}(x) \Psi_{j,m}(y) \rangle, \quad (19)$$

式中: $\Psi, \Phi$  分别是小波函数和尺度函数。4 个子图像分别为低频子带图 LL1、水平高频子带图 HH1、垂直高频子带图 HV1 和对角高频子带图 HD1。其中, LL1 再次经过小波分解可以得到 LL2、HH2、HV2、HD2, 如图 1 所示。低频子带图保留了原图像的主要信息以及原图像的大部分噪声,而高频子带图则主要保存了原图像的细节信息<sup>[23]</sup>。

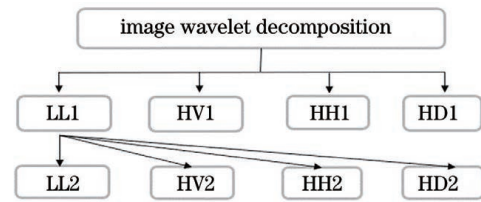


图 1 图像的二次小波变换

Fig. 1 Twice wavelet transformation of image

对于肺 CT 影像而言,由信号和噪声在小波域中的不同奇异性可知有效信号在小波域一般为大幅值系数,小幅值系数为噪声。小波阈值去噪是将绝对值低于阈值的系数置为零,得到处理后的估计小波系数,然后利用估计小波系数进行小波信号重建,得到的信号就是去噪后的信号<sup>[24]</sup>。二维图像经小波分解后从空域变换到小波域。在小波域中,有效信号的小波系数的幅值比噪声的小波系数的幅值更大,因此,选取合适的小波系数进行阈值滤波,可以有效地抑制噪声。

### 3 基于图像分割和全变分模型的图像增强算法

本文提出了一种基于分割和全变分能量泛函的肺 CT 图像增强算法。其主要思想为:

1) 首先利用基于形态学操作的全局阈值图像分割算法将肺 CT 图像分为前景和背景,对前景进行对比度增强处理,提升图像的灰度级动态显示范围。在提升图像对比度时引入图像分割算法能够有效避免对比度增强技术过度增强背景,从而避免图像模糊和图像整体结构失真。

根据肺 CT 图像的特征,本文采用的图像分割方法为基于形态学操作的全局阈值分割,具体过程为:先将图像取反,然后进行形态学闭运算;再次取反,提取连通区域;接着通过形态学开运算得到掩模,将掩模与原始图像作点对点乘法得到肺实质,肺实质即为肺 CT 图像的前景;最后将原始图像与前景作差得到背景,实现图像的分割。这一步骤能够有效地分离肺 CT 图像的前景和背景,目的是将感兴趣的肺实质分割出来,以便后续的对比度增强。

2) 由于肺 CT 图像中存在复杂的混合噪声模型,单一的图像去噪算法难以有效抑制噪声,且不能保证增强结果的正则性,从而导致不经意间引入人工伪影。因此,本文算法框架引入了全变分能量泛函,用其将图

像分解为结构层和纹理层,在分离过程中以减去能量的方式,迭代地将噪声分离到纹理层。这一步可以保持去噪结果的正则化。伪影噪声在图像空间域上分布广泛,因此将纹理层变换到小波域,再通过小波阈值去噪方法抑制伪影,最终得到增强结果。

本文提出的算法框架理论上保证了增强结果的正则化,不仅能够有效提高视觉对比度和抑制伪影噪声,还可以避免引入新的人工伪影。算法框架整体流程如

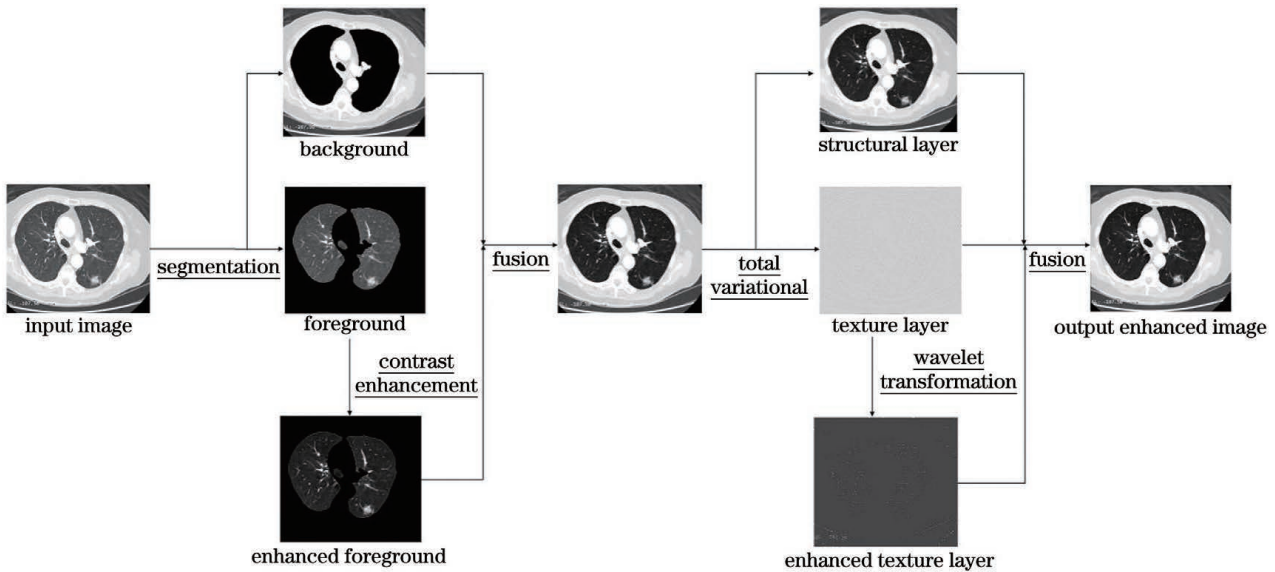


图 2 所提算法流程图

Fig. 2 Flowchart of proposed algorithm

## 4 实验结果及分析

为了验证本文所提算法的有效性,选取公开数据库 LIDC-IDRI 中的 60 幅图像和四川省肿瘤医院提供的 60 幅真实临床图像组成测试集进行性能评估,并将测试结果与限制对比度自适应直方图均衡化 (CLAHE) 算法<sup>[8]</sup>、WTHE 算法<sup>[15]</sup>、GAAHE 算法<sup>[16]</sup>、KH-RHE 算法<sup>[25]</sup>的测试结果进行对比。所有实验均在处理器为英特尔 I7-7700HQ 的平台上进行。实验参数设置如下: $\alpha=0.015$ , $\beta=0.07$ ,全变分框架中的 $\lambda=0.015$ ,小波去噪的阈值为被去噪处理的小波子带的系数中值除以 0.3。

在所有的实验结果中,随机选取部分图像作为本文的结果展示。图 3 为所提算法与几种对比算法抑制伪影噪声的对比实验结果,其中,图 3 中的子图(a)为原始图像,子图(b)为 WTHE 算法的实验结果,子图(c)为 GAAHE 算法的实验结果,子图(d)为 CLAHE 算法的实验结果,子图(e)为 KH-RHE 算法的实验结果,子图(f)为所提算法的实验结果。可以观察到,肺 CT 图像上的复杂噪声模型在第一幅截取图上表现为模糊的伪影,在第二幅截取图上表现为块状伪影,在第三幅截取图上表现为阶梯伪影,所有原始图像上都可以观测到高斯噪声。4 种对比算法对上述三种伪影噪声均有明显的抑制效果,但有的算法引入了

图 2 所示,图中有下划线的为算法的具体操作,无下划线的为图注。算法首先将肺 CT 图像分割为前景和背景,对前景进行对比度增强处理,以突出肺实质上的病灶细节;然后将增强后的前景与背景加权融合得到对比度增强的图像,再进行全变分图像分解,将图像的伪影噪声分离到纹理层;再将纹理层变换到小波域,通过阈值法抑制伪影噪声,将去噪后的纹理层与结构层融合即可得到输出的增强图像。

新的人工伪影。从图 3 中的子图(f)中可以看到,所提算法有效抑制了上述三种伪影噪声,保留了图像本身的细节纹理,且没有引入人工伪影。这与理论分析相符合。4 种对比算法在理论上没有引入图像正则化框架,因此引入了人工伪影。图 3 所示的实验结果证明了本文算法在抑制伪影噪声方面的优势。

随机选取了三幅图像展示所提算法与 4 种对比算法在测试集上的实验结果,如图 4 所示。可以明显观察到:WTHE、GAAHE 和 CLAHE 三种算法在图像的细节纹理处引入了新的人工伪影,难以保证增强结果的正则性;KH-RHE 算法虽然有效提高了图像的对比度,抑制了伪影噪声,但其在这两个方面都没有本文算法表现得优异,其处理结果依然有视觉蒙版的表现形式。通过在主观视觉上对图 3 和图 4 所示的实验结果进行分析可以发现,无论是外观的自然显示、细节信息的保留程度、伪影噪声的抑制,还是对比度的增强,所提算法均优于 4 种对比算法。

为了更好地验证本文所提算法的客观优异性,选取对比度( $C$ )<sup>[26]</sup>、灰阶分辨率( $f_{GLR}$ )、绝对平均亮度差( $f_{AMBE}$ )<sup>[27]</sup>、结构相似度( $f_{SSIM}$ )<sup>[28]</sup>作为算法对比的客观评价指标。对比度值越大意味着增强图像包含着更多的信息,有更大的灰度动态范围分布;绝对平均亮度差用来衡量算法保持图像平均亮度的能力,其值越小表示输出图像的平均亮度越接近输入图像。对比度的

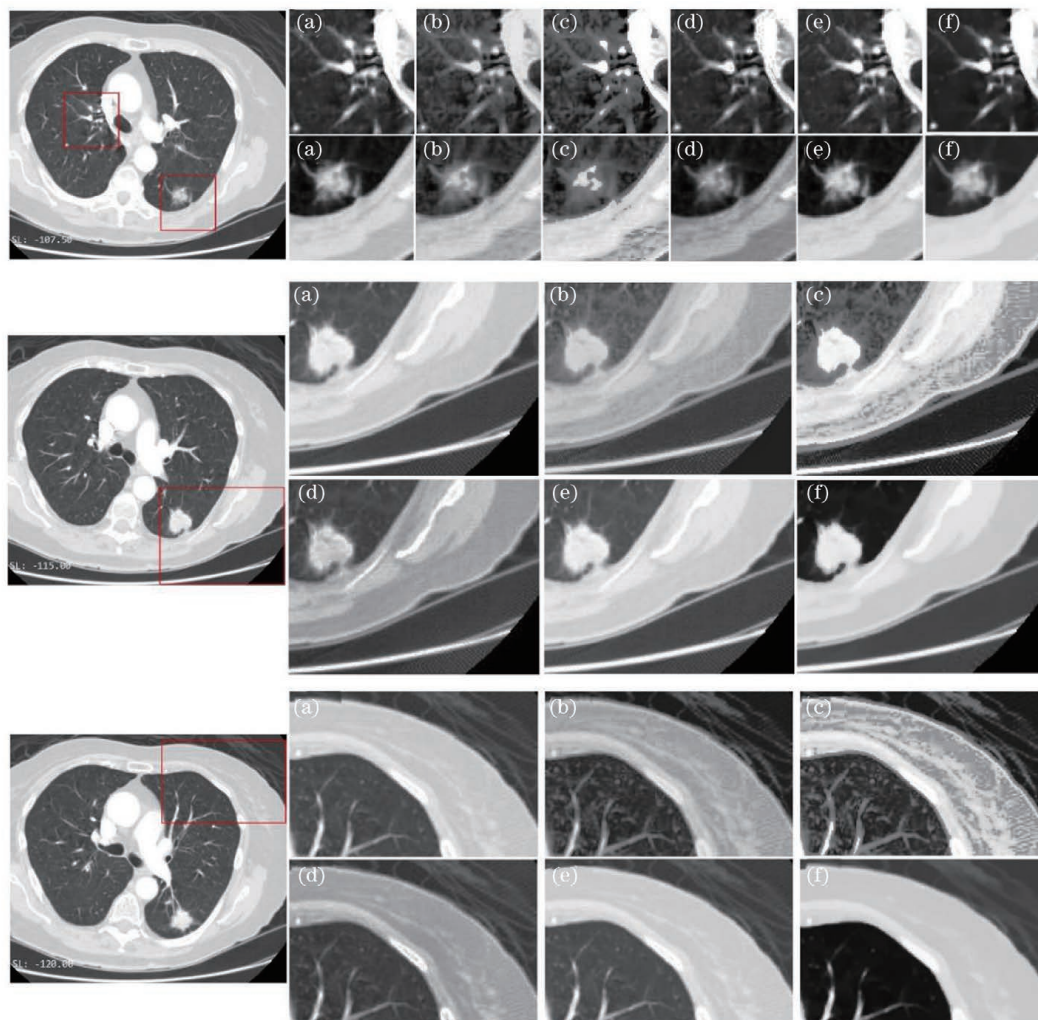


图 3 不同算法抑制伪影的实验结果。(a) 原始图像截图取;(b) WTHE 算法;(c) GAAHE 算法;(d) CLAHE 算法;(e) KH-RHE 算法;(f) 本文算法

Fig. 3 Experimental results for suppressing artifacts by different algorithms. (a) Original image screenshot; (b) WTHE algorithm; (c) GAAHE algorithm; (d) CLAHE algorithm; (e) KH-RHE algorithm; (f) proposed algorithm

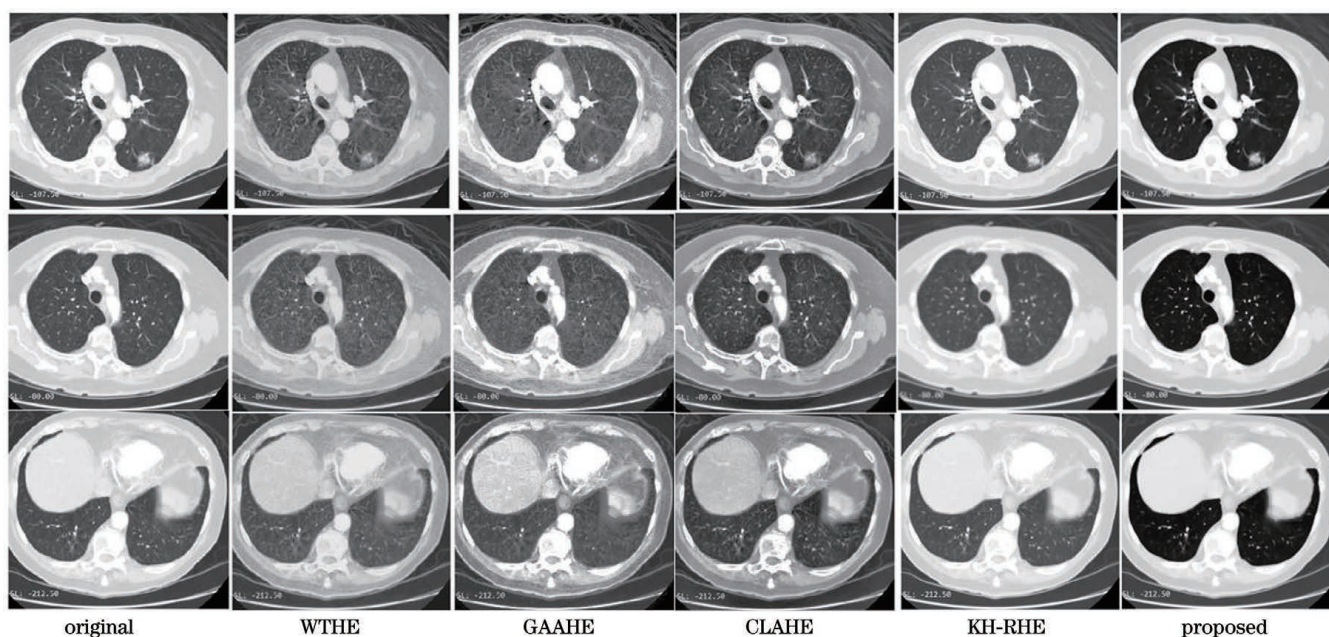


图 4 本文算法与对比算法在测试集上的实验结果

Fig. 4 Experimental results of proposed algorithm and comparison algorithms on test data sets

计算公式为

$$C = 10\lg(C^*), \quad (20)$$

其中,

$$C^* = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N X^2(m, n) - \left| \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N X(m, n) \right|^2, \quad (21)$$

式中:  $M$  和  $N$  分别表示图像的宽度和高度;  $X(m, n)$  表示图像在位置  $(m, n)$  处的像素强度值。

定义灰阶分辨率为归一化的统计图像的动态灰度级范围, 即

$$f_{GLR} = n/N', \quad (22)$$

式中:  $n$  表示图像非零灰度级的像素总数量;  $N'$  表示图像的总灰度级数。绝对平均亮度差的计算公式为

$$f_{AMBE} = |M(I) - M(O)|, \quad (23)$$

其中,

$$M(I) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I(m, n), \quad (24)$$

$$M(O) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N O(m, n), \quad (25)$$

式中:  $I(m, n)$  和  $O(m, n)$  分别表示输入图像和输出图像;  $M$  和  $N$  分别表示图像的宽度和高度;  $M(I)$  和  $M(O)$  分别表示输入图像和输出图像的平均强度。结构相似度的计算公式为

$$f_{SSIM} = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (26)$$

式中:  $C_1$  和  $C_2$  是两个任意正常数, 其值远小于 1;  $\mu_x$ 、 $\mu_y$ 、 $\sigma_x^2$ 、 $\sigma_y^2$ 、 $\sigma_{xy}$  分别表示输入图像的平均亮度、增强图像的平均亮度、输入图像的全局方差、增强图像的全局方差以及输入图像与增强图像的协方差。结构相似度的索引值取值范围为 0~1, 其值越大, 表示原始图像与处理后图像的差异越小。

实验结果的客观评价指标的平均值如表 1 所示。对比表中图像评价指标(对比度、灰阶分辨率、结构相似度和绝对平均亮度差)可以发现, 与现有的其他图像增强方法相比, 本文算法的客观评价指标具有明显优势。本文所提算法框架不仅充分增强了对比度, 有效抑制了伪影噪声, 还保证了增强结果的正则性; 本文算法所得增强图像的平均强度最接近原始图像, 说明其与原始图像的相似度最高。

表 1 客观评价指标的平均值

Table 1 Average value of objective evaluation indices

Algorithm	Contrast	Gray level resolution	Structural similarity	Absolute mean brightness difference
Original	37.21	0.95		
WTHE	35.22	0.89	0.92	11.19
GAAHE	36.35	0.96	0.93	11.02
CLAHE	36.47	0.97	0.92	12.39
KH-RHE	37.38	0.98	0.96	10.92
Proposed	<b>38.84</b>	<b>1.00</b>	<b>0.96</b>	<b>10.81</b>

## 5 结 论

本文提出了一种基于图像分割、直方图修正、全变分框架和小波变换的图像增强算法, 解决了肺 CT 图像对比度低和视觉蒙版等问题, 并克服了现有图像增强算法易出现的过度增强和洗去效应。研究表明, 本文算法在测试图像的不同区域内有效抑制了原始图像的伪影噪声, 有效增强了肺 CT 图像的对比度, 改善了视觉效果, 消除了人工伪影。在主观表现评估和客观评价指标方面, 本文算法都明显优于其他增强算法, 因此本文所提增强框架可以为肺 CT 图像的增强提供有力的技术支持, 可以有效提高临床诊疗效率和准确率。本文所提算法为肺 CT 图像的增强提供了新参考, 但该算法目前存在的主要问题是缺乏自适应, 参数设置依赖于对肺 CT 图像处理的先验知识。未来, 本团队拟针对所提算法的自适应问题展开参数优化方面的研究工作, 进一步提升算法性能, 使其早日辅助临床诊断。

## 参 考 文 献

- [1] Kong T L, Isa N A M. Histogram based image enhancement for non-uniformly illuminated and low contrast images [C] // 2015 IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications. June 15-17, 2015, Auckland, New Zealand. New York: IEEE Press, 2015: 586-591.
- [2] Wang W C, Cui X J. A background correction method for particle image under non-uniform illumination conditions [C] // 2010 2nd International Conference on Signal Processing Systems, July 5-7, 2010, Dalian. New York: IEEE Press, 2010: 695-699.
- [3] Magudeeswaran V, Ravichandran C G, Thirumurugan P. Brightness preserving bi-level fuzzy histogram equalization for MRI brain image contrast enhancement [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2017, 27(2): 153-161.
- [4] Kobashi S, Kondo K, Hata Y. Target image enhancement using representative line in MR cholangiography images [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2004, 14(3): 122-130.
- [5] Abdullah-Al-Wadud M, Kabir M H, Dewan M A A, et al. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53

- (2): 593-600.
- [6] Tom V T, Wolfe G J. Adaptive histogram equalization and its applications[J]. Proceedings of SPIE, 1983, 359: 204-209.
- [7] Kandhway P, Bhandari A K. An optimal adaptive thresholding based sub-histogram equalization for brightness preserving image contrast enhancement[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2019, 30(4): 1859-1894.
- [8] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement [J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, 2004, 38(1): 35-44.
- [9] 霍冠群, 陆金波, 罗圣翔. 基于 CLAHE 和改进 ZNCC 的图像拼接研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(12): 1211003.  
Huo G Q, Lu J B, Luo S X. Image stitching based on CLAHE and improved ZNCC [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 1211003.
- [10] Poddar S, Tewary S, Sharma D, et al. Non-parametric modified histogram equalization for contrast enhancement[J]. IET Image Processing, 2013, 7(7): 641-652.
- [11] Lin S L, Lin Z X, Guo T L, et al. Contrast enhancement by intensity preservation-based dynamic histogram equalization for electrowetting display[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2020, 15(1): 121-127.
- [12] Wang H F, Yang P, Xu C, et al. Lung CT image enhancement based on total variational frame and wavelet transform [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2022, 32(5): 1604-1614.
- [13] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1/2/3/4): 259-268.
- [14] Li C Y, Fan Q B. Multiplicative noise removal via combining total variation and wavelet frame[J]. International Journal of Computer Mathematics, 2018, 95(10): 2036-2055.
- [15] Zhou Y B, Ye J M, Du Y J, et al. New improved optimized method for medical image enhancement based on modified shark smell optimization algorithm [J]. Sensing and Imaging, 2020, 21(1): 20.
- [16] Li Z, Jia Z H, Yang J, et al. An efficient and high quality medical CT image enhancement algorithm [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2020, 30(4): 939-949.
- [17] Acharya U K, Kumar S. Genetic algorithm based adaptive histogram equalization (GAAHE) technique for medical image enhancement[J]. Optik, 2021, 230: 166273.
- [18] Xiang W D, Yang P, Wang S, et al. Underwater image enhancement based on red channel weighted compensation and Gamma correction model[J]. Opto-Electronic Advances, 2018, 1(10): 16-24.
- [19] 彭静, 薛奉金, 苑玉彬. 基于多尺度 Retinex 和暗通道的自适应图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 0410004.  
Peng J, Xue F J, Yuan Y B. Adaptive image defogging algorithm combining multi-scale Retinex and dark channel [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0410004.
- [20] Li P, Liang D, Liang D T, et al. Research on defect inspection method of pipeline robot based on adaptive image enhancement [J]. Opto-Electronic Engineering, 2020, 47: 190304.
- [21] Agarwal M, Mahajan R. Medical image contrast enhancement using range limited weighted histogram equalization [J]. Procedia Computer Science, 2018, 125: 149-156.
- [22] 徐凯源, 李大海, 刘昂, 等. 基于小波变换的平板波前死条纹噪声滤除方法[J]. 中国激光, 2020, 47(9): 0904008.  
Xu K Y, Li D H, Liu A, et al. Filtering method of fixed pattern noise in window wavefront based on wavelet transform [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(9): 0904008.
- [23] 高涛. 基于小波域多尺度 Retinex 的复杂光照的人脸识别[J]. 电视技术, 2012, 36(5): 122-125.  
Gao T. Face recognition based on multi-scale Retinex in discrete wavelet transform model under difficult lighting condition [J]. Video Engineering, 2012, 36(5): 122-125.
- [24] Kimlyk M, Umnyashkin S. Image denoising using discrete wavelet transform and edge information [C] // 2018 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, January 29–February 1, 2018, Moscow and St. Petersburg, Russia. New York: IEEE Press, 2018: 1823-1825.
- [25] Kandhway P, Bhandari A K, Singh A. A novel reformed histogram equalization based medical image contrast enhancement using krill herd optimization[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 56: 101677.
- [26] Saad N H, Isa N A M, Saleh H M. Nonlinear exposure intensity based modification histogram equalization for non-uniform illumination image enhancement [J]. IEEE Access, 2021, 9: 93033-93061.
- [27] Tan S F, Isa N A M. Exposure based multi-histogram equalization contrast enhancement for non-uniform illumination images[J]. IEEE Access, 2019, 7: 70842-70861.
- [28] Joseph J, Periyasamy R. A fully customized enhancement scheme for controlling brightness error and contrast in magnetic resonance images[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 39: 271-283.

## Lung CT Image Enhancement Based on Image Segmentation and Total Variational

Wang Hongfei<sup>1,2,3</sup>, Ma ShiQing<sup>1,2</sup>, Min Lei<sup>1,2</sup>, Wang Shuai<sup>1,2</sup>, Yang Wei<sup>5\*\*\*</sup>,  
Xu Chuan<sup>4\*\*</sup>, Yang Ping<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Key Laboratory of Adaptive Optics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China;

<sup>2</sup>Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China;

<sup>3</sup>School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

<sup>4</sup>Affiliated Cancer Hospital of University of Electronic Science and Technology of China/Sichuan Cancer Hospital, Chengdu 610209, Sichuan, China;

<sup>5</sup>School of Aeronautics and Astronautics Xihua University, Chengdu 610209, Sichuan, China

### Abstract

**Objective** In the process of medical image acquisition, due to some factors of the image acquisition device (such as

improper parameter adjustment and the limitation of the equipment's inherent attributes) or the conditions of the object itself (that is, the light absorption and reflection of different attributes) makes the signal collecting process and transferring process in the presence of complicated noise model, causing lung CT image has the characteristics of low contrast and visible mask. Therefore, images with poor visual quality seriously interfere with the efficiency of clinical diagnosis and are a significant obstacle to the subsequent use of images. There is a lot of research on medical image enhancement, but the work on lung CT image enhancement is still lacking. Additionally, when processing images, existing image contrast enhancement algorithms based on histogram equalization tend to introduce unnecessary artifacts, produce an artificial appearance, and cause wash-off effects. Therefore, this paper researched lung CT image enhancement.

**Methods** We devote to overcoming this over-enhancing problem of existing algorithms and then propose an algorithm which can realize appropriate contrast enhancement without introducing new artifacts, that is an image enhancement algorithm based on image segmentation and a total variation model. As is known to all, lung CT images are poor in contrast due to their narrow dynamic grayscale range. And the visual perception of difference relies on gray histogram distribution characteristics to a great extent. Therefore, the research method of contrast enhancement adopted in this article is based on gray histogram transformation. Furthermore, regarding the feature differences between the foreground and background of lung CT images, a segmentation method based on a global threshold is used to segment the lung parenchyma that doctors are interested in for further processing.

As for the complex noise model in the image, traditional denoising methods are challenging to ensure the regularization of image enhancement results. Consequently, this framework uses the gradient descent method and the total variation framework to separate the image's noise from the perspective of minimizing energy. Following that, the image structure information and the image detail information will be obtained along with the noise. Then, wavelet transform technique is used to suppress the noise among the image detail information.

The pipeline of the algorithm is as follows, dividing the image into foreground and background firstly, performing bipolar threshold clipping and cumulative distribution function redistribution on the histogram of the foreground lung parenchyma image to form a modified histogram, and then performing Gamma adaptive stretching on the image according to the modified histogram. As a result, the contrast-enhanced foreground image is obtained and fused with the background image as the input of the total variation model. The total variation model then decomposes the image into a texture layer and a structural layer. Next, the texture layer is denoised by the wavelet threshold. Finally, the enhanced image is obtained by fusion of texture layer and structural layer.

**Results and Discussions** This research proposed a framework for improving lung CT images using image segmentation, histogram modification, total variational, and wavelet transform technique (Fig. 2). The subjective analysis of the experimental results shows that the algorithm effectively suppresses the artifacts noise of the image, solves the defect of the existing algorithm over-enhancing lung CT image, comprehensively improves the image contrast, and preserves the complete natural information of the image, as shown in Fig. 3 and Fig. 4. The comparison of image details in Fig. 3 shows that the enhanced image maintains a reasonable degree of regularity in terms of appearance display, texture details, and edge characteristics.

The average value of the objective evaluation index of the experimental results is shown in Table 1. It can be seen that the objective evaluation index parameters of the proposed method have obvious advantages compared with other existing image enhancement methods by comparing the image evaluation index, such as the contrast, grayscale resolution, structural similarity, and absolute mean brightness difference. For instance, the proposed algorithm framework not only fully enhances contrast by increasing grayscale dynamic range display, but also assures the regularity of the enhanced results. The average intensity of the enhanced image by our algorithm is closest to that of the original image, showing the enhanced image has the highest similarity with the original image.

**Conclusions** This paper proposes an image enhancement algorithm that solves the issues of low contrast and visible mask in lung CT images. Furthermore, it overcomes the tissues of over enhancement and washout effects which are easy to occur in existing image enhancement algorithms. The research shows that the proposed method can effectively suppress the artifacts noise of the original image in the different areas of the test image, enhance the contrast of the lung CT image, improve the visual effect significantly, and overcome the unwanted artificial artifact greatly. The algorithm is significantly better than other enhancement algorithms in terms of subjective performance evaluation and objective evaluation index. Therefore, the enhancement framework proposed in this paper can provide robust technical support for lung CT image enhancement and improve the efficiency and accuracy of clinical diagnosis and treatment.

**Key words** image processing; image enhancement; image segmentation; Gamma transform; total variation model; wavelet transform