

自适应模糊集与分数阶微分相结合的股骨头 DR 影像增强

孙福权^{1,2} 孔超然² 张琨^{1,2*} 姜玉山^{1,2} 丛成龙²

¹(东北大学秦皇岛分校 河北 秦皇岛 066004)

²(东北大学 辽宁 沈阳 110819)

摘要 针对部分 DR 影像对比度低、影像纹理细节模糊不清、含有噪声过高等问题,提出一种自适应阈值模糊集增强与分数阶微分增强相结合的图像增强算法。使用双正交小波变化将原始图像分解成多个频带分量;对于低频子带分量,通过自适应提取阈值并构建新的隶属函数,将影像映射到适应该影像的模糊空间并进行增强以提高图像整体的对比度;对于高频子带分量,通过构造分数阶微分掩模并与高频子带分量进行卷积达到增强股骨头影像高频带的目的。实验结果表明:与其他方法相比,该算法能够有效地提高图像对比度、抑制噪声,使医学影像更多细节展示出来,进而提高其可读性与医疗诊断的准确度。

关键词 图像增强 小波变换 分数阶微分 模糊增强 DR 影像

中图分类号 TP3 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.12.030

DR IMAGE ENHANCEMENT OF FEMORAL HEAD BASED ON ADAPTIVE FUZZY SET AND FRACTIONAL DIFFERENTIAL

Sun Fuquan^{1,2} Kong Chaoran² Zhang Kun^{1,2*} Jiang Yushan^{1,2} Cong Chenglong²

¹(Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, Hebei, China)

²(Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China)

Abstract Aiming at the problems of low contrast, blurred texture details and high noise in some DR images, we propose an image enhancement algorithm combining adaptive threshold fuzzy set enhancement and fractional order differential. The original image was decomposed into several sub-band components by using biorthogonal wavelet transform. For the low-frequency sub-band components, the image was mapped to the fuzzy space by adaptive threshold extraction and constructing a new membership function to improve the overall contrast of the image. For the high frequency sub-band component, the fractional differential mask was constructed to convolute the high frequency sub-band component to enhance the high-frequency band of femoral head image. The experimental results show that compared with other methods, our algorithm can effectively improve the image contrast, suppress the noise, make the medical image more detailed, and improve the readability of the image and the accuracy of medical diagnosis.

Keywords Image enhancement Wavelet transform Fractional differential Fuzzy enhancement DR image

0 引言

医学影像以其高效、快捷的特点在现代医学诊断中占据着不可或缺的位置。DR 影像作为一种数字化 X 线摄影,以平板探测器的影像转换技术为主要原理

对人体的 X 线展开处理。股骨头关节疾病的分析诊断常见的成像方式为 DR 影像,但在 DR 影像数字化成像的过程中,由于受到摄片技术、机器性能、量子噪声、激光相机等的影响,往往使得影像的成像质量下降^[1]。一般来说,股骨头的 DR 影像会出现股骨头承重区域组织边缘不清、关节腔的股骨头与髌臼显像重合不清

无法界定,以及图像上会出现不同组织结构的分界模糊、对比度不高的问题,这些问题对患者的病情诊断以及分割配准等产生了影响^[2,3]。因此采用一定的增强措施,提高图像的对比度以及纹理细节信息是非常必要的。

20 世纪 80 年代 Pal 等^[4]首次将模糊集的概念应用到图像增强领域中,通过模糊变换将图像映射到模糊特征平面,在模糊特征平面内进行模糊增强后逆映射到空间域中获得增强图像。模糊增强的方法得到了学者的广泛研究,例如:使用模糊加权滤波器的方法对图像进行增强^[5];基于直方图的模糊集理论相结合方法获取增强后的图像^[6];与智能优化方法相结合的模糊集增强方法等^[7]。这些算法在一定程度上提高了图像的对比度,但图像的细节提升效果有限,无法获取更好的纹理细节。分数阶微分法能够较好地提高图像的高频信息,广泛应用于医学图像增强,例如:通过构造新的自适应分数阶微分掩模的算法^[8-10],对 CT、MR 影像进行增强处理;对一阶分数阶微分器进行推广设计得到分数阶差分器对图像进行增强^[11],构造一个带补偿参数的微分掩模^[12]实现对 CT 图像的纹理进行增强。

本文以双正交小波变换的多频带分析方法为基础,提出了一种自适应阈值的模糊集增强方法与分数阶微分方法相结合的图像增强算法。采用改进自适应阈值的模糊集方法对低频带分量进行增强处理,提高图像整体的对比度。采用分数阶微分算法对高频带分量进行增强处理,刻画图像的边缘细节,修正图像的纹理信息。最后对股骨头的 DR 影像进行增强分析,并通过主观观察以及增强指标进行评价。

1 自适应阈值的模糊集增强方法

1.1 自适应阈值的选取

图像的低频带分量包含了整幅图像的轮廓信息,利用自适应阈值的模糊集增强方法对图像低频信息进行增强处理,可以提高图像的对比度,避免了单一设定阈值不适用各种状态图像导致的引入噪声或增强效果不明显的现象。

图像增强理论中阈值的选取一般是随机的,由于阈值选取不理想会导致增强效果受到影响,单一的阈值面对大量不同的影像不具有广泛适用性,可能导致增强效果不明显或引入过高噪声,而且随机选取阈值重复试值的过程增加了操作的步骤。因此,采用一种改进的 Ostu 法,对于图像 I ,将前景(即目标)和背景的

分割阈值记作 T ,以阈值 T 作为划分亮暗的尺度,根据以下语义规则:

R1: IF 一个像素是暗的, THEN 减弱这个像素的灰度值。

R2: IF 一个像素是亮的, THEN 增强这个像素的灰度值。

改进的 Ostu 算法以整幅图像 I 的平均灰度值作为初始阈值,则初始阈值为:

$$T_0 = \frac{\sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} I(x,y)}{N} \quad (1)$$

式中: $N = m \times n$ 为总的像素点数。

以初始阈值 T_0 将低频图像分为特征区域和背景区域,但实际可能会有高亮的背景区域出现,所以在初始阈值 T_0 的基础上,计算出特征区域 C_1 的灰度均值:

$$T_{C_1} = \frac{\sum \sum I_{C_1}(x,y)}{N_{C_1}} \quad (2)$$

式中: N_{C_1} 是灰度值大于 T_0 的像素总数。

阈值 T_{C_1} 为高亮区域的平均灰度值,所以确定 T_{C_1} 为阈值选取的上界, T_0 为阈值选取的下界,在阈值范围 $[T_0, T_{C_1}]$ 内利用 Ostu 方法选取自适应阈值。

设定特征区域 C_1 的像素点数 N_{C_1} 占整幅图像的比例为 ω_0 , 平均灰度记为 μ_0 ; 属于背景的像素点数占整幅图像的比例为 ω_1 , 平均灰度记为 μ_1 , 其中 $\omega_0 + \omega_1 = 1$ 。整幅图像的平均灰度记为 μ ($\mu = T_0$), 类间方差记为 g 。则有:

$$\omega_0 = N_{C_1}/N \quad (3)$$

$$\omega_1 = (N - N_{C_1})/N \quad (4)$$

图像的总平均灰度记为 μ , 前景和背景类间方差记为 g 。则有:

$$\mu = \omega_0 \times \mu_0 + \omega_1 \times \mu_1 \quad (5)$$

$$g = \omega_0 \times (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 \times (\mu_1 - \mu)^2 \quad (6)$$

将式(5)代入式(6),得到等价公式:

$$g = \omega_0 \times \omega_1 \times (\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (7)$$

在阈值范围 $[T_0, T_{C_1}]$ 内采用遍历的方法得到使类间方差最大的阈值 T , 即为所求自适应阈值。

1.2 模糊集方法对低频带增强

模糊集的隶属度函数将低频带图像映射到模糊特征平面,从而使图像特征更易识别和提取。我们定义新的隶属函数为:

$$\mu_{xy} = \begin{cases} \log_2 \left(1 + \frac{1}{2} \left(\frac{I(x,y) - I_{\min}}{T - I_{\min}} \right)^2 \right) & I(x,y) \leq T \\ \log_2 \left(1 + \left(1 - \frac{1}{2} \left(\frac{I_{\max} - I(x,y)}{I_{\max} - T} \right)^2 \right) \right) & I(x,y) > T \end{cases} \quad (8)$$

式中: I_{\min} 为灰度像素的最小值; I_{\max} 为灰度像素的最大值。通过隶属度函数,将图像由空间域映射到模糊域中,在模糊域中 $0 \leq \mu_{mn} \leq 1$,采用“S”型函数,使图像在灰度值过高或过低时进行缓慢映射变化,而在中间交叉灰度地带进行明显的特征映射。同时避免了图像灰度边缘特征信息丢失的问题,使图像上的更多细节展示出来。改进隶属函数后的映射曲线如图 1 所示。

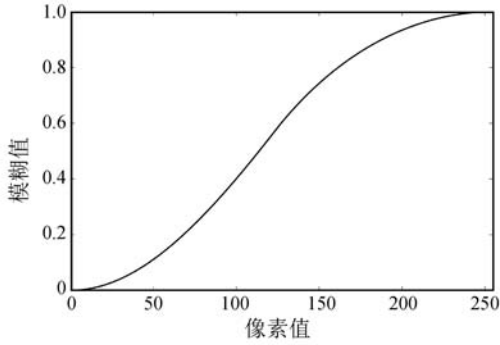


图 1 改进隶属函数曲线

将图像映射到模糊特征平面上后,再次对图像进行模糊增强。通过构造非线性增强函数对得到的模糊域进行变换得到一个增强后的模糊特征平面,定义模糊增强函数如下:

$$\mu'_{xy} = T_r(\mu_{xy}) = T_1(T_{r-1}(\mu_{xy})) \quad r = 1, 2, \dots \quad (9)$$

$$T_1(\mu_{xy}) = \begin{cases} \frac{\mu_{xy}^2}{T'} & \mu_{xy} \leq T' \\ 1 - \frac{(1 - \mu_{xy})^2}{1 - T'} & \mu_{xy} > T' \end{cases} \quad (10)$$

式中: T' 为 T 进行归一化后的结果。构造的增强函数为迭代运算,以自适应阈值 T' 为界限进行非线性变换,对模糊域的值进行适当的增大($\mu_{xy} > T'$)或减小($\mu_{xy} \leq T'$)。非线性增强函数的选取会影响到图像增强的效果,过大的非线性增强会使噪声突出,相反则会使图像的细节特征无法表现出来。

最后通过去模糊化将图像从模糊特征空间映射到新的灰度空间中,对增强后的模糊特征平面 $\{\mu'_{xy}\}$ 进行如下逆变换:

$$I'(x, y) = \begin{cases} I_{\min} + (T - I_{\min}) \sqrt{2(2^{I(x,y)} - 1)} & I(x, y) \leq T \\ I_{\max} - (I_{\max} - T) \sqrt{1 - 2(2^{I(x,y)} - 1)} & I(x, y) > T \end{cases} \quad (11)$$

2 分数阶微分方法进行高频带增强

小波变换将图像分解为低频带分量和高频带分量,其中高频带包含着图像的边缘轮廓信息,其像素点的灰度值变化比较大。高频图像经过分数阶微分运算后,可以增强频带信号,使图像纹理信息得到提升,同

时分数阶微分可以在一定程度上保留图像的低频轮廓信息以及边缘梯度较小的纹理细节。

分数阶微分的时域表达式主要有 G-L 定义^[13-14]、R-L 定义^[15]和 Caputo 定义^[16],本文基于 G-L 定义构造一种图像空域滤波算法。信号 $f(t)$ 在持续时间 $[a, t]$ 上的 v 阶导数定义为:

$${}^{\text{GL}}_a D_t^v = \lim_{h \rightarrow 0} h^{-v} \sum_{k=0}^{\frac{t-a}{h}} (-1)^k \frac{\Gamma(v+1)}{\Gamma(k+1)\Gamma(v-k+1)} f(t - kh) \quad (12)$$

在函数 $f(t)$ 的持续时间 $[a, t]$ 内,按照等间隔 $h = 1$ 进行划分,则令 $n = [(t - a)/h] = [t - a]$ 。又因为 $\Gamma(\alpha)$ 为 Gamma 函数:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{\alpha-1} dx = (\alpha - 1)! \quad (13)$$

因此可以推导出信号 $f(t)$ 的 v 阶分数阶微分表达式为:

$$\frac{d^v f(t)}{dt^v} \approx f(t) + (-v)f(t-1) + \frac{(-v)(-v+1)}{2!} f(t-2) + \dots + \frac{\Gamma(-v+1)}{(n-1)! \Gamma(-v+n)} f(t-n+1) \quad (14)$$

根据式(14)可以确定分数阶微分算子的掩模的系数:

$$\begin{cases} a_0 = 1 \\ a_1 = -v \\ a_2 = -v(-v+1)/2 \\ \vdots \\ a_n = -v(-v+1)(-v+2)\dots(-v+n-1)/n! \end{cases} \quad (15)$$

考虑中心像素点邻域 8 个方向像素点的影响,分别对 8 个方向进行微分,中心点位置的表达式为 $8 \times a_0$ 。对非中心像素点的邻域 8 个方向的分数阶微分掩模系数填充 0,同时考虑到 5×5 大小的掩模能较快地进行计算,因此构造的分数阶微分掩模如图 2 所示。

| | | | | |
|---------------------|----|---------------------|----|---------------------|
| $\frac{v^2 - v}{2}$ | 0 | $\frac{v^2 - v}{2}$ | 0 | $\frac{v^2 - v}{2}$ |
| 0 | -v | -v | -v | 0 |
| $\frac{v^2 - v}{2}$ | -v | 8 | -v | $\frac{v^2 - v}{2}$ |
| 0 | -v | -v | -v | 0 |
| $\frac{v^2 - v}{2}$ | 0 | $\frac{v^2 - v}{2}$ | 0 | $\frac{v^2 - v}{2}$ |

图 2 分数阶微分掩模

3 多频带融合的 DR 影像增强方法

小波变换可以将图像进行多尺度、多分辨率的分解,并且在分解过程中没有信息的损失和冗余。对分解后的各分解层上的不同频率分量,可以采用不同的融合算子进行融合处理,最后通过小波重构得到融合后的图像。

本实验采用 Haar 小波变换对二维图像进行一级分解,分解后得到一个低频子带分量和三个高频子带分量。

本文提出的自适应模糊理论增强与分数阶微分算法相结合的图像增强方法流程如图 3 所示,主要分为以下几步:

- (1) 基于二维 Haar 小波变换对原图进行一级分解,提取图像的一个低频子带和三个高频子带。
- (2) 对低频子带分量进行模糊增强。采用改进最大类间方差方法自适应提取阈值,使用新的隶属度函数将图像映射到模糊特征平面,在模糊特征平面上进行增强,最后逆映射得到增强后的图像。
- (3) 将三个高频子带分量与构造的分数阶微分掩模进行卷积。
- (4) 把卷积后的结果与增强后的低频子带分量进行组合,最后通过小波逆变换得到增强后的图像。

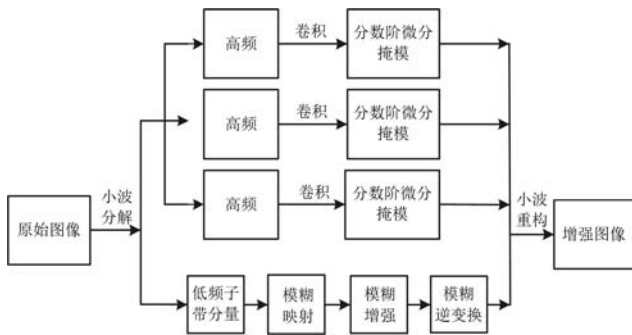


图 3 本文图像增强方法流程图

4 实验

4.1 实验结果

实验数据集为股骨头的 DR 影像,实验数据为 512 × 512 的股骨头扫描的 DR 影像,影像中包含噪声信息。在实验过程中,对低频分量的自适应阈值的模糊集增强方法中模糊域的增强进行两次迭代,高频分量的分数阶微分增强方法中,令掩模阶数 $v = 0.65$ 。对

股骨头的 DR 影像进行小波分解,分解后的效果如图 4 所示。

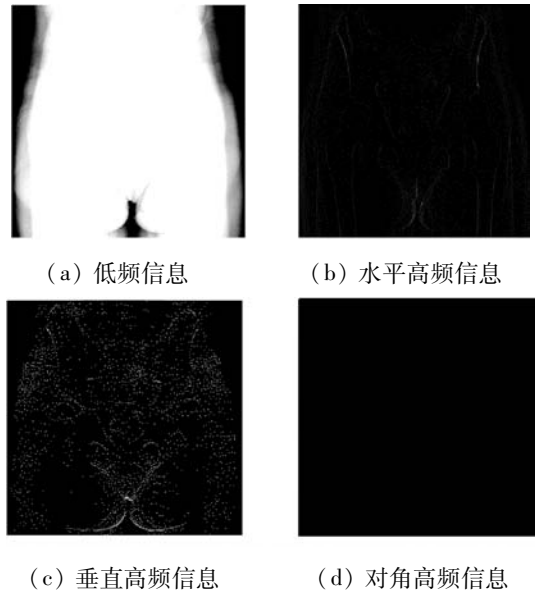


图 4 小波分解结果

对小波分解后的图像低频分量进行自适应阈值的模糊集增强,对三个高频分量进行分数阶微分掩模的卷积增强,对比不同频带信息增强结果如图 5 所示。低频分量经过自适应阈值的模糊集方法增强后,图像的对比度增强,骨骼轮廓开始凸显出来;高频分量经过分数阶微分方法增强后,更多刻画了图像的纹理细节,图像边缘变得清晰。

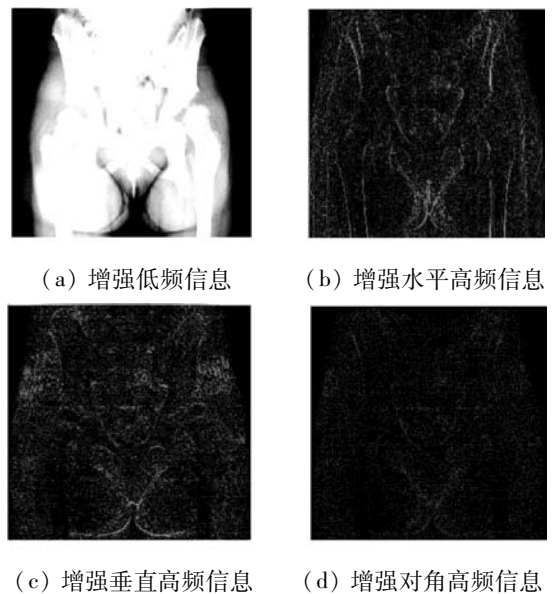


图 5 不同频带增强结果

本文采用五种不同的方法对股骨头的 DR 影像进行了对比增强实验,分别为:Laplacian,直方图均衡,模糊集理论,分数阶微分,以及本文提出的自适应阈值的模糊集与分数阶微分相结合的增强方法。得到的增强结果如图 6 所示。

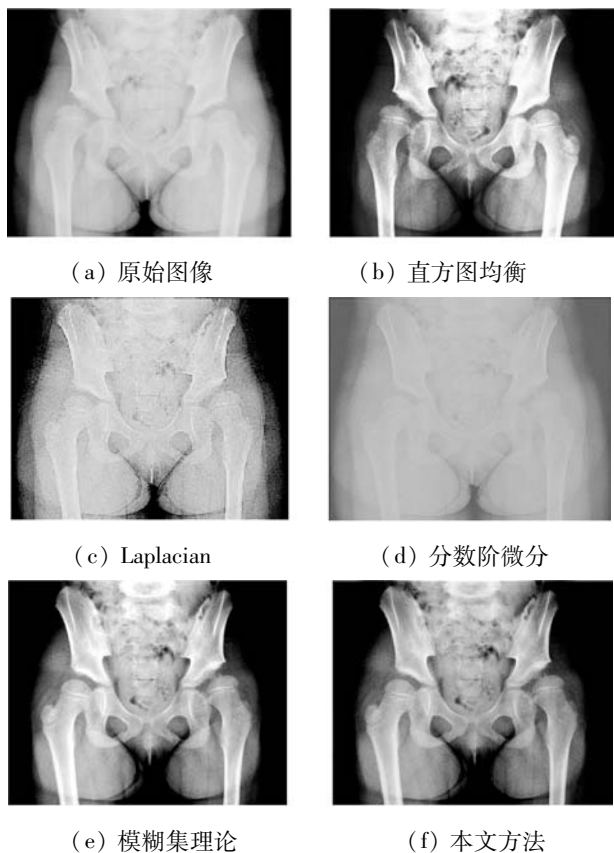


图 6 实验对比结果

4.2 结果分析

利用主观评价对实验结果进行分析,原始的股骨头 DR 影像存在噪声较高,整幅图像泛白严重,骨骼结构与组织区域界线模糊,细节特征不明显,椎间孔部位模糊,不利于观察。直方图均衡增强了图像的对比度,但引入了更多的噪点,影像亮度过高。使用分数阶微分方法导致图像的边缘信息被平滑掉,很难对股骨头的结构细节信息进行捕获。模糊集增强的方法使股骨头及其髋臼等狭窄部位边缘变得清晰,图像信息得到了一定改善,但是提升能力有限,图像泛白发灰,而且存在硬剪切使灰度信息丢失。本文方法增强后图像的纹理细节更清晰,整体对比度得到了提升,骨骼结构与周围软组织结构分界明显,增强了关节腔等狭窄边缘细节信息。

通过绘制直方图、求解图像信息熵、计算 PSNR 和 MSE 的值,对不同增强实验进行客观评价。直方图能对图像灰度范围、每个灰度的频度和灰度的分布、整幅图像的平均明暗和对比度等概貌进行描述。信息熵用来对图像质量进行评价,图像包含的信息越丰富,图像的信息熵越大,图像的质量越高。PSNR 和 MSE 为图像的峰值信噪比和均方误差,通常用来衡量经过处理后的图像的品质,PSNR 值越大,代表图像失真越少。

直方图统计图如图 7 所示,可以看出,本文方法增

强后,图像的动态范围分布均衡,保持了原始图像直方图的外形,不再是孤立的山峰状。

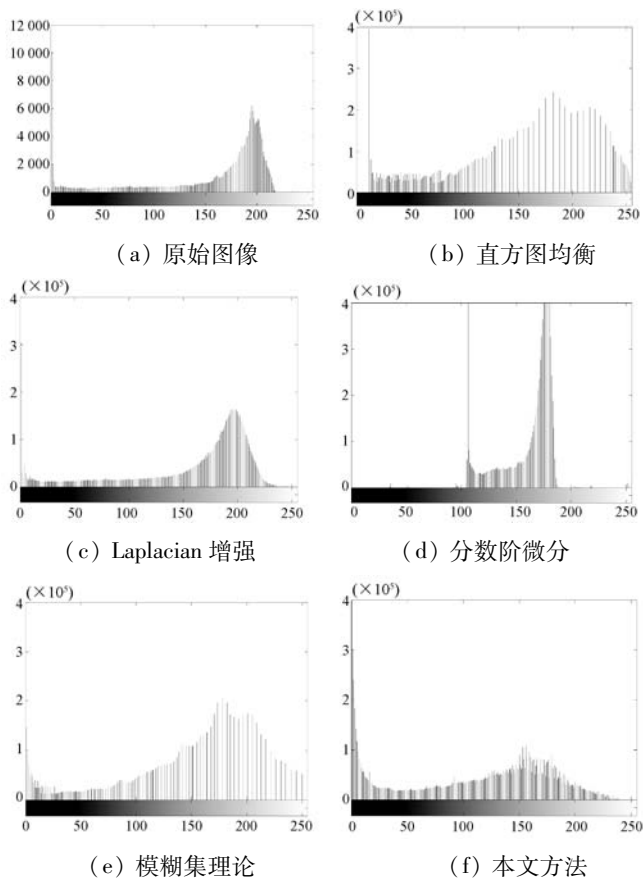


图 7 直方图对比结果

上述六种方法增强后的图像计算信息熵以及 PSNR 和 MSE 三项性能指标结果如表 1 所示。I1 表示原始图像,I2 表示直方图均衡后图像,I3 表示 Laplacian 变换增强后图像,I4 表示分数阶微分方法增强后图像,I5 表示改进隶属函数的模糊集增强方法增强后图像,I6 为本文提出的方法增强后图像。

表 1 不同方法的评价结果

| 图像 | 信息熵 | PSNR | MSE |
|----|---------|----------|-----------|
| I1 | 5.147 5 | 32.501 2 | 460.556 5 |
| I2 | 5.170 9 | 38.738 4 | 366.556 5 |
| I3 | 5.042 3 | 35.834 4 | 480.694 5 |
| I4 | 4.611 5 | 41.634 6 | 762.462 9 |
| I5 | 5.610 0 | 39.582 0 | 234.968 2 |
| I6 | 5.969 7 | 41.584 8 | 175.154 9 |

对比实验数据可以发现,本文提出的图像增强方法优于其他增强方法,经本文算法增强的图像表现出更高的信息熵值,图像质量更高,具有更多的信息。其他算法在图像增强上表现出对细节提升有限,增强过程中过度放大噪声影响,低频信息变化不明显的现象。

5 结 语

本文通过对原始股骨头 DR 影像进行小波分解,并在低频分量和高频分量上分别进行自适应阈值的模糊集增强和分数阶微分构造掩模增强。通过在模糊集上构造新的隶属函数,并改进图像自阈值的自适应取值,在图像的低频信息增强效果上表现良好,可以很好地突出图像整体的轮廓信息。分数阶微分增强使图像的高频信息被增强,突出了图像的纹理细节,使图像的边缘更加清晰。以小波变换为基础对两种算法进行结合,使图像在低频和高频带增强效果得到均衡。实验结果表明了该方法能有效增强股骨头 DR 影像。

参 考 文 献

- [1] Jamil U, Khalid S, Akram M U, et al. Melanocytic and nevus lesion detection from diseased dermoscopic images using fuzzy and wavelet techniques[J]. *Soft Computing*,2018,22(5):1577-1593.
- [2] Li H, He X, Tao D, et al. Joint medical image fusion, denoising and enhancement via discriminative low-rank sparse dictionaries learning[J]. *Pattern Recognition*,2018,79(2):130-146.
- [3] Jia D, Yang J Z, Cao P, et al. An edge protected synchronization algorithm of MRI denoising and enhancement[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*,2011,32(10):2064-2067.
- [4] Pal S K, King R A. Image enhancement using fuzzy set[J]. *Electronics Letters*,1980,16(10):376-378.
- [5] Chen Y Y, Lu C T, Chang P Y. Enhancement of salt-and-pepper noise corrupted images using fuzzy filter design[C]//2016 International Conference on Frontier Computing. Springer, 2018,442:691-701
- [6] Roy A, Singha J, Laskar R H. Removal of impulse noise from gray images using fuzzy SVM based histogram fuzzy filter[J]. *Journal of Circuits, Systems and Computers*,2017,27(9):1850139.
- [7] Prabha D S, Kumar J S. An efficient image contrast enhancement algorithm using genetic algorithm and fuzzy intensification operator[J]. *Wireless Personal Communications*,2017,93(1):223-244.
- [8] Saadia A, Rashdi A. Echocardiography image enhancement using adaptive fractional order derivatives[C]//2016 IEEE International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP). IEEE,2017:166-169.
- [9] Chen X Y, Tan L J. Medical image enhancement algorithm based on adaptive fractional order differentiation[J]. *Application Research of Computers*,2017,34(12):381-384,389.
- [10] Li B, Xie W. Adaptive fractional differential approach and its application to medical image enhancement[J]. *Computers & Electrical Engineering*,2015,45:324-335.
- [11] Chen D L, Xue D Y, Chen Y Q. Fractional differential-based approach for CT image enhancement[J]. *Advanced Materials Research*,2013,634-638:3962-3965.
- [12] 邱甲军,吴跃,惠宇,等. 基于小波变换的分数阶微分算法在肝脏肿瘤 CT 图像纹理增强中的应用[J]. *计算机应用*,2019,39(4):1196-1200.
- [13] Hemalatha L S, Anuncia S M. G-L fractional differential operator modified using auto-correlation function: Texture enhancement in images[J]. *Ain Shams Engineering Journal*,2018,9(4):1689-1704.
- [14] Che J, Shi Y S, Zhang C. Image enhancement for retinal vascular based on fractional differential[J]. *Computer Engineering and Applications*,2012,48(34):162-165.
- [15] Ancel L, James R. Poisson noise removal from medical images using fractional integral mask[C]//2016 International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES). IEEE,2016:1-6.
- [16] Zhai C B, Xu L. Properties of positive solutions to a class of four-point boundary value problem of Caputo fractional differential equations with a parameter[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*,2014,19(8):2820-2827.
- ~~~~~
- (上接第 118 页)
- [18] 吴凡,王康. 基于属性平衡正则化的深度零样本学习[J]. *计算机应用与软件*,2018,35(10):171-176.
- [19] 刘畅,周向东,施伯乐. 图像语义相似性网络的文本描述方法[J]. *计算机应用与软件*,2018,35(1):211-216.
- [20] Xian Y, Akata Z, Sharma G, et al. Latent embeddings for zero-shot classification[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE,2016:69-77.
- [21] Mikolov T, Sutskever I, Chen K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[C]//Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems. ACM,2013:3111-3119.
- [22] 李伟,贾彩燕. 基于词共现网络的微博话题发现方法[J]. *数据采集与处理*,2018,33(1):186-194.
- [23] Wu C Y, Manmatha R, Smola A J, et al. Sampling matters in deep embedding learning[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE,2017:2859-2867.