

基于多视小波变换融合的医学CT图像增强方法*

车海维 段朝辉 韩建 曹志民 金星慧

(1.东北石油大学物理与电子工程学院 大庆 163318; 2.黑龙江省高校共建测试计量技术及仪器仪表研发中心 大庆 163318)

摘要:针对传统的小波增强算法应用于医学CT图像时处理效果不理想。存在许多问题,如在增强图像的同时使图像的细节丢失,减弱图像中目标的边缘信息,降低了图像的对比度。为保持良好的边缘细节信息,突出CT图像敏感信息,更好地重构增强图像,提出了一种基于多视小波变换融合的医学CT图像增强算法。该算法利用乘性分解得到原始图像的细节图和利用聚类的共显性方法得到原始图像的显著图并且通过小波变换进行融合,然后对图像融合准则进行权衡,分别对图像的低频信号加权平均和高频信号方差取大进行处理得到重构图像。实验结果表明,该方法的增强效果在图像清晰度和突出图像敏感信息方面优于现有的图像增强算法,对CT图像具有良好的增强效果。

关键词:CT图像;小波变换;图像重构;图像增强

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:**530.14

Medical CT image enhancement method based on multi-view wavelet transform fusion

Mu Haiwei Duan Chaohui Han Jian Cao Zhimin Quan Xinghui

(1. School of Physics and Electronic Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China; 2. Heilongjiang Province Colleges and Universities Co-built Testing and Measurement Technology and Instrumentation R&D Center, Daqing 163318, China)

Abstract: For the traditional wavelet enhancement algorithm applied to medical CT image processing effect is not ideal. There are many problems, such as the loss of image details while enhancing the image, weakening the edge information of the target in the image and reducing the contrast of the image. In order to maintain good edge detail information, highlight sensitive information of CT image, and better reconstruct enhanced image, a medical CT image enhancement algorithm based on multi-view wavelet transform fusion was proposed. The algorithm using the multiplicative decomposition to get the detail of the original image and clustering of codominant method are used to get the original image is of significant figure and fusion by wavelet transform, and then to weigh the rule of image fusion, respectively for the high frequency weighted average and low frequency signals of the image reconstructed image to handle the big variance. Experimental results show that this method is superior to the existing image enhancement algorithms in terms of image sharpness and highlighting sensitive information, and has a good enhancement effect on CT images.

Keywords: CT image; wavelet transform; image reconstruction; image enhancement

0 引言

CT成像是现代医院最重要的成像方式之一,在医学诊断中具有很重要的意义。但医学CT图像目标区域和背景之间对比度低,较暗的区域占据了很窄的灰度范围,识别细微特征变得困难且容易区分不清,不利于观察者识别。因此,医学CT图像的图像增强研究一直是医学解译、图像处理及模式识别等领域中的研究热点问题。

医学图像增强的目的是使病灶区域的边缘检测效果得

到增强,从而使图像更易于被人或计算机系统分析。传统医学CT图像增强主要分为空间域和变换域两种常用方法,在空间域方法^[1]中,直方图均衡化、图像平滑和非锐化掩蔽被广泛用于数字图像对比度增强中。文献[2-4]认为灰度变换是一种增强图像的相对简单有限的方法,这种方法使用简单的线性和非线性增强算法来改善整体的对比度,但忽略了图像的局部信息,随着整个图像对比度增强,图像的局部就会因为过度增强而丢失细节信息;近年来,研究人员对直方图均衡化算法进行了很多改进。例如,

收稿日期:2021-01-27

* 基金项目:国家自然科学基金(51574087)、东北石油大学教育创新计划(JYCX_CX09_2018)项目资助

Jagatheeswari等^[5]提出了一种基于自适应直方图均衡化和对比度拉伸的图像增强算法,改善了图像对比度,避免了严重的图像失真。然而,这类算法仍然存在很多问题,如对比度增强过强、计算量大、视觉效果差等,显然空间域增强方法并不理想。

变换域是图像增强的另一种方法,它是通过使用频率变换将图像强度数据变换到特定域。小波变换因其优良的时频局部化和多分辨率分析能力而被广泛应用于图像增强^[6-8],且取得了较好的效果。Le等^[9]提出使用平稳小波变换对图像进行锐化,实现对比度增强。利用平稳小波变换将图像分成4个子图像,然后分别对4个子图像进行增强,得到更清晰的图像。Anbarjafari等^[10]利用滤波后的离散小波变换(DWT)和奇异值分解(Saint)得到新的对比度和分辨率增强图像,获得较好的主观视觉效果。虽然这些变换域算法提高了图像的主观效果,但其都是针对图像整体,并不能凸出局部病灶区域,导致这些算法的实用性受到限制。

在过去的几十年里,深度学习技术得到飞速发展,被广泛应用于各种计算机视觉和图像处理任务中。深度学习显著提高了目标检测、目标识别等高级视觉任务的性能^[11]。目前用于医疗影像识别的深度学习模型大多数都是以CNN网络算法为基础的,由于医疗影像数据获取困难,同时需要有丰富医学经验的医生进行数据标注,所以医疗影像样本的数量极少。尽管许多研究者尝试利用卷积神经网络来增强CT图像,效果相对于传统增强算法可观,但算法仍旧都是针对整个CT图像,并不能区分并增强病灶区域,例如:Abhishek等^[12]利用GAN网络增强原始皮肤癌数据集,并利用分割掩码来训练Mask2Lesion模型,使该模型生成任意掩码下的新的损伤图像,该模型在分割测试中准确率提高5.17%;Costa等^[13]提出了基于深度学习的生成对抗网络,能够根据数据的特征自动生成新的医疗数据,虽然提升了病灶识别准确率,但仍旧是针对图像整体增强。

综上,无论是传统图像增强方法还是基于深度学习的图像增强方法,在信息挖掘时都是针对原始图像整体,不能甄别病灶局部区域,并且忽略了图像的边缘细节信息。基于此问题,考虑到小波变换分解后所有的子带图像的数据总量与原始图像数据量相同,不会分解冗余信息,本文提出了一种基于多视小波变换的CT图像增强方法,通过提取深度敏感信息获得显著图,提取细节图保留边缘概貌信息,将两者利用小波变换融合得到增强后的图像,保留边缘细节信息的同时增强局部病灶区域的细微特征,提高了图像的清晰度,为临床诊断提供了更准确、更有价值的参考。

1 小波变换基本理论

小波变换是将多尺度、多分辨率和局部分析分别进行的一种变换,不仅克服了短时傅里叶变换时频固定不变的缺点,而且在图像低频和高频部分可以更好地在不同尺度、

不同方向上捕捉边缘纹理信息,被广泛应用于图像增强领域,其基本原理如图1所示。根据信号的差异,小波变换分为连续小波变换,离散小波变换和二进小波变换。

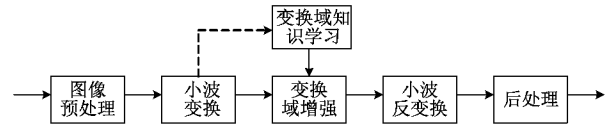


图1 小波变换图像增强基本原理

对于任意信号 $f(t) \in L^2(R)$, 其连续小波变换定义为:

$$W_{\psi} f(s, \tau) = \langle f, \psi_{s, \tau} \rangle = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) dt \quad (1)$$

其中, s, τ, t 均为连续变量, $\psi^*(t)$ 表示 $\psi(t)$ 的复共轭。

由于连续小波变换对函数级数的幅值变化和时移变化有很高的依赖性,这就增加了算法的时间。对于图像数据,高分辨率图像数据量大,在一定程度上限制了连续小波变换的大面积应用。为了解决这一问题,引入了离散小波变换,对离散小波变换进行了如下计算:

$$W_{\psi} f(j, k) = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*(2^j t - k) dt \quad (2)$$

二进小波变换也是一种离散小波变换,但同时保留了连续小波的时移特性。 $\psi(t)$ 经过 2^j 倍伸缩后,构造二进小波函数:

$$\psi_{2^j}(t) = \frac{1}{2^j} \psi \left(\frac{t}{2^j} \right) \quad (3)$$

2 基于多视小波变换融合的医学CT图像增强算法

对于同一事物可以从多种不同途径或不同角度对其进行描述,这种描述构成事物的多个视图,多视图用于表示数据的不同特征集。在CT图像构成上既可以看成是底层图和细节图的融合,细节图包含图像的边缘轮廓概貌信息,底层图包含图像在大尺度上的强度变化;又可以看成是图像的深度敏感信息和基层图的融合,人们最感兴趣的目标区域定义为深度敏感信息,即CT图像中的病灶区域;还可以看成图像的纹理和结构组合而成,结构是指图像较大尺度的对象,纹理指包含细小尺度的细节。目前图像增强算法多是针对图像整体,不能区分并增强病灶区域,所以本文提出基于多视小波变换融合增强CT图像,选用包含深度敏感信息的特征集构成第1个视图,用于凸出病灶区域进行局部增强;包含图像边缘概貌细节信息的特征集构成第2个视图,即细节图,防止丢失原始图像的边缘细节信息,利用小波变换融合两种视图不会分解冗余信息并且简化多维图像信号分析的特点,更好地将重构图像保留细节信息和凸出图像的病灶区域。

2.1 算法流程

对于待增强的原始医学 CT 图像,基于多视小波变换融合的图像增强算法具体步骤如下。

1) 提取原始图像的细节图和显著图,保留原始边缘细节信息的同时提取深度敏感信息;

2) 选取 Harr 小波函数对细节图和显著图进行小波分解,分别得到 6 个位于不同尺度、不同方向和不同分辨率的高频子带和 1 个位于最高层的低频子带;

3) 分别对图像的低频信号加权平均处理和高频信号方差取大计算,突出轮廓纹理等显著性特征并保留原图概貌;

4) 通过小波逆变换得到重构图像。

算法流程如图 2 所示。

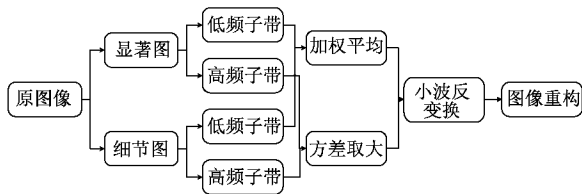


图 2 算法流程

2.2 细节图提取

原图像可以分解为底层和细节层,细节层包含图像的边缘轮廓等细节信息,反映了图像在小尺度上的特征,底层包含图像的低频信息,反映了图像在大尺度上的强度变化;本文采用乘行分解^[14]的方法提取细节图,首先使用低通滤波得到原图像的底层:

$$B = f(I) \tag{4}$$

其中, I 表示要分解的原图像, $f(\cdot)$ 表示低通滤波操作, B 表示底层。其次使用原图像 I 除以底层 B , 得到细节层:

$$D = \frac{I + \epsilon}{B + \epsilon} \tag{5}$$

其中, D 表示细节层, ϵ 表示一个很小的常数,防止发生除零错误。

本文利用乘性分解得到实验数据细节图如图 3 所示。



图 3 实验数据细节图

2.3 显著图提取

在图像中,并不是所有信息都是人们在观察中重点关注的,通常将最感兴趣的区域定义为显著性目标。图像显著性是实现视觉信息感知的最主要信息源,深度敏感信息的有效提取是影响立体视觉体验的一个重要元素,本文利用基于聚类的共显著性检测方法^[15]提取图像的深度敏感信息,在提取感兴趣区域时能有效地消除背景特征点,该方法引入了 3 个基于簇的线索来度量簇级显著性,分别是对

比线索、空间线索和对应线索,并且使用乘法运算来整合这 3 条显著性线索,首先用所有聚类的分数分布将每个线索映射归一化为标准高斯分布,那么,将聚类 k 的聚类级共显著性概率 $p(k)$ 定义为:

$$p(C^k) = \prod_i \omega_i(k) \tag{6}$$

其中, $\omega_i(k)$ 表示显著性线索。然后,得到共显著性概率后,平滑每个像素的共显著性值,簇 C^k 的像素 x 的显著性满足高斯分布 N 为:

$$p(x | C^k) = N(\| \mathbf{v}_x, \mu^k \| 2 | 0, \sigma_k^2) \tag{7}$$

其中, \mathbf{v}_x 为像素 x 的特征向量,高斯方差 σ_k 使用簇 C_k 的方差。因此,通过对所有簇的联合显著性 $p(x)p(x | C^k)$ 求和得到边际显著性概率 $p(x)$:

$$p(x) = \sum_{k=1}^k p(x, C^k) = \sum_{k=1}^k p(x | C^k)p(C^k) \tag{8}$$

最后,本文采用聚类的共显著性检测方法得到实验数据显著图如图 4 所示。

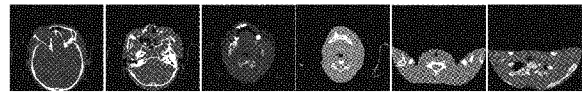


图 4 实验数据显著图

2.4 小波分解

小波分解是将图像多尺度分解,可以得到大尺度的图像粗略特征和小尺度的图像细节特征,选用不同的小波基函数对图像进行分解的效果是有差别的,因 Haar 小波构造简单、对应的滤波器具有线性相位性、计算速度快,并且可以构造任意给定的信号,所以本文选用 Haar 小波对 CT 图像的显著图和细节图进行分解,经过 Haar 小波二级分解后,分解示意图如图 5 所示,低频信号 LL 表征图像的主体信息,高频信号 HL、LH、HH 表征图像突变的细节和纹理等高频信息,分解效果如图 6 所示。

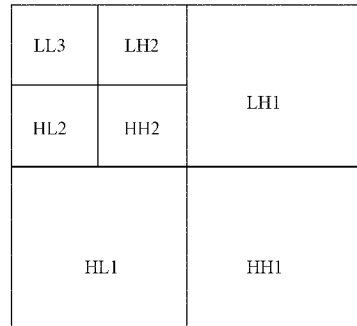


图 5 Haar 小波分解示意图

2.5 图像重构

图像融合规则对图像重构效果有重要影响,设提取的细节图 D 和显著图 R 经 2 层小波分解后得到系数 $\{cD, dD\}_2, \{cR, dR\}_2$, 重构图像 F 对应的系数为 $\{cF, dF\}_2$ 。其中, $cX (X = D, R, F)$ 表示图像 X 在第 2 层的低频尺度系数, $dX\epsilon (X = D, R, F)$ 表示图像 X 在第 2 层 $\epsilon (\epsilon =$

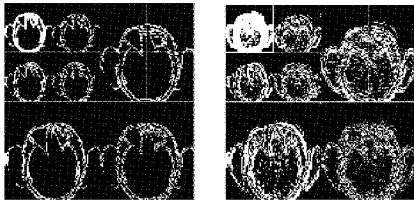


图6 显著图(左)和细节图(右)分解效果图

LH, HL, HH) 方向上的高频小波系数。

经过小波变换后的低频子带保留了原图的主体信息,常见的低频子带融合规则是选取系数绝对值法,但此方法通过取像素的极大、小值会导致图像的失真或边缘轮廓模糊化,近似系数是原始图像的平滑和亚采样版本,大部分原图信息都保存在低频波段,因此本文甄选低频子带系数的原则定义为加权平均:

$$cF(m, n) = \frac{1}{2}[cD(m, n) + cR(m, n)] \quad (9)$$

其中, (m, n) 表示低频子带位置。

经过小波变换后的高频子带系数包含了图像中有用的细节信息,如纹理、轮廓等,对高频子带进行融合的最终目的是凸出图像中深度敏感信息。在高频率下,图像丰富的边界信息在图像融合中需要尽可能的保持,方差的大小与图像的清晰度成正比,因此本文通过方差取大的方法来原因定高频系数:

$$dF_2^s(m, n) = \begin{cases} dD_2^s(m, n), & |Var_{dD_2^s(m, n)}| \geq |Var_{dR_2^s(m, n)}| \\ dR_2^s(m, n), & |Var_{dD_2^s(m, n)}| < |Var_{dR_2^s(m, n)}| \end{cases} \quad (10)$$

将低频加权平均,高频方差取大处理后得到的低频子带和高频子带进行小波逆变换得到重构图像。

3 评估参数

图像质量评价方法目前有主观评价和客观评价两个分支。主观评价以人作为观测者,对图像进行主观评价,力求能够真实地反映人的视觉感知;客观评价方法借助于某种数学模型,反映人眼的主观感知,给出基于数字计算的结果。在本文中,使用了平均梯度、边缘强度、图像清晰度、空间频率4种性能度量来客观评估本文提出的CT图像增强算法的性能。

3.1 平均梯度(AVG)

平均梯度指图像边缘灰度有明显变化,反映图像微小细节反差变化的速率,平均梯度值越大,表示图像越清晰。其定义为:

$$AVG = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(F(i, j) - F(i+1, j))^2 + (F(i, j) - F(i, j+1))^2}{2}} \quad (11)$$

其中, $F(i, j)$ 为图像的第 i 行,第 j 列的灰度值; M 、 N 分别为图像的总行数和总列数。

3.2 边缘强度(EI)

图像最基本的特征是边缘,所谓边缘是指其周围像素灰度有阶跃变化的那些像素的集合。边缘点是指它两边像素的灰度值有显著的不同,边缘点存在于这样一对邻点之间,即一个在较亮的区域内部,另一个在外部。边缘强度,实质上是边缘点梯度的幅值。其定义为:

$$G(i, j) = \sqrt{\nabla_x f(i, j)^2 + \nabla_y f(i, j)^2} \quad (12)$$

其中, $\nabla_x f(i, j)$, $\nabla_y f(i, j)$ 分别为图像第 i 行第 j 列的 x 、 y 方向的一阶差分。

3.3 图像清晰度(IS)

图像清晰度是用来衡量图像的细节纹理以及边缘的清晰程度,对每一个像素水平右侧邻域的两个灰度值相减再相乘,再逐个像素累加,计算相邻两个像素灰度差的平方。其定义为:

$$IS = \sum_y \sum_x |f(x+2, y) - f(x, y)|^2 \quad (13)$$

其中, $f(x, y)$ 表示图像对应像素点 (x, y) 的灰度值。

3.4 空间频率(SF)

空间频率不仅可以反映重构的增强图像全面活跃水平,还可以衡量间接衡量图像清晰度,其定义如下:

$$SF = \sqrt{(RF)^2 + (CF)^2} \quad (14)$$

其中, RF 代表行频率, CF 代表列频率。

4 实验结果及分析

为了测试本文所提出的医学CT图像增强算法的性能,借助 MATLAB R2016a 仿真平台进行仿真实验分析。实验共分为两阶段,第1阶段是应用增强算法,如传统的小波变换、基于机器学习的生成对抗网络增强算法(GAN)和本文算法对CT图像进行增强得到效果图。

如图7原始图像所示,CT图像对比度不足、清晰度不够,整个背景较暗,较高、较低灰度区隐藏的细节信息难以提取。从传统小波变换增强方法来看,如图8所示,图像对比度有所提高,可以看到细微特征,但图像部分明亮,增强后的图像呈现吉布斯现象,失去了一些细节纹理信息,图像被模糊化;GAN算法重构的增强图像,如图9所示,对图像高频信息增强,增加了视觉效果,但忽略了原始细节信息;本文提出的算法如图10所示,在视觉效果、图像清晰度等方面都具有优势。通过局部效果图对比,如图11所示,可以看出本文算法在显示图像边缘细微特征和提取图像深度敏感信息方面具有显著效果。

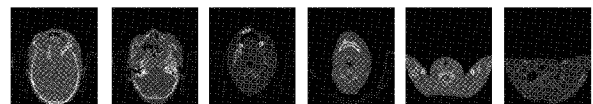


图7 实验CT图像原始图像

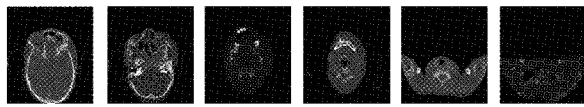


图 8 传统小变换增强算法

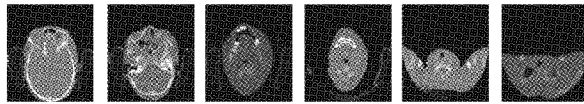


图 9 GAN 算法

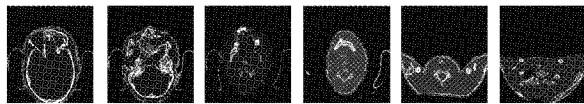


图 10 本文算法

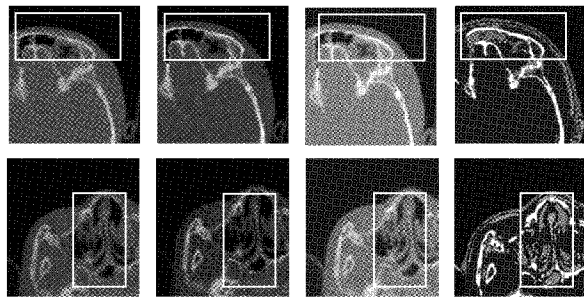


图 11 图 7~10 中局部放大对比

第 2 阶段是利用平均梯度(AVG)、边缘强度(EI)、图像清晰度(IS)和空间频率(SF)4 项图像评估参数对增强图像质量客观评价。增强图像评价结果如表 1~2 所示, I1~I6 表示原始图像,从表中评估数据来看,本文所提出算法在 AVG、EI、IS 和 SF 4 个方面都具有明显的优势,图像的对比度和视觉效果都得到了改善,更清晰地看到了一些较暗的细节。总之,无论是主观还是客观角度来讲,通过对比实验结果表明,本文所提出 CT 图像增强方法效果较好,改善了图像的质量,为诊断者提供更详细的数据支撑。

表 1 增强图像的客观评价指标比较(AVG 和 EIN)

原始图像	AVG			EIN		
	小波变换	GAN	本文算法	小波变换	GAN	本文算法
I1	3.092	3.803	5.324	30.185	37.388	56.141
I2	2.303	2.717	4.386	23.931	26.896	44.546
I3	1.157	1.992	2.000	19.779	10.153	20.402
I4	1.559 5	2.333	3.655	15.466	13.140	34.360
I5	2.145	2.416	2.846	16.354	14.030	28.290
I6	1.877	2.235	3.206	19.511	13.506	28.918

表 2 增强图像的客观评价指标比较(IS 和 SF)

原始图像	IS			SF		
	小波变换	GAN	本文算法	小波变换	GAN	本文算法
I1	3.106	3.448	5.889	17.104	13.556	21.066
I2	2.687	2.606	4.449	13.941	17.850	21.068
I3	1.260	0.985	2.133	10.553	8.284	12.453
I4	1.471	1.456	4.125	13.066	11.715	24.244
I5	2.229	1.359	3.318	14.833	12.029	21.725
I6	1.942	1.308	3.960	9.633	8.024	26.792

5 结 论

针对 CT 图像目标区域与背景对比度低,现有图像增强算法面向原始图像整体挖掘信息的问题,本文提出了一种基于多视小波变换融合的图像增强算法,选用原始图像的显著图和细节图两种视角,利用小波变换不会分解冗余信息,并且简化多维图像信号分析的优势进行融合,更加有效凸出目标区域的同时保留原始图像的概貌及边缘细节信息。实验结果表明,与传统图像增强方法相比,该算法可将原始图像的深度敏感信息和边缘细节信息有效地结合起来,取得更好的视觉效果和提高图像的质量,为后续图像处理和分析提供了便利。

参考文献

- [1] SELVI G U V, NADARAIAN R. CT and MRI image compression using wavelet-based contourlett transform and binary array technique[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2017,13(2):261-272.
- [2] GAYATHRI S, MOHANAPRIVA N, KALAAVATHI B. Survey on contrast enhancement techniques [J]. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2013,2(11): 4176-4180.
- [3] WANG J, WANG G Q, LI M, et al. Hand vein images enhancement based on local gray-level information histogram [J]. International Journal Bioautomation,2015, 19(2):245-258.
- [4] YADAV A, SINGH B, SINGH S. Comparative analysis of different enhancement method on digital mammograms[C]. Computer and Communication Technology (ICCT), 2011 2nd International Conference on, IEEE, 2011, DOI: 10.1109/ICCT.2011.6075171.
- [5] JAGATHEEWARI P, KUMAR S, RAJARAM M. Contrast stretching recursively separated histogram equalization for brightness preservation and contrast enhancement[C]. International Conference on Advances in Computing, IEEE, 2010,DOI: 10.1109/ACT.2009.37.

- [6] SHARMA A, KHUNTETA A. Satellite image enhancement using discrete wavelet transform, singular value decomposition and its noise performance analysis[C]. 2016 International Conference on Micro-Electronics and Telecommunication Engineering (ICMETE), IEEE, 2016, DOI: 10.1109/ICMETE.2016.32.
- [7] GHOLAMREZA A, ADAM J, MOHAMMAD N S J, et al. Image illumination enhancement with an objective no-reference measure of illumination assessment based on Gaussian distribution mapping[J]. Engineering Science & Technology An International Journal, 2015, 18(4): 696-703.
- [8] HE W, ZI Y, CHEN B, et al. Automatic fault feature extraction of mechanical anomaly on induction motor bearing using ensemble super-wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 54-55: 457-480.
- [9] LE T T, ATTO A M, TROUVE E. Change analysis of dual polarimetric sentinel-1 SAR image time series using stationary wavelet transform and change detection matrix [C]. Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, IEEE, 2015, DOI: 10.1109/Multi-Temp.2015.7245754.
- [10] ANBARJAFARI G, RUFAl A M, DEMIREL H. Lossy image compression using singular value decomposition and wavelet difference reduction [J]. Digital Signal Processing, 2014, 24(1):117-123.
- [11] 吕秀丽,陈帅男. 基于卷积神经网络的丹顶鹤定位识别[J]. 电子测量技术, 2020, 43(20):109-113.
- [12] ABHISHEK K, HAMARNEH G. Mask2Lesion: Mask-constrained adversarial skin lesion image synthesis [J]. Simulation and Synthesis in Medical Imaging, 2019, DOI: 10.1007/978-3-030-32778-1_8.
- [13] COSTA P, GALDRAN A, MEYER M I, et al. End-to-end adversarial retinal image synthesis [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(99): 781-791.
- [14] LI S, KANG X, HU J. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7):2864-2875.
- [15] FU H, CAO X, TU Z. Cluster-based co-saliency detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10), DOI: 10.1109/TIP.2013.2260166.

作者简介

牟海维,教授,博导,主要研究方向为油气田地质勘探与开发、储层评价与表征表征。

E-mail:mhwmhw@163.com

段朝辉(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为仪器仪表工程、图像处理。

E-mail:531853617@qq.com

韩建,教授,主要研究方向为油井信号检测及测井仪器方法的研究。

E-mail:han-jian@126.com

曹志民,副教授,主要研究方向为图像处理、模式识别及油田大数据分析。

E-mail:19781032@qq.com

金星慧,副教授,主要研究方向为图像处理及模式识。

E-mail:31433186@qq.com