

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107556

基于加权最小二乘滤波和引导滤波的铸件 DR 图像融合*

羊肇俊^{1,2}, 曾理^{1,2}

(1. 重庆大学数学与统计学院 重庆 401331; 2. 重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心 重庆 400044)

摘要:为了让两张不同灰度窗宽和窗位的铸件 X 射线 DR 图像包含的缺陷呈现在一张图像中,发展了一种基于加权最小二乘滤波和引导滤波(guided filter)的铸件 X 射线 DR 图像融合方法。选择其中一张图像作为底层图像,另一张作为细节图像。使用两种具有边缘保护性质的滤波提取细节图中包含的缺陷信息。对底层图像作加权最小二乘滤波作为框架,再用底层图像和框架做差,分离出底层图像本身包含的缺陷信息。利用引导滤波把这两类缺陷信息加权求和。最后用框架承接加权求和后的结果后得到融合后的图像。实验结果表明获得的融合结果能够显示来自不同灰度窗宽和窗位的两张 DR 图像的共 5 个缺陷或 3 张铸件 DR 图像的共 7 个缺陷。本文方法可应用于铸件射线无损检测。

关键词: 缺陷检测;图像融合;铸件;X 射线;DR 图像;保边缘滤波

中图分类号: TH744 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Casting DR image fusion based on weighted least squares filter and guided filter

Yang Zhaojun^{1,2}, Zeng Li^{1,2}

(1. College of Mathematics and Statistics, Chongqing University, Chongqing 401331, China;

2. Engineering Research Center of Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing of the Education Ministry of China, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In order to present the defects contained in two casting X ray DR images with different grayscale window widths and window levels in one image, develops a kind of casting X-ray DR image fusion method based on weighted least squares filter and guided filter. One of the images is selected as the base image and the other image is selected as the detail image. The aforementioned two filters with edge-preserving property are utilized to extract the defect information contained in the detail image. The weighted least squares filter is applied to the base image and the output is taken as the frame, then the defects contained in the base image are separated by subtracting the frame from the base image. The guiding filter is used to sum the two types of defect information with weights. Finally, the frame is used to carry the results of the weighted summation to get the fused image. Experiment results show that the obtained fused result can display 5 defects of two casting DR images with different grayscale window widths and window levels or 7 defects of three casting DR images with different grayscale window widths and window levels. The method presented in this paper can be applied to the radiographic nondestructive testing of castings.

Keywords: defect detection; image fusion; casting; X-ray; DR image; edge preserving filter

0 引言

铁路货车转向架中两个重要的部件分别是侧架和摇枕,它们需要具有好的质量才能满足铁路货车安全行车的需求^[1]。铸件的质量会被夹渣、气孔、疏松和裂纹等缺

陷影响,然而铸件生产的流程中缺陷是不能够完全避免的。当不同类型缺陷的数量或者严重程度达到一定的水平时,铸件的质量和性能会降低,从而无法满足铁路货车的安全需求。考虑到上述问题,铸件生产商就需要对货车铸件进行检测,确认缺陷的类型、数量以及严重程度,通过这些指标评估铸件质量。DR(digital radiography)成

收稿日期:2021-03-04 Received Date: 2021-03-04

* 基金项目:国家自然科学基金(61771003)项目资助

像法是比较常用的一种铸件 X 射线检测方法,这种方法的图像数据通常是在一个方向上由探测器接收穿过工件的 X 射线得到的,这种方法不仅效率高,而且有利于计算机处理^[2],但是由于铸件本身不同位置厚度的差异性,当射线穿过铸件工件比较厚的部位时,探测器接收到的穿透对应部位的光子数量会相对少;反之当穿过比较薄的部位时,探测器接收到的光子数量会较多。探测器接收的信号最终由 DR 图像呈现,并由此可以判断缺陷的类型、数量和等级。为了让 DR 图像中包含的缺陷信息被人眼识别就需要对它进行灰度窗宽和窗位的调整,其中灰度窗宽指的是图像灰度值的显示范围,灰度窗位是灰度值显示范围的中心灰度值。若不调整灰度窗宽和窗位达到合适的水平,以人眼的分辨率就无法识别 DR 图像中包含的缺陷信息,但是无法保证铸件的全部缺陷在一个特定的灰度窗宽和窗位呈现,因此需要多次手动调整 DR 图像局部区域的灰度窗宽和窗位。这种情况增加了铸件缺陷自动识别和检测的难度。根据上述的问题本文发展了一种基于加权最小二乘滤波和引导滤波的铸件 DR 图像融合方法,该方法能够使不同灰度窗宽和窗位下暴露出的缺陷呈现在一幅 DR 图像中。

图像是信息的载体,提升图像信息量是人们不懈努力的目标,HDR(high dynamic range)成像是途径之一,该方法不仅可以通过多曝光的图像序列实现^[3-5],也可通过处理单曝光图像实现^[6-7],并且效果显著。图像融合作为 HDR 成像中的一种有效方法被广泛应用。图像融合可以通过像素级融合、特征级融合和决策级融合实现。像素级别的融合直接对图像像素进行操作,其中包含了基于多分辨率的融合方法,例如杨需等^[8]和杨民等^[9]在小波域中进行双能涡轮叶片的 DR 图像融合,最终取得了良好的实验结果。根据不同频率小波系数的选取方式,可以制定不同的融合规则。基于变换域的操作方法直观上比较简单并且计算复杂度也较低,同时也容易受到噪声的干扰,但是可以在融合过程中引入新的多尺度残差金字塔空间^[10]和小波阈值降噪^[11]来降低噪声对融合结果的影响。除了变换域中的融合方式,基于空域的方式也被提出并使用,这类方式直接对一组多曝光的图像进行加权求和,权重可以由不同的方式确定,例如吴伟华等人利用梯度定义权值^[12]后,然后对图像序列加权求和,最终取得了较好的结果。罗祥等^[13]以图像熵为指标,利用阈值处理的方式获得多曝光图像序列的权重,该方法不仅快速而且融合后的结果效果显著。有的图像融合方法是根据具体的实际应用需求提出的,针对红外图像与可见光图像融合方法中纹理,细节不明显等问题,赵立昌等^[14]提出了灰度能量差异性的红外与可见光的图像融合方法,该方法能够突出目标信息,提高对比度和清晰;当可见光减弱时,孔玲君等^[15]提出了基于 Retinex 的

外图像与弱可见光图像的融合方法,融合结果的质量和可视性均有显著的提高。由于在融合过程存在细节丢失等问题,一些改进的 SAR(synthetic aperture radar)图像融合的方法^[16-17]被提出,这些方法可得到视觉效果较好,容易识别融合图像。为了提高图像的视觉表现力,一些基于滤波的融合方式被提出并应用,Sharma 等^[18]提出了一种基于双边滤波和加权最小二乘滤波的融合方法,最终的结果具有较好的视觉表现力。一类基于引导滤波的多尺度图像融合方法也被提出并应用^[19-22],该类方法不仅快速并且效果显著。曾汉林等^[23]利用高斯差分滤波进行图像融合,改善了细节丢失和目标不突显的现象。

受到了以上方法的启发,考虑到铸件缺陷在 DR 图像中的呈现是由于 X 射线对于不同厚度的部位的穿透率的强弱不一致而产生的灰度值差异,我们就可以直接在图像域中对这些缺陷进行提取和叠加。例如气孔类缺陷的灰度值高于邻域内其他区域,而夹渣类缺陷则呈现为较为粗糙的颗粒感,看上去较暗;疏松类缺陷的细节信息更加复杂,根据不同的形状还可以分为海绵类疏松和羽毛类疏松。在融合过程中可以先取出铸件的 DR 图像的第三个通道(由于使用的 DR 图像三个通道的灰度值相等,因此可以任取其中一个通道进行处理),单独在这个通道对需要的信息进行提取和融合。在融合时我们使用了两种具有保持边缘性质的滤波,它们分别是加权最小二乘滤波和引导滤波。其中引导滤波的作用不只是用来提取缺陷信息,还能确定底层图像和细节图像的缺陷信息对应的权重,使得来自不同图像缺陷信息的叠加更为合理,从而达到较好的呈现效果。

本文的结构如下:首先简要叙述了加权最小二乘滤波和引导滤波的数学原理;其次是结合流程图详细阐述融合方法的工作原理;然后是实验中参数的设置;接下来是实验结果的展示和讨论;最后是总结和展望,在展望中阐述了待融合图像大于两张时,如何利用本文中描述的融合方法进行融合。

1 方法描述

铁道货车铸件本身结构复杂,铸件不同部位的厚薄程度存在差异,X 射线对于不同部位的穿透能力不同,这使得铸件的 DR 图像灰度段差别较大,需要对不同局部区域的灰度段进行手动调节才可以使得对应位置的缺陷信息可辨。有别于 CT 成像的结果,铸件的 DR 图像中会有重叠的部分,这也加大了局部区域手动调节灰度段的难度。上述的问题增加了铸件缺陷识别的困难。考虑到缺陷信息可以通过它们的边缘信息反应,本文发展了一种基于保边滤波的铸件 DR 图像融合方法,通过对图像作用具有边缘保持性质的滤波后使用原图和滤波结果作

差,提取出缺陷再对缺陷信息融合,而不是直接对呈现不同缺陷的DR图像相加。我们使用了两种滤波提取缺陷,因为不同的滤波对于不同缺陷的敏感程度不同,结合两种滤波能够更加有效的提取缺陷,方便进一步的融合。相比只采取一种滤波提取缺陷的融合结果,两种滤波结合能够互相弥补各自提取能力的不足,得到更好的融合结果。为了使缺陷的叠加更加合理,还利用滤波确定来自不同图像缺陷信息的权重,相比于不考虑缺陷权重的融合结果,利用本文方法中得到的融合结果能够更加有效的显示缺陷。本文发展的方法通过两次滤波和图像融合将不同灰度段的缺陷较明显地暴露在一个图像中,便于专业人员将该图和缺陷的标准图谱进行比对以检测出缺陷。

1.1 两种滤波的数学原理

1) 加权最小二乘滤波

加权最小二乘滤波^[24]能够在平滑图像的同时保护图像边缘,并且在多尺度的细节处理上具有出色的表现力,对一幅输入的图片进行加权最小二乘滤波操作可以由如下公式刻画,

$$\operatorname{argmin}_{I_p^{\text{WLS}}} \sum_{p \in S} \left[(I_p^{\text{WLS}} - I_p)^2 + \lambda \left(w_{x,p}(I) \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)_p^2 + w_{y,p}(I) \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)_p^2 \right) \right] \quad (1)$$

其中 S 表示滤波操作的窗口,表示窗口中像素点对应的坐标。 I 和 I^{WLS} 分别为输入的原始图像和经过加权最小二乘滤波作用以后的图像。式(1)中 $(I_p^{\text{WLS}} - I_p)^2$ 称为数据项,取极小值可以保证输入项与输出项之间的差异最小,起到保真的作用; $w_{x,p}(I) \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)_p^2 + w_{y,p}(I) \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)_p^2$ 称为正则项,取极小值可以达到平滑图像的目的。 λ 是一个用来平衡数据项和正则项的参数。 $\left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)_p$ 和 $\left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)_p$ 分别表示在像素点 p 处 x 方向的梯度和 y 方向的梯度。梯度权重系数 $w_{x,p}(I)$ 和 $w_{y,p}(I)$ 的具体表达如式(2)和(3)所示:

$$w_{x,p}(I) = \left(\left| \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)_p \right|^\alpha + \varepsilon \right)^{-1} \quad (2)$$

$$w_{y,p}(I) = \left(\left| \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)_p \right|^\alpha + \varepsilon \right)^{-1} \quad (3)$$

这两个公式中的 α 决定了梯度权重项对图像边缘的敏感度,引入 ε 是为了防止表达式分母为0。为了方便计算,上述的最优化问题可以转化为以下的矩阵形式,如式(4)所示。

$$\operatorname{argmin}_{I_p^{\text{WLS}}} \left[(I^{\text{WLS}} - I)^T (I^{\text{WLS}} - I) + \lambda (I^T D_x^T W_x D_x I + I^T D_y^T W_y D_y I) \right] \quad (4)$$

其中, I^{WLS} 和 I 分别表示由加权最小二乘滤波作用后的图像和输入图像按列生成的 $M \times N$ 维的矩阵, M 和 N 分

别对应图像的长和宽。 W_x 和 W_y 分别是以梯度权重系数 $w_x(I)$ 和 $w_y(I)$ 为对角线元素的 $M \times N$ 维的对角矩阵。为了数值实现的便利,实验中用前向差商替代微商, x 方向的差商由 $M \times N$ 维的矩阵 D_x 表示,同理 y 方向的差商由 $M \times N$ 维的矩阵 D_y 表示。当像素点位于图像中灰度值差别较小的领域时, W_x 和 W_y 对角线上对应的数值就较大,此时对于图像的平滑作用较为明显;相反,当像素点位于图像中灰度值差别较大的领域内,例如图像的边缘时, W_x 和 W_y 对角线上对应的数值就较小,此时对于该区域的平滑效果就会减弱,从而达到保护图像边缘的目的。由式(4)可知,关于 I^{WLS} 取最优意味着最终得到的图像 I^{WLS} 不仅和输入的图像 I 充分接近,并且还足够平滑。式(4)的最优解满足以下的线性系统,如式(5)所示。

$$[E + \lambda (D_x^T W_x D_x + D_y^T W_y D_y)] \times I^{\text{WLS}} = I \quad (5)$$

其中, E 为对角线元素全部为一的矩阵,其他符号的含义和式(4)一致。

2) 引导滤波

接下来简要叙述引导滤波^[25]的数学原理。由式(4)可以看出加权最小二乘滤波是一种非线性的滤波,而引导滤波则是一种局部线性的滤波,这种滤波也具有平滑图像的同时保持边缘的性质。引导滤波的输出结果与引导图像之间的局部线性关系可以由式(6)表示。

$$I_p^{\text{GF}} = a_q G_p + b_q, \quad \forall p \in S_q \quad (6)$$

其中, I^{GF} 和 G 分别表示经过引导滤波作用后的图像和引导图像。 p 和 q 分别表示像素点坐标, S_q 表示以像素点 q 为中心的正方形窗口,其半径记作 r 。 a_q 和 b_q 是位于窗口 S_q 内的两个待定常数。我们的目标是确定满足式(6)的 a_q 和 b_q 使得输出的图像和输入的图像之间的差异尽可能小。特别地,我们可以解决如式(7)所示的最优化问题来确定 a_q 和 b_q

$$\operatorname{argmin}_{a_q, b_q} \sum_{p \in S_q} [(a_q G_p + b_q - I_p)^2 - n a_q^2] \quad (7)$$

式中:引入正则化参数 n 的目的是防止 a_q 过大, I 表示输入的图像,其余的符号含义均和式(6)中的表达的含义一致。通过线性回归可以解出位于窗口 S_q 内的 a_q 和 b_q 的值,它们的具体表达如式(8)和(9)所示:

$$a_q = \frac{\frac{1}{|S|} \sum_{p \in S_q} G_p I_p - \mu_q \bar{I}_q}{\sigma_q^2 + n} \quad (8)$$

$$b_q = \bar{I}_q - a_q \mu_q \quad (9)$$

式(8)和(9)中的 μ_q 和 σ_q^2 分别表示在引导图像 G 中窗口 S_q 内像素值的均值和方差, $|S|$ 表示窗口 S_q 内像素点的个数, \bar{I}_q 表示输入图像 I 在窗口 S_q 内像素值平均值,其表达式如式(10)所示。

$$\bar{I}_q = \frac{1}{|S|} \sum_{p \in S_q} I_p \quad (10)$$

接下来我们需要将式(6)表示的线性关系应用于整张输入图像的所有窗口。对于某个坐标为 p 像素点,它可以同时处于所有包含该点的窗口 S_q 中,但是由式(6)可知,当位于不同的窗口时计算得到的 I_p^{GF} 是不同的,于是我们可以采取一个简单的处理方式,那就是对所有求得的 I_p^{GF} 取平均。计算出所有不同窗口对应的 a_q 和 b_q 后就可以求得在像素点 p 处的输出结果,如式(11)所示。

$$I_p^{GF} = \frac{1}{|S|} \sum_{q,p \in S_q} a_q G_p + b_q \quad (11)$$

进一步可以将上式表达为:

$$I_p^{GF} = \bar{a}_p G_p + \bar{b}_p \quad (12)$$

$$\text{其中, } \bar{a}_p = \frac{1}{|S|} \sum_{q \in S_p} a_q, \bar{b}_p = \frac{1}{|S|} \sum_{q \in S_p} b_q$$

当正则化参数 $n > 0$,输入图像和引导图像相同即 $I = G$ 时,如果窗口 S_q 的中心位于图像中灰度差异较小的邻域内,由式(8)和(9)可知 $a_q = 0$ 而 $b_q = \bar{I}_q$,此时相当于对窗口 S_q 的中心进行均值滤波的操作;当窗口 S_q 的中心位于图像中灰度值差异较大的区域例如边缘时,由式(8)和(9)可得 a_q 近似于1而 b_q 近似于0,再结合式(12)可知输出的结果几乎不发生改变。此时对式(12)的两边同时求梯度可以得到 $\nabla I_p^{GF} \approx \nabla I_p$,这说明输出结果的梯度信息和引导图像的梯度信息几乎是一致的,从而达到平滑图像的同时保护边缘的目的。由于引导滤波的局部线性性质,使得它在计算时间上具有优势。

1.2 基于两种滤波的融合方法

对于两张调节好的不同灰度窗宽和窗位的 DR 图像(缺陷信息可辨),首先从中选出一张亮度较大的图像作为底层图像,该图像的作用是承接缺陷信息(包含本身的缺陷信息和来自另一张图的缺陷信息)。另外一张图像作为提供缺陷信息的图像,称为细节图。

该方法可以分为两个部分,第1部分是利用加权最小二乘滤波和引导滤波以及图像作差平均等操作提取细节图缺陷;底层图像加权最小二乘滤波和缺陷提取等。第2个部分是利用引导滤波确定分别来自细节图和底层图像自身包含缺陷的权重,再加权求和完成两幅图像的融合。

为了能够直观的展示该融合方法的工作原理,我们结合流程图来说明融合方法中每一个部分的具体操作和意义,如图1和2所示。

1) 缺陷的提取

细节图缺陷提取步骤如下。第1步:取出细节图的第一个通道(实验中使用的是3个通道灰度值都相等的DR图像,因此可以取出其中任意一个通道处理,为了便

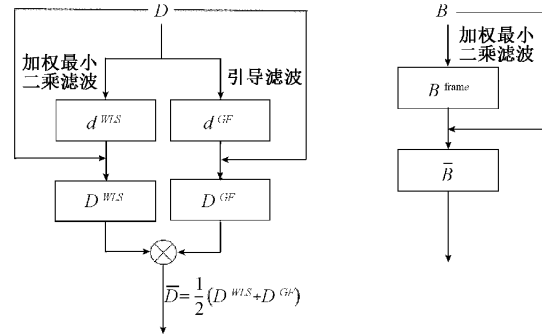


图1 缺陷提取流程图

Fig.1 Flow chart of the defect extraction

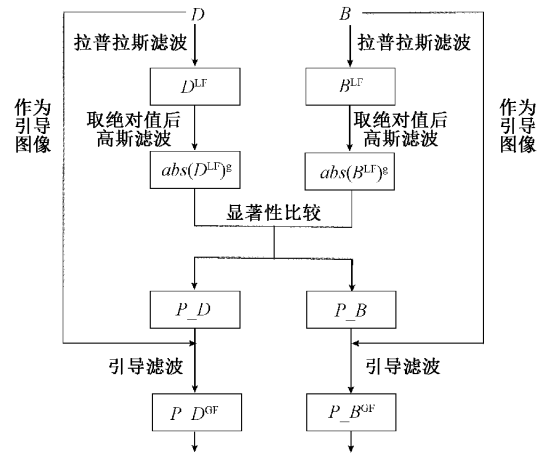


图2 权重获取流程图

Fig.2 Flow chart of the weight obtaining

捷,实际操作时取出第1个通道进行缺陷提取),把它记为 D 。第2步:分别将 D 作为加权最小二乘滤波和引导滤波的输入图像(此时引导滤波的输入图像和引导图像均为 D),分别把经过滤波处理后的图像记为 d^{WLSF} 和 d^{GF} 。第3步:使用 D 分别减去 d^{WLSF} 和 d^{GF} ,把结果分别记为 D^{WLSF} 和 D^{GF} 。第4步:把上述得到的 D^{WLSF} 和 D^{GF} 平均,把结果记为 \bar{D} 。经过以上的4个步骤,就可以完对成细节图图像显示的缺陷的提取,如图1左半部分所示。受到文献[18]的启发,我们对来自底层图像的通道 B 作用一次加权最小二乘滤波,得到“框架”并将其记为 B^{frame} ,它的作用在1.2节中的2)内会结合式(13)说明。由于底层图像本身也包含缺陷,我们使用 B 减去 B^{frame} 并将结果记为 \bar{B} ,用它表示从底层图像中提取的缺陷信息,如图1右半部分所示。

2) \bar{D} 和 \bar{B} 权重的确定及融合

得到 \bar{D} 和 \bar{B} 之后,并不是简单地直接相加,受到文献[19]的启发我们需要再一次利用引导滤波确定 \bar{D} 和 \bar{B} 对应的权重,再对他们加权求和。

为了阐述 \bar{D} 和 \bar{B} 权重的确定,我们需要说明像素显著性^[19,26]的概念。对于两张具有相同尺寸的图像,分别记为图像 A 和图像 B ,图像 A 中某一个像素点具有显著性指的是该图像在该像素点的像素值要大于图像 B 中相同坐标的像素点的像素值。当这样的比较遍历所有像素点时,我们就取出具有显著性的像素点生成一张新的图像并把它记为像素显著图,它体现的就是像素显著性。得到像素显著图后就可以初步确定图像 A 和图像 B 的权重。具体的方式是分别使用图像 A 和图像 B 和像素显著图比较,若对应像素点的像素值和显著性图像中的相同,该像素点的权重取1,若小于则取0。遍历完所有像素点的比较以后,可以分别获得图像 A 和图像 B 初步权重图像。但是初步得到的权重图像不足以充分反应两张图中各自包含信息的权重,例如一些位于边缘的像素点和受到噪声影响像素点可能表现出相同的显著性,为了解决这个问题,我们需要使用引导滤波分别修正上述初步确定的两个权重图。和1.2节内引导滤波在使用上区别在于此时引导图像和输入图像不同,此时的引导图像分别为 D 和 B 而输入图像分别为 \bar{D} 和 \bar{B} 对应的初步权重图。从引导滤波输出结果的特点可知,当滤波作用的像素点位于引导图像的边缘时,权重图中相应的边缘信息能够被保留而当某个像素点被噪声影响而具有显著性时,由于引导滤波的平滑作用,权重图中对应像素点的影响就会被降低,权重取为0。图2更加直观的展示了 \bar{D} 和 \bar{B} 对应权重的确定。

结合图2,我们阐述如何确定权重。第1步:分别对细节图和底层图像的第1个通道 D 和 B 作用1次拉普拉斯滤波,将结果分别记为 D^{LF} 和 B^{LF} ;第2步:考虑到拉普拉斯滤波的结果可能产生负值,于是对它们取绝对值后再进行高斯滤波,并把结果分别记为 $abs(D^{LF})^G$ 和 $abs(B^{LF})^G$;第3步:利用像素显著性的比较确定初步的权重,把结果分别记为 P_D 和 P_B 。第4步:将 P_D 和 P_B 分别作为引导滤波的输入图像,分别将 D 和 B 引导图像,把经过引导滤波作用后的结果分别记为 P_D^{CF} 和 P_B^{CF} 。

综合1.2节中1)和2)的讨论,就可以得到最终融合结果的第一个通道 F ,其表达式如式(13)所示,其中“框架” B^{frame} 的作用正如其名,需要承接来自细节图和底层图像自身包含的缺陷信息。

$$F = B^{frame} + \left(\frac{P_D^{CF}}{P_D^{CF} + P_B^{CF}} \bar{D} + \frac{P_B^{CF}}{P_D^{CF} + P_B^{CF}} \bar{B} \right) \quad (13)$$

再将融合获得的新通道 F 赋值给底层图像剩余的两个通道就可以得到融合后的三通道DR图像。

2 实验结果展示和滤波的参数设置

2.1 待融合图像缺陷的展示

实验中使用的图像是tif格式的三通道DR铸件图像,图像中每1个像素点的3个分量的灰度值相等(三通道等值灰度值图像)。它们的中间部分如图3和4所示。

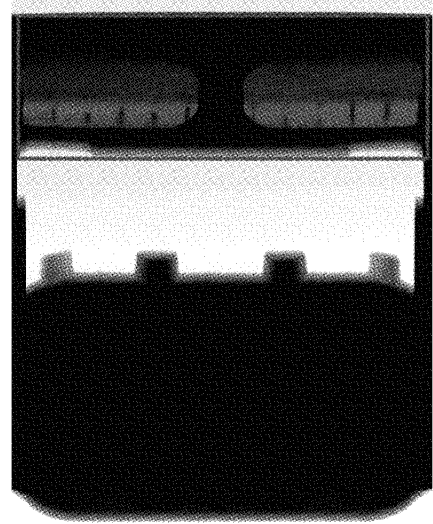


图3 灰度窗宽为231~255,灰度窗位为243的70吨位侧架DR图像的中间部分

Fig. 3 The middle part of the 70-ton side frame DR image with grayscale window width of 231~255, window level of 243

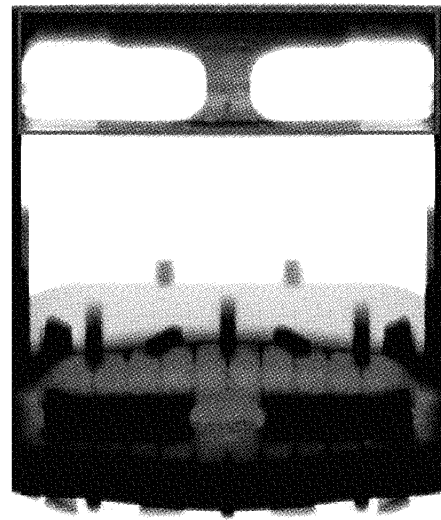


图4 灰度窗宽为213~234,灰度窗位为223.5的70吨位侧架DR图像的中间部分

Fig. 4 The middle part of the 70-ton side frame DR image with grayscale window width of 213~234, window level of 223.5

图3显示的是灰度窗宽为231~255,灰度窗位为243的70吨位侧架DR图像的中间部分;图4则对应灰度窗宽为213~234,灰度窗位为223.5的70吨位侧架DR图像。它们显示缺陷的区域是矩形框圈出的区域,记为感兴趣区域1。为了能够看清楚感兴趣区域1显示的缺陷,我们分别使用实线椭圆边框和虚线椭圆边框圈出了它们显示的缺陷,它们的感兴趣区域1的放大图分别如图5(a)和(b)所示。

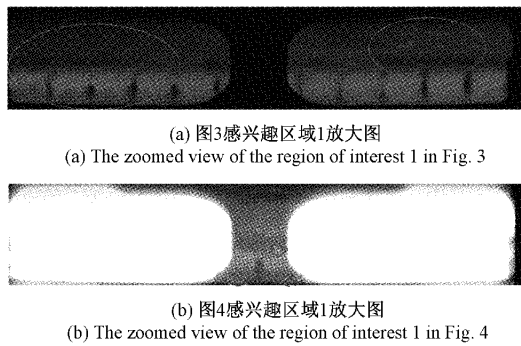


图5 感兴趣区域1放大图

Fig. 5 The zoomed views of the region of interest 1

图4作为底层图像,它需要承接细节图像图3提供的细节信息,最终的目的是融合得到一张DR图像,使得该图像能同时显示实线椭圆边框和虚线椭圆边框所圈出的缺陷。

2.2 滤波的参数设置

实验中主要使用了两个滤波,它们分别为加权最小二乘滤波和引导滤波。加权最小二乘滤波中有两个重要的参数,它们分别为 λ 和 α 。其中 λ 的作用是平衡数据项和正则化项,输出的图像的平滑程度随着 λ 的增加而增加; α 是一个用来控制梯度权重对边缘敏感度的参数,随着该参数的增加,滤波输出后的图像的边缘的锐化程度会增加。在本次实验中 λ 取值为1, α 的取值为1.2。

另一个滤波为引导滤波,引导滤波在整个融合过程中起到重要的作用,其一是提取缺陷,其二是确定缺陷信息的权重,因此在参数的设置上也有所不同。该滤波中两个重要的参数分别为正方形窗口 S_q 的半径 r 和正则化参数 n 。这两个参数决定了引导滤波的平滑效果,滤波的平滑效果随着 r 和 n 的增加而增强,继续增加 r 和 n 会导致输出的结果模糊。在提取细节时引导滤波的 r 和 n 分别取8和0.3,在确定权重时引导滤波的 r 和 n 分别取4和0.05。

2.3 融合结果展示

图3为细节图,图4为底层图像。融合后的结果如图6所示。

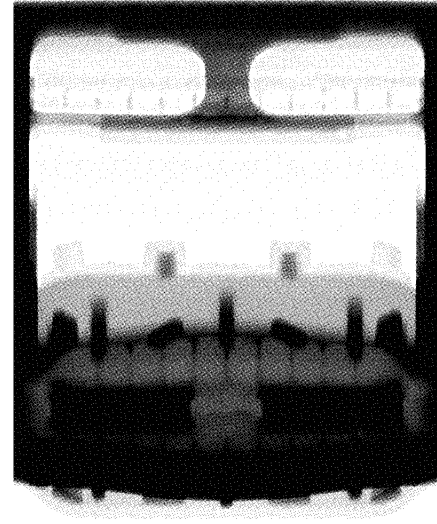


图6 融合结果

Fig. 6 Fusion result

为了能够更清楚的观察融合的结果是否能够将图3和4显示的缺陷呈现出来,我们截取了图3,4和6的感兴趣区域1进行对比,它们放大的结果如图7所示。图7从上到下分别为细节图,底层图和融合结果感兴趣区域1的放大图。需要注意的是,为了在本文中使得对比结果的视觉效果更好,我们对该对比图进行了适当的亮度、对比度以及锐化程度的调整。实线椭圆边框圈出的缺陷表示该缺陷信息来自细节图,而虚线椭圆边框圈出的缺陷表示该缺陷信息来自底层图。由图7可以判断,该融合方法能够使两张铸件DR图像显示的缺陷信息呈现到一张DR图像上。

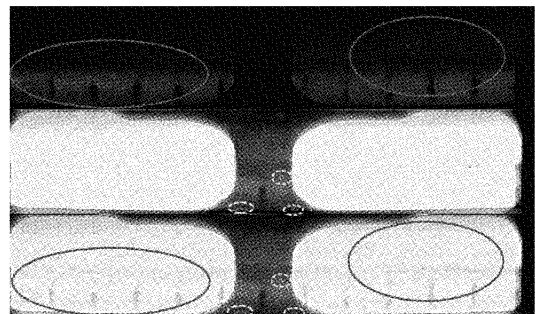


图7 细节图,底层图和融合结果感兴趣区域1放大图对比

Fig. 7 The zoomed view comparison of the region of interest 1 of the detail image, base image and fusion result

为了说明使用引导滤波确定缺陷权重的重要性,我们设计了一组对比试验。我们把没有考虑权重的融合结

果和考虑权重的融合结果进行了比较,截取了它们各自的感兴趣区域 1 进行对比,结果如图 8 所示。

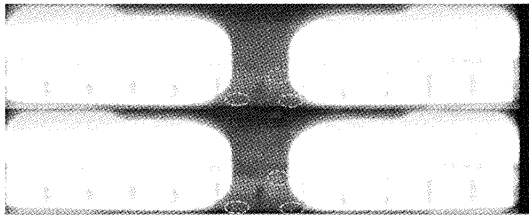


图 8 没有确定缺陷权重的融合结果和确定缺陷权重融合结果的感兴趣区域 1 放大图对比

Fig. 8 The zoomed view comparison of the region of interest 1 of the fusion result without defect weight determination and the fusion result with defect weight determination

图 8 从上到下分别是没有确定缺陷权重的融合结果的感兴趣区域 1 和使用引导滤波确定缺陷权重的融合结果的感兴趣区域 1 放大图。我们控制了融合过程中的其他变量,使得在提取缺陷信息时加权最小二乘滤波和引导滤波的参数保持不变,它们具体的设置和 2.2 中的讨论一致。由图 8 可以看出,相比于没有考虑权重的融合结果,考虑缺陷的权重的融合结果能更好的显示来自底层图像的缺陷,如图 8 中虚线椭圆边框圈出的缺陷。

为了突出该融合方法同时使用引导滤波和加权最小二乘滤波提取细节图的缺陷信息的优势,我们还进行了另一组对比试验,实验结果的感兴趣区域 1 放大图如图 9 所示。

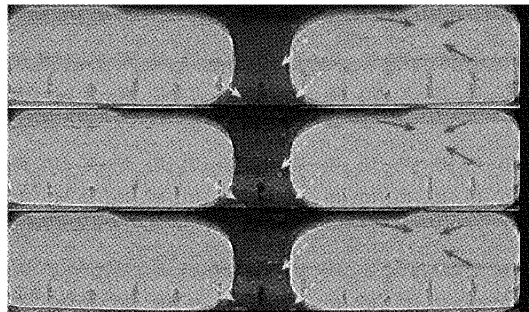


图 9 使用不同方式提取细节图中缺陷信息的融合结果感兴趣区域 1 放大图

Fig. 9 Zoomed view comparison of the region of interest 1 of the fusion results using different ways to extract defects from the detail image

图 9 从上到下分别为单独使用加权最小二乘滤波提取细节图的取缺陷信息后融合结果的感兴趣区域 1 放大图,单独使用引导滤波提取细节图的缺陷信息后融合结果的感兴趣区域 1 放大图和同时使用加权最小二乘滤波和引导滤波提取细节图的取缺陷信息后融合结果的感兴趣区域 1 放大图。为了在本文中使对比效果更加明显,我们对该对比图进行了适当的亮度、对比度以及锐化程

度的调整。由图 9 可知,仅使用一种滤波提取缺陷时,融合结果会丢失一些细节,例如仅使用加权最小二乘滤波提取细节时,融合结果丢失了虚线箭头所指示的缺陷信息;仅使用引导滤波提取细节,融合结果丢失了实线箭头所指示的缺陷信息。因此同时使用两种滤波提取细节图缺陷的融合结果可以更加有效的显示缺陷信息。

2.4 三张图的融合

如果待融合的图像大于两张,我们可以先将调整好灰度窗宽和窗位的 DR 图像按照亮度从大到小的顺序排序,先使用本文中的融合方法对序列最后的两张图像进行融合,再利用获得的结果和剩余的待融合序列中的最后一张图像融合。重复上述的过程,直到将序列中的所有图像都遍历,这样就可以完成对图像序列的融合。接下来我们进行 3 张图像的融合。

为了实现 3 张图的融合,我们通过调节灰度窗宽和窗位得到一张新的 DR 图像,其灰度窗宽为 182~255,灰度窗位为 218.5。为了方便在本文中显示,我们截取了和图 3、4 相同的部分展示,如图 10 所示。

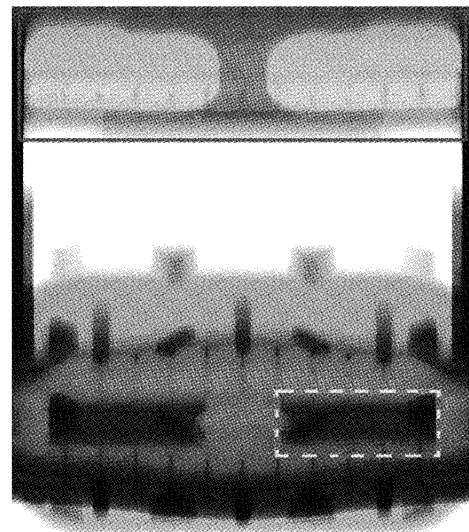


图 10 灰度窗宽为 182~255,灰度窗位为 218.5 的 70 吨位侧架 DR 图像的中间部分

Fig. 10 The middle part of the 70-ton side frame DR image with grayscale window width of 182~255, window level of 218.5

在图 10 中,除了实线边框圈出的区域(和图 3 与图 4 相同位置),我们还用虚线矩形边框圈出了另一个感兴趣区域,记为感兴趣区域 2。由于感兴趣区域 1 的缺陷已经可以通过两张图融合的结果呈现,如图 7 中第 3 行的图片所示,因此接下来实验结果仅展示感兴趣区域 2 的放大图。在图 10 的感兴趣区域 2 放大图中我们使用箭头指出了缺陷,并用椭圆边框圈出另一部分缺陷,如图 11 所示。

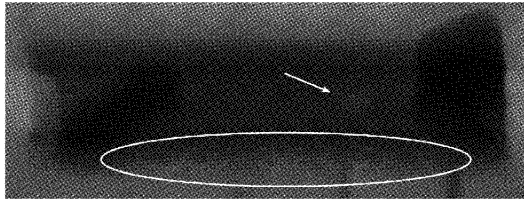


图 11 图 10 中的感兴趣区域 2 放大图

Fig. 11 The zoomed view of the region of interest 2 in Fig. 10

我们使用了本文的方法对 3 幅 DR 图像进行了融合, 并使用 MATLAB 自带的小波融合工具得到的结果进行了对比, 他们的感兴趣区域 2 的对比如图 12 所示。

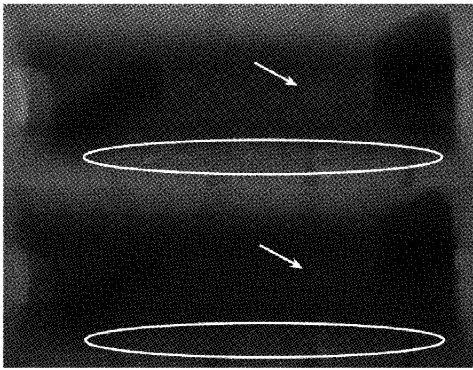


图 12 3 张图融合结果的感兴趣区域 2 放大图对比

Fig. 12 The zoomed view comparison of the region of interest 2 of the fusion result for 3 images

图 12 中, 从上到下分别为: 使用本文方法的 3 张图的融合结果的感兴趣区域 2 放大图、小波融合所得结果的感兴趣区域 2 放大图。我们分别用箭头指出了缺陷, 并用椭圆边框圈出了另一部分的缺陷。能够从图中看出, 不论是箭头指示的缺陷, 还是椭圆边框圈出的缺陷, 使用本文方法的到的结果具有更好的对比度, 从而能够有效的显示出铸件在这个部位包含的缺陷。

3 讨 论

本文发展的方法利用滤波的边缘保持性质, 能够提取出不同灰度窗宽和窗位的 DR 图像中的缺陷信息, 还利用了引导滤波确定了不同缺陷信息对应的权重, 最终通过加权的求和的方式得到融合结果。相比于只是用一种滤波提取缺陷的融合结果, 通过本文方法得到结果能更有效的显示缺陷信息, 考虑到两种滤波都具备多尺度细节处理的能力, 但是它们对于不同缺陷的敏感程度不一致, 仅使用一种滤波提取, 某一部分的缺陷信息就无法再融合结果中呈现, 同时使用两种滤波可以弥补这种不足, 如图 9 所示。不同的缺陷在 DR 图像中的显著性也

不一样, 基于这一点, 本文发展的方法利用引导滤波确定了来自细节图和底层图对应缺陷信息的权重, 权重可以刻画不同缺陷的显著性。若不考虑这样的显著性, 融合结果中的部分缺陷信息无法被显示, 如图 8 所示。如果不使用滤波提取缺陷, 也不考虑缺陷的显著性, 而是直接对不同灰度窗宽和窗位的铸件 X 射线图像相加, 则会使得缺陷信息无法有效地呈现在最终的融合结果中。为了说明这一点我们做了以下的试验, 直接相加图 3 和 4 对应的铸件 DR 图像得到最终的结果, 其感兴趣区域 1 放大图如图 13 所示。

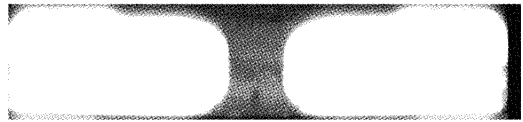


图 13 直接相加的结果的感兴趣区域 1 放大图

Fig. 13 The zoomed view of the region of interest 1 of the direct summation result

通过和图 5(a) 比较不难发现, 直接将两图相加的融合方式得到的结果无法显示如图 5(a) 实线椭圆边框圈出的缺陷。这是由于简单的叠加是像素值的直接相加, 像素值较大的像素点会覆盖掉那些像素值相对较低的像素点, 在视觉效果上会更亮, 使得最终的结果无法有效地呈现缺陷。由于对图像进行的滤波操作是在空域中对图像进行处理, 因此相比于变换域例如小波变换融合的方法, 本文发展的方法在计算消耗时间上会相对较多, 但是如果待融合的图像为 3 张时, 利用本文发展的方法得到的结果相比于小波融合的结果会有更好的对比度。

4 结 论

本文发展了一种基于加权最小二乘滤波和引导滤波的图像融合方法进行铁路货车铸件 DR 图像的融合方法。本文通过两次滤波和图像融合将不同灰度窗宽和窗位的 DR 图像显示的缺陷有效地呈现在一个图像中, 便于专业人员将该图和缺陷的标准图谱进行比对以检测出缺陷。由于该融合方法是基于像素的操作, 因此当图像的尺寸较大时, 计算成本大于变换域融合的方法, 例如小波融合。为了减少计算时间, 我们可以考虑采用 GPU 加速的方式。待融合图像为 3 张时, 相比于基于小波融合的方式, 利用本文发展的方法的到的结果在显示时对比度更加具有优势。本文方法可应用于铸件射线无损检测, 例如可使用本文的方法获得呈现多种缺陷的铸件 DR 图像, 然后使用基于人工智能的检测方法进行识别和检测^[27] 以提高缺陷检测效率。

致 谢

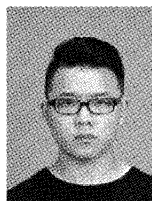
感谢重庆大学工业CT无损检测教育部工程研究中心的沈宽副教授对本文工作提出的意见和建议。

参考文献

- [1] 陈同军. 消除铁路货车用摇枕和侧架裂纹的实践[J]. 中国铸造装备与技术, 1999(4):32-34.
CHEN T J. Practice of eliminating cracks in bolster and side frame for railway freight cars[J]. China Foundry Machinery & Technology, 1999(4):32-34.
- [2] 曾理, 蒲云, 马睿. 基于工业CT的铁路货车铸件缺陷自动检测[J]. 中国铁道科学, 2009, 30(4):76-80.
ZENG L, PU Y, MA R. Automatic detection of casting defects of railway freight car based on industrial CT[J]. China Railway Science, 2009, 30(4):76-80.
- [3] 张淑芳, 丁文鑫, 韩泽欣, 等. 采用主成分分析与梯度金字塔的高动态范围图像生成方法[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(4):150-157.
ZHANG SH F, DING W X, HANG Z X, et al. A generating method of high dynamic range images using principal component analysis and gradient pyramid[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(4):150-157.
- [4] 赵金波, 肖照, 白本督, 等. 基于 $L^* a^* b^*$ 颜色空间的高动态范围成像算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(12):247-250+257.
ZHAO J B, XIAO ZH, BAI B D, et al. High dynamic range imaging algorithm based on $L^* a^* b^*$ color space[J]. Computer Engineering, 2018, 44(12):247-250+257.
- [5] 朱雄泳, 陆许明, 李智文, 等. 求解低秩矩阵融合高动态范围图像[J]. 中国图象图形报, 2018, 23(11):1652-1665.
ZHU X Y, LU X M, LI ZH W, et al. High dynamic range image fusion with low rank matrix recovery[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(11):1652-1665.
- [6] 陈小楠, 张淑芳, 雷志春. 一种基于多层伽马变换融合的高动态范围图像生成方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4):191-196.
CHEN X N, ZHANG SH F, LEI ZH CH. High dynamic image generation method by fusing multi-level gamma-transformed images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(4):191-196.
- [7] 张媛媛, 张红英. 结合饱和度调节的单曝光HDR图像生成方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2021, 59(2):309-318.
ZHANG Y Y, ZHANG H Y. Single exposure hdr image generation method combined with saturation adjustment[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2021, 59(2):309-318.
- [8] 杨霏, 董秋影, 杨民. 基于小波变换的双能DR图像融合[J]. 无损检测, 2008, 30(7):430-433.
YANG P, DONG Q Y, YANG M. Dual-energy DR image fusion based on wavelet transform[J]. Nondestructive Testing, 2008, 30(7):430-433.
- [9] 杨民, 吴美金, 魏东波, 等. 双能透照模式下涡轮叶片DR图像融合方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(12):1494-1497.
YANG M, WU M J, WEI D B, et al. DR image fusion method for turbine blade in dual-energy transmission mode[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2011, 37(12):1494-1497.
- [10] 李景玉, 张荣芬, 刘宇红. 基于小波变换的多尺度图像融合增强算法[J]. 光学技术, 2021, 47(2):217-222.
LI J Y, ZHANG R F, LIU Y H. Multiscale image fusion and enhancement algorithm based on wavelet transform[J]. Optical Technique, 2021, 47(2):217-222.
- [11] 彭仁杰, 姚云霞. 小波分解和重构的光学可变图像融合研究[J]. 激光杂志, 2021, 42(3):145-148.
PENG R J, YAO Y X. Research on optical variable image fusion based on wavelet decomposition and reconstruction[J]. Laser Journal, 2021, 42(3):145-148.
- [12] 吴伟华, 钟声. 基于梯度的多曝光图像融合[J]. 计算机与现代化, 2011, (6):18-21.
WU W H, ZHONG SH. Multi-exposure image fusion based on gradient[J]. Computer and Modernization, 2011(6):18-21.
- [13] 罗祥, 王宗义. 基于多曝光的焊接图像融合方法[J]. Hot Working Technology, 2016, 45(7):232-237.
LUO X, WANG Z Y. Welding image fusion method based on multi-exposure[J]. Hot Working Technology, 2016, 45(7):232-237.
- [14] 赵立昌, 张宝辉, 吴杰, 等. 基于灰度能量差异性的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2020, 42(8):775-782.
ZHAO L CH, ZHANG B H, WU J, et al. Fusion of infrared and visible images based on gray energy difference[J]. Infrared Technology, 2020, 42(8):775-782.
- [15] 孔玲君, 张孟孟. 基于Retinex的弱可见光和红外图像融合算法[J]. 包装工程, 2020, 41(19):237-244.
KONG L J, ZHANG M M. Fusion algorithm of low visible light and infrared image based on retinex[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(19):237-244.
- [16] 申伟, 石平. 单演信号随机加权融合的SAR图像目标

- 识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 181-187.
- SHEN W, SHI P. Randomly weighting of monogenic signal for target recognition of SAR images[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(9):181-187.
- [17] 张瑞,董张玉. 一种改进的 SAR 与可见光图像融合算法[J]. 雷达科学与技术, 2020, 18(6):645-650.
- ZHANG R, DONG ZH Y. An improved fusion of SAR and visible image[J]. Radar Science and Technology, 2020, 18(6):645-650.
- [18] SHARMA V, YNGVE HARDEBERG J, GEORGE S. RGB-NIR image enhancement by fusing bilateral and weighted least squares filters [J]. Color and Imaging Conference, 2017, (25):330-338.
- [19] LI S T, KANG X D, HU J W. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7):2864-2875.
- [20] 王伟江,彭业萍,曹广忠,等. 面向机柜表面缺陷检测的不均匀光照和低亮度图像增强方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8):131-139.
- WANG W J, PENG Y P, CAO G ZH, et al. Non-uniform and low illumination image enhancement for cabinet surface defect detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8):131-139.
- [21] 谢诗冬,周冬明,聂仁灿,等. 基于显著性检测与梯度导向滤波的红外与可见光图像融合[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2020, 42(6):1053-1063.
- XIE SH D, ZHOU D M, NIE R C, et al. Fusion of infrared and visible images based on saliency detection and gradient-guided filtering [J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2020, 42(6): 1053-1063.
- [22] 武迎春,王玉梅,王安红,等. 基于边缘增强引导滤波的光场全聚焦图像融合[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(9): 2293-2301.
- WU Y CH, WANG Y M, WANG AN H, et al. Light field all-in-focus image fusion based on edge enhanced guided filtering[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(9): 2293-2301.
- [23] 曾瀚林,孟祥勇,钱惟贤. 高斯差分滤波图像融合方法[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(S1):168-176.
- ZENG H L, MENG X Y, QIAN W X. Image fusion algorithm based on DOG filter [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(S1):168-176.
- [24] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3):1-10.
- [25] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6):1397-1409.
- [26] 江兆银,王磊. 基于显著性检测与权重映射的可见光与红外图像融合算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1):174-182.
- WANG ZH Y, WANG L. Visible and infrared image fusion algorithm based on significance detection and weight mapping [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1):174-182.
- [27] 蔡彪,沈宽,付金磊,等. 基于 Mask R-CNN 的铸件 X 射线 DR 图像缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 61-69.
- CAI B, SHEN K, FU J L, et al. Research on defect detection of X-ray DR images of casting based on Mask R-CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 61-69.

作者简介



羊肇俊,重庆大学博士生,2018 年于重庆大学获得学士学位,主要从事图像处理和 DR 图像的融合的研究。

E-mail: 1260969420@qq.com



Yang ZhaoJun received his B. Sc. degree in 2018 from Chongqing University; now, he is a doctoral student in Chongqing University. His main research interest includes image processing and DR image fusion.

曾理(通信作者),重庆大学教授,博士生导师,1986 年于四川师范大学获得学士学位,1989 年于大连理工大学获得硕士学位,1997 年于重庆大学获得博士学位,现为重庆大学教授,博士生导师,主要从事 CT/DR 图像重建和处理方面的研究。

E-mail: drlizeng@cqu.edu.cn

Zeng Li (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1986 from Sichuan Normal University, M. Sc. degree in 1989 from Dalian University of Technology and Ph. D. degree in 1997 from Chongqing University. Now, he is a professor and doctoral supervisor in Chongqing University. His main research interest includes CT/DR image reconstruction and processing.