

## 古铜镜 X 光生成对抗融合中的优化策略

吴萌<sup>1\*</sup>, 王姣<sup>1</sup>, 相建凯<sup>2</sup><sup>1</sup>西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;<sup>2</sup>陕西省文物保护研究院, 陕西 西安 710075

**摘要** 锈蚀覆盖的古铜镜在非接触探伤检测中,因镜缘与镜心厚度各异,X光成像无法呈现完整的病害信息。以古铜镜 X 光信号为输入,搭建生成对抗融合网络。针对  $L_2$  损失和梯度算子所导致的重构模糊、纹饰和裂痕等多尺度特征细节表达等问题,设计了能够增强古铜镜 X 光信息融合效果的优化策略。通过添加  $L_{2,\lambda}$  损失正则化生成器的特征学习过程,改善  $L_2$  损失生成信息平滑的现象;定义拉普拉斯  $L_{\text{tex}}$  纹饰损失,加强训练网络对纹饰和病害的抽取效果;在训练网络中加入多尺度特征融合模块,提高细节信息生成质量。通过与 7 种融合方法进行实验对比,所提算法在 5 组对照数据中仅 2 组的交叉熵值略差,其余信息熵、平均梯度、空间频率、联合熵和非参考特征互信息值均取得最优,可有效呈现古铜镜 X 光探伤检测信息。

**关键词** X 光图像; 生成对抗网络; 多尺度融合;  $L_{2,\lambda}$  稀疏; 拉普拉斯算子

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212843

## Optimization Strategy for X-Ray Generation and Countermeasure Fusion of Bronze Mirror

Wu Meng<sup>1\*</sup>, Wang Jiao<sup>1</sup>, Xiang Jiankai<sup>2</sup><sup>1</sup>College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, Shaanxi, China;<sup>2</sup>Shaanxi Institute for the Preservation of Cultural Heritage, Xi'an 710075, Shaanxi, China

**Abstract** During the non-contact flaw detection of a rust-covered bronze mirror, X-ray imaging typically fails to reveal the extent of damage due to the thickness difference between the mirror edge and core. In this study, the X-ray signal from a bronze mirror was used as an input to construct a generative confrontation fusion network. An optimization strategy that enhances the bronze mirror X-ray information fusion was designed to address the reconstruction blur caused by the  $L_2$  loss and gradient operator, and the expression of multiscale feature details, such as textures and cracks. By utilizing the feature learning process of the  $L_{2,\lambda}$  loss regularization generator, the smoothing of the data that was generated using the  $L_2$  loss was improved; moreover, the Laplacian  $L_{\text{tex}}$  pattern loss was defined to strengthen the effect of training network on the extraction of decorations and diseases. Furthermore, a multiscale feature fusion module was added to the training network to improve the quality of the generated information. Thus, considering the experimental comparison involving seven fusion methods, the cross entropy value of the proposed algorithm in two of the five groups is poor. However, the values are optimal in the control data, including entropy, average gradient, spatial frequency, joint entropy, and non-reference feature mutual information. This can effectively reveal the detection information of the bronze mirror during X-ray flaw detection.

**Key words** X-ray image; generative adversarial network; multiscale fusion;  $L_{2,\lambda}$ -norm sparsity; Laplacian operator

## 1 引言

铜质文物出土时大多都带有非常严重的病害锈蚀

与泥垢遮盖,在进行妥善地修复清理之前可通过 X 射线透射成像等无损检测技术手段<sup>[1]</sup>来检测其现存状态。但 X 光相机是面光源,没有焦距,会产生半影模

收稿日期: 2021-11-01; 修回日期: 2021-11-24; 录用日期: 2021-12-13; 网络首发日期: 2021-12-23

基金项目: 国家自然科学基金(61701388)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2018JM6080)、西安市科技局项目(GXYD10.1)

通信作者: \*wumeng@xauat.edu.cn

糊,加之康普顿散射的影响<sup>[2]</sup>,在采集铜镜镜心与镜缘等厚度差异较大的非均匀对象时,X光成像会因透射率不均衡导致无法观测到完整的铜镜病害信息。为了清晰地呈现古代铜镜的全部纹饰与病害信息,文保专家会以不同能量进行多次成像<sup>[3]</sup>,导致铜镜纹饰和病害信息无法清晰呈现在同一张X光图像上,这对于后续病害观测与病害分析造成一定的困难。

为了能够同时观测到古铜镜所有的病害信息,可通过图像融合技术来抽取不同能量成像信息中的有效成分,增强铜镜纹饰信息表达,凸显铜镜的病害区域。信息融合的关键过程包括:特征提取、融合策略、重构方法。通过优化方案可提高融合效果。Bavirisetti等<sup>[4]</sup>通过多尺度分解,设计图像引导滤波器提取结构特性,将源图像的结构引入到另一张图像中。田帅等<sup>[5]</sup>结合滤波算子与双尺度分解融合多聚焦图像,提高了对聚焦区域的识别能力。李威等<sup>[6]</sup>利用非下采样剪切波变换(NSST)将红外和可见光图像分解为高频和低频分量,分别采用参数自适应脉冲耦合神经网络与多种滤波器融合信息,提高了融合图像的视觉感知效果。此类方法用到了多尺度滤波器,多尺度滤波器虽可以保证融合效果但同时牺牲了部分细节信息。而在古铜镜X光图像融合对纹饰细节与病害特征表达的过程中,不允许降低原有信息量,应避免使用滤波器。Goodfellow等<sup>[7]</sup>用生成对抗网络(GAN)建立端对端的智能特征抽取网络。之后陆续出现以GAN为框架的融合技术。如Zhan等<sup>[8]</sup>设计了SF-GAN框架,生成器采用 $L_1$ 损失实现图像融合。Joo等<sup>[9]</sup>对损失函数进行改进,综合采用 $L_2$ 和 $L_1$ 损失,设定身份损失和形状损失来提取图像特征。Ma等<sup>[10]</sup>设计了Fusion-GAN框架,采用 $L_2$ 损失和梯度算子组合改进融合策略。上述方法的优化策略依照选取的 $L_1$ 或 $L_2$ 损失构造生成器损失函数,采用梯度算子对融合所需信息进行抽取,能够端对端地进行信息融合,避免了传统融合方法中特征抽取权重设定的问题,在细节重构效果上也有改善。

为了进一步提升X光古铜镜的融合效果,尽可能保留古铜镜纹饰细节和裂痕等病害特征,本文以端对端的生成对抗融合为基本方案,在该框架下研究提升融合效果的优化策略。通过改进细节特征抽取稀疏范数、设计纹饰损失与结构损失、定义新的内容损失函数、调整训练网络构架、增加多尺度融合模块,提高融合效果质量。搭建生成对抗网络对古铜镜X光图像进行融合,输入不同能量铜镜X光图像,输出融合后的铜镜X光图像,并通过多尺度融合、损失函数优化来提高铜镜融合清晰度和细节丰富度。

## 2 基本原理

### 2.1 生成对抗融合网络

GAN是Goodfellow等<sup>[7]</sup>受双人零和博弈思想启发设计的一种网络模型。GAN中包括两个对抗模型:

博弈的一方生成器(Generative,  $G$ )和另一方鉴别器(Discriminator,  $D$ )。生成器根据输入的目标图像来捕捉需要的符合特征生成要求的生成图像,鉴别器用来区分输入的生成图像是否为真实图像。整个网络框架中 $G$ 和 $D$ 长期处于互相博弈状态,两个模型不断得到增强优化,直至达到纳什平衡,即

$$p_{r(r)}(r) = p_{\text{data}(z)}(z)。(1)$$

极大极小互相博弈过程中,GAN模型的优化函数为

$$\min_G \max_D V(G, D) = \min_G \max_D E_{p_{\text{data}(z)}}[\ln D(z)] + E_{p_{r(r)}}\{\ln\{1 - D[G(r)]\}\}。(2)$$

因古铜镜镜缘与镜心厚度不均,不同X光透射能量所得到的非接触无损检测结果如图1所示。图1(a)为高能量拍摄时得到的结果,镜心纹饰区域清晰,镜缘区域高亮,周边病害侵袭细节无法观测,如实线框区域所示;图1(b)为低能量拍摄时得到的结果,镜缘区域侵蚀和裂隙都比较清晰,但镜心纹饰区域暗淡不清,如虚线框区域所示。文保专家无法通过一次采集的X光铜镜图像同时观测到纹饰和病害分布情况。

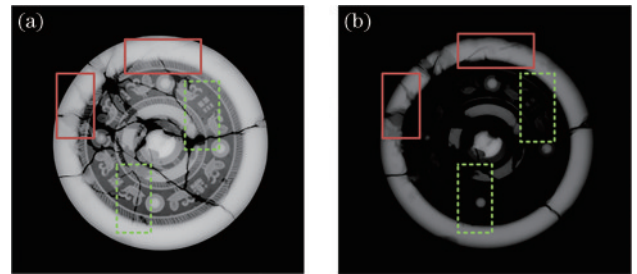


图1 不同能量铜镜X光成像效果图。(a)高能量拍摄;  
(b)低能量拍摄

Fig. 1 X-ray imaging effect diagrams of copper mirror at different shooting energy. (a) High-energy shooting;  
(b) low-energy shooting

铜镜X光信号透射成像包含纹饰和多种病害特征信息。GAN因端到端的特性,可以避免传统融合方法不断调整融合权重的过程,成为融合领域的一大研究热点。通过鉴别器和生成器的博弈过程,层层抽取特征,对古铜镜细节特征的呈现与表达有很好作用。

### 2.2 $L_{2, \chi}$ 稀疏正则化

生成对抗融合网络采用范数作为正则化去约束参数向量。不同范数对参数的约束效果不同,对于参数矩阵 $\mathbf{W}$ ,采用 $L_0$ 、 $L_1$ 、 $L_2$ 范数可实现不同的效果。

生成器损失函数中通过添加 $L_1$ 或 $L_2$ 稀疏正则化,最小化生成器损失函数。添加 $L_2$ 和 $L_1$ 后分别对应的正则化公式为

$$R_{L_2}(\omega) \triangleq \|\mathbf{W}\|_2^2,。(3)$$

$$R_{L_1}(\omega) \triangleq \|\mathbf{W}\|_1。。(4)$$

本文通过生成器拟合训练过程中产生的数据,经

稀疏正则化防止模型过拟合,通过最小化生成器实现最小误差。稀疏正则化利用少量的参数来有效地表示大量元素或者向量。通过向量中 0 元素的个数来判定向量稀疏强度,0 元素越多则越稀疏。 $L_{2,1}$ <sup>[11]</sup>为简化运算而被广泛采用。当  $P$  为  $1/2$ ,即  $L_{2,1/2}$  范数,具有更佳稀疏性<sup>[12]</sup>。对  $\mathbf{W}$  使用  $L_{2,1/2}$  稀疏正则化:

$$R_{L_{2,1/2}}(\omega) \triangleq \left( \sum \|\mathbf{W}\|_2^{1/2} \right)^2 \quad (5)$$

$L_{2,1/2}$  稀疏约束的生成器损失函数为

$$L_G = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(I_{\text{fusion}}) - c]^2 + \zeta \left[ \frac{1}{HB} \left( \kappa \left( \|\nabla I_{\text{fusion}} - \nabla I_{\text{low}}\|_2^{1/2} \right)^2 + \omega \left( \|\Delta I_{\text{fusion}} - \Delta I_{\text{high}}\|_2^{1/2} \right)^2 \right) \right] \quad (6)$$

式中: $c$ 为生成器生成的虚假数值; $H$ 和 $B$ 是输入图像的高和宽; $\kappa$ 和 $\omega$ 用来控制结构和纹饰损失之间的平衡,以保留源图像中更多的信息; $Q$ 为融合图像数量; $I_{\text{fusion}}$ 为生成的融合图像; $I_{\text{high}}$ 表示高能量面光源产生的

镜心区域纹饰清晰且镜缘高亮的 X 光图像; $I_{\text{low}}$ 表示低能量面光源产生的镜心区域暗淡不清而镜缘结构清晰的 X 光图像; $\Delta I_{\text{fusion}}$ 、 $\Delta I_{\text{high}}$ 和 $\nabla I_{\text{low}}$ 分别表示融合图像、高能量 X 光图像和低能量 X 光图像经拉普拉斯算子计算后的数值。通过  $L_{2,1/2}$  稀疏正则化去掉源图像的高频噪点,所提方法实现了特征自动选择,增强生成器局部学习能力的同时可达到简化计算的目的,使生成融合图像具有丰富的信息和鲁棒性。

### 3 古铜镜 X 光图像融合网络模型

#### 3.1 生成对抗网络融合框架

融合不同能量 X 面光源下所形成的透射图像,关键在于对高低能量 X 光源图像特征信息进行抽取。在生成对抗融合网络(Fusion-GAN)的基础上对网络结构进行优化,添加多尺度融合模块,并对损失函数和纹饰细节抽取算子进行改进。对输入 X 光图像特征进行针对性提取,使得融合图像同时保留低能量面光源图像镜缘结构信息和高能量面光源纹饰细节信息。所提融合网络框架如图 2 所示。

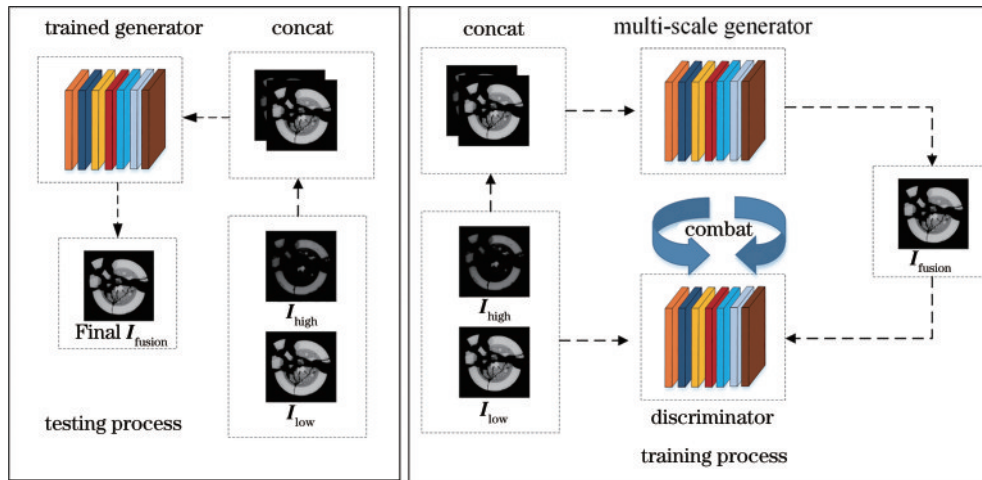


图 2 铜镜生成对抗融合网络框架

Fig. 2 Copper mirror generative confrontation fusion network framework

图 2 右侧为训练过程,左侧为测试过程。训练过程中,需对训练集中多张铜镜图像的不同能量 X 光透射图像  $I_{\text{low}}$  和  $I_{\text{high}}$  一一对应进行通道拼接,并送入多尺度生成器,生成融合图像  $I_{\text{fusion}}$ 。为保证融合图像具有更多源图像信息,将  $I_{\text{fusion}}$  和源图像  $I_{\text{low}}$ 、 $I_{\text{high}}$  同时送入鉴别器,通过鉴别器对  $I_{\text{fusion}}$  与源图像进行区分。生成器与鉴别器之间不断对抗博弈来迫使  $I_{\text{fusion}}$  具有更多  $I_{\text{low}}$  镜缘结构信息和  $I_{\text{high}}$  纹饰细节信息。在训练阶段,一旦生成器生成鉴别器无法辨别真假的生成图像,就可得到预期的融合图像。测试过程中,只需将测试集铜镜图中  $I_{\text{low}}$  和  $I_{\text{high}}$  经通道拼接后送入生成器,Final  $I_{\text{fusion}}$  为最终融合图像。

#### 3.2 多尺度特征融合

现有基于深度网络模型的图像融合优化策略重复

使用池化层<sup>[13]</sup>,使得古铜镜 X 光特征图分辨率无法得到保证;为获得表征能力强的语义信息,频繁下采样<sup>[14]</sup>也会造成古铜镜底层细节信息丢失,导致最终融合结果存在纹饰细节缺失等问题;通过多次上采样操作提取的信息较为粗糙<sup>[15]</sup>,没有考虑到古铜镜纹饰与病害多尺度融合的需求,导致纹饰和病害信息抽取程度有限。

多尺度特征融合可以学习不同尺度的特征,对不同尺度特征进行融合,获得理想的融合图像<sup>[13]</sup>。生成对抗融合网络采用不同大小的卷积核,可以提取到不同的特征信息<sup>[16]</sup>。为得到更加丰富的特征信息,本文通过添加多尺度融合模块对提取到的高层语义信息和底层几何细节信息进行融合,力求融合图像满足文保专家对铜镜图像的高质量要求。

### 3.3 多尺度特征融合的生成器网络结构

在古铜镜 X 光图像融合过程中,文保专家需要通过融合效果来观测古铜镜的纹饰、裂痕、锈蚀信息。需要尽可能多地保留源图像中的信息,原始 GAN 频繁使用下采样,采样过程中会丢失信息,可能会影响文保专家的修复判断。Fusion-GAN 虽取消下采样操作避

免底层细节信息丢失的问题,但缺乏高层网络强有力的语义信息,生成图像效果并不理想。本文在生成器中加入多尺度特征融合模块,在保留 Fusion-GAN 对底层细节信息抽取同时,获得铜镜大量抽象语义信息,提高生成图像质量。基于多尺度特征融合的生成器网络结构如图 3 所示。

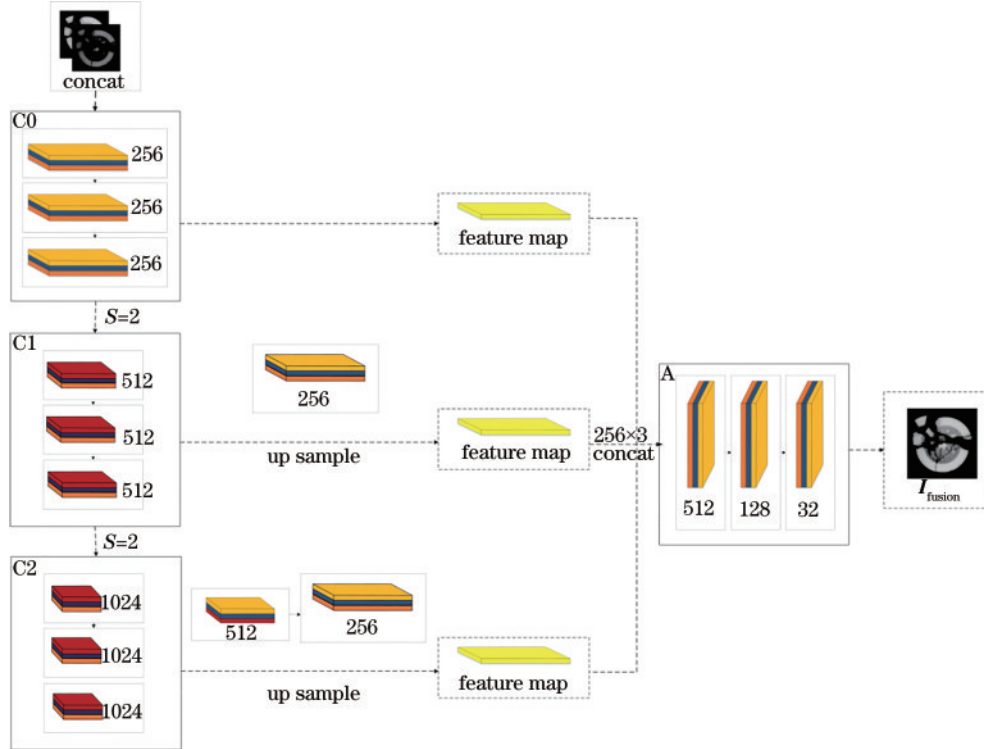


图 3 基于多尺度特征融合的生成器网络结构

Fig. 3 Generator network structure based on multi-scale feature fusion

多特征生成对抗融合网络包含两部分。1)多尺度特征融合模块 C0~C2:包含 3 个多尺度特征提取融合模块,每个多尺度特征提取融合模块包含 3 个卷积分支,C0 模块中选择  $5 \times 5$  卷积核,C1 和 C2 模块中选择  $3 \times 3$  卷积核,模块内部步长为 1,防止信息丢失,C0~C2 经过两次步长为 2 的卷积操作。C1 和 C2 模块获得的特征使用双线性插值上采样,使特征大小和 C0 所提取的特征大小保持一致,3 个模块的通道使用 concat 方法进行拼接,对提取的特征图进行融合。2)图像生成模块 A:包括 3 个卷积层,使用  $5 \times 5$  的卷积

核,所有的卷积层均采用了 Batch Norm 进行数据归一化,避免梯度消失的同时也使模型更加稳定,使用 Leaky ReLU 激活函数提升网络的非线性程度。

### 3.4 融合鉴别网络

鉴别器网络架构如图 4 所示,采用 7 层卷积神经网络,前 6 层均使用  $3 \times 3$  的卷积核。在卷积过程中使用 0 进行填充且每层卷积核的步幅均设为 2,鉴别器是分类器,本质上来说,鉴别器先从输入的图像中提取特征再进行分类。使用 Batch Norm 进行数据归一化,Leaky ReLU 作为激活函数。最后 1 层主要用于线性分类。

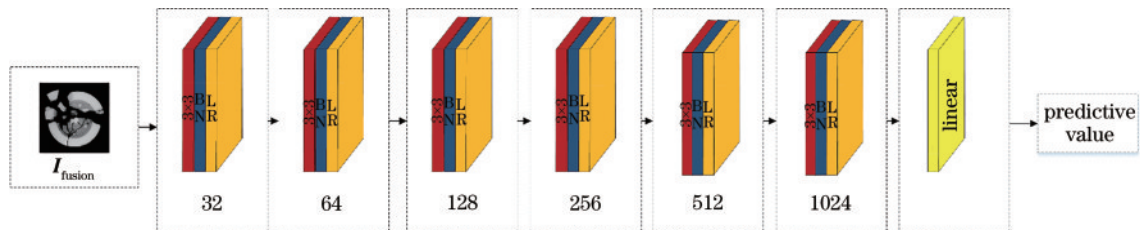


图 4 鉴别器网络结构

Fig. 4 Discriminator network structure

## 4 损失函数优化策略

### 4.1 拉普拉斯纹理描述算子分析

灰度梯度算子可作为一种优化生成对抗信息融合效果的策略<sup>[10]</sup>,但对于X光铜镜图像线条形纹饰细节和裂痕病害信息等突变信号,效果有限。拉普拉斯算子<sup>[17]</sup>通过对像素点进行计算,找到变化较大的点线(为灰度跳变剧烈的区域),即能够反映函数的突变,可增强表达图像的线条状信息,因此适用于突出图像中的孤立点、孤立线条方面。对于古铜镜高能量图像中各种线条形纹饰细节,在生成器损失函数中使用拉普拉斯算子来表示高频纹饰细节,能够更好地保留细长型的纹饰信息和裂痕图像。

### 4.2 优化生成器损失函数

在训练过程中,损失函数用来衡量生成图像和古铜镜X光源图像之间的差距,对图像生成至关重要。采用 $L_{2,\chi}$ 损失、结构损失及纹饰损失来优化内容损失函数,引导生成对抗融合网络进行学习。生成器损失函数包括两大部分:生成器与鉴别器之间的对抗损失、古铜镜高低能量源图像在生成过程中产生的内容损失。针对古铜镜不同能量X光图像信息特点,将在生成过程中的内容损失设定为结构损失和纹饰损失。

$$L_G = V(G) + \zeta L_c, \quad (7)$$

式中: $L_G$ 代表生成器的损失函数; $V(G)$ 代表生成器和鉴别器的对抗损失; $L_c$ 为铜镜不同能量源图像在生成过程中的内容损失; $\zeta$ 用来平衡 $V(G)$ 和 $L_c$ 。生成对抗融合网络经过不断地对抗学习,通过对抗损失对生成网络进行持续优化,使生成的融合图像包含大量铜镜源图像的信息,直至鉴别器无法分辨融合图像和铜镜源图像。对抗损失 $V(G)$ 的表达式为

$$V(G) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(\mathbf{I}_{\text{fusion}}) - c]^2. \quad (8)$$

内容损失 $L_c$ 表示为

$$L_c = \frac{1}{HB} (\kappa L_{\text{str}} + \omega L_{\text{tex}}), \quad (9)$$

式中: $L_{\text{tex}}$ 用来表示高能量纹饰细节信息在生成过程中的损失; $L_{\text{str}}$ 用来表示低能量镜缘结构信息在生成过程中的结构损失。古铜镜X光高能量成像信息包含丰富的线条形纹饰细节信息,传统的梯度算子对突变信号无法进行有效的提取,本文通过拉普拉斯算子对高能量铜镜的线条形纹饰细节信息进行表达,避免融合图像纹饰细节信息缺失。纹饰损失 $L_{\text{tex}}$ 的表达式为

$$L_{\text{tex}} = \left( \left\| \Delta \mathbf{I}_{\text{fusion}} - \Delta \mathbf{I}_{\text{high}} \right\|_2 \right)^2. \quad (10)$$

古铜镜X光低能量成像信息包含清晰明亮的镜缘结构信息,通过梯度算子进行表达,并添加 $L_{2,\chi}$ 损失,去掉源图像高频噪点,增强其对源图像的特征学习与约束能力,避免 $L_2$ 损失在拟合过程中出现模糊现象。

结构损失 $L_{\text{str}}$ 的表达式为

$$L_{\text{str}} = \left( \left\| \nabla \mathbf{I}_{\text{fusion}} - \nabla \mathbf{I}_{\text{low}} \right\|_2 \right)^2. \quad (11)$$

为保持古铜镜融合图像的清晰度和信息丰富度,自定义生成器损失函数,表达式为式(6)。

### 4.3 优化鉴别器损失函数

鉴别器旨在区分生成图像真假。原始GAN模型用Sigmoid交叉熵损失函数,训练中易出现梯度爆炸、消失等问题。参考最小二乘生成对抗网络(LSGAN)<sup>[18]</sup>中鉴别器损失函数的构造方法,用最小二乘损失替换S交叉熵损失,使训练过程更加稳定并提高生成图像质量。鉴别器的损失函数定义为

$$L_D = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(\mathbf{I}_{\text{high}}) - b]^2 + \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(\mathbf{I}_{\text{low}}) - a]^2 + \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(\mathbf{I}_{\text{fusion}}) - d]^2, \quad (12)$$

式中: $b$ 和 $a$ 、 $d$ 为源图像、融合图像的真值标签; $D(\mathbf{I}_{\text{high}})$ 和 $D(\mathbf{I}_{\text{low}})$ 、 $D(\mathbf{I}_{\text{fusion}})$ 分别表示高低能量图像、融合图像分别产生的X光图像所形成的分类结果。网络训练流程如图5所示。

Algorithm 1: GAN for X-ray bronze mirror fusion

```

1 for number of training iterations do
2   for  $k$  steps do
3     Select  $Q$  fusion X-ray images patches  $\{\mathbf{I}_{\text{fusion}}^1, \dots, \mathbf{I}_{\text{fusion}}^Q\}$  from  $G$ ;
4     Select  $Q$  high energy X-ray images patches  $\{\mathbf{I}_{\text{high}}^1, \dots, \mathbf{I}_{\text{high}}^Q\}$ ;
5     Select  $Q$  low energy X-ray images patches  $\{\mathbf{I}_{\text{low}}^1, \dots, \mathbf{I}_{\text{low}}^Q\}$ ;
6     Update discriminator by
        Adam optimizer:
        
$$\nabla \left( \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(\mathbf{I}_{\text{high}}) - b]^2 + \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(\mathbf{I}_{\text{low}}) - a]^2 + \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q [D(\mathbf{I}_{\text{fusion}}) - d]^2 \right)$$

7   end
8   Select  $Q$  high energy X-ray images patches  $\{\mathbf{I}_{\text{high}}^1, \dots, \mathbf{I}_{\text{high}}^Q\}$  and  $Q$  low energy X-ray
   images patches  $\{\mathbf{I}_{\text{low}}^1, \dots, \mathbf{I}_{\text{low}}^Q\}$  from training data;
9   Update generator by Adam optimizer:  $\nabla_G L_G$ 
10 end

```

图5 网络训练流程

Fig. 5 Network training process

## 5 实验分析与效果评价

### 5.1 实验环境及数据准备

实验环境:采用Matlab 2018B和Pycharm2017进行仿真,硬件环境为Window10 64位系统;CPU AMD Ryzen 9 5900X 12-Core Processor@3.70 GHz;内存32 GB;GPU NVIDIA GeForce RTX 3090;显存24 GB。

实验数据:本实验共500个铜镜,选取495个铜镜,对其不同能量X光图像进行6等分处理,在不改变X光图像原有语义信息的同时对原始和处理后图像通过4次几何变换进行数据增广,最终获得13860对共27720张铜镜X光图像作为训练集。采用剩余5组10幅汉代铜镜X光图像作为测试数据,要求同一铜镜高低能量X光图像大小相同,5组图像大小依次为

1024×998、1024×939、1024×1024、1024×1002 以及 1024×1024。图像数据由陕西省文物保护研究院提供。使用意大利 GILARDONI 公司 ART-GIL350/6

型固定式探伤仪对铜镜进行 X 光曝光,工作电压范围为 95~350 kV,最大电流为 5 mA。5 组 10 幅受测古铜镜 X 光图像如图 6 所示。

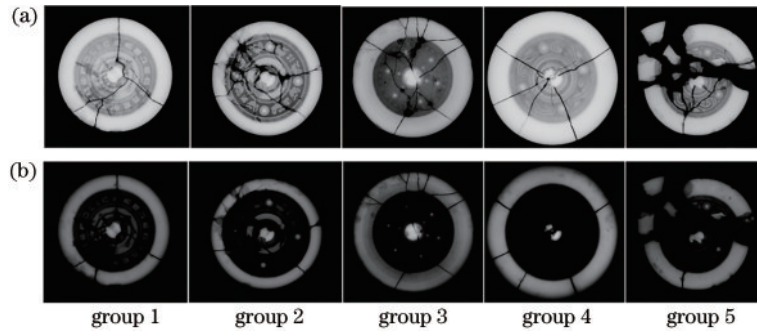


图 6 铜镜 X 光图像对照组。(a) 高能拍摄效果组;(b) 低能量拍摄效果组

Fig. 6 Copper mirror X-ray image control group. (a) High energy shooting effect group; (b) low energy shooting effect group

### 5.2 实验结果客观对比分析

实验分为两部分。首先选取 SSR 拉普拉斯金字塔(LP)<sup>[19]</sup>、基于导向滤波和特征分解(GFF)<sup>[20]</sup>、局部能量拉普拉斯金字塔(LE-LP)<sup>[21]</sup>、基于双边滤波和加权最小二乘滤波(BFWLS)及其优化算法(O-BFWLS)<sup>[22]</sup>5 种典型算法进行对比,论证拉普拉斯算子对线条形裂纹具有良好的抽取性能。其次对 Fusion-GAN 进行变量调整,针对网络架构和损失函数与所提算法进行消融实验对比,根据客观评价指标

分析改进网络结构和优化损失函数后对古代铜镜 X 面光源信息融合的有效性和适用性。

分析评价因子选取信息熵(entropy, EN)、平均梯度(average gradient, AG)、交叉熵(cross entropy, CEN)、空间频率(spatial frequency, SF)、非参考特征互信息指标(non-reference feature mutual information, NFMI)及联合熵(joint entropy, JE)6 种。第一部分的实验效果如图 7 所示。表 1 为验证拉普拉斯算子性能,5 种算法对融合效果图所获得的 6 种客观指标评价结果。

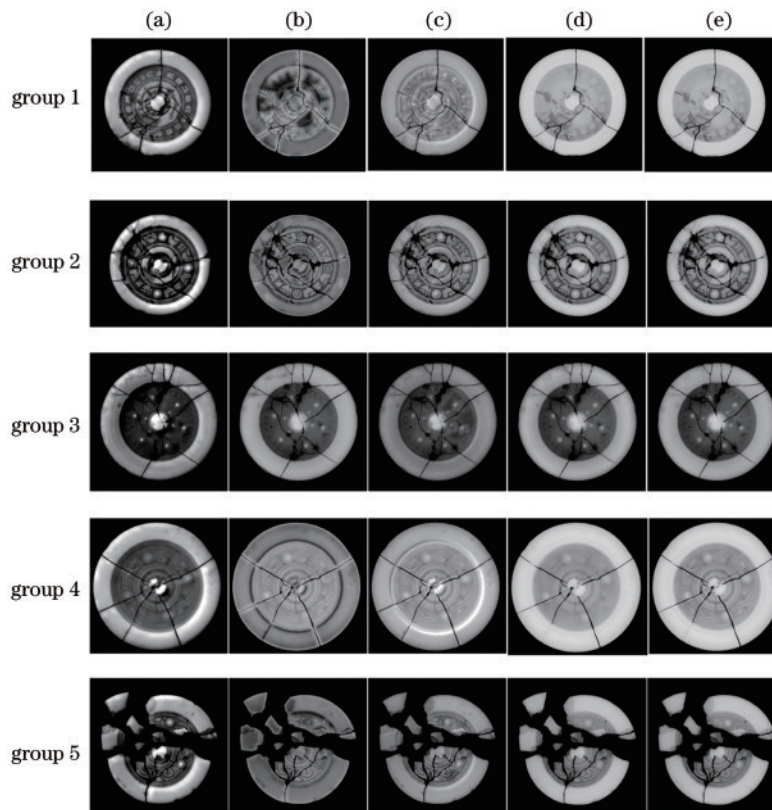


图 7 不同算法的铜镜融合对比图。(a) LP; (b) GFF; (c) LE-LP; (d) BFWLS; (e) O-BFWLS

Fig. 7 Comparison of copper mirror fusion by different algorithms. (a) LP; (b) GFF; (c) LE-LP; (d) BFWLS; (e) O-BFWLS

表 1 不同算法在不同图像上的客观评价结果  
Table 1 Objective evaluation results of different algorithms on different images

Image	Metric	LP	GFF	LE-LP	BFWLS	O-BFWLS
Group 1	EN	<b>4. 9667</b>	4. 857	4. 8333	4. 4198	4. 4291
	SF	10. 6807	<b>10. 8896</b>	9. 9375	9. 1235	9. 1596
	AG	2. 0742	<b>2. 2773</b>	1. 9118	1. 5558	1. 6132
	CEN	<b>2. 566/2. 971</b>	0. 590/6. 059	1. 227/5. 112	0. 244/6. 315	0. 204/6. 341
	JE	<b>7. 915/7</b>	7. 584/7. 092	7. 590/7	6. 597/6. 447	6. 576/6. 455
	NFMI	1. 9646	2. 1598	2. 0651	2. 5458	<b>2. 5696</b>
Group 2	EN	4. 2420	4. 1233	4. 205	<b>4. 4404</b>	4. 2231
	SF	6. 8456	<b>7. 4411</b>	7. 2289	6. 2832	6. 2832
	AG	<b>2. 0520</b>	1. 9256	1. 9665	1. 5032	1. 5032
	CEN	<b>0. 193/0. 303</b>	0. 525/0. 457	0. 467/0. 469	0. 538/0. 562	0. 531/0. 541
	JE	<b>7. 175/5. 809</b>	6. 882/5. 936	6. 879/5. 918	6. 100/5. 763	5. 773/5. 759
	NFMI	1. 9256	2. 0003	2. 1584	2. 856	<b>3. 138</b>
Group 3	EN	<b>5. 1207</b>	5	4. 9781	5. 1144	5. 1144
	SF	<b>6. 8398</b>	5. 8605	5. 8595	6. 5366	6. 5366
	AG	<b>1. 8539</b>	1. 8432	1. 7057	1. 4828	1. 4828
	CEN	<b>0. 047/0. 550</b>	0. 455/0. 590	1. 230/0. 448	0. 052/0. 564	1. 695/0. 571
	JE	7. 3246/7	<b>8. 3765/7</b>	7. 8212/7	7. 2544/7	5. 0175/7
	NFMI	3. 0145	2. 1592	2. 7046	3. 2308	<b>4. 9991</b>
Group 4	EN	<b>6. 0487</b>	5. 6106	5. 5615	5. 4072	5. 4152
	SF	6. 4464	<b>8. 6505</b>	8. 2303	8. 3238	8. 1558
	AG	1. 5824	<b>1. 7474</b>	1. 6409	1. 3300	1. 4989
	CEN	1. 411/1. 095	3. 461/0. 806	1. 364/1. 266	0. 097/1. 631	<b>0. 065/1. 483</b>
	JE	<b>11. 36/9. 669</b>	10. 86/9. 155	10. 70/8. 996	10. 70/8. 995	10. 73/9. 021
	NFMI	<b>1. 1782</b>	0. 9797	0. 8909	1. 002	0. 9821
Group 5	EN	<b>3. 9007</b>	3. 6696	3. 7686	3. 735	3. 7331
	SF	5. 5334	6. 0313	5. 5984	6. 0035	<b>6. 0789</b>
	AG	<b>1. 3779</b>	1. 2521	1. 2257	1. 1408	1. 2949
	CEN	0. 437/0. 338	<b>0. 202/0. 193</b>	0. 700/0. 340	0. 149/0. 544	0. 058/0. 541
	JE	<b>6. 177/5. 645</b>	5. 901/5. 443	5. 658/5. 343	5. 126/5. 198	4. 623/5. 197
	NFMI	1. 8198	1. 8778	2. 1215	2. 4949	<b>2. 9579</b>

通过对表 1 中的数据进行分析可知:LP 算法的铜镜融合效果在第 1、3、4、5 组 EN 数值较高,表明融合结果所携带的信息量的饱和度很好;第 3 组 SF 数值最优,因为此组铜镜裂纹较多,灰度的变换率较大,从而数值较高;第 2、3、5 组 AG 数值突出,表明 LP 算法对微小细节也有着充足的表达能力;第 1、2、3 组 CEN 数值达到优异程度,说明图像和源图像对应像素之间差异程度较小;第 1、2、4、5 组 JE 数值达到较理想状态,说明融合结果与源图像之间相关性较高;仅有第 5 组 NFMI 数值稍差,这与该组铜镜破损为分离碎片有关,使得互信息指标较差。

针对条状纹饰和裂纹细节较为饱满的第 3 组,LP 算法的 6 项指标中有 4 项指标达到最优,且 JE 与 HFMI 也居中,说明 LP 算法对于条状纹饰和裂纹信息能够很好地进行表达。为使融合图像很好地保留古铜镜高能 X 光透射图像源图像中的纹饰细节信息,本

文在构造生成器损失函数时引入拉普拉斯算子作为内容损失的一部分,对高能纹饰细节信息进行抽取增强。

为凸显自定义损失函数(custom loss function)及添加的多尺度特征融合模块(multi-scale feature fusion)在铜镜融合效果上的差异,对 Fusion-GAN 进行变量控制,与所提算法进行消融实验,用相同 epoch 下的实验效果图进行分析比较。Fusion-GAN-CLF(添加自定义损失函数)、Fusion-GAN-MSFF(添加多尺度特征融合模块)、所提算法的融合增强效果如图 8 所示。表 2 为 Fusion-GAN-CLF、Fusion-GAN-MSFF 以及所提算法对融合增强效果图的 6 种客观评价指标。

对表 2 数据进行分析可知:所提融合模型的各项客观指标与对照组算法相比均得到了进一步提升,在采用自定义损失函数和多尺度特征融合模块后,对裂纹及孤立线条的提取增强能力以及对微小细节的表达

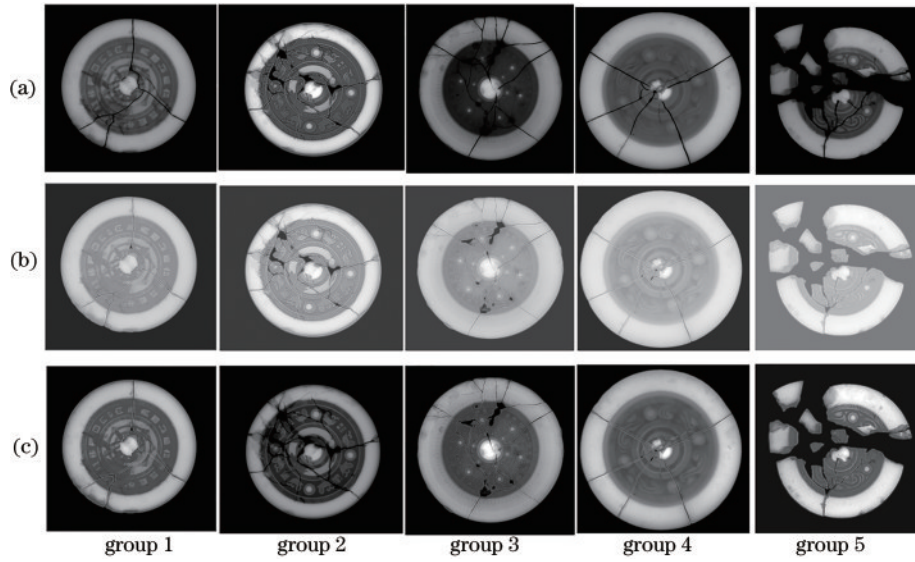


图 8 消融实验中铜镜融合对比。(a) Fusion-GAN-CLF; (b) Fusion-GAN-MSFF; (c) 所提算法  
 Fig. 8 Comparison of copper mirror fusion in ablation experiment. (a) Fusion-GAN-CLF; (b) Fusion-GAN-MSFF; (c) proposed algorithm

表 2 不同算法的实验数据对比

Table 2 Comparison of experimental data of different algorithms

Image	Metric	Fusion-GAN-CLF	Fusion-GAN-MSFF	Proposed algorithm
Group 1	EN	4.5475	4.5868	<b>4.5875</b>
	SF	10.399	10.0421	<b>10.7134</b>
	AG	2.1427	1.9867	<b>2.222</b>
	CEN	<b>9.493/1.006</b>	9.455/1.278	9.657/1.021
	JE	7.832/6.872	7.770/6.839	<b>7.858/6.905</b>
	NFMI	2.9488	3.0166	<b>2.9875</b>
Group 2	EN	4.2864	4.2724	<b>4.3101</b>
	SF	8.6157	8.4269	<b>8.7189</b>
	AG	2.1602	2.0118	<b>2.1705</b>
	CEN	12.37/15.60	12.43/15.71	<b>12.33/15.55</b>
	JE	6.865/5.250	6.839/5.252	<b>6.914/5.259</b>
	NFMI	2.3429	2.3629	<b>2.3559</b>
Group 3	EN	5.942	5.933	<b>5.9653</b>
	SF	10.2126	9.4506	<b>10.3992</b>
	AG	3.4667	3.0807	<b>3.5488</b>
	CEN	9.674/13.42	9.447/13.35	<b>9.438/13.23</b>
	JE	8.055/6.836	7.898/6.800	<b>8.055/6.846</b>
	NFMI	2.537	2.5786	<b>2.6648</b>
Group 4	EN	6.3531	6.3967	<b>6.4849</b>
	SF	7.5210	7.7080	<b>7.7082</b>
	AG	1.7487	1.6680	<b>1.7529</b>
	CEN	5.848/12.71	6.021/12.72	<b>6.246/12.75</b>
	JE	<b>10.60/8.908</b>	10.65/8.958	10.75/9.052
	NFMI	0.9464	0.9635	<b>0.9989</b>
Group 5	EN	3.7859	3.7733	<b>3.7878</b>
	SF	8.6920	8.5561	<b>9.3739</b>
	AG	1.6906	1.6821	<b>1.6934</b>
	CEN	12.75/15.63	12.71/15.65	<b>12.74/15.63</b>
	JE	5.768/4.910	5.748/4.893	<b>6.262/5.685</b>
	NFMI	2.2131	2.2188	<b>2.2303</b>



能力都有所提高;仅两组铜镜 CEN 数值略次于对照组。图 9 为融合效果细节对比。可以观测出,图 9(a)实线框区域为从高能 X 光源图像上无法观测到的病害侵蚀信息,图 9(b)虚线框区域为从低能量 X 光源图像上无法观测到的病害侵蚀信息。所提算法在纹饰细节和

病害特征表达上具有明显提升,可以将单张图像无法观测到的病害信息完整且清晰地呈现在一张融合图像上,却在图像对比度表达上稍差,但这并不影响后续的纹饰分析和病害提取。

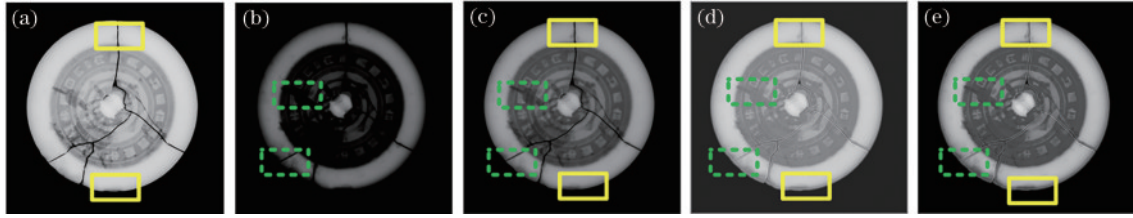


图 9 融合效果细节对比。(a) 高能 X 光源图像;(b) 低能量 X 光源图像;(c) Fusion-GAN-CLF; (d) Fusion-GAN-MSF; (e) 所提算法

Fig. 9 Comparison of fusion effect details. (a) High-energy X-source image; (b) low-energy X-source image; (c) Fusion-GAN-CLF; (d) Fusion-GAN-MSF; (e) proposed algorithm

### 5.3 实验结果主观对比分析

古铜镜是具有独特绘画风格和艺术价值的二维平面文物,因此对融合增强效果进行主观评价非常重要。铜镜因没有未损的完整信息给予参考和对比,依据国际图像质量标准 ITU-R BT500-12,只能采用损伤分级法对其进行评价,并以常用 5 分制平均意见得分 (MOS) 作为感知图像质量评价的主观指标。对 Fusion-GAN-CLF、Fusion-GAN-MSFF 及所提算法的融合增强效果图进行主观评价,评价表达式为

$$S_{\text{MOS}} = \frac{1}{O} \sum_{i=1}^O R_i, \quad (13)$$

式中: $O$  表示参与评价的文修专家人数; $R$  为  $O$  位文修专家所给出的评级。

文修专家作为主观评价者,针对古铜镜数字融合增强效果及所展现的文史信息与艺术信息,主要从艺术表达的完整与文物修复准则角度设计五级损伤评分标准。本文设计的青铜镜数字融合增强效果的主观评价表如表 3 所示。

表 3 文物修复专家主观评分表

Table 3 Subjective score of experts in cultural relic restoration

Level	Hinder the scale	Score
Excellent	Observe all diseases and identify types	5
Good	Observe all diseases and identify some types	4
Moderate	Observe part of the disease and identify the type	3
Pass	Observe part of the disease but cannot distinguish the type	2
Poor	Unable to observe the disease	1

在本学院研究生师生中各随机抽取 5 名普通老师和学生、5 名具有文物图像处理经验的老师和学生、10 名文物保护修复人员作为本次实验主观评价者。对 5 组 Fusion-GAN-CLF、Fusion-GAN-MSFF 与所提算法得到的铜镜融合效果图进行得分评测,评测结果如表 4 所示。

表 4 主观评价测评结果

Table 4 Subjective evaluation results

Group	Fusion-GAN-CLF	Fusion-GAN-MSFF	Proposed algorithm
Group 1	4	3.8	4.7
Group 2	4.2	4.4	4.8
Group 3	3.8	3.9	4.4
Group 4	3.6	3.4	4.2
Group 5	4.2	3.9	4.6

对表 4 数据进行分析可得:所提算法对 5 组铜镜的融合增强效果评价得分均高于 Fusion-GAN-CLF 与 Fusion-GAN-MSFF 这两种对比算法。实验结果表明,所提算法对不同能量 X 光铜镜图像可以取得更优质的融合效果。

## 6 结 论

针对 X 光透射能量分布不均衡所导致的古铜镜检测图像融合需求,通过对生成对抗融合网络进行数理分析和实验论证,对不同能量 X 光信息融合过程进行了一系列改进。采用  $L_{2, \frac{1}{2}}$  稀疏正则化与拉普拉斯纹理描述子更新了生成器损失函数,添加多尺度特征融合模块优化 GAN 结构。通过采用 5 组古铜镜 X 光信息图像与 7 种融合算法的对照组实验数据对比分析,所采取的改进策略对古铜镜所包含的镜缘病害与镜心纹饰信息实现

了最大程度有效保留。所提端对端融合方案能够提供非接触无损检测的完整且清晰的融合效果,满足文保系统对古铜镜纹饰与病害特征细节观测的要求。

## 参 考 文 献

- [1] Maher M A. X-ray computed tomography of a late period falcon bronze coffin[J]. Radiation Physics and Chemistry, 2020, 166: 108475.
- [2] Pollyceno L S, Ribeiro A D. Wave-particle duality using the Compton effect[J]. Physics Letters A, 2020, 384(31): 126808.
- [3] 相建凯, 吴萌, 王展, 等. 图像增强在文物 X 光图像中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(6): 063402. Xiang J K, Wu M, Wang Z, et al. Application of image enhancement in X-ray photography of cultural relics[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(6): 063402.
- [4] Bavirisetti D P, Xiao G, Zhao J H, et al. Multi-scale guided image and video fusion: a fast and efficient approach[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2019, 38(12): 5576-5605.
- [5] 田帅, 任亚飞, 邵馨叶, 等. 结合滤波算子与双尺度分解的多聚焦图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0610010. Tian S, Ren Y F, Shao X Y, et al. Multi-focus image fusion with filter operator and double scale decomposition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0610010.
- [6] 李威, 李忠民. NSST 域红外和可见光图像感知融合[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2010014. Li W, Li Z M. NSST-based perception fusion method for infrared and visible images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2010014.
- [7] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [8] Zhan F N, Zhu H Y, Lu S J. Spatial fusion GAN for image synthesis[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 3648-3657.
- [9] Joo D, Kim D, Kim J. Generating a fusion image: one's identity and another's shape[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1635-1643.
- [10] Ma J Y, Yu W, Liang P W, et al. FusionGAN: a generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J]. Information Fusion, 2019, 48: 11-26.
- [11] 杨亮东. 基于  $L_{2,1}$  稀疏限制的增量式非负矩阵分解[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2019. Yang L D. Incremental nonnegative matrix factorization based on  $L_{2,1}$  sparse constraints[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2019.
- [12] 谢伟建. 基于  $L_{2,1/2}$  稀疏约束和余弦相似度的非负矩阵分解聚类算法[D]. 南昌: 华东交通大学, 2018. Xie W J. A non-negative matrix factorization clustering algorithm based on  $L_{2,1/2}$  sparse constraint and cosine similarity[D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2018.
- [13] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 936-944.
- [14] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11211: 833-851.
- [15] Mei Y Q, Fan Y C, Zhang Y L, et al. Pyramid attention networks for image restoration[EB/OL]. (2020-04-28) [2021-04-05]. <https://arxiv.org/abs/2004.13824>.
- [16] 杨泽鹏, 解凯, 李桐. 渐进式多尺度特征级联融合颜色恒常性算法[J]. 光学学报, 2022, 42(5): 0533002. Yang Z P, Xie K, Li T. Progressive multi-scale feature cascade fusion color constancy algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(5): 0533002.
- [17] Burt P J, Adelson E H. Merging images through pattern decomposition[J]. Proceedings of SPIE, 1985, 0575: 173-181.
- [18] Mao X D, Li Q, Xie H R, et al. Least squares generative adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2813-2821.
- [19] Lai W S, Huang J B, Ahuja N, et al. Deep Laplacian pyramid networks for fast and accurate super-resolution [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 5835-5843.
- [20] Ren L, Pan Z B, Cao J Z, et al. Infrared and visible image fusion based on edge-preserving guided filter and infrared feature decomposition[J]. Signal Processing, 2021, 186: 108108.
- [21] Wu R Q, Yu D Y, Liu J, et al. An improved fusion method for infrared and low-light level visible image[C]//2017 14th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP), December 15-17, 2017, Chengdu, China. New York: IEEE Press, 2017: 147-151.
- [22] Sharma V, Hardeberg J Y, George S. RGB-NIR image enhancement by fusing bilateral and weighted least squares filters[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2017, 61(4): 040409.