# 多网络联合的红外与可见光图像融合算法研究

邢志勇<sup>1,2</sup>,肖儿良<sup>1,2</sup>

(1.上海理工大学 光电信息与计算机工程学院,上海 200093;

2.上海市现代光学系统重点实验室,上海 200093)

**摘要:目的** 针对红外与可见光图像在融合过程中,融合图像失真以及可见光图像信息融合不足的问题, 提出一种联合多网络结构的红外与可见光图像融合算法。方法 首先采用基于密集残差连接的编码器对 输入的红外与可见光图像进行特征提取,然后利用融合策略对得到的特征图进行融合,最后将融合后的 特征图送入基于 GAN 网络的解码器中。结果 通过与可见光图像对抗优化训练,使得融合后的图像保留 了更多可见光图像的细节、背景信息,增强了图像的视觉效果。结论 实验表明,与现有的融合算法相 比,该算法达到了更好的实验效果,在主观感知和客观评价上都具有更好的表现力。 关键词:图像融合;密集残差网络;生成对抗网络(GAN);融合策略

中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1001-3563(2019)23-0251-07

**DOI**: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.23.037

#### Multi-network Joint Infrared and Visible Image Fusion Algorithm

XING Zhi-yong<sup>1,2</sup>, XIAO Er-liang<sup>1,2</sup>

(1.School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2.Shanghai Key Laboratory of Modern Optical System, Shanghai 200093, China)

**ABSTRACT:** The work aims to propose a multi-network joint infrared and visible image fusion algorithm, for the purpose of solving the problem of fusion image distortion and insufficient fusion of visible light image information in the fusion process of infrared and visible light images. Firstly, the inputted infrared and visible images were extracted by the encoder based on dense residual connection. Then, the fusion strategy was used to fuse the obtained feature map. Finally, the fused feature map was sent to the decoder based on GAN network. By optimizing the adversarial training with the visible light image, the fused image retained more details and background information of the visible image, and enhanced the visual effect of the image. Experiments show that, compared with the existing fusion algorithm, the proposed algorithm achieves better experimental results and has better expressiveness in subjective perception and objective evaluation. **KEY WORDS:** image fusion; dense residual network; generative adversarial networks (GAN); fusion strategy

红外图像是通过"测量"物体向外辐射的热量而获得的,因此和可见光相比,能够在恶劣环境下有效获取图像信息;由于硬件条件限制,红外图像特征单一,缺乏图像信息的完整性,无法实现高精度图像信息采集。可见光图像能够保留图像细节信息的完整

性,视觉效果突出,因此将红外图像与可见光图像进行融合,不仅能获取红外图像的梯度信息,也能增强 图像的细节纹理特征与背景信息,为实现恶劣环境下 图像信息的获取提供保障。

红外与可见光图像融合算法[1]是图像处理领域

收稿日期: 2019-06-14

作者简介:邢志勇(1993—), 男, 硕士生, 主攻图像处理、深度学习。

通信作者:肖儿良(1969-),男,博士,讲师,主要研究方向数据融合、嵌入式系统。

的重要分支,属于图像增强技术的一种。通过对原图 像特征提取,采用适当的融合算法将这些特征集成在 单一图像上,进而使得融合后的图像具有多类型图像 特征的互补属性。近些年来,该方法得到了广泛的应 用,如遥感、安防、视频监控、军事领域等。

图像融合算法大致包括 2 个方向,即基于模型驱 动的传统融合算法和基于数据驱动的神经网络融合 算法。传统融合算法主要包括多尺度分解<sup>[2]</sup>、稀疏表 示[3]以及导向滤波融合算法[4]等。其代表算法有双边 滤波图像融合算法 CBF<sup>[5]</sup>、梯度转换融合算法 GTF<sup>[6]</sup> 以及小波变换[7]等。而神经网络融合算法,近年来, 随着机器学习的发展,受到了大众青睐。与基于多尺 度分解的方法和基于表示学习的方法不同,基于深度 学习的算法使用大量图像来训练网络,进而获取图像 的显著性特征。2017年,刘柳等<sup>[8]</sup>提出了一种基于 CNN 的融合方法,该网络能较好地融合红外与可见 光图像,且网络稳定;但网络架构过于简单,无法正 确提取显著特征,编码网络只利用最后一层特征图计 算结果 , 中间层获得的有效信息丢失 , 导致融合的图 像信息量不足,图像效果一般。2018年李辉等<sup>[9]</sup>提出 了深度融合 DeepFuse 算法,在 CNN 网络的基础上对 网络模型进行加深 ,在一定程度上提高了融合图像的 效果,但依然会暴露出因网络层过多导致特征信息在 传输过程中丢失的问题。

为解决上述算法带来的不足,提高融合图像的精度,提出一种多网络相结合的红外与可见光图像融合算法。首先,采用基于密集残差连接(RDN)的编码器<sup>[10]</sup>实现对输入原图像特征的提取。RDN 主要由残差网络和多种跳跃连接组成,使每个网络层的输出都能作为后面网络层的输入,因此,该网络所得到的特征图能够包含各层特征图的信息。然后再利用融合策略<sup>[11]</sup>将编码器得到的特征图进行融合,最后通过基于生成对抗网络(GAN)<sup>[12]</sup>的解码器,利用生成网络实现红外与可见光图像的融合,并通过判别网络对融合图像和原可见光图像进行判别训练,使得最终得到的图像能获取更多可见光图像的背景、细节信息,增强图像的视觉效果,为后续实现目标图像的检测与识别提供保障。

# 1 理论基础

首先,采用密集残差连接的编码器对输入的红外 与可见光图像进行特征提取,保证特征图信息的丰 富、完整。其次,再利用融合策略对编码器得到的特 征图进行融合。最后,通过基于 GAN 网络的解码器, 利用生成网络生成具有红外强度以及可见光梯度的 融合图像,再由判别网络对融合图像与原可见光图像 进行判别训练,增强融合图像的细节、背景信息,提 高图像的视觉效果。

#### 1.1 密集残差网络

传统的卷积神经网络中,随着网络层数的增多, 模型出现退化,且网络的中间层图像信息不能有效提 取。为此,2016 年 He 等人提出了残差网络模型<sup>[13]</sup>, 较好利用了初始图像的特征信息。随后,2107 年 Huang 等<sup>[10]</sup>在此模型的基础上提出了密集残差网络 结构,通过层与层之间的密集连接,使得模型中每层 网络的输出都能作为深层网络的输入,达到了充分利 用图像特征信息的目的。模型结构见图 1。



图 1 密集残差网络 RDB 模型 Fig.1 Dense residual network RDB model

密集残差结构主要优势有以下 3 个方面:该网络 结构能够充分利用图像的特征信息,避免了图像信息 在网络的传递过程中出现丢失的情况;该模型可以提 高图像的信息和梯度的流动性,使网络训练过程更加 容易;密集连接模式可以提高模型的正则化效果,避 免模型出现过拟合的问题。

综合上述优点,文中的编码网络采用密集残差连 接方式,实现对输入的红外图像与可见光图像特征信 息的提取,为后续实现图像融合提供保障。

#### 1.2 融合策略

融合策略是实现图像融合的重要一步,是对编码 网络所得到的红外图像特征以及可见光图像特征的 融合过程,是后续实现图像融合的关键,因此,采用 一种改进的新型 *l*<sub>1</sub>-norm 融合策略<sup>[11]</sup>,具体实现过程 如下所述。

将 *l*<sub>1</sub>-norm 和 soft-max 函数加入到融合策略中。 融合模式见图 2。



图 2 利望 *l*1-norm 融口模式 Fig.2 New *l*1-norm fusion mode

 $\mathcal{O}_i^m$  (*i* = 1...*k*)表示特征图 ; $\hat{A}$  是由  $l_1$ -norm 和基础 模块组成的平均操作;  $f^m$  表示融合的特征图。  $\mathcal{O}_i^{\mathbb{L}M}(x, y)$ 的  $l_1$ -norm 表示特征图的各级特征度量, 因此,初始的特征  $A_i(x, y)$ 计算式为:

$$A_{i}(x, y) = \| \mathcal{O}_{i}^{1:M}(x, y) \|_{1}$$
(1)

然后再进行平均操作可实现对最后一层特征图 的提取:

$$\hat{A}_{i}(x,y) = \frac{\sum_{a=-r}^{r} \sum_{b=-r}^{r} C_{i}(x+a,y+b)}{(2r+1)^{2}}$$
(2)

式中 r 表示块大小,文中设为 1。再通过计算融 合特征图:

$$f^{m}(x, y) = \sum_{i=1}^{k} w_{i}(x, y) \times \mathcal{O}_{i}^{m}(x, y)$$
(3)

$$w_{i}(x, y) = \frac{\hat{A}_{i}(x, y)}{\sum_{n=1}^{k} \hat{A}_{n}(x, y)}$$
(4)

最后得到的融合特征图送入到基于 GAN 网络的 解码器中,以使最终融合出的图像既有红外图像的梯 度信息,又有可见光图像的细节背景特征。

# 1.3 生成对抗网络

2014 年,Goodfellow 等人提出了生成对抗网络 GAN<sup>[14]</sup>,该网络模型包括一个生成器 G 和一个判别 器 D,生成器 G 用给定的噪声 z (一般服从均匀分布 或正态分布)生成一个类似真实样本的数据 G(z);而 判别器 D 是一个二分类器,对生成器 G 生成的数据 和真实数据进行判别分类。GAN 网络的训练过程就 是训练 D 最大化判别正确率,同时训练 G 最小化  $\log(1-D(G(z)))$ 的过程。即 G 和 D 的训练就是关于 函数值极大极小的博弈问题,函数式如(5)所示,目的 是实现生成器生出判别器无法对真实数据和生成数 据进行判别的结果,进而达到欺骗的目的,过程图如 图 3 所示。

$$\min_{G} \max_{D} V(D,G) = E_{x \sim Pdata(x)} \left[ \log D(X) \right] + E_{z \sim P(x)} \left[ \log(1 - D(G(z))) \right]$$
(5)



Fig.3 GAN network training process

根据 GAN 网络的思想,结合图像融合的特性, 将其运用在红外图像与可见光图像的融合上。首先, 对生成器来说,输入为上述2种融合策略所得到的特 征图,经过基于 CNN 的生成网络,输出融合图像; 对判别器,输入为融合图像(*I*<sub>fusion</sub>)以及原可见光 图像(I<sub>vi</sub>),输出则是对概率的判定。函数式如(6) 所示:

$$\log(1 - D(G(z))) \tag{6}$$

在训练过程中,生成器 G 尽可能生成能欺骗判 别器 D 的融合图像,而判别器 D 则对生成的融合图 像(I<sub>fusion</sub>)和原可见光图像(I<sub>vi</sub>)进行判别,通过 这种反复优化训练促使生成器能够融合出含有更多 可见光图像信息的融合图像。这样,不仅保留了梯度 信息的红外图像特征,同时也能将这片区域的细节信 息体现出来,实现在恶劣环境下图像信息的获取。训 练过程见图 4。



图 4 GAN 网络训练过程 Fig.4 GAN network training process

# 2 基于多网络联合的融合算法

## 2.1 基础模型介绍

利用上述模型的优势,综合考虑红外图像与可见 光图像的特性,提出了联合多网络结构的图像融合算 法,为实现红外与可见光图像融合提供了一种有效的 方法。整个网络结构由编码网络、融合策略和解码网 络等3个部分组成<sup>[15]</sup>,见图5。



编码网络包括 4 层结构, C1 层为 3 × 3 卷积, 实现对红外图像与可见光图像浅层特征的提取。后 3 层同样采用 3 × 3 卷积对各层特征进行提取并传递给后

层网络。在整个编码网络中步长设置为1,零填充, 密集残差网络能够尽可能地提取图像的深层特征,避 免了中间层特征的丢失。

融合策略采用 1.2 节中所述的优化的 *l*<sub>1</sub>-norm 融 合策略,对输入的红外与可见光特征图进行融合。

解码网络采用最直观的生成对抗网络,实现图像 最后的融合过程。该网络由一个生成器和一个判别器 组成,生成器将融合策略得到的特征图进行融合,得 到包含可见光细节信息和红外梯度信息的融合图像。 判别器对融合图像与可见光图像进行判别,能够使融 合图像获取更多可见光图像的背景和纹理信息,增强 图像的辨识度。

生成网络采用常规 4 层 CNN 网络结构,均采用 3×3 的卷积核,步长设置为 1,零填充。同时,对前 3 层模型采用 BN 层结构,不仅可以避免出现梯度消 失的问题,帮助梯度有效传播到下一层,也有利于模 型训练更加稳定。对于激活函数前 3 层采用 ReLU 激 活函数,最后一层采用 tanh 激活函数。

判别网络也采用 4 层网络结构,整个网络均采用 3×3 卷积操作,步长为 2,零填充。和生成器不同, 判别器是一个二分类器,对输入图像的特征图进行判 别分类。后 3 层采用 BN 层结构 A 层网络都采用 ReLU 激活函数。最后一层为线性层,主要是对红外热像图 和可见光图像进行判别区分。网络结构见图 6。



图 6 解码网模型 Fig.6 Decoding network model

#### 2.2 损失函数

本质上讲,无判别网络也可实现红外图像与可见 光图像的融合,使得融合后的图像包含两者的共有属



a 判别网络损失函数曲线



b 生成网络损失函数曲线
 图 7 网络损失函数变化曲线
 Fig.7 Network loss function change curve

性,但为了能更多地突出可见光图像的细节背景信息,采用生成对抗网络的博弈机制,调节融合图像的 生成效果,达到较好融合的目的。

采用损失函数对模型进行优化控制。对整个网络 结构而言,采用最小化损失函数*L*来训练编码器和解 码器。函数式为:

$$=L_{p}+L_{\rm GAN}\left(G\right) \tag{7}$$

式中: $L_p$ 为像素损失函数; $L_{GAN}(G)$ 表示生成网络损失函数。这里 $L_n$ 定义为:

$$L_p = \left\| O - I \right\|_2 \tag{8}$$

*L<sub>p</sub>*表示输入输出图像之间的欧式距离计算。其中, *O*和*I*分别代表输出、输入图像。

 $L_{GAN}(G)$ 表示 GAN 网络损失函数,定义为:

$$L_{\text{GAN}}\left(G\right) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \left(D_{\theta_{D}}\left(I_{f}^{n}\right) - c\right)^{2}$$
(9)

式中: *I*<sup>*n*</sup><sub>*f*</sub> 表示融合的图像 ;*N* 表示融合图像的数量 ; 参数 *c* 表示判别器判别图像结果的阈值。即在某个点上 , 实现融合图像中涵盖更多可见光图像的特征信息。

### 3 实验

L

为验证算法的有效性,对模型进行训练学习。训 练的目的是对原图像特征的充分提取以及达到较好 的融合性能。训练过程就是对编码器和解码器权重的 优化过程。

#### 3.1 实验细节

由于红外热像图与可见光训练图像不足,对TNO 数据库中 45 对红外与可见光图像进行翻转、剪切处 理,生成 800 张尺寸大小为 128×128 的图像对,作为 此次算法的训练集。同时,对 TNO 数据库中测试集 部分做相应处理,对满足数量 100 张,大小 128×128 的图片作为测试集。训练过程设置学习率为 10<sup>-4</sup>,周 期为 5,采用 Adam 优化器进行优化。该算法实验平 台在 NVIDIA GTX 1080Ti GPU 上进行,采用 Tensorflow 深度学习框架。

训练过程的损失函数见图 7。由图 7 可知,损失



c 像素损失函数变化

函数能迅速做到收敛且稳定性较好,证明了该算法模 型的有效性。

# 3.2 融合标准评判

为验证算法的有效性,从主观评价和客观分析2 个方面对 TNO 数据库中测试集图像进行验证分析。 由于单一的客观分析对证明算法的有效性不具备说 服力,因此采用多种算法综合考虑,实现对融合图像 的整体评价。主要有以下评价标准:信息熵(EN) 互信息(MI)结构相似性(SSIM)多层级结构相 (W性(MS\_SSIM)<sup>[17]</sup>、边缘信息保持度(QAB/F)<sup>[18]</sup>。

#### 实验结果与分析 3.3

为进一步突出算法的优越性,分别与当前较为经

典算法进行比较分析。主要包括:CBF 融合算法、 GTF、小波、深度卷积神经网络(CNN)、深度融合 模型 (DeepFuse)。通过 3.2 节中各项参数指标的对 比分析可知,文中算法在5项指标上都具有不错的表 现,而且主观视觉上也有较满意的结果。

3组不同图像在上述5种算法下的融合结果见图 8-10,3种图像的实验数据见表 1。

由上述实验结果可知,CBF融合算法的融合效果 出现了大面积的噪声,缺乏轮廓完整性。GTF 融合算 法融合图像亮度偏高,存在部分失真。基于小波的融 合算法虽有一定的提高,但视觉效果模糊,图像较暗。 基于 CNN 和 DeepFuse 的融合算法效果虽好,但原始 特征提取不足,且没能充分补偿可见光图像的细节、 背景信息,因此,相比于文中算法略有不足。而文中



a infrared image

b Visible image

c CBF

d GTF



e 小波



Fig.8 Experimental results of six algorithms (group 1)



#### a infrared image





图 9 6 种算法的实验结果(第 2 组) Fig.9 Experimental results of six algorithms (group 2)





图 10 6 种算法的实验结果(第3组) Fig.10 Experimental results of six algorithms (group 3)

表 1 图 1 在 6 种算法下的数据结果 Tab.1 Fig.1 data results under six algorithms

算法 -	<u>图</u> 1					图 2					图 3				
	EN	MI	SSIM	MS_SSIM	QAB/F	EN	MI	SSIM	MS_SSIM	QAB/F	EN	MI	SSIM	MS_SSIM	QAB/F
CBF	6.703	13.24	0.499	0.699	0.451	6.960	13.61	0.457	0.513	0.302	6.781	13.55	0.649	0.733	0.389
GTF	6.621	13.41	0.617	0.895	0.393	7.575	13.92	0.661	0.827	0.316	6.965	13.92	0.701	0.798	0.314
小波	5.932	11.87	0.662	0.874	0.301	6.502	13.00	0.702	0.875	0.323	6.609	13.20	0.735	0.881	0.388
CNN	6.030	12.06	0.670	0.904	0.503	7.036	14.06	0.661	0.924	0.476	6.703	13.40	0.735	0.898	0.386
DeepFuse	6.364	12.73	0.673	0.917	0.572	6.741	13.48	0.717	0.941	0.499	7.054	14.10	0.772	0.929	0.494
文中算法	6.289	13.15	0.682	0.957	0.606	7.023	14.05	0.725	0.938	0.518	6.990	13.96	0.787	0.940	0.556

算法在 RDB 网络充分提取图像特征的基础上,借助 GAN 网络补偿可见光图像的细节信息,使得融合的 图像在亮度、饱和度、特征完整性上都有较好的表现。 如图 10,在视觉效果上,文中算法相较其他算法已 达到了更好的效果,在边缘纹理、亮度饱和度上都具 备较高的水准。

同时通过表 1 可知,文中算法融合后的图像在结构 相似性(SSIM), 多层级结构相似性(MS\_SSIM)<sup>[17]</sup>、 边缘信息保持度(QAB/F)上较其他算法都有明显的 提升,证明了文中算法在提取图像边缘细节特征方面 表现出了更大的优势,也证明了 GAN 网络的引入对 图像融合有进步意义。此外,对于信息熵(EN),互 信息(MI)两者参数在文中算法中并未取得最好的 结果,其在于 GAN 网络的引入会导致生成器生成少 部分噪声信息,且过分强调图像特征信息的提取导致 了生成的图像平滑度降低。

# 4 结语

提出了一种联合多网络结构的图像融合算法。首 先利用基于密集残差网络的编码器去提取原图像的 特征信息,再通过融合策略将得到的特征图进行融合,最后将融合后的特征图送入到基于 GAN 网络的 解码器中,利用对抗网络的训练机制,充分提取可见 光图像的细节纹理、背景信息,使得最后得到的图像 不仅保留了红外图像的梯度特征,同时也具备可见光 图像的细节信息,增强了图像的视觉效果。此外,为 验证融合算法的有效性,对不同场景下红外图像与可 见光图像进行对比分析,实验结果表明,文中算法不 仅在主观评价上体现出了很好的视觉效果,而且在客 观评价上也具有一定的优势,同时,也证明了未来神 经网络必然朝着多元化、多算法联合的方向发展。

#### 参考文献:

- LI Shu-tao, KANG Xu-dong, FANG Le-yuan, et al. Pixel-Level Image Fusion: A Survey of the State of the Art[J]. Information Fusion, 2017, 33(9): 100—112.
- [2] HAMZA A B, HE Y, KRIM H, et al. A Multiscale Approach to Pixel-Level Image Fusion[J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2005, 12(2): 135—146.
- [3] QIANG Z, LIU Li, BLUM R S, et al. Sparse Repre-

sentation Based Multi-Sensor Image Fusion for Multi-Focus and Multi-Modality Images: A Review[J]. Information Fusion, 2018, 40(3): 47–75.

- [4] 朱达荣,许露,汪方斌,等.基于快速有限剪切波变 换域引导滤波的多聚焦图像融合算法[J].激光与光 电子学进展,2018,55(10):011001.
  ZHU Da-rong, XU Lu, WANG Fang-bin, et al. Multi-Focus Image Fusion Algorithm Based on Fast Finite Shearlet Transform and Guided Filter[J]. Laser&Optoelectronics Progress, 2018, 55(10): 011001.
- [5] 李昌兴,武洁.基于 FPDEs 与 CBF 的红外与可见光 图像融合[J]. 计算机科学, 2019, 46(1): 297—302.
  LI Chang-xing, WU Jie. Infrared and Visible Image Fusion Based on FPDEs and CBF[J]. Computer Science, 2019, 46(1): 297—302.
- [6] MA J, CHEN C, LI C, et al. Infrared and Visible Image Fusion Via Gradient Transfer and Total Variation Minimization[J]. Information Fusion, 2016, 31: 100–109.
- [7] 刘智嘉, 贾鹏, 夏寅辉, 等. 基于红外与可见光图像
   融合技术发展与性能评价[J]. 激光与红外, 2019, 49(5): 633—640.

LIU Zhi-jia, JIA Peng, XIA Yin-hui, et al. Development and Performance Evaluation Based on Infrared and Visible Image Fusion Technology[J]. Laser and Infrared, 2019, 49(5): 633—640.

- [8] LIU Y, CHEN X, PENG H, et al. Multi-Focus Image Fusion with a Deep Convolutional Neural Network[J]. Information Fusion, 2017, 36(5): 191–207.
- [9] LI H, WU X J, KITTLER J. Infrared and Visible Image Fusion using a Deep Learning Framework[C]// Pattern Recognition (ICPR), 2018 24rd International Conference on. IEEE, 2018: 2705–2710.
- [10] ZHANG Yu-lun, TIAN Ya-peng, KONG Yu, et al. Residual Dense Network for Image Restoration[J]. Clarivate Analytics Web of Science, 2018, 24: 14.

- [11] PRABHAKAR K R, SRIKAR V S, BABU R V. Deep-Fuse: A Deep Unsupervised Approach for Exposure Fusion with Extreme Exposure Image Pairs[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). IEEE, 2017: 4724—4732.
- [12] 杨晓莉,蔺素珍,禄晓飞,等.基于生成对抗网络的 多模态图像融合[J].激光与光电子学进展,2019, 6(7):1—15.
  YANG Xiao-li, LIN Su-zhen, LU Xiao-fei, et al. Multimodal Image Fusion Based on Generated Anti-Network[J]. Progress in laser and Optoelectronics, 2019, 6(7): 1—15.
- [13] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]// 2016 IEEEConference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [14] GOODFELLOW I J, POUGET A J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Nets[C]// Processing of International Conference on Neural Information Processing Systems MIT Press, 2014: 2672–2680.
- [15] 蔺素珍,韩泽.基于深度堆叠卷积神经网络的图像 融合[J].计算机学报, 2017, 40(11): 2506—2518.
  LIN Su-zhen, HAN Ze. Images Fusion Based on Deep Stack Convolution Neural Network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(11): 2506—2518.
- [16] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft Coco: Common Objectsin Context[C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014, 26(4): 740-755.
- [17] MA K, ZENG K, WANG Z. Perceptual Quality Assessment for Multi-exposure Image Fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3345—3356.
- [18] XYDEAS C S, PETROVIC V. Objective Image Fusion Performance Measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308—309.