

基于图像增强和滚动引导滤波的红外与可见光图像融合

梁佳明, 杨莘*, 田立凡

武汉科技大学信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081

摘要 针对红外与可见光图像融合易发生热目标亮度损失、可见光图像细节信息丢失的问题,提出一种基于图像增强和滚动引导滤波的多尺度融合算法。首先,提出一种自适应图像增强方法,提高可见光图像的整体亮度,并保持细节处的对比度。然后,根据特征的不同将源图像分解为三层,采用基于引导滤波的显著性提取方法得到亮度层;利用滚动引导滤波良好的尺度感知和边缘保持特性,并结合高斯滤波得到基础层和细节层。最后,对亮度层采用像素值取大的融合规则,提出一种新的最小二乘优化方案对基础层进行融合,使用修正拉普拉斯能量和作为清晰度的度量对细节层进行融合。实验结果表明,与其他融合方法相比,所提方法在主观评价和客观评价上都有较好的表现。

关键词 图像处理; 图像融合; 滚动引导滤波; 自适应图像增强

中图分类号 TP751

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212636

Infrared and Visible Image Fusion Based on Image Enhancement and Rolling Guidance Filtering

Liang Jiaming, Yang Shen*, Tian Lifan

School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China

Abstract A multiscale fusion algorithm based on image enhancement and rolling guidance filtering is proposed to solve the problems of thermal target brightness loss and visible image detail information loss caused by infrared and visible image fusion. First, an adaptive image enhancement method is proposed to improve the overall brightness of the visible image and maintain the contrast of the details. Second, according to the different features, the source image is divided into three layers, and the luminance layer is obtained by using the significant extraction method based on guidance filtering. The favorable scale perception and edge preservation characteristics of rolling guidance filtering are used, and the basic layer and detail layer are obtained by combining Gaussian filtering. Finally, the fusion rule of large pixel value is used for the luminance layer, a least-squares optimization scheme is proposed for the basic layer, and the sum of the modified Laplace energy is used as a measure of sharpness for the detail layer. The experimental results show that, compared with other fusion methods, the proposed method has better performances in both subjective and objective evaluations.

Key words image processing; image fusion; rolling guidance filtering; adaptive image enhancement

1 引言

图像融合是一种图像增强技术,通过综合不同传感器获得的图像,生成具有鲁棒性和含有丰富信息的融合图像。因为融合结果综合保留了不同源图像中的目标和背景细节,可以方便后续处理或帮助决策,所以它在人类视觉感知、军事应用、遥感、医学成像、目标识

别和跟踪等方面得到了广泛的应用^[1]。本文主要研究红外与可见光图像融合,可见光图像是通过光的反射成像得到的,通常具有较高的空间分辨率和较多的细节信息,红外图像主要反映目标的热辐射信息。红外与可见光图像融合就是将可见光图像中丰富的纹理细节和红外图像中显著的目标区域以某种特定的规则融合,从而获得视觉效果好并具有鲁棒性的融合图像。

收稿日期: 2021-09-30; 修回日期: 2021-11-08; 录用日期: 2021-11-22; 网络首发日期: 2021-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(61702384)、武汉科技大学青年学者研究基金(2017xz008)

通信作者: *yangshen@wust.edu.cn

在过去二十年中,红外与可见光图像融合领域涉及了大量的方法,根据 Ma 等^[2]的分类,主要分为基于多尺度分解的方法、基于稀疏表示的方法、基于显著性的方法、基于神经网络的方法等。其中最常用的方法是基于神经网络的方法和基于多尺度分解的方法。神经网络具有很强的特征提取能力,根据神经网络的结构可以将其分为两类:第一类是设计用于融合的密集网络结构,如 Ma 等^[3]提出的一种用于红外和可见光图像融合的生成对抗网络;第二类是设计的包含特征提取模块和特征重构模块的网络结构,如 Zhang 等^[4]提出的一种新的基于卷积神经网络的图像融合框架。但基于神经网络的方法依赖大量的训练数据来确保准确性,并且由于缺乏真实图像,大部分基于深度学习的方法都属于无监督学习。与基于神经网络的方法相比,基于多尺度变换的混合方法更具灵活性、可行性和可解释性^[5]。基于多尺度分解的图像融合包括基于金字塔的方法(如拉普拉斯金字塔^[6]和梯度金字塔^[7])和基于小波的方法(如离散小波变换^[8])。由于小波变换存在振荡、移位方差、混叠和缺乏方向性的问题,出现了一些具有比小波方法更高方向灵敏度的方法,例如曲波变换^[9]、剪切波变换^[10]、轮廓波变换^[11]和非下采样轮廓波变换^[12]。但非下采样轮廓波变换在图像空间域的总活跃度不高,从源图像提取的信息量不够完整,融合后的图像在细节位置上会产生不同程度的模糊,导致对融合后图像的准确性产生不良影响^[13]。

随着对红外与可见光图像融合方法的深入研究发现,在同一场景下红外图像与可见光图像对比度反馈有很大差异,一般的多尺度分解会减少可见光图像中包含的视觉信息。由于边缘保持滤波器具有平滑噪声、保持边缘等特性,近年来,很多学者将它作为一种有效的工具用在图像融合领域中,它可以保持空间一致性,减少光晕伪影。Li 等^[14]提出了一种基于引导滤波的图像融合方法,提高了像素显著性和空间一致性。Zhou 等^[15]提出了一种基于高斯和双边滤波的混合多尺度分解融合方法,该方法可以获得更好的人眼视觉融合效果。为了尽可能保留可见光图像的信息,江泽涛等^[16]利用改进的引导滤波与双通道脉冲发放皮层模型的特性,较好地实现了图像融合。但上述边缘保持滤波器倾向于根据对比度平滑细节(即首先去除低对比度细节),在分解图像时较少考虑空间尺度,从而不能很好地实现对图像特征的尺度分离。Zhang 等^[17]首次提出了滚动引导滤波(RGF)。裴佩佩等^[18]提出了一种基于 RGF 和卷积稀疏表示的融合方法,该方法能较好地保持目标边缘处的细节信息。实验结果证明,RGF 可以有效消除光晕,在平滑小尺度目标的同时恢复大尺度目标边缘,在图像融合中具有良好的尺度感知和边缘保持特性,因此本文采用 RGF 进行多尺度分解。

夜间拍摄的可见光图像中细节的可见性取决于照明条件,在较差的照明条件下获得的细节通常以极低

的对比度显示。直接对红外图像和可见光图像进行融合可能会导致融合图像中有些位置可见度较低。为解决这一问题,本文提出了一种自适应图像增强方法,利用引导滤波的边缘保持特性将待增强图像分解为细节层和基础层,对基础层采用整体增强来提高图像的整体亮度,对细节层根据像素的邻域均值和邻域方差自适应调整增强程度,保持图像细节的对比度,从而避免增强后的图像因亮度过高导致对比度损失。

红外图像中热目标区域的像素值较大,若直接通过高斯滤波得到基础层会导致目标的强度扩展到其邻近区域。考虑到这一因素,本文提出了一种基于引导滤波的显著性提取方法,在进行多尺度分解之前提取出源图像的亮度层,然后再利用 RGF 的尺度感知和边缘保持特性,得到基础层和不同尺度下的细节层。在融合规则上,根据亮度层图像的互补特性,采用像素值取大的规则进行融合,可以避免目标亮度损失和伪影。为了更好地利用包含源图像大部分能量的基础层,提出了一种新的加权最小二乘优化方案,该方案可以将更多的细节信息转移到融合图像中,从而减少能量损失。对于细节层,则直接使用修正拉普拉斯能量和(SML)作为测度进行融合。

2 所提融合算法内容

所提红外与可见光图像融合算法的框架如图 1 所示。首先给定预先配准好的红外图像 I_A 和可见光图像 I_B ,通过图像增强的方法提升可见光图像对比度,得到增强后的图像 I_E ;提取 I_A 和 I_E 中的显著区域,得到亮度层 V_A 和 V_E ,将 I_A 和 I_E 分别减去亮度层,得到差异层 H_A 和 H_E ;对差异层进行多尺度分解,得到基础层 B_A 、 B_E 和细节层 D_A^i 、 D_E^i ($i=1, 2, 3$);对不同的子层使用不同的融合规则,最后通过逆变换得到融合图像 F 。

2.1 自适应局部对比度增强

可见光图像中细节的可见性往往受照明条件的影响,直接融合红外图像和可见光图像可能会使融合图像的一些细节可见性较低。有学者提出了一种基于引导滤波的图像增强方法(CE)^[19],该方法虽然可以提高图像亮度,但可能会导致细节处对比度损失。本文在此基础上提出了一种改进的自适应局部对比度增强算法,对基础层,进行动态范围的压缩和恢复,从而整体提高图像背景亮度,对细节层,根据像素的邻域均值和邻域方差自适应地调整增强程度,保持图像细节处的对比度。

首先对 I_B 进行引导滤波,表达式为

$$I_C = \text{Guidfilter}(I_B, I_B, \gamma, \epsilon), \quad (1)$$

式中: γ 和 ϵ 分别是决定滤波器大小和边缘保持度的参数,选取 $\gamma = 13, \epsilon = 0.01$ 。

将 I_C 转换到对数域中,得到基础层 I_{C1} 和细节层

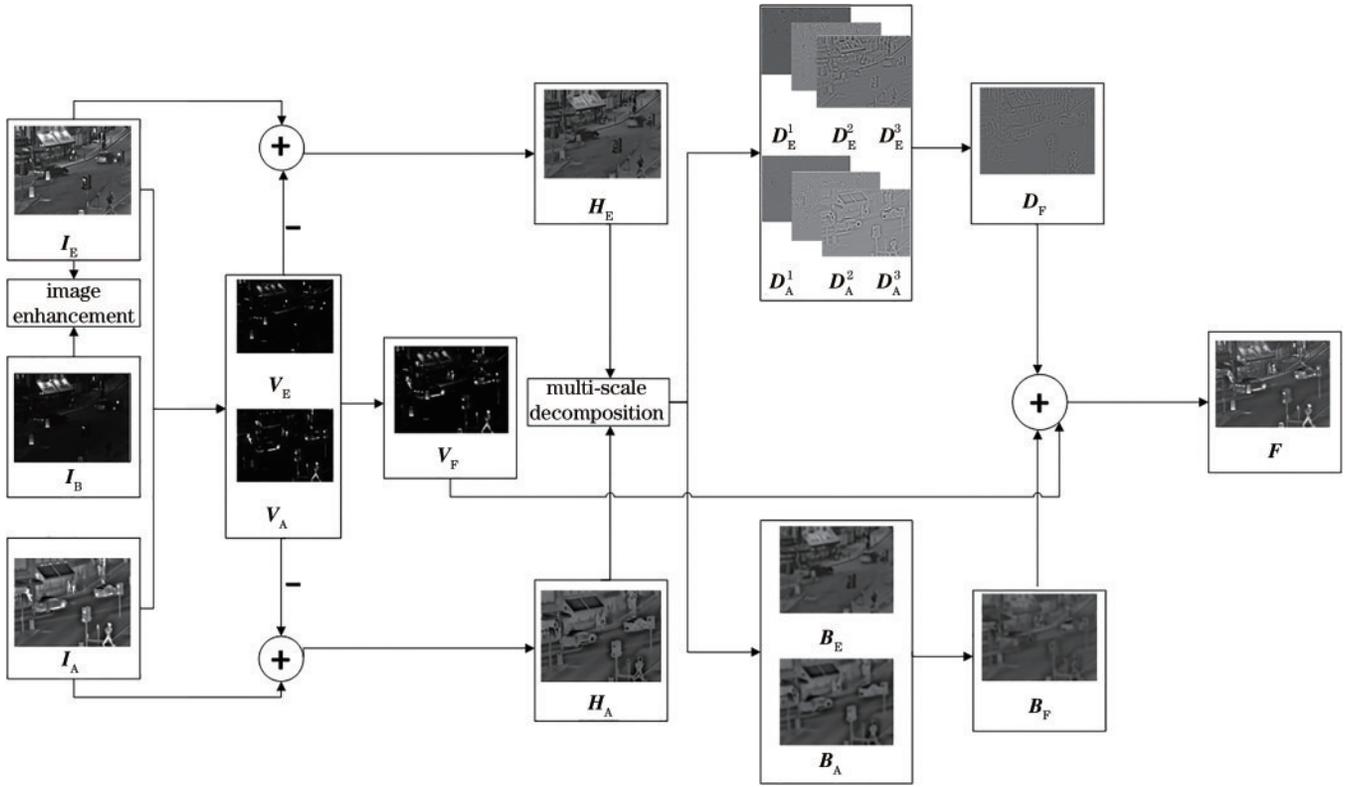


图 1 所提算法的框架

Fig. 1 Framework of the proposed algorithm

I_{C2} , ξ 为与源图像大小相同的值为 1 的矩阵, 用于防止表达式输出值为负, 具体公式为

$$I_{C1} = \log(I_C + \xi), \quad (2)$$

$$I_{C2} = \log(I_B + \xi) - I_{C1}. \quad (3)$$

根据基础层 I_{C1} 定义压缩因子 β 和恢复因子 μ , 表达式为

$$\beta = \frac{\log z}{\max I_{C1} - \min I_{C1}}, \quad (4)$$

$$\mu = (1 - \beta) \max I_{C1}, \quad (5)$$

式中: z 为目标基本对比度, 通常设置为 8; $\max I_{C1}$ 和 $\min I_{C1}$ 分别代表基础层中最大和最小的像素值。

将细节层 I_{C2} 从对数域转换到空域, 得到 I_{C3} , 并归一化为 $[0, 1]$, 得到

$$I_{C3} = \exp I_{C2}. \quad (6)$$

用指数函数对 I_{C3} 进行局部对比度增强, 得到细节层增强图像 I_{C4} :

$$I_{C4}(x, y) = e^{\lambda \times [I_{C3}(x, y) - \text{mean}(x, y)]} \times I_{C3}(x, y), \quad (7)$$

式中: $I_{C3}(x, y)$ 表示坐标 (x, y) 处的像素值; $\text{mean}(x, y)$ 表示以像素点 (x, y) 为中心 11×11 邻域内的均值; λ 为增强比例因子。

对图像进行对比度增强的目的是将图像中亮的区域变得更亮, 暗的区域变得更暗。式(7)中, 在 $\lambda > 0$ 的前提下, 以 $\text{mean}(x, y)$ 为阈值, 当 $I_{C3}(x, y) - \text{mean}(x, y) > 0$ 时认为区域较亮, $e^{\lambda \times [I_{C3}(x, y) - \text{mean}(x, y)]} > 1$,

从而对像素值进行放大; 当 $I_{C3}(x, y) - \text{mean}(x, y) < 0$ 时认为区域较暗, $e^{\lambda \times [I_{C3}(x, y) - \text{mean}(x, y)]} < 1$, 从而对区域进行压缩。

对于图像中相对平坦的区域, 如果对比度增强得太大, 容易产生人工噪声, 需要减小 λ 来防止对比度增强过大; 对于图像中不平坦的区域, 如一些边缘区域的像素, 为防止边缘附近像素跳变较大而引起光晕现象, 更需要减小增强比例, 此时 λ 相比于平坦区域更小。本文通过邻域方差 $\text{var}(x, y)$ 来判断区域是否平坦, 自适应调整 λ 值, 计算表达式为

$$\lambda = c \times e^{-\frac{\text{var}(x, y)}{K}}, \quad (8)$$

式中: $\text{var}(x, y)$ 表示以像素点 (x, y) 为中心 11×11 邻域内的方差; c 和 K 是固定参数, 选取 $c = 2, K = 0.01$ 。

最后将 I_{C4} 转换到对数域中, 并结合式(4)和式(5)中的 β 及恢复因子 μ , 得到增强后的可见光图像:

$$I_E = \exp(\beta I_{C1} + \log I_{C4} + \mu). \quad (9)$$

图 2 分别给出了 CE 算法和所提算法进行图像增强后的结果, 其中图 2(a) 为两幅可见光图像, 图 2(b) 是 CE 算法得到的增强结果, 图 2(c) 为所提算法得到的增强结果。通过对比可以明显看出: 图 2(b) 中图像过亮导致一些细节的对比度降低, 例如 camp 场景中围栏处和 school 场景中路灯处的对比度相较于源图像都有所下降; 所提增强方法在提升图像亮度的同时保持了细节处的对比度。

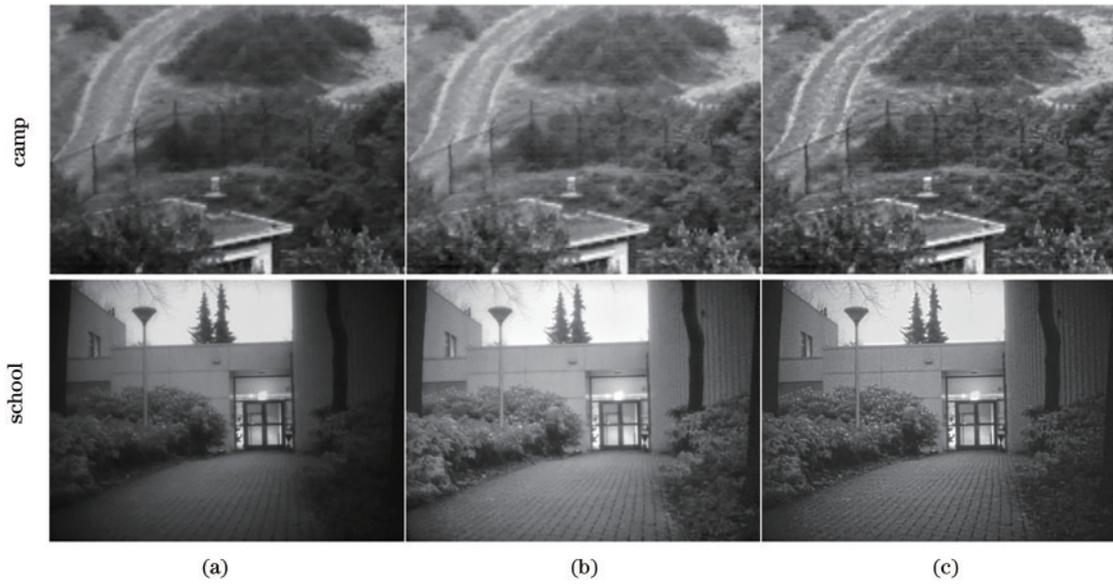


图 2 可见光图像增强结果。(a)可见光图像;(b)CE算法得到的增强结果;(c)所提算法得到的增强结果

Fig. 2 Enhancement results for visible images. (a) Visible images; (b) enhancement results obtained by CE algorithm; (c) enhancement results obtained by proposed algorithm

2.2 亮度层提取

传统的图像显著区域提取方法(ME-AV-G)^[20]会导致提取出的显著区域不完整和亮度损失。本文提出的一种基于引导滤波的显著性提取方法能完整有效地提取出图像中的显著区域。该方法先通过源图像均值滤波和中值滤波的差值得到显著矩阵,利用引导滤波的边缘保持特性对显著矩阵进行滤波,最后将其分别与源图像相乘得到亮度层。方法的具体流程如下。

首先通过源图像均值滤波和中值滤波的差值得到显著矩阵 s_A 和 s_E :

$$s_d = |I_{\text{meanfilter}(d)} - I_{\text{medianfilter}(d)}|, d = A, E, \quad (10)$$

式中: $I_{\text{meanfilter}(d)}$ 代表邻域大小为 35×35 的均值滤波; $I_{\text{medianfilter}(d)}$ 代表邻域大小为 3×3 的中值滤波。显著矩阵中每个元素的值代表相应源图像对应像素的显著程度。分别将源图像 I_A 和 I_E 当作引导图像对 s_A 和 s_E 进行引导滤波,得到 S_A 和 S_E , 公式为

$$S_d = \text{Guidfilter}(s_d, I_d, r, \alpha), \quad (11)$$

式中: r 代表窗口大小, α 代表正则项系数, 选取 $r = 80$, $\alpha = 0.01$ 。

将 S_A 和 S_E 与源图像相乘, 得到红外图像亮度层 V_A 和可见光图像亮度层 V_E :

$$V_d(x, y) = S_d(x, y) \times I_d(x, y). \quad (12)$$

图 3 给出了 ME-AV-G 与所提方法进行显著性提

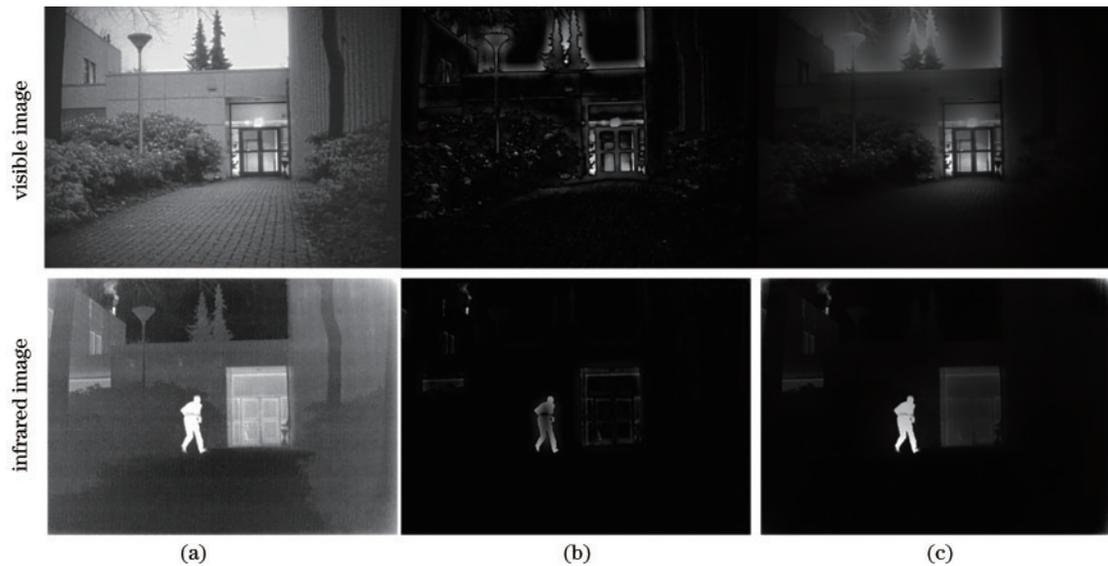


图 3 亮度层提取结果。(a)原始图像;(b)ME-AV-G提取亮度层的结果;(c)所提方法提取亮度层的结果

Fig. 3 Brightness layer extraction results. (a) Original images; (b) results of brightness layer extracted by ME-AV-G; (c) results of brightness layer extracted by proposed method

取的结果,其中图 3(a)是可见光图像和红外图像,图 3(b)是传统方法得到的结果,图 3(c)为所提方法的结果。通过对比可以明显看出:图 3(b)可见光图像中门框处和树的边缘处都出现了明显的光晕和伪影;图 3(c)可见光图像中门框处和树的边缘处边缘清晰;图 3(b)红外图像中出现了不属于源图像的黑影,并且目标亮度明显低于源图像的目标亮度;图 3(c)红外图像中提取的目标完整并且亮度没有损失。通过实验结果可以发现,所提方法明显优于传统方法 ME-AV-G。

2.3 基础层和细节层提取

2.3.1 滚动引导滤波理论

用高斯滤波器构造的拉普拉斯金字塔广泛应用于图像多尺度分解。然而高斯滤波模糊了所有边缘,这种特性可能导致融合图像产生边缘模糊。边缘保持滤波器可以很好地解决这个问题,在平滑图像时可以保留图像结构的边缘,减少边缘模糊并保持结构的空一致,因此基于边缘保持滤波器的融合方法通常可获得更好的性能。但是大多数边缘保持滤波器仅根据图像内容的对比度来保持图像内容的边缘,没有考虑尺度因素。滚动引导滤波同时具有尺度感知和边缘保持特性。RGF 包括两个主要步骤:小结构去除和边缘恢复。

第一步,使用高斯滤波器去除小结构。输入图像 I

的滤波图像 G 可以表示为

$$G = \text{Gaussian}(I, \sigma_s), \quad (13)$$

式中: σ_s 为高斯滤波器的标准差,选取 $\sigma_s = 2$ 。

第二步,将 G 作为引导图像, I 作为输入图像,执行引导滤波,迭代恢复被模糊的大尺度结构边缘。每一次迭代后的引导图像和输入图像分别为上一次迭代的输出图 $J^i (J^1 = G)$ 和初始图像 I 。迭代输出图像 J^{i+1} 为

$$J^{i+1} = \text{Guidfilter}(J^i, I, \sigma_s, \sigma_r^2), \quad (14)$$

式中: σ_s 控制图像平滑程度; σ_r 控制图像边缘保持度,设 $\sigma_r = 0.05$, 随着迭代次数的增加,被模糊掉的大尺度结构边缘会越来越清晰。将式(13)和式(14)结合起来, RGF 可简单表示为

$$u = \text{RGF}(I, \sigma_s, \sigma_r, T), \quad (15)$$

式中: u 是输出图像; T 是迭代次数,选取 $T = 3$ 。

2.3.2 差异层多尺度分解

所提多尺度分解框图如图 4 所示。将红外图像与可见光图像的差异层当作输入图像经过两次 RGF 和一次高斯滤波得到的基础层;为迭代恢复不同尺度的边缘,设置 RGF² 中的高斯滤波标准差为 RGF¹ 的 2 倍;最后通过将滤波前后的图像相减得到不同尺度下的细节层。具体方法流程如下。

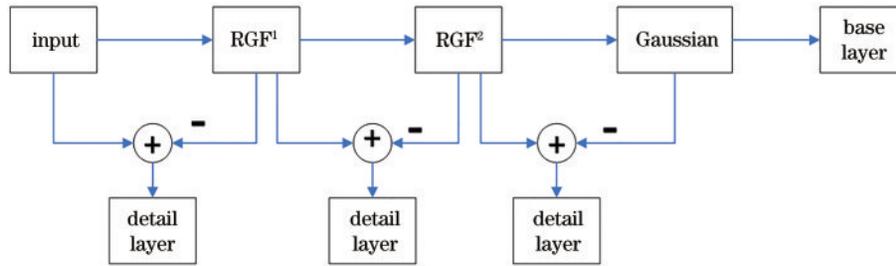


图 4 多尺度分解框图

Fig. 4 Block diagram of multi-scale decomposition

将源图像减去显著层,得到差异层 H_A 和 H_E :

$$H_i(x, y) = I_i(x, y) - V_i(x, y). \quad (16)$$

通过 RGF 和高斯滤波对差异层进行多尺度分解,得到基础层 B_A 、 B_E 和细节层 D_A^j 、 $D_E^j (j = 1, \dots, N)$, 计算公式分别为

$$u^j = \text{RGF}(u^{j-1}, \sigma_s^{j-1}, \sigma_r, T), j = 1, \dots, N-1, \quad (17)$$

$$D_i^j = u^{j-1} - u^j, j = 1, \dots, N-1. \quad (18)$$

当 $j = N$ 时,基础层和细节层的计算公式分别为

$$u^j = \text{Gaussian}(u^{j-1}, \sigma_s^{j-1}), j = N, \quad (19)$$

$$D_i^j = u^{j-1} - u^j, j = N, \quad (20)$$

式中: u^j 表示第 j 级滤波图像; D_i^j 表示图像 i 中第 j 级细节层; N 为细节层分解级数,设为 3。初始图像 u^0 等于输入源图像。基础层 B_A 和 B_E 是通过式(19)所示的高斯滤波获得的。设置 $\sigma_s^{j+1} = 2\sigma_s^j$, 获得不同平滑程度的图像。

2.4 融合规则

2.4.1 亮度层融合规则

亮度层融合的主要目的是将红外图像和可见光图像中的显著目标提取到融合图像中,而两幅源图像具有很强的互补性,因此采用像素值取大的融合规则对亮度层进行融合,表达式为

$$V_F(x, y) = \begin{cases} V_A(x, y), & V_A(x, y) > V_E(x, y) \\ V_E(x, y), & V_A(x, y) \leq V_E(x, y) \end{cases}. \quad (21)$$

2.4.2 基础层融合规则

对于多尺度融合方法,当分解级数足够多时,基础层只包含均值信息。在这种情况下,传统的“平均”融合规则能满足基础层信息融合要求。而在实际应用中,为了减少计算量,分解级数往往是有限的。这就导致大量的低频信息将保留在基础层中,并且可用于控制融合图像的整体外观和对比度。传统的“平均”融合规则不能有效地利用这些低频信息,往往会导致融合

图像对比度损失。为了解决这一问题,本文提出一种基于最小二乘优化的融合规则。首先对基础层 \mathbf{B}_A 、 \mathbf{B}_E 采用取平均融合规则,得到预融合基础层 \mathbf{B}_{rf} :

$$\mathbf{B}_{rf} = \frac{\mathbf{B}_A + \mathbf{B}_E}{2}. \quad (22)$$

然后对预融合图像使用最小二乘滤波器(WLS)进行优化,减小对比度损失。最后通过最小化 WLS 的代价函数后,得到基础层融合图像 \mathbf{B}_F 。代价函数定义为

$$\sum_p \left[(\mathbf{B}_F - \mathbf{B}_{rf})^2 + \tau a_p (\mathbf{B}_F - \mathbf{B}_E)^2 \right], \quad (23)$$

$$a_p = \left(\left| \sum_{q \in W_p} (\mathbf{B}_A)_q \right| + \theta \right)^{-1}, \quad (24)$$

式中: p 表示像素的空间位置; θ 是一个常量,通常设为

$$\nabla_{ML}^2 I(x, y) = \left| 2I(x, y) - I(x - s_{step}, y) - I(x + s_{step}, y) \right| + \left| 2I(x, y) - I(x, y - s_{step}) - I(x, y + s_{step}) \right|, \quad (25)$$

$$SML(x, y) = \sum_{m=-M_1}^{M_1} \sum_{n=-N_1}^{N_1} \left[\nabla_{ML}^2 I(x + m, y + n) \right], \quad (26)$$

0.0001,以避免表达式为零; W_p 是以像素 p 为中心的 7×7 的窗口; τ 表示正则化参数,选取 $\tau = 0.3$; q 代表 W_p 中像素的空间位置。式(23)的第一项 $(\mathbf{B}_F - \mathbf{B}_{rf})^2$ 最小化融合基础层 \mathbf{B}_F 与基于“取平均”规则下得到的基础层 \mathbf{B}_{rf} 的欧几里得距离;第二项则使 \mathbf{B}_F 包含更多的可见光图像基础层中的细节信息。

2.4.3 细节层融合规则

对于细节层,使用基于清晰度测量的融合规则,清晰度是图像视觉感知的重要特征。图像融合中常用的清晰度度量包括梯度能量、强度方差、拉普拉斯能量、修正拉普拉斯能量和(SML)、空间频率等,其中 SML 是空间域中首选的清晰度度量。修正拉普拉斯(ML)和 SML 的离散近似表达式为

式中: s_{step} 代表滑动步长,选取 1; M_1 和 N_1 的取值为 1。通过比较对应元素 SML 值的大小,可以得到细节层融合图像 \mathbf{D}_F :

$$D_F^k(X, Y) = \begin{cases} D_A^k(x, y), & SML_A^k(x, y) > SML_E^k(x, y) \\ D_E^k(x, y), & SML_A^k(x, y) \leq SML_E^k(x, y) \end{cases} \quad (k = 1, \dots, N), \quad (27)$$

式中: $SML_A^k(x, y)$ 和 $SML_E^k(x, y)$ 分别代表红外图像和增强后的可见光图像第 k 个细节层中 (x, y) 处的 SML 值。

2.4.4 重构融合图像

最终融合图像 \mathbf{F} 由亮度层、基础层和细节层的融合图像重构而成:

$$\mathbf{F} = \mathbf{V}_F + \mathbf{B}_F + \mathbf{D}_F. \quad (28)$$

3 实验评估

3.1 图像增强与分解级数对融合的影响

3.1.1 图像增强有效性验证

为了检验所提算法中可见光图像增强模块对融合的有效性,对三组红外与可见光图像分别进行了保留和去除图像增强模块的融合实验对比,实验结果如图 5 所示。从图 5 可以明显看出:图 5(a)整体亮度偏暗,可见光细节丢失,例如 camp 场景中围栏处与背景融合在一起,road 场景中路牌和 NERO 处不清晰,school 场景中路面和树叶的纹理消失;图 5(b)比较完整地保留了可见光的细节信息,清晰度更高。由此可以看出,可见光图像自适应增强在所提算法中对改善融合效果起到了重要作用。

3.1.2 分解级数分析

滚动引导滤波的分解级数会对实验结果造成一定影响,选取分解级数 3, 4, 5, 6 进行对比实验,通过主客观分析来选取最优的分解级数。图 6 为在分解级数为 3~6 时所提算法对 school 场景图像的融合结果。通过

对融合图像进行局部放大可以看到:在分解级数为 3 和 4 时图像没有出现伪影,而当分解级数为 5 时墙壁边缘开始出现伪影,增加到 6 时墙壁边缘处出现比较严重的光晕现象。

表 1 给出了 school 这组图像在分解级数为 3~6 时的客观评价指标。从表 1 可以看出:随着分解级数的增大,空间频率(SF)、平均梯度(AG)、边缘强度(EI)、信息熵(IE)均呈上升趋势,增幅逐渐减小;基于人类视觉感知的评价指标(Q_{cb})在分解级数为 3 时最大,随着分解级数的增加呈缓慢下降趋势。结合图 6 分析,原因可能是分解级数较大时融合结果产生伪影。

通过对主观融合图像和客观指标的综合考虑,所提算法选用 4 级分解,在保证融合图像质量的前提下得到较好的客观评价指标。

3.2 与其他算法比较分析

选用 TNO 数据集中的 30 组图像作为实验对象,所提算法与 10 种算法 LP^[21]、NSCT_SR^[21]、HMSD^[15]、VSMWLS^[22]、IFEVIP^[23]、LATLRR^[24]、MGFF^[25]、CNN^[26]、RFN-NEST^[27]、MDLATLRR^[28] 进行比较。前 9 种算法均由作者提供的源代码实现,采用各自最佳参数。MDLATLRR 的作者称在分解级数为 1~4 时均能达到最好的融合性能,但通过实验发现当分解级数为 3 和 4 时,融合结果会因对比度过强产生伪影,所以本文选用分解级数 2。选用 IE、SF、AG、EI、 Q_{cb} 对融合结果进行客观评价。信息熵是衡量图像信息丰富度的重要指标,其大小代表了图像中包含的信息量大

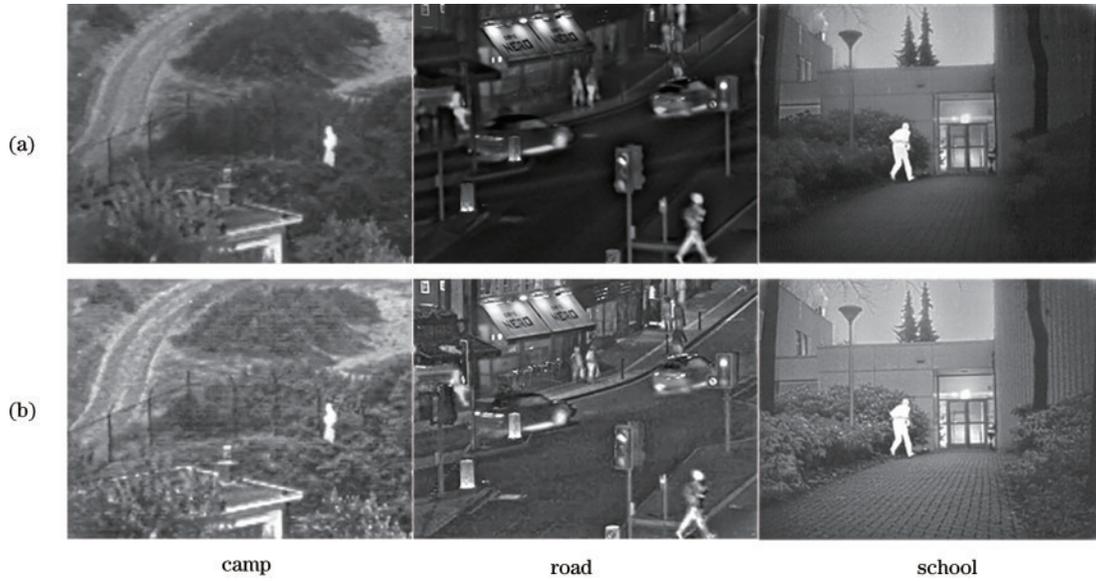


图 5 图像增强模块的有效性分析。(a)未使用图像增强模块的融合结果;(b)使用图像增强模块的融合结果

Fig. 5 Effectiveness analysis of image enhancement module. (a) Fusion results without image enhancement module; (b) fusion results using image enhancement module

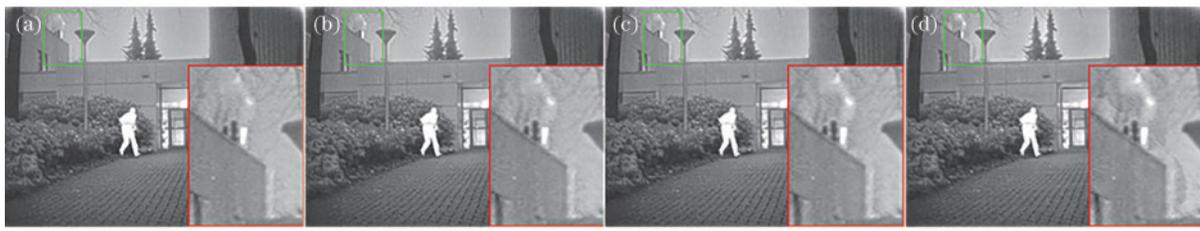


图 6 不同分解级数下的融合结果。(a)3级分解融合结果;(b)4级分解融合结果;(c)5级分解融合结果;(d)6级分解融合结果

Fig. 6 Fusion results under different decomposition stages. (a) 3-grade decomposition fusion result; (b) 4-grade decomposition fusion result; (c) 5-grade decomposition fusion result; (d) 6-grade decomposition fusion result

表 1 不同分解级数融合的客观指标分析

Table 1 Objective indicator analysis of the fusion of different decomposition series

Decomposition layer	SF	AG	EI	Q_{cb}	IE
3	13.3953	5.4794	53.2464	0.4971	7.1966
4	13.5766	5.5592	54.1671	0.4952	7.2032
5	13.6283	5.6246	54.9254	0.4922	7.2131
6	13.7468	5.6863	55.6200	0.4851	7.2263

小;空间频率描述了图像值在空间上的变化,它代表了细节的清晰度,SF越大,纹理越丰富,融合边缘越好;平均梯度能敏感地反映图像细节和纹理的变化,AG越大,融合图像的细节越清晰,融合后的图像质量越好;边缘强度能反映图像细节是否明显; Q_{cb} 能反映融合图像是否符合人类视觉感知。

图 7~10 给出所提算法和 10 种比较算法的融合结果,其中每幅图像的右下角均给出了方框处的局部放大结果。从图 7 可以看出:所有方法基本上可以表达场景的基本信息,包括人物、汽车和建筑等显著性特征;但通过放大区域可以明显看出,10 种对比方法在

该处都产生了一定的细节丢失,所提方法对于框内的细节信息保持完好,且图像整体清晰度高,视觉效果良好,有助于观察者对场景的理解。从图 8 可以清晰看到:对于 10 种对比方法对方框处的融合结果,可见度较低,细节信息不突出;所提方法在标记处可见度较高,细节信息明显,视觉效果较好。从图 9 中方框部分可以看出:对比方法均没有清晰显示树叶的轮廓,并且 NSCT_SR 的融合结果出现严重失真,HMSD、LP、MGFF、MDLATLR 所得到的融合结果中目标周围出现了严重的黑影,LATLR、FEVIP、VSMWLS、CNN、RFN-NEST 的融合结果过于平滑,导致树叶处丢失了细节信息;所提方法没有在目标处产生黑影,并且叶子的细节能清晰看到。从图 10 可以看出:所有算法都可以刻画出场景的基本信息;但通过对比方框区域可以看出,所提算法在该处对比度最高,细节清晰度更好。从图像整体来看:HMSD、LP、MGFF、VSMWLS、CNN、RFN-NEST 的融合结果中,屋顶处没有保留可见光图像中清晰的细节;LATLR、IFEVIP、NSCT_SR、MDLATLR 所得到的融合结果中,在屋顶处保留了可见光图像中的细节,但是图像

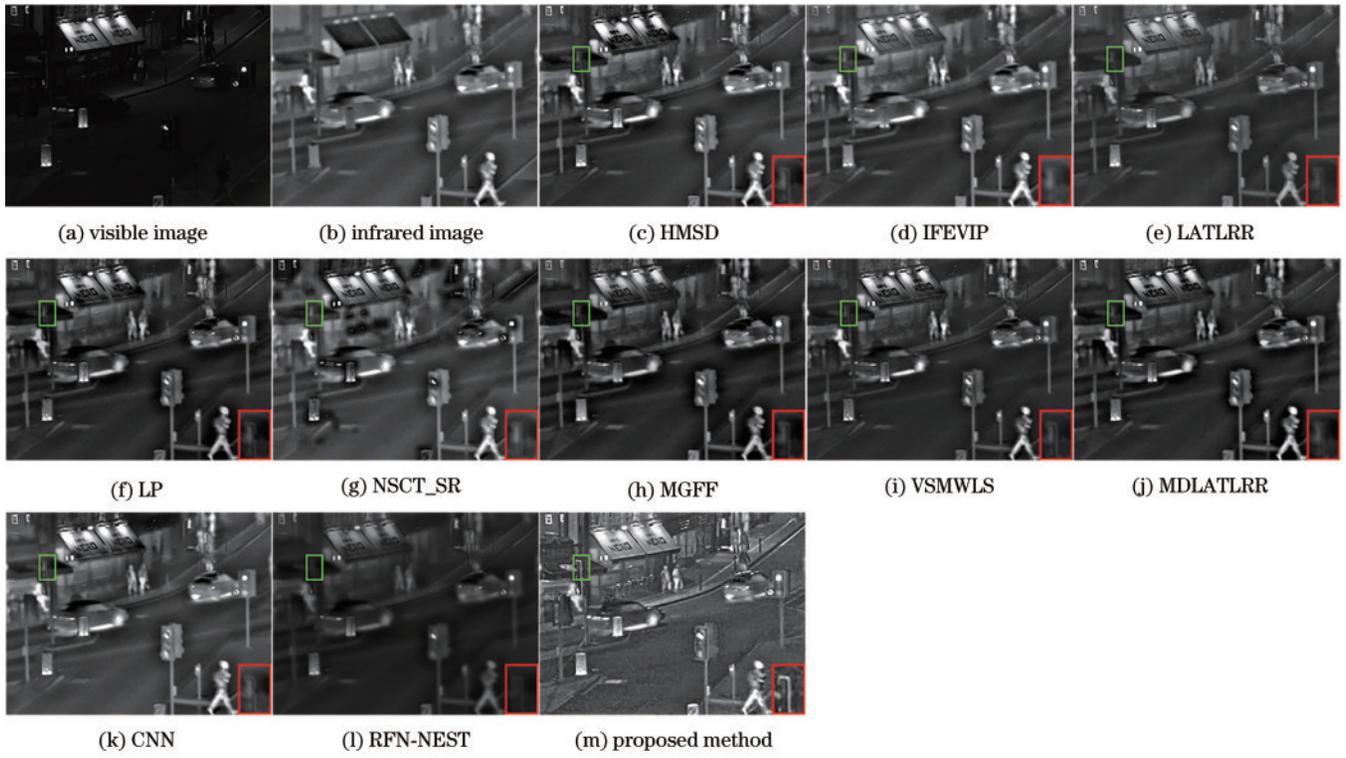


图 7 不同融合方法对 road 图像的融合结果

Fig. 7 Fusion results obtained by different fusion methods for road image

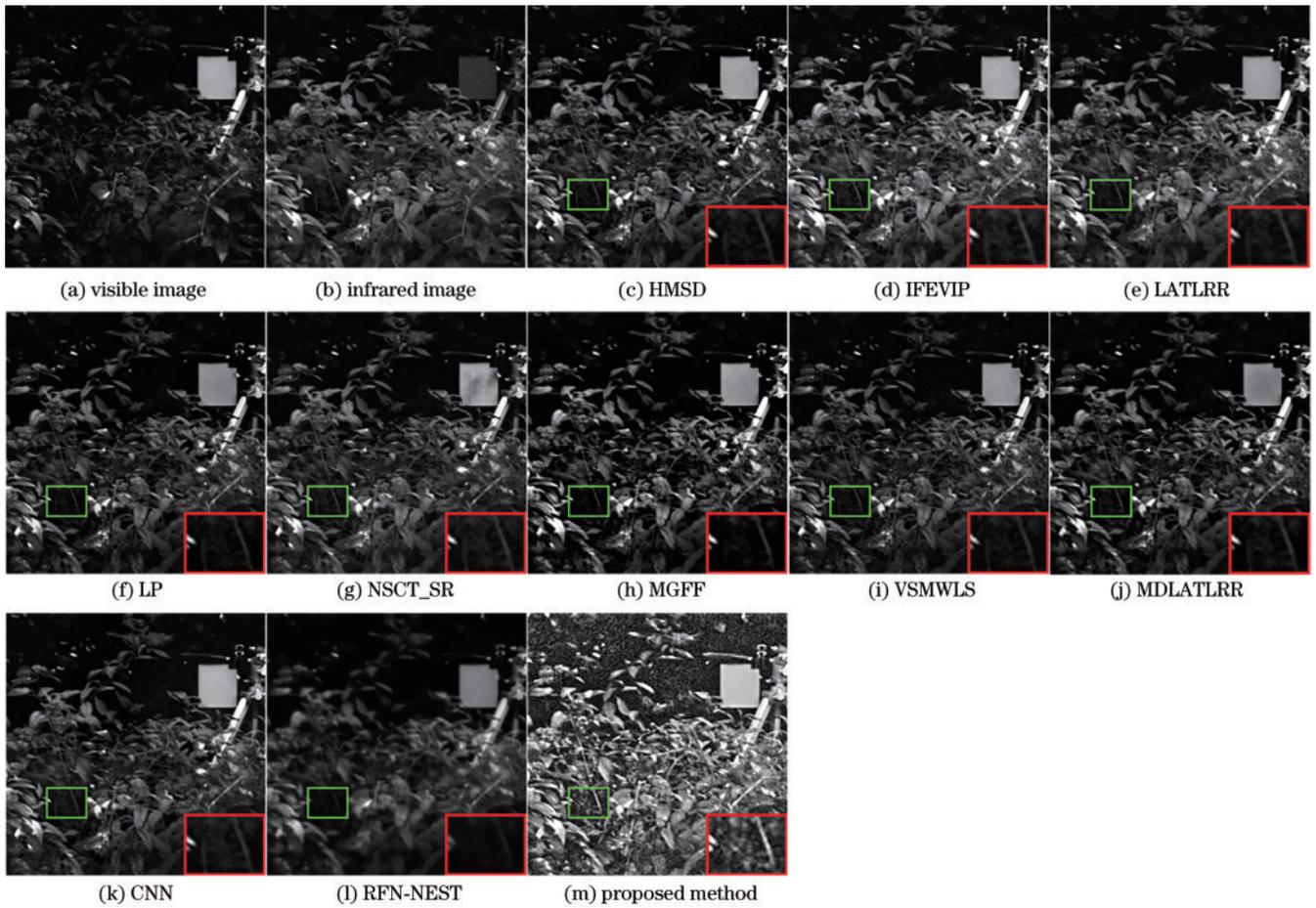


图 8 不同融合方法对 tree 图像的融合结果

Fig. 8 Fusion results obtained by different fusion methods for tree image

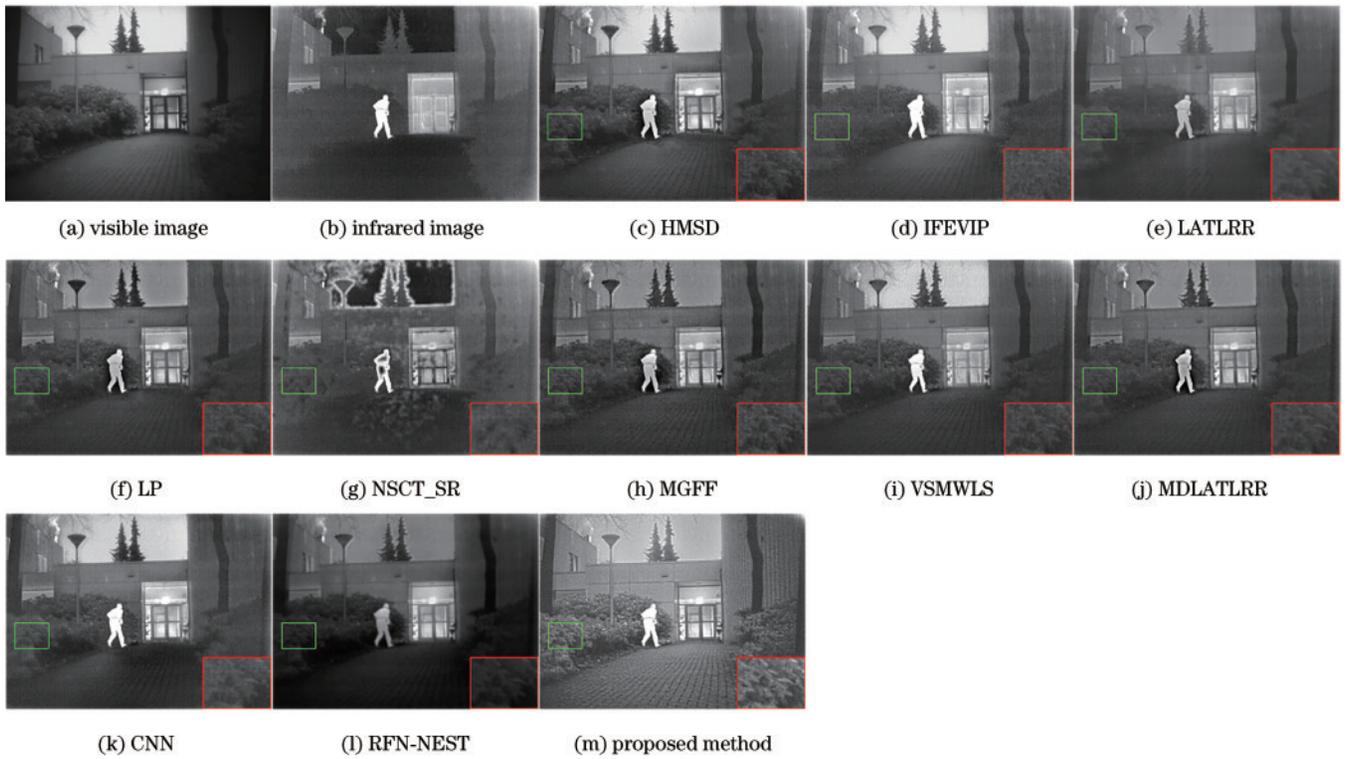


图 9 不同融合方法对 school 图像的融合结果

Fig. 9 Fusion results obtained by different fusion methods for school image

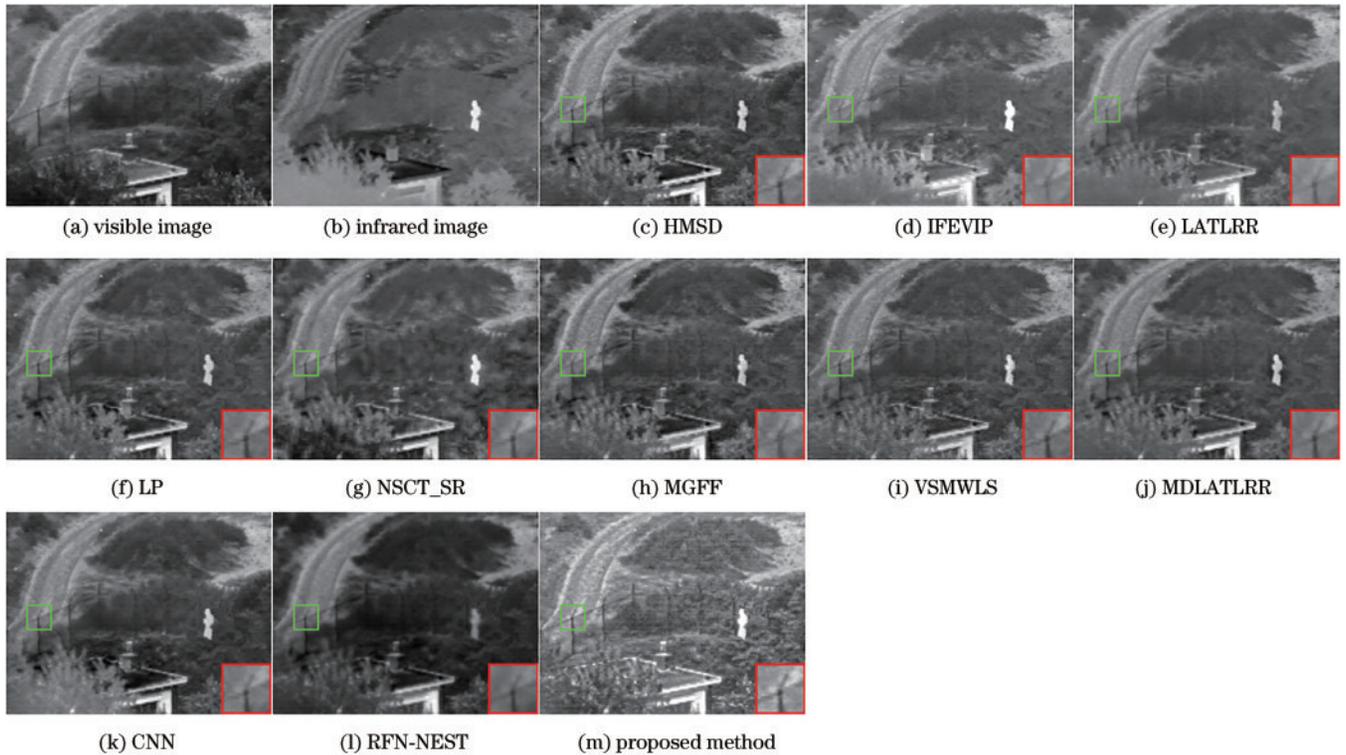


图 10 不同融合方法对 camp 图像的融合结果

Fig. 10 Fusion results obtained by different fusion methods for camp image

过于平滑导致围栏处的细节被模糊掉了;所提方法在对红外目标轮廓、围栏处的刻画上相较其他方法都更加突出,符合人眼视觉对实际景观观测效果的要求。

表 2 给出了所提方法与其他 10 种方法在 4 组图像

上的实验数据。从表 2 可以看出:对于所有图像,所提方法的 SF、AG、EI 三项指标都有较大幅度提升;对 school 和 tree 两组图像的 IE 值最高,对 camp 图像的 IE 值仅次于最高值并且相差较小,对 road 图像的 IE 值处

表 2 不同融合方法的客观评价指标

Table2 Objective evaluation indicators of different fusion methods

Source image	Method	SF	AG	EI	Q_{cb}	IE
Road	HMSD	17.5674	6.0079	63.1150	0.5515	6.7081
	LATLRR	12.1848	4.0811	43.2928	0.5429	6.3014
	LP	16.3290	5.4941	58.0796	0.5080	6.6372
	IFEVIP	14.1162	5.4106	57.8583	0.5474	6.7129
	NSCT_SR	16.7009	5.8570	62.4193	0.6040	6.8281
	VSMWLS	16.0335	5.1831	53.8014	0.5557	6.2132
	MGFF	14.8678	5.4644	57.8654	0.5061	6.6685
	MDLATLRR	16.6794	5.6289	59.8057	0.4975	6.5621
	CNN	16.2121	5.5013	58.1258	0.5972	6.7048
	RFN-NEST	6.4614	2.2904	25.0055	0.5126	5.8536
	Proposed method	23.9637	8.1639	82.5267	0.5734	6.6276
Tree	HMSD	23.8510	9.2298	94.8332	0.6569	6.7835
	LATLRR	22.3650	8.8570	91.7881	0.6832	6.8747
	LP	21.7602	8.3035	85.2999	0.6227	6.5519
	IFEVIP	24.6768	9.8544	101.8078	0.6949	7.0194
	NSCT_SR	21.2417	8.1751	83.9755	0.6928	6.7355
	VSMWLS	21.7911	8.3110	84.5247	0.6793	6.6296
	MGFF	26.9349	10.1338	104.9981	0.5587	6.1870
	MDLATLRR	23.9089	9.1837	95.2020	0.6181	6.4839
	CNN	21.3890	8.1813	83.9645	0.643	6.8264
	RFN-NEST	10.8456	4.6900	50.7199	0.6134	6.4651
	Proposed method	41.1557	18.2584	183.0180	0.6303	7.5858
School	HMSD	10.6450	4.3282	42.1393	0.4672	7.1635
	LATLRR	6.3393	2.5151	25.0382	0.4929	6.7015
	LP	9.2327	3.8211	37.6272	0.4887	6.7776
	IFEVIP	9.0931	3.7102	36.7382	0.4721	6.9825
	NSCT_SR	9.7135	4.1046	41.3897	0.4988	7.0301
	VSMWLS	10.3717	4.2445	40.9354	0.4657	6.9551
	MGFF	10.0096	4.2202	41.7272	0.5001	6.8664
	MDLATLRR	9.0027	3.6402	36.2517	0.4670	6.7518
	CNN	9.2641	3.8181	37.6419	0.4996	7.1048
	RFN-NEST	4.6368	1.8381	19.8348	0.4944	7.0005
	Proposed method	13.5766	5.5592	54.1671	0.4952	7.2032
Camp	HMSD	12.9588	5.3733	54.9035	0.5736	6.9385
	LATLRR	8.4160	3.6494	38.1772	0.5290	6.5826
	LP	10.9681	4.6338	47.9002	0.5730	6.6718
	IFEVIP	10.4097	4.5280	46.5933	0.4837	6.7702
	NSCT_SR	10.7614	4.6437	48.8054	0.5587	6.8129
	VSMWLS	11.7773	4.9211	49.7469	0.5946	6.6122
	MGFF	11.8534	5.1788	53.6499	0.5640	6.8117
	MDLATLRR	10.1595	4.3148	45.0209	0.5694	6.5432
	CNN	10.9595	4.6559	48.1431	0.5777	7.0665
	RFN-NEST	7.3192	3.4695	37.7255	0.5775	6.8510
	Proposed method	16.5619	7.3575	75.4030	0.5461	7.0468

于中等水平,但是通过观察图 7 发现,NSCT_SR、MGFF、IFEVIP、HMSD、CNN 所得到的融合结果产生了明显的黑影,这可能是导致它们的 IE 值比所提方

法高的原因;所提方法的 Q_{cb} 值在 4 组图像上处于中等水平,主要原因在于计算 Q_{cb} 时需要参考源图像,而所提方法对可见光图像进行了非线性图像增强,因此导

致 Q_{cb} 下降。另外 Q_{cb} 是基于人眼视觉感知的评价指标,人眼通常对平滑图像有更好的视觉感知,但所提融合算法的出发点是提取源图像中更多的细节信息,增强融合图像细节的可见性,所以在一定程度上牺牲了图像的平滑程度。例如在 tree 图像上,所提算法的 Q_{cb} 值低于其他方法,但观察图 8 可以明显看到所提方法得到的融合图像细节信息多于其他 10 种方法。

图 11~15 为 11 种方法对从 TNO 数据集中选取的 30 组源图像的 AG、IE、EI、 Q_{cb} 、SF 的分布曲线。可以清楚地看到:所提方法的 SF、AG、EI 三个指标明显优于其他 10 种对比方法;IE 和 Q_{cb} 两个指标从整体来看处于中等水平,但在前 15 组图像上 IE 多次取得最高值或次高值,在后 15 组图像上 Q_{cb} 多次取得最高值或次高值。通过对 30 组图像进行集中客观评价,并结合主观分析,

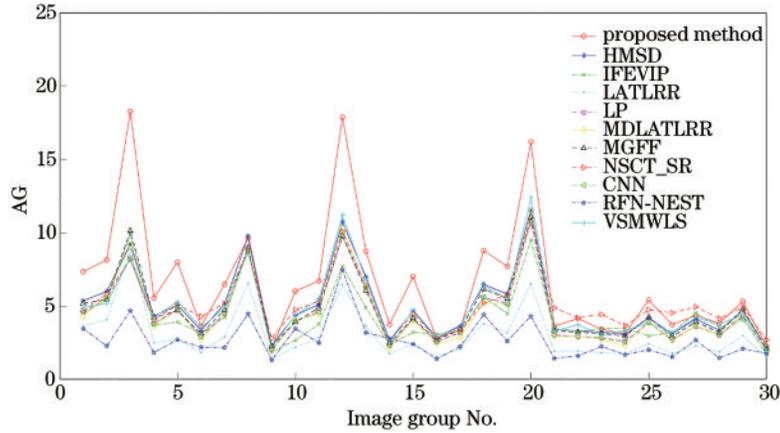


图 11 AG 折线图
Fig. 11 AG line chart

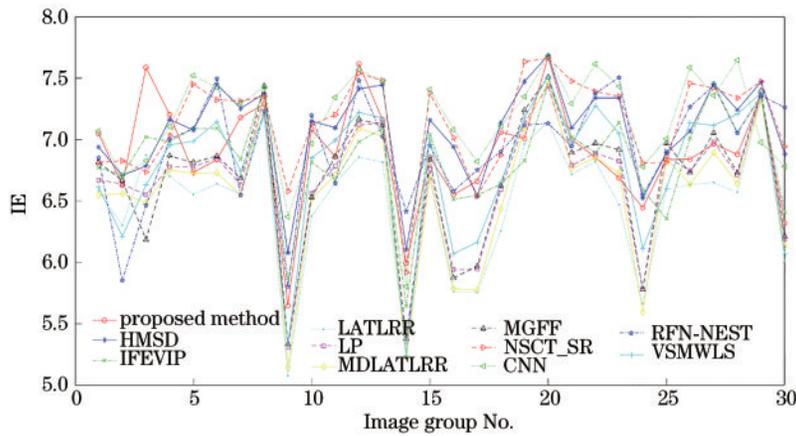


图 12 IE 折线图
Fig. 12 IE line chart

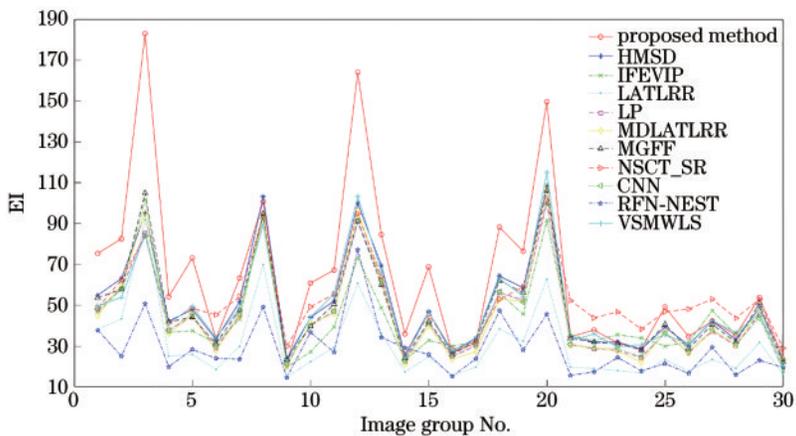


图 13 EI 折线图
Fig. 13 EI line chart

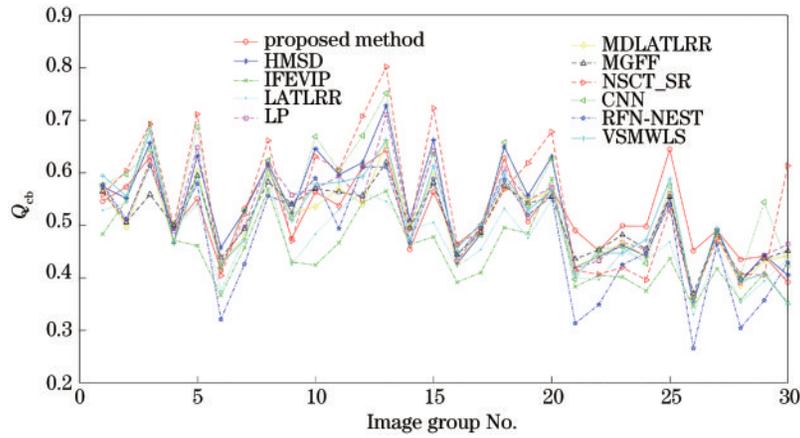
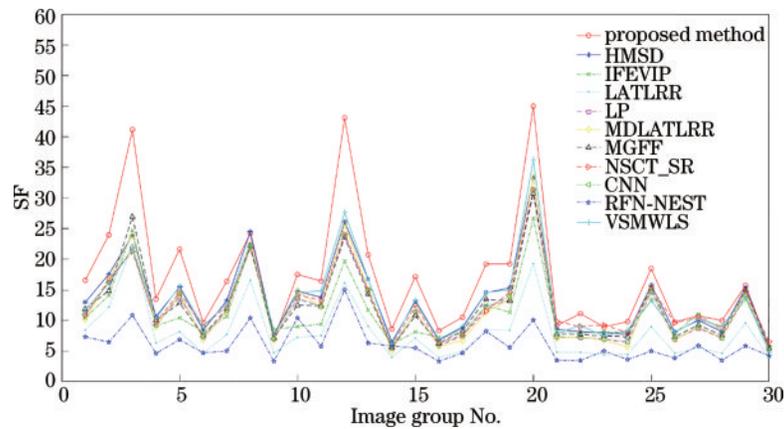
图 14 Q_{ch} 折线图Fig. 14 Q_{ch} line chart

图 15 SF 折线图

Fig. 15 SF line chart

结果说明所提融合算法较对比方法具有一定优势。

4 结 论

提出了一种基于图像增强和多尺度分解的融合算法。该算法解决了融合图像亮度低、可见光图像细节丢失的问题。通过对可见光图像进行自适应局部增强,最终融合图像的亮度和对比度提高,利用基于引导滤波的显著性提取方法能完整地提取出源图像的亮度层。在融合规则上根据亮度层特性,采用像素值取大的融合规则使融合结果中目标区域突出。提出最小二乘优化对基础层进行处理,使融合图像中包含更多的细节信息。实验结果表明:无论是主观分析还是客观分析,所提方法相比于其他方法均能得到更好的融合效果,且融合图像能包含更多细节信息。

参 考 文 献

- [1] Goshtasby A A, Nikolov S. Image fusion: advances in the state of the art[J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 114-118.
- [2] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.
- [3] 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.
- [4] Zhang Y, Liu Y, Sun P, et al. IFCNN: a general image fusion framework based on convolutional neural network[J]. Information Fusion, 2020, 54: 99-118.
- [5] Li G F, Lin Y J, Qu X D. An infrared and visible image fusion method based on multi-scale transformation and norm optimization[J]. Information Fusion, 2021, 71: 109-129.
- [6] Sun J G, Han Q L, Kou L, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on Laplacian Pyramids[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2018, 35(3): 480-490.
- [7] Petrović V S, Xydeas C S. Gradient-based multiresolution image fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(2): 228-237.
- [8] Panchotiya B, Patel R, Israni D. An efficient image fusion of visible and infrared band images using integration of anisotropic diffusion and discrete wavelet transform[J]. Journal of Communications Software and Systems, 2020, 16(1): 30-36.
- [9] Guo L Q, Dai M, Zhu M. Multifocus color image fusion based on quaternion curvelet transform[J]. Optics Express, 2012, 20(17): 18846-18860.

- [10] Wei R R, Zhu D P, Zhan W D, et al. Infrared and visible image fusion based on RPCA and NSST[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(5): 1640-1652.
- [11] Li H, Liu L, Huang W, et al. An improved fusion algorithm for infrared and visible images based on multi-scale transform[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 74: 28-37.
- [12] 苏金凤, 张贵仓, 汪凯. 结合鲁棒主成分分析和非下采样轮廓波变换的红外与可见光图像的压缩融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041005.
Su J F, Zhang G C, Wang K. Compressed fusion of infrared and visible images combining robust principal component analysis and non-subsampled contour transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041005.
- [13] 赵程, 黄永东. 基于滚动导向滤波和混合多尺度分解的红外与可见光图像融合方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 141007.
Zhao C, Huang Y D. Infrared and visible image fusion via rolling guidance filtering and hybrid multi-scale decomposition[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 141007.
- [14] 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.
- [15] Zhou Z Q, Wang B, Li S, et al. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters[J]. *Information Fusion*, 2016, 30: 15-26.
- [16] 江泽涛, 吴辉, 周晓玲. 基于改进引导滤波和双通道脉冲发放皮层模型的红外与可见光图像融合算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(2): 0210002.
Jiang Z T, Wu H, Zhou X L. Infrared and visible image fusion algorithm based on improved guided filtering and dual-channel spiking cortical model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(2): 0210002.
- [17] Zhang Q, Shen X Y, Xu L, et al. Rolling guidance filter [M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. *Computer Vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2014, 8691: 815-830.
- [18] 裴佩佩, 杨艳春, 党建武, 等. 基于滚动引导滤波器和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(12): 1210001.
Pei P P, Yang Y C, Dang J W, et al. Infrared and visible image fusion method based on rolling guidance filter and convolution sparse representation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(12): 1210001.
- [19] Zhou Z Q, Dong M J, Xie X Z, et al. Fusion of infrared and visible images for night-vision context enhancement [J]. *Applied Optics*, 2016, 55(23): 6480-6490.
- [20] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. New York: IEEE Press, 2009: 1597-1604.
- [21] Liu Y, Liu S P, Wang Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, 24: 147-164.
- [22] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B, et al. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.
- [23] Zhang Y, Zhang L J, Bai X Z, et al. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 83: 227-237.
- [24] Li H, Wu X J. Infrared and visible image fusion using Latent Low-Rank Representation[EB/OL]. (2018-12-18) [2018-12-24]. <https://arxiv.org/abs/1804.08992>.
- [25] 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.
- [26] Liu Y, Chen X, Cheng J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2018, 16(3): 1850018.
- [27] Li H, Wu X J, Kittler J. RFN-Nest: an end-to-end residual fusion network for infrared and visible images[J]. *Information Fusion*, 2021, 73: 72-86.
- [28] Li H, Wu X J, Kittler J. MDLatLRR: a novel decomposition method for infrared and visible image fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 4733-4746.