

控制与决策

Control and Decision

基于FRC框架的红外与可见光图像融合方法

代立杨, 刘刚, 肖刚, 阮俊瑾, 朱静莲

引用本文:

代立杨, 刘刚, 肖刚, 等. 基于FRC框架的红外与可见光图像融合方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(11): 2690–2698.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0669>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于混合模型驱动的红外与可见光图像融合

Infrared and visible image fusion based on hybrid model driving

控制与决策. 2021, 36(9): 2143–2151 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1749>

基于前景优化和概率估计的显著性检测

Saliency detection based on foreground optimization and probability estimation

控制与决策. 2021, 36(4): 917–924 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1101>

基于前景优化和概率估计的显著性检测

Saliency detection based on foreground optimization and probability estimation

控制与决策. 2021, 36(4): 917–924 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1101>

大群体应急决策中考虑属性关联的偏好信息融合方法

Preference information fusion method of large groups emergency decision-making based on attributes association

控制与决策. 2021, 36(10): 2537–2546 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0117>

复杂背景下全景视频运动小目标检测算法

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background

控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

基于FRC框架的红外与可见光图像融合方法

代立杨¹, 刘刚^{1†}, 肖刚², 阮俊瑾³, 朱静莲³

(1. 上海电力大学 自动化工程学院, 上海 200090; 2. 上海交通大学 航空航天学院, 上海 200240;
3. 上海极清慧视科技有限公司, 上海 200040)

摘要: 像素级图像融合方案多采用全局统一的融合规则, 融合过程易导致区域层级信息丢失. 对此, 提出一种基于模糊区域特征(FRC)框架的红外与可见光图像融合方法. 首先, 制定一种模糊区域规则, 该规则依据区域特征的模糊性质, 对源图像依次施行区域分割、模糊判定和解模糊, 全局图像的融合转化为3种不同属性区域的融合; 然后, 分别对目标区域、过渡区域和背景区域采用期望值最大(EM)、加权平均融合、主成分分析(PCA)的融合策略进行融合; 最后, 融合后的区域图重构得到最终的融合图像. 为验证FRC框架保护区域特征的有效性, 还提出一种区域特征一致性的度量指标(RC^{ABF}), 经主观视觉与客观指标检验, 融合图像在保持红外目标显著性的同时, 具有清晰的背景细节, 优于现有的红外与可见光图像融合方法, 宜应用于红外目标的监控与分析.

关键词: 红外与可见光图像融合; 模糊区域特征; 模糊区域规则; 期望值最大; 主成分分析

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0669

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 代立杨, 刘刚, 肖刚, 等. 基于FRC框架的红外与可见光图像融合方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2690-2698.

Infrared and visible image fusion based on FRC algorithm

DAI Li-yang¹, LIU Gang^{1†}, XIAO Gang², RUAN Jun-jin³, ZHU Jing-lian³

(1. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. School of Aeronautics and Astronautics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 3. Shanghai UHDTVISION Technology Co Ltd, Shanghai 200040, China)

Abstract: In pixel level image fusion schemes, global and unified fusion rules are often used, which results in the loss of regional level information. In this paper, a fusion method of infrared and visible images based on the frame of fuzzy regional characteristics (FRC) is proposed. First of all, a fuzzy region rule is established, according to the fuzzy characteristics of region features, the rule performs region segmentation, fuzzy judgment and defuzziness on the source image in turn. The fusion of global image is transformed into the fusion of three different attribute regions. Then, the target region, transition region and background region are fused by the fusion strategies of expectation maximization (EM), weighted average fusion and principal component analysis (PCA). Finally, the fused region image is reconstructed to get the final fused image. In order to verify the validity of the FRC framework protection region feature, this paper also proposes a region feature consistency metric (RC^{ABF}). Tested by subjective vision and objective indicators, the fusion image has clear background details while maintaining the saliency of infrared target, which is superior to the existing fusion methods of infrared and visible image, and is suitable for infrared target monitoring and analysis.

Keywords: infrared and visible image fusion; fuzzy regional characteristics; fuzzy region rule; expectation maximization; principal component analysis

0 引言

在图像融合技术中, 红外与可见光图像融合已成为当前最具价值的一项融合技术, 红外成像通过捕捉热源体对外的红外辐射差异而形成红外图像, 与可见光图像相比, 红外图像抗雾、霾等因素干扰, 图像的灰

度均值保持相对稳定, 局部区域具有较多、较大的同质区, 与此同时, 在对比度、分辨率和细节刻画等方面红外图像又远不如可见光图像^[1]. 因此, 红外图像与可见光图像之间良好的互补特性, 使得二者的融合图像具有更好的可视效果和丰富的光谱信息. 实际上,

收稿日期: 2020-05-31; 修回日期: 2020-10-08.

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目(2014CB744903); 国家自然科学基金项目(61203224); 上海浦江人才计划项目(16PJD028).

†通讯作者. E-mail: liugang@shiep.edu.cn.

红外与可见光图像的融合技术早已广泛地应用于监测监控、军事侦察、遥感探测等领域^[2]。

目前的像素级^[3]图像融合最明显的特点,是基于局部融合算子进行全局统一的融合过程,忽视了同一幅图像中不同内容的区域之间的差异,因而极易导致局部重要信息的丢失,这种做法本质上忽略了图像的区域特征一致性问题,使得融合图像的区域细节信息丢失以及目标特征可视性下降。而基于区域的融合决策方案往往更多地顾及区域特征,容易获得良好的区域特征一致性。Lewis 等^[4]通过对比实验发现,通常像素级图像融合方案比基于区域级的图像融合方案对配准误差更为敏感,而当后者与智能语义融合规则结合时,展现出更加突出的性能。Zaveri 等^[5]为了从两类尤因肉瘤的 MR 影像中综合得到更多的诊断信息,分别对基于区域特征的融合方法和多分辨率融合方法进行对比,验证了局部区域特征信息对辅助决策的重要性。向天烛等^[6]针对传统融合方法易丢失红外目标区域信息的缺陷,采用以区域特征差异指导融合决策的方法,有效融合了红外图像的热目标特征。Zhang 等^[7]则进一步通过引入混合视觉显著性分析进行区域的划分,从而为多光谱图像注入了从全色图像中提取的细节信息。Bikash 等^[8]在前人的工作基础上,将基于区域的融合方案归于特征级图像融合方法,并提出了针对目标区域融合效果的评价指标,完善了区域级融合决策的评价体系。然而,随着模糊理论^[9]在智能控制领域的发展和应用,国内外学者提出了大量具有现实意义的模糊决策方法用于解决各领域的控制和决策问题^[10-11],同样,区域特征模糊的本质属性也为红外与可见光图像融合工作带来了新的启示。

基于上述研究和区域特征一致性问题,本文提出基于 FRC 框架的红外与可见光图像融合方法,并为测度区域一致性设计 RC^{ABF} 指标。实验结果经主观和客观评价表明,融合图像具有良好的区域特征一致性和高对比度、清晰度。经多种融合方法的对比,FRC 融合框架有效解决了红外与可见光图像融合常见的区域特征一致性问题,获得的融合图像 RC^{ABF} 值比现有方法提高 30% 左右,且热特征更加显著,成像清晰,更适用于微光监控和图像的后续处理。

1 FRC 框架

1.1 方法结构

FRC 的基本流程如图 1 所示, IM_{IR} 和 IM_{VI} 分别是已配准好的红外图像和可见光图像。因此, FRC 融合框架实际上是通过模糊区域规则和差异化的融合

决策来保护区域特征一致性,具体步骤如下。

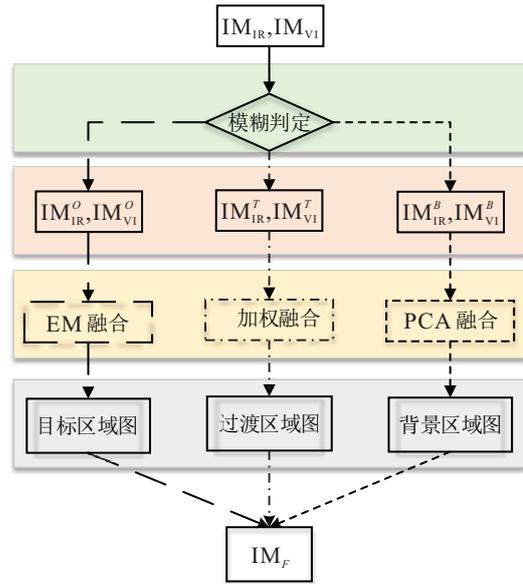


图 1 融合框架

step 1: 模糊判定。建立模糊区域规则并依据红外图像的局部同质特性进行分割,将获得的图像区域重定义为不同的属性。其中:上标 O 表示包含多数红外热信息的目标区域;上标 B 表示在可见光成像下该区域具有丰富的细节纹理信息,定义为背景区域;上标 T 表示由目标区域向背景区域的过渡区,通常具有较少的内容信息。

step 2: 区域融合。通过模糊判定通常可以获得区域的主要特征,即得到特征明确的基本区域对,此时,分区域采用不同的算法通常更能保护区域特征的个体差异,获得良好的区域特征一致性。本文分别采用 EM、加权平均和 PCA 的融合策略对基本区域进行融合,从而避免全局统一融合规则的弊病,保护区域特征一致性。

step 3: 重构。通过组合目标区域图、过渡区域图和背景区域图来重构最终的融合图像 IM_F 。

1.2 模糊区域规则

通过模糊区域规则将全局像素融合改为区域融合的指导融合决策。实际上,当采用极限的思想时,极限小的区域就变成了像素点,不同的是,在灰度和细节等特征的呈现上区域更具优势。然而,即使简单的区域,人眼也并不能判断该区域的灰度特征更重要还是细节特征更重要,也就是说,区域特征是一个相对模糊的概念。因此,在模糊区域显著化过程中建立如下的模糊区域规则。

首先,区域分割。红外图像中像素灰度分布区域化,同质区较多,可采用文献[12]中提到的一种 K -均值聚类法进行聚类分割,获得 N 个分割区域。

其次,模糊判定.区域作为模糊化的基本单位,得到的分割区域表示为 $i = 1, 2, \dots, N$,若 $j \in \{O, T, B\}$ 分别表示区域目标特征、过渡特征和背景特征3种属性,则区域 i 对区域属性 j 的隶属度函数可定义为

$$\mu_{i,j} = \exp \left[\frac{-(AV_i - E_j)^2}{(L_{\max} - L_{\min})/2} \right]. \quad (1)$$

其中: $E_O = L_{\min}$, $E_T = (L_{\max} - L_{\min})/2$, $E_B = L_{\max}$ 分别表示区域中像素的最小值、中值和最大值; AV_i 表示区域所有像素的均值.由此可知: $\mu_{i,O}$, $\mu_{i,T}$, $\mu_{i,B}$ 的大小反映了原始分割区域对不同区域特征的隶属值,这种特征关联方式可使用图2所示的隶属规则曲线草图近似表示,3条曲线分别代表组成各区域的像素点与区域整体特征之间的隶属度.可以看出,像素在作为极限小的一个区域时,既具有热目标的灰度特征,同时也具备属于背景的细节特征,分割区域则通常以可见光特征为主或以红外光特征为主,而主特征恰是所需要明确和强调的.

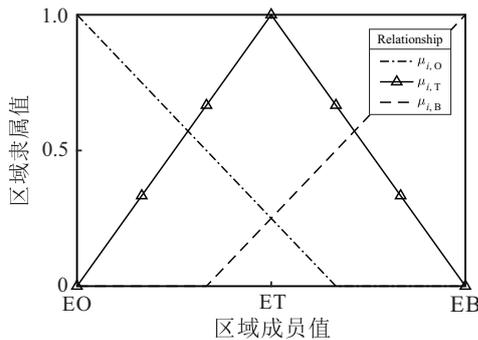


图2 隶属规则曲线

一个区域的成员值域是十分分散的,但总体而言,当且仅当 $AV_i \approx E_O$ 时,有 $\mu_{i,O} \approx 1$,表示该区域的所有像素点均具有不同程度类似的红外特征,因而视为目标区域;同理, $AV_i \approx E_T$ 时,视该区域的所有像素点均属于过渡区域; $AV_i \approx E_B$ 时,视该区域的所有像素点均属于背景区域.

最后,解模糊.根据前面获得的分割区域和隶属值进行解模糊,该步骤使目标区域具有更突出的红外灰度特征,同时背景区域的细节特征则得到显著化,形式上表示为

$$F_j = \sum_{i=1}^N \mu_{i,j} IM^j / \sum_{i=1}^N \mu_{i,j}. \quad (2)$$

其中: IM^j 为已知特征属性的基本区域, F_j 为解耦后的区域图,分别保持 j 为不同的定值,可获得图3中(e)和(f)所示的特征增强效果图,具有比原始分割区域更显著的区域特征,实际上,(e)和(f)的获得必须经过(c)的区域分割和(d)的目标分离过程.因此,图3实际上展示了模糊区域规则的主要实施过程.

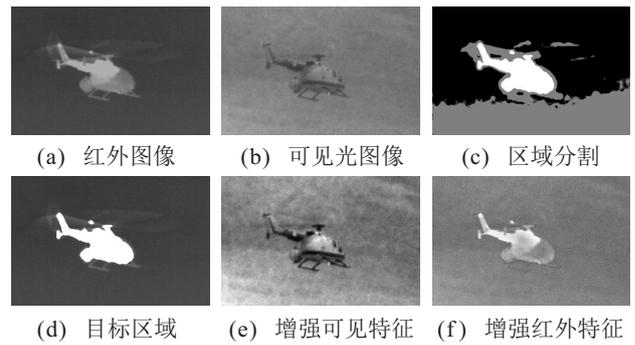


图3 模糊区域规则处理过程

1.3 融合决策

通过区域分割、模糊判定和解模糊,原始的分割区域增强了主要特征,此时,针对区域特征采取不同的融合策略将更容易综合红外与可见光两种异构图像特征.由于过渡区域往往不包含重要的特征信息,使用加权平均的融合策略^[13]也并不会影响融合的观感,而对于目标区域和背景区域则需要选择合适的融合策略.因此,本文使用加权平均的融合策略融合过渡区域,使用EM策略^[14-15]融合目标区域,使用PCA策略^[16]融合背景区域,限于篇幅,本文仅对EM和PCA两种算法进行详细介绍.

1.3.1 基于PCA的背景区域融合策略

PCA方法的降维处理方式应用在图像处理上往往容易获得大尺度下的纹理和细节信息,因此,将PCA应用于背景区域的融合,可以很好地对背景区域中的细节、线条和边缘进行捕捉和刻画,从而保留图像的主要细节信息.

基于PCA的背景区域融合策略具体步骤如下:

1) 首先,将区域图像 IM_{VI}^B 和 IM_{IR}^B (假设源图像为 $M \times N$ 矩阵)视作矩阵 X 的列向量.

2) 将矩阵 X 按行进行零均值化,即

$$x'_{(i,j)} = x_{(i,j)} - \sum_j x_{(i,j)} / 2M. \quad (3)$$

其中: $x_{(i,j)}$ 为矩阵 X 中位置为 (i,j) 处的元素, $x'_{(i,j)}$ 为对应位置处零均值化后的元素, $\sum_j x_{(i,j)} / 2M$ 为按行求取均值.

3) 求出 X 每列维度之间的协方差矩阵 $Cov(\xi_m, \xi_n)$.

4) 计算协方差矩阵 $Cov(\xi_m, \xi_n)$ 的特征值 λ_1 、 λ_2 对应的特征向量

$$\psi_1 = \begin{bmatrix} \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \end{bmatrix}, \psi_2 = \begin{bmatrix} \Phi_{21} \\ \Phi_{22} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

5) 将最大特征值 $\max(\lambda_1, \lambda_2)$ 对应的特征向量视作 ψ_{\max} ,并通过归一化操作求得主成分分量

$$P_1 = \frac{\Psi_{\max}(1)}{\sum_i \Psi_{\max}(i)}, P_2 = \frac{\Psi_{\max}(2)}{\sum_i \Psi_{\max}(i)}. \quad (5)$$

6) 经过 PCA 后, 得到权重 P_1 、 P_2 , 目标区域图 IM_F^B 可以表示为

$$IM_F^B = P_1 IM_{IR}^B + P_2 IM_{VI}^B. \quad (6)$$

1.3.2 基于 EM 的目标区域融合策略

由于 EM 方法对像素邻域内分布差异小的图像数据敏感且不会造成明显的人为处理痕迹, 恰符合目标区域同质、稳定的成像特点, EM 不但不会破坏红外目标的灰度特征, 而且可以保持热目标明亮的特点. 它通过有限步迭代找出最佳的融合带, 最大限度保留细小的细节信息. 在迭代开始之前首先建立如下所示的图像生成模型:

$$I_i(j) = \alpha_i(j)S(j) + \beta_i(j) + \varepsilon_i(j), \quad i = 1, 2, \dots, q. \quad (7)$$

其中: i 代表传感器类别, j 表示一个位置矢量, 即 (x, y) 位置处对应的像素点, $I_i(j)$ 表示由第 i 个传感器所生成的图像; $S(j)$ 为目标变量, 表示真实场景, 通过估计获得; $\alpha_i(j) = \pm 1$ 或 0 表示传感器对实际场景的刻画方式, $\alpha_i(j) = 1$ 表示传感器用正常的视觉方式反映场景信息, $\alpha_i(j) = 0$ 表示传感器停止工作, $\alpha_i(j) = -1$ 表示传感器使用转置的成像模式; $\beta_i(j)$ 为引入的传感器空间偏移量; $\varepsilon_i(j)$ 为引入的噪声模型. 考虑到噪声的复杂性, 模拟为如下所示的混合型高斯概率密度函数:

$$f_{\varepsilon_i(j)}(\varepsilon_i(j)) = \sum_{k=1}^K \lambda_{k,i}(j) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{k,i}^2(j)}} \exp\left[-\frac{\varepsilon_i^2(j)}{2\sigma_{k,i}^2(j)}\right]. \quad (8)$$

其中: $\lambda_{k,i}(j)$ 为第 k 项混合高斯分布的权重, 用 $\sigma_{k,i}^2(j)$ 表示该 k 项混合高斯分布的方差.

EM 算法的标准计算框架由 E 步 (Expectation-step) 和 M 步 (Maximization step) 交替组成. 以上两步反复迭代执行, 模型中的参数 $\lambda'_{k,i}$ 、 $\sigma'^2_{k,i}$ 和 β'_i 逐渐趋于稳定, 此时得到估计的真实场景

$$S'(l) = \frac{\sum_{i=1}^2 \sum_{k=1}^K I_i(l) \alpha'_i \frac{2g_{k,i,l}(I_i(l))}{\sigma_{k,i}^2}}{\sum_{i=1}^2 \sum_{k=1}^K \alpha'_i \frac{2g_{k,i,l}(I_i(l))}{\sigma_{k,i}^2}}. \quad (9)$$

其中: $g_{k,i,l}$ 表示第 i 个传感器在 K 项高斯混合分布中的第 k 项高斯概率密度函数; l 表示以像素 j 为中心的 5×5 邻域大小的窗口, 即整幅图像的处理通过滑动窗口的方式进行, 实际中, 该参数的最优或自适应设

定往往对图像产生不同的融合效果. 因此, EM 通过改变传感器类别输入红外和可见光图像进行后验估计, 从而估计出融合的目标区域.

2 区域一致性测度

为了直观量化地度量 FRC 框架对融合图像区域特征一致性的保护性能, 设计区域一致性测度指标 RC^{ABF} . 该指标将多个区域的互信息关联起来, 通常可反映为与源图像的区域特征关联程度, 相对传统的全局互信息指标, 该指标更强调局部主要特征的相似程度. 该指标的评估必须经过区域分割来进行, 过程如下:

1) 给定所需分割的区域总数, 一般使用 K -均值聚类算法将融合图像分割成 N 个区域, 保证在得到的同一个区域内像素间具有相对类似的属性.

2) 对于每一个区域, 计算如下的互信息:

$$MI_{FA}^i(f, a) = \sum_{f,a} p_{FA}^i(f, a) \log \frac{p_{FA}^i(f, a)}{p_F^i(f)p_A^i(a)}, \quad (10)$$

$$MI_{FB}^i(f, b) = \sum_{f,b} p_{FB}^i(f, b) \log \frac{p_{FB}^i(f, b)}{p_F^i(f)p_B^i(b)}. \quad (11)$$

其中: MI_{FA}^i 是融合图像 F 和源图像 A 关于区域 i 的互信息, $p_{FA}^i(f, a)$ 是二者的联合分布, $p_F^i(f)p_A^i(a)$ 是两变量独立情况下的边缘分布, 计算 $p_{FA}^i(f, a)$ 和 $p_F^i(f)p_A^i(a)$ 时, 采样点的数目被指定为区域内像素的数目. MI_{FB}^i 、 $p_{FB}^i(f, b)$ 和 $p_F^i(f)p_B^i(b)$ 的计算与式 (10) 同理.

3) 对于区域 i 而言, 融合图像 F 与源图像 A 、 B 关于给定区域下的相似程度通过如下的线性组合公式得到:

$$MI_{F,AB}^i = MI_{FA}^i(f, a) + MI_{FB}^i(f, b). \quad (12)$$

4) 计算其中一个区域的区域一致性, 可依下式得到:

$$RC_{F,AB}^i = \max\{MI_{FA}^i, MI_{FB}^i\} \times MI_{F,AB}^i. \quad (13)$$

5) 最后, 综合各区域的一致性评价价值, 得到融合图像的指标值

$$RC_{F,AB} = \sum_{i=1}^N RC_{F,AB}^i / N. \quad (14)$$

3 实验分析

为验证本文方法的有效性, 设置了“Kaptein”和“Solider”两组原始图像进行详细的实验对比和分析, 每组对比实验中包含 FRC 方法在内的 9 种融合方法, 其余的 8 种对比方法涵盖了传统的红外与可见光图像融合方法以及当下最具热点的深度学习方法. 前者包括: 基于离散小波变换^[17] (discrete

wavelet, DWT)、拉普拉斯金字塔^[18] (laplacian pyramid, LP)、梯度金字塔^[19] (gradient pyramid, GP)、自适应稀疏表示^[20] (adaptive sparse representation, ASR)和视觉显著性映射^[21] (visual saliency map, VSM)的图像融合方法,后者根据网络模型的演化选取基于卷积神经网络^[22] (convolutional neural network, CNN)、生成式对抗网络^[23] (generative adversarial network, GAN)和 DenseFuse^[24] (D-F)的图像融合方法. 另外,8种对比算法均按照相应文献中的典型参数或最优参数进行设定,而FRC参数的设定则需要考虑区域分割的合理性以及各区域融合方法之间的过渡性,以尽可能降低分区域融合可能造成的区域痕迹,实验中FRC

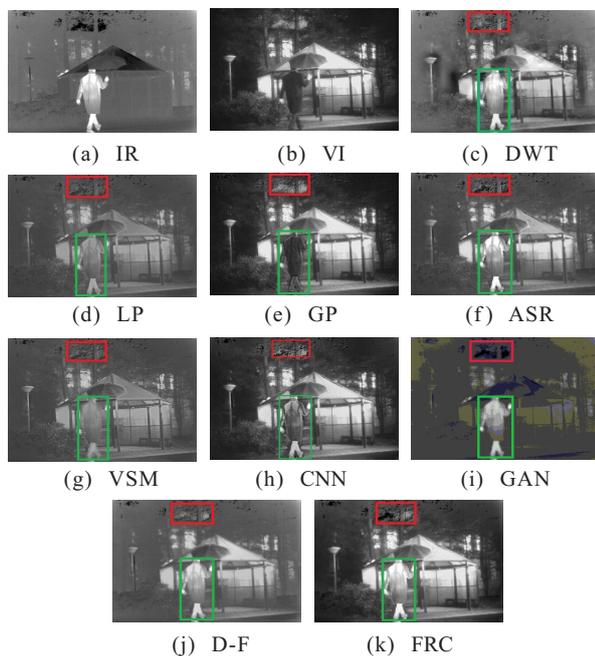


图4 “Kaptein”组对比实验

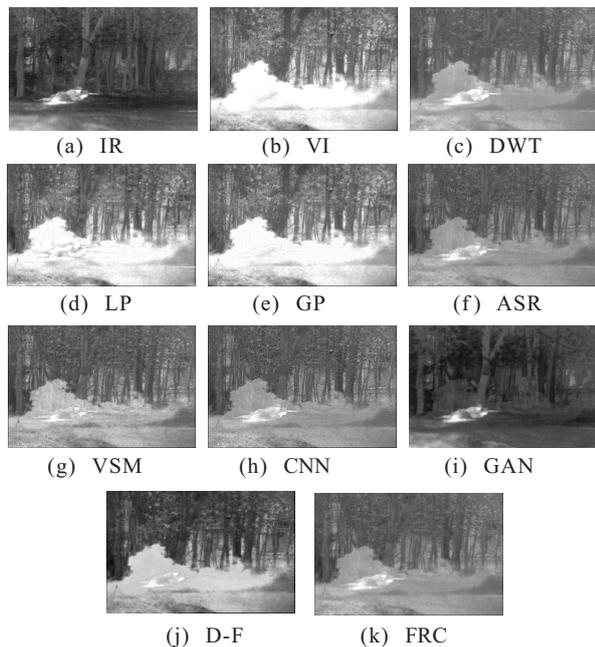


图5 “Solider”组对比实验

的执行均在不同的最佳融合参数设定下进行. 实验基于6GB的RAM & 2.5GHz主频计算机以及Win7 & Matlab2016a的计算环境下进行. 所有的实验图像均来自TNO image fusion dataset^[25]公开数据集,实验结果如图4和图5所示.

3.1 主观评价

为全面地考察不同算法的融合效果,分别从融合图像整体和局部入手进行对比评价. 首先,从图4中容易发现,DWT和GP具有明显的融合处理痕迹,比如树林的背景被虚化、人体线条失真,且源图像区域间成像特性差异越大特征变化越急剧处,这种效应越明显,对比之下,ASR、CNN及FRC方法则较为自然. 其次,从局部来看,红色矩形框标记了具有丰富的可见光细节而红外细节有缺失的林隙区域,绿色矩形框标记了具有丰富红外热信息的人体区域. 综合这两个具有不同性质的特征区域可以发现,FRC对局部小区域特征的差异化处理,在避免林隙处的原始伪影的同时保证背景区域的可见光特征和人体区域的热特征的显著性两方面上具有明显的优势,更加符合目标检测与跟踪的潜在要求以及夜间微光环境中热目标监控的应用目的. 而其余方法,如VSM、CNN、D-F和GAN,在同时突出两种异构特征上略有不足,其中GAN在生成均匀、光亮的人体热特征上具有一定优势,但其生成器在面临两种不同模态的图像数据时,所构建的损失函数仍然以像素和梯度为主,难以准确地描述图像的构成要素,因而其融合图像类似于锐化过的红外图像. 最后,观察图4中“灯柱”和“帐篷”两个物体,对比可知FRC对可见光细节的保护同样达到了真实的效果. 总体上,就该组对比实验而言,本文方法在减少伪影、保护局部区域原始特征上优势明显,融合图像具有明亮的热特征和清晰的可见细节.

对“Solider”组的对比主要针对融合图像中特殊烟雾对士兵遮挡的影响,直观比较很容易发现:LP和GP融合效果不是很理想,侧重于对可视信息的保留,忽视了热辐射物体在战场决策中的重要作用;DWT、VSM和D-F方法在对比度和清晰度上略有不足,GAN虽然很好地保留了“士兵”这一热目标,但却是以牺牲可见光细节为代价,丢失了许多树木的背景细节. 此外,FRC和CNN的融合效果较为接近,融合图像同时具备突出的士兵热目标信息和较好的树林等细节信息,整体上符合人眼的视觉感知及侧重机制,肉眼可轻易地发现隐藏目标,而其他算法在细节和成像清晰等方面存在不足.

此外,为避免个别场景的融合偶然性,文中将对

比实验进行了扩大,从TNO image fusion dataset中获取了另外4组不同场景下的源图像进行扩大实验,融合实验的结果如图6所示。

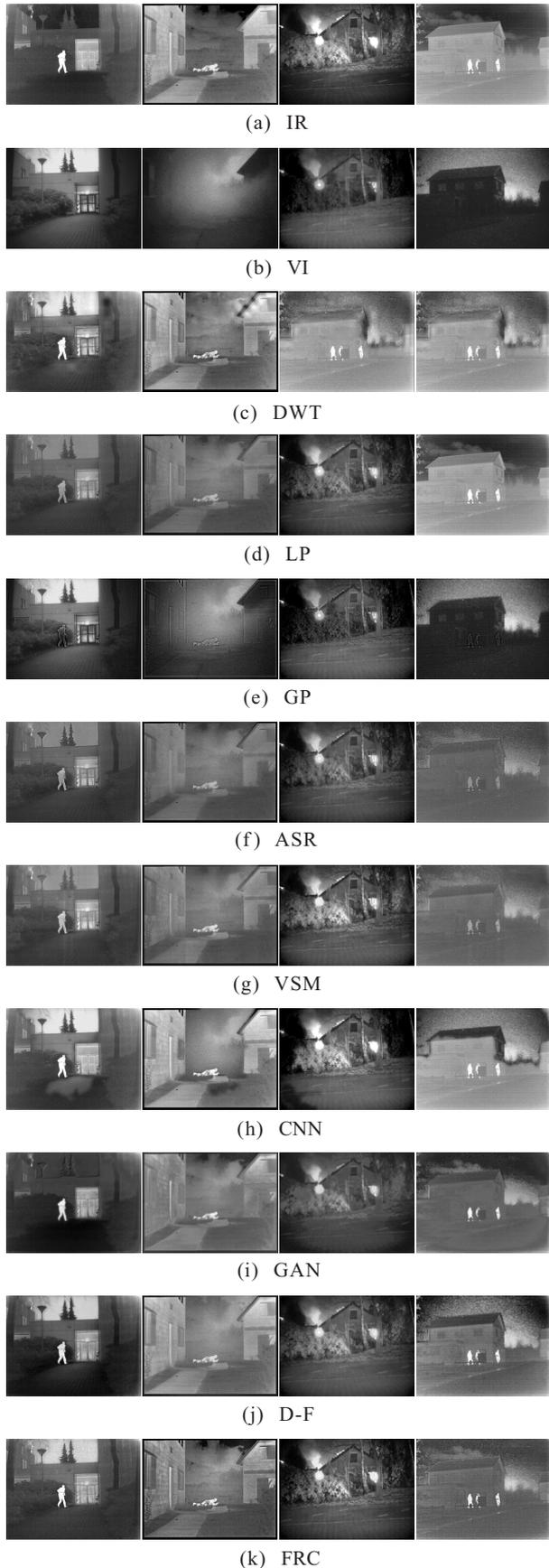


图6 其他4组图像的对比实验

通过扩大对比实验,对各算法的特点总结如下: DWT虽然融合了红外热目标的特征信息,但易造成明显的处理痕迹,降低图像质量;而基于金字塔的方法则偏重于对细节信息的刻画,但忽视了热目标的灰度特征,从而使得热目标的对比度明显下降;另外,基于深度学习的方法中,CNN由3层卷积神经网络训练多级像素权重,最终通过多尺度重构获得融合图像,因此在融合决策上依旧与传统融合方法有较多类似之处,但已经可以明显地发现CNN相对于ASR和VSM方法的优势,具有相对高亮的红外目标,同时也保持了清晰的轮廓,但在图6中,路面和人员处仍存在部分伪影;D-F方法通过加入密集块构建编码网络从而对深层特征进行融合,融合效果明显增强;而GAN方法在生成器和鉴别器的对抗博弈中潜在地要求生成具有主要红外强度和附加可见光梯度的融合图像,弱化了细节和纹理。主观对比可以看出,对比方法往往在某一方面具有突出的性能,而无法兼顾各个具有不同意义的区域,FRC则通过“分区而治”的策略,平衡各区域间的不同融合要求,而区域内部保持了较为稳定的区域特征一致性,总体上达到了更好的融合效果,图像显得更为自然、清晰,符合人眼的主观视觉感受。

3.2 客观评价

结合以上对比实验,可对FRC的性能做出定性的判断,但主观评价往往带有较大的主观性和随意性^[26],而通过测量相关指标定量模拟人类视觉系统对图像的感知效果可以达到仿真的评价效果。实际中,图像融合往往作为特定任务的预处理部分,因此现有评价指标的准确度良莠不齐、测度面窄,且不同指标间存在相关性和冗余性,评价指标的选取往往关系着对算法的正确评估。针对以上问题,本文基于张小利等^[27]提出的指标间Spearman相关系数分析法分别选取基于统计特性的互信息MI^[28](衡量与源图像分布特性的相似程度)、基于信息量的信息熵EN^[29](反映信息总量多少)、基于结构特性的SSIM^[30](衡量与源图像亮度、对比度和结构相似的程度)、基于视觉保真度的VIFF^[31](通过多尺度拟合人眼真实成像反映图像失真特性)以及本文第2节介绍的区域特征一致性RC^{ABF}(反映与源图像间的区域特征一致性)作为5种基本指标,上述指标均为正向指标,即得分越多表示该项性能越好。

以“Kaptein”和“Solider”两组为例,融合图像的5种评价指标得分计入表1、表2,并在图7中以直方的形式将客观评价进行可视化处理,其中横坐标表图

表1 “Kaptein”组对比实验客观评价

method	metrics								
	DWT	LP	GP	ASR	VSM	CNN	GAN	D-F	FRC
EN	5.51	5.96	6.01	6.33	6.22	6.12	5.83	6.25	6.28
MI	1.28	1.34	1.37	1.57	1.49	1.83	1.60	1.80	1.78
SSIM	0.38	0.59	0.64	0.55	0.58	0.64	0.60	0.54	0.72
VIFF	0.21	0.28	0.28	0.41	0.36	0.40	0.38	0.43	0.50
RC ^{ABF}	6.34	7.96	6.96	6.86	7.23	9.56	6.90	9.33	10.02

表2 “Solider”组对比实验客观评价

method	metrics								
	DWT	LP	GP	ASR	VSM	CNN	GAN	D-F	FRC
EN	5.01	5.87	6.05	6.26	6.16	5.88	5.73	6.17	6.18
MI	1.31	1.47	1.48	1.64	1.55	1.91	1.62	1.88	1.88
SSIM	0.37	0.56	0.62	0.55	0.53	0.63	0.59	0.67	0.71
VIFF	0.26	0.33	0.34	0.43	0.40	0.45	0.44	0.51	0.53
RC ^{ABF}	5.98	7.22	6.47	6.00	7.20	8.71	6.17	8.66	8.58

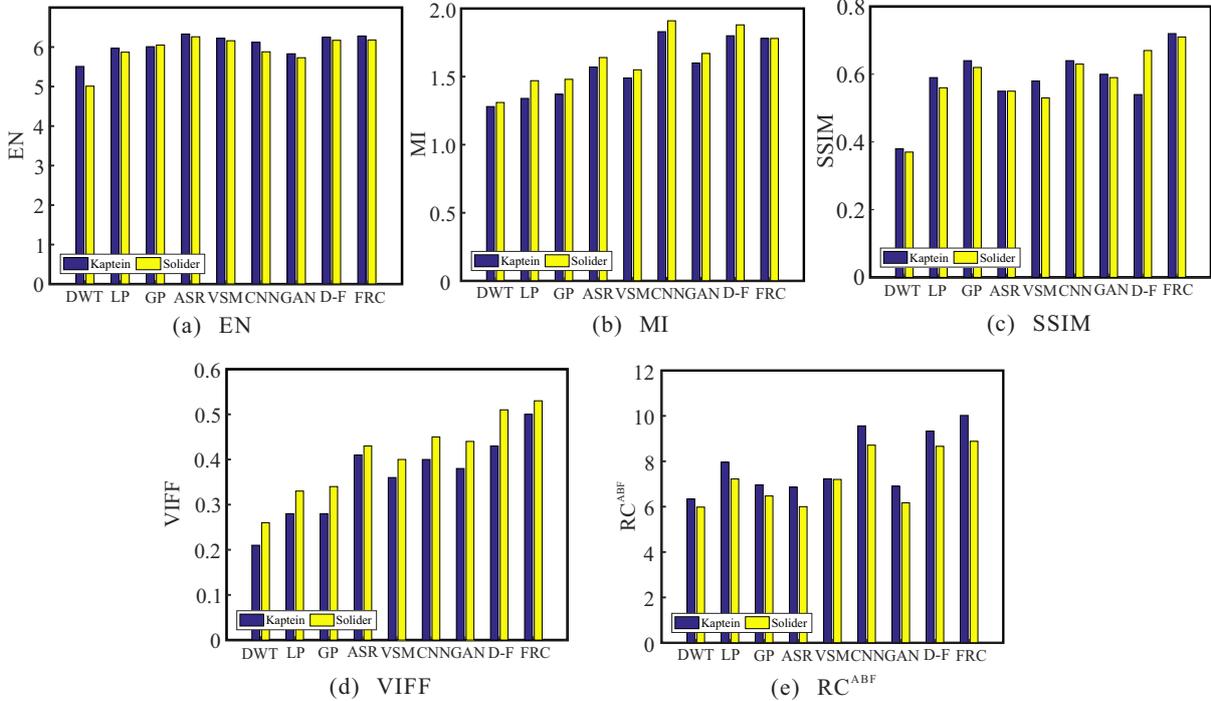


图7 “Kaptein”和“Solider”对比实验客观评价直方图

示不同的对比方法,纵坐标表示在某一指标下各算法的实际得分情况,为无量纲量,蓝黄长条则分别代表“Kaptein”和“Solider”两组实验。

结合柱状图来看,本文方法在SSIM、VIFF和RC^{ABF}三项性能上均具有明显的优势,与主观视觉上对图像的对比度、伪影和区域特征的评价一致,而在信息熵和传统的互信息指标上略有损失.实际上,为增强主要特征信息,熵值和对比度之间经常面临着困难的抉择,这也将成为下一步工作的重点;另外,对比MI和RC^{ABF}两指标,二者本质上都是考察与原始信息的相关性,但后者更深入地研究图像区域与空间位置间的关系,对特征信息的局部化分布更为敏感,可以看到:通过GAN生成的融合图像更类似锐化的红外图像,但却无法保存更详细的背景细节;GF则恰好相反,更偏重细节,相应的RC^{ABF}得分较低,与其形成对比的是FRC和D-F融合图像的良好区域性能,目标区域热辐射特征更为光亮,背景区域细节丰富,其RC^{ABF}得分也相对处于高位,与主观感知相符,也说明了RC^{ABF}在衡量融合图像的区域一致性上具有独

特的优势,对比于MI,更适用于红外与可见光融合图像的区域性能评价。

此外,在融合图像细节信息上,“云”“人员”等具有明显的红外特征.而树叶、门窗等则具有更多的可见光特征,对此,VIFF从模拟人眼的角度上反映了成像的保真度,且对FRC、CNN和D-F的客观评价与主观感知基本一致,而传统的多尺度方法该项性能指标相对偏低.相对于首次引入红外与可见光图像融合领域还面临着较多挑战的GAN,FRC则通过一种可执行性强的决策方法在整体性能上具备更高的性价比。

综合来看,基于FRC的融合图像在区域特征一致性上高出对比方法近30%,另外,在传统的性能指标上,FRC方法明显优于多尺度融合方法,且在部分指标上优于深度学习方法,与主观视觉评价相吻合,说明了RC^{ABF}指标对整幅图像的区域特征一致性的评测是有效的.总之,通过“分区而治”的模糊区域规则和对区域特征的不同融合策略,FRC方法整体上获得了比其他方法更好的图像质量。

3.3 算法复杂度分析

本文提出的FRC融合框架在时间效率上主要包含以下两个环节: 1) 基于模糊区域规则的全局图像区域化过程; 2) 基于主成分分析、加权平均和期望值最大的融合决策过程. 若假设图像总像素数为 N , 则模糊区域规则阶段的时间消耗以 K -均值聚类为主, 其时间复杂度为 $O(mNkd)$, 其中 m 为迭代次数, $k = 3$ 为聚类中心数, d 为单次距离计算的复杂度. 通常, m 、 k 、 d 均为常数, 即时间复杂度为线性. 基于PCA和加权平均的融合过程时间复杂度分别为 $O(B)$ 和 $O(C)$, 基于EM的融合过程时间复杂度为 $O(2Mt)$, 其中 t 为EM迭代次数, B 、 C 、 M 分别表示对应区域的像素总数, 且 $N = B + C + M$, 因此, FRC方法总的的时间复杂度可表示为 $O(O(mNkd) + O(B) + O(C) + O(2Mt))$, 实际上, 合理的区域融合决策兼顾融合性能和效率, 而FRC对过渡区域采用简易的融合方法利于提高算法效率, 但并不会影响过渡区域及整体的可视性.

表3给出了各算法在处理“Kaptein”和“Solider”两组数据的平均运行时间(不计深度学习网络模型训练阶段耗时), 其中, 除GAN和D-F在Python环境下计算, 其余算法的运行时间均在Matlab2016a中进行串行计算得到.

表3 不同融合算法对相同数据的平均计算时间对比

method	DWT	LP	GP	ASR	VSM	CNN	GAN	D-F	FRC
t/s	2.3	4.5	3.7	52.7	14.1	49.0	39.9	44.6	22.3

由表3可以看出, 在生成与CNN、ASR和D-F方法同样高质量的融合图像时, FRC方法的平均时间效率更高, 相对传统融合方法, 虽然时间复杂度及运行时间有所增加, 但融合图像具有明显的高对比度和清晰度, 且区域一致性获得了有效的解决, 最终获得了更高的图像质量.

4 结论

红外与可见光图像融合技术无论作为特定图像任务的预处理手段还是直接辅助决策, 融合图像都需要保持光亮的热目标和清晰的背景细节, 而在微光环境下, 常用的融合方法难以保持这种异构区域特征一致性或易降低融合图像质量. 本文提出一种基于FRC框架的红外与可见光图像融合方法, 所提出的区域特征思想对弱光环境下热目标的监测及后续的持续的检测与跟踪的研究具有参考意义. 首先, 通过模糊区域规则划分多区域进行区域特征的模糊判定, 并将区域特征进行解模糊以增强局部区域特征; 然后,

针对不同性质的区域制定“分区融合”的融合策略, 将全局的融合决策转化为区域融合决策; 最后, 通过融合得到区域图重构融合图像. 实验结果表明, 本文方法能够保证融合图像热目标的高亮, 具有高对比度并显著提高了图像的区域特征一致性, 在主观视觉和客观指标上优于常用的融合方法, 更适用于存在干扰、恶劣的成像环境.

本文在模糊区域规则中以目标、过渡和背景3种区域属性作为模糊判定的基本依据, 这在多目标复杂背景下可能存在较大误差, 因而, 在后续的工作中, 将尝试根据构成图像的内容之间的相似性进行属性回归, 从而使算法更好地适应不同的数据集和成像场景. 此外, 也将对特征提升及熵损之间的矛盾进行探究, 以进一步在融合图像的质量和效率间取得平衡.

参考文献(References)

- [1] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey[J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.
- [2] Zhang Q, Maldague X. An adaptive fusion approach for infrared and visible images based on NSCT and compressed sensing[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 74: 11-20.
- [3] Kulkarni S C, Rege P P. Pixel level fusion techniques for SAR and optical images: A review[J]. Information Fusion, 2020, 59: 13-29.
- [4] Lewis J J, Robert J O' Callaghan, Nikolov S G, et al. Pixel and region-based image fusion with complex wavelets[J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 119-130.
- [5] Zaveri T, Zaveri M. Region based image fusion for detection of ewing sarcoma[C]. International Conference on Advances in Pattern Recognition. Kolkata: IEEE, 2009: 240-243.
- [6] 向天烛, 高熔溶, 闫利. 一种顾及区域特征差异的热红外与可见光图像多尺度融合方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2017, 42(7): 911-917.
(Xiang T Z, Gao R R, Yan L. A multi-scale fusion method of thermal infrared and visible images considering regional differences[J]. Journal of Wuhan University: Information Science Edition, 2017, 42(7): 911-917.)
- [7] Zhang L B, Zhang J. A new fusion method for remote sensing images based on salient region extraction[C]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing: IEEE, 2017: 1960-1964.
- [8] Bikash M, Sanjay A, Rutuparna P, et al. A survey on region based image fusion methods[J]. Information Fusion, 2019, 48: 119-132.
- [9] 赵萌, 秦金磊, 潘一如, 等. 基于策略权重的模糊多属性决策方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1259-1267.
(Zhao M, Qin J L, Pan Y R, et al. Fuzzy multi-attribute decision-making method based on policy weight[J].

- Control and Decision, 2021, 36(5): 1259-1267.)
- [10] Liu G, Jing Z L, Sun S Y. Multiresolution image fusion scheme based on fuzzy region feature[J]. Journal of Zhejiang University Science, 2006, 7(2): 117-122.
- [11] Lü X, Meng L, Chen C, et al. Fuzzy removing redundancy restricted boltzmann machine: Improving learning speed and classification accuracy[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(10): 2495-2509.
- [12] Hartigan J A, Wong M A. A K -means clustering algorithm[J]. Applied Statistics, 1978, 1326(28): 100-108.
- [13] Lallier E, Farooq M. A real time pixel-level based image fusion via adaptive weight averaging[C]. International Conference on Information Fusion. Paris: IEEE, 2000: 303-313.
- [14] Liu G, Jing Z L, Sun S Y. Image fusion based on expectation maximization algorithm and steerable pyramid[J]. Chinese Optics Letters, 2004, 2(7): 386-389.
- [15] 高雪琴, 刘刚, 肖刚, 等. 基于FPDE的红外与可见光图像融合算法[J]. 自动化学报, 2020, 46(4): 796-804. (Gao X Q, Liu G, Xiao G, et al. Infrared and visible image fusion algorithm based on FPDE[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(4): 796-804.)
- [16] Patil U, Mudengudi U. Image fusion using hierarchical PCA[C]. 2011 International Conference on Image Information Processing. Shimla: IEEE, 2011: 1-6.
- [17] Xin J, Qian J, Yao S W. Infrared and visual image fusion method based on discrete cosine transform and local spatial frequency in discrete stationary wavelet transform domain[J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 88: 1-12.
- [18] Mao R, Fu X, Niu P, et al. Multi-directional laplacian pyramid image fusion algorithm[C]. The 3rd International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE). Huhhot: IEEE Computer Society, 2018: 568-572.
- [19] Dong Y B, Li M J, Li J. Image fusion algorithm based on contrast pyramid and its performance evaluation[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 525: 711-714.
- [20] Liu Y, Wang Z. Simultaneous image fusion and denoising with adaptive sparse representation[J]. IET Image Processing, 2015, 9(5): 347-357.
- [21] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization[J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 82: 8-17.
- [22] 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): 301-307.
- [23] 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.
- [24] Li H, Wu X J. DenseFuse: A fusion approach to infrared and visible images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(5): 2614-2623.
- [25] TNO image fusion dataset[DB/OL]. <https://flgshare.com/articles/TNO Image Fusion Dataset/1008029>.
- [26] 王跃华, 陶忠祥. 红外与可见光图像融合质量评价方法综述[J]. 红外, 2012, 33(6): 7-11. (Wang Y H, Tao Z X. Overview of quality evaluation methods of fused infrared and visible images[J]. Infrared, 2012, 33(6): 7-11.)
- [27] 张小利, 李雄飞, 李军. 融合图像质量评价指标的相关性分析及性能评估[J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 306-315. (Zhang X L, Li X F, Li J. Validation and correlation analysis of metrics for evaluating performance of image fusion[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(2): 306-315.)
- [28] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [29] Van Aardt J. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2008, 2(1): 1-28.
- [30] Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84.
- [31] Han Y, Cai Y Z, Cao Y, et al. A new image fusion performance metric based on visual information delity[J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 127-135.

作者简介

代立杨(1995—), 男, 硕士生, 从事机器视觉、图像融合的研究, E-mail: 1573155792@qq.com;

刘刚(1977—), 男, 教授, 博士, 从事模式识别、机器学习等研究, E-mail: liugang@shiep.edu.cn;

肖刚(1974—), 男, 教授, 博士生导师, 从事先进航空电子综合仿真与智能信息处理等研究, E-mail: xiaogang@sjtu.edu.cn;

阮俊瑾(1985—), 女, 高级工程师, 从事超高清摄影机、超高清图像处理等研究, E-mail: ruanjunjin@uhdvision.cn;

朱静莲(1982—), 女, 高级工程师, 从事超高清视频、信息通信等研究, E-mail: lilian0303@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)