

# 控制与决策

Control and Decision

基于内生长机制和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合  
冯鑫

引用本文:

冯鑫. 基于内生长机制和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. *控制与决策*, 2022, 37(1): 167–174.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1080>

---

## 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>

### 小样本下多稀疏表示分类器的决策融合方法

Decision fusion of multiple sparse representation–based classifiers in case of small samples

*控制与决策*. 2021, 36(8): 1984–1990 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1839>

### 融合稀疏编码与深度学习的草图特征表示

A feature representation of sketch based on fusion of sparse coding and deep learning

*控制与决策*. 2021, 36(3): 699–704 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0941>

### 一种基于多层语义特征的图像理解方法

An image understanding method based on multi–level semantic features

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2881–2890 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0927>

### 基于FRC框架的红外与可见光图像融合方法

Infrared and visible image fusion based on FRC algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(11): 2690–2698 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0669>

# 基于内生长机制和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合

冯 鑫<sup>†</sup>

- (1. 重庆工商大学 机械工程学院, 重庆 400067;
2. 重庆工商大学 制造装备机构设计与控制重庆市重点实验室, 重庆 400067)

**摘要:** 为了提升红外与可见光图像融合视觉效果, 克服融合结果的伪影效应, 提出一种基于内生长机制结合卷积稀疏表示的图像融合方法. 首先, 采用符合人类大脑推理的内生长机制对源图像进行分解, 获取预测层和细节层; 其次, 对细节层采用卷积稀疏表示进行二次分解, 获取二次细节层和基本层, 并分别对其采用活动水平测度取大以及加权平均规则进行融合; 再次, 针对预测层定义 ISR 混合算子融合规则, 并进行融合; 最后, 将融合后的预测层和细节层相加获取最终融合结果. 实验中, 采用 3 组具有代表性的红外与可见光图像进行算法测试, 实验结果表明所提出的方法具有较好的主观视觉效果, 并且客观评价指标更好, 具有有效性.

**关键词:** 图像融合; 内生长机制; 卷积稀疏表示; 红外与可见光; ISR 算子

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1080

引用格式: 冯鑫. 基于内生长机制和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合 [J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 167-174.

## Infrared and visible light image fusion based on internal generative mechanism and convolution sparse representation

FENG Xin<sup>†</sup>

- (1. College of Mechanical Engineering, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China;
2. Key Laboratory of Manufacturing Equipment Mechanism Design and Control of Chongqing, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)

**Abstract:** In order to improve the visual effect of infrared and visible light image fusion and overcome the artifact effect of the fusion result, an image fusion method based on the internal generative mechanism and convolution sparse representation is proposed. Firstly, the source image is decomposed using the internal generative mechanism that conforms to the reasoning of the human brain to obtain the prediction layer and the detail layer. Then, the detail layer is decomposed using a convolution sparse representation to obtain the secondary detail layer and the basic layer, and the activity level measurement is made to be larger and the weighted average rule is fused separately. The ISR hybrid operator fusion rule is defined for the prediction layer. Finally, the fusion prediction layer and detail layer are added to obtain the final fusion result. In the experiment, three representative infrared and visible light images are used for algorithm testing. The experiment results show that the proposed method has good subjective visual effects, and the objective evaluation indicators are also better and effective.

**Keywords:** image fusion; internal generative mechanism; convolution sparse representation; infrared and visible light; ISR operator

## 0 引言

图像融合是一种视觉增强技术, 其目的在于组合不同类型传感器获得的源图像, 生成更具稳健性和信息性的融合图像, 以便于后续处理或决策<sup>[1-2]</sup>. 融合方法是否优秀, 关键在于有效的图像信息提取和恰当的融合规则, 它旨在从源图像中提取有用信息并在融合

结果中集成, 且不会在该过程中引入任何伪影. 红外和可见光图像共享互补特性, 从而能够产生稳健且信息丰富的融合图像. 可见光图像通常具有较高的空间分辨率和较大的细节明暗对比, 但容易受苛刻环境和气候条件的影响; 红外图像通常能够描绘物体热辐射, 可以很好地克服环境和气候条件等干扰因素,

收稿日期: 2020-08-05; 录用日期: 2020-11-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(31501229, 61861025); 重庆市基础研究与前沿探索项目(cstc2018jcyjAX0483); 重庆市教委项目(KJQN201900821, KJQN202000803).

责任编辑: 张国山.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: 149495263@qq.com.

但纹理细节不鲜明且分辨率差. 因此, 基于这两种图像的互补特性, 红外与可见光图像的融合技术已经被应用于很多领域<sup>[3-4]</sup>.

红外与可见光图像融合方法在大类上主要分为空域融合方法和变换域融合方法. 空域融合方法直接基于像素本身采用不同的规则进行融合, 主要方法有显著性方法<sup>[5-6]</sup>、区域分割方法<sup>[7-8]</sup>以及滤波法<sup>[9-10]</sup>等. 基于变换域的融合方法目前应用最为广泛, 主要通过某种框架将源图像映射到某个变换域以内, 然后采用相应的融合规则进行融合, 最后再反变换回到空域, 主要方法有多尺度变换类方法、稀疏表示类方法和基于深度学习的方法等. 基于多尺度变换的融合方法在基函数的选择和改进上仍然具有挑战性, 获取源图像最佳表示基以及自适应选择分解层数是决定多尺度变换融合质量的重要因素; 稀疏表示方法一般采用基于图像块的基本步骤, 易忽略不同图像块之间的相关性而导致细节信息丢失; 基于深度学习的融合方法目前研究不多, 缺乏更加有效的深度模型来执行联合活动水平测量和权重分配.

目前, 基于多尺度变换的方法主要有曲波变换(CT)<sup>[11]</sup>、非下采样轮廓波变换(NSCT)<sup>[12]</sup>、非下采样剪切波变换(NSST)<sup>[13]</sup>、楔形波变换(TT)<sup>[14]</sup>、稀疏表示(SR)<sup>[15]</sup>、全变分分解(TV)<sup>[16]</sup>、多分辨率奇异值分

解(MSVD)<sup>[17]</sup>等. 该类方法都希望融合结果既能保留更多的细节纹理信息又能保持更完整的边缘轮廓, 且不会引入伪影和噪声. 然而, 这些传统变换域方法忽略了人类视觉系统感知图像的基本原理, 很可能为后期的融合结果引入伪影和噪声. 近来, 大脑理论和神经科学的研究表明: 由贝叶斯大脑理论以及自由能原则得出大脑是通过内生长机制(IGM)进行视觉感知和理解的. 在此基础上, Qian等<sup>[18]</sup>基于IGM提出一种医学图像的融合方法, 采用Tchebichef矩能量融合预测层和平均值策略融合细节层. 该方法虽然取得了一定的视觉效果, 但仍然存在少许伪影效应.

基于上述原因, 本文提出一种基于内生长机制并结合卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合方法. 首先, 针对源红外与可见光图像进行内生长机制分解, 分别获取相应的细节层和预测层. 然后对细节层采用具有平移不变性的卷积稀疏表示方法进行分解, 获取其二次细节层和基本层, 并采用活动水平测度取大以及加权平均的融合规则分别进行融合; 对于预测层定义符合其特征的ISR算子进行融合. 最后对处理后的预测层和细节层相加获取融合结果. 其中, 卷积稀疏表示旨在克服融合结果的伪影效应, 而自定义ISR算子用于对源图像边缘轮廓进行最大程度的保留. 本文融合方法主要结构如图1所示.

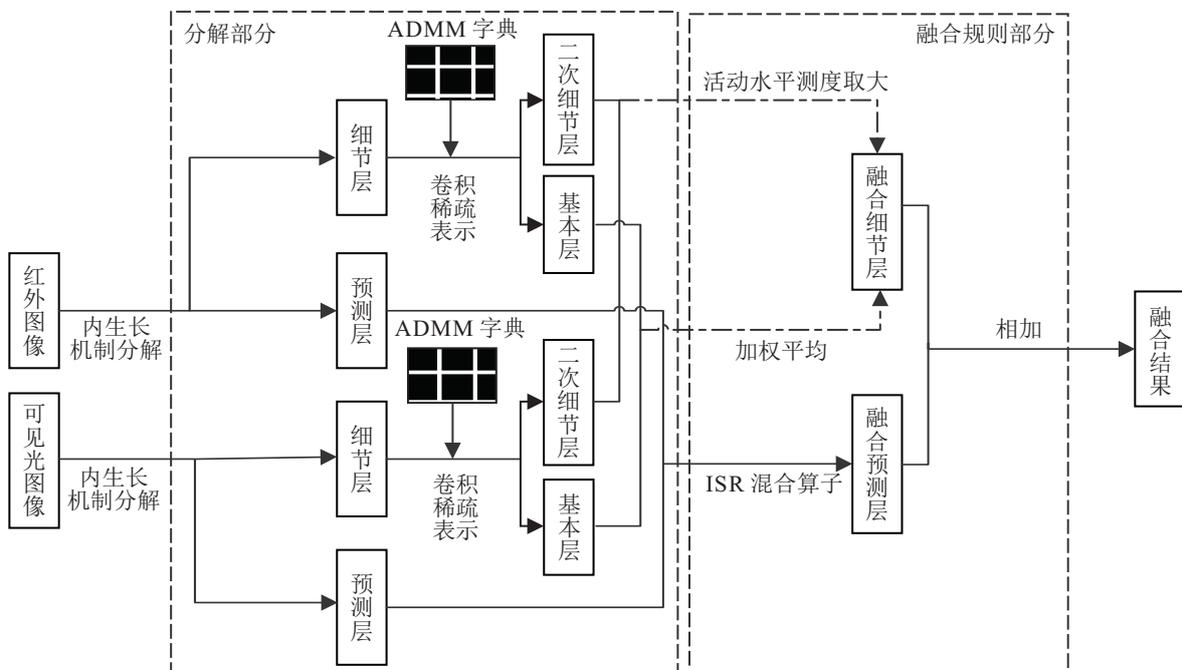


图1 本文融合方法结构

## 1 内生长机制分解

人类视觉系统(HVS)是一个复杂的系统. HVS产生的视觉不是眼部输入的直接翻译, 而是大脑主动

推断的结果, 该过程称之为IGM. 在IGM中, HVS首先同时分析眼部输入并找出它们之间的相关性, 然后通过预测结构视觉信息和消除残留的不确定性来优

化眼部输入. 通过IGM分解可以获得预测层和细节层, 预测层主要表示源图像的近似分量, 细节层主要表示源图像的细节和纹理信息. 本文采用线性自回归模型来模拟内生成机制<sup>[19]</sup>. 首先, 假设源图像 $X$ 的尺寸大小为 $M \times N$ ,  $x$ 表示图像中视觉对应 $j(1 \leq j \leq M)$ 行 $k(1 \leq k \leq N)$ 列像素点, 称之为视觉像素,  $x_i$ 表示视觉像素的周边像素(本文取值为视觉像素周围 $20 \times 20$ 图像块区域), 以视觉像素 $x$ 与周边像素 $x_i$ 的互信息 $M(x, x_i)$ 作为自回归系数, 线性自回归模型中视觉像素 $x$ 的预测值可以表示为

$$x' = \sum_{x_i \in W} C_i x_i + \varepsilon. \quad (1)$$

其中:  $x'$ 为 $x$ 的预测值;  $W$ 为中心像素图像块区域;  $\varepsilon$ 为高斯白噪声项;  $C_i$ 为 $x_i$ 的正则化系数, 定义为

$$C_i = \frac{M(x, x_i)}{\sum_{x_i \in W} M(x, x_i)}, \quad (2)$$

$M(x, x_i)$ 表示像素 $x$ 与 $x_i$ 之间的互信息. 基于式(1)可以获取整个源图像 $X$ 的预测部分

$$p = \{x' | 1 \leq j \leq M, 1 \leq k \leq N\}, \quad (3)$$

则源图像 $X$ 的细节部分表示为

$$d = X - p. \quad (4)$$

经过内生长机制分解, 每张源图像被分成两部分: 预测层 $p$ 和细节层 $d$ . 图2为针对Bristol Queen's Road红外与可见光图像组采用IGM分解所得的预测

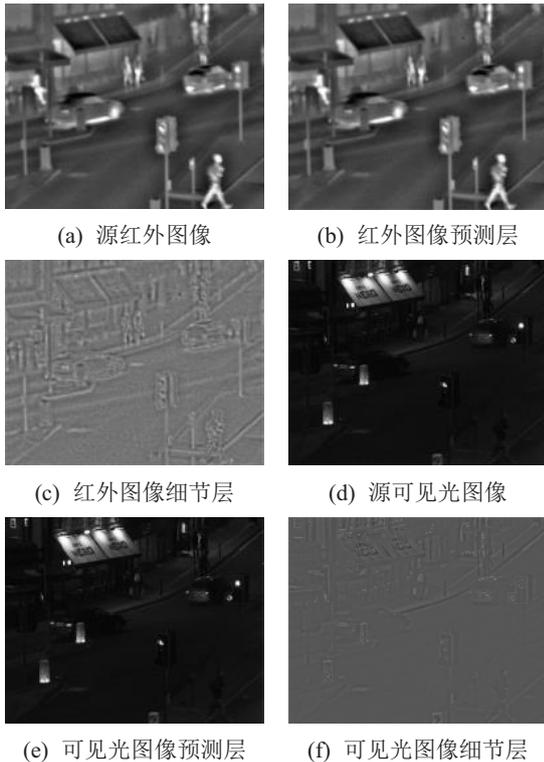


图2 IGM变换

层分量和细节层分量. 可以看出, IGM分解预测层主要表示源图像近似分量, 而细节层主要表示源图像的细节和纹理信息.

## 2 融合规则制定

### 2.1 基于卷积稀疏表示的细节层融合

#### 2.1.1 ADMM字典学习

传统K奇异值分解(K-SVD)的字典学习方法往往会得到冗余性或高度结构化的字典. 基于此, 本文采用计算效率更高的ADMM字典学习方法进行学习<sup>[20]</sup>. 字典学习的主要步骤如下:

1) 初始化字典. 假设图像为 $X$ , 从中选取 $n$ 个长度为 $m$ 的列向量, 取初始Lagrange乘子矩阵为 $\Lambda^{(0)}$ , 且向量初始值全为1, 稀疏度为 $\gamma$ , 迭代最大次数为 $e$ ,  $\alpha, \beta$ 取极小正数.

2) 外循环(以误差值来确定是否停止迭代).

3) 进行稀疏分解. 使用OMP算法求解矩阵 $\Delta$ ,

$$\Delta = \text{OMP}(D, X, \gamma). \quad (5)$$

4) 进行字典更新. 令

$$G^{(n)} = (\beta D^{(n)} \cdot \Delta^{(n)} + 2X - \Lambda^{(n)}) / (2 + \beta), \quad (6)$$

$$H^{(n)} = G^{(n)} + \Lambda^{(n)} / \beta - D^{(n)} \Delta^{(n)}. \quad (7)$$

5) 内循环

$$\omega^{(n)} = \Delta^{(n)}(:, i) X^{(n)}(:, i)^T, \quad (8)$$

$$D^{(n+1)}(:, i) =$$

$$D^{(n)}(:, i) + H^{(n)} \Delta^{(n)}(:, i)^T / (\omega^{(n)} + \alpha). \quad (9)$$

6) 归一化字典, 更新Lagrange乘子矩阵

$$\Lambda^{(n+1)} = \Lambda^{(n)} + \beta(G^{(n)} - D^{(n+1)} X^{(n)}). \quad (10)$$

7) 当迭代次数达到 $e$ 或者误差满足要求时, 停止学习.

#### 2.1.2 卷积稀疏表示模型

针对内生长机制分解获取的细节层系数 $d$ , 建立卷积稀疏表示模型, 获取相应系数的二次细节层和基本层信息. 卷积稀疏表示模型的基本思想是将源图像 $X$ 看作一组特征响应与对应的字典过滤器的卷积之和, 其模型主要目的是实现对整个图像的稀疏表示, 而不是针对重叠的图像块分别进行稀疏逼近, 所以能够较好地避免稀疏表示方法在图像块拼接时出现的误差, 减少伪影.

卷积稀疏表示的模型根据文献[21]可以表示为

$$\arg \min_{\{x_o\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_o D_o * x_o - d \right\|_2^2 + \lambda \sum_o \|x_o\|_1. \quad (11)$$

其中:  $D_o$ 为字典原子, 向量 $o \in \{1, 2, \dots, O\}$ ,  $x_o$ 为稀

疏系数图,  $\lambda$  为正则化参数,  $*$  表示卷积算子.

红外图像  $X_1$  经过 IGM 分解后, 细节分量  $d_1$  的基本层分量  $d_1^b$  可以通过求解下式优化问题获取:

$$\arg \min_{d_1^b} \|d_1 - d_1^b\|_F^2 + \eta(\|g_x * d_1^b\|_F^2 + \|g_y * d_1^b\|_F^2). \quad (12)$$

其中: 参数  $\eta$  根据经验取值为 5,  $g_x = [-1 \ 1]$  和  $g_y = [-1 \ 1]^T$  分别表示水平和垂直梯度算子. 因此, 红外光图像二次细节层分量  $d_1^d$  可以表示为

$$d_1^d = d_1 - d_1^b. \quad (13)$$

最终, 获取到红外与可见光图像  $X_1$  和  $X_2$  基本分量和二次细节分量分别为  $d_1^b$ 、 $d_1^d$ 、 $d_2^b$  和  $d_2^d$ .

### 2.1.3 二次细节层融合

对于二次细节层, 根据系数  $d_1^d(i, j)$  的  $l_1$  范数求出系数的活动水平测度为

$$\bar{H}_1(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{\omega_1, \omega_2=-1}^1 \|d_1^d(i + \omega_1, j + \omega_2)\|_1. \quad (14)$$

其中:  $\bar{H}_1(i, j)$  为二次细节层的活跃水平,  $w_1 \times w_2$  为窗口尺寸. 因为系数的活跃水平在很大程度上反映了图像包含的信息量, 所以采用活跃水平取大的规则进行系数选取, 获取融合后系数  $d_f^d(i, j)$ , 表达式如下:

$$C_f^d(i, j) = \begin{cases} d_1^d(i, j), & \bar{H}_1(i, j) \geq \bar{H}_2(i, j); \\ d_2^d(i, j), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

获取细节层融合的最终系数为

$$d_f^d = \sum_{O=1}^O d_O * C_f^d(i, j). \quad (16)$$

其中:  $d_O$  为字典原子,  $C_f^d(i, j)$  为取大规则融合后的系数,  $*$  表示卷积算子.

### 2.1.4 基本层融合

主要的融合规则可以表示为

$$d_f^b = \frac{d_1^b w_1 + d_2^b w_2}{w_1 + w_2}. \quad (17)$$

其中:  $d_f^b$  为融合后的基本层系数;  $w_1$  和  $w_2$  为融合权重系数, 定义为

$$w_1 = \frac{|d_1^b - \bar{d}_1^b|(1 + \sigma_1)}{\max(|d_1^b - \bar{d}_1^b|/(1 + \sigma_1))}, \quad (18)$$

$$w_2 = \frac{|d_2^b - \bar{d}_2^b|(1 + \sigma_2)}{\max(|d_2^b - \bar{d}_2^b|/(1 + \sigma_2))}. \quad (19)$$

$\bar{d}_1^b$ 、 $\bar{d}_2^b$  分别表示红外与可见光基本层系数的均值,  $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$  分别表示红外与可见光基本层系数标准方差.

最终, 融合后的细节层系数  $d_f$  表示为

$$d_f = d_f^b + d_f^d. \quad (20)$$

## 2.2 基于 ISR 算子的预测层系数融合

### 2.2.1 ISR 描述子的构建

基于信息熵<sup>[22]</sup>、标准差<sup>[23]</sup>和范围描述子<sup>[24]</sup>, 建立红外与可见光图像经过 IGM 分解所得预测层分量  $p$  的相应评价指标  $IE_p$ 、 $SD_p$  和  $RO_p$ . 其主要目的是从分解系数中有效捕获边缘以及角点等突出的系数成分. 熵表示测量图像区域的复杂度和随机性, 标准差给出图像强度变化信息, 范围描述子提出图像中的纹理信息. 因此, 构建的 ISR 描述子可以突出源系数的边缘、角点、强度变化和纹理. 构建 ISR 复合描述子为

$$\text{ISR}(i, j) = \{1 + \exp\{-IE_p(i, j) - SD_p(i, j) - RO_p(i, j)\}\}^{-\alpha}, \quad (21)$$

其中  $\alpha$  为复合描述子因子. 图 3 表明了源可见光图像的信息熵、标准差以及范围描述子的具体表征特性.

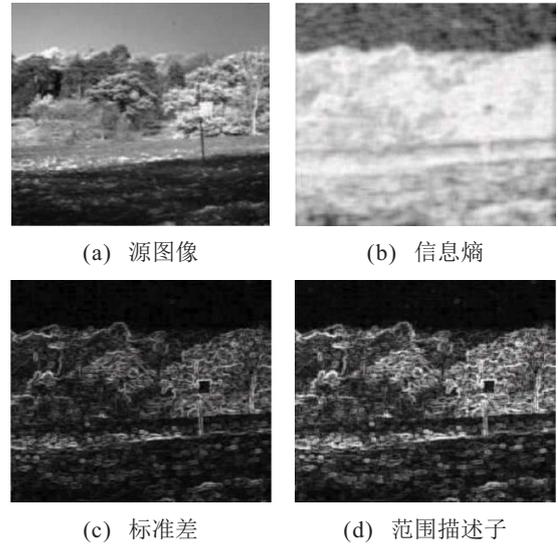


图 3 ISR 算子

### 2.2.2 基于 ISR 算子的预测层系数融合

针对预测层系数的复合描述子  $\text{ISR}_1$  与  $\text{ISR}_2$  设置融合规则为

$$p_f = \begin{cases} p_1(i, j), & \text{ISR}_1 \geq \text{ISR}_2; \\ p_2(i, j), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (22)$$

其中:  $p_1(i, j)$  为红外图像预测系数,  $p_2(i, j)$  为可见光图像预测系数,  $(i, j)$  对应系数点位置.  $\text{ISR}_1$  与  $\text{ISR}_2$  分别对应其预测系数的 ISR 描述子值.

最后, 将融合后的预测系数分量和细节系数分量相加, 即可获取最终的红外与可见光图像融合结果.

## 3 实验与分析

本文实验的平台为 AMD Ryzen7 3700X 8 核 16 线程 CPU、Geforce RTX 2070 SUPER 8G 显卡、32 G DDR4 3200 MHz 内存和 64 位 Win10 专业版操

作系统, 仿真平台软件为 Matlab 2014a. 实验数据选择3组常用的红外与可见光融合测试数据图像: Gun、Soldier和Bristol Queen's Road. 实验对比方法主要有NSCT方法<sup>[25]</sup>、IGM方法<sup>[18]</sup>、FPDE方法<sup>[26]</sup>、LEPLC方法<sup>[27]</sup>、CNN方法<sup>[28]</sup>以及CSR-64方法<sup>[21]</sup>. 其中: NSCT和IGM方法为变换域方法, FPDE方法为子空间方法, LEPLC方法为变换域与空间域结合的方法, CNN方法为目前较流行的深度学习方法, CSR-64方法为卷积稀疏表示方法. 这些方法代表了目前图像融合的几种主流方法. 为了对实验结果进行主客观评价, 本文采用互信息指标 $Q_{MI}$ <sup>[29]</sup>、梯度特征评估指标 $Q_G$ <sup>[30]</sup>、人类视觉敏感评估指标 $Q_Y$ <sup>[31]</sup>、结构相似度评价指标 $Q_{CB}$ <sup>[32]</sup>以及自然图像质量评估指标 $Q_{NIQE}$ <sup>[33]</sup>对融合结果进行分析和对比. 其中: 互信息 $Q_{MI}$ 主要表示源图像和目标图像的相关程度, 互信息值越高说明融合结果越好. 梯度特征 $Q_G$ 主要表示融合后结果的边缘和方向等信息的丢失程度, 梯度信息值越大说明融合结果中的梯度信息越多, 边缘保持越好. 视觉敏感 $Q_Y$ 主要表示视觉信息的显著程度, 其值越大表明视觉显著性越好. 结构相似度指标 $Q_{CB}$ 主要表示融合结果中保留的输入图像的结构信息, 其值越大表明融合图像的结构信息与源图像越相似. 自然图像质量评估指标 $Q_{NIQE}$ 主要表示在无参考情况下自然图像的失真程度, 其值越小说明失真度越小, 其主要表达式为

$$Q_{NIQE} = \sqrt{(\mu_1 - \mu_2)^T \cdot \left(\frac{\sigma_1 + \sigma_2}{2}\right)^{-1} \cdot (\mu_1 - \mu_2)}. \quad (23)$$

$\mu_1$ 和 $\mu_2$ 表示源图像高斯模型和融合结果高斯模型的均值,  $\sigma_1$ 和 $\sigma_2$ 表示源图像高斯模型和融合结果高斯模型的协方差.

第1组为已经进行精确配准后的Gun图像融合结果对比. 其中: 图4(a)和(b)分别为待融合的源可见光图像和红外图像, 图4(c)~(i)分别为NSCT方法、IGM方法、FPDE方法、LEPLC方法、CNN方法、CSR-64方法以及本文方法的融合结果. 可以看出: 由于Gun源图像中可见光图像噪声与红外光图像目标信息相互干扰, IGM方法、LEPLC方法都存在不同程度的边缘目标缺失, 例如胸口处的衣物目标信息丢失比较严重; NSCT方法与FPDE方法融合结果引入的噪声较多; 相对而言, NSCT方法、FPDE方法、CNN方法、CSR-64方法以及本文方法均保持较完整的目标轮廓信息, 但是在对比度、噪声和伪影的引入上, 本文方法融合结果好于其余4种方法. 因此, 本文融合方法在边缘保持和对比度等综合主观视觉性能上具有一定的优势.

第2组为已经进行精确配准后的Soldier图像融合结果对比. 其中: 图5(a)和(b)分别为待融合的源可见光图像和红外图像, 图5(c)~(i)分别为NSCT方法、IGM方法、FPDE方法、LEPLC方法、CNN方法、CSR-64方法以及本文方法的融合结果. 由于雾气等环境因素的影响, 可见光图像引入的干扰噪声较多, 会在融合过程中严重影响融合质量. 可以看出, 几种方法都能克服源图像噪声影响而获取较好的融合结果. 但是, IGM等方法虽然未引入伪影与噪声, 对比度

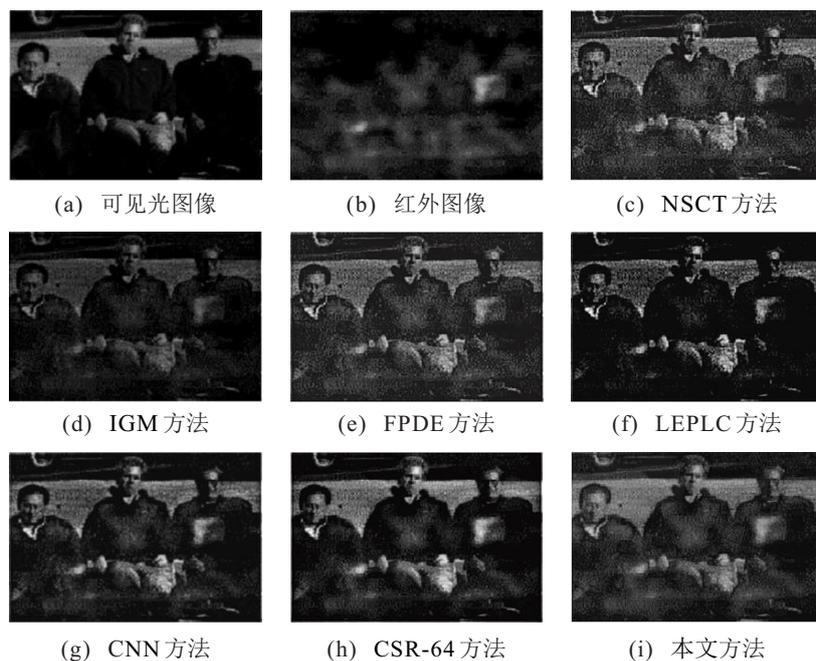


图4 第1组融合结果对比

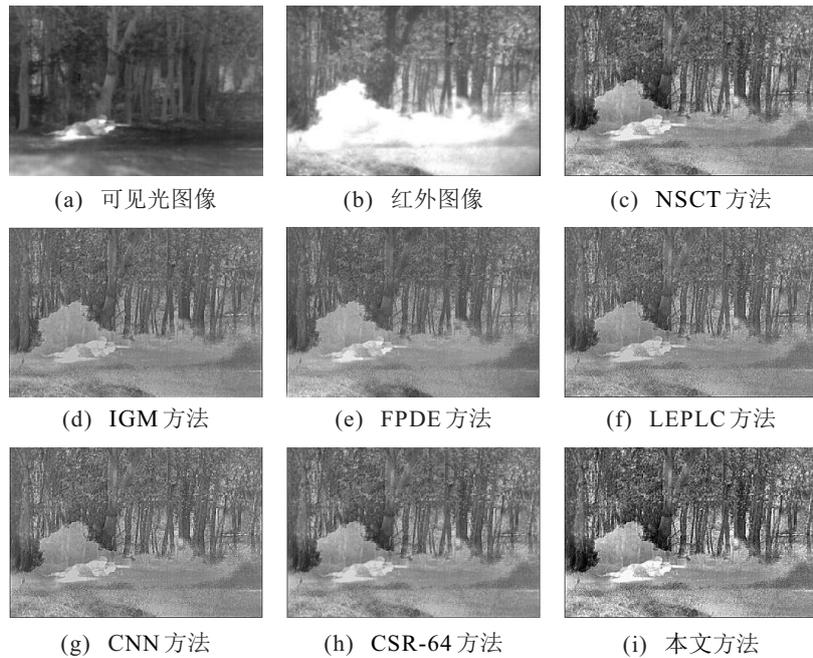


图5 第2组融合结果对比

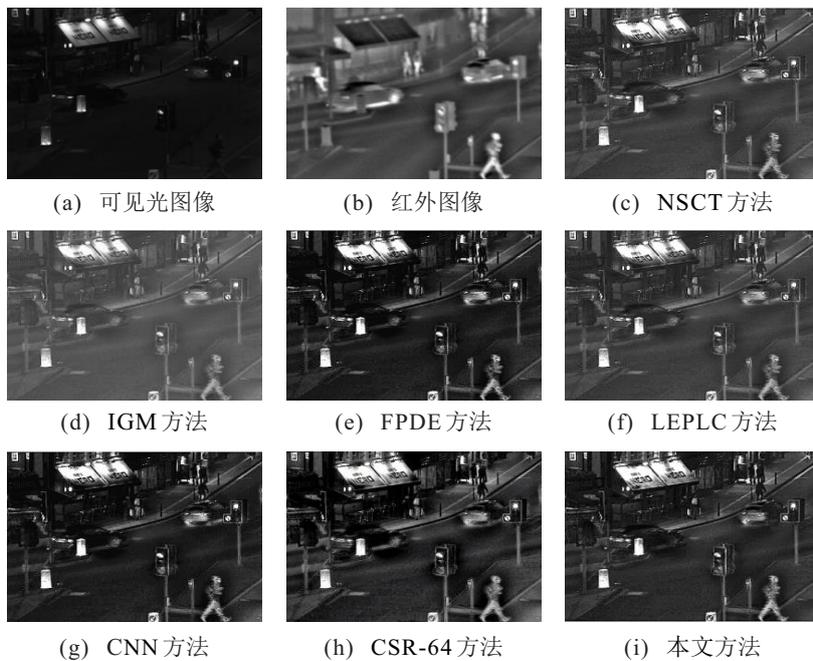


图6 第3组融合结果对比

和清晰度却明显不够.相对而言,本文方法所获结果具有最高的清晰度,并且较好地保持了源目标信息,人物和树木轮廓鲜明,地面草枝也具有可辨的对比度,综合视觉效果最好.

第3组为已经进行精确配准后的Bristol Queen's Road图像融合结果对比.其中:图6(a)和(b)分别为待融合的源可见光图像和红外图像,图6(c)~(i)分别为NSCT方法、IGM方法、FPDE方法、LEPLC方法、CNN方法、CSR-64方法以及本文方法的融合结果.可以看出,几种融合方法均获取了不错的融合效果.但是相对而言,本文融合方法更能克服背景噪声的影响,获

取的结果更具有辨识度,例如屋顶广告牌字迹较少引入红外光图像的阴影干扰,获取的目标具有更好的对比度,有利于后期的分类和识别.

表1为3组图像在7种方法上的客观评价表现.本文方法在5种量化指标上均具有或多或少的优势,并且在失真程度指标 $Q_{NIQE}$ 上具有的优势较大,说明本文方法在克服伪影效应上具有有效性.从算法运行时间上看,本文算法耗时高于子空间类FPDE方法和融合规则相对较简单的IGM方法,低于其余几种方法,综合表现较好.

表1 各种方法结果指标对比

图像	方法	$Q_{MI}$	$Q_G$	$Q_Y$	$Q_{CB}$	$Q_{NIQE}$	$t/s$
第1组	NSCT	0.826	0.742	0.791	0.721	58.214	79
	IGM	0.792	0.728	0.786	0.685	62.551	27
	FPDE	0.801	0.712	0.762	0.718	60.357	6
	LEPLC	0.825	0.738	0.816	0.767	57.258	47
	CNN	0.845	0.755	0.829	0.789	56.412	86
	CSR-64	0.837	0.746	0.807	0.748	55.784	54
	本文方法	<b>0.864</b>	<b>0.785</b>	<b>0.848</b>	<b>0.794</b>	<b>54.478</b>	38
第2组	NSCT	0.824	0.604	0.643	0.695	36.257	99
	IGM	0.806	0.615	0.664	0.712	40.251	42
	FPDE	0.829	0.634	0.656	0.684	37.456	8
	LEPLC	0.855	0.684	0.701	0.758	35.589	56
	CNN	0.864	0.718	0.747	0.784	33.514	94
	CSR-64	0.837	0.725	0.728	0.768	36.487	69
	本文方法	<b>0.889</b>	<b>0.746</b>	<b>0.768</b>	<b>0.801</b>	<b>31.201</b>	58
第3组	NSCT	0.725	0.745	0.828	0.794	44.314	66
	IGM	0.686	0.764	0.814	0.786	48.157	19
	FPDE	0.716	0.725	0.831	0.791	45.587	5
	LEPLC	0.728	0.805	0.904	0.815	43.254	28
	CNN	0.759	0.818	0.923	0.839	40.456	74
	CSR-64	0.738	0.778	0.897	0.825	42.156	49
	本文方法	<b>0.785</b>	<b>0.829</b>	<b>0.935</b>	<b>0.858</b>	<b>38.358</b>	26

### 4 结论

本文提出了一种基于内生长机制并结合卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合方法. 将符合人类视觉感知和理解的内生长机制理论引入红外与可见光图像融合过程, 并且通过卷积稀疏表示克服融合结果可能存在的伪影效应, 定义ISR算子以对源图像的边缘轮廓进行最大程度保留. 与目前主流图像融合方法相比, 本文提出的方法融合结果具有较高的清晰度和对比度, 能够较好保持源图像边缘轮廓, 并且在众多客观融合评价指标的对比上也具有一定的优势. 但是, 由于本文算法复杂性的提高, 在运算效率上优势不明显. 如何提升算法效率是下一步的研究重点.

### 参考文献(References)

[1] 沈瑜, 陈小朋, 刘成. 基于混合模型驱动的红外与可见光图像融合[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2143-2151. (Shen Y, Chen X P, Liu C. Infrared and visible image fusion based on hybrid model driving[J]. Control and Decision, 2021, 36(9): 2143-2151.)

[2] 罗晓清, 熊梦渔, 张战成. 基于联合卷积自编码网络的多聚焦图像融合方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(7): 1651-1658. (Luo X Q, Xiong M Y, Zhang Z C. Multi-focus image fusion method based on joint convolution auto-encoder network[J]. Control and Decision, 2020,

35(7): 1651-1658.)

[3] Ma Jia-yi, Ma Yong, Li Chang. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey[J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.

[4] Li S T, Kang X D, Fang L Y. Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2017, 33(1): 100-112.

[5] 安影, 范训礼, 陈莉. 结合FABEMD和改进的显著性检测的图像融合[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(2): 292-300. (An Y, Fan X L, Chen L. Image fusion combining FABEMD with improved saliency detection[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(2): 292-300.)

[6] Liang Y X, Mao Y, Xia J Z, et al. Scale-invariant structure saliency selection for fast image fusion[J]. Neurocomputing, 2019, 356(9): 119-130.

[7] Meher B, Agrawal S, Panda R. A survey on region based image fusion methods[J]. Information Fusion, 2019, 48: 119-132.

[8] 向天烛, 高熔溶, 闫利, 等. 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, et al. Region feature based multi-scale fusion method for thermal infrared and visible images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(7): 911-917.)

[9] 周晓玲, 江泽涛. 结合脉冲耦合神经网络与引导滤波的红外与可见光图像融合[J]. 光学学报, 2019, 39(11): 132-139. (Zhou X L, Jiang Z T. Infrared and visible image fusion combining pulse-coupled neural network and guided filtering[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 132-139.)

[10] 朱浩然, 刘云清, 张文颖. 基于迭代导向滤波与多视觉权重信息的红外与可见光图像融合[J]. 光子学报, 2019, 48(3): 190-200. (Zhu H R, Liu Y Q, Zhang W Y. Infrared and visible image fusion based on filtering and multi-visual weight information[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(3): 190-200.)

[11] Li Q P, Du J Q, Xu L. Visible and infrared video fusion using uniform discrete curvelet transform and spatial-temporal information[J]. Chinese Journal of Electronics, 2015, 24(4): 761-766.

[12] Cai H Y, Zhuo L R, Zhu P. Fusion of infrared and visible images based on non-subsampled contourlet transform and intuitionistic fuzzy set[J]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(6): 225-234.

[13] Yin M, Duan P H, Liu W, et al. A novel infrared and visible image fusion algorithm based on shift-invariant dual-tree complex shearlet transform and sparse representation[J].

- Neurocomputing, 2017, 226: 182-191.
- [14] 冯鑫. Tetrolet框架下红外与可见光图像融合[J]. 光子学报, 2019, 48(2): 76-84.  
(Feng X. Fusion of infrared and visible image based on tetrolet framework[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(2): 76-84.)
- [15] Zhang Q, Liu Y, Blum R S, et al. Sparse representation based multi-sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: A review[J]. Information Fusion, 2018, 40: 57-75.
- [16] 冯鑫, 张建华, 胡开群, 等. 基于变分多尺度的红外与可见光图像融合[J]. 电子学报, 2018, 46(3): 680-687.  
(Feng X, Zhang JH, Hu K Q, et al. The infrared and visible image fusion method based on variational multiscale[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3): 680-687.)
- [17] 刘斌, 刘维杰, 罗益辉. 八通道MSVD构造及其在多聚焦图像融合中的应用[J]. 电子学报, 2016, 44(7): 1694-1701.  
(Liu B, Liu W J, Luo Y H. Construction of eight channel multi-resolution singular value decomposition of matrix and its application in multi-focus image fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(7): 1694-1701.)
- [18] Qian J S, Bao R, Shen W. Perceptual medical image fusion with internal generative mechanism[J]. Electronics Letters, 2017, 53(17): 1184-1186.
- [19] Wu J J, Lin W S, Shi G M, et al. A perceptual quality metric with internal generative mechanism[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 43-54.
- [20] Wohlberg B. Efficient algorithms for convolutional sparse representations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(1): 301-315.
- [21] Liu Y, Chen X, Ward R K. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1882-1886.
- [22] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2): 187-198.
- [23] Chang D C, Wu W R. Image contrast enhancement based on a histogram transformation of local standard deviation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(4): 518-531.
- [24] Elboher E, Werman M. Cosine integral images for fast spatial and range filtering[C]. The 18th IEEE International Conference on Image Processing. Brussels, 2011: 89-92.
- [25] Zhou Z Q, Li S, Wang B. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images[J]. Information Fusion, 2014, 20: 60-72.
- [26] Bavirisetti D P, Xiao G, Liu G. Multi-sensor image fusion based on fourth order partial differential aligns[C]. The 20th International Conference on Information Fusion. Xi'an, 2017: 1-9.
- [27] Liu Yu, Chen X, Peng H. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network[J]. Information Fusion, 2017, 36: 191-207.
- [28] Zhang X, Ma Y, Fan F, et al. Infrared and visible image fusion via saliency analysis and local edge-preserving multi-scale decomposition[J]. Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science and Vision 2017, 34(8): 1400-1410.
- [29] Hossny M, Nahavandi S, Creighton D. Comments on 'Information measure for performance of image fusion' [J]. Electronics Letters, 2008, 44(18): 1066-1067.
- [30] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [31] Chen Y, Blum R S. A new automated quality assessment algorithm for image fusion[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(10): 1421-1432.
- [32] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [33] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a 'completely blind' image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.

### 作者简介

冯鑫(1982—),男,副教授,博士,从事图像处理、图像融合等研究, E-mail: 149495263@qq.com.

(责任编辑: 齐 霖)