

# 控制与决策

Control and Decision

基于前向-后向自校正扩散引导特征重建的图像融合

张相博, 刘刚, 肖刚

引用本文:

张相博, 刘刚, 肖刚. 基于前向-后向自校正扩散引导特征重建的图像融合[J]. *控制与决策*, 2022, 37(8): 2134–2140.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0219>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

[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](#)

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

*控制与决策*. 2022, 37(1): 167–174 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1080>

[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>

[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>

[基于核典型相关性-熵成分分析的工业过程质量监测方法](#)

A quality monitoring method for industrial process based on kernel canonical correlation-entropy component analysis

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2999–3006 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0548>

# 基于前向-后向自校正扩散引导特征重建的图像融合

张相博<sup>1</sup>, 刘刚<sup>1†</sup>, 肖刚<sup>2</sup>

(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)

**摘要:** 现有图像融合方法不同程度地存在边缘阶梯效应, 导致一些空间伪影引入融合图像. 鉴于此, 提出一种新的解决图像融合过程中鲁棒性差的方法——前向-后向自校正扩散引导特征重建(forward-backward self-correcting diffusion, FBSD), 对分解后各特征之间的差异设计一种基于期望值最大算法和主成分分析的混杂融合策略. 最后利用评价指标评估所提出算法的性能, 验证了所提出方法在边缘阶梯效应的处理上优于现有的图像融合方法, 同时验证了融合决策的有效性.

**关键词:** 图像融合; 特征重建; 期望值最大算法; 主成分分析; 红外与可见光图像融合

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0219

引用格式: 张相博, 刘刚, 肖刚. 基于前向-后向自校正扩散引导特征重建的图像融合[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2134-2140.

## An image fusion method using forward-backward self-correcting diffusion guided feature reconstruction

ZHANG Xiang-bo<sup>1</sup>, LIU Gang<sup>1†</sup>, XIAO Gang<sup>2</sup>

(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)

**Abstract:** The existing image fusion methods have an edge ladder effect in varying degrees, which leads to some spatial artifacts introduced into the fused image. This paper proposes a new method to solve the poor robustness in the process of image fusion, that is, forward-backward self-correcting diffusion (FBSD) guided feature reconstruction. According to the differences between features after decomposition, a hybrid fusion strategy based on expectation-maximization algorithm and principal component analysis algorithm is designed. Finally, the evaluation index is used to evaluate the performance of the proposed algorithm, and it is verified that this method is better than the existing image fusion methods in dealing with the edge step effect, and the fusion decision is effective.

**Keywords:** image fusion; feature reconstruction; expectation-maximization algorithm; principal component analysis; infrared and visible image fusion

## 0 引言

图像融合是机器视觉领域的研究热点, 将多源传感器采集到的关于同一目标的源图像经过算法处理, 最大程度提取人们感兴趣的信息, 综合成一幅利用率高的增强图像<sup>[1]</sup>, 包括多聚焦图像融合、多分辨率图像融合、多光谱图像融合. 图像融合的关键问题是如何最大限度地融合来自不同传感器的信息, 且不增加噪声<sup>[2]</sup>.

由于图像在各区域上有不同的表达, 对图像直接进行融合会损失掉关键信息, 所以更多人开始关注显

著特征的融合, 并引入很多信号处理方法, 用于图像分解. 随着小波理论研究的推进, 众多学者将小波变换技术取代以往的金字塔算法, 如杨波等<sup>[3]</sup>提出的基于梅花形采样离散小波框架的图像融合算法, 改善了传统 DWT 缺乏移不变的特性, 与传统金字塔融合算法相比, 计算效率有所提升. Aishwarya 等<sup>[4]</sup>针对离散小波变换在图像融合过程中特征表达存在的不足, 提出了一种基于双树复小波 (DTCWT) 的分割驱动方法, 在不同方向进行纹理划分, 实验结果表明其算法不仅可以降低平移敏感性, 而且可以克服方向选择较

收稿日期: 2021-02-02; 录用日期: 2021-04-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61673270, 61203224); 国家 973 计划项目 (2014CB744903); 上海浦江人才计划项目 (16PJD028).

责任编辑: 张文安.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: liugang@shiep.edu.cn.

少的问题. Chai等<sup>[5]</sup>提出了一种基于使用四元数小波变换(QWT)分解的融合方法,通过对每幅源图像进行四元数小波变换,得到低频系数和高频系数,采用加权平均和系数能量的最大选择融合规则,最后利用逆四元数小波变换构造最终的融合图像.

近年来,许多学者通过分析像素之间的关系,发现像素间的过渡由其与其相邻像素之间的强度(热水平)差异决定,各向异性滤波刚好可以模拟图像中热扩散的过程,对像素强度差异较大局部区域的热传递进行抑制.由此,Bavirisetti等<sup>[6]</sup>提出基于P-M方程和Karhunen-Loeve变换的红外与可见光图像融合方法,该方法有效解决了融合过程引入额外的噪声问题.高雪琴等<sup>[7]</sup>提出基于四阶偏微分方程的图像分解方法,是一种将图像转换为分段常数区域的过程,与梯级图像相比,这些合成的分段平面图像看起来更自然.但是,该类各向异性方法有两个待解决的问题:

1) 只考虑了梯度,在融合图像中产生梯度反转伪影,而引导图像融合方法在融合图像中产生光晕效应,有很明显的人为痕迹;

2) 在扩散过程中,并未考虑扩散方向的约束,会不同程度锐化边缘.

为了改进这两个问题,本文从视觉角度分析,图像中低频分量包含了背景信息,高频分量的纹理信息主要提供细节或边缘的梯度组成.在特征重建方面,设计了一种概率统计的融合策略,利用期望值最大算法求取似然函数,经过迭代求取成像模型参数,得到图像低频分量的融合结果.对细节特征区域采用基于主成分分析的融合方法,通过数据降维,丢弃信息量小的背景区域信息,将高频分量用一个主成分表示,可以避免对图像中每个窗口扫描效率低的问题.实验结果表明,所提出的融合策略比其他融合方法具有更好的效果,在最大程度保留源图像的信息的同时不产生误导观察者的假象.

## 1 前向-后向自校正扩散算法(FBSD)

### 1.1 梯度方差各向异性扩散

Zhang等<sup>[8]</sup>提出一种基于方差改进的P-M模型,称为TPPM,其优点是信噪比优于P-M模型,并且执行时间短.但是,由于其采用梯度,梯度效应比较明显.为了克服该缺点,与TPPM的模型相似,从像素相邻方向方差的角度给定各向异性方程中的扩散系数C.

在图像中,任一 $(i, j)$ 灰度像素其各传感器局部窗口 $L = h \times h$ 迭代 $t$ 次4个方向邻域灰度方差为

$$(D_{*(i,j)}^t)^2 = \max \left( \sum_{m=-h}^h \sum_{n=1}^h [\nabla \bar{I}_*^t(i, j)]^2 - \varepsilon_t^2, 0 \right). \quad (1)$$

其中: $*$ 为4个相邻方向, $\nabla \bar{I}_*^t(i, j)$  $(i = 1, 2, 3, 4)$ 为具有像素 $x$ 四个相邻方向梯度的平均, $\varepsilon$ 为迭代 $t$ 次时噪声的方差.

由Bavirisetti等<sup>[6]</sup>提出的各向异性方程,可以得到基于方向梯度方差的细节过滤模型为

$$I_{t+1}(i, j) = I_t(i, j) + \lambda \cdot dt \cdot \left[ \sum g(D_{*(i,j)} \cdot \nabla I_t^*(i, j)) \right] + \theta \cdot F'_t(K - F_t I). \quad (2)$$

其中: $D_*$ 为 $W$ 、 $E$ 、 $N$ 、 $S$ 原始噪声图像的信号方向标准差, $dt$ 为迭代步长,其他参数同上. $g(D_{*(i,j)})$ 为扩散系数函数,定义为

$$\begin{cases} g(D_{*(i,j)}) = \frac{1}{1 + \left(\frac{D_{*(i,j)}}{k}\right)^2}, \\ g(D_{*(i,j)}) = e^{-\left(\frac{D_{*(i,j)}}{k}\right)^2}. \end{cases} \quad (3)$$

实验部分主观及定量分析了此函数的取舍,证明其第1种函数更适合FBSD模型.观察此方程,显然在方差 $D_{*(i,j)}$ 小的区域,扩散系数大,表示扩散速率快.在高方差的区域(显著特征细节部分)会扩散得很慢,从而实现提取纹理的作用.

### 1.2 前向-后向自校正扩散FBSD

实验中发现,对方差的改进虽然很大程度减少了边缘阶梯效应,并且对原始细节也有很好地保留,但是这种扩散方式并不稳定,因为扩散时可能沿着法线 $M$ 做前向或者后向扩散.另一方面,由于指数改进的正则化使后向扩散区域缩小.

前向扩散的作用是平滑图像,后向扩散的作用是强化显著特征,所以需要合理选择扩散参数使扩散稳定,既增强细节又可以模糊平滑区域.针对此不足,对TPPM的指数进行改进,提出了可变指数的TPPM方程FBSD,有

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(g(D_{*(i,j)})D_{*(i,j)}) - \gamma(D_{*(i,j)} - f). \quad (4)$$

其中: $f$ 为待融合图像, $\gamma$ 为权衡源图像与分解后平滑图像的保真参数.在改进后的模型中,平滑指数 $\alpha(x)$ 定义为

$$\alpha(|\nabla G_\theta \times f|) = 2 - \frac{2}{1 + k|\nabla G_\theta \times f|^2}, \quad (5)$$

其中 $G_\theta$ 为扩散滤波因子<sup>[9]</sup>, $G_\theta(x) = (1/(4\pi\theta)^{\frac{N}{2}}) \times \exp(-|x|^2/4\theta)$ .这样选择是为了使 $\alpha(*)$ 函数具有如下性质:

1)  $\alpha(*) = 2 - 2/(1 + k*)$ 为增函数,且 $\alpha(0) = 0$ .当在低频区域扩散时,扩散方程的参数为 $|\nabla G_\theta \times f|^2 \rightarrow 0, \lim_{* \rightarrow 0} \alpha(*) = 0$ ;

2) 在显著特征区域扩散时, 参数  $|\nabla G_\theta \times f|^2 \rightarrow \infty$ ,  $\lim_{* \rightarrow \infty} \alpha(*) = 2$ .

通过观察得到, 当  $0 \leq \alpha \leq 1$  时, 式(5)是一个前向扩散方程, 其作用是平滑图像同时过滤噪声. 对于  $1 < \alpha \leq 2$ , 式(5)沿着法线方向  $n$  前向扩散或后向扩散, 这可能会锐化边缘产生阶梯效应. 后向扩散的条件是  $|\nabla u|/K \geq 1/(\alpha - 1)^{\frac{1}{\alpha}}$ . 此模型不同于TPPM的地方是扩散过程中的后向扩散可以通过自适应选择参数控制, 甚至可以消失.

下面叙述扩散系数参数  $\gamma$  的选择. 对于图像中各区域噪声均值和方差建模如下:

$$\begin{cases} \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \eta dx = 0, \\ \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \eta^2 dx = v^2. \end{cases} \quad (6)$$

在迭代次数  $t \rightarrow \infty$  时,  $\partial_{t \rightarrow \infty} u = 0$ , 即  $u$  达到稳态. 如果将噪声  $u$  表示为高斯白噪声, 则式(4)的噪声项换为  $-\gamma(1 - f/\nabla I_*^t)$ , 得到

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div} \left( \frac{D_{*(i,j)}}{1 + \left( \frac{D_{*(i,j)}}{K} \right)^{\alpha(x)}} \right) - \gamma \left( 1 - \frac{f(x)}{\nabla I_*^t} \right). \quad (7)$$

进而, 权衡源图像与分解后平滑图像的保真参数  $\gamma$  为

$$\gamma = \frac{1}{v^2 |\Omega|} \int_{\Omega} \operatorname{div} \left( \frac{D_{*(i,j)}}{1 + \left( \frac{D_{*(i,j)}}{K} \right)^{\alpha(x)}} \right) \left( 1 - \frac{f(x)}{\nabla I_*^t} \right) dx. \quad (8)$$

结合上一节提出的模型, 各个传感器局部窗口  $L = h \times h$  在迭代  $t$  次4个方向的离散形式为

$$C_{*ij}^t = \frac{1}{1 + ((D_{*(i,j)}^t)^2 / K)^{\alpha_{i,j}}}. \quad (9)$$

实验部分表明阈值  $K$  的选择以及阈值对实验结果的影响. 为了展示FBSD中前后向控制的改进对分解效果的提升, 图1给出了FPDE、TPPM和本文方法(与TPPM模型阈值参数  $k$  相同)分解的结果. 可见, 基于FBSD的图像对比度更强, 在阈值参数  $k$  相同的条件下, TPPM由于未对后向扩散控制, 过滤时对边缘进行了锐化, 导致细节部分提取不充分, 许多高频信息未能表达. 由于FPDE分解方法在分解过程中仅考虑梯度信息, 会产生光晕效应, 而本文方法对梯度项做方差改进后, 由图1中明显可以看到有些区域的伪影少于FPDE. 为了更客观地证明上述分析, 利用边缘强度指标、平均梯度指标、标准差指标定量对比以上3种算法. 其中边缘强度指标(edge intensity)能够反映图像的边缘清晰程度, 其结果数值越大纹理信息越清晰. 标准差(standard deviation)指标用来度量图像信息丰富程度, 该值越大表示图像中信息的分布越

分散, 图像携带的信息量越多. 此外, 为了表明FBSD算法在图像清晰程度以及噪声等方面的优越性, 采用平均梯度(average gradient)指标反映图像的清晰程度, 平均梯度值越大图像越清晰. 由表1可见, 改进的FBSD算法在平均梯度、边缘强度、标准差评价指标中均取得较好的得分, 与主观视觉感受一致, 因此可以认为FBSD算法显著特征信息提取能力优异, 且图像质量较高.

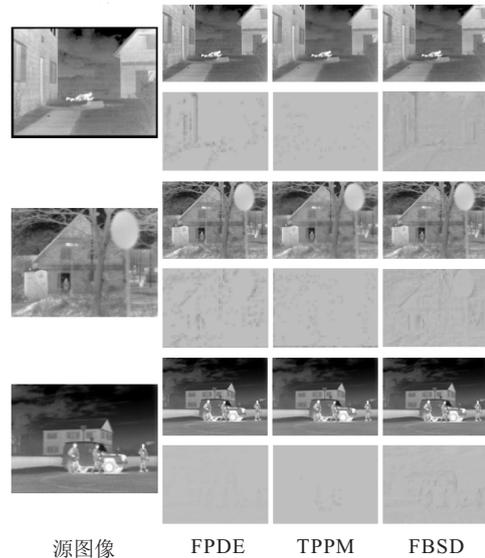


图1 3种分解算法对比

表1 3种分解算法定量分析平均得分

methods	平均梯度	边缘强度	标准差
FPDE	0.829 8	5.432 6	5.957 6
TPPM	0.376 0	2.469 8	3.259 6
FBSD	<b>2.302 6</b>	<b>12.689 3</b>	<b>7.126 2</b>

## 2 基于FBSD的红外与可见光图像融合算法

设已配准好像素为  $i \times j$  的源图像为  $I_{\text{VIS}}$  和  $I_{\text{IR}}$ , 基于FBSD的图像融合流程如下:

1) 通过FBSD扩散初始化, 将得到显著特征部分  $S_{\text{IR}\cdot A}$  和  $S_{\text{VIS}\cdot A}$ , 与源图像进行差值运算得到平滑部分  $S_{\text{IR}\cdot D}$  与  $S_{\text{VIS}\cdot D}$ .

2) 由于平滑图像和显著特征在光学信息中有不同的表达, 这两部分采用不同的融合策略. 对  $S_{\text{IR}\cdot A}$  与  $S_{\text{VIS}\cdot A}$  使用主成分分析的方法, 融合后结果为  $S_A$ . 对  $S_{\text{IR}\cdot D}$  与  $S_{\text{VIS}\cdot D}$  使用期望值最大的方法, 融合后结果为  $S_D$ , 流程如图2所示.

### 2.1 基于期望值最大算法的低频融合

图像融合结果中, 感兴趣的信息受源图像影响主要分为两部分: 1) 传感器的分布系数, 代表该源图像如何影响融合过程; 2) 噪声的影响, 即对融合结果产生干扰的信息.

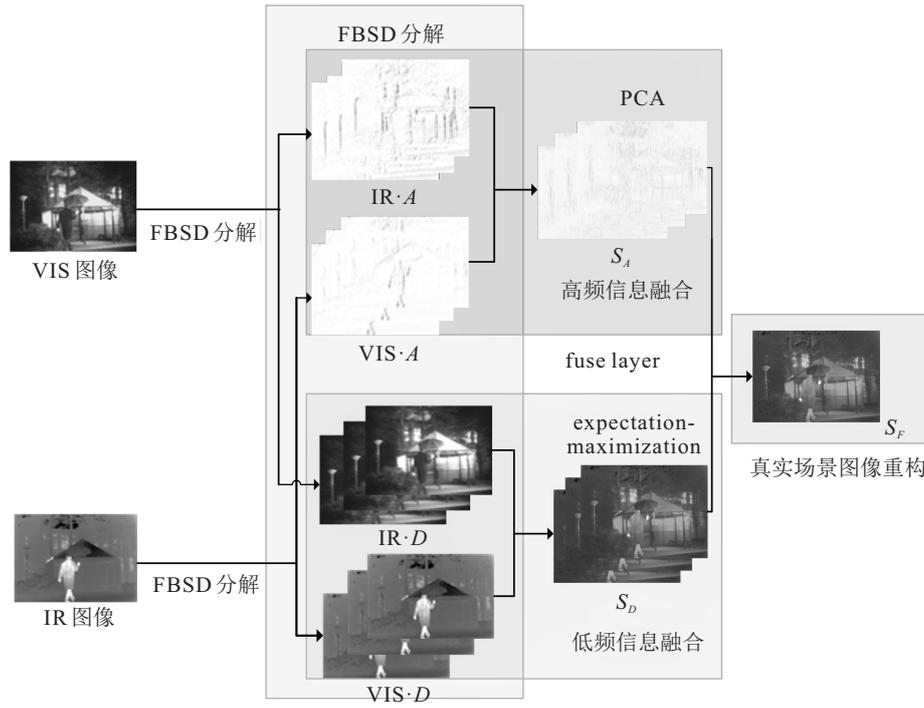


图2 基于FBSD模型的图像融合算法流程

本文用  $\varepsilon(X, j)$  表示随机噪声, 服从  $K$  项混合高斯分布的概率密度函数为

$$f_{\varepsilon(X,j)}(\varepsilon(X, j)) = \sum_{k=1}^K \lambda_{k,X}(j) \frac{e^{-\frac{\varepsilon(X,j)^2}{2\sigma_{k,X}^2(j)}}}{\sqrt{2\pi\sigma_{k,X}^2(j)}} \quad (10)$$

其中:  $\lambda_{k,X}(j)$  为  $K$  项高斯分布的权值, 表征分布特征倾向于某种高斯分布的程度;  $\sum_{k=1}^K \lambda_{k,X}(j) = 1$ ;  $\sigma_{k,X}^2(j)$  为各项高斯分布的方差.

待估计参数的综合  $F$  记为

$$F = (S_N(X, l), \beta(X), \lambda_{k,X}, \sigma_{k,X}^2, \alpha(X); X = A, B; l = 1, 2, \dots, L; k = 1, 2, \dots, K). \quad (11)$$

其边缘概率密度函数为

$$f_F = \frac{\lambda_{k,X}}{\sqrt{2\pi\sigma_{k,X}^2}} e^{-\frac{(S_N(X,l) - \beta(X) - \alpha(X)S_N(F,l))^2}{2\sigma_{k,X}^2}}, \quad (12)$$

其中  $h_c(S_N(X, l), k(X, l)|F)$  为参数条件  $F$  下对不完全数据  $Y$  的边缘概率密度函数. 为便于理解, 图3给出空间交互广义期望值最大算法(SAGE)迭代过程.

### 2.2 PCA算法的高频融合

PCA(主成分分析)变换通过计算相对原样本极少的主分量, 替换原样本的全部维度, 尽可能地对原数据进行表示, 且彼此之间互不相关, 进而实现数据的降维. 简单而言就是将高频的可见光图像  $S_{VIS-D}(i, j)$  与高频红外光图像  $S_{IR-D}(i, j)$  进行PCA变换, 并根据向量特征值排序依次得到主分量  $P_1$  和

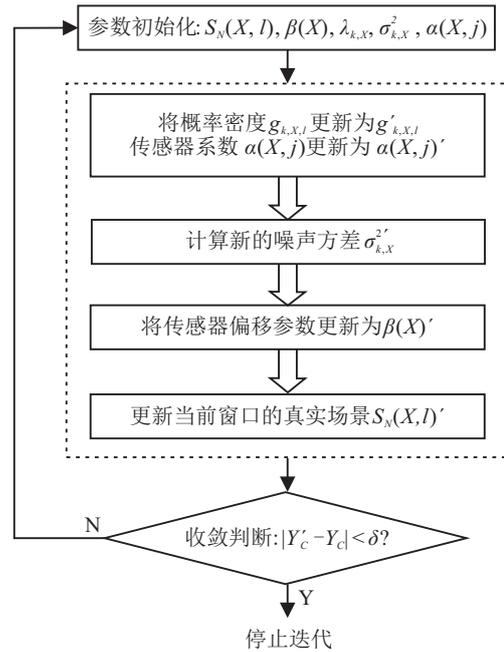


图3 期望值最大算法迭代过程

$P_2$ , 再将高频图像与  $P_1$ 、 $P_2$  进行直方图匹配, 目的是使高频图像的灰度均值和方差与第一主成分对应的影像保持一致, 获得的权值作为高频图像的系数, 通过相加得到融合后的高频图像.

首先, 从两种高频图像的窗口中提取像素并拼接一个维数为  $MN \times 2$  的数组  $X$ , 然后计算均值向量, 即数组数学期望, 定义为

$$m_x = E(x) = \left(\frac{1}{K}\right) \sum_{k=1}^K x_k, \quad (13)$$

其中  $K = M \times N$ . 由协方差定义公式  $C_x = E(x - m_x)(x - m_x)^T$ , 对  $M$  矢量作随机抽样, 并求其协方差矩阵得到

$$C_x = \left(\frac{1}{M}\right) \sum_{k=1}^M [x_k x_k^T - m_x m_x^T]. \quad (14)$$

设  $e_i$  和  $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, N)$  是  $C_x$  的特征向量和对应的特征值, 对其逆序排列, 使得  $\lambda_j \geq \lambda_{j+1}, j = 1, 2, \dots, n-1$ .

构造矩阵  $A$ , 使第 1 行为  $C$  的最大特征值对应的特征向量, 最后 1 行为  $C$  的最小特征值对应的特征向量. 将  $A$  作为  $x$  的变换矩阵, 可以得到相应的  $y$  映射为

$$Y = A(x - m_x). \quad (15)$$

经主成分变换后  $Y$  中向量的期望为 0, 下面通过  $A$  和  $C_x$  求得  $y$  的协方差矩阵  $C_y = A \cdot C_x \cdot A^T$ , 其中  $C_y$  为对角矩阵, 其主对角线上的值为  $C_x$  的特征值. 找出最大特征值  $\lambda_{\max} = \max(\lambda_1, \lambda_2)$ , 将其对应的特征向量看作最大的特征向量  $e_{\max}$ , 通过下式对  $e_{\max}$  的主成分量  $P_1, P_2$  进行归一化:

$$P_1 = \frac{e_{\max}(1)}{\sum_i e_{\max}(i)}, P_2 = \frac{e_{\max}(2)}{\sum_i e_{\max}(i)}. \quad (16)$$

归一化后的主成分量可以对源图像进行表示, 作为融合图像的权重, 进而得到高频融合图像

$$D_{\text{fuse}} = \frac{(S_{\text{IR} \cdot D} \cdot P_1) + (S_{\text{VIS} \cdot D} \cdot P_2)}{P_1 + P_2}. \quad (17)$$

### 3 实验与讨论

#### 3.1 阈值 $K$ 对 FBSD 模型的影响

在扩散过程中, 边界的判定是最关键的问题, 如何选择阈值对本文方法的效果起决定性作用. 通过选择合适的  $k$ , 使得扩散系数增大或者缩小, 当扩散系数增大时, 此处的区域将被过滤, 当扩散系数减小并加速趋于 0 时, 保存细节和纹理. 简单地说, 当  $D_{*(i,j)} > k$  时, 扩散被抑制. 图 4 给出了参数相同时, 不同阈值的函数  $g_1$  和  $g_2$ . 由图 4 可见,  $k$  固定时, 若梯度增大, 则扩散系数减小, 对应的扩散速度减缓, 此时会保留细节信息. 但是当梯度趋于 200 时, 只有  $g_1$  在  $k = 0.1$  时不允许滤波器进行扩散, 其他几组的结果

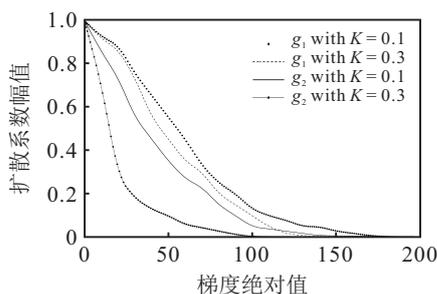


图 4 不同阈值的量化结果

边界也被模糊掉, 这是不希望得到的, 所以选择  $g_1$  作为扩散函数. 同时分析了在  $g_1$  作为扩散函数时不同  $k$  的分解效果, 可以看出, 当  $k = 0.1$  时细节更丰富, 若  $k$  增加或减小, 则细节部分均会受到一定程度的损害, 所以选择  $g_1$  函数下  $k = 0.1$  的扩散阈值.

#### 3.2 实验结果分析

由于不同传感器有不同的成像条件, 或由于传感器的光谱灵敏度不同, 相应的物理特征可能不同, 特征描述的选择和相似性度量必须考虑这些因素<sup>[2]</sup>. 选取来自 TNO 数据集<sup>[10]</sup> 配准好的 9 幅红外信息与可见光信息丰富的图像, 将几种公认比较出色的融合方法与本文所提出方法进行对比, 包括: 生成式对抗网络 (FusionGAN)<sup>[11]</sup>、红外特征提取和视觉信息保存 (FEVIP)<sup>[12]</sup>、密集链接卷积神经网络 ((DenseFuse)<sup>[13]</sup>、视觉显著性映射 (VSM)<sup>[14]</sup> 和低秩表示 (LRR)<sup>[15]</sup>. 实验均在 2.5 GHz 英特尔酷睿 i5CPU、4 GB 内存和 Matlab 2016a 条件下进行. 主观评价即以人的主观思维为主, 力求真实反映人的视觉感知, 具有直接快速的特点, 但是往往与观察者的受“训练”程度有关, 不同的观察者对伪影、曝光、噪声的评价标准各有差异. 而定量评价是根据大量数据训练的数学模型或者算法生成的评价指标, 到目前为止还没有所有学者都一致承认的定量指标来客观地评价图像融合结果, 本文使用相对认可的 5 个度量定量地评估融合性能. 分解过程及融合结果如图 5 所示.

##### 3.2.1 主观评价

实验“Men”组中(图 6 所示), 融合前的可见光源图像灰度值较高, 经验分析可知时间应为白天. 但观察其他 6 幅图不难发现, 仅有所提出方法天空区域灰度值与源图像灰度值相近, 其他算法的天空背景忽略了可见光的真实特征, 且前两种方法树枝的伪影极多, 完全无法获取该区域的信息. 在实际应用中, 如果融合后图像对背景信息有误导性, 则将会使融合工作变得毫无意义. 对“Soldier”组的对比(图 7)更加考验分解和融合决策的能力. 通过观察左侧方框可以发现, 沟壑边缘可见光灰度值较高, 红外光热辐射较低, 并且这一区域很窄, 能同时包含两种源图像的信息有些困难, 但是 6 种方法中只有所提出方法同时兼顾到两种信息, 而且较为自然, 这得益于改进的各向异性中自适应的指数对像素变换的敏感度. 再观察右侧方框, 只有所提出方法与源图像保持同样的灰度, 其他方法均不同程度地损失了地面的可见光信息. 综上所述, 对于这幅处理较为困难的“Soldier”图像, 本文方法在不损失信息的情况下, 可以最大程度包含多传感器的信息.

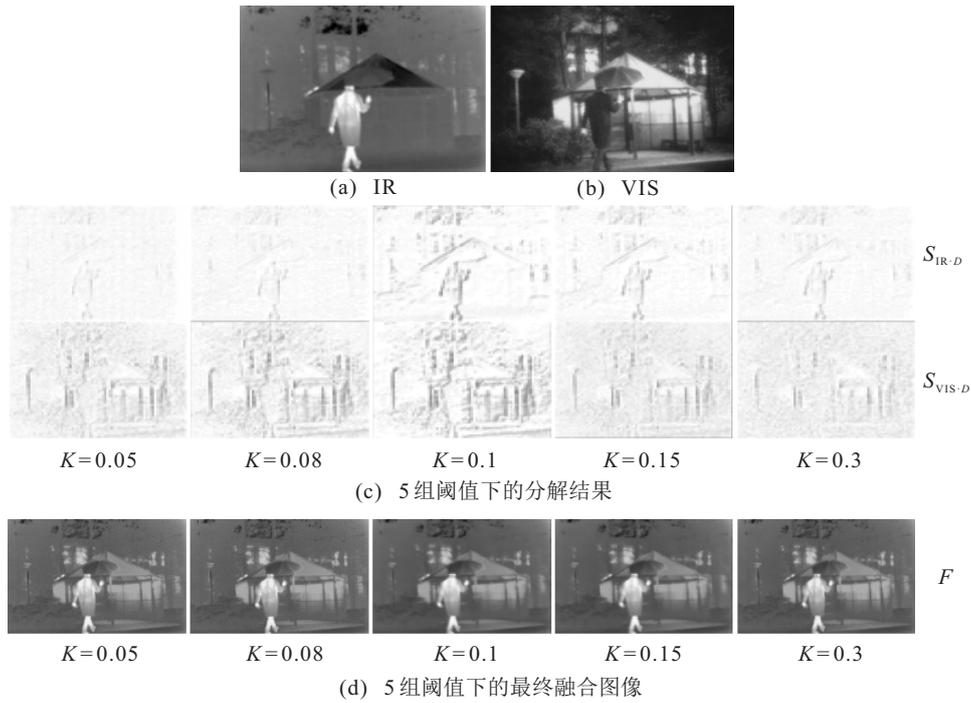


图5 不同阈值模型下红外光图像(IR)与可见光图像(VIS)分解过程及融合结果

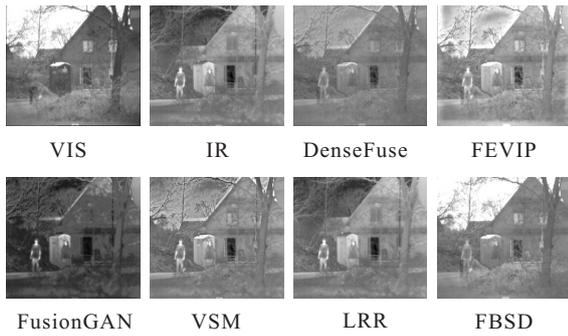


图6 “Men”组对比实验

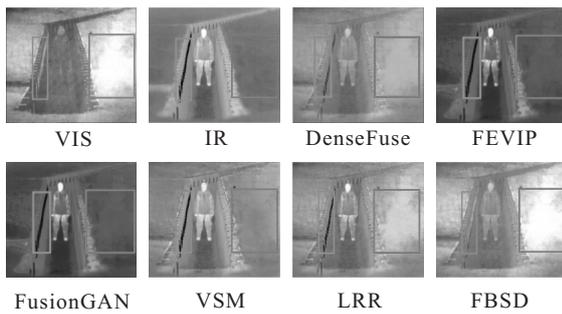


图7 “Soldier”组对比实验

### 3.2.2 定量评价

为了避免主观评价中人的经验带来的错误判断,

使用5个客观评价指标评估上一节中主观评价的数据集. 这5个评价指标分别为信息熵EN(反映结构信息在图像的占比)<sup>[16]</sup>、互信息MI(衡量真实场景图像与源图像分布特性的相似度)<sup>[17]</sup>、图像融合质量指数Qabf(显著信息在真实场景图像中的度量)<sup>[18]</sup>、结构相似度MS\_SSIM(真实场景图像亮度、对比度与源图像的相似度)<sup>[19]</sup>、差异相关性之和SCD(真实场景与源图像相关性评估)<sup>[20]</sup>. 在表2中,测试图像集5个度量平均得分最优的算法用粗体突出标记. 3组实验数据中,所提出方法在所有情况中获得最优的结果有3次,次最优有2次. 这些指标整体代表了所提出方法得到的融合图像更自然,梯度效应大大减弱,该融合方法比现有融合方法具有更好的融合性能. 具体而言,如在EN和Qabf的指标对比中,注意到FBSD为最优,这表明融合后图像与源图像相比噪声较少,因此所提出融合方法在没有损失细节信息的同时增强了图像视觉效果.

综上,可以得出以下结论: 1)从5种指标单独看,所提出FBSD算法融合结果的数值绝大多数均优于其他算法. 例如MS-SSIM指标用于通过人类视觉系

表2 3组对比实验平均得分

图像评估指标	DenseFuse	FEVIP	LRR	FusionGAN	VSM	FBSD
EN	6.5325	6.6749	6.4188	6.6451	6.4568	<b>6.9117</b>
Qabf	0.2452	0.2841	0.2675	0.2998	0.2802	<b>0.3152</b>
MS_SSIM	0.6051	0.6007	0.6546	0.5988	<b>0.6695</b>	0.6654
MI	12.6568	13.0211	14.3356	13.5315	13.3205	<b>14.1789</b>
SCD	1.5621	1.3487	1.4465	1.5121	<b>1.6545</b>	1.5914

统的各种已知属性来量化真实场景图像与源图像之间的误差,随着图像的变化,每种算法均有所波动,但FBSD算法始终在其他算法之上,表明该方法可以从尽可能多的感兴趣的源图像中获取细节信息. 2) MI度量评估了真实场景图像可以从源图像中获得数量多少的性能,由于采用基于EM算法的低频信息的融合决策,融合后的优化频段通过使模型的后验概率似然函数达到最大进行计算,所以互信息指标也优于其他算法,能够更好地与人眼的视觉感知相一致. 通过上述分析可以发现,主观感受与客观评估指标一致,进一步验证了FBSD在图像融合中的优越性.

## 4 结论

本文提出了一种基于前向-后向自适应分解(FBSD)的红外与可见光图像融合算法. 考虑红外光传感器与可见光传感器获得的多源图像信息结构不同的特点,通过EM算法对低频分量进行融合得到平滑区域子带. 对边缘信息采用PCA算法进行融合,通过重构得到最终真实场景图像. 最后,通过与传统及当下主流算法对比分析得出:所提出方法的分解部分没有产生边缘梯度效应,融合后的图像也无伪影,并且在较少引入噪声的前提下,融合后的真实场景图像最大程度地反映了源图像的细节信息,非显著区域的信息也与主观一致.

## 参考文献(References)

- [1] Li S T, Kang X D, Fang L Y, et al. Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art[J]. *Information Fusion*, 2017, 33: 100-112.
- [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] 杨波, 敬忠良. 梅花形采样离散小波框架图像融合算法[J]. *自动化学报*, 2010, 36(1): 12-22.  
(Yang B, Jing Z L. Image fusion algorithm based on the quincunx-sampled discrete wavelet frame[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(1): 12-22.)
- [4] Aishwarya N, Bennila Thangammal C. Visible and infrared image fusion using DTCWT and adaptive combined clustered dictionary[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 93: 300-309.
- [5] Chai P F, Luo X Q, Zhang Z C. Image fusion using quaternion wavelet transform and multiple features[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 6724-6734.
- [6] Bavirisetti D P, Dhuli R. Fusion of infrared and visible sensor images based on anisotropic diffusion and karhunen-loeve transform[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(1): 203-209.
- [7] 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. Fusion algorithm of infrared and visible images based on FPDE[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(4): 796-804.)
- [8] Zhang X B, Feng X C. Texture preserving Perona-Malik model[C]. *The 4th International Congress on Image and Signal Processing*. Shanghai, 2011: 812-815.
- [9] Catté F, Lions P L, Morel J M, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion[J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1992, 29(1): 182-193.
- [10] Alexander T. TNO image fusion dataset[DB/OL]. (2014-04-26)[2018-09-15]. [https://gshare.com/articles/TNO Image Fusion Dataset/1008029](https://gshare.com/articles/TNO_Image_Fusion_Dataset/1008029).
- [11] 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.
- [12] Zhang Y, Zhang L J, Bai X Z, et al. Infrared and visible image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 83: 227-237.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Wesley Roberts J, van Aardt J A, Ahmed F B. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2008, 2(1): 1-28.
- [17] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(7): 313-315.
- [18] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion[C]. *Proceedings 2003 International Conference on Image Processing*. Barcelona, 2003: III-173.
- [19] Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, 9(3): 81-84.
- [20] Aslantas V, Bendes E. A new image quality metric for image fusion: The sum of the correlations of differences[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2015, 69(12): 1890-1896.

## 作者简介

张相博(1996—), 男, 硕士生, 从事图像融合技术的研究, E-mail: 534511170@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, 从事先进航空电子综合仿真、智能信息处理等研究, E-mail: xiaogang@sjtu.edu.cn.