

基于改进的 BEMD 的红外与可见光图像融合方法



朱莹 夏亦犁 裴文江

东南大学信息科学与工程学院 南京 210096

(yingzhu@seu.edu.cn)

摘要 将红外图像与可见光图像融合在一起,可增强视觉效果,使人产生更完整的场景感知。基于二维经验模态分解(Bidimensional Empirical Mode Decomposition, BEMD)的图像融合方法运行时间较长,因此,文中提出了一种基于改进的二维经验模态分解的红外与可见光图像快速自适应融合方法,采用顺序统计滤波器和高斯滤波器直接生成均值包络曲面,从而加速图像的分解过程。首先,将可见光图像转化到 HIS(Hue-Intensity-Saturation)颜色空间;然后,用改进的 BEMD 对强度分量 I 和红外图像进行分解,生成高频分量和低频分量,高频分量和低频分量分别采用自适应局部加权融合规则和算术平均融合规则;最后,将强度分量 I 与红外图像的融合结果图经过逆 HIS 变换到 RGB 颜色空间,从而得到融合图像。仿真实验表明,该融合算法不仅运行速度快,而且融合效果最佳,最大程度地保留了红外图像的边缘细节特征和可见光图像的光谱信息。

关键词: 图像融合; 二维经验模态分解; 顺序统计滤波器; 高斯滤波器; 自适应局部加权融合规则

中图分类号 TP391

Fusion of Infrared and Color Visible Images Based on Improved BEMD

ZHU Ying, XIA Yi-li and PEI Wen-jiang

College of Information and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

Abstract Image fusion between the infrared and color visible images can enhance vision and improve the situation awareness. A direct use of the bidimensional empirical mode decomposition (BEMD) method for image fusion suffers from a high computation cost. Therefore, this paper proposed an improved BEMD for a fast and adaptive image fusion of infrared and color visible images. It is achieved by using order statistics filter and modified Gaussian filter to calculate the mean envelope directly, so as to accelerate the sifting process within the original BEMD. Firstly, the color visible image is transformed into IHS components. Secondly, the intensity component and the infrared image are decomposed into high frequency components and the low frequency components by means of the improved BEMD. Then, the adaptive local weighted fusion rule and the arithmetic mean rule are respectively applied to fuse the high frequency components and the low frequency components. Finally, the new intensity is transformed back into RGB. The proposed image fusion scheme is not only fast but also able to achieve the best fusion result, which merges edge details in the infrared image and the spectral information in the color visible image well.

Keywords Image fusion, BEMD, Order statistics filter, Gaussian filter, Adaptive local weighted fusion rule

图像融合是使用特定算法对多源图像的互补信息进行综合处理,从而得到满足需求的新图像的方法^[1]。融合后的图像符合人类的视觉认知系统,便于进一步的图像处理。红外图像是由红外传感器通过对场景中物体的温度或者辐射角的差异进行成像生成的,所以红外图像可反映出目标的轮廓。可见光图像是可见光传感器依据场景中物体的反射率不同进行成像生成,可见光图像具有丰富的光谱信息^[2]。如果将红外图像与可见光图像融合,则可丰富图像细节和光谱信息,提高分辨率,使人产生更完整的场景感知。

1998年, Huang等^[3]提出经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)算法。该算法是一种新型的信号自适

应处理工具,可用于分析非平稳和非线性信号,将其信号分解成一系列频率由高到低的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和一个残余分量。获取 IMF 的过程是一个不断筛选迭代的过程, Huang 给出了 IMF 必须满足的两个约束条件:1)在信号数据集中,局部极值点(极大值点和极小值点)个数与过零点个数相差必须小于或者等于 1;2)任何时刻,由局部极大值点和极小值点分别计算上下包络曲面,并且上下包络曲面的均值必须为 0 或者接近于 0。

Nunes 等^[4]提出的二维经验模态分解(BEMD)是一维 EMD 的二维拓展,主要用于图像信号的多尺度分析。BEMD 将二维图像信号在不同尺度上自适应地分解为二维本征模态

到稿日期:2019-01-06 返修日期:2019-06-29 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61771124);东南大学至善青年学者

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61771124) and Perfection Young Scholars Program of Southeast University.

通信作者:夏亦犁(yili_xia@seu.edu.cn)

函数(Bidimensional Intrinsic Mode Functions, BIMFs)和残余分量(Residual),不同的 BIMF 反映了图像在不同尺度上的细节信息,残余分量表示图像的轮廓信息^[4]。BIMF 分量具有局部最优的空间震荡状态,可用于对图像进行特征提取、检测、识别等操作。

EMD 算法可用于图像融合^[5-7],将图像按行或列展开形成一维信号进行 EMD 分解,这种方法忽略了图像行列之间的相关性,其融合效果不如 BEMD 算法。BEMD 算法应用于红外图像与可见光图像的融合,可获得高质量的融合图像^[8],其融合效果明显优于离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)^[9]。

二维经验模态分解生成满足条件的二维本征模态函数是一个不断迭代筛选的过程,每次迭代均需要寻找局部极值点并根据极值点生成包络曲面。BEMD 算法的关键在于极值点的选取、曲面插值的方法、停止条件和边界效应,常见的极值点选取方法有局部提取法和区域提取法。2014 年, Zang 等^[10]提出基于 Hilbert 曲线的极值点提取法,可提取更多的局部极值点。

针对每个 BIMF 的筛选停止条件, Huang 等^[3]提出类似于柯西收敛准则的标准差(Standard Deviation, SD)准则;2018 年, Ma 等^[11]提出基于极值点数目和极值点变化的停止准则,该准则可获得更满足图像物理特性的 BIMF。

在对图像信号进行 BEMD 的分解过程中,利用插值法对极值点拟合以获取包络曲面,由于边界处的极值点选取有误差,导致边界信号可能会有所失真,这种失真被称为边界效应。2016 年, Rezaee 等^[12]提出采用优化自回归算法来抑制端部效应,但是抑制效果仍欠佳。

BEMD 算法需要使用非常耗时的曲面插值操作,曲面的插值方法有速度较慢的径向基函数插值法^[4]、薄板样条插值法^[13]、三角剖分插值法^[14]等,其中三角剖分插值法的插值速度相对较快。Bhuiyan 等^[15-16]提出了快速自适应二维经验模态算法(Fast and Adaptive BEMD, FABEMD),该算法是采用顺序统计滤波器和平滑滤波器生成上下包络曲面。Chen 等^[17]提出了基于均值滤波器形成包络曲面的方法,该方法可进一步加速二维经验模态的分解。2016 年, Saad 等^[18]提出基于格林函数的新型曲面快速插值法,其分解速度较快,但是需要调节参数。

基于 FABEMD 和文献[17],本文提出改进的二维经验模态分解和局部自适应加权融合规则,并将其应用于红外与可见光图像的融合。改进的二维经验模态分解采用顺序统计滤波器和高斯滤波器直接生成均值曲面,以加速图像的分解过程,同时也可得到较好的分解效果。局部自适应加权融合规则是根据顺序统计滤波器来确定局部区域的窗长,计算局部相关性,从而确定融合权重。本文首先对可见光图像进行 HIS 变化得到强度分量 I,对红外图像与强度分量 I 进行线性变换;然后,通过改进的 BEMD 分别对可见光图像的强度分量 I 和红外图像进行分解,得到多个二维本征模态函数和残余分量,对应的二维本征模态函数采用自适应局部加权融合规则,残余分量采用算术平均加权规则,从而获得新的强度分量;最后,通过逆 HIS 变换得到融合后的图像。

1 FABEMD

FABEMD 与 BEMD 的主要区别在于包络曲面的生成方法和本征模态函数的迭代次数。设 $f(x, y)$ 表示源图像, $BIMF_i(x, y)$ 表示第 i 个本征模态函数, $R(x, y)$ 表示残余分量,则 FABEMD 的实现步骤如下^[15]。

(1) 初始化 $i=1$ 。

(2) $h_i(x, y) = f(x, y)$ 。

(3) 通过像素邻域法计算 $h_i(x, y)$ 的极大值点 $m_{\max}(x, y)$ 和极小值点 $m_{\min}(x, y)$, 其中,极大值点(极小值点)严格大于(小于)领域点。

(4) 根据 $m_{\max}(x, y)$ 和 $m_{\min}(x, y)$ 确定顺序统计滤波器和平滑滤波器。

(5) 通过顺序统计滤波器分别计算上包络曲面 $e_{\text{upper}}(x, y)$ 和下包络曲面 $e_{\text{lower}}(x, y)$, 上下包络曲面通过平滑滤波器形成最终的上包络曲面 $es_{\text{upper}}(x, y)$ 和下包络曲面 $es_{\text{lower}}(x, y)$ 。

(6) 计算上下包络曲面的均值:

$$e_{\text{mean}}(x, y) = (es_{\text{upper}}(x, y) + es_{\text{lower}}(x, y)) / 2 \quad (1)$$

(7) 计算第 i 个二维本征模态函数:

$$BIMF_i(x, y) = h_i(x, y) - e_{\text{mean}}(x, y) \quad (2)$$

(8) 新的中间变量值:

$$h_{i+1}(x, y) = h_i(x, y) - BIMF_i(x, y) \quad (3)$$

(9) 如果 $h_{i+1}(x, y)$ 是单调的或分解尺度达到了 BIMF 要求的上限,那么 $R(x, y) = h_i(x, y)$, 结束分解过程;否则 $i = i + 1$, 返回步骤(3)。

最终, FABEMD 的 $f(x, y)$ 分解的结果为:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^I BIMF_i(x, y) + R(x, y) \quad (4)$$

其中, $BIMF_i(x, y)$ 为第 i 个分解得到的本征模态函数, I 为本征模态函数的总个数。

1.1 顺序统计滤波器的窗长

BEMD 采用插值法生成上下包络曲面, FABEMD 采用顺序统计滤波器计算上下包络曲面, 最大值滤波器用于确定上包络曲面, 最小值滤波器用于确定下包络曲面。滤波器的窗长是基于极大值点 $m_{\max}(x, y)$ 和极小值点 $m_{\min}(x, y)$ 来确定的。对于 $m_{\max}(x, y)$ 和 $m_{\min}(x, y)$, 计算其中每一个点与其最近点的欧氏距离, 距离矩阵分别为 $\mathbf{d}_{\text{adj-max}}$ 和 $\mathbf{d}_{\text{adj-min}}$, 顺序统计滤波器的窗长 $w_{\text{en-g}}$ 可由 $\mathbf{d}_{\text{adj-max}}$ 和 $\mathbf{d}_{\text{adj-min}}$ 确定具体有 4 种选择方法^[15]:

$$w_{\text{en-g}} = d_1 = \min\{\min\{\mathbf{d}_{\text{adj-max}}\}, \min\{\mathbf{d}_{\text{adj-min}}\}\} \quad (5)$$

$$w_{\text{en-g}} = d_2 = \max\{\min\{\mathbf{d}_{\text{adj-max}}\}, \min\{\mathbf{d}_{\text{adj-min}}\}\} \quad (6)$$

$$w_{\text{en-g}} = d_3 = \min\{\max\{\mathbf{d}_{\text{adj-max}}\}, \max\{\mathbf{d}_{\text{adj-min}}\}\} \quad (7)$$

$$w_{\text{en-g}} = d_4 = \max\{\max\{\mathbf{d}_{\text{adj-max}}\}, \max\{\mathbf{d}_{\text{adj-min}}\}\} \quad (8)$$

其中, $\min\{\}$ 表示矩阵中的最小值, $\max\{\}$ 表示矩阵中的最大值。顺序滤波器的窗长 w_{en} 为最接近 $w_{\text{en-g}}$ 的奇数值, w_{en} 的选择方法取决于算法的应用场景或者 BIMF 的特征。实验表明, 在红外与可见光图像融合的应用场景中, 采用式(8)确定的 w_{en} 可得到最佳的融合效果。

1.2 包络曲面的形成

确定 w_{en} 的取值, 最大值滤波器和最小值滤波器可应用于相应的 $h_i(x, y)$ 来计算上包络曲面 $e_{\text{upper}}(x, y)$ 和下包络曲

面 $e_{\text{lower}}(x, y)$, 公式如下^[15]:

$$e_{\text{upper}}(x, y) = \max_{(s, t) \in Z_{xy}} \{h_i(s, t)\} \quad (9)$$

$$e_{\text{lower}}(x, y) = \min_{(s, t) \in Z_{xy}} \{h_i(s, t)\} \quad (10)$$

其中, Z_{xy} 表示以点 (x, y) 为中心, 大小为 $w_{\text{en}} \times w_{\text{en}}$ 的方形区域; e_{upper} 在点 (x, y) 的值表示 h_i 在 Z_{xy} 区域内的最大值; e_{lower} 在点 (x, y) 的值表示 h_i 在 Z_{xy} 区域内的最小值。

为了获取光滑连续的上下包络曲面, 将平滑滤波器应用于 $e_{\text{upper}}(x, y)$ 和 $e_{\text{lower}}(x, y)$, 公式如下^[15]:

$$e_{s_{\text{upper}}}(x, y) = \frac{1}{w_{\text{es}} \times w_{\text{es}}} \sum_{(s, t) \in Z_{xy}} e_{\text{upper}}(s, t) \quad (11)$$

$$e_{s_{\text{lower}}}(x, y) = \frac{1}{w_{\text{es}} \times w_{\text{es}}} \sum_{(s, t) \in Z_{xy}} e_{\text{lower}}(s, t) \quad (12)$$

其中, Z_{xy} 表示以点 (x, y) 为中心, 大小为 $w_{\text{es}} \times w_{\text{es}}$ 的方形区域; w_{es} 是平滑滤波器的窗长并且 $w_{\text{es}} = w_{\text{en}}$ 。

2 改进的 BEMD

虽然 FABEMD 提升了 BEMD 的运行速度, 但是还无法达到实时的应用需求。包络曲面的生成占用了一半以上的时间, 改善包络曲面的生成方法可以提高算法的运行速度, 因此本文提出采用高斯滤波器直接生成均值包络曲面的方法, 如下式所示:

$$e_{\text{mean}}(x, y) = \sum_{m=-w_{\text{en}}}^{w_{\text{en}}} \sum_{n=-w_{\text{en}}}^{w_{\text{en}}} w(m, n) h_i(x+m, y+n) \quad (13)$$

其中, w_{en} 表示 FABEMD 算法中顺序统计滤波器的窗长, $w(m, n)$ 为高斯滤波器的权重。该方法用高斯滤波器直接代替了 FABEMD 中的最大值滤波器、最小值滤波器和平滑滤波器, 简化了均值包络曲面的生成过程, 可提高算法的运行速度。相比均值滤波器^[17], 高斯滤波器生成均值包络曲面的运行速度更快, 这是因为采用均值滤波器生成均值包络曲面需要迭代, 而采用高斯滤波器仅需一次即可生成满足要求的均值包络曲面。将该方法应用到可见光与红外图像的融合时, 其效果优于 FABEMD 和采用均值滤波器的 BEMD 方法。

3 基于改进的 BEMD 图像融合

3.1 图像融合方法

本文用改进的 BEMD 方法对可见光图像和红外图像进行分解, 然后对高频分量和低频分量分别采用相应的融合规则。具体实现步骤如下。

- (1) 将可见光图像由 RGB 颜色空间转为 HIS 颜色空间。
- (2) 调整红外图像的像素值使其与可见光图像 I 分量的像素值相匹配。
- (3) 用改进的 BEMD 算法分解红外图像和可见光图像 I 分量, 分别获得一系列 BIMFs 和残余分量。
- (4) 使用自适应局部加权融合规则对相应的 BIMFs 进行加权融合, 得到融合后的 BIMFs。
- (5) 采用算术平均的方法对残余分量进行融合, 得到融合后的残余分量。
- (6) 重构 BIMFs 和残余分量得到新的 I 分量。
- (7) 逆 HIS 变换得到 RGB 颜色空间。

基于改进的 BEMD 的红外与可见光图像融合方法的框图如图 1 所示。

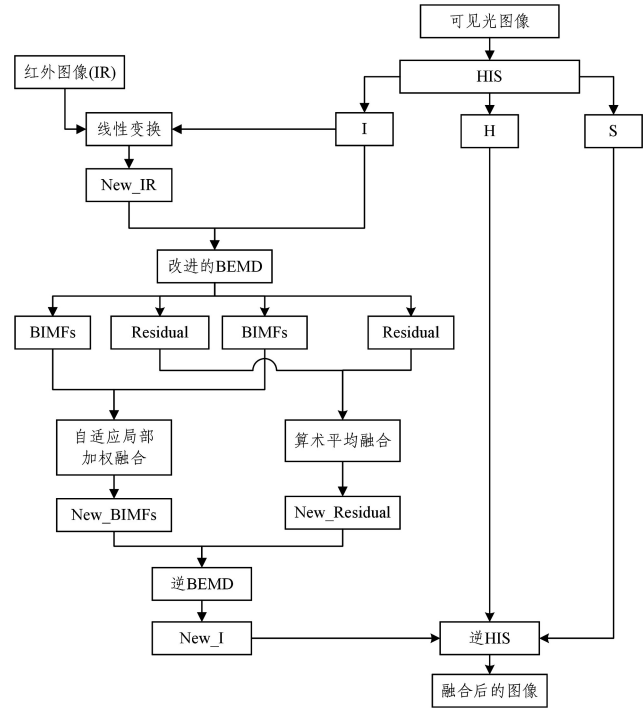


图 1 基于改进的 BEMD 的红外与可见光图像融合方法的框图
Fig. 1 Diagram of fusion of infrared and color visible images based on improved BEMD

3.2 HIS 颜色空间

HIS 颜色空间分别表示色调 (Hue, H)、亮度或强度 (Intensity, I) 和饱和度 (Saturation, S), 这 3 个特征最符合人类视觉系统。H 代表彩色信息类别; I 分量与颜色信息无关, 是光照射人眼所产生的明亮程度感知; S 表示彩色光的深浅程度。H, I, S 拥有相对独立的特性, 可以定性地描述彩色空间的特征。将图像转换到 HIS 颜色空间, 并对分量 I 进行分解, 可获得不同分辨率的数据^[19]。

由于红外图像的像素值与 I 分量的像素值的分布范围不同, 需要对红外图像的像素值进行如下的线性变换^[20]:

$$New_IR(x, y) = \frac{Max_I - Min_I}{Max_IR - Min_IR} \times IR(x, y) + Min_I \quad (14)$$

其中, $IR(x, y)$ 为红外图像信号, $I(x, y)$ 为可见光图像的 I 分量, Max_IR 和 Min_IR 分别为 $IR(x, y)$ 的最大值和最小值, Max_I 和 Min_I 分别为 $I(x, y)$ 的最大值和最小值。

3.3 高频分量融合规则

对图像的高频分量即 BIMF 采用自适应局部加权融合规则, 局部显著性反映了图像信号局部的绝对强度, 较大的局部显著性代表图像的重要信息, 如边缘、纹理等; 较小的局部显著性代表图像的简单信息^[16]。局部显著性可通过局部加权能量计算, 如下式所示:

$$E_i(x, y) = \sum_{m=-w_{\text{ew}}}^{w_{\text{ew}}} \sum_{n=-w_{\text{ew}}}^{w_{\text{ew}}} w(m, n) BIMF_i(x+m, y+n) \quad (15)$$

其中, $E_i(x, y)$ 表示图像的高频分量 $BIMF_i$ 在区域 Z_{xy} 内的局部能量; $w(m, n)$ 为高斯滤波器的权重; Z_{xy} 表示以点 (x, y) 为中心、大小为 $w_{\text{ew}} \times w_{\text{ew}}$ 的方形区域; w_{ew} 是高斯滤波器的窗长并且 $w_{\text{ew}} = w_{\text{en}}$, 即 w_{ew} 随着 BIMF 的变化而不同, BIMF 的

频率越低, w_{ew} 就越大, 则可获取更有效的局部显著性。

可将光图像 $BIMF_i^{VS}$ 和红外图像 $BIMF_i^{IR}$ 的局部归一化相关性 $M_i(x, y)$ 定义为:

$$M_i(x, y) = \frac{2}{E_i^{VS}(x, y) + E_i^{IR}(x, y)} \sum_{m=-w_{ew}}^{w_{ew}} \sum_{n=-w_{ew}}^{w_{ew}} w(m, n) \times BIMF_i^{VS}(x+m, y+n) \times BIMF_i^{IR}(x+m, y+n) \quad (16)$$

根据局部归一化相关性 $M_i(x, y)$ 和局部显著性 $E_i(x, y)$ 确定加权系数, $E_i(x, y)$ 越大, 对应的融合权重也越大。如果 $M_i(x, y)$ 较小且小于阈值 α , 说明两幅图像的 $BIMF_i$ 在该区域存在较大的空间特性信息差异, 那么融合权重 $w_{i-\max}$ 为 1, $w_{i-\min}$ 为 0。如果 $M_i(x, y)$ 很大, 近似于 1, 说明两幅图像的 $BIMF_i$ 在该区域的空间特性信息较为相似, 那么权重均接近于 0.5。若 $M_i(x, y)$ 大于阈值 α , 则权重的选取方法如下^[21]:

$$w_{i-\min}(x, y) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_i(x, y)}{1 - \alpha} \right) \quad (17)$$

$$w_{i-\max}(x, y) = 1 - w_{i-\min}(x, y) \quad (18)$$

可以看出, 融合权重与 $M_i(x, y)$ 呈线性关系, $w_i^{VS}(x, y)$ 和 $w_i^{IR}(x, y)$ 的选取方式如下:

$$w_i^{VS}(x, y) = \begin{cases} w_{i-\max}(x, y), & E_i^{VS}(x, y) > E_i^{IR}(x, y) \\ w_{i-\min}(x, y), & E_i^{VS}(x, y) \leq E_i^{IR}(x, y) \end{cases} \quad (19)$$

$$w_i^{IR}(x, y) = 1 - w_i^{VS}(x, y) \quad (20)$$

阈值 α 的取值范围为 0.5 ~ 0.8, 由具体的融合图像确定, 在红外与可见光图像融合的应用场景中, α 取 $M_i(x, y)$ 中最大值的 0.8 倍, 即每一对高频分量相应的阈值 α 可自适应地选取。

可见光图像 $BIMF_i^{VS}(x, y)$ 和红外图像 $BIMF_i^{IR}(x, y)$ 的融合结果 $BIMF_i^F(x, y)$ 可由下式得到:

$$BIMF_i^F(x, y) = w_i^{VS}(x, y)BIMF_i^{VS}(x, y) + w_i^{IR}(x, y)BIMF_i^{IR}(x, y) \quad (21)$$

3.4 低频分量融合规则

由于低频分量多显示图像的概貌信息, 因此对图像的低频分量即残余分量采用算术平均的融合规则。可见光图像低频分量 R^{VS} 和红外图像低频分量 R^{IR} 的融合结果由下式得到:

$$R^F(x, y) = 0.5 * (R^{VS}(x, y) + R^{IR}(x, y)) \quad (22)$$

4 图像融合实验

实验是在 PC 机 (Intel (R) Core (TM) i5-7200U CPU 2.70 GHz) 上的 MATLAB2017 上实现的。将本文提出的图像融合算法与基于 BEMD 的融合算法^[18]、基于 FABEMD^[15] 的融合算法、基于改进的 FABEMD^[17] (简称 FAB-MEAN) 的融合算法和基于 FBEMD 的融合算法^[22] 进行了比较, 同时对图像融合效果进行了主观评价与客观评价。

4.1 图像质量客观评价指标

由于图像主观评价无法从数值上对融合质量进行评判, 一般采用主观和客观相结合的方式对图像进行综合评估。客观评价是通过数学公式, 以定值、定量的形式对图像进行科学评价, 可高效地对大量图像同时进行评价。

(1) 标准差 (Standard Deviation, SD)

标准差表示图像灰度值相对于该图像平均灰度值的离散程度。在图像中, 标准差反映了对比度信息, 标准差与图像的

对比度成正比。图像 $f(x, y)$ 的标准差定义为:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f(x, y) - \mu]^2} \quad (23)$$

其中, μ 表示图像的平均灰度值, 定义为:

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y) \quad (24)$$

(2) 互信息量 (Mutual Information, MI)

互信息量^[23] 可以判断图像之间的相关度, 通过计算融合结果图和源图像的 MI, 可以判断融合结果图中包含的关于源图像的信息量, MI 越大, 表明融合图像继承了越多的有用信息。MI 可通过 K-L 度量方法计算, 计算公式如下:

$$MI_{A,B}^F = MI_{A,F} + MI_{B,F} \quad (25)$$

$$MI_{A,F} = \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} p_{A,F}(x, y) \log_2 \frac{p_{A,F}(x, y)}{p_A(x) p_F(y)} \quad (26)$$

$$MI_{B,F} = \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} p_{B,F}(x, y) \log_2 \frac{p_{B,F}(x, y)}{p_B(x) p_F(y)} \quad (27)$$

其中, $MI_{A,F}$ 和 $MI_{B,F}$ 分别表示图像 F 与图像 A 、图像 B 的互信息, $p_A(x)$, $p_B(x)$ 和 $p_F(y)$ 分别表示图像 A 、图像 B 、图像 F 的灰度分布函数, $p_{A,F}(x, y)$, $p_{B,F}(x, y)$ 分别为图像 F 与图像 A 、图像 B 的联合概率密度。

(3) 边缘信息保留值 Q_F^{AB}

人眼视觉系统对图像的边缘轮廓比较敏感, 边缘信息保留值^[24] 是基于边缘信息的图像质量评价指标, 表征融合结果图保留源图像中的边缘信息量, 边缘信息保留值越大, 表明图像的融合质量越高, 其计算公式如下:

$$Q_F^{AB} = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N Q^{AF}(x, y) w^A(x, y) + Q^{BF}(x, y) w^B(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (w^A(x, y) + w^B(x, y))} \quad (28)$$

(4) 加权融合质量因子 Q_w

加权融合质量因子是通用的图像质量评价指数 (Universal Image Quality Index, UIQI)^[25] 的一个变种, Q_w 对图像局部信息显著的窗口赋予较大的权重, 定义如下:

$$Q_w(A, B, F) = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} c(w) (\lambda(w) Q(A, F|w) + (1 - \lambda(w)) Q(B, F|w)) \quad (29)$$

其中, w 表示局部窗口区域, $|W|$ 表示图像中局部窗口数目, $Q(A, F|w)$ 和 $Q(B, F|w)$ 表示窗口区域的 UIQI, $\lambda(w)$ 表示窗口显著性的权重, $c(w)$ 为所有窗口的权重归一化函数。 Q_w 越大, 表明融合结果图从源图像中获取的边缘细节信息量越大, 融合效果越佳。

4.2 实验与分析

采用 OCTEC 图像数据集作为测试图像, 一共有 25 组红外与可见光图像, 本文选择其中两组图像进行实验仿真。将本文融合算法与其他 4 种融合算法进行对比, 融合结果如图 2 和图 3 所示。其中, 图(a)为红外图像; 图(b)为可见光图像, 图像大小为 640 * 480; 图(c)是基于 BEMD 的融合效果图; 图(d)是基于 FABEMD 的融合效果图; 图(e)是基于 FAB-MEAN 的融合效果图; 图(f)是基于 FBEMD 的融合效果图; 图(g)是本文融合算法的结果图。实验也采用了标准差、互信息量、边缘信息保留值、加权融合质量因子和算法运行时间等客观指标来评价各融合算法的性能。

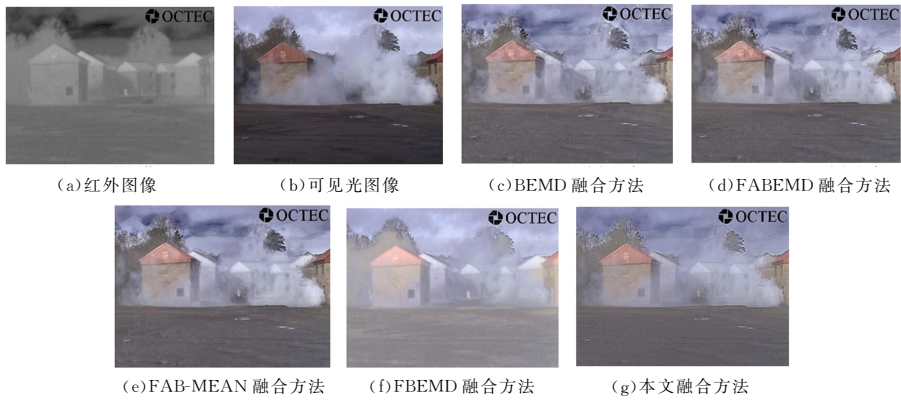


图2 第一组源图像和融合结果图

Fig. 2 Original images of the first group and results of image fusion methods

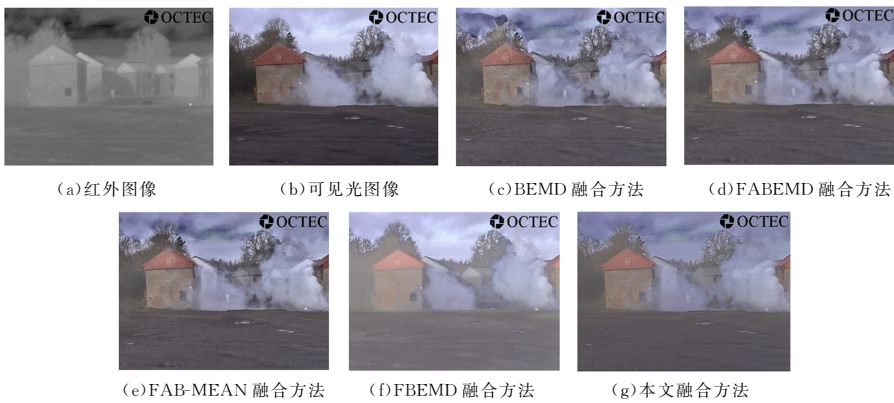


图3 第二组源图像和融合结果图

Fig. 3 Original images of the second group and results of image fusion methods

在图2和图3中,图(a)–(e)的融合效果均可显示出烟雾中奔跑的微小人物,但对于烟雾浓密区域的融合效果较差,边界突兀。BEMD的融合结果图丢失了部分小细节,FABEMD的融合图有明显的局部块效应,FAB-MEAN的融合结果图提取了较多的红外信息。FBEMD的融合效果出现了不稳定现象,其在图2(f)中对烟雾的去除效果好,显示出目标人物,但在图3(f)中对烟雾的去除效果差。图(g)是本文融合算法的结果图,可显示出烟雾中的人物,同时色彩分布均匀,边界连贯,最大程度地保留了可见光图像的色彩信息和红外图像的边缘轮廓,有最佳的视觉效果。

表1和表2分别列出了图2和图3中融合结果图的客观评价指标评价价值,表3列出了基于OCTEC图像数据集的平均客观评价指标评价价值。表中将每个指标的最优值加粗显示。从表1和表2可以看出,本文算法的融合结果图有最佳的标准差、互信息量、边缘信息保留值和加权融合质量因子,不仅信息量丰富,还从源图像中获取了大量边缘细节等信息,整体效果更符合人眼的视觉感知,同时,其运行时间最短。

表1 图2中各融合方法评价指标

Table 1 Objective assessments of fusion methods in Fig. 2

算法	评价指标				
	SD	MI	$Q^{AB/F}$	Q_w	runtime/s
BEMD	10.3639	2.8501	0.4169	0.8094	283.152
FABEMD	10.3823	2.9653	0.4469	0.8454	9.9512
FAB-MEAN	10.3268	2.9268	0.4425	0.8464	6.4688
FBEMD	9.7445	2.6709	0.3245	0.6730	262.1767
本文算法	10.4497	2.9784	0.4476	0.8473	5.1587

表2 图3中各融合方法客观评价指标

Table 2 Objective assessments of fusion methods in Fig. 3

算法	评价指标				
	SD	MI	$Q^{AB/F}$	Q_w	runtime/s
BEMD	9.9758	2.8542	0.3732	0.8608	253.2223
FABEMD	10.0949	2.8932	0.3932	0.8542	5.5487
FAB-MEAN	10.0496	2.8951	0.4013	0.8619	4.1637
FBEMD	10.1951	2.9110	0.3671	0.7566	248.3231
本文算法	10.3889	2.9975	0.4060	0.8619	3.1583

表3 OCTEC图像数据集中各融合方法平均客观评价指标

Table 3 Average objective assessments of fusion methods in OCTEC

算法	评价指标				
	SD	MI	$Q^{AB/F}$	Q_w	runtime/s
BEMD	10.1657	2.8573	0.3942	0.8416	272.1832
FABEMD	10.2233	2.9432	0.4121	0.8548	6.7182
FAB-MEAN	10.0842	2.9122	0.4263	0.8623	5.8233
FBEMD	10.0465	2.8310	0.3511	0.7322	265.1252
本文算法	10.4128	2.9967	0.4378	0.8627	4.9928

结束语 本文提出了基于改进的二维经验模态分解的红外与可见光图像融合方法,采用高斯滤波器和顺序统计滤波器直接生成均值包络曲面,提出了用于高频分量融合的自适应局部加权融合规则,并进行了实验仿真与对比。该融合方法能够有效地融合可见光图像的光谱信息和红外图像的空间细节信息,改善图像的质量,增加融合图像中的信息量,提高图像中信息的精度及可靠性,为人们的决策提供更丰富、更准确、更可靠的图像信息。同时,相比于目前基于BEMD的图

像融合方法,该融合方法不仅保留了边缘细节和色彩信息,而且速度较快,可应用于白天可见光图像与夜间红外图像融合的真实场景,以增强夜间图像的视觉效果。

参考文献

- [1] GHASSEMIAN H. A Review of Remote Sensing Image Fusion Methods[J]. *Information Fusion*, 2016, 32(PA): 75-89.
- [2] MA J, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey[J]. *Information Fusion*, 2018, 45(1): 153-178.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [4] NUNES J C, BOUAOUNE Y, DELECHELLE E, et al. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition[J]. *Image & Vision Computing*, 2003, 21(12): 1019-1026.
- [5] HARIHARAN H, GRIBOK A, ABIDI M, et al. Image fusion and Enhancement via Empirical Mode Decomposition[J]. *Journal of Pattern Recognition Research*, 2006, 1(1): 16-32.
- [6] LOONEY D, MANDIC D P. Multiscale Image Fusion Using Complex Extensions of EMD[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(4): 1626-1630.
- [7] TANAKA T, MANDIC D P. Complex Empirical Mode Decomposition[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2007, 14(2): 101-104.
- [8] LIANG W, LIU Z. Region-based fusion of infrared and visible images using Bidimensional Empirical Mode Decomposition[C]// *International Conference on Educational & Information Technology*. IEEE, 2010: 358-363.
- [9] ZHANG X, CHEN Q, MEN T. Comparison of fusion methods for the infrared and color visible images[C]// *IEEE International Conference on Computer Science & Information Technology*. IEEE, 2009: 421-424.
- [10] ZANG Y, HUANG H, ZHANG L. Efficient Structure-Aware Image Smoothing by Local Extrema on Space-Filling Curve[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(9): 1253-1265.
- [11] XINGMIN M, XIANWEI Z, FENGPING A. Bi-dimensional empirical mode decomposition (BEMD) and the stopping criterion based on the number and change of extreme points[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2018, 9(1): 1-11.
- [12] REZAEE M, TARAGHI OSGUEI A. Improving empirical mode decomposition for vibration signal analysis[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2016, 231(12): 2223-2234.
- [13] LINDERHED A. 2D empirical mode decompositions in the spirit of image compression[J]. *Proceedings of Spie Wavelet Independent Component Analysis Applications IX*, 2002, 4738(7): 1-8.
- [14] DAMERVAL C, MEIGNEN S, VALÉRIE Perrier. A fast algorithm for bidimensional EMD[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(10): 701-704.
- [15] BHUIYAN S M A, ADHAMI R R, KHAN J F. Fast and Adaptive Bidimensional Empirical Mode Decomposition Using Order-Statistics Filter Based Envelope Estimation[J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 2008(1): 1-18.
- [16] BHUIYAN, ADHAMI, KHAN. A novel approach of fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition[C]// *IEEE International Conference on Acoustics*. IEEE, 2008: 1313-1316.
- [17] CHEN C Y, GUO S M, CHANG W S, et al. An improved bidimensional empirical mode decomposition: A mean approach for fast decomposition[J]. *Signal Processing*, 2014, 98(5): 344-358.
- [18] AL-BADDAI S, AL-SUBARI K, TOMÉ, et al. A Green's function-based Bi-dimensional Empirical Mode Decomposition[J]. *Information Sciences*, 2016(48): 305-321.
- [19] DILMAGHANI M S, DANESHVAR S, DOUSTY M. A new MRI and PET image fusion algorithm based on BEMD and IHS methods[C]// *Electrical Engineering*. IEEE, 2017: 118-121.
- [20] PARK C H, YANG L, SON Y W, et al. Fusion of the Infrared and Color Visible Images Using Bidimensional EMD[C]// *International Conference on Multimedia & Information Technology*. IEEE, 2008: 257-260.
- [21] BURT P J. Enhanced Image Capture Through Fusion[C]// *ICCV*, 1993: 173-182.
- [22] KHAN A, AGRAWAL P, SAINTHIYA H. Bidimensional empirical mode decomposition based image fusion[C]// *International Conference on Recent Innovations in Signal processing and Embedded Systems*. IEEE, 2017: 212-217.
- [23] QU G, ZHANG D, YAN P. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(7): 313-315.
- [24] HONG R. Objective Image Fusion Performance Measure[J]. *Military Technical Courier*, 2000, 56(2): 181-193.
- [25] WANG Z, BOVIK A C. A Universal Image Quality Index[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, 9(3): 81-84.



ZHU Ying, born in 1994, postgraduate. Her main research interests include image processing.



XIA Yi-li, born in 1984, professor. His research interests include statistical analysis, detection and estimation, linear and nonlinear adaptive filters, as well as their applications on communications, power systems and images.