

基于 FPDEs 与 CBF 的红外与可见光图像融合

李昌兴¹ 武 洁²

(西安邮电大学理学院 西安 710121)¹ (西安邮电大学通信与信息工程学院 西安 710121)²

摘 要 针对传统红外与可见光图像融合结果中的对比度不足、块状效应、伪影以及边缘区域信息失真等问题,文中提出一种基于四阶偏微分方程(FPDEs)和交叉双边滤波器(CBF)的红外与可见光图像融合方法。首先,分别使用 FPDEs 和 CBF 方法从源图像中获取近似层和细节层;其次,针对多尺度分解获得的近似层含有残余低频信息导致融合图像的整体视觉反差较大的问题,采用基于视觉显著性映射(VSM)的方法对近似层进行融合;然后,对细节层使用改进的 Karhunen-Loeve 变换获得权重,而后进行细节层融合;最后,通过线性组合方式将近似层与细节层融合,从而产生融合图像。实验结果表明,经基于 FPDEs 与 CBF 的方法融合后,相较于基于主成分分析和基于交叉双边滤波器的方法,基于 FPDEs 与 CBF 的方法所得融合图像的标准差平均提高了 43.73%左右;相较于基于引导滤波器和基于视觉显著性最小二乘优化的方法,融合图像的平均梯度提高了约 9.46%,空间频率平均提高了 19.79%左右。

关键词 图像融合,四阶偏微分方程,交叉双边滤波器,视觉显著性映射,Karhunen-Loeve 变换

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.01.046

Infrared Image and Visible Image Fusion Based on FPDEs and CBF

LI Chang-xing¹ WU Jie²

(School of Sciences, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China)¹

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China)²

Abstract Considering the problems of low contrast, blocky effects, artifacts and distortion of the edge region in traditional fused images, this paper proposed an infrared image and visible image fusion method based on fourth order partial differential equations(FPDEs) and cross bilateral filter(CBF). Firstly, the FPDEs and CBF are respectively used to obtain the approximation layers and detail layers from the source image. Secondly, the approximate layers obtained by multi-scale decompositions may contain amount of residual low-frequency information which will result in large contrast of the overall visual of the fused image, so a fusion method based on visual saliency map(VSM) is used to fuse the approximate layers. Thirdly, an improved Karhunen-Loeve transform is applied into the detail layer to obtain the optimal weights for fusion. Finally, a fused image is generated from the linear combination of final approximate layers and detail layers. Experimental results show that the standard deviation of the fused image obtained by the proposed method increases about 43.3% than PCA based method and cross bilateral filter based method, and the average gradient and spatial frequency increase about 9.46% and 19.79% respectively on average compared with GFF and VSM_WLS algorithms.

Keywords Image fusion, Fourth order partial differential equations, Cross bilateral filter, Visual saliency map, Karhunen-Loeve transform

1 引言

图像融合是将取自同一区域的不同光谱与空间细节信息的两幅或多幅图像通过一定的算法融合到单幅图像中^[1]。通常,超过 0°K 的物体在整个红外光谱范围内会发出可以由红外线传感器检测到的辐射,并显示为终端用户所视的图像,然

而那些辐射在有雨雾或烟雾等不利于的外界条件下很难被正常检测到,以致于我们通常获取的红外图像缺乏足够的背景细节,不能提供关于目标场景的准确描述。相比之下,可见光图像一般包含更多的细节和纹理信息,并且还具有比相应的红外图像更高的空间分辨率。融合技术的改善就是将源图像的有用信息以尽可能少的信息丢失或图像伪影传递到融合图

像中。因此,红外与可见光图像融合技术被广泛地应用在军事侦察、医疗诊断以及目标探测与识别等领域^[2]。

目前多尺度的融合技术受到的关注较多,如基于压缩感知^[3]、基于两种变换域^[4]、基于离散余弦谐波小波变换(DCHWT)^[5]、基于交叉双边滤波器(Cross Bilateral Filter, CBF)^[6]、基于引导图像滤波器(GFF)^[7]和基于各向异性扩散(ADF)^[8]等的技术。基于压缩感知的方法结合 Contourlet 变换和小波变换,提高了表达的稀疏性,但采样过程中数据间存在冗余性,无法降低采样率,削弱了融合图像信息的丰富度。小波的能量压缩和多分辨率性质使得图像融合结合了边缘及纹理等重要特征,但小波变换受方向数的限制不能更加稀疏地表示图像的边缘及纹理信息,使融合图像出现块状效应。DCHWT 与其类似,但 DCHWT 的计算复杂度有所降低。CBF, GFF 和 ADF 是基于边缘保留的融合方法,CBF 融合方法在定量参数方面表现出了优越的性能,但在融合图像中会出现梯度反转伪像及融合图像失真问题,而且计算时间相对较长;GFF 充分利用了邻域像素之间的相关性来进行权重优化,计算时间较短,但在融合图像中会产生光晕效应;ADF 融合方法通过二阶偏微分方程在均匀区域平滑源图像,实现时间较短,但融合图像容易受到伪影影响。四阶偏微分方程的融合方法避免了块状效应,使融合图像的边缘保留和平滑尽可能达到平衡,近似层采取简单的平均融合规则提高了融合图像的信噪比,但降低了融合图像的对比度及区域整体信息水平。因此,不同尺度的图像结构通常在空间域上重叠,小尺度结构往往对应于细节和纹理,而大尺度结构一般代表较大的物体。

针对以上融合方法中的对比度差、块状效应、光晕效应以及边缘区域信息失真等问题,本文提出了一种四阶偏微分方程(Fourth Order Partial Differential Equations, FPDEs)^[9]和 CBF^[6]相结合的融合方法。FPDEs 能较好地避免块状效应,权衡融合图像的边缘保留及平滑;CBF 从源图像提取细节图像(包含源图像的重要视觉信息)来提高融合的性能。传统的“平均”融合规则下,近似层不能充分且有效地利用低频信息,通常导致融合图像中的对比度损失较严重。为了解决这个问题,我们利用视觉显著性映射(Visual Saliency Map, VSM)^[10]方法合并近似层,提取图像的显著结构、区域和目标。利用基于 VSM 的融合规则能够有效地避免融合图像的对比度损失,获得更好的整体视觉效果。细节层采用改进的 Karhunen-Loeve(KL)变换^[11]获得权重,进而对细节层进行融合,减少融合伪影,使源图像的细节信息更好地转移到融合图像中。最后,将本文方法分别与基于主成分分析(PCA)^[12]、基于离散小波变换(DWT_PCA)^[13]、基于离散余弦谐波小波变换(DCHWT)^[5]、基于交叉双边滤波器(CBF)^[6]、基于引导滤波器(GFF)^[7]、基于视觉显著性和最小二乘优化(VSM_WLS)^[14]、基于各向异性扩散(ADF)^[8]、基于四阶偏微分方程(FPDEs)^[15]的融合方法的实验结果进行比较,实验结果表明,本文所提融合方法改善了融合图像的标准差、平均梯度、空间频率等。

2 四阶偏微分方程(FPDEs)图像融合方法

与通常所用的数字图像处理工具不同,偏微分方程(Par-

tial Differential Equations, PDEs)^[16]是一种完全不同的方法。PDEs 将图像视为一个连续的对象,对图像进行无限小的迭代操作,利用数值分析的方法进行处理。因此,图像处理中的 PDEs 实现起来更加准确和独特。采用 PDEs 工具进行图像处理的方法中最为人们所常用的方法是各向异性扩散^[17]。它是通过二阶的 PDEs 实现的,在给定的源图像的均匀区域执行各向同性平滑,同时边缘区域执行非各向同性平滑。但各向异性扩散处理的图像会受到块状效应或伪影的影响,这可能会影响融合图像在视觉上的效果,并可能导致计算机视觉中的虚假物体检测^[9]。

为了避免块状效应,并且在边缘保留和平滑之间得到一个更好的权衡,文献^[9]提出了 FPDEs。FPDEs 与各向异性扩散近似于分段图像与观察平面图像,分段平面图像比观察平面图像看起来更自然,伪影更少,并且对于分辨率较低的分段平面图像的边缘也是锐利且有意义的。有关 FPDEs 的理论简介如下。

FPDEs 方法使用梯度下降^[9]:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla^2 [c(\|\nabla^2 u\|)\nabla^2 u] \quad (1)$$

其中, $\frac{\partial u}{\partial t}$ 是对图像强度函数 u 执行的 FPDEs 过程。 ∂^2 是拉普拉斯算子, $c(\|\nabla^2 u\|)$ 是依赖于图像的扩散系数, $\|\cdot\|$ 表示取绝对值。

使用迭代法的式(1)中的 PDEs 的近似数值^[9]可以表示为:

$$u_{i,j}^{n+1} = u_{i,j}^n - \Delta t \nabla^2 L_{i,j}^n \quad (2)$$

其中, $u_{i,j}^{n+1}$ 是较粗糙分辨率图像的强度函数 u 在 (i, j) 像素位置处 $n+1$ 次的迭代,它取决于先前的图像强度 $u_{i,j}^n$, Δt 是步长大小, $\nabla^2 L_{i,j}^n$ 是函数 $L_{i,j}^n$ 的拉普拉斯算子。

在式(2)中:

$$\nabla^2 L_{i,j}^n = L_{i+1,j}^n + L_{i-1,j}^n + L_{i,j+1}^n + L_{i,j-1}^n - 4L_{i,j}^n \quad (3)$$

而 $L_{i,j}^n$ 是依赖于 $c(\|\nabla^2 u_{i,j}^n\|^2)$ 和 $\nabla^2 u_{i,j}^n$ 的函数。 $L_{i,j}^n$ 的表达式如式(4)所示:

$$L_{i,j}^n = L(\nabla^2 u_{i,j}^n) = c(\|\nabla^2 u_{i,j}^n\|)\nabla^2 u_{i,j}^n \quad (4)$$

$\nabla^2 u_{i,j}^n$ 是 $u_{i,j}^n$ 的拉普拉斯算子,数学表达式如下:

$$\nabla^2 u_{i,j}^n = u_{i+1,j}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n \quad (5)$$

如果 w 是一个变量,则 $c(w)$ 可定义为:

$$c(w) = \frac{1}{1 + (\frac{w}{k})^2} \quad (6)$$

其中, k 是一个非零常数。

3 交叉双边滤波器(CBF)

双边滤波器是一种结合了经典的低通滤波器和边缘停止函数的非线性与非局部的技术,当像素之间的强度差异大时,滤波器内核衰减。由于图像中相邻像素的灰度相似度和空间邻近度,滤波的权重不仅取决于 Euclidean 距离,而且取决于灰色或彩色空间的距离。交叉双边滤波器的优点在于它可以平滑图像,同时使用相邻像素保留边缘。在数学上,假设源图像为 A ,则像素点 p 处的双边滤波器(Bilateral Filter, BF)输出的计算如下^[18]:

$$A_F(p) = \frac{1}{V} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p-q\|) \times G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|) A(q) \quad (7)$$

其中, $G_{\sigma_s}(\|p-q\|) = e^{-\frac{\|p-q\|^2}{2\sigma_s^2}}$ 是空间邻近度函数, $G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|) = e^{-\frac{|A(p) - A(q)|^2}{2\sigma_r^2}}$ 是灰度级相似度, $V = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p-q\|) G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|)$ 是一个归一化常数, $\|p-q\|$ 是像素点 p 与 q 之间的 Euclidean 距离, S 是 p 的空间邻域。

由于 σ_s 和 σ_r 控制 BF 特性, Zhang 等^[19] 分析了 σ_r/σ_s 值和输入信号的导数对 BF 特性的依赖关系。最佳的 σ_s 值是根据所需的低通滤波量来选择的, 如果图像放大或缩小, σ_s 和 σ_r 必须进行相应的调整, 以获得对应的结果。

CBF 考虑了源红外图像 $A(IR)$ 中相邻像素的灰度相似度和空间邻近度, 以形成滤波器核并对源可见光图像 $B(VI)$ 进行滤波。源可见光图像 B 在像素点 p 处的 CBF 输出为^[20]:

$$B_{CBF}(p) = \frac{1}{V} \sum_{q \in D} G_{\sigma_s}(\|p-q\|) \times G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|) B(q) \quad (8)$$

分别从源图像 A 和源图像 B 中减去经过 CBF 处理的输出, 获得源图像 A 和源图像 B 的细节图, 即:

$$\begin{aligned} A_d &= A - A_{CBF} \\ B_d &= B - B_{CBF} \end{aligned} \quad (9)$$

类似地, 在超声波传感器图像中, 源图像 B 中的信息并不存在于源图像 A 中, 因此对源图像 B 应用 CBF 将使源图像 B 中的信息模糊。这是由于源图像 A 中不存在源图像 B 的信息, 因此对源图像 B 应用高斯内核使该区域中的灰度级具有相似的值, 反之亦然。

4 基于 FPDEs 与 CBF 的融合方法

4.1 融合方法的原理与框架

本文提出的红外与可见光图像融合方法是基于四阶偏微分方程和基于交叉双边滤波器的方法有效地结合在一起, 并对细节层融合规则进行改进, 主要分为 3 个步骤, 具体的实现过程如下所述: 1) 融合分析, 分别使用 FPDEs^[9] 和 CBF^[6] 方法从源图像中获得近似层和细节层; 2) 融合规则, 采用 VSM^[10] 和改进的 KL 变换^[11] 融合规则, 分别对近似层和细节层进行融合; 3) 图像重建, 通过将最终的近似层和细节层线性组合进而重建最终的融合图像。融合方法的原理框图如图 1 所示。

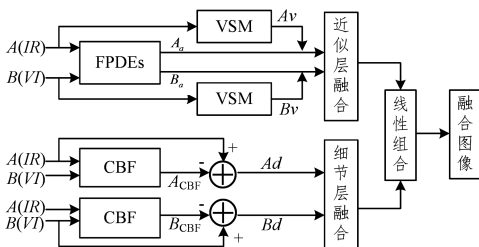


图 1 融合方法框图

Fig. 1 Framework of fusion method

4.2 近似层融合规则

本文利用基于 VSM 的加权平均技术来融合近似层。VSMs^[10,21] 可以从图像中挖掘感知上突出的视觉结构、区域或物体, 它们被广泛用于许多计算机视觉和计算机图形应用中。对于图像融合而言, VSM 能够反映出显著的图像特征。为了避免对比度的损失, 我们引入 VSM 来融合基层。由于其简单性和有效性, 本文使用文献^[10] 中的方法来构造 VSM。

1) 如图 1 所示, 源图像 A 和源图像 B 分别经过 FPDEs 分解过程获得近似层 A_a 和近似层 B_b , 如下所示:

$$\begin{aligned} A_a(x, y) &= FPDEs(A(x, y)) \\ B_b(x, y) &= FPDEs(B(x, y)) \end{aligned} \quad (10)$$

2) 构造 VSM, 令 I_p 表示图像 I 中像素 p 的强度值, 像素 p 的显著值 $V(p)$ 的定义式如下:

$$V(p) = |I_p - I_1| + |I_p - I_2| + \dots + |I_p - I_N| \quad (11)$$

其中, N 表示图像 I 中的像素总数。如果两个像素具有相同的强度值, 则它们的显著性值也相等。因此, 可以进一步将式(11)写为:

$$V(p) = \sum_{j=0}^{l-1} M_j |I_p - I_j| \quad (12)$$

其中, j 表示像素强度, M_j 表示强度等于 j 的像素数, l 是灰度级数。 $V(p)$ 被归一化为 $[0, 1]$ 。

3) 设 A_v 和 B_v 分别为源图像 A 和源图像 B 经 VSM 处理后的结果, 通过加权平均获得融合的近似层:

$$\bar{B}(x, y) = w_a A_a(x, y) + (1 - w_a) B_b(x, y) \quad (13)$$

其中,

$$w_a = 0.5 + \frac{A_v - B_v}{2} \quad (14)$$

如上所述, 如果在某些位置 A_v 等于 B_v , 则权重 w_a 将降级到公共平均权重; 如果 A_v 相对大于 B_v , 则权重 w_a 将大于 0.5, 因此 B 将融合来自近似层 A_a 的更多信息; 否则, 当 A_v 相对小于 B_v 时, B 将融合来自近似层 B_b 的更多信息。

4.3 细节层融合规则

如图 1 所示, 源图像 A 和 B 分别经过两次 CBF^[6] 处理, 然后从源图像中减去 CBF 的输出, 从而获得源图像的细节图像。与近似图像相比, 细节图像包括图像中重要的特征信息, 如边缘、线条及轮廓等。因此, 本文使用一种改进的 KL 变换^[11] 对细节层进行融合, 将相关分量转换为不相关分量, 确保将细节图像所需的信息最大限度地整合到最终细节图像中。KL 变换的基向量取决于不同的 FFT 和 DCT 的数据集。下面简要介绍用于细节层融合改进的 KL 变换的算法。

1) 为了方便以下算法介绍, 将两个源图像的输入定义为 $A(x, y)$ 和 $B(x, y)$, 对应的两个细节层为 $A_d(x, y)$ 和 $B_d(x, y)$, 将这些细节层排列成矩阵 X 的列向量。

2) 将每行作为观察值, 每列作为一个变量, 找出矩阵 X 的协方差矩阵 CXX 。

3) 计算协方差矩阵 CXX 的特征值 λ_1, λ_2 及对应的特征

向量 μ_1, μ_2 , 如式(15)所示:

$$\mu_1 = \begin{bmatrix} \mu_1(1) \\ \mu_1(2) \end{bmatrix}, \mu_2 = \begin{bmatrix} \mu_2(1) \\ \mu_2(2) \end{bmatrix} \quad (15)$$

4) 从两个特征值中找到最大的特征值, 将最大特征值 λ_{\max} 对应的特征向量作为最大特征向量 μ_{\max} , 通过归一化计算 λ_{\max} 的不相关分量 KL_1 和 KL_2 , 如式(16)所示:

$$KL_1 = \frac{\mu_{\max}(1)}{\sum_i \mu_{\max}(i)}, KL_2 = \frac{\mu_{\max}(2)}{\sum_i \mu_{\max}(i)} \quad (16)$$

5) 改进的融合细节层规则如式(17)所示, 其中 α 和 β 是常数, 本文中分别取值为 1 和 0.5。

$$\bar{D}(x, y) = 2\alpha + \beta KL_1 * A_d(x, y) + (1 - \beta) KL_2 * B_d(x, y) \quad (17)$$

最后, 将融合的细节层 \bar{D} 与近似层 \bar{B} 通过线性组合的方式重构融合图像 F , 如式(18)所示:

$$F = \bar{D} + \bar{B} \quad (18)$$

5 实验结果及分析

为验证本文方法的有效性, 选择两组源图像进行实验, 源图像都是经过严格配准的红外与可见光图像。实验运行环境为: 中央处理器为 Intel(R) Core(TM) i3-3217U, 1.8 GHz, 安装内存为 4 GB 的 PC 机, 64 位 Win7 操作系统, Matlab 版本为 Matlab 7.8.0.347 (R2009a)。此外, 将本文方法与基于主成分分析(PCA)^[12]、基于离散小波变换(DWT_PCA)^[13]、基于离散余弦谐波小波变换(DCHWT)^[5]、基于交叉双边滤波器(CBF)^[6]、基于引导滤波器(GFF)^[7]、基于视觉显著性和最小二乘优化(VSM_WLS)^[14]、基于各向异性扩散(ADF)^[8]、基于四阶偏微分方程(FPDEs)^[15]的融合方法进行比较, 实验结果如图 2 和图 3 所示。



图 2 红外与可见光图像“Kayak”的融合结果

Fig. 2 Fusion results for infrared resource image and visual resource image “Kayak”



图 3 MMW 与可见光图像“Gun”的融合结果

Fig. 3 Fusion results of MMW image and visual resource image “Gun”

5.1 主观评价

第一组实验选取了“Kayak”图像数据集及各种融合方法的融合结果(见图 2)。图 2(a)、图 2(b)分别是红外和可见光源图像。源图像提供了关于海岸、人员、船舶和天空的信息, 但没有一幅提供有关场景的完整信息。通过融合过程可以完整了解现场情况, 图 2(c) — 图 2(k) 分别给出了不同融合方法的结果。从图 2(c)、图 2(d) 可以看出其过度依靠红外图像特征, 并不符合人眼视觉观察。DCHWT^[5] 方法会产生块状伪影, CBF^[6] 和 GFF^[7] 会产生梯度反转伪像和光晕现象。然而, 与其他方法相比, VSM_WLS^[14], ADF^[8] 和 FPDEs^[15] 方法的融合图像(见图 2(h) — 图 2(j)) 都很好保留了可见光图像中的背景信息和红外图像中的目标信息(海岸、船舶、天空和人物), 但与本文提出的融合方法(见图 2(k)) 相比, 其整体显著性目标、边缘细节信息的丰富度以及对比度效果较差。

第二组实验选取了“Gun”毫米波(Millimeter Wave, MMW)与可见光图像数据集, 实验结果如图 3 所示。图 3(a)、图 3(b) 分别是 MMW 图像与可见光源图像, MMW 图像传递给我们隐藏武器的信息, 可见光图像传递了 3 个目标人物信息和看得见的行为状态信息。图 3(c) 中右边人衬衣中隐藏的武器并未表现出来, 即 MMW 源图像失真现象明显, 图 3(d) — 图 3(j) 很好地保留了 MMW 中隐藏武器的信息和可见光源图像中的目标及人物信息, 但图 3(h) — 图 3(j) 3 种方法整体对比度较低, 图像灰度差异不明显。图 3(f)、图 3(g) 有明显的阴影, 结果较粗糙。相比之下, 本文提出的方法灰度分布差异更明显, 对比度更高, 视觉效果更好。

5.2 客观评价

(1) 质量分析

任何融合技术的目的都是为了产生一个准确、可靠而且视觉性较好的融合图像。为了对各个融合算法的性能进行更

加客观的分析,本文主要采用了平均像素强度(API)^[6]、标准差(SD)^[6]、平均梯度(AG)^[6]、相关系数(Corr)^[6]、空间频率(SF)^[6]、 $Q^{AB/F}$ ^[22]和相互特征信息(FMI)^[23]等客观指标。其中,API反映了图像的平均亮度,其值越大,图像越亮;SD反映了图像的纹理信息,其值越大,则图像的灰度级越分散,图像反差越大,进而图像包含的信息越多;AG反映了图像对微小细节的表现,其值越大,图像的清晰度越高;Corr是衡量融

合图像与源图像相关性的指标,其值越大,融合图像与源图像的相关性就越高;SF是测量图像区域整体信息水平的一个指标,其值越大,图像区域的信息越丰富; $Q^{AB/F}$ 是一个反映融合图像边缘信息的指标,其值越大,图像边缘信息越丰富;FMI表示从源图像到融合图像对应的特征信息量,其值越大,表示融合图像中关于源图像的特征信息越丰富。两组实验所获得的融合图像的性能指标如表1和表2所列。

表 1 不同融合方法的客观评价(第一组实验)

算法	API	SD	AG	Corr	SF	$Q^{AB/F}$	FMI
PCA	67.7000	12.3995	2.2946	0.4650	15.4067	0.4303	0.9663
DWT_PCA	81.8276	11.6209	9.9778	0.4708	15.5809	0.2309	0.9662
DCHWT	107.3828	16.8308	5.2945	0.6700	6.4958	0.7204	0.8600
CBF	108.2188	19.5171	8.2245	0.6379	10.0324	0.6829	0.8875
GFF	109.5935	11.3173	11.3079	0.6203	15.9897	0.7679	0.9570
VSM_WLS	107.4734	15.2729	7.1802	0.6230	6.3224	0.4529	0.9516
ADF	107.3834	15.2033	6.1532	0.6159	7.4831	0.7029	0.9366
FPDEs	107.8893	14.9724	5.7150	0.6120	6.8064	0.6907	0.9346
FPDEs_CBF	107.3137	29.1278	12.6071	0.6232	16.0182	0.7712	0.9671

表 2 不同融合方法的客观评价(第二组实验)

算法	API	SD	AG	Corr	SF	$Q^{AB/F}$	FMI
PCA	4.4863	8.1948	2.3031	0.5799	4.4916	0.4657	0.7331
DWT_PCA	4.0408	3.8050	2.2927	0.6949	2.9202	0.6933	0.8086
DCHWT	5.5832	5.0729	3.8231	0.6751	4.6309	0.8890	0.8043
CBF	6.3412	5.5260	3.9668	0.6774	4.8476	0.9024	0.8123
GFF	5.6200	4.6952	3.8696	0.7073	4.7168	0.7437	0.8037
VSM_WLS	4.3633	5.2382	4.1414	0.6463	5.2566	0.8861	0.7780
ADF	4.0738	3.8202	2.0741	0.6762	2.9567	0.7675	0.8176
FPDEs	4.4459	3.8876	2.1559	0.6775	3.1752	0.7632	0.8143
FPDEs_CBF	6.6680	11.3259	4.4493	0.7096	7.3273	0.7056	0.8044

从表1中可以看出,相对而言,本文算法能够得到较高的SD值,说明图像的纹理信息更多,图像的灰度级更分散,图像反差大,进而图像包含的信息越丰富;本文算法在API和Corr方面的结果稍差一些,但在其他4种质量指标上都比其他融合算法优越,因此得到的融合图像包含的图像信息更多,图像表达更清晰,区域图像信息更丰富,边缘细节信息保留更多。因此可以说明本文方法的综合性能更好,这与主观评价一致。

从表2中可以看出,本文算法得到了较高的SD值,说明图像的纹理信息更丰富,图像的灰度级更分散,图像反差大,进而图像包含的信息越多;本文提出的方法在API,AG,Corr,SF指标上的结果均优于其他融合方法,在 $Q^{AB/F}$ 和FMI指标上的结果稍逊一些,因此融合图像在平均亮度、纹理信息、清晰度、与源图像的相关性及图像区域整体的信息水平上更佳,图像包含的信息更丰富。这与主观评价结果相一致。

(2)实现时间

本文对大小为 320×322 的红外与可见光图像数据集和大小为 256×200 的毫米波与可见光图像数据集的各种图像融合方法的计算时间进行记录。为了使每组实验的运行时间的准确性更佳,对每组实验中的每一种融合方法进行了30次实验,并计算两组实验中30次实现时间的最终平均值,对各种融合方法的计算时间进行比较。

表 3 不同融合方法的计算时间

Table 3 Computational time of various fusion methods

融合算法	时间/s
PCA ^[12]	2.1316
DWT_PCA ^[13]	1.0914
DCHWT ^[5]	4.0912
CBF ^[6]	56.7938
GFF ^[7]	2.8291
VSM_WLS ^[14]	3.0782
ADF ^[8]	2.5782
FPDEs ^[15]	3.0109
FPDEs_CBF	3.9167

本文融合算法的平均计算时间低于文献[5-6]的方法,但超过了文献[7-8,12-15]的方法。

结束语 本文提出了一种基于FPDEs和CBF的红外与可见光图像融合算法,该算法有效地应用FPDEs和CBF的新型多尺度图像融合方法分别从源图像中提取近似层和细节层,近似层采用一种基于VSM的加权平均技术,使得融合图像可以表现出良好的外观和对比度,并采用改进的KL变换获得最佳权重,对细节层进行融合。该方法能够有效地将源图像的有用信息转移给融合图像,并相对减少了图像融合过程中的信息损失和伪像现象。主观和客观评价的实验结果证明,与许多其他融合方法相比,经本文方法融合后,融合图像的标准差平均提高了43.73%左右,平均梯度提高了约

9.46%,空间频率平均提高了19.79%左右。红外与可见光的彩色图像融合问题将是我们后续的研究问题之一,与此同时,我们将通过探索权重计算的其他方法和加权平均域来减少融合伪影,以提高本方法的性能。

参 考 文 献

- [1] DU L. Infrared and visible image fusion based on random projection and sparse representation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(5):1640-1652.
- [2] GHASSEMIAN H. A review of remote sensing image fusion methods[J]. *Information Fusion*, 2016, 32(PA):75-89.
- [3] ZHOU Y R, GENG A H, ZHANG Q, et al. Fusion of infrared and visible images based on compressive sensing[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(3):855-863. (in Chinese)
周渝人, 耿爱辉, 张强, 等. 基于压缩感知的红外与可见光图像融合[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(3):855-863.
- [4] LI C X, WANG P P, SHEN C. The fusion of medical images based on two transform domains[J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2013, 18(4):37-40. (in Chinese)
李昌兴, 王平平, 申超. 两种变换域相结合的医学图像融合[J]. *西安邮电大学学报*, 2013, 18(4):37-40.
- [5] KUMAR B K S. Multifocus and multispectral image fusion based on pixel significance using discrete cosine harmonic wavelet transform [J]. *Signal Image & Video Processing*, 2013, 7(6):1125-1143.
- [6] KUMAR B K S. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter [J]. *Signal Image & Video Processing*, 2015, 9(5):1193-1204.
- [7] LI S, KANG X, HU J. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2013, 22(7):2864.
- [8] BAVIRISETTI, PRASAD D, DHULI R-V. Fusion of infrared and visible sensor images based on anisotropic diffusion and Karhunen-Loeve transform [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(1):203-209.
- [9] YOU Y L, KAVEH M. Fourth-order partial differential equations for noise removal[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(10):1723-1730.
- [10] ZHAI Y, SHAH M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues [C] // *ACM International Conference on Multimedia*. ACM, 2006:815-824.
- [11] GONZALEZ R C. *Digital Image Processing[M]*. Chandigarh, India: Pearson Education India, 2009.
- [12] THEOHARATOS C, TSAGARIS V, FRAGOULIS N, et al. Hyperspectral image fusion using 2-D principal component analysis [C] // *International Conference on Space Technology*. IEEE, Athens, 2011:1-4.
- [13] VIJAYARAJAN R, MUTTAN S. Discrete wavelet transform based principal component averaging fusion for medical images [J]. *AEUE-International Journal of Electronics and Communications*, 2015, 69(6):896-902.
- [14] MA J, ZHOU Z, 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] BAVIRISETTI D P, XIAO G, LIU G. Multi-sensor image fusion based on fourth order partial differential equations [C] // *Proceedings of IEEE 2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*. Xi'an, 2017:1-9.
- [16] ÅSTRÖM F, BARAVDISH G, FELSBBERG M. On Tensor-Based PDEs and Their Corresponding Variational Formulations with Application to Color Image Denoising [M] // *Computer Vision-ECCV 2012*. Springer Berlin Heidelberg, 2012:215-228.
- [17] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 12(7):629-639.
- [18] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C] // *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. 1998:839-846.
- [19] ZHANG M, GUNTURK B K. Multiresolution bilateral filtering for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(12):2324-2333.
- [20] PETSCHNIGG G, AGRAWALA M, HOPPE H, et al. Digital photography with flash and no-flash image pairs [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2004, 23(3):664-672.
- [21] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global Contrast Based Salient Region Detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(3):569.
- [22] BAI X, CHEN X, ZHOU F, et al. Multiscale top-hat selection transform based infrared and visual image fusion with emphasis on extracting regions of interest [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2013, 60(9):81-93.
- [23] HAGHIGHAT M B A, AGHAGOLZADEH A, SEYEDARABI H. A non-reference image fusion metric based on mutual information of image features [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2011, 37(5):744-756.