

〈图像处理与仿真〉

基于 RPCA 和 LatLRR 分解的红外与可见光的图像融合

丁 健, 高清维, 卢一相, 孙 冬

(安徽大学 电气工程与自动化学院, 安徽 合肥 23061)

摘要: 红外光和可见光图像的融合在视频监控、目标跟踪等方面发挥着越来越重要的作用。为了得到融合效果更好的图像, 提出了一种新的基于鲁棒性低秩表示的图像分解与深度学习结合的方法。首先, 利用鲁棒性主成分分析对训练集图像进行去噪处理, 利用快速的潜在低秩表示学习提取突出特征的稀疏矩阵, 并对源图像进行分解, 重构形成低频图像和高频图像。然后, 低频部分利用自适应加权策略进行融合, 高频部分利用深度学习的 VGG-19 网络进行融合。最后, 将新的低频图像与新的高频图像进行线性叠加, 得到最后的结果。实验验证了本文提出的图像融合算法在主观评价与客观评价上均具有一定优势。

关键词: 图像融合; 深度学习; 潜在低秩表示; 稀疏矩阵

中图分类号: TN391 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2022)01-0001-08

Infrared and Visible Image Fusion Algorithm

Based on the Decomposition of Robust Principal Component Analysis and Latent Low Rank Representation

DING Jian, GAO Qingwei, LU Yixiang, SUN Dong

(School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: The fusion of infrared and visible images plays an important role in video surveillance, target tracking, etc. To obtain better fusion results for images, this study proposes a novel method combining deep learning and image decomposition based on a robust low-rank representation. First, robust principal component analysis is used to denoise the training set images. Next, rapid latent low rank representation is used to learn a sparse matrix to extract salient features and decompose the source images into low-frequency and high-frequency images. The low-frequency components are then fused using an adaptive weighting strategy, and the high-frequency components are fused by a VGG-19 network. Finally, the new low-frequency image is superimposed with the new high-frequency image to obtain a fused image. Experimental results demonstrate that this method has advantages in terms of both the subjective and objective evaluation of image fusion.

Key words: image fusion, deep learning, latent low rank representation, sparse matrix

0 引言

红外与可见光图像融合是为了得到信息更加丰富的图像。如今, 红外与可见光图像的融合在很多方面发挥着作用。尤其对军事应用和现实监控装置有着重要的影响。红外图像通过热辐射能够捕捉潜在目

标, 但是分辨率低。相反, 可见光图像能够提供大量的主要信息, 但图像质量容易受外界环境的影响。如今, 对于红外与可见光的图像已经有大量研究, 但是很难实现融合图像噪声小, 没有光晕同时包含丰富的细节信息。融合的目的就是为了让融合图像提供两张图像中的有用信息以提高图像质量, 这对于人类视觉

收稿日期: 2020-10-13; 修订日期: 2021-03-30.

作者简介: 丁健(1997-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 研究方向为图像处理。E-mail: 1522523398@qq.com。

通信作者: 高清维(1965-), 男, 安徽合肥人, 教授, 博导, 研究方向为数字图像处理、信号处理、模式识别等。E-mail: qingweigao@ahu.edu.cn。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61402004, 61370110); 安徽省高等学校自然科学基金项目(KJ2018A0012)。

的观察以及目标的跟踪都十分有利。

图像融合的方法大多是基于像素级的融合。像素级的图像融合可以划分为变换域和空间域的图像融合。在变换域中常用的融合方法包括平稳小波变换 (stationary wavelet transform, SWT)^[1] 和离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT)^[2], 以及之后出现的双树复杂小波变化 (dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)^[3], 非下采样剪切波变换 (non-sampling under shear wave transformation, NSST)^[4] 等。但是这些方法对于图像细节信息的利用并不足够。空间域的图像融合方法包括全变分最小化 (total variation minimization, TV) 以及加权平均法^[5]。但是往往效果不是很理想。基于稀疏域的图像融合采用学习字典对图像进行稀疏表示。最常用的方法是基于稀疏表示 (sparse representation, SR)。Lin 等人提出了一种新的基于 SR 的图像融合方法^[6]。此外, 基于稀疏表示和其它算法相结合的算法也很多, 如低秩表示 (low rank representation, LRR) 和稀疏表示联合^[7]、NSST 联合稀疏表示^[8]以及 SR 和脉冲耦合神经网络 (pulse coupled neural network, PCNN)^[9]。但基于 SR 的方法中, 字典的学习通常十分耗费时间。此外, 常用的方法也包括基于低秩表示的图像融合方法。Li 等人提出了一种基于潜在性低秩表示 (latent low rank representation, LatLRR) 的图像融合方法^[10], LatLRR 是一种无监督的提取方法, 能够从数据中鲁棒地提取出特征, 为本文的算法提供了思路。

过去的几年, 深度学习不断兴起, 并且融合效果得到证明。Yu、Liu 等人提出了一种基于卷积稀疏表示 (convolutional sparse representation, CSR)^[11] 以及基于卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 的融合方法^[12], 但是, 基于 CNN 的方法只适用于多视角图像融合, 基于 CSR 的方法存在较多的噪声, 且融合后的图像突出特征并不明显。Prabhakar 等提出了基于 CNN 的简单的图像融合算法, 可是该方法的深度特征没有得到很好的利用^[12]。为了解决这些缺点, Liu 等提出了一种基于预训练网络的融合框架^[13]。首先, 经过图像分解得出源图像的高频分量和低频分量。采用平均策略对低频分量进行融合, 利用深度学习框架获得融合的高频分量。将融合后的低频部分和融合后的高频部分结合起来, 重建之后得出融合图像。但是该方法的图像分解方法十分简单, 至于深度学习的优势没有更好地体现出来。

为了更好地融合可见光与红外图像, 本文提出了一种基于 RPCA (robust principal component analysis) 和 LatLRR 分解与 VGG 网络结合的融合方法。为了

降低噪声对融合效果产生影响, 实现更好的图像分解效果, 本文利用 RPCA 对训练数据进行去噪, 之后利用无噪声的 LatLRR 学习得到稀疏矩阵, 对源图像进行分解重建。为了保留更多的有用的图像信息, 分解后的高频图像利用预训练的融合框架 VGG-19 提取深层次的特征进行融合, 分解后的低频图像利用自适应加权融合, 最后将融合后的高频图像与低频图像叠加, 得到最终的融合图像。实验结果表明, 该方法不仅很好地利用了可见光图像的纹理信息, 也充分利用了红外光图像的特征信息, 从而取得了比较不错的融合效果。

1 相关理论

目前, 常用来进行特征提取的方法为深度学习和稀疏表示^[14]。Liu 等人提出了利用 LatLRR 进行子空间聚类以及特征提取, 取得了很好的效果^[15]。但研究发现 LatLRR 模型解决方法是不唯一的, 使得选择 LatLRR 模型的解决方法变得困难^[18]。故本文提出利用 RPCA 和 LatLRR 结合的图像分解方法。RPCA 和 LatLRR 是无监督的特征提取方法, 经验证可以实现很好的图像分解效果。

1.1 RPCA 对训练集图像去噪

PCA 在噪声较小时, 效果比较好; 当噪声较大时, 即使只有少部分的数据被干扰, 也会使 PCA 的性能大大降低。针对这种现象, Wright 等人提出了鲁棒主成分分析 (RPCA), RPCA 的作用是将矩阵分解成两个部分, 稀疏矩阵和低秩矩阵^[17]。只要噪声矩阵 \mathbf{E} 是足够稀疏的, 不管大小都可以恢复出低秩矩阵 \mathbf{X} 。其模型如(1)所示:

$$\min_{\mathbf{X}, \mathbf{E}} \text{rank}(\mathbf{X}) + \lambda \|\mathbf{E}\|_0, \quad \text{s.t. } \mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{E} \quad (1)$$

因为公式(1)是 NP 难的, 故将式(1)松弛到如下凸优化问题(2):

$$\min_{\mathbf{X}, \mathbf{E}} \|\mathbf{X}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_1, \quad \text{s.t. } \mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{E} \quad (2)$$

式中: \mathbf{E} 为稀疏噪声数据; \mathbf{X} 为去除噪声后的训练数据。

1.2 无噪声的 LatLRR

在样本数量足够的情况下, LRR 才可以很好地起作用。为了解决样本数据不足, Liu 等人提出了潜在低秩表示 (LatLRR)^[15]。如公式(3)所示:

$$\min_{\mathbf{M}, \mathbf{N}} \|\mathbf{M}\|_* + \|\mathbf{D}\|_*, \quad \text{s.t. } \mathbf{X} = \mathbf{X}\mathbf{M} + \mathbf{D}\mathbf{X} \quad (3)$$

式中: $\|\cdot\|_*$ 代表核范数; \mathbf{X} 代表无噪声的数据; \mathbf{M} 代表低秩矩阵; \mathbf{D} 代表稀疏矩阵可以用来进行特征的提取。

2 基于 RPCA 和 LatLRR 分解的图像融合

本文针对红外与可见光图像,首先,利用RPCA和LatLRR学习用于提取显著特征的矩阵 \mathbf{D} ,将源图像分解重构为低频图像和高频图像。之后,低频部分

利用自适应权重策略进行融合,高频部分利用VGG-19网络进行融合。最后,将新的低频图像与新的高频图像进行叠加,得到融合图像。本文融合步骤如图1所示。

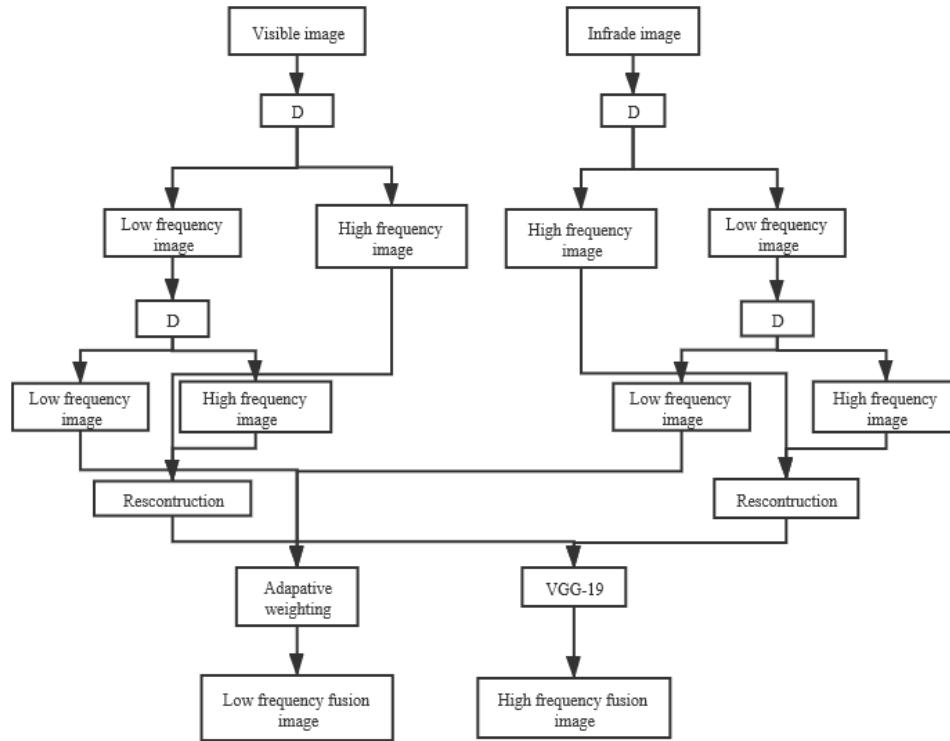


图1 图像融合过程

Fig.1 The process of image fusion

对于输入的源图像 I_i 利用重叠的窗口滑动将源图像分解成多个图像块。将每个图像块变成列向量重组成为一个初始矩阵 \mathbf{Z}_i^k 。通过公式(4)、(5)将初始矩阵分解得到高频部分和低频部分^[10]:

$$\mathbf{Z}_i^k = \mathbf{D} \times T(I_i^k) \quad (4)$$

$$I_i^k = I_i^k - R(\mathbf{Z}_i^k) \quad (5)$$

式中: k 代表图像分解的次数; i 代表源图像的序号; \mathbf{D} 是稀疏矩阵; $T(I_i^k)$ 代表前文提到的窗口滑动以及重组; $R(\mathbf{Z}_i^k)$ 代表前文提到的图像重建。

当一张源图像经过 k 次分解之后,得到高频分量 $\mathbf{Z}_i^{1:k}$ 和低频分量 I_i^k 。对 $\mathbf{Z}_i^{1:k}$ 使用上文提到的窗口滑动以及重组方法进行重建,得到一张高频图像分量。

2.1 稀疏矩阵

本文利用RPCA和无噪声的LatLRR训练得到稀疏矩阵 \mathbf{D} 。1.2中利用RPCA得到无噪声数据 \mathbf{X} ,再利用 8×8 滑动窗口将这些无噪声数据 \mathbf{X} 分解成多个图像块,产生矩阵 $\mathbf{X}_{\text{train}}$ 。稀疏矩阵 \mathbf{D} 训练过程如表1所示^[16]。表1中的方法实验操作简洁,能够实现更好

的图像分解效果。

表1 稀疏矩阵 \mathbf{D} 的训练过程

Table 1 The training of sparse matrix \mathbf{D}

$\mathbf{X}_{\text{train}}$

$$[\mathbf{U}_X, \text{diag}\{\sigma_{x_i}\}, \mathbf{V}_X] = \text{svd}(\mathbf{X}_{\text{train}})$$

$$d_i^* = \min \left\{ \frac{1}{2\lambda\sigma_{X_i}^2}, 1 \right\}$$

$$\mathbf{D}^* = \mathbf{U}_X \text{diag}\{n_i^*\} \mathbf{U}_X^T$$

利用 \mathbf{D}^* 进行图像的分解

式中: $\mathbf{U}_X, \mathbf{V}_X$ 代表单位正交矩阵; $\text{diag}\{\sigma_{x_i}\}$ 代表对角矩阵; σ_{x_i} 代表奇异值体现了数据集中的重要特征。

2.2 低频分量融合

图像的低频部分代表图像的主要部分,因此低频分量的图像融合的效果起着重要的作用^[19]。虽然加权

平均法和绝对值法可以达到低频融合的目的，但效果较差。本文采用自适应加权法，利用 RPCA 和无噪声的 LatLRR 对图像进行分解，分解得到低频分量 I_1, I_2 通过公式(6)、(7)、(8)、(9)得到低频融合的权重 W_1, W_2 。

$$I_i = \frac{I_1 - \min(I_1, I_2)}{\max(S_1, S_2) - \min(S_1 - S_2)} \quad (6)$$

$$I_v = \frac{I_1 - \min(I_1, I_2)}{\max(S_1, S_2) - \min(S_1 - S_2)} \quad (7)$$

$$W_1 = \frac{I_i}{I_i + I_v} \quad (8)$$

$$W_2 = \frac{I_v}{I_i + I_v} \quad (9)$$

式中： $S_i(i,j) = I_i(i,j) - \mu_i$ ， $I(i,j)$ 表示图像的像素点； μ 表示图像的平均像素点； $i = \{1, 2\}$ 分别代表可见光和红外图像。 I_i 和 I_v 分别表示红外与可见光低频分量计算结果。

融合后的低频图像可以表示为(10)：

$$I_l = W_1 \times I_1^k + W_2 \times I_2^k \quad (10)$$

2.3 高频分量融合

为了突出融合图像的细节特征和边缘部分，本文采用已经训练好的 VGG-19 提取高频图像特征。VGG-19 网络结构中包含 3 个全连接层，5 个池化层以及 5 个卷积层。通过公式(11)能够得到 VGG-19 网络的特征^[20]：

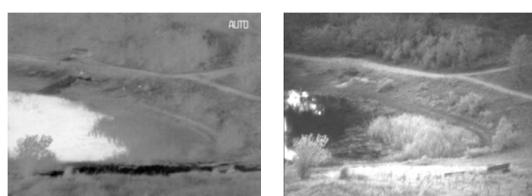
$$\sigma_m(Z_i^k) = u_i^{m,n} \quad (11)$$

式中： $\sigma_m(\cdot)$ 代表 VGG-19 网络中的一层， $m = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ ，代表 5 个卷积组。通过如下步骤可以得到权重 w_i^m 。



(a) 第1组源图像

(a) First group of source images



(c) 第3组源图像

(c) Third group of source images

$$\|u_i^{m,n}\|_1 = g_i^m \quad (12)$$

$$G_i^m = \frac{\sum_{\alpha=-r}^r \sum_{\beta=-r}^r g_i^m(x+\alpha, y+\beta)}{(2r+1)^2} \quad (13)$$

$$\frac{G_i^m}{G_1^m + G_2^m} = W_i^m \quad (14)$$

$$w_i^m(x+a, y+b) = W_i^m(x, y) \quad (15)$$

式中： $a, b \in \{0, 1, \dots, (2^{i-1}-1)\}$ ， r 代表块平均策略中块的大小，本文中 $r=1$ ， α 与 β 代表求和的窗口范围。

本文中有 5 组权重矩阵 w_i^m ，每一组的高频分量融合如公式(16)表示：

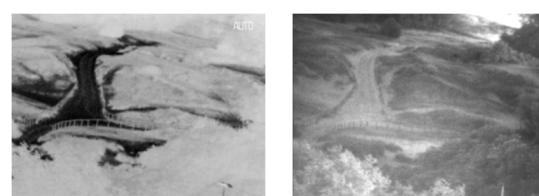
$$F_h^m = (w_1^m + w_2^m) \times Z_i^k \quad (16)$$

再由公式(17)选择出融合效果最好的高频分量融合图。

$$F_h = \max(F_h^m) \quad (17)$$

3 实验结果与分析

为了验证本实验方法的有效性和可行性，在 WINDOWS 10 和 MATLAB 2018A 的基础上进行了 4 组实验，如图 2 所示。本文从 TNO Image Fusion Dataset 中选取 6 组经过配准的源图像进行稀疏矩阵的训练，另外选择了 4 种具有代表性的图像融合方法与本文的方法进行比较。



(b) 第2组源图像

(b) Second group of source images



(d) 第4组源图像

(d) Fourth group of source images

图 2 4 组红外与可见光源图像

Fig.2 Four groups of infrared and visible source images

3.1 测评指标

本文选取了多层级图像结构相似性, 差分相关性之和, 视觉信息保真度, 特征相互信息, N_{abf} 五种评价指标。

1) 多层级图像结构相似性 (Multi scale structural similarity index, MS_SSIM) 能更好地与人眼的视觉系统的视觉感知相一致^[21]。并且在一定的尺度下, 评价效果优于 SSIM。公式如下:

$$\text{MS_SSIM} = [L_m(A, B)]^{\alpha_m} \prod_{i=1}^M [S_i(A, B)]^{\beta_i} [Y_i(A, B)]^{\gamma_i} \quad (18)$$

式中: $L(A, B)$, $S(A, B)$, $Y(A, B)$ 分别表示亮度比较, 对比度比较和结构比较。 α 与 β 、 γ 分别代表该比较的重要程度。

2) 差分相关性之和 (difference and correlation, SCD) 在图像融合的应用中, 要求融合图像应包含尽可能多的来自输入图像的信息^[22]。SCD 反应图像的反差大小, 反差越大, 则融合图像效果越好, 公式如下:

$$D_1 = F - S_2 \quad (19)$$

$$D_2 = F - S_1 \quad (20)$$

$$\text{SCD} = R(D_1, S_1) + R(D_2, S_2) \quad (21)$$

式中: S_i 表示源图像; F 表示融合后的图像; D_i 表示融合图像与源图像之间的差异。 $R(\cdot)$ 计算相关度, $i = \{1, 2\}$, 分别代表红外与可见光图像。

3) 视觉信息保真度 (visual information fidelity, VIF) 基于视觉信息保真度提出的衡量融合图像质量的指标^[23]。VIF 越大, 则图像融合的效果就越好, 可以表示为:

$$\text{VIF} = \frac{\sum_{k=1}^K [I(C_k, F_k)]}{\sum_{k=1}^K [I(C_k, E_k)]} \quad (22)$$

式中: K 代表图像块中的子带; C 和 F 分别代表参考图像和融合图像; $I(\cdot)$ 代表互信息量的计算。

4) 特征相互信息 (feature mutual information, FMI) 与质量相关的大多数信息都包含在细节信息里, 并且与一些特征 (如边缘、纹理和对比度) 相关^[24]。FMI 值越大, 代表融合图像细节信息越多, 公式如下:

$$\text{FMI} = \frac{I_{FA}}{H_F + H_A} + \frac{I_{FB}}{H_F + H_B} \quad (23)$$

式中: I_{FA} 与 I_{FB} 分别表示源图像; H_A 、 H_B 表示源图像的熵值; H_F 表示融合后图像的熵值。

5) N_{abf} 表示融合过程中人为添加到融合图像上的噪声比率。 N_{abf} 的值越小, 图像融合的效果就越好。

3.2 仿真结果及分析

本文分别选用基于离散小波 (DWT) 的图像融合算法以及基于红外特征提取和视觉信息度保存 (Infrared feature extraction and visual information preservation, IFE_VIP) 的图像融合算法^[27]、基于卷积稀疏表示的图像融合 (CSR)^[25]以及基于交叉双边滤波器的图像融合方法 (Cross bilateral filter, CBF)^[26]与本文提出的融合算法进行对比。DWT 通过小波变换将图像分解成高频部分以及低频部分, 低频部分采用均值, 高频部分采用区域能量最大值; IFE_VIP 利用四叉树分解以及贝塞尔插值提取红外图像背景图, 将其与可见光图像线性叠加; CSR 通过双尺度图像分解将图像分解成高频部分以及低频部分, 高频部分利用基于稀疏表示的方法, 低频部分采用平均策略; CBF 通过从源图像中利用双边交叉滤波进行权值计算, 直接用于源图像的融合。从主观角度来看, 所有融合算法均达到图像融合的目的, 但融合效果却不尽相同。

DWT 的融合图像的亮度低, 细节信息损失严重, 如图 3 中的叶子。CBF 融合图像虽然亮度适中但是却产生了黑色斑点, 如图 4 中图像的边缘以及主体部分。由于高频分量融合步骤简单, DWT 和 CBF 均存在人工信息以及突出特征不明显的问题。IFE_VIP 很好地保存了背景细节和主体目标, 但是人的部分存在过度增强, 如图 3 和图 4 中人的部分。由于 IFE_VIP 的图像分解能力有限, 融合图像的边缘产生了光晕, 如融合后图 5 的边缘部分。本文提出的融合算法因为使用 RPCA 和 LatLRR 分解所以融合图像不会产生光晕, 且不易受到噪声的影响。CSR 的融合图像和 CBF 效果类似, 产生了较大范围的黑色斑块或者斑点, 例如图 6, CSR 在融合后图像的边缘部分产生了黑色斑块, CBF 融合后的图像在纹理信息处产生了很多明显的

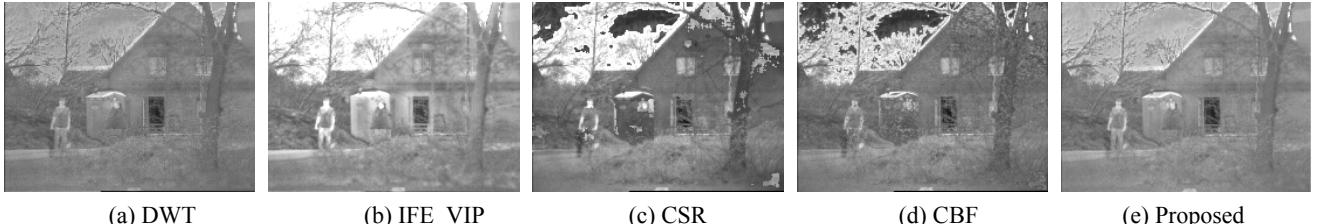


图 3 第 1 组仿真结果

Fig.3 The fusion results of image “1”

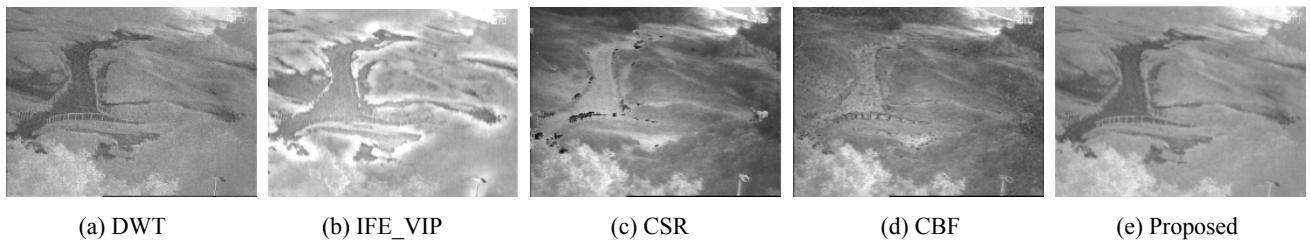


图4 第2组仿真结果

Fig.4 The fusion results of image "2"

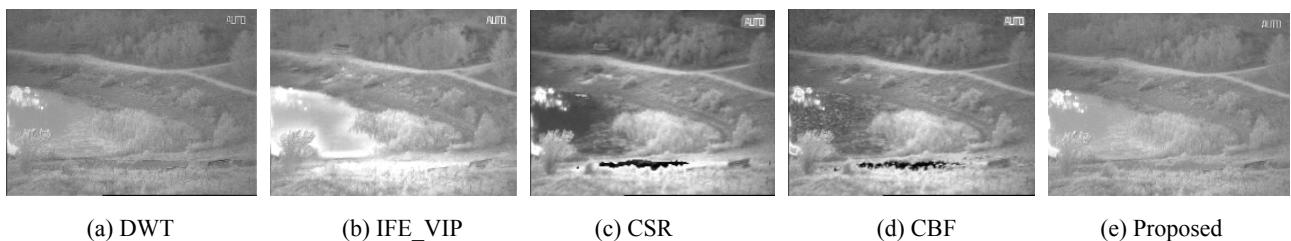


图5 第3组仿真结果

Fig.5 The fusion results of image "3"

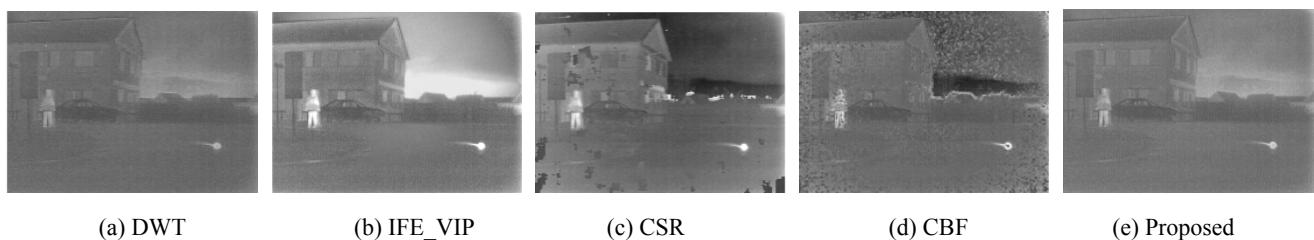


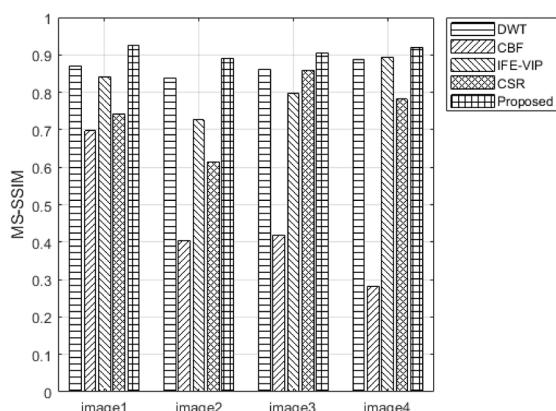
图6 第4组仿真结果

Fig.6 The fusion results of image "4"

黑色斑点。由于 CSR 在变换域需要融合系数，如果这些系数产生小的变化，空间域就会产生较大的变化。所以，易受到伪像的影响。本文提出的融合算法对对比度适中，保留细节信息完整，没有产生光晕，实现了更好的融合效果。

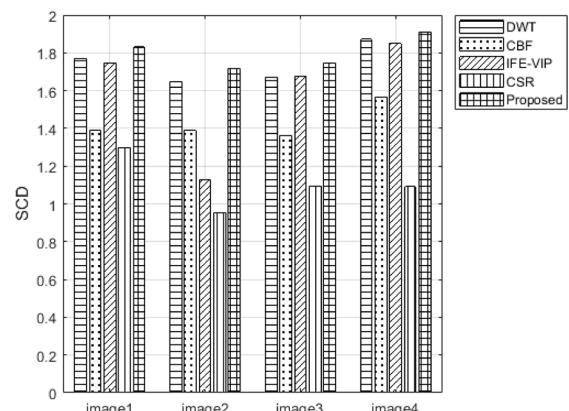
但是主观判断误差较大，并容易受外界影响。故本文选取了 MS_SSIM, SCD, VIF, FMI, N_{abf} 五种评价指标。

从图 7 中可知本文提出的融合算法在 FMI、SCD、MS_SSIM 这 3 个指标上完全优于对比算法，表明本文算法得出的融合图像与源图像结构更相似，且包含的源图像转移的信息更多，细节信息也更多。在指标 VIF 上仅对于第 3 组源图像的值略低于 CBF 算法，但其它组均高于对比算法。在 N_{abf} 指标上，远远低于对比算法，正是由于对于训练集图像进行了 PRCA 去噪，才会使得融合图像的噪声更小。



(a) MS_SSIM 的结果

(a) The results of MS_SSIM



(b) SCD 的结果

(b) The results of SCD

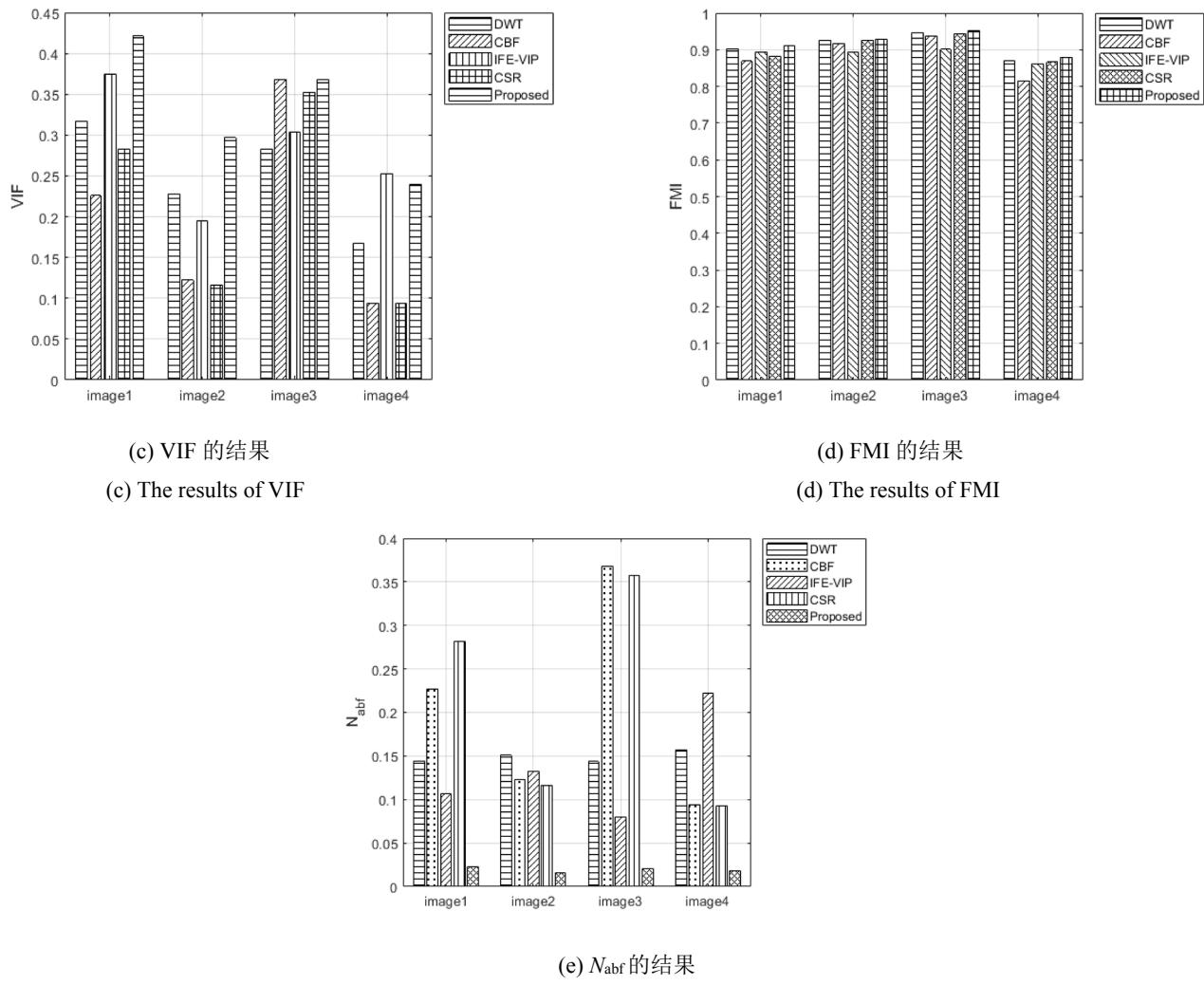


图 7 客观评价结果

Fig.7 Objective evaluation results

从表 2 中可以看出,本文提出的融合算法在 FMI、SCD、MS_SSIM、VIF、 N_{abf} 这 5 种指标上,平均值均高于其他算法,说明本文算法融合后的图像包含更多的有效信息,与理想结果更接近,得到的融合图像更加清晰,且增加的人工噪声更少。

表 3 列出了 5 种算法在 TNO Image Fusion Dataset 上运行时间的对比,虽然本文方法运行时间较长,但是融合后的图像细节信息更加丰富、噪声更小,融合效果更加出色。

表 2 不同融合图像的客观评价结果

Table 2 Average objective evaluation results of different fusion image

Method	DWT	IFE_VIP	CSR	CBF	Proposed
FMI	0.9111	0.8863	0.9067	0.8869	0.9164
SCD	1.7413	1.6031	1.1080	1.4273	1.7991
MS_SSIM	0.8648	0.7977	0.6997	0.7217	0.9099
VIF	0.2482	0.2373	0.2110	0.2030	0.3267
N_{abf}	0.1497	0.1353	0.0529	0.2241	0.0193

表 3 不同融合方法的计算时间对比

Table 3 Computational time comparison of different fusion methods

Method	DWT	IFE_VIP	CSR	CBF	Proposed
Time/s	0.4822	0.1594	87.9350	13.9968	31.0937

4 结论

为了解决红外与可见光图像融合中细节纹理信息易丢失以及深度学习对于图像融合方法中源图像分解过于简单、LatLRR 的解决选择困难等问题,本文提出了一种基于 RPCA 改进的 LatLRR 分解的红外光与可见光的图像融合方法。首先利用 RPCA 和 LatLRR 快速训练得到稀疏矩阵,其次,利用稀疏矩阵与滑动窗口技术对源图像进行分解重构,得到高频图像分量和低频图像分量。高频图像部分利用已经训练好的 VGG-19 网络进行特征提取,得到融合后的高频图像。低频部分利用自适应加权策略,得到融合后的低频图像。最后,将融合后的高频图像与低频图像线性相加得到最后的融合图像。实验结果表明,在主观和客观两方面,本文所提出的方法均具有更好的融合效果。下一步将着重于优化算法中的参数以适应多种类型图像融合。

参考文献:

- [1] DENG Y, LI C, ZHANG Z, et al. Image fusion method for infrared and visible light images based on SWT and regional gradient[C]//2017 IEEE 3rd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), 2017: 976-979, doi: 10.1109/ITOEC.2017.8122499.
- [2] BEN H A, Yun H, Hamid K, et al. A multiscale approach to pixel-level image fusion[J]. *Integrated Computer Aided Engineering*, 2005, **12**(2): 135-146.
- [3] Goshtasby A A, Nikolov S. Image fusion: advances in the state of the art[J]. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 114-118.
- [4] LUO X Q, LI X Y, WANG P F, et al. Infrared and visible image fusion based on NSCT and stacked sparse autoencoders[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, **77**(17): 22407-22431.
- [5] MA J, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. *Information Fusion*, 2019, **45**: 153-178.
- [6] YANG J, Wright J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[C]//IEEE Transactions on Image Processing, 2010, **19**(11): 2861-2873, Doi: 10.1109/TIP.2010.2050625.
- [7] 王文卿, 高钰迪, 刘涵, 等. 基于低秩稀疏表示的红外与可见光图像序列融合方法[J]. 西安理工大学学报, 2019, **35**(3): 8.
WANG W Q, GAO Y D, LIU H, et al. Fusion method of infrared and visible image sequences based on low rank sparse representation[J]. *Journal of Xi'an University of technology*, 2019, **35**(3): 8.
- [8] 康家银, 陆武, 张文娟. 融合 NSST 和稀疏表示的 PET 和 MRI 图像融合[J]. 小型微型计算机系统, 2019(12): 2506-2511.
KANG J Y, LU W, ZHANG W J. Pet and MRI image fusion based on NSST and sparse representation[J]. *Minicomputer System*, 2019(12): 2506-2511.
- [9] 王建, 吴锡生. 基于改进的稀疏表示和 PCNN 的图像融合算法研究[J]. 智能系统学报, 2019, **14**(5): 7.
WANG J, WU X S. Image fusion algorithm based on improved sparse representation and PCNN[J]. *Journal of Intelligent Systems*, 2019, **14**(5): 7.
- [10] LI H, WU X, Kittler J. MD LatLRR: A Novel Decomposition Method for Infrared and Visible Image Fusion[C]//IEEE Transactions on Image Processing, 2020, **29**: 4733-4746. Doi: 10.1109/TIP.2020.2975984.
- [11] YU L, XUN C, Ward R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016(99): 1-1.
- [12] Prabhakar K R, Srikanth V S, Babu R V. Deep fuse: a deep unsupervised approach for exposure fusion with extreme exposure image pairs[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE Computer Society, 2017: 4724-4732.
- [13] 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): S0219691318500182.
- [14] WANG X Z, YIN J F, ZHANG K, et al. Infrared weak-small targets fusion based on latent low-rank representation and DWT[J]. *IEEE Access*, 2019, **7**: 112681-112692. Doi: 10.1109/ACCESS.2019.2934523.
- [15] LIU G, YAN S. Latent Low-rank representation for subspace segmentation and feature extraction[C]//International Conference on Computer Vision, 2011: 1615-1622. Doi: 10.1109/ICCV.2011.6126422.
- [16] WANG Y M, Morariu V I, Davis L S. Unsupervised feature extraction inspired by latent low-rank representation[C]//IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2015: 542-549. Doi: 10.1109/WACV.2015.78.
- [17] Wright J, MA Y, Mairal J, et al. Sparse representation for computer vision and pattern recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, **98**(6): 1031-1044.
- [18] ZHANG H, LIN Z, ZHANG C, et al. Robust latent low rank representation for subspace clustering[J]. *Neurocomputing*, 2014, **145**(5): 369-373.
- [19] 谢艳新. 基于 LatLRR 和 PCNN 的红外与可见光融合算法[J]. 液晶与显示, 2019, **34**(4): 100-106.
XIE Y X. Infrared and visible light fusion algorithm based on latLRR and PCNN[J]. *Liquid Crystal and Display*, 2019, **34**(4): 100-106.
- [20] LI H, WU X J, Kittler J. Infrared and visible image fusion using a deep learning framework[C]//24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2018: 2705-2710. Doi: 10.1109/ICPR.2018.8546006.
- [21] WANG Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multiscale structural similarity for image quality[C]//The Thirteenth Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 2003, **2**: 1398-140. Doi: 10.1109/ACSSC.2003.1292216.
- [22] Aslantas V L, 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.
- [23] lantas V, Bendes E. A new image quality metric for image fusion: The sum of the correlations of differences[J]. *AEUE - International Journal of Electronics and Communications*, 2015, **69**(12): 1890-1896.
- [24] Haghighat M, Razian M A. Fast-FMI: Non-reference image fusion metric[C]//IEEE International Conference on Application of Information & Communication Technologies, 2014: 1-3.
- [25] LIU Y, CHEN X, Ward R, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, **23**(12): 1882-1886. Doi: 10.1109/LSP.2016.2618776.
- [26] Kumar B K S. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, **9**(5): 1193-1204.
- [27] ZHANG Y, ZHANG L, BAI X, et al. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **83**: 227-237.