

文章编号: 2095-2163(2019)06-0024-05

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于 CSR-MCA 的图像融合方法

李鑫翔, 张龙波, 王雷, 周晓宇

(山东理工大学 计算机科学与技术学院, 山东 淄博 255000)

摘要:为了解决图像融合过程中图像信息重影失真的缺点,提出了基于卷积稀疏表示(convolutional sparse representation, CSR)和形态成分分析(morphological component analysis, MCA)的图像融合方法。利用卷积稀疏表示的优越性对形态成分分析模型进行改进,形成 CSR-MCA 的新型模型,可以同时实现源图像的多组件和全局稀疏表示。使用预学习的 CSR-MCA 模型得到源图像的平滑和细节成分的稀疏表示,然后使用不同的融合规则对每个图像分量进行融合,利用相应的字典对融合后的分量进行叠加重构获得最终的融合图像。实验结果表明,相比传统图像融合方法,本文提出的方法在主观上能很好地保留图像信息,并减少重影和失真的产生;在客观评价上,其在标准差、互信息、熵、平均梯度、空间频率等指标上表现更为优越。

关键词:图像融合;稀疏表示;卷积稀疏表示;形态成分分析

Image fusion method based on convolutional sparse representation and morphological component analysis

LI Xinxiang, ZHANG Longbo, WANG Lei, ZHOU Xiaoyu

(College of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255000, China)

[Abstract] In order to solve the shortcomings of image information shadow distortion in the process of image fusion, an image fusion method based on convolution sparse representation (convolutional sparse representation, CSR) and morphological component analysis (morphological component analysis, MCA) is proposed. Based on the advantages of convolution sparse representation, the morphological component analysis model is improved to form a new model of CSR-MCA, which can realize the multi-component and global sparse representation of the source image at the same time. The pre-learning CSR-MCA model is used to obtain the smoothing of the source image and the sparse representation of the detail components, and then different fusion rules are used to fuse each image component, and the corresponding dictionary is used to superimpose and reconstruct the fusion component to obtain the final fusion image. The experimental results show that compared with the traditional image fusion method, the proposed method can keep the image information subjectively and reduce the generation of double shadow and distortion, and it is superior in the standard deviation, mutual information, entropy, average gradient, spatial frequency.

[Key words] image fusion; sparse representation; convolution sparse representation; morphological component analysis

0 引言

在数字成像中,由于受相机自身物理特性的限制,单一传感器无法使图像内容全部清晰成像,只有处于景深空间范围内的物体才会出现清晰的成像,其它的将会是模糊的,这样获得的图像信息不足以用来对目标或场景进行充分的分析。图像融合是指利用多源传感器获得同一物体的不同聚焦的场景信息,将两幅或多幅图像融合为一幅更准确的全聚焦融合图像。近年来,图像融合已经成为图像处理领域的一个活跃话题,这主要是由于数字摄影、视频监控、医学成

像、遥感等各种基于图像的应用需求不断增长^[1]。

随着图像融合技术的发展,人们提出了多种图像融合方法。近年来,稀疏表示(SR)在图像处理领域有着广泛的应用,包括图像去噪、图像融合、人脸识别等。在文献[2]中, Yang 等人首次将 SR 引入图像融合,提出了一种基于 SR 的图像融合基本框架,其在多聚焦图像融合方面明显优于传统的基于多尺度的融合方法。由于采用滑动窗口技术,将源图像分割成一组重叠的图像块,产生了大量多余的计算,且存在块效应^[2]。在文献[3]中, Yu 等人提出了一种基于联合稀疏表示(JSR)的图像融合算

基金项目:国家自然科学基金(61502282);山东省自然科学基金(ZR2015FQ005);山东省高等学校科技计划项目(J18KA362)。

作者简介:李鑫翔(1993-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理与计算机视觉;张龙波(1968-),男,博士,教授,主要研究方向:模式识别与数据挖掘;王雷(1984-),男,博士,讲师,主要研究方向:图像处理与模式识别;周晓宇(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理与计算机视觉。

通讯作者:张龙波 Email: zhang@sdut.edu.cn

收稿日期: 2019-09-23

法。在该方法中,使用了特殊的加权平均融合规则,不可避免地会改变源图像原有的局部结构,具有丢失源图像纹理边缘信息的缺点^[3]。在文献[4]中,Zeiler等人将CSR模型引入到特征学习的反卷积网络中,CSR也被称为平移不变性SR,在误配区域的融合质量得以显著提高^[4]。文献[5]中,Starck等人阐述了形态成分分析(MCA)方法,该方法可以获得图像的稀疏多成分表示^[5]。

为进一步提高图像融合效果,本文提出一种基于卷积稀疏表示和形态成分分析的图像融合方法。基于MCA的方法和基于CSR的方法,为基于SR的图像融合提供了两种不同的方式,即多分量表示和全局表示,二者具有各自的优势。在本文中,受到卷积稀疏表示的启发,引入CSR-MCA模型,同时实现源图像的多组分和全局稀疏表示。由实验结果得出,与其它经典的图形融合方法相比,本文提出的方法在主观视觉效果和客观数据指标上均有较大改善,具有一定的优越性。

1 相关理论

1.1 稀疏表示和卷积稀疏表示

稀疏表示是一种利用自然图像信号稀疏先验的图像建模技术。基于SR的图像融合中最关键的问题是采用SR模型^[6]。目前大多数基于SR的融合方法采用的是基于单个图像分量和局部块的标准稀疏编码模型。将源图像在原始空间域中分成一组重叠的图像块进行稀疏编码,从而得到相应的稀疏表示系数^[7]。其基本思想是假设一个自然信号可以从一个过完备的字典中很好地近似为一个小的原子的线性组合,即

$$\arg \min_x \frac{1}{2} \| dx - Y \|_2^2 + \lambda \| x \|_0, \quad (1)$$

其中, $Y \in R^n$ 表示大小为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的图像块的堆叠向量; $d \in R^{n \times m}$ 表示过完备字典; $x \in R^m$ 是要计算的SR系数; $\| \cdot \|_0$ 表示 l_0 范数; l_0 范数计算非零项的个数。由于 l_0 范数为非凸问题,较难解决,可用 l_1 范数来代替 l_0 范数,同时可放宽限制条件,转换为线性逼近问题^[8]来得到最优解:

$$\arg \min_x \frac{1}{2} \| dx - Y \|_2^2 + \lambda \| x \|_1, \quad (2)$$

卷积稀疏表示(CSR)可以被看作是稀疏表示的卷积形式,即采用相应学习字典与特征响应的卷积总和,取代分析字典与稀疏系数的乘积,从而将图像以“整体”为单位进行稀疏编码,避免图像清晰度信

息的丢失^[9]。卷积稀疏表示模型可以表示为:

$$\arg \min_{x_m} \frac{1}{2} \| Y - \sum_{m=1}^M d_m \otimes x_m \|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \| x_m \|_1, \quad (3)$$

其中 d_m 表示字典滤波器集合; \otimes 为卷积算子, x_m 表示全局稀疏系数; λ 表示自由参数; Y 表示整幅源图像而不是局部图像块。考虑到基于交替方向乘法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)算法^[10],可以有效地解决稀疏系数映射问题,将字典学习定义为优化问题:

$$\arg \min_{d_m, x_m} \frac{1}{2} \| Y - \sum_{m=1}^M d_m \otimes x_m \|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \| x_m \|_1$$

$$\text{s.t. } \| d_m \|_2 = 1. \quad (4)$$

卷积形式的目的是实现整个图像的稀疏表示,而不是局部图像的块。其克服了基于SR的融合方法的不足。相对于标准SR模型,CSR的结果是单值的,并且对整个图像进行了优化,使得图像融合具有更好的细节保存能力。此外,CSR平移不变性,这对于保证图像融合方法、对配准错误的鲁棒性具有重要意义^[11]。

1.2 形态成分分析

在文献[12]中,Jiang和Wang采用MCA模型提出了一种基于多分量SR的图像融合方法,并认为图像包含不同空间形态的结构,将图像建模为平滑和细节成分的叠加,利用结构化字典的特定分解算法可以得到这些成分的稀疏表示,即:

$$\min_{x_c, x_t} \frac{1}{2} \| y - d_c x_c - d_t x_t \|_2^2 + \lambda_c \| x_c \|_1 + \lambda_t \| x_t \|_1. \quad (5)$$

其中, x_c 和 x_t 分别使用字典 d_c 和 d_t 表示卡通和纹理成分的稀疏表示; $\| \cdot \|_1$ 表示 l_1 范数用于约束稀疏;而 λ_c 和 λ_t 表示正则化参数。

MCA模型的主要优点是可以将平滑成分和细节成分从源图像中分离出来,进行个体融合^[13]。由于平滑成分和细节成分侧重于不同的图像内容,其中平滑成分主要包含大尺度几何结构等分段光滑的内容,细节成分则包含小尺度的精细细节,这种分离可以使融合策略具有更好的灵活性^[14]。

2 基于CSR-MCA的图像融合方法

CSR-MCA算法先将源图像进行MCA变换,得到平滑成分和细节成分。对于不同成分进行卷积稀疏表示,得到相应的稀疏表示映射。对平滑成分采用选择最大规则和CSR进行融合,对细节成分采用加权平均规则进行融合。最后对各分量进行叠加,重构MCA逆变换得到融合图像。CSR-MCA算法

的具体方案流程如图1所示。

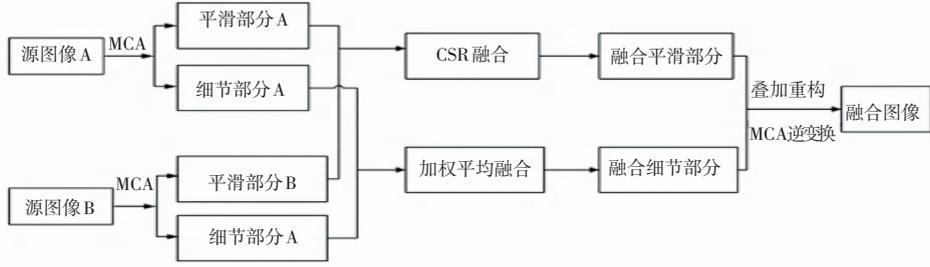


图1 CSR-MCA 融合过程

Fig. 1 CSR-MCA fusion process

(1) 将 CSR-MCA 模型应用于每个源图像, 从而得到各成分的稀疏表示。根据以上 CSR、MCA 模型, CSR-MCA 模型定义为:

$$\min_{X_{c,m}, X_{t,m}} \frac{1}{2} \| Y - \sum_{m=1}^{M_c} d_{c,m} \otimes X_{c,m} - \sum_{m=1}^{M_t} d_{t,m} \otimes X_{t,m} \|_2^2 + \lambda_c \sum_{m=1}^{M_c} \| X_{c,m} \|_1 + \lambda_t \sum_{m=1}^{M_t} \| X_{t,m} \|_1 \quad (6)$$

其中, $\{d_{c,m}\}_{m=1}^{M_c}$, $\{d_{t,m}\}_{m=1}^{M_t}$ 分别表示平滑和细节成分 SR 的两组字典滤波器。 $\{X_{c,m}^k\}_{m=1}^{M_c}$, $\{X_{t,m}^k\}_{m=1}^{M_t}$ 分别表示得到的平滑和细节成分的稀疏系数。 λ_c 和 λ_t 分别表示正则化参数。在本文方法中, 使用文献[15]中提出的 CSR 字典学习方法, 从平滑图像和细节图像中独立地预先学习它们。

(2) 对不同成分的稀疏系数采用不同的融合方案。在本文中, 对于 $X_{c,m}^k$ 和 $X_{t,m}^k$, 针对不同分量的特点, 采用不同的融合策略, 以便取得较好的效果。在此基础上, 为了提高算法的准确性, 采用一种基于窗口的鲁棒性改进策略。设 $X_{n,1:M_n}^k(x,y)$ 表示在像素 (x,y) 处包含 $X_{n,m}^k$ 系数的 M_n 维向量, 将 $A_n^k(x,y)$ 定义为:

$$A_n^k(x,y) = \| X_{n,1:M_n}^k(x,y) \|_1, \quad (7)$$

采用邻域平均范数指标来评估图像的融合效果, 即:

$$\bar{A}_n^k(x,y) = \frac{\sum_{p=-r_n}^{r_n} \sum_{q=-r_n}^{r_n} A_n^k(x+p,y+q)}{(2r_n+1)^2}, \quad (8)$$

其中, 参数 r_n 表示窗口半径, 若选择较大的窗口半径, 容易丢失特征信息。因此, 在本文方法中, 窗口半径 r_n 设置为 3。

对于平滑成分的融合, 采用选择最大规则和 CSR 融合的方法, 可以以整体为单位进行编码, 能够充分考虑图像中各部分的相关性, 避免块效应, 从而很好地获得图像中的重要信息。首先得到融合系数 $\{X_{n,m}^f\}_{m=1}^{M_n}$ 。

$$X_{n,1:M_n}^f(x,y) = X_{n,1:M_n}^{k^*}(x,y), k^* = \arg \max_k (\bar{A}_n^k(x,y)), \quad (9)$$

然后对平滑成分的融合结果进行卷积重构。

$$I_c^f = \sum_{m=1}^M d_{c,m} \otimes X_{c,m}^f, \quad (10)$$

细节成分包含源图像中的细节部分, 这一部分的融合最重要的问题就是细节提取。若采用选择最大规则, 在相同位置的灰度值会出现不一致, 容易损失边缘部分信息, 造成视觉上的不一致。因此采用加权平均规则进行融合, 使得边缘信息更加平滑, 融合效果更佳, 即:

$$I_t^f = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X_{t,m}^f. \quad (11)$$

(3) 融合图像重构: 得到 I_c^f , I_t^f , 对其进行 MCA 逆变换得到最终的融合图像。

3 实验结果与分析

为了验证本文方法的融合效果, 采用 3 组像素大小为 256×256 预配准的多聚焦图像进行融合实验。图像为: “实验室” 图像、“时钟” 图像和 “树丛” 图像, 所使用的仿真环境为: Intel i5, 3.3GHz CPU, 500GB 硬盘, 8GB 内存, windows7 系统, MATLAB2016a 仿真平台。将本文提出方法与当前 4 种常用的图像融合方法进行对比实验, 实验结果如图 2~图 4 所示。对融合图像采用 5 种常用的评价指标, 即标准差 (Standard Deviation, SD)、互信息 (Mutual Information, MI)、熵 (Entropy, En)、平均梯度 (average gradient, AG)、空间频率 (spatial frequency, SF) 来评价图像融合性能。

图 2 为 “实验室” 图像的融合结果, 源图像如图 2(a)~(b) 所示, (a) 为左聚焦图像, (b) 为右聚焦图像。各算法的融合图像如图 2(c)~(g) 所示。ASR 融合图像中人物头像边缘存在严重的重影现象, 个别细节信息丢失; SR 和 MST-SR 融合图像中重影现

象有所改善,但融合效果对比度减弱,且存在边缘信息和轮廓特征细节丢失现象;CSR 和本文方法的融合效果更佳,但 CSR 融合图像中边缘轮廓存在锐化。本文融合方法的图像色彩明亮,纹理部分细节处理的更加清晰,源图像中的重要信息保留较为完整,整体效果更好。

融合效果清晰度较高,背景细节信息保留的更为完整。

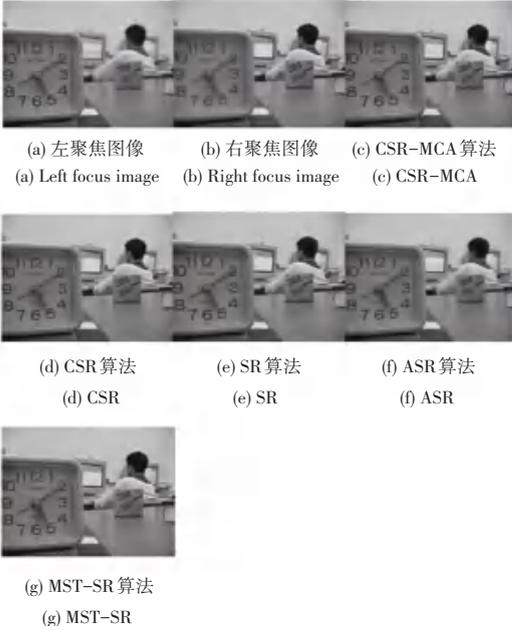


图 2 “实验室”的融合效果图

Fig. 2 Fusion effect diagram of "laboratory"

图 3 为“时钟”图像的融合结果,源图像如图 3 (a)~(b)所示,(a)为左聚焦图像,(b)为右聚焦图像。各算法的融合图像如图 3(c)~(g)所示。SR 和 ASR 融合图像中重影现象较为严重,且 SR 融合图像中存在“块效应”,整体清晰度不高。ASR 融合图像有所改善,但融合效果依旧不佳。MST-SR 融合图像在抑制重影现象上处理的比较出色,但在图像边缘处信息出现失真现象,不能很好地保留细节信息;相比之下,CSR 和本文方法的融合图像中克服了块效应,边缘信息量包含的较为完整,但 CSR 方法的细节信息相对较为模糊。本文提出的方法融合效果清晰度更高,背景细节信息保留的更为完整。

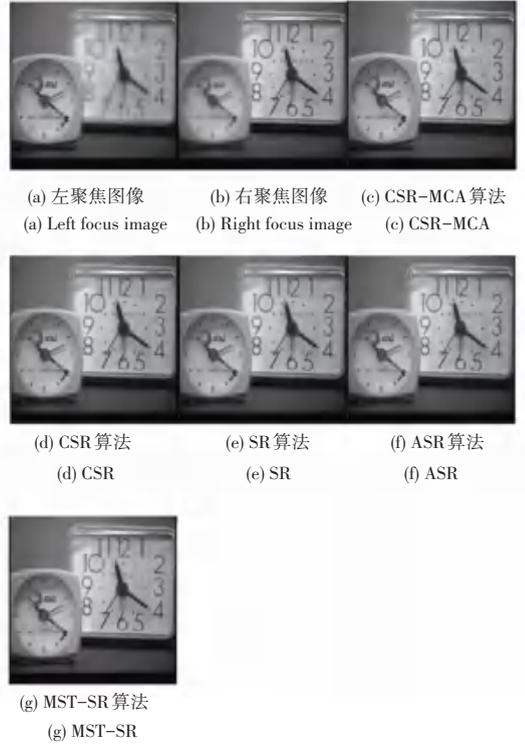


图 3 “时钟”的融合效果图

Fig. 3 Fusion effect diagram of "clock"

图 4 为“树丛”图像的融合结果,源图像如图 4 (a)~(b)所示,(a)为左聚焦图像,(b)为右聚焦图像。各算法的融合图像如图 4(c)~(g)所示。SR 融合图像中在平滑部分的细节保存能力有限,存在“块效应”,整体清晰度不高。ASR 融合图像依旧存在重影现象,很多细节丢失,MST-SR 融合图像在边缘信息中显示不够清晰;CSR 融合图像中的信息量包含较多,但存在颜色失真现象。本文提出的方法

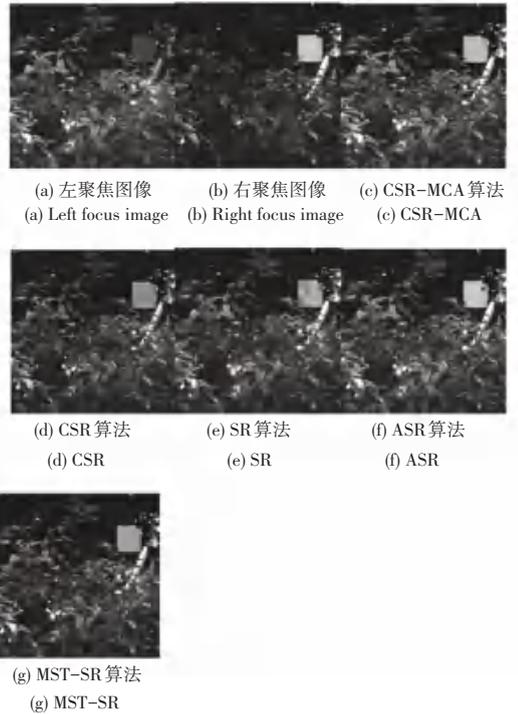


图 4 “树丛”的融合效果图

Fig. 4 Fusion effect diagram of "bush"

根据实验结果可发现,虽然融合图像体现的信息优于源图像,但融合结果还是有所差异。综合以

上比较可以得出,本文提出方法的主观融合效果表现良好,能够捕捉到源图像中更多的细节信息,符合人眼的视觉特性,效果更好。每组融合图像的各种融合方法的客观融合性能评价结果见表1~表3。

表1 “实验室”图像的融合性能比较

Tab. 1 Comparison of the fusion performance of the "laboratory" image

方法	SD	MI	EN	AG	SF
SR	46.79	5.22	7.02	4.14	12.78
ASR	47.40	5.38	7.08	4.35	12.52
CSR	47.67	5.35	7.14	4.52	12.56
MST-SR	47.17	5.52	7.34	4.26	12.69
本文方法	47.75	5.78	7.78	4.29	13.04

表2 “时钟”图像的融合性能比较

Tab. 2 Comparison of the fusion performance of the "clock" image

方法	SD	MI	EN	AG	SF
SR	50.71	5.57	7.31	6.36	15.98
ASR	50.68	5.89	7.32	6.44	15.77
CSR	51.05	5.88	7.32	6.34	15.85
MST-SR	50.72	5.94	7.42	6.49	15.98
本文方法	51.19	6.30	7.64	6.73	16.37

表3 “树丛”图像的融合性能比较

Tab. 3 Comparison of the fusion performance of the "bush" image

方法	SD	MI	EN	AG	SF
SR	34.48	3.95	6.61	8.59	19.60
ASR	38.54	4.34	6.53	8.82	21.80
CSR	41.97	4.56	6.71	9.13	21.00
MST-SR	38.34	4.55	6.59	9.18	20.91
本文方法	42.49	4.70	6.84	9.95	22.21

结合表1~表3的实验融合性能指标,比较5种不同的融合方法结果可以看出,SR融合方法的各项性能指标较低,主要因为该方法不具备平移不变性,图像块导致其在融合过程中块效应现象明显,从而融合效果不佳。ASR融合方法在SR融合方法的基础上有所改进,较好地保留了源图像中的细节信息,各项融合性能指标较SR方法均有提高。CSR融合方法因其是在整个图像上进行稀疏表示,克服了SR融合方法的缺点,消除了块效应现象,融合效果具有一定程度上的改善,大部分客观性能指标均有提高。MST-SR融合方法引入了多尺度变换,能够从源图像中获取更多信息,较好地保留源图像中边缘信息,

故其在互信息、平均梯度上表现良好。本文方法结合了MCA和CSR的优点,同时具有平移不变性和多组件稀疏表示,明显改善了图像融合效果,其各项客观性能均高于其它方法,从而证明本文方法无论是从主观视觉评价还是客观性能分析,均具有较好的视觉效果和性能指标,融合效果更佳。

4 结束语

针对图像融合过程中存在边缘信息丢失的缺点,本文提出了卷积稀疏表示和形态分量分析的图像融合方法。该方法充分利用CSR的优越性,同时结合MCA模型进行改进,对平滑部分和细节部分按照不同融合规则进行融合。在多聚焦图像融合方面的实验结果表明,该方法不仅能较好地显示图像中的边缘信息和轮廓特征细节,且对比度较高,能够保持良好的细节信息,色彩明亮,有效地抑制重影和失真。相比其它传统融合方法,本文提出融合方法具有明显的优越性。

参考文献

- [1] 周渝人. 红外与可见光图像融合算法研究[D]. 北京:中国科学院, 2014.
- [2] YANG B, LI S. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. IEEE Trans. Instrum. Meas. vol.59, no.4, 2010, pp.884-892.
- [3] YU N, QIU T, BI F, WANG A. Image features extraction and fusion based on joint sparse representation[J]. IEEE J. Sel. Topics Signal Process, 2011, 5(5):1074-1082.
- [4] ZEILER M, KRISHNAN D, TAYLOR G, et al. Deconvolutional networks[J]. Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. 2010, pp.2528-2535.
- [5] STARCK J L, MOUDDEN Y, ROBIN J. Morphological Component Analysis[J]. Processing of SPIE, 2005, 59(14):1-15.
- [6] ZHANG Q, LEVINE M. Robust multi-focus image fusion using multi-task sparse representation and spatial context[J]. IEEE Trans. Image Process, 2016, 25(5):2045-2058.
- [7] LIU Y, CHEN X, WARD R, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. IEEE Signal Process. 23(12)1882-1886.
- [8] GU S, ZUO W, XIE Q, et al. Convolutional sparse coding for image super-resolution[J]. Proc. IEEE Int. Conf. Comput. 2015. 1823-1831.
- [9] LIU Y, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 24:147-164.
- [10] ZHANG H, PATEL V M. Convolutional sparse and low-rank coding based image decomposition[J]. IEEE Trans. Image Process, 2018, 27(5):2121-2133.
- [11] 刘婷, 程建. 小波变换和稀疏表示相结合的遥感图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(8):1045-1053.