

基于低秩分解和卷积稀疏编码的多源图像融合

王加新¹, 陈升², 谢明鸿^{1*}

¹昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500;

²珠海格力电器股份有限公司, 广东 珠海 519000

摘要 针对卷积稀疏编码能够较好地保留图像信息特征这一特点, 提出基于低秩分解和卷积稀疏编码的多源图像融合方法。为了避免图像分块处理对图像结构的影响, 将每幅待融合图像进行全局处理。首先, 通过低秩分解将图像分解成低秩和稀疏两部分; 接着, 对稀疏部分进行卷积分解, 可以训练得到一组稀疏滤波器字典, 再将卷积稀疏编码应用到图像的融合中; 然后, 对低秩和稀疏成分分别设计不同的融合规则, 得到融合低秩成分和融合稀疏成分, 最终得到融合图像。最后, 为了验证所提方法的融合效果, 将所提方法与其他方法进行对比实验。实验结果表明, 所提方法在视觉效果和客观评价指标方面均取得良好的效果。

关键词 图像处理; 图像融合; 低秩分解; 稀疏表示; 卷积稀疏编码

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2210009

Multi-Source Image Fusion Based on Low-Rank Decomposition and Convolutional Sparse Coding

Wang Jiaxin¹, Chen Sheng², Xie Minghong^{1*}

¹Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan, 650500, China;

²Gree Electric Appliances, INC. of Zhuhai, Zhuhai, Guangdong 519000, China

Abstract Aiming at the feature that convolutional sparse coding can better retain image information features, a multi-source image fusion method based on low-rank decomposition and convolutional sparse coding is proposed. In order to avoid the impact of image block processing on the image structure, each image to be fused is processed globally. First, the image is decomposed into low-rank and sparse parts by low-rank decomposition. Then, a set of sparse filter dictionaries can be trained by convolution decomposition of sparse parts, and the convolution sparse coding is applied to image fusion. Second, different fusion rules are designed for the low-rank and sparse components to obtain the low-rank and sparse components, and finally the fusion image is obtained. Finally, in order to verify the fusion effect of the proposed method, the proposed method is compared with other methods. The experimental results show that the proposed method has achieved good results in terms of visual effects and objective evaluation indicators.

Key words image processing; image fusion; low rank decomposition; sparse representation; convolution sparse representation

OCIS codes 100.2000; 100.2960

1 引言

图像融合是通过特定算法将同一场景的不同信

息进行融合, 从而合成一幅能够更准确描述场景信息的图像。近几年, 图像融合技术发展迅速, 为此有许多图像融合方法被提出, 包括基于深度学习的图

收稿日期: 2020-11-19; 修回日期: 2020-12-28; 录用日期: 2021-02-04

通信作者: *minghongxie@kust.edu.cn

像融合方法^[1-4]、基于多尺度变换的图像融合方法^[5-7]和基于稀疏表示的图像融合方法^[8-11]等。

深度学习在图像分类和目标识别等领域已经取得了很大突破,基于深度学习的图像融合方法大多需要依据多尺度变换等先验知识,但先验知识的获取较为困难,从而限制了这类方法的应用范围。多尺度变换已经被广泛应用于图像融合领域,基于多尺度变换的融合方法需要解决两个问题,分别为多尺度变换方法和分解后子带系数融合规则的选择。常用的多尺度分解方法有非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shear wave Transform, NSST)^[12-13]、曲波变换(Curvelet Transform, CVT)^[14]和拉普拉斯金字塔(Laplace Pyramid, LP)变换^[15]等。NSST具有平移不变性,重建图像的过程中能够避免伪吉布斯现象的出现,但对细节表达欠缺。CVT有利于分析图像细节信息,但计算过程较为复杂。LP变换多应用于图像高频细节的表示,比较不同LP变换后的图像以提取各自突出的细节信息,对信息进行融合以获得较好的融合结果。同时,基于LP变换的图像融合方法获得的融合结果最接近人类视觉可以接受的范围。基于稀疏表示的图像融合方法是使用超完备字典对图像进行重建,从而更有效地获得图像信息^[16]。字典可以通过传统的解析式来得到,也可以通过训练来得到,而通过训练得到的字典具有较强的自适应表达能力。Li等^[17]提出了一种基于字典学习的图像去噪与融合方法,该方法利用训练得到的字典可以将不同成分进行有效分离。Zhang等^[18]分别通过连续曲波字典和离散余弦变换(DCT)字典来表达图像的卡通内容和纹理内容,再将卡通成分和纹理成分的稀疏表示系数分别融合以获得融合图像不同成分表示系数。结合稀疏表示与LP变换的特点,陈铁鸣^[19]提出的融合方法就是将待融合图像分解成低频子带和高频子带,再引用拉普拉斯能量对高频子带进行融合。传统的拉普拉斯能量只考虑像素点附近4个位置的值,而本文在传统方法的基础上予以改进,本文所提的拉普拉斯能量考虑了8个位置,能够表达出更多局部细节信息的特征,而且融合过程中减少了信息损失。大多稀疏表示方法对源图像进行分块处理,会对图像的某些结构和特征信息造成损坏而影响整个结构特征。根据基于卷积稀疏编码的图像融合模型不受图像维数制约的这一特性,本文方法可以弥补基于分块图像融合模型的缺陷。

本文提出一种基于低秩分解和卷积稀疏编码的多源图像融合方法,特点如下。1)为了避免图像分块处理对图像结构的影响,本文将每幅待融合图像进行全局处理。2)针对分解得到的不同成分,设计不同的融合规则。低秩成分的融合采用基于亮度信息的融合规则,从而得到融合的低秩成分;对于稀疏成分,本文设计一种滤波器模型以训练出滤波器字典,并通过字典对稀疏成分进行分解可以得到相应的稀疏特征图,最后通过改进的基于拉普拉斯能量的融合规则得到稀疏特征图,从而重建出融合的稀疏成分。实验结果表明,无论是从视觉效果还是客观参数指标来看,所提方法具有较高的有效性。

2 低秩分解

在图像处理的过程中,经常会遇到高阶数据,对高阶数据进行降维是必不可少的步骤。每一幅图像都可以看作一个矩阵,图像低秩分解即是将图像矩阵 \mathbf{X} 分解成一个包含亮度和边缘信息的低秩矩阵 \mathbf{L} ($\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\text{rank}(\mathbf{L}) \leq \min(m, n)$, m 和 n 分别为矩阵的行数和列数)和一个包含细节信息的稀疏矩阵 \mathbf{S} ($\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\text{rank}(\mathbf{S}) \leq \min(m, n)$),表达式为

$$\mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{S}. \quad (1)$$

由于 \mathbf{L} 和 \mathbf{S} 未知,则(1)式可以转化为

$$\begin{aligned} \{\mathbf{L}, \mathbf{S}\} = \underset{\mathbf{L}, \mathbf{S}}{\text{argmin}} \{ \text{rank}(\mathbf{L}) + \lambda \|\mathbf{S}\|_0 \}, \\ \text{s. t. } \mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{S}, \end{aligned} \quad (2)$$

式中: λ 为平衡参数,当 $\lambda = 1/\sqrt{\max(m, n)}$ 时,分解效果最好; $\|\mathbf{S}\|_0$ 为矩阵 \mathbf{S} 中非零元素的个数。由文献[20]可知(2)式是NP(Nondeterministic Polynomial)难问题,为此可以将其改为凸优化问题^[21],表达式为

$$\begin{aligned} \{\mathbf{L}, \mathbf{S}\} = \underset{\mathbf{L}, \mathbf{S}}{\text{argmin}} \{ \|\mathbf{L}\|_* + \gamma \|\mathbf{S}\|_1 \}, \\ \text{s. t. } \mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{S}, \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\|\mathbf{L}\|_*$ 为矩阵 \mathbf{L} 的核范数; $\|\mathbf{S}\|_1$ 为矩阵 \mathbf{S} 的 L_1 范数; γ 为平衡参数。

3 卷积稀疏编码

任给一张图像 \mathbf{Y} ,过完备字典 $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1 \ \mathbf{d}_2 \ \cdots \ \mathbf{d}_n]$,则 \mathbf{Y} 稀疏表示为

$$\mathbf{Y} = \sum_{j=1}^n \mathbf{d}_j \times \mathbf{x}_j = \mathbf{D} \times \mathbf{X}, \quad (4)$$

式中: $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_n]$ 为稀疏系数矩阵,其中 \mathbf{x}_j 为第 j 个图像块的列向量。当 \mathbf{Y} 和 \mathbf{D} 确定时,可以通过

$$\mathbf{x} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{D} \times \mathbf{x} - \mathbf{Y}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \right) \quad (5)$$

来求解 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_n]$ 。式中： $\|\cdot\|_2$ 为矩阵的 L_2 范数； $\|\cdot\|_2^2$ 为 L_2 范数的平方； $\|\mathbf{x}\|_1$ 为向量 \mathbf{x} 的 L_2 范数。

为了解决图像分块所导致的编码冗余问题，科研人员利用卷积稀疏编码将图像块看作一个整体以表示整个图像，则(5)式可变为

$$\mathbf{x}_m = \underset{\mathbf{x}_m}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{2} \left\| \sum_m \mathbf{d}_m \otimes \mathbf{x}_m - \mathbf{Y} \right\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{x}_m\|_1 \right), \quad (6)$$

式中： $\{\mathbf{d}_m\}$ 为 M 维卷积字典； $\{\mathbf{x}_m\}$ 为特征响应； \otimes 为卷积编码符号； $\|\cdot\|_F$ 为矩阵的 F 范数。 λ 可以通过 ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers)^[22] 来求解，则(6)式可转化为

$$\{\mathbf{x}_m, \mathbf{d}_m\} = \underset{\mathbf{x}_m, \mathbf{d}_m}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M \mathbf{d}_m \otimes \mathbf{x}_m \right\|_F^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|\mathbf{x}_m\|_1 \right), \text{ s. t. } \|\mathbf{d}_m\|_2 = 1. \quad (7)$$

4 本文方法

对样本进行训练可以得到一组稀疏滤波器字典，将待融合图像分解成低秩和稀疏两部分，针对不同成分设计不同的融合规则。将稀疏成分通过滤波器卷积分解可以得到相对应的稀疏特征图，

通过改进的拉普拉斯能量和融合规则来获得融合稀疏成分；对于低秩成分，采用基于亮度信息的融合规则可以得到融合的低秩成分，两成分相加可以得到最终的融合图像。所提方法的步骤如图 1 所示，其中 N 为图像块的分割数量， \oplus 为加法运算符号。

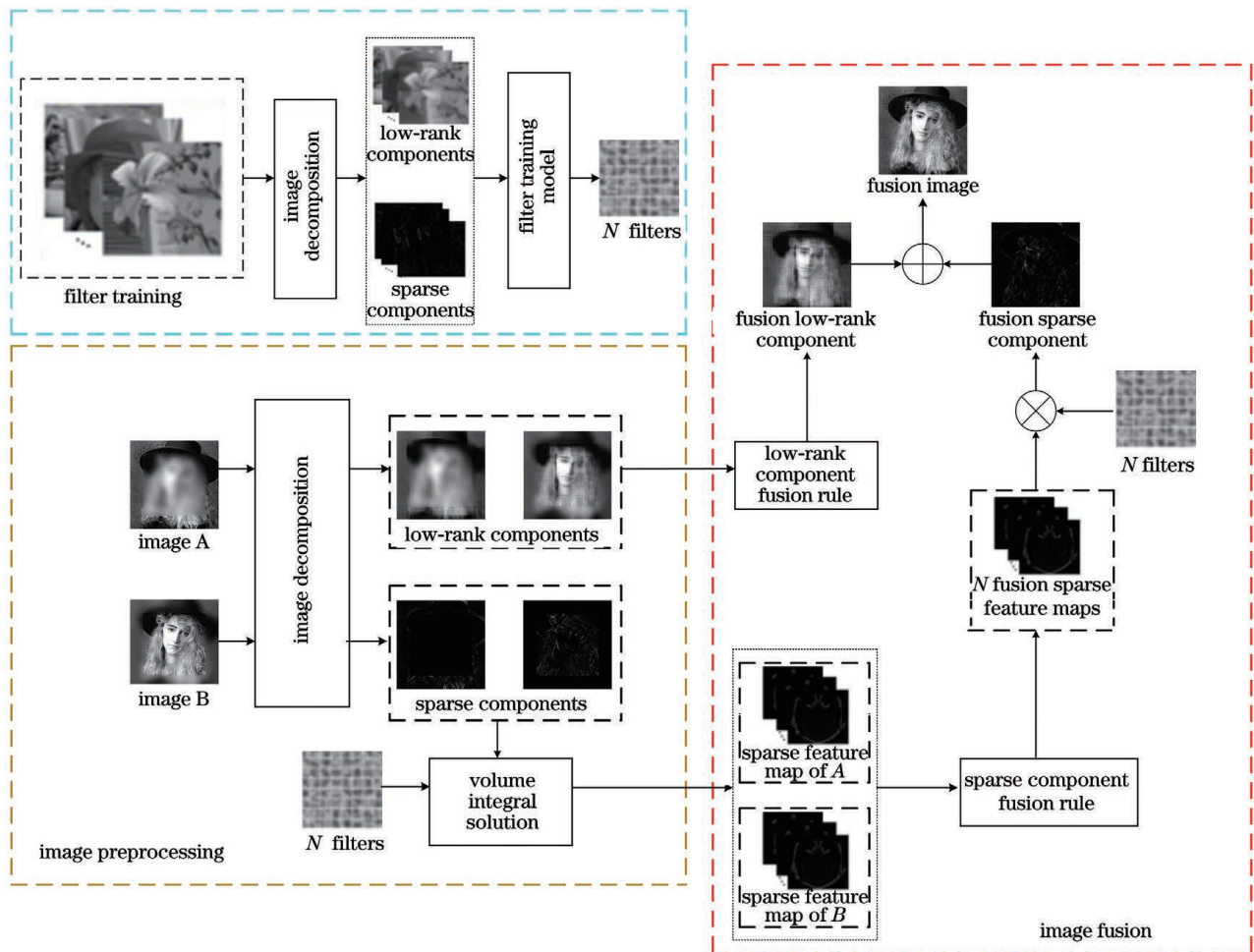


图 1 基于低秩分解和卷积稀疏编码的多源图像融合方法的框架

Fig. 1 Framework of multi-source image fusion method based on low-rank decomposition and convolution sparse coding

4.1 滤波器训练模型

给定训练样本 $\{X_1, X_2, \dots, X_K\}$, 将图像分解成低秩和稀疏两部分。低秩成是线性相关的, 为此

$$\{f_i, Z_{k,i}, X_k^1\} = \underset{f_i, Z_{k,i}, X_k^1}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K \left\| X_k - X_k^1 - \sum_{i=1}^N f_i \otimes Z_{k,i} \right\|_F^2 + \lambda_1 \sum_{k=1}^K \|X_k^1\|_* + \lambda_2 \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \|Z_{k,i}\|_1 \right),$$

$$\text{s. t. } \|f_i\|_F^2 \leq 1, \tag{8}$$

式中: λ_1 和 λ_2 为平衡参数; X_k^1 为第 k 幅图像的低秩部分; $f_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为第 i 个滤波器; $Z_{k,i} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为第 k 幅图像的第 i 个稀疏特征图。

加入低秩约束。稀疏成分通过滤波器的分解可以得到稀疏特征图, 则模型可表示为

4.2 模型优化求解

引入中间变量 X_k^s , 则(8)式可转化为

$$\{f_i, Z_{k,i}, X_k^s, X_k^1\} = \underset{f_i, Z_{k,i}, X_k^s, X_k^1}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K \|X_k - X_k^1 - X_k^s\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \left\| X_k^s - \sum_{i=1}^N f_i \otimes Z_{k,i} \right\|_F^2 + \lambda_1 \sum_{k=1}^K \|X_k^1\|_* + \lambda_2 \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \|Z_{k,i}\|_1 \right), \text{ s. t. } \|f_i\|_F^2 \leq 1. \tag{9}$$

当固定其他变量求解某个变量时, 字典模型中的函数是凸函数, 所以采用交替迭代的方法来求解

(9)式, 求解步骤如下。

1) 固定其他变量, 更新 X_k^1 , 表达式为

$$\{X_k^1\} = \underset{X_k^1}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K \|X_k - X_k^1 - X_k^s\|_F^2 + \lambda_1 \sum_{k=1}^K \|X_k^1\|_* \right). \tag{10}$$

(10)式是典型的核范数求解函数, 可以通过奇异值收缩(SVT)算法^[23]来求解。

2) 固定其他变量, 更新 X_k^s , 表达式为

$$\{X_k^s\} = \underset{X_k^s}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K \|X_k - X_k^1 - X_k^s\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \left\| X_k^s - \sum_{i=1}^N f_i \otimes Z_{k,i} \right\|_F^2 \right). \tag{11}$$

(11)式有解析解, 即

$$X_k^s = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left(X_k - X_k^1 + \sum_{i=1}^N f_i \otimes Z_{k,i} \right). \tag{12}$$

3) 固定其他变量, 更新 $Z_{k,i}$, 表达式为

$$\{Z_{k,i}\} = \underset{Z_{k,i}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K \left\| X_k^s - \sum_{i=1}^N f_i \otimes Z_{k,i} \right\|_F^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \|Z_{k,i}\|_1 \right). \tag{13}$$

(13)式是标准的卷积稀疏编码函数, 可以通过文献[24]提出的算法来求解。

4) 固定其他变量, 更新 f_i , 表达式为

$$\{f_i\} = \underset{f_i}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^K \left\| X_k^s - \sum_{i=1}^N f_i \otimes Z_{k,i} \right\|_F^2 \right), \text{ s. t. } \|f_i\|_F^2 \leq 1. \tag{14}$$

根据文献[25]中提到的频域交替迭代算法即可求解(14)式。

4.3 融合规则

本文针对不同成分设计不同的融合规则。图像低秩成分包含亮度信息, 而图像能量也能够反映图像的亮度信息, 图像区域能量越大细节信息越丰富, 所以依据图像能量的变化来获得融合决策图, 再根

据融合决策图来获得低秩融合成分。设两张待融合图像分别为 Y_A 和 Y_B , 低秩融合规则如下

$$F_{m,n}^1 = \begin{cases} 1, & E_{A(m,n)}^1 \geq E_{B(m,n)}^1 \\ 0, & E_{A(m,n)}^1 < E_{B(m,n)}^1 \end{cases}, \tag{15}$$

$$Y_{F(m,n)}^1 = \begin{cases} H_{A(m,n)}^1, & F_{m,n}^1 = 1 \\ H_{B(m,n)}^1, & F_{m,n}^1 = 0 \end{cases}, \tag{16}$$

式中: $F_{m,n}^1$ 为待融合低秩成分在 (m, n) 处的融合策

略图; $\mathbf{E}_{A(m,n)}^1$ 为图像 \mathbf{Y}_A 的低秩成分 \mathbf{Y}_A^1 在 (m,n) 处的能量; $\mathbf{E}_{B(m,n)}^1$ 为图像 \mathbf{Y}_B 的低秩成分 \mathbf{Y}_B^1 在 (m,n) 处的能量; $\mathbf{H}_{A(m,n)}^1$ 为图像 \mathbf{Y}_A 的低秩成分 \mathbf{Y}_A^1 在 (m,n) 处的灰度; $\mathbf{H}_{B(m,n)}^1$ 为图像 \mathbf{Y}_B 的低秩成分 \mathbf{Y}_B^1 在 (m,n) 处的灰度; $\mathbf{Y}_{F(m,n)}^1$ 为低秩成分 \mathbf{Y}_A^1 和 \mathbf{Y}_B^1 在 (m,n) 处的融合低秩成分。

图像稀疏成分包含细节、纹理和边缘等特征信息,而拉普拉斯运算能够有效增强图像边缘的

细节信息,所以通过改进的拉普拉斯算法对待融合图像进行细节增强。依据局部特征的重要性来选取稀疏特征图,将融合稀疏特征图与训练获得的滤波器进行卷积,可以得到最终的融合稀疏成分。

对中间稀疏成分 \mathbf{Y}_A^s 和 \mathbf{Y}_B^s 进行卷积稀疏分解,可以得到在 (m,n) 处的稀疏特征图 $\mathbf{G}_{i,A(m,n)}$ 和 $\mathbf{G}_{i,B(m,n)}$,卷积稀疏分解公式为

$$\mathbf{G}_{i,A(m,n)} = \underset{\mathbf{G}_{i,A(m,n)}}{\operatorname{argmin}} \left(\left\| \mathbf{Y}_A^s - \sum_{i=1}^N \mathbf{f}_i \otimes \mathbf{G}_{i,A(m,n)} \right\|_F^2 + \sum_{i=1}^N \|\mathbf{G}_{i,A(m,n)}\|_1 \right), \quad (17)$$

$$\mathbf{G}_{i,B(m,n)} = \underset{\mathbf{G}_{i,B(m,n)}}{\operatorname{argmin}} \left(\left\| \mathbf{Y}_B^s - \sum_{i=1}^N \mathbf{f}_i \otimes \mathbf{G}_{i,B(m,n)} \right\|_F^2 + \sum_{i=1}^N \|\mathbf{G}_{i,B(m,n)}\|_1 \right). \quad (18)$$

令 $\mathbf{G}_{i(m,n)}$ 表示稀疏成分 \mathbf{Y}_A^s 和 \mathbf{Y}_B^s 在 (m,n) 处的第 i 个稀疏特征图, $\mathbf{G}_{m,n} = \sum_{i=1}^N \mathbf{G}_{i(m,n)}$ 表示在 (m,n) 处 i 个稀疏特征的累加和,则改进的拉普拉斯算子可以表示为

$$M_{L(m,n)} = |2\mathbf{G}_{(m,n)} - \mathbf{G}_{(m-1,n)} - \mathbf{G}_{(m+1,n)}| + |2\mathbf{G}_{(m,n)} - \mathbf{G}_{(m,n-1)} - \mathbf{G}_{(m,n+1)}| + |2r\mathbf{G}_{(m,n)} - r\mathbf{G}_{(m-1,n-1)} - r\mathbf{G}_{(m+1,n+1)}| + |2r\mathbf{G}_{(m,n)} - r\mathbf{G}_{(m+1,n-1)} - r\mathbf{G}_{(m-1,n+1)}|, \quad (19)$$

$$S_{ML(m,n)} = \sum_{a=m-W}^{m+W} \sum_{b=n-W}^{n+W} M_{L(a,b)}, \quad (20)$$

式中: r 为拉普拉斯算子值; $M_{L(m,n)}$ 为 (m,n) 处稀疏特征图的拉普拉斯算子; $S_{ML(m,n)}$ 为 (m,n) 处稀疏特征图的拉普拉斯算子和; W 为用于确定拉普拉斯算子累加窗口的大小,窗口大小为 $(2W+1) \times (2W+1)$ 。在点 (m,n) 处的小窗口内,将改进后的拉普拉斯算子之和大于阈值的值表示为点 (m,n) 处的局部重要特征值,即融合稀疏特征图,则融合稀疏特征图可表示为

$$\mathbf{F}_{(m,n)}^s = \begin{cases} 1, & S_{ML,A(m,n)} \geq S_{ML,B(m,n)} \\ 0, & S_{ML,A(m,n)} < S_{ML,B(m,n)} \end{cases}, \quad (21)$$

$$\mathbf{G}_{i(m,n)}^F = \begin{cases} \mathbf{G}_{i,A(m,n)}, & \mathbf{F}_{m,n}^s = 1 \\ \mathbf{G}_{i,B(m,n)}, & \mathbf{F}_{m,n}^s = 0 \end{cases}, \quad (22)$$

式中: $\mathbf{F}_{(m,n)}^s$ 为稀疏成分在 (m,n) 处的融合决策图; $S_{ML,A(m,n)}$ 和 $S_{ML,B(m,n)}$ 分别为稀疏成分 \mathbf{Y}_A^s 和 \mathbf{Y}_B^s 在 (m,n) 处的 S_{ML} 值; $\mathbf{G}_{i(m,n)}^F$ 为稀疏成分在 (m,n) 处的第 i 个融合稀疏特征图。将 $\mathbf{G}_{i(m,n)}^F$ 与滤波器 \mathbf{f}_i ($i=1,2,\dots,N$) 进行卷积运算,得到的融合稀疏成分 $\mathbf{Y}_{F(m,n)}^s$ 为

$$\mathbf{Y}_{F(m,n)}^s = \sum_{i=1}^N \mathbf{f}_i \otimes \mathbf{G}_{i(m,n)}^F. \quad (23)$$

最终融合结果 \mathbf{Y}_F 为

$$\mathbf{Y}_F = \mathbf{Y}_{F(m,n)}^1 + \mathbf{Y}_{F(m,n)}^s. \quad (24)$$

5 多源图像融合实验设计与结果分析

5.1 实验设置

本文选取医学图像、红外可见光图像和多聚焦图像作为测试图像,仿真环境为 Intel i5, 2.7 GHz CPU, 500 GB 硬盘, 8 G 内存, Windows7 系统, MATLAB2016a 仿真平台。训练滤波器的过程中手动调节 λ_1 和 λ_2 以观察分离图的效果,最终确定 $\lambda_1=0.3, \lambda_2=2.1$ 。为了测试所提方法的性能,将所提方法的所得结果与其他 5 组方法^[26-30]进行对比。

为了客观评价各方法的性能,采用信息熵 E ^[31]、非线性信息熵 Q_{NClE} ^[32]、图像融合指标 Q_M ^[33]、互信息 Q_{MI} ^[34] 和边缘信息保留值 $Q_{ab/f}$ ^[35] 5 个客观指标来衡量图像的融和效果。其中 E 体现了融合图像中平均信息量的大小; Q_{NClE} 定义融合结果与源图像间的相关性; Q_M 是基于多尺度方法的图像融合指标; Q_{MI} 用来度量融合结果含有源图像中的信息量; $Q_{ab/f}$ 用来衡量源图像的边缘细节信息在融合图像中的保留效果。上述指标的值越大,表明相应方法的图像处理效果越好。

5.2 医学图像融合实验

医学图像是现代医学治疗的强有力工具之一,可以通过计算机扫描(CT)和核磁共振成像(MRI)等方式来获得,但不同的成像方式具有不同的传达信息,有优势也会有局限性。单个医学图像无法全

面表达完整信息,融合不同图像的互补信息有利于后续的医疗诊断。为了证明所提方法在医学图像融合中的有效性,对不同方法的融合效果进行评价。

图 2(a)和图 2(b)为源图像,图 2(c)~2(h)为其他 5 种方法以及所提方法的融合效果,表 1 为以上几种方法的评价指标。

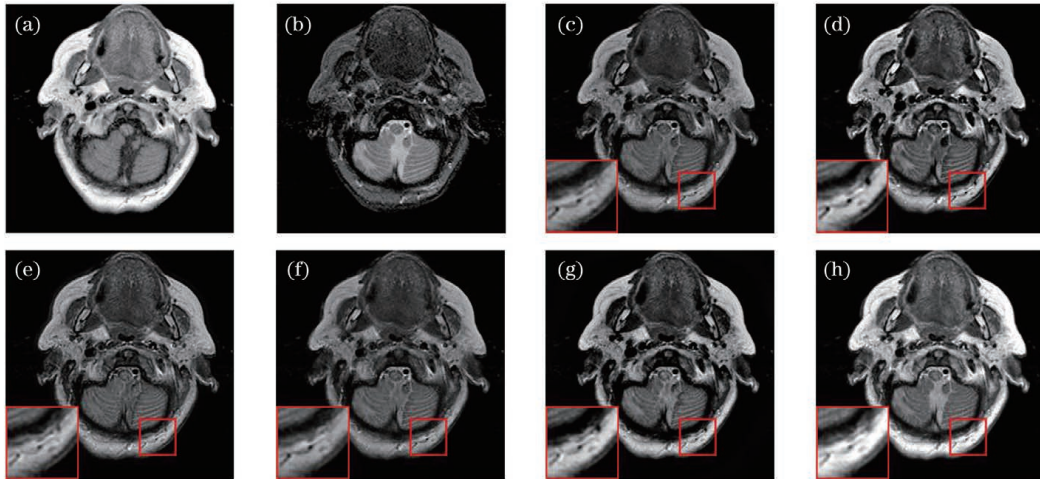


图 2 不同融合方法的医学图像结果比较。(a)CT 图像;(b)MRI 图像;(c)文献[26];(d)文献[27];(e)文献[28];(f)文献[29];(g)文献[30];(h)所提方法

Fig. 2 Comparison of medical image results with different fusion methods. (a) CT image; (b) MRI image; (c) Ref. [26]; (d) Ref. [27]; (e) Ref. [28]; (f) Ref. [29]; (g) Ref. [30]; (h) proposed method

表 1 不同融合方法对医学图像的评价结果

Table 1 Evaluation results of different fusion methods for medical images

Test image / (pixel×pixel)	Method	E	Q_{NCIE}	Q_M	Q_{MI}	$Q_{ab/f}$
CT/MRI (256×256)	Ref. [26]	4.9792	0.8081	0.4463	3.2700	0.5208
	Ref. [27]	4.9883	0.8081	0.2892	3.2163	0.5827
	Ref. [28]	5.2201	0.8079	0.3019	3.1763	0.5021
	Ref. [29]	4.9933	0.8080	0.2669	3.2535	0.4392
	Ref. [30]	5.3853	0.8074	0.3040	2.9723	0.5243
	Proposed method	5.3761	0.8122	0.8579	4.1977	0.6060

从图 2 可以看到,文献[30]方法和文献[27]方法从源图像中转移的信息量较少,但边缘信息保留较好;文献[28]方法和文献[29]方法在保留边缘细节的能力上较弱;文献[26]方法在图像信息量的转移和边缘信息保留能力上都相对较好;所提方法也较好地保留源图像的对比度和边缘细节信息,相比于其他方法视觉效果更好。

从表 1 可以看到,所提方法的各项指标都高于其他方法,证明了所提方法的有效性。

5.3 红外可见光图像融合实验

红外图像可以清晰看见具有热辐射的目标物,但由于成像原理的复杂性,图像的对比度低,细节信息模糊不清,视觉效果差。可见光图像可以提供整个环境的信息,但在黑暗中,当目标物被遮挡时,则无法观察。所以,同一时间、同一场景中红外与可见

光图像的融合结果既保留了红外图像的目标信息,又保留了可见光图像的整个场景信息。图 3(c)~3(h)为 5 种方法以及所提方法对图 3(a)和图 3(b)两组红外与可见光图像的融合结果,表 2 为以上几种方法对红外可见光图像的融合评价。

从图 3 可以看到,文献[27]方法的边缘信息保留效果较好;文献[28]方法的边缘信息保留效果较差;文献[30]方法从源图像中转移的信息量相比于其他方法较少,但边缘信息保留的较完整;文献[29]方法与文献[26]方法的融合结果在视觉上相差较小;所提方法无论是在源图像信息的转移上,还是在边缘保留能力方面均强于其他方法。

从表 2 可以看到,所提方法的视觉效果与其指标在数值上成对应关系,这也说明所提方法在红外与可见光图像的融合上取得了不错的融合效果。

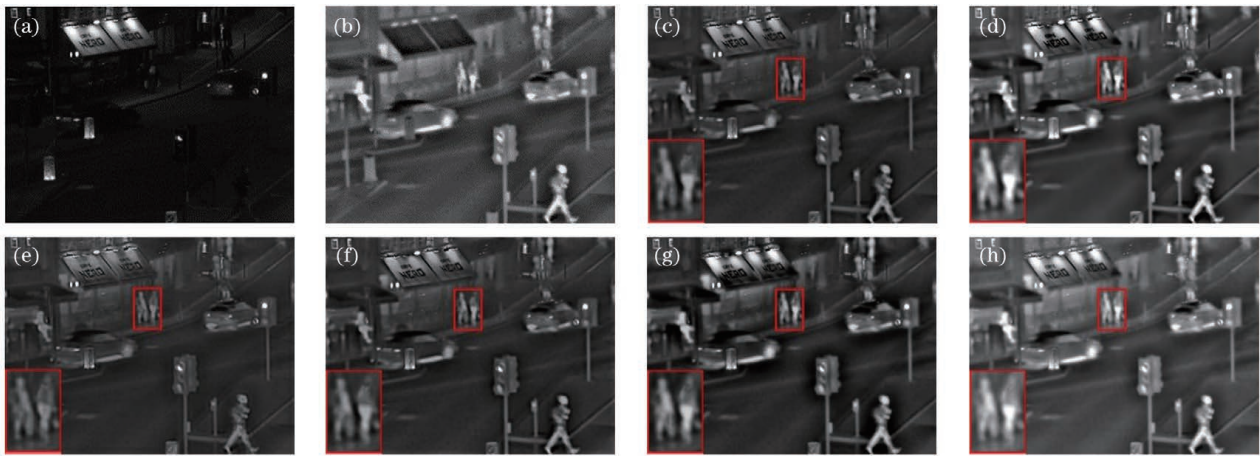


图 3 不同融合方法的红外可见光图像结果比较。(a)可见光图像;(b)红外图像;(c)文献[26];(d)文献[27];(e)文献[28];(f)文献[29];(g)文献[30];(h)所提方法

Fig. 3 Comparison of infrared visible image results with different fusion methods. (a) Visible image; (b) infrared image; (c) Ref. [26]; (d) Ref. [27]; (e) Ref. [28]; (f) Ref. [29]; (g) Ref. [30]; (h) proposed method

表 2 不同融合方法对红外可见光图像的评价结果

Table 2 Evaluation results of infrared visible images by different fusion methods images

Test image /(pixel×pixel)	Method	<i>E</i>	<i>Q</i> _{NCIE}	<i>Q</i> _M	<i>Q</i> _{MI}	<i>Q</i> _{ab/f}
Street (256×256)	Ref. [26]	6.1644	0.8050	1.1850	2.2085	0.5958
	Ref. [27]	6.6830	0.8064	0.3820	2.5973	0.6090
	Ref. [28]	5.8942	0.8047	0.4533	2.1007	0.4558
	Ref. [29]	6.1803	0.8048	0.7416	2.1433	0.5880
	Ref. [30]	6.4370	0.8045	0.8281	2.0249	0.6310
	Proposed method	6.7780	0.8164	0.9619	4.3619	0.6763

5.4 多聚焦图像融合实验

使用同一设备对某一场景以改变焦距的方式进行拍摄,可以得到多幅局部清晰其他部分模糊的图像,采用融合方法将上述多幅图像的清晰部分组合成一幅全局清晰图像,即多聚焦图像融合。但是在

图像采集的过程中可能会受到不确定因素的影响而导致部分信息的缺失,从而影响融合结果的质量。为了验证所提方法的有效性,几组实验对比结果如图 4(c)~4(h)所示,图 4(a)和图 4(b)为源图像,表 3 为以上几种方法对多聚焦图像的融合评价。

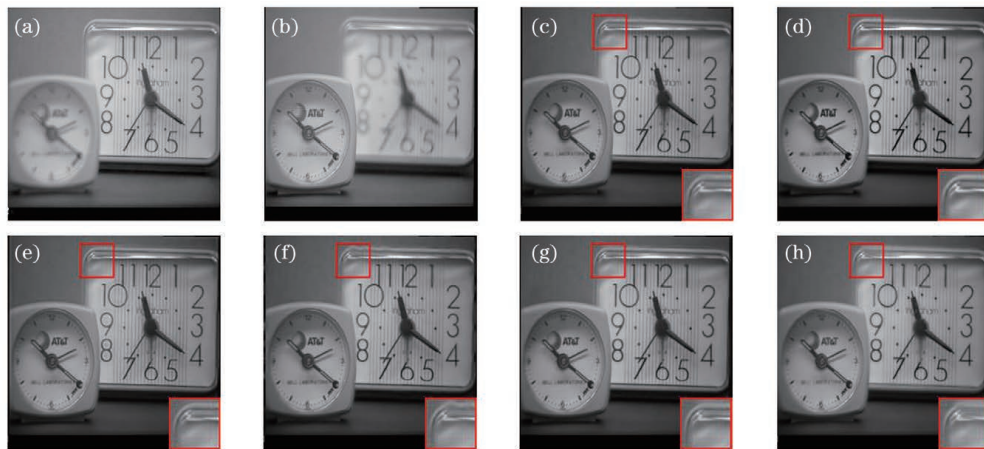


图 4 不同融合方法的多聚焦图像结果比较。(a)远聚焦图像;(b)近聚焦图像;(c)文献[26];(d)文献[27];(e)文献[28];(f)文献[29];(g)文献[30];(h)所提方法

Fig. 4 Comparison of multi-focus image results with different fusion methods. (a) Far-focused image; (b) near-focus image; (c) Ref. [26]; (d) Ref. [27]; (e) Ref. [28]; (f) Ref. [29]; (g) Ref. [30]; (h) proposed method

表 3 不同融合方法对多聚焦图像的评价结果

Table 3 Evaluation results of multi-focus images by different fusion methods

Test image / (pixel×pixel)	Method	E	Q_{NCIE}	Q_M	Q_{MI}	$Q_{ab/f}$
clock (256×256)	Ref. [26]	7.3224	0.4253	1.8322	7.5078	0.7323
	Ref. [27]	7.3911	0.8283	0.7370	6.6713	0.6890
	Ref. [28]	7.3706	0.8292	0.9837	6.8377	0.6865
	Ref. [29]	7.3703	0.8329	1.3995	7.3892	0.7191
	Ref. [30]	7.3649	0.8317	1.8445	7.1928	0.7265
	Proposed method	7.3306	0.8357	1.0500	7.8026	0.6629

从图 4 可以看到,几种方法均能较好地保留源图像中的清晰信息;文献[26-28]方法能够有效保留边缘细节信息,融合效果与所提方法较为接近,但文献[27]方法中的信息转移量较少。相比较而言,所提方法在保留源图像信息方面具有不错的效果。

从表 3 可以看到,对于归一化信息指标 Q_{MI} ,所提方法高于其他实验方法,说明从源图像转移到融合图像中的信息量相对较多,其他指标虽不是最优,但也相差较小。综合以上结果可知,所提方法在多聚焦图像融合方面具有不错的效果。

6 结 论

本文依据卷积稀疏编码能够较好地保持图像特征信息的这一特点,提出一种基于低秩分解和卷积稀疏编码的多源图像融合方法,该方法可以解决分块图像融合模型所存在的问题。该方法首先对整幅图像进行低秩分解可以得到低秩成分和稀疏成分,针对不同成分设计不同的融合规则,用来提高图像的融合质量和视觉效果。最后对不同类型的多源图像进行多组实验,从视觉效果及客观评价指标方面对融合效果进行分析,证明所提方法具有有效性。

参 考 文 献

- [1] Tang C Y, Pu S L, Ye P Z, et al. Fusion of low-illuminance visible and near-infrared images based on convolutional neural networks[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(16): 1610001.
唐超影, 浦世亮, 叶鹏钊, 等. 基于卷积神经网络的低照度可见光与近红外图像融合[J]. 光学学报, 2020, 40(16): 1610001.
- [2] 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.
- [3] Wang M, Liu X W, Jin H P. A generative image fusion approach based on supervised deep convolution network driven by weighted gradient flow[J]. Image and Vision Computing, 2019, 86: 1-16.
- [4] Li H F, Qiu H M, Yu Z T, et al. Multifocus image fusion via fixed window technique of multiscale images and non-local means filtering [J]. Signal Processing, 2017, 138: 71-85.
- [5] Li H F, Qiu H M, Yu Z T, et al. Infrared and visible image fusion scheme based on NSCT and low-level visual features[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 76: 174-184.
- [6] Zhou Y R, Geng A H, Wang Y, et al. Contrast enhanced fusion of infrared and visible images [J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(9): 0909001.
周渝人, 耿爱辉, 王莹, 等. 基于对比度增强的红外与可见光图像融合[J]. 中国激光, 2014, 41(9): 0909001.
- [7] Li S Y, Liu Y H, Zhang R F. Fine-grained image classification based on multi-scale feature fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121002.
李思瑶, 刘宇红, 张荣芬. 多尺度特征融合的细粒度图像分类[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121002.
- [8] Yu N N, Qiu T S, Bi F, et al. Image features extraction and fusion based on joint sparse representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5): 1074-1082.
- [9] Zhang Q, Liu Y, Blum R S, et al. Sparse representation based multi-sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: a review[J]. Information Fusion, 2018, 40: 57-75.
- [10] Cao Y Q, Yang S C. Image fusion method based on convolution sparse representation[J]. Navigation and Control, 2020, 19(2): 97-105.
曹义亲, 杨世超. 基于卷积稀疏表示的图像融合方法[J]. 导航与控制, 2020, 19(2): 97-105.
- [11] Li S T, Yin H T, Fang L Y. Group-sparse representation with dictionary learning for medical image denoising and fusion[J]. IEEE Transactions on

- Biomedical Engineering, 2012, 59(12): 3450-3459.
- [12] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform [J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235-245.
- [13] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [14] Candès E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transforms [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [15] Burt P J. The Pyramid as a structure for efficient computation [M] // Rosenfeld A. Multiresolution image processing and analysis. Springer series in information sciences. Heidelberg: Springer, 1984, 12: 6-35.
- [16] Zhu Z H, Ren X N, Chen Z. Integrated detection and tracking of workforce and equipment from construction jobsite videos [J]. Automation in Construction, 2017, 81: 161-171.
- [17] Li H F, He X G, Tao D P, et al. Joint medical image fusion, denoising and enhancement via discriminative low-rank sparse dictionaries learning [J]. Pattern Recognition, 2018, 79: 130-146.
- [18] Zhang J, Zhao D B, Gao W. Group-based sparse representation for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(8): 3336-3351.
- [19] Chen Y M. Research and application of image fusion algorithm based on sparse representation [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2018.
陈轶鸣. 基于稀疏表示图像融合算法的研究及应用 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2018.
- [20] Peng Y G, Suo J L, Dai Q H, et al. From compressed sensing to low-rank matrix recovery: theory and applications [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 981-994.
彭义刚, 索津莉, 戴琼海, 等. 从压缩传感到低秩矩阵恢复: 理论与应用 [J]. 自动化学报, 2013, 39(7): 981-994.
- [21] Ekenel H K, Stiefelwagen R. Why is facial occlusion a challenging problem? [M] // Tistarelli M, Nixon M S. Advances in biometrics. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2009, 5558: 299-308.
- [22] Wohlberg B. Efficient algorithms for convolutional sparse representations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(1): 301-315.
- [23] Cai J F, Candès E J, Shen Z W. A singular value thresholding algorithm for matrix completion [J]. SIAM Journal on Optimization, 2010, 20(4): 1956-1982.
- [24] Wohlberg B. Efficient convolutional sparse coding [C] // 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), May 4-9, 2014, Florence, Italy. New York: IEEE, 2014: 14447872.
- [25] Wohlberg B. Efficient convolutional sparse coding [C] // 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), May 4-9, 2014, Florence, Italy. New York: IEEE Press, 2014: 7173-7177.
- [26] Liu Y, Wang Z F. Simultaneous image fusion and denoising with adaptive sparse representation [J]. IET Image Processing, 2015, 9(5): 347-357.
- [27] Zhu Z Q, Yin H P, Chai Y, et al. A novel multi-modality image fusion method based on image decomposition and sparse representation [J]. Information Sciences, 2018, 432: 516-529.
- [28] Kim M, Han D K, Ko H. Joint patch clustering-based dictionary learning for multimodal image fusion [J]. Information Fusion, 2016, 27: 198-214.
- [29] Zhu Z Q, Chai Y, Yin H P, et al. A novel dictionary learning approach for multi-modality medical image fusion [J]. Neurocomputing, 2016, 214: 471-482.
- [30] Liu Y, Liu S P, Wang Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. Information Fusion, 2015, 24: 147-164.
- [31] Hossny M, Nahavandi S, Creighton D. Comments on 'information measure for performance of image fusion' [J]. Electronics Letters, 2008, 44(18): 1066-1067.
- [32] Wang Q, Shen Y, Jin J. Performance evaluation of image fusion techniques [M] // Stathaki T. Image fusion. Algorithms and applications. Amsterdam: Elsevier, 2008: 469-492.
- [33] Wang P W, Liu B. A novel image fusion metric based on multi-scale analysis [C] // 2008 9th International Conference on Signal Processing, October 26-29, 2008, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2008: 965-968.
- [34] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [35] Petrović V S, Xydeas C S. Sensor noise effects on signal-level image fusion performance [J]. Information Fusion, 2003, 4(3): 167-183.