

## 一种基于稀疏表示的可见光与红外图像融合方法

张生伟<sup>1,2</sup>, 李伟<sup>3</sup>, 赵雪景<sup>4</sup>

(1. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471000; 2. 中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所, 河南 洛阳 471000;  
3. 中国人民解放军驻 613 所军事代表室, 河南 洛阳 471000; 4. 空军石家庄飞行学院, 石家庄 050081)

**摘要:** 以稀疏表示理论为基础, 研究了一种可见光和红外图像融合算法, 提出了一种稀疏系数融合规则。首先, 利用 K-SVD 算法对待融合图像的所有子区域进行字典学习, 得到用于稀疏向量计算的过完备字典; 然后, 计算稀疏向量, 利用正交匹配追踪算法进行求解; 最后, 提出一种基于稀疏向量最大元素绝对值的融合规则, 完成可见光和红外图像的稀疏向量融合, 得到融合图像。实验结果表明, 融合结果明显优于传统的基于 Maximum- $L_1$ -Norm 融合规则的融合结果。

**关键词:** 图像融合; 稀疏表示; 融合规则; 可见光图像; 红外图像

**中图分类号:** V271.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2017)06-0047-06

## A Method for Fusion of Visible and Infrared Images Based on Sparse Representation

ZHANG Sheng-wei<sup>1,2</sup>, LI Wei<sup>3</sup>, ZHAO Xue-jing<sup>4</sup>

(1. Science and Technology on Electro-Optic Control Laboratory, Luoyang 471000, China; 2. Luoyang Institute of Electro-Optical Equipment, AVIC, Luoyang 471000, China; 3. Military Representative Office of PLA in the 613th Institute, Luoyang 471000, China; 4. Shijiazhuang Flying University of Air Force, Shijiazhuang 050081, China)

**Abstract:** This paper focuses on the fusion of infrared and visible images based on the theory of sparse representation, and a fusion rule of sparse coefficients is proposed. The approach can be divided into three parts: over-complete dictionary, the algorithm of sparse vector approximation and the fusion rule. Firstly, through dictionary learning to all the patches of the visible image and infrared image to be fused by use of K-means Singular Value Decomposition (K-SVD), the over-complete dictionary for sparse vector calculation is obtained. Secondly, the sparse vector is approximated by orthogonal matching pursuit. Thirdly, the fusion rule based on absolute value of the maximum element of sparse vector is proposed, which is used for the sparse vector fusion of visible image with infrared image, and the fusion image is obtained. Experimental results show that the fusion result is obviously better than that of the method based on Maximum- $L_1$ -Norm.

**Key words:** image fusion; sparse representation; fusion rule; visible image; infrared image

### 0 引言

多源图像融合可以改善实际应用系统的可靠性、鲁棒性, 提高图像信息的利用效率, 其在遥感、医学、军事、工业等领域的应用非常广泛<sup>[1-5]</sup>。本文针对夜晚等低能见度环境, 利用可见光图像与被动红外图像相互融合, 提高图像信息的维度, 以便更好地完成目标检测与识别。

目前, 图像融合领域的研究已经取得了很大的进步, 但现有的方法依然存在一些局限, 并具有很大的性能提升空间。当前, 图像融合技术主要集中于多分辨率分析的方法研究, 其中, 多分辨率分析和融合规则是该方法中的两个关键问题<sup>[6-7]</sup>。然而, 图像成像场景复杂多变, 采用多分辨率分析方法有一定的局限性, 即使组合应用多种分辨率分析方法也很难准确地描述图像中场景的完整信息。目前, 常见的绝对值最大融合规则和加权平均融合方法都不能全面地保留图像信息。其中, 加权平均方法能保留源图像的重要图像特征, 但融合图像中的边缘、角点、线等细节信息往往会变模糊; 而绝对值最大法能够很好地保留图像细节信

收稿日期: 2017-02-15

修回日期: 2017-04-13

基金项目: 重点实验室基金

作者简介: 张生伟(1982—), 男, 河南南阳人, 硕士, 高工, 研究方向为图像处理与模式识别。

息,但在平滑区域会引起人为扭曲<sup>[8]</sup>。由于受传统多分辨率分析方法框架限制,融合性能很难进一步提高。因此,本文提出的基于稀疏表示的可见光与红外图像融合方法,具有重要的理论意义和实际应用价值。

近年来,对于图像稀疏表示理论的研究方兴未艾<sup>[9-11]</sup>,尤其在图像去噪<sup>[12]</sup>、目标识别<sup>[13-14]</sup>以及超分辨率重建等方向的应用上取得了很大进展。在图像融合方面,2008年,WAN T等首次提出了基于稀疏表示理论的图像融合算法<sup>[15-16]</sup>。文献[17]基于稳态小波的多尺度结构构建了一种新的多尺度字典学习方法,通过联合学习策略得到小波子频带对应的子字典,并在此基础上提出一种多尺度字典稀疏表示图像融合方法。文献[18]提出一种基于梯度和SBHE(Scrambled Block Hadamard Ensemble)采样的图像融合方法,在对图像进行压缩采样后融合梯度信息得到压缩感知系数,并通过对该系数进行逆变换得到融合图像。文献[10]将多尺度变换与稀疏表示方法相结合,提出一种通用的图像融合框架,能够克服多尺度变换与稀疏表示的固有缺陷。文献[19]提出一种基于近似稀疏表示算法的高效图像融合方法,利用多选择策略加速近似稀疏系数的生成,实现图像块的融合。文献[20]针对传统稀疏表示图像融合方法细节保留能力不足和易受配准误差影响的缺陷,设计了一种新的基于卷积稀疏表示的图像融合架构,该方法把图像分解为基础层和细节层,分别进行多聚焦融合和多模融合。

本文针对红外图像与可见光图像的特点,在构建学习字典的基础上,计算图像滑窗的稀疏系数,根据稀疏系数的特点,提出了稀疏向量的最大元素绝对值方法融合规则完成可见光与红外图像的融合。

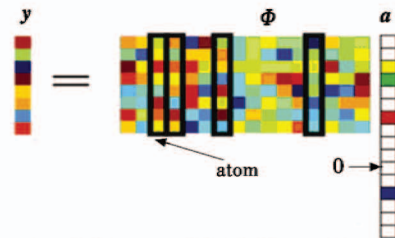
## 1 基本概念

### 1.1 稀疏表示理论

稀疏表示是压缩感知理论的核心问题之一<sup>[21-22]</sup>,即信号在某种过完备字典(Over-complete dictionary)下的线性表示是稀疏的。信号稀疏表示的目的就是在给定的过完备字典中用尽可能少的原子来表示信号,获得信号更为简洁的表示方式,从而更容易地获取信号中所蕴含的信息,方便进一步对信号进行加工处理,如压缩、编码等。信号稀疏表示方向的研究热点主要集中在稀疏分解算法、过完备原子字典和稀疏表示的应用等方面。此外,为了适应不同类型的图像特点和不同的任务需求,过完备字典还可以通过样本学习得到。

假设输入信号向量为 $y \in \mathbf{R}^n$ ,一组同维度信号的组合 $\phi_i \in \mathbf{R}^n, i = 1, \dots, m$ ,其中 $m \gg n$ 。在稀疏表示理论中,这组信号的组合称为字典,其中,每个向量 $\phi_i$ 即为

一个原子。输入向量 $y$ 在该字典上的线性表示为 $y = \sum a_i \phi_i (i = 1, \dots, m)$ 。不同于传统的多尺度变换,该字典原子的选择不仅是一组标准基函数,还可以是多种类型的不同基函数的组合,或者是一些由样本训练得到的基函数,由于该型字典并不要求每个原子之间的相互正交性,同时 $m \gg n$ ,因此该型字典被称为过完备字典。令过完备字典 $\Phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m], \Phi \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ,根据线性代数理论可知:存在一个稀疏向量 $a = [a_1, a_2, \dots, a_m]^T$ 满足 $y = \Phi a$ ,同时,由于 $m \gg n$ ,因此计算基于过完备字典的线性表示的问题是欠定的,这也表明线性表示是不唯一的,稀疏表示理论就是从这些大量的线性表示中找到其中最稀疏的一个向量,即所谓向量的 $L_0$ 范数最小,这就是一个稀疏表示算法,如图1所示。



Given signal Over-complete dictionary Sparse vector

图1 稀疏表示

Fig. 1 Sparse representation

稀疏向量的计算是核心问题,在计算稀疏向量 $a$ 时,向量的 $L_0$ 范数 $\|a\|_0$ 表示向量 $a$ 中非0元素的个数,因此计算稀疏向量的问题可以转换为最优化问题,即

$$\min_a \|a\|_0 \quad \text{s.t.} \quad y = \Phi a \quad (1)$$

在实际计算中,考虑到噪声的作用,上述方程被转换为

$$\min_a \|a\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|y - \Phi a\|_2 \leq \delta \quad (2)$$

本文利用正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)求解稀疏向量,是在匹配追踪算法的基础上发展起来的,OMP算法沿用了匹配追踪算法中的原子选择准则,同时,采用递归方法对已选择原子集合进行正交化实现最优迭代,大大降低了迭代次数,提升了算法的迭代效率。

### 1.2 基于K-SVD的字典学习

对于图像融合问题而言,输入向量 $y$ 可以从图像中直接获取,而如何得到过完备字典成为一个必须面对的问题。当前,构建过完备字典的方法主要分为两大类:1)利用多种不同类型的变换域标准基函数组合成字典;2)从训练样本中学习过完备字典。相关研究表明,由于2)类字典所选择的训练样本对具体问题具有一定的针对性,其得到的结果往往在总体上好于1)

类字典。因此,本文中构建过完备字典方法选择的是2)类。K-SVD是一种典型的从训练样本中学习过完备字典的方法,其在图像去噪、图像融合及计算机视觉等领域的应用非常广泛。

K-SVD算法是MICHAL等人在K-均值算法的基础上提出的<sup>[23]</sup>,K-SVD算法可以被认为是一种广义的K-均值算法,在要求每个信号只用一个原子来近似时,该算法就退化为K-均值聚类算法。稀疏表示其实也可以看作是广义的矢量量化,稀疏表示中的每个信号可以用多个代码的线性组合进行表示。从线性组合角度看,K-SVD训练算法的目标函数可表示为

$$\min_{D,A} \|Y - DA\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad \forall i, \|a_i\|_0 \leq T_0 \quad (3)$$

式中: $Y = \{y_i\}_{i=1}^N$ ;  $D$ 被称为字典;  $T_0$ 为稀疏表示系数中非0分量的数量的上限。

式(3)中计算过程也是一个不断迭代的过程:

1) 设字典  $D$  是固定的,利用稀疏向量计算方法,如OMP, PFP等,计算出在字典  $D$  上,  $Y$  的稀疏表示的稀疏矩阵  $A$ ;

2) 根据稀疏矩阵  $A$ , 找到更好的字典  $D$ 。

对字典  $D$  进行逐列更新。首先假设稀疏矩阵  $A$  和字典  $D$  都是固定的,对于需要更新字典的第  $k$  列  $d_k$ , 令稀疏矩阵  $A$  中  $d_k$  相应的第  $k$  行为  $a_T^k$ , 则目标函数式(3)中的惩罚项可以重写为

$$\|Y - DA\|_F^2 = \left\| Y - \sum_{j=1}^K d_j a_T^j \right\|_F^2 = \left\| \left( Y - \sum_{j \neq k} d_j a_T^j \right) - d_k a_T^k \right\|_F^2 = \|E_k - d_k a_T^k\|_F^2 \quad (4)$$

式(4)中,将乘积  $DA$  分解成  $K$  个秩为1的矩阵的和,假设其中  $K-1$  是固定的,所剩下的一个也就是要处理的第  $k$  个。矩阵  $E_k$  代表的是去掉原子  $d_k$  的成分在所有  $N$  个样本中的误差。如果此时用SVD分解更新的  $d_k$  和  $a_T^k$ , SVD能找到距离  $E_k$  最近的秩为1的矩阵,这能有效地减小式(4)代表的误差。但是,此时得到的  $a_T^k$  将不是一个稀疏向量,所以更新的  $d_k$  也不能被强制地满足稀疏条件。换言之,因为  $a_T^k$  中0的影响,用SVD得到的  $a_T^k$  更新向量中的非0值的位置和数量会和  $a_T^k$  中非0值位置 and 数量不同,出现“发散”。

为了解决这个问题,定义集合  $\omega_k = \{i | 1 \leq i \leq N, a_T^k(i) \neq 0\}$  为用到  $d_k$  所有信号集合  $\{y_i\}$  的索引所构成的集合,即  $a_T^k(i) \neq 0$  的点的索引值。定义  $\Omega_k = N \times |\omega_k|$ , 该矩阵在  $(\omega_k(i), i)$  处为1,其他点为0。定义  $a_R^k = a_T^k \Omega_k$ ,  $Y_R^k = Y \Omega_k$ ,  $E_R^k = E_k \Omega_k$ , 则三者分别为  $a_R^k$ ,  $Y$  和  $E_k$  中去掉0后的收缩结果,  $Y_R^k$  为当前用到原子  $d_k$  的样本集合,  $E_R^k$  为去掉不受原子  $d_k$  影响的样本后,不考虑  $d_k$  在受其影响的样本中分解时带来的误差。  $a_R^k$  的长度为

$|\omega_k|$ ,  $Y_R^k$  和  $E_R^k$  是  $n \times |\omega_k|$  矩阵。此时,最小化式(4)得到的解  $a_R^k$  与原来解就会有相同的值,不会出现“发散”,即式(4)转化为

$$\|E_k \Omega_k - d_k a_T^k \Omega_k\|_F^2 = \|E_R^k - d_k a_R^k\|_F^2 \quad (5)$$

$E_R^k$  做SVD分解得:  $E_R^k = U \Delta V^T$ , 令  $\tilde{d}_k$  是  $U$  的第一列, 则  $\tilde{d}_k$  为  $d_k$  的更新结果。同时,用  $V$  的第一列和  $\Delta(1,1)$  的乘积更新  $a_R^k$ 。在逐列更新完成后用新字典  $D$  做稀疏分解,同时根据停止判决条件确定迭代是否继续。

K-SVD算法作为一种字典学习方法,收敛性是其获得性能优良字典的保证。假设信号  $Y$  是由不超过  $T_0$  个原子的线性组合构成的最优近似。同时,再假定对一个固定字典  $D$ , 稀疏向量计算的每一步都能降低目标函数的总误差。在更新  $d_k$  时,就可以保证总误差是下降或保持不变的,从而保证算法能快速收敛到局部(全局)最小值。当  $T_0$  足够小时,用OMP就可以保证K-SVD算法的收敛性。

## 2 融合算法

本节研究基于压缩感知理论的可见光与红外图像融合算法,所研究的图像来源于 [www.imagefusion.org](http://www.imagefusion.org), 相关图像都是已配准的图像。在利用K-SVD构建完成过完备字典的基础上,该融合算法主要包括4个步骤(相互关系见图2):

- 1) 利用滑动技术和图像块向量化从源图像中获取输入向量集合  $Y$ ;
- 2) 分别计算可见光图像  $I^v$  与红外图像  $I^m$  的稀疏向量,在本文中稀疏向量的计算分别采用OMP算法和PFP算法;
- 3) 利用融合规则对稀疏系数进行融合,得到融合后的稀疏系数矩阵  $A^F$ ;
- 4) 利用融合后的稀疏系数矩阵  $A^F$  重建融合图像。

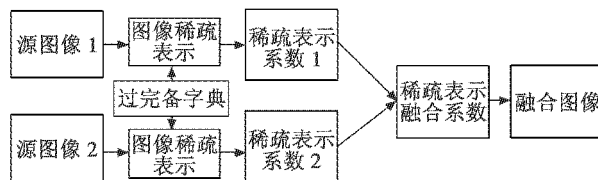


图2 融合算法框架

Fig.2 Framework of fusion algorithm

### 2.1 输入向量集合 $Y$ 的获取

融合算法的输入信号的集合  $Y$  来自于源图像,且每个源图像构成一个输入信号的集合,由于可见光与红外图像融合是像素级图像融合,融合的是图像的局部细节信息,而稀疏表示处理图像问题时都是全局性

的。因此,在融合时先定义一个小滑窗,然后建立与滑窗尺寸对应的过完备字典库,再对滑窗内每一个图像块进行融合处理,最后将融合的图像区域重构得到最终的融合图像。该图像融合结构为移不变操作,研究表明移不变的特性对图像融合非常有用<sup>[19]</sup>。

滑窗处理的基本步骤如下:首先,将源图像  $I$  (大小为  $M \times N$ ) 分解成大小为  $n \times n$  的图像块,  $n$  就是训练过的过完备字典中每个原子的长度,且  $n < M, n < N$ ; 其次,将每个图像块按照行优先的顺序转换成向量的形式,每个向量  $y_i$  就是输入向量集合  $Y$  的一列。对于一个源图像大小为  $M \times N$ 、滑窗步长为 1 pixel、每个图像块大小为  $n \times n$  的输入,得到的  $Y$  的列数为  $(M - n + 1)(N - n + 1)$ 。滑窗过程如图 3 所示。

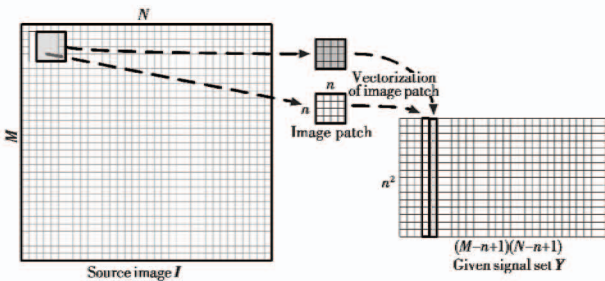


图3 滑窗过程

Fig. 3 Process of slide window

## 2.2 融合规则

假设输入源图像分别为红外图像  $I^{\text{in}}$  和可见光图像  $I^{\text{vi}}$ ,  $Y^{\text{in}}$  对应于由红外源图像利用滑窗技术得到的输入向量集合,  $Y^{\text{vi}}$  对应于由可见光源图像利用滑窗技术得到的输入向量集合, 结合训练得到的过完备字典和稀疏表示算法得到  $y_i^{\text{in}}$  和  $y_i^{\text{vi}}$  对应的稀疏向量  $a_i^{\text{in}}$  和  $a_i^{\text{vi}}$ , 对  $a_i^{\text{in}}$  和  $a_i^{\text{vi}}$  利用融合规则进行融合。

系数融合规则一般是由原子的活跃程度所决定的,而在压缩感知理论中原子的活跃程度一般用系数的绝对值表示。因此,许多算法利用稀疏向量的  $L_1$  范数或稀疏向量的均值来表示原子的活跃程度。利用均值向量规则得到的融合图像中,其反映细节的高频信息容易丢失,而这和融合算法希望保留源图像细节信息的初衷是相互矛盾的,本文将稀疏向量  $L_1$  范数作为融合规则的方法称为 Maximum- $L_1$ -Norm 融合规则<sup>[24]</sup>,该规则通过选择对应稀疏向量中  $L_1$  范数较大的稀疏向量作为融合后的稀疏向量。

由于系数绝对值的最大值有效保留了源图像中的重要信息,因此本文提出了一种 Maxabsolute 的融合规则,该规则选择对应稀疏向量中有着绝对值大的元素的向量作为融合后系数向量,该方法的数学表述为

$$a_i^F = \begin{cases} a_i^{\text{in}} & \max(|a_i^{\text{in}}|) \geq \max(|a_i^{\text{vi}}|) \\ a_i^{\text{vi}} & \max(|a_i^{\text{in}}|) < \max(|a_i^{\text{vi}}|) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $|\cdot|$  表示向量元素的绝对值;  $\max(\cdot)$  等于向量中元素的最大值。

综上所述,本文提出的基于稀疏表示的可见光与红外图像融合算法流程如图 4 所示。

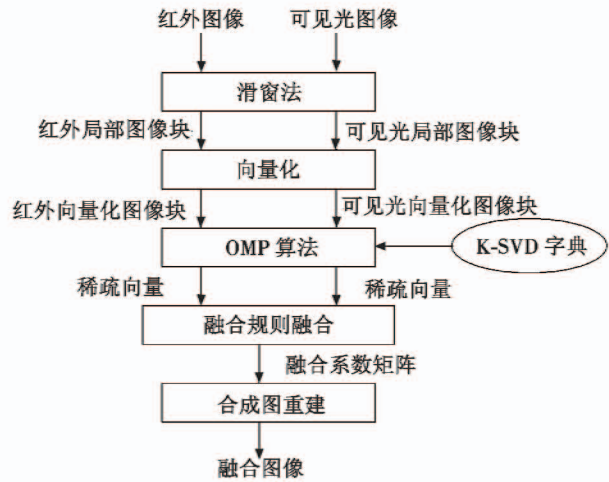


图4 融合算法流程图

Fig. 4 Flow chart of the fusion algorithm

## 3 实验研究

在实验设置中,首先构造过完备字典,然后利用两种不同的融合规则进行图像融合实验,最后利用主观判断和客观评价参数对两种不同融合规则得到的结果进行比较。

本文利用 K-SVD 算法训练过完备字典,训练样本包含 20 000 个  $8 \times 8$  的图像块,这些图像块从大量的可见光图像与红外图像中随机选择。利用 K-SVD 算法完成训练得到的过完备字典如图 5 所示,在训练过程中字典的长度设置为 256,迭代次数设为 1000 次。

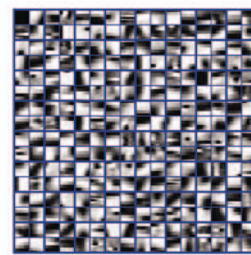


图5 过完备字典

Fig. 5 Over-complete dictionary

由于源图像的种类不一,有可见光图像、红外图像、毫米波图像等,因此,如何通过一种客观的手段评价图像融合算法的优劣成为一个不得不面对的难题。目前,图像融合算法的评价方法主要分为主观评价和客观评价。所谓主观评价就是直接从感官上分析融合后图像,这种评价方法简单,但是受到个人主观意识的影响,其公正性难以保证。客观评价方法主要是利用

一些评价指标对融合结果进行分析,在评估不同的融合方法时,由于选择的评价指标一致,故其公正性较好,具有一定的科学意义。本文既利用主观评价也利用客观评价对两种不同融合规则构成的融合方法进行分析比较,所选择的客观评价指标包括<sup>[24]</sup>:

1)  $M_I$  (Mutual information), 该值越大,融合效果越好;

2)  $Q_w$ , 该值越大,融合效果越好;

3)  $Q^{AB/F}$ , 用来度量源图像的边缘信息在融合图像中的保留程度,该值越接近 1,融合效果越好。

图 6 是本文进行实验的源图像,共有 3 组,其中图 6a 是红外源图像,图 6b 是可见光源图像。在红外图像中躲在树林中的人是清晰的,在可见光图像中树木、草地等较为清晰。

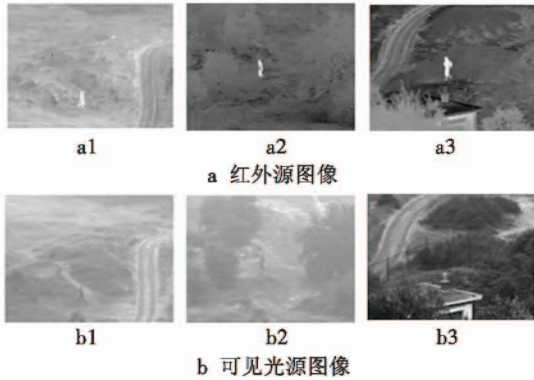


图 6 融合源图像

Fig. 6 Source image for fusion

对源图像中图 6a1、图 6b1,利用两种融合规则 (Maximum- $L_1$ -Norm 与 Maxabsolute) 得到的融合结果分别见图 7a1、图 7b1;对源图像中图 6a2、图 6b2,利用两种融合规则得到的融合结果分别见图 7a2、图 7b2;对源图像中图 6a3、图 6b3,利用两种融合规则得到的融合结果分别见图 7a3、图 7b3。

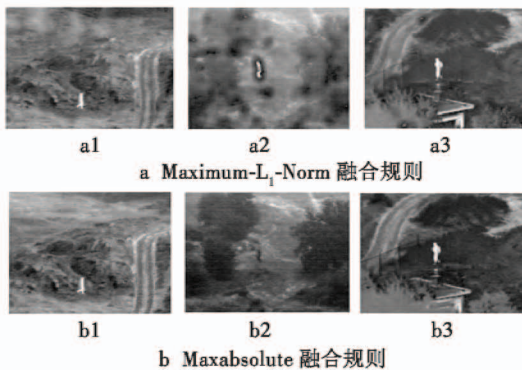


图 7 两种不同融合规则的融合结果

Fig. 7 Fusion image based on two fusion rules

图 8 给出了图 7 的 3 个客观评价指标  $M_I$ ,  $Q_w$  和  $Q^{AB/F}$ 。根据图 7 和图 8 的主观、客观评价指标可以得

出:在其他设置相同的前提下,且在本文基于稀疏表示的图像融合框架下,基于 Maxabsolute 融合规则的融合结果明显好于 Maximum- $L_1$ -Norm 融合规则得到的融合结果。

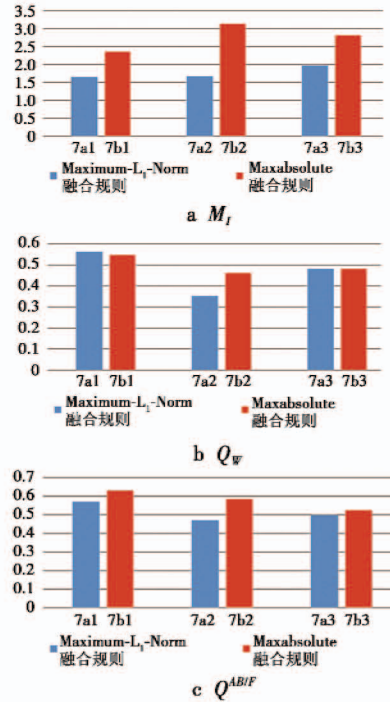


图 8 3 个客观评价指标比较

Fig. 8 Comparison of three objective evaluation indexes

### 4 结论

本文研究了一种基于稀疏表示的可见光与红外图像融合算法,在图像稀疏系数特点的基础上提出了 Maxabsolute 融合规则,该融合规则是本文算法的核心。同时,本文在字典、稀疏向量计算方法一致的前提下,将本文算法的融合结果和 Maximum- $L_1$ -Norm 融合规则的融合结果利用主、客观评价方法进行了比较,结果表明,本文融合效果明显优于基于 Maximum- $L_1$ -Norm 融合规则的融合效果。

### 参考文献

[1] VARSHN R K. Multisensor data fusion [J]. Electronics and Communication Engineering Journal, 1997, 9(6):245-253.

[2] ZHENG S, SHI W Z, LIU J, et al. Multisource image fusion method using support value transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(7):1831-1839.

[3] CVEJIC N, BULL D, CANAGARAJAH N. Improving fusion of surveillance images in sensor networks using independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53(3):1029-1035.

- [4] LI T J, WANG Y Y. Biological image fusion using a NSCT based variable-weight method [J]. *Information Fusion*, 2011, 12(2):85-92.
- [5] HONG G, ZHANG Y. Comparison and improvement of wavelet-based image fusion [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(3):673-691.
- [6] ZHANG Z, BLUM R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [J]. *Proceedings of IEEE*, 1999, 87(8):1315-1326.
- [7] 杨波, 敬忠良. 梅花形采样离散小波框架图像融合算法 [J]. *自动化学报*, 2010, 36(1):12-22.
- [8] MITIANOUDIS N, STATHAKI T. Optimal contrast correction for ICA-based fusion [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2008, 8(12):2016-2026.
- [9] WEI Q, BIOUCAS-DIAS J, DOBIGEON N, et al. Hyperspectral and multispectral image fusion based on a sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 53(7):3658-3668.
- [10] 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.
- [11] BRUCKSTEIN A M, DONOHO D L, ELAD M. From sparse solutions of systems of equations to sparse modeling of signals and images [J]. *SIAM Review*, 2009, 51(1):34-81.
- [12] GEMMEKE J F, CRANEN B. Noise reduction through compressed sensing [C]//*Proceedings of Interspeech*, Brisbane, Australia, 2008:1785-1788.
- [13] HAUPT J, CASTRO R, NOWAK R, et al. Compressive sampling for signal classification [C]//*Proceedings of Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Pacific Grove, CA, 2006:1430-1434.
- [14] GEMMEKE J F, HAMME H V, CRANEN B, et al. Compressive sensing for missing data imputation in noise robust speech recognition [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2):272-287.
- [15] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(11):2861-2873.
- [16] WAN T, CANAGARAJAH N, ACHIM A. Compressive image fusion [C]//*The 15th IEEE International Conference on Image Processing*, San Diego, CA, 2008:1308-1311.
- [17] YIN H T. Sparse representation with learned multiscale dictionary for image fusion [J]. *Neurocomputing*, 2015, 148:600-610.
- [18] YANG C, QIN Z. Gradient-based compressive image fusion [J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2015, 16(3):227-237.
- [19] YANG B, YANG C, HUANG G Y. Efficient image fusion with approximate sparse representation [J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2016, 14(4):165-188.
- [20] LIU Y, CHEN X, WARD R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(12):1882-1886.
- [21] CANDES E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2):489-509.
- [22] CANDES E, TAO T. Near optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12):5406-5425.
- [23] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representations [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(11):4311-4322.
- [24] DING M, WEI L, WANG B F. Research on fusion method for infrared and visible images via compressive sensing [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2013, 57(2):56-67.

欢迎投稿 <http://www.dgykz.com>