

基于稀疏表示的遥感图像融合方法

尹 雯¹ 李元祥¹ 周则明² 刘世前¹

(¹ 上海交通大学航空航天学院, 上海 200240)
(² 解放军理工大学气象学院, 江苏 南京 211101)

摘要 为了提高融合后多光谱(MS)图像的质量,提出一种基于稀疏表示的遥感图像融合方法。建立 MS 图像与其亮度分量之间的线性回归模型;利用训练的高、低分辨率字典分别对全色图像和 MS 图像进行稀疏表示,并根据线性回归模型获得 MS 图像亮度分量稀疏表示系数;根据全色图像和亮度分量的稀疏表示系数提取细节成分,并在通用分量替换(GCOS)融合框架下注入到 MS 图像各波段的稀疏表示系数中;进行图像复原得到高空间分辨率的 MS 图像。由于稀疏表示可有效地刻画信号的内部结构与特征,融合后的 MS 图像能够在提高空间分辨率的同时,较好地保留原始 MS 信息。IKONOS MS 图像的融合结果表明,该方法在光谱保持和空间分辨率提高方面优于其他传统的遥感图像融合方法。

关键词 遥感;图像融合;稀疏表示;通用分量替换融合框架

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0428003

Remote Sensing Image Fusion Based on Sparse Representation

Yin Wen¹ Li Yuanxiang¹ Zhou Zeming² Liu Shiqian¹

(¹ School of Aeronautics and Astronautics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)
(² College of Meteorology, People's Liberation Army University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 211101, China)

Abstract In order to improve multi-spectral (MS) image fusion quality, a new pan-sharpening method based on sparse representation is proposed. A linear regression model between the MS image and its intensity component is established. The sparse coefficients of both panchromatic image and MS image are obtained by two dictionaries which are trained to have the same sparse representations for each high-resolution and low-resolution image patch pair. The coefficient of intensity can also be obtained via the linear regression model and the coefficients of MS bands. Then, the sparse coefficients are fused in the general component substitution (GCOS) fusion framework. The fused sparse coefficients are used to reconstruct a high-resolution MS image. As the inherent characteristics and structure of signals are by via sparse representation more efficiently, the proposed method can preserve spectral and spatial details of the source images well. Experimental results on IKONOS satellite images demonstrate the superiority of the proposed method in both spatial resolution improvement and spectral information preservation.

Key words remote sensing; image fusion; sparse representation; general component substitution framework

OCIS codes 100.2980; 350.2660

1 引 言

随着遥感技术的不断发展,由各种卫星传感器获取的不同空间分辨率、时间分辨率和光谱分辨率的遥感图像数据为人类对地观测提供了丰富而宝贵的资

源。然而对于光学系统的遥感图像,其空间分辨率和光谱分辨率之间是相互矛盾的,在一定信噪比的情况下,光谱分辨率的提高是以牺牲空间分辨率为代价的。全色图像空间分辨率高,具有丰富的空间细节信

收稿日期: 2012-09-05; **收到修改稿日期**: 2012-12-02

基金项目: 国家自然科学基金(41174164,61174196)资助课题。

作者简介: 尹 雯(1989—),女,硕士研究生,主要从事图像融合方面的研究。E-mail: yinwen@sjtu.edu.cn

导师简介: 李元祥(1968—),男,副教授,硕士生导师,主要从事图像处理和模式识别等方面的研究。

E-mail: yuanxli@sjtu.edu.cn

息,能够详尽地表达地物的细节特征,但光谱信息较少;多光谱(MS)图像光谱信息丰富,有利于地物识别,但成像分辨率低。越来越多的遥感应应用需要将二者的优点结合起来,生成具有较高空间分辨率的MS图像,以满足对图像更深层次应用的需要。遥感图像融合正是解决这一问题的有效途径。

目前的融合算法大致可分为两类:基于彩色空间分量替换的融合算法^[1,2]和基于 ARSIS 模型的融合算法^[3~6]。基于彩色空间分量替换的融合一般是在图像的像素灰度空间上进行融合,如亮度-色调-饱和度(IHS),主成份分析(PCA)等,该类算法有效地提高了融合图像的空间分辨率却同时引入了严重的光谱失真。基于注入结构改善空间分辨率(ARSIS)模型融合是通过推断 MS 图像缺失的高频成分提高其空间分辨率,如高通滤波器(HPF),波变换的图像融合(WTF)等,此类算法解决了分量替换融合算法光谱失真严重的问题,但融合后的 MS 图像中容易出现细节过度注入或抵消等现象。

近年来,随着过完备稀疏分解的信号表示理论得到广泛关注,稀疏表示作为一种有效的信号处理工具被应用于图像融合的研究中。Hu 等^[7]提出基于稀疏表示和 IHS 变换的遥感图像融合算法,该算法只适用于 MS 图像三个波段的融合,且在空间分辨率方面与传统算法相比存在一定的不足。Li 等^[8]提出建立高分辨率 MS 图像至低分辨率 MS 图像和全色图像的图像退化模型,根据退化模型在稀疏域逼近高分辨率 MS 图像稀疏表示的最优解,该算法取得了较好的融合结果,但融合模型略为复杂。为了克服现有算法的缺点,本文根据 Dou 等^[9]提出的通用分量替换(GCOS)融合框架,将其与稀疏表示有效的结合起来,应用于遥感图像的融合。并针对全色图像与 MS 图像分辨率不同的特点,分别设计字典,以进一步提高融合图像的空间分辨率。实验结果表明本文算法能够有效保留 MS 和全色图像中的光谱和空间特征,引起较小的光谱畸变。

2 信号过完备稀疏表示理论

图像的过完备稀疏表示^[10]是一个快速发展的领域,能够有效地刻画信号内在结构与特征,在图像去噪、去模糊、复原等领域取得了非常好的应用。其基本思想是用过完备字典取代传统信号表示中的正交基。由于过完备字典的冗余性,信号的稀疏表示模型可以将信号表示为过完备字典中少数原子的线性组合,通过少数的原子反映揭示信号的主要特征

和内在结构,其中原子数目最少的表示(即最稀疏的表示)称为稀疏表示。稀疏表示的数学模型为

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad s. t. \quad \|x - D\alpha\|_2 \leq \epsilon, \quad (1)$$

式中 $x \in R^n$ 为原始信号, $D \in R^{n \times m}$ ($n < m$) 为过完备字典, α 为稀疏表示系数, ϵ 表示误差容限且 $\epsilon \geq 0$, $\|\cdot\|_0$ 为 l_0 范数,表示向量中非零元素的个数。

然而,当字典 D 冗余时,(1)式的求解转化为一个非确定性多项式困难(NP-hard)^[11]问题,许多学者已经提出有效的稀疏分解方法。目前重构算法主要有两类:1)基跟踪算法(BP)^[10],它是把 l_0 范数最小化转化为 l_1 范数最小化;2)贪婪算法^[12,13],通过求解局部最优解的贪婪算法来取代原始的 l_0 优化问题,在每次迭代过程中选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号。这类算法包括匹配追踪算法(MP)、正交匹配追踪算法(OMP)及其改进算法。其中 OMP 算法以其简单性和有效性得到广泛应用。本文采用 OMP 算法进行稀疏分解,OMP 算法的基本思想是在每次迭代过程中,选择与当前残留量最相关的原子对信号进行表示,并重新计算残留量,循环上述过程,直至条件满足迭代停止。

3 通用分量替换融合框架

分量替换型融合方法是遥感图像中一类重要融合方法,主要包括 IHS、PCA、Gram-Schmidt 变换等方法,其基本思想是通过空间变换模拟出一个低空间分辨率全色图像,然后用高空间分辨率全色图像进行替换,以此注入空间细节信息,通过反变换完成融合。分量替换过程中需要进行两次变换矩阵的计算,导致其计算量增加,Dou 等^[9]通过对基于线性正交变换的分量替换融合方法的数学推导,建立了 GCOS 模型。GCOS 的数学模型为

$$M_{MS,i}^h = M_{MS,i}^l + \omega_i \delta, \quad (2)$$

式中 h 表示高分辨率, l 表示低分辨率, $\delta = M_p^l - I$ 表示全色图像注入 MS 图像的细节成分, ω_i 表示对应第 i 波段的权重系数。而其中亮度成分 I , Aizai 等^[14]提出采用自适应权值系数进行亮度定义:

$$I = \sum_{b=1}^B g_b M_{MS,b} + \beta_{bias}, \quad (3)$$

式中 B 为波段数, $M_{MS,b}$ 表示原始 MS 图像的第 b 波段图像,权值系数 g_b 和偏置常数 β_{bias} 通过最小二值法求解下面的线性回归问题得到:

$$M_p^l = \sum_{b=1}^B g_b M_{MS,b} + \beta_{bias}, \quad (4)$$

式中 M_p^l 为降质退化的全色图像。

GCOS 融合框架表明,基于线性变换的分量替换法,融合结果由两部分信息叠加构成,一部分是原始的低分辨率 MS 信息,另一部分是经过调制的空间细节信息^[15]。换言之,GCOS 将线性变换的分量替换法分解为两个问题:空间细节信息和空间细节调制参数的提取,这为此类图像融合方法的分析和设计提供了很大便利。

4 基于稀疏表示的遥感图像融合算法

传统分量替换算法可以较好地保留全色图像的空间细节,但往往会造成较大的光谱畸变。基于稀疏表示的遥感图像融合算法在稀疏域利用 GCOS 融合框架进行融合,并通过构建高、低分辨率字典,以进一步提高融合后图像的空间分辨率,减少低分辨率 MS 图像重采样所引入的噪声。由于稀疏表示可以有效地刻画信号的内部结构与特征,该算法可以在较好地保持空间分辨率细节的同时避免 MS 信息的损失。

4.1 基于稀疏表示的遥感图像融合算法

基于稀疏表示的遥感图像融合算法的基本思想是建立 MS 图像各波段与其亮度分量的线性回归模型;计算全色图像与 MS 图像各波段的稀疏表示系数,进而利用线性回归模型求解 MS 图像对应亮度分量的稀疏表示系数;利用亮度分量稀疏表示系数对全色图像稀疏表示系数进行部分成分替换并提取细节成分;对 MS 图像各波段的稀疏表示系数进行细节成分注入后进行图像复原即可得到高分辨率 MS 图像。具体步骤如下:

1) 构建 MS 图像与亮度分量线性回归模型

利用 Aizaai 等^[14]提出的自适应权值系数进行亮度定义。对全色图像进行向下重采样,得到空间

分辨率与 MS 图像相同的全色图像,通过最小二乘法求解(3)式,得到权值系数 g_b 和偏置常数 β_{bias} ;利用所得线性关系模拟低分辨率 MS 图像亮度分量 I ,并将全色图像与 I 图像进行直方图匹配,得到图像 M'_p ,使其与 I 具有相近的均值与方差。

2) 稀疏表示过程

输入原始全色图像与 MS 图像,对 MS 图像进行重采样至与全色图像相同大小,表示为 M'_{MS} 。用大小为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的窗口从左至右,从上至下遍历 MS 图像的各波段及全色图像,并将每个图像块转换为长度为 n 的列向量,表示为 $\{x^{M'_{MS,b}}\}_{i=1}^N, \{x^{M'_p}\}_{i=1}^N$,其中 N 为单幅图像中图像块的数目, $M'_{MS,b}$ 表示 MS 图像 M'_{MS} 的第 b 个波段。

对于 $\{x^{M'_{MS,b}}\}_{i=1}^N, \{x^{M'_p}\}_{i=1}^N$ 分别利用字典 D_l, D_h 及 OMP 算法进行稀疏表示系数的求解,即可获得相应 MS 各波段与全色图像稀疏表示系数 $\alpha^{M'_{MS,b}}, \alpha^{M'_p}$:

$$\alpha^{M'_{MS,b}} = \arg \min_{\alpha^{M'_{MS,b}}} \|\alpha^{M'_{MS,b}}\|_0 \quad s. t.$$

$$\|x^{M'_{MS,b}} - D_l \alpha^{M'_{MS,b}}\|_2 \leq \epsilon, \quad (5)$$

$$\alpha^{M'_p} = \arg \min_{\alpha^{M'_p}} \|\alpha^{M'_p}\|_0 \quad s. t. \quad \|x^{M'_p} - D_h \alpha^{M'_p}\|_2 \leq \epsilon, \quad (6)$$

由于稀疏表示系数与字典中原子具有对应关系,稀疏表示系数值的大小反应了对应原子显著性的程度,因此低分辨率亮度图像的稀疏表示系数为

$$\alpha_{I_0} = \sum_{b=1}^B g_b \alpha^{M'_{MS,b}} + \beta_{bias}. \quad (7)$$

3) 细节信息注入

为了在提取全色图像的细节成分的同时减少光谱畸变,对全色图像的稀疏表示系数进行了部分成分替换。采用绝对值最大融合规则对全色图像的稀疏表示系数进行部分成分替换,获得高分辨率亮度

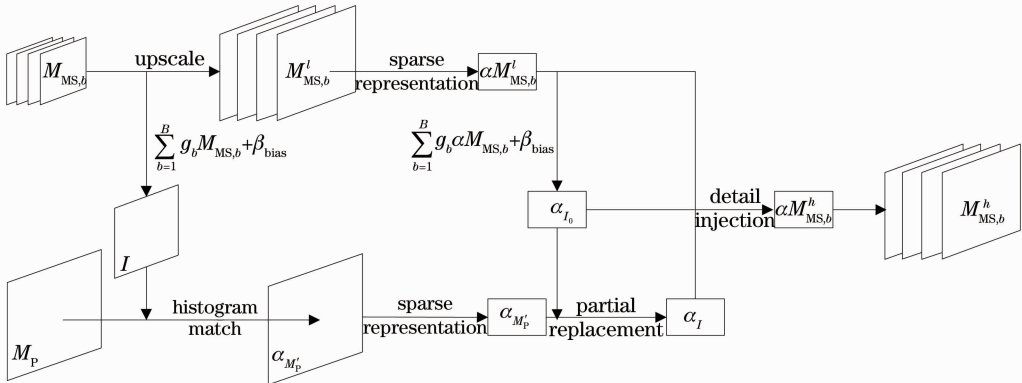


图 1 基于稀疏表示的遥感图像融合算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed fusion algorithm based on sparse representation

分量的稀疏表示系数:

$$\alpha_I(i) = \begin{cases} \alpha_{M_p}(i) & |\alpha_{M_p}(i)| > |\alpha_{I_0}(i)| \\ \alpha_{I_0}(i) & \text{other} \end{cases}, \quad (8)$$

式中 α_I 表示高分辨率亮度分量对应的稀疏表示系数, i 表示稀疏表示系数中的第 i 个元素。

由此根据成分替换融合框架, 可以获得高分辨率 MS 图像对应的稀疏表示系数为

$$\alpha_{M_{MS,b}}^h = \alpha_{M_{MS,b}}^l + \omega_b(\alpha_I - \alpha_{I_0}), \quad (9)$$

式中 ω_b 表示对应第 b 波段的权重系数, 定义为

$$\omega_b = \frac{\text{cov}(I, M_{MS,b})^{[14]}}{\text{var}(I)}, \quad I \text{ 为步骤 1) 中提取的亮度分量, } M_{MS,b} \text{ 为原始低空间分辨率 MS 图像的第 } b \text{ 个波段。}$$

4) 图像重构, 根据 $x = D_h \alpha$ 即可从所得的稀疏表示系数中重构出高分辨率 MS 图像。

图 1 为基于稀疏表示的遥感图像融合算法流程图。

4.2 基于图像特征的字典对训练

在信号与图像的稀疏表示中, 字典的过完备性决定了稀疏分解过程的计算复杂度及稀疏表示结果的稀疏性, 因此过完备字典的构造在稀疏表示中是非常重要的。字典构造就是寻找稀疏表示下最优基的构造, 不仅需要满足稀疏表示唯一性条件的约束, 同时也要使信号获得更稀疏精确的表示。

针对全色图像与 MS 图像的空间分辨率不同的特征, 采用 Yang 等^[16] 提出的构建基于图像特征字典

典对应的方法训练所需字典。

选择一组细节信息丰富的高分辨率自然图像, 并模拟图像退化过程获得相应低分辨率图像。同时, 为了减小高低分辨率样本中像元数目差别在字典训练过程中造成的不便, 对低分辨率图像进行向上重采样使其与高分辨率图像大小相同。在低分辨率图像的一阶、二阶导数图像上以块的方式随机提取低分辨率样本, 在高分辨率图像减去其均值后的相应位置处提取高分辨率样本。

假设上述提取的高、低分辨率样本分别表示为 X_h 和 X_l , 则对应的高、低分辨率字典可以通过下列目标方程得到:

$$\{D_h, D_l, \alpha\} = \arg \min_{D_h, D_l, \alpha} \{ \|X_h - D_h \alpha\|_2^2 + \|X_l - D_l \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \}, \quad (10)$$

最终目标函数可表达如下:

$$\{D, \alpha\} = \arg \min_{D, \alpha} \{ \|X - D \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \}, \quad (11)$$

式中 $X = [X_h; X_l]$, $D = [D_h; D_l]$ 。

5 实验结果与分析

全色图像与 MS 图像融合的目的为在增强 MS 图像空间细节的前提下, 尽可能地保持 MS 图像的 MS 信息。针对其融合目的, 分别从目视效果与定量分析两方面对融合结果进行评价。

5.1 评价指标

1) 相关系数(CC)反应融合图像与原始 MS 图像之间的相关程度, 定义如下:

$$R_{CC_b} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \{ [F_b(m, n) - \bar{F}_b] [X_b(m, n) - \bar{X}_b] \}}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [F_b(m, n) - \bar{F}_b]^2 \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [X_b(m, n) - \bar{X}_b]^2}}, \quad (12)$$

式中 F 、 X 分别表示融合结果与原始 MS 图像, 且图像大小为 $M \times N$ 。 R_{CC_b} 为融合图像与原始 MS 图像在 b 波段的光谱相关系数, \bar{F}_b 和 \bar{X}_b 分别为融合图像和原始 MS 图像在 b 波段的像素平均值。相关系数值越大说明融合图像与原始图像在 b 波段的相关程度越高, 光谱信息保持的越好。

2) 空间相关系数(SCC)^[17] 反映融合结果各波段空间细节信息与全色图像空间细节信息之间的相关程度, 定义如下:

$$R_{SCC_b} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \{ [F'_b(m, n) - \bar{F}'_b] [P(m, n) - \bar{P}] \}}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [F'_b(m, n) - \bar{F}'_b]^2 \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [P(m, n) - \bar{P}]^2}}, \quad (13)$$

式中 P 表示通过中心值为 8, 周围值均为 -1 的 3×3 大小拉普拉斯滤波器滤波的全色图像, 融合后的 MS 图像各波段也通过该高斯滤波器处理后表示为 F'_b 。 R_{SCC_b} 为融合图像的 b 波段与全色图像经拉普拉斯滤波后的相关系数, 反映融合后 MS 图像空间质量提高的程度。

3) 空间映射角度(SAM)^[18] 定义式如下:

$$\theta_{\text{SAM}} = \arccos\left(\frac{\langle v, \hat{v} \rangle}{\|v\|_2 \|\hat{v}\|_2}\right), \quad (14)$$

式中 v, \hat{v} 分别为融合图像和原始 MS 图像对应像元上各波段的像素值构成的向量。 θ_{SAM} 是两图像矢量间的夹角, 夹角越小, 两图像接近程度越高, 融合图像的光谱变化幅度也越小。

4) 均方根误差(RMSE)定义式如下:

$$\epsilon_{\text{MSE}} = \frac{1}{MN} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F_b(x_i, y_j) - X_b(x_i, y_j)]^2}, \quad (15)$$

ϵ_{MSE} 用于衡量融合图像与标准图像之间光谱的差异程度, ϵ_{MSE} 值越小说明光谱保持越好。

5) 相对整体维数综合误差(ERGAS)^[19], 表示融合图像的光谱扭曲程度, 其值越小, 光谱失真越小。定义式如下:

$$\epsilon_{\text{ERGAS}} = 100 \frac{d_h}{d_l} \sqrt{\frac{1}{B} \sum_b \left[\frac{\epsilon_{\text{rmse}}(F_b - X_b)}{\mu_b} \right]^2}, \quad (16)$$



(a) panchromatic image at 4 m resolution



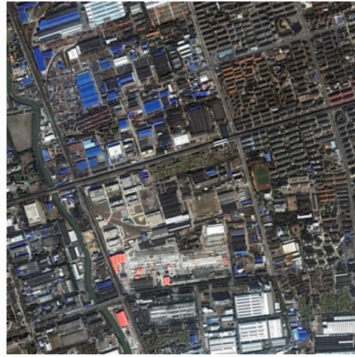
(b) multi-spectral image at 16 m resolution



(c) reference image at 4 m resolution



(d) GIHS



(e) GSA



(f) WTF



(g) NSW



(h) AWLP



(i) proposed method

图 2 IKONOS 实验图像 1 及不同算法得出的融合结果

Fig. 2 Source IKONOS image 1 and the fused results using different algorithms

式中 d_h 为全色图像空间分辨率, d_l 为降质 MS 图像的空间分辨率, μ_b 为第 b 波段的灰度平均值, $\epsilon_{\text{RMSE}}(F_b - X_b)$ 则是第 b 波段的融合结果图像相对于参考图像像元值的均方根误差。

6) 通用图像质量评价指标 (UIQI)^[19], 用于比较融合前后相同波段间的差异, 定义如下:

$$U(X, Y) = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \frac{2\mu_X \mu_Y}{\mu_X^2 + \mu_Y^2} \frac{2\sigma_X \sigma_Y}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2}, \quad (17)$$

式中 σ_{XY} 为 X 和 Y 的协方差, μ_X, μ_Y 为 X 和 Y 的均值。

5.2 实验结果

采用上海市 IKONOS 图像的子集进行试验。IKONOS 全色图像空间分辨率为 1 m, MS 图像的空间分辨率为 4 m, 包含红绿蓝和近红外 4 个波段,

全色图像大小为 2048 pixel × 2048 pixel。

为获得对实验结果更为准确的评价, 将全色图像退化至与 MS 图像相同的空间分辨率, 并等比降低 MS 图像的空间分辨率, 则原始的 MS 图像可作为退化数据融合结果的参考图像。根据 IKONOS 全色与 MS 图像的空间分辨率比例, 对原始的全色数据和 MS 数据进行向下 4 倍重采样, 获得空间分辨率分别为 4 m 和 16 m 的全色图像和 MS 图像。

选择图 2(a)、(b) 和图 3(a)、(b) 所示数据为实验图像, 经处理后, 全色图像分辨率为 4 m, 图像大小为 512 pixel × 512 pixel, 所选择的数据空间细节信息丰富, 纹理类型多样, 包括道路、建筑、植被及水体, 适合目视比较与定量分析。为验证本文算法有效性, 对实

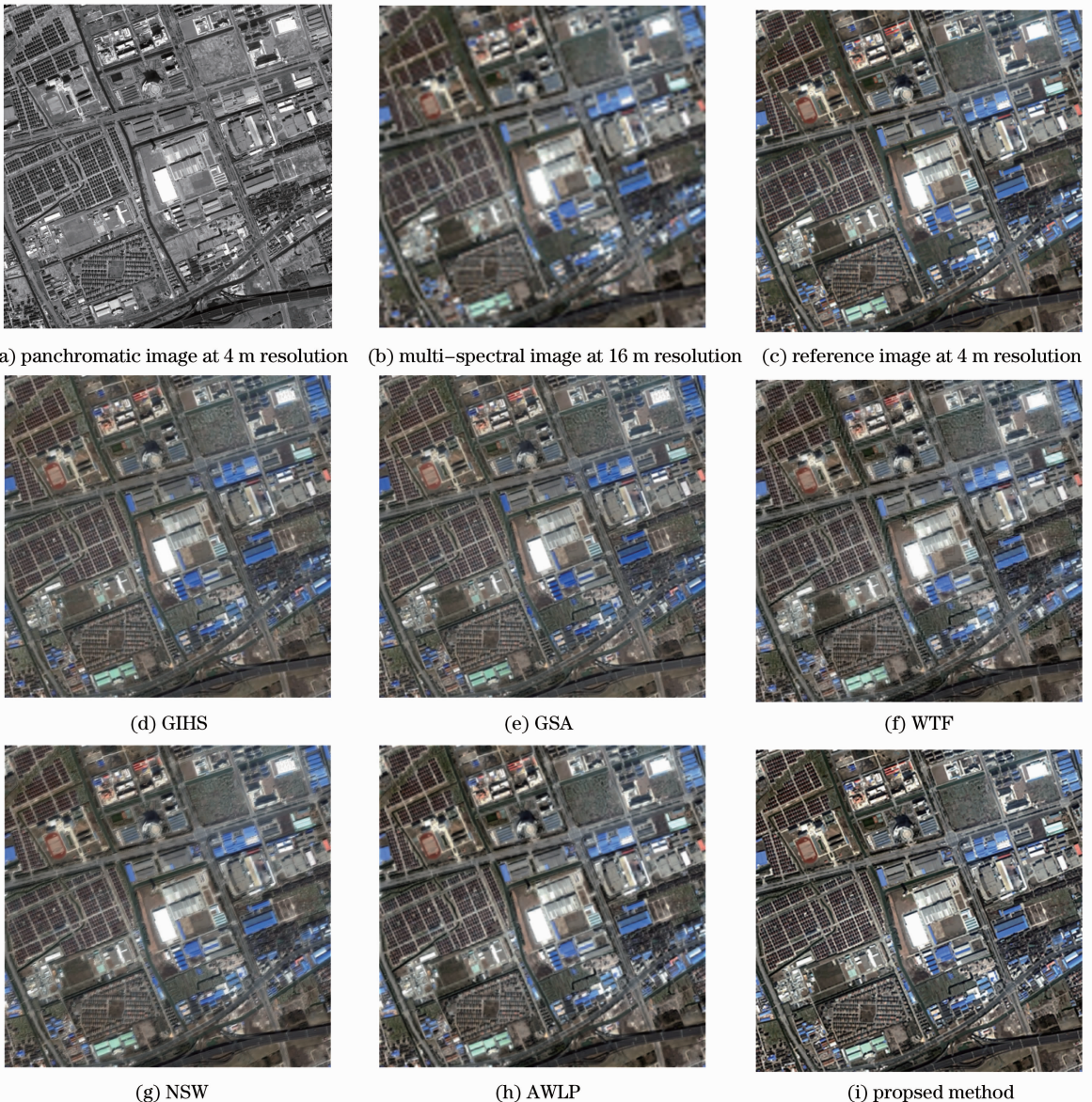


图 3 IKONOS 实验图像 2 不同算法得出的及融合结果

Fig. 3 Source IKONOS image 2 and the fused results using different algorithms

验数据分别用广义 IHS(GIHS)^[14]、自适应 Gram-Schmidt(GSA)光谱锐化法^[14]、WTF^[4]、非下采样三通道不可分对称小波融合算法(NSW)^[20]、基于加性

小波的亮度成分等比例注入法(AWLP)^[21]及基于稀疏表示的遥感图像融合算法进行融合,从视觉效果和定量两方面分析融合结果。

表 1 IKONOS 实验数据 1 的融合结果客观评价指标

Table 1 Objective evaluation index of the fusion results on IKONOS experimental data 1

		GIHS	GSA	WTF	NSW	AWLP	Proposed
CC	Red	0.9566	0.9458	0.9587	0.9591	0.9601	0.9738
	Green	0.9583	0.9429	0.9594	0.9597	0.9634	0.9736
	Blue	0.9508	0.9336	0.9484	0.9532	0.9620	0.9674
	Near infrared	0.9381	0.9413	0.9506	0.9505	0.9467	0.9659
SCC	Red	0.9860	0.9880	0.9579	0.9586	0.9711	0.9892
	Green	0.9879	0.9905	0.9537	0.9595	0.9733	0.9913
	Blue	0.9873	0.9886	0.9344	0.9585	0.9659	0.9897
	Near infrared	0.9835	0.9836	0.9599	0.9557	0.9595	0.9851
RMSE	Red	21.725	22.327	18.834	18.157	18.469	14.974
	Green	21.185	22.629	18.296	18.092	17.399	14.849
	Blue	22.214	24.327	20.542	19.498	17.726	16.477
	Near infrared	21.846	21.665	19.017	18.366	19.510	15.658
UIQI	Red	0.8326	0.8463	0.8445	0.8465	0.8496	0.9199
	Green	0.8370	0.8420	0.8450	0.8452	0.8559	0.9167
	Blue	0.7910	0.7873	0.7849	0.7899	0.8264	0.8764
	Near infrared	0.8554	0.8631	0.8658	0.8626	0.8710	0.9299
SAM		0.1522	0.1543	0.1639	0.1458	0.1426	0.1061
ERGAS		6.1421	6.5559	5.4646	5.2308	5.0633	4.3574

表 2 IKONOS 实验数据 2 融合结果客观评价指标

Table 1 Objective evaluation index of the fusion results on IKONOS experimental data 2

		GIHS	GSA	WTF	NSW	AWLP	Proposed
CC	Red	0.9360	0.9366	0.9483	0.9495	0.9503	0.9674
	Green	0.9415	0.9393	0.9487	0.9496	0.9543	0.9679
	Blue	0.9367	0.9358	0.9428	0.9433	0.9549	0.9591
	Near infrared	0.9205	0.9293	0.9355	0.9437	0.9402	0.9632
SCC	Red	0.9789	0.9834	0.9519	0.9542	0.9847	0.9869
	Green	0.9797	0.9852	0.9525	0.9526	0.9896	0.9902
	Blue	0.9787	0.9839	0.9412	0.9516	0.9835	0.9846
	Near infrared	20.510	20.017	17.004	16.878	16.241	13.683
RMSE	Red	21.227	20.293	18.007	17.725	17.139	13.919
	Green	20.510	20.017	17.004	16.878	16.241	13.683
	Blue	21.448	21.299	19.385	19.138	16.594	15.837
	Near infrared	22.432	21.773	19.930	19.030	19.304	15.263
UIQI	Red	0.7728	0.7953	0.7962	0.7977	0.8070	0.8893
	Green	0.7774	0.7966	0.7898	0.7951	0.8110	0.8843
	Blue	0.7233	0.7392	0.7277	0.7464	0.7744	0.8253
	Near infrared	0.8236	0.8388	0.8579	0.8530	0.8513	0.9252
SAM		0.1227	0.1222	0.1354	0.1175	0.1107	0.0787
ERGAS		5.3746	5.2540	4.8065	4.7672	4.2468	3.7054

图 2 为对 IKONOS 实验数据 1 的融合结果,从图 2 中可以看出,不同算法的融合结果在整体色度与饱和度方面与参考图像都较为接近,GIHS、GSA

方法整体亮度偏暗,WTF、AWLP 及 NSW 较好的保持了光谱信息,但部分细节信息较为模糊,基于稀疏表示的遥感图像融合算法的融合结果在视觉上清

晰明亮,色彩丰富。图3为IKONOS实验数据2的融合结果,从视觉效果方面可得到与图2相似结论。

表1、表2中为图2、图3对应的客观评价指标。从表1中可以看出基于稀疏表示的遥感图像融合算法在CC、SCC、RMSE、ERGAS、UIQI及SAM6个指标上较其他融合方法均有更好的表现,整体而言,该算法的客观评价指标优于其他算法。表2中该算法的客观评价指标也基本优于其他算法,进一步证明该算法在合理注入空间细节信息的同时较好的保持了光谱信息。

对融合结果的视觉效果及定量分析表明基于稀疏表示的遥感图像融合算法优于GIHS等经典融合算法,并且在空间信息和光谱信息保持上均可达到较为满意的效果。

6 结 论

根据同一场景不同空间分辨率遥感图像的特点,提出基于稀疏表示的遥感图像融合算法。该算法利用高、低分辨率字典,分别对MS图像与全色图像进行稀疏表示,采用最大融合规则在稀疏域对全色图像的稀疏表示系数进行部分替换,然后对MS图像的稀疏表示系数进行细节成分注入,最后进行图像重构,从而获得融合图像。对真实遥感数据实验结果的主观评价和客观定量分析表明了本文方法与传统方法相比,能够在充分保留全色图像丰富空间特征的同时,引起较少的光谱畸变,从而得到高质量的融合图像。

参 考 文 献

- 1 M. Choi. A new intensity-hue-saturation fusion approach to image fusion with a tradeoff parameter [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**(6): 1672~1682
- 2 P. S. Chavez, S. C. Sides, J. A. Anderson. Comparison of three different methods to merge multi-resolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1991, **57**(3): 295~303
- 3 Zhang Qiang, Guo Baolong. Fusion of multispectral and panchromatic image based on the physical characteristics of imaging system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(2): 243~248
张强,郭宝龙.基于成像系统物理特性的多光谱图像与全色波段图像融合[J].*光学学报*, 2007, **27**(2): 243~248
- 4 D. A. Yocky. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform [J]. *J. Opt. Soc. Am.*, 1995, **12**(9): 1834~1841
- 5 Zhao Chunhui, Liu Chunhong, Wang Kecheng. Research on fusion of hyperspectral remote sensing images based on second generation wavelet [J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(7): 891~896
赵春晖,刘春红,王克成.基于第二代小波的超谱遥感图像融合算法研究[J].*光学学报*, 2005, **25**(7): 891~896
- 6 Yang Lixin, Yang Jiankun, Jia Hui *et al.*. Remote sensing

- images fusion algorithm based on the monsubsampled Contourlet transform [J]. *Chinese J. Lasers*, 2012, **39**(s1): s109005
杨立新,杨建坤,贾辉等.一种基于非采样Contourlet变换的遥感图像融合算法[J].*中国激光*, 2012, **39**(s1): s109005
- 7 J. Hu, S. Li, B. Yang. Remote sensing image fusion based on HIS transform and sparse representation [C]. CCPR, 2010, 5659224. 1~4
- 8 S. Li, B. Yang. A new pan-sharpening method using a compressed sensing technique [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(2): 738~746
- 9 W. Dou, Y. Chen, X. Li *et al.*. A general framework for component substitution image fusion: an implementation using the fast image fusion method source [J]. *Computers and Geosciences*, 2007, **33**(2): 219~228
- 10 S. Chen, D. Donoho, M. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. *SIAM J. Sci. Comput.*, 1999, **20**(1): 33~61
- 11 G. Davis, S. Mallat, M. Avellaneda. Adaptive greedy approximation [J]. *Constructive Approximation*, 1997, **13**(1): 57~98
- 12 Gao Rui, Zhao Ruizhen, Hu Shaohai. Variable step size adaptive matching pursuit algorithm for image reconstruction based on compressive sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(6): 1639~1644
高睿,赵瑞珍,胡绍海.基于压缩感知的变步长自适应匹配追踪重建算法[J].*光学学报*, 2010, **30**(6): 1639~1644
- 13 Y. C. Pati, R. Rezaifar, P. S. Krishnaprasad. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]. Proceedings of the 27th Annual Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, 1993, 1:40~44
- 14 B. Aiazzi, S. Baronti, M. Selva. Improving component substitution pansharpening through multivariate regression of MS+Pan data [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2007, **45**(10): 3230~3239
- 15 Dou Wen, Sun Hongquan, Chen Yunhao. Comparison among remotely sensed image fusion methods based on spectral response function [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, **31**(3): 746~752
窦闻,孙洪泉,陈云浩.基于光谱响应函数的遥感图像融合对比研究[J].*光谱学与光谱分析*, 2011, **31**(3): 746~752
- 16 J. Yang, J. Wright, T. Huang *et al.*. Image super-resolution via sparse representation [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2010, **19**(11): 2861~2873
- 17 M. J. Choi, R. Y. Kim, M. R. Nam *et al.*. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using the curvelet transform [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, **2**(1): 136~140
- 18 M. M. Khan, L. Alparone, J. Chanussot. Pansharpening quality assessment using the modulation transfer functions of instruments [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2009, **47**(11): 3880~3891
- 19 L. Alparone, S. Baronti, A. Garzelli *et al.*. A global quality measurement of pan-sharpened multispectral imagery [J]. *IEEE Geoscience Remote Sensing Letters*, 2004, **1**(4): 313~317
- 20 Liu Bin, Peng Jiaxiong. Multi-spectral image fusion method based on nonsubsampled three channels nonseparable symmetrical wavelets [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(5): 1094~1099
刘斌,彭嘉雄.基于非下采样三通道不可分对称小波的多光谱图像融合[J].*电子学报*, 2011, **39**(5): 1094~1099
- 21 O. Xavier, G. A. Maria, F. Octavi. Introduction of sensor spectral response into image fusion methods: application to wavelet-based methods [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(10): 2376~2384