

doi:10.3788/gzxb20184702.0210002

基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 的遥感图像融合

武晓焱¹, 柴晶¹, 刘帆², 陈泽华²

(1 太原理工大学 信息工程学院, 太原 030024)

(2 太原理工大学 大数据学院, 太原 030024)

摘要:为了最大限度地保留多光谱图像的光谱特性和全色图像的空间细节,提出基于最小 Hausdorff 距离和非下采样剪切波变换(NSST)的遥感图像融合方法.首先,将原多光谱图像进行主成分分析(PCA)获得其第一主分量,选择 NSST 对第一主分量和全色图像分别进行分解,得到相应的低频子带系数和高频子带系数.其次,对低频子带系数采用基于稀疏表示的融合策略,稀疏系数与区域空间频率相结合,根据区域空间频率选择权值,对稀疏系数进行加权;对于高频子带系数充分考虑其邻域系数相关性,提出采用最小 Hausdorff 距离表征相应区域相关性,根据相关性不同采用不同的融合策略.最后,对融合系数进行 NSST 逆变换得到融合后的第一主分量,再将新的第一主分量与其他高阶主分量进行 PCA 逆变换得到融合图像.选择三组 QuickBird 卫星图像和一组 SPOT 卫星图像进行测试,与传统的融合策略算法相比,本文方法获得的融合结果客观评价指标更优,且主观视觉效果更好.

关键词:遥感图像融合;最小 Hausdorff 距离;非下采样剪切波变换;主成分分析;稀疏表示

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2018)02-0210002-12

Remote Sensing Image Fusion Based on Minimum Hausdorff Distance and Non-sampled Shearlet Transform

WU Xiao-yan¹, CHAI Jing¹, LIU Fan², CHEN Ze-hua²

(1 College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

(2 College of Data Science, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In order to preserve both spectral and spatial information simultaneously in fused image, we introduce the minimum Hausdorff distance and Non-Sampled Shearlet Transform (NSST) to construct a new method for remote sensing image fusion. Firstly, Principal Component Analysis (PCA) transform is applied in the original multispectral image to obtain the first principal component, this component and the panchromatic image are decomposed by NSST respectively to obtain the corresponding low frequency subband coefficients and high frequency subband coefficients. Then, the low frequency subband coefficients are fused by sparse representation, the sparse coefficients of sparse representation are fused with the region space frequency; for the high frequency subband coefficients, the regional structure similarity is utilized, using the minimum Hausdorff distance to represent the correlation of regions and different fusion strategies are adopted according to the correlation. Finally, the fused coefficients are transformed by inverse NSST to obtain the new principal component, the new component and other higher order principal components are transformed by inverse PCA transform to obtain the fused image. In this paper, three QuickBird satellite images and one SPOT satellite image are selected for testing, the results show that compared with the traditional fusion strategy algorithms, the fusion results obtained by proposed method have better objective evaluation index and subjective visual effect.

基金项目:国家自然科学基金(Nos. 61703299, 61402319, 61403273)和山西省自然科学基金(No. 201601D202044)资助

第一作者:武晓焱(1992-),女,硕士研究生,主要研究方向为遥感图像处理,机器学习. Email: xiaoyanrani@163.com

导师:柴晶(1983-),男,讲师,博士,主要研究方向为机器学习、数据挖掘. Email: chj313@163.com

通讯作者:刘帆(1982-),女,讲师,博士,主要研究方向为遥感图像处理,机器学习. Email: liufan@tyut.edu.cn

收稿日期:2017-09-04; **录用日期:**2017-11-03

<http://www.photon.ac.cn>

Key words: Remote sensing image fusion; Minimum Hausdorff distance; Non-subsampled Shearlet transform; Principal component analysis; Sparse representation

OCIS Codes: 100.2000; 110.4234; 100.7410; 350.2660; 280.0280

0 引言

图像融合是一种综合来自两个或两个以上传感器捕获的关于同一地区图像数据的技术.融合多源图像信息不仅可以克服单一传感器的局限性和差异性,还可以使融合图像保留更加丰富的光谱信息和空间细节,从而使其对该地区的描述更加精准全面.小波变换^[1]有很好的时频局部性能,可以使图像很好地表征在频率域中,但是它不具备平移不变性和多方向性,因此近年来 Contourlet 变换^[2]、Shearlet 变换^[3]等具有平移不变性和多尺度多方向的分解方法已经成为研究的热点.Luo 等^[4]将剪切波变换应用在遥感图像融合中,比其他基于多尺度分解的图像融合方法捕获更多的图像空间细节;Chen 等^[5]提出利用剪切波变换进行医学图像的融合,取得了较好的融合结果.非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)是 Labate 等^[6]通过合成仿射系统理论把多分辨率分析和几何分析结合所提出的,由拥有多方向紧支撑框架的合成小波构成,在剪切矩阵操作过程中没有剪切方向数目和支撑大小的约束,具有很好的各向异性和方向敏感性^[7],能够非常精准地捕获图像中的空间细节信息,同时 NSST 具有平移不变性,可避免在融合结果中出现伪 Gibbs 效应.

近年来,Hausdorff 距离^[8]逐渐被引入到图像处理过程中.徐旭等^[9]提出将 Hausdorff 距离应用于合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像的自动配准方法中,将图像中的道路或河流边缘特征点进行提取,再以 Hausdorff 距离为相似性测度对提取的特征点集进行匹配;李伟峰等^[10]提出一种改进的 Hausdorff 距离及相应的图像匹配算法,利用 Hausdorff 距离作为适应度函数寻求图像间的几何变换参数,实现多尺度遥感图像的配准;文献[11]针对 Hausdorff 距离在相似性度量中的缺陷,提出了结合最小 Hausdorff 距离的混合多示例分类器,并将其应用于图像标注与分类.最小 Hausdorff 距离用于表征图像相似性时,不需要在图像矩阵的像素点间建立对应关系,而且其相似性结果受异常点的影响较小.本文结合最小 Hausdorff 距离与 NSST 变换的优点,提出基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 的遥感图像融合算法,取得了较好的融合效果.

1 非下采样剪切波变换

剪切波变换与小波变换类似,数学结构简单,其基函数组可以通过函数的伸缩、平移、旋转产生.NSST 是结合小波理论与非下采样实现的方法,在二维情况下,合成膨胀仿射系统的表达式为

$$\Psi_{AB}(\psi) = \{\psi_{x,y,z}(t) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} \psi(\mathbf{B}^t \mathbf{A}^j x - k); j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (1)$$

式中, $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$, L 表示可积空间, \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 是二阶可逆矩阵.当 $\Psi_{AB}(\psi)$ 中的元素满足紧支撑框架时,称为合成小波,矩阵 \mathbf{A} 的取值决定尺度变换,矩阵 \mathbf{B} 的取值决定几何变换.

Labate 等^[6]提出的剪切波变换系统实现了多分辨率多方向性的合成小波变换,如式(2)所示.

$$\Psi_{a,s,t}(x) = a^{-3/4} \psi[\mathbf{A}_a^{-1} \mathbf{S}_a^{-1}(x-t)] \quad (2)$$

式中, $\mathbf{A}_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$, $\mathbf{S}_a = \begin{bmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, ψ 需满足 $\hat{\psi}(\epsilon) = \hat{\psi}(\epsilon_1, \epsilon_2) = \hat{\psi}_1(\epsilon_1) \hat{\psi}_2(\epsilon_2/\epsilon_1)$, 其中 $\hat{\psi}$ 为 ψ 的傅里叶变换, ψ_1 为连续小波, $\hat{\psi}_1 \in C^\infty(\mathbb{R})$, ψ_1 支撑域为 $[-2, -1/2] \cup [1/2, 2]$; $\hat{\psi}_2 \in C^\infty(\mathbb{R})$, ψ_2 支撑域为 $[-1, 1]$; a, s, t 为 3 个变量, a 表示图像尺度大小, s 为剪切方向参数, t 表示平移量.通过改变这 3 个参数,可以描述不同方向、位置、尺度上的图像细节信息.

NSST 是非下采样剪切波变换,主要由非下采样的多尺度分解和方向局部化两部分构成^[12],图 1 是非下采样剪切波二层分解示意图.在多尺度分解过程中采用了非下采样金字塔分解(Non-Sampled Pyramid, NSP),利用二通道非下采样滤波器组使 NSST 具备了多尺度性,原图像经过一级 NSP 分解可产生一个低通子带图像和一个带通子带图像,以后每一级 NSP 分解都在低通分量上迭代进行,因此原图像在经过 k 级 NSP 多尺度分解后会得到大小与原图像相同的 $k+1$ 个子带图像,其中包括一个低频图像和 k 个大小与原

图像相同,但尺度不同的高频图像.在方向局部化过程中采用了剪切滤波器,从伪极化坐标映射到笛卡尔坐标,应用 Meyer 小波构造窗口函数,得到剪切波滤波器,将分解后的高频子带图像与 Meyer 窗口函数进行二维卷积运算,得到方向子带图像.当非下采样剪切波分解尺度为 j ,级数为 l 时,每一个剪切波位于近似大小为 $2^{2j} \times 2^j$ 、线方向斜率为 $2^{-j}l$ 的梯形对上.剪切波支撑基的大小与方向都与尺度 j 有关,当尺度 j 变大时,支撑基面积变大,其线方向斜率 $2^{-j}l$ 也随之变化,使得支撑基有各向异性,能够有效捕获方向信息.非下采样剪切波变换过程中不存在下采样操作,使其具备了平移不变性,具有非常好的局部化特性,非常高的方向敏感性,满足抛物线尺度化特性.

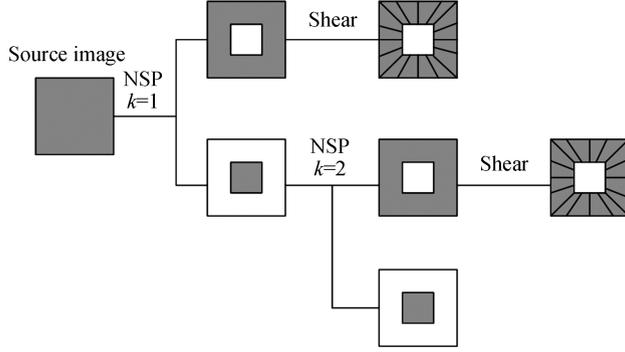


图 1 非下采样剪切波二层分解示意图

Fig.1 Schematic Two Level Decomposition of NSST

2 最小 Hausdorff 距离

Hausdorff 距离表征了集合与集合之间的不相似程度,它可以度量从待处理图像中提取的边缘集合之间的距离值.假设存在两个非空有限集合 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 、 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$,则两集合之间的 Hausdorff 距离定义为

$$d_H(A, B) = \max[d(A, B), d(B, A)] \quad (3)$$

式中, $d(A, B)$ 和 $d(B, A)$ 分别表示为

$$d(A, B) = \max_m \min_n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|a_i - b_j\| \quad (4)$$

$$d(B, A) = \max_n \min_m \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \|b_j - a_i\| \quad (5)$$

式中, $\|\cdot\|$ 表示联合集合间的欧氏距离,距离越小,则表示相似程度越高.由定义可知集合中某一个异常点会对 Hausdorff 距离的准确性产生很大的影响,因此本文采用最小 Hausdorff 距离来减小异常点对 Hausdorff 距离的影响.最小 Hausdorff 距离反映了两集合之间的相似性,其定义为

$$d_{\min}(A, B) = \min_m \min_n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|a_i - b_j\| \quad (6)$$

Hausdorff 距离对异常点非常敏感,甚至仅一个异常点就能明显影响 Hausdorff 距离的取值,而最小 Hausdorff 距离可以有效弥补 Hausdorff 距离的不足.下面通过一个例子加以说明.

假设有 $A = \{1, 2, 3\}$ 和 $B = \{4, 5, 6\}$ 两个集合,根据式(4)、式(5)有 $d(A, B) = \max\{3, 2, 1\} = 3$, $d(B, A) = \max\{1, 2, 3\} = 3$,可知两集合间的 Hausdorff 距离为 $d_H(A, B) = \max(d(A, B), d(B, A)) = 3$.根据式(6)有最小 Hausdorff 距离 $d_{\min}(A, B) = 1$.本例中若集合 $B = \{4, 5, 20\}$ 存在异常点 20,由式(3)可求得 Hausdorff 距离为 $d_H(A, B) = \max(d(A, B), d(B, A)) = 17$,而最小 Hausdorff 距离为 $d_{\min}(A, B) = 1$.由结果可知, Hausdorff 距离的取值 d_H 受到异常点 20 的影响,而最小 Hausdorff 距离 d_{\min} 不受异常点的影响.图像处理中,异常点为图像间某一个与周围点值差异较大的突出点或者不相关的干扰点,包括噪声,孤立点以及某一区域过亮或过暗的点,因此,在表征两幅图像相似性时,最小 Hausdorff 距离能够较好地克服图像间异常点对相似性度量的影响,使度量更准确更具优越性.

最小 Hausdorff 距离用于表征两幅遥感图像的相似性时,不需要在图像矩阵的像素点间建立对应关系,

这在很大程度上降低了对图像稀疏表示程度的要求,可以对不同稀疏程度的图像进行相似性度量,从而减少图像融合中的误差,保留更多的有用信息.

3 基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 的遥感图像融合

3.1 算法描述

文中原图像分别为全色图像 I_A 和多光谱图像 I_B ,融合后的图像为 F .由于多光谱图像由多个波段组成,所以在进行 NSST 分解之前,首先需对多光谱图像进行 PCA 变换降低图像数据集的维数,并通过保留包含数据集中方差贡献最大的第一主分量 P_1 ,舍弃其他高阶分量,使图像数据中绝大部分的重要信息都保留在了第一主成分中,算法流程图如图 2.

本文算法的具体步骤为:

- 1) 对多光谱图像 I_B 进行主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)变换获得第一主分量 P_1 以及其他高阶主分量 P_2, P_3, \dots, P_j ;
- 2) 将全色图像 I_A 与 P_1 进行直方图匹配得到 I_A' ,并将 I_A' 与 P_1 分别进行相同层数的 NSST 分解, I_A' 分解得到的低频系数和高频系数分别为 L_A 和 H_A , P_1 分解得到的低频系数和高频系数分别为 L_B 和 H_B ;
- 3) 对 L_A 和 L_B 采用稀疏系数与区域空间频率相结合的稀疏表示的方法进行融合,得到融合后的低频系数 P_{1L} ,见式(12);
- 4) 对 H_A 和 H_B 先利用最小 Hausdorff 距离对各尺度下的高频子带进行相似性度量,再分别采用不同的高频融合规则进行融合,得到融合后的高频系数 P_{1H} ,见式(13)和式(14);
- 5) 对 P_{1L} 和 P_{1H} 进行 NSST 逆变换获得融合后新的第一主分量 P_1' ;
- 6) 将 P_1' 与其他高阶主分量 P_2, P_3, \dots, P_j 做 PCA 逆变换得到融合后的图像 F .

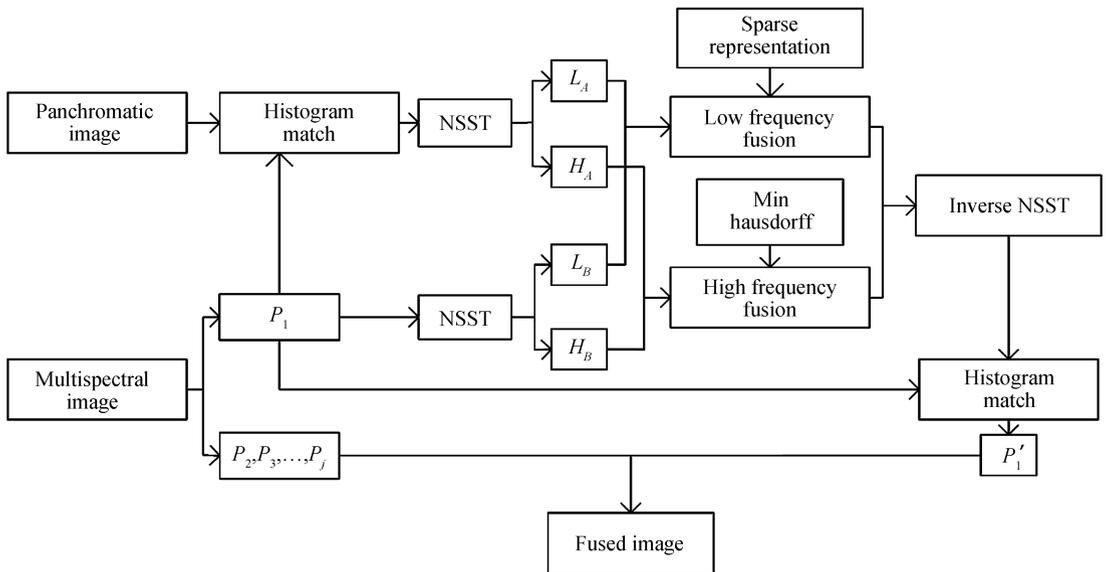


图 2 本文算法流程图
Fig.2 Algorithm flow chart

3.2 低频系数融合规则

图像的空间频率是衡量图像空间整体水平的重要指标,它反映了图像的边缘化信息,可以有效地描述图像的灰度突变.因此,本文利用空间频率来表征每个低频子带图像块的局部信息,并将稀疏系数与区域空间频率相结合,根据区域空间频率选择权值,对稀疏系数进行加权.对于一个 $n \times n$ 的图像块 I ,空间频率可定义为

$$S = \sqrt{\frac{1}{n^2} \sum_{u=1}^n \sum_{v=1}^n \left[\left(\frac{\partial I}{\partial u} \right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial v} \right)^2 \right]} \quad (7)$$

式中, S 为空间频率, I 表示图像块, n 表示图像块的大小,空间频率越高,图像越清晰.

3.2.1 图像的稀疏表示

近年来,稀疏表示已经广泛地应用于图像处理^[13]、计算机视觉^[14]以及目标识别^[15]中.稀疏表示是指一个信号 $x \in R^n$ 可以由过完备字典 $D \in R^{m \times n}$ ($n < m$) 中极少的几个原子的线性组合近似表示,其中 n 是信号的维数, m 是字典的大小^[16].即,信号可以被描述为 $x \approx D\alpha$,其中 α 表示非零的稀疏系数矩阵.由于字典是过完备的,所以可以通过多种不同的方法求解出来.稀疏表示的目的是使稀疏系数矩阵 α 中非零项最少, α 可由下式求得

$$\alpha = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad s.t. \quad \|x - D\alpha\|_2 < \epsilon \quad (8)$$

式中, $\|\cdot\|_0$ 是指 l_0 范数,常数 $\epsilon > 0$ 用来控制误差,优化式(8)是一个 NP 问题,这个问题可以通过正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)来解决,它是一种被广泛使用的贪心算法.该算法首先进行稀疏分解和字典更新,然后通过一系列的迭代运算,最终获得字典 D 和稀疏系数矩阵 α .本文采用 KSVD 算法(K Singular Value Decomposition)来求解最优化问题^[17].

3.2.2 低频系数融合的具体步骤

基于稀疏系数与区域空间频率结合的稀疏表示的低频融合步骤为:

- 1) 本文假设并计算低频子带 M_L 和 P_L 的第 m 个图像块的空间频率分别为 $S_{M_L}^m$ 和 $S_{P_L}^m$;
- 2) 计算第 m 个图像块稀疏系数的权重 ω_1 和 ω_2 ,即

$$\omega_1^m = S_{M_L}^m / (S_{M_L}^m + S_{P_L}^m) \quad (9)$$

$$\omega_2^m = S_{P_L}^m / (S_{M_L}^m + S_{P_L}^m) \quad (10)$$

式中, ω_1^m 和 ω_2^m 分别表示图像 M_L 和 P_L 中第 m 个图像块的系数权值;

- 3) 计算获得融合后的第 m 个图像块稀疏系数为

$$\alpha^m = \omega_1^m \alpha_1^m + \omega_2^m \alpha_2^m \quad (11)$$

式中, α^m 为融合后的第 m 个图像块系数, α_1^m 和 α_2^m 分别为图像 M_L 和 P_L 中第 m 个图像块系数;

- 4) 利用过完备字典 D 获得融合后新的第一主分量的低频子带 P_{1L} 为

$$P_{1L} = D\alpha^m \quad (12)$$

式中, P_{1L} 为融合后新的第一主分量的低频子带, D 为过完备字典, α^m 为融合后的第 m 个图像块系数.

3.3 高频系数融合规则

高频子带通常包含图像的细节信息,局部绝对值或者方差越大,包含的边缘和纹理信息就越多.因此大部分的高频融合规则都采取取绝对值最大的方法,然而该方法忽略了高频系数的邻域相关性,会在一定程度上导致融合图像变得模糊.为了提高图像的融合效果,本文充分考虑了高频子带中多光谱图像和全色图像的邻域相关性,将最小 Hausdorff 距离应用于高频系数融合中.通过比较两个高频子带间的最小 Hausdorff 距离,选择不同的融合规则.

本文采用分块融合的方法,考虑到计算复杂度与图像清晰度等问题,本文将各尺度下的高频子带分为 n 个 8×8 的图像块,再计算对应图像块的最小 Hausdorff 距离 d ,然后将计算所得的最小 Hausdorff 距离与阈值 T 进行比较,根据与阈值比较的结果对图像块采取不同的融合规则.阈值 T 的选择方法将在 4.2 小节阈值分析中具体分析.

如果 $d < T$,表示两个图像块相似度较高,有用信息分布集中.为了减少信息的冗余,只需保留最大的高频系数.因此采用取绝对值最大的融合方法为

$$P_{1H} = \begin{cases} C_M^{k,l}(i,j), & |C_M^{k,l}(i,j)| > |C_P^{k,l}(i,j)| \\ C_P^{k,l}(i,j), & |C_M^{k,l}(i,j)| < |C_P^{k,l}(i,j)| \end{cases} \quad (13)$$

式中, P_{1H} 为融合后新的第一主分量的高频子带, $C_M^{k,l}(i,j)$ 和 $C_P^{k,l}(i,j)$ 为第 k 层 l 方向的高频系数.

如果 $d > T$,表示两个图像块相似度较低,有用信息分布不集中.因此本文利用加权因子来选择合适的高频系数进行融合,融合方法为

$$P_{1H} = \begin{cases} R \cdot C_M^{k,l}(i,j) + (1-R) \cdot C_P^{k,l}(i,j), & |C_M^{k,l}(i,j)| > |C_P^{k,l}(i,j)| \\ (1-R) \cdot C_M^{k,l}(i,j) + R \cdot C_P^{k,l}(i,j), & |C_M^{k,l}(i,j)| < |C_P^{k,l}(i,j)| \end{cases} \quad (14)$$

式中, P_{1H} 指融合后新的第一主分量的高频子带, $C_M^{k,l}(i,j)$ 和 $C_P^{k,l}(i,j)$ 为第 k 层 l 方向的高频系数, R 是加

权因子,计算公式为

$$R = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cdot \frac{1-d}{1-T} \quad (15)$$

式中, d 为图像块间的最小 Hausdorff 距离, T 为阈值.

4 实验结果与分析

为了验证本文算法,选用 4 组不同类型不同地区的全色图像和多光谱图像(包括红、绿、蓝 3 个波段)进行融合实验.图 5 为印度某国家公园公路附近景区的 Quickbird 卫星遥感图像(Road),图 6 为印度某国家公园湖泊附近景区的 Quickbird 卫星遥感图像(Lake),图 7 为罗马体育场的 Quickbird 卫星遥感图像(Rome),包括分辨率 0.6m 的全色图像(图 5(a)、图 6(a)和图 7(a))和分辨率 2.4m 的多光谱图像(图 5(b)、图 6(b)和图 7(b)).图 8 为某山地的 SPOT 卫星遥感图像(Mountain),包括分辨率 10m 的全色图像(图 8(a))和分辨率 40m 的多光谱图像(图 8(b)).

4.1 客观指标

本文采用四个评价指标,相对全局融合误差(Erreur Relative Global Adimensionnelle de Synthèse, ERGAS)、均方根误差(Relative Average Spectral Error, RASE)、光谱角(Spectral Angle Mapper, SAM)和通用图像质量评价指标(Universal Image Quality Index, UIQI)作为融合图像的客观评价指标.

ERGAS 表示所有波段的合成误差,即

$$\text{ERGAS} = 100 \frac{l}{h} \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{u=1}^M \left[\frac{\text{RMSE}(i)}{\text{Mean}(i)} \right]^2} \quad (16)$$

式中, h 是全色图像分辨率; l 是多光谱图像的分辨率; $\text{Mean}(i)$ 是每个波段图像的均值. ERGAS 越小表示融合图像与源图像光谱一致性越高.

RASE 表示均方根误差,即

$$\text{RASE} = \frac{1}{M \times N} \sqrt{\sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N [F(u, v) - \text{MS}(u, v)]^2} \quad (17)$$

式中, F 和 MS 分别表示融合图像和原多光谱图像. RASE 能估计多光谱图像每个分量的平均质量,值越小表示融合结果越好.

SAM 表示两幅图像之间光谱角的绝对值,即

$$\text{SAM}(\nu, \hat{\nu}) = \arccos \left(\frac{\langle \nu, \hat{\nu} \rangle}{\|\nu\|_2 \cdot \|\hat{\nu}\|_2} \right) \quad (18)$$

式中, ν 和 $\hat{\nu}$ 分别表示原多光谱图像和融合图像的像素向量. SAM 越小表示光谱失真率越低, SAM 等于零表示没有光谱失真.

UIQI 从三个方面反映了两幅图像的相似程度:相关信息的损失、辐射像元畸变和对比度畸变,即

$$\text{UIQI} = \frac{4\overline{\sigma_{xy}xy}}{(\overline{\sigma_x^2} + \overline{\sigma_y^2})[(\overline{x})^2 + (\overline{y})^2]} \quad (19)$$

式中, \overline{x} 和 \overline{y} 是图像的像素均值, σ_x^2 和 σ_y^2 是方差, σ_{xy} 是协方差. UIQI 的值越接近 1, 说明融合图像与原图像越接近.

4.2 阈值分析

在 3.3 小节高频系数融合规则中提到的用来度量图像块相似性的阈值 $T = 0.9$ 是经验值,通过对 Quickbird 卫星拍摄的 Road 图像和 SPOT 卫星拍摄的 Mountain 图像进行大量实验,并对其四个客观评价指标分析获得,如图 3 和图 4.从图 3(a)、(b)、(c)中可看出 $T = 0$ 到 $T = 0.8$ 之间 ERGAS 指标值在 5 和 7 之间波动, RASE 指标值在 20 和 25 之间波动, SAM 指标值在 12 附近趋于稳定,在 $T = 0.8$ 到 $T = 0.9$ 之间三个指标分别随着阈值的增大而减小,而从 $T = 0.9$ 开始随着阈值的增大而急剧增大, $T = 0.9$ 时取得最小值;从图 3(d)可看出 $T = 0$ 到 $T = 0.8$ 之间 UIQI 指标值在 0.8 附近波动, $T = 0.8$ 到 $T = 0.9$ 之间阈值越大越接近 1, 而从 $T = 0.9$ 开始随着阈值的增大急剧减小, $T = 0.9$ 时取值最接近 1.从图 4(a)(b)(c)中可看出 $T = 0$

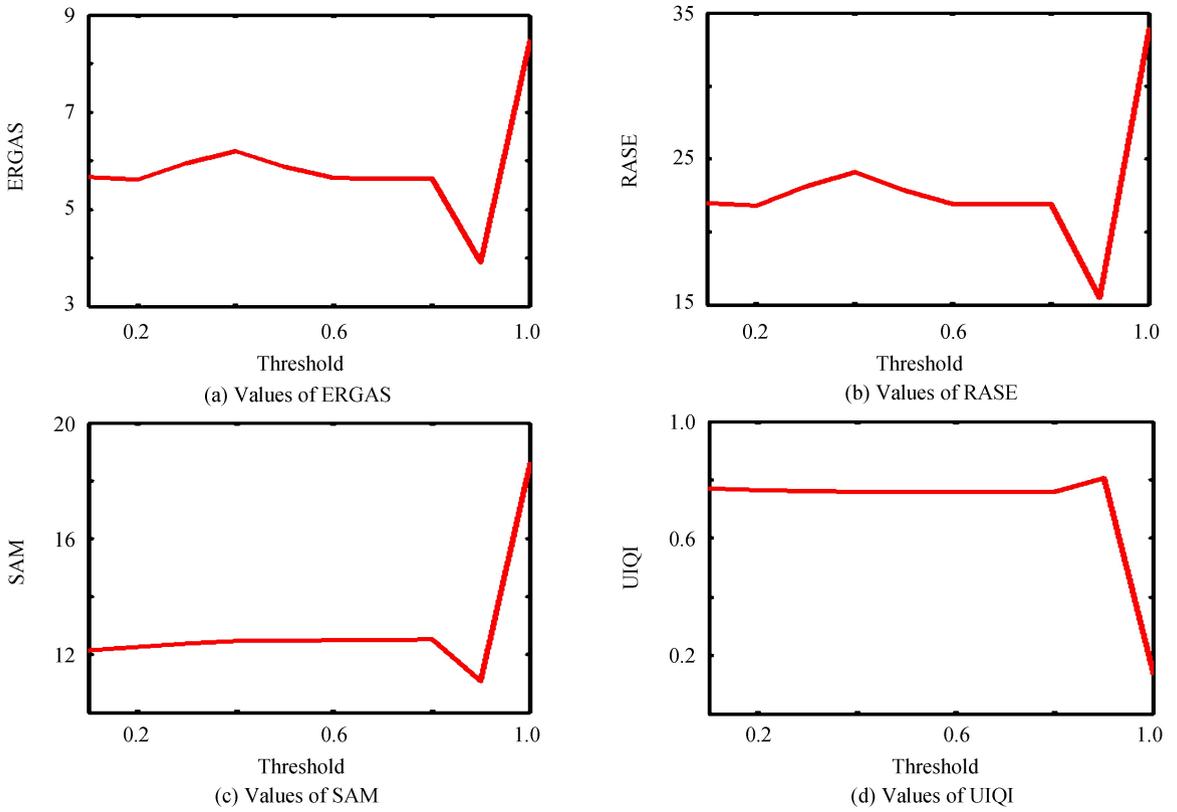


图 3 Road 不同阈值对应的指标值
Fig.3 Values with different threshold in Road

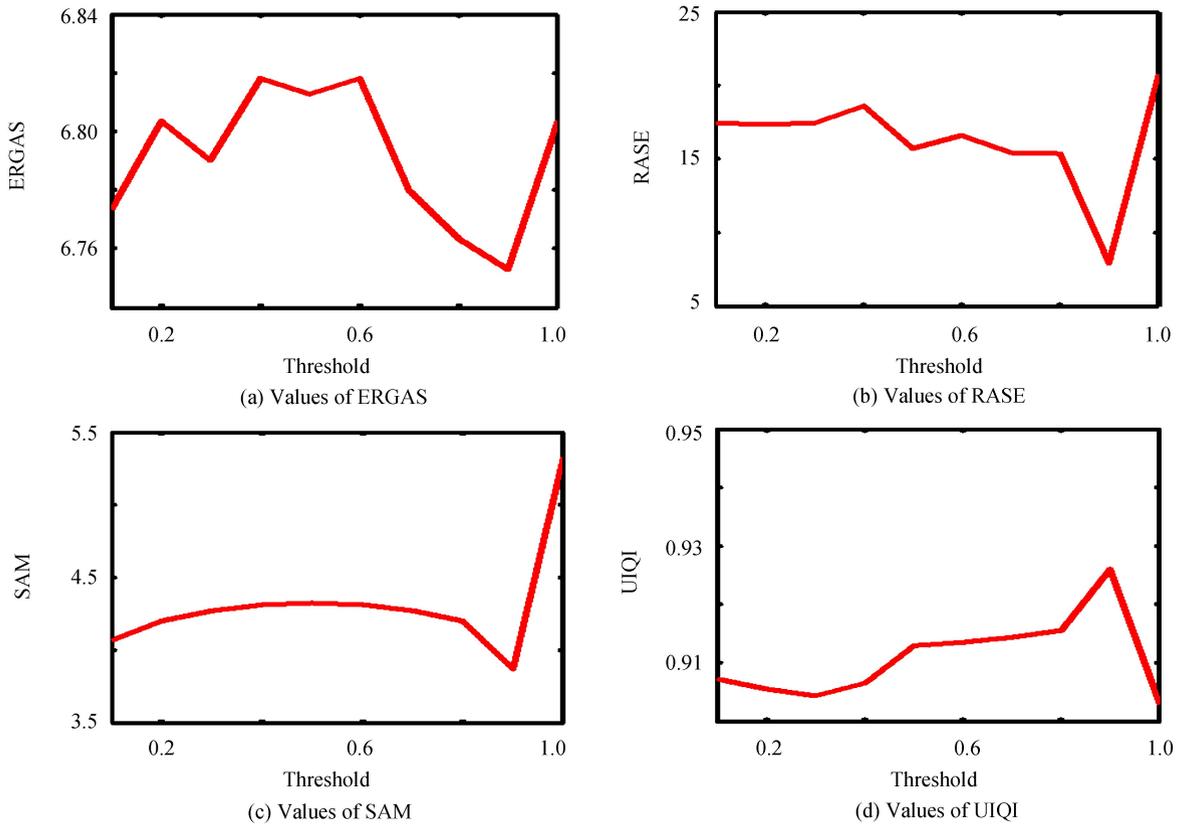


图 4 Mountain 不同阈值对应的指标值
Fig.4 Values with different threshold in Mountain

到 $T=0.8$ 之间 ERGAS 指标在 $T=0.3$ 取得一个较小值, RASE 指标值在 15 和 20 之间波动, SAM 指标值在 4 和 4.5 之间波动, 在 $T=0.8$ 到 $T=0.9$ 之间三个指标分别随着阈值的增大而减小, 而从 $T=0.9$ 开始随着阈值的增大而急剧增大, 从图中可明显观察到三个指标值在 $T=0.9$ 时分别取得最小值; 从图 4(d) 可看出 $T=0$ 到 $T=0.8$ 之间 UIQI 指标值在 0.9 和 0.92 之间波动, $T=0.8$ 到 $T=0.9$ 之间阈值越大越接近 1, 而从 $T=0.9$ 开始随着阈值的增大急剧减小, $T=0.9$ 时取得最大值. 综上可知, $T=0.9$ 为最佳值, 因此本文选用阈值 $T=0.9$.

4.3 实验结果分析

为了验证本文算法的有效性, 本文算法与其他 5 种融合算法进行了对比实验, 这 5 种融合算法分别为基于 PCA 变换的融合算法, 基于多层小波变换的融合算法, 基于非下采样剪切波的融合算法, 基于非下采样剪切波和稀疏表示的融合算法, 基于非下采样剪切波和普通距离的融合算法(分别记为 PCA-based、DWT-based、ST-based、ST+SR-based、ST+D-based).

从主观视觉上分析, 图 5(c)~图 7(c) 为利用传统 PCA 变换融合方法获得的图像, 由于只保留了第一主分量, 光谱失真很严重, 图 5(c) 融合图像中方框的放大区域与原多光谱图像放大区域相比, 树木色调偏浅, 光谱失真严重, 图 6(c) 放大区域中草坪颜色已发白, 图 7(c) 图像与原多光谱图像相比色调同样偏浅, 且路边树的影子与路面几乎区分不出来, 光谱扭曲度严重, 不能真实地反映地物场景; 图 5(d)~图 7(d) 融合图像放大区域与原多光谱放大区域相比, 融合图像中树木与草坪颜色发黑, 色调偏暗, 虽然保留了较多的空间细节, 但光谱失真同样较严重; 图 5(e)~图 7(e) 放大区域草坪部分与原多光谱图像相同放大区域相比, 虽然融合图像中保留了较好的细节信息, 但光谱信息丢失较多; 图 5(f)~图 7(f) 为基于非下采样剪切波和稀疏表示融合算法获得的图像, 与原多光谱图像相比, 由图中方框的放大区域可观察到融合图像虽然保留了较好的光谱信息但仍有部分光谱失真现象; 图 5(g)~图 7(g) 是在 PCA 变换与非下采样剪切波变换相结合的基础上加入普通距离的算法获得的图像, 显然, 通过距离度量进行多策略的融合方法, 融合图像的光谱信息得到了很好的保持, 但由融合图像放大区域与原多光谱图像相同放大区域可明显观察到, 由于图 5(g) 中路面一个过亮区域的异常点, 图 6(g) 中树木与湖面边缘异常点的影响, 图 7(g) 中两个过亮的异常点影响, 造成融合过程中相似度测量出错, 导致融合策略选择出错, 使融合图像树与路面边缘区域模糊不清, 空间信息损失严重; 图 5(h)~图 7(h) 为本文中基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 融合算法获得的融合图像, 由图中方框的放大区域与原多光谱图像相同放大区域比较可观察到, 融合图像在树与路面湖面边缘区域保留了较好的光谱信

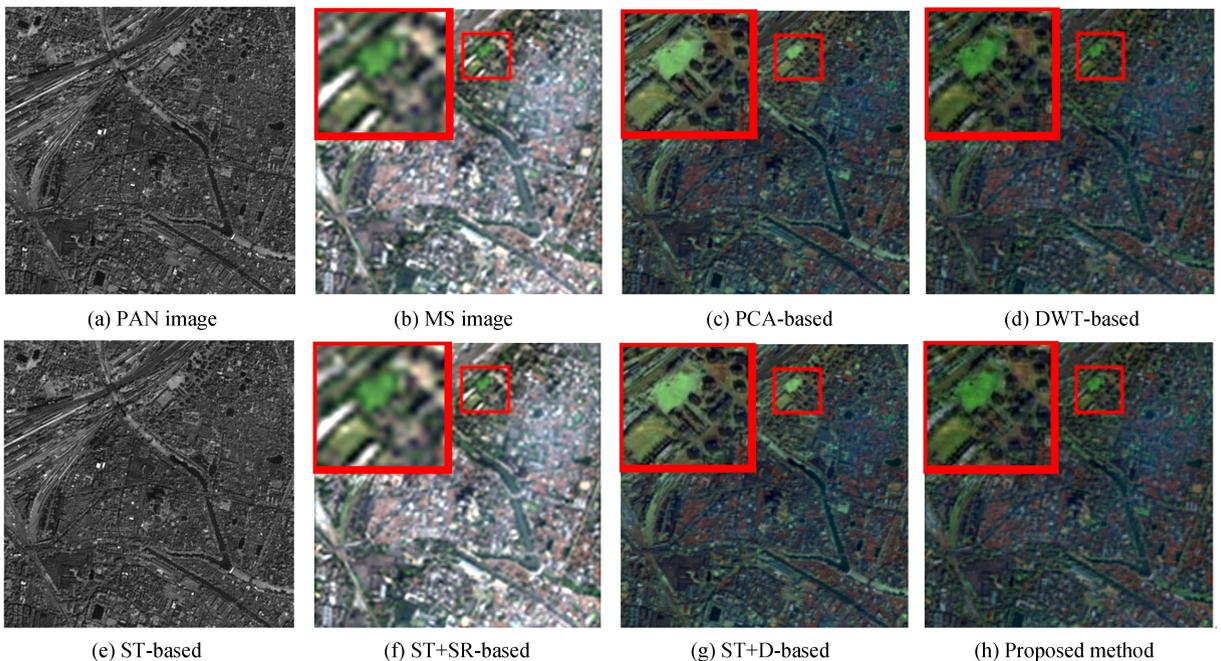


图 5 Road 原图像及融合结果

Fig.5 Road source images and fusion result

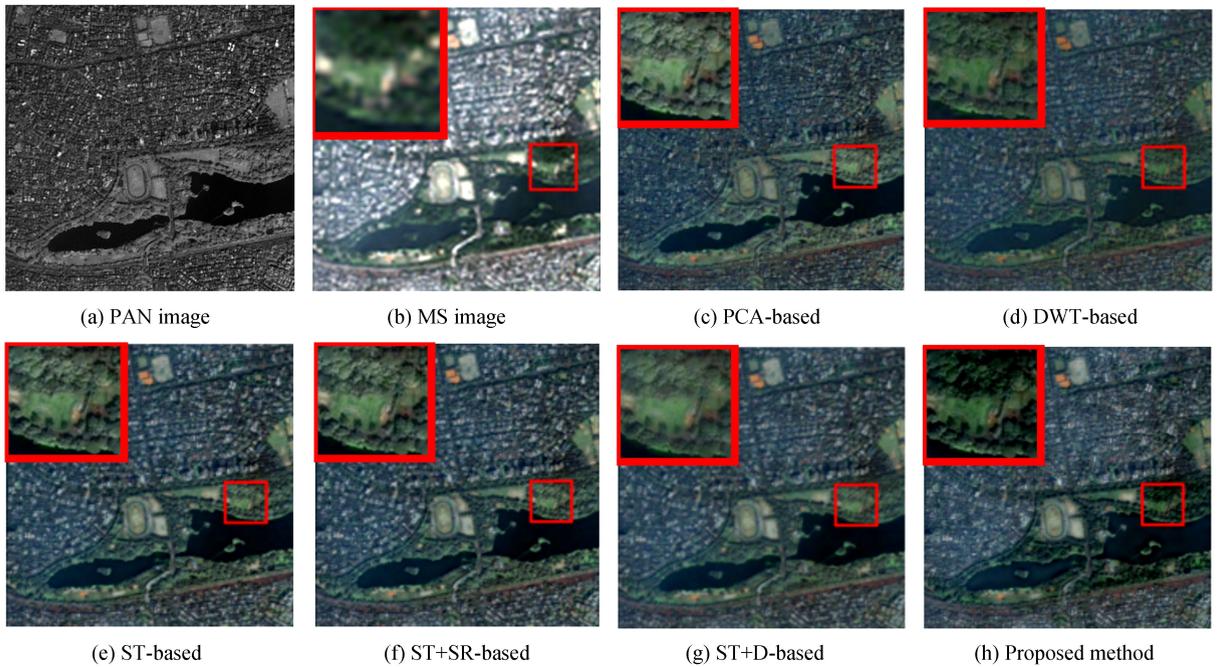


图 6 Lake 原图像及融合结果
Fig.6 Lake source images and fusion results

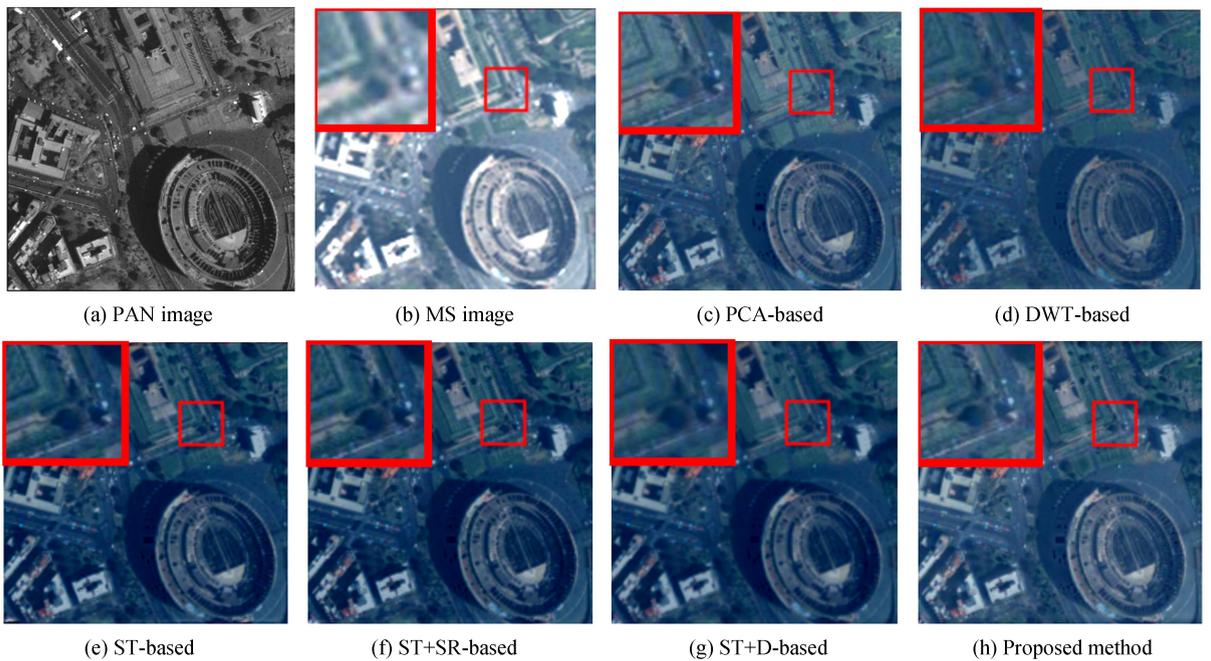


图 7 Rome 原图像及融合结果
Fig.7 Rome source images and fusion result

息与空间细节信息,很好地克服了边缘区域异常点对融合策略选择的影响,在存在异常点区域准确选择了较好的融合策略,使融合图像不仅继承了原多光谱图像大部分的光谱信息,同时也很好地保留了全色图像中的细节信息,明显改善了融合图像的空间分辨率,纹理信息较为清晰。

表 1~表 3 给出了三组 Quickbird 卫星遥感图像上述几种融合方法的客观评价结果。可以看出,PCA-based 的融合结果在 RASE、SAM、UIQI 指标上较差,说明融合图像丢失了多光谱图像的光谱信息,有较严重的光谱失真现象。DWT-based 的融合方法利用多层小波变换的特性得到较高的 UIQI,但在 ERGAS、RASE、SAM 指标很高,说明融合图像虽然保留了较多的空间细节,但光谱失真同样较严重。ST-based 的融合结果在 SAM 指标上较差,有较明显的光谱失真现象。ST+SR-based 的融合方法结合了 NSST 和稀疏表

示,在 ERGAS 和 RASE 指标上有所改善,但 SAM 和 UIQI 相对较差,说明融合图像虽然保留了较好的光谱信息但仍有部分光谱失真现象.ST+D-based 方法在 ST+SR-based 方法的基础上进行了改进,在高频子带融合规则中加入了普通距离进行相似性度量,然后根据度量结果采取多策略融合的方法,指标 ERGAS、RASE、SAM 相对较低是由于该算法采用的是普通的欧氏距离,受图像中部分区域的异常点的影响较大,从而度量不准确导致选择错误的融合策略.另一方面,低频子带的稀疏表示系数采用基于空间频率取大的融合规则,只是基于单个指标进行判别和选择,因此 UIQI 指标上还有待完善.本文方法是对上述方法的改进,用最小 Hausdorff 距离替换普通欧氏距离,并对低频子带的稀疏系数采用与区域空间频率像结合的融合方法,与其他几种融合方法相比,本文方法很好地克服了图像中部分区域异常点对相似性度量的影响,融合策略选择准确,保留了更多的光谱信息及空间细节信息,客观评价指标均为最佳,说明本文中基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 融合算法获得的融合图像拥有较丰富的光谱信息和纹理信息,与主观视觉效果一致.

表 1 Road 原图像融合结果的性能比较

Table 1 Performance comparison of fusion results using the Road source images

Methods	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
PCA-based	10.418185	40.061070	21.008794	0.344046
DWT-based	6.629993	24.949660	14.405041	0.651645
ST-based	5.663589	22.037285	12.646428	0.754696
ST+SR-based	5.047331	20.265390	14.598626	0.630555
ST+D-based	4.164927	16.104705	12.429122	0.805407
Proposed method	3.917396	15.474313	11.090947	0.806316

表 2 Lake 原图像融合结果的性能比较

Table 2 Performance comparison of fusion results using the Lake source images

Methods	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
PCA-based	9.051937	32.935822	20.863804	0.499456
DWT-based	8.348470	29.303565	14.849199	0.680048
ST-based	6.246839	25.147700	14.300293	0.743932
ST+SR-based	5.832107	21.839806	14.348102	0.727932
ST+D-based	5.731428	21.468514	14.111298	0.753361
Proposed method	4.574688	17.994351	12.211772	0.801369

表 3 Rome 原图像融合结果的性能比较

Table 3 Performance comparison of fusion results using the Rome source images

Methods	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
PCA-based	20.158769	59.979442	12.190666	0.707760
DWT-based	11.558496	24.428117	9.762728	0.730507
ST-based	7.355090	14.554115	9.189871	0.817808
ST+SR-based	7.451586	10.027946	8.198851	0.840734
ST+D-based	9.509259	14.594658	7.456445	0.852480
Proposed method	6.418045	5.100095	4.617097	0.950845

从主观视觉上分析,图 8(c)由于只保留了第一主分量,融合图像的光谱扭曲度严重,图 8(c)中放大区域与原多光谱图像放大区域相比,地面光谱已扭曲为绿色,光谱失真很严重,不能真实地反映地物场景;图 8(d)虽然融合图像优于 PCA 融合结果,但由图中放大区域可观察到,色调偏暗,光谱失真同样较严重,地物与地面颜色融为一体难以区分;图 8(e)由放大区域与原多光谱图像相同放大区域相比可观察到,虽然融合图像中保留了较好的光谱信息,但细节信息丢失较多,融合图像边缘细节不清晰;图 8(f)由图中方框的放大区域可观察到光谱信息有所改善,融合图像保留了较好的细节信息但仍有部分光谱失真现象;图 8(g)是在 PCA 变换与非下采样剪切波变换相结合的基础上加入普通距离的算法获得的图像,由图中放大区域可明显观察到,由于图像中边缘细节对比度较大,有部分异常点的影响,造成融合过程中相似度测量出错选择融合策略有误,导致融合图像中地面与树木边缘部分空间信息损失严重,融合图像模糊不清,地面色调与树木色调接近,存在严重的光谱失真;图 8(h)为本文中基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 融合算法获得的融合图像,由图中方框的放大区域与原多光谱图像相同放大区域相比可观察到,地面与树木的光谱信息得到了较好

的保持,且空间细节清晰,很好地克服了异常点对融合策略选择的影响,准确选择了较好的融合策略,融合图像不仅继承了源多光谱图像大部分的光谱信息,同时也很好地保留了全色图像中细节信息,明显改善了融合图像的空间分辨率,纹理信息较为清晰.

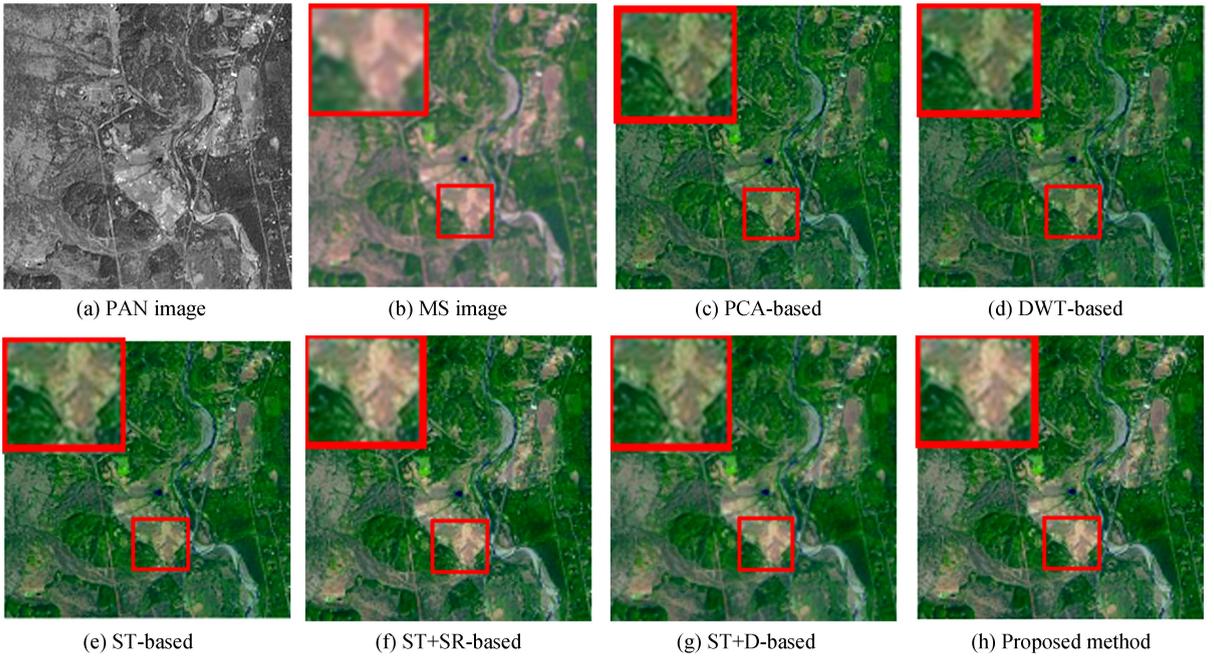


图 8 Mountain 原图像及融合结果

Fig.8 Mountain source images and fusion result

表 4 Mountain 原图像融合结果的性能比较

Table 4 Performance comparison of fusion results using the Mountain source images

Methods	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
PCA-based	11.862423	40.951209	8.080767	0.798791
DWT-based	9.603549	36.860606	7.201744	0.806669
ST-based	8.583085	33.703868	6.651584	0.848289
ST+SR-based	6.863789	19.783925	5.429722	0.902730
ST+D-based	6.936544	15.509434	5.329823	0.905730
Proposed method	6.753089	7.9111506	3.874240	0.926068

从表 4 可以看出,PCA-based 的融合结果在 RASE、SAM、UIQI 指标上较差,说明融合图像丢失了多光谱图像的光谱信息,有较明显的光谱失真现象.DWT-based 的融合方法利用多层小波变换的特性得到较高的 UIQI,但在 ERGAS、RASE、SAM 指标上还有待完善,说明融合图像虽然保留了较多的空间细节,但光谱失真同样较严重.ST-based 的融合结果在 SAM 指标上较差,说明有较明显的光谱失真现象.ST+SR-based 的融合方法结合了 NSST 和稀疏表示,在 ERGAS 和 RASE 指标上有所改善,但 SAM 和 UIQI 相对较差,说明融合图像虽然保留了较好的空间信息但仍有部分光谱失真现象.ST+D-based 方法在 ST+SR-based 方法的基础上进行了改进,在高频子带融合规则中加入了普通距离进行相似性度量,然后根据度量结果采取多策略融合的方法,指标 ERGAS、RASE、SAM 相对较低是由于该算法采用的是普通的欧氏距离,受图像中部分区域的异常点对融合策略选择的影响较大,导致选择错误的融合策略.本文方法是对上述方法的改进,用最小 Hausdorff 距离替换普通欧氏距离,并对低频子带的稀疏系数采用与区域空间频率像结合的融合方法,与其他几种融合方法相比,本文方法的四个指标均为最佳,很好地克服了图像中部分区域异常点对融合策略选择的影响,说明本文中基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 融合算法获得的融合图像拥有较丰富的光谱信息和细节信息,与主观视觉效果一致.

5 结论

本文将最小 Hausdorff 距离引入遥感图像融合中,在很大程度上降低对图像稀疏表示的要求,能够对不

同稀疏程度的图像进行相似性度量,且其受图像间亮度和对比度等变化的影响较小,较好地克服遥感图像间异常点的影响.本文结合最小 Hausdorff 距离和非下采样剪切波变换,提出了基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 的遥感图像融合算法,该方法根据剪切波分解后各子带的特点制定相应的融合规则,对高频子带将最小 Hausdorff 距离引入融合方法中,充分考虑图像的邻域相关性,精确地比较图像块之间的相似程度,在融合方法上选择相应的融合策略,可以有效地消除传统单一融合策略的缺点.在低频子带中采用稀疏表示的融合策略,并且对融合策略中的稀疏系数采用与区域空间频率结合的稀疏表示融合策略,该方法能够更加全面地选择和利用稀疏系数.实验结果表明,本文算法针对遥感图像融合达到较好的客观指标和视觉效果,获得的融合图像既具有较高空间分辨率又具有丰富的光谱特性.

参考文献

- [1] DEVORE R A, JAWERTH B, LUCIERB J. Image compression through wavelet transform coding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, **38**(2):719-746.
- [2] WU Yi-quan, SHEN Yi, YIN Jun. Remote sensing image fusion based on improved gradient projection NMF and complex contourlet transform[J]. *Acta Photonica Sinca*, 2014, **43**(5): 0510001.
吴一全, 沈毅, 殷骏. 基于改进梯度投影 NMF 和复 Contourlet 变换的遥感图像融合[J]. 光子学报, 2014, **43**(5): 0510001.
- [3] LIU X, MEI W, DU H, *et al.* A novel image fusion algorithm based on nonsubsamped shearlet transform and morphological component analysis[J]. *Signal Image & Video Processing*, 2016, **10**(5): 959-966.
- [4] LUO X, ZHANG Z, WU X. A novel algorithm of remote sensing image fusion based on shift-invariant Shearlet transform and regional selection[J]. *AEU -International Journal of Electronics and Communications*, 2016, **70**(2): 186-197.
- [5] CHEN Zhen, XING Xiao-xue. Medical image fusion algorithm based on non-sampled shearlet transform[J]. *Journal of Shenyang University of Technology*, 2015, **37**(2): 194-199.
陈贞, 邢笑雪. 基于非下采样剪切波变换的医学图像融合算法[J]. 沈阳工业大学学报, 2015, **37**(2): 194-199.
- [6] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete Shearlets transform[J]. *Applied & Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [7] LIU Wei, YIN Ming, LUAN Jing, *et al.* Image fusion algorithm based on shift-invariant shearlet transform[J]. *Acta Photonica Sinca*, 2013, **42**(4): 496-503.
刘卫, 殷明, 栾静, 等. 基于平移不变剪切波变换域图像融合算法[J]. 光子学报, 2013, **42**(4): 496-503.
- [8] CHEN Ze-hua, SHANG Xiao-hui, CHAI Jing. Neighborhood related multiple-instance classifiers based on integrated Hausdorff distance[J]. *Journal of Shandong University*, 2016, **46**(6):15-22.
陈泽华, 尚晓慧, 柴晶. 基于混合 Hausdorff 距离的多示例学习近邻分类器[J]. 山东大学学报, 2016, **46**(6): 15-22.
- [9] XU Xu, ZHANG Feng-li, WANG Guo-jun, *et al.* Registration of high resolution SAR imagery in urban areas based on Hausdorff distance[J]. *Remote Sensing Information*, 2014, **29**(3): 73-77.
徐旭, 张凤丽, 王国军, 等. 基于 Hausdorff 距离的城区高分辨率 SAR 图像配准方法研究[J]. 遥感信息, 2014, **29**(3): 73-77.
- [10] LI Wei-feng, ZHOU Jin-qiang, FANG Sheng-hui. Image registration method based on improved Hausdorff distance[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2014(2): 93-98.
李伟峰, 周金强, 方圣辉. 基于改进 Hausdorff 距离的图像配准方法[J]. 国土资源遥感, 2014(2): 93-98.
- [11] GUO Xiao-rong, CHAI Jing. The problem of multiple-instance classification based on the integration Hausdorff distance [J]. *Science and Engineering*, 2017, **17**(5): 62-66.
郭晓蓉, 柴晶. 基于混合 Hausdorff 距离的多示例分类问题[J]. 科学技术与工程, 2017, **17**(5): 62-66.
- [12] LUO X, ZHANG Z, ZHANG B, *et al.* Image fusion with contextual statistical similarity and nonsubsamped shearlet transform[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, **17**(6): 1760-1771.
- [13] ZHU Z, CHAI Y, YIN H, *et al.* A novel dictionary learning approach for multimodality medical image fusion[J]. *Neurocomputing*, 2016, **214**: 471 - 482.
- [14] LIU H, LIU Y, SUN F. Robust exemplar extraction using structured sparse coding[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2015, **26**(8): 1816 - 1821.
- [15] LIU H, GUO D, SUN F. Object recognition using tactile measurements: Kernel sparse coding methods[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2016, **65**(3): 656 - 665.
- [16] LI Ying-jie, ZHANG Jun-ju, CHANG Ben-kang, *et al.* Remote multiband infrared image fusion system and registration method[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, **45**(5): 0526002.
李英杰, 张俊举, 常本康, 等. 远距离多波段红外图像融合系统及配准方法[J]. 红外与激光工程, 2016, **45**(5): 0526002.
- [17] FAN J, WU Y, WANG F, *et al.* New point matching algorithm using sparse representation of image patch feature for SAR image registration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2017, **55**(3): 1498-1510.