

文章编号 1004-924X(2015)增-0504-05

## 鲁棒主成份分析与 IHS 变换相结合的卫星图像融合

田云翔<sup>1\*</sup>, 武江龙<sup>1</sup>, 田小林<sup>1,2</sup>

(1. 澳门科技大学, 资讯科技学院, 澳门 999078;

2. 澳门科技大学月球与行星科学实验室/太空科学研究所, 澳门 999078)

**摘要:** 由于传统的主成份分析(PCA)和 IHS 卫星图像融合方法会产生光谱信息损失和特征细节失真等现象, 本文提出一种基于鲁棒 PCA(RPCA)和 IHS 变换相结合的卫星图像融合方法。首先, 对多光谱图像进行 IHS 变换, 使其从 RGB 空间变换到 IHS 空间; 对其中的 I 分量进行 RPCA 变换得到低秩矩阵  $L_0$  和稀疏矩阵  $S_0$ , 并利用直方图匹配把全色图像匹配到  $L_0$  分量上。然后, 用匹配后的全色图像替换  $L_0$  分量进行 RPCA 反变换。最后, 进行 IHS 反变换得到融合图像。实验结果显示, 本文算法获得的融合图像的信息熵分别为 7.5275 和 7.477 2, 显示 RPCA 与 IHS 相结合的方法可以保留更多的光谱信息和空间特征细节, 优于传统的 IHS 和 PCA 融合的方法。

**关键词:** 卫星图像; 图像融合; 鲁棒主成份分析(RPCA)变换; IHS 变换; 主成份分析(PCA)变换

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152313.0504

## Satellite image fusion using RPCA combined IHS transform

TIAN Yun-xiang<sup>1\*</sup>, WU Jiang-long<sup>1</sup>, TIAN Xiao-lin<sup>1,2</sup>

(1. Faculty of Information Technology, Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China;

2. Lunar and Planetary Science Laboratory/Space Science Institute, Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China)

\* Corresponding author, E-mail: yunxiang\_Tian@163.com

**Abstract:** The traditional Principal Component Analysis(PCA) and IHS satellite image fusion technology may have spectral losing and feature detail distortion. A fusion method using Robust PCA(RPCA) combined with IHS transform was proposed to solve the problem. First, multi-spectral images were converted from a RGB model into an IHS model. The 'I' component of IHS was converted into low-rank matrix  $L_0$  and sparse matrix  $S_0$  by RPCA transform. Then, the histogram of panchromatic images was matched with the histogram of the  $L_0$  component, and the  $L_0$  component was replaced by the panchromatic image. Finally, the fused multi-spectral image was converted back to the RGB space. Testing results show that of the information entropies preserved by RPCA combined IHS method are 7.5275 and 7.4772, which means that the method proposed in the paper gives better results than conventional methods, such as PCA and IHS transform.

收稿日期: 2015-03-21; 修订日期: 2015-04-20.

基金项目: 澳门科学技术发展基金资助项目(No. 059/2013/A2)

**Key words:** satellite image; image fusion ;Principal Component Analysis(PCA) transform; IHS transform; PCA transform

## 1 引言

近年来,随着计算机性能地不断提升,卫星图像融合有了较大的发展,在军事、医学成像、目标识别、气象预报、信息安全等领域得到了广泛的应用,在研究中也发挥着重要作用<sup>[1]</sup>。卫星图像融合是指不同传感器得到同一物体的多幅影像,在经过配准、重采样后,通过融合技术得到信息互补图像的过程。卫星图像融合可以有效地把不同互补信息结合起来,得到高质量的图像,有利于人们进行解释、研究、定位、分析等。近年来,这也成为卫星图像融合热点<sup>[2-3]</sup>。在卫星图像中,多光谱传感器可以得到多个不同波段的多光谱图像,光谱信息丰富,但是分辨率较低;而全色波段传感器得到的全色高分辨率图像分辨率相对较高,但是光谱信息缺失较多,因此把得到的多光谱图像和高分辨率的全色图像进行融合,不但可以获取图像的光谱信息,还能保留空间分辨率,有效利用不同信息源提供的信息。

现有的遥感图像融合方法主要有传统的 IHS 变换法,PCA 变换法,小波变换法<sup>[4]</sup>,加权平均法等。其中 IHS 变换会使光谱分辨率降低<sup>[5]</sup>;PCA 变换方法会导致部分光谱信息缺失,造成失真;加权平均法会使融合图像信噪比降低,当融合图像差异较大时,会出现明显的拼接痕迹,不利于人眼识别和后续的目标识别过程<sup>[5]</sup>。

本文提出 RPCA 与 IHS 变换相结合的卫星图像融合的方法,该方法首先对多光谱图像进行 IHS 变换,对得到的 I 分量进行 RPCA 变换,利用直方图匹配把全色图像匹配到低秩分量  $L_0$  上,用匹配后的全色图像替换低秩分量  $L_0$  进行 RPCA 反变换得到新的 I' 分量,最后进行 IHS 反变换得到融合图像,融合结果明显优于其他算法。

## 2 卫星图像融合方法

### 2.1 基于 IHS 变换的图像融合

IHS 模型中 IHS 分别代表亮度(Intensity),色调(Hue),饱和度(Saturation),这 3 个分量之

间相互独立,其中 H、S 分量仅仅表征了图像的色彩信息,而图像中的纹理和细节信息主要由 I 分量决定<sup>[6]</sup>,利用这一特性将彩色图像从 RGB 空间变换到 IHS 空间后再进行融合运算,能够获取更多的空间和光谱信息,融合结束后再从 IHS 空间变换到 RGB 空间。从 RGB 三色空间到 IHS 彩色空间的正变换公式,即:

$$\begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$H = \tan^{-1} \left\{ \frac{V_1}{V_2} \right\}, \quad (2)$$

$$S = \sqrt{V_1^2 + V_2^2}. \quad (3)$$

其中:  $V_1$  和  $V_2$  是中间变量。IHS 反变换公式,即:

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{-2}{\sqrt{6}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

### 2.2 基于 PCA 变换的图像融合

PCA 变换又称为主成分分析,数学上称为 K-L 变换,是在统计特征基础上进行的一种多维正交线性变换<sup>[7]</sup>。传统的 PCA 方法是多光谱图像经过 PCA 变换用高分辨率的全色图像替换第一主分量 PC1,再进行 PCA 反变换得到融合图像。但是当数据中含有大量稀疏噪声时,这种传统的 PCA 变换方法不再适用,会导致部分光谱信息缺失,造成失真。因此提出 RPCA 来解决此问题。

### 2.3 基于 RPCA 和 IHS 变换的图像融合

鲁棒性主成分分析技术(Robust Principal Component Analysis, RPCA)<sup>[8]</sup>是近年来提出的一种新技术,目前已经得到了广泛的应用,包括人脸识别,运动目标检测,视频的背景分离<sup>[9-10]</sup>,故障监测等。RPCA 可以用低维线性子空间有效表示图像数据,而且对噪声具有较强鲁棒性,在特定

的约束条件下 RPCA 可以把一个矩阵分解为一个低秩与一个稀疏矩阵的和的形式<sup>[11]</sup>。当图像含有大量稀疏噪声时 RPCA 分解出的低秩矩阵比 PCA 分解的主成分可以更准确的表达图像信息。假设输入矩阵为  $M(m \in N^{m \times n}$   $m$  和  $n$  是矩阵维度),则该矩阵可以分解为:

$$M = L_0 + S_0, \quad (5)$$

其中:  $L_0$  表示低秩矩阵,  $S_0$  表示稀疏矩阵, 在一般情况下, 矩阵不可以进行这种形式分解, 在一定的条件和假设下, 可以通过求解下面的凸优化问题得到:

$$\min \| L_0 \|_* + \lambda \| S_0 \|_1, \quad (6)$$

其中  $\| \cdot \|_*$  表示矩阵  $L_0$  的核范数,  $\| \cdot \|_1$  表示矩阵  $S_0$  的  $L_1$  范数,  $\lambda$  表示缩放因子, 经 Candes 等人证明<sup>[8]</sup>, 当  $\lambda = 1/\sqrt{\max(m, n)}$  时矩阵恢复可以达到最佳效果。提出的 RPCA 与 IHS 相结合的融合方法, 算法主要步骤和模型为:

- (1)对多光谱图像进行插值和高分辨率全色图像进行配准<sup>[12]</sup>。
- (2)把多光谱图像进行 IHS 变换
- (3)把得到的  $I$  分量进行 RPCA 变换, 得到

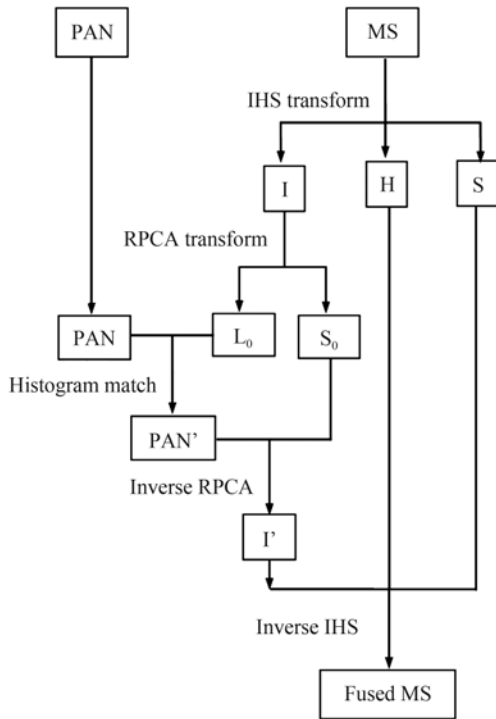


图 1 RPCA 和 IHS 变换结合的图像融合模型

Fig. 1 RPCA combined IHS transform image fusion model

低秩矩阵  $L_0$  和稀疏矩阵  $S_0$

(4)利用直方图匹配算法把全色图像匹配到  $L_0$  分量。

(5)用全色图像替换  $L_0$  分量

(6)对替换后的分量进行 RPCA 反变换得到  $I'$

(7)最后进行 IHS 反变换, 得到融合图像

### 3 实验结果与性能比较

此算法在 Matlab 软件下进行仿真, 为评价算法将其结果与传统 IHS 变换, PCA 变换, 小波变换进行分析比较, 选取 2 个不同地区的全色卫星图像和多光谱卫星图像进行实验, 实验结果如图 2(实验 1), 图 3(实验 2) 所示。

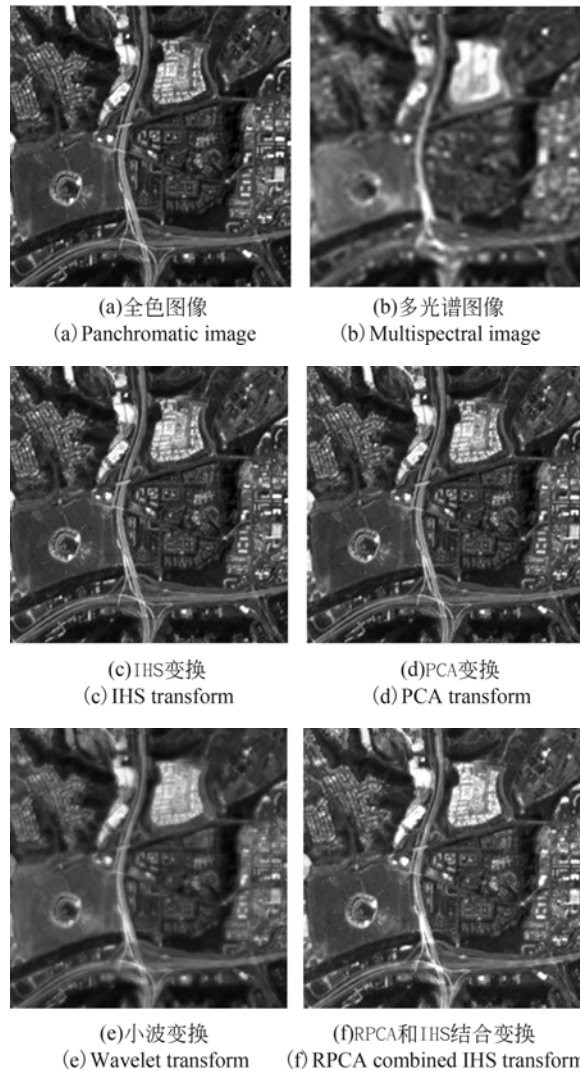


图 2 实验 1

Fig. 2 Experiment 1

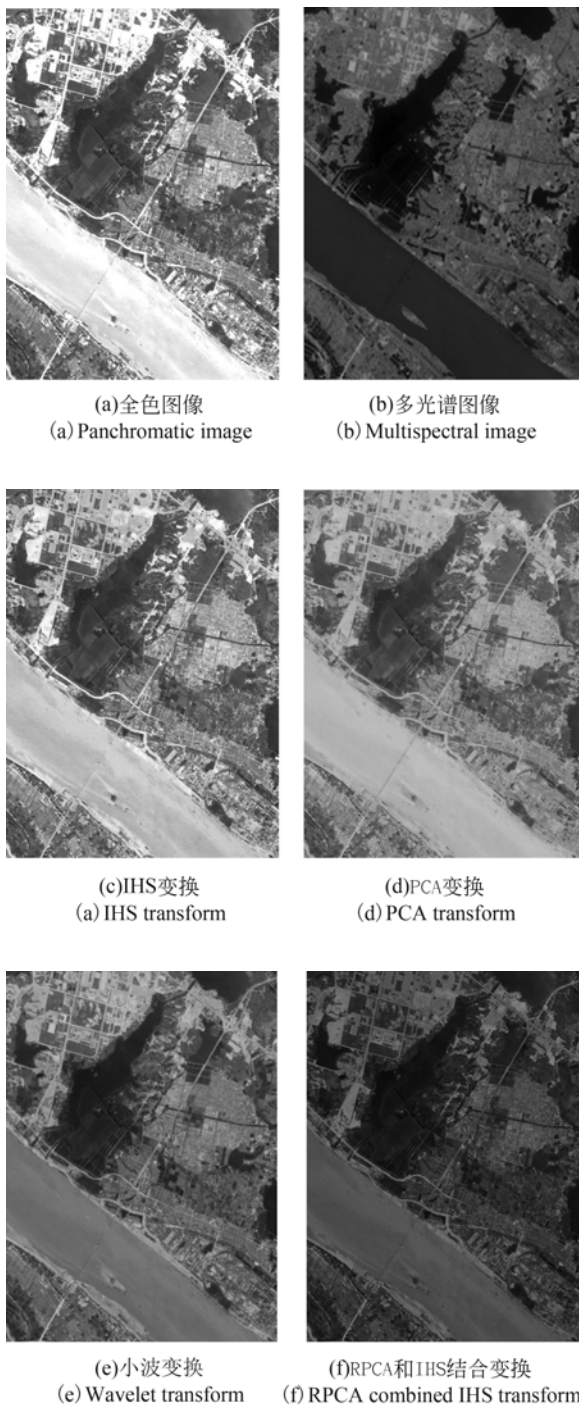


图 3 实验 2

Fig. 3 Experiment 2

可以看出,采用本文算法得到的融合图像更符合人眼的视觉系统。下面采用图像的标准差,信息熵,相关系数和平均梯度来作为客观评价指标<sup>[1]</sup>。标准差表示图像灰度的动态范围,标准差越大表示其包含图像的灰阶信息较多;信息熵主要衡量图像的信息丰富程度,信息熵越大表示图

像信息越丰富,质量越高;相关系数表示两幅图像之间的相关程度,相关系数越大说明两幅图像间的相关程度越高;平均梯度表示图像的灰度变化率,平均梯度越大表示图像清晰程度越高。实验评价指标如表 1 所示。

表 1 实验结果各项性能评价体系

Tab. 1 Various performance evaluation of experimental results

融合方法	标准差	信息熵	相关系数	平均梯度
实验 1				
IHS	48.207 6	7.473 1	0.704 4	11.541 2
PCA	48.158 4	7.483 7	0.706 1	11.512 4
Wavelet	44.608 6	7.426 5	0.933 6	6.771 3
IHS+RPCA	49.443 8	7.527 5	0.732 1	11.744 5
实验 2				
IHS	59.200 0	7.467 3	0.493 3	8.553 8
PCA	67.645 8	7.491 3	0.451 1	5.933 7
Wavelet	45.875 3	7.450 5	0.728 7	5.440 8
IHS+RPCA	52.772 7	7.477 2	0.582 0	6.083 4

从以上融合实验结果表 1 中可以看出,RPCA 和 IHS 相结合方法在实验 1 中的信息熵为 7.527 5,平均梯度为 11.744 5,均优于其他 3 种方法,在实验 2 中的相关系数为 0.582 0,优于 IHS 和 PCA 的方法。综上考虑,从客观评价指标和主观视觉方面评价,RPCA 与 IHS 相结合的方法可以得到更好的融合效果。

## 4 结 论

本文提出 RPCA 与 IHS 变换相结合的卫星图像融合方法。该方法在 IHS 变换基础上与 RPCA 相结合,实验结果表明此方法在第一个实验中融合得到的图像信息熵为 7.527 5,平均梯度为 11.744 5 效果要优于其他 3 种方法,在第二个实验中也有较好优势。RPCA 与 IHS 相结合的方法可以更好的保留光谱信息和空间细节特征,对融合图像的整体性能均有提高,但算法在处理时间上不占优势,因此减少计算时间和使用多融合技术是我们下一步的研究方向。

## 参考文献:

- [1] 伊力哈木·亚尔买买提, 谢丽蓉, 孔军. 基于 PCA 变换与小波变换的遥感图像融合方法[J]. 红外与激光工程, 2014(7):2335-2340.  
YILHAMU Y E M M T, XIE L R, KONG J. Remote sensing image fusion based on PCA transform and wavelet transform [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014(7):2335-2340. (in Chinese)
- [2] 李新, 秦世引. 一种具有高保真度光谱的遥感图像快速融合法[J]. 宇航学报, 2010, 31(8):2023-2028.  
LI X, QIN SH Y. An approach to fast fusion of remote sensing images with high fidelity of spectrum information [J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(8): 2023-2028. (in Chinese)
- [3] 张蕾, 金龙旭, 韩双丽, 等. 采用非采样 Contourlet 变换与区域分类的红外和可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2015, 23(3):810-818.  
ZHANG L, JIN L X, HAN SH L, *et al.*. Fusion of infrared and visual images based on non-sampled contourlet transform and region classification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3): 810-818. (in Chinese)
- [4] 戴光智, 陈铁群, 薛家祥, 等. 小波图像融合改善超声图像分辨率[J]. 光学精密工程, 2008, 16(11):2290-2295.  
DAI G ZH, CHEN T Q, XUE J X, *et al.*. Improvement of resolution for ultrasonic image based on wavelet image fusion[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2290-2295. (in Chinese)
- [5] 毛士艺, 赵巍. 多传感器图像融合技术综述[J]. 北京航空航天大学学报, 2002, 28(5):512-518.  
MAO SH Y, ZHAO W. Comments on multisensor image fusion techniques [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2002, 28(5):512-518. (in Chinese)
- [6] 周前祥, 敬忠良, 姜世忠. 多源遥感影像信息融合研究现状与展望[J]. 宇航学报, 2002, 23(5):89-94.  
ZHOU Q X, JING ZH L, JING SH ZH. Comments on research and development of multi-source information fusion for remote sensing images [J]. *Journal of Astronautics*, 2002, 23(5): 89-94. (in Chinese)
- [7] 杜洪, 夏欣, 据生根, 等. 基于 PCA 图像压缩算法研究与实现[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2014, 51(5):910-914.  
DU H, XIA X, JU SH G, *et al.*. Image compression based on PCA[J]. *Journal of Sichuan University (Natural Science Edition)*, 2014, 51(5): 910-914. (in Chinese)
- [8] CANDES E J, LI X, MA Y, *et al.*. Robust principal component analysis [J]. *Journal of the ACM*, 2011, 58:1-37.
- [9] DE LA TORRE F, BLACK M. J. Robust principal component analysis for computer vision [C]. *International Conference on IEEE*, 2001, 1:362-369.
- [10] WRIGHT J, MA Y, MAIRAL J, *et al.*. Sparse representation for computer vision and pattern recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6): 1031-1044.
- [11] 张永新. 多聚焦图像像素级融合算法研究[D]. 西安:西北大学, 2014:1-39.  
ZHANG Y X. Research on pixel level fusion algorithms for multifocus image [D]. Xi'an: Northwest University, 2014:1-39. (in Chinese)
- [12] 余先川, 吕中华, 胡丹. 遥感图像配准技术综述[J]. 光学精密工程, 2013, 21(11):2960-2972.  
YU X CH, LV ZH H, HU D. Review of remote sensing image registration techniques[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(11):2960-2972. (in Chinese)

## 作者简介:



田云翔(1990—),男,河南洛阳人,2014年于吉林大学珠海学院获得学士学位,主要从事图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail:yunxiang\_Tian@163.com



武江龙(1980—),男,黑龙江人,博士研究生,副教授,主要从事 Fourier 分析,算子理论,函数空间理论,图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail:q368@qq.com

## 导师简介:



田小林(1950—),女,湖南石门人,教授,1988年于北京大学获得博士学位,主要从事图像处理与模式识别、机器视觉与智能计算等方面的研究。E-mail:xltian@must.edu.mo