

# 结合分类与迁移学习的 薄云覆盖遥感图像地物信息恢复

胡根生<sup>1,2,3</sup>, 查慧敏<sup>1,2</sup>, 梁 栋<sup>1,2</sup>, 鲍文霞<sup>1,2,3</sup>

(1. 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽合肥 230039;  
2. 安徽大学电子信息工程学院, 安徽合肥 230601;  
3. 偏振光成像探测技术安徽省重点实验室, 安徽合肥 230031)

**摘 要:** 利用多源多时相遥感图像, 给出一种结合分类与迁移学习的薄云覆盖遥感图像地物信息恢复算法. 首先利用多方向非抽样对偶树复小波变换对多源多时相遥感图像进行多分辨率分解, 对分解后的薄云图像的高频系数利用贝叶斯方法进行地物初分类; 再对每类地物的低频系数通过迁移最小方差支持向量回归模型进行域自适应学习, 获取模型参数; 最后利用所获的迁移回归模型, 用无云参考图像的低频系数预测薄云覆盖图像的低频系数, 去除薄云, 恢复薄云覆盖图像的地物信息. 实验结果表明, 本文算法恢复的地物细节清楚, 光谱失真较小. 特别对地物季节性变化的薄云覆盖遥感图像, 本文算法能有效恢复薄云覆盖区域的地物信息.

**关键词:** 遥感图像; 信息恢复; 图像分类; 迁移学习

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2017)12-2855-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.12.005

## Ground Object Information Recovery for Thin Cloud Contaminated Remote Sensing Images by Combining Classification with Transfer Learning

HU Gen-sheng<sup>1,2,3</sup>, ZHA Hui-min<sup>1,2</sup>, LIANG Dong<sup>1,2</sup>, BAO Wen-xia<sup>1,2,3</sup>

(1. Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing, Ministry of Education, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China;  
2. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei, Anhui 230601, China;  
3. Anhui Key Laboratory of Polarization Imaging Detection Technology, Hefei, Anhui 230031, China)

**Abstract:** By using multi-source and multi-temporal remote sensing images, a ground object information recovery algorithm for thin cloud contaminated remote sensing images is proposed by combining classification with transfer learning. Firstly, multi-resolution decomposition of multi-source and multi-temporal remote sensing images is performed by using multi-directional nonsubsampling dual-tree complex wavelet transform. The decomposed high frequency coefficients of the ground objects of the thin cloud images are primarily classified by using Bayesian method. Then the transfer least square support vector regression model is trained to obtain the model parameters by using the domain adaptive learning of the low frequency coefficients of each class of ground objects. Finally, the low frequency coefficients of the thin cloud-contaminated images are predicted by using those of the cloudless reference images. The thin clouds are removed and the ground object information of the thin cloud contaminated images is recovered. Experimental results show that the ground objects recovered by the proposed algorithm have clear spatial details and small spectral distortion. Especially for the thin cloud contaminated remote sensing images with seasonal variation of ground objects, the proposed algorithm can effectively recover the ground object information contaminated by thin clouds.

**Key words:** remote sensing image; information recovery; image classification; transfer learning

收稿日期: 2016-06-04; 修回日期: 2017-01-10; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61672032, No. 61401001); 安徽省自然科学基金(No. 1408085MF121); 偏振光成像探测技术安徽省重点实验室开放课题(No. 2016-KFKT-003)

## 1 引言

光学卫星遥感成像装置所拍摄的地表图像经常被云覆盖,造成地物信息无法获取或获取不完全,导致获取的遥感图像不能发挥应有的价值.利用云覆盖下遥感图像地物信息恢复技术,能有效增强遥感图像清晰度,提高对云覆盖区域地物信息解译的准确性.

根据云的光学厚度  $\tau_c$ ,遥感图像上的云可以分为厚云( $\tau_c \geq 5$ )和薄云( $\tau_c < 5$ ).薄云是半透明的,薄云覆盖下的遥感图像,受阳光透过云层的反射和折射影响,图像上的地物信息模糊.目前许多研究者已经提出了多种薄云覆盖遥感图像的地物信息恢复方法.时域或者频域的增强方法是常用的单幅遥感图像地物信息恢复方法之一,其中比较经典的方法有小波分析法<sup>[1]</sup>、同态滤波法<sup>[2,3]</sup>和色彩变换法<sup>[4]</sup>等,这些方法对地物信息的损伤都较大.利用遥感图像本身的一些特点,采用 SUSAN 算法<sup>[5,6]</sup>、Mallat 算法<sup>[7]</sup>、Retinex 算法<sup>[8]</sup>或者 HDSGI 算法<sup>[9]</sup>等也可以有效恢复薄云覆盖遥感图像的地物信息.由于先验条件的缺失和辅助信息的匮乏,单幅遥感图像地物信息恢复效果有限.利用多源多时相遥感图像之间的互补信息恢复地物信息是当前的研究热点.比如多源多时相遥感图像融合方法,使用无云覆盖图像融合有云覆盖图像,可以恢复云覆盖下的地物信息<sup>[10-12]</sup>.图像融合方法对厚云或者薄云覆盖下的地物信息恢复都有效,但需要至少一幅图像在该地区没有云层覆盖,且需要解决不同传感器之间图像配准问题和辐射差异问题.利用多光谱信息去除薄云,也可以恢复地物信息.该方法通过在遥感平台上加装一个对云敏感的传感器,专门记录云信息,或者从多光谱图像的某些对云敏感的波段中提取云信息,然后从含云覆盖遥感数据中剔除云信息,以达到获取清晰地物信息的目的<sup>[13,14]</sup>.多光谱去云法对薄云覆盖下的地物信息恢复有效,但需要加装一个特定传感器,或者增加一个冗余波段,应用范围有限.

本文给出一种结合分类与迁移学习的薄云覆盖遥感图像地物信息恢复算法,该算法利用多方向非抽样对偶树复小波变换(Multi-directional Nonsubsampled Dual-tree Complex Wavelet Transform, M-NDCWT)对多源多时相遥感图像进行多分辨率分解,对分解后的图像的高频地物成分进行贝叶斯初分类,针对每个类别分别训练迁移最小方差支持向量回归(Transfer Least Square Support Vector Regression, T-LSSVR)模型,用来预测薄云图像的低频系数,经重构后获得地物信息恢复图像. M-NDCWT 有更多分解方向,能有效保留图像分解后的地物细节信息.对分类后的不同地物分别训练回归模型,针对性更强.在可利用多源多时相遥感图像的条件

下,利用多源多时相遥感图像之间的互补信息,可以有效填补去除薄云后图像的信息损失.由迁移支持向量回归构建的域自适应学习模型,使得可利用的多源多时相遥感图像范围大大扩展.本文算法能有效解决多源多时相地物信息恢复方法需要参考图像的地物信息与薄云覆盖图像地物信息相同或者相近问题,特别对于地物随季节而变化的遥感图像,本文算法能够取得很好的地物信息恢复效果.

## 2 多方向非抽样对偶树复小波变换

由于薄云和地物占据不同的频带,薄云覆盖遥感图像经过多分辨率分解后,低频频带主要是薄云信息,高频频带主要是地物信息.为了让分解后的高频频带保留尽量少的薄云信息和尽量多的地物细节信息,可以利用 M-NDCWT 对遥感图像进行多分辨率分解. M-NDCWT 是将沙漏滤波器组与非抽样 DTCWT 结合起来构造的<sup>[15]</sup>.非抽样 DTCWT 和沙漏滤波器组结合,使对角分解方向增加了一倍.

M-NDCWT 的分解和重构结构如图 1 所示.

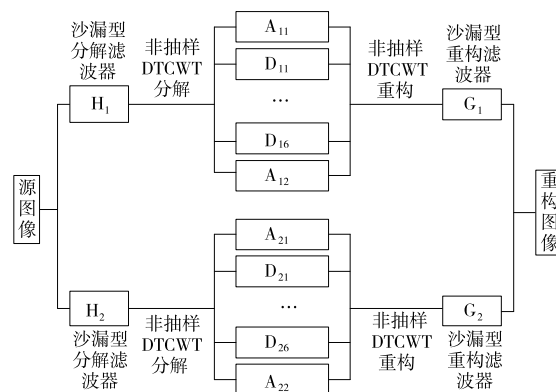


图1 M-NDCWT的分解和重构结构

设  $I_M$  是多源多时相图像集,  $MS^{(b)}$  是  $I_M$  中的一幅多光谱图像,其中  $b = 1, \dots, B$ ,  $B$  是总的光谱波段数,则 M-NDCWT 分解  $MS^{(b)}$  如下所示:

$$MS^{(b)}(i, j) = \sum_{n \in Z^2} c_{m,n}^{(b)}(i, j) \phi_{m,n}(i, j) + \sum_{l=1}^L \sum_{m \geq m_n, n \in Z^2} d_{l,m,n}^{(b)}(i, j) \psi_{l,m,n}(i, j) \quad (1)$$

式中,  $m_l$  是分解层次,  $L$  是方向子带的总数,  $c_{m,n}^{(b)}(i, j) = \langle MS^{(b)}(i, j), \phi_{m,n}(i, j) \rangle$  是缩放系数,  $d_{l,m,n}^{(b)}(i, j) = \langle MS^{(b)}(i, j), \psi_{l,m,n}(i, j) \rangle$  是第  $l$  方向的复小波系数.

## 3 遥感图像贝叶斯初分类

不同地物在不同波段下的反射特性是不一样的,为了有效恢复薄云覆盖下的地物信息,需要对薄云覆盖下的地物进行初分类,以便针对不同地物给出不同

的回归学习模型或者不同的模型参数. 由于贝叶斯分类能够结合先验知识和样本数据, 避免只使用先验信息可能带来的主观偏见和只使用样本信息可能产生的噪音影响, 具有很强的不确定知识表达能力, 因而本文采用贝叶斯方法对遥感图像的地物成分进行分类.

设随机变量  $X$  有样本  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 对于来自相同分布的未知标签数据  $x$ , 根据贝叶斯公式

$$P(c|x) = P(x|c)P(c)/P(x) \quad (2)$$

其中  $c$  为类别标签. 如果去掉先验概率  $P(c)$ , 或者假定先验概率  $P(c) \propto \frac{1}{\lambda}$ , 这里  $\lambda \geq 1$  是独立于  $c$  的常数, 则

$$\hat{c} = \underset{c}{\operatorname{argmax}} P(x|c) \quad (3)$$

本文选用高斯核函数的贝叶斯估计方法

$$\hat{p}(x|c) = \frac{1}{N(c)} \sum_{i=1}^N \operatorname{sign}(c_i) g(x, x_i, \sigma_c) \quad (4)$$

式中,  $N(c)$  是训练集样本数量,  $c_i$  是  $x_i$  的类别,  $\sigma_c = \frac{1}{\sqrt{N(c)}}$ ,  $\operatorname{sign}(c_i) = \begin{cases} 1, & c_i = c \\ 0, & c_i \neq c \end{cases}$ ,  $g(\cdot)$  是高斯函数,  $g(x, x_i, \sigma_c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_c} \exp\left[-\frac{(x-x_i)^2}{2(\sigma_c)^2}\right]$ .

#### 4 迁移最小方差支持向量回归

不同遥感图像的光谱特性不同, 对于样本来自不同分布的有限标签模式的分类和回归预测并不鲁棒, 迁移学习的目的在于借助相关场景的数据来提高当前场景系统的泛化能力, 为此, 研究者们提出了域自适应学习或迁移学习方法, 即利用源域中大量标签训练数据来学习仅有少量标签数据的目标域的鲁棒分类机或回归机<sup>[16-20]</sup>. 本文在多幅遥感图像间通过域自适应的迁移最小方差支持向量回归 (T-LSSVR) 预测方法, 对目标图像含云低频信息进行预测填补.

设源域训练数据集为  $D_s = \{(x_i^{(s)}, y_i^{(s)})\}_{i=1}^M$ , 目标域训练数据集为  $D_T = \{(x_i^{(T)}, y_i^{(T)})\}_{i=1}^N$ , 标准最小方差支持向量回归 (LSSVR) 的目标函数为  $f^{(s)}(x) = \mathbf{w}^{(s)\top} \Phi(x) + b^{(s)}$ , 参数  $\mathbf{w}^{(s)}$  与  $b^{(s)}$  由如下模型得到

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}^{(s)}} & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}^{(s)}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^M e_i^2 \\ \text{s. t. } & y_i^{(s)} - \langle \mathbf{w}^{(s)}, \Phi(x_i^{(s)}) \rangle - b^{(s)} = e_i \\ & \forall (x_i^{(s)}, y_i^{(s)}) \in D_s \end{aligned} \quad (5)$$

T-LSSVR 算法是在标准 LSSVR 目标函数的基础上增加一个“ $\Delta$  函数”, 使其在不同域中能更好地自适应<sup>[21]</sup>, 即:

$$f(x) = f^{(s)}(x) + \Delta f(x) = f^{(s)}(x) + \mathbf{w}^\top \Phi(x) + b \quad (6)$$

可以通过下式来学习  $\Delta f(x)$  中的参数  $\mathbf{w}$  与  $b$ :

$$\min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } & y_i^{(T)} - \langle \mathbf{w}, \Phi(x_i^{(T)}) \rangle - b - f^{(s)}(x_i^{(T)}) = e_i \\ & \forall (x_i^{(T)}, y_i^{(T)}) \in D_T \end{aligned} \quad (7)$$

对上式求 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件可得到下列线性方程组:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{1}^\top & 0 \\ \mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha} \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} - f^{(s)}(\mathbf{x}^{(T)}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, 核函数  $\mathbf{K} = \{K_{i,j} = K(x_i^{(T)}, x_j^{(T)})\}_{i,j=1}^N$ ,  $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)^\top$ ,  $\mathbf{y} = (y_1^{(T)}, \dots, y_N^{(T)})^\top$ ,  $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^\top$  为拉格朗日乘子,  $f^{(s)}(\mathbf{x}^{(T)}) = (f^{(s)}(x_1^{(T)}), f^{(s)}(x_2^{(T)}), \dots, f^{(s)}(x_N^{(T)}))$ .

根据表示定理<sup>[22]</sup>, 该优化问题有如下形式的解:

$$f(x) = f^{(s)}(x) + \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i^{(T)}) + b \quad (9)$$

若有  $M$  种源域样本, 则目标函数形式为:

$$f(x) = \sum_{k=1}^M t_k f_k^{(s)}(x) + \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i^{(T)}) + b \quad (10)$$

#### 5 算法步骤

结合分类与迁移学习的薄云覆盖遥感图像地物信息恢复算法分为两个部分, 第一部分是选取无云覆盖源域遥感图像和目标域遥感图像获取训练样本, 训练 T-LSSVR 模型, 第二部分是对含薄云遥感图像恢复地物信息.

##### (1) T-LSSVR 模型训练步骤

(a) 选取无云覆盖源域遥感图像和目标域遥感图像并进行空间配准;

(b) 利用 M-NDCWT 对所选取的遥感图像进行多分辨率分解;

(c) 利用贝叶斯方法进行地物分类;

(d) 选取源域遥感图像和目标域遥感图像不同地物的低频成分构成训练样本, 训练 T-LSSVR, 获得目标函数式 (10).

##### (2) 薄云覆盖地物信息恢复步骤

(a) 选取薄云覆盖目标遥感图像和多源多时相无云参考图像并进行空间配准;

(b) 利用 M-NDCWT 对所选取的遥感图像进行多分辨率分解;

(c) 利用贝叶斯方法对分解后的薄云覆盖目标遥感图像的高频成分进行地物分类;

(d) 利用多源多时相无云参考图像的不同地物的低频成分和训练好的 T-LSSVR 模型, 预测薄云覆盖目标遥感图像不同地物的低频成分;

(e) 对薄云覆盖目标遥感图像的高频成分和预测的低频成分进行逆 M-NDCWT 重构, 恢复薄云覆盖下的地物信息.

## 6 实验

为验证所提算法的有效性,本部分进行仿真实验.实验中选取的源域样本和目标域样本来自 HJ-1A/1B CCD 传感器和 Landsat8 OLI 传感器所拍摄的不同时相的多光谱图像,薄云覆盖目标图像和无云参考图像都是由 Landsat8 OLI 传感器拍摄的.地物信息恢复方法包括同态滤波法<sup>[3]</sup>、剪切波变换法<sup>[12]</sup>、Retinex 算法<sup>[8]</sup>以及小波变换法<sup>[1]</sup>,被用来与本文所提出的算法进行比较分析.

### 6.1 模拟薄云覆盖图像实验

由于薄云覆盖遥感图像中的地物信息模糊,不同方法恢复地物信息的效果难以定量评价,为此,本文首先将薄云叠加到无云遥感图像中来获取模拟薄云覆盖遥感图像.模拟图像实验中的目标图像和参考图像为 Landsat8 OLI 传感器获取的哈尔滨市多光谱图像,见图 2,其中图 2(a)显示的是 4,3,2 波段合成的目标图像,获取时间为 2013 年 5 月 23 日,图 2(b)显示的是 4,3,2 波段合成的参考图像,获取时间为 2014 年 6 月 13 日,叠加薄云到目标图像上的模拟薄云覆盖图像和不同方法恢复地物信息的结果图像见图 3.



图 2 哈尔滨市多光谱图像

从图 3 可以看出,同态滤波法、Retinex 算法和小波变换法恢复地物信息后残留了部分薄云信息,剪切波变换法虽然去除了薄云但丢失了大量地物细节信息,本文算法去除薄云较为彻底,恢复地物信息后的结果图像更接近原目标图像.

为了定量评价不同方法恢复地物信息的效果,本文选用光谱失真度(SD)、峰值信噪比(PSNR)、偏差指数(DI)、相关系数(CC)和图像信息熵(IE)等指标进行定量分析,以比较不同方法的地物细节信息和光谱信息的保持能力.不同方法恢复地物信息的定量评价结果见表 1.

从表 1 可以看出,本文算法的峰值信噪比指标高于其他四种方法,相关系数指标与小波变换法相近但高于同态滤波法、剪切波变换法和 Retinex 算法,图像信息熵指标低于 Retinex 算法但高于同态滤波法、剪切波变

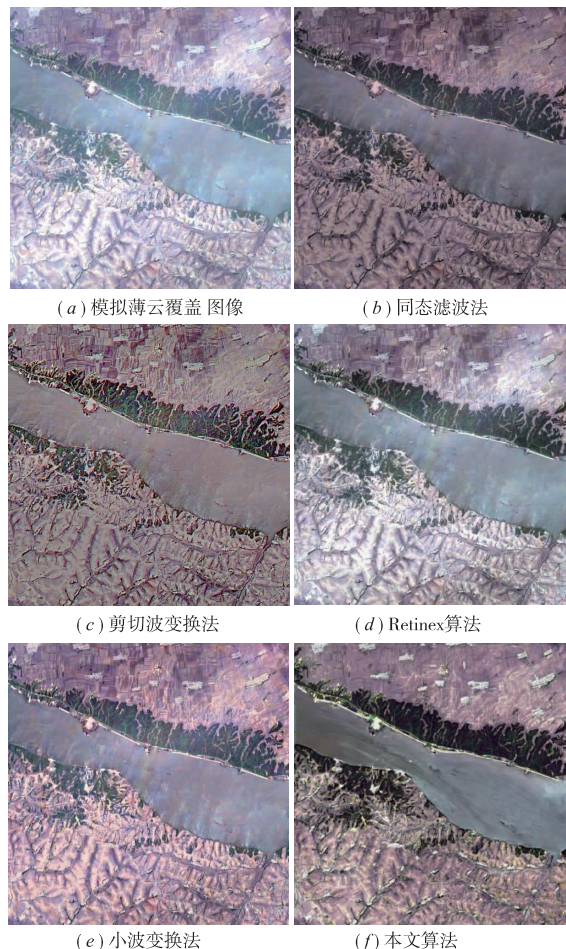


图 3 模拟薄云覆盖图像和不同方法恢复地物信息的结果图像

换法和小波变换法. Retinex 算法的图像信息熵指标较高是因为利用该算法恢复地物信息的结果图像含有较多的残留薄云造成的,因而本文算法去除薄云较为彻底,所获得的地物信息恢复图像保留了目标图像中更多的信息.同时,本文算法的光谱失真度和偏差指数小于其他四种方法,这表明了本文算法得到的地物信息恢复图像信息失真的程度更小,恢复的地物信息更接近真实地物信息.

表 1 不同方法恢复地物信息的定量评价结果

	同态滤波法	剪切波变换法	Retinex 算法	小波变换法	本文算法
SD	20.61	22.19	38.48	32.51	16.87
PSNR	20.48	19.62	15.64	17.37	21.25
CC	0.86	0.80	0.79	0.87	0.87
DI	14.21	16.19	24.49	21.20	12.89
IE	9.07	9.30	9.72	9.54	9.61

为了验证所提算法的稳健性,本文选取了与上述实验同地区但不同时相的另外两幅 Landsat8 OLI 传感

器获取的哈尔滨市无云参考图像,见图4,其中图4(a)显示的是4,3,2波段合成的参考图像2,获取时间为2015年5月18日,图4(b)显示的是4,3,2波段合成的参考图像3,获取时间为2015年6月16日.利用不同时相参考图像恢复地物信息的结果图像见图5,定量评价结果见表2.



(a) 参考图像2 (b) 参考图像3

图4 哈尔滨市不同时相的多光谱参考图像



(a) 本文算法(参考图像2) (b) 本文算法(参考图像3)

图5 利用不同参考图像恢复地物信息的结果图像

表2 利用不同参考图像恢复地物信息的定量评价结果

本文算法	SD	PSNR	CC	DI	IE
参考图像2	16.74	21.65	0.90	12.63	9.60
参考图像3	17.85	20.50	0.85	14.10	9.56

从图3和图5可以看出,针对不同参考图像,利用本文算法恢复地物信息所得的结果图像,均保留了目标图像中较多的信息,本文算法去除薄云都较为彻底.表1和表2中本文算法的定量评价结果也很相近,说明本文算法针对不同参考图像,具有较好的稳健性.

## 6.2 真实薄云覆盖图像实验

真实图像实验中的目标图像和参考图像为 Landsat8 OLI 传感器获取的武汉市多光谱图像和长沙市多光谱图像,见图6和图8,其中图6(a)和图8(a)显示的是4,3,2波段合成的薄云覆盖目标图像,图6(a)的获取时间为2013年10月3日,图中有少量薄云覆盖,图8(a)的获取时间为2013年5月12日,图中有大量薄云覆盖,图6(b)和图8(b)显示的是4,3,2波段合成的参考图像,获取时间分别为2013年5月12日和2014年1月23日.不同方法恢复地物信息的结

果图像见图7和图9.



(a) 云覆盖图像 (b) 参考图像

图6 武汉市多光谱图像



(a) 同态滤波法 (b) 剪切波变换法



(c) Retinex算法 (d) 小波变换法

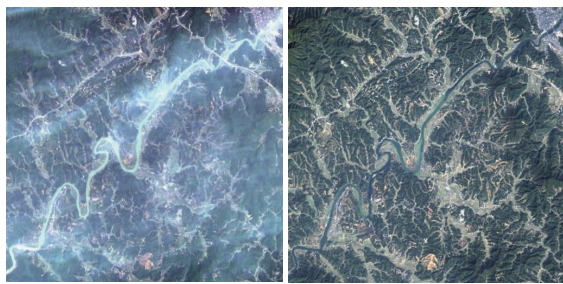


(e) 本文算法

图7 对图6(a)采用不同方法恢复地物信息的结果图像

从图7和图9可以看出,用本文算法恢复地物信息后的图像更加清晰和流畅,同态滤波法和剪切波变换法能去除一部分云信息,但地物细节信息损失严重,Retinex算法残留了大部分的薄云信息,小波变换法能去除大部分的云信息,但仍有少部分地物信息损失.

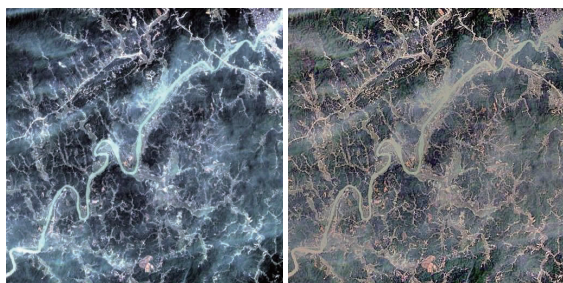
因为地物被薄云覆盖,真实地物信息未知,上述模拟图像实验中的定量评价指标不能用来评价不同方法的真实图像地物信息恢复效果.借助于ENVI的光谱库,本文将地物信息恢复图像中各地物的光谱反射率



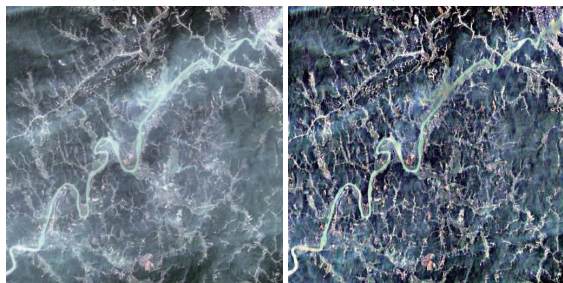
(a) 云覆盖图像 (b) 参考图像

图8 长沙市多光谱图像

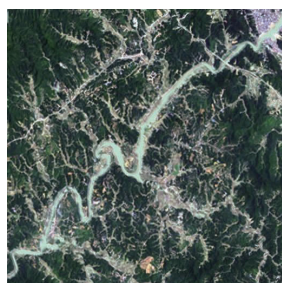
与光谱库中各地物光谱反射率进行比较,选择光谱反射率误差指标对真实图像实验进行定量评价。



(a) 同态滤波法 (b) 剪切波变换法



(c) Retinex算法 (d) 小波变换法



(e) 本文算法

图9 对图8(a)采用不同方法恢复地物信息的结果图像

光谱反射率误差 SRE 的计算公式如下:

$$SRE_i = \frac{AR_i - BR_i}{BR_i} \quad (11)$$

式中,AR 和 BR 分别是地物信息恢复图像和 ENVI 光谱库获得的光谱反射率, $i$  代表地物类别。

分别从图 7 和图 9 中选取植被、道路、水体、土壤各 100 个样本,根据公式(11)计算不同方法恢复地物信息的平均光谱反射率误差,见图 10 和图 11。可以看出,本

文算法恢复地物信息的平均光谱反射率误差最小,地物信息恢复效果相较于其他四种方法更好。

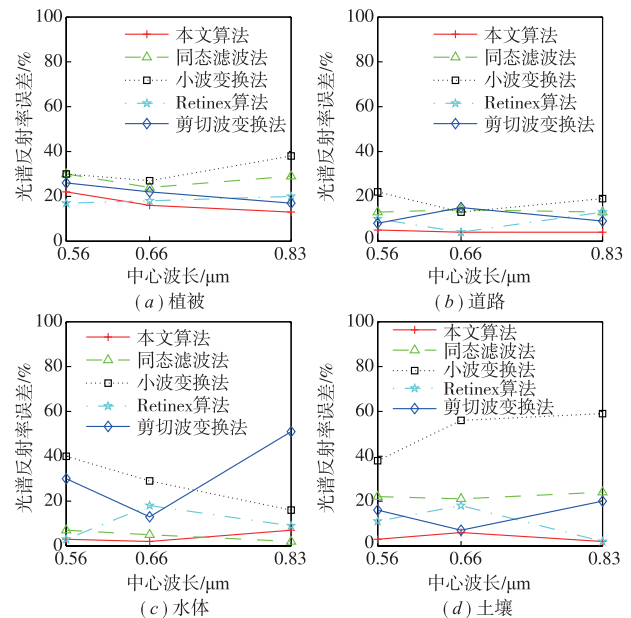


图10 图7中四种地物的平均光谱反射率误差

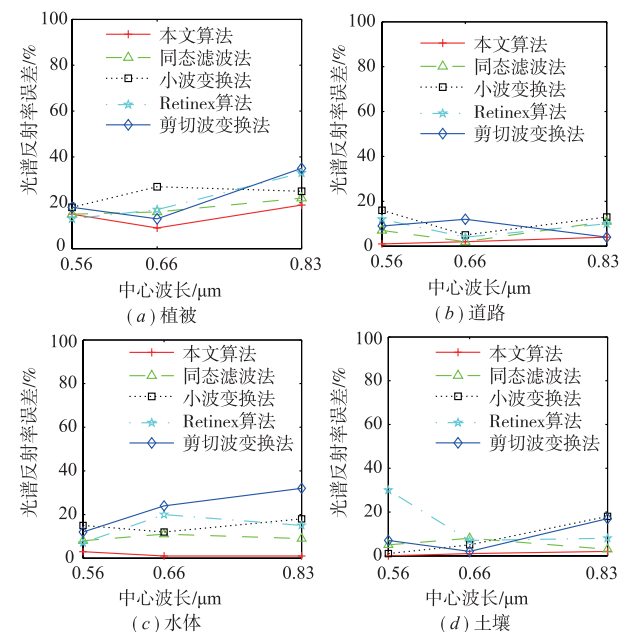


图11 图9中四种地物的平均光谱反射率误差

## 7 结论

由于 M-NDCWT 有更多分解方向,薄云覆盖图像经 M-NDCWT 分解后,低频部分主要包含薄云信息,高频部分主要包含地物细节信息。利用贝叶斯分类方法,得出地物初步分类图,对分类后的不同地物分别训练回归模型,能有效解决不同地物辐射差异问题。在可利用多源多时相遥感图像的条件下,利用多源多时相遥感

图像之间的互补信息,依照不同的地物特点,采用 T-LSSVR 算法进行学习,训练出不同的模型,结合分类图和参考图像低频系数预测薄云覆盖目标图像的低频系数,可以有效恢复地物低频信息,重构后可得地物信息恢复图像.实验结果表明,本文算法能有效恢复薄云覆盖遥感图像的地物信息,特别对于地物随季节而变化的遥感图像,能够取得很好的地物信息恢复效果.同时,地物的复杂度对实验效果也有一定的影响.地物复杂度高,利用贝叶斯方法进行地物分类的精度就低,在预测薄云覆盖下某类地物的低频成分时,就有可能采用其他类地物训练出来的 T-LSSVR 模型,产生较大的预测误差,因而提高薄云覆盖下地物的分类精度是下一步的研究方向.

#### 参考文献

- [1] Rasti B, Sveinsson J R, Ulfarsson M O. Wavelet-based sparse reduced-rank regression for hyperspectral image restoration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(10):6688–6698.
- [2] Wang X, Li M M, Tang H M. A modified homomorphism filtering algorithm for cloud removal[A]. 2010 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering[C]. Wuhan, China; IEEE, 2010. 1–4.
- [3] Wu X P, Yang W N, Li G M. Thin cloud removal of ZY-3 image based on improved homomorphism filtering method [A]. 21st International Conference on Geoinformatics[C]. Kaifeng, China; IEEE, 2013. 1–4.
- [4] Leung Y, Liu J, Zhang J S. An improved adaptive intensity-hue-saturation method for the fusion of remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(5):985–989.
- [5] Gao C, Zhu H J, Guo Y C. Analysis and improvement of SUSAN algorithm[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(10):2552–2559.
- [6] 卢力,王勇涛,田金文,柳健.基于 SUSAN 算法的遥感图像去云[J]. *通信学报*, 2006, 27(8):160–164.  
Lu Li, Wang Yongtao, Tian Jinwen, Liu Jian. Cloud removal from satellite imagery based on SUSAN algorithm [J]. *Journal of Communication*, 2006, 27(8):160–164. (in Chinese)
- [7] Zhu X F, Wu F, Zhuang Y P. An improved approach to remove cloud and mist from remote sensing digital images based on Mallat algorithm[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, 11(2):241–246.
- [8] Zhu X F, Jiang X L, Li F. Removing thin cloud in color remote sensing images[J]. *Journal of Applied Optics*, 2007, 28(6):698–701.
- [9] 李新宇,刘扬阳,蒋雪娜,王守觉.基于高维空间几何信息的遥感图像去薄云算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(5):1002–1006.
- Li Xinyu, Liu Yangyang, Jiang Xuena, Wang Shoujue. An novel algorithm to remove the thin cloud from remote sensing images based on high-dimensional space geometrical informatics[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(5):1002–1006. (in Chinese)
- [10] Luo B, Khan M M, Bienvenu T. Decision-based fusion for pansharpening of remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(1):19–23.
- [11] Chien C L, Tsai W H. Image fusion with no gamut problem by improved nonlinear IHS transforms for remote sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1):651–663.
- [12] Shi C, Liu F, Li L L, Hao H X. Pan-sharpening algorithm to remove thin cloud via mask dodging and non-sampled shift-invariant shearlet transform[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1):083658.
- [13] Makarau A, Richter R, Schläpfer D, Reinartz P. Combined haze and cirrus removal for multispectral imagery [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(3):379–383.
- [14] Lorenzi L, Melgani F, Mercier G. Missing-area reconstruction in multispectral images under a compressive sensing perspective[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(7):3998–4008.
- [15] Hu G S, Li X Y, Liang D. Thin cloud removal from remote sensing images using multidirectional dual tree complex wavelet transform and transfer least square support vector regression[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2015, 9(1):095053, 1–19.
- [16] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10):1345–1359.
- [17] Pan S J, Tsang I W, Kwok J T, Yang Q. Domain adaptation via transfer component analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(2):199–210.
- [18] L X Duan, I W Tsang, D Xu. Domain transfer multiple kernel learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(3):465–479.
- [19] Duan L X, Xu D, Tsang I W. Domain adaptation from multiple sources: a domain-dependent regularization approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2012, 23(3):504–518.
- [20] 韩敏,杨雪.改进贝叶斯 ARTMAP 的迁移学习遥感影像分类算法[J]. *电子学报*, 2016, 44(9):2248–2253.  
Han Min, Yang Xue. Transfer learning using improved bayesian ARTMAP for remote sensing image classification

- [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(9): 2248 – 2253. (in Chinese)
- [21] Yang J, Yan R, Hauptmann A G. Cross-domain video concept detection using adaptive svms[A]. Proceedings of the 15th ACM International Conference on Multimedia [C]. Augsburg, Germany: ACM, 2007, 188 – 197.
- [22] Scholkopt B, Smola A J. Learning with Kernels [M]. Cambridge, MA: The MIT Press, 2002.

### 作者简介



**胡根生** 男, 1971 年生于安徽无为, 博士, 教授, 主要研究方向为机器学习、图像处理、模式识别等.

E-mail: hugs2906@sina.com



**查慧敏** 女, 1991 年生于安徽池州, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、图像处理等.

E-mail: 18110931853@163.com



**梁 栋(通信作者)** 男, 1963 年生于安徽合肥, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别等.

E-mail: dliang@ahu.edu.cn



**鲍文霞** 女, 1980 年生于安徽铜陵, 博士, 副教授, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别等.

E-mail: bwxia@ahu.edu.cn