

文章编号:1001-9014(2012)01-0080-05

# 融合 MODIS 与 Landsat 数据生成 高时间分辨率 Landsat 数据

邬明权<sup>1</sup>, 王洁<sup>2\*</sup>, 牛铮<sup>1\*</sup>, 赵永清<sup>3</sup>, 王长耀<sup>1</sup>

(1. 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

2. 杭州师范大学遥感与地球科学研究院, 浙江 杭州 310036;

2. 山西煤炭管理干部学院, 山西 太原 030006)

**摘要:** 遥感数据时空融合技术是一种低空间分辨率影像与中空间分辨率影像在时间域和空间域的融合技术, 利用遥感数据时空融合技术获得的融合影像既具备低空间分辨率影像的高时间分辨率特征, 又具备中空间分辨率影像的高空间分辨率特征。提出了一种新的遥感数据时空融合方法(STDFA)。该方法从时序 MODIS 数据中提取地物的时间变化信息, 结合早期 Landsat-TM 影像的纹理信息, 融合出具有 MODIS 时间分辨率和 TM 空间分辨率的影像。以江苏省南京市江宁区为研究区, 以 Landsat 红波段和近红外波段为融合波段, 对该方法进行了测试。结果显示, 该方法能够产生高精度的中空间分辨率影像, 融合影像与真实影像间的相关系数达到 0.939。融合影像计算的 NDVI 与真实中空间分辨率影像计算的 NDVI 间的相关性达到 0.938。

**关 键 词:** 遥感; 图像处理; MODIS; Landsat; 时空融合

**中图分类号:** P237    **文献标识码:** A

## A model for spatial and temporal data fusion

WU Ming-Quan<sup>1</sup>, WANG Jie<sup>2\*</sup>, NIU Zheng<sup>1\*</sup>, ZHAO Yong-Qing<sup>2</sup>, WANG Chang-Yao<sup>1</sup>

(1. The State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. Institute of Remote Sensing and Earth Sciences, Hangzhou Normal University, Hangzhou 310036, China;  
3. Shanxi Coal Mining Administrators College, Taiyuan 030006, China)

**Abstract:** Spatial and temporal fusion of remote sensing data is a technology that can generate dense time series and high spatial resolution data whose spatial resolution is similar with high spatial resolution date, and temporal resolution is the same as the one with high temporal resolution data. This paper presented a new spatial and temporal data fusion model (STDFM) for blending Landsat and MODIS surface reflectance. Temporal change information was detected from sequence coarser resolution surface images, and new high resolution reflectance was predicted from former high resolution reflectance. This algorithm was tested in red and near-infrared MODIS and Landsat ETM + images, and over a study area in Jiangning country, Nanjing, Jiangsu, China. Results showed that STDFM was able to produce images very similar with actual observed images. The correlation coefficient r between synthetic imageries and actual observations was 0.939. The correlation coefficient r between NDVI calculated by synthetic imageries and actual observations was 0.938.

**Key words:** remote sensing; image processing; MODIS; landsat; data fusion

**PACS:** 95.75. Mn

## 引言

遥感数据时空融合技术是一种融合中分辨率影

像的高空间分辨率特征和低空间分辨率影像的高时间分辨率特征, 生成一种既具备中分辨率影像高空间分辨率特征, 又具备低空间分辨率影像高时间分

收稿日期:2011-03-23, 修回日期:2011-06-18

Received date: 2011-03-23, revised date: 2011-06-18

基金项目: 高分辨率对地观测重大专项; 国家自然基金项目(41001209, 41001269); 杭州师范大学遥感与地球科学研究院开放基金

Foundation item: Supported by Major projects of high resolution Earth Observation, National Natural Science Foundation of China(41001209, 41001269) and opening foundation of Institute of Remote Sensing and Earth Sciences Hangzhou Normal University

作者简介: 邬明权(1983-), 男, 湖南株洲人, 助研, 博士, 主要研究领域为遥感数据时空融合。E-mail: wumq@ irsa.ac.cn.

\* 通讯作者: E-mail: wangjie10022@163.com, niuz@ irsa.ac.cn.

分辨率特征数据的技术<sup>[1]</sup>. 利用该技术可以满足地表快速变化信息监测的要求.

忽略中空间分辨率影像与低空间分辨率影像间的几何校正误差和大气校正误差,  $t$  时刻的低空间分辨率影像的反射率  $R(i, t)$  可以表示为<sup>[2]</sup>:

$$R(i, t) = \sum A_t^j \times r(j, t), \quad (1)$$

其中,  $r(j, t)$  为  $t$  时刻中空间分辨率影像的反射率;  $A_t^j$  是丰度矩阵;  $j$  表示每个中空间分辨率像元在低空间分辨率像元中的位置. 遥感图像时空融合的目的是解求每个时刻的中空间分辨率影像反射率  $r(j, t)$ . 然而即使假设丰度矩阵  $A_t^j$  不随时间发生变化, 式(1)依旧不可解, 除非邻近像元的低空间分辨率反射率  $R(j, t)$  保持不变.

近年来, 国内外学者提出了几种遥感影像时空融合方法. 大部分方法基于线性混合模型, 假设同类别像元反射率或邻近像元低空间分辨率反射率  $R(j, t)$  不变, 解算式(1)<sup>[3-4]</sup>.

然而该假设没有考虑像元反射率的空间可变性. 由于环境影响, 如海拔、土壤类型和形态等, 地物的反射率在空间上是变化的. 一些学者基于像元反射率在邻域内不会剧烈变化的假设, 提出了几种考虑像元反射率空间可变性的遥感数据时空融合方法. 其基本原理是根据某种规则确定参与目标像元解算的子集  $S$ , 如以目标像元为中心的某一邻域<sup>[5]</sup> 或距目标像元一定距离内的像元集<sup>[6]</sup>. 但当类别定义比较广泛的时候, 类内像元间反射率的变化实际上十分剧烈的, 从而导致邻近像元间的反射率也会明显变化, 如同属于耕地类别的不同种农作物间. 因此, 一些学者在 S. Zhukov<sup>[5]</sup> 和 Maselli<sup>[6]</sup> 的工作基础上提出了一些新的改进方法<sup>[2,7,8]</sup>.

然而, 这些方法都只能获得类别平均反射率, 虽然通过一定准则选择子集  $S$  能够减小类内的像元反射率与类别平均反射率间的差异, 但这种差异依旧存在. 因而提出了一种新的遥感数据时空融合方法 (Spatial and Temporal Data Fusion Model, STDFM), 其通过线性像元分解, 从时序低空间分辨率像元提取像元反射率的时间变化规律, 再利用前期的中空间分辨率影像反射率, 获得下一个时间的中空间分辨率影像反射率.

本文采用时序 MODIS 日反射率产品 (MOD09GQ) 和两景 Landsat - ETM + 影像对该方法进行了实验, 并利用 5 景 Landsat - ETM + 影像对结果进行了验证.

## 1 方法

本文提出的遥感数据时空融合方法是为了融合 MODIS 日反射率产品和 Landsat - ETM + 影像, 生产既具有 MODIS 的日反射率产品的高时间分辨率特征, 又具有 Landsat - ETM + 影像高空间分辨率特征的影像. 该方法需要输入两期 Landsat - ETM + 影像 (一期在期初, 另一期在期末) 和时序的 MODIS 反射率影像. 其输出为空间分辨率与 Landsat - ETM + 影像一致, 而时间分辨率与 MODIS 反射率影像一致的融合影像. 该方法包括 3 个步骤: 1) 变化分类及丰度矩阵提取; 2) 时序类别均值反射率提取; 3) 融合影像生成. 其流程见图 1.

### 1.1 变化分类及丰度矩阵提取

要进行低空间分辨率影像与高空间分辨率影像融合, 丰度矩阵  $A_t^j$  或  $f_c(i, c)$  是一个必须已知的量. 传统方法中, 丰度矩阵  $A_t^j$  或  $f_c(i, c)$  都是从中高分辨率影像分类图中获取的, 并假设其不随时间发生变化. 然而, 考虑到历史时期的一景中空间分辨率影像是较容易获取的, 若能够获取中空间分辨率影像的时间变化规律, 则可从前期的中空间分辨率影像推算出新时期的中空间分辨率影像.

为获取中空间分辨率影像的时间变化规律, 本文用中空间分辨率影像的变化分类图, 因此在本文中, 类别表示从期初 ( $T_1$ ) 到期末 ( $T_n$ ) 具有相同变化的像元集合, 并假设类别不随时间变化.

首先, 利用差值运算, 对期初 ( $T_1$ ) 和期末 ( $T_n$ ) 的中空间分辨率影像做差值, 再对差值影像进行密度分割, 获得分类影像. 最后, 利用 ARCGIS 9.0 在

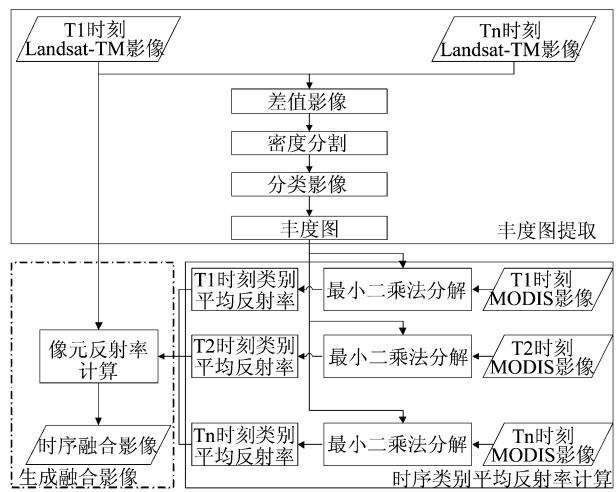


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the STDFA algorithm

中空间分辨率分类图上添加 250 m 的网格, 提取了丰度矩阵  $f_c(i, c)$ <sup>[7]</sup>.

## 1.2 时序类别均值反射率提取

输入丰度矩阵  $f_c(i, c)$  和从期初 ( $T_1$ ) 到期末 ( $T_n$ ) 的时序低空间分辨率反射率影像, 利用最小二乘法, 解算等式(2), 获得时序的中空间分辨率像元类别平均反射率.

## 1.3 融合影像生成

通过等式(2)只能够获得中空间分辨率像元的类别平均反射率, 要获得新时期中的空间分辨率反射率影像, 需要从类别平均反射率进一步获得每个中空间分辨率像元的反射率. 为此, 提出了一种从类别平均反射率获取像元反射率的模型, 其假设同类像元的反射率时间变化一致, 即:

$$r(c, t_i, k) - r(c, t_j, k) = r(c, t_i, l) - r(c, t_j, l) \quad , \quad (3)$$

其中:  $r(c, t_i, k)$ ,  $r(c, t_j, k)$ ,  $r(c, t_i, l)$  和  $r(c, t_j, l)$  是分别为类别  $C$  中像元  $k$  和像元  $l$  在时间  $t_i$  和  $t_j$  的反射率.

由于类别平均反射率  $\bar{r}(c, t_i)$  是属于该类别像元的反射率平均值:

$$\bar{r}(c, t_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r(c, t_i, k) \quad , \quad (4)$$

其中  $n$  是属于类别  $C$  的像元个数. 因此, 从  $t_i$  时刻到  $t_j$  时刻, 类别  $C$  的平均反射率变化  $\Delta\bar{r}(c, t_j - t_i)$  为:

$$\Delta\bar{r}(c, t_j - t_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Delta r(c, t_j - t_i, k) \quad , \quad (5)$$

其中  $\Delta r(c, t_j - t_i, k)$  是类别  $C$  中像元  $k$  从  $t_i$  时刻到  $t_j$  时刻的反射率变化. 而  $\Delta\bar{r}(c, t_j - t_i)$  和  $\Delta\bar{r}(c, t_j - t_i, k)$  可由下式计算:

$$\Delta\bar{r}(c, t_j - t_i) = \bar{r}(c, t_j) - \bar{r}(c, t_i) \quad , \quad (6)$$

$$\Delta r(c, t_j - t_i, k) = r(c, t_j, k) - r(c, t_i, k) \quad , \quad (7)$$

从而

$$\Delta r(c, t_j - t_i, k) = \Delta\bar{r}(c, t_j - t_i, k) \quad . \quad (8)$$

将等式(6)、(7)、(8)代入等式(5)得:

$$\bar{r}(c, t_j) - \bar{r}(c, t_i) = r(c, t_j) - r(c, t_i) \quad . \quad (9)$$

由于  $\bar{r}(c, t_i)$  和  $\bar{r}(c, t_j)$  可以通过最小二乘法, 解算等式(2)获得,  $r(c, t_i, k)$  可以从前期的中空间分辨率影像获得, 因此可以利用等式(9)计算新时期中的空间分辨率影像反射率  $r(c, t_j)$ .

## 2 试验与讨论

### 2.1 研究区概况

本文以江苏省南京市江宁区为研究区. 经纬度范围为: 纬度  $31^{\circ}35'23.77'' \sim 32^{\circ}11'24.14''$ , 经度

$118^{\circ}22'47.65'' \sim 119^{\circ}12'0.77''$ . 覆盖该研究区的 TM 影像轨道号为 120/38. 江宁区位于长江中下游平原, 长江南岸. 地形以平原、丘陵为主.

### 2.2 数据及预处理

本文采用了 7 景 Landsat - ETM + 数据和 6 景 250 米的 MODIS 反射率日产品(表 1).

表 1 采用的 Landsat - ETM + 和 MODIS 数据

Table 1 Main characteristics of the seven ETM + and MODIS images used in the research

| Landsat - ETM + |        | MODIS |            |           |
|-----------------|--------|-------|------------|-----------|
| 日期              | 轨道号    | 用途    | 日期         | 用途        |
| 06/18/2002      | 120/38 | 分类    | 06/18/2002 |           |
| 10/08/2002      | 120/38 | 验证    | 10/08/2002 |           |
| 10/24/2002      | 120/38 | 验证    | 10/24/2002 |           |
| 11/09/2002      | 120/38 | 验证    | 11/09/2002 | 类别平均反射率计算 |
| 12/27/2002      | 120/38 | 验证    | 12/27/2002 |           |
| 01/12/2003      | 120/38 | 验证    | 01/16/2003 |           |
| 01/28/2003      | 120/38 | 分类    |            |           |

### 2.2.1 Landsat - ETM + 数据

采用的 7 景 Landsat - ETM + 数据分别获取于 2002 年 6 月 18 日, 2002 年 10 月 08 日, 2002 年 10 月 24 日, 2002 年 11 月 9 日, 2002 年 12 月 27 日, 2003 年 1 月 12 日和 2003 年 1 月 28 日. 其中 2002 年 6 月 18 日和 2003 年 1 月 28 日的数据用于分类, 2002 年 10 月 08 日, 2002 年 10 月 24 日, 2002 年 11 月 9 日, 2002 年 12 月 27 日和 2003 年 1 月 12 日的数据用于精度验证. 所有 Landsat - ETM + 数据质量良好, 无云覆盖.

所有 Landsat - ETM + 数据采用 ENVI-Flaash 大气校正模块进行了大气校正, 采用 1:10000 的地形图对大气校正后的影像进行了几何校正, 几何校正误差小于 0.5 个像元.

### 2.2.2 MODIS 数据

采用的 MODIS 日反射率产品分别获取于 2002 年 6 月 18 日, 2002 年 10 月 08 日, 2002 年 10 月 24 日, 2002 年 11 月 9 日, 2002 年 12 月 27 日和 2003 年 1 月 16 日. 数据质量良好, 无云覆盖. 由于研究区 2003 年 1 月 12 日的 MODIS 反射率产品有云覆盖, 本文采用 2003 年 1 月 16 日的 MODIS 反射率产品替代.

所有 MODIS 日反射率产品均采用 MODIS 重投影工具 (MODIS Reprojection Tool, MRT) 重投影为 UTM-WGS84 坐标系, 转换成 Geo-tif 格式, 并采用最近邻域法重采样到 240m 空间分辨率, 以便于后续的运算. 所有 MODIS 日反射率产品均与重采样成

240m 的 TM 模拟影像进行了几何校正,几何校正误差为 0.47 个像元。TM 重采样的模拟影像是利用 Pixel Aggregate 重采样方法生成的。

### 2.3 结果与分析

#### 2.3.1 试验结果

输入 2002 年 6 月 18 日和 2003 年 1 月 28 日 Landsat - ETM + 数据,及 2002 年 6 月 18 日、2002 年 10 月 08 日、2002 年 10 月 24 日、2002 年 11 月 9 日、2002 年 12 月 27 日和 2003 年 1 月 16 日 MODIS 日反射率产品,STDFM 融合算法输出 2002 年 10 月 08 日、2002 年 10 月 24 日、2002 年 11 月 9 日、2002 年 12 月 27 日和 2003 年 1 月 16 日的 30 m 分辨率的融合影像。该算法是逐波段运行的,本文试验了红波段和近红外波段(图 2)两个波段。并利用融合影像计算了 NDVI(图 3)。

从图 2 和图 3 可以看出无论是反射率影像还是 NDVI 影像,真实 Landsat - ETM + 影像与融合影像的差异很小,肉眼基本无法区分。由于相关系数表征的是两个事物间的相似程度,因而本文利用相关系数来评价二者之间的相关程度,以评价融合算法的精度。表 2 是真实 Landsat - ETM + 影像与融合影像在 Landsat - ETM + 第 3 波段和第 4 波段的相关系数。

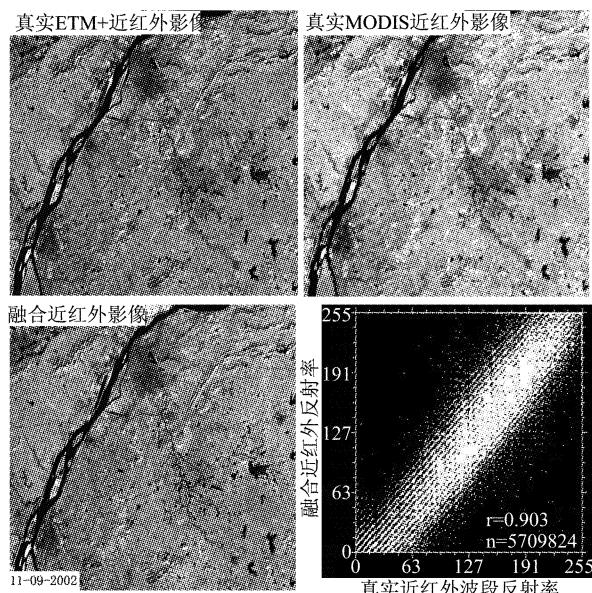


图 2 融合结果分析

Fig. 2 Comparison of fusion result (top right) with actual observations of Landsat - 7 ETM + NIR band (top left), and MODIS NIR band (down left)

注:左上:真实 Landsat - ETM + 近红外波段影像;右上:真实 MODIS 近红外波段影像;左下:近红外波段融合影像;右下:近红外波段融合影像与真实 Landsat - ETM + 近红外波段影像相关性分析

表 2 真实 Landsat - ETM + 影像与融合影像的相关性

Table 2 Comparison between actual observed surface reflectance and synthetic surface reflectance imageries

| 日期         | r     | 红波段   | 近红外波段 | NDVI |
|------------|-------|-------|-------|------|
| 10/08/2002 | 0.883 | 0.933 | 0.938 |      |
| 10/24/2002 | 0.855 | 0.929 | 0.933 |      |
| 11/09/2002 | 0.839 | 0.903 | 0.925 |      |
| 12/27/2002 | 0.795 | 0.901 | 0.851 |      |
| 01/16/2003 | 0.875 | 0.939 | 0.910 |      |

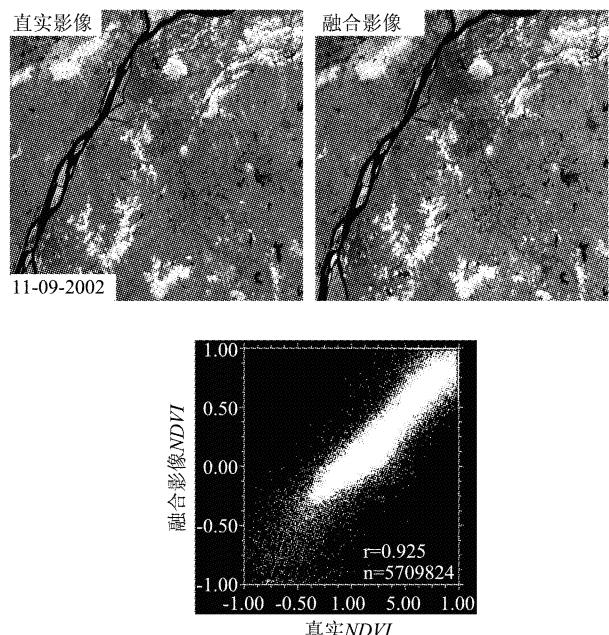


图 3 NDVI 比较分析

Fig. 3 Comparison of NDVI

注:左:真实 NDVI 影像;中:利用融合红波段与近红外波段影像计算获得的 NDVI;右:真实 NDVI 影像与融合影像 NDVI 的相关性分析

#### 2.3.2 与其它方法的比较

表 3 是 STDFM 方法与数据复合、STARFM 等时空融合方法在近红外波段的效果比较,从表中可以看出,STDFM 方法可以获得比其它方法更高的相关系数,其主要原因是:1) STDFM 方法引入了  $T_1$  时刻和  $T_n$  时刻的两期中分辨率 Landsat - ETM + 影像,增加了中分辨率影像的纹理信息;2) STDFM 方法是一种基于中分辨率像元反射率时序变化特征,从前期中分辨率获得后期中分辨率影像的方法,而数据复合与 STARFM 均是直接从同时间的粗分辨率数据获得融合的中分辨率影像。

#### 2.3.3 分析

相关性分析表明,融合影像与真实 Landsat - ETM + 影像具有较高的相关性,融合算法精度较高,

表3 时空融合方法在近红外波段的效果比较

Table 3 Comparison with other Spatial and Temporal fusion method in NIR band

| 技术     | 传感器1  | 传感器2          | 作者                       | 相关系数                    |
|--------|-------|---------------|--------------------------|-------------------------|
| 数据复合   | MODIS | Landsat-TM    | Busetto et al. (2007)[7] | $0.78 \leq r \leq 0.89$ |
| STARFM | MODIS | Landsat-TM    | Thomas et al. (2009)[8]  | $0.85 \leq r \leq 0.91$ |
| STDFM  | MODIS | Landsat-ETM + | 邬明权                      | $0.90 \leq r \leq 0.94$ |

说明利用中分辨率像元的时序信息,从前期中空间分辨率影像获取后期中空间分辨率影像的思路是可行的。但融合结果依旧受以下因素的影响:

1) 不同传感器间的系统误差。不同传感器在光谱设置和光谱响应函数存在差异,同时几何配准和大气校正误差不可避免,使得不同传感器反射率之间存在系统性误差。

2) 像元反射率时间变化的空间可变性。像元反射率存在空间可变性,像元反射率时间变化同样存在空间可变性,即属于某类别的像元反射率时间变化与类别平均反射率的时间变化间的不一致。

3) 线性混合模型。大部分遥感图像时空融合方法采用线性混合模型。在线性混合模型中,低空间分辨率像元反射率被认为是高空间分辨率像元反射率的线性组合。这在裸土或者冰雪情况下是成立的,但在森林、草地等植被覆盖情况下,只有一部分辐射被直接反射到传感器,还有一部分辐射被反射到其他目标,并再次反射到传感器。因次,植被覆盖地区非线性光谱混合现象普遍存在<sup>[10]</sup>。

### 3 结论

提出了一种新的遥感数据时空融合方法,可以通过时序低空间分辨率影像和两期高空间分辨率影像获得高时空分辨率的影像。利用 MODIS 日反射率产品及 Landsat - ETM + 影像,以江苏省南京市江宁区为研究区,对该方法进行了测试。通过将真实获取的 ETM + 影像与得到的融合影像进行逐像元的相关性分析,验证了该方法的精度。

该方法能够产生高精度的中空间分辨率融合影像,其与真实 ETM + 影像的相关性高于 0.8。融合影像与真实影像间的高相关性表明影像的时序变化信

息是与像元间的光谱信息同样重要的信息。利用融合影像计算 NDVI,并比较其与真实 ETM + 影像生成的 NDVI 影像发现,二者同样具有很高的相关性。

总之,提出并验证了 STDFM 方法可以有效地从时序的低空间分辨率影像及两期的高分辨率影像融合出高时空分辨率的影像。与传统的方法相比,该方法无需研究区的土地利用图,无需对研究区非常了解,便于推广应用。由于引入了高空间分辨率影像,及用像元的时序相似性代替像元光谱的相似性,该方法可以产生更高精度的高时空分辨率融合影像。

### REFERENCES

- [1] Lunetta R S, Lyon J G, Guindon B, et al. North American landscape characterization dataset development and fusion issues[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1998, **64**: 821 – 829.
- [2] Gao F, Masek J, Schwaller M, et al. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, **44**: 2207 – 2218.
- [3] Settle J J, Drake N A. Linear mixing and the estimation of groundcover proportion[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, **14**: 1159 – 1177.
- [4] Cherechali S, Amram O, Flouzat G.. Retrieval of temporal profiles of reflectances from simulated and real NOAA-AVHRR data over heterogeneous landscapes [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, **21**: 753 – 775.
- [5] Zhukov S, Oertel D, Lanzl F, et al. Unmixing-based multi-sensor multiresolution image fusion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, **37**: 1212 – 1226.
- [6] Maselli F. Definition of spatially variable spectral endmembers by locally calibrated multivariate regression analyses [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, **75**: 29 – 38.
- [7] Lorenzo Busetto , Michele Meronib, Roberto Colombo. Combining medium and coarse spatial resolution satellite data to improve the estimation of sub-pixel NDVI time series [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, **112**: 118 – 131.
- [8] Thomas Hilker, Michael A Wulder, Nicholas C Coops, et al. A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS [J]. Remote Sensing of Environment, 2009, **113**: 1613 – 1627.
- [9] Ray T W, Murray B C. Nonlinear spectral mixing in desert vegetation[J]. Rem. Sens. Environ. 1996, **55**: 59 – 64.