

融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据的方法对比

石月婵^{1,2}, 杨贵军^{2*}, 李鑫川³, 宋健², 王纪华⁴, 王锦地¹

- (1. 北京师范大学地理学与遥感科学学院, 北京 100875;
2. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097;
3. 河海大学地球科学与工程学院, 江苏 南京 210098;
4. 北京农业质量标准与检测技术研究中心, 北京 100097)

摘要:融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据具有重要的应用价值. 对目前常用的 3 种时空融合方法进行对比分析, 即基于时序数据(STIFM)、基于混合像元分解(STDFM)和增强型自适应遥感图像(ESTATFM)的时空融合方法. 以盈科灌区为例, 由多时相的 MODIS 数据提取地物的时间变化信息, 结合初期的 ASTER/TM 影像的空间信息, 融合生成 30 m 具有 MODIS 时间分辨率的数据. 以真实的 ASTER 数据为基准, 从光谱特征和地物类别的角度定量评价结果, 表明 STDFM 和 ESTATFM 分别在红波段和近红外波段取得效果最优, 相关系数分别为 0.91 和 0.71, 3 种方法融合的 NDVI 效果基本相当, 相关系数均高于 0.84. 在地物类别空间信息的表达方面, ESTATFM 方法在异质性较强的玉米和小麦区域具有较好的适用性.

关键词:多源遥感数据; 数据融合; 高时空分辨率; 混合像元分解
中图分类号:S127 **文献标识码:**A

Intercomparison of the different fusion methods for generating high spatial-temporal resolution data

SHI Yue-Chan^{1,2}, YANG Gui-Jun^{2*}, LI Xin-Chuan³, SONG Jian², WANG Ji-Hua⁴, WANG Jin-Di¹

- (1. School of Geography, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
2. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China;
3. School of Earth Science and engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;
4. Beijing Research Center for Agriculture Standards and Testing, Beijing 100097, China)

Abstract: It has an important application to blend multi-source remote sensing to generate high spatial-temporal resolution data. In this study, three spatial-temporal fusion algorithms were analyzed and compared with each other. They are spatial and temporal fusion method using high/low resolution time-series images(STIFM), spatial and temporal data fusion method based on decomposition of mixed pixels(STDFM) and an enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion method(ESTATFM). The study area was located in Yingke irrigation districts. Temporal change information was detected from sequence MODIS and high-resolution spatial information was provided by ASTER/TM. Results showed that STDFM can make an optimal effect in red reflectance($r=0.91$) and ESTATFM in near-infrared reflectance($r=0.71$) which was compared with actual observations of ASTER. The blended NDVI from above three method were similar with r higher than 0.84. Results also indicate that ESTATFM is well adapted to the heterogeneous region, such as corn and wheat.

Key words: multi-source remote sensing, fusion data, high spatial and temporal resolution, decomposition of mixed pixels
PACS: 42.30. - d

收稿日期:2013-12-02, 修回日期:2014-04-22

Received date: 2013-12-02, revised date: 2014-04-22

基金项目: 国家 973 项目(2013CB733403); 国家自然科学基金项目(41171263, 41271345); 国家 863 计划项目(2013AA102303); 公益性行业(农业)科技专项(201303109-8); 北京市优秀人才培养资助(2012D002020000007); 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室开放基金项目(OFSLRSS201109)

Foundation items: Supported by 973 Program (2013CB733403); NSFC(41171263, 41271345); 863 Program(2013AA102303); Public service sectors (agriculture) science and technology project (201303109-8); Beijing excellent talents training funding (2012D002020000007); The Open Program of State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Sciences(OFSLRSS201109)

作者简介(Biography): 石月婵(1987-), 女, 河北保定人, 博士研究生, 主要从事定量遥感研究. E-mail: shiyuechan1987@163.com

* 通讯作者(Corresponding author); E-mail: guijun.yang@163.com

引言

随着遥感科学的迅速发展,遥感技术在各个领域应用不断深入,尤其在区域尺度的农业监测、作物估产、干旱监测和水文研究等研究中发挥着重要作用^[1-3].多空间分辨率、多时间分辨率和多光谱分辨率的综合对地观测体系已经形成,为各个领域的遥感监测提供了宝贵的数据资源.目前,常用到的遥感数据包括 Landsat5 TM、ASTER 和 MODIS 等,MODIS 数据具有较高的时间分辨率,在作物长势监测中具有优势,但空间分辨率较低,不适于地块尺度的农田监测.TM 和 ASTER 数据的空间分辨率较高,在农田区域应用广泛^[4-7],但是该数据的时间分辨率较低,易受云雨天气的影响,不利于长时间序列的作物长势监测.综上所述,单一传感器并不能满足高时空分辨率的观测需求.如何融合多源遥感数据发挥各自分辨率的优势,具有重要的理论意义和应用价值.

国内外学者针对遥感影像时空融合展开了一些研究,并取得成果^[8-14].Gao 等^[9]根据像元的空间相关性和光谱相似性,提出了自适应的遥感图像时空融合方法(STATFM),取得较好效果,Zhu 等^[11]在此基础上提出了 ESTATFM 方法.顾晓鹤等^[8]基于时序的遥感数据构建了时空融合模型.邬明权等^[12]提出了基于混合像元分解的方法(STDFM)来融合

MODIS 和 TM 数据,Zhang 等^[13]对此方法进行改进,提出了 ESTDFM 方法.上述方法从不同的角度出发,进行高时空数据的重构,取得了较好的效果,但各方法之间的对比分析及其适用性还有待深入研究.文章以甘肃省张掖市盈科灌区为研究区,使用多时相的 MODIS 和 ASTER 数据,利用目前常用的基于时序数据(STIFM)、基于混合像元分解(STDFM)和增强型自适应遥感图像(ESTATFM)时空融合方法进行对比研究,以真实的 ASTER 数据为基准,从光谱特征和地物类别的角度定量评价融合结果,深入分析各个方法的适用性.

1 研究区域及数据处理

研究区域为甘肃省张掖市的盈科灌区($100^{\circ}22'E$, $38^{\circ}50'N$),盈科绿洲试验场周围地势平坦开阔,是一个比较理想的绿洲农田观测站(图 1),主要农作物为春小麦和玉米,根据调查资料显示 2008 年小麦的生育期为 4 月初至 7 月中旬,玉米的生育期 2008 年 4 月中旬至 10 月中旬.盈科绿洲属于黑河的山前洪积扇绿洲,位于黑河中游,海拔 1 419 ~ 1 600 m,多年年平均温度为 $6.5 \sim 7^{\circ}C$,年平均降水量为 140 mm,年蒸发量为 1 291 mm,土壤以亚砂土~亚粘土为主^[15-16],周围主要为荒漠,大致占据研究区总面积的 40%.

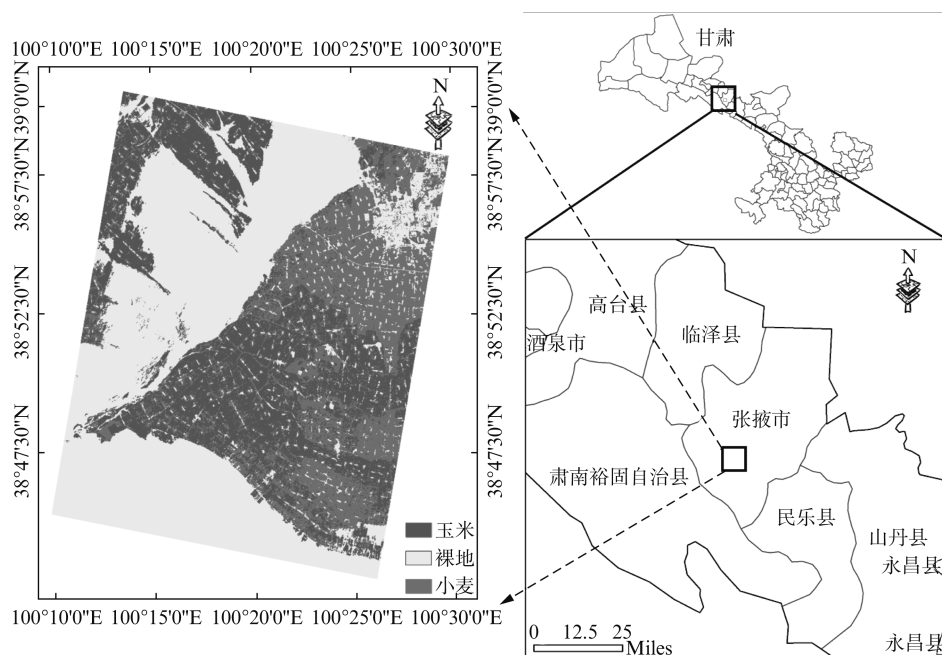


图 1 研究区及分类图

Fig. 1 Study area and land cover map

文章所使用的遥感数据通过 2008 年在黑河流域开展的“黑河综合遥感联合试验(WATER)”获取^[17],各遥感数据的特征及用途如表 1 所示. MODIS09GQ 为地表反射率数据,空间分辨率为 250 m,重访周期为一天;ASTER07 为经过大气校正的地表反射率数据,空间分辨率为 15 m,重访周期为 16 d;Landsat5 TM 可见光近红外数据的空间分辨率为 30 米,重访周期与 ASTER 相同. 使用 MRT 对 MODIS 进行重新投影,采用 WGS/UTM84 坐标系. 对 TM 影像进行预处理,包括辐射定标和大气校正,得到地表反射率. 根据研究的需要,将

MODIS 数据采用最邻近插值法重采样到 240 m,将 ASTER 数据重采样到 30 m. 以 6 月 4 日的 ASTER 数据为基准对 TM 和 MODIS 进行几何配准,精度优于 0.5 个像元. MODIS 与 ASTER 进行配准过程中,利用 Pixel Aggregate 方式将 30 m 的数据重采样到 240 m,然后进行选点配准,对影像进行裁剪,使其覆盖相同的区域. 使用 5 月 3 日的 ASTER 和 7 月 7 日的 TM 数据,利用决策树方法进行分类,将研究区大致分成玉米、小麦和裸地(图 1). 用混淆矩阵对分类结果进行评价,总体精度为 94.5%, Kappa 系数为 0.92.

表 1 文章收集的多源遥感数据

Table 1 Multi-source remote sensing data in our study

遥感数据	获取时间	空间分辨率(米)	时间分辨率(天)	用途				
				STIFM	STDFM	ESTATFM	分类	验证
MODIS09GQ	2008/5/3	250	1	√	√	√		
	2008/6/4			√	√	√		
	2008/7/7					√		
ASTER07	2008/5/3	15	16	√	√	√	√	
	2008/6/4							√
Landsat5 TM	2008/7/7	30	16			√	√	

2 时空融合方法

2.1 STIFM 融合方法

STIFM 融合方法^[8]考虑地物的时间变化信息和尺度差异,假设在不同时相的遥感数据中,同名像元在高分辨率数据与低分辨率数据的反射率比值为定值,方法如下:

$$\begin{aligned} \hat{R}_{high}(x, y, k, T_b) &= R_{high}(x, y, k, T_a) + \\ \rho_k \cdot (R_{low}(x, y, k, T_b) - R_{low}(x, y, k, T_a)) \\ \rho_k &= \frac{\bar{R}_{high}(k, T_a)}{\bar{R}_{low}(k, T_a)}, \quad (1) \end{aligned}$$

式中 $\hat{R}_{high}(x, y, k, T_b)$ 是预测期 (T_b) 高分辨率的融合数据, $R_{high}(x, y, k, T_a)$ 是初期 (T_a) 的高分辨率 ASTER 影像, $R_{low}(x, y, k, T_a)$ 和 $R_{low}(x, y, k, T_b)$ 分别是 T_a 和 T_b 时期原有的低分辨率影像 MODIS; ρ_k 是地物类别 k (玉米、小麦和裸土) 的尺度转换系数, $\bar{R}_{high}(k, T_a)$ 和 $\bar{R}_{low}(k, T_a)$ 分别是 k 在 T_a 时期高分辨率影像和低分辨影像中的统计均值; (x, y) 是像元的坐标, T_a 和 T_b 分别是 5 月 3 日和 6 月 4 日.

2.2 STDFM 融合方法

STDFM 融合方法在上述方法的基础上做了改进^[12],假设同一类别地物的反射率随时间变化信息一致,各个类别的反射率均值通过低分辨率影像

MODIS 混合像元分解得到,方法如下:

$$\begin{aligned} \hat{R}_{high}(x, y, k, T_b) &= R_{high}(x, y, k, T_a) + \\ &(\bar{R}_{high}(k, T_b) - \bar{R}_{high}(k, T_a)), \quad (2) \end{aligned}$$

式中 $\hat{R}_{high}(x, y, k, T_b)$ 、 $R_{high}(x, y, k, T_a)$ 、 T_a 和 T_b 的意义与公式(1)中相同, $\bar{R}_{high}(k, T_a)$ 和 $\bar{R}_{high}(k, T_b)$ 分别是使用 T_a 和 T_b 时期 MODIS 数据通过混合像元分解(LSMM)得到的类别 k 的反射率均值,公式如下:

$$R_{low}(i, \lambda) = \sum_{k=1}^n f(k, i) \cdot \bar{R}_{high}(k, \lambda) + \varepsilon(i, \lambda), \quad (3)$$

式中 $R_{low}(i, \lambda)$ 是 MODIS λ 波段像元 i 的反射率, $f(k, i)$ 是类别 k 在像元 i 中的丰度值,通过分类影像计算得到; λ 是波长, $\varepsilon(i, \lambda)$ 是混合像元分解的残余误差.

2.3 ESTATFM 融合方法

ESTATFM 融合方法^[11]不仅考虑像元之间的空间和光谱相似性,并且使用两个时期原有的数据对(同一时期获取的一景高分辨率数据和一景低分辨率数据)共同生成预测期的高分辨率数据. 在原有高分辨率数据中搜索与中心像元光谱相似的像元,根据空间和光谱相似性赋予每个相似像元权重和转换系数,然后使用相似像元计算中心像元,具体方法如下:

$$\begin{aligned} \hat{R}_{high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_b) &= T'_a \cdot \\ \hat{R}_{a_high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_b) &+ T'_c \cdot \\ \hat{R}_{c_high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_b) \end{aligned}, \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \hat{R}_{L_high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_b) &= R_{high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_t) + \\ &\sum_{i=1}^N w_i \cdot \rho_i \cdot (R_{low}(x_i, y_i, T_b) - \\ &R_{low}(x_i, y_i, T_t)) \quad (t = a, c) \end{aligned}, \quad (5)$$

$$T'_t = \frac{1/ \left| \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W R_{low}(x_i, y_j, T_t) - \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W R_{low}(x_i, y_j, T_b) \right|}{\sum_{t=a,c} \left(1/ \left| \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W R_{low}(x_i, y_j, T_t) - \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W R_{low}(x_i, y_j, T_b) \right| \right)} \quad t = (a, c), \quad (6)$$

式中 $\hat{R}_{high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_b)$ 是预测期 (T_b) 最终的高分辨率的融合数据, $\hat{R}_{a_high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_b)$ 和 $\hat{R}_{c_high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_b)$ 分别是使用 T_a 和 T_c 时期原有的数据对得到预测期 (T_b) 的高分辨率融合数据, 通过公式(5)计算得到; T'_a 和 T'_c 是时间权重, 通过公式(6)计算得到; $(x_{w/2}, y_{w/2})$ 是搜索窗口中心坐标即预测的中心像元, $R_{high}(x_{w/2}, y_{w/2}, T_t)$ ($t = a, c$) 是 T_a 和 T_c 时期原有的高分辨率影像, 分别为 ASTER 和 TM; N 是相似像元个数, $R_{low}(x_i, y_j, T_b)$ 和 $R_{low}(x_i, y_j, T_t)$ 分别是 T_b 和 T_t ($t = a, c$) 时期原有的低分辨率影像 MODIS, (x_i, y_i) 是相似像元 i 的坐标, w_i 和 ρ_i 分别是相似像元对中心像元的权重值和转换系数; T_a 和 T_b 意义与公式(1)中相同, T_c 在文章中是 7 月 7 日。

3 结果与分析

3.1 STIFM 结果分析

利用 5 月 3 日的数据对 (ASTER 和 MODIS) 和 6 月 4 日的 MODIS 数据, 通过 STIFM 融合方法得到 6 月 4 日的 30 m 的红、近红外波段和相应的 NDVI 影像。如图 3 所示, 可以看出玉米、小麦和荒漠等不同地物的空间分布, 但与真实的影像 (图 2) 比较可以发现融合影像中存在 MODIS 尺度网格, 这是由于 MODIS 像元尺度内 30 m 分辨率的小像元全部加入了较为一致的时间变化信息。利用相关系数 r 来评价融合结果 (图 4), 红、近红外波段和 NDVI 的 r 分别是 0.83、0.64 和 0.84。进一步分析三种地物在各个波段中的融合效果, 在红波段中, 玉米、小麦和荒漠 r 分别是 0.42、0.53 和 0.63, 在近红外波段中, 三种地物的 r 分别是 0.34、0.45 和 0.73, 三种地物在 NDVI 中的 r 分别是 0.49、0.60 和 0.59。

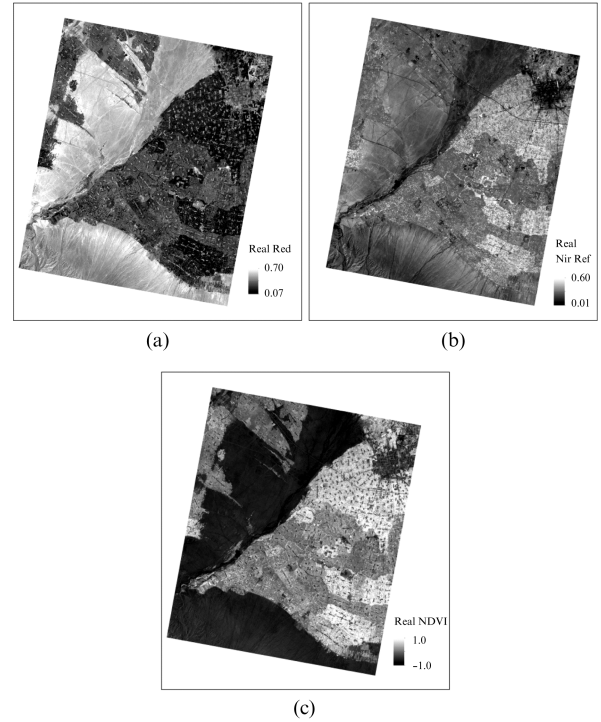


图 2 真实的 ASTER 数据 (30 m) (a) 红波段; (b) 近红外波段; (c) NDVI 影像

Fig. 2 Real ASTER data (30 m). (a) Real red band; (b) Real near-infrared band; (c) Real NDVI

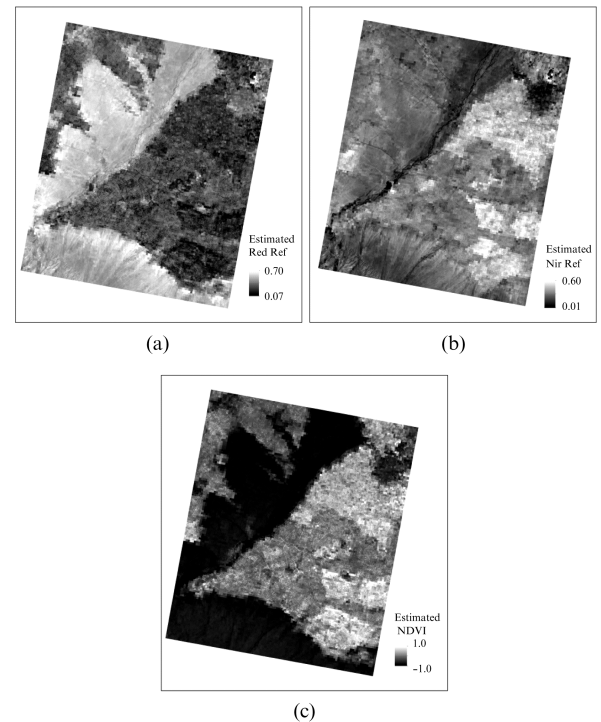


图 3 STIFM 方法得到 6 月 4 日 30 m 的融合影像 (a) 红波段; (b) 近红外波段; (c) NDVI 影像

Fig. 3 Fusion images by the STIFM (30 m) on June 4. (a) Red band; (b) Near-infrared band; (c) NDVI

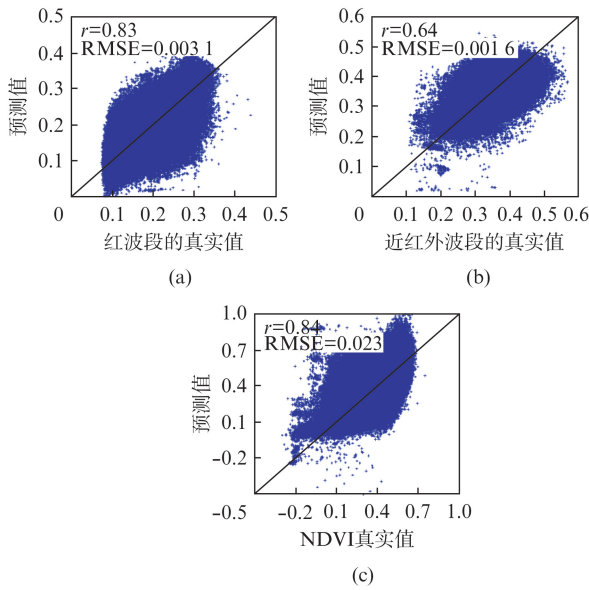


图4 STIFM 融合数据与真实数据的散点图(a)红波段; (b)近红外波段; (c)NDVI 影像
Fig.4 Scatter of real and fusion data of STIFM. (a) Red band; (b) Near-infrared band; (c) NDVI

3.2 STDFM 结果分析

STDFM 方法首先对5月3日和6月4日的MODIS 数据混合像元分解得到各个类别的均值反射率. 如表2所示,从5月到6月小麦和玉米的红波段反射率降低,而近红外波段的反射率有所上升,这是由于随着农作物的生长,红光波段的吸收性增强反射率下降,近红外波段的反射率增强,玉米处于出苗期,土壤对其光谱的影响较大. 为了验证由LSMM 得到的均值反射率的可靠性,从MODIS 影像中选择较多数量样本统计各个类别的均值反射率,如图5所示,红波段中玉米和小麦的反射率随时间逐渐降低,6月份到7月份玉米的下降速率比小麦较快,裸土的反射率值逐步上升;近红外波段中玉米和小麦逐步上升,玉米的上升速率比小麦快,裸土的反射率值逐步上升. 两者比较发现均值反射率与真实数据统计结果具有较高的一致性,说明利用LSMM 得到的均值反射率是可靠的.

表2 混合像元分解得到的平均反射率值
Table 2 Mean reflectance by LSMM of MODIS

波段	时间	平均反射率		
		小麦	玉米	裸土
红波段	5月3日	0.1505	0.2095	0.2225
	6月4日	0.0875	0.1416	0.2140
近红外波段	5月3日	0.2668	0.2785	0.2728
	6月4日	0.3344	0.2844	0.2746

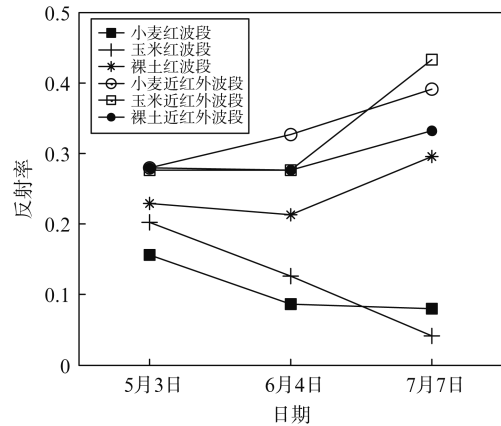


图5 统计各地类在MODIS 数据中的平均反射率
Fig.5 Mean reflectance obtained from MODIS

利用5月3日的数据对(ASTER 和MODIS)和6月4日的MODIS 数据通过STDFM 方法得到6月4日30m 的融合数据. 如图6所示,融合影像清晰,不同地表类别之间的区分度较好,与真实影像效果基本一致. 利用r 来评价融合结果(图7),红波段、近红外波段和NDVI 的r 分别是0.91、0.65和0.89,红波段的相关性高于近红外波段. 进一步分析三种地物在各个波段中的融合效果,在红波段中,玉米、

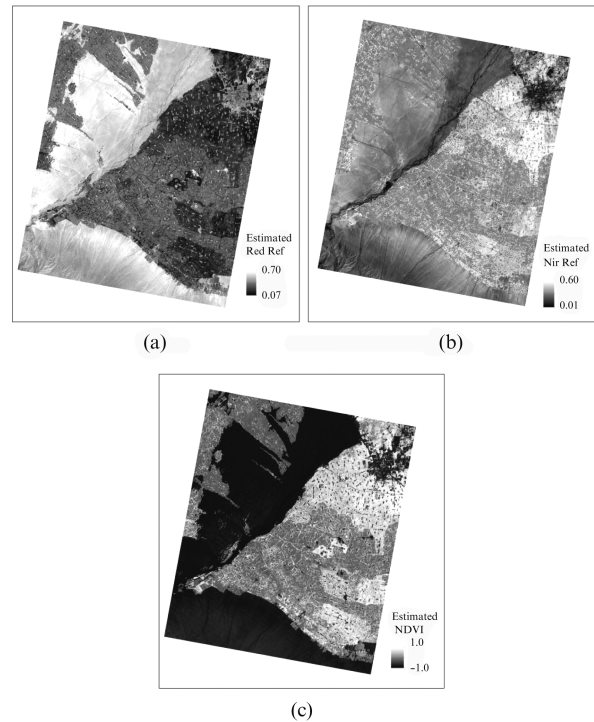


图6 STDFM 方法得到6月4日30米的融合影像(a)红波段; (b)近红外波段; (c)NDVI 影像
Fig.6 Fusion images by the STDFM (30 m) on June 4. (a) Red band; (b) Near-infrared band; (c) NDVI

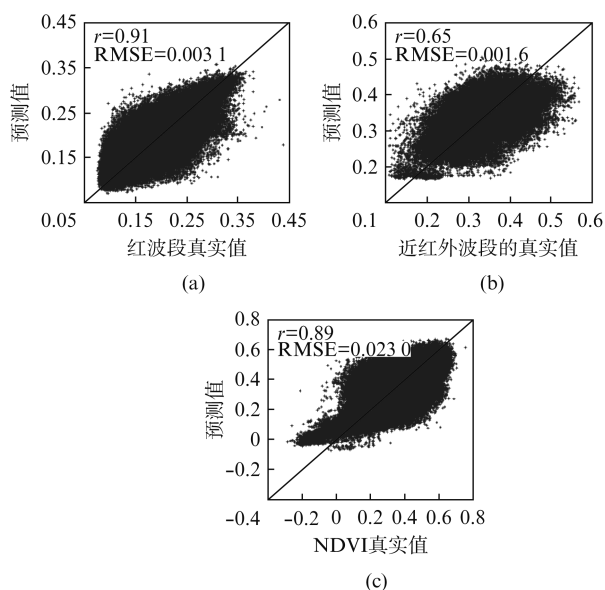


图 7 STDFM 融合数据与真实数据的散点图 (a) 红波段; (b) 近红外波段; (c) NDVI 影像
 Fig. 7 Scatter of real and fusion data of STDFM. (a) Red band; (b) Near-infrared band; (c) NDVI

小麦和荒漠 r 分别是 0.54、0.66 和 0.85, 在近红外波段中, 三种地物的 r 分别是 0.043、0.19 和 0.83, 三种地物在 NDVI 中的 r 分别是 0.58、0.67 和 0.73. 该方法在红波段和裸土区域取得较好的效果, 近红外波段的效果较差, 尤其玉米精度较低, 主要由于 STDFM 方法仅考虑了均值反射率的变化, 没有类别内部方差的动态范围, 计算过程中在 5 月 3 日影像的基础上, 每个类别加入了相同的时间变化信息, 该信息通过 LSMM 从 MODIS 数据中计算得到.

3.3 ESTATFM 结果分析

利用 5 月 3 日的数据对 (ASTER 和 MODIS) 和 7 月 7 日数据对 (TM 和 MODIS), 结合 6 月 4 的 MODIS 数据, 通过 ESTATFM 融合方法得到 6 月 4 日 30 m 数据. 如图 8 所示, 融合影像清晰, 不同地表类别之间具有明确的分界线, 与真实影像差异较小. 利用 r 来评价融合结果 (图 9), 红波段、近红外波段和 NDVI 的 r 值分别为 0.88、0.71 和 0.88. 进一步分析三种地物在各个波段中的融合效果, 在红波段中, 玉米、小麦和荒漠 r 分别是 0.47、0.68 和 0.75, 在近红外波段中, 三种地物的 r 分别是 0.39、0.51 和 0.85, 三种地物在 NDVI 中的 r 分别是 0.56、0.73 和 0.60. 与 STDFM 方法比较表明玉米、小麦和裸土在近红外波段的精度都有所提升, 这是由于该方法基于局部窗口滑动, 在 5 月 3 日的

影像的基础上加入的时间变化信息由局部的相似像元决定.

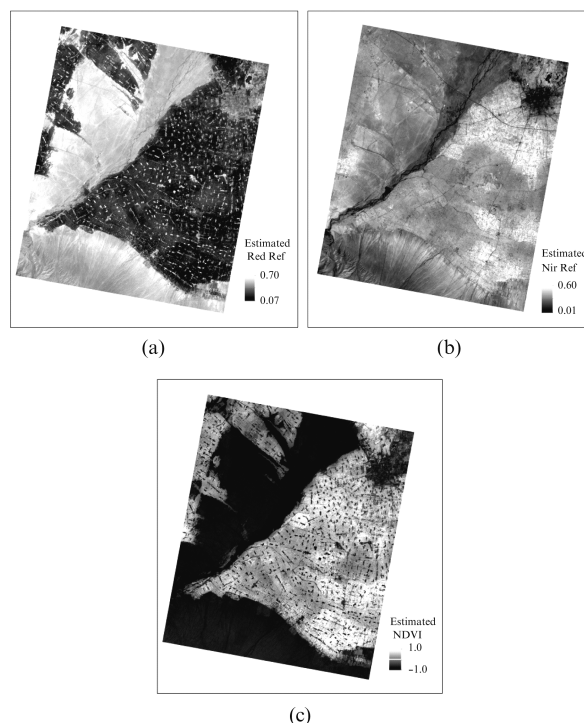


图 8 ESTATFM 方法得到 6 月 4 日 30 m 的融合影像 (a) 红波段; (b) 近红外波段; (c) NDVI 影像
 Fig. 8 Fusion images by ESTATFM (30 m) on June 4. (a) Red band; (b) Near-infrared band; (c) NDVI

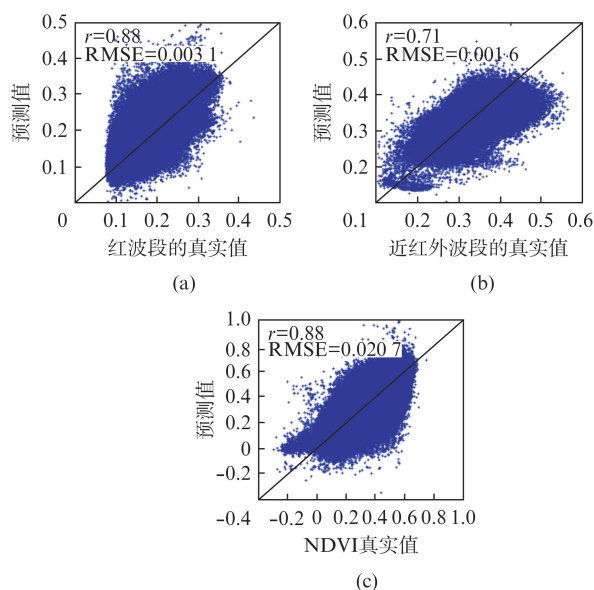


图 9 ESTATFM 融合数据与真实数据的散点图 (a) 红波段; (b) 近红外波段; (c) NDVI 影像
 Fig. 9 Scatter of real and fusion data of ESTATFM. (a) Red band; (b) Near-infrared band; (c) NDVI

4 讨论

4.1 融合方法的理论分析

STIFM、STDFM 和 ESTATFM 方法都是针对单一传感器不能满足地块尺度作物长势监测等应用需求,融合多源遥感数据以生成高时空的数据为目标,MODIS 数据提供地物时间变化信息,ASTER/TM 影像提供地块的空间细节信息.各个方法的公式不同,但均使用原有的高分辨率数据加入时间变化信息,该信息通过初期与预测期 MODIS 数据的差值结合尺度转换系数计算得到. STIFM 方法通过统计各个地物类别在原有高分辨率与低分辨率数据中反射率均值计算尺度转换系数,与 MODIS 数据差值共同计算时间变化信息. STDFM 方法直接使用 LSMM 计算各个地物类别的反射率均值,将初期与预测期反射率均值的差值作为时间变化信息. ESTATFM 方法使用两个时期的数据对共同计算每个相似像元的尺度转换系数.

STIFM 方法的时间变化信息直接从 MODIS 差值和相应的比值得到,可能会造成融合结果存在 MODIS 尺度网格现象. STDFM 方法假设同一地物的时间变化信息相同,没有考虑同一地物类别内部的方差,实际上由于作物长势、品种或者管理方式的不同,即使是同一地物类别的时间变化信息也会不同,可能造成预测期与初期影像的相关性会影响融合结果. ESTATFM 方法使用搜索窗口在中心像元局部寻找相似像元,根据空间和光谱相似性来估计中心像元,通过权重来分配相似像元对中心像元的贡献率,而不依赖于对应像元,应该对不同的地表具有更好的适应性.

4.2 融合方法的适用性分析

为了清晰地比较三种方法的融合结果,以柱状图来表现不同地类在不同波段和不同方法中取得的相关系数(图 10).比较 10(a)与 10(b)发现红波段的 r 比近红外波段高,红波段 r 值均在 0.8 以上,而近红外波段 r 在 0.6 左右,可能是两个原因造成的:① 由于波段通道的差异,近红外波段比红波段对误差较敏感,即使微小的差异会对近红外波段有较大影响,NDVI 经比值处理,可以消除与太阳高度角、卫星观测角和通道差异等带来的影响,可以发现 NDVI 在各个地类的 r 值基本相当;② 由于初期的高分辨率数据对融合结果影响较大,如图 10(d)所示,比较 5 月 3 日和 6 月 4 日真实的 ASTER 数据,发现红波段 r 值(0.78)高于近红外波段(0.42).

融合方法在红波段的效果如图 10(a)所示,ESTATFM 和 STDFM 融合方法在各个地类中取得效果基本一致,均好于 STIFM 方法.在近红外波段的效果如图 10(b)所示,ESTATFM 方法优于另外两种方法,STDFM 方法在玉米和小麦中的效果较差.将 10(b)的 STDFM 方法和 10(d)的近红外波段在玉米和小麦处的 r 值,发现两者基本一致,这是由于 STDFM 方法将类别的反射率均值变化信息当作定值进行考虑,导致初期高分辨率影像对预测期融合结果影响较大,在红波段也有此现象.总的来讲,三种方法在均一性较好的荒漠区域均取得较好的效果,而 ESTATFM 方法较另外两种方法更加适用于异质性区域,得到纹理清晰的融合影像,能够刻画空间细节信息,几乎难以分辨与真实的影像的区别.

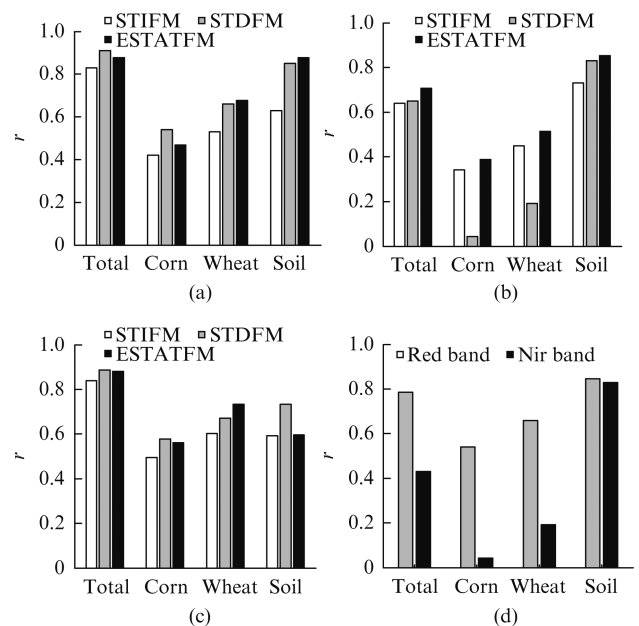


图 10 相关系数柱状图 (a) 红波段; (b) 近红外波段; (c) NDVI; (d) 5 月与 6 月真实 ASTER 数据
Fig. 10 Statistical bar of the correlation coefficient. (a) Red band; (b) Near-infrared band; (c) NDVI; (d) Real ASTER data of May and June

5 结论

以融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据为目标,使用多时相 MODIS 数据提供地物时间变化信息,初期的 ASTER/TM 影像提供地块的空间细节信息,通过 STIFM、STDFM 和 ESTATFM 三种时空融合方法,生成具有 MODIS 时间分辨率 30 m 的红、近红外波段与 NDVI 数据.以真实的 ASTER 数据为基准,从光谱特征和地物类别的角度对不同方法的融

合结果进行定量评价,主要得出以下结论:

(1) STDFM 和 ESTATFM 分别在红波段和近红外波段中效果最优, r 值分别为 0.91 和 0.71,三种方法在 NDVI 中效果基本相当,相关系数均高于 0.84;

(2) 在三种融合方法中,红波段的 r 值均高于比近红外波段,尤其是 STDFM 方法在两个波段的 r 值相差较大,分别为 0.91 和 0.65,分析表明初期高分辨率影像对该方法的影响较大;

(3) 从地物类别的角度对方法进行比较,发现三种方法在荒漠区域均取得较好的效果, r 值均高于 0.84. 而在异质性较大的玉米和小麦种植区,ESTATFM 具有较好的适应性.

通过上述分析表明时空融合方法既要考虑空间的异质性,又要考虑植被的物候变化,今后的研究中主要从以下两个方法:(1) 需要深入考虑作物的物候现象,使用较多的低分辨率数据来表现其动态变化,减少初期影像对预测期的影响;(2) 考虑从尺度转换的角度来考虑空间异质性问题.

References

- [1] WU Bing-fang, MENG Ji-hua, LI Qiang-zi. Review of overseas crop monitoring systems with remote sensing[J]. *Advances in Earth Science* (吴炳方, 蒙继华, 李强子. 国外农情遥感监测系统现状与启示. *地球科学进展*), 2010, **25** (10): 1003-1012.
- [2] LIU Shao-min, SUN Zhong-ping, LI Xiao-wen, et al. A comparative study on model for estimating evapotranspiration [J]. *Journal of Natural resources* (刘绍民, 孙中平, 李小文, 等. 蒸散量测定与估算方法的对比研究. *自然资源学报*), 2003, **18**(2): 161-167.
- [3] WANG Chang-yao, NIU Zheng, TANG Hua-jun. Earth Observation technology and precision agriculture[M]. *Science Press* (王长耀, 牛铮, 唐华俊. 对地观测技术与精准农业. 科学出版社), 2001: 44-45.
- [4] Moran M S, Clarke T r, Inoue Y, et al. Estimating crop water deficit using the relation between surface air temperature and spectral vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, **49**(3): 246-263.
- [5] Haboudane D, Miller J r, Tremblay N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **81**(2): 416-426.
- [6] WANG Peng-xin, WAN Zhengming, GONG Jian-ya, et al. Advances in drought monitoring by using remotelysensed normalized difference vegetation index and land surface temperature products[J]. *Advances in Earth Science* (王鹏新, WAN Zhengming, 龚健雅, 等. 基于植被指数和土地表面温度的干旱监测模型. *地球科学进展*), 2003, **18**(4): 527-533.
- [7] JIANG A-ning, HUANG Wen-jiang, ZHAO Chun-jiang, et al. Effects of variable nitrogen application based on characteristics of canopy light reflectance in wheat [J]. *Scientia Agricultura Sinica* (蒋阿宁, 黄文江, 赵春江, 等. 基于光谱指数的冬小麦变量施肥效应研究. *中国农业科学*), 2007, **40**(9): 1907-1913.
- [8] GU Xiao-he, HE Xin, GUO Wei, et al. Maize yield estimation at province scale by interpolation of TM and MODIS time-series images [J]. *Transactions of the CSAE* (顾晓鹤, 何馨, 郭伟, 等. 基于 MODIS 与 TM 时序插补的省域尺度玉米遥感估产 [J]. *农业工程学报*), 2010, **26**(S. 2): 53-58.
- [9] 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**(8): 2207-2218.
- [10] Hilker T, Wulder M A, Coops N C, 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**(8): 1613-1627.
- [11] Zhu Xin-lin, Chen Jin, Gao Feng, et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, **114**(11): 2610-2623.
- [12] WU Ming-quan, WANG Jie, NIU Zheng, et al. A model for spatial and temporal data fusion [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (邬明权, 王洁, 牛铮, 等. 融合 MODIS 与 Landsat 数据生成高时间分辨率 Landsat 数据. *红外与毫米波学报*), 2012, **3**(1): 80-84.
- [13] Zhang Wei, Li Ai-nong, Jin Hua-an, et al. An Enhanced Spatial And Temporal Data Fusion Model For Fusing Landsat And MODIS Surface reflectance To Generate High Temporal Landsat-like Data [J]. *Remote Sensing*, 2013, **5**(10): 5346-5368.
- [14] WAN Hua-wei, WANG Jin-di, XIAO Zhi-qiang, et al. Generating the high spatial and temporal resolution LAI by fusing MODIS and ASTER [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)* (万华伟, 王锦地, 肖志强, 等. 融合 MODIS 与 ASTER 数据生成高空间分辨率时间序列 LAI 方法研究. *北京师范大学学报(自然科学版)*), 2007, **43**(3): 303-308.
- [15] JIAO Yuan-mei, MA Ming-guo, XIAO Du-ning. Research on the Landscape Pattern of Zhangye Oasis in the Middle-reaches of Heihe River [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology* (角媛梅, 马明国, 肖笃宁. 黑河流域中游张掖绿洲景观格局研究. *冰川冻土*), 2003, **25**(1): 94-99.
- [16] LIU rui-tang, LI Yuan-hua, XU Ping. Agricultural water saving task in Heihe river basin and how to handle its relationship with other respects properly [J]. *China Water resources* (刘润堂, 李远华, 许平. 2002. 黑河流域农业节水任务及需正确处理的关系. *中国水利*), 2002, **2**: 45-46.
- [17] LI-xin, MA Ming-guo, WANG Jian, et al. Simultaneous remote Sensing and Ground-based Experiment in the Heihe river Basin: Scientific Objectives and Experiment Design [J]. *Advances in Earth Science* (李新, 马明国, 王建, 等. 黑河流域遥感-地面观测同步试验: 科学目标与试验方案. *地球科学进展*), 2008, **23**: 897-914.