

doi: 10.6046/gtzyyg.2018.02.01

引用格式: 董文全, 蒙继华. 遥感数据时空融合研究进展及展望[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(2): 1-11. (Dong W Q, Meng J H. Review of spatiotemporal fusion model of remote sensing data[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(2): 1-11.)

遥感数据时空融合研究进展及展望

董文全^{1,2}, 蒙继华¹

(1. 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100101;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 遥感数据在空间分辨率和时间分辨率上相互制约, 单一的卫星传感器不能获得既具有高空间分辨率又具有高时间分辨率的数据, 遥感数据时空融合技术是目前解决此问题的重要方法之一。对此介绍了国内外在遥感数据时空融合领域的主要研究成果, 通过对当前主流融合模型构建理论进行对比分析, 将时空融合模型分为基于变换的模型和基于像元重构的模型, 并且进一步将基于像元重构的模型分为了基于线性混合模型和时空自适应融合模型2类, 分别介绍了各类模型的基本原理与方法, 并对模型的优缺点进行了对比分析。最后, 对时空融合模型的发展趋势从数据、应用和尺度3个方面进行了展望。

关键词: 遥感数据; 时空融合; 模型; 对比分析; 展望

中图法分类号: TP 751.1 文献标志码: A 文章编号: 1001-070X(2018)02-0001-11

0 引言

近年来, 遥感技术以其探测周期短、覆盖范围大、现势性强、费用成本低等特点逐渐成为了区域性时序数据的主要获取方法之一^[1], 被广泛应用于农情监测、大气与水文研究等多个领域。随着遥感技术的应用发展, 这些领域也对遥感技术提出了更高的要求, 大范围、高精度、快速变化的地表信息遥感监测研究需要同时具有高空间分辨率和高时间分辨率特征的遥感数据。然而, 由于光学卫星遥感数据在空间分辨率和时间分辨率上存在着相互制约的问题, 目前获得同时满足高空间分辨率和高时间分辨率特征的卫星遥感数据是不现实的^[2-3], 单一传感器获得的卫星遥感数据在很多情况下不能满足研究的需求。

高时空分辨率遥感数据在监测土地变化、作物生长及物候参数反演等方面具有重要的作用^[4], 遥感数据的时空精细度成为了制约其在各领域应用的重要因素。高空间分辨率的遥感数据可以得到丰富的地表细节信息, 但是其重访周期长, 再加上地面气象因素(云、雨和雪等)对传感器成像的影响, 造成了单个传感器有效数据重访周期的延长, 使得监测

具有很大程度上的“时空数据缺失”^[5], 即缺少同一区域范围内时间尺度上的连续监测数据或缺少同一时间上的空间连续监测数据, 导致监测研究中基础观测数据出现“空窗”, 在研究的关键期不能满足连续动态跟踪监测的要求; 且部分高空间分辨率数据较为昂贵, 不适合大量推广使用。高时间分辨率的遥感数据具有较短的重访周期, 但是其空间分辨率较低, 一个像元范围内可能会包括几种不同的土地覆盖类型, 限制了其在景观破碎和异质性较强区域的应用^[6]。研究人员不得不在时间分辨率与空间分辨率之间进行取舍^[7]。

为满足地表信息遥感动态监测同时对具有高空间分辨率和高时间分辨率特征遥感数据的需求, 一些学者提出了一种能够综合高空间分辨率遥感数据的空间分辨率特征和高时间分辨率遥感数据的时间分辨率特征的技术, 即遥感数据时空融合技术^[8]。虽然近年来有关遥感数据时空融合模型的研究日益增多, 但目前鲜有文献对已有的研究进行系统的梳理和归纳。本文对当前主流的时空融合模型进行汇总和分类, 对各自模型的优缺点进行对比分析, 并对卫星遥感数据时空融合模型的发展趋势进行了展望。

收稿日期: 2016-10-18; 修订日期: 2017-04-17

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“基于HJ-1数据的作物成熟期遥感预测方法研究”(编号: 41171331)、国家高技术研究发展计划“863”计划课题“典型应用领域全球定量遥感产品生产体系”(编号: 2013AA12A302)和中国科学院科技服务网络计划(STS)项目“精准农业技术体系研发及先进设备完善和升级”(编号: KFJ-EW-STS-069)共同资助。

第一作者: 董文全(1990-), 男, 硕士研究生, 主要从事遥感数据时空融合及其在精准农业领域的应用研究。Email: dongwq@radi.ac.cn。

通信作者: 蒙继华(1977-), 男, 研究员, 主要从事精准农业遥感应用研究。Email: mengjh@radi.ac.cn。

1 时空融合模型

遥感影像融合通常指采用特定的算法将 2 幅或多幅图像合成为一幅新的图像,是在光谱域和空间域进行的融合。用于融合高空间分辨率的影像(一般为全色影像)和较低空间分辨率多光谱影像,得到高空间分辨率多光谱影像。而遥感影像时空融合是在时间域和空间域进行的,利用高空间分辨率数

据得到空间细节信息,利用高时间分辨率数据描述空间信息随时间的变化,通过对高空间低时间分辨率影像和高时间低空间分辨率数据有效处理来“预测”目标日期的高空间分辨率影像,即生成同时具有高空间分辨率与高时间分辨率特征的影像。

近年来,针对遥感数据时空融合方法,国内外学者进行了大量研究(表 1)。根据算法原理的不同,遥感数据时空融合方法可以分为 2 类,即基于变换的模型和基于像元重构的模型。

表 1 时空融合模型汇总
Tab.1 Summary of spatiotemporal fusion models

算法类型	二级分类	名称	参考文献	至少所需中高空间分辨率数据个数/期	实验所用数据	适用尺度	异质性较强区域适用性	算法特点
基于变换的模型	基于小波变换的模型	小波变换	顾晓鹤等 ^[9]	1	MODIS 归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI), TM NDVI	中、大尺度	较差	所用 MODIS NDVI 数据为 16 d 产品,物候差异特征不够明显;融合数据存在混合像元问题
		小波变换	Acerbi – Junior 等 ^[10]	1	MODIS, TM	中、大尺度	较差	有效地提高了 MODIS 数据的空间分辨率,为最小失真情况下提高源图像的空间分辨率提供了一个概念框架
		小波变换	Wu 等 ^[11]	1	MODIS, TM	中、大尺度	较差	评价了小波变换在时空融合中的潜力,研究发现选择合适的小波函数和融合方法是小波变换的关键
	基于主成分分析的模型	主成分分析	Shevyrnogov 等 ^[12]	1	NOAA NDVI, MSS	中、大尺度	较差	通过融合 MSS 亮度分量和 NOAA NDVI 数据得到高时空分辨率 NDVI 数据
基于像元重构的模型	基于线性混合模型	线性回归和决策树	Hansen 等 ^[13]	1	MODIS, ETM +	尤其大尺度	差	适用于地物单一且反射率呈线性变换的区域,大大减少时空融合所需时间,算法可移植
		线性回归	Zhukov 等 ^[14]	1	AVHRR, TM	中、大尺度	差	考虑了像元反射率空间可变性的问题,引入窗口技术,为后续研究所采用
		线性回归	Maselli ^[15]	1	AVHRR NDVI, TM NDVI	中、大尺度	较差	提出了距离权重的概念,即认为距离目标像元越近,对目标像元的影响越大
	基于时空自适应融合模型	线性回归	Busetto 等 ^[16]	1	MODIS, TM	中、大尺度	较好	提出了光谱权重的概念,主要解决线性混合模型解算过程中像元反射率的空间可变性问题
		时空自适应反射率融合模型	Gao 等 ^[17]	1	MODIS, ETM +	中、小尺度	较好	不仅考虑与目标像元的空间距离和光谱相似性,还考虑了时间上的差异,并且利用邻近光谱相似像元计算中心像元,大大提高了结果精度
	基于时空自适应融合模型	针对反射率变化的时空自适应融合模型	Hilker 等 ^[18]	2	MODIS, TM, ETM +	中、小尺度	好	能够捕获比较短暂的地表变化
		改进型时空自适应融合模型	Zhu 等 ^[19]	2	MODIS, TM	中、小尺度	好	根据空间和光谱相似性来估计中心像元,适用于异质性较强的非植被覆盖地区
		不同时空分辨率 NDVI 的时空融合模型	蒙继华等 ^[20–21]	1	MODIS, TM, HJ – 1 CCD	中、小尺度	好	考虑了物候的影响,直接将算法用于植被指数

1.1 基于变换的模型

此类模型主要是基于小波变换的方法,也有部分研究是基于主成分分析的方法。如 Shevymogov 等^[12]使用主成分分析的方法得到 MSS 数据的第一主成分分量,进而提取出亮度分量,通过融合 MSS 亮度分量数据和 NOAA NDVI 数据得到了高时空分辨率的 NDVI 数据。

小波变换是对影像进行小波分解,然后对小波分解后的各层进行融合处理,再通过小波变换来实现影像的融合^[11]。20 世纪 90 年代以来,小波变换作为一种影像融合方法用于光谱-空间融合^[22-23],并取得了较好的成果,后来被引入到影像时空融合领域。

Malenovský 等^[24]基于小波变换的方法融合了 MODIS 影像和 TM 数据,先从 MODIS 数据各波段中提取小波系数,然后利用系数整合的方法进行数据融合,融合数据具有 MODIS 数据的时间分辨率特征以及 TM 数据的部分空间细节信息; Acerbi - Junior 等^[10]基于小波变换 3 层分解的方法,对 MODIS 数据和 TM 数据进行融合,有效地提高了 MODIS 数据的空间分辨率,为最小失真情况下提高源图像的空间分辨率提供了一个概念框架,融合影像和 TM 影像的相关系数分别为 0.72 (Haar 法)和 0.82 (拉普拉斯法),同时,利用融合数据对巴西稀树草原土地利用进行了分类;何馨^[25]利用小波变换的方法将时间序列 MODIS NDVI 与 TM NDVI 数据进行融合,获取 30 m 空间分辨率的 NDVI 时间变化信息,用于构建高空间分辨率的作物生长曲线; Wu 等^[11]基于小波变换的方法,利用现时的 MODIS 数据和前期的 TM 数据进行时空融合,生成目标日期的时空融合数据,该数据同时具有 MODIS 数据的时间特征以及 TM 数据的空间特征;顾晓鹤等^[9]在 MODIS 时序影像和 TM 影像支撑下,采用小波变换融合方法获取 30 m 空间分辨率的 NDVI 时间序列数据,并利用该数据有效地区分出各种秋季作物的空间分布。

虽然基于变换的时空融合方法取得了一些研究成果,但应用并不广泛。这是因为基于变换的时空融合方法精度并不是十分理想,而且该方法也不能很好地解决混合像元问题,融合数据“图斑”现象较为明显。但是基于变换的时空融合模型能够较好地保留光谱细节信息,这使该方法仍然有其用武之地。

1.2 基于像元重构的模型

国内外大部分遥感数据时空融合模型是基于像元分解重构技术的,其基本思想是通过一定的规则选择目标像元周边的像元参与目标像元重构。像元分解重构技术是一种尺度下降技术,一般是基于

线性混合模型的。根据像元分解重构技术,低空间分辨率影像的像元在某一光谱波段的反射率可以由其对应空间范围内高空间分辨率影像的像元反射率线性加权得到。

基于像元分解重构的时空融合模型中,有一部分研究是直接基于线性混合模型的像元分解技术,这类算法起源较早,原理简单、计算简便,但易出现异常值。Gao 等^[17]提出了一种时空自适应性反射率融合模型 (spatial and temporal adaptive reflectance fusion model, STARFM),该模型可以从低空间分辨率影像直接解算出高空间分辨率影像,后续学者在其基础上对 STARFM 模型进行了大量的改进研究。

1.2.1 基于线性混合模型

当假设高空间分辨率数据整景影像中同一种地物类型的像元反射率相同时,低空间分辨率影像中像元反射率可以看作各组分类别平均反射率的线性组合。运用最小二乘法可以直接从低空间分辨率影像的像元反射率解算出高空间分辨率影像的像元反射率^[26-31]。该算法公式表示为

$$R_{i\lambda} = \sum_{k=1}^n r_{k\lambda} f_{ki} + \varepsilon_{i\lambda} \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^n f_{ki} = 1 \quad (k = 1, 2, 3, \dots, n) \quad (2)$$

式中: $R_{i\lambda}$ 为遥感影像上像元 i 在 λ 波段的反射率值; n 为 i 像元中的地物类型种类数; $r_{k\lambda}$ 为组分 k 在 λ 波段的反射率值; f_{ki} 为组分 k 在像元 i 中所占的百分比, $0 \leq f_{ki} \leq 1$; $\varepsilon_{i\lambda}$ 为误差。

Hansen 等^[13]和 Potapov 等^[30]利用线性回归的方法进行时空融合,假设高空间分辨率影像和低空间分辨率影像随时间变化规律一致,并且 2 类影像从时间 t_1 到 t_2 的反射率变化是线性的,通过统计各个地物类别在原高空间分辨率与低空间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^[32]。这种算法原理简单、计算便捷,生产融合数据时比其余融合算法所需时间短,且不需要高、低空间分辨率数据具有相同的波段,适用于大范围、长时间序列的大数据研究及快速动态监测研究。然而,该算法获得的类别反射率是局部区域的平均反射率,不能很好地体现地物光谱的空间差异性,而且会出现“图斑”现象,因此仅适用于地物单一且反射率呈线性变换的区域。

Zhukov 等^[14]基于像元反射率在邻近像元间不会剧烈变化的假设,提出了考虑像元反射率空间可变性的时空融合方法,该方法引入窗口技术,即只考虑目标像元周边像元的相关性,从而避免了整景影

像中同类地物反射率相同的假设。但是该方法的前提仍然是假设目标像元与窗口内同类地物像元的反射率值一样,没有从根本上解决光谱在空间上变化的问题。Maselli^[15]在此基础上提出了距离权重的概念,即认为距离目标像元越近,对目标像元的影响越大。但是,有时类内像元间反射率的差异也是十分明显的,导致邻近像元间的反射率也会明显变化。因此,Busetto 等^[16]在上述研究基础上进行了改进,在子集的选择上,不仅考虑与目标像元间的距离,还考虑了与目标像元间的光谱差异。该模型确定权重的基本思想是由于像元反射率的空间异质性不仅随距离的增加而增加,而且在像元反射率的光谱上也存在明显差异,因此通过距离权重和光谱相似性来确定每个参与线性混合模型解算的 MODIS 像元的权重。Zurita - Milla 等^[33]在 Zhukov^[14]等研究的基础上,使用一种高空间分辨率土地覆盖数据,对低空间分辨率影像序列进行降采样构建高空间分辨率影像,从而实现了时间序列低空间分辨率数据降尺度,即得到了同时具有高时间分辨率和高空间分辨率特征的数据。

邬明权等^[34]基于类别反射率的时间变化特征与类内像元反射率的时间变化特征一致的假设,提出了一种利用预测日期前、后 2 期高空间分辨率影像和时序的低空间分辨率影像获得时序高空间分辨率影像的遥感数据时空融合方法(spatial and temporal data fusion approach, STDFA)。该方法从时序低空间分辨率影像中提取地物的时间变化信息,对 2 期高空间分辨率影像做差值和密度分割获得分类影像,从而获得类别平均反射率进行影像融合。在此基础上综合考虑像元反射率的空间可变性和时间变化规律,对该方法进行了改良^[35],并且应用改良的 STDFA 模型得到的时空融合影像进行了我国南方水稻种植面积的提取^[36],验证了该方法在解决遥感数据缺失问题上,以及高时空分辨率地物类型提取上的可行性与优势。谢登峰等^[37]利用 STDFA 模型融合 MODIS 和 OLI 数据,以融合数据构建 15 种 30 m 空间分辨率的分类数据集,然后进行秋粮作物识别,水稻和玉米的总体识别精度达到了 86.9%; Zhang 等^[4]也对 STDFA 方法进行了分类方法、滑动窗口和时间权重 3 个方面的改进,提出了改进的时空数据

融合模型。

基于线性混合模型的时空融合模型在理论上能够很好地解释高、低空间分辨率影像像元之间的关系,能够较好地用于中低空间分辨率数据光谱特征的降尺度^[38],且此类方法大多计算简便,适用于中大尺度、长时间序列的大数据研究及快速动态监测研究。但是此类时空融合模型早期算法是在高空间分辨率数据整景影像中同一种地物类型的像元反射率相同的假设上建立的,因此在异质性强的区域适用性较差。虽然后续研究逐步引入了窗口技术、距离权重和光谱差异等概念,提高了此类模型在异质性较强区域的适用性,但这仍然是制约其应用的一个因素。此外,此类模型解算 2 种不同空间分辨率影像像元之间关系时存在残差项,因此融合结果容易出现异常值。

1.2.2 时空自适应反射率融合模型

为提高时空融合精度,同时避免线性光谱模型解算时异常值的出现,Gao 等^[17]提出了 STARFM,用于融合 Landsat 和 MODIS 影像来获得兼具 Landsat 的空间分辨率特征和 MODIS 的时间分辨率特征的反射率数据,并利用获得的数据与真实数据进行了初步的应用测评。该模型是在 2 个假设的前提下提出的:①当低空间分辨率影像的像元值没有发生变化时,高空间分辨率影像的像元值也不发生变化;②在预测时间窗口内,如果 t_0 时刻的低空间分辨率影像像元值与高空间分辨率影像的像元值相等,那么在 t_k 时刻它们的值仍相等。虽然该模型是在线性混合模型的基础上发展的,但是该模型直接从低空间分辨率影像解算出高空间分辨率影像,而且综合考虑了空间距离、光谱距离及时间距离。

其算法思想为,在忽略几何误差和大气校正误差的情况下,高空间分辨率像元反射率和低空间分辨率像元反射率关系为

$$H(x_i, y_j, t_k) = C(x_i, y_j, t_k) + \varepsilon_k \quad , \quad (3)$$

式中: $H(x_i, y_j, t_k)$ 和 $C(x_i, y_j, t_k)$ 分别为给定位置 (x_i, y_j) 处的高空间分辨率和低空间分辨率影像在 t_k 时刻的反射率值; ε_k 为两者反射率差异。

假设地表覆盖类型和系统误差在 t_k 和 t_0 时刻之间没发生变化,则 $\varepsilon_k = \varepsilon_0$, 从而

$$H(x_i, y_j, t_0) = C(x_i, y_j, t_0) + H(x_i, y_j, t_k) - C(x_i, y_j, t_k) \quad 。 \quad (4)$$

引入邻近像元信息构建权重函数,即

$$H(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0) = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n W_{ijk} [C(x_i, y_j, t_0) + H(x_i, y_j, t_k) - C(x_i, y_j, t_k)] \quad , \quad (5)$$

万方数据

$$W_{ijk} = \frac{1}{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w \sum_{k=1}^n \frac{S_{ijk} T_{ijk} D_{ijk}}{S_{ijk} T_{ijk} D_{ijk}}}, \quad (6)$$

式中: $(x_{w/2}, y_{w/2})$ 为中心像元; w 为移动窗口的尺寸; n 为不同时刻; W 为权重矩阵; S_{ijk} 为高、低空间分辨率数据间的光谱距离; T_{ijk} 为高、低空间分辨率间的时间距离; D_{ijk} 为目标像元和中心像元间的空间距离。

尽管 STARFM 在遥感数据时空融合方面取得了较好的效果,但是其仍然存在几点局限性,很多学者针对其局限性进行了改进。

1) 如果地表反射率的变化比较短暂且没有被任何一期 Landsat 影像所记录,那么 STARFM 也无法准确预测出该时段的反射率值。针对这一问题, Hilker 等^[18]提出了一种针对反射率变化的时空自适应融合模型 (spatial temporal adaptive algorithm for mapping reflectance change, STAARCH)。该模型首先利用干扰因子来确定 Landsat 影像是否存在像元出现反射率短暂改变的情况,若发生该情况则使用时序 MODIS 数据和 Landsat 影像来确定发生变化的具体时相;然后选择最佳时相的影像来进行时空融合,从而提高融合精度。STAARCH 在确定像元反射率突变的时相时,需借助时序低空间分辨率数据及多期高空间分辨率数据,这在一定程度上限制了其应用范围。

2) 为提高异质性较强区域的时空融合精度, Zhu 等^[19]提出了一种改进型时空自适应融合模型 (enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model, ESTARFM),考虑了反射率的时间变化趋势,可以更好地预测反射率的变化。该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,对不同地表具有更好的适应性。Fu 等^[39]在 ESTARFM 的基础上改进了搜索光谱相似性像元的算法,综合考虑了标准差和窗口内土地覆盖类型的数目,提高了 ESTARFM 模型的精度。然而,ESTARFM 模型假设像元反射率随时间变化稳定且随时间的变化是线性的,此假设在估算长时间序列数据时会产生较大误差,这在一定程度上限制了其在反射率变化非线性的植被地区的应用。

3) STARFM 没有明确处理方向对地物反射率的影响, Roy 等^[40]提出了一种半物理模型,该算法在假设 MODIS 影像和 ETM+ 影像反射率随时间的变化规律一致的前提下,利用 MODIS 的双向反射分布

函数 (bidirectional reflectance distribution function, BRDF) 产品来模拟其二向反射率,有效地削弱了卫星观测角度和太阳高度角的影响。Wang 等^[41]提出利用 MODIS BRDF 产品来削弱卫星观测角度的影响,并且在窗口内搜索相关性最大的像元来减弱 MODIS 和 TM 空间配准引入的误差。该类模型对近红外波段的预测精度最高,因而能够提供更准确的植被变化信息。但是,该模型需要较为精确的 MODIS 分类数据以及与之相应的 BRDF 模型参数,且算法较为复杂,在一定程度上限制了该模型的进一步推广应用。为了简化半物理融合模型冗繁的数据预处理流程并使其适用于更多的应用需求,李大成等^[42]提出了一种在半物理融合模型基础上拓展的乘性调制融合机制。该模型借助邻近像元光谱信息对局部色调进行平衡处理,有效地消除半物理融合模型在预测结果图像中的块状效应,但这种拓展的半物理模型在预测精度以及模型的推广上还有待进一步的应用验证。

4) STARFM 是针对地物反射率数据提出的,将其应用到其他数据还需要验证和改进。针对这一问题,蒙继华等^[20-21]在 STARFM 的基础上发展了一套不同时空分辨率 NDVI 数据的时空融合模型 (spatial and temporal adaptive vegetation index fusion model, STAVFM),直接将算法用于植被指数提取,更好地利用植被的时间变化特征,提高了模型效率和精度,并且根据指标的变化特点,对时间维权重进行了改进; Walker 等^[43]利用 STARFM 模型,使用生长季内 TM 和 MODIS 数据生成长时间序列高时间分辨率的 TM 模拟数据; Liu 等^[44]利用 STARFM 模型融合 ASTER 和 MODIS 数据,得到了模拟的高时间分辨率 ASTER 数据,并用其提取城市中的环境变量 (NDVI 和地表温度等) 及定量评估西尼罗河流域病毒传播特点; Singh^[45-46]基于 STARFM 模型对 ETM+ 数据进行预测,利用时空融合预测的 ETM+ 数据计算 NDVI,在印度密鲁特北方邦的 8 a (2002—2009 年) NDVI 计算中取得了较好的结果,8 a 间的时空融合数据显示 STARFM 模型对于突然变化的 NDVI 值不敏感;尹晓利等^[47]利用 STARFM 融合 MODIS 和 TM 数据,然后将融合数据引入到草地的生物量估算模型中,并对比分析了融合反射率和融合 NDVI 作为输入数据的估算精度,发现直接融合 NDVI 数据能够获得更高的生物量估算精度。

5) Yang 等^[48]对 STARFM 模型进行了改进,利用乘法函数代替原模型中的加法函数,另外利用光谱反射率决定权重函数,改进的模型在德克萨斯州西南部的实验区取得了较好的结果;康峻等^[49]在

STARFM 模型的基础上,对基础高空间分辨率的 OLI 影像的反射率进行局部空间自相关分析,提取其局部空间自相关指数,作为目标像元与其邻近像元的光谱相似性衡量指标,用以改进 STARFM 模型对光谱相似性衡量仅考虑周围像元与目标像元反射率的差值问题;Shen 等^[50]在 STARFM 的基础上考虑传感器之间的观测差异,由此得到了时空分辨率较高的融合数据。

时空自适应反射率融合模型在预测过程中使用滑动窗口的方法来减少低空间分辨率遥感数据像元边界的影响,计算滑动窗口中心像元时综合考虑了空间权重、光谱权重和距离权重,在时空融合领域取得了较好的成果,同时,国内外学者也针对其局限性进行了大量的改进研究。目前,时空自适应模型及其改进模型被广大学者所使用,但是,针对其局限性的改进算法仍然需要后续学者继续探索。基于像元重构的时空融合模型应用较为广泛,国内外学者针对其存在的问题不断改进,使此方法逐步成熟,是当前时空融合领域的主流模型,其融合结果在植被物候提取、作物分类和温度反演等方面得到了广泛应用^[51-58]。然而,该类模型也有其限制性,例如需要高空间分辨率的地物覆盖数据作为辅助数据,并且假设土地覆盖类型不随时间发生变化,这在有些情况下会限制其应用。

而土地覆盖类型在很多情况下是随着时间变化的,为了解决这个问题,Wu 等^[59]提出了一种集合影像修复和控制核回归的时空融合模型(integrating image inpainting and steering kernel regression fusion model,ISKRFM),首先监测出土地覆盖类型发生变化的区域,然后通过影像修复的方法利用相似像元代替变化的像元;Zhu 等^[60]提出了一种灵活的时空融合模型(flexible spatiotemporal data fusion,FS-DAF),利用薄板样条函数预测目标日期的高空间分辨率数据,该方法能够有效预测土地覆盖类型的变化,并且能够适用于异质性较强的区域。

其他领域技术的进步有时也促进着时空融合技术的进步。随着近些年深度学习算法的发展,基于稀疏表示的时空融合算法引起了国内外学者的广泛关注^[61-63]。首先通过高、低空间分辨率影像构建完备字典,然后利用完备字典预测目标日期的高空间分辨率影像。该类方法能够较好地预测地物类型的变化,但作为一种新兴的方法,训练样本的选择及完备字典的构建都需要更多的研究来改进。

2 时空融合模型研究展望

时空融合模型虽然得到了国内外学者的广泛关

注和研究,但是目前,不管是基于变换的,还是基于像元重构的融合模型,都还存在着较大的提升空间,有待国内外学者进一步研究。本文在分析了现有时空融合模型的基础上,对卫星遥感数据时空融合模型分别从数据、应用和尺度 3 个方面进行展望。

2.1 数据展望

目前的时空融合算法大多是针对 2 种数据源的遥感数据进行融合,没有充分利用现有多源数据的优势,很多情况下 2 种数据时空融合得到的数据精细度仍无法满足各领域的应用需求。这就需要一种多源数据时空融合算法,综合利用多种遥感数据的优势,利用多种中高空间分辨率卫星数据在时间上的互补特性,使得更多数据源的中高空间分辨率数据参与到目标日期高空间分辨率数据的预测中,从而提升预测数据的质量。随着越来越多的卫星升空,卫星遥感数据量呈指数形式增加,迫切需要发展多源数据时空融合算法,利用多源遥感数据的优势提升时空融合模型的适用性和预测数据的质量。

然而,由于多源数据时空融合算法需要利用多种高空间分辨率遥感数据,这些遥感数据来自不同的平台和传感器,不可避免地具有各自卫星和传感器的特点,产生了较大的不一致性。Teillet 等^[64]基于 ETM+ 传感器,在相同条件下模拟计算了 20 个传感器,并且分析了光谱响应差异对传感器测量结果的影响,发现不同传感器间光谱响应差异导致的测量结果有明显的区别。这种区别给相关研究带来了一定的困难,为了综合利用多种数据的优势和特性,需要解决来自于不同传感器数据的一致性问题。因此,利用多源遥感数据进行时空融合,需要把多种高空间分辨率数据进行光谱归一化,使其具有相同的辐射尺度,在此基础上进行时空融合(图 1)。光谱归一化技术旨在针对多源遥感数据集光谱响应特征的不同,进行相互之间的辐射或反射率转化技术^[65],以提高多源遥感数据的可用性。

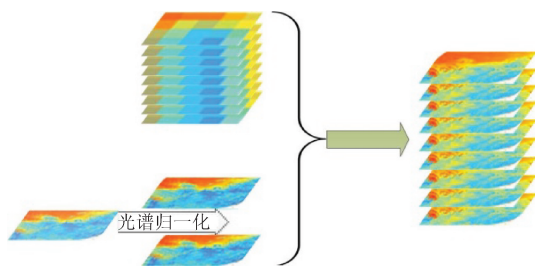


图 1 多源遥感数据时空融合

Fig. 1 Spatiotemporal fusion of multi-source remote sensing data

光谱归一化方法可分为绝对光谱归一化和相对光谱归一化。绝对光谱归一化是将每幅影像的灰度

值都转换成反射率或者辐射亮度来完成的。通常,绝对光谱归一化包含 2 个步骤^[66]: ①将传感器测量的灰度值转换成卫星传感器测量的光谱辐射值; ②将传感器测得的辐射值转换成反射率。绝对光谱归一化方法精度较高,但在应用过程中需要收集大量的实时参数,存在一定的难度^[67]。相对光谱归一化是先选定一种遥感数据作为参考数据,再将其他数据影像的灰度值逐波段地归一化到参考数据,使多源遥感数据具有相同的辐射尺度,使得不同数据影像中的同一地物具有相似的灰度值。Hong 等^[68]的研究发现,在对不同传感器的多时相高空间分辨率影像进行相对光谱归一化时,基于分布的相对光谱归一化方法(如直方图匹配法)要优于基于像元对的相对归一化方法。

2.2 应用展望

时空融合方法可以用来生产长时间序列反射率数据集。长时间序列反射率数据集具有广泛的应用空间,如全球或区域地表覆盖变化检测、环境变化、植被动态变化、土地覆盖变化和植物生物物理参数反演等^[69]。构建 NDVI 数据集也是时空融合应用的一个重要领域,目前比较常用的时间序列 NDVI 数据大多是在 MODIS, VIIRS 和 AVHRR 等高时间分辨率数据基础上构建的^[70-71],而以 TM 和 SPOT 等中高空间分辨率数据构建的时间序列数据集较少。这是因为受云、气溶胶、太阳高度角和地物二向反射等因素的影响,中高空间分辨率数据构建 NDVI 数据集时容易出现异常值,而其较低的时间分辨率使得没有邻近日期的数据对异常值进行修正。随着研究的逐步深入,越来越需要构建一种中高空间分辨率的时间序列 NDVI 数据集,而时空融合技术生产的高时空分辨率数据恰好可以满足构建此类数据集的要求。利用时空融合技术构建高空间分辨率时间序列数据集将为时空融合技术提供更广阔的应用空间。特别是当多源数据时空融合算法投入应用时,综合利用多种中高空间分辨率数据构建具有统一标准的长时间序列 NDVI 数据集,将弥补 TM, MSS, ETM+ 和 OLI 等中高空间分辨率数据只存在一段时期的劣势。构建时间维度上更广泛的高空间分辨率时间序列数据集,对于地表覆盖时间域上的研究具有重要意义。

2.3 尺度展望

MODIS 数据是较为常用的高时间分辨率数据,在地表监测研究中具有优势^[72-73],但其空间分辨率较低,不适合小尺度的应用。TM 数据是常用的中高空间分辨率数据,在各领域应用广泛^[74-78],但该数据时间分辨率较低,易受云雨天气的影响,不利于

长时间序列动态跟踪监测。传统的时空融合算法大多是在低空间分辨率数据和中高空间分辨率数据之间开展的(如 MODIS 数据和 TM 数据),利用 MODIS 数据的时间特性和 TM 数据的空间特性融合得到高时空分辨率数据。随着遥感技术的发展,越来越多的高空间分辨率卫星投入了应用,如中国的“高分”系列,俄罗斯的“Resurs”系列,法国的 SPOT-6,美国的“QuickBird”和“GeoEye”等,这些卫星都可以提供 m 级甚至亚 m 级数据。然而空间分辨率直接与幅宽相关,一般情况下空间分辨率越高,影像幅宽越小,重访周期越长,例如高分一号 PMS 数据的重访周期(不测摆)为 41 d,现实的天气状况还会延长有效数据的获取周期,无法满足动态监测的需求。由于 m 级、亚 m 级高空间分辨率数据和高时间分辨率数据空间尺度差异较大,传统时空融合模型在空间尺度相差较大时的适用性还有待研究,而目前针对高空间分辨率数据的时空融合研究较少,这在一定程度上限制了 m 级、亚 m 级高空间分辨率数据的应用。随着 m 级、亚 m 级高空间分辨率数据逐渐成为主流的遥感数据,针对高空间分辨率数据的时空融合研究急需开展。

3 结论

在当前单一传感器数据不能满足各领域动态监测对于高时空分辨率遥感数据需求的情况下,如何融合遥感数据综合利用多源数据的特性和优势,具有重要的理论意义和应用价值。本文将当前主流的遥感数据时空融合模型划分为基于变换的模型和基于像元重构的模型 2 类,其中,把基于像元重构的模型又分为线性混合模型和时空自适应模型,并概要分析了各自的优缺点。基于变换的方法早期用于光谱-空间融合,并且在融合光谱特征和空间特征上取得了较好的成果,引入时空融合领域后虽然使融合数据能够较好地保留光谱细节信息,但是其融合空间特征和时间特征的精度并不是十分理想,而且不能很好地解决混合像元问题,应用并不是十分广泛;直接基于线性混合模型的方法原理简单,计算快捷,适合用于中、大尺度和长时间序列的大数据研究及快速动态监测研究,但是其在异质性较强的研究区域适用性较差,且融合结果容易出现异常值,这在一定程度上限制了其应用;时空自适应融合模型综合考虑了空间距离、光谱距离及时间距离计算权重,国内外学者针对其局限性进行了大量研究,逐步改善其在各种情况下的适用性,使此类模型成为了目前使用最为广泛的模型之一。

本文在对时空融合模型归纳、总结的基础上,进行了 3 个方面的展望。①数据展望:目前的时空融合算法大都是针对 2 种数据源的遥感数据进行融合,没有充分利用现有多源数据的优势,需要发展多源数据时空融合算法,综合利用多源遥感数据的特性,使更多数据源的中高空间分辨率数据作为原始数据参与到时空融合中,从而提高预测数据的质量;②应用展望:利用时空融合技术特别是多源数据时空融合技术构建具有统一标准的高空间分辨率时间序列数据集,对于高精度长时间序列地表覆盖研究具有重要意义;③尺度展望:随着遥感技术的发展,越来越多的 m 级、亚 m 级卫星数据投入应用,此类数据具有高空间分辨率低时间分辨率的特点,针对此类数据的时空融合算法有待开展。

综上所述,时空自适应融合模型及其改进模型是当前应用最为广泛的时空融合模型,但是不同的模型具有不同的优缺点,各自侧重领域不同,都有其继续研究、发展的价值。总体上说,时空融合模型能够较好地处理当前光学遥感数据空间分辨率和时间分辨率上相互制约的问题,其发展及应用前景十分广阔。

参考文献 (References):

- [1] 蒙继华,吴炳方,李强子,等. 农田农情参数遥感监测进展及应用展望[J]. 遥感信息,2010(3):122-128.
Meng J H, Wu B F, Li Q Z, et al. Research advances and outlook of crop monitoring with remote sensing at field level[J]. Remote Sensing Information, 2010(3):122-128.
- [2] Emelyanova I V, McVicar T R, Niel T G V, et al. Assessing the accuracy of blending Landsat - MODIS surface reflectances in two landscapes with contrasting spatial and temporal dynamics: A framework for algorithm selection[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 133:193-209.
- [3] Price J C. How unique are spectral signatures? [J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 49(3):181-186.
- [4] Zhang W, Li A N, Jin H A, 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.
- [5] 李新,黄春林,车涛,等. 中国陆面数据同化系统研究的进展与前瞻[J]. 自然科学进展,2007,17(2):163-173.
Li X, Huang C L, Che T, et al. Development of a Chinese land data assimilation system: Its progress and prospects[J]. Progress in Natural Science, 2007, 17(2):163-173.
- [6] Shabanov N V, Wang Y, Buermann W, et al. Effect of foliage spatial heterogeneity in the MODIS LAI and FPAR algorithm over broadleaf forests [J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(4):410-423.
- [7] Hilker T, Wulder M A, Coops N C, et al. Generation of dense time series synthetic Landsat data through data blending with MODIS

- using a spatial and temporal adaptive reflectance fusion model[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(9):1988-1999.
- [8] Pohl C, Genderen J L V. Review article multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5):823-854.
- [9] 顾晓鹤,韩立建,王纪华,等. 中低分辨率小波融合的玉米种植面积遥感估算[J]. 农业工程学报,2012,28(3):203-209.
Gu X H, Han L J, Wang J H, et al. Estimation of maize planting area based on wavelet fusion of multi-resolution images [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(3):203-209.
- [10] Acerbi - Junior F, Clevers J G P W, Schaepman M E. The assessment of multi-sensor image fusion using wavelet transforms for mapping the Brazilian Savanna [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2006, 8(4):278-288.
- [11] Wu M Q, Wang C Y. Spatial and temporal fusion of remote sensing data using wavelet transform [C]//Proceedings of 2011 International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering (RSETE). Nanjing: IEEE, 2011:1581-1584.
- [12] Shevyrnogov A, Trefois P, Vysotskaya G. Multi-satellite data merge to combine NOAA AVHRR efficiency with Landsat - 6 MSS spatial resolution to study vegetation dynamics [J]. Advances in Space Research, 2000, 26(7):1131-1133.
- [13] Hansen M C, Roy D P, Lindquist E, et al. A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change in the Congo Basin [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5):2495-2513.
- [14] Zhukov B, Oertel D, Lanzl F, et al. Unmixing-based multisensor multiresolution image fusion [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3):1212-1226.
- [15] Maselli F. Definition of spatially variable spectral endmembers by locally calibrated multivariate regression analyses [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 75(1):29-38.
- [16] Busetto L, Meroni M, Colombo R. 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(1):118-131.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] Zhu X L, Chen J, Gao F, 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.
- [20] 蒙继华,吴炳方,杜鑫,等. 高时空分辨率 NDVI 数据集构建方法[J]. 遥感学报,2011,15(1):44-59.
Meng J H, Wu B F, Du X, et al. Method to construct high spatial and temporal resolution NDVI dataset - STAVFM [J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(1):44-59.
- [21] Meng J H, Du X, Wu B F. Generation of high spatial and temporal

- resolution NDVI and its application in crop biomass estimation [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2013, 6 (3): 203 – 218.
- [22] Amolins K, Zhang Y, Dare P. Wavelet based image fusion techniques; An introduction, review and comparison [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 62 (4): 249 – 263.
- [23] Thomas C, Ranchin T, Wald L, et al. Synthesis of multispectral images to high spatial resolution; A critical review of fusion methods based on remote sensing physics [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46 (5): 1301 – 1312.
- [24] Malenovsky Z, Bartholomeus H M, Acerbi – Junior F W, et al. Scaling dimensions in spectroscopy of soil and vegetation [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2007, 9 (2): 137 – 164.
- [25] 何 馨. 基于多源数据融合的玉米种植面积遥感提取研究 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2010.
- He X. Study on Extraction of Maize Planting Area Based on Multi Source Remote Sensing Fusion Data [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2010.
- [26] Cherchali 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 (4): 753 – 775.
- [27] Haertel V F, Shimabukuro Y E. Spectral linear mixing model in low spatial resolution image data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43 (11): 2555 – 2562.
- [28] Fortin J P, Bernier M, Lapointe S, et al. Estimation of Surface Variables at the Sub – Pixel Level for Use As Input to Climate and Hydrological Models [R]. Québec: INRS – Eau, 1998.
- [29] Maselli F, Gilabert M A, Conese C. Integration of high and low resolution NDVI data for monitoring vegetation in Mediterranean environments [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 63 (3): 208 – 218.
- [30] Potapov P, Hansen M C, Stehman S V, et al. Combining MODIS and Landsat imagery to estimate and map boreal forest cover loss [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112 (9): 3708 – 3719.
- [31] Huang B, Zhang H K. Spatio – temporal reflectance fusion via unmixing; Accounting for both phenological and land – cover changes [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35 (16): 6213 – 6233.
- [32] 石月婵, 杨贵军, 李鑫川, 等. 融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据的方法对比 [J]. *红外与毫米波学报*, 2015, 34 (1): 92 – 99.
- Shi Y C, Yang G J, Li X C, et al. Intercomparison of the different fusion methods for generating high spatial – temporal resolution data [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2015, 34 (1): 92 – 99.
- [33] Zurita – Milla R, Kaiser G, Clevers J G P W, et al. Downscaling time series of MERIS full resolution data to monitor vegetation seasonal dynamics [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113 (9): 1874 – 1885.
- [34] 郭明权, 王 洁, 牛 铮, 等. 融合 MODIS 与 Landsat 数据生成高时间分辨率 Landsat 数据 [J]. *红外与毫米波学报*, 2012, 31 (1): 80 – 84.
- Wu M Q, Wang J, Niu Z, et al. A model for spatial and temporal data fusion [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2012, 31 (1): 80 – 84.
- [35] Wu M Q, Niu Z, Wang C Y, et al. Use of MODIS and Landsat time series data to generate high – resolution temporal synthetic Landsat data using a spatial and temporal reflectance fusion model [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2012, 6 (1): 063507.
- [36] 郭明权, 牛 铮, 王长耀. 利用遥感数据时空融合技术提取水稻种植面积 [J]. *农业工程学报*, 2010, 26 (2): 48 – 52.
- Wu M Q, Niu Z, Wang C Y. Mapping paddy fields by using spatial and temporal remote sensing data fusion technology [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26 (2): 48 – 52.
- [37] 谢登峰, 张锦水, 潘耀忠, 等. Landsat8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物 [J]. *遥感学报*, 2015, 19 (5): 791 – 805.
- Xie D F, Zhang J S, Pan Y Z, et al. Fusion of MODIS and Landsat8 images to generate high spatial – temporal resolution data for mapping autumn crop distribution [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19 (5): 791 – 805.
- [38] Gevaert C M, García – Haro F J. A comparison of STARFM and an unmixing – based algorithm for Landsat and MODIS data fusion [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 156: 34 – 44.
- [39] Fu D J, Chen B Z, Wang J, et al. An improved image fusion approach based on enhanced spatial and temporal the adaptive reflectance fusion model [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5 (12): 6346 – 6360.
- [40] Roy D P, Ju J C, Lewis P, et al. Multi – temporal MODIS – Landsat data fusion for relative radiometric normalization, gap filling, and prediction of Landsat data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112 (6): 3112 – 3130.
- [41] Wang P J, Gao F, Masek J G. Operational data fusion framework for building frequent landsat – like imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52 (11): 7353 – 7365.
- [42] 李大成, 唐 婷, 胡昌苗, 等. 一种拓展的半物理时空融合算法及其初步应用 [J]. *遥感学报*, 2014, 18 (2): 307 – 319.
- Li D C, Tang P, Hu C M, et al. Spatial – temporal fusion algorithm based on an extended semi – physical model and its preliminary application [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2014, 18 (2): 307 – 319.
- [43] Walker J J, De Beurs K M, Wynne R H, et al. Evaluation of Landsat and MODIS data fusion products for analysis of dryland forest phenology [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117: 381 – 393.
- [44] Liu H, Weng Q H. Enhancing temporal resolution of satellite imagery for public health studies; A case study of West Nile Virus outbreak in Los Angeles in 2007 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117: 57 – 71.
- [45] Singh D. Generation and evaluation of gross primary productivity using Landsat data through blending with MODIS data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13 (1): 59 – 69.
- [46] Singh D. Evaluation of long – term NDVI time series derived from Landsat data through blending with MODIS data [J]. *Atmósfera*, 2012, 25 (1): 43 – 63.
- [47] 尹晓利, 张 丽, 许君一, 等. 融合数据在草地生物量估算中的

- 应用[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 147–154. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 04. 24.
- Yin X L, Zhang L, Xu J Y, et al. Application of fused data to grassland biomass estimation [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25(4): 147–154. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 04. 24.
- [48] Yang D, Su H B, Yong Y, et al. MODIS – Landsat data fusion for estimating vegetation dynamics: A case study for two ranches in west texas [C]//1st International Electronic Conference on Remote Sensing. Online, 2015; d016.
- [49] 康 峻, 王 力, 牛 铮, 等. 基于局部空间自相关分析的时空数据融合[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(6): 1176–1181.
- Kang J, Wang L, Niu Z, et al. A spatial and temporal fusion model using local spatial association analysis method [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(6): 1176–1181.
- [50] Shen H F, Wu P H, Liu Y L, et al. A spatial and temporal reflectance fusion model considering sensor observation differences [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(12): 4367–4383.
- [51] Weng Q H, Fu P, Gao F. Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and MODIS data [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 145: 55–67.
- [52] Wu M Q, Zhang X Y, Huang W J, et al. Reconstruction of daily 30 m data from HJ CCD, GF-1 WFV, landsat, and MODIS data for crop monitoring [J]. Remote Sensing, 2015, 7(12): 16293–16314.
- [53] Michishita R, Chen L F, Chen J, et al. Spatiotemporal reflectance blending in a wetland environment [J]. International Journal of Digital Earth, 2015, 8(5): 364–382.
- [54] Zhang F, Zhu X L, Liu D S. Blending MODIS and Landsat images for urban flood mapping [J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(9): 3237–3253.
- [55] Walker J J, de Beurs K M, Wynne R H. Dryland vegetation phenology across an elevation gradient in Arizona, USA, investigated with fused MODIS and Landsat data [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 144: 85–97.
- [56] Wu P H, Shen H F, Zhang L P, et al. Integrated fusion of multi-scale polar-orbiting and geostationary satellite observations for the mapping of high spatial and temporal resolution land surface temperature [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 156: 169–181.
- [57] Zhang B H, Zhang L, Xie D, et al. Application of synthetic NDVI time series blended from Landsat and MODIS data for grassland biomass estimation [J]. Remote Sensing, 2015, 8(1): 10.
- [58] Dong T F, Liu J G, Qian B D, et al. Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 49: 63–74.
- [59] Wu B, Huang B, Cao K, et al. Improving spatiotemporal reflectance fusion using image inpainting and steering kernel regression techniques [J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(3): 706–727.
- [60] Zhu X L, Helmer E H, Gao F, et al. A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 172: 165–177.
- [61] Yang J C, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861–2873.
- [62] Huang B, Song H H. Spatiotemporal reflectance fusion via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(10): 3707–3716.
- [63] Song H H, Huang B. Spatiotemporal satellite image fusion through one-pair image learning [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(4): 1883–1896.
- [64] Teillet P M, Fedosejevs G, Thome K J, et al. Impacts of spectral band difference effects on radiometric cross-calibration between satellite sensors in the solar-reflective spectral domain [J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 110(3): 393–409.
- [65] 仲 波, 柳钦火, 单小军, 等. 多源光学遥感数据归一化处理技术与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- Zhong B, Liu Q H, Shan X J, et al. Normalization Processing Technology of Multi-Source Optical Remote Sensing Data [M]. Beijing: Science Press, 2015.
- [66] Chen X X, Vierling L, Deering D. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 98(1): 63–79.
- [67] 余晓敏, 邹 勤. 多时相遥感影像辐射归一化方法综述 [J]. 测绘与空间地理信息, 2012, 35(6): 8–12.
- Yu X M, Zou Q. Methods of radiometric normalization for multi-temporal remote sensing images: A review [J]. Geomatics and Spatial Information Technology, 2012, 35(6): 8–12.
- [68] Hong G, Zhang Y. A comparative study on radiometric normalization using high resolution satellite images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(2): 425–438.
- [69] 耿丽英, 马明国. 长时间序列 NDVI 数据重建方法比较研究进展 [J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(2): 362–368.
- Geng L Y, Ma M G. Advance in method comparison of reconstructing remote sensing time series data sets [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(2): 362–368.
- [70] Gallo K, Ji L, Reed B, et al. Multi-platform comparisons of MODIS and AVHRR normalized difference vegetation index data [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 99(3): 221–231.
- [71] Leeuwen W J D V, Orr B J, Marsh S E, et al. Multi-sensor NDVI data continuity: Uncertainties and implications for vegetation monitoring applications [J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(1): 67–81.
- [72] Xiao X M, Boles S, Frolking S, et al. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images [J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(1): 95–113.
- [73] Brown J C, Kastens J H, Coutinho A C, et al. Classifying multiyear agricultural land use data from Mato Grosso using time-series MODIS vegetation index data [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 130: 39–50.
- [74] 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.
- [75] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展 [J]. 农业机械学报, 2014,

45(12):277–293.

Zhao C J. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(12):277–293.

[76] 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(2–3):416–426.

[77] Liu L, Wang J, Bao Y, et al. Predicting winter wheat condition, grain yield and protein content using multi – temporal EnviSat – ASAR and Landsat TM satellite images[J]. International Journal of Remote Sensing,2006,27(4):737–753.

[78] Zhong L H, Gong P, Biging G S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A multi – year experiment using Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment,2014,140:1–13.

Review of spatiotemporal fusion model of remote sensing data

DONG Wenquan^{1,2}, MENG Jihua¹

(1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Taking the interaction between spatial and temporal resolution of remote sensing data into consideration, the authors hold that there is no satellite sensor that can produce images with both high spatial and temporal resolution, and spatiotemporal fusion of remote sensing data is an effective method to solve this problem. This paper introduces main research achievements of spatiotemporal fusion model obtained both in China and abroad. Based on the comparative analysis of the mainstream fusion models, these models can be divided into two categories, i. e., the transformation – based model and the pixel – reconstruction – based model. Furthermore, the authors divide the pixel – reconstruction – based model into mixed linear model and spatial and temporal adaptive reflectance model, and then introduce the basic principles, methods of these models. This paper makes a comparative analysis of the advantages and disadvantages of various aspects of the model. At last, the data, application and scale prospect of spatiotemporal fusion models are put forward.

Keywords: remote sensing data; spatiotemporal fusion; model; comparison; prospect

(责任编辑: 张 仙)