

引用格式:Chen Yang,Fan Jianrong,Zhang Yun,*et al.*Research on Constructing Vegetation Fractional Coverage with Higher Spatial and Temporal Resolution in Cloudy and Foggy Region[J].Remote Sensing Technology and Application,2016,31(3):518-529.[陈阳,范建容,张云,等.多云雾地区高时空分辨率植被覆盖度构建方法研究[J].遥感技术与应用,2016,31(3):518-529.]
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2016.3.0518

多云雾地区高时空分辨率植被覆盖度构建方法研究

陈 阳^{1,2},范建容³,张 云^{1,2},李 胜^{1,2},甘 泉^{1,2},应国伟^{1,2},曹伟超^{1,2}
(1.四川省地理国情监测工程技术研究中心,四川 成都 610500;
2.四川省第三测绘工程院,四川 成都 610500;
3.中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所,四川 成都 610041)

摘要:针对多云雾地区高时空分辨率数据缺乏现状,提出了一套区域尺度高时空分辨率植被覆盖度数据构建方法。首先,通过时空适应反射率融合模型(STARFM)有效地将 TM 的较高空间分辨率与 MODIS 的高时间分辨率融合在一起,构建了研究区植被生长峰值阶段的 NDVI 数据;然后,以植被生长峰值阶段的 NDVI 为输入,基于地表覆被类型,综合应用等密度和非密度亚像元模型对研究区的植被覆盖度进行估算。结果表明:①即使数据源存在大量的云雾,且存在一定的时相差异,研究区植被覆盖度的估算结果过渡自然,不存在明显的不接边效应;②以植被生长峰值阶段的 NDVI 数据为输入进行植被覆盖度估算,有效拉开了同一地表覆被类型不同覆盖度像元的 NDVI 梯度,提高了亚像元估算模型对输入数据的抗扰动性;③基于地表覆被类型,应用亚像元混合模型,能够提高植被覆盖度的估算精度。经野外实测数据验证,总体约 85%的估算精度表明,针对高时空分辨率遥感数据缺乏的多云雾区域,本研究提出的方法能够实现区域尺度植被覆盖度数据的构建。
关 键 词:高时空分辨率;区域尺度;STARFM;亚像元模型;植被覆盖度
中图分类号:P 79 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2016)03-0518-12

1 引 言

植被是覆盖地表的植物群落的总称,包括森林、灌丛、草地与农作物等,它具有截留降水、吸收调节地表径流、防止水土流失、防沙固沙等功能^[1-3]。植被作为生态系统存在的基础,也是联接土壤、大气和水分的自然“纽带”,它在陆地表面能量交换过程、生物地球化学循环过程和水文循环过程中扮演着重要角色,同时也是全球变化的“指示器”^[4-5]。植被覆盖度作为植被的直观量化指标,很大程度上反映了植被的基本情况,是研究水文、气象、生态等方面区域

或全球性问题的基础数据,在相关理论和模型中普遍使用,因此建立快速、精准的植被覆盖度测算方法对植被及相关领域的研究具有十分重要的意义^[6-7]。植被覆盖度获取方法主要有地面实测和遥感估算两种^[8]。地面实测根据测量原理分为目估法、采样法、仪器法,此类方法快速、准确、客观^[9]。地面测量可以消除土壤反射率对植被生态属性的影响,对植被覆盖度的遥感定量化估算模型建立、精度评价具有重要意义。但该方法费时费力,且受时间、天气及区域条件的限制,不易大范围推广。依靠传统地面样方实测法来估算区域植被覆盖度是一项花费巨

收稿日期:2015-04-13;修订日期:2015-06-18
基金项目:四川省测绘地理信息局科技支撑项目“基于解译知识库的面向对象信息提取技术在地里国(省)情地表覆盖解译中的应用研究”(J2013ZC03),四川省测绘地理信息局科技支撑项目“地理国情监测支持下的山区公路沿线生态地质环境承载力研究”(J2014ZC03)。
作者简介:陈 阳(1987—),男,四川仪陇人,助理工程师,主要从事 GIS 与生态遥感应用研究。E-mail:sunshine198761@163.com。
通讯作者:范建容(1969—),女,四川井研人,研究员,主要从事生态与灾害遥感研究、山地土壤侵蚀研究。E-mail:fjrong@imde.ac.cn。

大人力、财力的工作;植被覆盖度的时空分异特点,使得在考虑人力、财力成本下,采用地面实测法获取区域尺度植被覆盖度非常困难。遥感技术以先进的对地观测探测器为技术手段,对目标物进行遥远感知,因其多平台、多层次、多波段、多时相、短周期、经济等特点,已广泛应用于资源、环境、生态研究等众多领域,成为获取现势性资料的重要手段。利用遥感技术估算植被覆盖度已成为获取植被覆盖度的主要手段,尤其是构建大区域的植被覆盖度时,更能体现出其诸多优势。学者从不同的角度对植被覆盖度的遥感估算方法进行概括分类,基本上都将植被覆盖度的遥感估算方法分为:回归模型法、植被指数法和混合像元分解法^[5,9-12]。近年来不断有新的算法和策略,如将人工神经网络跟决策树引入到植被覆盖度估算,究其原理机器学习方法所采用的研究思路仍属于回归模型,只不过它是基于多层次隐晦、复杂的回归方法而已。

在人类现在可利用的卫星遥感谱段中,除雷达(SAR)和激光(LiDAR)能穿云透雾获取下垫面信息外^[13],其他谱段都未能解决影像获取过程中的云雾覆盖问题。受遥感数据源限制,研究人员在使用遥感数据对地表生态系统及其扰动进行描述时,不得不在时间分辨率与空间分辨率上进行取舍^[14]。高空间分辨率的遥感数据通常只能覆盖较小的空间范围,导致其重访周期长;而高时间分辨率的传感器能以较短的重访周期进行大范围的重访问,但空间分辨率却较低^[15-18]。时空数据融合模型,是为解决高时空分辨率遥感数据缺乏现状,设计的将不同传感器上具有不同时空分辨率特征数据进行融合的模式。时空适应反射率融合模型(Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, STAR-FM)是 Gao 等^[20]针对 TM/ETM 与 MODIS 传感器设计的时空数据融合算法。继 Gao 提出 STAR-FM 之后,大量的学者基于不同的方向对该方法做了一定的改进并取得了成功应用。如 Roy 等^[21]在 Gao 等的基础上考虑到太阳—地物—传感器的空间关系,结合 MODIS BRDF/Albedo 地表产品,提出了以一种半物理数据融合方法进行 ETM+ 数据预测,有效减小了 ETM+ 跟 MODIS 观测角度差异对融合后反射率的影响。Hilker 等^[14,22]通过对 TM/ETM+、MODIS 先进行缨帽变换(Tasseled Cap Transformations, TCT),再对缨帽变化后的亮度、绿度、湿度分量进行时空自适应反射率变化探测提出了 STAARCH 算法(Spatial Temporal Adaptive

Algorithm for mapping Reflectance Change, STA-ARCH),有效地解决了当 TM/ETM+ 未能捕捉到反射率扰动时 STARFM 在植被变化监测中的应用。Zhu 等^[23]通过提高相似像元的刷选精度、引入 MODIS 与 Landsat 反射率转换及重新设计权重提出了增强时空适应反射率融合模型(Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, ESTARFM),提高了 STARFM 在景观相对破碎地区的预测精度。朱长明等^[24]采用 STARFM 融合 MODIS09 数据和 ETM+ SLC-off 数据,然后采用局部线性直方图匹配实现了对 ETM+ SLC-off 数据的修复。蒙继华等^[29]基于植被的物候特征,在时间维上双向加权运用 STARFM 得到感兴趣时相的 NDVI 数据,最终得到了研究区的高时空分辨率 NDVI 时间序列。

本研究以高时空分辨率遥感数据缺乏的研究区为例,通过时空数据融合模型构建较高时空分辨率的 NDVI 数据,进而基于地表覆被类型综合应用等密度、非密度亚像元混合模型估算研究区的植被覆盖度。

2 研究区与数据源

2.1 研究区概况

西藏“一江两河”地区是指西藏自治区的雅鲁藏布江、拉萨河、年楚河的中部流域,位于“世界第三极”的青藏高原南部,是藏南与藏北气候分化的重要地理界线,跨 $28^{\circ}20' \sim 30^{\circ}20'N$, $87^{\circ}00' \sim 92^{\circ}35'E$,如图 1 所示。西藏“一江两河”地区在地貌上属于藏南山原宽谷区,除少数峡谷外,大部分谷地宽度为 2~5 km,在拉萨河、年楚河等支流与干流汇合处,宽度可达 10 km 以上。河流两岸均发育有宽阔、平缓的河漫滩、冲积阶地与洪积扇等为当地良田沃土和城镇居民集中分布区;海拔 4 200 m 以下的河谷地带,为藏南高原季风温带半干旱气候,年均气温 $2.4 \sim 8.5^{\circ}C$,年降水量 270~550 mm,5~9 月降水量占全年的 83%以上。“一江两河”地区的土壤以山地灌丛草原土和高山草原土为主,因热量条件有限,全年无夏,春秋相连,冬季漫长,仅适宜喜凉作物生长。低海拔的河谷地带属于干暖河谷,植被以草原、灌丛草原为主,覆盖度不高;湿度条件好的地带会有高寒草甸甚至沼泽草甸分布;随着海拔的升高,水分条件有所改善,灌丛、灌丛草甸跟高寒草甸的分布带出现;随着海拔的进一步上升,植被以大范围分布的流石滩冰缘植被为主。

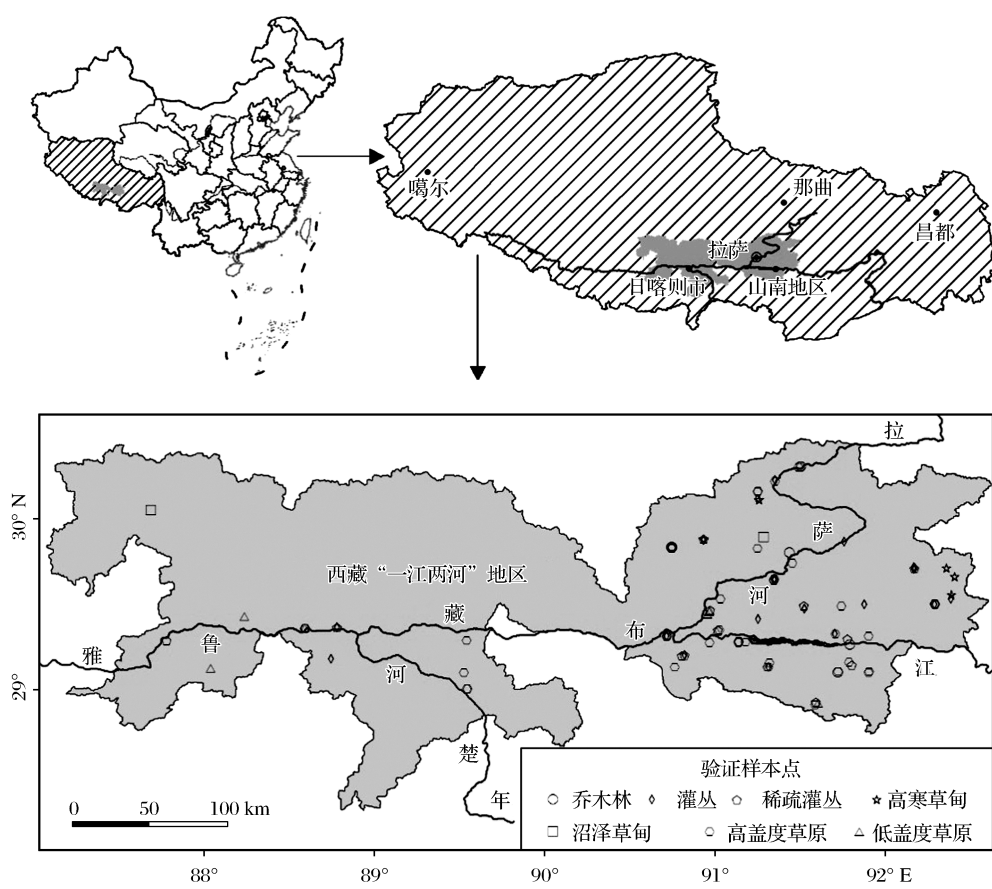


图 1 研究区区位图

Fig.1 The location of study area

西藏“一江两河”地区地处“世界第三极”,生态环境相对脆弱,对人类活动跟气候变化的响应较为敏感;“一江两河”地区作为西藏自治区政治、经济和文化中心,人类活动相对集中且水土流失较为严重。因此,对该区域的植被覆盖度进行研究极具科学价值和推广应用的意义。

2.2 数据源

TM 与 MODIS 分别搭载于近极地太阳同步卫星 Landsat-4、5 与 Terra、Aqua 卫星,其轨道高度均为 705 km,Landsat TM 与 MODIS 对应谱段如表 1 所示。TM 遥感影像是在植被参数和土地覆盖制图中应用最广泛的多光谱数据之一^[25],然而其 16 d 的重访周期限制了其在植被动态监测中的应用^[18-21,26],其有效重访周期还会因天气问题而延长^[27],特别是在山区,天气进一步阻碍了其在植被实时监测中的应用。MODIS 数据具有谱段范围广、高时间分辨率、高灰度量级等特点,且其产品被设计用来提供一致的、大尺度的、多时相的全球植被状态参数,因而在区域和全球植被动态监测中得到广泛的应用^[28-29]。然而其最高 250 m 的空间分

辨率仍不足以反映地表植被状态较小尺度的空间差异分布特征。

表 1 Landsat TM 与 MODIS 对应谱段

Table 1 Landsant TM bandwidth and MODIS bandwidth

TM 波段	传感器谱段/nm		MODIS 波段
	TM	MODIS	
TM_B1	450~520	457~479	MODIS_B3
TM_B2	520~600	545~565	MODIS_B4
TM_B3	630~690	620~670	MODIS_B1
TM_B4	760~900	841~876	MODIS_B2
TM_B5	1 550~1 750	1 628~1 652	MODIS_B6
TM_B7	2 080~2 350	2 105~2 155	MODIS_B7

本研究所使用的数据包括:NASA 共享的 Landsat-5 TM L1T 数据、Terra MODIS 1~2 波段 250 m 分辨率日反射率产品(MOD09GQ)、1~2 波段 250 m 分辨率 8 d 合成反射率产品(MOD09G1)、250 m 分辨率 16 d 合成植被指数产品(MOD13Q1.5)、1 000 m 分辨率 8 d 合成叶面积指数产品(MOD15A2.5)。(数据来源:<http://earthexplorer.usgs.gov/>)。

研究区共涉及到 8 个轨道号的 TM 影像,

2009~2011 年理论上存在 TM 影像超过 500 景,实际上研究区可用的 TM 影像仅有 59 景(植被生长阶段 TM 影像如图 2 所示),约理论拍摄影像的 10%,其云雪量统计详见表 2。由表 2 可知,研究区可用 TM 影像云雪覆盖比例较大,尤其是在植被生长季节。2009~2011 年研究区仅存在 3 景云雪覆盖量小于 20%的 7~9 月份的影像。单时相的 MODIS 数据一般存在云雪,但 MODIS 可实现每天重

访,因此可以通过最大值合成法实现云雪(冰川与常年积雪除外)的去除。

由表 1 可知, TM 与 MODIS 两传感器在波段设置上存在相同或相似,搭载这两种传感器的平台都是太阳同步卫星,且每天过境的地方时相差不到 1 h,因此可通过时空融合模型有效地将 TM 的较高空间分辨率特点与 MODIS 的高时间分辨率特点有效地结合在一起,以提高两种数据的利用率。

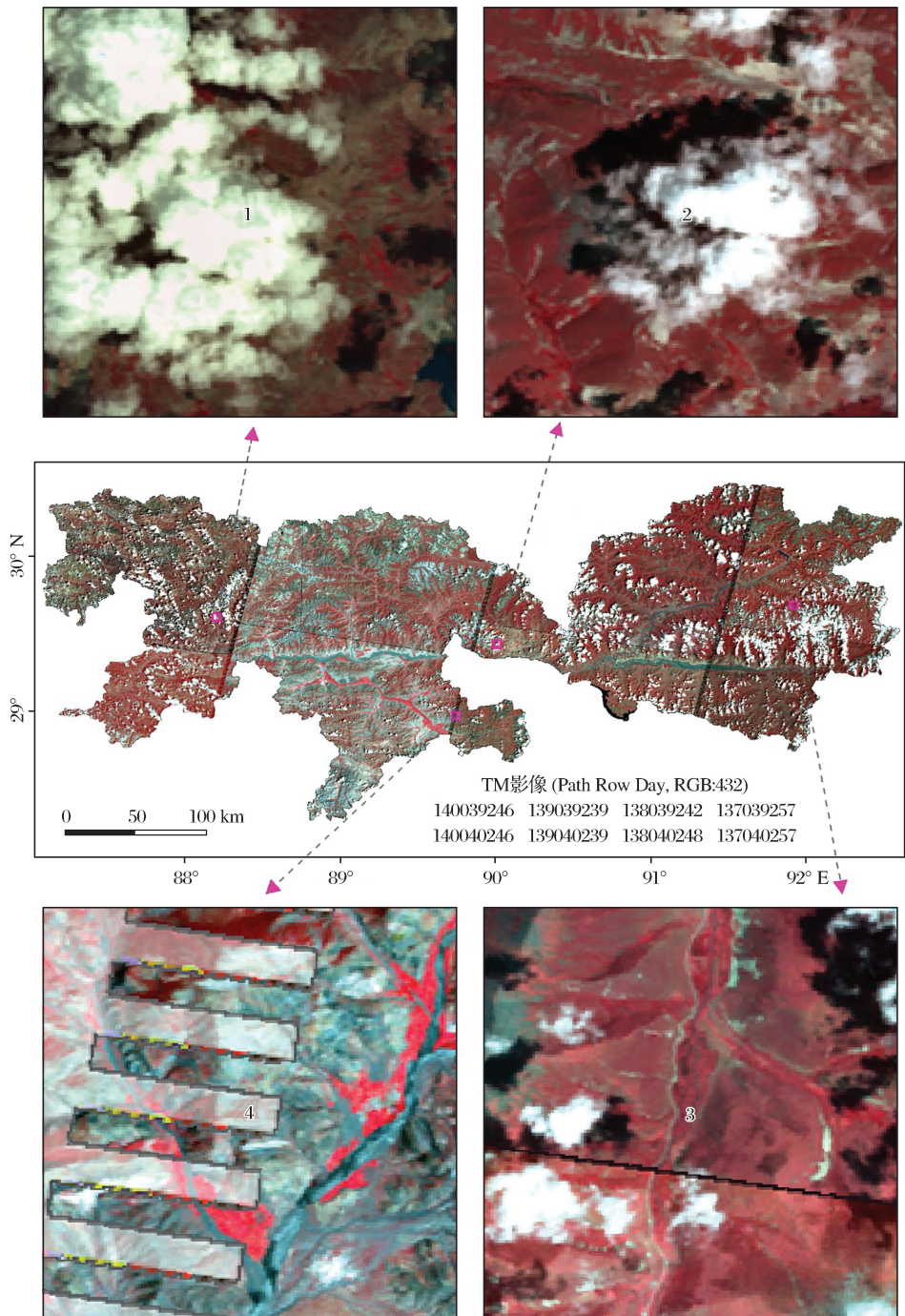


图 2 研究区植被生长季 TM 影像展示 (RGB:432)

Fig.2 The TM images of vegetation growing season of Brahmaputra River in Tibet (RGB:432)

表 2 2009~2011 年研究区可用 TM 影像云雪量统计

Table 2 The cloud and snow statics of available TM images in study area,during 2009 to 2011

PathRow_Day	云雪量/%	PathRow_Day	云雪量/%	PathRow_Day	云雪量/%	PathRow_Day	云雪量/%
137039_139	30	137040_139	25	138039_101	>15	138040_101	10
137039_187	>40	137040_171	>40	138039_117	>50	138040_162	>30
137039_257	30	137040_257	30	138039_242	30	138040_242	>40
137039_283	40	137040_273	>40	138039_280	>20	138040_248	25
137039_299	<5	137040_283	10	138039_296	>50	138040_258	40
		137040_299	<5	138039_306	25	138040_274	>35
						138040_280	20
						138040_290	10
						138040_296	>30
						138040_306	>30

PathRow_Day	云雪量/%	PathRow_Day	云雪量/%	PathRow_Day	云雪量/%	PathRow_Day	云雪量/%
139039_108	>25	139040_108	20	140039_115	>30	140040_115	10
139039_153	25	139040_124	>35	140039_144	15	140040_144	10
139039_169	20	139040_153	15	140039_160	30	140040_160	10
139039_239	20	139040_169	15	140039_246	25	140040_246	>30
139039_297	15	139040_201	40	140039_256	>35	140040_256	15
139039_313	15	139040_217	>40	140039_288	20	140040_278	15
		139040_233	40	140039_304	<10	140040_288	<5
		139040_239	15			140040_304	<5
		139040_297	<5			140040_310	20
		139040_313	<5				

3 研究方法

针对多云雾区域,高时空分辨率遥感数据缺乏现状,本研究首先通过 STARFM 模型实现植被生长峰值阶段 TM 空间尺度 NDVI 数据构建,进而基于地表覆被类型综合应用等密度、非密度亚像元混合模型估算研究区域的植被覆盖度。

3.1 时空适应反射率融合模型

时空适应反射率融合模型 (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, STARFM) 的理论基础是对于均一地表,在忽略空间定位误差与大气纠正误差的前提下,低空间分辨率遥感数据的像元值可以由同期高空间分辨率遥感数据像元值依面积比例加权平均来计算^[20],如式(1)所示:

$$C_t = \sum (F_i^t \times A_i^t) \tag{1}$$

其中: C_t 是 t 时刻低空间分辨率遥感数据的像元值, i 为低空间分辨率遥感数据像元所对应高空间分辨率遥感数据像元的索引, F_i^t 为 t 时刻的高空间分辨率遥感数据像元索引 i 的像元值, A_i^t 为其面积比例。基于(1) 低空间分辨率影像的像元值没有发生变化时,高空间分辨率的像元值也不会发生变化;

(2) 低空间分辨率传感器所观测到的混合像元,在预测时间窗口内,如果 A_i^t 没有改变,若 t_k 时刻低空间分辨率影像的像元值与高空间分辨率影像的像元加权值相等,那么在 t_0 时刻它们仍相等;这两个假设, Gao 等提出了 STARFM 算法^[19]。为增强 STARFM 在地形起伏大、地表覆被复杂区域应用的可靠性, Zhu 等在 Gao 的研究基础上,通过提高相似像元刷选精度、引入 MODIS 与 Landsat 反射率转换系数及重新设计权重提出 ESTARFM^[23]。

研究区地形起伏较大,河谷地区地表景观相对破碎,因此本研究应用的 STARFM 时,综合了 Gao 定义的时间距离和 Zhu 改进的相似像元确定方法、光谱距离、空间距离。本研究应用的 STARFM 的数学表达如式(2)所示:

$$F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0) = F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_k) + \sum_{i=1}^N W_i \times (C(x_i, y_i, t_0) - C(x_i, y_i, t_k)) \tag{2}$$

其中: $F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0)$ 是预测的 t_0 时相高空间分辨率像元值, w 滑动窗口的大小, N 表示滑动窗口内包括中心像元 $(x_{w/2}, y_{w/2})$ 在内的相似像元总数, $F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_k)$ 是基准 t_k 时相的高空间分辨率像元

值, W_i 是第 i 个相似像元的权重, $C(x_i, y_i, t_0)$ 、 $C(x_i, y_i, t_k)$ 分别表示第 i 个相似像元 t_0 、 t_k 时相的低分辨率像元值, (x_i, y_i, t_k) 是第 i 个相似像元的空间位置。 W_i 是第 i 个相似像元对于预测像元反射率变化的贡献权重, 由相似像元 i 与预测像元的空间距离、光谱差异跟时间距离共同决定。权重系数 W_i 的计算公式详见参考文献[20] 与[23]。

3.2 亚像元混合模型

植被指数是被设计于综合反映单位像元内植被的类型、覆盖度、生长状况及环境背景等信息, 对于具有相同环境土壤的像元其植被指数主要由植被的水平密度(植被覆盖度 f_{vc}) 跟垂直密度(叶面积指数 LAI) 决定^[30]。对于完全被同一类型植被覆盖的“均一像元”, 则其 NDVI 主要取决于垂直密度(LAI), 由 Bear 定律可知 NDVI 与 LAI 的关系式为:

$$NDVI = NDVI_{\infty} - (NDVI_{\infty} - NDVI_0) \times e^{(-k \cdot LAI)} \quad (3)$$

其中: $NDVI_0$ 、 $NDVI_{\infty}$ 分别对应于裸地($LAI \rightarrow 0$) 和高垂直密度($LAI \rightarrow \infty$) 的 NDVI 值, k 为消光系数^[31]。Price^[30] 在前人的研究基础上, 基于亚像元的角度指出了不同的亚像元结构可能产生相同的 NDVI 值。Baret 等^[31] 基于像元内植被的分布特征在亚像元基础上, 进一步把像元分为等密混合像元、非密混合像元及混合密度混合像元, 其植被覆盖度计算方法如下:

等密度模型:

$$f_{vc} = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_{\infty} - NDVI_0} \quad (4)$$

非密度模型:

$$f_{vc} = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_g - NDVI_0} \quad (5)$$

混合密度模型:

$$\begin{cases} f_{vc} = \sum f_{vc_i} \\ NDVI = \sum (f_{vc_i} \times NDVI_i) + \\ (1 - \sum f_{vc_i}) \cdot NDVI_0 \end{cases} \quad (6)$$

其中, f_{vc} 为像元的植被覆盖度, $NDVI$ 为像元的归一化植被指数, $NDVI_0$ 为无植被覆盖像元的归一化植被指数, $NDVI_{\infty}$ 为混合像元中所含的高密度全覆盖时的归一化植被指数, $NDVI_g$ 为混合像元中所包含的非密度全覆盖时的归一化植被指数, f_{vc_i} 为混合密度混合像元中组分索引号为 i 的植被覆盖度, $NDVI_i$ 为混合密度混合像元中组分索引号为 i 的全覆盖归一化植被指数。

在这 3 类亚像元混合模型中, 等密度混合模型与非密度混合模型计算简单应用较广, 其中前者适用于具有较高垂直密度的单一植被类型区的植被覆盖度的估算, 后者则适用于较低垂直密度的单一植被覆盖区的遥感估算; 如 Gutman 等^[32] 运用等密度模型使用 NOAA AVHRR 数据对全球的植被覆盖度进行估算, 陈晋等^[33] 基于植被类型综合运用等密度与非密度混合模型, 使用 TM 遥感数据进行植被覆盖度估算, 并证明了综合使用两种模型时比单纯使用等密度混合模型精度要高 5.8%, 陈云浩等^[8] 基于植被的垂直密度综合运用了等密度混合模型与非密度混合模型对北京海淀区植被覆盖度动态进行了动态研究。混合密度模型最接近现实, 适用于具有多类型植被覆盖区域的覆盖度估算, 但计算相对复杂。

3.3 区域尺度高时空分辨率植被覆盖度构建方法

传感器所记录的植被信息主要由电磁波的入射角度、传感器观测角度、大气状况、植被水平密度、植被垂直密度及环境背景所决定。为提高遥感估算植被盖度的精度, 在数据输入上就必须有效控制相关因素对有真实植被信息的影响。归一化植被指数(NDVI)作为使用最广泛的植被指数, 具有以下特点^[34]: ①(NDVI)与很多植被的生物—物理参数, 如叶面积指数(LAI)、光合有效辐射(FAPAR)、植被盖度(f_{vc})等具有较好的相关性; ②NDVI 能够有效减小角度效应、大气效应及传感器定标等引起的误差, 归一化处理能使误差从单波段的 10%~30%减少到 0~6%; ③NDVI 不仅能够有效反映植被的生理状态, 而且对植被探测也十分敏感。因此作者选用 NDVI 作为估算植被覆盖度的输入数据。对于同类型植被其覆盖度则由 NDVI 直接决定, 为确保植被覆盖度估算精度, 就必须要求相同地表覆被类型不同覆盖度的地块的输入 NDVI 值相对准确。就同一估算模型, 可通过提高模型对输入数据的抗扰动性来提高精度, 即尽可能地拉大同类型不同覆盖植被 NDVI 之间的差异。对于同一类型植被来讲, 在 NDVI 未达饱和时, 不同覆盖度的 NDVI 差异在其生长峰值阶段的差异相对较大。因此, 为保证植被覆盖度的估算精度应尽量构建研究区主要植被生长峰值阶段的 NDVI 数据(即植被一年中最大的 NDVI)进行植被覆盖度的估算。

基于研究区高时空分辨率遥感数据缺乏现状, 首先基于各基准时相 TM NDVI、MODIS NDVI、MODIS NDVI 年最大合成数据, 采用 STARFM 融合生成 TM 空间尺度的植被生长峰值阶段 NDVI;

其次,各基准时相 TM 云雪及其影像检测;再次,同位置非云雪及其阴影像元的多基准融合 NDVI 最大值合成;然后,同位置云雪及其阴影像元的多基准融合 NDVI 最大值合成,进而实现植被生长峰值阶段 TM 空间尺度 NDVI 构建;最终基于地表覆盖类型综合应用等密度与非密度亚像元模型估算研究区的植被覆盖度。区域尺度高时空分辨率植被覆盖度构建方法如图 3 所示。

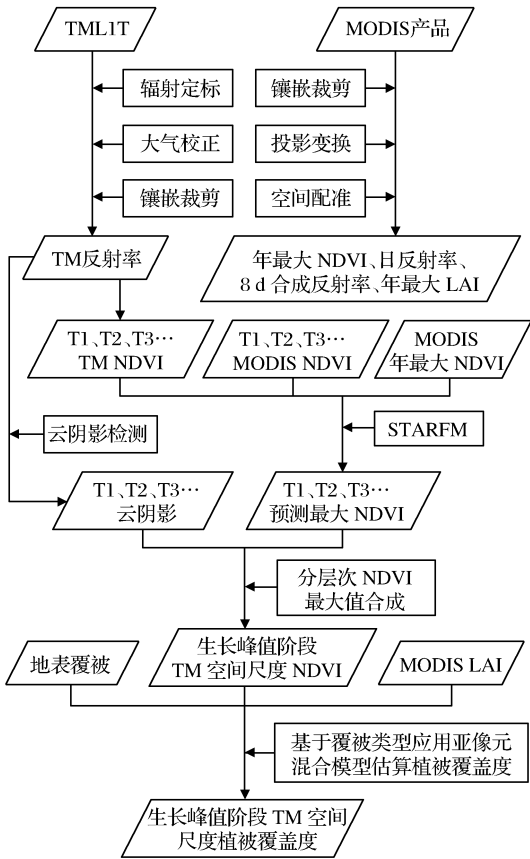


图 3 区域尺度高时空分辨率植被覆盖度构建方法
Fig.3 High spatial and temporal resolution offraction vegetation cover construction method of regional scale

3.4 参数确定

亚像元混合模型中 $NDVI_0$ 、 $NDVI_{\infty}$,可根据定义直接从遥感数据中直接获取, $NDVI_g$ 实测虽然准确,但费时费力且要求测量时间与环境条件和估算盖度所采用的 TM 影像成像条件基本一致。对于完全被同一非高垂直密度植被覆盖的“均一像元”,其 NDVI 主要取决于 LAI,则基于 LAI 据 Bear 定律可计算 NDVI。式(3)中 k 为消光系数,据 Baret 和 Choudhury 等^[31,35]的研究表明,消光系数 k 取值范围为 $0.8 < k < 1.3$,对于本研究去中非高垂直密度的植被取 $k = 1$ 。相较于 NDVI,LAI 测量条件不那么苛刻,且 MODIS 也有相应的 LAI 产品

(MOD15A2)。虽 MOD15A2 产品空间分辨率较低,本研究只需准确地获取某一植被类型全覆盖时的 LAI,故可以通过从 MOD15A2 中取同类型像元 LAI 的最大值来获取。

MOD15A2 为合成产品,它通过 LAI 多个反演结果的均值与标准差共同描述像元的 LAI。虽然 MOD15A2 不提供单个合成周期的 LAI 反演序列数据,无法对单个合成周期内的 LAI 反演结果进行正态分布检验,但通过检验发现单个像元的 MOD15A2 年内序列数据基本符合正态分布,那么其子集——单个合成周期内 LAI 反演序列数据也基本符合正态分布。则 MOD15A2 中单个像元的 LAI 均值 ± 1.96 倍标准差($LAI_{Mean} \pm 1.96 \times Std$)能够有效囊括其合成周期内 95% 的反演结果。在 MOD15A2 同一合成周期内,剔除传感器观测误差外,LAI 受云雪量影响,故 LAI 的真实值即不受云雪影响时的最大反演值,可近似由 $LAI_{Mean} + 1.96 \times Std$ 表示。通过 IDL 将各植被类型范围所有像元的 MOD15A2 的 $LAI_{Mean} + 1.96 \times Std$ 导出,采用 SPSS 对其进行单个样本非参数检验(One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test)结果表明:各地表覆被范围内像元的 $LAI_{Mean} + 1.96 \times Std$ 都近似符合正态分布。

本研究分别采用均值 + 1.96 倍标准差与累计直方图中的 97.5%断点两种方法,提取了各植被类型的均一全覆盖像元 LAI,详见表 3。由表 3 可知,两种方法所得 LAI 相对误差(定义为 $(LAI_{97.5\%} - LAI_{Mean + 1.96 \times Std}) / LAI_{Mean + 1.96 \times Std}$)的均值仅约 2.31%,也可从侧面佐证各类型的 LAI 分布符合正态分布。本研究以两种方法获得的 LAI 均值为输入,采用 Bear 定律公式,求得各覆被类型的全覆盖 $NDVI_g$ 。本研究所需模型参数详见 3,其中 $NDVI_0$ 、 $NDVI_{\infty}$ 是基于研究区植被生长峰值阶段的 NDVI 数据,采用累积直方图的 2.5%、97.5%断点提取的。

4 结果与精度评价

基于地表覆被类型与植被生长峰值阶段的 NDVI 数据,综合应用等密度、非密度亚像元混合模型,估算的研究区植被覆盖度如图 4 所示(水域、冰川与常年未参与估算,其植被覆盖度赋值为 0)。由图 4 可知,即使数据源存在大量的云雪,且时相各异,研究区植被覆盖度的估算结果过渡自然,不存在明显的不接边效应。

表 3 模型参数

Table 3 Model parameters

地表覆被类型	叶面积指数(LAI)			亚像元模型	NDVI ₀	NDVI _∞ / NDVI _g	消光 系数/k
	Mean+1.96×Std	97.50%	均值				
高寒草甸	1.966	1.971	1.9685	非密度模型	0.0563	0.6465	1
沼泽草甸	2.0894	2.0573	2.0734	非密度模型	0.0563	0.6564	1
高/低盖度草原、裸土裸岩石砾地等	1.9891	2.0094	1.9992	非密度模型	0.0563	0.6495	1
稀疏灌丛	2.1814	2.1725	2.1769	非密度模型	0.0563	0.6653	1
灌丛	2.7584	2.6618	2.7101	非密度模型	0.0563	0.6990	1
农作物	2.2961	2.4603	2.3782	非密度模型	0.0563	0.6801	1
乔木林				等密度模型	0.0563	0.775	

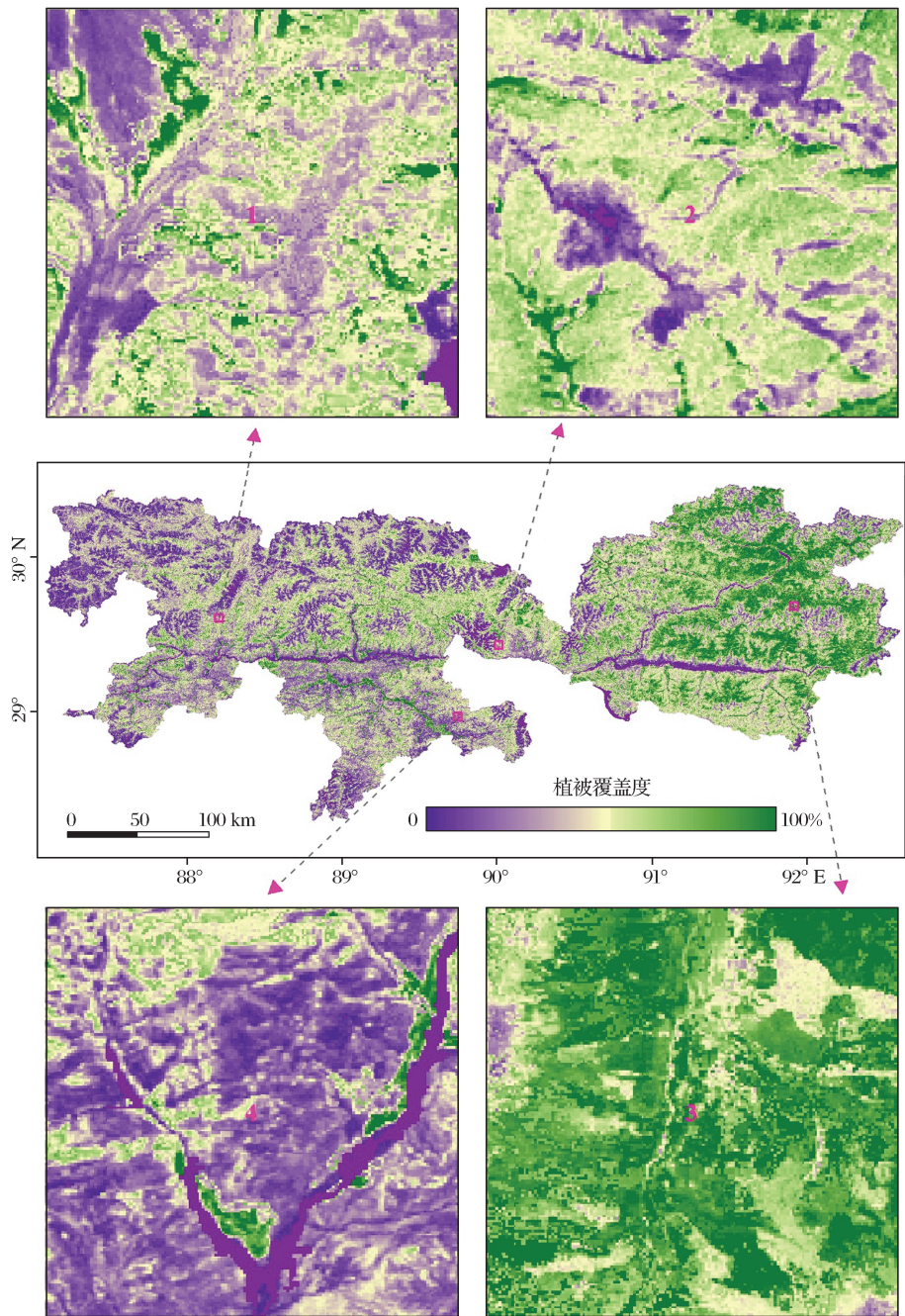


图 4 西藏“一江两河”地区 2010 年植被覆盖度

Fig.4 The fraction vegetation coverage of middle reaches of Brahmaputra River in Tibet,in 2010

研究区地处西藏高原,海拔较高,空气稀薄,地形起伏大,交通可达性差,且天气变化复杂。考虑到时间与经济成本,野外进行大量的植被覆盖度实地测量不现实。为在野外调查过程中,尽可能多地获取科学数据,野外调查时对一些地块的植被覆盖度不仅采用数码照相法进行实地测量而且还记录了目估盖度。因此,通过同一地表覆被类型地块的目估覆盖度与实测覆盖度之间的统计关系,对仅目估的植被覆盖度进行统计回归修正,以提高野外采集植被覆盖度的效率。为定量评价本研究构建的植被覆

盖度精度,本文以包含乔木林、灌丛、稀疏灌丛、高寒草甸、沼泽草甸、高/低盖度草原 7 个类型共 59 个野外调查地块的实测盖度或目估回归修正植被覆盖度,对遥感估算结果进行精度评价。同时也开展了基于覆被类型应用亚像元模型与直接使用等密度亚像元模型(像元二分法)进行植被覆盖度估算精度对比分析。基于覆被类型的植被覆盖度估算方法与像元二分法估算的植被覆盖度误差统计及精度对比,详见表 4 与图 5。

(1)由图5可知,即使数据源存在大量的云雪,

表 4 植被覆盖度估算误差统计表
Table 4 Fraction vegetation coverage estimation error statistics

方法	相对误差绝对值均值/%	相对误差所占比例/%		
		$[-30\%,30\%]$	$[-30\%,0)$	$[0,30\%]$
基于覆被类型估算植被覆盖度	14.94	87.93	36.21	51.72
像元二分法估算植被覆盖度	18.95	82.76	74.13	8.63

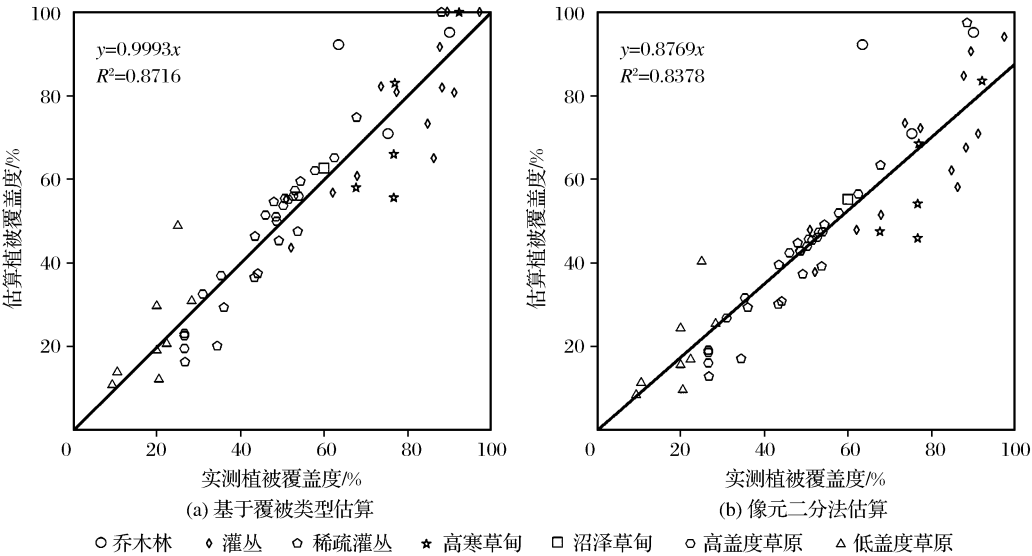


图 5 植被覆盖度估算精度对比分析

Fig.5 Comparative analysis of estimatedfraction vegetation coverage accuracy

时相各异,研究区植被覆盖度的估算结果无论是在云雪边界还是接边处,都过渡较自然,不存在明显的不接边效应。

(2)结合表 4 和图 5 可知,以植被生长峰值阶段的 NDVI 为输入时,无论是基于地表覆被类型综合应用等密度、非密度亚像元混合模型,还是像元二分法对研究区植被覆盖度的总体估算精度均可达 80%。这表明生长期峰值的 NDVI 有效拉开了同一地表覆被不同覆盖度地块的 NDVI 梯度,提高了亚像元估算模型对输入数据的抗扰动性,确保了植被覆盖度的估算精度。从两种方法的精度对比来

看,基于覆被类型的亚像元模型比单纯使用等密度亚像元模型整体精度高约 5%,像元二分法趋向低估植被覆盖度。

(3)从误差的分布范围来看, $[-30\%,30\%]$ 误差所占比例,基于类型的亚像元模型法较像元二分法高约 5%,且前者在 $[-30\%,0]$ 与 $[0,30\%]$ 两个区间的分布更均衡,后者则主要集中于 $[-30\%,0]$ 区间内,趋向于低估研究区的植被覆盖度。

5 结 语

本研究主要得出以下结论:①针对缺乏高时空

分辨率数据的研究区,本文通过 STARFM 有效地将 TM 的较高空间分辨率与 MODIS 的高时间分辨率融合在一起,有效缓解了多云雾区域高时空分辨率遥感数据缺乏的问题;②以植被生长峰值阶段的 NDVI 数据为输入进行植被覆盖度估算,有效拉开了同一地表覆被不同覆盖度间的 NDVI 梯度,能够提高亚像元混合模型对输入数据的抗扰动性;③基于地表覆被类型,综合应用等密度、非密度亚像元混合模型,能够确保植被覆盖度的估算精度;④总体约 85% 的估算精度表明,针对高时空分辨率遥感数据缺乏的多云雾区,本研究所提出的方法能够实现区域尺度高时空分辨率植被覆盖度数据的构建。

参考文献(References):

- [1] Du Feng, Cheng Jimin. Loss of Water, Erosion of Soil and Vegetation[J]. Journal of Sichuan Grassland, 1999, 2: 7-11. [杜峰,程积民.植被与水土流失[J].四川草原,1999,2:7-11.]
- [2] Ma Chaoferi, Ma Jianwen, Buhe Aosaier. Quantitative Assessment of Vegetation Coverage Factor in USLE Model Using Remote Sensing Data[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2001, 21(4): 6-9. [马超飞,马建文,布和敖斯尔. USLE 模型中植被覆盖因子的遥感数据定量估算[J].水土保持通报,2001,21(4):6-9.]
- [3] Yang Qinke, Luo Wangqin, Ma Hongbin, *et al.* NDVI Extraction of Regional Soil Erosion based on Remote Sensing, Research of Soil and Water Conservation, 2006, 13(5): 267-271. [杨勤科,罗万勤,马宏斌,等.区域水土流失植被因子的遥感提取[J].水土保持研究,2006,13(5):267-271.]
- [4] Sun Hongyu, Wang Changyao, Niu Zheng, *et al.* Analysis of the Vegetation Cover Change and Relationship between NDVI and Environmental Factors by Using NOAA Time Series Data[J]. Journal of Remote Sensing, 1998, 2(3): 204-210. [孙红雨,王长耀,牛铮,等.中国地表植被覆盖变化及其与气候因子关系—基于 NOAA 时间序列数据分析[J].遥感学报,1998,2(3):204-210.]
- [5] Zhang Yunxia, Li Xiaobing, Chen Yunhao. Overview of Field and Multi-scale Remote Sensing Measurement Approaches to Grassland Vegetation Coverage[J]. Advance in Earth Sciences, 2003, 18(1): 85-93. [张云霞,李晓斌,陈云浩.草地植被覆盖度的多尺度遥感与实地测量方法综述[J].地球科学进展,2003,18(1):85-93.]
- [6] Huang C Q, Yang L M, Wylie B, *et al.* A Strategy for Estimating Tree Canopy Density Using Landsat 7 ETM+ and High Resolution Images over Large Areas[C]//Proceedings of the Third International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry held in Denver, Colorado, 5-7 November, 2001.
- [7] Qin Wei, Zhu Qingke, Zhang Xuexia, *et al.* Review of Vegetation Covering and its Measuring and Calculating Method[J]. Journal of Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry(Natural Science Edition), 2006, 34(9): 163-170. [秦伟,朱清科,张学霞,等.植被覆盖度及其测算方法研究进展[J].西北农林科技大学学报(自然科学版),2006,34(9):163-170.]
- [8] Chen Yunhao, Li Xiaobing, Shi Peijun, *et al.* Estimating Vegetation Coverage Change Using Remote Sensing Data in Haidian District, Beijing[J]. Acta Phytocologica Sinica, 2001, 25(5): 588-593. [陈云浩,李晓兵,史培军,周海丽.北京海淀区植被覆盖度的遥感动态研究[J].植物生态学报,2001,25(5):588-593.]
- [9] Song Sha. Retrieval of Vegetation Coverage Using Multi-sensor Remote Sensing Data[D]. Ya'an: Sichuan Agricultural University, 2010. [宋莎.基于多源遥感数据的植被覆盖度研究[D].雅安:四川农业大学,2010.]
- [10] Zhou Q, Robson M. Automated Rangeland Vegetation Cover and Density Estimation Use Ground Digital Images and a Spectral-contextual Classifier[J]. Remote Sensing, 2001, 22(17): 3457-3470.
- [11] Honda T, Purevdorj R, Tateishi T, *et al.* Relationships between Percent Vegetation Cover and Vegetation Indices[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(18): 3519-3535.
- [12] Li Miaomiao. The Method of Vegetation Fraction Estimation by Remote Sensing[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Sciences, 2003. [李苗苗.植被覆盖度的遥感估算方法研究[D].北京:中国科学院遥感应用研究所,2003.]
- [13] Wen X P, Yang X F. Haze Removal from the Visible Bands of CBERS Remote Sensing Data[J]. International Conference on Industrial and Information Systems, 2009: 456-462. doi: 10.1109/us.2009.58.
- [14] 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.
- [15] Coops N C, Johnson M, Wulder M A, *et al.* Assessment of QuickBird High Spatial Resolution Imagery to Detect Red Attack Damage Due to Mountain Pine Beetle Infestation[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 103(1): 67-88.
- [16] Holben B N. Characteristics of Maximum-value Composite Image from Temporal AVHRR Data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1986, 7(11): 1417-1434.
- [17] Justice C O, Townshend J R G, Holben B N, *et al.* Analysis of the Phenology of Global Vegetation Using Meteorological Satellite Data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1985, 6(8): 1271-1318.
- [18] Meng Jihua, Wu Bingfang, Du Xin, *et al.* Method to Construct High Spatial and Temporal Resolution NDVI Data Set-STAVFM[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(1): 44-59. [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.]
- [19] Guo Weijing, Li Ainong, Zhao Zhiqiang, *et al.* Construction of the Time-series NDVI Dataset with a High Spatial and Tem-

- poral Resolution through Fusing AVHRR with TM Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(3): 267-276.[郭文静,李爱农,赵志强,等.基于 AVHRR 和 TM 数据的时间序列较高分辨率 NDVI 数据集重构方法[J].遥感技术与应用,2015,30(3):267-276.]
- [20] 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 Geosciences and Remote Sensing, 2006, 44(88): 2207-2218.
- [21] Roy 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.
- [22] Hilker T, Wulder M A, Coops N C, *et al.* A New Data Fusion Model for High Spatial and Temporal Resolution Mapping of Forest based on Landsat and MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: 1613-1627.
- [23] Zhu X L, Chen J, Gao F, *et al.* A Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model for Complex Heterogeneous Regions[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114: 2610-2623.
- [24] Zhu Changming, Shen Zhanfeng, Luo Jiancheng, *et al.* Research on Landsat-7 SLC-off Image Restoration Method Based on MODIS09 Data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2010, 39(3): 251-256.[朱长明,沈占锋,骆剑承,等.基于 MODIS 数据的 Landsat-7 SLC-off 影像修复方法研究[J].测绘学报,2010,39(3):251-256.]
- [25] Cohen W B, Goward S M. Landsat's Role in Ecological Applications of Remote Sensing[J]. Bioscience, 2004, 54(6): 535-545.
- [26] Ranson K J, Kovacs K, Sun G, *et al.* Disturbance Recognition in the Boreal Forest Using Radar and Landsat-7[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2003, 29(2): 271-285.
- [27] Pape A D, Franklin S E. MODIS based Change Detection for Grizzly Bear Habitat Mapping in Alberta[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2008, 74(8): 973-985.
- [28] Justice C O, Vermote E, Townshend J R G, *et al.* The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): Land Remote Sensing for Global Change Research[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(4): 1228-1249.
- [29] Running S W, Justice C O, Salomonson V, *et al.* Terrestrial Remote Sensing Science and Algorithms Planned for EOS/MODIS[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(17): 3587-3620.
- [30] Price J C. Estimating Vegetation Amount from Visible and Near-infrared Reflectance [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1): 29-34.
- [31] Baret F, Guyot G. Potential and Limits of Vegetation Indices for LAI and APAR Assessment[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 35(2): 161-173.
- [32] Gutman G, Ignatov A. The Derivation of The Green Vegetation Fraction from NOAA/AVHRR Data for Use in Numerical Weather Prediction Models [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(8): 1533-1543.
- [33] Chen Jin, Chen Yunhao, He Chunyang, *et al.* Sub-pixel Model for Vegetation Fraction Estimation based on Land Cover Classification [J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(6): 416-422.[陈晋,陈云浩,何春阳,等.基于土地覆盖分类的植被覆盖率估算亚像元模型与应用[J].遥感学报,2001,5(6):416-422.]
- [34] Zhang X, Yan G, Li Q, *et al.* Evaluating the Fraction of Vegetation based on NDVI Spatial Scale Correction Model [J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(24): 5359-5372.
- [35] Choudhury B J, Ahmed N U, Idso S B, *et al.* Relations between Evaporation Coefficients and Vegetation Indices Studied by Model Simulations [J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 50(1): 1-17.

Research on Constructing Vegetation Fractional Coverage with Higher Spatial and Temporal Resolution in Cloudy and Foggy Region

Chen Yang^{1,2}, Fan Jianrong³, Zhang Yun^{1,2}, Li Sheng^{1,2},
Gan Quan^{1,2}, Ying Guowei^{1,2}, Cao Weichao^{1,2}

(1. Geographic National Condition Monitoring Engineering Research Center of
Sichuan Province, Chengdu 610500, China;

2. The Third Surveying and Mapping Engineering Institute of Sichuan, Chengdu 610500, China;

3. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences & Ministry
of Water Conservancy, Chengdu 610041, China)

Abstract: Focusing on the cloudy and foggy region lacked of remote sensing data with high spatial and temporal resolution, a method of constructing vegetation fractional coverage with high spatial and temporal res-

olution,on region scale has been proposed,in this paper.First,normalized difference vegetation index (NDVI) data with higher spatial and temporal resolution was constructed by combining advantages both of TM and MODIS using spatial and temporal adaptive reflectance fusion model (STARFM).Then,based on the land coverage type data and NDVI data in the peak stage of vegetation growth,the vegetation fractional coverage of study area was estimated by density sub-pixel model and non-density sub-pixel model.The result shows that:①Even the data sources with a lot of snow and cloud or shoot at different times,in the estimated vegetation fractional coverage image,the color of the area covered by cloud or it's shade is consistent with the color of area uncontaminated;②The normalized difference vegetation index (NDVI) data,in the peak stage of vegetation growth,as input data improved the anti-disturbance to input data of sub-pixel mixed model estimates of vegetation coverage by maximum the NDVI difference of same vegetation with different vegetation fractional coverage;③Based on land coverage using sub-pixel model can improve the accuracy of estimating vegetation fractional coverage.Validated by the data measured in the field,the accuracy of estimated vegetation fractional coverage is about 85%,which suggest that it is viable to estimate vegetation fractional coverage in large regions,especially lacking of remote sensing data with high spatial and temporal resolution.

Key words: High spatial and temporal resolution; Region scale; STARFM; Sub-pixel model; Vegetation fractional coverage

更正声明

本刊 2016 年第 2 期桂容等作者的《全极化 SAR 影像城区建筑密度分析》一文中图 5(a)更正如下：

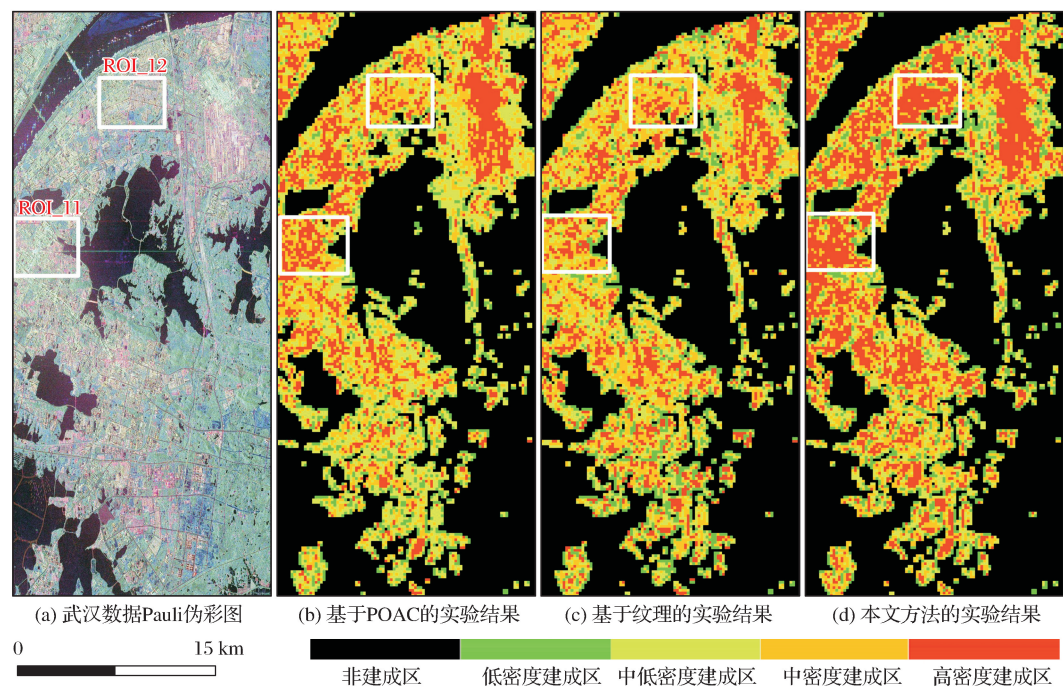


图 5 武汉数据建筑密度分析结果

Fig.5 Building density analysis results of Wuhan data