doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.018

基于 Landsat 和 MODIS 数据融合的农牧区 NPP 模拟

尹小君[1,2]　祝宏辉[3]　GAO Jerry[4]　高　军[5]　郭丽洁[1,2]　苟贞珍[1,2]

(1. 石河子大学信息科学与技术学院, 石河子 832003; 2. 兵团空间信息工程技术研究中心, 石河子 832003;
3. 石河子大学经济管理学院, 石河子 832003; 4. 圣何塞州立大学计算机工程系, 圣何塞 CA 95192;
5. 安徽四创电子股份有限公司, 合肥 230094)

摘要: 天山北坡是中国重要的农牧业发展基地,利用遥感数据准确获取植被净初级生产力(Net primary productivity, NPP)的时空信息,对于合理分配农牧业草地资源具有重要意义。由于受到天气影响及卫星传感器受到时间分辨率和空间分辨率的限制,获取既具有中空间分辨率、又具有高时间分辨率的遥感数据比较困难。本文基于中空间分辨率 Landsat 8 OLI 数据与高时间分辨率 MODIS 数据,采用遥感数据时空融合 STARFM 算法,获取中空间分辨率和高时间分辨率序列的遥感数据,以天山北坡中段区域为实验区,结合 CASA 模型,对区域内植被 NPP 进行模拟。结果表明,2016 年内 8 个时期,融合后的 NDVI 数据与对应时刻的 Landsat 8 OLI NDVI 数据的相关系数不小于 0.759,偏差在 0.006 2 ~ 0.009 4 之间,均方根误差在 0.074 ~ 0.135 之间;利用融合数据与 CASA 模型协同模拟的 NPP 具有良好的空间细节信息,NPP 模拟值与野外实测值决定系数 R^2 为 0.860 1,表明两者具有较好的相关性。本研究为多源遥感影像融合技术与光能利用率模型协同模拟 NPP 提供了新的思路。

关键词: 农牧区; 植被净初级生产力; 数据融合; Landsat 8 OLI; MODIS; CASA 模型

中图分类号: S127; TP79　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)08-0163-08　　**OSID**:

NPP Simulation of Agricultural and Pastoral Areas Based on Landsat and MODIS Data Fusion

YIN Xiaojun[1,2]　ZHU Honghui[3]　GAO Jerry[4]　GAO Jun[5]　GUO Lijie[1,2]　GOU Zhenzhen[1,2]

(1. *College of Information Science and Technology*, *Shihezi University*, *Shihezi* 832003, *China*
2. *Geospatial Information Engineering Research Center*, *Xinjiang Production and Construction Corps*, *Shihezi* 832003, *China*
3. *College of Economics and Management*, *Shihezi University*, *Shihezi* 832003, *China*
4. *Department of Computer Engineering*, *San Jose State University*, *San Jose CA* 95192, *USA*
5. *Anhui Sichuang Electronic Co.*, *Ltd.*, *Hefei* 230094, *China*)

Abstract: Northern Tianshan of China is an important development base of agricultural and animal husbandry. The space-time information of net primary productivity (NPP) was accurately obtained based on remote sensing data, the grassland resources of agricultural and pastoral areas can be rationally allocated. It has important and actual significance to the development of northern Tianshan. Due to the influence of weather and the limitation of time and space resolution of satellite sensors, it is difficult to obtain remote sensing data with medium space resolution and high time resolution series. Based on the middle spatial resolution Landsat 8 OLI data and the high time resolution series MODIS data, the middle spatial resolution and high time resolution series remote sensing data were obtained by using STARFM algorithm for space-time fusion of remote sensing data. Then, the vegetation NPP in the middle section of the northern Tianshan was simulated through the CASA model. The results showed that the relationship coefficient r of the fused NDVI data and Landsat 8 OLI NDVI data was not more than 0.759, the B_{ias} was between 0.006 2 and 0.009 4 and R_{MSE} was between 0.074 and 0.135 in eight periods in 2016. There were good space detail information of the NPP simulated of the fusion data and CASA model. The R^2 of NPP simulation value and field measurement value was 0.860 1. The research results can provide method

收稿日期: 2020-04-22　修回日期: 2020-05-19

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFB0504203)和石河子大学国际合作项目(GJHZ201905)

作者简介: 尹小君(1977—),女,副教授,博士,主要从事资源环境遥感研究,E-mail: yinxiaojun2018@163.com

通信作者: 祝宏辉(1973—),男,教授,博士,主要从事生态遥感研究,E-mail: zhuhonghui1973@163.com

for the collaborative simulation of NPP by multi-source remote sensing image fusion technology and light utilization model.

Key words: agricultural and pastoral areas; NPP; date fusion; Landsat 8 OLI; MODIS; CASA model

0 引言

植被 NPP 是指绿色植物经过光合作用在单位时间、单位面积所获取的有机物质总量与维持自养呼吸所消耗量的差值[1-3],它是植被自身生理特性与外界环境共同作用的结果[4-5],能够直观反映地表植被在外界环境作用下的生产能力[6],是评判陆地生态系统健康状况以及研究碳源/汇过程的重要指标[7-9]。天山北坡是我国西北干旱区的主体,同时也是我国重要的农牧业发展基地[10],由于近年来气候变化、人类活动以及土地利用变更等因素的影响,已造成天山北坡区域内草地退化、林地萎缩、地下水位下降等一系列生态环境问题[11-13]。因此,适时进行区域内植被 NPP 的动态模拟,掌握植被生长健康状况,对研究植被动态变化、合理分配农牧场草地资源至关重要。

随着遥感技术的不断发展,遥感数据以其成像周期短、覆盖范围广、成本低廉等特点,可快速、准确地获取植被 NPP 的动态变化信息,为植被生长健康状况监测提供了有效途径。目前,基于遥感的植被 NPP 模拟模型主要分为 3 类[14]:气候生产力模型、光能利用率模型和植被生理生态过程模型。其中,基于光能利用率的 CASA(Carnegie - Ames - Stanford Approach)模型可操作性强,在不同地域、不同研究尺度的 NPP 模拟中得到了广泛应用[15-17]。自 2000 年以来,MODIS 数据因其时间分辨率高,能够较好地反映区域内 NPP 时间序列变化信息,而成为研究植被 NPP 动态变化的主要数据源[18-20]。但 MODIS 数据受到空间分辨率的限制,导致植被变化的空间细节信息表达不够精细,难以满足在精细尺度下的 NPP 模拟。为此,学者们开始寻求中分辨率遥感数据对区域植被 NPP 进行模拟。池源等[21]基于 Landsat 8 OLI 影像探讨了庙岛群岛北五岛景观格局与植被 NPP 的关系;管小彬等[22]基于 TM/ETM + 影像分析了武汉市冬季植被 NPP 时空变化特征;杨会巾等[23]基于 Landsat 8 OLI 对玛纳斯河流域植被 NPP 进行了模拟。然而,由于中分辨率卫星传感器重访周期较长,且易受到云、雨、雪等自然天气的影响,使得获取连续时间序列的 NPP 数据受到了限制。

为满足大范围、高精度及快速变化的地表信息遥感监测需求,多源遥感数据时空融合技术为解决上述问题提供了有效的途径。目前,国内外学者已将多源遥感数据时空融合技术广泛应用于不同领域[24-26],因此,利用该方法将不同时间分辨率、空间分辨率和光谱分辨率的遥感数据进行时空融合,获取同时具有高时间分辨率遥感数据的时相信息和中空间分辨率数据的空间纹理信息,可为陆地植被 NPP 的时空动态变化研究提供有效的数据源。本文以天山北坡中段区域为研究区,探讨利用多源遥感数据时空融合技术获取中空间分辨率遥感影像,模拟研究区 2016 年的植被 NPP,并对融合数据的有效性进行精度检验,以期为多源遥感影像融合技术与光能利用率模型协同模拟 NPP 提供新的思路。

1 研究区概况及数据获取

1.1 研究区概况

研究区位于新疆天山北坡中段绿洲核心区,地理位置为 43°40′ ~ 45°33′N,84°72′ ~ 86°56′E,海拔 260 ~ 4 900 m,总面积为 2.38×10^4 km^2,是新疆典型的农牧业发展基地,如图 1 所示。研究区地处亚欧大陆腹地,远离海洋,属于典型的温带大陆性气候,区域内四季分明,夏季炎热干燥,温差较大,蒸发强烈,冬季寒冷漫长,降水量稀少,生态系统比较脆弱。

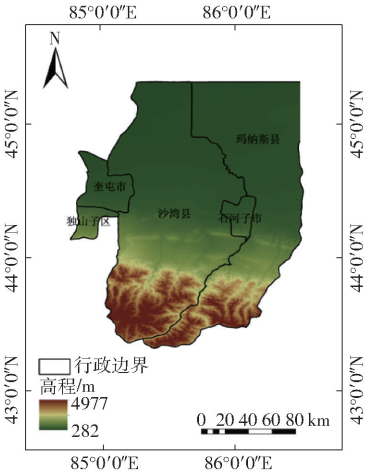


图 1 研究区行政区划图

Fig. 1 Administrative map of study area

研究区植被类型分布主要与海拔有关,因不同的海拔梯度,植被整体呈现垂直结构分布。在研究区低海拔山麓平原区,主要分布荒漠耐旱植被。海拔 2 000 m 左右主要分布低山草原,是研究区主要的植被类型,也是家庭牧场的主要聚集区,其中森林与草甸相间出现。高海拔区域,主要分布一些高山草甸和苔藓地衣。

1.2　数据及处理

Landsat8 是 NASA 于 2013 年成功发射的卫星，有 2 个主要载荷：OLI 和 TIRS。其中 OLI 为陆地成像仪，TIRS 为热红外传感器。选取 2016 年研究区内数据质量较好，云层覆盖度小于 5% 的 Landsat 8 OLI 影像，空间分辨率为 30 m，轨道重访周期 16 d。影像行列号为 144/29 和 144/30，数据来源于中国科学院计算机网络信息中心的“地理空间数据云平台”（http：//www. gsclud. cn）。利用 Landsat 8 OLI 近红外波段反射率和红光波段反射率，获取 NDVI 数据[27]。

MODIS 是美国进行对地观测系统战略实施发射的重要光谱传感器，该数据不仅可以免费获取，而且数据时间序列范围广，更新频率快，能够较好地获取快速变化的自然植被等信息。MODIS 搭载在 Terra 和 Aqua 2 颗卫星上，每天获取最少 2 次白天和 2 次黑夜 MODIS 数据。MODIS 陆地标准数据产品具有每日产品、8 d 合成产品、16 d 合成产品、月合成产品、季度合成产品和年合成产品。本文使用的 MODIS 数据为 MODIS13Q1 产品中的 NDVI 数据，空间分辨率为 250 m，时间分辨率为 16 d。数据来源于美国陆地过程分布式数据档案中心（https：//lpdaac. usgs. gov/）。影像获取时间为 2016 年 1 月 1 日—12 月 18 日，共 23 期，行列号为 h23v04、h24v04。数据预处理首先使用 MRT（MODIS reprojection tool）软件对影像进行镶嵌、格式转换和重投影等操作，再利用 ArcGIS 软件对研究区范围进行裁剪。气象数据选取研究区内及周边气象站点的日平均温度、日降水总量和日太阳总辐射数据资料，该数据来源于中国气象数据网（http：//data. cma. cn/），将所得日数据信息合成月数据信息，利用澳大利亚科学家 Hutchinson 基于薄盘样条理论编写的专业气象数据插值工具 ANUSPLIN[28]，以经纬度为自变量，高程作为协变量，对研究区内气象数据进行空间插值，获取气象栅格数据。

研究区地形数据采用 SRTM 30 m DEM 产品，数据来源于“地理空间数据云平台”（https：//www. gscloud. cn）。土地利用覆被数据来源于国家地球系统科学数据共享网服务平台（http：//www. geodata. cn/）。所有栅格数据的行列数、像元大小及投影方式均与 Landsat 8 OLI 数据一致。

于 2016 年 7 月 18 日、7 月 26 日、8 月 9 日、8 月 18 日和 8 月 26 日，在天山北坡中段农牧区，即在牧场草地生长期对草地地上生物量进行采集，根据 DEM 数据掌握当地的地形，分别在阳坡和阴坡设置采样点 140 个，如图 2 所示。根据实际情况选取一定数量的样方，样方选取为 1 m × 1 m，在实验区每隔 300 m 重复的点采样 3 次，其平均值作为样本值，共计 46 个样本。齐地剪取样方地上生物量，剪取样本的同时用手持 GPS 定位仪，记下单位样方的经纬度，样本装袋并编号统一带回实验室称量。样本数据的详细信息主要包括生物量干质量、湿质量、样点坐标、高程、覆盖度、经纬度、海拔、时间、草地群落类型等。

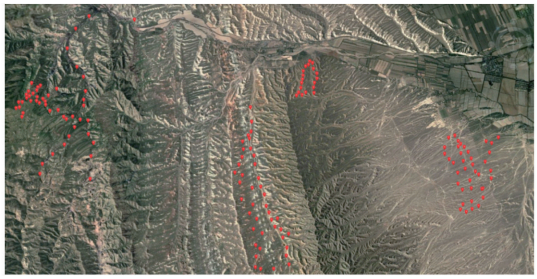


图 2　采样点空间分布图

Fig. 2　Spatial distribution map of sampling points

2　研究方法

基于 Landsat 数据与 MODIS 数据，采用时空融合技术实现对研究区 2016 年 NPP 的模拟。首先将研究区遥感数据进行预处理，获取研究区内不同数据源的 NDVI 数据，然后利用 STARFM 数据融合算法得到研究区中空间分辨率时间序列的 NDVI（30 m）数据，其次结合已处理好的气象数据（温度、降水、太阳总辐射）、土地利用覆被数据采用 CASA 模型对研究区 2016 年植被 NPP 进行模拟，最后根据研究区实测数据对估测 NPP 结果进行精度验证，其具体流程如图 3 所示。

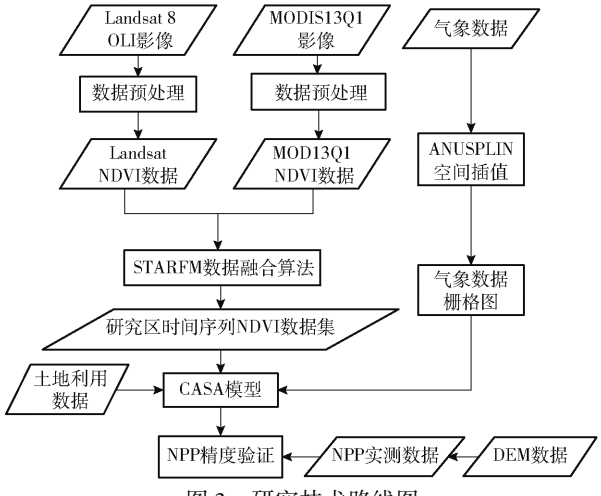


图 3　研究技术路线图

Fig. 3　Route chart of research technology

2.1　遥感数据时空融合

采用的遥感数据时空融合算法为时空适应性反射率融合算法模型（Spatial and temporal adaptive

reflectance fusion model, STARFM)[25], 该方法是基于 t_0 时刻的中空间分辨率影像与低空间分辨率 MODIS 影像, 结合 t_1 时刻低空间分辨率 MODIS 影像, 通过计算像元间的空间分布差异及波谱差异, 模拟预测 t_1 时刻中空间分辨率数据的方法。基于 t_0 时刻获取的中空间分辨率 Landsat 8 OLI NDVI 数据(2016 年 6 月 24 日)和低空间分辨率 MODIS NDVI 数据(2016 年 6 月 25 日)以及 t_1 时刻获取的低空间分辨率 MODIS NDVI 数据(2016 年 4 月 6 日和 2016 年 8 月 26 日), 预测 t_1 时刻 Landsat 8 OLI NDVI 数据(2016 年 4 月 6 日和 2016 年 8 月 26 日), 预测过程通过使用滑动窗口法减少低分辨率遥感数据像元边界的影响[29]。其计算公式为

$$L(x_{w/2},y_{w/2},t_1)=\sum_{i=1}^{w}\sum_{j=1}^{w}\sum_{k=1}^{w}W_{ijk}(M(x_i,y_j,t_1)+L(x_i,y_j,t_0)-M(x_i,y_j,t_0)) \tag{1}$$

其中

$$W_{ijk}=\frac{\frac{1}{c_{ijk}}}{\sum_{i=1}^{w}\sum_{j=1}^{w}\sum_{k=1}^{w}\frac{1}{c_{ijk}}} \tag{2}$$

式中 $L(x_{w/2},y_{w/2},t_1)$——预测 t_1 时刻的 Landsat 8 OLI NDVI 像元值

w——移动窗口尺寸

$x_{w/2}$、$y_{w/2}$——窗口中心的像元坐标

$M(x_i,y_i,t_1)$——窗口位置(x_i,y_i)处在 t_1 时刻的 MODIS 像元 NDVI 值

$L(x_i,y_i,t_0)$——t_0 时刻给定位置(x_i,y_i)中 Landsat 像元的 NDVI 值

$M(x_i,y_i,t_0)$——t_0 时刻给定位置(x_i,y_i)中 MODIS 像元的 NDVI 值

W_{ijk}——移动窗口内各像元对预测中心像元值权重

c_{ijk}——由移动窗口内的中心像元与窗口内其他像元的光谱距离、时间距离和空间距离共同确定的系数

2.2 CASA 模型

CASA(Carnegie - Ames - Stanford Approach)模型是由遥感、气象、土地覆被数据共同驱动的光能利用率模型, 是目前 NPP 模拟模型中应用最广且较为成熟的模型[30]。采用朱文泉等[31]改进的 CASA 模型对天山北坡中段植被 NPP 进行模拟, 计算公式为

$$NPP(x,t)=A_{PAR}(x,t)E(x,t) \tag{3}$$

式中 $NPP(x,t)$——像元 x 在 t 月的 NPP, g/(m²·month)

$A_{PAR}(x,t)$——像元 x 在 t 月植被所吸收的光合有效辐射, MJ/(m²·month)

$E(x,t)$——像元 x 在 t 月的光能利用率, g/MJ

植被吸收的光合有效辐射(A_{PAR})取决于太阳总辐射量(S_{OL})和植被对 A_{PAR} 的吸收比例(F_{PAR}), 计算公式为

$$A_{PAR}(x,t)=0.5S_{OL}(x,t)F_{PAR}(x,t) \tag{4}$$

式中 $S_{OL}(x,t)$——像元 x 在 t 月的太阳总辐射量, MJ/m²

$F_{PAR}(x,t)$——植被冠层对光合有效辐射的吸收比例

在一定范围内 F_{PAR} 与归一化植被指数(NDVI)、比值植被指数(SR)都存在良好的线性关系[32], 可以通过遥感影像提取植被的 NDVI 来对 F_{PAR} 进行模拟, 计算公式为

$$F_{PAR}(x,t)_{NDVI}=\frac{NDVI(x,t)-NDVI_{i,\min}}{NDVI_{i,\max}-NDVI_{i,\min}}(F_{PAR_{\max}}-F_{PAR_{\min}})+F_{PAR_{\min}} \tag{5}$$

$$F_{PAR}(x,t)_{SR}=\frac{SR(x,t)-SR_{i,\min}}{SR_{i,\max}-SR_{i,\min}}(F_{PAR_{\max}}-F_{PAR_{\min}})+F_{PAR_{\min}} \tag{6}$$

$$SR(x,t)=\frac{1+NDVI(x,t)}{1-NDVI(x,t)} \tag{7}$$

式中 $NDVI_{i,\max}$——对应第 i 种植被类型的 $NDVI$ 最大值

$NDVI_{i,\min}$——对应第 i 种植被类型的 $NDVI$ 最小值

$SR_{\max}$——对应第 i 种植被类型的 SR 最大值

$SR_{\min}$——对应第 i 种植被类型的 SR 最小值

$F_{PAR_{\max}}$、$F_{PAR_{\min}}$——常数, 分别为 0.950、0.001

FIELD 等[33]研究发现通过这 2 种方法模拟所得的结果各有不同, 由 NDVI 模拟的 F_{PAR} 结果比实测值偏高, 而由 SR 模拟所得的 F_{PAR} 结果比实测值偏低, 因此, 可以利用调整系数 0.5, 将两者取平均值的方式作为对 F_{PAR} 的模拟结果, 从而使其得到的 F_{PAR} 模拟误差最小, 计算公式为

$$F_{PAR}(x,t)=\frac{F_{PAR}(x,t)_{NDVI}+F_{PAR}(x,t)_{SR}}{2} \tag{8}$$

天山北坡中段为洪积冲积扇, 呈荒漠-绿洲-山地景观格局, 植被覆盖稀疏, 把调节系统调整为 0.52。

光能利用率是指绿色植被把所吸收的光合有效辐射转换为有机碳的效率, 它主要与温度及水分胁迫系数有关, 其计算公式为

$$E(x,t)=T_{E1}(x,t)T_{E2}(x,t)W_E(x,t)\varepsilon_{\max} \tag{9}$$

式中 $T_{E1}(x,t)$——低温作用下对植被光能转换率

的胁迫系数

$T_{E2}(x,t)$——高温作用下对植被光能转换率的胁迫系数

$W_E(x,t)$——水分条件对植被光能转换率的影响系数

ε_{max}——最大光能转换率

3　结果与分析

3.1　数据融合精度

为验证 Landsat 与 MODIS 数据采用 STARFM 模型融合生成 NDVI 数据的精度，本文以 2016 年 6 月 24 日的 Landsat 8 OLI NDVI 数据和 2016 年 6 月 25 日的 MODIS NDVI 数据为基础，分别与 2016 年 4 月 6 日和 2016 年 8 月 12 日的 MODIS NDVI 数据进行融合，得到融合后的 2016 年 4 月 6 日与 2016 年 8 月 12 日的 NDVI 数据，空间分辨率为 30 m。然后，将融合后的两期 NDVI 数据分别与真实的 Landsat 8 OLI NDVI 数据进行对比分析。如图 4 所示，通过分析可知基于 STARFM 融合算法融合的 NDVI 数据相比于原 MODIS NDVI 数据，空间分辨率得到显著提高，且具有良好的空间细节信息，能够较好地表达较小地物之间空间差异，与真实的 Landsat 8 OLI NDVI 数据相比，具有良好的空间分辨率，且空间分布趋势基本一致。

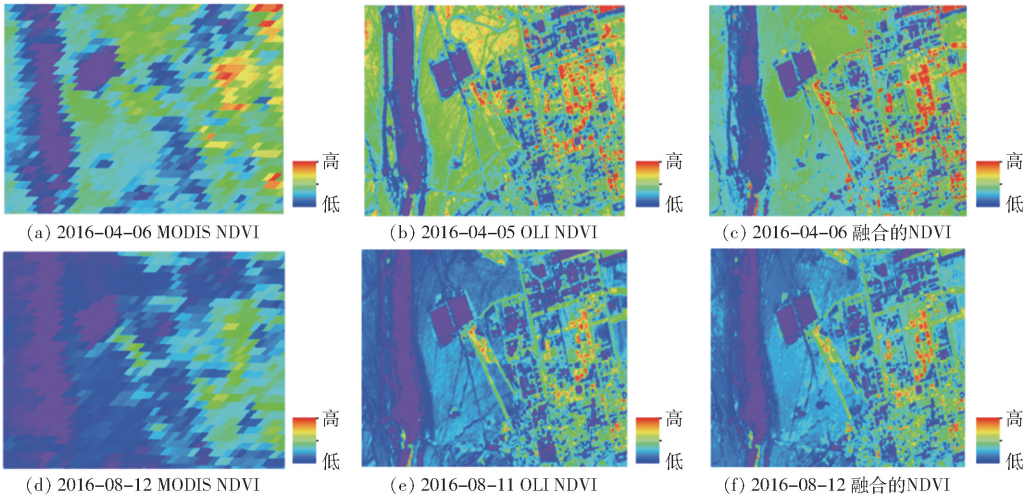


图 4　MODIS、Landsat 8 OLI 与融合的 NDVI 对比分析

Fig. 4　Comparative analysis of NDVI under different data sources

为验证融合数据与真实数据之间的差异，除了通过目视判别融合效果外，还可通过相关系数 r、偏差 B_{ias}、均方根误差 R_{MSE} 等指标对影像融合精度进行定量评价[34-35]，其偏差计算公式为

$$B_{ias}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-y_i) \tag{10}$$

式中　N——像元个数　　i——像元序号

x_i——融合数据像元值

y_i——真实数据像元值

利用 2016 年多期融合的空间分辨率为 30 m 的 NDVI 数据，与对应时刻的空间分辨率为 30 m 的 Landsat 8 OLI NDVI 真实影像进行对比(表 1)，检验结果表明，融合生成的 NDVI 数据与真实 NDVI 数据之间的 r 不小于 0.759，B_{ias} 在 0.006 2 ~ 0.009 4 之间，R_{MSE} 在 0.074 ~ 0.135 之间，因此，说明利用该融合算法生成的 NDVI 数据精度较高，与真实影像具有较好的一致性，能够用于后续植被 NPP 的模拟。

表 1　融合数据与真实数据间的相关系数、偏差及均方根误差

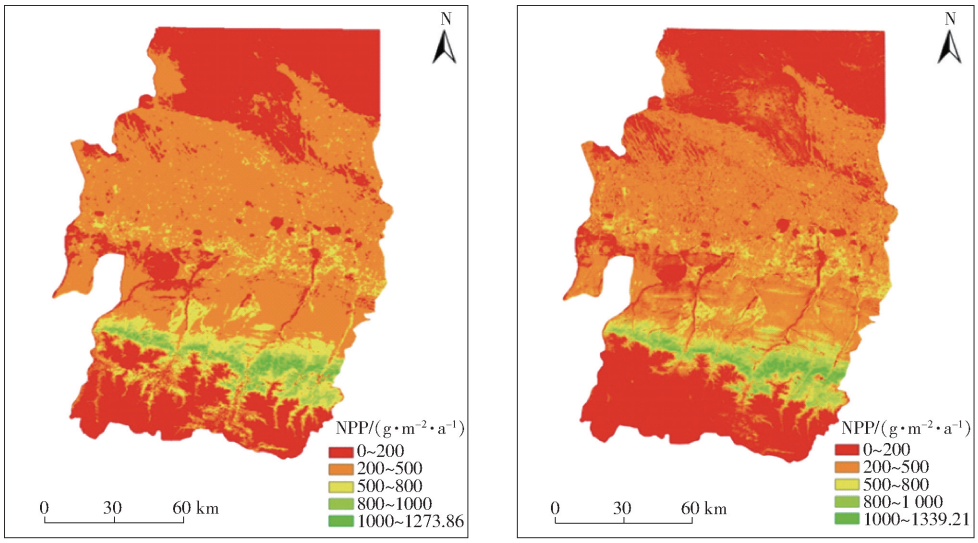
Tab. 1　Correlation, bias and RMSE between fused data and true data

日期	相关系数 r	偏差 B_{ias}	均方根误差 R_{MSE}
2016-04-05	0.806	0.006 3	0.078
2016-05-23	0.759	0.009 4	0.135
2016-06-08	0.767	0.008 1	0.121
2016-06-24	0.811	0.006 7	0.086
2016-07-10	0.791	0.007 4	0.093
2016-08-11	0.850	0.007 6	0.097
2016-09-12	0.816	0.006 4	0.082
2016-09-28	0.822	0.006 2	0.074

3.2　NPP 模拟结果及精度验证

3.2.1　NPP 模拟结果

利用 CASA 模型模拟研究区 2016 年植被 NPP 空间分布，结果如图 5 所示，基于 MODIS NDVI 数据模拟的植被 NPP 平均值为 327.28 g/(m²·a)，基于融合的 NDVI 数据模拟的 NPP 平均值为 305.47 g/(m²·a)，两者空间上整体呈现南高北低的趋势，沿天山山脉一侧植被的 NPP 平均值最高，原因主要为天山上的融雪积水为植被的生长提供了必备的有机质，相对较高的海拔使得人类活动对植被的干扰强度减弱，因此 NPP 均值较高。基于不同数



(a) 基于MODIS NDVI数据 (b) 基于融合的NDVI数据

图 5 研究区 2016 年 NPP 模拟结果

Fig. 5 Simulation of NPP in 2016

据源虽在模拟研究区内植被 NPP 空间分布状况整体相差不大,但是由于空间分辨率的较大差异,导致在反映植被内部变化信息时差异较为明显,整体上,基于 MODIS NDVI 数据模拟的 NPP 结果由于空间分辨率较低,导致研究区内存在大量的混合像元,难以清晰地表达不同地物间的空间纹理细节信息,而基于融合的 NDVI 数据模拟的 NPP 结果空间分辨率相对较高,影像内存在混合像元的数量大大减少,空间纹理信息较清晰,能够很好地表达微小地物间的空间差异。基于 MODIS NDVI 数据模拟的 NPP 像元大部分集中在 240 ~ 660 g/(m^2·a)之间,变化幅度不明显,而基于融合数据模拟的 NPP 像元大部分集中在 320 g/(m^2·a)左右,整体近似于正态分布,能够清晰地表达农田、草地、建筑物、道路、河流等不同地物间的 NPP 差异。

3.2.2 融合数据模拟 NPP 精度验证

利用 2016 年在研究区内采集的 46 个样本生物量数据,验证基于融合后的 NDVI 数据模拟研究区植被 NPP 的精度,由于实测 NPP 难度较大,因此通常采用实测生物量换算为 NPP 数据,根据生物量与 NPP 之间的转换系数 0.475,进而得到采样点实测 NPP 数据[31]。由于采样时间为 7、8 月,年度植被最为旺盛的时期,其 NPP 可以代表年度 NPP[36],将实测数据的样本生物量位置信息与 CASA 模型模拟的 NPP 位置信息进行对比,如图 6 所示。结果表明,利用融合数据模拟的 NPP 模拟值与 NPP 实测值基本吻合(R^2 = 0.860 1, P < 0.01)。因此利用 Landsat 与 MODIS 数据的融合结果能够较好地对研究区植被 NPP 进行模拟。

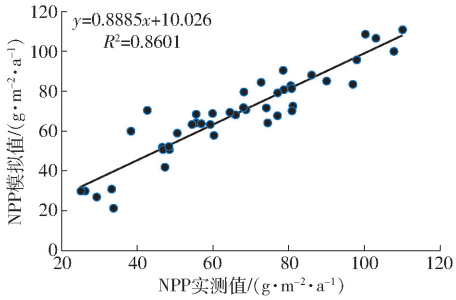


图 6 NPP 实测值与 NPP 模拟值对比分析

Fig. 6 Comparison analysis between simulated NPP and observed NPP

4 结论

(1)利用 STARFM 时空融合算法,将 MODIS NDVI 数据与 Landsat 8 OLI NDVI 数据时空信息进行融合,获得中空间分辨率 NDVI 时间序列数据,既能在时间上较好地保留 MODIS 数据时间变化信息,又能在空间上反映 Landsat 数据的空间细节信息,与 8 个时期真实的 NDVI 数据相比,相关系数 r 不小于 0.759,偏差在 0.006 2 ~ 0.009 4 之间,均方根误差 R_{MSE} 在 0.074 ~ 0.135 之间,能够较好地模拟植被 NPP。

(2)运用 CASA 模型模拟 NPP,MODIS 数据模拟的 NPP 像元大部分集中在 240 ~ 660 g/(m^2·a)之间,变化幅度不明显,而基于融合数据模拟的 NPP 像元大部分集中在 320 g/(m^2·a)左右,整体近似于正态分布,能够清晰表达农田、草地、建筑物、道路、河流等不同地物间的 NPP 差异。

(3)利用野外实测 NPP 值进行遥感数据融合与 CASA 模型协同精度验证,研究区融合后模型植被 NPP 与实测 NPP 数据具有较好的相关性,R^2 = 0.860 1(P < 0.01)。

参 考 文 献

[1] CRAMER W, FIELD C B. Comparing global models of terrestrial net primary productivity(NPP): introduction [J]. Global Change Biology, 1999, 5(1): 46 - 55.

[2] FIELD C B, BEHRENFELD M J, RANDESON J T, et al. Primary production of the biosphere: integrating terrestrial and oceanic components [J]. Science, 1998, 281: 237 - 240.

[3] LIETH H, WHITTAKER R H. Primary productivity of the biosphere [M]. New York: Springer, 1975.

[4] 王新闯, 王世东, 张合兵. 基于 MOD17A3 的河南省 NPP 时空格局[J]. 生态学杂志, 2013, 32(10): 2797 - 2805.
WANG Xinchuang, WANG Shidong, ZHANG Hebing. Spatiotemporal pattern of vegetation net primary productivity in Henan Province of China based on MOD17A3 [J]. Chinese Journal of Ecology, 2013, 32(10): 2797 - 2805. (in Chinese)

[5] 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.

[6] 潘竟虎, 黄克军, 李真. 2001—2010 年疏勒河流域植被净初级生产力时空变化及其与气候因子的关系[J]. 生态学报, 2017, 37(6): 1888 - 1899.
PAN Jinghu, HUANG Kejun, LI Zhen. Spatio-temporal variation in vegetation net primary productivity and its relationship with climatic factors in the Shule River basin from 2001 to 2010 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(6): 1888 - 1899. (in Chinese)

[7] GAO Tian, XU Bin, YANG Xiuchun, et al. Aboveground net primary productivity of vegetation along a climate related gradient in a Eurasian temperate grassland: spatiotemporal patterns and their relationships with climate factors [J]. Environmental Earth Sciences, 2016, 76(1): 56.

[8] MICHALETZ S T, CHENG D L, KERKHOFF A J, et al. Convergence of terrestrial plant production across global climate gradients [J]. Nature, 2014, 512(7512): 39 - 53.

[9] TWINE T E, KUCHARIK C J. Climate impacts on net primary productivity trends in natural and managed ecosystems of the central and eastern United States [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2009, 149(12): 2143 - 2161.

[10] 李西良, 侯向阳, 丁勇, 等. 天山北坡家庭牧场尺度气候变化感知与响应策略[J]. 干旱区研究, 2014, 31(2): 285 - 293.
LI Xiliang, HOU Xiangyang, DING Yong, et al. Herdsmen perception and adaptation to climate change in northern slope of the Tianshan Mountains at household pasture scale [J]. Arid Zone Research, 2014, 31(2): 285 - 293. (in Chinese)

[11] CHEN X, LUO G P, XIA J, et al. Ecological responses to climate change on the northern slope of the Tianshan Mountains in Xinjiang [J]. Science in China Series D: Earth Sciences, 2005, 48(6): 765 - 777.

[12] YANG Q, ZHAO W Y, LI J L, et al. Analysis of present situation and research progress of desert grassland degradation in northern slope of Tianshan Mountains in Xinjiang [J]. Grassland and Turf. , 2009(3): 86 - 91.

[13] ZHAO W Y, LI J L, QI J G. Changes in vegetation diversity and structure in response to heavy grazing pressure in the northern Tianshan Mountains [J]. China Journal of Arid Environments, 2007, 68(3): 465 - 479.

[14] SCHUUR EDWARD A G, BOCKHEI MOCKHEIM J, CANADEL LANADELL J G, et al. Vulnerability of permafrost carbon to climate change: implications for the global carbon cycle [J]. BioScience, 2008, 58(8): 701 - 714.

[15] 苏伟,刘睿,孙中平,等. 基于 SEBAL 模型的农作物 NPP 反演[J/OL].农业机械学报,2014,45(11):272 - 279.
SU Wei, LIU Rui, SUN Zhongping, et al. Crop NPP inversion using surface energy balance algorithm for land model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 272 - 279. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20141142&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.11.042. (in Chinese)

[16] 吴艳艳, 吴志峰, 余世孝. 定量评价人类活动对净初级生产力的影响[J]. 应用生态学报, 2016, 28(8): 2535 - 2544.
WU Yanyan, WU Zhifeng, YU Shixiao. Quantitative assessment of the impacts of human activities on net primary productivity [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2016, 28(8): 2535 - 2544. (in Chinese)

[17] 马佳妮,张超,吕雅慧,等. 基于长时间序列遥感数据反演 NPP 的耕地质量评价[J/OL].农业机械学报,2019,50(1):202 - 208.
MA Jiani, ZHANG Chao, LÜ Yahui, et al. Cultivated land quality evaluation based on inversion of NPP based on long-term sequence remote sensing data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(1):202 - 208. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20190122&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.022. (in Chinese)

[18] 王芳, 汪左, 张运. 2000—2015 年安徽省植被净初级生产力时空分布特征及其驱动因素[J]. 生态学报, 2018, 38(8):2754 - 2767.
WANG Fang, WANG Zuo, ZHANG Yun. Spatio-temporal variations in vegetation net primary productivity and their driving factors in Anhui Province from 2000 to 2015 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(8): 2754 - 2767. (in Chinese)

[19] BAO Gang, BAO Yuhai, QIN Zhihao, et al. Modeling net primary productivity of terrestrial ecosystems in the semi-arid climate of the Mongolian Plateau using LSWI-based CASA ecosystem model [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 46: 84 - 93.

[20] 成方妍, 刘世梁, 张月秋, 等. 基于 MODIS 序列的北京市土地利用变化对净初级生产力的影响[J]. 生态学报, 2017, 37(18): 5924 - 5934.
CHENG Fangyan, LIU Shiliang, ZHANG Yueqiu, et al. Effects of land-use change on net primary productivity in Beijing based on the MODIS series [J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(18): 5924 - 5934. (in Chinese)
[21] 池源, 石洪华, 王恩康, 等. 庙岛群岛北五岛景观格局特征及其生态效应[J]. 生态学报, 2017, 37(4): 1270 - 1285.
CHI Yuan, SHI Honghua, WANG Enkang, et al. Landscape pattern characteristics and ecological effects on five northern islands of Miaodao Archipelago [J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(4): 1270 - 1285. (in Chinese)
[22] 管小彬,沈焕锋,甘文霞,等. 基于 Landsat TM/ETM + 影像的武汉市冬季 NPP 模拟及其时空变化分析[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(5): 884 - 890.
GUAN Xiaobin, SHEN Huanfeng, GAN Wenxia, et al. Estimation and spatiotemporal analysis of winter NPP in Wuhan based on Landsat TM/ETM + images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(5): 884 - 890. (in Chinese)
[23] 杨会巾,刘丽娟,马金龙,等. 基于 Landsat 8 遥感影像反演干旱区净初级生产力的尺度效应[J]. 生态学杂志,2016, 35(5):1294 - 1300.
YANG Huijin, LIU Lijuan, MA Jinlong, et al. Scale effect of net primary productivity based on remote sensing in arid region [J]. Chinese Journal of Ecology, 2016, 35(5): 1294 - 1300. (in Chinese)
[24] 牛海鹏,王占奇,肖东洋. 基于时空数据融合的县域水稻面积提取[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(4):156 - 163.
NIU Haipeng, WANG Zhanqi, XIAO Dongyang. Paddy rice planting area extraction in county-level based on spatiotemporal data fusion[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(4):156 - 163. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20200418&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.018. (in Chinese)
[25] 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.
[26] 孙亚楠,李仙岳,史海滨,等. 基于多源数据融合的盐分遥感反演及季节差异性研究[J/OL]. 农业机械学报,2020, 51(6): 169 - 180.
SUN Yanan, LI Xianyue, SHI Haibin, et al. Remote sensing inversion of soil salinity and seasonal difference analysis based on muti-source data fusion[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(6): 169 - 180. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20200618&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.018. (in Chinese)
[27] 南颖, 刘志锋, 董叶辉, 等. 2000—2008 年长白山地区植被覆盖变化对气候的响应研究[J]. 地理科学, 2010, 30(6): 921 - 928.
NAN Ying, LIU Zhifeng, DONG Yehui, et al. The responses of vegetation cover to climate change in the Changbai mountain area from 2000 to 2008 [J]. Scientia Geographica Sinica, 2010, 30(6): 921 - 928. (in Chinese)
[28] 刘志红, LI Lingtao, TIM R McVicar, 等. 专用气候数据空间插值软件 ANUSPLIN 及其应用[J]. 气象, 2008, 34(2): 92 - 100.
LIU Zhihong, LI Lingtao, TIM R McVicar, et al. Introduction of the professional interpolation software for meteorology data: ANUSPLIN [J]. Meteorological Monthly, 2008, 34(2): 92 - 100. (in Chinese)
[29] MENG Jihua, WU Bingfang, DU Xin. Method to construct high spatial and temporal resolution NDVI dataset-STAVFM [J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(1): 44 - 59.
[30] NAYAK R K, PATEL N R, DADHWAL V K. Estimation and analysis of terrestrial net primary productivity over India by using remote sensing driven CASA model[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2010, 170(1): 195 - 213.
[31] 朱文泉, 潘耀忠, 龙中华, 等. 基于 GIS 和 RS 的区域陆地植被 NPP 模拟——以中国内蒙古为例[J]. 遥感学报, 2005, 9(3): 300 - 307.
ZHU Wenquan, PAN Yaozhong, LONG Zhonghua, et al. Estimating net primary productivity of terrestrial vegetation based on GIS and RS: a case study in Inner Mongolia, China [J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(3): 300 - 307. (in Chinese)
[32] RUIMY A, SAUGIER B, DEDIEU G. Methodology for the estimation of terrestrial net primary production from remotely sensed data [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 1994, 99(D3): 5263 - 5284.
[33] FIELD C B, RANDERSON J T, MALMSTROM C M. Global net primary production: combining ecology and remote sensing [J]. Remote Sensing, 1995, 51(1): 74 - 88.
[34] JULIA A L, LUIS G C , LUIS A, et al. Multitemporal fusion of Landsat/TM and ENVISAT/MERIS for crop monitoring [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 132 - 141.
[35] GEVAERT C M, GARCIA_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.
[36] 穆少杰, 李建龙, 周伟, 等. 2001—2010 年内蒙古植被净初级生产力的时空格局及其与气候的关系[J]. 生态学报, 2013, 33(12): 3752 - 3764.
MU Shaojie, LI Jianlong, ZHOU Wei, et al. Spatial-temporal distribution of net primary productivity and its relationship with climate factors in Inner Mongolia from 2001 to 2010 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(12): 3752 - 3764. (in Chinese)