引文格式:王雨晨,储栋,管小彬,等.融合多源数据的近40年250 m NDVI生成与时空变化分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(4):755-766.DOI:10.13203/j.whugis20240387

Citation: WANG Yuchen, CHU Dong, GUAN Xiaobin, et al. Generation and Application of 250 m NDVI Dataset Covering 40 Years Based on Multi-source Data Fusion[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(4):755-766.DOI:10.13203/j.whugis20240387

融合多源数据的近40年250 m NDVI生成与时空变化分析

王雨晨[1] 储 栋[2] 管小彬[1] 冉煜熙[1] 沈焕锋[1,3]

1 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079
2 安徽师范大学地理与旅游学院,安徽 芜湖,241000
3 地球空间信息技术协同创新中心,湖北 武汉,430079

摘 要:长时序归一化植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI)对植被生长监测等研究至关重要,但当前NDVI数据集存在时序覆盖和分辨率难以兼顾的问题,极大地限制了其应用。针对该问题,设计多流程处理框架融合甚高分辨率辐射计(advanced very high resolution radiometer, AVHRR)和中分辨率成像光谱仪(moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS)数据,通过时域滤波、辐射归一化、时空融合、残差校正等处理,消除数据噪声、传感器与分辨率差异的影响,生成长江流域/长江经济带1982—2020年250 m 16 d的时空连续NDVI产品,并开展区域植被时空变化分析。结果表明,融合产品精度较高,年内、年际精度变化稳定,平均相关系数达到0.87,且与植被覆盖率呈一定正相关。基于该产品,分析发现近40年研究区植被覆盖整体上呈缓慢增长趋势,各省市NDVI均值均有增长,且增速与年度均值呈正相关,除灌木外,其余植被年度NDVI也都波动增长。

关键词:NDVI;长江流域/长江经济带;时空融合;AVHRR;MODIS

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-05-05

DOI:10.13203/j.whugis20240387 **文章编号**:1671-8860(2025)04-0755-12

Generation and Application of 250 m NDVI Dataset Covering 40 Years Based on Multi-source Data Fusion

WANG Yuchen[1] *CHU Dong*[2] *GUAN Xiaobin*[1] *RAN Yuxi*[1] *SHEN Huanfeng*[1,3]

1 School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 School of Geography and Tourism, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China
3 Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan 430079, China

Abstract: **Objectives:** Normalized difference vegetation index (NDVI) is a key parameter for characterizing vegetation distribution and dynamics. NDVI time series can directly reflect the variations of large-scale vegetation, which makes it widely used in ecological and environmental studies. Over the years, numerous satellites capable of acquiring NDVI time series have been launched, producing a range of related products. However, individual NDVI datasets often face trade-offs between temporal coverage and spatial resolution, limiting their applicability in regional studies requiring both long-time coverage and high spatial detail. **Methods:** To address these challenges, a multi-step processing framework is developed to combine the respective advantages of moderate-resolution imaging spectroradiometer (MODIS) and advanced very high resolution radiometer (AVHRR) third-generation global inventory monitoring and modeling system (GIMMS3g) products, incorporating temporal filtering, radiometric normalization, spatiotemporal fusion, and residual correction to improve data quality, reconcile sensor differences, enhance spatial resolution,

基金项目:国家自然科学基金(42371364,U23A2021);中国博士后基金特别资助项目(2022T150489)。

第一作者:王雨晨,博士,主要研究方向为多源遥感数据处理。wangyuchencyhl@whu.edu.cn

通信作者:管小彬,博士,副教授。guanxb@whu.edu.cn

and correct temporal changes. First, temporal filtering is applied to both GIMMS3g and MODIS datasets to remove noise and generate seamless NDVI time series, and then radiometric normalization is performed pixel-by-pixel on AVHRR data using MODIS data as a reference to account for sensor differences. A spatiotemporal fusion method is subsequently employed to integrate the complementary strengths of AVHRR and MODIS, i.e., the longer temporal coverage of AVHRR and the finer spatial resolution of MODIS, to enhance the spatial resolution of early AVHRR products. Finally, residual correction is applied to regions with significant surface changes over the past 40 years, resulting in a long-term NDVI dataset at 250 m spatial resolution covering the period from 1982 to 2020. **Results**: The fusion result achieves a spatial resolution consistent with MODIS, with smoother spatial characteristics compared to original MODIS observations. Spatially, in 93% of the study area, the correlation coefficient r between the fused dataset and MODIS observations exceeds 0.7, while 68% of regions exhibit a mean absolute deviation (MAD) below 0.05. Temporally, the r values between the fusion results and true MOIDS data exceed 0.85, and MAD values remain below 0.1, underscoring the high reliability of the dataset for spatiotemporal vegetation analysis. The accuracy can also show stable inter-annual and intra-annual variations for different regions, indicating a reliable spatiotemporal variation of the fusion products. **Conclusions**: Based on this product, the analysis reveals that the average NDVI in the study area has increased from 0.52 to 0.60, indicating a gradual improvement in vegetation coverage over the past 40 years. Vegetation coverage in the Yangtze River basin and economic belt has remained largely stable over the past 40 years, with an overall slow growth trend. Mean NDVI values across all provinces have increased, with positive correlations with annual NDVI averages; all vegetation types except shrubs have also shown fluctuating increases in annual NDVI values.

Key words: NDVI; the Yangtze River basin/the Yangtze River economic belt; spatiotemporal fusion; AVHRR; MODIS

植被在陆地生态系统中占主导地位,连接了土壤、大气和水环境[1],且与全球及区域气候密切相关[2]。遥感植被指数是量化植被生长及覆盖情况的重要指标,因能直接反映大范围植被的动态变化特征而被广泛应用[3]。目前学者已构建50余种植被指数[4],其中归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)应用最为广泛[5],由红光与近红外反射率简单计算得到。NDVI是表征植被分布与变化的重要参数[6],在陆地碳循环模拟[7]、物候监测[8]、作物估产[9]等研究中具有重要作用。

目前已经发射了众多能够获取NDVI的卫星,并生产了系列相关产品[10-11]。其中,陆地卫星(Landsat)和哨兵-2号(Sentinel-2)可以计算得到30 m和10 m空间分辨率的NDVI数据,能满足精细尺度的植被研究需求,但分别由于重访周期长、云雾等影响而难以形成高密度的时间序列[12-13]。常用的长时序NDVI数据包括甚高分辨率辐射计(advanced very high resolution radiometer, AVHRR)、地球观测系统(systeme probatoire d'observation de la Terre, SPOT)及中分辨率成像光谱仪(moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS)等传感器的产品,AVHRR传感器可以提供1979年以来的对地观测[14],但由于其图像边缘形变较大,只能合成较粗分辨率的产品,如全球覆盖(global area coverage, GAC)4 km产品[15],第3代全球库存监控和建模系统(third-generation global inventory monitoring and modeling system, GIMMS3g)8 km产品[16]等,目前应用最广泛的GIMMS3g产品拥有自1982年开始的最长且完整的时序覆盖,但空间分辨率仅约8 km,难以在小区域开展应用[16];而2000年左右发射的SPOT和MODIS卫星,虽有1 km和250 m的更高空间分辨率,却面临时序覆盖短的问题(1998—2014年,SPOT;2000年至今,MODIS),难以满足2000年之前的长时序植被监测的需要[17-18]。

基于上述分析,当前单一NDVI数据源在时序覆盖和时空分辨率方面相互制约,难以满足长时序精细尺度的植被研究需求。时空融合是缓解时空分辨率制约的有效途径,通过参考影像建立不同数据源间的关系以预测目标影像,得到其中最高时空分辨率的融合结果。目前已经发展了大量的时空融合模型[19-20],并广泛应用于包括植被指数在内的各类遥感产品生产[21-24],通过得到更高时空分辨率的数据集来支撑植被相关监

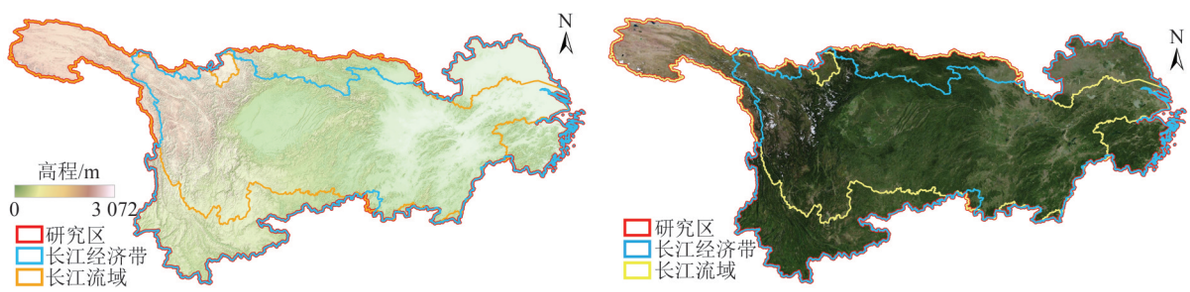
测[25-27]。然而,目前大多针对 Landsat 和 MODIS 数据的时空分辨率制约问题进行融合,尽管也有少量研究综合利用 AVHRR 和 MODIS 数据进行 NDVI 产品生产[28-30],却大多为直接对不同数据进行拼合,对于不同数据的时序覆盖与分辨率矛盾问题,大多是牺牲 MODIS 分辨率而将其降采样到与 AVHRR 一致,因此对数据时空互补优势利用不足。时空融合可以有效结合 MODIS 与 AVHRR 的互补优势,获取兼具 MODIS 分辨率优势与 AVHRR 时序覆盖优势的植被指数,但其也仍面临着一些额外的挑战:在长时间的地表演变过程中,参考影像的数据间关系可能并不适用于预测影像,导致融合结果在地表覆盖变化区域的精度仍存疑。此外,如何考虑植被指数的数据质量及传感器差异问题,并消除其对时空融合结果的影响,也是需要考虑的关键问题。

本文针对上述问题,以中国长江流域/长江经济带为研究区,针对 AVHRR 与 MODIS 产品中的分辨率与时序覆盖制约问题,发展了多流程 NDVI 融合处理框架,通过时域滤波、传感器归一化、时空融合与残差校正,生成近 40 年 16 d 250 m 的时空连续产品,并开展精度评价与区域植被时空变化分析。

1　研究区与数据

1.1　研究区概况

长江流域横跨中国东、中、西部,共计 19 个省、自治区、直辖市,流域面积约 180 万 km^2,是中国境内最大河流流域。而长江经济带是国家级发展战略,其覆盖的 11 个省市约占全国总面积的 21%,但人口和生产总值却均超过全国的 40%,是具有全球影响力的内河经济带。如图 1 所示,该区域呈多级阶梯形地形,包含山地、高原、盆地、丘陵及平原等,植被类型繁多,生物多样性丰富。该地区森林资源丰富,主要分布在山地区域,地势平坦的区域分布着大量农田,而高原区域由于气候原因植被类型多为草地。长江流域与长江经济带分别映射了长江的自然地理特征与区域发展战略,且具有大量的区域重叠,本文为了兼顾自然地理与人文地理要素,选取长江流域/长江经济带的并集作为研究区,在此范围内生产 NDVI 产品并进行动态分析,为该地区植被研究提供基础产品与参考。



(a) 长江流域及长江经济带地形图　　(b) 长江流域及长城经济带真彩色合成影像

图 1　长江流域及长江经济带地形图与真彩色合成影像的空间分布

Fig. 1　Spatial Distribution of Topographic Maps and True-Color Composite Images of the Yangtze River Basin and the Yangtze River Economic Belt

1.2　AVHRR 数据

AVHRR 传感器搭载于美国国家海洋和大气管理局(National Oceanic and Atmospheric Administration,NOAA)系列卫星上,自 1979 年以来持续提供对地观测。AVHRR GIMMS3g 数据是应用最广泛的植被指数数据之一[16],其综合了 NOAA-7、NOAA-9、NOAA-11、NOAA-14、NOAA-16、NOAA-17、NOAA-18、NOAA-19 系列卫星数据,消除了传感器和卫星差异,形成了从 1982 年开始的半月时间分辨率覆盖,空间分辨率约 8 km,在全球尺度长时序植被变化动态研究中发挥着重要作用[31-32]。本文为使其与 MODIS 保持相同的空间参考与时间尺度,将其转至正弦投影,并采取加权平均的方法将 GIMMS3g NDVI 合成 16 d,即将半月内数据视作等值,以 16 d 为步长,判断每 16 d 内分别有多少天处于 AVHRR 不同的半月度数据中,再根据相应的天数加权平均。

1.3　MODIS 数据

MODIS 传感器搭载于大地卫星(Terra)和水卫星(Aqua),最大空间分辨率为 250 m,其具有完整规范的数据处理与产品生产流程,被广泛应用于包括地表、大气、海洋等领域全球观测[33-35]。MOD13Q1 产品提供 2000 年至今的 NDVI 数据观测,时间分辨率为 16 d,空间分辨率为 250 m,

产品经过表面双向反射率分布函数校正,去除了云、水汽、气溶胶和云影等的影响,在全球及区域尺度植被研究中发挥了重要作用[36-37]。本文选用2000—2020年覆盖研究区的h25-28v05、h26-28v06 7景影像的数据。

2 处理方法

2.1 方法框架

本文针对所选数据特性设计了多流程处理方法,生成1982—2020年250 m 16 d的NDVI产品。首先,针对数据集自身的噪声,分别对两个数据集进行时域滤波,去除噪声得到纯净NDVI时间序列;其次,针对不同传感器间的辐射差异,以MODIS数据为参考对AVHRR数据进行逐像元辐射归一化,使两数据源辐射连续;然后,针对AVHRR空间分辨率低和MODIS时序短的问题,利用时空融合的思想,整合两数据源空间分辨率和时序长度的互补优势,提升早期AVHRR产品的空间分辨率;最后,对近40年间地物变化较大的地区进行残差校正,得到1982—2020年250 m的长时序NDVI数据。处理流程见图2。

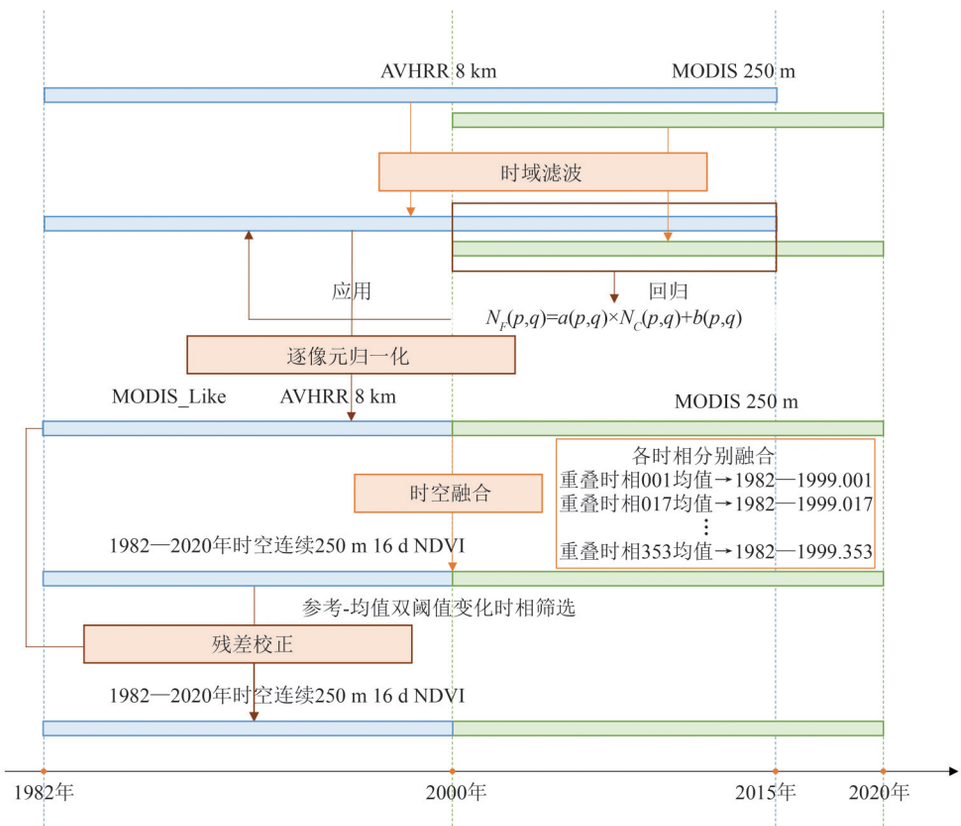


图2 多源NDVI产品融合技术流程图

Fig. 2 Flowchart of Multi-source NDVI Products Fusion Technology

2.2 时域滤波

光学遥感数据难以避免地会受云污染等成像条件的干扰,在NDVI数据上呈现空间及时间不平滑噪点[38]。为此,本文选用了一步全局变分重构方法[39-40]分别对两数据进行时域滤波,去除时间序列中的噪声。该方法基于变分最优化理论,顾及植被的自然变化并进行负偏校正,能高效地获得稳定有效的重建结果。模型用到了一个保真项和两个正则化项来约束重建过程,保真项保证了重建结果不会偏离原始数据太多,第一个正则化项保证了重建NDVI时间序列的平滑性,第二个正则化项则是污染NDVI的负偏假设,认为被污染的NDVI要较干净的NDVI值更低。模型建立如下:

$$\hat{\boldsymbol{x}}^{(k+1)}=\arg\min\left\{\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{W}^{(k)1/2}\boldsymbol{C}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{y})\right\|_2^2+\frac{\lambda}{2}\left\|\boldsymbol{D}_2\boldsymbol{x}\right\|_2^2+\frac{\mu}{2}\boldsymbol{U}^{(k)}(\boldsymbol{C}(\boldsymbol{y}-\boldsymbol{x}))^2\right\} \tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{x}$为理想的NDVI时间序列向量;$\boldsymbol{y}$为含有噪声的NDVI时间序列向量;$\hat{\boldsymbol{x}}$为重建后的时间序列向量;k表示第k次迭代;$\boldsymbol{W}$表示权重矩阵;$\boldsymbol{D}_2$是二阶差分矩阵;$\boldsymbol{C}$和$\boldsymbol{U}$是对角矩阵,数值分别代表了数据质量和负偏特征;λ和μ是两个正则化参数。

2.3　辐射归一化

由于传感器及成像条件差异,MODIS与AVHRR观测存在显著辐射差异,直接融合会影响精度,需先进行辐射归一化处理[41-42]。由于MODIS的数据处理流程更加科学规范,且目前仍在更新,因此本文以其为基准,将AVHRR产品逐像元归一化至与MODIS一致。由于两数据源空间分辨率差异的存在,首先对AVHRR产品进行双三次插值,使其图像大小与MODIS一致,再利用两数据集的重叠时相逐像元地计算两产品间的映射关系,并应用于2000年之前的AVHRR时间序列,映射关系建立如下:

$$N_F(p,q)=a(p,q)\times N_C(p,q)+b(p,q) \quad (2)$$

式中,(p,q)表示像元坐标;$a(p,q)$和$b(p,q)$分别为各像素回归系数;$N_F(p,q)$和$N_C(p,q)$分别为MODIS和AVHRR的NDVI。

2.4　时空融合

经过归一化能得到辐射连续的长时序NDVI产品,但图像大小的匹配仅由重采样操作完成,两数据源空间分辨率仍存在差异,由于AVHRR的空间分辨率难以满足精细化研究的需要,需将其提升至与MODIS一致。本文采用基于时空非局部滤波的数据融合方法[20]进行时空融合,该方法引入了非局部滤波的思想,通过相似像元的筛选和权重函数的构造,提高了异质地表和地物变化区域的融合精度。模型中相似像元的判别有两个量度,分别是光谱一致性和变化一致性,也就是相似像元应满足与目标像元具有相似的光谱特征,且在时间变化上也与目标像元的变化一致。

权重的计算主要用于衡量哪些相似像元在融合的过程中可以提供更加可靠的信息,权重函数主要由一个高斯函数表达。模型通过建立高低分辨率传感器间的转换关系,利用时空冗余信息来实现低分影像分辨率的提升,即利用AVHRR与MODIS重叠时相年度均值作为参考影像对来获取两传感器之间的转换关系,再将此转换关系应用于1982—1999年的AVHRR产品,得到该时间段内预测的类MODIS影像。模型总体表达式为:

$$F(x_{\frac{W}{2}},y_{\frac{W}{2}},t_1)=\sum_{i=1}^{n}\omega_i\times(\boldsymbol{C}(x_i,y_i,t_1)+F(x_i,y_i,t_0)-\boldsymbol{C}(x_i,y_i,t_0)) \quad (3)$$

式中,F和$\boldsymbol{C}$分别表示精细和粗糙的NDVI影像;t_0和t_1分别是参考时相和目标时相;W为搜索窗口大小;$F(x_{\frac{W}{2}},y_{\frac{W}{2}},t_1)$表示搜索窗口中心像元在目标时相的NDVI值;$n$为相似像元数量;$\omega$为相似像元权重,其函数表达式为:

$$\omega(x_i,y_j,t_k)=\exp\left(-\frac{G\left\|C(P(x_i,y_j,t_k))-C(P(x,y,t_p))\right\|}{h^2}\right) \quad (4)$$

式中,G为高斯核;t_k和t_p分别代表影像已知与未知的时刻;$C(P(x_i,y_j,t_k))$是粗分辨率影像中像元$P(x_i,y_j)$在时间t_k的NDVI值;h是一个与粗分辨率图像噪声等级有关的函数。

考虑到NDVI随植被生长在不同物候期内表现不同,存在显著的年内季节变化,本文对不同时相的数据选择了不同的参考数据。例如对每年的第一时相数据,利用重叠年份内各年的第一时相数据的年度均值作为参考数据,由此得到23组参考影像对各时相的数据分别进行融合。此方式既保留了多源NDVI数据不同季节的对应关系,又避免了参考数据选择带来的不确定性。

2.5　残差校正

时空融合顾及卫星间观测的一致性,还原地物的时序变化过程,但在地物发生重大变化的地区参考影像间的映射关系可能并不适用于预测影像,其模拟结果也可能存在较大不确定性。为此,本文拟采用残差校正的方法,确保地物变化区域NDVI融合结果不引入错误参考信息,而与原始数据更一致。利用参考-均值双阈值的方法检测变化区域,分别从时间与空间两个方面来判断是否有地物变化。考虑到不同地物年内NDVI变化差异显著,首先提取了各像元的历史变化幅度,即计算各像元历史观测中最大10个时相均值与最小10个时相均值之差,并将其作为时空变化阈值的确定基数。在原始粗分辨率下计算当前时相数据与参考影像的差值并与参考阈值比较以评估空间变化;计算当前时相数据与历年同期NDVI均值的差异,并与均值阈值比较以评估时间变化;当两个阈值同时达到时则视作变化区域,需进行残差校正。残差校正表达式为:

$$F'(x,y,t_k)=F(x,y,t_k)+D\left[\boldsymbol{C}(x,y,t_k)-U\left[F(x,y,t_0)\right]\right] \quad (5)$$

式中,x、y、t_k分别是需进行残差校正的坐标及时相;F和F'分别是残差校正前后的结果;$\boldsymbol{C}$表示AVHRR原始数据;D和U分别代表双三次插值升采样及降采样函数。

3 NDVI产品精度验证与动态分析

本文通过对AVHRR和MODIS数据进行多流程融合处理,生产了长江流域/长江经济带1982—2020年250 m 16 d时空连续的NDVI产品。首先介绍了数据组织形式,然后对产品精度进行验证,依次验证了产品的时序变化一致性和空间分布一致性,最后基于该产品对NDVI的空间分布、年际变化趋势和变化速率进行了长时序动态分析。

3.1 长江流域/长江经济带近40年时空连续NDVI产品

本文生成了长江流域/长江经济带1982—2020年250 m 16 d时空连续的NDVI产品,其中2000年前为AVHRR时空融合结果,2000年后为MODIS时域滤波结果。此产品保留了两数据源的优势,数据组织形式与MODIS一致,可作为MODIS NDVI产品在时序上的前向延展,形成从1982年至今的时空连续覆盖。数据大小为154 GB,采用tif格式,发布在http://rs-pop.whu.edu.cn/#/,可免费获取。

为直观地展示时空融合前后的植被指数差异,选择了长江上、中、下游3个典型区域比较了原始AVHRR与时空融合结果的空间分布图(图3)。原始GIMMS3g产品分辨率粗糙,无法满足区域尺度的研究需要。经过时空融合步骤之后空间分辨率提升至与MODIS一致,算法用到的非局部滤波器可以有效保留细小的河流等边界,且由于融合结果是相似像元的加权平均,所以融合结果减少了细小斑块的存在,整体上较原始MODIS观测更为平滑。

图4展示了1982—2020年研究区NDVI年均值变化。整体上看,近40年间研究区NDVI值在缓慢增长,由0.52增至0.60,年际增长速率为0.002 1。由图4可知,AVHRR的NDVI产品数值上较MODIS灰度更高,且受噪声影响较MODIS更大,NDVI值波动较为明显。经过多流程处理后的融合结果在1982—2000年的变化趋势来自AVHRR,与其保持一致,而辐射值与MODIS一致,从而形成长时序的连续时间覆盖。

3.2 产品精度验证

为验证融合产品的可用性,本文基于两数据重叠时相开展模拟实验。利用参考数据及重叠时相内的AVHRR数据进行融合,并将结果与MODIS真实观测进行对比,计算相关系数r和平均绝对偏差(mean absolute deviation,MAD)。精度评价分为时序变化一致性和空间分布一致性,时序变化一致性是指逐像元地计算融合结果及MODIS时间序列的相关性,得到评价指标的空间分布;空间分布一致性是指逐时相地计算融合结果和MODIS影像空间分布的相关性,得到评

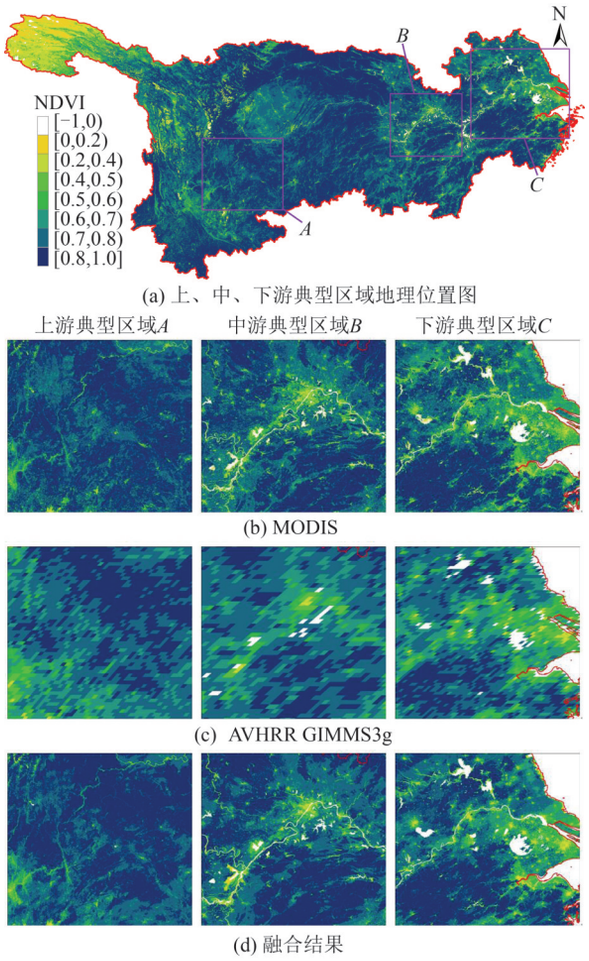


图3 时空融合前后结果对比图

Fig. 3 Comparison of Results Before and After Spatiotemporal Fusion

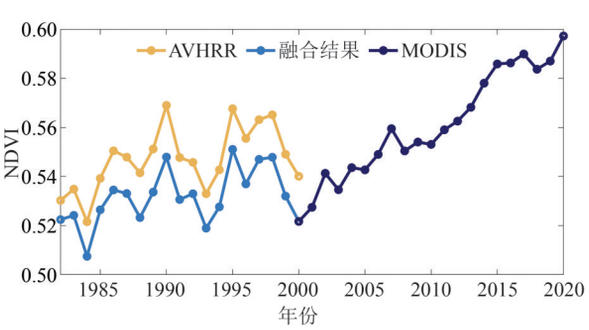


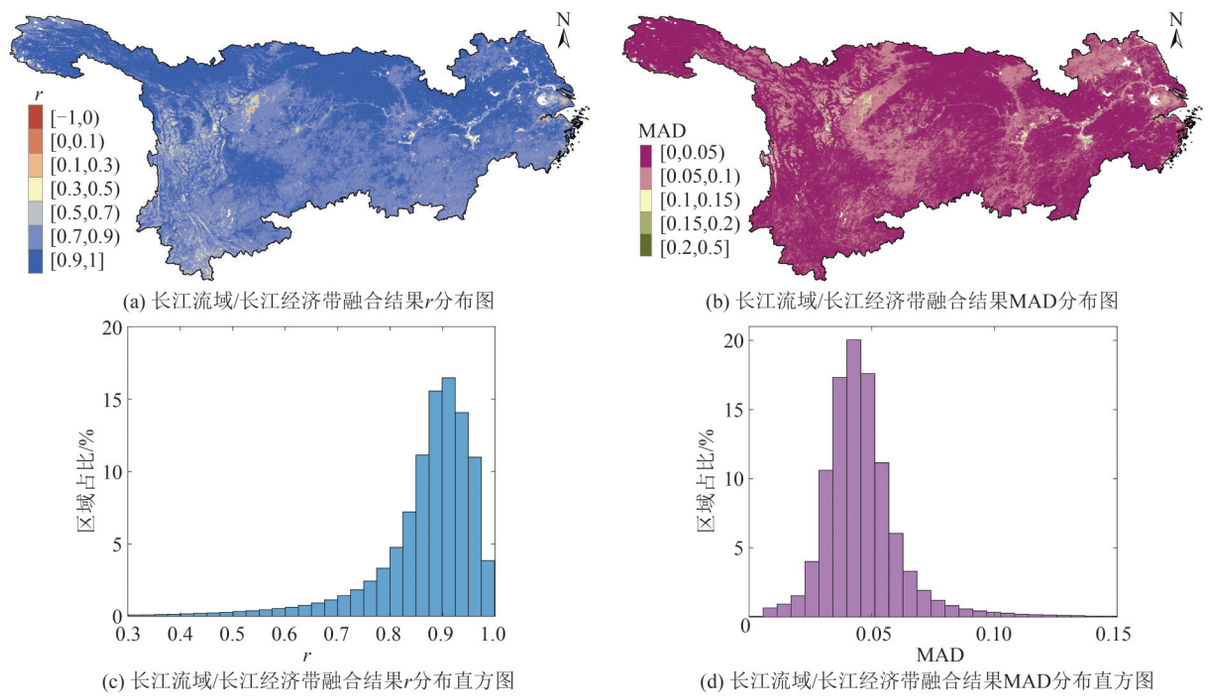
图4 研究区近40年NDVI均值年际变化趋势(1982—2020年)

Fig. 4 Interannual Variation Trends of Mean NDVI Value in the Study Area over the Past 40 Years (1982—2020)

价指标的时间变化。

3.2.1　时序变化一致性验证

各像素融合结果与真实 MODIS 时序相关系数 r 的空间分布和直方统计图分别如如图 5(a)、5(c)所示。研究区模拟实验 r 值较高,均值为 0.87,有 93% 的区域 r 值高于 0.7,相关性整体较强,直方图呈偏态分布,分布左偏,众数为 0.9。在植被稳定均质的地区,如西北部的青藏高原 r 高于 0.9,而 r 低于 0.5 的区域主要分布于水体周围及植被生长情况复杂的云南东南部地区。MAD 的空间分布及直方图如图 5(b)、5(d)所示,整体处于较低水平,均值为 0.05,有 69% 的区域 MAD 低于 0.05,融合误差较小,直方图呈偏态分布,分布右偏,众数为 0.04。



(a) 长江流域/长江经济带融合结果 r 分布图　(b) 长江流域/长江经济带融合结果MAD分布图

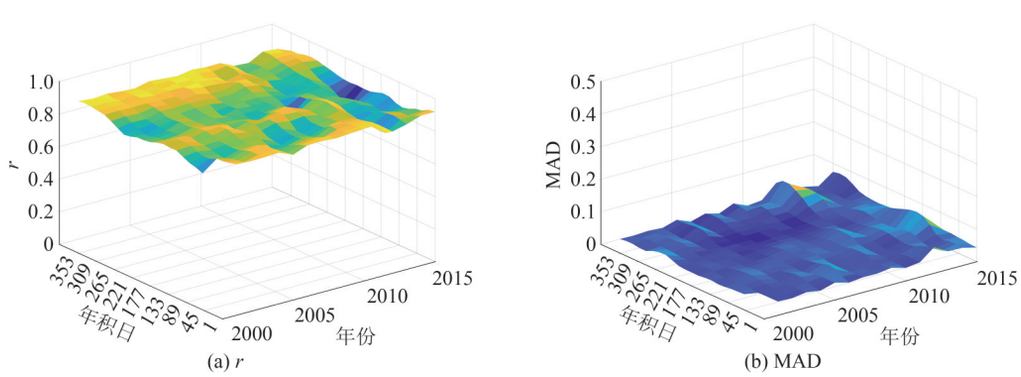
(c) 长江流域/长江经济带融合结果 r 分布直方图　(d) 长江流域/长江经济带融合结果MAD分布直方图

图 5　模拟实验相关系数 r 和 MAD 的空间分布图和直方图

Fig. 5　Spatial Distribution and Histogram of Correlation Coefficient r and MAD of Simulation Experiment

3.2.2　空间分布一致性验证

在空间分布一致性方面,将 2000—2015 年逐景的融合结果与 MODIS 的 r 和 MAD 绘制为三维变化图(见图 6),x 轴表示年份,y 轴表示年积日,z 轴表示 r/MAD 指标大小,并用由蓝至黄的色带展现坐标值的大小,x、y 方向横断面分别展示了年际及年内变化。由于空间分布一致性验证是在 250 m 分辨率下逐景对融合结果与 MODIS 真实观测的空间分布进行精度评价,所以评价结果在一定程度上可以体现空间分辨率提升的效果。从数值范围来看,各时相 r 均在 0.85 以上,且 98% 高于 0.9,呈强相关性;MAD 均在 0.1 以下,且 93% 不足 0.06,误差较小。从指标波动情况来看,r 和 MAD 都在小范围内无规则波动,无沿轴向升高或降低的趋势,不受季节、年份变化影响。融合效果稳定,无明显年内、年际变化。



(a) r　(b) MAD

图 6　相关系数 r、MAD 的年内及年际变化图

Fig. 6　Annual and Interannual Variations of Correlation Coefficient r and MAD

3.3 长江流域/长江经济带植被长时序动态分析

3.3.1 NDVI空间分布

研究区每10年NDVI空间分布如图7所示，ENF表示常绿针叶林，EBF表示常绿阔叶林，DNF表示落叶针叶林，DBF表示落叶阔叶林，MF表示混交林，CSH表示封闭灌木，OSH表示开放灌木，WSA表示木质稀疏草原，SAV表示热带稀树草原，GRA表示草地，WET表示永久湿地，CRO表示农田，UAB表示城市及建设用地，CNM表示农田/天然植被，SAI表示永久的冰雪，BAR表示裸土，WB表示水体。历年NDVI年内相对空间分布相近，在城市、草地、农田区域较低，主要分布在青海、西藏及四川北部的草原，湖北东部、安徽北部和江苏北部的农田区域；各省森林区域NDVI值较高，主要分布在湖南西部、湖北西北部、重庆东部及云南东南部。2020年研究区植被覆盖普遍较高，NDVI区域均值为0.60，其中森林均值为0.76，农田均值为0.58，低于0.5的区域占比不足25%。随后对比了不同省市在2020年的NDVI均值，研究区内覆盖了11个完整的省级区划，即长江经济带范围内的11个省市，为公平起见，仅对比了这11个省市的结果，而不完全在研究区内的省、自治区、直辖市不纳入对比。在长江经济带的11个省市中，浙江、云南、江西、湖南、贵州和重庆6个省市的年均NDVI值不低于0.65，其中贵州省NDVI均值最高，为0.69；江苏和上海两个省市的年均NDVI低于0.5，其中上海市的年均NDVI最低，仅为0.25。

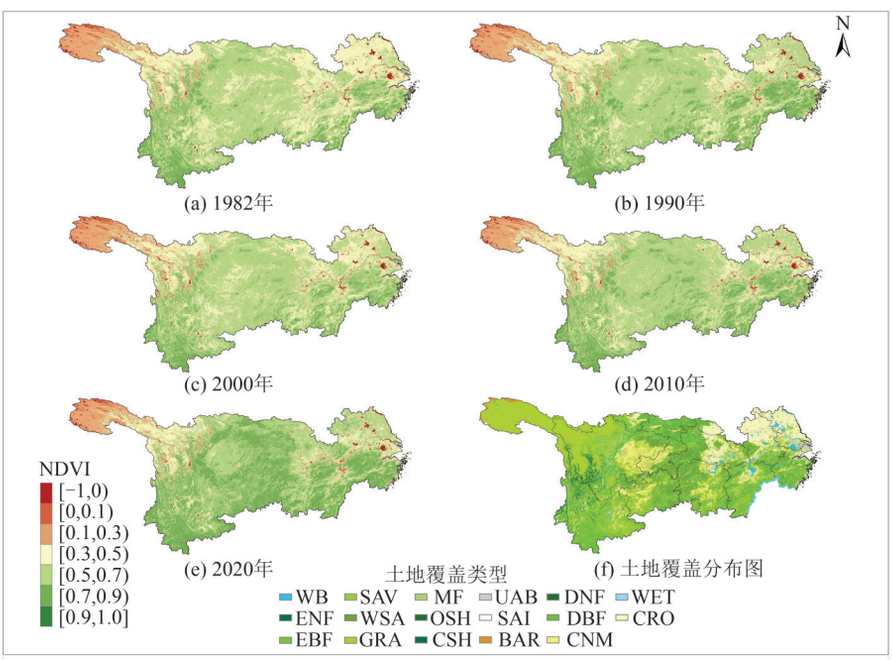


图7 1982—2020年每10年长江流域/长江经济带NDVI分布图及2020年土地覆盖类型分布

Fig. 7 NDVI Distribution Map of the Study Area Every 10 Years from 1982 to 2020, Alongside a Land Cover Type Distribution Map for 2020

3.3.2 近40年区域NDVI变化

近40年间，研究区内NDVI整体呈增长趋势，区域NDVI均值由0.52增长至0.60。为了更精准地进行植被变化分析，绘制了近40年不同植被覆盖类型年度均值变化图(见图8)。研究区的主要植被类型可以合并为森林、灌木、草地、农田4类，除灌木地区的NDVI年度均值保持0.52不变以外，其余植被类型在近40年间NDVI均值均在缓慢增长，增速最快的是农田，近40年间增幅0.11，从1982年的最低值0.47增至2020年的0.58，2000年NDVI值仅次于森林地区；森林、草地的增速与所有植被类型均值一致，为0.08，其中森林区域从1982年的0.68增至0.76，且有79%的年份NDVI均值高于0.70。总的来说，在近40年间，研究区内各植被类型的NDVI年均值都在波动上涨，到2020年时各植被类型NDVI均值都超过0.50，生态恢复工作进展显著。

为了更加方便直观地观察研究区植被长时序变化特征，利用融合产品生成了1982—2015年逐像元变化率图。如图9(a)所示，近40年研究区NDVI整体较为平稳且在缓慢增长，有70%的区域增长速率大于2.5×10^{-4}，只有青海北部的草原以及少数水体附近有植被退化迹象，而NDVI高值地区增速较快(见图7)。

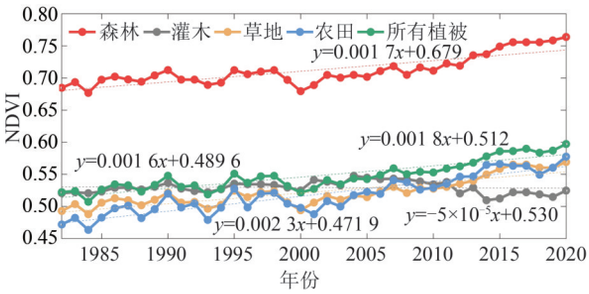
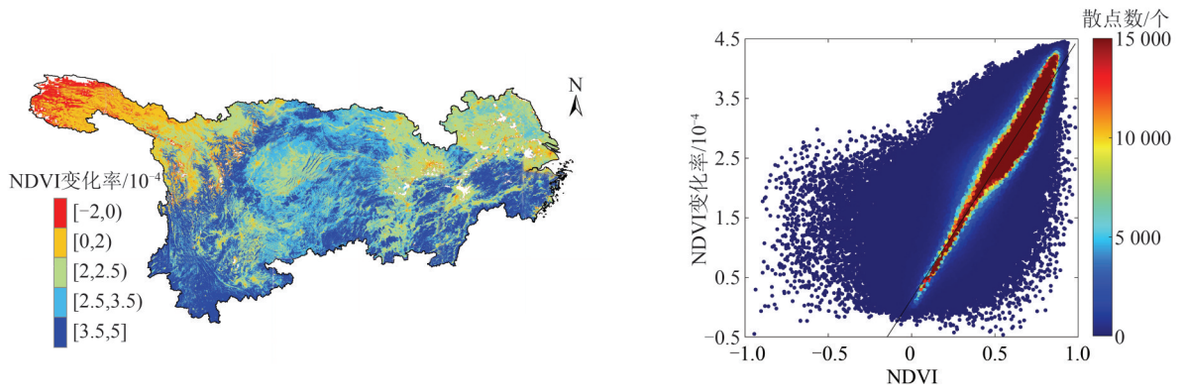


图 8　近 40 年研究区域 NDVI 年度均值分植被类型变化

Fig. 8　Annual Mean NDVI Variation Across Vegetation Types in the Study Area over Past 40 Years

为进一步分析 NDVI(2020 年)及其变化速率的关系,绘制了两者的散点图,如图 9(b)所示,两者呈显著正相关,相关系数 r 为 0.91。考虑到各行政区由于地形、气候、政策等存在差异,对比分析了各省市的 2020 年 NDVI 值与变化率的关系,如表 1 所示。NDVI 及其变化率在各省市的分布都符合植被覆盖越高增速越快的规律,NDVI 均值最高的贵州和云南其变化率也较高,分别为 3.03×10^{-4} 和 3.22×10^{-4},均值最低的上海市,其变化率也最低,为 1.83×10^{-4}。总之,长江流域/长江经济带近 40 年的 NDVI 值相对稳定,而伴有缓慢增长趋势,且植被覆盖越高,NDVI 增速越快。



(a) 长江流域/长江经济带近40年NDVI变化率　　(b) NDVI及其变化率散点图

图 9　1982—2020 年长江流域/长江经济带 NDVI 平均变化率与 NDVI 及其变化率散点图

Fig 9　Average NDVI Variation Rates in the Study Area from 1982 to 2020 and Scatter Plot of NDVI Values and Their Variation Rates

表 1　长江经济带 2020 年 NDVI 均值及近 40 年 NDVI 变化率

Table 1　Mean Values of NDVI in 2020 and Its Variation Rate in Recent 40 Years in the Yangtze River Economic Belt

省、自治区、直辖市	NDVI	NDVI 变化率/10^{-4}
浙江	0.65	3.07
云南	0.69	3.23
四川	0.57	2.68
江西	0.66	3.03
湖南	0.66	2.98
湖北	0.60	2.72
贵州	0.69	3.03
安徽	0.57	2.59
上海	0.25	1.83
重庆	0.67	2.94
江苏	0.47	2.17

4　结　语

本文针对 AVHRR 和 MODIS NDVI 数据空间分辨率与时序覆盖相互制约的问题,设计时域滤波、辐射归一化、时空融合、残差校正的多流程处理,解决数据质量、传感器差异、空间分辨率不足等方面的问题,融合得到长江流域/长江经济带 1982—2020 年 250 m 16 d 的 NDVI 产品,为研究区长时序植被研究提供精细的数据基础。在产品精度验证方面,利用 MODIS 与 AVHRR 的 2000—2015 年重叠数据设计了模拟实验,发现产品在研究区的融合精度普遍较好,有 93% 的地区融合结果与真实 MODIS 观测相关系数 r 高于 0.7,68% 的区域 MAD 小于 0.05,且 r 与 MAD 随不同年份与季节变化稳定,说明融合结果精度无显著年内、年际变化,表明融合结果兼具高精度与稳定性,能够用于后续植被分析中。采用该长时序 NDVI 产品,发现长江流域/长江经济带的 NDVI 在近 40 年间总体呈现缓慢增长趋势,在各省市均呈增长趋势且增速与 NDVI 年度均值呈正相关,各植被类型除灌木保持不变外也都呈现波动增长趋势。

尽管该产品的精度验证取得了不错效果并证明了可用于部分分析,但其仍然存在较多不足。首先,融合产品的空间细节依赖于选用的多年平均参考数据,后续应当进一步考虑如何充分利用AVHRR和MODIS之间近20 a的时序重叠信息。其次,融合结果的时序变化信息也依赖于AVHRR数据,因此在模拟验证时,年度均值相关性以及时序变化趋势等与NDVI变化相关的指标都与AVHRR更相近,未来应充分考虑AVHRR历史定标问题,进一步结合Landsat等多源数据在更高分辨率上校正其传感器退化等问题。最后,在地表覆盖发生变化的区域,由于残差校正过程经过了升采样和降采样的步骤,所以空间细节较未发生变化的地区粗糙一些,也应进一步结合深度学习等技术增强其变化的预测能力。

参 考 文 献

[1] 杜中曼,马文明,周青平,等. 基于遥感技术的植被识别方法研究进展[J]. 生态科学,2022,41(6):222-229.
DU Zhongman, MA Wenming, ZHOU Qingping, et al. Research Progress of Vegetation Recognition Methods Based on Remote Sensing Technology[J]. *Ecological Science*, 2022, 41(6): 222-229.

[2] 马明国,王建,王雪梅. 基于遥感的植被年际变化及其与气候关系研究进展[J]. 遥感学报,2006,10(3):421-431.
MA Mingguo, WANG Jian, WANG Xuemei. Advance in the Inter-annual Variability of Vegetation and Its Relation to Climate Based on Remote Sensing [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(3): 421-431.

[3] 沈夏炯,韩道军,侯柏成,等. 浅谈植被指数的分类与应用[J]. 计算机时代,2016(12):17-20.
SHEN Xiajiong, HAN Daojun, HOU Bocheng, et al. Discussion on Classification and Application of Vegetation Indices[J]. *Computer Era*, 2016(12): 17-20.

[4] 敖登,杨佳慧,丁维婷,等. 54种植被指数研究进展综述[J]. 安徽农业科学,2023,51(1):13-21.
AO Deng, YANG Jiahui, DING Weiting, et al. Review of 54 Vegetation Indices[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2023, 51(1): 13-21.

[5] HUANG S, TANG L N, HUPY J P, et al. A Commentary Review on the Use of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in the Era of Popular Remote Sensing [J]. *Journal of Forestry Research*, 2021, 32(1): 1-6.

[6] 孙建国,艾廷华,王沛,等. 基于NDVI-气候变量特征空间的植被退化评价[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2008,33(6):573-576.
SUN Jianguo, AI Tinghua, WANG Pei, et al. Assessing Vegetation Degradation Based on NDVI-Climate Variables Feature Space[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(6): 573-576.

[7] GUAN X B, SHEN H F, LI X H, et al. Climate Control on Net Primary Productivity in the Complicated Mountainous Area: A Case Study of Yunnan, China[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(12): 4637-4648.

[8] HMIMINA G, DUFRÊNE E, PONTAILLER J Y, et al. Evaluation of the Potential of MODIS Satellite Data to Predict Vegetation Phenology in Different Biomes: An Investigation Using Ground-Based NDVI Measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 132: 145-158.

[9] 张娜,毛飞跃,龚威. 2009年武汉市植被净初级生产力估算[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2011,36(12):1447-1450.
ZHANG Na, MAO Feiyue, GONG Wei. Estimation of Net Primary Productivity of Vegetation of Wuhan in 2009[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(12): 1447-1450.

[10] XU Y, YANG Y P, CHEN X N, et al. Bibliometric Analysis of Global NDVI Research Trends from 1985 to 2021[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(16): 3967.

[11] LI S, XU L, JING Y H, et al. High-Quality Vegetation Index Product Generation: A Review of NDVI Time Series Reconstruction Techniques[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 105: 102640.

[12] TEILLET P M, BARKER J L, MARKHAM B L, et al. Radiometric Cross-Calibration of the Landsat-7 ETM+ and Landsat-5 TM Sensors Based on Tandem Data Sets[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 78(1/2): 39-54.

[13] BOORI M S, CHOUDHARY K, PARINGER R, et al. Monitoring Crop Phenology Using NDVI Time Series from Sentinel 2 Satellite Data[C]// The 5th International Conference on Frontiers of Signal Processing, Marseille, France, 2019.

[14] 刘爱霞,王长耀,刘正军,等. 基于NOAA时间序列数据分析的中国西部荒漠化监测[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2004,29(10):924-927.

LIU Aixia, WANG Changyao, LIU Zhengjun, et al. Application of NOAA-AVHRR to Desertification Monitoring for Western China[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(10): 924-927.

[15] KILPATRICK K A, PODESTÁ G P, EVANS R. Overview of the NOAA/NASA Advanced very High Resolution Radiometer Pathfinder Algorithm for Sea Surface Temperature and Associated Matchup Database [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2001, 106(C5): 9179-9197.

[16] PINZON J, TUCKER C. A Non-stationary 1981—2012 AVHRR NDVI3g Time Series[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(8): 6929-6960.

[17] 冯钟蔡, 厉银喜. SPOT系列卫星及其数据产品的特征[J]. 遥感信息, 1999, 14(3): 31.
FENG Zhongcai, LI Yinxi. Characteristics of SPOT Series Satellites and Their Data Products[J]. *Remote Sensing Information*, 1999, 14(3): 31.

[18] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the Radiometric and Biophysical Performance of the MODIS Vegetation Indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1/2): 195-213.

[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] CHENG Q, LIU H Q, SHEN H F, et al. A Spatial and Temporal Nonlocal Filter-Based Data Fusion Method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(8): 4476-4488.

[21] 李思源, 叶真妮, 毛勇伟, 等. 4种遥感数据时空融合模型生成高分辨率归一化植被指数的对比分析[J]. 浙江农林大学学报, 2023, 40(2): 427-435.
LI Siyuan, YE Zhenni, MAO Yongwei, et al. Comparison of Four Fusion Models for Generating High Spatiotemporal Resolution NDVI[J]. *Journal of Zhejiang A & F University*, 2023, 40(2): 427-435.

[22] ZHOU J X, CHEN J, CHEN X H, et al. Sensitivity of Six Typical Spatiotemporal Fusion Methods to Different Influential Factors: A Comparative Study for a Normalized Difference Vegetation Index Time Series Reconstruction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 252: 112130.

[23] 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 Wenquan, MENG Jihua. Review of Spatio-temporal Fusion Model of Remote Sensing Data[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2018, 30(2): 1-11.

[24] 杨广奇, 刘慧, 钟锡武, 等. 遥感图像时空融合综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(10): 27-40.
YANG Guangqi, LIU Hui, ZHONG Xiwu, et al. Temporal and Spatial Fusion of Remote Sensing Images: A Review[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(10): 27-40.

[25] 李胜林, 李大成, 韩启金, 等. 基于时空融合的NDVI时序生成技术在冬小麦监测中的应用[J]. 太原理工大学学报, 2019, 50(1): 69-75.
LI Shenglin, LI Dacheng, HAN Qijin, et al. Application of NDVI Time-Series Generation Technique Based on Spatial-Temporal Fusion in Winter Wheat Monitoring[J]. *Journal of Taiyuan University of Technology*, 2019, 50(1): 69-75.

[26] 陈珂, 李星华, 管小彬, 等. 武汉市植被物候变化规律及影响因素分析[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2019, 53(3): 433-442.
CHEN Ke, LI Xinghua, GUAN Xiaobin, et al. Vegetation Phenology Mapping of Wuhan and Analysis of the Affecting Factors[J]. *Journal of Central China Normal University (Natural Sciences)*, 2019, 53(3): 433-442.

[27] 杨泽航, 王文, 鲍健雄. 融合多源遥感数据的黑河中游地区生长季早期作物识别[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(5): 996-1008.
YANG Zehang, WANG Wen, BAO Jianxiong. Identifying Crop Types in Early Growing Season in the Middle Reaches of Heihe River by Fusing Multi-source Remote Sensing Data[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2022, 24(5): 996-1008.

[28] MA Z M, DONG C Y, LIN K R, et al. A Global 250-m Downscaled NDVI Product from 1982 to 2018[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3639.

[29] 刘健, 申浩, 王善琦, 等. 基于AVHRR和MODIS数据源的山东省植被覆盖时空变化及其对极端气候的响应[J]. 水土保持通报, 2023, 43(2): 173-182.
LIU Jian, SHEN Hao, WANG Shanqi, et al. Temporal and Spatial Variation of Vegetation Cover and Its Response to Extreme Climate in Shandong Province Based on AVHRR and MODIS Data Sources[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2023, 43(2): 173-182.

[30] ZHANG Z C, AO Z R, WU W, et al. Developing a Multi-scale Convolutional Neural Network for Spatiotemporal Fusion to Generate MODIS-Like Data Using AVHRR and Landsat Images[J]. *Remote*

Sensing, 2024, 16(6): 1086.

[31] PENG D L, ZHANG B, LIU L Y, et al. Seasonal Dynamic Pattern Analysis on Global FPAR Derived from AVHRR GIMMS NDVI[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2012, 5(5): 439-455.

[32] 田淑静, 马超, 谢少少, 等. 基于GIMMS AVHRR NDVI数据的神东矿区26年植被指数回归分析[J]. 能源环境保护, 2015, 29(2): 37-41.
TIAN Shujing, MA Chao, XIE Shaoshao, et al. The Regression Analysis of NDVI Change in Shendong Coalfield During 26 Annuals[J]. *Energy Environmental Protection*, 2015, 29(2): 37-41.

[33] 李慧, 王鹏新. 基于Terra-MODIS和NOAA-AVHRR数据的条件植被温度指数干旱监测及其对比分析[J]. 干旱区资源与环境, 2013, 27(3): 61-66.
LI Hui, WANG Pengxin. Comparison Study on VTCI Drought Monitoring Results Using Terra-MODIS and NOAA-AVHRR Data[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2013, 27(3): 61-66.

[34] YOU W, ZANG Z L, ZHANG L F, et al. National-Scale Estimates of Ground-Level $PM_{2.5}$ Concentration in China Using Geographically Weighted Regression Based on 3 km Resolution MODIS AOD[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(3): 184.

[35] 董丹丹, 孙金彦, 张曦. 应用MODIS数据监测湖泊叶绿素a空间分布[J]. 安徽农学通报, 2020, 26(24): 150-151.
DONG Dandan, SUN Jinyan, ZHANG Xi. Using MODIS Data to Monitor the Spatial Distribution of Lake Chlorophyll-A[J]. *Anhui Agricultural Science Bulletin*, 2020, 26(24): 150-151.

[36] JIANG W G, YUAN L H, WANG W J, et al. Spatiotemporal Analysis of Vegetation Variation in the Yellow River Basin[J]. *Ecological Indicators*, 2015, 51: 117-126.

[37] SARVIA F, DE PETRIS S, BORGOGNO-MONDINO E. Exploring Climate Change Effects on Vegetation Phenology by MOD13Q1 Data: The Piemonte Region Case Study in the Period 2001 - 2019[J]. *Agronomy*, 2021, 11(3): 555.

[38] 甘文霞, 沈焕锋, 张良培, 等. 采用6S模型的多时相MODIS植被指数NDVI归一化方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(3): 300-304.
GAN Wenxia, SHEN Huanfeng, ZHANG Liangpei, et al. Normalization of Multi-temporal MODIS NDVI Based on 6S Radiative Transfer Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(3): 300-304.

[39] LIU X X, SHEN H F, YUAN Q Q, et al. One-Step High-Quality NDVI Time-Series Reconstruction by Joint Modeling of Gradual Vegetation Change and Negatively Biased Atmospheric Contamination[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 4407017.

[40] CHU D, SHEN H F, GUAN X B, et al. An L1-Regularized Variational Approach for NDVI Time-Series Reconstruction Considering Inter-annual Seasonal Similarity[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 114: 103021.

[41] 刘良明, 梁益同, 马慧云, 等. MODIS和AVHRR植被指数关系的研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2004, 29(4): 307-310.
LIU Liangming, LIANG Yitong, MA Huiyun, et al. Relationship Research Between MODIS-NDVI and AVHRR-NDVI[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(4): 307-310.

[42] 程乾, 黄敬峰, 王人潮. MODIS和NOAA/AVHRR植被指数差异初步分析[J]. 科技通报, 2005, 21(2): 205-209.
CHENG Qian, HUANG Jingfeng, WANG Renchao. Preliminary Analysis of Difference Between MODIS and NOAA/ AVHRR Vegetation Indices[J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2005, 21(2): 205-209.