doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.03.028

基于 UBiaSTF 时空融合模型的时序 NDVI 重建方法研究

张圣微[1,2]　方科迪[1]　周　莹[3]　贺　月[4]　杨　林[1]　雒　萌[1]　韩永婷[1]

(1. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018;
2. 内蒙古自治区生态水文与水资源高效利用重点实验室, 呼和浩特 010018;
3. 内蒙古自治区水利科学研究院, 呼和浩特 010020;
4. 内蒙古第八地质矿产勘查开发有限责任公司, 乌海 016000)

摘要: 高时空分辨率的 NDVI 数据在农业遥感应用中具有重要意义。时空融合(STF)模型可以作为提高 NDVI 数据时空分辨率的一种有效途径。提出了一种将 UNet 框架集成到 BiaSTF 中的 STF 模型 UBiaSTF,并将其应用于内蒙古河套灌区解放闸灌域的 Landsat 8 和 Sentinel-2 与 MODIS 影像的时序 NDVI 融合中,并与 ESTARFM 和 BiaSTF 模型进行对比,分析其在遥感时序 NDVI 重建中的效果。结果表明,UBiaSTF 模型在 NDVI 时间序列重建中表现优异,决定系数 R^2 较其他模型显著提高,最高达到了 0.930;同时 UBiaSTF 模型在长时间序列数据融合任务中的稳定性较强,能有效克服参考影像时相间隔改变对预测精度的影响;并且 UBiaSTF 模型在不同植被覆盖类别上的时间序列 NDVI 重建与实际变化最吻合,相较于 ESTARFM 和 BiaSTF 表现出更低的融合误差。该模型可作为植被覆盖区域时间序列 NDVI 重建的有效工具。

关键词: 时序数据重建; 时空融合模型; UNet 框架; 遥感; NDVI

中图分类号: TP75　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)03-0294-12　　**OSID**:

Temporal NDVI Reconstruction Method Based on UBiaSTF Spatiotemporal Fusion Model

ZHANG Shengwei[1,2]　FANG Kedi[1]　ZHOU Ying[3]　HE Yue[4]　YANG Lin[1]　LUO Meng[1]　HAN Yongting[1]

(1. *College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot* 010018, *China*
2. *Key Laboratory of Ecological Hydrology and Water Resources Efficient Use in Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot* 010018, *China*
3. *Inner Mongolia Autonomous Region Water Conservancy Science Research Institute, Hohhot* 010020, *China*
4. *Inner Mongolia Eighth Geological and Mineral Exploration and Development Co., Ltd., Wuhai* 016000, *China*)

Abstract: High spatial and temporal resolution NDVI data is of great significance in the application of agricultural remote sensing. Spatiotemporal fusion (STF) models can serve as an effective approach to enhance the spatiotemporal resolution of NDVI data. An STF model, UBiaSTF, was proposed which integrated the Unet framework into BiaSTF, and applied it to the spatiotemporal NDVI fusion of Landsat 8 and Sentinel-2 with MODIS imagery in the Jiefangzha Irrigation District. The model was compared with ESTARFM and BiaSTF models to analyze its effectiveness in the reconstruction of remote sensing time series NDVI. The results indicated that the UBiaSTF model performed excellently in the reconstruction of NDVI time series, with the coefficient of determination R^2 significantly improved compared with that of other models, reaching a maximum of 0.930. Additionally, the UBiaSTF model demonstrated strong stability in long time series data fusion tasks, effectively overcoming the impact of reference image temporal interval changes on prediction accuracy. Furthermore, the UBiaSTF model showed the lowest fusion error in the reconstruction of time series NDVI across different vegetation coverage categories compared with ESTARFM and BiaSTF, closely matching the actual changes. This model can serve as an effective tool for the reconstruction of time series NDVI in areas with vegetation coverage.

Key words: time series data reconstruction; spatiotemporal fusion model; UNet framework; remote sensing; NDVI

收稿日期: 2024-10-30　修回日期: 2024-12-24

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金项目(2024ZD08)、国家自然科学基金项目(52279017)、内蒙古自治区高等学校创新团队计划项目(NMGIRT2313)和内蒙古自治区水利科技项目(NSK202405)

作者简介: 张圣微(1979—),男,教授,博士,主要从事生态水文与定量遥感研究,E-mail: zsw@imau.edu.cn

0　引言

归一化植被指数（Normalized difference vegetation index，NDVI）是遥感中使用最广泛的植被指数之一，准确的高时空分辨率时序 NDVI 对于土地覆被和植被监测有重要意义[1-5]。随着全球卫星影像数据的增加，研究人员更倾向于使用连续的长时间序列多源遥感数据开展农业、生态和环境等领域的监测[6-9]。然而，由于遥感传感器硬件设计的限制，卫星对地观测时获取的遥感数据总是存在时间分辨率和空间分辨率之间的权衡[6,10]，即空间分辨率较高的遥感数据，时间分辨率往往较低。现有的高空间分辨率遥感产品，如 Landsat（30m）和 Sentinel－2（10m），在面临卫星重访周期、云雨和阴影等干扰因素时，常造成影像数据的间断与缺失，因此急需更先进的技术来提高时序数据的时间连贯性和空间分辨率[11]。

为了解决以上问题，许多时空融合（Spatiotemporal fusion，STF）模型相继被提出并成功地支持相关应用[10,12-14]，包括植被监测和估计[15]、作物生长监测[16-17]和灾害的动态制图与评估[18-19]等。现有的 STF 模型可以分为基于传统算法和基于卷积神经网络（Convolutional neural network，CNN）的方法[20]。传统的 STF 模型，如增强的时空自适应反射融合模型（Enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model，ESTARFM）在基于权函数分配像元比重的基础上，引入低空间分辨率与高空间分辨率影像反射率之间的转换系数，以提高其在非均匀区域的预测精度[14]；灵活时空融合方法（Flexible spatiotemporal data fusion，FSDAF）将像元解混引入到时空融合，将分解策略和权函数进行了结合来获取更好效果[21]。尽管这些基于经典算法的传统模型解释性较强，却无法充分挖掘数据中的复杂非线性关系，仍然面临融合产品精度不足的挑战。随着 CNN 被广泛用于图像处理任务[22]，基于深度卷积神经网络的时空融合（Spatiotemporal fusion using deep convolutional neural networks，STFDCNN）作为首个将 CNN 引入到 STF 模型的方法，通过使用超分辨率来增强低空间分辨率影像的细节，然后用高频信息融合高空间分辨率影像得到融合结果[23]；深度卷积时空融合网络模型（Deep convolutional spatiotemporal fusion network，DCSTFN）在高级抽象特征空间级别执行融合，有效降低了对输入数据质量的敏感性[24]；基于生成对抗网络的时空融合模型（Generative adversarial network-based spatiotemporal fusion model，GAN－STFM）将生成对抗网络（GAN）架构引入时空融合领域，细化模型输出的同时，消除了对参考图像采集时间的限制，减少了为融合模型准备输入数据的工作量[25]；传感器偏差驱动的 STF 模型（Sensor bias-driven spatio-temporal fusion model，BiaSTF）通过引入分析不同传感器的偏差，有效提升了融合产品的精度[12]。BiaSTF 模型仅使用一个简单的 CNN，用于影像之间特征提取和预测输出[12]，前期研究中课题组发现将其应用于不同数据源融合时，模型面对输入数据中的质量变化，不具备足够的鲁棒性。

对称的 CNN 架构（UNet）凭借独特的对称结构，包括编码器和解码器，通过跳跃连接实现深层与浅层特征的有效融合，保留了图像的细节信息，同时增加收敛网络能力[26-29]，这种多尺度特征融合能力，使得 UNet 在处理不同尺寸目标时表现出色，但目前还很少有研究将其运用到 STF 模型中进行回归任务。大部分 STF 模型都是以重构像元反射率为基础[13,14-21]，因此先进行反射率融合再进行 NDVI 计算的研究方法被广泛使用[30-31]。而这种多波段的 STF 模型往往需要更高的计算成本，因此有更多的应用开始采用先计算 NDVI 再进行融合的方法[32-33]，本研究也采用了这种融合方法。

本研究的目标是开发一种基于 UNet 框架和 BiaSTF 模型的新型 STF 模型，称为 UBiaSTF，并将其应用于解放闸灌区的时序 NDVI 重构任务。在研究中，将 Landsat 8 OLI（L8）和 Sentinel－2（S2）数据与 MOD09GA（MODIS）数据进行融合，并从影像融合质量和植被覆盖类别两个维度对重构的 NDVI 时序精度进行评估。与此同时，对比 ESTARFM 和 BiaSTF 模型融合产品，评估 UBiaSTF 模型在实际应用中的效果。

1　材料及方法

1.1　研究区概况

研究区位于 40°34′～41°14′N，106°43′～107°27′E，地处内蒙古河套灌区的解放闸灌域（图 1）[34]，是河套灌区第二大灌域，年平均气温为 9℃，年平均降水量为 151 mm，而年均蒸发量高达 2 200 mm[34-36]。灌域总土地面积约 2 345 km^2，其中主要土地利用类型为农田（88% 以上）。在每年夏季，云雨常造成遥感影像的缺失，严重影响对灌区植被的实时监测。

1.2　卫星数据来源及预处理

STF 模型需要不同时相上匹配的低、高空间分辨率影像，因此，利用 GEE 云平台获取了 L8 和 S2 与 MODIS 不同时相上对应的反射率并根据公式计

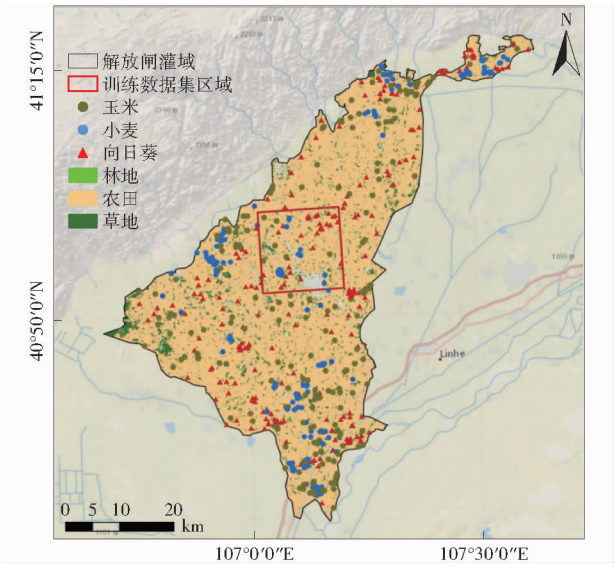


图 1 研究区概况图

Fig. 1 Overview of study area

算得到 NDVI 数据[1]。其中,L8 数据来自 USGS 的 Landsat 8 Collection 2 Tier 1 Raw Scenes 数据集,利用 QA(Quality assessment)波段控制云和阴影量小于 5%,输出分辨率为 30 m[37];S2 数据则是来自欧洲航天局(ESA)的 Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-2A 数据集,利用 SCL(Scene classification layer)波段控制云和阴影量小于 5%,分辨率为 10 m[37];MODIS 数据来自于 GEE 平台的 MOD09GA V6.1 产品[37-38],并通过双线性内插法将 500 m 影像重采样为 30 m 和 10 m,与 L8 及 S2 空间分辨率保持一致的同时,确保了像元数量的一致。由于需要验证 STF 模型性能,筛选了 2023 年 4—8 月 L8、S2 及 MOD09GA 影像数据的时相,见表 1。2.4 节试验设计中,2023-04-16、2023-07-05 和 2023-08-22 均为本研究 STF 模型参考时相,其它时相为预测时相;其余试验中均以 2023-04-16 和 2023-08-22 为参考时相。

1.3 植被覆盖及作物调查类别

本研究利用 2023 年中国土地覆盖数据(30 m)[39]和2023 年全球土地覆盖数据(10 m)[40],合并得到研究区植被覆盖类别(Vegetation cover category, VCC)数据。通过双线性内插法将中国土地覆盖数据重采样至 10 m 空间分辨率,并与全球土地覆盖数据逐像元匹配;在像元类别存在冲突时,优先采用全球土地覆盖数据;合并后的 VCC 数据空间分辨率为 10 m,并重新分类为 3 种类别:林地、农田、草地,数据合并及重新分类的具体情况见表 2。与此同时,结合 2023 年 5—9 月解放闸灌域实际作物调查点,统计了向日葵(519 个)、小麦(589 个)和玉米(473 个)3 种主要作物的分布情况,见图 1。

表 1 筛选的 2023 年 4—8 月 L8 及 S2 去云影像时相及成像具体时间

Tab. 1 Cloud-free image dates and specific imaging times of L8 and S2 from April to August 2023

Landsat 8 OLI	Sentinel-2	MOD09GA
2023-04-16 (11:49)	2023-04-16 (11:49)	2023-04-16 (10:30)
2023-05-02 (15:49)	—	2023-05-02 (10:30)
—	2023-05-11 (15:06)	2023-05-11 (10:30)
2023-06-03 (09:29)	—	2023-06-03 (10:30)
—	2023-06-08 (15:17)	2023-06-08 (10:30)
2023-06-19 (16:09)	—	2023-06-19 (10:30)
—	2023-06-20 (16:26)	2023-06-20 (10:30)
2023-07-05 (16:09)	2023-07-05 (16:26)	2023-07-05 (10:30)
2023-08-06 (16:10)	—	2023-08-06 (10:30)
—	2023-08-12 (16:37)	2023-08-12 (10:30)
2023-08-22 (16:10)	2023-08-22 (16:36)	2023-08-22 (10:30)

注:"—"表示此时相上无影像。

表 2 数据集合并及重新分类

Tab. 2 Data integration and reclassification

中国土地覆盖数据	全球土地覆盖数据	VCC
森林、灌丛	树木、灌木	林地
农田	农田	农田
草地	草地、草本植被	草地

1.4 UBiaSTF 模型

空间和时间的地表辐射变化是独立于传感器的,传统的 STF 模型选择迁移低空间分辨率影像变化,来取代高空间分辨率影像的变化,可以概括为[12]

$$\hat{F}^{(k)} \approx \mathrm{STF}(F^{(k-1)}, F^{(k+1)}, \Delta C \mid (C^{(k-1)}, C^{(k)}, C^{(k+1)})) \tag{1}$$

式中,$\hat{F}$ 为时空融合预测影像,F 为高空间分辨率影像,C 为低空间分辨率影像;$k-1$、k、$k+1$ 表示时刻;STF( )表示时空融合算法;ΔC 为低空间分辨率影像反射率变化。

虽然低、高空间分辨率影像的反射率变化,都是针对相同区域的,但直接进行光谱变化迁移忽略了传感器差异所带来的影响。因此引入传感器差异(bias)的 BiaSTF 被提出,用于生成预测时期的高空

间分辨率影像[12]，公式为

$$\hat{F}^{(k)} = \mathrm{STF}(F^{(k-1)}, F^{(k+1)}, G(\Delta C), B) \quad (2)$$

式中，$G(\Delta C)$为改变原始的 ΔC 的操作；B 为传感器偏差。

本研究在 BiaSTF 模型的基础上引入了 UNet 架构，提出了一种新的模型 UBiaSTF。模型通过跳跃连接在编码器和解码器之间传递特征，能够更好地保留卷积过程中的多尺度信息，显著减少影像信息的丢失，并增强模型对空间纹理的恢复能力[26]。基础 CNN 结构依赖于连续的卷积和激活层，但在数据量增大时，网络在逐层传递过程中容易丢失空间细节特征，导致模型学习过程中梯度消失。相比之下，UNet 能够直接将编码器低层的细节特征与解码器高层的语义特征进行融合，从而有效弥补这一不足[41-42]。因此，UBiaSTF 模型在信息解码阶段能够更好地恢复细致的空间信息，避免了特征在深层网络中的丢失，显著提升了对空间细节的恢复能力。模型训练批量大小设置为 50，共训练了 100 个周期。优化器选择 Adam，其中，设置学习率为 0.000 01，使用一阶、二阶矩估计控制自适应学习率的更新，并设置了梯度裁剪为 1，防止梯度爆炸。

UBiaSTF 模型框架如图 2 所示，模型参考影像为相应的两对低、高空间分辨率影像（$k+1$ 和 $k-1$），以及一幅预测时相低空间分辨率影像（k），用于预测 k 时相的高空间分辨率影像。训练包括两个任务：第 1 个任务（UBiaSTF-changed）为预测目标数据；第 2 个任务（UBiaSTF-bias）专注于预测第 1 个任务的 bias，均使用均方误差（MSE）作为损失函数。为探究改进后 UBiaSTF 模型在高空间分辨率影像时序 NDVI 重建上的优势，与 ESTARFM 和 BiaSTF 模型进行了对比。

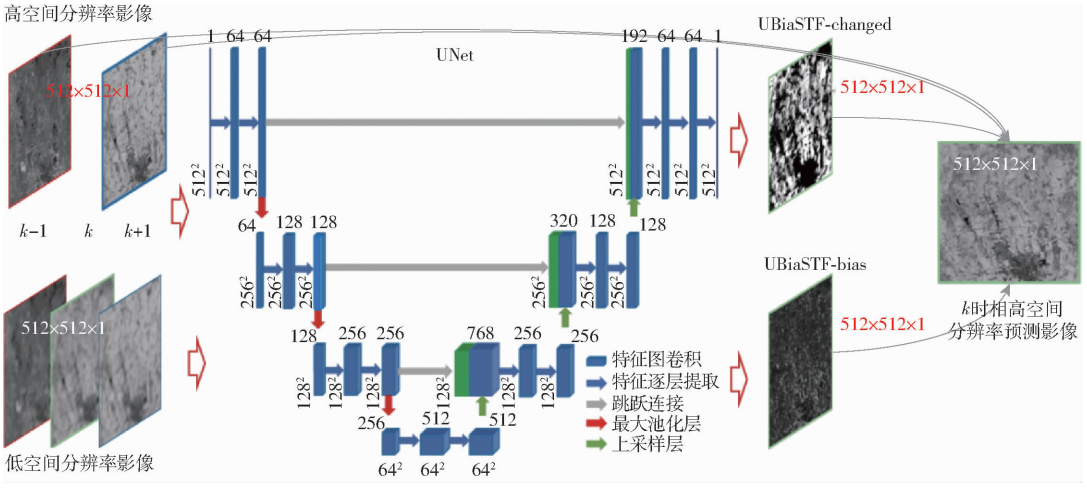


图 2　UBiaSTF 模型框架图

Fig. 2　Framework diagram of UBiaSTF model

1.5　数据集及试验环境

在制作数据集时，为了方便模型训练并考虑到 NDVI 影像光谱和空间细节的保留，本研究将 L8 影像裁剪为 512 像素×512 像素，而 S2 影像裁剪为 1 536 像素×1 536 像素，与 MODIS 影像的地理范围设置为一致大小，分为 L8－MODIS 和 S2－MODIS 数据集，如图 3 所示。深度学习框架基于 TensorFlow 1.9.0 和 Keras 2.2.4，在相同的参数和 Python 3.6.13 环境下，训练并且预测了 BiaSTF 和 UBiaSTF 模型。

1.6　评价指标

为了提高 STF 模型精度评估的全面性和公平性，选择已经被提出的一组最优的精度指标[43]，不同 STF 模型输出的融合 NDVI 将与实际 NDVI 进行匹配验证，度量指标分别为：绝对差异（Absolute difference，AD）、均方根误差（Root mean square error，RMSE）、罗伯特边缘（Robert's edge，Edge）和局部二进制模式（Local binary patterns，LBP）；相关性比较中使用决定系数 R^2 来评价[44]。

2　试验结果与分析

2.1　融合结果对比分析

图 4、5 展示了 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 3 种 STF 模型在 L8－MODIS 与 S2－MODIS 数据集上的 NDVI 融合结果以及相应误差图。可以发现这 3 个模型在两组数据集上性能表现大体相似，ESTARFM 模型在某些时相的 NDVI 融合结果出现了大面积的模糊化现象，如图 4、5 中浅蓝色方框所示。这种现象与 ESTARFM 模型处理影像时空变化的能力有关，由于模型假设的限制，权函数会过度依赖低空间分辨率影像，从而导致模糊。

尽管 BiaSTF 模型的融合 NDVI 没有出现大面积的异常值，但该模型在一些 NDVI 低值区域丢失

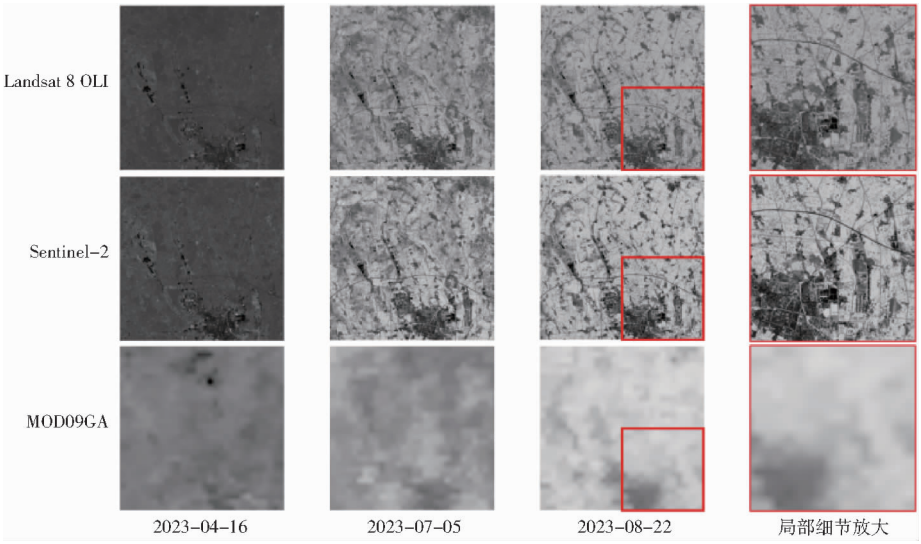


图 3 BiaSTF 和 UBiaSTF 模型使用的部分数据集标签

Fig. 3 Partial dataset labels used by BiaSTF and UBiaSTF models

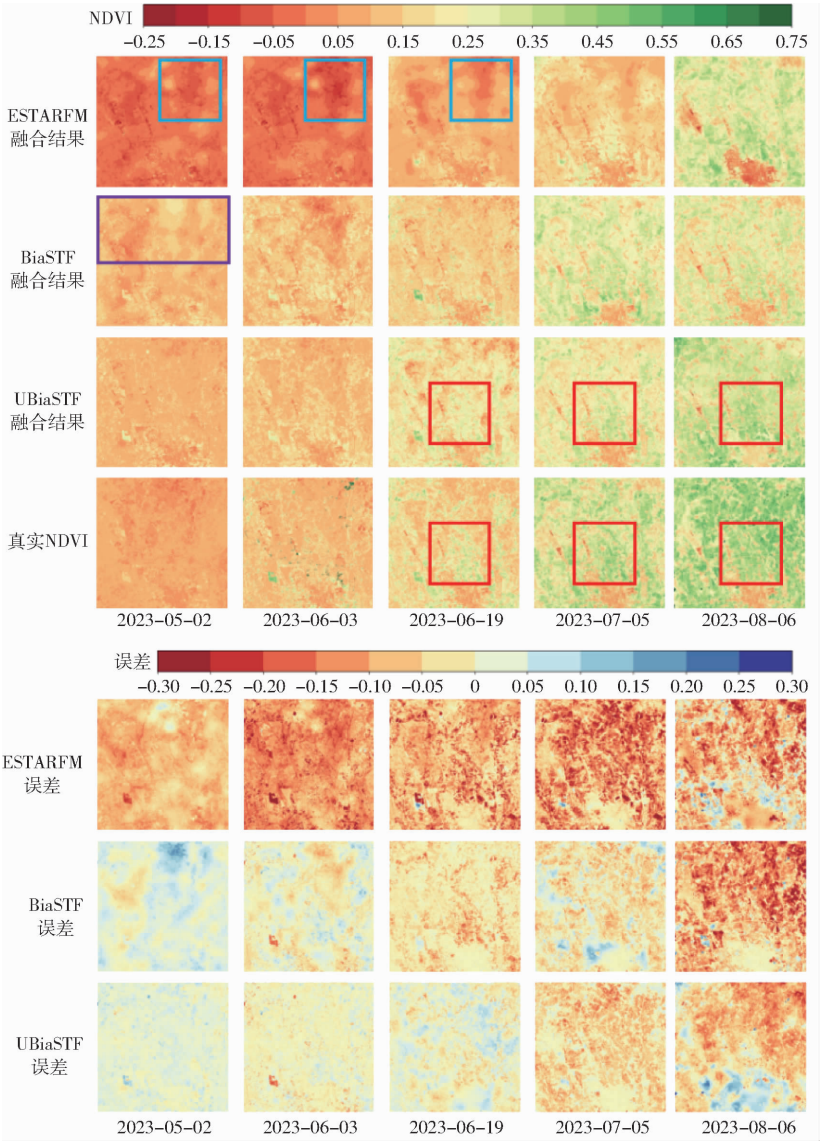


图 4 L8 - MODIS 数据集上 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 模型的 NDVI 融合结果与误差

Fig. 4 NDVI fusion results and errors of ESTARFM, BiaSTF, and UBiaSTF models on L8 - MODIS dataset

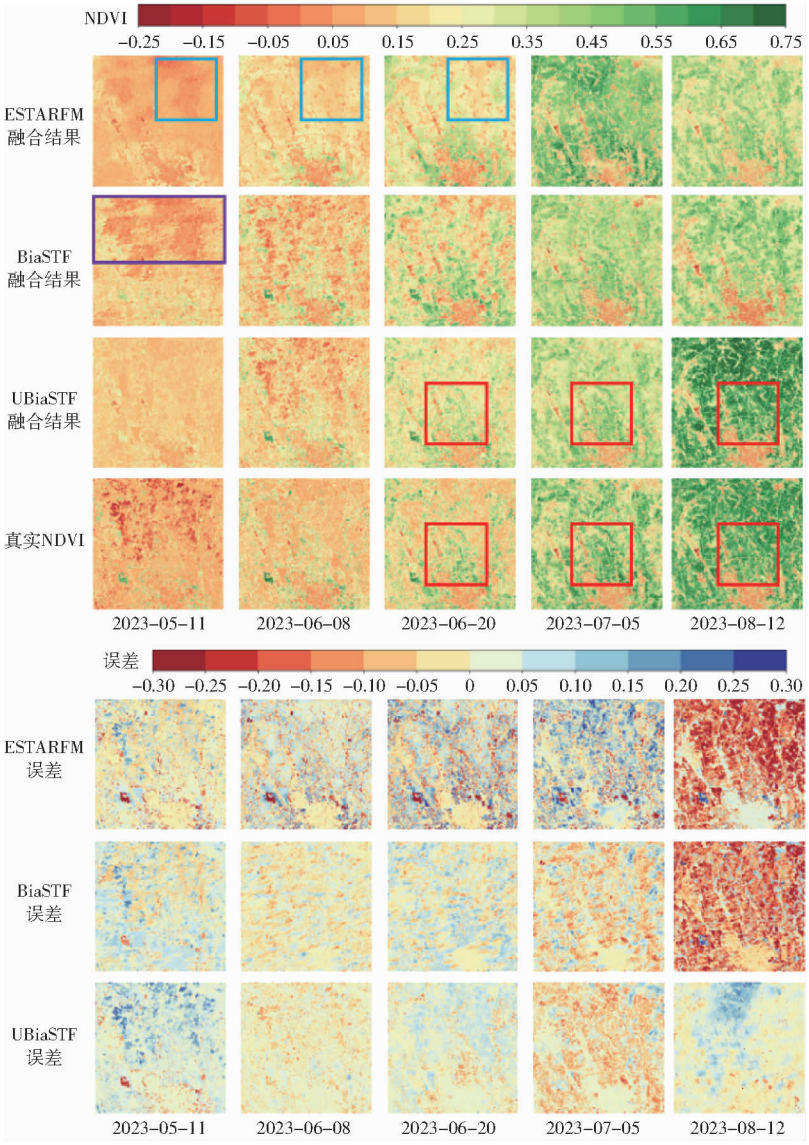


图 5　S2 − MODIS 数据集上 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 模型的 NDVI 融合结果与误差

Fig. 5　NDVI fusion results and errors of ESTARFM, BiaSTF, and UBiaSTF models on S2 − MODIS dataset

了纹理细节，如图 4、5 中紫色矩形框所示。相比之下，UBiaSTF 模型对空间细节的处理最为出色，其融合结果在所有模型中最为接近实际 NDVI，如图 4、5 中红色方框所示。相比于一般的 CNN，Unet 通过跳跃链接实现了特征的短路传递，因此能够更有效地利用从不同特征层级捕获的信息，在不同特征之间形成了短路路径，使模型在空间纹理预测中表现更好[26]。误差图进一步证实了 UBiaSTF 模型的优势，其与实际 NDVI 的误差在所有时相中均为最小，且误差主要集中在浅色区域。

2.2　相关性比较

图 6、7 展示了 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 3 种 STF 模型在两组数据集上的 NDVI 融合结果与实际 NDVI 的相关性以及 R^2 指标。像元样本来源与 1.5 节中的数据集保持一致，不同颜色代表点的密度，1∶1 红色虚线用于像元相关性参考，可以直观地发现不同 STF 模型的融合 NDVI 与实际 NDVI 的吻合情况。

参考影像的质量以及参考与预测时相间的地物剧烈变化会影响融合结果，因此，相同 STF 模型在不同时相上融合 NDVI 较实际 NDVI 的相关性会存在一定的差异。在两组数据集的所有预测时相上，UBiaSTF 模型的融合 NDVI 与实际情况最为吻合（R^2 均为最高），散点图分布更为集中，说明模型产生的结果最为准确。当数据集由 L8 − MODIS 变换为 S2 − MODIS 时，不同 STF 模型 R^2 均有不同程度的上升，在模型参考影像的输入上，模型输入数据中 S2 的像元数量是 L8 的 9 倍，空间纹理信息的增加一定程度上提高了融合精度。有研究发现，在基于传统算法的 STF 模型中，高时空分辨率的无云影像将有效提高 STF 模型的整体精度，由于 L8 的时空分辨率较低（16 d，30 m）且云和阴影较多，S2 时空

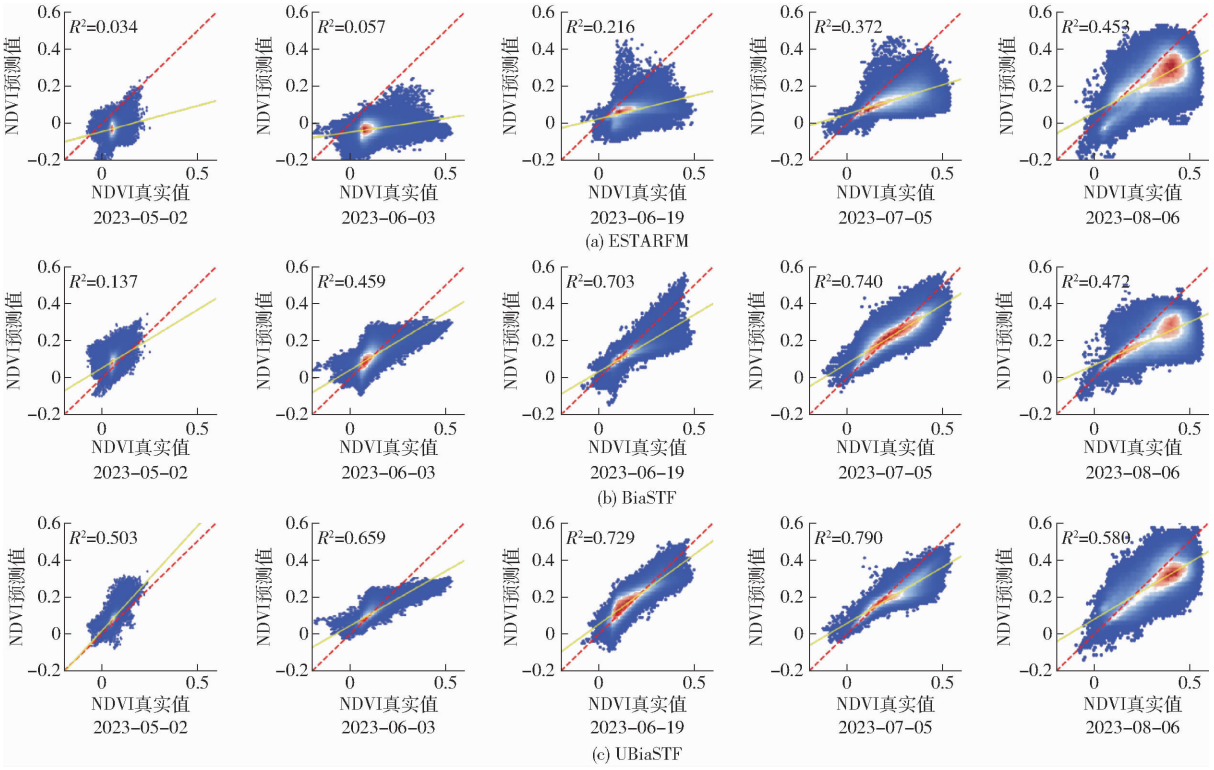


图 6 L8 – MODIS 数据集上 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 模型的 NDVI 融合结果与实际 NDVI 相关性散点图及 R^2

Fig. 6 Scatter plots and R^2 values comparing NDVI fusion results of ESTARFM, BiaSTF, and UBiaSTF models on L8 – MODIS dataset with actual NDVI values

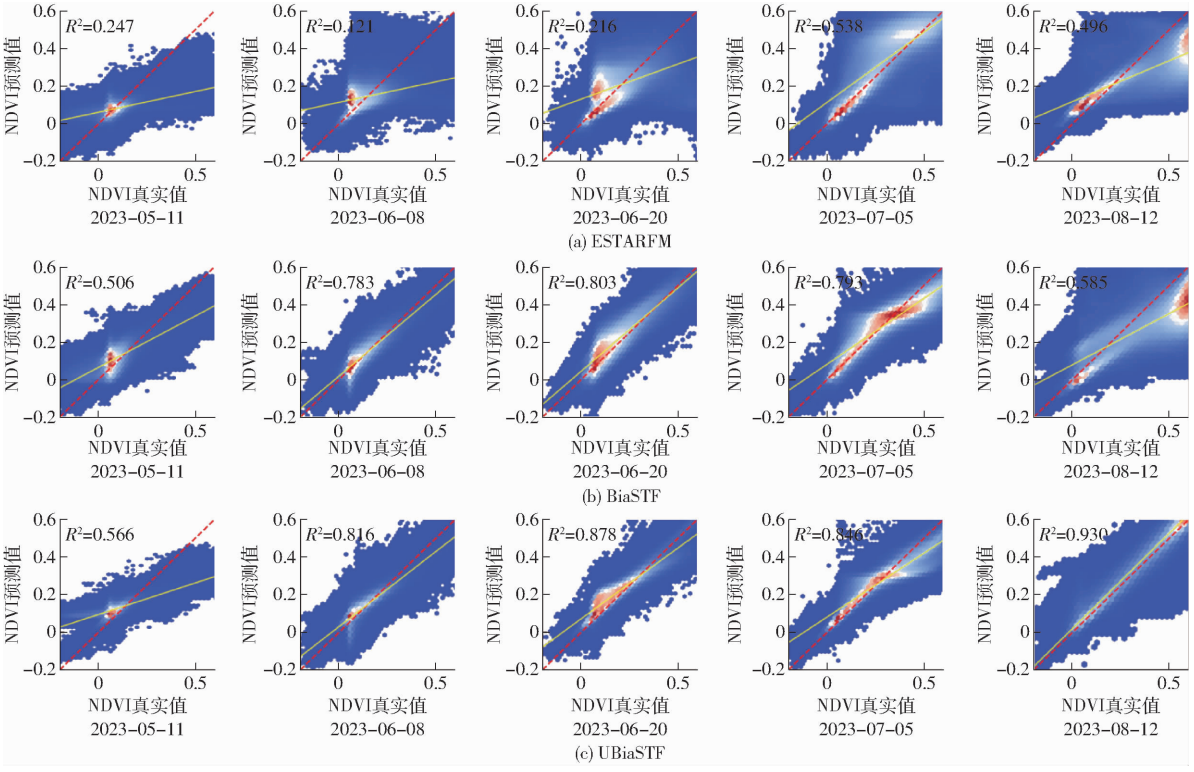


图 7 S2 – MODIS 数据集上 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 模型的 NDVI 融合结果与实际 NDVI 相关性散点图及 R^2

Fig. 7 Scatter plots and R^2 values comparing NDVI fusion results of ESTARFM, BiaSTF, and UBiaSTF models on S2 – MODIS dataset with actual NDVI values

分辨率(5 d,10 m)更高,因此 S2 与 MODIS 的融合产品更准确[45-47],这也与本文的试验结果相吻合。

基于 CNN 的 STF 模型往往都取得了比基于加权函数和解混的时空融合更好的融合效果[10]。本研究发现,相比于传统方法,利用基于 CNN 的 STF 模型进行长时序时空融合时,预测影像与参考影像

之间时相间隔较大(跨过植被生长季),融合结果仍然可以保证较高的精度,如图 6、7 所示。并且,将 UNet 框架接入 BiaSTF 模型后,跳跃连接、对称结构、多尺度特征提取和特征复用等机制可以有效提高 CNN 网络的性能[26]。即使在原 BiaSTF 模型融合效果较差时(R^2 仅为 0.137),UBiaSTF 模型仍然保持了最好的结果(R^2 为 0.503)。

2.3　模型比较

通过以上比较发现,在不同数据集上进行时空融合,融合 NDVI 与实际 NDVI 之间存在一定差异。为了更清晰地比较模型性能,绘制了 BiaSTF 和 UBiaSTF 模型在训练过程中的损失曲线,如图 8 所示。UBiaSTF 模型相比于 BiaSTF 在两组数据集上均表现出显著的性能提升。在相同的训练条件下,

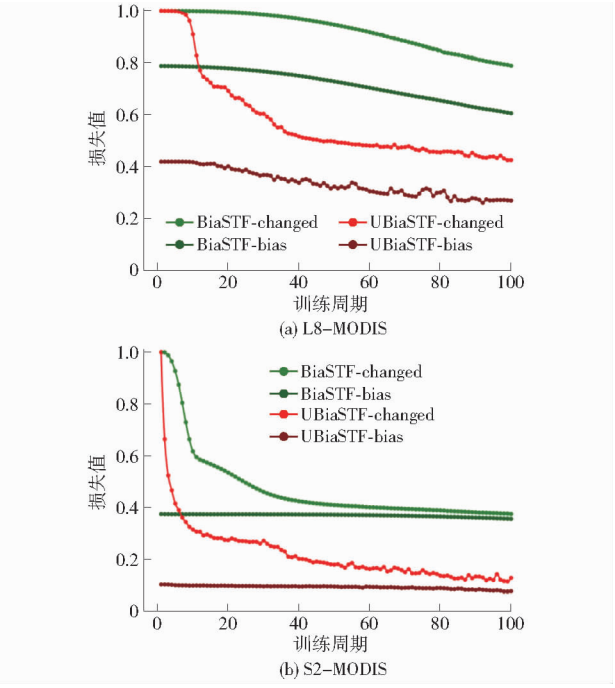


图 8　训练过程中 BiaSTF 与 UBiaSTF 模型在不同数据集上的损失对比

Fig. 8　Comparison of losses for BiaSTF and UBiaSTF models during training on different datasets

UBiaSTF 的损失曲线较 BiaSTF 下降速率更快,说明 UBiaSTF 在低、高空间分辨率影像之间特征变化的学习过程中更加高效,模型继承了 UNet 的优势,通过对称结构和跳跃连接有效地融合了不同层级的特征信息,在保留更多的细节信息的同时,还有效缓解了梯度消失和梯度下降缓慢的问题。UBiaSTF 模型在两个任务(-changed 和-bias)中,通过第 2 个任务对第 1 个任务的偏差进行修正,更有效地降低了重建误差,80 个训练周期以后,UBiaSTF 模型损失下降不明显,可以认为模型达到收敛并且均获得了更低的损失。

2.4　参考影像选择对 STF 模型精度影响

传统 STF 模型中参考影像的选取是影响预测精度的关键[25]。在 STF 模型应用中,参考影像时相一般设置在预测影像相近的时相,以获取最优的融合结果[48]。因此,为了验证 UBiaSTF 模型在时序融合结果上的鲁棒性,对比不同时相参考影像在 L8－MODIS 和 S2－MODIS 数据集上的融合误差,用于分析对不同 STF 模型预测精度的影响。对比表 3、4 可以发现,在两组数据集上,ESTARFM 模型由于参考影像时间相位的拉长,不同预测时期的融合结果在光谱和空间误差上表现出不同程度的加大,说明基于传统方法的 STF 模型非常依赖参考影像的空间光谱信息。而基于基础 CNN 的 STF 模型对于参考影像的时相改变影响相对较小,误差的变化并不是来源于参考影像时相的改变,更多地来源于参考影像的成像质量。因此,BiaSTF 和 UBiaSTF 模型当输入影像的时相间隔较大时,仍然展现出较高的鲁棒性,而不像传统方法那样依赖于时间约束,并且 UBiaSTF 模型在所有情况下均取得了更小的误差。

2.5　不同 VCC 时序 NDVI 重建分析

图 9 统计了 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 模型在整个解放闸灌域的不同 VCC 上时间序列 NDVI 的变化情况,为了保证比较的真实性,均在去云后统

表 3　L8－MODIS 数据集上不同参考时相 NDVI 输入时融合误差

Tab. 3　NDVI input fusion error at different reference time phases in L8－MODIS dataset

L8－MODIS	预测时相	参考时相为 2023－04－16 和 2023－07－05				参考时相为 2023－04－16 和 2023－08－22			
		AD	RMSE	EDGE	LBP	AD	RMSE	EDGE	LBP
ESTARFM	2023－05－02	－0.004 4	0.006 0	0.217 3	0.110 7	－0.008 5	0.009 2	0.259 6	0.106 4
	2023－06－03	－0.009 3	0.010 9	－0.189 0	－0.205 2	－0.013 6	0.014 8	－0.347 2	－0.240 5
	2023－06－19	－0.006 5	0.008 8	－0.321 4	－0.317 3	－0.009 7	0.011 9	－0.478 1	－0.362 0
BiaSTF	2023－05－02	0.003 8	0.004 3	0.144 1	0.035 3	0.006 3	0.004 8	0.161 5	0.053 0
	2023－06－03	0.000 8	0.003 6	－0.203 6	－0.200 2	0.002 0	0.004 4	－0.118 1	－0.141 0
	2023－06－19	－0.003 4	0.005 6	－0.140 0	－0.160 6	－0.002 9	0.005 2	－0.137 1	－0.161 3
UBiaSTF	2023－05－02	0.002 7	0.003 7	0.265 9	0.034 8	0.002 6	0.003 6	0.052 9	－0.000 4
	2023－06－03	0.000 1	0.003 4	－0.119 0	－0.141 7	0.000 2	0.003 4	－0.058 5	－0.086 4
	2023－06－19	0.001 2	0.003 9	－0.063 6	－0.128 4	0.001 2	0.004 2	－0.057 9	－0.123 9

表 4 S2 – MODIS 数据集上不同参考时相 NDVI 输入时融合误差

Tab. 4 NDVI input fusion error at different reference time phases in S2 – MODIS dataset

S2 – MODIS	预测时相	参考时相为 2023 – 04 – 16 和 2023 – 07 – 05				参考时相为 2023 – 04 – 16 和 2023 – 08 – 22			
		AD	RMSE	EDGE	LBP	AD	RMSE	EDGE	LBP
ESTARFM	2023 – 05 – 11	0.004 1	0.008 3	– 0.271 6	– 0.244 4	– 0.006 3	0.011 2	– 0.347 6	– 0.349 3
	2023 – 06 – 08	0.006 0	0.010 7	– 0.222 4	– 0.260 3	– 0.006 2	0.011 0	– 0.273 9	– 0.329 3
	2023 – 06 – 20	0.010 2	0.012 8	– 0.176 3	– 0.191 8	– 0.011 8	0.013 7	– 0.178 5	– 0.197 7
BiaSTF	2023 – 05 – 11	– 0.003 4	0.007 3	– 0.275 8	– 0.238 5	0.002 8	0.008 1	– 0.211 9	– 0.204 3
	2023 – 06 – 08	– 0.000 5	0.009 0	– 0.120 4	– 0.147 3	– 0.002 0	0.006 6	– 0.057 0	– 0.094 5
	2023 – 06 – 20	– 0.009 2	0.013 5	– 0.168 5	– 0.181 3	0.002 1	0.005 5	– 0.067 3	– 0.109 7
UBiaSTF	2023 – 05 – 11	– 0.002 8	0.007 1	– 0.229 5	– 0.233 0	– 0.000 1	0.007 3	– 0.117 2	– 0.121 5
	2023 – 06 – 08	– 0.000 1	0.008 1	– 0.120 2	– 0.146 2	0.000 1	0.004 7	– 0.026 3	– 0.064 0
	2023 – 06 – 20	– 0.008 9	0.007 2	– 0.154 5	– 0.104 5	0.000 5	0.005 4	– 0.047 2	– 0.098 1

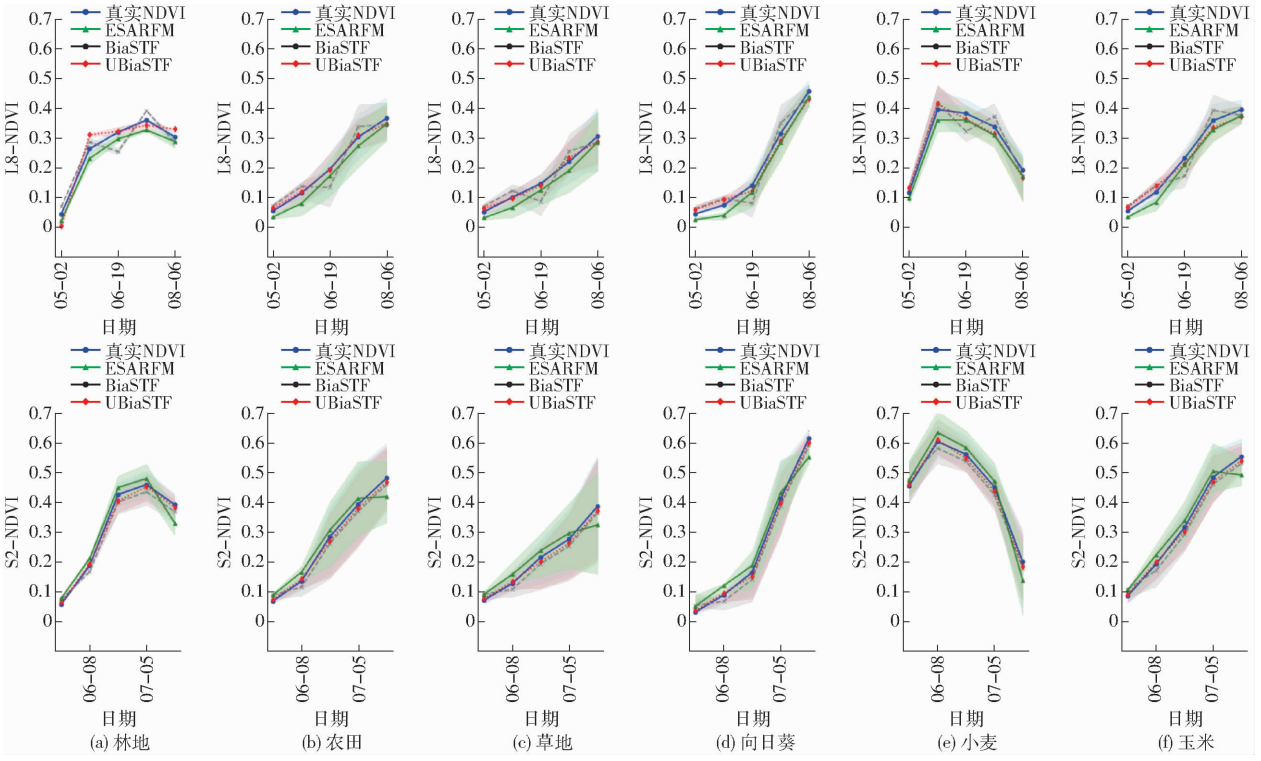


图 9 不同 VCC 时序 NDVI 重建

Fig. 9 Reconstruction of NDVI time series with different VCC

计真实 NDVI 影像和融合 NDVI 影像相同的像素区域。

可以明显发现 ESTARFM 模型预测的 NDVI 在所有场景下较真实 NDVI 均偏高,尤其是在植物生长旺盛的时期,给予了低空间分辨率影像变化更高的权重。BiaSTF 模型在林地时序 NDVI 预测失灵,曲线波动很大,均出现了高估和低估情况。相比于其他 2 个模型,UBiaSTF 模型预测更为准确,尽管时序 NDVI 变化也出现了少量了误差,但曲线始终贴合在真实 NDVI 时序附近,因此 UBiaSTF 模型预测结果在时序上更贴合实际。

不同时空分辨率影像进行融合可以突破传感器本身的限制,融合结果将具有更准确的光谱信息与更完整的空间信息[49-50]。然而对单一的时序 NDVI 进行比较并进行模型评估存在一定局限性,未来研究可以考虑结合不同地物类型的敏感指数分别进行比较,从而提高模型评估的公平性与准确性。

3 结束语

本研究在 L8 – MODIS 和 S2 – MODIS 两组数据集上分别应用 ESTARFM、BiaSTF 和 UBiaSTF 模型,通过计算不同的精度评价指标,测试了不同 STF 模型合成 NDVI 时间序列的能力,并且评估了不同 STF 模型在整个解放闸灌域的不同 VCC 上重建时序 NDVI 的变化情况。可以得出:UBiaSTF 模型生成的时序 NDVI 较实际 NDVI 的误差均为最小,并且在两组数据集不同时相上均表现最好(R^2 最高);结合 Unet 架构的 UBiaSTF 模型具有比

BiaSTF 更快的收敛速度和更高的模型精度；在时序数据较长、时相间隔较大的情况下，UBiaSTF 保持了最高的融合精度，并能有效克服参考影像时相间隔改变对预测精度的影响；通过实例分析，UBiaSTF 在不同 VCC 区域取得了最小的误差，显著优于另外 2 个模型。

参 考 文 献

[1] 宋承运，曲雪杉，胡光成，等. 基于 NDVI－NSSI 空间与 HSV 变换的成熟期农作物遥感识别[J]. 农业机械学报，2023，54(8)：193－200.
SONG Chengyun, QU Xueshan, HU Guangcheng, et al. Crop identification in mature stage with remote sensing based on NDVI－NSSI space and HSV transformation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 193－200. (in Chinese)

[2] 卫亚星，王莉雯，刘闯. 基于 MODIS NDVI 时序数据的青海省草地分级[J]. 资源科学，2008(5)：688－693.
WEI Yaxing, WANG Liwen, LIU Chuang. Grassland classification based on MODIS NDVI time series data in Qinghai Province [J]. Resources Science, 2008(5): 688－693. (in Chinese)

[3] 苗翠翠，江南，彭世揆，等. 基于 NDVI 时序数据的水稻种植面积遥感监测分析——以江苏省为例[J]. 地球信息科学学报，2011，13(2)：273－280.
MIAO Cuicui, JIANG Nan, PENG Shikai, et al. Extraction of paddy land area based on NDVI time-series data: taking Jiangsu Province as an example[J]. Journal of Geo-information Science, 2011, 13(2): 273－280. (in Chinese)

[4] 盛昊，李均力，杨辽，等. MODIS－NDVI 时序数据分析方法研究——以塔里木河下游第七次秋季输水为例[J]. 干旱区地理，2007(2)：251－256.
SHENG Hao, LI Junli, YANG Liao, et al. MODIS－NDVI time series method: a case study on the 7th autumn ecological water conveyance in the lower reaches of Tarim river[J]. Arid Land Geography, 2007(2): 251－256. (in Chinese)

[5] 马俊飞，吕昌河，王茜. 基于 MODIS NDVI 时序数列的柴达木盆地土地覆盖分类研究[J]. 干旱区地理，2008(3)：442－448.
MA Junfei, LV Changhe, WANG Qian. Land-cover classification of the Qaidam Basin based on MODIS NDVI time series data [J]. Arid Land Geography, 2008(3): 442－448. (in Chinese)

[6] 黄波，赵涌泉. 多源卫星遥感影像时空融合研究的现状及展望[J]. 测绘学报，2017，46(10)：1492－1499.
HUANG Bo, ZHAO Yongquan. Research status and prospect of spatiotemporal fusion of multisource satellite remote sensing imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1492－1499. (in Chinese)

[7] 张倬，杨娜，钱金良，等. 基于物候特征的时序 SAR 水稻指数构建及验证[J]. 农业工程学报，2024，40(20)：157－164.
ZHANG Zhuo, YANG Na, QIAN Jinliang, et al. Construction and validation of a paddy rice index using phenological features of SAR time series[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(20): 157－164. (in Chinese)

[8] 王宗伟，卢刚，秦慧杰，等. 基于时序影像及关键物候特征的江苏省夏收农作物提取[J]. 湖北农业科学，2022，61(10)：141－146.
WANG Zongwei, LU Gang, QIN Huijie, et al. Extraction of summer harvest crops in Jiangsu Province based on time series images and key phenological features[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2022, 61(10): 141－146. (in Chinese)

[9] 邱炳文，闫超，黄稳清. 基于时序遥感数据的农作物种植制度研究进展与展望[J]. 地球信息科学学报，2022，24(1)：176－188.
QIU Bingwen, YAN Chao, HUANG Wenqing. Progress and prospect on mapping cropping systems using time series images [J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(1): 176－188. (in Chinese)

[10] 李云飞，李军，贺霖. 单样本对卷积神经网络遥感图像时空融合[J]. 遥感学报，2022，26(8)：1614－1623.
LI Yunfei, LI Jun, HE Lin. Single sample convolutional neural network remote sensing image spatiotemporal fusion[J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 26(8): 1614－1623. (in Chinese)

[11] 冯权泷，牛博文，朱德海，等. 土地利用/覆被深度学习遥感分类研究综述[J]. 农业机械学报，2022，53(3)：1－17.
FENG Quanlong, NIU Bowen, ZHU Dehai, et al. A review of deep learning remote sensing classification of land use/cover [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 1－17. (in Chinese)

[12] LI Yang, LI Jie, HE Lei, et al. A new sensor bias-driven spatio-temporal fusion model based on convolutional neural networks [J]. Science China Information Sciences, 2020, 63(4): 140302.

[13] GAO Feng, 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.

[14] ZHU Xiaolin, CHEN Jin, GAO Feng, et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11): 2610－2623.

[15] 牛海鹏，王占奇，肖东洋. 基于时空数据融合的县域水稻种植面积提取[J]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 156－163. (in Chinese)

[16] 张娟娟，谢一敏，董萍，等. 基于深度学习的遥感影像时空融合及冬小麦种植面积提取[J]. 遥感技术与应用，2023，38(3)：578－587.
ZHANG Juanjuan, XIE Yimin, DONG Ping, et al. Spatiotemporal fusion of remote sensing images based on deep learning and

extraction of winter wheat planting area[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(3): 578 – 587. (in Chinese)

[17] 蔡德文,牛铮,王力.遥感数据时空融合技术在农作物监测中的适应性研究[J].遥感技术与应用,2012,27(6):927 – 932.
CAI Dewen, NIU Zheng, WANG Li. Adaptability research of spatial and temporal remote sensing data fusion technology in crop monitoring[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(6): 927 – 932. (in Chinese)

[18] 李超,李雪梅,田亚林,等.温度植被干旱指数时空融合模型对比[J].遥感技术与应用,2020,35(4):832 – 844.
LI Chao, LI Xuemei, TIAN Yalin, et al. Comparison of spatiotemporal fusion models of temperature vegetation drought index [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(4): 832 – 844. (in Chinese)

[19] 章欣欣,栾海军,潘火平.一种基于多波段距离加权的遥感影像时空融合方法及其在洪水监测中的应用[J].自然灾害学报,2015,24(6):105 – 111.
ZHANG Xinxin, LUAN Haijun, PAN Huoping. A multi-band distance weighted remote sensing image spatiotemporal fusion method and its application in flood monitoring[J]. Journal of Natural Disasters, 2015,24(6): 105 – 111. (in Chinese)

[20] ZHU Xiaolin, CAI Fuyan, TIAN Jia, et al. Spatiotemporal fusion of multisource remote sensing data: literature survey, taxonomy, principles, applications, and future directions[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 527.

[21] ZHU Xiaolin, HELMER E H, GAO Feng, et al. A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 172: 165 – 177.

[22] DONG Chao, LOY C C, HE Kaiming, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(2): 295 – 307.

[23] SONG Huihui, LIU Qingshan, WANG Guojie, et al. Spatiotemporal satellite image fusion using deep convolutional neural networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations Remote Sensing, 2018, 11(3): 821 – 829.

[24] TAN Zhenyu, YUE Peng, DI Liping, et al. Deriving high spatiotemporal remote sensing images using deep convolutional network[J]. Remote Sensing, 2018, 10(7): 1066.

[25] TAN Zhenyu, GAO Meiling, LI Xinghua, et al. A flexible reference-insensitive spatiotemporal fusion model for remote sensing images using conditional generative adversarial network[J]. IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing, 2021, 60: 1 – 13.

[26] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U – Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich: Springer, 2015: 234 – 241.

[27] IGLOVIKOV V, SHVETS A. TernausNet: U – Net with VGG11 encoder pre-trained on ImageNet for image segmentation[J]. arXiv preprint arXiv, 2018: 1801.05746.

[28] 陈燕,李想,曹勉,等.基于语义分割与实例分割的玉米茎秆截面参数测量方法[J].农业机械学报,2023,54(6):214 – 222.
CHEN Yan, LI Xiang, CAO Mian, et al. Adaptability research of spatial and temporal remote sensing data fusion technology in crop monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 54(6): 214 – 222. (in Chinese)

[29] 赵岩,张人天,董春旺,等.采用改进 Unet 网络的茶园导航路径识别方法[J].农业工程学报,2022,38(19):162 – 171.
ZHAO Yan, ZHANG Rentian, DONG Chunwang, et al. Tea garden navigation path recognition method using improved Unet network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(19): 162 – 171. (in Chinese)

[30] 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.

[31] ANDERSON M C, KUSTAS W P, NORMAN J M, et al. Mapping daily evapotranspiration at field to continental scales using geostationary and polar orbiting satellite imagery[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2011, 15(1): 223 – 239.

[32] DHILLON M S, DAHMS T, KÜBERT-FLOCK C, et al. Spatiotemporal fusion modelling using STARFM: examples of Landsat 8 and Sentinel – 2 NDVI in Bavaria[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 677.

[33] CHEN Xuehong, LIU Meng, ZHU Xiaolin, et al. "Blend-then-index" or "index-then-blend": a theoretical analysis for generating high-resolution NDVI time series by STARFM[J]. Photogrammetric Engineering Remote Sensing, 2018, 84(2): 65 – 73.

[34] 张圣微,韩永婷,刘璐,等.基于 MWatNet 模型的河套灌区解放闸灌域灌溉水体提取[J].农业机械学报,2024,55(6):178 – 185,201.
ZHANG Shengwei, HAN Yongting, LIU Lu, et al. Extraction of irrigation water body in Jiefangzha irrigation area of Hetao irrigation district based on MWatNet model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 178 – 185,201. (in Chinese)

[35] 白亮亮,蔡甲冰,刘钰,等.灌区种植结构时空变化及其与地下水相关性分析[J].农业机械学报,2016,47(9):202 – 211.
BAI Liangliang, CAI Jiabing, LIU Yu, et al. Spatiotemporal changes in the planting structure of irrigation districts and their correlation with groundwater[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 202 – 211. (in Chinese)

[36] 杜恩宇,陈方,贾慧聪,等.基于 Landsat 8 卫星数据的解放闸灌域灌溉面积监测研究[J].遥感技术与应用,2022,

37(3):620 – 628.
DU Enyu, CHEN Fang, JIA Huicong, et al. Monitoring of irrigation area in the Jiefangzha irrigation area based on Landsat 8 satellite data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 620 – 628. (in Chinese)
[37] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google earth engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18 – 27.
[38] VERMOTE E, JUSTICE C, CLAVERIE M, et al. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 185: 46 – 56.
[39] YANG Jie, HUANG Xin. 30 m annual land cover and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. Earth System Science Data Discussions, 2021, 2021: 1 – 29.
[40] VENTER Z S, BARTON D N, CHAKRABORTY T, et al. Global 10 m land use land cover datasets: a comparison of dynamic world, world cover and esri land cover[J]. Remote Sensing, 2022, 14(16): 4101.
[41] 赵晋陵,詹媛媛,王娟,等.基于 SE – UNet 的冬小麦种植区域提取方法[J].农业机械学报,2022,53(9):189 – 196.
ZHAO Jinling, ZHAN Yuanyuan, WANG Juan, et al. SE – UNet-based extraction of winter wheat planting areas[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 189 – 196. (in Chinese)
[42] 陈燕,陆嘉豪,胡小春,等.基于 VGG – UNet 的食用菌菌丝体表型参数自动测量方法[J].农业机械学报,2024,55(1):233 – 240.
CHEN Yan, LU Jiahao, HU Xiaochun, et al. Automated measurement method of phenotypic parameters of edible mushroom mycelium based on VGG – UNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 233 – 240. (in Chinese)
[43] ZHU Xiaolin, ZHAN Wenfeng, ZHOU Junxiong, et al. A novel framework to assess all-round performances of spatiotemporal fusion models[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 274:113002.
[44] 张小利,李雄飞,李军.融合图像质量评价指标的相关性分析及性能评估[J].自动化学报,2014,40(2):306 – 315.
ZHANG Xiaoli, LI Xiongfei, LI Jun. Validation and correlation analysis of metrics for evaluating performance of image fusion[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(2): 306 – 315. (in Chinese)
[45] DHILLON M S, DAHMS T, KUEBERT-FLOCK C, et al. Modelling crop biomass from synthetic remote sensing time series: example for the DEMMIN test site, Germany[J]. Remote Sensing, 2020, 12(11): 1819.
[46] ROY D P, JU Junchang, 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.
[47] 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.
[48] FANG Kedi, ZHANG Shengwei, HAN Yongting, et al. MSCPUnet: a multi-task neural network for plot-level crop classification in complex agricultural areas[J]. Smart Agricultural Technology, 2024,9: 100660.
[49] LUNETTA R S, LYON J G, GUINDON B, et al. North american landscape characterization dataset development and data fusion issues[J]. Photogrammetric Engineering Remote Sensing, 1998, 64: 821 – 828.
[50] POHL C, VAN GENDEREN J L. Review article Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823 – 854.

(上接第 269 页)

[14] 刘婧. 前缘空化对水翼动力响应特性影响的数值模拟研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2020.
LIU Jing. Numerical investigation of the effect of leading edge cavitation on dynamic response for a hydrofoil[D]. Beijing: China Agricultural University, 2020. (in Chinese)
[15] ESCALER X, HUETTER J K, EGUSQUIZA E, et al. Modal behavior of a reduced scale pump-turbine impeller. Part Ⅰ: experiments[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2010, 12(1): 012116.
[16] VALERO C, HUANG X, EGUSQUIZA E, et al. Modal behavior of a reduced scale pump-turbine impeller. Part Ⅱ: numerical simulation[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2010, 12(1): 012117.
[17] BERGAN C W, TENGS E O, SOLEMSLIE B W, et al. An experimental investigation of the hydrodynamic damping of vibrating hydrofoils[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2018, 240(6): 062008.
[18] DE LA TORRE O, ESCALER X, EGUSQUIZA E, et al. Experimental investigation of added mass effects on a hydrofoil under cavitation conditions[J]. Journal of Fluids and Structures, 2013, 39: 173 – 187.
[19] WANG W, ZHOU L J, WANG Z W, et al. Numerical investigation into the effect of sound speed in attached cavitation on hydrofoil modes of vibration[J]. Energies, 2019, 12(9): 1758.
[20] CAO J W, LUO Y Y, BAIG M U, et al. Influence of structural parameters on the modal characteristics of a Francis runner[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 131: 105853.
[21] XIA X, LUO H, LI S, et al. Characteristics and factors of mode families of axial turbine runner[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2023, 251: 108356.