山东农业大学学报(自然科学版),2026,57(4):675-689 VOL.57 NO.4 2026
Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition) doi:10.3969/j.issn.1000-2324.2026.04.009

基于特征融合的精细归一化植被指数生成方法

王奕涵[1],李 峰[2],侯学会[3],李兆龙[1],林鹏瑜[1],刘晨阳[1],常万炬[1],杨晓霞[1*],张承明[1*]
1. 山东农业大学信息科学与工程学院,山东 泰安 271018
2. 山东省气候中心,山东 济南 250031
3. 山东省农业可持续发展研究所,山东 济南 250100

摘 要:精细化、大范围的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index ,NDVI)是评价农作物生长状态的重要参数,获取高质量的NDVI数据对农业遥感具有重要意义。本文针对利用时序Landsat 8与Sentinel-2数据生成具有高时空分辨率的NDVI数据的需要,构建了一种时序超分辨率模型生成NDVI数据(Temporal Super-Resolution Network,TSRNet),模型以编码器-融合-解码器结构为基础,使用时序注意力机制计算各时间步的特征贡献,以捕捉多时相间的依赖关系;设计了融合通道注意力、空间注意力与全局注意力的空间增强模块,用于实现多层次、多尺度的特征增强。TSRNet通过权衡时序特征的贡献和空间特征的多维度增强,显著提高了时空特征提取的精度,能够生成与直接从高分辨率影像提取的NDVI质量一致的NDVI数据;较好保持了原始NDVI数据的变化趋势,有效保留作物物候信息。选取HighResNet、UTAE、TR-MISR三种模型作为对比,实验结果表明,TSRNet在R^2、PSNR、SSIM等指标上均优于对比模型,表明TSRNet在时空特征提取和图像细节重建方面具有显著优势。

关键词:深度学习;农作物;归一化植被指数;超分辨率;物候信息
中图法分类号:TP751.1 **文献标识码**:A **文章编号**:1000-2324(2026)04-0675-15

A Spatiotemporal Feature Fusion-Based Super-Resolution Method for Normalized Difference Vegetation Index

WANG Yi-han[1], LI Feng[2], HOU Xue-hui[3], LI Zhao-long[1], LIN Peng-yu[1], LIU Chen-yang[1], CHANG Wan-ju[1], YANG Xiao-xia[1*], ZHANG Cheng-ming[1*]
1. *College of Information Science and Engineering/Shandong Agricultural University, Taian 271018, China*
2. *Shandong Provincial Climate Center, Jinan 250031, China*
3. *Shandong Agricultural Sustainable Development Research Institute, Jinan 250100, China*

Abstract: High-resolution large-scale Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) is an important parameter for assessing crop growth, and obtaining high-quality NDVI data is of great significance for agricultural remote sensing. To address the need for generating high spatiotemporal resolution NDVI data using time-series Landsat 8 and Sentinel-2 data, this study constructs a temporal super-resolution model for NDVI data generation (Temporal Super-Resolution Network, TSRNet). Based on an encoder-fusion-decoder architecture, the model employs a temporal attention mechanism to calculate the feature contribution of each time step, capturing dependencies across multiple temporal phases. Additionally, a spatial enhancement module integrating channel attention, spatial attention, and global attention is designed to achieve multi-level, multi-scale feature enhancement. By balancing the contribution of temporal features and multidimensional enhancement of spatial features, TSRNet significantly improves the accuracy of spatiotemporal feature extraction. It can generate NDVI data with quality consistent with that extracted directly from high-resolution images, better preserving the variation trend of the original NDVI data and effectively retaining crop phenology information. Three models—HighResNet, UTAE, and TR-MISR— are selected for comparison. Experimental results show that TSRNet outperforms the compared models in metrics such as R^2, PSNR, SSIM, indicating its significant advantages in spatiotemporal feature extraction and image detail reconstruction.

Keywords: Deep Learning; crops; Normalized Difference Vegetation Index (NDVI); Super-Resolution; temporal information

归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index,NDVI)是作物生长状态的重要参数[1,2],能够反映出作物生长的动态变化,为作物长势监测提供精确的数据支持[3-5]。由于直接

收稿日期:2025-09-18 **修回日期**:2026-06-22
基金项目:风云卫星应用先行计划(FY-APP-ZX-2023.01);山东省气象局创新团队专项(2024sdcxtd04);长岛国家气候观象台开放基金项目(2024cdkfz04);山东省自然科学基金(ZR2021MD097)
第1作者简介:王奕涵(2001-),男,硕士研究生,研究方向:深度学习与遥感图像处理。E-mail:WangYH_sdlc@163.com
***通讯作者**:Author for correspondence. E-mail:yangxx@sdau.edu.cn;chming@sdau.edu.cn

利用遥感影像提取的NDVI产品无法兼顾高时间分辨率与高空间分辨率，导致无法精确捕捉作物生长细节，影响对作物生长状况的评价[6]。

当前获取高空间分辨率NDVI数据的途径主要依赖于中高分辨率光学遥感影像，如高分系列（GF），或来自地方遥感影像服务平台的影像产品[7,8]。这些影像具有优良的空间分辨率，能够提取田块级别的NDVI信息，有助于提升对作物分布和局部长势差异的刻画能力[9]。但光学遥感影像常受云层遮挡影响，存在空间上不连续的问题，加之其获取频率较低，也限制了其在时序NDVI构建中的连续性和可用性[10]。高时间连续性的NDVI产品（如MODIS），具备较短的重访周期和大范围地区覆盖能力[11]，但受限于其空间分辨率，无法满足农业遥感的空间精度要求。如何在空间细节与时间连续性之间取得平衡，构建兼具高时间分辨率和高空间分辨率的高质量NDVI数据产品成为当前农业遥感研究中的重要课题。

受限于传感器的技术及图像采集成本，高时空分辨率NDVI数据的获取面临着诸多挑战[12]，随着时间频率和空间精度的增加，其获取难度和成本也呈递增趋势。使用图像超分辨率算法，从软件层面将单幅或序列低分辨率的NDVI数据恢复并重建出高分辨率数据，成为了一种低成本且高效的解决方案[13,14]。根据输入图像数量的不同，图像超分辨率技术可划分为两类[15]：基于单图像的超分辨率（Single Image Super-Resolution，SISR）[16]和基于多图像的超分辨率（Multi-Image Super-Resolution，MISR）[17]。

单图像超分辨率方法通过恢复低分辨率图像的高频信息以提升空间分辨率[18]，已广泛应用于遥感影像重建中。然而，该类方法高度依赖输入图像质量，难以建立NDVI的时间变化规律[19]，无法有效捕捉作物生长过程中跨时间步的连续性与趋势信息[20,21]，导致在时序NDVI重建任务中表现受限。

MISR融合同一场景下的多幅时序影像，利用不同图像之间的时序信息和空间信息的互补性，重构出细节更加丰富的高分辨率图像[22]。相较于SISR，MISR更适用于NDVI等具有明显时间变化特征的影像[23]。近年来，已有多种面向遥感任务的MISR模型被提出[24]，HighResNet[25]在编解码器之间引入递归融合网络，增强了NDVI不同时相之间的特征交互能力。为全景分割任务而设计的UTAE[26]模型，通过引入时间自注意力编码器来融合时序信息。但以上模型在处理数据时对时间步的权重分配较为简单，缺乏细致的时序依赖关系。RAMS[27]通过残差注意力机制和通道注意力融合，提高了时间维度上NDVI图像的融合效果，但其时序建模依然依赖于单一的时间信息融合方式，缺乏对时序数据中长期关系的建模能力。TR-MISR[28]模型采用Transformer的多头注意力机制进行特征融合，以适应时间相关性弱的数据，但TR-MISR在处理时序数据中较小的变化或局部特征时响应较弱，无法有效反映时序数据中的细微变化。这些方法为时序NDVI重建提供了重要参考，但以上模型对不同时间步NDVI的特征贡献区分不明确，易引入冗余信息，降低时序分析的可靠性和有效性。同时，以上方法对空间结构细节的关注度较低，导致重建的NDVI图像在边缘清晰度与纹理精度方面表现不佳。

近年来，研究者们针对遥感影像中空间不连续的问题，提出了多种数据重建方法[29,30]，显著提升了NDVI数据的空间可用性。在空间连续性问题得到有效控制的前提下，提升时间与空间分辨率成为当前NDVI数据精细化重建的核心挑战。因此，本文的研究重点聚焦于通过时序超分辨率方法，将时序低分辨率NDVI重建为具有高时间分辨率与高空间分辨率的NDVI数据，进一步提升作物生长状态的动态监测能力。

本文以Sentinel-2和Landsat8的时序NDVI为数据源，提出一种新的时序超分辨率模型TSRNet（Temporal Super-resolution Network），用于重建具有高时间与高空间分辨率的NDVI数据集。模型基于编码器-融合-解码器架构，融合了时序注意力机制与空间增强模块，在增强时序建模能力的同时，有效提升了空间结构特征的表达，确保时间序列的连续性和一致性，实现NDVI数据的高精度时空重建。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

本文选取山东省的宁阳县、东平县、茌平区、

嘉祥县、平邑县和昌乐县作为研究区域。这些县域地处山东省鲁西北、鲁中和鲁南典型农业区，覆盖了作物种植的多个代表性生态区。宁阳与东平隶属于泰安市，位于鲁中南部，是典型的冬小麦与夏玉米轮作区；茌平区隶属聊城市，位于鲁西北，是黄淮海平原农业区的重要组成部分；嘉祥县和平邑县分别隶属济宁市和临沂市，昌乐县隶属潍坊市，位于鲁中和鲁中东部地区，地势以平原与丘陵为主，适宜多种作物耕作。上述地区气候均属暖温带季风气候，四季分明，热量资源适中，利于冬小麦等主要农作物的生长[31]。选取上述典型农业县开展NDVI时序变化分析，有助于更深入地捕捉作物在生育期内的动态变化特征，对于提升作物监测的精度、评估农情状况具有重要意义。

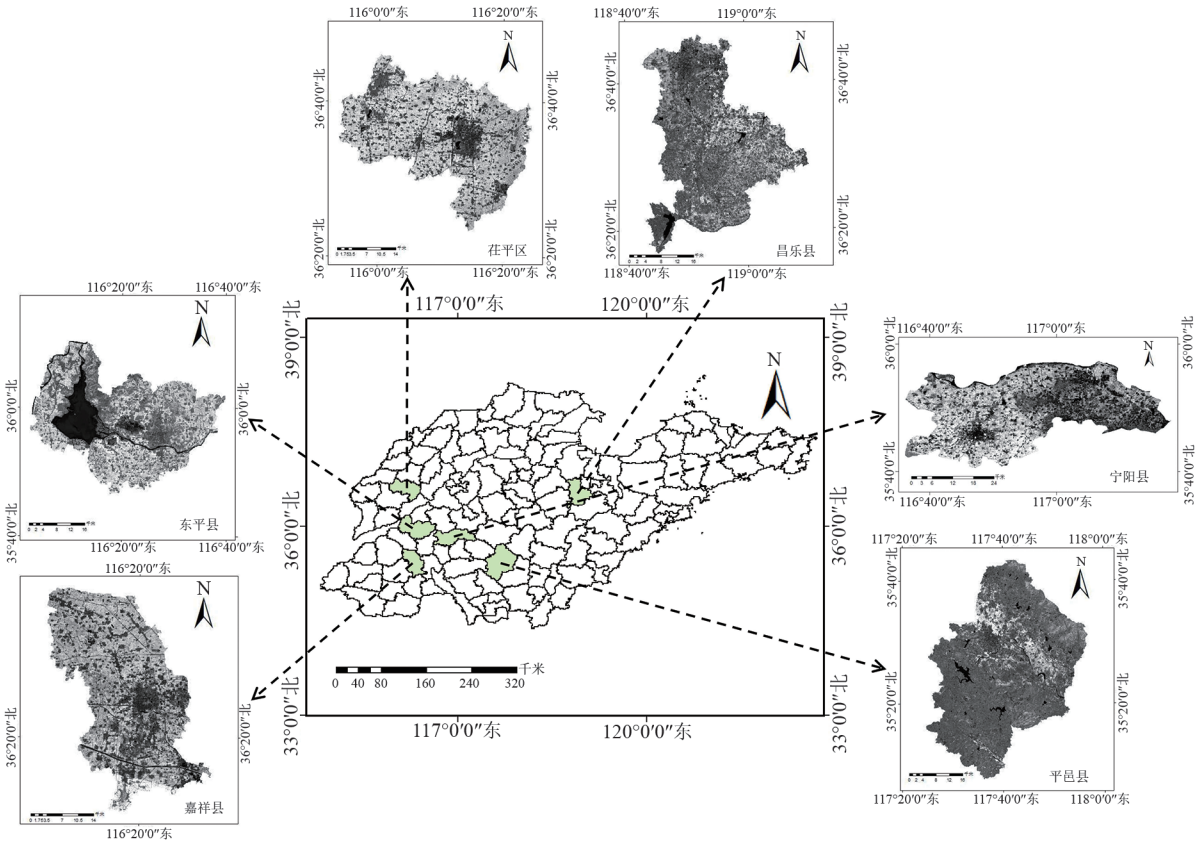


图1 研究区示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the study area

1.2　遥感数据获取及预处理

本文以Landsat8、Sentinel-2卫星影像作为主要数据源，Landsat 8影像数据下载自美国地质调查局提供的Earth Explorer平台（网址：https://earthexplorer.usgs.gov），其影像级别为经过几何校正的L1。Sentinel-2卫星影像通过欧洲空间局（ESA）的Copernicus Data Space Ecosystem平台（网址：https://dataspace.copernicus.eu/browser/）下载获取，影像级别为未经大气校正的L1C。

在实验中，Landsat8与Sentinel-2被分别作为低空间高时间分辨率（以下简称低分辨率）和高空间低时间分辨率（以下简称高分辨率）数据源，其预处理后空间分辨率分别为30 m和10 m，放大因子为3。收集2023年3月至2023年9月、2024年3月至2024年9月期间共计30幅Landsat8影像、18幅Sentinel-2影像。其中每幅影像都可以覆盖研究区域，并且云覆盖率均低于10%。

使用QGIS遥感影像处理软件对Landsat8卫星影像进行辐射定标、大气校正。辐射定标将影像的DN值转换为地表反射率，以消除不同传感器和观测条件对影像数据的影响。大气校正通过去除大气散射、吸收等效应，确保影像中的地表反射率不受大气成分影响，从而获得更精确的地表信息。

使用SNAP软件对Sentinel-2影像进行重采样，重采样过程使用双线性插值法来调整影像分辨率。重采样后的Sentinel-2影像将使用QGIS进行波段重组。为满足NDVI计算的需求，选择波段4（红色）和波段8（近红外）进行重组。这些波段的数据将合并为TIF格式的Sentinel-2影像，用于进一步的植被指数计算。

最后使用QGIS提取预处理后的Landsat8、Sentinel-2影像的NDVI，得到TIF格式的单波段NDVI数据。

表1 卫星数据信息

Table 1 Satellite data information

卫星 Satellite	来源 Source	影像级别 Imaging level	数据获取时间 Data acquisition time	影像数量 Number of images	分辨率 Resolution
landsat8	Earth Explorer	L1	2023年3月-2023年9月，2024年3月-2024年9月	30幅	30 m
Sentinel-2	Copernicus Data Space Ecosystem	L1C	2023年3月-2023年9月，2024年3月-2024年9月	18幅	10 m

1.3 制作样本数据集

选取Landsat8和Sentinel-2 NDVI数据的地区重叠区域作为实验数据，将Landsat8和Sentinel-2分别按照64×64和192×192像素尺寸进行裁剪，每幅影像经裁剪后得到546幅子图像。完成全部数据裁剪后，共得到30×546幅Landsat8子图像，18×546幅Sentinel-2子图像。按照成像日期将子图像划分为3组，每组包含10×546幅Landsat8子图像和6×546幅Sentinel-2子图像，以此构建成NDVI的低分辨率与高分辨率影像配对数据集。将这些数据按照8∶1∶1的比例组成训练、测试以及验证数据集，用于TSRNet模型的时序超分辨率实验。

表2 低分-高分样本数据集

Table 2 Low-high score sample dataset

低分辨率卫星 Low-resolution satellite	高分辨率卫星 High-resolution satellite	低分辨率像素尺寸 Low resolution pixel size	高分辨率像素尺寸 High resolution pixel size	超分因子 Super resolution factor
landsat8	Sentinel-2	64×64	192×192	3

1.4 研究方法

本文设计了一种时序超分辨率网络TSRNet，旨在改进时序NDVI数据的高分辨率重建。其结构如图2中间部分所示。TSRNet主要由四个部分组成：（1）编码器部分，负责提取低分辨率特征。（2）融合部分，融合同一场景下的低分辨率序列信息。（3）解码器部分，负责对融合后的特征进行高分辨率重建。输出的单时相影像对应一个单独的时间点，其时间戳与输入数据中的锚点帧相一致。（4）损失函数，模型以负PSNR作为损失函数，通过最小化该指标来提升图像的重建质量。

1.4.1 模型输入 一个样本对由一组时序低分辨率图像和对应相同覆盖地区的一张高分辨率图像组成。每个低分辨率图像组内有十张图像块，且都覆盖了相同地区，低分辨率图像尺寸大小为64×64。高分辨率图像尺寸为192×192。在训练阶段，模型的输入为预处理好的多对低分-高分数据；在测试阶段，模型的输入为预处理好的时序低分辨率数据。编码器标记具有时间代表性的影像作为锚点帧，与输入数据融合进行后续处理。锚点帧是从时序数据中选取的具有时间代表性的影像，在模型中用于提供稳定的时间参考。锚点帧的时间信息决定了超分辨率结果的时间戳，同时引导模型在空间信息的重建过程中保持细节一致性。

1.4.2 编码器 编码器由多个卷积层、激活函数、残差块以及时序注意力机制组成。时序数据输入后，经过多个卷积层和残差块进行高维编码。每个卷积层后接ReLU激活函数，将输入的图像序列转换为时序注意力机制所需的高维特征图。时序注意力机制通过对NDVI数据在序列维度进行特征提取与增强，得到包含时序特征的特征图，为后续的超分辨率任务提供更加精准和细致的时序信息。

为了有效捕捉时序数据中的高频信息，本研究设计了一种时序注意力机制（图3）。

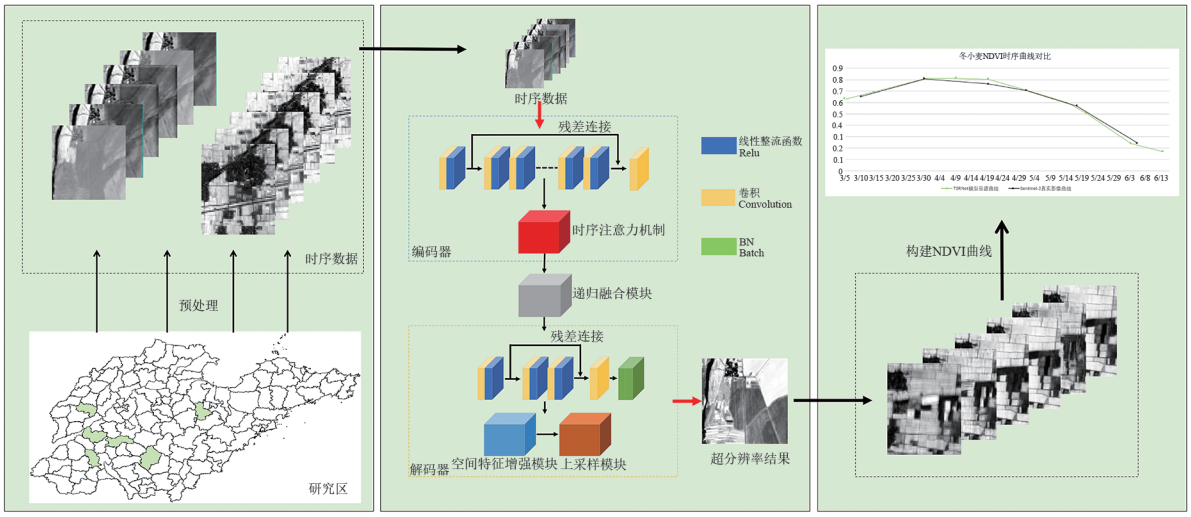


图2 总路线图

Fig. 2 Overall roadmap

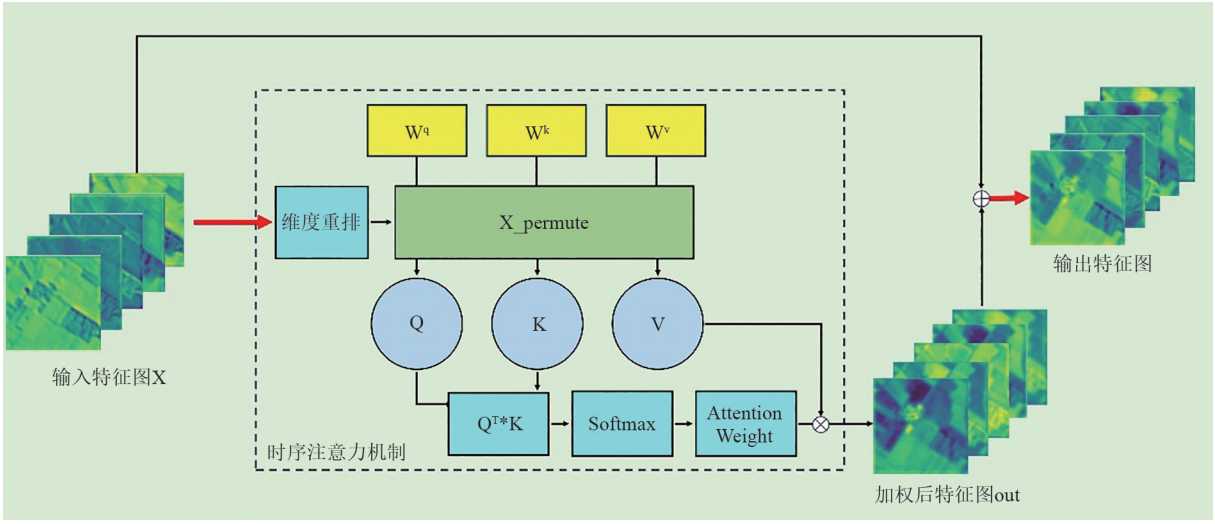


图3 时序注意力机制

Fig. 3 Temporal attention mechanism

在时序注意力机制中，时序特征图 $x=\{LR_i\}_{i=1}^{k}\in\mathbb{R}^{B\times L\times C\times H\times W}$ 经过维度重排得到 $x_permute=\{LR_i\}_{i=1}^{k}\in\mathbb{R}^{(B\times H\times W)\times C\times L}$，如公式(1)所示，每个时间步的空间维度信息都被重排为通道维度信息。

$$x_permute=reshape(x) \tag{1}$$

接着通过计算特征图的查询(Q)、键(K)和值向量(V)(公式(2))，从序列特征图中筛选并融合关键内容。其中，查询向量表示当前时间步的关注焦点；键向量是供查询向量进行匹配与对比的对象，判断哪些时间步的信息值得关注；值向量承载了时间序列中各时间步的实际信息内容，是最终将被加权融合的输入数据部分，用于生成输出。W 为查询权重矩阵；$x_permute$ 为重排后的时序特征图。

$$[Q,K,V]=[W_Q,W_K,W_V]*x_permute \tag{2}$$

模型根据不同时间步的依赖关系，为各个时间步分配不同的注意力权重 $Softmax(Q^T\cdot K)\in\mathbb{R}^{(B\times H\times W)\times L\times L}$，利用这些权重对特征图进行加权求和，从而生成一个更加有代表性的时序特征图。其中，Q^T 为查询向量的转置；K 为键向量。通过V值与权重矩阵相乘(公式(3))，最终得到的 X_{att} 就是基于全局时间关系计算得出的时序特征值。

$$X_{att} = Softmax(Q^T \cdot K) \cdot V \tag{3}$$

时序注意力机制专注于序列维度上的权重计算，得到每个时间步对其余时间步的权重矩阵。若某个时间步的重要性较高，这个时间步的特征值将被显著增强，进一步优化超分辨率重建过程中高频细节的恢复效果。

1.4.3 递归融合模块 在时序数据中，每个时间步的数据都可能具有其特有的空间分布模式、纹理特征和结构形态。递归融合网络（图4）由反转合并操作和融合模块组成，通过交替融合来自整个时序的隐藏状态信息，减少维度数量，并整合时序上的所有特征信息，最终生成具有代表性的时序特征表示。

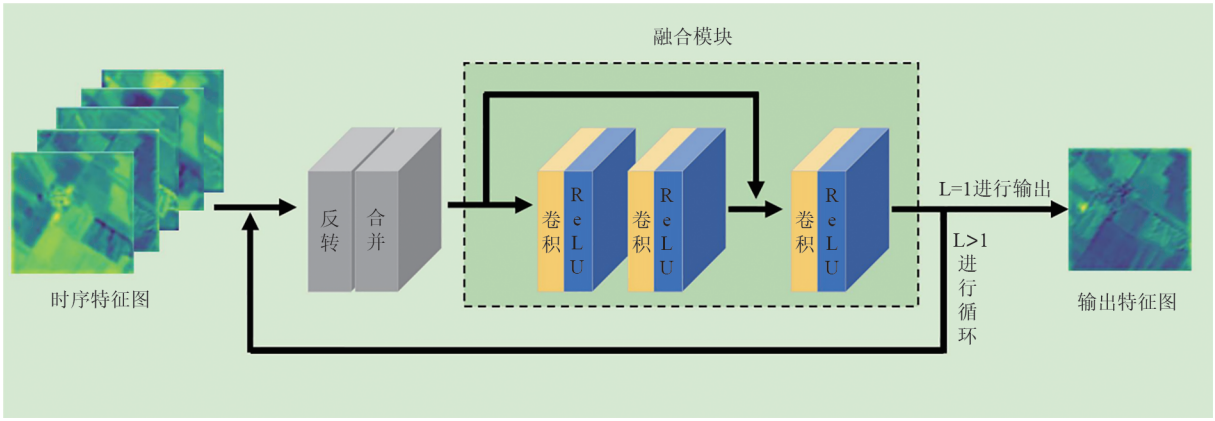


图4 递归融合模块

Fig. 4 Recursive fusion module

递归融合网络将输入的时序特征图 $x = \{LR_i\}_{i=1}^{k} \in \mathbb{R}^{B \times L \times C \times H \times W}$ 在序列维度上划分为两部分，通过反转、合并操作，融合对称视角的信息。接着通过融合模块对合并后的特征图进行处理，如公式（4）、（5）所示。其中，X_{alice} 和 X_{bob} 分别表示划分后的特征图部分；$concat()$ 表示将两部分特征图沿着序列维度进行拼接，形成新的特征图 X_{pair}。$Fuse$ 为融合操作，用于将不同部分的特征进行综合处理。经过融合处理后的特征张量在序列维度上的数量减少，通道维度上的数量增加。新的张量会再次被分成两部分，反转并融合，这个过程会递归地进行，直到序列维度最终只剩下一个时间步。

$$X_{pair} = concat(X_{alice}, X_{bob}) \tag{4}$$

$$X_{fused} = Fuse(X_{pair}) \tag{5}$$

融合模块包含三个卷积核大小为3*3的卷积层，每个卷积操作后紧跟ReLU激活函数以增加模型的非线性表达能力。融合模块的前两层卷积层通过组合后，经残差连接与最后一层卷积层相连，形成深度残差结构。这种结构旨在将拼接后的特征进行多尺度融合，并通过卷积操作提取细粒度更高的时空特征表示。网络模型中的每一次递归融合都能进一步捕获并增强时序信息，使得网络能够逐步地学习和整合来自不同时间步的特征。

1.4.4 解码器 解码器包括空间特征增强模块、反卷积层、残差块和最终输出层。为了在提取时序特征时兼顾空间特征，本文在解码器中设计了基于多种注意力机制的空间特征增强模块，集成于解码器前端。空间特征增强模块由通道注意力、空间注意力、全局自注意力机制组成，能够在通道和空间维度强化输入特征，同时通过全局注意力机制建立长距离空间依赖关系。

1.4.4.1 空间特征增强模块 空间特征增强模块（如图5所示）由两个并行的子分支构成：其中，分支a由通道注意力机制与空间注意力机制联合组成；分支b为全局自注意力机制。

在通道注意力和空间注意力机制中，特征图经过自适应平均池化层（公式（6）），以提取每个通道的全局特征表示。

$$X_{avg} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} X(c,i,j) \tag{6}$$

随后特征图经过两个1×1的卷积层捕获不同通道之间的交互信息，这些中间信息通过Sigmoid激活函数生成通道注意力权重，使得每个通道的特征图与相应的权重矩阵进行逐元素相乘，如公式（7）所示，从而得到加权后的特征图 X_{ca}。

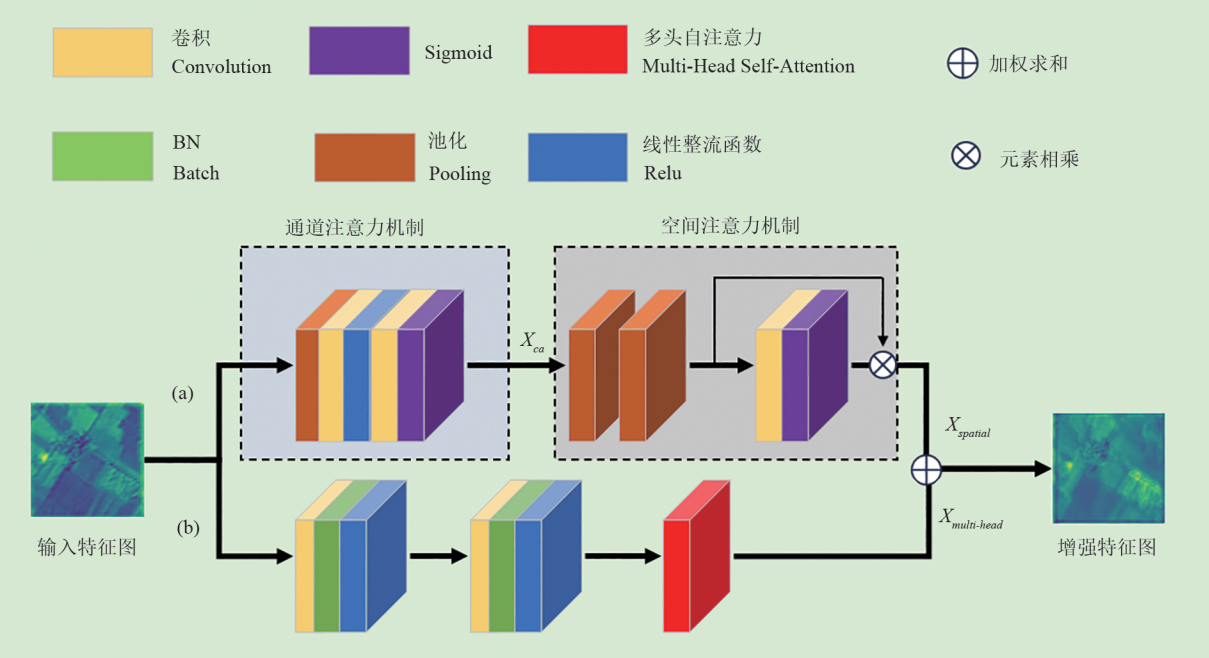


图5 空间特征增强模块

Fig. 5 Spatial feature enhancement module

$$X_{ca} = X \cdot sigmoid\left(X_{avg}\right) \tag{7}$$

X_{ca}随后作为空间注意力机制的输入。在空间注意力机制中,特征图通过两个池化操作分别计算每个像素位置的平均值和最大值,这两个操作的结果随后被拼接在一起,形成一个新的特征图,如公式(8)、(9)、(10)所示。其中C为通道数,X_{avgsp}为每个像素位置在所有通道上的平均值,X_{maxsp}为每个像素位置在所有通道上的最大值,$X_{spatial}$为经过空间注意力加权后的特征图。

$$X_{avgsp} = \frac{1}{C}\sum_{c=1}^{c} X_{ca}(c,i,j) \tag{8}$$

$$X_{maxsp} = \max_{c\in[1,C]} X_{ca}(c,i,j) \tag{9}$$

$$X_{spatial} = X_{ca} \cdot sigmoid\left(X_{avgsp}, X_{maxsp}\right) \tag{10}$$

在经过卷积核大小为7×7的卷积层和Sigmoid激活函数处理后,得到空间位置上的注意力权重。此注意力权重与输入的通道特征图逐元素相乘,最终得到加权后的输出特征图。

全局注意力机制具有两层卷积核大小不同的卷积层,分别在不同尺度下提取局部特征,获取图像各区域之间的依赖关系和关联信息。通过引入多个注意力头,该机制能够并行地计算不同的全局依赖关系,每个注意力头专注于捕捉不同的上下文信息。在这一过程中,每个像素的特征会与所有其他像素的特征进行关联,最终在特征图的整个空间上生成注意力权重,如公式(11)所示。其中,$X^{h}_{attn\text{-}head}$为第h个注意力头的输出。

$$X^{h}_{attn\text{-}head} = softmax\left(\frac{Q^{h}\left(K^{h}\right)^{T}}{\sqrt{C/H}}\right)V^{h} \tag{11}$$

这些注意力权重代表了各个区域对于当前特征图的贡献程度,模型通过加权每个区域的特征(公式(12)),实现对关键区域特征的增强。其中,$X_{multi\text{-}head}$为多头自注意力的最终输出,W_O为线性变换矩阵。

$$X_{multi\text{-}head} = concat\left(X^{1}_{attn\text{-}head},\cdots,X^{H}_{attn\text{-}head}\right)W_O \tag{12}$$

由分支a输出的特征图$X_{spatial}$与分支b输出的特征图$X_{multi\text{-}head}$通过动态权重进行加权求和,从而生成最终的增强特征图。

通过上述三种注意力机制的联合设计,模型在空间维度上实现了多层次、多尺度的特征增强。通道注意力强化关键信息通道,空间注意力突出显著区域,全局注意力建立长距离依赖关系,从而显著提升空间结构细节的恢复能力和图像重建质量。

1.4.4.2　上采样模块　上采样模块通过反卷积提升空间分辨率,为避免梯度消失问题并加速模型的训练过程,在反卷积层后引入了残差块,确保特征能够在深层网络中有效传递。最终通过

卷积映射至目标图像尺寸，实现超分辨率重建。模型输出的超分辨率重建影像对应输入时序数据中的单一时间点，且其时间戳与锚点帧的时间一致。

1.4.5 损失函数 本文选择最小化负PSNR（Peak Signal-to-Noise Ratio，峰值信噪比）作为损失函数。PSNR是衡量原始图像与重建图像之间差异的常用指标，值越高表示图像质量越好。在此损失函数中，将PSNR的负值作为优化目标，通过最小化负PSNR来实现优化。

PSNR基于均方误差（MSE）来评估图像之间的差异，MSE通过计算每个像素误差的平方，并对所有像素的平方误差求平均值，来衡量两幅图像之间的差异，其计算公式如（13）所示：

$$MSE = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=0}^{m} \sum_{j=0}^{n} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (13)$$

给定原始图像I和重建图像K。其中，m和n分别是图像的高度和宽度，$I(i,j)$和$K(i,j)$分别是原始图像和重建图像在第i行，j列位置的像素值。

PSNR值通过MSE计算得出，其计算公式如（14）所示。

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{MAX^2}{MSE}\right) \quad (14)$$

其中，MAX是图像中最大像素值，对8位图像来说，MAX=255，对于归一化到[0，1]范围的图像来说，MAX=1。PSNR值越大，表示图像之间的差异越小，质量越高。

2 结果与分析

2.1 实验方案设计

为了评估不同季节下模型对时序NDVI的超分辨率重建效果，本文设计了三种实验方案用来观测冬小麦NDVI曲线，每个实验方案包括了不同的重建NDVI影像时间和相应的Sentinel-2影像成像时间。由于高分辨率影像的成像日期无法完全与低分辨率影像重合，因此在单次训练时，输入全部低分辨率时序数据，选择与低分辨率锚点帧影像日期最接近的高分辨率影像进行配对。具体的实验安排如表3所示。

实验1主要针对春季初期，旨在验证模型对冬小麦生长初期至植被生长旺盛期的表现。实验2集中在春季至夏季交替阶段，着重考察模型在冬小麦生长旺盛期至收割期的重建效果。实验3涵盖了冬小麦收割后，夏玉米进入出苗生长阶段的时期，用于验证模型在土壤背景影响逐步减弱条件下的适应性和稳定性。

表3 实验方案

Table 3 Experimental scheme

实验编号 Experiment number	时期 Period	重建NDVI影像时间 Time of reconstructed NDVI images	Sentinel-2影像时间 Time of Sentinel-2 images
1	春季初期	3.5、3.14、3.30、4.9、4.19	3.10、3.30、4.19
2	春夏交替期	5.1、5.14、5.17、6.3、6.10	5.5、5.17、6.5
3	夏玉米出苗期	6.15、6.20、7.8、7.18、9.6	6.17、7.11、9.16

注：*表中数据年份均为2023年。

Note：The data in the table are for the year 2023.

为了全面评估TSRNet的整体性能，本文选择了HighResNet、UTAE和TR-MISR作为对比模型。

HighResNet在高分辨率特征保持和空间维度特征融合方面表现优异，为本研究提供了一个重要的基准，用于比较本研究中设计的时序注意力机制与空间特征增强模块对超分辨率结果的提升效果。

UTAE模型以U-Net结构为基础，结合了轻量级的注意力机制。用于对比不同序列降维方法在时序特征建模中的表现，尤其是在提取时序数据特征和时序建模能力上的差异。

TR-MISR采用随机生成的方式得到初始特征图，再通过Transformer模块对特征图进行权重计算，用于评估Transformer与递归融合方法在时序特征提取上的差异。

2.2 实验结果

实验1中，高分辨率原图和各模型的重建结果绘制成的NDVI曲线如图6所示。此时冬小麦正处于返青到快速生长的阶段，该阶段初期地表裸土较多，植被信号弱，土壤背景干扰较大。随着植被覆盖率逐渐提高，冬小麦的冠层逐步封

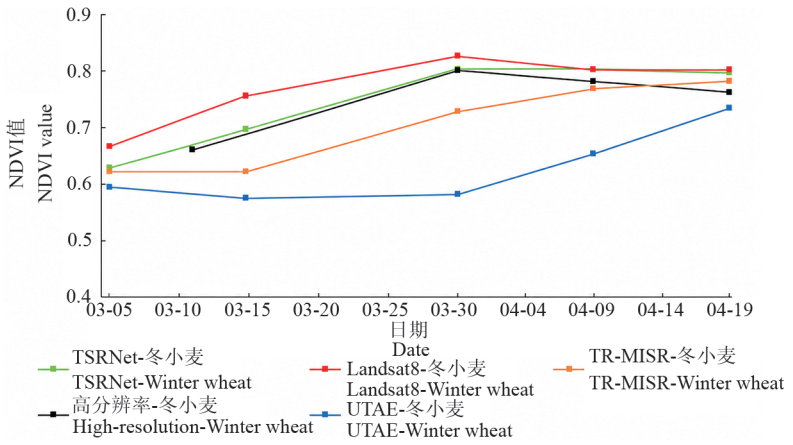


图 6 实验 1 超分辨率结果生成的 NDVI 曲线

Fig. 6 NDVI curves generated from super-resolution results of experiment 1

闭,叶面积增加,地表的裸土干扰减少,土壤背景噪声逐步被植被信号覆盖,光谱曲线形态趋于一致并表现出更高的稳定性。TSRNet 和 HighResNet 模型在 NDVI 重建方面的拟合度相对较高,前者在 03-10 至 03-30 之间与高分辨率的吻合度较好,表现出更为平滑的曲线,后者在 03-30 至 04-9 之间更贴近高分辨率曲线。UTAE 模型在 03-30 时间点前后的 NDVI 曲线波动较大,说明其对冬小麦早期生长阶段的捕捉能力较弱。

实验 2 中的 NDVI 曲线如图 7 所示。此时冬小麦进入成熟期,植被叶面积减少,田间地表逐渐暴露,受裸土、秸秆和收割残留等多种因素的混合作用,使 NDVI 值呈现出快速下降趋势。此阶段地物分布不均匀,土壤背景噪声显著加大,像元内的混合效应明显,光谱曲线形态更为复杂,并表现出较大的波动性。TSRNet 和 HighResNet 模型的下降趋势较为平滑,其重建曲线在 05-01 至 05-26 与高分辨率影像高度一致,且在快速下降的过程中曲线波动较小。但 HighResNet 在 05-26 后的曲线与高分辨率曲线偏离较大。相较之下,UTAE 和 TR-MISR 在 05-11 至 05-21 期间的波动较为剧烈,表明模型在面对相对复杂的环境变化时适应性较差。

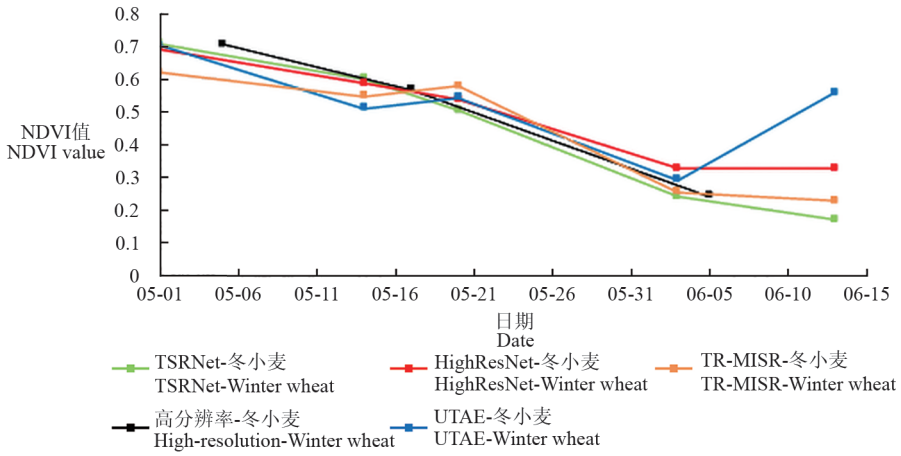


图 7 实验 2 超分辨率结果生成的 NDVI 曲线

Fig. 7 NDVI curves generated from super-resolution results of experiment 2

图 8 为实验 3 的 NDVI 曲线。此时冬麦已基本完成收割,夏玉米进入出苗生长阶段。随着夏玉米冠层的封闭,植被信号逐步增强,土壤背景干扰减少,NDVI 曲线整体呈平稳上升趋势,光谱曲线形态表现出更高的稳定性。TSRNet 和 TR-MISR 的 NDVI 曲线展现了平稳的上升趋势,能够较好地捕捉到 06-15 至 09-06 期间的增长过程。但 TR-MISR 曲线的增长速率过快,拟合度

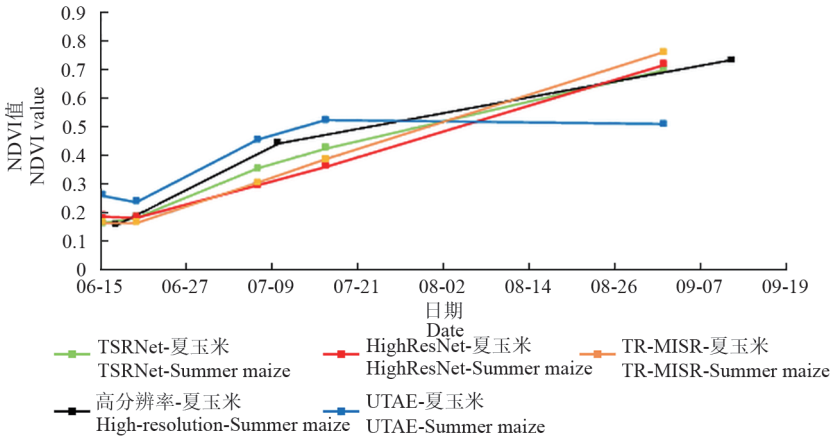


图 8 实验 3 超分辨率结果生成的 NDVI 曲线

Fig. 8 NDVI curves generated from super-resolution results of experiment 3

较低。HighResNet 的曲线在峰值捕捉上稍逊于 TSRNet，尤其在 06-27 至 08-02 期间，其值相对较低。UTAE 的曲线波动较大，未能有效反映夏玉米生长过程中 NDVI 的变化趋势。

以上三个实验中，TSRNet 模型重建后的 NDVI 曲线与真实 NDVI 曲线的拟合度最高，表明该模型在预测和重建 NDVI 值时能够更好地捕捉到数据的时间变化规律和空间特征。TSRNet 凭借其时序注意力机制，能够充分捕捉影像序列中的时间依赖关系，确保 NDVI 曲线在各阶段的稳定拟合。空间特征增强模块有效地整合局部空间上下文信息，进一步增强了影像的细节完整性和连续性。TSRNet 为农作物生长监测提供了更为可靠的时序 NDVI 曲线。其他对比模型则表现出斜率过大、峰值异常等问题，导致曲线偏离真实值较远。

HighResNet 注重高分辨率特征的空间维度保持和融合，但对于时序特征的建模能力相对较弱，缺乏对时序信号的注意力建模，导致其重建的 NDVI 曲线在上升或下降的关键时间点上出现波动，与参考曲线存在一定的差异。

TR-MISR 同样在 NDVI 曲线的关键时间点上与参考曲线存在明显差异，曲线波动与 HighResNet 表现相似。其 Transformer 模块在时序建模中对关键信息的提取存在一定的分散性，难以聚焦于关键时间点的突变信号，导致模型在时序特征的突变表达能力上存在一定不足，从而使其 NDVI 曲线在快速上升或下降阶段表现出较大的误差和波动。

UTAE 模型结构本质上是为全局建模而设计，缺乏对时序信息的敏感性和恢复机制，因此在处理低分辨率图像时难以有效建立时序依赖关系，导致其重建的 NDVI 曲线与参考曲线的偏离较大。

本文使用均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）与决定系数（R^2）三种指标对各模型的 NDVI 时序变化趋势保持能力进行综合评价。RMSE 评估模型是否能准确捕捉 NDVI 时序变化中的剧烈波动；MAE 反映模型在整个时间序列上与真实 NDVI 的平均偏差；R^2 用于判断预测曲线形状是否与真实曲线一致、趋势是否同步。各模型在三个实验方案下的综合评价指标如表 4 所示。

表 4 NDVI 时序变化评价指标

Table 4 NDVI temporal variation evaluation index

实验组 Experimental group	模型名 Model name	RMSE	MAE	R^2
实验 1 Experiment 1	TSRNet	0.016	0.012	0.950
	HighResNet	0.035	0.034	0.858
	TR-MISR	0.045	0.044	0.744
	UTAE	0.094	0.086	0.302
实验 2 Experiment 2	TSRNet	0.029	0.022	0.876
	HighResNet	0.064	0.066	0.780
	TR-MISR	0.048	0.046	0.827
	UTAE	0.078	0.074	0.409
实验 3 Experiment 3	TSRNet	0.022	0.019	0.928
	HighResNet	0.069	0.064	0.822
	TR-MISR	0.072	0.068	0.792
	UTAE	0.092	0.088	0.570

根据表4数据分析,各模型在NDVI上升期间的重建结果更接近真实值,这一现象与季节性变化密切相关。在NDVI上升期间(实验1、实验3),研究区主要作物正处于生长阶段,植被覆盖度增加,叶面积扩展,植被信号逐步增强,NDVI值持续上升并逐渐趋稳。特别是在冬小麦的返青期(实验1)和夏玉米的快速生长阶段(实验3),植被覆盖度显著增加,NDVI值逐渐稳定上升,光谱曲线逐渐平滑。这一阶段各模型能够充分捕捉植被的增长趋势,因此重建的NDVI值与高分辨率影像较为一致。TSRNet在这一阶段的拟合度表现优异,R^2值较高,说明其能够准确重建NDVI值,尤其在稳定生长阶段能够较好地反映植被的变化。相比之下,在NDVI下降期间(实验2),研究区作物逐步进入收割期,土壤背景噪声和秸秆残留物干扰较为严重,叶面积逐渐消失,地表逐步裸露,背景裸地比例增加,使NDVI信号中掺杂更多背景噪声和非植被像元,增加了模型重建的难度。此外,模型在时序建模过程中更依赖于连续的生长趋势,对于NDVI下降阶段的非线性变化(如异步收割)缺乏充分的表达能力,因而曲线拟合效果相较于上升期存在明显差距。HighResNet、TR-MISR和UTAE在这一阶段的RMSE和MAE值较高,拟合度较差,表明这些模型在面对快速变化的作物生长阶段时,表现出了较大的偏差。

综上所述,TSRNet模型在以上实验中均表现出较强的重建能力。凭借其时序注意力机制,TSRNet能够充分捕捉影像序列中的时间依赖关系,确保NDVI曲线在波动阶段的稳定拟合。同时,TSRNet的空间特征增强模块有效地整合了局部空间上下文信息,进一步增强了影像的细节完整性和连续性。相比之下,HighResNet、TR-MISR和UTAE受限于模型结构设计,在时序特征建模和动态变化的表达方面均表现不足,使其重建曲线整体上偏离真实值,尤其是在NDVI信号急剧下降的关键阶段偏离更加明显。

图9展示了不同模型的超分辨率结果。

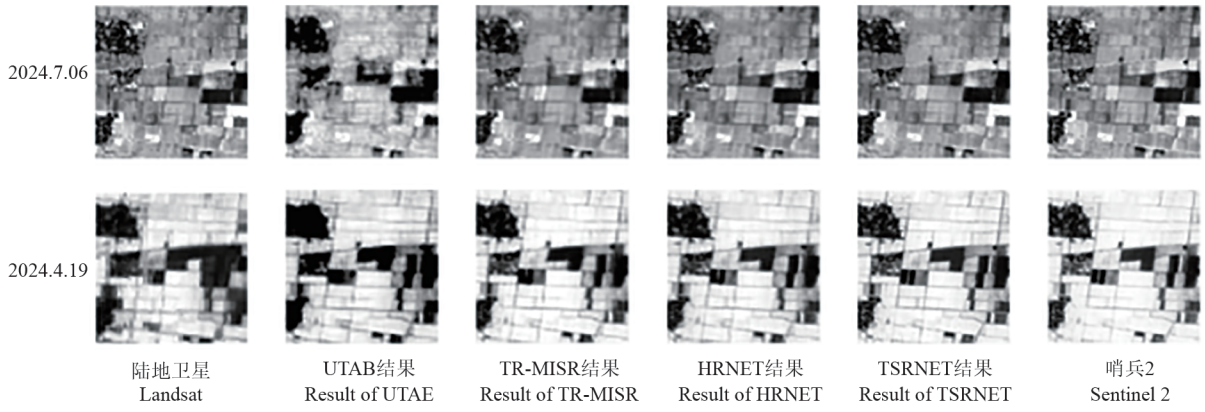


图9 超分辨率对比结果

Fig. 9 Super-resolution comparison results

从图中可以看出,由于UTAE的轻量化注意力机制在空间维度的建模能力相对较弱,缺乏对高频局部信息的敏感性和恢复机制,其位置编码无法提供空间结构的精细恢复线索,因此在地物轮廓复杂或边界细节丰富的区域,难以有效补充并重建细节。

TR-MISR的多头注意力融合机制主要依赖于全局空间特征的加权叠加。然而,该机制在捕捉局部细节时仍存在一定局限,特别是在建立局部纹理和结构关系时,对像素邻域的细粒度依赖建模不足,无法充分结合像素间的空间上下文关系,导致模型在高反差区域的重建效果有限,容易出现局部纹理模糊或边缘过渡不自然的问题。

HighResNet的递归融合机制虽然在空间维度保持与融合方面具有优势,但其结构设计更多侧重于全局特征的递归累积,对局部纹理和边缘特征的捕捉能力相对不足,导致其超分辨率重建结果在空间分布上表现出一定的模糊特征,缺乏清晰的纹理细节和局部信息,从而影响了整体的重建效果。

TSRNet内嵌的空间特征增强模块在建模局部空间信息时,能够有效整合空间上下文特征,

进一步提升了对高频信息的还原能力。相比于其他模型，TSRNet 兼具更强的时序特征建模能力与空间结构保持能力。

本文使用峰值信噪比（PSNR）、结构相似性指数（SSIM）来评估超分辨率结果的精度。SSIM 用于量化两幅图像之间的结构相似性。它通过比较图像的亮度、对比度和结构来确定两幅图像之间的相似程度。SSIM 指数的取值范围在 0 到 1 之间，数值越接近 1 表示两幅图像越相似。表 5 给出了不同模型超分辨率结果的评价指标。

从表中可以得出，TSRNet 在两项指标中均表现出色，能够较好地保留图像细节和结构。HighResNet 和 TR-MISR 在图像结构的保持上存在一定不足，在 PSNR 和 SSIM 两项指标上均稍逊于 TSRNet，尤其在结构保持方面表现较弱，更适合对图像整体质量要求较低的应用。UTAE 的 PSNR 和 SSIM 均显著低于其他三种方法，表明其在图像细节和结构还原方面存在较大劣势。

表 5 不同模型的评价指标

Table 5 Evaluation metrics of different models

模型名 Model	峰值信噪比 PSNR	结构相似性指数 SSIM
TSRNet	26.960	0.903
HighResNet	25.510	0.855
UTAE	22.680	0.687
TR-MISR	25.450	0.847

为更准确评估冬小麦生长过程，本文对比分析了 2024 年宁阳县冬小麦 TSRNet 重建 NDVI、Sentinel-2 高分辨率 NDVI 和 Landsat 8 低分辨率 NDVI 的时序变化，如图 10 所示。

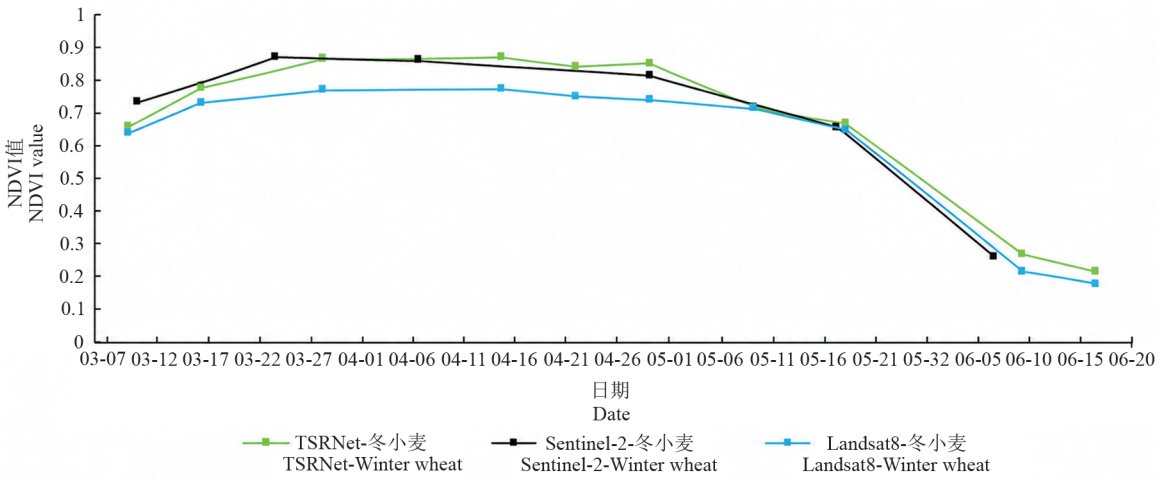


图 10 2024 年冬小麦 NDVI 曲线对比结果

Fig. 10 Comparison results of the winter wheat NDVI curves in 2024

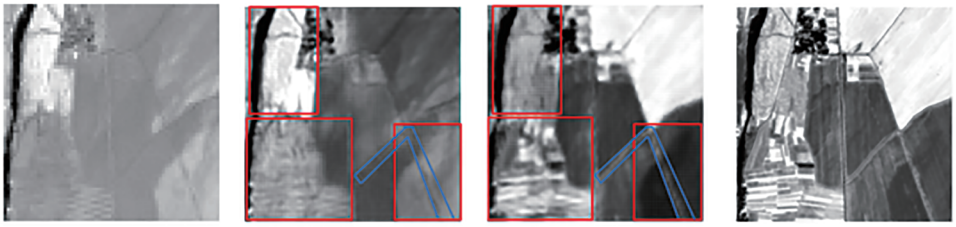
结果显示，TSRNet 在返青、拔节、灌浆等关键生育期内，均能重建出与 Sentinel-2 高度接近的 NDVI 走势，且在部分时段 NDVI 值更高，能捕捉更细微的长势波动。相比之下，Landsat8 虽提供了连续的 NDVI 时间序列，但在 3 月至 5 月小麦关键生长时期，其低空间分辨率掩盖了田块异质性，使 NDVI 曲线过于平滑，难以进行精准的长势诊断。TSRNet 融合高时间分辨率和精细空间特征，不仅重建曲线形态平滑且趋势连贯，还增强了对作物长势动态变化的表达能力，为精细化农业监测提供了可靠支撑。

3 讨论

3.1 注意力机制对提高特征质量的重要性

本文将多种注意力机制相组合以提取时空特征，包括时序注意力机制、空间特征增强模块中的通道、空间注意力机制以及全局注意力机制。图 11 展示了有无注意力机制下的超分辨率重建对比结果，旨在验证注意力机制对提高特征质量的重要作用。

图 11（b）为未引入注意力机制模型的重建结果，仅依靠传统的图像恢复方法进行细节恢复。此时的重建图像细节和空间纹理的还原能力较



(a)低分辨率原图 (a) Low-resolution original image　(b)无注意力机制 (b) No attention mechanism was used　(c) TSRNet (c) TSRNet　(d)高分辨率原图 (d) High-resolution original image

图 11 注意力机制对比结果图

Fig. 11 Attention mechanism comparison result chart

为有限。田块处(红框区域)出现明显的模糊,边界道路(蓝框区域)不清晰,物理特征的表达不精确。图 11(c)为融合多种注意力机制的 TSRNet 重建结果。在该图中,注意力机制能够有效地聚焦序列中的关键信息,不仅恢复了丰富的纹理细节,还提升了局部区域的重建质量。尤其是在田块边界(红框区域)和道路,TSRNet 能够精确还原边缘和过渡区域,使像素值更接近真实高分辨率影像,从而确保了图像细节的完整性和精度。

实验结果表明,引入注意力机制可有效减少冗余信息,在重建过程中聚焦于关键区域,如道路边缘、细节线条等重要结构特征,这种机制显著提升了田块等细节纹理的保真度与清晰度,提升了影像整体的真实性与细节表现力。

3.2　时序关系在保持作物动态信息中的作用

在 NDVI 的超分辨率重建过程中,如何有效利用时间维度上的信息,是保证作物动态变化规律得以准确呈现的关键。TSRNet 在结构设计中引入了时序注意力机制,通过对不同时相影像间的依赖关系建模,使模型能够自动识别各时间步在重建任务中的重要程度。图 12 展示了 TSRNet 超分辨率重建结果与 Sentinel-2 高分辨率原图 NDVI 曲线的对比结果。

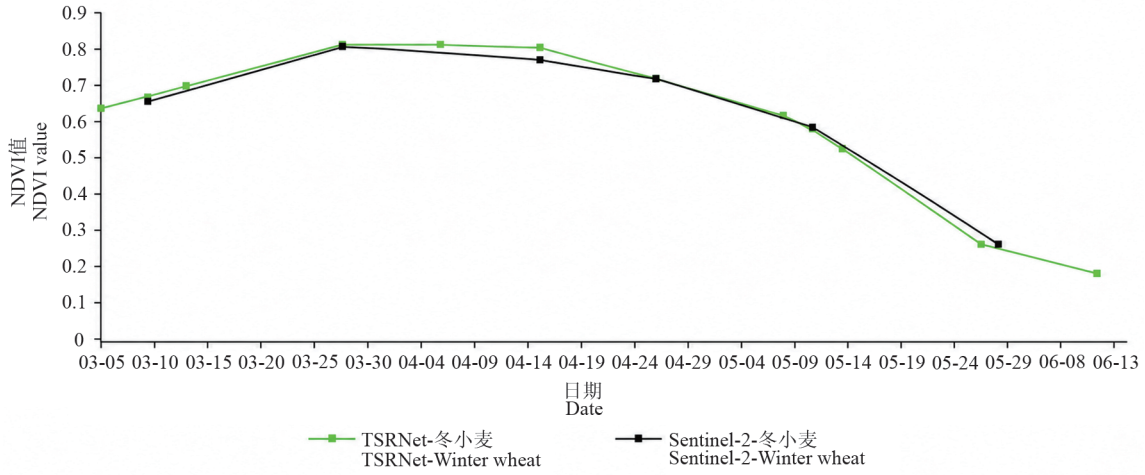


图 12 NDVI 曲线对比结果图

Fig. 12 NDVI curves comparison result chart

由图 12 可见,TSRNet 重建的 NDVI 曲线与 Sentinel-2 原始高分辨率 NDVI 曲线在整个时间范围内保持高度一致,整体变化趋势和数值水平接近,说明模型能够准确刻画作物在不同时期的动态变化特征。在 NDVI 值升高与下降的阶段,TSRNet 均能紧跟原始曲线变化,有效避免了时序信息的断裂和异常波动。这表明模型通过建立时序依赖关系,有效保留了作物生长过程中时间维度上的连续性与规律性,为时序 NDVI 数据的稳定性和可靠性提供了保障。

3.3　应用前景与模型局限性

TSRNet 模型通过提升中低分辨率时序遥感

数据的超分辨率重建能力，能够为农业监测和环境变化分析等领域提供更精确的NDVI曲线数据，从而优化农业生产决策并支持生态保护政策的制定与实施。尽管TSRNet在平坦地区和标准环境下能够有效地重建NDVI数据，但在面对如山脉、丘陵等复杂地形，或云覆盖、雾霾等极端天气条件时，模型的处理能力会受到限制。时空注意力机制基于对时序数据中各时间步特征的加权，通过学习时间维度上数据间的依赖关系，增强模型对重要特征的关注，但忽略了空间上与地形和天气相关的非线性变化，对于地形和天气变化引起的复杂局部变化，模型未能完全适应。在云覆盖区域，遥感图像的质量较差，背景噪声较大，这使得图像中的有效植被信号与云层、阴影等区域的干扰信号混合，导致图像的空间特征表达受到限制。同样，在复杂地形区域，由于地形引起的影像几何变形或光谱变化，模型在局部细节的恢复上也存在困难。未来将结合多样地形与作物生长周期优化特征融合策略，以增强模型在复杂场景下的重建精度与稳定性。

4 结论

本研究面向高质量时序NDVI需求，基于Sentinel-2影像空间分辨率高和Landsat8影像时序性强的特点，设计了一种适用于中低分辨率时序数据的超分辨率模型TSRNet。该模型基于编码器-融合-解码器的结构基础，建立时序注意力机制提取影像间的时间依赖关系，通过融合通道注意力与空间注意力增强局部空间特征表达，同时引入全局注意力机制构建空间增强模块，有效提升了图像细节恢复能力与整体结构感知能力，生成更贴近真实变化趋势的NDVI曲线。实验结果显示，TSRNet模型在R^2、PSNR、SSIM等指标上均优于其他对比模型，验证了其在时空特征提取与图像重建任务中的准确性和优越性。

后续工作中，将进一步挖掘地表分类信息的作用，使生成的NDVI数据更好地表达作物的物候信息，为科研和生产提供数据服务。

参考文献

[1] 孙 瑞,张方敏,翁升恒,等.2001-2021年中国NDVI时空格局变化及对气候的响应[J].中国环境科学,2023,43(10):5519-5528.

[2] 金 凯,王 飞,韩剑桥,等.1982-2015年中国气候变化和人类活动对植被NDVI变化的影响[J].地理学报, 2020,75(05):961-974.

[3] Andleeb T, Ali Z S, Mahmood Z, et al.Wheat varietal response to relative SPAD index (RSI) and relative normalized difference vegetation index (RNDVI) under variable nitrogen application and terminal heat stress along with yield repercussion[J]. Agronomy, 2022, 12(7): 1538.

[4] 鄂高阳,韩 芳,秦秉希,等.遥感技术在农业资源与土壤环境综合监测上的应用[J].山东农业科学,2024,56(03):163-170.

[5] 王来刚,曾 凯,李文娟,等.黄淮海地区农业遥感研究进展、发展现状与未来展望[J].中国农业信息,2023,35(06):60-70.

[6] Liu Y, Li H, Zhu L, et al. Revealing cropping intensity dynamics using high-resolution imagery: A case study in Shaanxi Province, China[J]. Remote Sensing, 2024, 16: 3832.

[7] Liu S, Liu J, Tan X, et al. A hybrid spatiotemporal fusion method for high spatial resolution imagery: Fusion of Gaofen-1 and Sentinel-2 over agricultural landscapes[J]. Journal of Remote Sensing, 2024, 4: 159.

[8] 王 帅,王 晓,梁 峰,等.无人机在我国农业监测与农事作业上的应用研究进展[J].山东农业科学,2025,57(06):171-180.

[9] Lian Z, Zhan Y, Zhang W, et al. Recent advances in deep learning-based spatiotemporal fusion methods for remote sensing images [J]. Sensors, 2025, 25(4): 1093.

[10] Qiu B, Lin D, Chen C, et al. From cropland to cropped field: A robust algorithm for national-scale mapping by fusing time series of Sentinel-1 and Sentinel-2[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 113: 103006.

[11] Xiong C, Tang J, Chen T, et al. Improved global 250 m 8-day NDVI and EVI products from MODIS using LSTM networks[J]. Scientific Data, 2023, 10: 695.

[12] Xin Li, Li X, Xu J W, Jia Y Y, et al. Spatio-temporal dynamics of vegetation over cloudy areas in Southwest China retrieved from four NDVI products [J]. Ecological Informatics, 2024, 81: 102630.

[13] 孙玉洁,王欣哲,王文焯,等.基于光谱尺度注意力的任意倍率遥感图像超分辨率[J].火力与指挥控制,2024,49(11):78-86+94.

[14] 陆婉芸,王继周.遥感影像超分辨率处理方法与研究进展[J].测绘科学,2016,41(12):53-58+69.

[15] Li J, Pei Z, Li W, et al. A systematic survey of deep learning-based single image super resolution [J]. ACM Computing Surveys, 2024, 56(10): 1-40.

[16] Makwana Y, Swadas P B, Patel P S. Single image super resolution using deep learning: A survey[J]. International Journal of Advance Engineering and Research Development, 2020, 7(4): 22-27.

[17] Hu S, Li Y, Xu Y, et al. A review of deep-learning-based super-resolution: From methods to applications [J]. Pattern Recognition, 2025, 157: 110935.

[18] 赵利军,王 可,张晋京,等.深度图超分辨率重建研究综述[J].计算机应用研究,2023,40(06):25-31.

[19] 唐晓天,杨 雪,李 峰,等.自注意力映射超时相遥感图像超分辨率重建[J].遥感学报, 2024, 28(06): 1551-1559.

[20] Al-Mekhlafi H, Liu S. Single-image super-resolution: a comprehensive review and recent insight[J].Frontiers of Computer Science, 2024, 18(1): 181702.

[21] Qin P, Huang H, Chen P, et al. Reconstructing NDVI time series in cloud-prone regions: A fusion-and-fit approach with deep learning residual constraint[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 218(Part A): 170-186.

[22] 王睿琪.图像超分辨率重建综述[J].计算机科学与应用, 2024, 14(02): 350-359.

[23] Salvetti F, Masi G, Bruna A, et al. Multi-image super resolution of remotely sensed images: exploiting spatiotemporal correlations to outperform SISR[J]. Remote Sensing, 2020, 12(14): 2207.

[24] Zhang Z, Hao X, Li J, et al. ESC-MISR: Enhancing spatial correlations for multi-image super-resolution in remote sensing[C]. Proceedings of the 31st International Conference on Multimedia Modeling (MMM 2025). Singapore: Springer, 2025: 373-387.

[25] Deudon M, Kalaitzis A, Goytom I, et al. Highres-net: recursive fusion for multi-frame super-resolution of satellite imagery [J]. arXiv Preprint arXiv: 2002.06460, 2020.

[26] Garnot V S F, Landrieu L. Panoptic segmentation of satellite image time series with convolutional temporal attention networks[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2021: 4872-4881.

[27] Salvetti Francesco, Mazzia Vittorio, Khaliq Aamir, et al. Multi-image super resolution of remotely sensed images using residual attention deep neural networks [J]. Remote Sensing, 2020, 12(14): 2207.

[28] An T, Zhang X, Huo C Y, et al. TR-MISR: Multi-image super-resolution based on feature fusion with transformers[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15: 1373-1388.

[29] Ebel P, Meraner A, Schmitt M, et al. Multisensor data fusion for cloud removal in global and all-season Sentinel-2 imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(7): 5866-5878.

[30] Jing R, Duan F, Lu F, et al. Denoising diffusion probabilistic feature-based network for cloud removal in sentinel-2 imagery[J]. Remote Sensing, 2023,15(9):2217.

[31] 张金懿,郝晋珉,王 楠,等.山东省耕地质量空间自相关分析与耕地保护分区研究[J].土壤通报, 2023, 54(04): 757-767.