



引文格式:周亚男,何金珂,冯莉,等.深度时空卷积网络支持的地块尺度作物种植类型分类[J].武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(9):1770-1779. DOI:10.13203/j.whugis20230136

Citation: ZHOU Ya'nán, HE Jinke, FENG Li, et al. Parcel-Scale Crop Type Classification Using Tile-Slice-Based Spatial-Temporal Convolutional Networks[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(9): 1770-1779. DOI: 10.13203/j.whugis20230136

深度时空卷积网络支持的地块尺度 作物种植类型分类

周亚男¹ 何金珂¹ 冯莉¹ 陈跃红¹ 吴田军² 张新^{3,4} 骆剑承^{3,4}

1 河海大学地理与遥感学院, 江苏 南京, 211100

2 长安大学土地工程学院, 陕西 西安, 710064

3 中国科学院空天信息创新研究院, 北京, 100101

4 中国科学院大学, 北京, 101408

摘要:面向遥感影像多层次时空信息表达与作物种植类型识别的需求,提出了一种分区分层的时空遥感作物种植类型分类方法,其核心在于地块空间的分区分层表达和深度时空分类网络。首先,对 Sentinel-2 遥感影像地块空间进行分区和分层,构建作物类型识别的时空训练数据集和预测数据集;然后,构建深度时空卷积分类模型,估算预测数据集的作物类型概率;最后,以地块空间为约束融合地块的作物类型概率,生成最终的作物类型专题图。研究区的对比与评价实验结果表明,所提方法较现有方法在总体精度、准确度和 F1 分数上分别取得了 0.03、0.02 和 0.02 的性能提升,验证了其在作物种植类型分类制图上的有效性,为地块尺度遥感时间序列分析提供了一种新的思路。

关键词: Sentinel-2; 地块尺度; 作物类型; 时空卷积网络; 分区分层

中图分类号: P237

文献标识码: A

收稿日期: 2024-06-15

DOI: 10.13203/j.whugis20230136

文章编号: 1671-8860(2025)09-1770-10

Parcel-Scale Crop Type Classification Using Tile-Slice-Based Spatial-Temporal Convolutional Networks

ZHOU Ya'nán¹ HE Jinke¹ FENG Li¹ CHEN Yuehong¹ WU Tianjun²
ZHANG Xin^{3,4} LUO Jiancheng^{3,4}

1 Collage of Geography and Remote Sensing, Hohai University, Nanjing 211100, China

2 School of Land Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China

3 Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

4 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China

Abstract: Objectives: Parcel-based crop classification utilizing multi-temporal satellite images is essential for precision agriculture. However, it is a significant challenge to explore the multi-scale spatial information for identification of crop types from remote sensing images. **Methods:** This paper proposes a tile-slice-based spatial-temporal (TSST) method for parcel-scale crop type classification using multi-temporal Sentinel-2 images. The core to the proposed method is the combined use of tile-slice-based feature representation of parcels and a deep spatial-temporal convolutional network. First, according to crop types and parcels, spatial tiles were sliced to produce a tile-slice-based training sample dataset and a tile-slice-based prediction dataset. Then, the deep spatial-temporal convolutional network was established to estimate crop-type probabilities for tile-slice-based prediction dataset. Finally, tile-slice-based probabilities were fused within parcel polygons to generate the final crop type maps. **Results:** In the study area in France, the pro-

基金项目:第三次新疆综合科学考察(2021xjkk1305);国家重点研发计划(2021YFB3901301);国家自然科学基金(42071316)。

第一作者:周亚男,博士,副教授,研究方向为高分辨率遥感与时序遥感。zhouyn@hhu.edu.cn

通信作者:张新,博士,研究员。zhangxin@radi.ac.cn

posed method is further discussed and validated through parcel-based time-series crop classifications using multi-temporal Sentinel-2 images. The overall accuracy, precision and *F1* score are improved by 0.03, 0.02, 0.02, respectively. The classification results demonstrated great improvements over the comparison methods. **Conclusions:** We concluded from experiments and discussions that the proposed TSST method is effective for parcel-based crop classification using Sentinel-2 image sequences. The spatial division and slice in parcel-scale representation are benefit more for crop type identification of larger and spatially concentrated parcels. The proposed TSST method is lightweight but powerful for crop classification. These studies and findings will provide new ideas for parcel-based remote sensing time series analysis.

Key words: Sentinel-2; parcel-scale; crop type mapping; spatial-temporal convolutional networks; spatial division and slicing

遥感具有覆盖范围广、重复观测周期短、成像受限少和成本低等优势,被成功应用于区域乃至全球的资源调查、作物长势监测、粮食安全预警等农业生产与管理领域^[1-4]。作物种植类型的遥感监测与制图是开展精准农业应用(诸如作物长势与粮食估产)的基础和关键。然而受限于作物生长的相似性和单次遥感观测的局限性,很难用单时相卫星影像实现对多种类型作物(特别是同季作物)的精确识别。因此,探索和表达多时相遥感影像中蕴含的时间序列信息成为遥感作物种植类型识别与制图的有效方法^[5-7]。围绕多时相遥感时序信息的提取与分析,研究人员提出了诸如统计学模型、(传统)机器学习模型、深度学习模型等方法^[8-10]。这些方法从遥感观测的时间维度出发,重点研究其序列修复、时序成分分解、时序平滑、时序分类等时间序列分析技术^[11],提升遥感作物类型制图的性能和应用领域。

近年来,随着对地观测空间分辨率的提升,卫星影像越来越能够精确表达种植地块的几何边界与地块内纹理等高层次信息。因此以种植地块为分析对象开展地块尺度的遥感时间与空间分析^[12-13]成为当前遥感作物精准制图的主流方法(较传统的基于像元的作物类型分类),挖掘作物种植地块内的空间信息成为提升遥感作物种植类型制图的关键^[6]。相对于基于像元(光谱特征)的作物类型分类方法,面向对象的分析技术能够有效提取影像多尺度分割对象的形状、纹理、上下文关系等高级语义特征,扩展作物监测的特征维度,提升遥感作物种植类型制图的精度^[14-15]。但此类方法往往受制于前期影像多尺度分割的效果而难以获取精准的地块对象,增大了地块特征表达的不确定性,限制了作物类型制图精度的提升^[16-17]。

深度学习的迅速发展为农业遥感作物分类提供了新的思路^[18-20]。考虑到遥感时序观测与视

频之间的相似性,很容易将现有语义分割、视频分析等深度学习方法移植和扩展到遥感作物类型识别应用上^[21-22]。尽管此类方法取得了较好的分类效果,但其大都建立在理想的标记样本基础之上,即作物类型标注对样本空间的全覆盖。这一假设显然不符合农业遥感野外采样的实际^[5],并且地块的不规则和深度卷积也将造成作物特征信息在地块边缘的扩散和混淆,降低了地块尺度(特别是面积较小的地块)作物类型识别的效果^[16]。为此,研究人员借鉴面向对象影像分析的思路,将地块尺度作物类型识别任务分解为地块提取与类型识别两大步骤^[3, 23-24]。在类型识别中,尝试通过构建地块内简单的光谱统计特征、或者利用预训练卷积网络提取影像的多层次语义特征^[13]等途径,构建地块的多维时序特征,进而利用深度循环网络挖掘时序特征中长短时间依赖信息,实现作物类型识别^[25]。尽管这类研究取得了较传统方法更好的制图效果,但在影像空间特征分析上,尚未脱离人工设计空间高层次特征的处理模式,也未能构建端到端的多层次空间特征表达模型^[13]。

总体来讲,当前深度学习方法在遥感作物分类应用中仍存在以下不足:(1)缺乏对地块内部高层次空间信息的挖掘,仅计算了地块内光谱和纹理等人工设计特征;(2)缺乏面向遥感时空作物类型识别任务的端到端深度网络模型。针对上述问题,本文提出一种分区分层的遥感时空(tile-slice-based spatial-temporal, TSST)分类网络模型,其核心在于对地块空间的分区分层表达和深度时空分类网络。相比于已有方法,本文提出了一种适用于地块尺度遥感影像时空分析的分区分层框架,构建了一个轻量且高效的作物类型识别深度网络模型。利用 Sentinel-2 时序遥感影像,通过法国研究区的地块尺度作物种植类型分类实验,分析和讨论了本文方法的有效性。

1 研究区与数据

1.1 研究区

本文研究区如图1所示,由2020年8月31日获取的 Sentinel-2 影像的近红外-蓝-绿波段合成。研究区位于法国东北部勃艮第-弗兰奇-孔泰地区的科特迪瓦省,首府为 Dijon,中心经纬度为 $5^{\circ}01'E$, $47^{\circ}17'N$,覆盖面积约 $5\ 000\ km^2$ 。研究区属于受大陆影响的温带海洋性气候,平均气温为 $6.8\sim 16.1\ ^{\circ}C$,年平均降水量为 $740\ mm$,适合小麦、油菜、葡萄和草等植被生长。

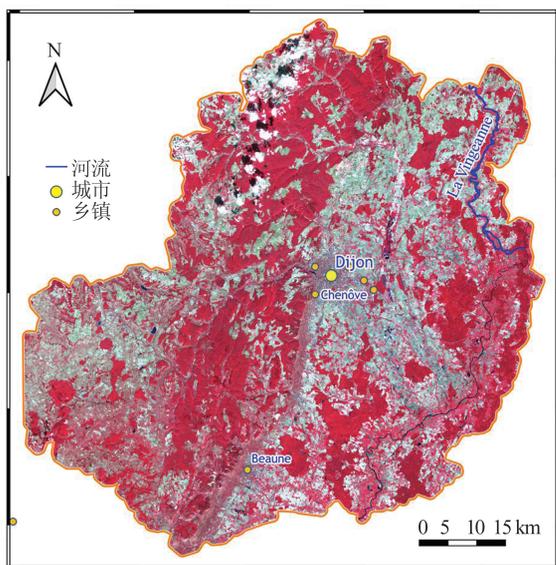


图1 研究区概况

Fig. 1 The Study Area in the Northeast of France

1.2 实验数据

面向地块尺度的作物种植类型识别任务,本文收集并构建了研究区作物种植地块矢量和 Sentinel-2 时间序列影像数据集。选用法国国家森林与地理信息研究所发布的2019年全国作物种植的地理信息(register parcellaire graphique, RPG),并提取研究区的作物种植地块多边形和类型数据。原始RPG数据包含种植地块矢量及种植类型,共计23组、328个作物类型。结合研究区的实际情况合并类别,选用冬小麦、冬大麦、冬油菜、冬小黑麦、春大麦、玉米、大豆、向日葵、葡萄、苜蓿、草地和休耕地等12个作物种植类别,其中保留了两个极少数类别,向日葵和冬小黑麦占比分别为1.21%和2.10%,用于测试作物分类模型的性能,即实际作物类型识别中的类别不平衡问题^[26]。最终获得研究区共约53 400个地块,并随机选择20%的地块作为标记样本。

考虑到研究区秋播作物的生长阶段主要集

中于来年春季,实验选用拍摄于2019-03-01—2019-09-30的48幅 Sentinel-2 影像(Path/Row 编码为 T32TFN)来监测作物的生长过程。受成像天气条件的影响,38幅 Sentinel-2 影像受到云/影遮挡,平均云/影覆盖率约为53%,而2019-03-29、2019-05-13、2019-05-23、2019-06-02、2019-06-17、2019-06-27、2019-08-21、2019-08-26、2019-09-15、2019-09-20的影像为无云影像。

2 研究方法

本文提出了一种基于 Sentinel-2 时间序列影像的地块尺度作物种植类型分类与制图方法,技术流程如图2所示,整体包括数据预处理、空间分区与分层、深度时空卷积分类模型和地块尺度的类型合并等四大步骤。首先,数据预处理主要包括 Sentinel-2 影像大气校正、云/影检测与掩膜、Sentinel-2 影像与 RPG 地块数据之间的地理配准。其次,以地块关键点为中心进行地块空间(瓦片)分区、根据瓦片作物类型或地块标识进行分层,建立训练数据集和预测数据集。然后,构建深度时空卷积分类模型,估算预测数据集的作物类型概率。最后,以地块为空间约束合并分区分层的作物类型概率,生成地块尺度的作物类型分类图。

2.1 数据预处理

1) 时间序列 Sentinel-2 影像

首先,利用 Sen2Cor 算法对下载的 L1C 级 Sentinel-2 影像进行大气校正,生成 L2A 级地表反射率产品,以保证不同时相、不同区域获取的 Sentinel-2 影像具有一致的反射率,增强大区域、多时相作物生长监测的可靠性^[27]。然后,提取 Sentinel-2 影像的 $10\ m$ 空间分辨率波段(波段2、3、4和8)和 $20\ m$ 空间分辨率波段(波段5、6、7、8A、11和12),利用最近邻插值算法将 $20\ m$ 波段重采样为 $10\ m$ 。最终,生成空间分辨率为 $10\ m$ 、含有10个波段的 Sentinel-2 影像产品。

Sen2Cor 算法生成的影像质量场景分类(quality scene classification, QSC)栅格标记 Sentinel-2 影像中云/影遮挡、数据缺失和过饱和等的像元区域,可用来构建 Sentinel-2 影像的掩膜。首先,目视判读 QSC 栅格并重点修正云/影边缘处的 QSC 错误分类。然后,重分类 QSC 栅格为二值掩膜,其中一类为“被污染”像元,含云/影遮挡、数据缺失和过饱和的像元,另一类为“干净”像元。最后,将二值掩膜空间叠加到 Sentinel-2 影像,并标记“被

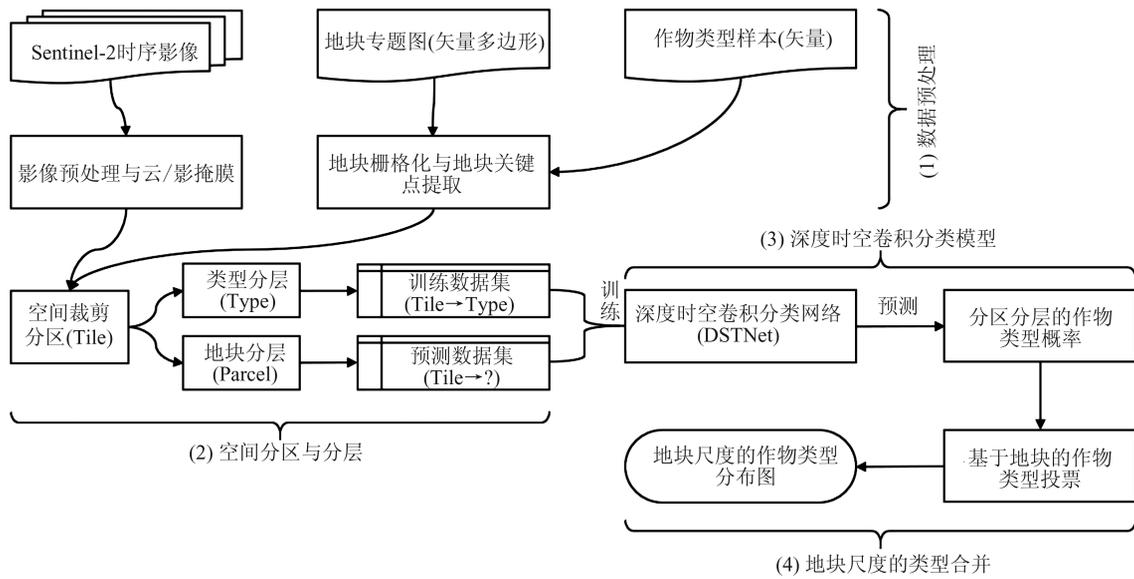


图 2 遥感时空融合的地块尺度作物种植类型分类流程

Fig. 2 Flowchart of Parcel-Based Crop Mapping Using Spatial-Temporal Sentinel-2 Images

污染”像元的 Sentinel-2 影像值为缺失值。需要注意的是,为构建时相规则的遥感时间序列,完全“被污染”的影像也将保留在影像序列中。

2) 地块与作物类型样本

按照 6:2:2 的比例将 RPG 标记样本随机划分为训练样本集、验证样本集和测试样本集。其中,训练样本集和验证样本集分别用于调整模型的参数和超参数,测试样本集用于评估分类模型的泛化性能。

2.2 地块关键点与空间分区

空间分区是利用深度学习进行影像时空分析的首要步骤。通过空间分区将大区域影像(实验中 Sentinel-2 影像的空间尺度约为 $9\ 000 \times 9\ 000$ 像素)划分为多个影像瓦片,缓解深度学习模型对显存等计算资源的需求;同时空间分区生成的影像瓦片也是深度学习模型的处理对

象。图 3 展示了基于地块关键点的空间分区流程。首先,以 Sentinel-2 影像为参考,将地块多边形转换为栅格对象;然后,提取栅格对象的骨架线以及骨架线交点(骨架点),利用距离变换计算栅格对象的中心点,共同组成地块的关键点集;最后,以地块关键点为中心,裁剪 $N \times N$ 像元的影像区域为该关键点对应的影像瓦片。一个地块多边形可能生成多个关键点,因此其也将对应多个影像瓦片。值得注意的是,影像瓦片尺寸 N 是一个关键参数, N 过大会导致影像瓦片区域内含有过多的类别或地块,后续分层处理将产生更高的数据缺失率;而 N 过小会限制深度卷积的感受野,难以捕捉到地块影像的多层次信息。为此,在综合考虑研究区地块尺度、影像空间分辨率以及数据缺失率等因素的基础上,设置 $N=32$ 。

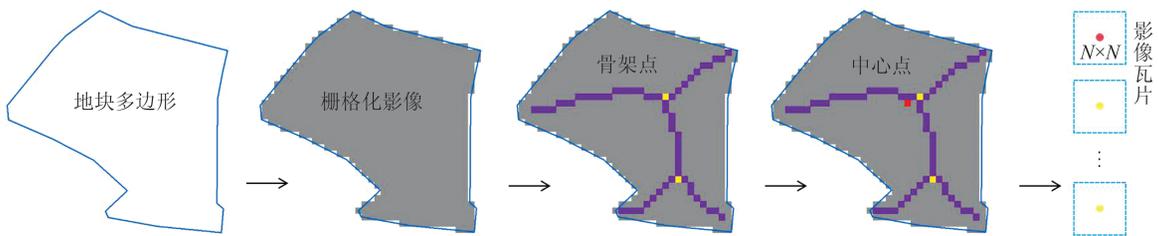


图 3 地块关键点提取与影像空间分区示意图

Fig. 3 Key Points of Parcels and Spatial Division of Images

2.3 类别/地块分层

类别/地块分层是利用深度学习进行遥感作物时间序列分析的关键。在影像空间分区中,本文提出的类别/地块分层流程如图 4 所示。

在基于作物类别的分层中,分别提取影像瓦

片区域内每种类型像元的区域并标记其他像元区域为空白(影像像元值设置为 0);在地块分层中,则依据地块编码(如地块序号)提取编码相同的像元区域,并将其他区域像元值设置为 0。在构建作物类型识别训练样本中,由于地块类别已知,因此

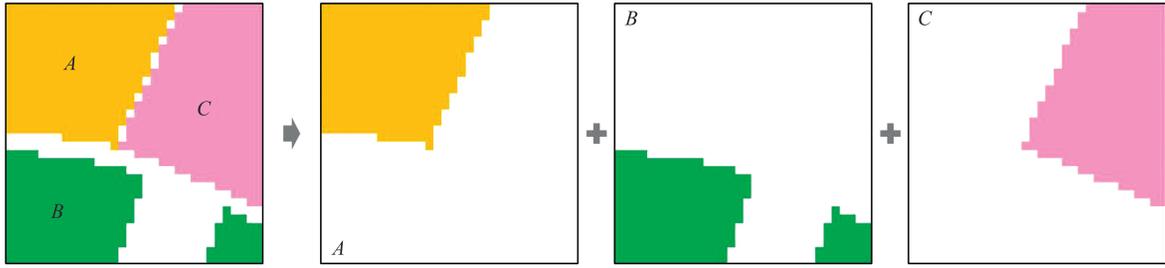


图4 基于作物类别/地块的分层示意图

Fig. 4 Parcel Slice Based on Crop Types or Parcel Coding

将对瓦片区域进行类别分层,每层生成一个标记样本。在制作预测样本中,则对瓦片区域进行地块分层,每个地块分层对应一个预测样本。通过类别/地块分层,能够有效排除不同类别或地块之间的相互干扰,获取“纯净”的样本特征数据。

实验过程中也注意到,瓦片分层中的空白区域(数据缺失)可能会导致模型训练过程不稳定、模型训练不收敛甚至训练失败等问题。为此,尝试采用随机填充和正态填充两种方法对空白区域进行模拟填充,以期改善模型训练过程。在随机填充中,从有效像元中随机选取像元,并将其像元值填充到缺失位置;在正态填充中,假定有效像元值服从正态分布,计算其均值与标准差,进而在均值的3倍标准差范围内随机生成像元值,并填充到缺失位置。此外,考虑到深度学习模型对数据缺失具有一定的容忍性,实验中只有当影像瓦片序列的平均缺失率大于0.6时,才会模拟填充空白区域,降低其数据缺失率至低于0.6。

2.4 TSST网络模型

三维卷积神经网络能够学习影像序列的时空联合信息。本文为避免直接使用三维卷积的

巨大计算资源消耗,受 Pseudo-3D (P3D)^[28]、ResNet3D^[29]等三维模型的启发,将常规的三维卷积分解为二维空间卷积和一维时间卷积,提出的TSST网络模型如图5所示。整体上,网络包括空间嵌入模块(spatial embedding block, SEB)、稠密空间连接模块(dense spatial block, DSB)、注意力模块(channel-spatial attention, CSA)、向量化模块(vector block, VB)和基于时域卷积网络(temporal convolutional network, TCN)的分类模块等5个子模块。SEB模块对输入时序影像进行空间包裹生成输入影像的高维特征表达;DSB模块用于提取影像的多层次空间信息;CSA模块学习影像在空间和波段(属性)维度的注意力;VB模块将序列影像特征转化为多维时序信息;TCN模块实现从多维时序特征到作物类别的映射,并输出作物类别概率。

1) 多层次空间特征

TSST网络模型利用DSB模块提取影像的多尺度空间信息,其实现沿用了DSNet^[30]中的稠密膨胀卷积模块(图5)。具体而言,DSB利用具有密集感受野的膨胀卷积来捕获影像空间的多

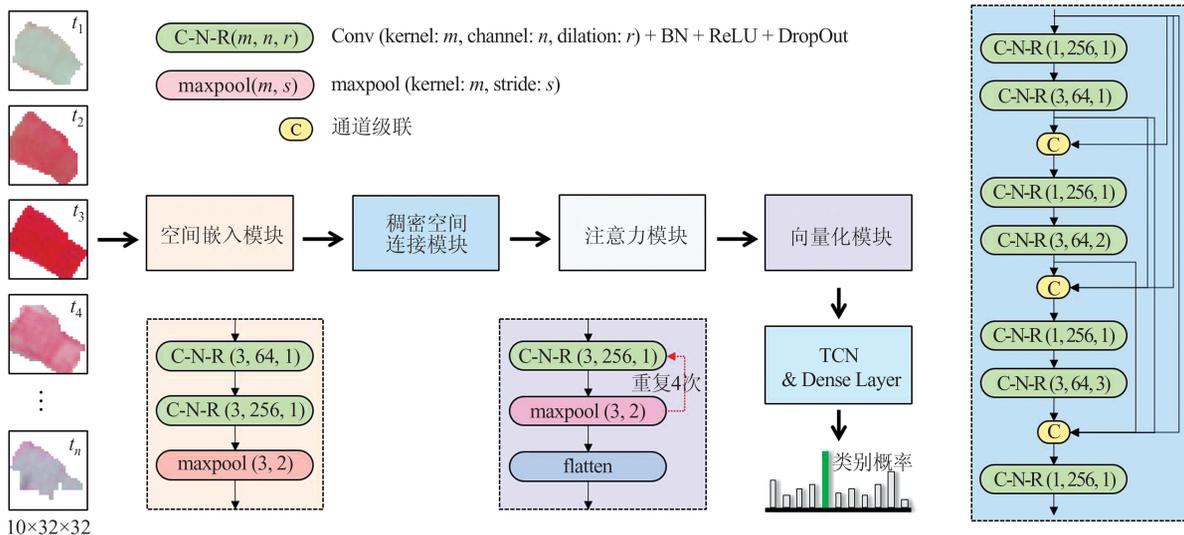


图5 TSST网络模型的整体架构

Fig. 5 Overall Architecture of TSST Network Model

尺度信息,且保持较低的模型参数量;利用稠密的通道级联来获取影像波段间的多尺度特征,并在膨胀卷积层之前利用 1×1 的卷积层来阻止特征通道数的增大。

2) 时间序列分类

相对于循环神经网络的序列建模,TCN网络具有多层次的感受野、稳定的梯度传播和更低的资源消耗等优点^[31]。本文选用TCN实现从地块时序特征到作物类型的映射。在实现上,TCN利用膨胀卷积来捕捉序列观测的长时间依赖关系,利用残差链接实现网络的跨层信息传递。具体地,TCN由3个连续的一维卷积层组成,然后是批量归一化(batch normalization, BN)、ReLU激活函数和随机丢弃(DropOut)层。经TCN时序编码后的特征被展平并传递到具有BN、ReLU激活函数和DropOut的全连接层,并经Softmax函数计算作物类别概率。

3) 损失函数

针对研究区作物类型的类别不均衡性,采用多类别Focal Loss损失函数训练时空分类模型。

2.5 地块尺度作物类别合并

空间分区生成了地块的多个影像瓦片,也对应多个作物类别概率,因此需要融合地块的多个类型概率以生成最终的地块作物种植类型。假设待预测瓦片*i*区域内的有效像元数(同时落入瓦片与地块多边形内)为 n_i ,作物类别概率为 $p_i=(p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^T)$,借鉴集成学习中的投票思想,以 n_i 为权重计算作物类别概率的加权和,将概率最高的类别作为最终的地块作物类型,计算式为:

$$P_{\text{type}} = \arg \max_{i \in (1, T)} \left\| \sum_{i=1}^K n_i \times p_i \right\| \quad (1)$$

式中, P_{type} 为最终的地块作物类型; K 为地块的关键点数; T 为分类体系的类别个数。

2.6 性能评价与对比

1) 对比方法

本文选用多个对比方法验证所提TSST网络模型的有效性。对比方法分为两大类:基于像元和地块尺度的时序分类方法。基于像元的分类方法以像元时序光谱值为输入,利用长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)^[3]和Transformer^[5]模型提取其时序特征并分类,进而以地块多边形为空间约束,投票合并上述像元分类结果,生成地块尺度类别投票分类结果;同时以地块为分析单元提取地块区域内光谱均值,构建地块时间序列观测,并输入LSTM和Trans-

former模型,生成地块尺度特征的作物分类结果。为保证对比实验的公平性,所有模型均采用相同的参数设置(包括优化器、损失函数、批大小、初始学习率、早停机制等),并选用其最优训练模型进行测试。

2) 评价指标

通过逐地块对比测试样本类别与分类模型预测类别,构建模型分类结果的混淆矩阵并计算总体精度(overall accuracy, OA)、准确度(P)、召回率(R)、 $F1$ 分数等指标。总体精度OA表达了正确分类的地块数与测试样本集中地块数之间的比值,准确度和召回率的调和平均数 $F1$ 分数更能够表达某一类作物的分类精度。整体上来说,更高的OA、 P 、 R 和 $F1$ 分数表示更好的分类结果,反之亦然。

3 实验与讨论

3.1 实验结果

1) 作物类型分类结果

TSST网络模型生成的作物种植类型图和局部细节如图6所示。通过目视解译评价作物类型识别方法的整体效果。草地主要分布在研究区西南部以及Vingeanne河两岸(局部细节C)。葡萄主要种植在从切诺夫(Chenôve)到博恩(Beaune)之间的狭长谷底(局部细节B)。研究区中东部的平地上主要种植着冬小麦、冬大麦、玉米等作物。

2) 精度分析与对比

为了定量评价TSST网络模型的有效性,本文计算和对比了多种作物分类方法,包括基于像元的LSTM和Transformer方法、地块尺度类别投票的LSTM-V和Transformer-V方法以及地块尺度特征的LSTM-P和Transformer-P方法,精度指标结果见表1。

整体上看,本文TSST网络模型取得了最好的作物分类效果,其OA、 P 、 R 、 $F1$ 分数分别达到0.833 5、0.718 7、0.743 8和0.731 0。特别是相对于次优精度指标,TSST网络模型在OA、 P 和 $F1$ 分数上分别提高了0.03、0.02和0.02,这定量说明了TSST网络模型在遥感时空作物类型识别上的优势。具体而言,像元尺度的LSTM和Transformer方法取得了最低的作物分类精度,而地块尺度分类方法均取得了较好的分类结果。这是因为以地块多边形为空间约束的特征统计和作物类别合并,能够有效消除特征提取和分类中的

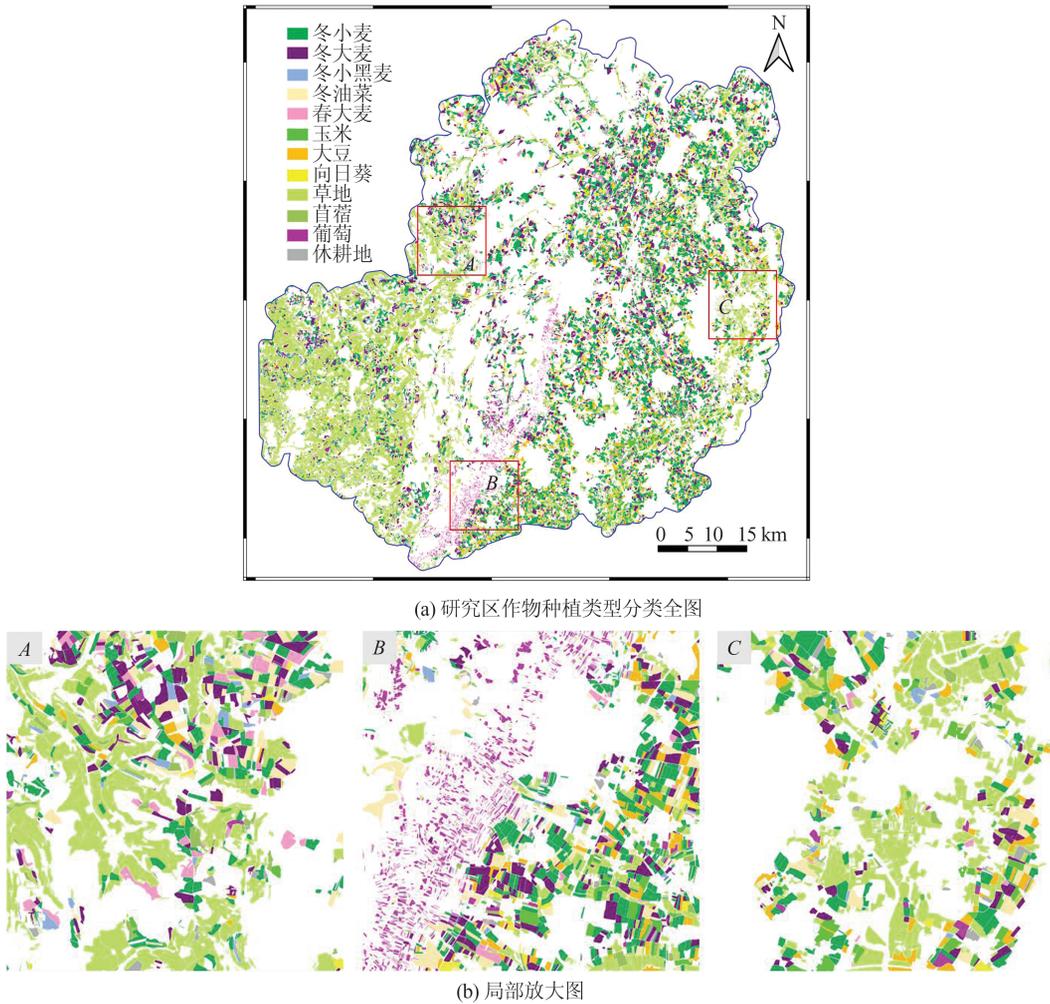


图6 TSST网络模型的作物种植类型分类结果

Fig. 6 Crop Classification Results of the Proposed TSST Network Model

表1 作物类型分类精度对比

Table 1 Accuracy Comparison of Crop Type Classifications

精度	基于像元的方法		地块尺度				TSST方法
			类别投票		地块特征		
	LSTM	Transformer	LSTM-V	Transformer-V	LSTM-P	Transformer-P	
OA	0.756 1	0.769 3	0.808 2	0.791 6	0.800 3	0.801 3	0.833 5
P	0.545 7	0.561 4	0.657 2	0.673 2	0.658 2	0.694 6	0.718 7
R	0.642 7	0.660 0	0.744 5	0.711 6	0.745 6	0.720 4	0.743 8
F1分数	0.590 3	0.606 7	0.698 2	0.691 9	0.699 2	0.707 3	0.731 0

异常值和椒盐噪声,生成更高精度的作物类型分类结果。进而相对于类别投票和地块特征方法,TSST网络模型则能够有效挖掘和利用影像的多层次空间信息,也最终获得了最好的分类结果。实验还发现,相对于召回率R的提升,TSST网络模型取得了更大的精度提升。究其原因,可能是由于地块空间的高层语义信息被挖掘和利用,因而模型的识别准确度得以提升。

3.2 分析与讨论

1) 作物类型与精度提升

以LSTM-P方法结果为基准,分析TSST网

络模型分类结果中不同类别作物识别的F1分数及其提升,如图7所示。由图7可以看出,遥感时空作物类型识别中,不同类型作物表现出较大的性能差异。TSST网络模型和基准方法LSTM-P均在冬油菜、葡萄和草地等作物上取得了相对较高的精度,而在冬小黑麦、玉米和大豆作物的识别中表现较差。一方面是由于葡萄和草地作物其相对独特的生长过程;另一方面结合样本中作物类别数目来看,尽管实验采用Focal Loss损失函数来克服样本类别不平衡的问题,样本数占优的类别仍取得更好的分类精度。

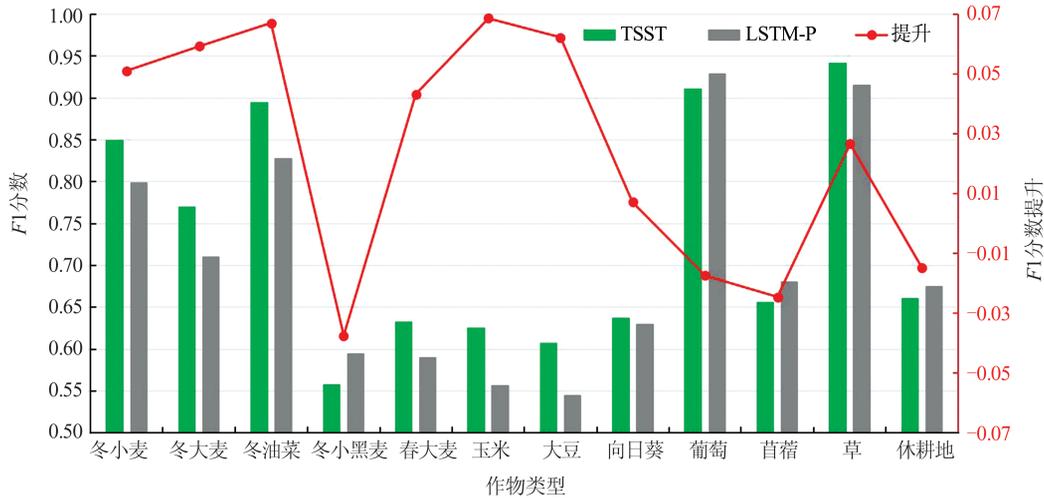


图7 不同类型作物的识别精度及其提升

Fig. 7 Classification Accuracies and Improvement of Different Types of Crops

进一步分析 TSST 网络模型在不同作物上的性能提升,其中在冬油菜、玉米和大豆作物上提升明显,而在冬小黑麦、葡萄、苜蓿和休耕地类别上出现了轻微的精度下滑。从作物地块的平均面积和空间分布来看,提升效果明显多表现在地块面积大、空间分布集中的作物类别,地块面积小、分布零散的作物则表现出更差的效果。可能原因是本文方法中分区分层处理将会提高影像瓦片序列中缺失值的比率,也提升了时空卷积网络学习影像空间特征的难度,尤其是面积较小且分布零散作物类型的影像瓦片,其缺失率更高、学习到特征的噪声更大、识别模式更不稳定。

2) 云/影缺失值处理

本文 TSST 网络模型通过空间分区与类别/地块分层减弱了类别之间时空特征的混淆,但也导致了影像瓦片更多的像元值缺失。实验也设计随机填充和正态填充两种缺失值修复方案。不同填充方案的作物分类精度如表 2 所示,其中 No 代表不进行云/影掩膜操作,Zero 为直接置零处理,Random 和 Normal 分别为随机和正态填充处理,epoch 为模型训练达到稳定所需的训练次数。

由表 2 可以看出,在整体上,Zero、Random、Normal 方案均取得较 No 方案更好的精度。其原因

表 2 不同缺失值填充方法的作物分类精度

Table 2 Classification Accuracies of Different Reconstruction Methods

方案	OA	P	R	F1 分数	epoch
No	0.757 9	0.522 3	0.612 0	0.563 6	92
Zero	0.833 5	0.718 7	0.743 8	0.731 0	58
Random	0.825 1	0.689 0	0.776 1	0.729 9	42
Normal	0.834 5	0.706 5	0.761 0	0.732 7	30

因在于,相对于 No 方案中作物空间特征会受到污染像元的干扰,其他方法均消除了污染像元,并且 Random 和 Normal 方法还模拟填充了缺失值。上述两种填充方法并没有取得较 Zero 处理更好的分类效果,尽管两种填充方法模拟了缺失值,但填充操作也破坏了影像的高层语义信息(如纹理等)。另一方面,这两种填充操作有个显著优点,能有效提升分类模型的训练效率,降低模型训练所需的次数,使得模型收敛更快。

3) 模型性能对比与分析

为评价本文构建 TSST 网络模型的性能,实验将其与流行的深度时空分析网络模型(ResNet-TCN 和 P3D)进行对比。表 3 展示了多个模型在参数量、预测速度和总体精度方面的性能对比,其中 ResNet-TCN 和 P3D 网络分别选用了 50 层和 63 层的骨干网络。

表 3 作物分类时空网络模型性能对比

Table 3 Performance Comparison of Spatial-Temporal Models for Crop Classification

网络	参数量/MB	预测时间/s	OA
ResNet-TCN	23.68	2.21	0.834 1
P3D	24.97	2.43	0.829 7
TSST	1.70	1.19	0.833 5

在模型分类精度上,3 个模型取得了几乎一样的总体精度。相对于 ResNet-TCN 和 P3D 模型,TSST 网络模型具有更小的参数量和更快的预测速度。也就是说,TSST 网络模型以更小的参数量、更轻量的模型取得了与 ResNet-TCN 和 P3D 相当的作物类型识别效果。

4 结 语

充分挖掘影像中作物种植的时空信息是提升遥感作物种植类型分类和制图的有效途径。本文在地块空间的分区分层表达和深度时空卷积分类网络的基础上,提出了一种分区分层的遥感时空作物种植类型分类方法(TSST)。基于 Sentinel-2 时序遥感影像的法国研究区地块尺度作物种植类型制图实验表明:(1)TSST 网络模型能够有效学习影像空间的多尺度时空语义特征,并提升遥感时空作物识别的精度,相对于现有方法,在 OA、P 和 F1 分数上分别提高 0.03、0.02 和 0.02;(2)面向地块特征表达的分区分层处理,更有利于大地块面积、空间集中分布的作物类型识别;(3)TSST 网络模型是一种轻量且高效的作物类型识别模型。上述实验及其结论将为农业遥感时间序列分析提供新的思路和方法。同时,这些方法也容易移植和适应于其他卫星数据和应用。

此外,云/影等成像条件限制了光学遥感对作物生长过程的时空观测。后续研究将考虑引入和融合微波遥感观测(如 Sentinel-1 和高分 3 号卫星数据)来提升对作物生成的时间序列监测和制图能力。

参 考 文 献

- [1] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and Perspectives on Agricultural Remote Sensing Research and Applications in China[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 748-767.
- [2] 袁晓蕾,王超,李柏延,等. 长江流域土地利用/覆盖变化驱动力及影响综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(8): 1241-1255.
YUAN Xiaolei, WANG Chao, LI Boyan, et al. Review of the Driving Forces and Impacts of Land Use/Cover Change in the Yangtze River Basin[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(8): 1241-1255.
- [3] ZHOU Y N, LUO J C, FENG L, et al. Long-Short-Term-Memory-Based Crop Classification Using High-Resolution Optical Images and Multi-Temporal SAR Data[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2019, 56(8): 1170-1191.
- [4] 董金玮,吴文斌,黄健熙,等. 农业土地利用遥感信息提取的研究进展与展望[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4): 772-783.
DONG Jinwei, WU Wenbin, HUANG Jianxi, et al. State of the Art and Perspective of Agricultural Land Use Remote Sensing Information Extraction [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2020, 22(4): 772-783.
- [5] RUBWURM M, KÖRNER M. Self-Attention for Raw Optical Satellite Time Series Classification[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 169: 421-435.
- [6] 吴田军,骆剑承,赵馨,等. 精准地理应用驱动的高分遥感协同计算研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1220-1235.
WU Tianjun, LUO Jiancheng, ZHAO Xin, et al. Collaborative Computing of High-Resolution Remote Sensing Driven by Fine-Accurate Geographic Applications[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1220-1235.
- [7] 钱丽沙,姜浩,陈水森,等. 基于时空滤波 Sentinel-1 时序数据的田块尺度岭南作物分布提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 158-166.
QIAN Lisha, JIANG Hao, CHEN Shuisen, et al. Extracting Field-Scale Crop Distribution in Lingnan Using Spatiotemporal Filtering of Sentinel-1 Time-Series Data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(5): 158-166.
- [8] ZHANG X, ZHOU Y N, LUO J C. Deep Learning for Processing and Analysis of Remote Sensing Big Data: A Technical Review [J]. *Big Earth Data*, 2022, 6(4): 527-560.
- [9] CAI Y P, GUAN K Y, PENG J, et al. A High-Performance and In-Season Classification System of Field-Level Crop Types Using Time-Series Landsat Data and a Machine Learning Approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 210: 35-47.
- [10] GARIOUD A, VALERO S, GIORDANO S, et al. Recurrent-Based Regression of Sentinel Time Series for Continuous Vegetation Monitoring[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 263: 112419.
- [11] ZHOU Y N, WANG S Y, WU T J, et al. Forward-Backward LSTM-Based Missing Data Reconstruction for Time-Series Landsat Images[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2022, 59(1): 410-430.
- [12] WANG S Y, ZHOU Y N, YANG X Z, et al. BSNet: Boundary-Semantic-Fusion Network for Farmland Parcel Mapping in High-Resolution Satellite Images[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 206: 107683.
- [13] ZHOU Y N, LUO J C, FENG L, et al. DCN-Based Spatial Features for Improving Parcel-Based Crop Classification Using High-Resolution Optical Images and Multi-Temporal SAR Data[J]. *Remote*

- Sensing*, 2019, 11(13): 1619.
- [14] ZHOU Y N, LI J, FENG L, et al. Adaptive Scale Selection for Multiscale Segmentation of Satellite Images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(8): 3641-3651.
- [15] 李前景, 刘珺, 米晓飞, 等. 面向对象与卷积神经网络模型的 GF-6 WFV 影像作物分类 [J]. *遥感学报*, 2021, 25(2): 549-558.
- LI Qianjing, LIU Jun, MI Xiaofei, et al. Object-Oriented Crop Classification for GF-6 WFV Remote Sensing Images Based on Convolutional Neural Network [J]. *National Remote Sensing Bulletin*. 2021, 25(2): 549-558.
- [16] 骆剑承, 吴田军, 吴志峰, 等. 地理图斑智能计算及模式挖掘方法研究 [J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22(1): 57-75.
- LUO Jiancheng, WU Tianjun, WU Zhifeng, et al. Methods of Intelligent Computation and Pattern Mining Based on Geo-Parcels [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2020, 22(1): 57-75.
- [17] XU L, MING D P, ZHOU W, et al. Farmland Extraction from High Spatial Resolution Remote Sensing Images Based on Stratified Scale Pre-estimation [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 108.
- [18] 龚健雅. 人工智能时代测绘遥感技术的发展机遇与挑战 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(12): 1788-1796.
- GONG Jianya. Chances and Challenges for Development of Surveying and Remote Sensing in the Age of Artificial Intelligence [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1788-1796.
- [19] 周楠. 基于深度学习的精细化土地覆盖变化遥感提取方法研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2022.
- ZHOU Nan. Deep Learning-based Fine-Grained Land Cover Change Detection on Remote Sensing Images [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2022.
- [20] 张兵. 遥感大数据时代与智能信息提取 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(12): 1861-1871.
- ZHANG Bing. Remotely Sensed Big Data Era and Intelligent Information Extraction [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1861-1871.
- [21] YANG L B, HUANG R, HUANG J F, et al. Semantic Segmentation Based on Temporal Features: Learning of Temporal - Spatial Information from Time-Series SAR Images for Paddy Rice Mapping [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 4403216.
- [22] WEI P L, CHAI D F, LIN T, et al. Large-Scale Rice Mapping Under Different Years Based on Time-Series Sentinel-1 Images Using Deep Semantic Segmentation Model [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 174: 198-214.
- [23] 韩衍欣, 蒙继华. 面向地块的农作物遥感分类研究进展 [J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(2): 1-9.
- HAN Yanxin, MENG Jihua. A Review of Per-Field Crop Classification Using Remote Sensing [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2019, 31(2): 1-9.
- [24] 杨颖频, 吴志峰, 骆剑承, 等. 时空协同的地块尺度作物分布遥感提取 [J]. *农业工程学报*, 2021, 37(7): 166-174.
- YANG Yingpin, WU Zhifeng, LUO Jiancheng, et al. Parcel-Based Crop Distribution Extraction Using the Spatiotemporal Collaboration of Remote Sensing Data [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(7): 166-174.
- [25] SUN Y W, LI Z L, LUO J C, et al. Farmland Parcel-Based Crop Classification in Cloudy/Rainy Mountains Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Based Deep Learning [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2022, 43(3): 1054-1073.
- [26] RUBWURM M, PELLETIER C, ZOLLNER M, et al. Breizhcrops: A Time Series Dataset for Crop Type Mapping [J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2020, 13(2): 1545-1551.
- [27] SONG C H, WOODCOCK C E, SETO K C, et al. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data when and how to Correct Atmospheric Effects? [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 75(2): 230-244.
- [28] QIU Z F, YAO T, MEI T. Learning Spatio-Temporal Representation with Pseudo-3D Residual Networks [C]//IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 2017.
- [29] HARA K, KATAOKA H, SATOH Y. Can Spatiotemporal 3D CNNs Retrace the History of 2D CNNs and ImageNet? [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018.
- [30] DAI F, LIU H, MA Y K, et al. Dense Scale Network for Crowd Counting [C]//International Conference on Multimedia Retrieval, Taipei, China, 2021.
- [31] BAI S, KOLTER J Z, KOLTUN V. An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling [EB/OL]. [2018-12-21] <https://arxiv.org/abs/1803.01271>.