引文格式：彭家真,杨杰,马向阳,等. 引入注意力机制的高光谱影像分类空洞卷积网络[J]. 地理空间信息, 2025, 23(11): 1-6. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.11.001

引入注意力机制的高光谱影像分类空洞卷积网络

彭家真[1]，杨　杰[1]，马向阳[1]，杨　柳[2]，刘文铭[2]，胡　光[3]，李星华[2*]
（1. 浙江华东测绘与工程安全技术有限公司，浙江 杭州 310014；2. 武汉大学 遥感信息工程学院，湖北 武汉 430079；
3. 武汉大学 资源与环境科学学院，湖北 武汉 430079）

摘　要：针对卷积神经网络在高光谱影像地物分类中精度较低的问题，提出了一种结合注意力机制的空洞卷积神经网络（HA-DLNet）。在编码器端采用轻量化的主干特征提取器，通过三维卷积模块提取光谱特征，并引入由通道注意力、空间注意力和多头自注意力构建的混合注意力机制，利用异感受野融合连接和条纹池化策略优化编码器结构，实现全局上下文信息学习与重建。通过全局卷积网络模块将解码器结构连接稠密化，进一步融合边界增强，实现浅层空谱特征损失的恢复。在 Indian Pines、Salinas Valley 和 WHU-Hi-LongKou 数据集的实验结果表明，HA-DLNet 能增强不同区域空谱特征的关注度，同时细化地物边缘信息。

关键词：高光谱影像地物分类；卷积神经网络；混合注意力机制
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）11-0001-06

Hyperspectral Images Classification Based on Dilated Convolutional Network with Attention Mechanism

PENG Jiazhen[1], YANG Jie[1], MA Xiangyang[1], YANG Liu[2], LIU Wenming[2], HU Guang[3], LI Xinghua[2]
(1. Zhejiang Huadong Mapping and Engineering Safety Technology Co., Ltd., Hangzhou 310014, China;
2. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;
3. School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Aiming at the challenges of low classification accuracy in hyperspectral images classification using convolutional neural networks, we proposed a hybrid attention-deepLab Net (HA-DLNet). In the encoder, we used 3D convolution module of lightweight backbone feature extractor to extract spectral features, introduced a hybrid attention mechanism constructed from channel attention, spatial attention and multi-head self-attention, and used heterogeneous field fusion connection and stripe pooling strategies to ptimize the encoder structure, realizing the learning and reconstruction of global context information. We used the global convolutional network module to tighten the structural connection of decoder, which was combined with boundary enhancement to achieve the recovery of shallow spatial-spectral feature loss. The experimental results show that HA-DLNet enhances the attention on different regional spatial-spectral features and refines the feature edge information in Indian Pines, Salinas Valley, WHU-Hi-LongKou datasets.

Key words: hyperspectral images classification, convolutional neural network, hybrid attention mechanism

高光谱影像分类在众多应用场景中取得了显著成就[1-3]，其中卷积神经网络（CNN）模型发展十分迅速[4-5]。为了更有效地捕捉高光谱影像中的空谱信息，众多学者[6-13]设计了各种 CNN 模型并不断地进行改进。尽管基于 CNN 的方法在捕获高光谱影像上下文信息方面表现出色，但在捕捉细微光谱差异方面仍存在不足。此外，这些方法可能过分强调空间信息，而忽略了光谱序列信息的重要性，使得深入挖掘和描述影像中的光谱特征变得更加具有挑战性。因此，本文提出了结合混合注意力机制的空洞卷积神经网络（HA-DLNet）模型，在兼顾空间和通道信息的同时，高效强化模型在特征提取上的关注区域，确保模型既不会忽视光谱信息中的细微差异，也不会漏掉重要的空间位置信息。

1　HA-DLNet模型

1.1　网络结构

HA-DLNet 由光谱特征学习模块和空间特征学习

项目来源：国家自然科学基金资助项目（42171302）；浙江华东测绘与工程安全技术有限公司测绘工程院科研资助项目（ZKY2022-CA-02-02）。
第一作者简介：彭家真（1980—），本科，高级工程师，主要从事精密工程测量、变形监测生产研究工作，E-mail：peng_jz@hdec.com。
通信作者：李星华（1988—），博士，副教授，研究方向为多时相遥感信息处理，E-mail：lixinghua5540@whu.edu.cn。

模块两部分组成（图1）。相较于DeepLabV3+，其改进点为：①通过主成分分析[14-15]对输入影像进行降维，再传输至轻量化三维卷积结构中提取光谱特征；②主干特征提取模块替换为轻量化的MobileNetV2[16]，采用异感受野融合连接和条纹池化策略优化空洞空间金字塔池化结构；③引入由卷积注意力模块（CBAM）和多头自注意力模块（MSAM）组成的混合注意力机制；④采用全局卷积网络模块（GCNM）进行稠密化重构，边界增强（BR）进一步细化地物边缘。

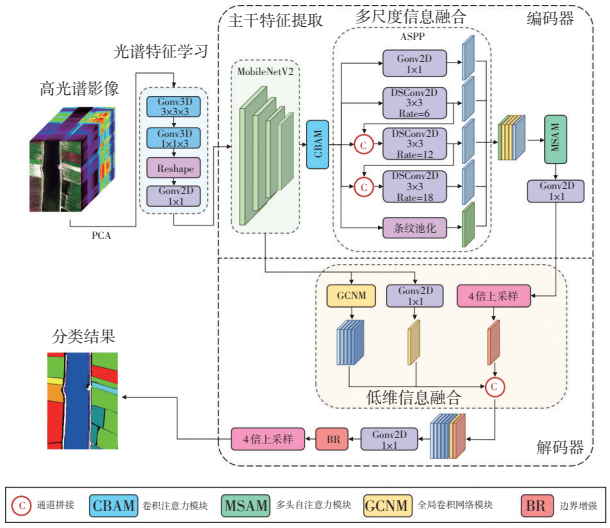


图1 HA-DLNet网络结构

1.2 混合注意力机制

混合注意力机制由CBAM和MSAM组成，在强调空间特征的同时，保证了对细微光谱特征的提取。CBAM是通道注意力机制（CAM）和空间注意力机制（SAM）共同作用的结果，主要用于空间—通道信息提取，但对光谱维度间差异的捕捉能力不足。为了解决该问题，将其与MSAM相结合，以具备更强的光谱信息处理能力。

1）CAM。通过为不同通道分配不同的注意力权重，实现对特征图的重标定，能够更加关注对任务贡献较大的通道特征，而抑制不重要的特征。其计算公式为：

$$M_c=\sigma(W_1(W_0(\boldsymbol{F}^c_{\text{avg}}))+W_1(W_0(\boldsymbol{F}^c_{\max}))) \tag{1}$$

式中，σ 为Sigmoid激活函数；W_1、W_0 为两个输入MLP后的权重系数；$\boldsymbol{F}^c_{\text{avg}}$、$\boldsymbol{F}^c_{\max}$ 分别为经平均池化和最大池化后的通道特征向量。

2）SAM。通过聚焦于关键区域，帮助模型更准确地捕捉输入数据中的有用信息，从而提高模型在各种视觉任务中的性能。其计算公式为：

$$M_s=\sigma(f([\boldsymbol{F}^s_{\text{avg}};\boldsymbol{F}^s_{\max}])) \tag{2}$$

式中，f 为卷积操作；其他参数含义同式（1）。

3）MSAM。通过构建多个并行自注意力计算模块从不同角度捕捉特征的内部相关性，以提高特征点之间的相关性，完成长距离依赖信息表征，同时减少对外部信息的依赖。其计算公式为：

$$M_{\text{MSA}}=\text{Concat}(\text{Head}_1,\cdots,\text{Head}_n)\boldsymbol{W}^O \tag{3}$$

$$\text{Head}_i=M_{SA}(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{W}_i^{\boldsymbol{Q}},\boldsymbol{K}\boldsymbol{W}_i^{\boldsymbol{K}},\boldsymbol{V}\boldsymbol{W}_i^{\boldsymbol{V}}) \tag{4}$$

式中，Head_i 为单头自注意力分支；$\boldsymbol{W}_i^{\boldsymbol{Q}}$ 为查询向量 $\boldsymbol{Q}$ 对应的权重矩阵；$\boldsymbol{W}_i^{\boldsymbol{K}}$ 为键向量 $\boldsymbol{K}$ 对应的权重矩阵；$\boldsymbol{W}_i^{\boldsymbol{V}}$ 为值向量 $\boldsymbol{V}$ 对应的权重矩阵。

1.3 GCNM与BR

GCNM能在不显著增加参数量的前提下，有效增大网络的感受野，输入特征向量分别经过 $1\times k+k\times 1$ 和 $k\times 1+1\times k$ 两组非对称卷积映射得到两个大小为 $k\times k$ 的特征图，再将两个特征图相加融合得到最终的特征图，实现了大卷积核效果并减少了参数量。BR利用两个3×3的卷积层提取输入特征图中微小的空谱特征，采取残差连接的方式与原输入特征图相加，从而达到细化地物边缘信息的目的。

1.4 损失函数

交叉熵损失衡量的是模型预测的概率分布与真实标签的概率分布之间的差异，在模型预测错误时能给出更大的梯度，有助于模型更快地收敛。其计算公式为：

$$\text{Loss}_{CE}(x,\hat{x})=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}x_{ij}\log(\hat{x}_{ij}) \tag{5}$$

式中，N 为样本数量；M 为类别数量；x_{ij}、$\hat{x}_{ij}$ 分别为第 i 个样本第 j 个类别的真实标签和预测概率。

2 实验设计

本文在Indian Pines、Salinas Valley和WHU-Hi-LongKou三个公开数据集上，将HA-DLNet与1D-CNN[17]、2D-CNN[18]、3D-CNN[19]、HSN[20]和SSFTT[21]进行对比实验。

2.1 实验数据集和精度评价指标

Indian Pines数据集包含16类地物，实验随机抽取10%的像素样本作为训练集，剩余像素样本作为测试集。Salinas Valley数据集包含16类地物，实验随机抽取5%的像素样本作为训练集，剩余像素样本作为测试集。WHU-Hi-LongKou数据集由武汉大学于2020年发布，包含9类地物，实验随机抽取10%的像素样本作为训练集，剩余像素样本作为测试集。3个数据集各地物类别的标签信息见表1~3。

表1　Indian Pines数据集标签信息/个

类别	中文类名	训练样本数	测试样本数	总样本数
1	苜蓿	5	41	46
2	免耕玉米	143	1 285	1 428
3	玉米幼苗	83	747	830
4	玉米	24	213	237
5	牧草	48	435	483
6	树木	73	657	730
7	修剪后牧草	3	25	28
8	干草料堆	48	430	478
9	燕麦	2	18	20
10	免耕大豆	97	875	972
11	少耕大豆	245	2 210	2 455
12	修剪后大豆	59	534	593
13	小麦	20	185	205
14	树林	126	1 139	1 265
15	建筑-草-树	39	347	386 386
16	石-钢-塔	9	84	9 393

表2　Salinas Valley数据集标签信息/个

类别	中文类名	训练样本数	测试样本数	总样本数
1	西兰花-杂草-1	100	1 909	2 009
2	西兰花-杂草-2	186	3 540	3 726
3	休耕地	99	1 877	1 976
4	休耕地-粗耕	70	1 324	1 394
5	休耕地-精耕	134	2 544	2 678
6	作物茬	198	3 761	3 959
7	芹菜	179	3 400	3 579
8	葡萄	564	10 707	11 271
9	葡萄园-土壤	310	5 893	6 203
10	玉米	164	3 114	3 278
11	生菜-4周	53	1 015	1 068
12	生菜-5周	96	1 831	1 927
13	生菜-6周	46	870	916
14	生菜-7周	54	1 016	1 070
15	葡萄园	364	6 904	7 268
16	葡萄园-垂直格	90	1 717	1 807

表3　WHU-Hi-LongKou数据集标签信息/个

类别	中文类名	训练样本数	测试样本数	样本总数
1	棉花	835	7 512	8 347
2	宽叶大豆	6 321	56 891	63 212
3	混合杂草	523	4 706	5 229
4	窄叶大豆	415	3 736	4 151
5	玉米	3 451	31 060	34 511
6	水体	6 706	60 350	67 056
7	水稻	1 185	10 669	11 854
8	芝麻	303	2 728	3 031
9	道路及房屋	712	6 412	7 124

本文采用总体精度（*OA*）、平均精度（*AA*）和Kappa系数3个指标评估分类结果。

2.2　实验环境

为保证所有实验训练环境的一致性，本文在同一台计算机上进行所有实验，实验平台参数信息为：中央处理器Intel Core i7-9700，图形处理器NVIDIA RTX 2080 SUPER，操作系统Windows 10，深度学习框架PyTorch，集成开发环境PyCharm，重要软件Python3.9、CUDA11.6、Torch1.12.1等。实验涉及的神经网络超参数的设置情况为：学习率0.001、动量0.9、权重衰减0.000 5、迭代次数100、批量大小30、补丁大小15。

3　实验结果与分析

3.1　对比实验

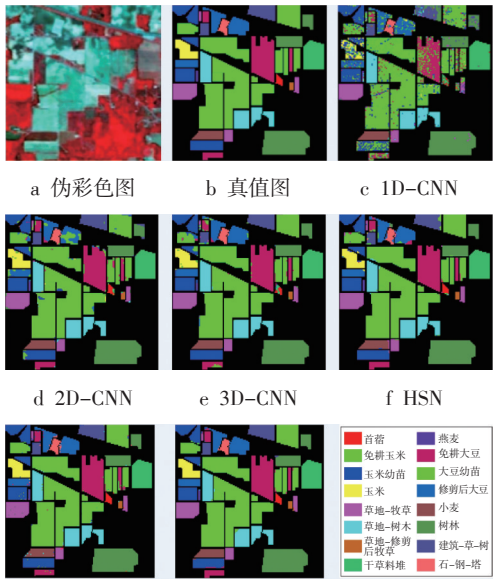
1）Indian Pines数据集。不同方法在Indian Pines数据集上的分类精度见表4，HA-DLNet的*OA*、*AA*和Kappa系数分别达到了98.68%、97.11%和98.49%，均为该数据集上的最高值。在草地—修剪后的牧草、干料草堆这两项地物分类中，HA-DLNet的分类精度高达100%；在免耕玉米、玉米等类别中也达到了最高分类精度。

表4　不同方法在Indian Pines数据集上的分类精度/%

类别	1D-CNN	2D-CNN	3D-CNN	HSN	SSFTT	HA-DLNet
1	32.44	81.46	46.34	82.92	95.85	92.43
2	69.84	91.44	91.90	94.16	94.91	98.27
3	62.82	91.88	96.92	98.52	98.72	97.72
4	43.05	91.36	95.77	94.83	98.77	99.20
5	88.48	92.66	96.55	98.85	98.06	97.24
6	96.59	99.23	99.64	99.08	98.82	98.88
7	40.40	75.20	92.01	100.00	90.40	100.00
8	98.28	99.16	99.95	99.53	99.81	100.00
9	39.44	71.66	61.11	92.59	68.77	82.77
10	67.34	92.57	95.08	98.74	97.63	99.68
11	82.92	96.94	98.27	99.23	98.82	99.04
12	73.15	85.22	93.82	94.63	95.03	96.04
13	97.95	99.51	99.02	96.75	96.16	99.89
14	94.04	98.41	99.91	99.64	99.01	99.70
15	60.98	92.65	94.81	97.34	97.52	99.79
16	83.45	93.92	96.42	88.36	91.07	93.09
OA	78.89	94.47	96.51	97.15	97.77	98.68
AA	71.58	90.83	91.13	95.22	94.75	97.11
Kappa系数	74.88	93.69	96.62	96.75	97.46	98.49

目视解译效果见图2，对比方法在分割中部包含大豆幼苗与免耕玉米的混合区域时均存在局限性，其中1D-CNN表现最差，未能有效识别大面积的免耕玉米，存在大量噪声点，导致分类结果混淆；2D-CNN较1D-CNN有所改进，引入空间维度信息后显著提升

了边界识别的准确性，使得分类错误区域以噪声块的形式出现，但其对复杂场景边界的精细处理尚需提升；3D-CNN和HSN通过提取空谱信息，显著降低了分类错误和边界误判，但HSN在对中部连接处的免耕玉米分类中仍存在边界收缩、识别范围偏小的缺陷；SSFTT在边界界定上更精准，但仍存在分类错误的噪声点。相比之下，HA-DLNet模型不仅避免了1D-CNN和SSFTT中分类错误的噪声点，而且能进一步细化混合区域的边界，取得更好分类效果。



a 伪彩色图　b 真值图　c 1D-CNN

d 2D-CNN　e 3D-CNN　f HSN

g SSFTT　h HA-DLNet

图2　不同方法在Indian Pines数据集上的分类效果

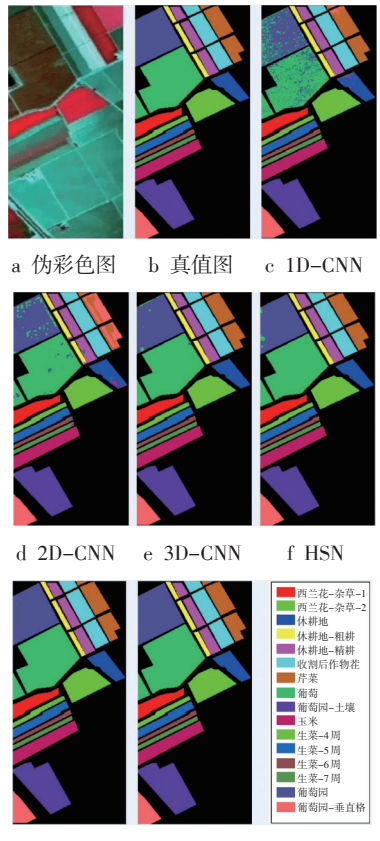
2）Salinas Valley数据集。不同方法在Salinas Valley数据集上的分类精度见表5，HA-DLNet模型的*OA*、*AA*和Kappa系数分别达到了99.93%、99.86%和99.92%，均为该实验数据集上的最高值。在芹菜、葡萄园—土壤、西兰花—杂草等地物分类中，HA-DLNet的分类精度高达100%；HSN的表现紧随其后，在芹菜、葡萄园—垂直格等地物分类中，精度也高达100%。相较于1D-CNN和2D-CNN，其他方法具有更好的分类效果。

目视解译效果见图3，部分对比方法在分类影像左上角葡萄与葡萄园的混合区域时存在缺陷，其中1D-CNN在该混合区域分类边界模糊，且存在大量噪声点，在其他区域分类中也存在该问题；2D-CNN改善了1D-CNN的分类效果，分类错误区域以噪声块的形式出现，尤其是在芹菜的分类中，将其大面积错分为葡萄园—垂直格，分类精度低至40.50%；3D-CNN避免了2D-CNN在芹菜区域的错误分类，同时降低了其他区域的分类混淆，但在边缘区域的分类中不够精细；HSN在3D-CNN的基础上进一步改善了性能，但

表5　不同方法在Salinas Valley数据集上的分类精度/%

类别	1D-CNN	2D-CNN	3D-CNN	HSN	SSFTT	HA-DLNet
1	99.20	99.47	99.96	100.00	99.94	100.00
2	99.96	99.99	99.99	100.00	99.93	100.00
3	98.97	90.09	99.95	99.95	99.93	99.99
4	99.20	91.23	99.39	99.89	98.50	98.43
5	97.87	98.97	99.71	99.48	98.98	99.48
6	99.80	99.99	99.99	99.91	99.95	99.98
7	98.66	40.50	99.94	100.00	99.78	100.00
8	82.07	97.94	99.68	99.99	99.75	99.99
9	99.66	99.77	99.97	100.00	99.99	100.00
10	95.86	99.77	99.81	99.96	99.62	99.98
11	97.68	99.01	99.08	98.71	99.30	99.98
12	99.89	99.99	99.78	100.00	99.99	100.00
13	98.60	95.17	99.85	99.93	98.56	100.00
14	96.16	96.65	99.11	99.76	97.96	99.94
15	76.71	90.19	99.27	98.20	99.89	99.99
16	98.34	98.83	99.47	100.00	99.20	99.98
OA	92.41	93.41	99.57	99.70	99.71	99.93
AA	96.23	93.60	99.69	99.74	99.50	99.86
Kappa系数	91.56	92.67	99.52	99.67	99.68	99.92

仍存在分类错误；SSFTT虽然避免了块状分类错误，但在部分地物分类中仍存在少量噪声点。相比之下，HA-DLNet克服了HSN和SSFTT的缺陷，没有块状或点状的噪声，*OA*几乎达到100%。



a 伪彩色图　b 真值图　c 1D-CNN

d 2D-CNN　e 3D-CNN　f HSN

g SSFTT　h HA-DLNet

图3　不同方法在Salinas Valley数据集上的分类效果

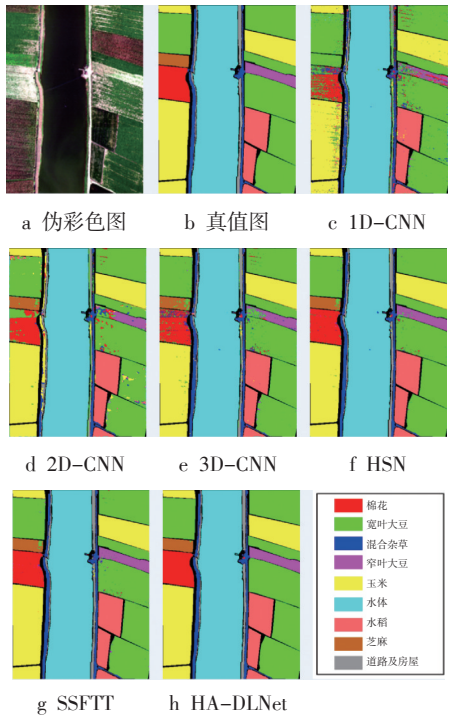
3）WHU-Hi-LongKou数据集。不同方法在WHU-Hi-LongKou数据集上的分类精度见表6，HA-DLNet的*OA*、*AA*和Kappa系数分别达到了99.52%、99.38%和99.30%，均为该实验数据集上的最高值。在大部分地物分类中，HA-DLNet取得了最高的分类精度，其余的地物分类精度也与最高精度十分接近。

表6　不同方法在WHU-Hi-LongKou数据集上的分类精度/%

类别	1D-CNN	2D-CNN	3D-CNN	HSN	SSFTT	HA-DLNet
1	87.43	93.64	98.98	96.30	99.48	99.93
2	83.98	98.74	94.92	99.19	93.38	99.92
3	19.83	93.99	99.08	89.60	99.50	99.37
4	96.52	91.37	99.57	98.75	99.47	99.51
5	90.27	96.01	99.01	98.73	99.68	99.67
6	99.20	98.45	99.93	99.82	99.96	99.98
7	73.70	80.29	94.67	85.82	94.85	94.97
8	79.94	72.59	98.39	94.49	98.06	98.37
9	67.82	83.18	96.58	90.55	97.13	99.85
OA	89.20	92.88	98.35	98.96	99.18	99.52
AA	60.95	77.01	96.51	97.38	97.83	99.38
Kappa系数	85.59	90.59	97.84	98.63	98.99	99.30

目视解译效果见图4，对比方法在地物影像分类中存在不同程度的缺陷，其中1D-CNN的分类效果最差，解译后的影像中存在大量噪声点，棉花与芝麻的混合区域分类混淆，对道路的识别能力较弱；相较于1D-CNN，2D-CNN凭借对高空间分辨率影像的有效利用，显著减少了噪声点，但仍将棉花区域误分为宽叶大豆；3D-CNN改善了宽叶大豆和棉花混合区域的分类，但仍存在噪声点；HSN对道路、芝麻这两类条状细长分布地物的识别精度较低；SSFTT克服了HSN的这一缺陷，但对窄叶大豆和宽叶大豆这两种接近地物的边缘细化效果较差，未能准确识别两块区域的边界。相比之下，HA-DLNet在保证识别细长分布地物的同时细化了边缘信息，取得了最佳分类效果。

4）模型效率。在Indian Pines、Salinas Valley和WHU-Hi-LongKou数据集上，对比分析1D-CNN、



a 伪彩色图　b 真值图　c 1D-CNN
d 2D-CNN　e 3D-CNN　f HSN
g SSFTT　h HA-DLNet

图4　不同方法在WHU-Hi-LongKou数据集上的分类效果

2D-CNN、3D-CNN、HSN和SSFTT五种模型的效率。为更直观地展示模型的计算复杂度和运行时间，本文选择了训练时间、测试时间和模型参数量3个评价指标，结果见表7，实验选取10%的像素点作为训练样本，剩余均为测试样本，记录训练和测试每轮所需时间。结果表明，1D-CNN模型在效率和简洁性方面表现突出，但分类效果较差；相较于1D-CNN，2D-CNN的训练和测试时间更长、所需参数量更大；3D-CNN在处理高光谱数据时能同时捕捉空间和光谱信息，提升分类精度的同时降低了参数量；HSN在特征提取能力和计算效率之间达成了一定的平衡，适合大规模数据集的处理；SSFTT通过特征迁移强化了对稀缺样本的适应能力，具有更小的参数量和更短的运行时间。相比之下，HA-DLNet通过混合注意力机制提升了模型的细微特征捕捉能力，但参数量较大、训练和测试时间较长。

表7　不同方法在3个数据集上每轮训练、测试时间和模型参数量

数据集	效率指标	1D-CNN	2D-CNN	3D-CNN	HSN	SSFTT	HA-DLNet
Indian Pines	训练时间/s	0.11	8.19	0.19	0.47	0.13	1.66
	测试时间/s	0.12	40.63	1.16	5.64	0.39	9.15
	参数量/K	72.30	2 636.34	974.51	3 942.66	153.22	7 021.32
Salinas Valley	训练时间/s	0.53	43.63	0.88	2.92	0.61	7.04
	测试时间/s	0.60	213.51	6.28	33.59	1.93	47.82
	参数量/K	74.30	2 650.16	994.10	4 016.39	153.22	7 021.32
WHU-Hi-LongKou	训练时间/s	2.35	182.82	4.05	14.73	2.39	23.70
	测试时间/s	2.12	550.05	16.44	88.60	8.45	108.83
	参数量/K	81.73	2 871.08	780.97	5 231.99	153.22	6 954.11

3.2 消融实验

本文分别在Indian Pines、Salinas Valley和WHU-Hi-LongKou数据集上进行消融实验，以验证CBAM、MSAM和GCNM模块在不同质量数据集上的性能。实验结果见表8~10，表中勾选符号表示添加该模块，可以看出，3个模块的联合使用可获得最高的分类精度；选用CBAM和MSAM模块对模型分类性能提升最显著，证明了引入混合注意力机制的有效性；相较于MSAM模块，CBAM模块对模型性能的提升更大；GCNM作为优化编码器分支的模块，其单独提升效果不如其他两个模块明显，但仍可作为二者的后续分支加入网络，实现对上采样损失信息的有效恢复。

表8 各模块在Indian Pines数据集上的消融实验结果/%

HA-DLNet	CBAM模块	MSAM模块	GCNM模块	*OA*	Kappa系数
√				97.74	97.45
√	√	√		98.57	98.22
√	√		√	98.26	97.89
√		√	√	98.00	97.50
√	√	√	√	98.68	98.49

表9 各模块在SalinasValley数据集上的消融实验结果/%

HA-DLNet	CBAM模块	MSAM模块	GCNM模块	*OA*	Kappa系数
√				99.55	99.47
√	√	√		99.89	99.86
√	√		√	99.79	99.78
√		√	√	99.76	99.74
√	√	√	√	99.93	99.92

表10 各模块在WHU-Hi-LongKou数据集上的消融实验结果/%

HA-DLNet	CBAM模块	MSAM模块	GCNM模块	*OA*	Kappa系数
√				99.09	98.93
√	√	√		99.46	99.35
√	√		√	99.30	99.23
√		√	√	99.19	99.07
√	√	√	√	99.52	99.38

4 结 语

本文提出了HA-DLNet模型，并在Indian Pines、Salinas Valley和WHU-Hi-LongKou数据集中，与1D-CNN、2D-CNN、3D-CNN、HSN和SSFTT等方法开展了对比实验，验证了HA-DLNet分类效果的优越性。对引入的CBAM、MSAM和GCNM模块进行消融实验，验证了混合注意力机制和GCNM模块的有效性，可有效提升模型的分类效果。相较于传统CNN，HA-DLNet在训练和推理过程中需要更多的计算资源，训练时间较长，未来的研究将集中于如何通过模型压缩和优化来提高复杂模型的效率，以便在保持性能的同时，降低计算成本和提高实时性。

参考文献

[1] 王小攀,刘小立,马泽忠,等. 基于“珠海一号”的水稻高光谱定量估产研究[J]. 地理空间信息,2023,21(8):76-79

[2] 胡苏李扬,李辉,顾延生,等. 基于高分辨率遥感影像的神农架大九湖湿地土地利用类型变化及其驱动力分析:来自长时间尺度多源遥感信息的约束[J]. 国土资源遥感,2021,33(1):221-230

[3] 彭令,徐素宁,梅军军,等. 地震滑坡高分辨率遥感影像识别[J]. 遥感学报,2017,21(4):509-518

[4] 陈天华,郑司群,于峻川. 采用改进DeepLab网络的遥感图像分割[J]. 测控技术,2018,37(11):34-39

[5] 陆妍如,毛辉辉,贺琰,等. 基于DeepLabV3+的高分辨率遥感影像地物分类研究[J]. 地理空间信息,2022,20(6):1-6

[6] Li Y, Zhang H, Shen Q. Spectral-spatial Classification of Hyperspectral Imagery with 3D Convolutional Neural Network[J]. Remote Sensing,2017,9(1):671-677

[7] Song W,Li S,Fang L,et al. Hyperspectral Image Classification with Deep Feature Fusion Network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2018,56(6):3173-3184

[8] Zhu M,Jiao L,Liu F,et al. Residual Spectral-spatial Attention Network for Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2020,59(1):449-462

[9] Chen L C,Zhu Y,Papandreou G,et al. Encoder-decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision,2018:801-818

[10] Paoletti M E, Haut J M, Plaza J, et al. Deep and Dense Convolutional Neural Network for Hyperspectral Image Classification[J]. Remote Sensing,2018,10(9):1 454-1 479

[11] Paoletti M E, Haut J M, Fernandez-Beltran R, et al. Deep Pyramidal Residual Networks for Spectral-spatial Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2018,57(2):740-754

[12] Meng Z,Li L,Jiao L,et al. Fully Dense Multiscale Fusion Network for Hyperspectral Image Classification[J]. Remote Sensing,2019,11(22):2 718-2 737

[13] Zhu J,Fang L,Ghamisi P. Deformable Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(8):1 254-1 258

[14] Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal Component Analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems,1987,2(1/3):37-52

（下转第64页）