

文章编号: 2095-2163(2022)07-0069-06

中图分类号: TP753

文献标志码: A

基于扩张图卷积网络的 SAR 图像分类

叶乡凤^{1,2}, 董张玉^{1,2}, 杨学志^{3,4}

(1 合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230601; 2 工业安全与应急技术安徽省重点实验室, 合肥 230601;
3 合肥工业大学 软件学院, 合肥 230601; 4 智能互联系统安徽省实验室, 合肥 230601)

摘要: 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像存在相干斑噪声,且样本数量少,导致特征提取困难。为了提取更有表征力的特征,本文提出了一种基于扩张图卷积网络,用于 SAR 图像分类。该网络构造了一个新的残差扩张图卷积(Residual Dilated Graph Convolutional, RDGC)模块。RDGC 模块包含 3 个不同扩张率的图结构,通过卷积提取不同感受野的特征,并能够调整感受野的大小,以适应不同尺度的特征信息;在此基础上,叠加多个 RDGC 模块,通过将每个 RDGC 模块的输出进行特征融合,提取较多的细节信息;最后,将 SAR 图像经过粗提取后的特征附加在其上,形成全局的残差连接,在高层语义特征中融入低层空间特征,进一步补充细节信息,且避免了特征丢失和梯度消失。在两幅真实 SAR 图像上进行实验,结果表明:改进的图卷积网络模型优于现有网络的分类效果和性能。

关键词: SAR 图像分类; 扩张图卷积; 特征融合; 残差连接

SAR images classification based on dilated graph convolutional network

YE Xiangfeng^{1,2}, DONG Zhangyu^{1,2}, YANG Xuezhizhi^{3,4}

(1 School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China;
2 Anhui Province Key Laboratory of Industry Safety and Emergency Technology, Hefei 230601, China;
3 School of Software, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China;
4 Intelligent Interconnected Systems Laboratory of Anhui Province, Hefei 230601, China)

[Abstract] Speckle noise exists in synthetic aperture radar (SAR) images and the number of available samples is small, which makes feature extraction difficult. In order to extract more representational features, dilated graph convolutional network for SAR image classification is proposed. The network constructs a new residual dilated graph convolutional module (RDGC). RDGC module is a graph structure with three different expansion rates. It extracts the features with different receptive fields through convolution and adjusts the size of receptive fields to adapt to feature information of different scales. On this basis, multiple RDGC modules are superimposed, and the output of each RDGC module is fused to extract more details. Finally, the coarse features of SAR images are added to them to form global residual connection, and the low-level spatial features are integrated into the high-level semantic features to further supplement details and avoid feature loss and gradient disappearance. Experiments are carried out on two groups of real SAR images, and a variety of algorithms are used for comparison and quantitative analysis. The experimental results verify the effectiveness of the improved network in SAR image classification.

[Key words] SAR image segmentation; dilated graph convolutional; feature fusion; residual connection

0 引言

合成孔径雷达可以在全天候和昼夜条件下提供高分辨率的图像。SAR 分割的目的是为每个像素点分配特定的标签,是变化检测、目标识别的基础。常用的分割框架是像素级,首先采用灰度共生矩阵或变换域滤波器提取 SAR 图像的特征,如小波变换;其次,利用分类器对像素进行分类,包括随机森

林(Random Forest)、AdaBoost 等。近年来,深度学习体系结构已被证明具有良好的高级特征表示性能,可以同时进行特征提取和分割。目前,基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks, FCN)的深度学习方法取得了良好的性能。

但是上述网络模型只能在规则的正方形的区域进行卷积,KIPF 等人^[1]认为拓扑图更能表达事物之

基金项目: 安徽省重点研究与开发计划项目(202004a07020030);中央高校基本科研业务费专项(JZ2021HGTB0111);安徽省自然科学基金(2108085MF233)。

作者简介: 叶乡凤(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:遥感图像处理;董张玉(1986-),男,博士,副教授,主要研究方向:数字信号处理、遥感图像处理;杨学志(1970-),男,博士,教授,主要研究方向:图像处理、模式识别、SAR 图像处理与解译。

通信作者: 董张玉 Email: dzyhfut@hfut.edu.cn

收稿日期: 2022-01-05

间的依赖性关系,提出了图卷积网络(Graph Convolutional Network, GCN),以一种快速卷积的方式同时编码图的节点和边的特征;GCN网络模型数过多会抑制其性能,MA等人^[2]使用GCN并加入注意力机制对邻居节点进行加权聚合,并且引入超像素的机制减少计算量,取得了优于传统算法的分类结果;LEE等人^[3]以一种自适应的方式,同时利用时间信息和强度信息,增强特征;LI等人^[4]将卷积神经网络中残差网络、密集型卷积等的思想引入到图卷积网络中,证明了残差连接可以加深网络的深度;WAN等人^[5]提取不同尺度的空间信息增强细节特征,证明了空间尺度细节信息的重要性,但是却忽略了不同尺度的感受野的重要性程度不一,带来了冗余。

针对上述问题,本文构建了一种改进的图卷积网络,即构建了RDGC模块,对不同尺度的信息进行提取,提取局部细节空间特征;再利用依赖性关系自适应提取不同感受野的信息,即对不同感受野的信息进行增强或抑制,获取有表征力的特征;将各个模块的输出进行串连拼接,整合各个层次的信息,并将底层全局特征信息附加在其上,形成残差连接,补充空间细节。

1 本文算法框架

本文提出了一种基于自适应扩张图卷积网络,用于SAR图像分类,网络模型结构如图1所示。网络共包括3个模块:粗分割模块、残差扩张图卷积模块(RDGC)和特征融合模块。

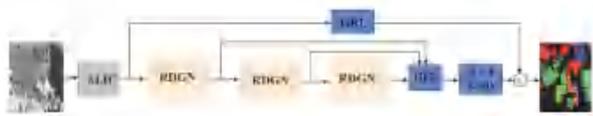


图1 本文网络模型架构

Fig. 1 The network model architecture of this paper

粗分割模块:为了降低计算量,采用SLIC算法对真实SAR进行超像素粗分割处理。 I 表示SAR图像, x 表示SAR图像经过SLIC超像素后的结果,则粗分割模块处理过程可以表示为式(1):

$$x = \text{SLIC}(I) \quad (1)$$

残差扩张图卷积模块:在超像素块之间构建3个不同扩张率的图,获取不同感受野的细节信息,并自适应融合不同尺度的信息。定义第*i*个级联RDGC后的输出为 h_{RDGC}^i ,式(2):

$$h_{\text{RDGC}}^i = f_{\text{RDGC}}^i(\dots(f_{\text{RDGC}}^1(f_{\text{RDGC}}^1(\text{conv}(x)))))) \quad (2)$$

其中,将第一个RDGC模块的输入经过 1×1 的卷积,以调整通道维度。

特征融合模块:将每个残差扩张图卷积模块的输出特征串接在一起,整合不同层次的信息流,式(3):

$$f_{\text{HFF}} = \text{Concat}(h_{\text{RDGC}}^1; h_{\text{RDGC}}^2; \dots; h_{\text{RDGC}}^i) \quad (3)$$

最后,将粗分割后图像经过 1×1 卷积之后得到底层特征,附加在增强后的特征图上,形成全局残差学习,补充底层细节信息,解决梯度爆炸的问题,从而提高SAR图像分割精度,公式(4):

$$x_{\text{out}} = \text{conv}_{1 \times 1}(f_{\text{FF}}) + \text{GRL}(x) \quad (4)$$

1.1 扩张图

在SAR图像分割领域,已经证明多尺度的有效性^[5]。在SAR图像中,地物通常具有不同的几何外观,不同尺度包含的上下文信息有助于充分挖掘图像区域局部属性。扩张卷积已经广泛应用于CNN网络模型中,可以扩大感受野,并且不增加网络的复杂性。DeepGCN也证明了扩张卷积在GCN模型中的有效性。受扩张卷积的启发,本文构造不同扩张率的图结构,利用不同感受野,挖掘中心像素点周围的空间上下文信息。扩张率*d*为1,2,3对应的邻居节点集,如图2所示。因此,任意一个中心样本 x_i 在扩张率为*d*时的邻居节点集为式(5):

$$S_d(x_i) = S_1(S_{d-1}(x_i)) \quad (5)$$

其中, $S_0(x_i) = x_i$, $S_1(x_i)$ 是 x_i 的扩张率为1的邻居节点集合,也是普通图结构, $S_1(S_{d-1}(x_i))$ 是 x_i 的扩张率为*d*-1的邻居节点集的所有一阶邻居节点的集合。



(a) $d = 1$

(b) $d = 2$

(c) $d = 3$

图2 不同扩张率的邻居节点

Fig. 2 Neighbor nodes at different dilated rates

1.2 残差扩张图卷积

本文提出了一种残差扩张图卷积模块(RDGC),对图像不同尺度特征之间的依赖性关系进行建模,自适应地为不同的尺度特征分配权重,提取更重要感受野的细节信息,增强特征的表达能力。

RDGC主要是由3个扩张率不同图卷积和一个感受野选择块(Reception Field Slect, RFS)的组合,使用残差连接将输入与输出相加,此模块的主要构成如图3所示。

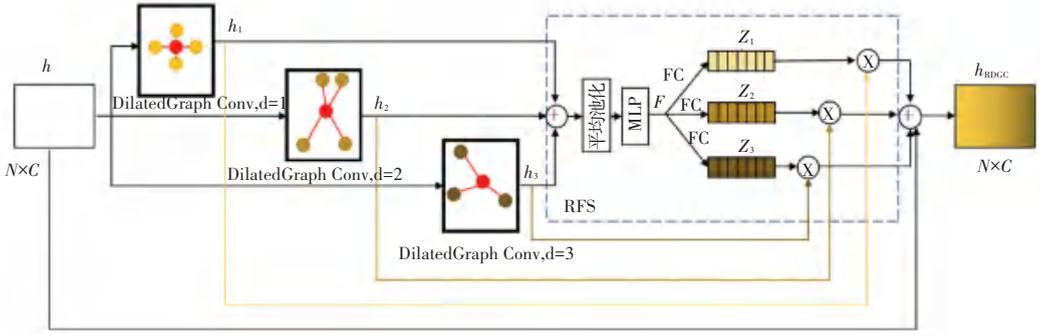


图3 残差扩张图卷积模块

Fig. 3 Residual dilated graph convolutional module

为了获得更多感受野的信息,以每个超像素为图的节点,构建了扩张率分别为1,2,3的图结构,并进行卷积操作,即将扩张图与输入的特征相乘,对中心节点加权聚合处理得到不同的特征,提取不同尺度的信息,式(6):

$$h_d = \sigma(A_d h w_d) \quad (6)$$

其中, h 和 h_d 分别是扩张图卷积层的输入与输出; σ 为 $ReLU$ 激活函数; A_d 是扩张率为 d 的邻接矩阵,也就是扩张图结构; w_d 是可训练的权重矩阵。

神经网络的神经元感受野的大小并不是固定的^[6]。为了自适应地利用特征在不同尺度上的重要性,对不同尺度的感受野信息依赖关系进行建模,使其能够更灵活地进行多尺度特征选择,自适应选择感受野大小。

首先,将3个尺度的输出特征进行直接相加融合,并进行平均最大池化处理,得到全局特征;其次,利用多层感知机进一步提取深层次、有判别性的全局特征, $F \in 1 \times d$;最后,再分别进行3次全连接,得到 $Z_1 \in 1 \times C$ 、 $Z_2 \in 1 \times C$ 和 $Z_3 \in 1 \times C$ 。

在通道维度上对这3个特征进行 softmax 归一化处理,从3个不同扩张因子的扩张卷积中获取特征图的重要因子的特征选择,即得到3个不同尺度上权重系数;最后将权重系数与 h_1 、 h_2 、 h_3 对应相乘,完成对不同感受野特征的加权。整个过程可由式(7)~(11)表示:

$$F = \text{MLP}\left(P_{\text{ave}}\left(\sum_{d=1}^3 \sigma(A_d h w_d)\right)\right) \quad (7)$$

$$M_1^c = \frac{e^{Z_1^c}}{e^{Z_1^c} + e^{Z_2^c} + e^{Z_3^c}} \quad (8)$$

$$M_2^c = \frac{e^{Z_2^c}}{e^{Z_1^c} + e^{Z_2^c} + e^{Z_3^c}} \quad (9)$$

$$M_3^c = \frac{e^{Z_3^c}}{e^{Z_1^c} + e^{Z_2^c} + e^{Z_3^c}} \quad (10)$$

$$Z' = M_1^c \cdot h_1^c + M_2^c \cdot h_2^c + M_3^c \cdot h_3^c \quad (11)$$

其中, P_{ave} 是全局池化操作;MLP 包括多个全连接层; M_1^c 、 M_2^c 、 M_3^c 分别是扩张率为1,2,3的图卷积输出特征的第 c 个通道的权重系数,且 $M_1^c + M_2^c + M_3^c = 1$ 。

残差连接使得可以重复利用特征,保证了局部特征信息可以传递到更高层,确保高层的性能至少与低层一样,解决了现有网络存在的模型退化问题,因此将输入特征残差连接到融合后的特征中,残差扩张模块的输出为式(12):

$$h_{\text{RDGC}} = h + Z' \quad (12)$$

2 实验结果与分析

2.1 实验数据

为了评估所提网络的性能,且避免单一土地覆盖类别对分割结果的影响,实验采用了两幅 SAR 图像数据进行验证,分别是 RADARSAT-2 拍摄的 Flevoland 和 San-Francisco-Bay,分辨率均为 $12 \times 8 \text{ m}$ 。Flevoland 的大小为 1000×1400 ,包括水体、城区、森林、农田1和农田2这5类土地覆盖类型,其原始影像和标签图如图4(a)和(b)所示;San Francisco-Bay 的大小为 1101×1161 ,包括建筑物1、建筑物2、建筑物3、水体、植被这5类土地覆盖类型,图4其原始影像和标签图如图4(c)和图4(d)所示。

2.2 参数设置

对于 Flevoland 和 San Francisco-Bay 两幅真实 SAR 图像,在每一类标签像素样本中,选30个样本作为训练集,剩下的样本作为测试集,以此评价所提网络的分割性能。图像数据进行 SLIC 粗分割的参数见表1。

扩张图卷积隐藏层神经元个数为60,算法选用 Adam 优化训练参数,设置动量为0.9,学习率为0.06,训练500轮次后,损失值达到稳定。

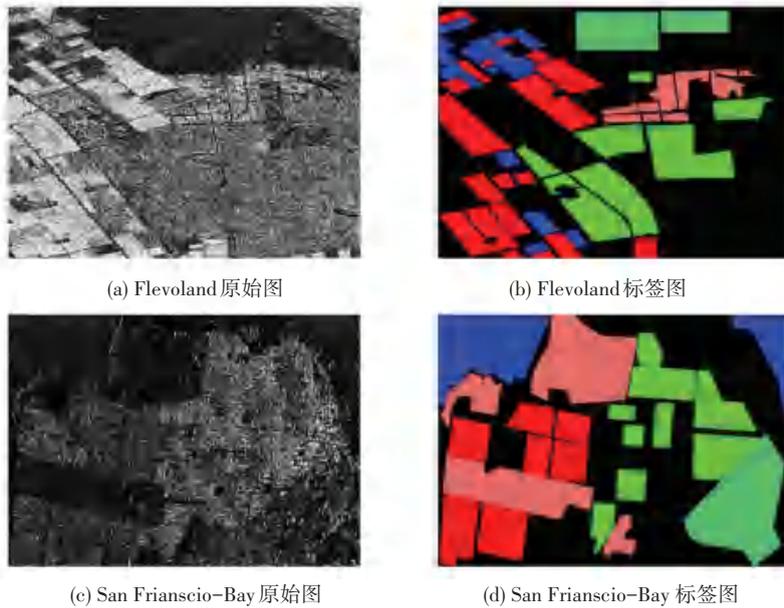


图4 实验所用图像以及相对应的标签

Fig. 4 The images and the corresponding ground truth

表1 SLIC 粗分的参数设置

Tab. 1 Parameter settings of SLIC

参数	Flevoland	San Francisco-Bay
区域数量	2 500	3 000
紧致性系数	350	350

选用了现有的主流 SAR 分割算法与本文所提网络进行对比,分别是基于 CNN 的网络模型 ResNet18;基于全卷积的网络模型 PSPNet 和基于 GCN 的网络模型 MSGCN 和 AGCN。本文采用各个类别的分割精度,总体分割精度 OA、平均分类精度 AA 和 Kappa 系数评估各个网络模型的分割性能。

网络采用 PyCharm 2021,在处理器为 Intel Xeon Silver4114@2.2 GHz,内存大小为 128 GB,显卡为 Nvidia Tesla P100-PCIe-16 GB。

2.3 实验结果

2.3.1 Flevoland 图像分类结果对比与讨论

对比方法和本文所提网络的各种类别的准确度、OA、AA 和 Kappa 系数,见表 2。可以看出,在对比方法中,所提网络分割性能最佳;从类别来看,所提算法在农田 2 这一类别上提升效果最为显著,相较 MSGCN,高出 13.52%。

与现有的主流 SAR 图像分割算法对比可视化结果,如图 5 所示。PSPNet 和 ResNet18 算法的水体分类精度虽然都达到了约 99%,但是水体区域内仍有“椒盐”状的误分类点,本文算法“水体”分类精度达到 100%,水体区域地物平整,轮廓清晰;在其

余 4 类地物分类中,ResNet18 和 PSPNet 分类的结果都有大量的误分类点,如“农田 2”像素被大量误分为“森林”,MSGCN 和 AGCN 分类结果有所改善,但是边界处仍有不少误分现象,本文算法能有效改善这种现象,能够有效保持边界清晰,且区域平滑。

表2 不同算法在 Flevoland 图像上的分类结果

Tab. 2 Classification results of different algorithms on Flevoland

类别	本文算法	MSGCN	AGCN	GCN	PSPNet	ResNet18
森林	92.92	91.19	93.01	93.23	97.94	94.73
农田 1	95.00	92.64	94.98	93.94	95.53	95.23
农田 2	90.85	77.33	70.75	55.71	38.42	44.58
城区	98.43	96.93	81.59	71.86	88.89	83.45
水体	100	100	100	99.13	98.83	98.21
OA	94.77	91.66	90.91	87.86	89.29	88.57
AA	95.44	91.62	88.06	82.78	83.93	83.19
Kappa	93.02	88.90	87.74	83.61	85.43	84.27

2.3.2 San Francisco-Bay 图像分类结果对比与讨论

对比方法和本文所提网络的各种类别的准确度、OA、AA 和 Kappa 系数,见表 3。由表 3 可知,在所有对比算法中,MSGCN 表现最优,但本文算法优于 MSGCN,在 OA、AA 和 Kappa 系数指标上都获得了理想的分割结果,分别是 93.09%、93.32%、91.27%,尤其是在建筑物 1 类别上,相比 MSGCN,提高了近 10%,且远远优于其他对比算法的分类精度,因此,也证明了所提网络的有效性以及对不同数据集具有鲁棒性。

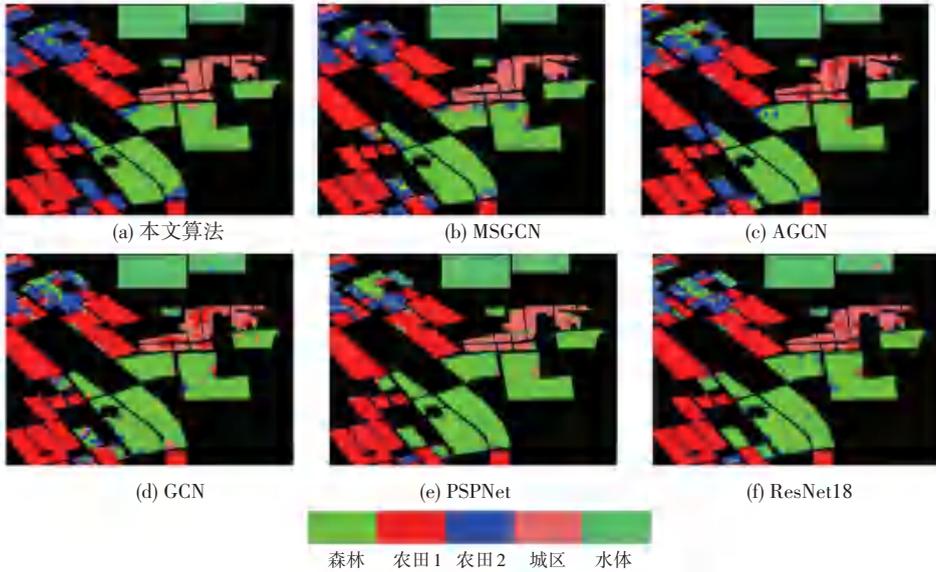


图 5 不同算法在 Flevoland 上的可视化结果

Fig. 5 Visual results of different algorithms on Flevoland

表 3 不同算法在 San Francisco-Bay 图像上的分类结果

Tab. 3 Classification results of different algorithms on San Francisco-Bay images

类别	本文算法	MSGCN	AGCN	GCN	PSPNet	ResNet18
建筑物 3	95.69	85.45	84.93	89.88	94.81	77.87
建筑物 2	97.75	90.23	95.04	82.26	95.69	88.61
水体	98.26	93.56	91.08	71.52	91.78	97.87
植被	87.70	96.94	82.83	76.69	92.53	89.62
建筑物 1	87.20	77.59	60.02	27.27	64.63	42.71
OA	93.09	89.87	83.85	72.46	89.46	81.20
AA	93.32	88.75	82.78	69.52	87.89	79.34
Kappa	91.27	87.12	79.58	69.07	86.57	76.13

与现有的主流 SAR 图像分割算法对比可视化结果,如图 6 所示。由图 6 可知,ResNet18 利用特征复用,增强了特征,但是分类结果仍斑驳;PSPNet 利用多尺度去提取不同细节的特征能够改善这种情况,但是精确度仍不高。总的来说,现有网络整体分类结果较为粗糙,与标签图相比,大量“植被”像素被错误分类为“水体”。相比之下,所提网络可以有效区分分类间边缘、地物规整以及区域内更加平滑。

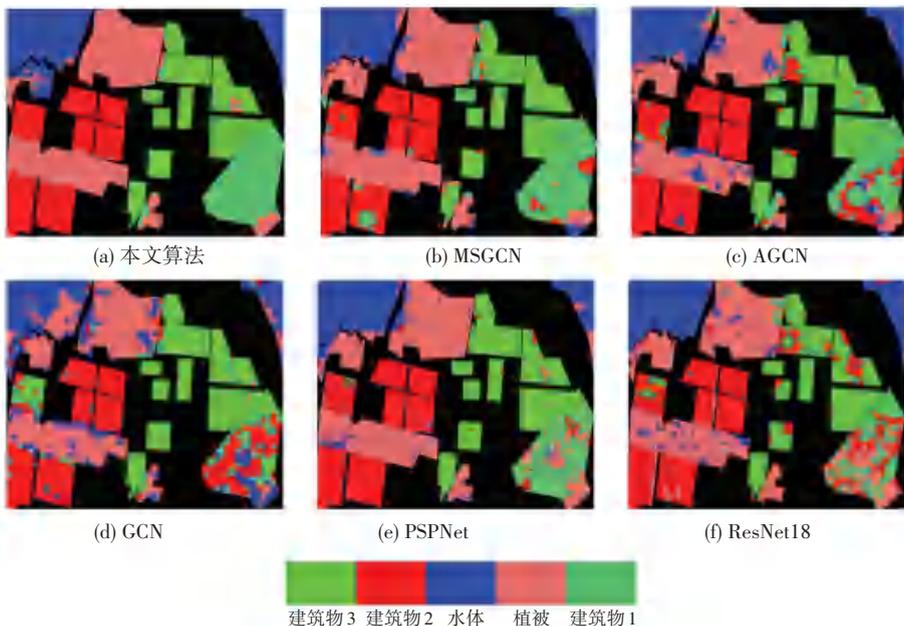


图 6 不同算法在 San Francisco-Bay 上的可视化结果

Fig. 6 Visual results of different algorithms on San Francisco-Bay