

DOI: 10.3969/j.issn.1673-6141.2020.05.007

基于深度学习的多角度遥感影像云检测方法

李佳欣^{1,2}, 赵鹏^{1,2}, 方薇^{3*}, 宋尚香^{1,2}

(1 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039;

2 安徽大学计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230001;

3 中国科学院合肥物质科学研究院安徽光学精密机械研究所通用光学定标与表征技术重点实验室, 安徽 合肥 230031)

摘要: 云检测是遥感影像处理的重要任务之一。目前遥感影像云检测中多使用到卫星的多光谱、多通道信息, 而关于多角度信息对云检测影响的研究较少。为了探索遥感影像多角度信息作为云特征对训练云分类网络精度的影响, 提出一种基于深度学习的遥感多角度云检测方法, 以 SegNet 为基础网络结构, 提取含有多角度信息的遥感影像的特征表示, 训练含有多角度信息的遥感影像云检测模型。测试结果表明, 所提方法全局精度为 91.39%, 平均重叠率为 83.99%。分析表明单角度云检测具有一定的局限性, 而利用多角度信息作为云特征训练云分类网络可以提升云检测精度。此外, 还探索了 POLDER 仪器中不同角度对于云检测结果的影响情况。

关键词: 云检测; 遥感影像; 多角度; 神经网络; SegNet

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1673-6141(2020)05-0380-013

Cloud Detection of Multi-Angle Remote Sensing Image Based on Deep Learning

Li Jiaxin^{1,2}, Zhao Peng^{1,2}, Fang Wei^{3*}, Song Shangxiang^{1,2}

(1 Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039, China;

2 School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230001, China;

3 Key Laboratory of Optical Calibration and Characterization of Chinese Academy of Science, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, HFIPS, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: Cloud detection is one of the important tasks for remote sensing image processing. At present, the multi-spectral and multi-channel information is often used in cloud detection of remote sensing image, but the research on the influence of multi-angle information on cloud detection is still insufficient. To explore the influence of multi-angle information as cloud feature on the accuracy of cloud classification, a cloud detection method with multi-angles remote sensing based on deep learning is proposed. The proposed method takes SegNet as backbone

基金项目: The National Natural Science Foundation of China (国家自然科学基金, 61602004), Natural Science Foundation of Anhui Province (安徽省自然科学基金项目, 1908085MF188, 1908085MF182), Natural Science Foundation of the Education Department of Anhui Province (安徽省高校自然科学研究重点项目, KJ2018A0013, KJ2017A011)

作者简介: 李佳欣 (1994 -), 男, 湖北天门人, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉与遥感影像方面的研究。E-mail: arthurpendgradon@163.com

导师简介: 赵鹏 (1976 -), 女, 安徽合肥人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事模式识别, 智能信息处理方面的研究。

E-mail: zhaopeng_ad@163.com

收稿日期: 2020-02-18; **修改日期:** 2020-08-18

***通信作者.** E-mail: fwei@aiofm.ac.cn

network, and trains a multi-angle information based cloud detection model by extracting the remote sensing image feature with multi-angle information. Extensive experimental results demonstrate that the Global Accuracy and the mean intersection over union (MeanIoU) of the proposed method are 91.39% and 83.99% respectively. And the method proves the limitations of single angle cloud detection and the effectiveness of multi-angle information on the improvement of the cloud detection accuracy. In addition, the influence of different angles on the cloud detection in POLDER is also explored.

Key words: cloud detection; remote sensing image; multi-angle; neural network; SegNet

1 引言

国际卫星云气候计划 (International satellite cloud climatology project, ISCCP) 显示, 全球云量覆盖了 67% 以上的地球表面。云的种类繁多, 多是不规则形状, 在不同尺度空间具有不同的特征表现。云层的遮挡, 削弱了卫星传感器对地表真实辐射特性的记录, 改变了地物的光谱信息^[1]。云检测的精度还会影响土地利用分类、多时相变化检测和遥感参数定量化提取等。因此, 云的精度检测是十分必要的。

近年来, 遥感探测技术持续发展, 光学遥感传感器的云探测能力持续提升。云检测方法也发展了多种基本方法, 这些方法多使用到多波段数据信息, 如中分辨率成像光谱仪^[2] (Moderate resolution imaging spectral radiometer, MODIS) 遥感影像数据具有较多波段信息, 其波段多达 36 个, 可探测多种特征参数。Jedlovac 等^[3]提出了 MODIS Cloud Mask 云检测方法, 利用数据集 MODIS 的 19 个波段数据结合地形等辅助数据, 实现了不同路径采用不同的云检测方法, 但该方法相较于其他方法, 要求使用较多的波段数量以及相关辅助数据, 检测精度较易受地表等因素的影响。Kriebel 等^[4]和 Buriez 等^[5]在多角度偏振成像观测 (Polarization and directionality of the earth's reflectances, POLDER) 载荷卫星云检测上运用阈值法, 计算出不同波段的反射率和大气分子光学厚度像素值, 并与历史值进行比较, 超出阈值的像元分别预测为“云”。该类方法简单, 对含云量较多的场景具有较好的检测效果, 但对于无云场景则无法自动识别。方薇等^[6]利用 POLDER 提供的含有偏振信息的多波段数据进行自动调整阈值的云检测, 该方法首先选取合适的偏振波段作为数据集, 随后将数据集进行聚类, 再通过双通道联合置信度因子做多证据数据融合改进云检测阈值的选择。该方法相较于之前阈值法云检测算法有较大优势, 同时自动化程度较高, 但仍明显存在混合像元误检现象。也有许多学者将阈值法与纹理特征相结合, 使用多维特征的云检测方法, 如夏雨等^[7]将红通道 DN 值、归一化植被指数与纹理特征一阶差分退化率、分形维数相结合, 相较于传统均匀分割方法有一定提升。随着卷积神经网络在图像处理方面大放异彩之后, 众多学者也将该方法应用于遥感影像云检测中, 其中 Xie 等^[8]改进了简单线性迭代聚类方法, 将遥感影像中三波段数据分割为高质量的超像素, 然后设计了具有两个分支的深度卷积神经网络, 并将超像素预测为薄云、厚云或者非云。该方法能较好地识别出薄云与厚云, 但对于亮且地表温度较低的情况下会出现误分现象。由于云和雪具有一致的颜色分布和相似的纹理模式, 因此传统方法难以在像素级上区分云和雪。Zhan 等^[9]利用高分一号卫星遥感影像信息, 训练全卷积神经网络 (Fully convolutional networks, FCN), 实现像素级上云和雪的区分, 由于在 FCN 解码过程中缺少最大池化值的位置索引, 所以在标签像素生成过程中仍存在较大误差。陈洋等^[10]提出将资源三号高分辨率卫星多波段信息进行训练网络, 将训练好的卷积神经网络应用于遥感影像云检测, 一定程度上弥补了高贤君等^[11]提出的基于最大类间方差法 (Otsu 方法) 的云检测方法在高反射率地物上易产生误判的问题。

另有一少部分云检测方法用到遥感卫星影像提供的多角度信息, 孙晓兵等^[12]也指出多角度信息的使用

有利于检测精度的提升。法国 PARASOL 卫星搭载的 POLDER 载荷就是一种具有宽视场、中等空间分辨率和多角度观测能力的多光谱成像辐射计。对同一对地目标, POLDER 可提供多达 16 个不同视角进行观测, 主要观测谱带在可见光和红外光谱 (443~1020 nm) 之间, 同时 POLDER 提供了相应的云产品。在典型云检测阈值算法中, POLDER 法^[13]将遥感卫星提供的多角度信息也应用其中。2018 年 5 月中国科学院安徽光学精密机械研究所研制出多角度宽视场偏振传感器—多角度偏振成像仪 (Directional polarization camera, DPC)^[14], DPC 的光学系统主要由超广角像方远心成像光学镜头、含有滤光片/偏振片的转轮和面阵 CCD 探测器三部分组成, 光学镜头可实现沿轨道方向和横穿轨道方向约 100° 宽视场的观测。郑逢勋等^[15]在 DPC 的多角度信息研究中, 也指出多角度观测比单角度观测可以获取更多的信息。

针对目前遥感影像云检测算法多利用多光谱信息作为特征, 而忽视了遥感影像中多角度信息作为特征带来的帮助, 以及现有多角度信息在云检测上的应用多基于传统方法, 将多角度信息与神经网络相结合的方法相对匮乏等问题, 本文提出一种基于深度学习的多角度遥感影像云检测方法, 主要利用 SegNet 网络良好的语义分割能力对多角度特征影像进行云检测分类。该方法首先将不同视角下有效影像块进行提取, 并进行特征值计算, 然后将预处理好的多角度遥感影像块作为样本集输入 SegNet 网络进行训练。测试时, 将未知标签的多角度遥感影像样本集输入到训练好的 SegNet 网络中, 获取多角度云检测分类结果, 最终通过不同组实验证明了该方法中多角度特征的使用有利于神经网络模型训练, 云检测精度提升明显。

2 原理与方法

2.1 POLDER 多角度探测原理和特点

POLDER 卫星是由法国空间研究中心 (CNES) 研制的世界上首个通过多角度偏振成像观测的星载对地探测器。它具有卫星沿轨道方向运行时, 可对地面中同一目标实现多角度观测的特点, 因而多角度观测下影像的重叠区可获得目标影像不同观测角度的数据^[16]。POLDER 卫星在单个轨道运行期间, 最多可在同一目标下采集 16 个不同视角的数据, 通过将观测结果进行结合, 可获得较为完整的双向反射分布函数 (Bidirectional reflectance distribution function, BRDF) 和偏振双向反射分布函数 (Polarized bidirectional reflectance distribution function (P-BRDF) 双向偏振分布 (BPDF)。图 1 为 POLDER 多角度观测运行图示例。

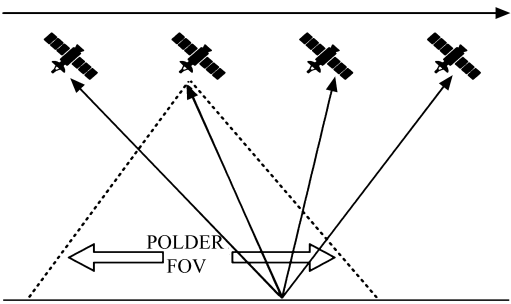


图 1 POLDER 多角度观测运行图示例
Fig. 1 Example of POLDER multi-angle observation diagram

POLDER 载荷的偏振通道包括 490、670 和 865 nm 波段, 其余波段为非偏振通道, 表 1 给出了 POLDER 载荷波段的特征。

表 1 POLDER 载荷波段的特征

Table 1 Characteristics of POLDER load bands

Wavelength/nm	Bandwidth/nm	Polarized	Function
443	13.5	No	Sea
490	16.5	Yes	Sea/aerosol/cloud
565	15.5	No	Sea
670	15.0	Yes	Land/ aerosol/cloud
763	11.0	No	Oxygen pressure of cloud
765	38.0	No	Oxygen pressure of cloud
865	33.5	Yes	Land/ aerosol/cloud
910	21.0	No	Stem inversion
1020	17.0	No	

在 670 nm 波段下, 相比于晴空像元, 云像元的偏振反射率更强, 反射率的大小能够反应云像元和晴空像元之间的对比度。670 nm 波段的大气顶反射率为

$$R_{670} = I / (\cos \theta_s \times F_0) \text{ ,}$$

(1)

式中 I 为光强信息; θ_s 为 670 nm 波段下太阳天顶角; F_0 为大气层外的太阳辐照度。

根据 POLDER 多角度镜头的特点, 探索观测角度数量对云检测效果的影响, 选择不同观测角度数量合并数据集进行云检测模型训练^[14], POLDER 多角度镜头具体如图 2 所示。

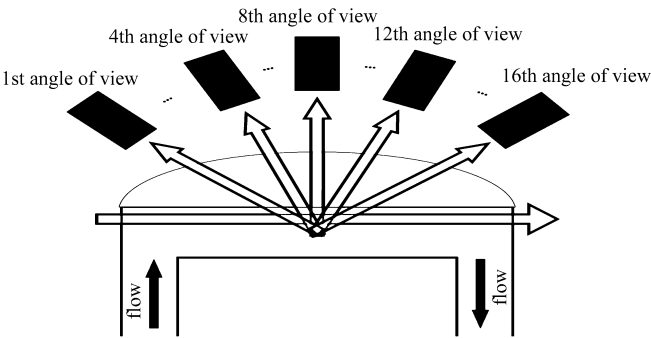


图 2 十六个不同视角观测示意图
Fig. 2 Diagram of viewing angles

不同观测镜头拍摄的影像可能会由于角度不同而导致影像有效区域不同, 其中不同视角图像如图 3 所示。对比 POLDER 3_2008 年 9 月 6 日数据中第七视角与第八视角在同一目标内的数据, 如图 3 (a) 和 (b), 粗线体分割位置为有效数据与无效数据边界, 其中 -32767 与 32767 均表示无效数据, 通过边界比较可以看出, 图 3 (a) 的有效区域小于图 3 (b) 的有效区域, 但图 3 (b) 在有效区域内仍存在无效点, 如图 3 (b) 虚线框格所示, 以此可以看出不同视角数据可以起到信息互补的作用。

2.2 SegNet 网络

Badrinarayanan 等^[17]提出了应用于像素对的语义分割深度全卷积神经网络框架 SegNet。SegNet 是一个对称网络模型, 分别由左边的编码器和右边的解码器组成。左边的编码器采用的是 VGG-16 的网络结构,

32767	32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767
-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767
-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	2511
-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	2764	2603
-32767	-32767	2630	2877	2927	2862	2757
2658	2760	2316	2418	2540	2559	2499
2558	2668	2632	2541	2615	2539	2645
2694	2659	2652	2556	2527	2610	2808
2554	2494	2510	2562	2570	2567	2518
2315	2399	2453	2362	2503	2656	2527
2162	2106	2290	2255	2078	2351	2428
2143	2072	2102	2212	2142	2061	2228

(a)

32767	32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767
-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767
-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	-32767	2746
-32767	-32767	-32767	-32767	2643	2564	2663
-32767	-32767	2477	2995	2768	2660	2798
2857	2596	-32767	2510	2667	2540	2542
2693	2862	2812	2714	2720	2600	2701
2768	2786	2728	2627	2672	2774	2739
2610	2496	2431	2592	2659	2585	2519
2428	2428	2467	2378	2544	2618	2506
2166	2132	2258	2156	2107	2364	2394
2185	2116	2212	2308	2202	2182	2232
2378	2060	2095	2237	2350	1869	1743

(b)

图3 不同角度图像有效区域实例。(a) POLDER 3 第七视角数据; (b) POLDER 3 第八视角数据

Fig. 3 Examples of effective regions of images from different angles. (a) View data of POLDER 3 seventh angle , (b) view data of POLDER 3 eighth angle

右侧的解码器部分基本上保持了和编码器对称的结构。和 FCN 相比, SegNet 可以在编码器的池化部分输出最大值点的索引, 通过对称的网络结构将该索引传递给解码器对应部分, 更有效地还原影像空间信息特征。同时, SegNet 由于没有全连接层, 参数数量大大减少, 同时能够更好地将图像恢复到原图。SegNet 网络结构如图 4 所示。其中 Conv 为卷积层, batch normalisation 为批量正则化层, ReLU 为激活函数层, pooling 为池化层, unpooling 为上采样层, Softmax 为分类层。

为适应含有多角度信息的遥感影像样本, 根据输入角度数量, 动态调整网络卷积核等参数, 网络参数详情如表 2 所示。

由于多角度视角的观测角度不同, 对同一目标不同角度可能会存在不同的影像边界, 如图3所示。为了不同视角数据更好地起到互相信息补充的作用, 通过计算无效像元点周围有效点的平均值, 并将其赋值给该无效像元点, 保证尽量减少训练误差情况, 为不同角度数据合并带来数据补充的优点。均值赋值如 (2) 式所示。

$$x_{i,j} = \sum_{I=i-1}^{i+1} \sum_{J=j-1}^{j+1} x_{I,J} / u ,$$

(2)

式中 $x_{i,j}$ 为无效像元点, i 为横坐标, j 为纵坐标, u 为有效值点个数。

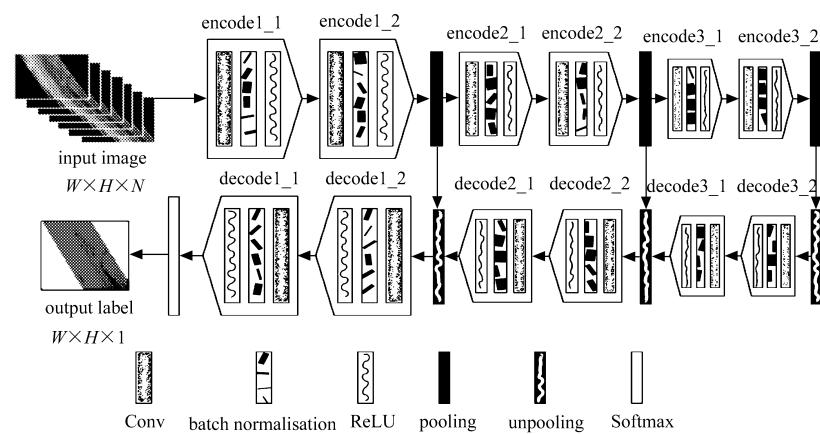


图 4 SegNet 网络框架

Fig. 4 Framework of SegNet

表 2 SegNet 网络设置

Table 2 SegNet network parameter setting

Layer	Operation	Parameter
'inputImage'	Image input	$28 \times 28 \times N$
'encoder1_conv1'	convolution	$3 \times 3 \times N$
'encoder1_bn_1'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'encoder1_relu_1'	ReLU	ReLU
'encoder1_conv2'	convolution	$3 \times 3 \times 64$ convolutions with stride=1 and padding=1
'encoder1_bn_2'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'encoder1_relu_2'	ReLU	ReLU
'encoder1_maxpool'	max pooling	2×2 max pooling with stride=2 and padding=0
'encoder2_conv1'	convolution	$3 \times 3 \times 64$ convolutions with stride=1 and padding = 1
'encoder2_bn_1'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'encoder2_relu_1'	ReLU	ReLU
'encoder2_conv2'	convolution	$3 \times 3 \times 64$ convolutions with stride=1 and padding=1
'encoder2_bn_2'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'encoder2_relu_2'	ReLU	ReLU
'encoder2_maxpool'	max pooling	2×2 max pooling with stride=2 and padding=0
'encoder3_conv1'	convolution	$3 \times 3 \times 64$ convolutions with stride=1 and padding=1
'encoder3_bn_1'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'encoder3_relu_1'	ReLU	ReLU
'encoder3_conv2'	convolution	$3 \times 3 \times 64$ convolutions with stride=1 and padding=1
'encoder3_bn_2'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'encoder3_relu_2'	ReLU	ReLU
'encoder3_maxpool'	max pooling	2×2 max pooling with stride=2 and padding=0
'decoder3_unpool'	max unpooling	max unpooling
'decoder3_conv2'	convolution	$3 \times 3 \times 64$ convolutions with stride=1 and padding=1
'decoder3_bn_2'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'decoder3_relu_2'	ReLU	ReLU

Layer	Operation	Parameter
'decoder3_conv1'	convolution	3×3×64 convolutions with stride=1 and padding=1
'decoder3_bn_1'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'decoder3_relu_1'	ReLU	ReLU
'decoder2_unpool'	max unpooling	max unpooling
'decoder2_conv2'	convolution	3×3×64 convolutions with stride=1 and padding=1
'decoder2_bn_2'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'decoder2_relu_2'	ReLU	ReLU
'decoder2_conv1'	convolution	3×3×64 convolutions with stride=1 and padding=1
'decoder2_bn_1'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'decoder2_relu_1'	ReLU	ReLU
'decoder1_unpool'	max unpooling	max unpooling
'decoder1_conv2'	convolution	3×3×64 convolutions with stride=1 and padding=1
'decoder1_bn_2'	batch normalization	batch normalization with 64 channels
'decoder1_relu_2'	ReLU	ReLU
'decoder1_conv1'	convolution	3×3×64 convolutions with stride=1 and padding=1
'decoder1_bn_1'	batch normalization	batch normalization with 3 channels
'decoder1_relu_1'	ReLU	ReLU
'softmax'	Softmax	softmax
'pixelLabels'	Pixel classification layer	Cross-entropy loss with 'clear', 'cloud', and 'mix'

基于深度学习的遥感多角度云检测方法包括训练阶段和检测阶段。训练阶段包括:

- 1) 预处理: 对 670 nm 波段训练数据进行 28×28 窗口采样, 提取窗口像元 x_i 的类标签 y_i , 并根据 (1) 式计算该像元的大气顶反射率;
- 2) 根据 (2) 式计算各个角度中无效值点 $x_{i,j}$ 附近有效值点的均值, 并将其赋值予 $x_{i,j}$;
- 3) 将以上两步处理后的各角度数据合并, 得到大小为 28×28× n 的训练图像, n 为合并角度数量, 训练 SegNet 网络, 得到多角度信息的分类器。

检测阶段包括:

- 1) 预处理: 对待检测的遥感图像中 670 nm 波段数据进行 28×28 窗口采样, 并根据 (1) 式计算该像元的大气顶反射率;
- 2) 根据 (2) 式计算各个角度中无效值点 $x_{i,j}$ 附近有效值点的均值, 并将其赋值予 $x_{i,j}$;
- 3) 将含有 n 角度数据的待检测影像信息输入到预训练好的 n 角度分类器中, 得到各像元的分类结果。

3 实验与讨论

3.1 实验设置

选取 POLDER 3 的 2008 年 9 月份 30 张图像用作实验数据集, 提取影像 670 nm 波段包括第 1 视角至第 16 视角的光学强度数据, 每层含有 6840×3240 个像素点。首先对数据集进行预处理, 将数据集进行 28×28 大小像素块采样, 提取同区域 POLDER 3 中存储的 FLAG 值 (“云”、“晴”或“混合”) 作为训练样本标签。计算 POLDER 3 中 670 nm 波段下不同角度像元点的大气顶反射率, 再将含海洋部分的区域, 以及内陆湖泊河流中镜面反射方向小于 2° 的太阳耀光区域进行剔除, 然后对数据集中无效像元点进行周围均值赋值作为样

本集。共提取下垫面为陆地的大小为 28×28 的 6809 块有效数据块作为数据集, 选取其中 6409 块作为训练数据, 剩余 400 块作为测试数据未添加标签信息。每幅图片含有 16 层不同角度信息, 数据经上述计算处理后, 数据集单角度大气顶反射率图像, 如图 5 所示。

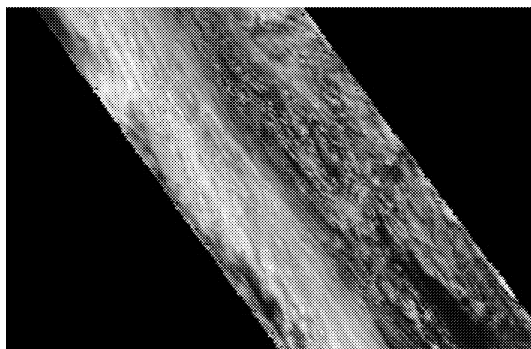


图5 单角度大气顶反射率图像示例

Fig. 5 Single-angle atmospheric top reflectance image

为验证遥感影像中不同角度信息以及融合的角度数量对云检测方法性能的影响, 设置了以下 2 组实验:

1) 第一组对比实验中, 比较了包含全角度 (共计 16 个角度) 的数据集与单角度数据集的预测结果, 目的是探索结合全角度信息的神经网络模型相较于仅使用单角度信息的神经网络是否有更好的云检测精度, 以及不同角度信息对于训练模型效果的影响。

2) 第二组对比实验中, 将第一组实验中表现较好的几个单角度训练数据集进行合并, 训练基于多角度信息的云检测模型, 分别与仅使用单角度信息的云检测模型进行比较, 证明多角度信息的融合相较于单角度信息来说, 能够表达更多语义信息和更好的检测结果。

实验的硬件环境为 Intel (R) Core (TM) i5-7500 CPU 3.40 GHz, 16G 内存。

3.2 实验评价指标

采用定量评价来总结所提方法的优劣。定量评价主要通过测试图像的全局分类精度 G_{Acc} 、平均分类精度 M_{Acc} 和平均重叠率 M_{IoU} 作为评价指标, 计算分别为

$$G_{Acc} = \frac{T_p}{P}, \quad (3)$$

$$M_{Acc} = \sum_{n=1}^{N_c} \frac{T_{pn}}{P_n} / N_c, \quad (4)$$

$$M_{IoU} = \sum_{n=1}^{N_c} T_{pn} / (T_{pn} + F_{pn} + F_{nn}) / N_c, \quad (5)$$

式中 T_p 表示分类正确的像素个数; T_{pn} 表示类别 n 的分类正确的像素个数; P 表示所有像素个数; P_n 表示类别 n 的所有像素个数; N_c 为类别数; F_{pn} 为类别 n 的预测为真, 实际为假的像素点个数; F_{nn} 表示类别 n 的预测为假, 实际为真的像素个数。

3.3 结果与分析

为验证多角度信息的使用有利于云检测精度的提升, 所以第一组实验将数据集单角度数据进行合并, 形成训练集数据集 $28 \times 28 \times 16$ 的格式, 组成多角度训练数据集。表 3 列出了单角度与多角度数据集格式。

表 3 第一组实验数据集格式

Table 3 Format of the first experimental data set

Type	Angle	Block	Format
Single-angle	–	6809	28×28×1
Mulit-angles	1st~16th	6809	28×28×16

本组实验多角度与单角度预测结果如表 4 所示。从表 4 中不难看出,对 SegNet 网络输入 16 角度合并数据对于云检测精度不仅没有提升,且相较于大多数单角度云检测方法还有所下降。从结果中可以看出单纯将全部角度的大气顶反射率图像进行多角度数据集组合,并不能起到提升云检测精度的效果,但考虑到边缘单角度检测精度低于合并所有角度的云检测精度,认为多角度信息的确对于云检测特征提供了补充作用,但由于边缘角度有效数值较少不足以辅助训练,在训练过程中作为噪声影响训练效果。

表 4 不同角度训练下网络云检测方法的评价参数 (%)

Table 4 Evaluation parameters of network cloud detection methods from different training angles (%)

Method	Global Accuracy	Mean Accuracy	MeanIoU
1st-angle	67.88	67.52	48.10
2nd-angle	64.83	64.20	47.49
3rd-angle	88.97	88.45	79.79
4th-angle	89.00	88.53	79.88
5th-angle	89.40	89.00	80.55
6th-angle	89.45	89.01	80.61
7th-angle	89.23	88.69	80.22
8th-angle	89.86	89.19	81.21
9th-angle	89.53	89.29	80.82
10th-angle	89.50	89.03	80.69
11th-angle	89.33	89.08	80.49
12th-angle	88.74	88.36	79.48
13th-angle	88.43	87.96	78.93
14th-angle	87.84	87.68	78.12
15th-angle	82.26	81.85	69.52
16th-angle	48.72	50.04	32.05
Multi-angles	73.52	70.53	54.51

基于第一组实验研究结果,考虑到噪声原因造成检测精度降低的情况,在第二组实验中首先将单角度数据进行筛选。从图 6 可看出多数单角度检测精度大于 80%,为更好地证明多角度的有效性,并且避免角度数量增加信息冗余情况存在,在此次实验中,将训练数据集分为三种:1)选择单角度检测全局精度最高的三个角度数据进行三角度数据集融合;2)选择云检测全局精度 >89.0% 的第 4 至第 11 角度数据集融合;3)选择全局精度 >80.0% 的第 3 至第 15 角度数据集融合,并对其进行多角度网络训练,预测结果如表 5 所示。

从表 5 中可以看出,采用全局精度大于 80.0% 的 13 个角度组成的多角度云检测网络优于全局精度大于 89.0% 组成的 8 角度云检测网络,全局精度高的 8 个角度融合不如全局精度较低的 13 个角度,第 3 至第 15 角度融合,该结果的产生是由于 8 个角度层中相互间含有冗余信息,而另外 3 个角度给予有效信息的补充,

所以整体云检测的精度会提高。其中每个融合了多角度信息的云检测 SegNet 网络, 在评价指标上均优于单角度检测效果, 尤其是融合 13 角度信息的训练网络, 检测精度比单角度最优检测结果的全局分类精度、平均分类精度和平均重叠率分别提高了 1.53%、1.99% 和 2.78%。实验结果显示提出的多角度信息在该网络模型框架中能够更好地表达影像中复杂的语义信息, 同时证明采用更多角度信息的神经网络更能检测出符合 POLDER 载荷本身提供的云图。

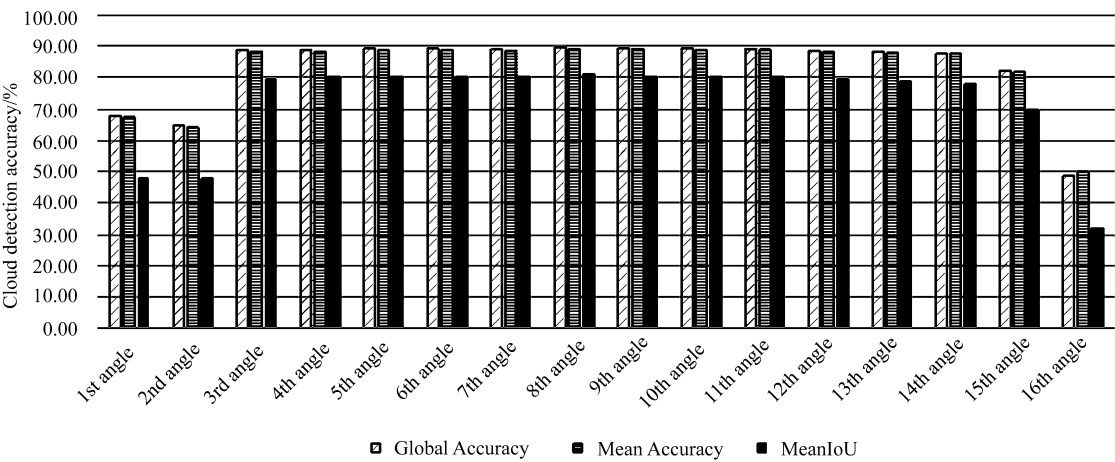


图 6 不同角度云检测准确率的变化

Fig. 6 Changes in cloud detection accuracy at different angles

表 5 云检测方法的评价参数 (%)

Method	Global Accuracy	Mean Accuracy	MeanIoU
8th-angle	89.86	89.19	81.21
8th~10th-angle	90.32	89.95	82.01
4th~11th-angle	90.75	90.44	82.83
3rd~15th-angle	91.39	91.18	83.99

为更加直观地表现出实验结果, 从上述实验测试数据集中选取了不同训练网络模型的预测影像, 如图 7 所示。图 7 (a) 为影像标签图像, 其中黑色像素表示云像元点, 灰色像素表示晴像元点。图 7 (b)–7 (e) 分别为融合不同角度信息的云检测掩模, 其中检测掩模浅灰色区域为云像元区域, 白色部分为算法误检测为云的区域, 深灰色部分为算法检测的晴像元区域, 黑色像素表示掩膜未检测到的云像元点。从检测结果来看, 图 7 (b) 的云掩模最接近标签, 同时相较于其他角度数据集, 具有较少的误检现象; 而单角度检测结果存在较多的漏检现象, 从框格位置可以发现单角度检测云图普遍存在“粘连”现象。

为更全面地看到该模型在影像中的分类效果, 将分类后的图像块进行原图还原, 获取检测结果为图 8。其中图 8 (a) 为 13 个角度融合数据集检测结果; 图 8 (b) 为第 15 角度数据集检测结果, 其中白色区域为晴空区域, 白色区域内黑色部分为云区域; 图 8 (c) 为标签图像, 其中黑色像素为云区域, 灰色像素为晴像元。从框格中可以看出, 相较于图 8 (a), 单角度检测结果 (8 (b)), 漏检、误检现象较为严重。由此可见相比于单角度检测结果, 基于多角度信息的云检测方法能够更准确地识别云像元, 预测结果更加接近真实云图影像。

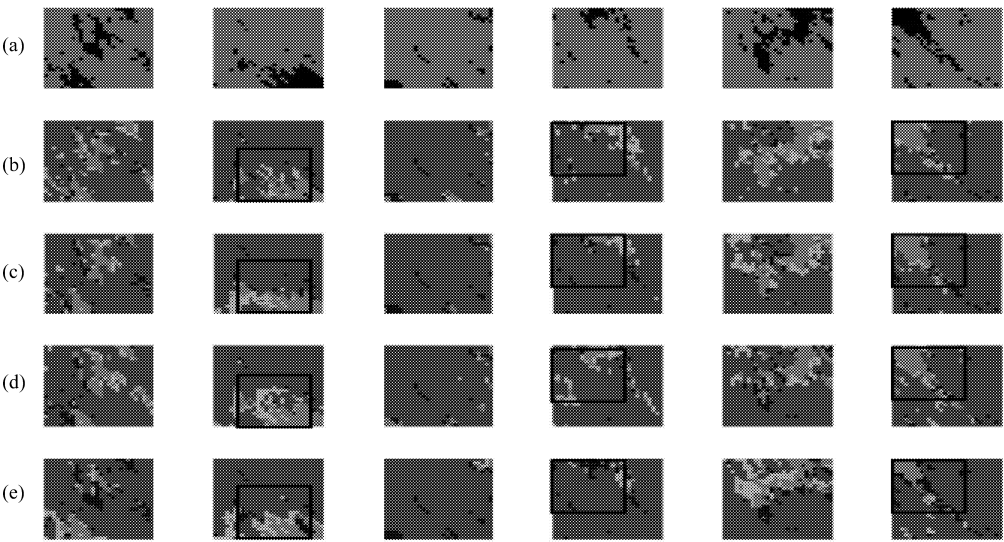


图 7 不同角度数据集分类映射图。(a) 影像真实地表标签; (b) 3rd~15th角度数据集; (c) 4th~11th角度数据集; (d) 8th~10th角度数据集; (e) 8th角度数据集

Fig. 7 Classification map of data sets from different angles. (a) Ground turth, (b) the 3rd to 15th Angle data set, (c) the 4th to 11th Angle data set, (d) the 8th to 10th Angle data set, (e) the 8th Angle data set

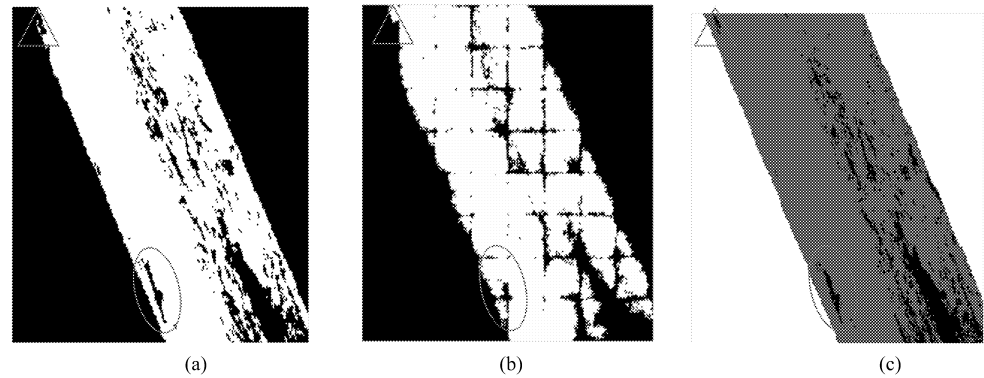


图 8 云检测结果图像。(a) 多角度预测结果示例; (b) 单角度预测结果示例; (c) POLDER 标签

Fig. 8 Image of cloud detection results. (a) Example of multi-angle prediction result, (b) example of single-angle prediction result, (c) ground truth

400 张影像块检测结果中, 最优检测效果的多角度训练网络及单角度训练网络, 即第 3 至 第 15 角度的分类方法和第 8 角度的分类方法检测出的不同类别的像元数对比结果如表 6 所示。其中 POLDER 表示标签图像中各类别像元数。

由表 6 可知, 多角度检测比单角度检测结果更接近真实像元点个数, 并且多角度检测方法能够有效的检测出影像中“混合”像元的点, 而单角度检测方法没能检测出“混合”像元。

网络参数: SegNet 网络相较于其他语义分割网络 (如FCN网络), 训练参数数量较少。复杂度低于其他语义分割网络。

表 6 不同检测方法检测出各类别的像元个数

Table 6 Number of pixels of different classifications by different detection methods

Method	Clear	Cloud	Mixed
POLDER	166004	147256	340
Single-angle	116206	197394	0
Multi-angle	143126	170061	413

波段选择: 为验证多角度信息与深度学习相结合有利于云分类精度提升, 本文以主要进行云识别任务的 670 nm 单波段数据作为样本。从表 5 所示的实验结果来看, 多角度信息特征有助于训练深度网络模型。

角度选择: 从表 5、表 6 实验得出的结果来看, 多角度数据相较于单角度数据会起到一定云特征补充作用, 同时角度选择集中于部分区域 (如中部区域第 7、8、9 视角) 会产生信息冗余, 特征补充效果不够明显, 可能需要更多角度的组合。

4 结论

本文将多角度遥感影像应用在 SegNet 网络上, 首次将多角度信息作为样本特征, 用于训练云分类神经网络。实验证明, 利用多角度信息作为网络学习特征, 可以有效进行云分类。相对于多角度云分类模型来说, 单角度云分类模型可以满足一定场景的云检测任务, 但漏检情况较为明显, 无法将“混合”像元检测出来。所用 SegNet 网络得益于没有全连接层且上采样中增加了索引标识, 相较于传统的神经网络参数量大大减少, 同时训练、检测所用的时间也相对较少。

实验和分析结果表明, 所提出的基于深度学习的多角度遥感影像云检测方法, 可获得较好的云分类结果, 表明多角度信息对于云检测神经网络训练起到了重要的特征补充作用。针对全角度组合所产生的噪声问题, 以及当前方法仅使用到单波段数据作为网络特征等问题, 在后期研究工作中, 拟考虑增加通道注意力机制或信息熵对多维特征数据进行自动筛选, 引入多波段数据组成高维特征进行神经网络训练, 以求展现多角度数据对提高云检测精度的可能性。

参考文献:

- [1] Hou Shuwei, Sun Wenfang, Zheng Xiaosong. Overview of remote sensing image cloud detection methods [J]. *Space Electronic Technology*, 2014, **11** (3): 68-76 (in Chinese).
侯舒维, 孙文方, 郑小松. 遥感图像云检测方法综述 [J]. *空间电子技术*, 2014, **11** (3): 68-76.
- [2] Ackerman S A, Strabala K I, Menzel W P, et al. Discriminating clear sky from clouds with MODIS [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1998, **103**: 32141-32157.
- [3] Jedlovec G. *Automated Detection of Clouds in Satellite Imagery* [M]. Advances in Geoscience and Remote Sensing. InTech Open Access Publisher, 2009.
- [4] Kriebel K T, Gesell G, Kastner M, et al. The cloud analysis tool APOLLO: Improvements and validations [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, **24** (12): 2389-2408.
- [5] Buriez J C, Vanbaue C, Parol F, et al. Cloud detection and derivation of cloud properties from POLDER [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, **18** (13): 2785-2813.
- [6] Fang Wei, Qiao Yanli, Zhang Dongying, et al. Threshold optimization in cloud detection by polarized multichannel remote sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, **38**(12): 1228005 (in Chinese).

- 方 薇, 乔延利, 张冬英, 等. 偏振多通道遥感云检测的阈值优化 [J]. 光学学报, 2018, **38** (12): 1228005.
- [7] Xia Yu, Cui Shengcheng, Yang Shizhi. Cloud detection method for high resolution satellite image based on multi-dimensional features [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2017, **12** (06): 69-77 (in Chinese).
夏 雨, 崔生成, 杨世植. 综合高分卫星图像多维特征的云检测方法 [J]. 大气与环境光学学报, 2017, **12**(06): 69-77.
- [8] Xie F Y, Shi M Y, Shi Z W, et al. Multilevel cloud detection in remote sensing images based on deep learning [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, **10** (8): 3631-3640.
- [9] Zhan Y J, Wang J, Shi J P, et al. Distinguishing cloud and snow in satellite images via deep convolutional network [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2017, **14** (10): 1785-1789.
- [10] Chen Yang, Fan Rongshuang, Wang Jingxue, et al. Deep learning based cloud detection for ZY-3 remote sensing image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, **38** (01): 0128005 (in Chinese).
陈 洋, 范荣双, 王竞雪, 等. 基于深度学习的资源三号卫星遥感影像云检测方法 [J]. 光学学报, 2018, **38** (01): 0128005.
- [11] Gao Xianjun, Wan Youchuan, Zheng Shunyi, et al. Real-time automatic cloud detection during the process of taking aerial photographs [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, **34** (7): 1909-1913 (in Chinese).
高贤君, 万幼川, 郑顺义, 等. 航空摄影过程中云的实时自动检测 [J]. 光谱学与光谱分析, 2014, **34** (7): 1909-1913.
- [12] Sun Xiaobing, Hong Jin, Qiao Yanli, et al. Project of multi-angle polarimetric system onboard satellite for remote sensing of atmosphere [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2006, **1** (3): 198-201 (in Chinese).
孙晓兵, 洪 津, 乔延利, 等. 卫星大气多角度偏振遥感系统方案研究 [J]. 大气与环境光学学报, 2006, **1** (3): 198-201.
- [13] Buriez J C, Vanbaucé C, Parol F, et al. Cloud detection and derivation of cloud properties from POLDER [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, **18** (13): 2785-2813.
- [14] Kang Qing, Yuan Yinlin, Weng Jianwen, et al. System-level polarized calibration methods in laboratory of directional polarization camera [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*. 2019, **14** (1): 36-48 (in Chinese).
康 晴, 袁银麟, 翁建文, 等. 多角度偏振成像仪系统级偏振定标方法研究 [J]. 大气与环境光学学报. 2019, **14** (1): 36-48.
- [15] Zheng Fengxun, Hou Weizhen, Li Zhengqiang. Optimal estimation retrieval for directional polarimetric camera onboard Chinese Gaofen-5 satellite: an analysis on multi-angle dependence and a posterior error [J]. *Acta Physica Sinica*. 2019, **68** (4): 040701 (in Chinese).
郑逢勋, 侯伟真, 李正强. 高分五号卫星多角度偏振相机最优化估计反演: 角度依赖和后验误差分析 [J]. 物理学报, 2019, **68** (4): 040701.
- [16] Chen Hongbin, Fan Xuehua, Han Zhigang. Progress of remote sensing observation and measurement with POLDER multi-angle and multi-channel partial vibration detector [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2006, **21** (2): 83-92 (in Chinese).
陈洪滨, 范学花, 韩志刚. POLDER 多角度多通道偏振探测器对地遥感观测研究进展 [J]. 遥感技术与应用, 2006, **21** (2): 83-92.
- [17] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for scene segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, **39** (12): 2481-2495.