

## 遥感图像语义分割的方法比较研究

A Comparison and Strategy of Semantic Segmentation on Remote Sensing Images (ICNC-FSKD 2019)

胡俊星\* 李玲 林翊钧 吴凤鸽 赵军锁

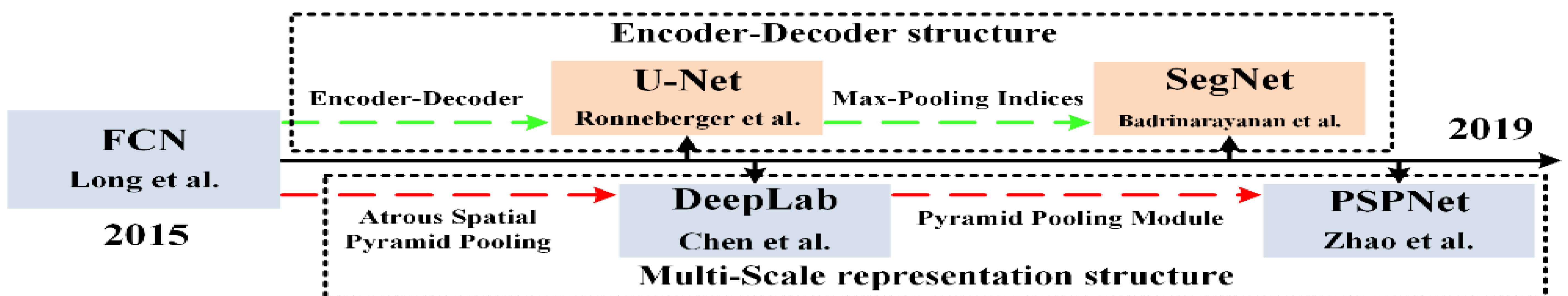
Tel: 18801263360 E-mail: junxing2017@iscas.ac.cn

## 什么是语义分割?

- 图像语义分割是对图像的每个像素点分类, 将图像分割为若干个视觉上有意义或感兴趣的区域;
- 近年来, 以深度神经网络为基础的深度学习得到了快速的发展, 极大地推动了语义分割的发展。

## 研究内容

- 本文从精确度、参数量、计算量以及边缘分割效果等方面对以下多种语义分割方法进行对比分析;
- 针对表现优异的方法, 使用模型压缩并增加边缘优化模块来减少模型参数量并进一步改进语义分割效果。



## 实验数据集

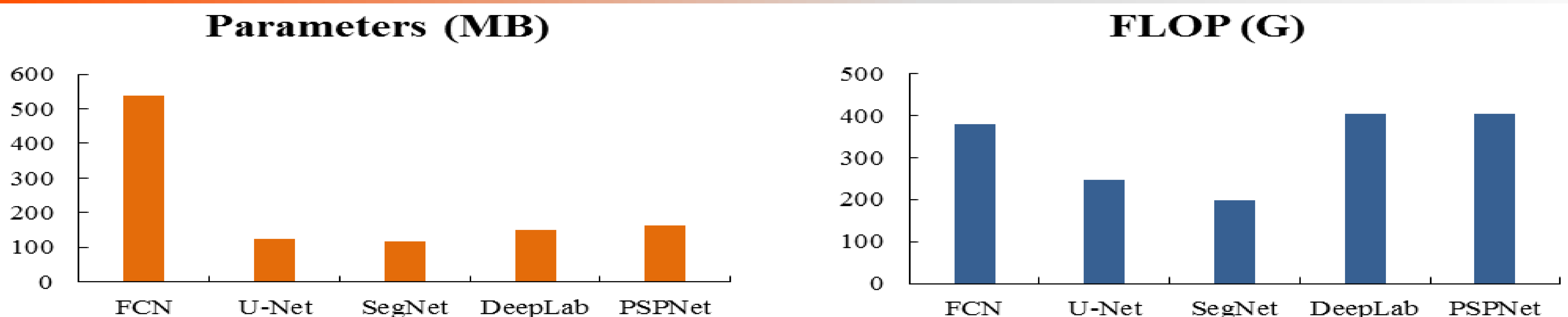
- 实验数据集: 法国自动化所公开的建筑物数据集: Inria Aerial Image Labeling Benchmark;
- 数据处理: 将 $5000 \times 5000$ 的图片切分为 $512 \times 512$ 的图块, 相邻图块之间重合12个像素避免以破坏小目标。

## 模型结构与精确度

- M-S 是 Multi-Scale, E-D 是 Encoder-Decoder, LRP 是模型的学习率更新策略。

Method	Structure	LRP	Loss	Austin		Chicago		Kitsap		WestTyrol		Vienna		Overall	
				IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc
FCN-8s	M-S	fixed	Cross Entropy	50.3	92.3	53.9	87.2	32.1	98.5	56.4	95.8	62.7	88.3	56.2	92.4
U-Net	E-D	step	Cross Entropy	78.6	96.9	70.4	92.9	66.3	99.3	70.9	97.7	78.3	93.9	74.8	96.1
SegNet	E-D	step	Cross Entropy	70.6	94.7	64.8	89.7	60.6	98.9	71.4	97.3	75.0	91.8	70.1	94.5
DeepLab	M-S	poly	Cross Entropy	76.7	96.5	69.4	92.6	65.8	99.2	75.0	98.0	79.2	94.1	74.9	96.1
PSPNet	M-S	poly	Auxiliary Loss	71.7	95.7	66.7	91.6	63.1	99.2	72.1	97.7	76.5	93.1	71.7	95.5

## 参数量和计算量



## 边缘预测效果

- 可以观察到 U-Net、DeepLab 和 PSPNet 的边缘预测效果较好;



Image and the GT

FCN

U-Net

SegNet

DeepLab

PSPNet

- 综合以上多个方面, 可以选择 DeepLab 模型进行进一步的改进。