



# 多媒体通信技术

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

罗雁天

图像分割相关算法展示

## 图像分割相关算法展示

罗雁天

December 18, 2018



# 目录

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

## 1 Introduction

## 2 评价指标

## 3 相关算法

- FCN
- DeepLabV1 & DeepLabV2
- DeepLabV3
- Depth-aware CNN



# Introduction to Image Semantic Segmentation

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

在计算机视觉领域，图像分割 (Segmentation) 指的是将数字图像细分为多个图像子区域 (像素的集合)(也被称作超像素) 的过程。图像分割的目的是简化或改变图像的表示形式，使得图像更容易理解和分析。图像分割通常用于定位图像中的物体和边界 (线，曲线等)。更精确的，图像分割是对图像中的每个像素加标签的一个过程，这一过程使得具有相同标签的像素具有某种共同视觉特性。

简单来说，图像分割可以看做是像素级别的分类，其在医疗领域、自动驾驶等方面有着重要的应用，在目前的算法研究中，图像分类可以分为 Semantic Segmentation 和 Instance Segmentation。



# An Image Semantic Segmentation Demo

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

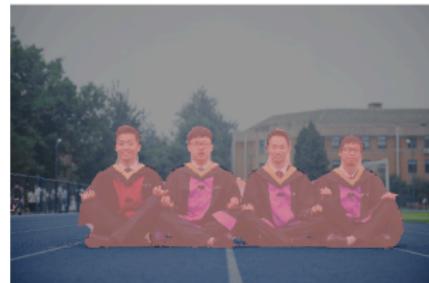
DeepLabV3

Depth-aware CNN

References



Original image (hover to highlight segmented parts)



Semantic segmentation

Objects appearing in the image:

Person

Figure 1.1.1: 使用 CRF as RNN<sup>[1]</sup> 进行图像分割的示例



# 评价指标

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

罗雁天

图像分割相关算法展示

在图像分割算法中，主要有如下 4 个评价指标：

- pixel accuracy (Acc): 像素准确率
- mean pixel accuracy of different categories (mAcc): 类平均像素准确率
- mean Intersection-over-Union of different categories (mIoU): 类平均识别准确度
- frequency-weighted IoU (fwIoU): 频率加权的识别准确度



# IoU 示意图

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

IoU 识别准确度示意图如图2.1.1所示

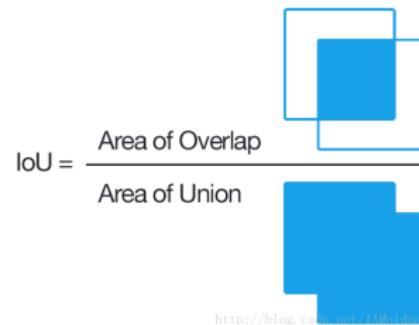
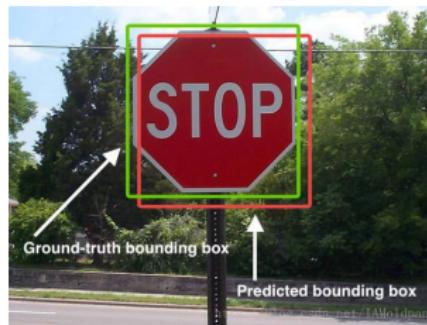


Figure 2.1.1: IoU 表示含义示意图



# 评价指标的计算方式

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

四个指标的计算方式如式2.1.1所示：

## 定义

$$\begin{aligned} Acc &= \sum_i \frac{n_{ii}}{s} \\ mAcc &= \frac{1}{n_C} \sum_i \frac{n_{ii}}{s_i} \\ mIoU &= \frac{1}{n_C} \sum_i \frac{n_{ii}}{s_i + \sum_j n_{ji} - n_{ii}} \\ fwIoU &= \frac{1}{s} \sum_i s_i \frac{n_{ii}}{s_i + \sum_j n_{ji} - n_{ii}} \end{aligned} \tag{2.1.1}$$



# Fully Convolutional Networks

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

文章 Fully convolutional networks for semantic segmentation<sup>[2]</sup> 是 2015 年 CVPR 的 best paper, 在这篇文章中首次提出了全卷积网络。

主要涉及以下 3 个技术：

- 卷积化 (Convolutionalization);
- 上采样 (Upsampling), 也叫反卷积 (Deconvoltion);
- 跳跃结构 (Skip Architecture)



# 卷积化

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

即将传统 CNN 网络中的全连接层全都转换为卷积层。如图3.1.1所示，上图为 AlexNet 网络结构，将其中第 6、7、8 的全连接层全部转换为  $1 \times 1$  的卷积层，生成全卷积网络结构。

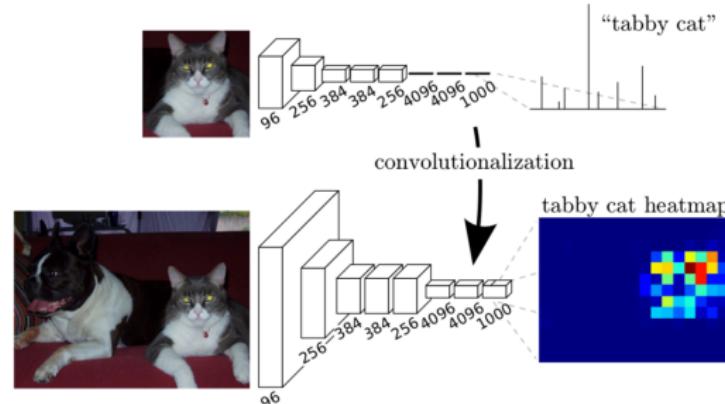


Figure 3.1.1: 全卷积网络示例



# 上采样 (反卷积)

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

由于经过全卷积网络之后得到的 feature map 相比于原图像要小，为了得到跟原图像一样的 feature map，FCN 采用上采样的方式将最后一层的 feature map 放大，得到图3.1.1中的 heatmap。

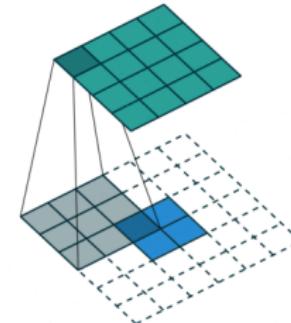
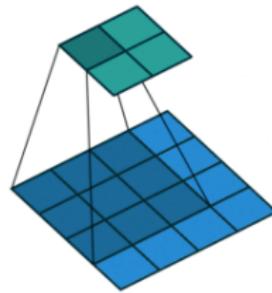


Figure 3.1.2: 卷积运算示意图    Figure 3.1.3: 反卷积运算示意  
图<sup>[3]</sup>



# 跳跃结构

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

在浅层处减小 upsampling 的步长，得到的 fine layer 和高层得到的 coarse layer 做融合，然后再 upsampling 得到输出。使用这样的跳跃结构可以使得分割图中边缘部分较好。  
如图3.1.4所示

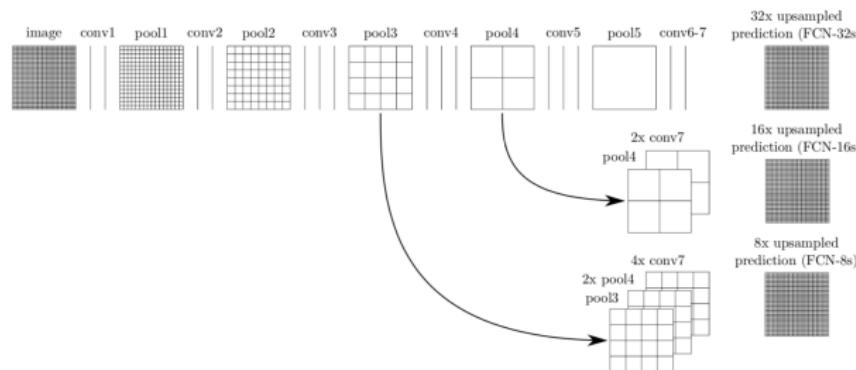


Figure 3.1.4: 跳跃结构示意图



# DeepLabV1 & DeepLabV2

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

虽然 FCN 的出现已经比之前传统的 CNN 的分割效果好了很多，但是还是比较粗糙，细节不太明显，DeepLabV1<sup>[4]</sup> 和 DeepLabV2<sup>[5]</sup> 在 FCN 的基础上采用以下两点改进使得分割效果得到提升。

- 空洞卷积 (Atrous, Dilated Conv);
- 条件随机场 (CRF)

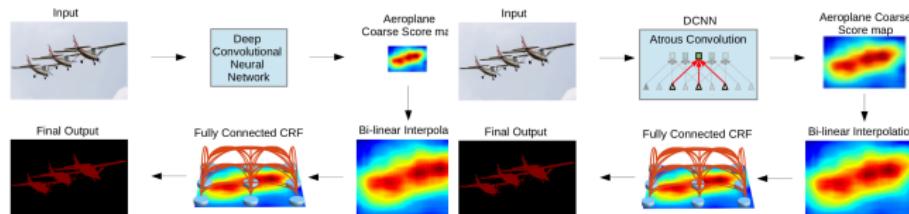


Figure 3.2.1: DeepLabV1  
示意图

Figure 3.2.2: DeepLabV2  
示意图



# 空洞卷积

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

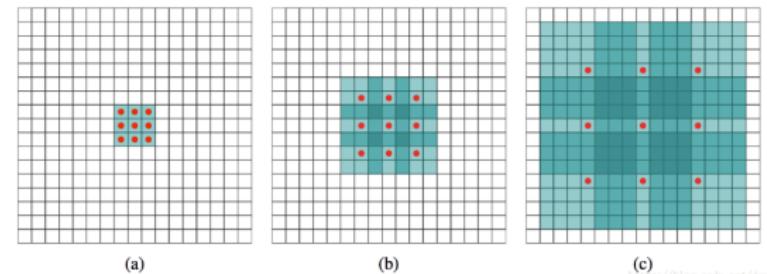
FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References



<http://xg.blog.csdn.net/dcr>

**Figure 3.2.3:** 空洞卷积示意图.(a) 表示普通的卷积，卷积核为  $3 \times 3$ ，感受野也为  $3 \times 3$ ，较小;(b) 表示扩张系数为 2 的空洞卷积，卷积核为  $3 \times 3$ ，但是感受野有  $7 \times 7$ ，比之前大了一点;(c) 表示扩张系数为 4 的空洞卷积，卷积核为  $3 \times 3$ ，但是感受野有  $15 \times 15$ ，更大了



# 条件随机场

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

只用 DCNN 能够预测到目标的大概位置但是比较模糊，论文 [7] 中提出的全连接条件随机场尝试找到图像像素之间的关系：相近且相似的像素大概率为同一标签，考虑像素的概率分配标签，迭代细化结果。如图3.2.4所示。

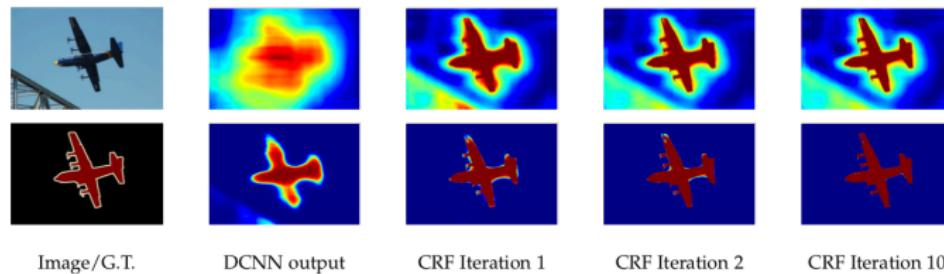


Figure 3.2.4: 使用 CRF 细化分割效果。可以看出，随着迭代次数的增加，图像分割的效果逐渐增强



# DeepLabV1 网络结构

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

如图3.2.5和3.2.6, DeepLabV1 网络是在 VGG16 网络结构的基础上进行了如下修改:

- 全连接层转为卷积层;
- 最后的两个池化层去掉下采样;
- 后续的卷积层转为空洞卷积;
- 使用 ImageNet 上预训练的参数进行 finetune。



Figure 3.2.5: VGG16 网络结构示例



Figure 3.2.6: VGG16 网络修改后的 DeepLabV1 网络结构示例



# ASPP 模块

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

DeepLabV2 相对于 DeepLabV1 使用了 ASPP(Atrous Spatial Pyramid Pooling) 模块获得了更好的分割效果。ASPP 在给定的 Input Feature Map 上以不同的扩充率做空洞卷积并进行采样，最后将结果融合起来作为输出。

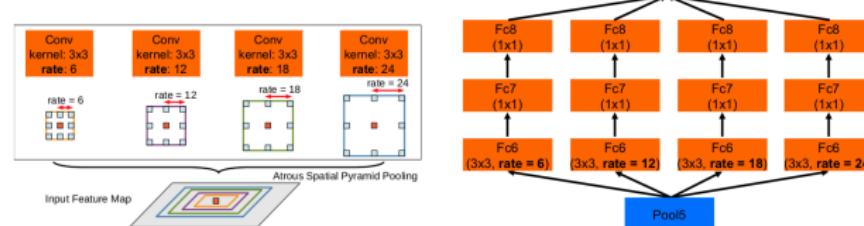


Figure 3.2.7: ASPP 模块示意图

Figure 3.2.8: ASPP 结构示意图

罗雁天

图像分割相关算法展示



# DeepLabV1 → DeepLabV2

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

- 基础网络结构由 VGG16 转为 ResNet;
- 使用了 ASPP 模块;
- 使用了不同的学习策略
- 使用 MS-COCO 数据集上预训练的参数进行 finetune

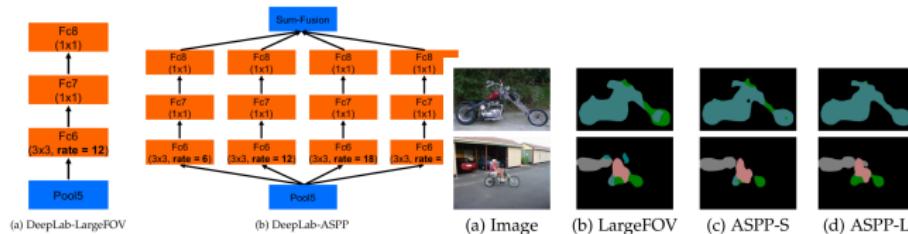


Figure 3.2.9: 结构对比图

Figure 3.2.10: 结果对比图



# DeepLabV3

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

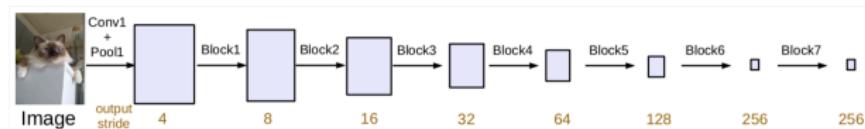
DeepLabV3

Depth-aware CNN

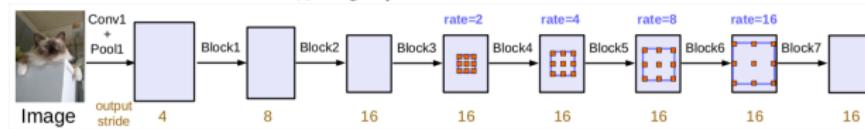
References

DeepLab 系列的第三篇文章<sup>[8]</sup>，相比于 V1 和 V2 有如下变化：

- 提出了更通用的框架，适用于任何网络；
- 复制了 ResNet 最后的 block 并且级联起来；
- 在 ASPP 中使用 BN 层，并且有新的 ASPP 结构；
- 没有使用 CRF。



(a) Going deeper without atrous convolution.



(b) Going deeper with atrous convolution. Atrous convolution with  $rate > 1$  is applied after block3 when  $output\_stride = 16$ .

Figure 3.3.1: 级联模块使用空洞卷积和不使用空洞卷积的示意图



# DeepLabV3

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

如图3.3.1所示。复制 ResNet 最后一个 block 的多个副本，并且级联起来，图3.3.1中的 block5-7 是 block4 的副本。每个 block 中包含三个卷积 (MultiGrid)，每个 block 中最后一个卷积的步长为 2(最后一个 block 除外)，为了维持原图尺寸，使用不同采样率的空洞卷积来代替原来的卷积。

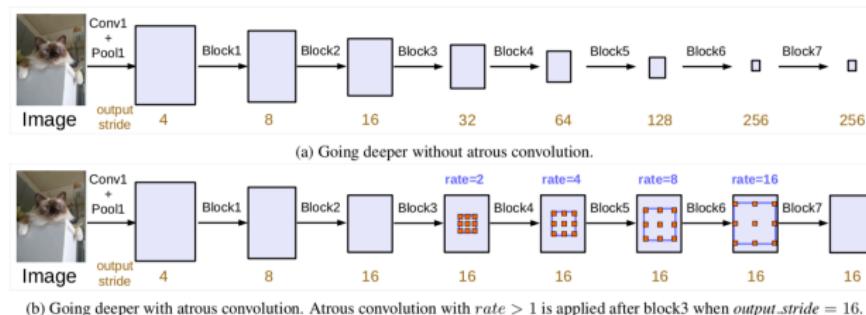


Figure 3.3.1: 级联模块使用空洞卷积和不使用空洞卷积的示意图



# 新的 ASPP 模块

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

相比于原 ASPP 模块有如下改变：

- ASPP 中应用了 BN 层；
- 随着采样率的增加，卷积核中有效的权重减小了；
- 使用模型最后的 feature map 做全局平均池化；
- 包括一个  $1 \times 1$  的卷积和 3 个  $3 \times 3$  采样率分别为 (6,12,18) 的空洞卷积，并且每个卷积都有 BN 层和一个全局平均池化层；
- 所有的分支通过  $1 \times 1$  的卷积级联起来。

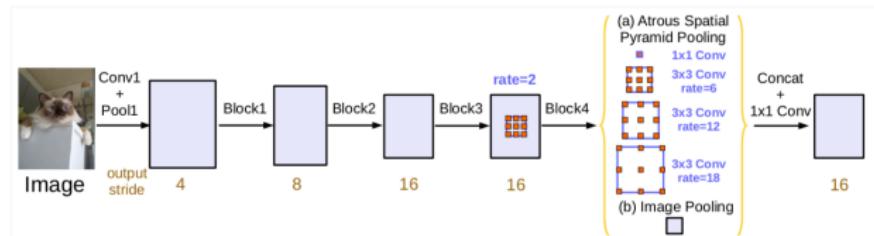


Figure 3.3.2: 新的 ASPP 模块



# 实验结果对比

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

以上算法在 PASCAL VOC 2012<sup>[9]</sup> 上的实验结果对比如图3.3.3所示：

	PASCAL VOC 2012	Cityscapes (IoU / iIoU)	Contribution
FCN-8s-CVPR15	62.2%	65.3% / 41.7%	
FCN-8s-PAMI17	67.2%		FCN
DeepLab v1	71.6%	63.1% / 34.5%	Dilated + CRF
CRF-RNN	72.0%	62.5% / 34.4%	CRF (End-to-End)
Dilated Conv FrontEnd	71.3%		
Dilated Conv Context	73.5%	10-Layer Context 67.1% / 42.0%	Cascade Dilated
Dilated Conv+ CRFRNN	75.3%		
DeepLab v2	79.7%	70.4% / 42.6%	Dilated+ASPP+CRFs+ResNet
PSPNet	85.4%	81.2% / 59.6%	Pyramid Pooling + Aux. Loss
DeepLab v3	85.7%	81.3% / 62.1%	Modified Layer & ASPP + BatchNorm + Training Strategies
DeepLab v3-JFT	86.9%		

Figure 3.3.3: PASCAL VOC 2012 实验结果对比



# Depth-aware CNN Introduction

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

罗雁天

图像分割相关算法展示

文章 Depth-aware CNN for RGB-D Segmentation<sup>[10]</sup> 是 ECCV 2018 上关于图像语义分割的一篇论文，针对 RGB-D 的图像提出了一种新的算法。

此前关于 RGB-D 图像的分割方法主要有：

- 使用全卷积网络 FCN 将 RGB 信息和 Depth 信息使用两个独立的 CNN 来进行处理。这样处理会使得参数量和训练时间变为单个 CNN 的两倍，并且像素之间的关联也因此变弱。
- 使用 3D networks 来处理深度信息，但是这样操作会使得计算复杂度提升很多。

这篇论文提出了一种使用 2D CNN 来处理 RGB-D 图像语义分割的算法。



# Depth-aware CNN Introduction

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

为了解决像素之间深度信息关联性以及计算复杂度，参数量过多的问题，算法主要采用以下 3 个方式来解决：

- 2D CNN。使用传统的 2D 卷积神经网络结构不引入新的变量可以解决参数量过多、计算量过大的问题；
- depth-aware convolution。定义一种新的卷积方式来处理像素间深度信息关联问题；
- depth-aware average pooling。类似于 depth-aware convolution，定义一种新的均值池化方式来处理像素间关联的问题。



# Depth-aware Convolution

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

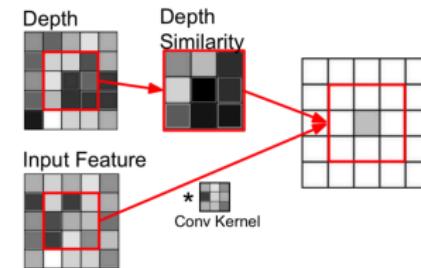
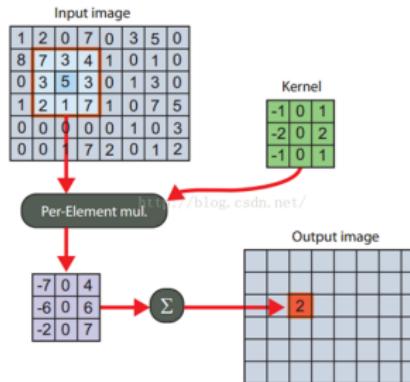


Figure 3.4.1: 传统的卷积操作

Figure 3.4.2: depth-aware  
卷积操作



# Depth-aware Convolution

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

## standard 2D convolution

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in \mathcal{R}} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n) \quad (3.4.1)$$

如图3.4.1所示。其中  $\mathcal{R}$  是  $p_0$  的邻域， $w$  是卷积核。



# Depth-aware Convolution

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

## standard 2D convolution

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in \mathcal{R}} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n) \quad (3.4.1)$$

如图3.4.1所示。其中  $\mathcal{R}$  是  $p_0$  的邻域， $w$  是卷积核。

## depth-aware convolution

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in \mathcal{R}} w(p_n) \cdot F_D(p_0, p_0 + p_n) \cdot x(p_0 + p_n) \quad (3.4.2)$$

如图3.4.2所示。其中  $F_D$  表示像素之间深度信息的关联：

$$F_D(p_i, p_j) = \exp(-\alpha |D(p_i) - D(p_j)|) \quad (3.4.3)$$

罗雁天

图像分割相关算法展示



# Depth-aware Average Pooling

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

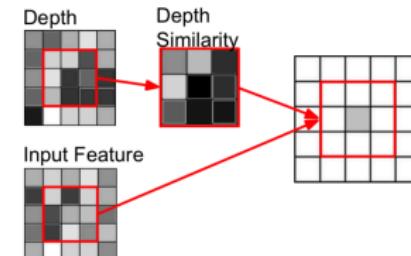
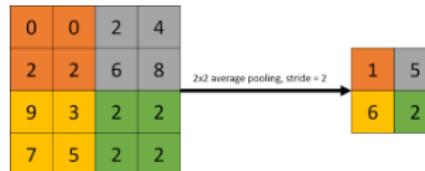


Figure 3.4.3: 传统的均值池化操作  
Figure 3.4.4: depth-aware 均值池化操作



# Depth-aware Average Pooling

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

罗雁天

图像分割相关算法展示

conventional average pooling

$$y(p_0) = \frac{1}{|\mathcal{R}|} \sum_{p_n \in \mathcal{R}} x(p_0 + p_n) \quad (3.4.4)$$

如图3.4.3所示。其中  $\mathcal{R}$  是  $p_0$  的邻域。



# Depth-aware Average Pooling

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

## conventional average pooling

$$y(p_0) = \frac{1}{|\mathcal{R}|} \sum_{p_n \in \mathcal{R}} x(p_0 + p_n) \quad (3.4.4)$$

如图3.4.3所示。其中  $\mathcal{R}$  是  $p_0$  的邻域。

## depth-aware average pooling

$$y(p_0) = \frac{1}{|\mathcal{R}|} \sum_{p_n \in \mathcal{R}} F_D(p_0, p_0 + p_n) \cdot x(p_0 + p_n) \quad (3.4.5)$$

如图3.4.4所示。其中  $F_D$  如公式3.4.3所示表示像素之间深度信息的关联。



# 网络结构

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

本算法使用 DeepLab 作为 baseline，使用了 VGG16 和 ResNet-15 的网络结构，将其中的卷积操作改为式3.4.2中的卷积操作，将其中的均值池化操作改为式3.4.5中的均值池化操作。网络结构如图3.4.5所示。

layer name	conv1_x	conv2_x	conv3_x	conv4_x	conv5_x	conv6 & conv7
Baseline	C3-64-1	C3-128-1	C3-256-1	C3-512-1	C3-512-2	C3-1024-12
	C3-64-1	C3-128-1	C3-256-1	C3-512-1	C3-512-2	C1-1024-0
	maxpool	maxpool	C3-256-1	C3-512-1	C3-512-2	globalpool+concat
D-CNN	DC3-64-1	DC3-128-1	DC3-256-1	DC3-512-1	DC3-512-2	DC3-1024-12
	C3-64-1	C3-128-1	C3-256-1	C3-512-1	C3-512-2	C1-1024-0
	maxpool	maxpool	C3-256-1	C3-512-1	C3-512-2	Davgpool

Figure 3.4.5: DeepLab 和 DCNN 使用 VGG16 的结构



# 实验结果 |

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

本篇论文将提出的算法与 DeepLab 的 baseline 在 NYUv2<sup>[11]</sup> 数据集上进行测试，NYUv2 数据集包括 1449 像素集标注的 RGB-D 图像，实验按照 40 个 class，将数据划分为训练集：795 张图像和测试集：654 张图像进行实验得到如图3.4.6和图3.4.7所示的结果。

	Baseline	HHA	D-CNN	D-CNN+HHA
Acc (%)	50.1	59.1	60.3	<b>61.4</b>
mAcc (%)	23.9	30.8	<b>39.3</b>	35.6
mIoU (%)	15.9	21.9	<b>27.8</b>	26.2
fwIoU (%)	34.2	43.0	44.9	<b>45.7</b>

Figure 3.4.6: DeepLab 和 DCNN 在评价指标上的对比结果



# 实验结果 II

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References



Figure 3.4.7: DeepLab 和 DCNN 在测试集上的效果图



# 参考文献 |

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

- [1] Shuai Zheng et al. “Conditional random fields as recurrent neural networks”. In: *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2015, pp. 1529–1537.
- [2] Jonathan Long, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell. “Fully convolutional networks for semantic segmentation”. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2015, pp. 3431–3440.
- [3] Vincent Dumoulin and Francesco Visin. “A guide to convolution arithmetic for deep learning”. In: *ArXiv e-prints* (2016). eprint: 1603.07285.



# 参考文献 II

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

- [4] Liang-Chieh Chen et al. "Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected crfs". In: *arXiv preprint arXiv:1412.7062* (2014).
- [5] Liang-Chieh Chen et al. "Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs". In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 40.4 (2018), pp. 834–848.
- [6] Fisher Yu and Vladlen Koltun. "Multi-scale context aggregation by dilated convolutions". In: *arXiv preprint arXiv:1511.07122* (2015).



# 参考文献 III

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

- [7] Philipp Krähenbühl and Vladlen Koltun. “Efficient inference in fully connected crfs with gaussian edge potentials”. In: *Advances in neural information processing systems*. 2011, pp. 109–117.
- [8] Liang-Chieh Chen et al. “Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation”. In: *arXiv preprint arXiv:1706.05587* (2017).
- [9] Mark Everingham et al. “The pascal visual object classes challenge: A retrospective”. In: *International journal of computer vision* 111.1 (2015), pp. 98–136.
- [10] Weiyue Wang and Ulrich Neumann. “Depth-aware CNN for RGB-D Segmentation”. In: *arXiv preprint arXiv:1803.06791* (2018).



# 参考文献 IV

图像分割相关  
算法展示

罗雁天

目录

Introduction

评价指标

相关算法

FCN

DeepLabV1 &  
DeepLabV2

DeepLabV3

Depth-aware CNN

References

- [11] Nathan Silberman et al. “Indoor segmentation and support inference from rgbd images”. In: *European Conference on Computer Vision*. Springer. 2012, pp. 746–760.