

图像分割

主要内容

- 1. 背景介绍
- 2. 传统图像分割
- 3. 基于深度学习的图像分割
 - 3.1 语义分割
 - 3.2 实例分割
- 4. 数据集和评价指标

主要内容

- 1. 背景介绍
- 2. 传统图像分割
- 3. 基于深度学习的图像分割
 - 3.1 语义分割
 - 3.2 实例分割
- 4. 数据集和评价指标

- 1. 背景介绍

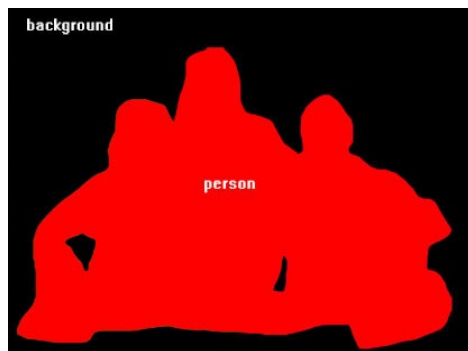
什么是图像分割



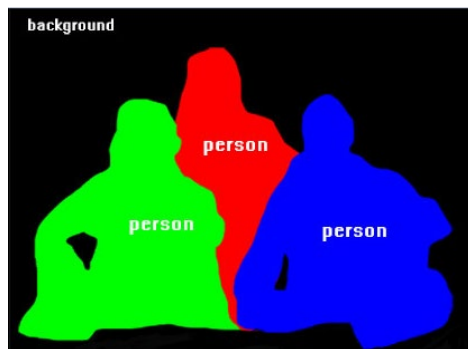
图像分割的定义：把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并提出感兴趣目标的技术和过程。

- 1. 背景介绍

1. 语义分割 (Semantic Segmentation) : **像素级**的分类任务, 将图中每一点像素标注为某个物体类别;



2. 实例分割 (Instance Segmentation) : 在语义分割的基础上, 给**每个物体**编号。

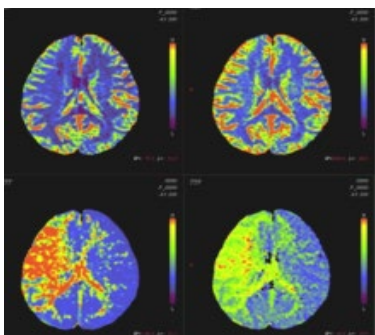


- 1. 背景介绍

图像分割的应用



自动驾驶



医学图像分析



无人零售



军事遥感

- 1. 背景介绍

图像分割方法的分类

总体来说分为两大类：传统图像分割和基于深度学习的图像分割方法

传统分割方法：

图像分割是个经典而又热门的问题，早在深度学习崛起之前就展开了这方面的研究，现在已经有了成百上千种分割方法。

基于深度学习的图像分割方法：

自深度学习崛起以来，人们开始使用卷积神经网络来进行图像分割，并且效果显著。基于CNN的图像分割逐渐成为图像分割技术的主流。

主要内容

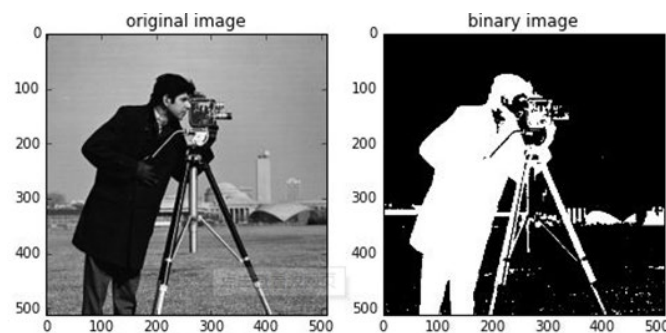
- 1. 背景介绍
- 2. 传统图像分割
- 3. 基于深度学习的图像分割
 - 3.1 语义分割
 - 3.2 实例分割
- 4. 数据集和评价指标

• 2. 传统图像分割

在深度学习崛起之前，传统的图像分割也有着很多方法，并且也都能够取得不错的效果。

传统分割方法：

1. 阈值分割(threshold based segmentation)



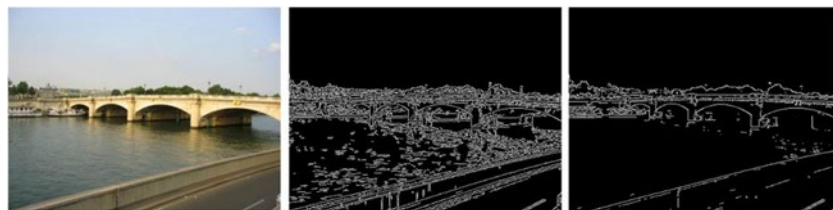
• 2. 传统图像分割

在深度学习崛起之前，传统的图像分割也有着很多方法，并且也都能够取得不错的效果。

传统分割方法：

1. 阈值分割(threshold based segmentation)

2. 边缘分割(edge based segmentation)

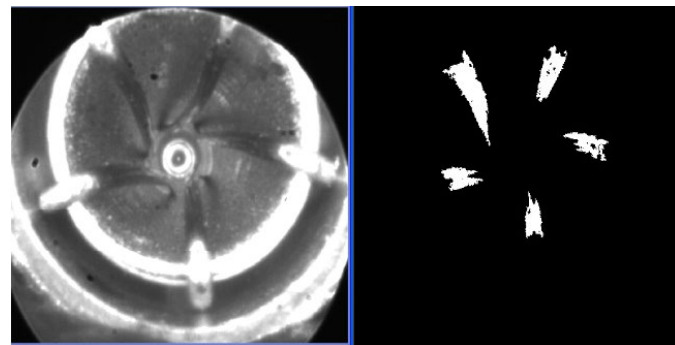


• 2. 传统图像分割

在深度学习崛起之前，传统的图像分割也有着很多方法，并且也都能够取得不错的效果。

传统分割方法：

1. 阈值分割(threshold based segmentation)
2. 边缘分割(edge based segmentation)
3. 区域分割(region-based segmentation)



• 2. 传统图像分割

在深度学习崛起之前，传统的图像分割也有着很多方法，并且也都能够取得不错的效果。

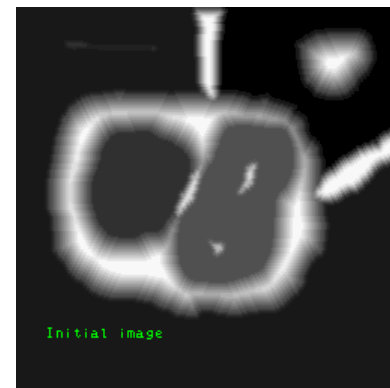
传统分割方法：

1. 阈值分割(threshold based segmentation)

2. 边缘分割(edge based segmentation)

3. 区域分割(region-based segmentation)

4. 分水岭法/直方图法(watershed based segmentation)



• 2. 传统图像分割

在深度学习崛起之前，传统的图像分割也有着很多方法，并且也都能够取得不错的效果。

传统分割方法：

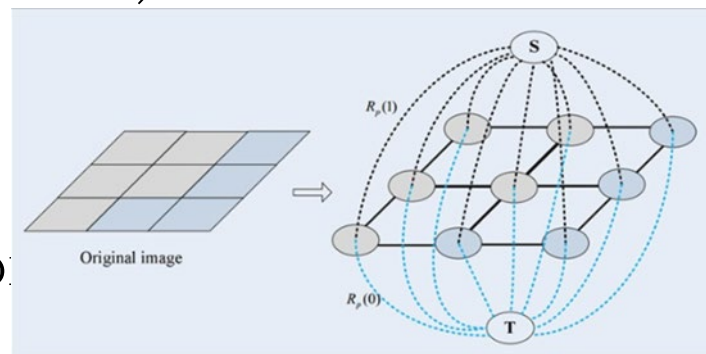
1. 阈值分割(threshold based segmentation)

2. 边缘分割(edge based segmentation)

3. 区域分割(region-based segmentation)

4. 分水岭法/直方图法(watershed based segmentation)

5. 能量法(energy based segmentation)



• 2. 传统图像分割

传统分割方法的优缺点：

优点：

1. 简单，快速
2. 效果在特定图像上令人满意
3. 传统分割方法适合于没有大量数据集的情况
4. 比深度学习方法更具有可解释性

缺点：

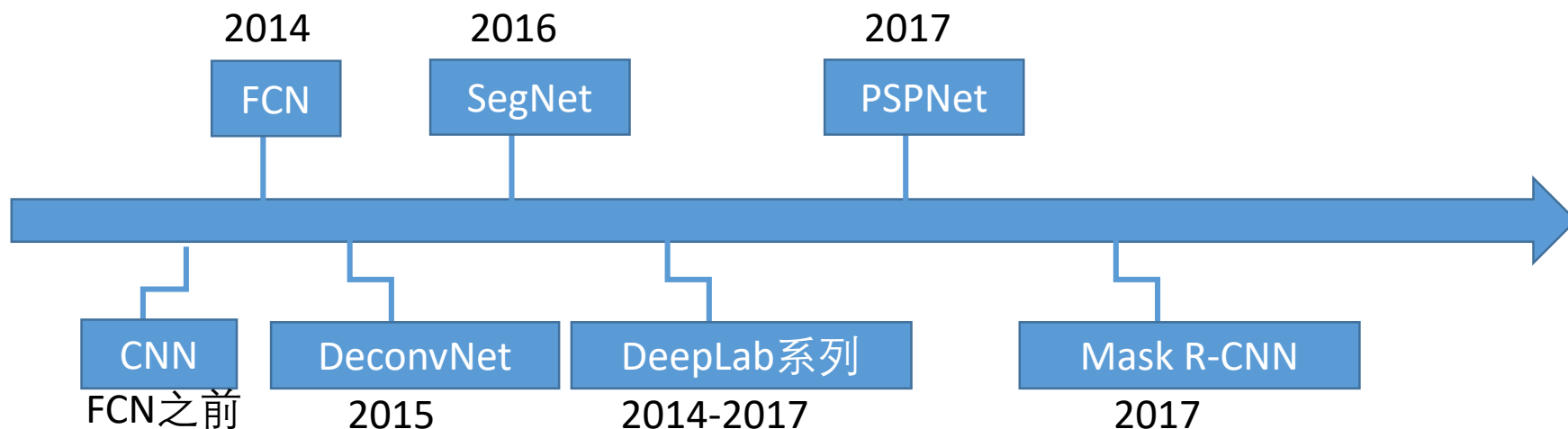
1. 针对复杂场景效果不够精确
2. 对于有大量数据集的情况下，传统分割方法没有深度学习的方法好

主要内容

- 1. 背景介绍
- 2. 传统图像分割
- 3. 基于深度学习的图像分割
 - 3.1 语义分割
 - 3.2 实例分割
- 4. 数据集和评价指标

- 3. 基于深度学习的图像分割

图像分割网络发展历史说明：



• 3.1 语义分割

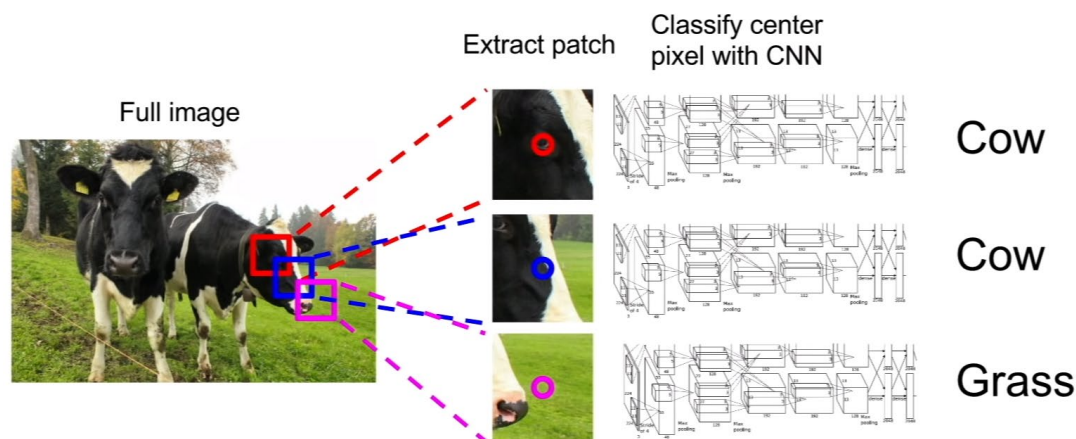
语义分割的定义：

图像的语义分割就是对图像进行分割并识别图像中的内容。需给出每个像素点的所属类别，可理解为像素级的图像分类。

早期：直接将CNN应用到图像分割中来，为了对一个像素分类，以滑动窗口的方式使用该像素周围的一个像素块作为CNN的输入用于训练和预测。

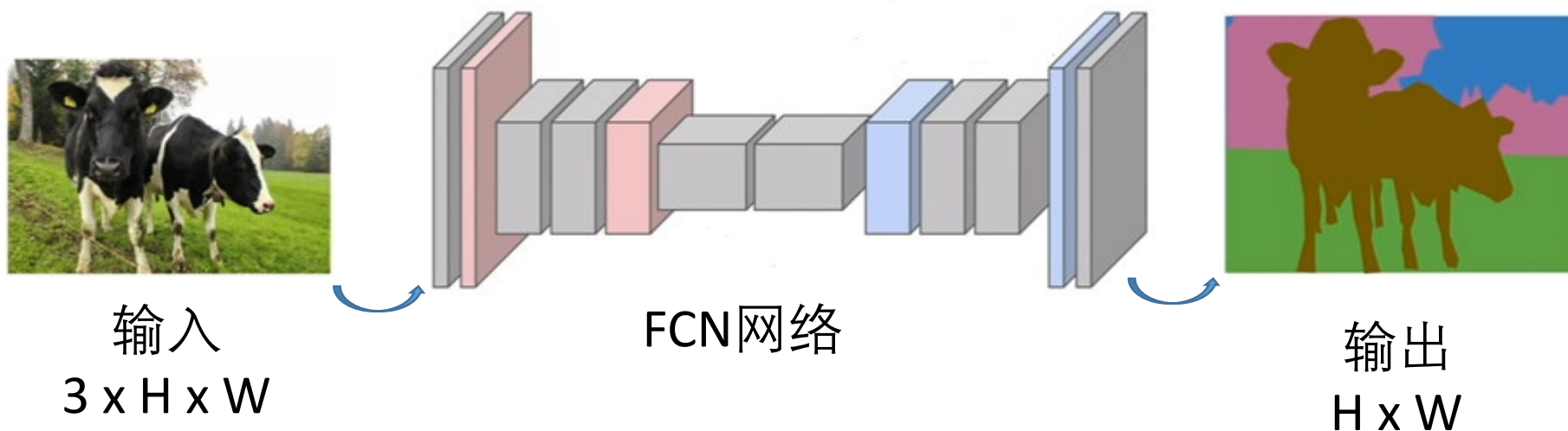
缺陷：

1. 存储开销大
2. 计算效率低下
3. 像素块太小限制了感知域的大小



• 3.1 语义分割

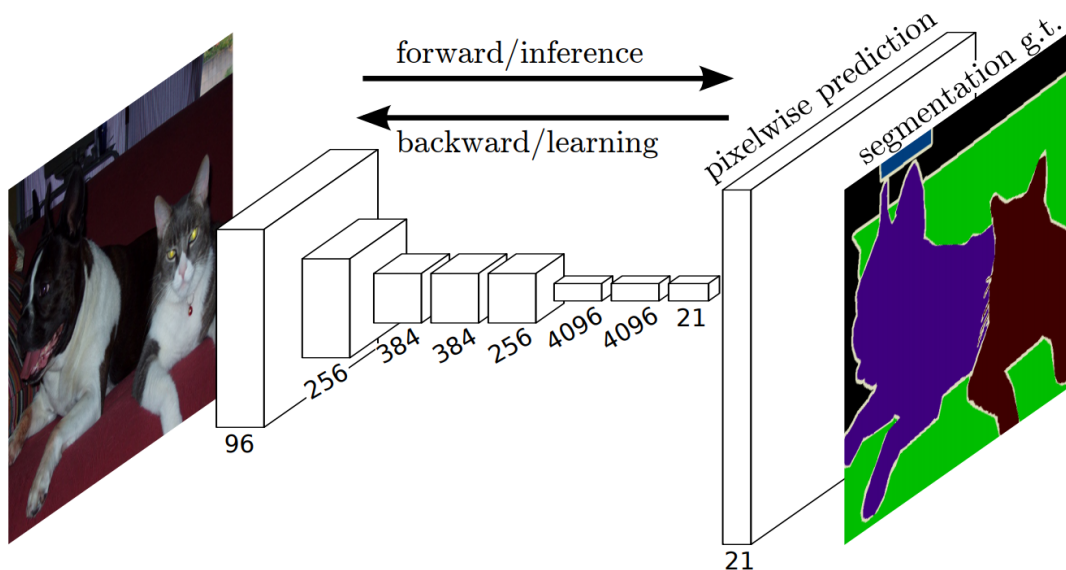
现在：基本采用**全卷积网络**，用卷积层代替全连接层，输出的是一个**二维**的特征图而不是固定长度的特征向量，从而无需限定输入图片的尺寸。



• 3.1 语义分割

全卷积网络 (FCN) → 开山之作

Reference: Long Jonathan, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell. *Fully convolutional networks for semantic segmentation*. CVPR 2015.
(Berkeley)



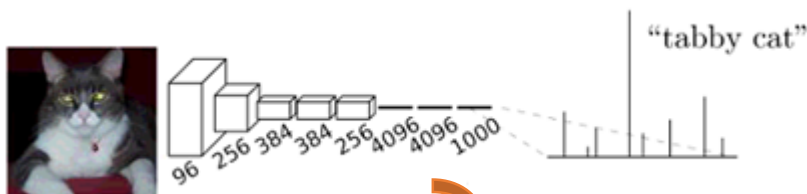
主要思想：

1. 全卷积化
2. 上采样
3. 跳跃层结构

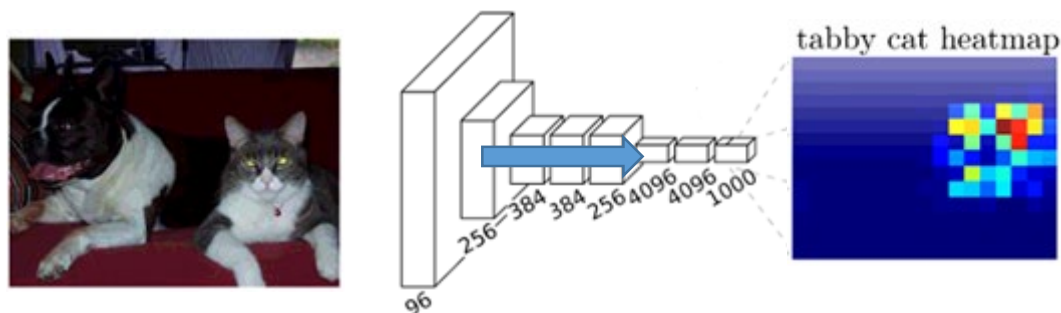
• 3.1 语义分割

卷积化 (convolutional)

分类:



分割:



卷积化

将二维矩阵压成一维的，从而丢失了空间信息，最后训练输出一个标量，这就是分类标签。

语义分割需要是个分割图，不论尺寸大小，至少是二维的，所以需要丢弃全连接层，换成卷积层。

FCN将最后3层表示为卷积层，卷积核的尺寸(宽, 高, 通道数)分别为 $(7, 7, 4096)$ 、 $(1, 1, 4096)$ 、 $(1, 1, 1000)$ 。所有的层都是卷积层，故称为全卷积网络。

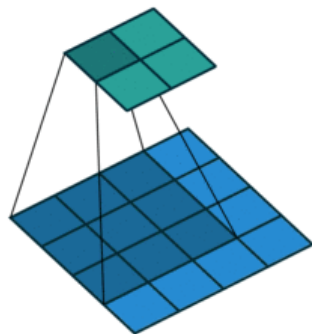
• 3.1 语义分割

上采样 (Upsampling)

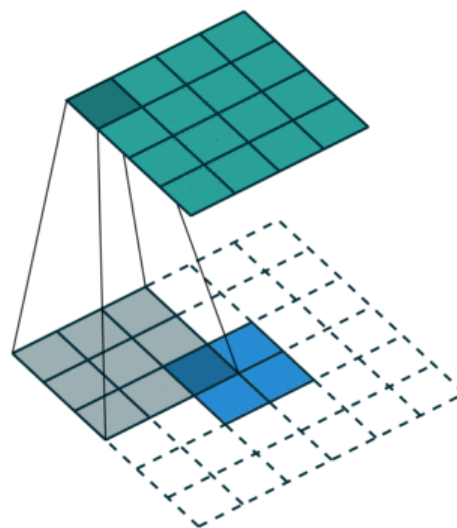
- 一般包括两种方式:

1. Resize, 插值, 如双线性插值等

2. 反卷积 (Deconvolution)



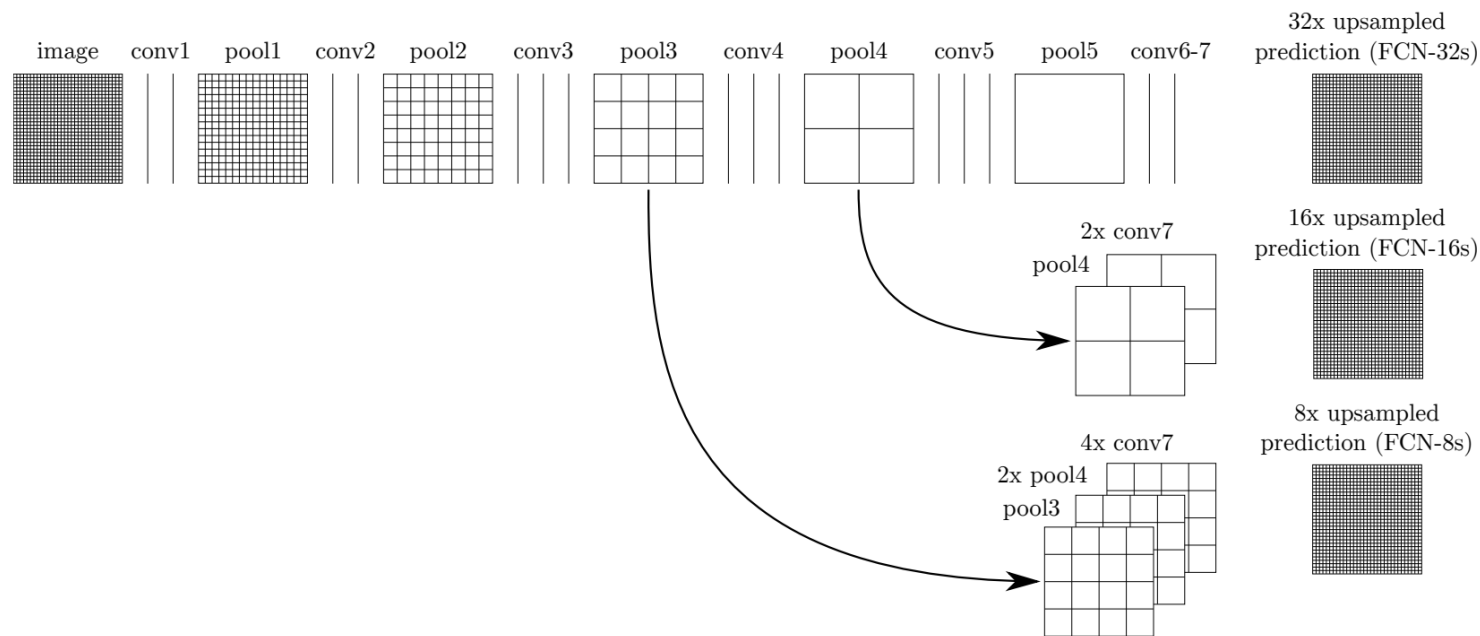
卷积



反卷积

• 3.1 语义分割

跳跃层 (skip layers)



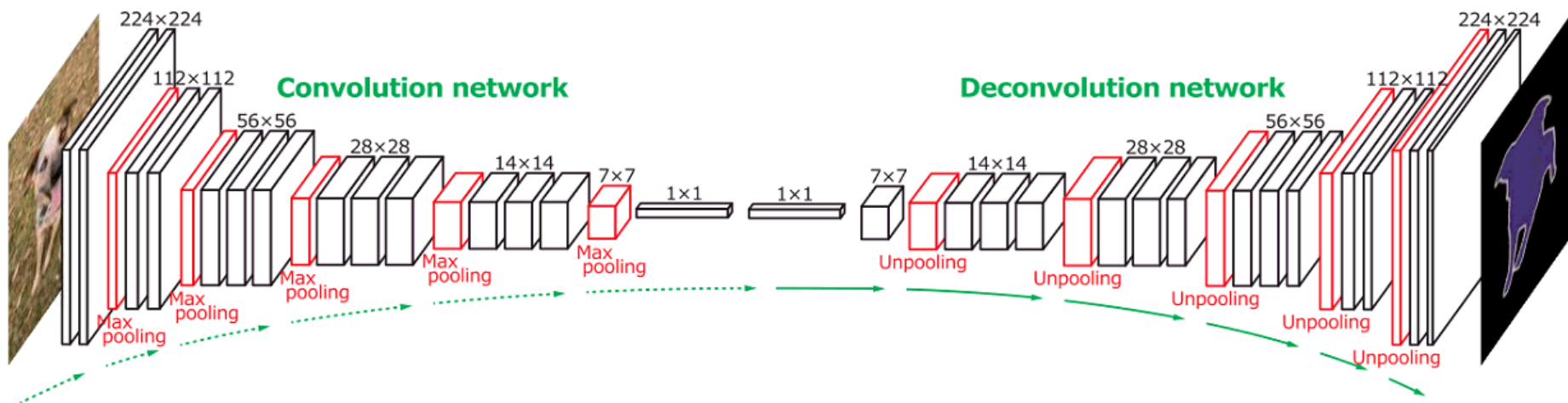
跳跃层的目的是将**深层的抽象语义**信息和**浅层的空间细节**信息融合起来，使得预测的结果既能准确描述图片**内容**又能恢复原图中物体的**形状**。

• 3.1 语义分割

DeconvNet

Reference: Noh H., S. Hong, and B. Han. *Learning deconvolution network for semantic segmentation*. ICCV2015.

Department of Computer Science and Engineering, POSTECH, Korea



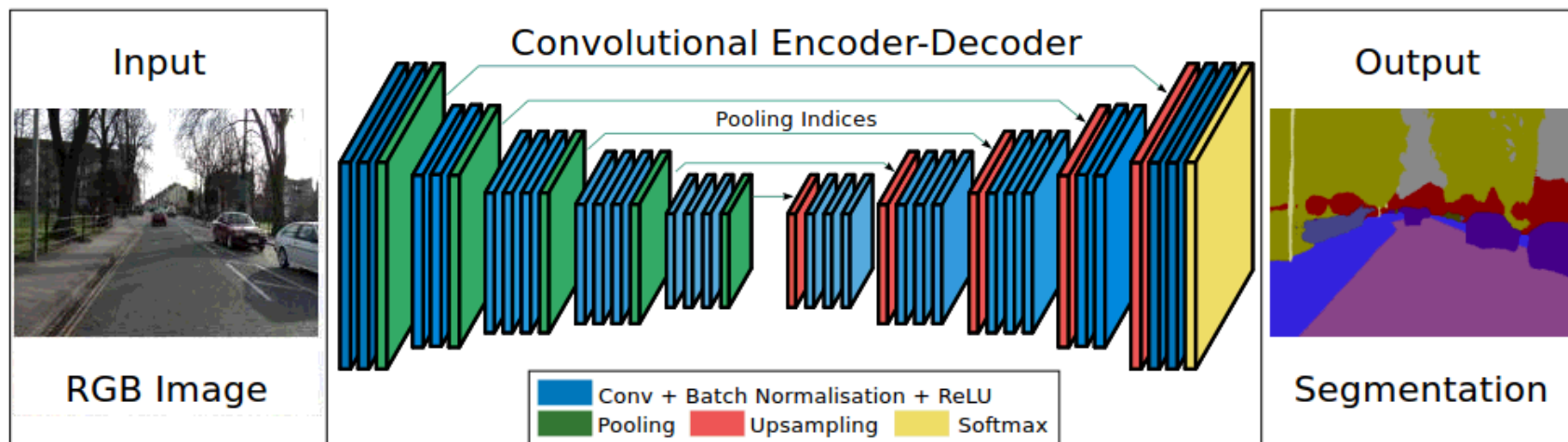
解决FCN所存在的问题:

FCN的deconvolution步骤太粗糙简单, 目标很多细节信息丢失

• 3.1 语义分割

SegNet

Badrinarayanan V., A. Kendall, and R. Cipolla, *Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation*. IEEE transactions on PAMI, 2017.



编解码器之间少了由全连接层转换的卷积层，**更少参数**，训练**更快速**
性能较DeconvNet有所提升，是更加**实用**的框架