法律声明

□ 本课件包括:演示文稿,示例,代码,题库,视频和声音等,小象学院拥有完全知识产权的权利;只限于善意学习者在本课程使用,不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意,我们将保留一切通过法律手段追究违反者的权利。

- □ 课程详情请咨询
 - 微信公众号:小象
 - 新浪微博: ChinaHadoop





第4课 图像检测(下)

Image Detection

主讲人:张宗健

悉尼科技大学博士

主要研究方向: 计算机视觉、视觉场景理解、图像&语言、深度学习

图像检索CbIR、Human ReID等

本章结构

- □ 区域卷积神经网络 (R-CNN) 系列
 - R-FCN
- □ 应用案例:
 - Faster R-CNN

R-CNN回顾

模型进化

• 共享卷积层计算

- 区域建议特征
- 无fine-tune
- · SPP池化
- · SS网络

- 区域建议特征
- 有fine-tune
- · Rol池化
- · SS网络

- 区域建议网络
- 有fine-tune
- Rol 池 化
- RPN网络

R-CNN



SPP-Net

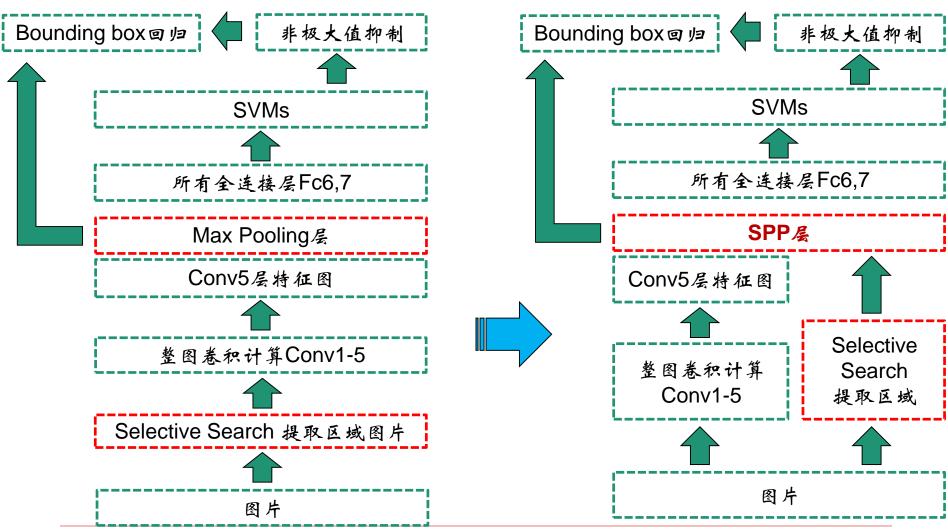


Fast R-CNN

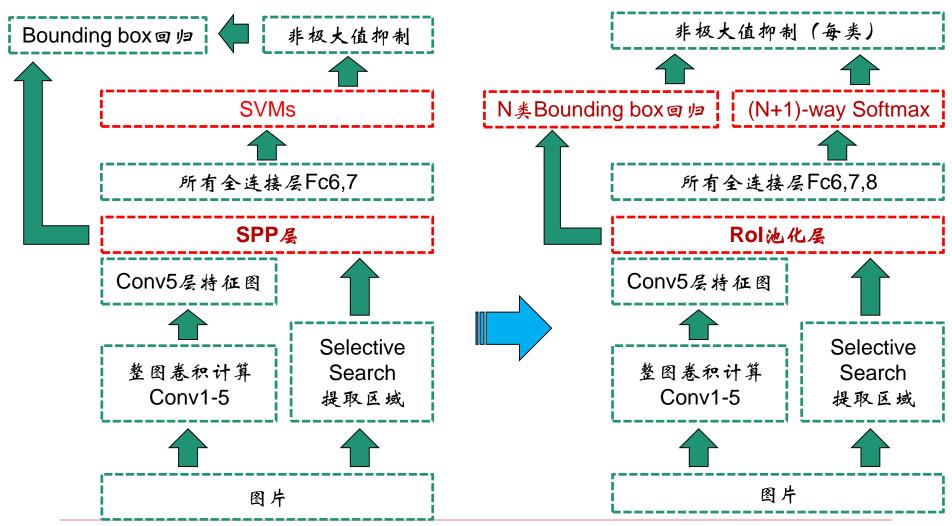


Faster R-CNN

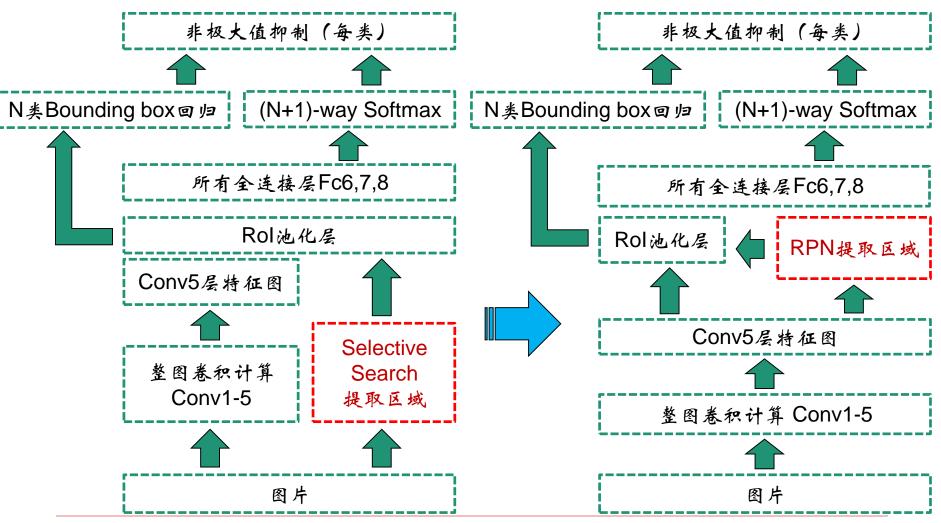
R-CNN vs SPP-Net



SPP-Net vs Fast R-CNN



Fast R-CNN vs Faster R-CNN



R-CNN系列的结构

- · 基于旧形态CNN的结构(AlexNet, VGG)
 - 全卷积子网络
 - 全连接子网络
- 相对应的结构设计
 - 全卷积子网络(5层/组)
 - · 独立于RoI
 - 计算共享
 - RoI-wise子网络(3层)
 - 计算无法共享



R-FCN (Fully Convolutional Network)

- CNN的全卷积化趋势(ResNet, GoogLeNet)
 - 只剩1个全连接层(2048→1000)
- 相应的,基于旧结构设计的R-CNN会出现问题
 - 结构: RoI-wise子网络无隐含层
 - 性能:检测性能跟分类性能不一致
 - 应用两难:
 - 检测网络的变换敏感性 (Translation variance)
 - 分类网络的变换不变性 (Translation invariance)
 - 卷积层越深,不变性越强,对变换越不敏感
 - 不适应设计: ResNet-101→ Conv91 + RoI池化 + Conv10
 - 准确率提升,但速度下降

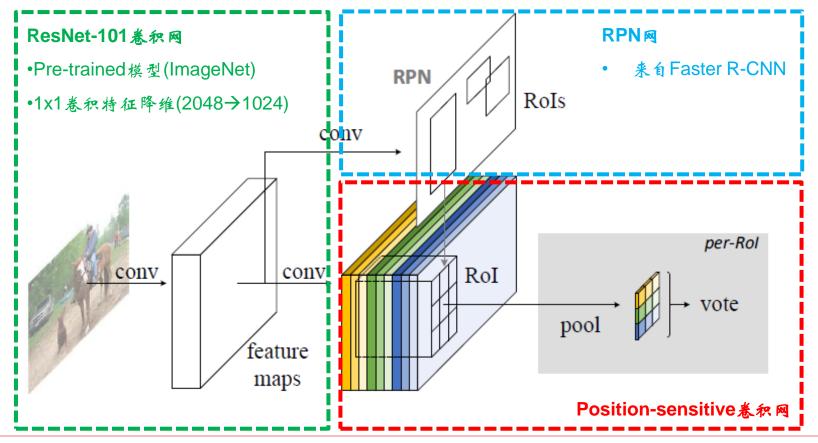


R-FCN (Fully Convolutional Network)

- 适应全卷积化CNN的结构,提出全卷积化设计
 - 共享ResNet的所有卷积层
 - 引入变换敏感性(Translation variance)
 - 1. 位置敏感分值图 (Position-sensitive score maps)
 - 特殊设计的卷积层
 - Grid位置信息 + 类别分值
 - - 无训练参数
 - 无全连接网络的类别推断

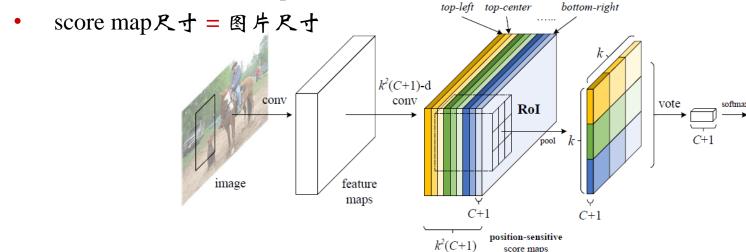


R-FCN结构



R-FCN的位置敏感卷积层

- 使用k²(C+1)个通道对(位置,类别)组合进行编码
 - 类别: C个物体类+1个背景类
 - 相对位置: kxk个Grid (k=3)
 - 位置敏感分值图 (Position-sensitive score maps)
 - 每个分类k²个score map





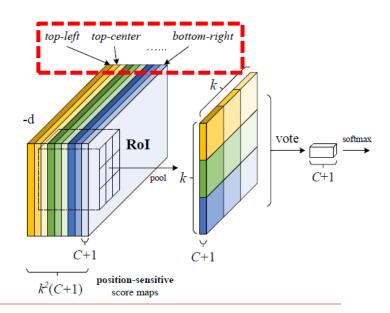
R-FCN的位置敏感RoI池化层

- 显式地编码相对位置信息
 - 将 $w \times h$ 尺寸的RoI拆分成 $k \times k \land \frac{w}{k} \times \frac{h}{k}$ 尺寸的bin
 - · 不同(颜色)bin对应不同(颜色)通道层 (score map)
 - · Bin内做均值池化
 - 輸出尺寸 k x k x (C+1)

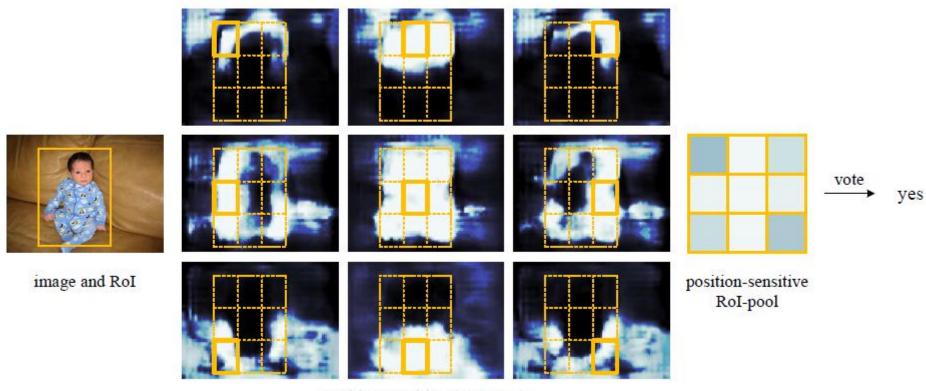
$$r_c(i, j \mid \Theta) = \sum_{\substack{(x,y) \in \text{bin}(i,j) \\ (0 \le i, j \le k-1)}} z_{i,j,c}(x + x_0, y + y_0 \mid \Theta) / n$$

 (x_0,y_0) 为RoI左上角坐标

$$\lfloor i \frac{w}{k} \rfloor \le x < \lceil (i+1) \frac{w}{k} \rceil$$
 and $\lfloor j \frac{h}{k} \rfloor \le y < \lceil (j+1) \frac{h}{k} \rceil$

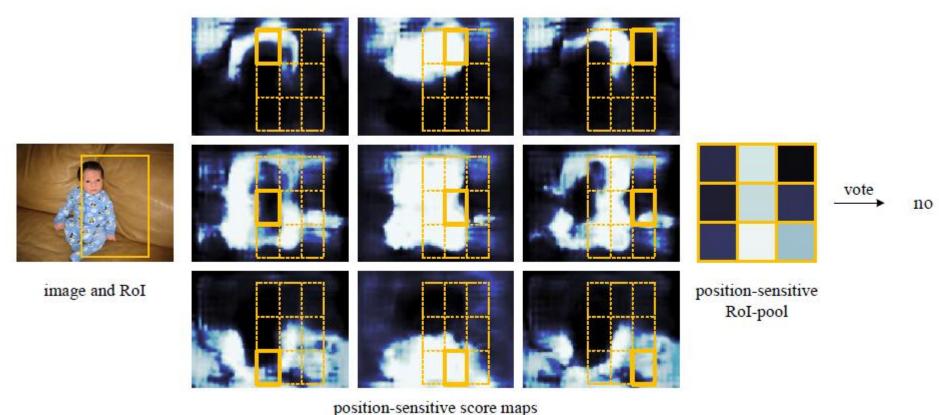


R-FCN的Score map可视化(person类别)



position-sensitive score maps

R-FCN的Score map可视化(person类别)



R-FCN的多任务损失函数

$$L(s, t_{x,y,w,h}) = L_{cls}(s_{c^*}) + \lambda[c^* > 0]L_{reg}(t, t^*).$$

- 分类损失函数 $L_{cls}(s_{c^*}) = -\log(s_{c^*})$
 - 对池化输出计算 \mathbf{k}^2 区域上的均值投票 $\overline{r_c}(\Theta) = \sum_{i,j} r_c(i,j \mid \Theta)$
 - Softmax 归一化 $s_c(\Theta) = e^{r_c(\Theta)} / \sum_{c'=0}^C e^{r_{c'}(\Theta)}$
- Bounding box 回归损失函数 $L_{reg}(t_i, t_i^*) = R(t_i t_i^*)$
 - 4k²通道的位置敏感卷积层
 - 使用位置敏感RoI池化获取4xkxk输出
 - 在 $\mathbf{k} \mathbf{x} \mathbf{k}$ 区域上均值投票 $t = (t_x, t_y, t_w, t_h)$
 - · X 对应预测框
 - · x_a 对应anchor框
 - x^* 对应ground truth框
 - y, w, h同理
 - 每个分类一个回归模型

$$\begin{split} t_{\rm x} &= (x-x_{\rm a})/w_{\rm a}, \quad t_{\rm y} = (y-y_{\rm a})/h_{\rm a}, \\ t_{\rm w} &= \log(w/w_{\rm a}), \quad t_{\rm h} = \log(h/h_{\rm a}), \\ t_{\rm x}^* &= (x^*-x_{\rm a})/w_{\rm a}, \quad t_{\rm y}^* = (y^*-y_{\rm a})/h_{\rm a}, \\ t_{\rm w}^* &= \log(w^*/w_{\rm a}), \quad t_{\rm h}^* = \log(h^*/h_{\rm a}), \end{split}$$



R-FCN训练

- OHEM (Online Hard Example Mining)
 - 1个图片→1个Batch→1个GPU
 - 一个图片生成N个区域建议
 - 使用当前网络计算所有区域的loss
 - · 根据loss从大到小排序区域建议
 - 使用前B=128个作为Batch数据
 - 8GPU并行→8x Batch size
- Faster R-CNN 的 4 步 训 练 法
 - 2轮: RPN跟R-FCN交替训练

R-FCN位置敏感的性能

- 基于ResNet-101
- 位置敏感性带来大幅提升

method	RoI output size $(k \times k)$	mAP on VOC 07 (%)
naïve Faster R-CNN	$\begin{array}{c c} 1\times1\\ 7\times7 \end{array}$	61.7 68.9
R-FCN (w/o position-sensitivity)	1 × 1	fail
R-FCN	$\begin{array}{c c} 3 \times 3 \\ 7 \times 7 \end{array}$	75.5 76.6

性能对比R-FCN vs Faster R-CNN

- 基于ResNet-101
- OHEM没有带来时间开销
- k x k = 7 x 7
- Test时间提升2.5x

	depth of per-RoI subnetwork	training w/ OHEM?	train time (sec/img)	test time (sec/img)	mAP (%) on VOC07
Faster R-CNN R-FCN	10 0		1.2 0.45	0.42 0.17	76.4 76.6
Faster R-CNN R-FCN	10 0	√ (300 RoIs) √ (300 RoIs)	1.5 0.45	0.42 0.17	79.3 79.5
Faster R-CNN R-FCN	10 0	✓ (2000 RoIs) ✓ (2000 RoIs)	2.9 0.46	0.42 0.17	<i>N/A</i> 79.3

人脸检测

FDDB - Face Detection Data set and Benchmark

- 2845张图片/5171张人脸
- 椭圆标注
- 灰度图/彩色图
- 检测难点
 - 遮挡 (Occlutions)
 - 不同姿态 (Different poses)
 - 低分辨率 (Low resolution)
- Url
 - http://vis-www.cs.umass.edu/fddb/







人脸检测

WIDER FACE

- 32,203张图片/393,703张人脸
- 来自61个事件类
- 检测难点
 - 不同尺度 (Different scales)
 - 遮挡(Occlutions)
 - 不同姿态(Different poses)
- Url
 - http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/WIDERFace/

人脸检测

IJB-A - IARPA Janus Benchmark A

- 5,712张图片/2,085个视频/49,759张人脸
- 识别
 - · 500个人
 - Meta data: 性别、肤色、姿态等
- 无约束的人脸数据集
- Url
 - https://www.nist.gov/itl/iad/image-group/ijba-dataset-request-form







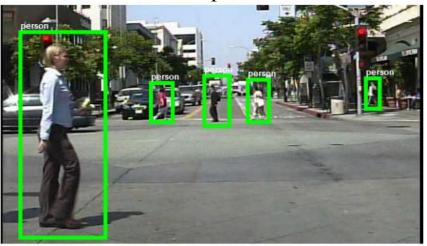


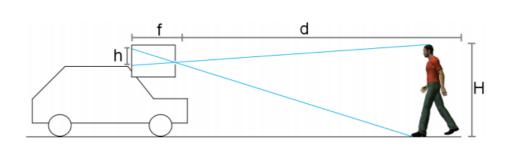
行人检测

Caltech

- 10小时640x380视频/250,000帧
- 车载摄像头拍摄
- 350,000行人bounding box
- Url









演示环节

- Github
 - https://github.com/349zzjau
- 百度网盘
 - http://pan.baidu.com/s/1gfpCCwj

疑问

□问题答疑: http://www.xxwenda.com/

■可邀请老师或者其他人回答问题

Q & A

小象账号: 349zzjau

课程名:基于深度学习的计算机视觉 课后调查问卷http://cn.mikecrm.com/JtIE8KR



联系我们

小象学院: 互联网新技术在线教育领航者

- 微信公众号: 小象

- 新浪微博: ChinaHadoop



