



#### 目标检测 (Object Detection ) = What, and Where

定位 Localization

Where?

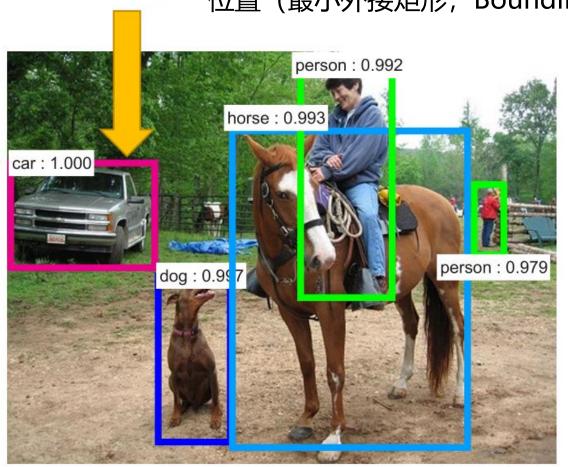
位置 (最小外接矩形, Bounding box)

识别

Recognition

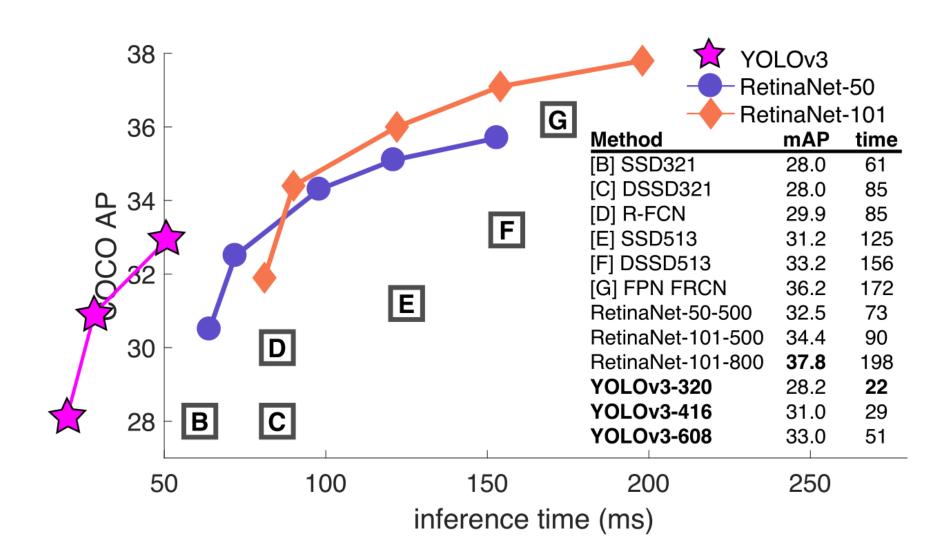
What?

类别标签 (Category label)



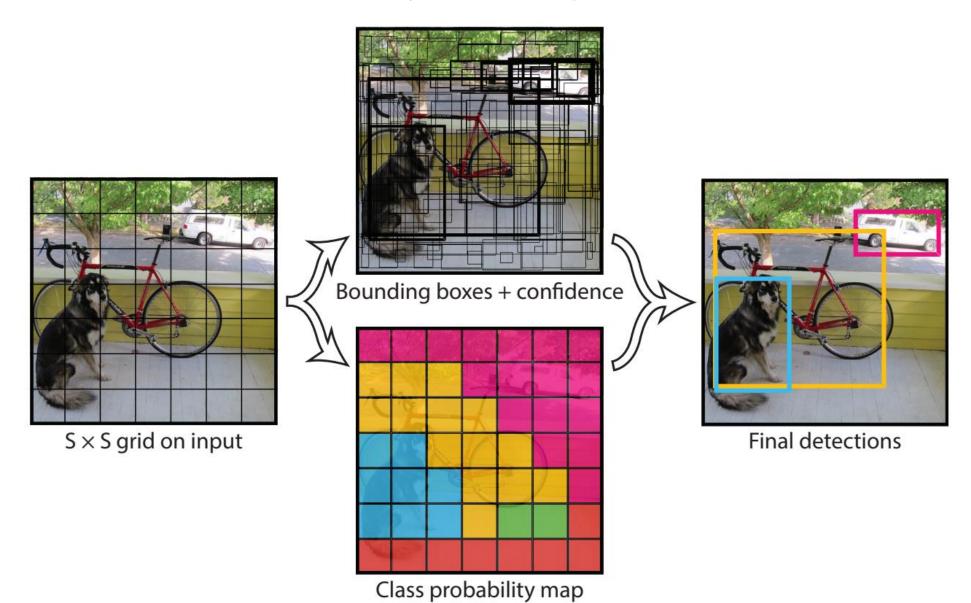


#### YOLOv3

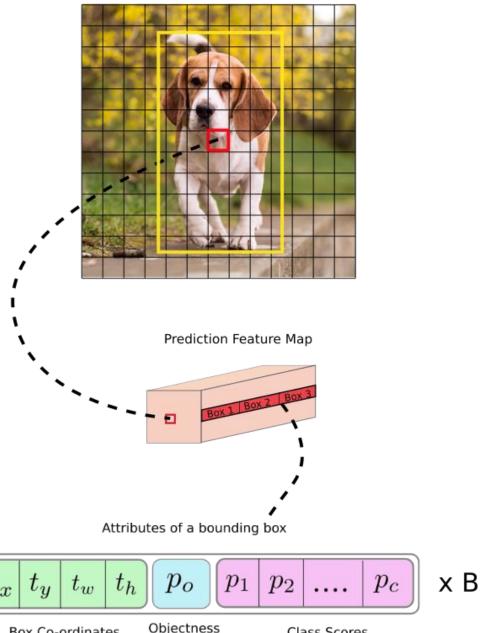




## YOLO算法的基本思想







Box Co-ordinates

Objectness Score

Class Scores



# Darknet



#### 一个轻型的开源深度学习框架

功能: CNN底层实现; YOLO目标检测; RNN; 图像实例分割等

#### 特点:

- 由C语言实现
- 没有依赖项 (摄像头和视频处理需要OpenCV)
- 容易安装
- 移植性好
- 支持CPU与GPU(CUDA)两种计算方式

目标检测:足球









目标检测:足球和梅西



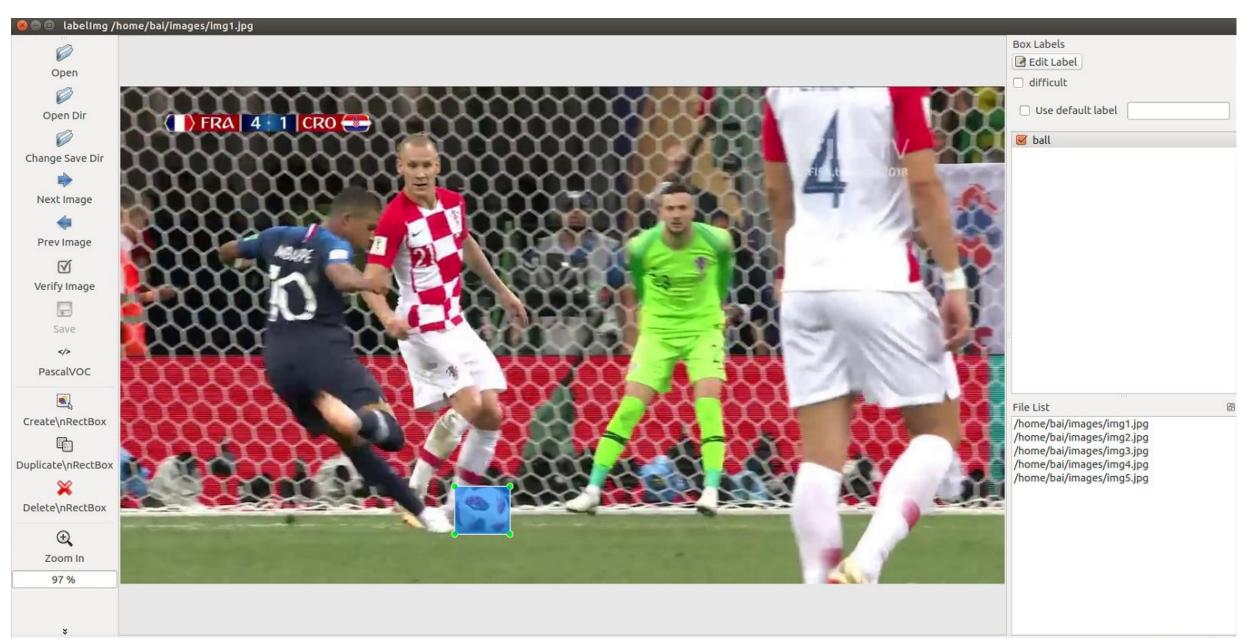


### 项目流程

- 1. 安装darknet
- 2. 给自己的数据集打标签
- 3. 整理自己的数据集
- 4. 修改配置文件
- 5. 训练自己的数据集
- 6. 测试训练出的网络模型
- 7. 性能统计
- 8. 先验框聚类与修改



## 图像标注工具: labelImg

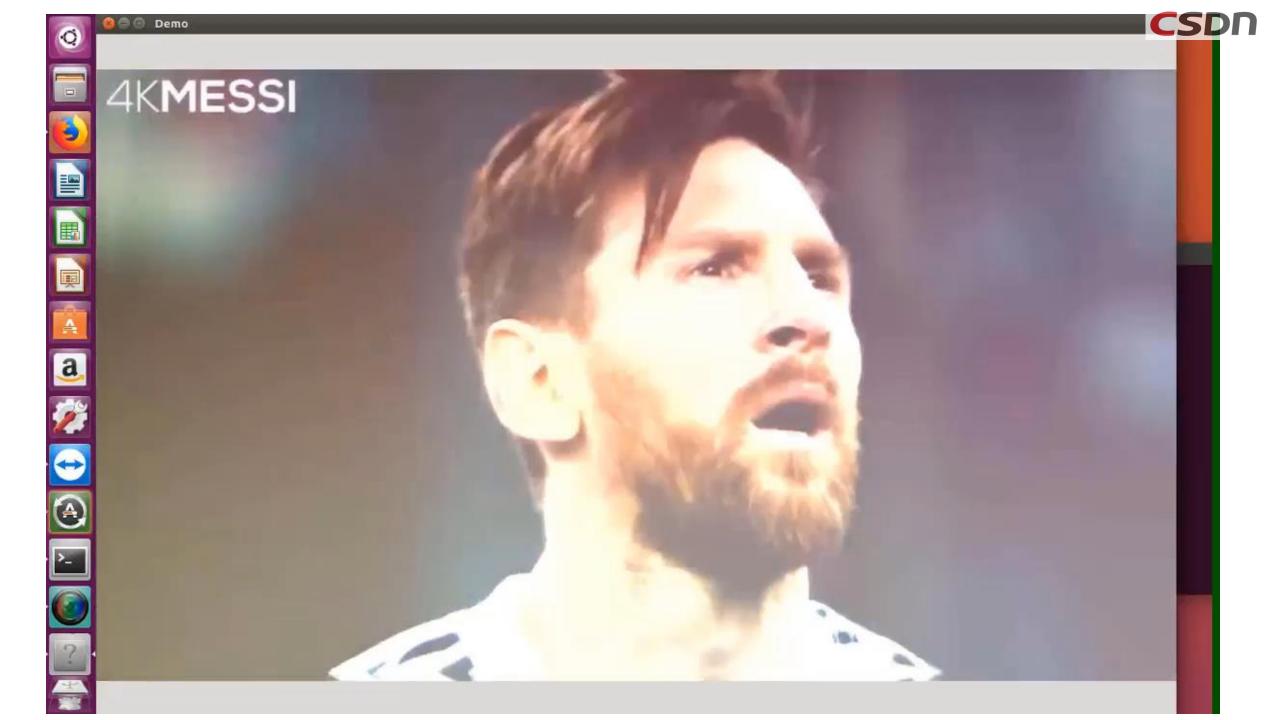


**CSDN** 





$$y_{\rm max} = 627$$











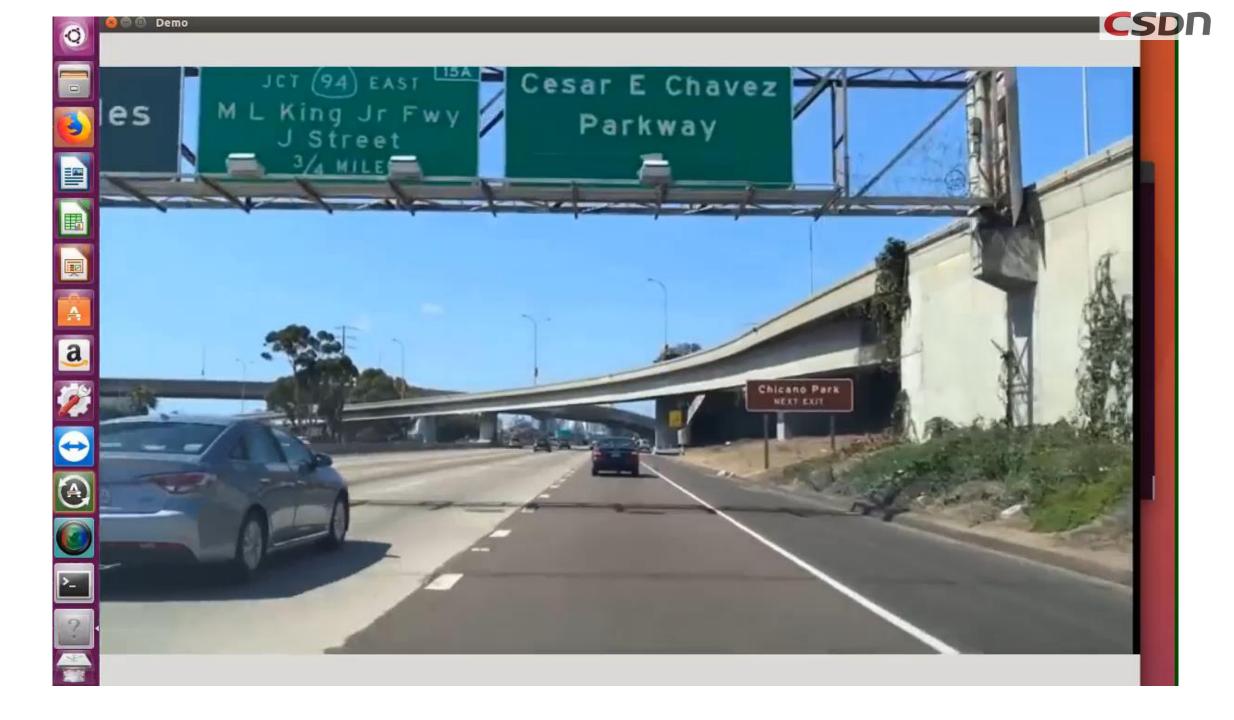














```
** 卷积神经网络反向传播函数
           调用gradient_array()计算当前层I所有输出元素关于加权输入的导数值(也即激活函数关于输入的导数值),
           并乘上上一次调用backward_convolutional_layer()还没计算完的L.delta,得到当前层最终的误差项;
           如果网络没有进行BN,则直接调用 backward_bias()计算当前层所有卷积核的偏置更新值;
           依次调用im2col_cpu(), gemm_nt()函数计算当前层权重系数更新值;
                                    则依次调用gemm_tn(), col2im_cpu()计算上一层的误差项
        5) 如果上一层[
                                                                                         个步骤);
     每次调用本函数会计算
                                    司时计算当前层的偏置、权重更新值,除此之外,还会计算」
                                                                                        的是,
     并没有完全计算完. 注

权输入的导数值。这一步在下一次调用本函数时完成。

*/
void backward_convol
                                   volutional layer 1, network net)
  int i, j;
  int m = 1.n/1.groups;
  // 每一个卷积核元素个数
                                    受的输入图片的通道数)个通道上的卷积核; 索个数总数,
                                                                                         数)
  // 输入图片有3个通道, 因
                                    道上,所以实际上这个卷积核是立体的,共有3*3*3=27个元
  int n = 1.size*1.size
  int k = 1.out w*1.out
                                    素个数: out_w, out_h是输出特征图的宽高
  // 计算当前层激活函数对
                                    Ita相应元素,从而完成当前层误差项的计算,得到当前层的
                                    一个batch的输入图片,其中每张图片经卷积处理后得到的特
  // I. output存储了该层网
                                                                                         素个数),
  // 该层卷积网络共有1.n个
                                    t输出I.n张宽高为I.out_w, I.out_h的特征图(I.outputs为·
                                    I. n*I. out 2
                                             out h*I hatch.
  // 所以所有输入图片也即
  // I. delta是一个一维数组
                                    ts(其中)
                                                                  t_c),在
                                                                                         ) 动态分配内存:
                                                                  最后一步
                                    数对输入b
                                                                                         舌函数对输入的导数
  // 再强调一次: gradient
   // (注意gradient_arry中
   // 每次调用backward_com
                                    戈当前层误差项的计算,同时会计算上一层的误差项,但对于
                                                                                         È计算完成,还差一步,
  // 需要等到下一次调用bac
                                    ()时来完成,诚如col2im cpu()中注释一样。
  gradient array(1.outp
                                   1.activation, 1.delta);
   if(1.batch normalize)
     backward batchnor
  -} else ·
     // 计算偏置的更新值: 对应公式(Conv-2)
     // 每个卷积核都有一个偏置,偏置的更新值也即误差函数对偏置的导数,这个导数的计算很简单,实际所有的导数已经求完了,都存储在1. de I ta中,
     //接下来只需把1. de1ta中对应同一个卷积核的项加起来就可以(卷积核在图像上逐行逐列跨步移动做卷积,每个位置处都有一个输出,共有1. out_w*1. out_h个,
     // 这些输出都与同一个偏置关联,因此将1.delta中对应同一个卷积核的项加起来即得误差函数对这个偏置的导数)
     backward bias(1.bias updates, 1.delta, 1.batch, 1.n, k);
```



#### 若/层为卷积层:

#### \*为卷积

$$\delta^{l-1} = \delta^{l} * \operatorname{rot} 180(w^{l}) \odot \sigma'(z^{l-1})$$
 (Conv-1)

偏置更新需要的梯度:

偏置项的梯度就是sensitivity map所有误差项之和

$$\frac{\partial C}{\partial b^l} = \sum_{u,v} \delta_{w,h} \tag{Conv-2}$$

其中u,v代表卷积核输出的size的长宽

权重更新需要的梯度:

$$\frac{\partial C}{\partial w^l} = a^{l-1} * \delta^l \tag{Conv-3}$$

$$b^{l} = b^{l} - \alpha \frac{\partial C}{\partial b^{l}}$$
 (FC-4; Conv-4)

$$w^{l} = w^{l} - \alpha \frac{\partial C}{\partial w^{l}}$$
 (FC-5; Conv-5)

CSDN

 $O = \frac{W - K + 2P}{S} + 1$ 

#### layer l-1

$\delta_{1,1}$	$\delta_{1,2}$	$\delta_{1,3}$
$\delta_{2,1}$	$\delta_{2,2}$	$\delta_{2,3}$
$\delta_{3,1}$	$\delta_{3,2}$	$\delta_{3,3}$

input

 $3 \times 3$ 

layer *l* 

$W_{1,1}$	$W_{1,2}$	$\delta_{1,1}$	$\delta_{1,2}$
$W_{2,1}$	$W_{2,2}$	$\delta_{2,1}$	$\delta_{2,2}$

 $W_{b}$ 

filter  $2 \times 2$ 

feature map

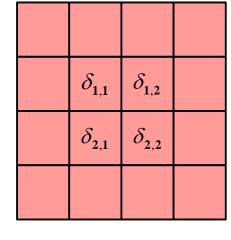
$$2 \times 2$$

layer *l* 

layer	l-1

### 反向传播:

前向传播:



$W_{2,2}$	$W_{2,1}$	
$W_{1,2}$	$W_{1,1}$	

$\delta_{1,1}$	$\delta_{1,2}$	$\delta_{1,3}$
$\delta_{2,1}$	$\delta_{2,2}$	$\delta_{2,3}$
$\delta_{3,1}$	$\delta_{3,2}$	$\delta_{3,3}$

$$2 \times 2$$

$$2 \times 2$$

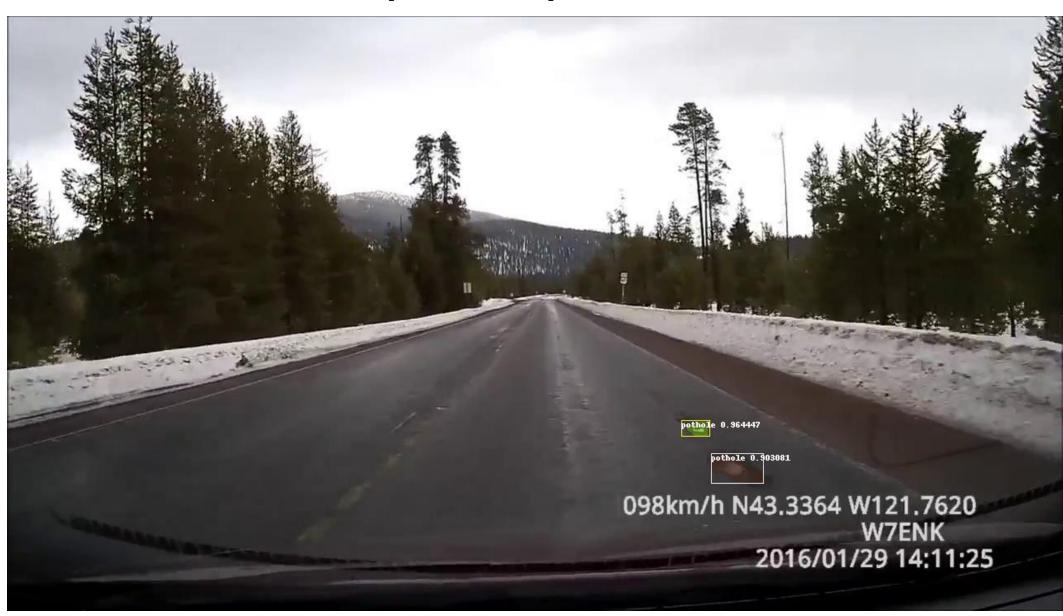
$$3 \times 3$$







## Pothole (单类物体) 实例分割项目实战

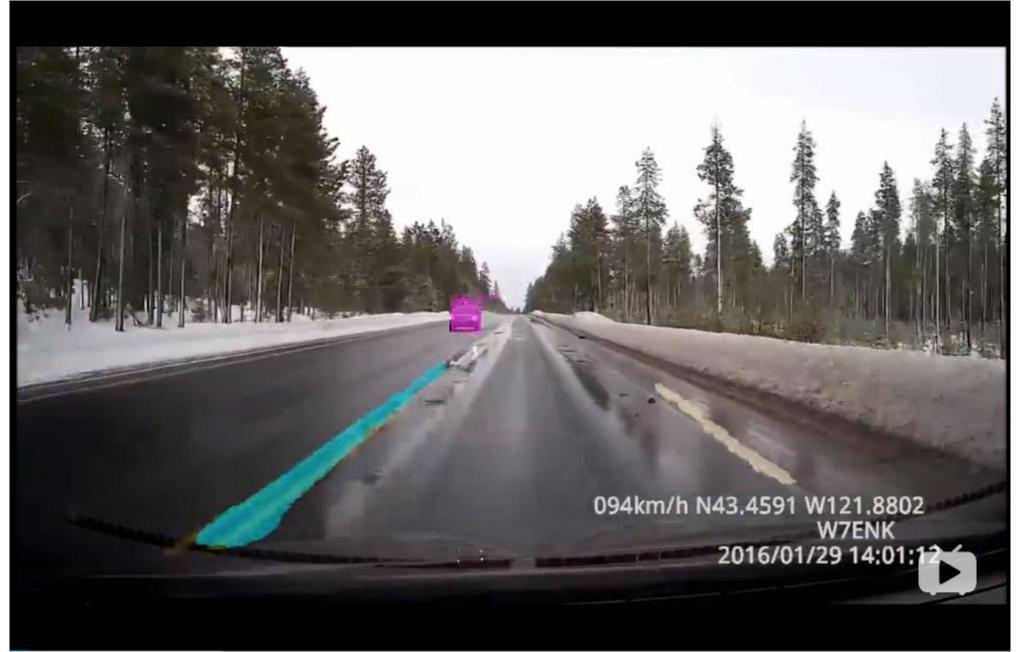




## Roadscene (多类物体) 实例分割项目实战











# 声明

本课程的数据集、程序文件以及课件的演示文稿、视频由讲师白勇拥有知识产权的权利。只限于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。

