目标检测 Notebook

叶亮

2021 年 6 月 9 日

1 Loss

1.1 IoU loss

IoU Loss 的基本计算公式为:

$$\mathcal{L}_{IoU} = 1 - IoU \tag{1}$$

其中, IoU 为预测和 GT 框的交并比，其他改进后的版本大多式在此基础上加入额外的惩罚项来有针对性地引导模型。其优点为:

1. 可以反映预测检测框与真实检测框的检测效果。

2. 尺度不变性，也就是对尺度不敏感（scale invariant），在 regression 任务中，判断 predict box 和 gt 的距离最直接的指标就是 IoU。(满足非负性；同一性；对称性；三角不等性)。

缺点:

1. 如果两个框没有相交，根据定义，IoU=0，不能反映两者的距离大小（重合度）。同时因为 loss=0，没有梯度回传，无法进行学习训练。

2. IoU 无法精确的反映两者的重合度大小。如下图所示，三种情况 IoU 都相等，但看得出来他们的重合度是不一样的，左边的图回归的效果最好，右边的最差。

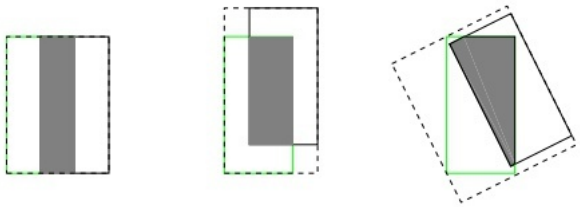


Figure 2. Three different ways of overlap between two rectangles with the exactly same IoU values, *i.e.* $IoU = 0.33$, but different $GIoU$ values, *i.e.* from the left to right $GIoU = 0.33, 0.24$ and -0.1 respectively. $GIoU$ value will be higher for the cases with better aligned orientation.

知乎 @文曲星

图 1: 相同 IoU 的不同情况

1.2 GIoU loss

GIoU loss 中的 IoU 部分替换成了 GIoU, 其计算方式如下:

$$GIoU = IoU - \frac{|A_c - U|}{|A_c|} \tag{2}$$

其中，A_c 表示两个框的最小闭包区域面积（同时包含预测和 GT 的最小框），然后计算闭包区域中不属于两个框的区域所占比重。特性：

1. 与 IoU 相似，GIoU 也是一种距离度量，作为损失函数的话，[公式] ，满足损失函数的基本要求；

2. GIoU 对 scale 不敏感；

3. GIoU 是 IoU 的下界，在两个框无限重合的情况下，IoU=GIoU=1；

4. IoU 取值 [0,1]，但 GIoU 有对称区间，取值范围 [-1,1]。在两者重合的时候取最大值 1，在两者无交集且无限远的时候取最小值-1，因此 GIoU 是一个非常好的距离度量指标。

5. 与 IoU 只关注重叠区域不同，GIoU 不仅关注重叠区域，还关注其他的非重合区域，能更好的反映两者的重合度。

1.3 DIoU loss

DIoU 要比 GIou 更加符合目标框回归的机制，将目标与 anchor 之间的距离，重叠率以及尺度都考虑进去，使得目标框回归变得更加稳定，不会像 IoU 和 GIoU 一样出现训练过程中发散等问题。

$$DIoU = IoU - \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} \tag{3}$$

其中，$\rho()$ 为欧式距离计算，b 为中心点坐标，c 为最小闭包的对角线长度:$c^2 = cw^2 + ch^2$. Code optimization, the calculation of distance between two center points of bboxes. C 包含 x 和 y，以下公式为 x 计算部分，y 部分同理，最后求和.

$$\begin{aligned}(C_1 - C_2)^2) &= ((x1_{C1} + x2_{C1})/2 - (x1_{C2} + x2_{C2})/2)^2 \\ &= ((x1_{C1} + x2_{C1}) - (x1_{C2} + x2_{C2}))^2/4\end{aligned} \tag{4}$$

特性：

图 2: DIoU: 对 anchor 框和目标框之间的归一化距离进行了建模

1. 与 GIoU loss 类似，DIoU loss($\mathcal{L}_{DIoU} = 1 - DIoU$) 在与目标框不重叠时，仍然可以为边界框提供移动方向。

2. DIoU loss 可以直接最小化两个目标框的距离，因此比 GIoU loss 收敛快得多。3. 对于包含两个框在水平方向和垂直方向上这种情况，DIoU 损失可以使回归非常快，而 GIoU 损失几乎退化为 IoU 损失。4. DIoU 还可以替换普通的 IoU 评价策略，应用于 NMS 中，使得 NMS 得到的结果更加合理和有效。

1.4 CIoU loss

论文考虑到 bbox 回归三要素中的长宽比还没被考虑到计算中，因此，进一步在 DIoU 的基础上提出了 CIoU。其惩罚项如下面公式：

$$\mathcal{R}_{CIoU} = \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \tag{5}$$

其中，v 用来度量长宽比的相似性，定义为:$v = \frac{4}{\pi^2}(\arctan\frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan\frac{w}{h})^2$，$\alpha$ 为权重函数，定义为:$\alpha = \frac{v}{(1-IoU)+v}$。最后，CIoU loss 的梯度类似于 DIoU loss，但还要考虑 v 的梯度。在长宽在 $[0, 1]$ 的情况下，对 arctan 进行求导时 $w^2 + h^2$ 的值通常很小，会导致梯度爆炸，因此在 $\frac{1}{w^2+h^2}$ 实现时将替换成 1。在使用 pytorch 实现时，计算 α 时使用 torch.no_grad() 来避免计算 α 的损失，以此来保证合理的收敛过程。

1.5 BIoU loss

2 Activation

2.1 Sigmoid

Sigmoid 函数，其公式如下:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{6}$$

$$\sigma'(x) = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x)) \tag{7}$$

在什么情况下适合使用 Sigmoid 激活函数呢?

1. Sigmoid 函数的输出范围是 0 到 1。由于输出值限定在 0 到 1，因此它对每个神经元的输出进行了归一化；

2. 用于将预测概率作为输出的模型。由于概率的取值范围是 0 到 1，因此 Sigmoid 函数非常合适；梯度平滑，避免「跳跃」的输出值；

3. 函数是可微的。这意味着可以找到任意两个点的 sigmoid 曲线的斜率；

4. 明确的预测，即非常接近 1 或 0。

Sigmoid 激活函数有哪些缺点?

1. 倾向于梯度消失；

2. 函数输出不是以 0 为中心的，这会降低权重更新的效率；

3. Sigmoid 函数执行指数运算，计算机运行得较慢。

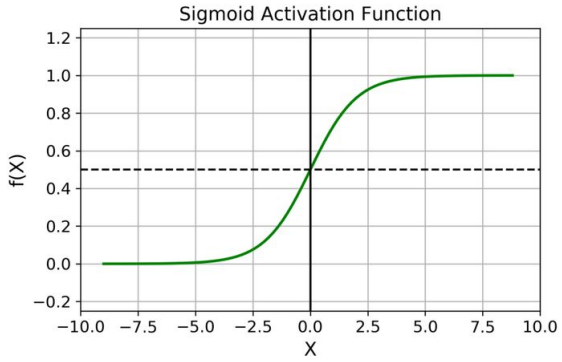


图 3: Sigmoid 函数

2.2 Tanh

双曲正切函数，其图形也是 S 形，公式如下:

$$tanh(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)} \tag{8}$$

$$tanh'(x) = 1 - tanh^2(x) \tag{9}$$

相比 sigmoid, tanh 的优势体现在:

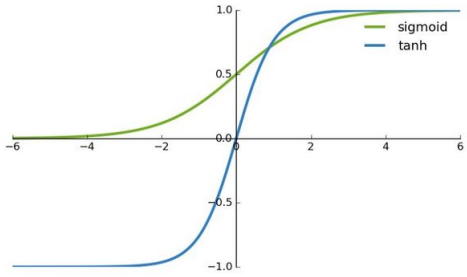


图 4: Tanh 函数

首先，当输入较大或较小时，输出几乎是平滑的并且梯度较小，这不利于权重更新。二者的区别在于输出间隔，tanh 的输出间隔为 1，并且整个函数以 0 为中心，比 sigmoid 函数更好;

tanh 函数的缺点同 sigmoid 函数的第一个缺点一样，当 x 很大或很小时，导数接近于 0 ，会导致梯度很小，权重更新非常缓慢，即梯度消失问题。

在一般的二元分类问题中，tanh 函数用于隐藏层，而 sigmoid 函数用于输出层.

2.3 ReLU

ReLU 的公式如下:

$$relu(x) = \begin{cases} x, x >= 0 \\ 0, x < 0 \end{cases} \tag{10}$$

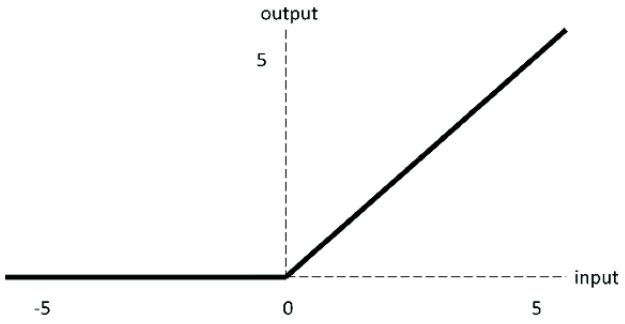


图 5: ReLU 函数

ReLU6 的公式如下，这是为了在移动端设备 float16/int8 的低精度的时候也能有很好的数值分辨率:

$$\text{ReLU6}(x) = \min(\max(0, x), 6)$$

优点：输入为正时，不存在梯度饱和问题；计算速度快。

缺点：

Dead ReLU 问题。当输入为负时，ReLU 完全失效，在正向传播过程中，这不是问题。有些区域很敏感，有些则不敏感。但是在反向传播过程中，如果输入负数，则梯度将完全为零，sigmoid 函数和 tanh 函数也具有相同的问题；

输出为 0 或正数，这意味着 ReLU 函数不是以 0 为中心的函数。

2.4 Leaky ReLU & Parametric ReLU

$$LReLU(x) = \begin{cases} x, x > 0 \\ ax, x <= 0 \end{cases} \tag{11}$$

特性:

Leaky ReLU 通过把 x 的非常小的线性分量给予负输入（0.01x）来调整负值的零梯度（zero gradients）问题；如果 a 是可以学习的参数，则为 **PReLU**(Parametric ReLU).

leak 有助于扩大 ReLU 函数的范围，通常 a 的值为 0.01 左右；

Leaky ReLU 的函数范围是（负无穷到正无穷）。

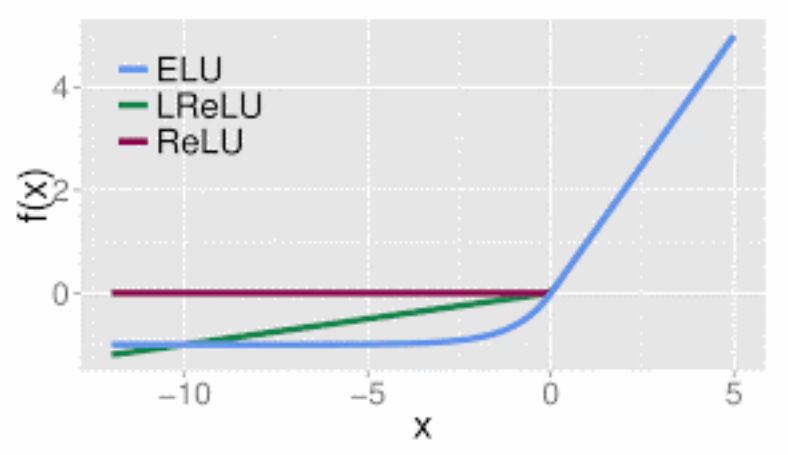


图 6: ReLU、Leaky ReLU、ELU

2.5 ELU

ELU 的提出也解决了 ReLU 的问题。与 ReLU 相比，ELU 有负值，这会使激活的平均值接近零。均值激活接近于零可以使学习更快，因为它们使梯度更接近自然梯度。

$$\text{ELU}(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0 \\ \alpha * (\exp(x) - 1), & \text{if } x \leq 0 \end{cases} \tag{12}$$

ELU 具有 ReLU 的所有优点，并且：

1. 没有 Dead ReLU 问题，输出的平均值接近 0，以 0 为中心；

2. ELU 通过减少偏置偏移的影响，使正常梯度更接近于单位自然梯度，从而使均值向零加速学习；

3. ELU 在较小的输入下会饱和至负值，从而减少前向传播的变异和信息。

一个小问题是它的计算强度更高。与 Leaky ReLU 类似，尽管理论上比 ReLU 要好，但目前在实践中没有充分的证据表明 ELU 总是比 ReLU 好。

2.6 SiLU / Swish

Sigmoid Linear Unit

$$\text{silu}(x) = x * \sigma(x), \text{where } \sigma(x) \text{ is the logistic sigmoid.} \tag{13}$$

Swish 的设计受到了 LSTM 和高速网络中 gating 的 sigmoid 函数使用的启发。使用相同的 gating 值来简化 gating 机制，这称为 self-gating。self-gating 的优点在于它只需要简单的标量输入，而普通的 gating 则需要多个标量输入。这使得诸如 Swish 之类的 self-gated 激活函数能够轻松替换以单个标量为输入的激活函数（例如 ReLU），而无需更改隐藏容量或参数数量。Swish 激活函数的主要优点如下：

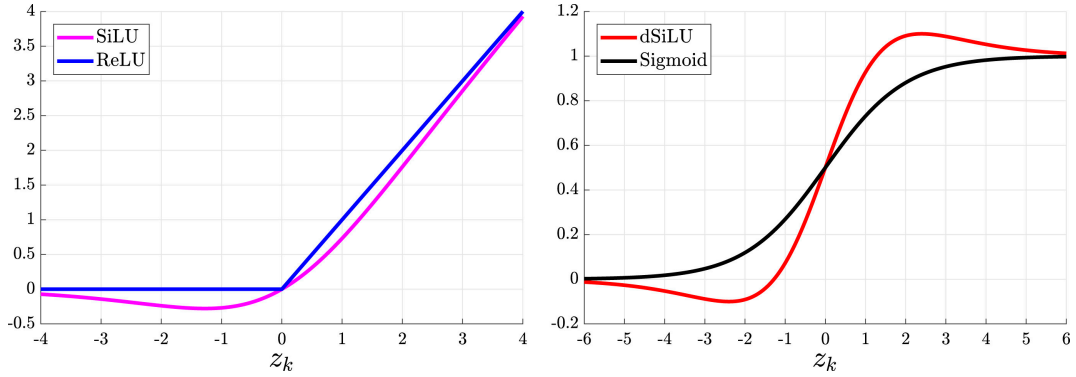


图 7: The activation functions of the SiLU and the ReLU (left panel), and the dSiLU and the sigmoid unit (right panel)

「无界性」有助于防止慢速训练期间，梯度逐渐接近 0 并导致饱和；(同时，有界性也是有优势的，因为有界激活函数可以具有很强的正则化，并且较大的负输入问题也能解决)；平滑度在优化和泛化中起了重要作用。

2.7 Hard swish

$$\text{Hardswish}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq -3, \\ x & \text{if } x \geq +3, \\ x \cdot (x+3)/6 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{14}$$

主要是解决移动端下精度较低时的计算问题。

3 mmdetection

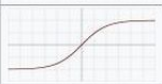
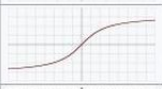
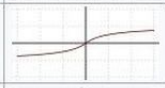
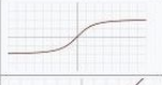
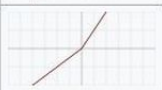
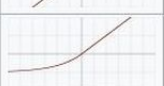
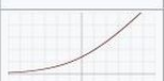
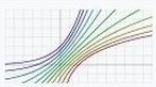
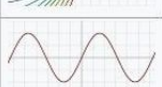
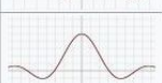
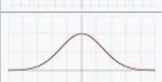
3.1 anchor

mmdetection 中，在 retinanet, R-CNN 等非 ssd 系列检测器的 grid anchor 生成中，在 grid 中每个 anchor 的坐标表示为 (xmin,ymin,xmax,ymax)。anchor 参数包含 strides, ratios, scales, base sizes 等. 其中 strides 为特征图的步长，ratios 为宽高比，scales 为 anchor 的缩放因子。计算过程如下:

1. 根据 featmap 生成 grid. 其中 grid 坐标为 i * featmap size for i in grid size.

2. grid 中每个 cell 根据 ratios, scales 和 base sizes 计算 anchors,$xmin = grid_i - basesize * scales * ratios, xmax = grid_i + basesize * scales * ratios$. 每个 anchor 的形式为 (xmin,ymin,xmax,ymax), 且均

具体计算方式可参考 **core/anchor/anchor_generator.py** 中部分。

Name	Plot	Equation
Identity		$f(x) = x$
Binary step		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Logistic (a.k.a. Sigmoid or Soft step)		$f(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ [1]
TanH		$f(x) = \tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$
ArcTan		$f(x) = \tan^{-1}(x)$
Softsign[9][10]		$f(x) = \frac{x}{1+\lvert x\rvert}$
Inverse square root unit (ISRU)[11]		$f(x) = \frac{x}{\sqrt{1+\alpha x^2}}$
Rectified linear unit (ReLU)[12]		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Leaky rectified linear unit (Leaky ReLU)[13]		$f(x) = \begin{cases} 0.01x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Parameteric rectified linear unit (PReLU)[14]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Randomized leaky rectified linear unit (RReLU)[15]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$ [3]
Exponential linear unit (ELU)[16]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha(e^x - 1) & \text{for } x \leq 0 \\ x & \text{for } x > 0 \end{cases}$
Scaled exponential linear unit (SELU)[17]		$f(\alpha, x) = \lambda \begin{cases} \alpha(e^x - 1) & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$ with $\lambda = 1.0507$ and $\alpha = 1.67326$
S-shaped rectified linear activation unit (SReLU)[18]		$f_{t_l, a_l, t_r, a_r}(x) = \begin{cases} t_l + a_l(x - t_l) & \text{for } x \leq t_l \\ x & \text{for } t_l < x < t_r \\ t_r + a_r(x - t_r) & \text{for } x \geq t_r \end{cases}$ t_l, a_l, t_r, a_r are parameters.
Inverse square root linear unit (ISRLU)[11]		$f(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sqrt{1+\alpha x^2}} & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Adaptive piecewise linear (APL)[19]		$f(x) = \max(0, x) + \sum_{s=1}^{S} a_i^s \max(0, -x + b_i^s)$
SoftPlus[20]		$f(x) = \ln(1 + e^x)$
Bent identity		$f(x) = \frac{\sqrt{x^2+1} - 1}{2} + x$
Sigmoid-weighted linear unit (SiLU)[21] (a.k.a. Swish[22])		$f(x) = x \cdot \sigma(x)$ [5]
SoftExponential[23]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} -\frac{\ln(1-\alpha(x+\alpha))}{\alpha} & \text{for } \alpha < 0 \\ x & \text{for } \alpha = 0 \\ \frac{e^{\alpha x}-1}{\alpha} + \alpha & \text{for } \alpha > 0 \end{cases}$
Sinusoid[24]		$f(x) = \sin(x)$
Sinc		$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{for } x = 0 \\ \frac{\sin(x)}{x} & \text{for } x \neq 0 \end{cases}$
Gaussian		$f(x) = e^{-x^2}$

知乎 @Error

3.2 coder

在 RetinaNet、SSD、Cascade R-CNN 等网络中，网络预测的 bbox 都会进行 Delta xywh 编码，即将原始的 (xmin, ymin, xmax, ymax) 进行编码, 计算相对距离，来减小回归的过拟合，提升回归的稳定性。

$$\begin{aligned} \delta_x &= (g_x - p_x)/p_w \quad \delta_y = (g_y - p_y)/p_h \\ \delta_w &= \log \frac{g_w}{p_w} \qquad\qquad\quad \delta_h = \log \frac{g_h}{p_h} \end{aligned} \tag{15}$$

上述公式计算得到的 δ 值通常很小，因为网络通常只对 p 进行少量微调，导致回归 loss 比分类 loss 小很多。为了提升学习的有效性，δ 通常需要经过均值和方差进行标准化.

$$\delta_x^{'} = \frac{\delta_x - \mu_x}{\rho_x} \tag{16}$$

4 training

4.1 Optimizer

4.1.1 warmup

warmup 通常有三个方式:linear, constant, exp. 通常需要设置 warmup 的迭代数 $iter_{total}$ 和 warmup 的增加比率 ratio,

$$lr_t = lr_{constant} * ratio \tag{17}$$

$$\begin{aligned} lr_t &= lr_{const} * (1-k), \\ k &= (1 - iter_t/iter_{total}) * (1 - ratio) \end{aligned} \tag{18}$$

$$lr_t = lr_{const} * k, \tag{19}$$

$$k = ratio^{1-iter_t/iter_{total}} \tag{20}$$

5 Yolov4

Yolov4 的实现过程中,anchor 的生成以及 label 与 anchor 的对应关系的构建方法。如图 9. 所示。

5.1 Anchor generation & target build

与 retinanet，rcnn 系列等 bbox 预测不同的是，yolo 模型推理得到的结果（x,y,w,h) 需要经过如下公式进行编码：

$$\begin{aligned} b_x &= \sigma(t_x) + c_x \\ b_y &= \sigma(t_y) + c_y \\ b_w &= p_w e^{t_w} \\ b_h &= p_h e^{t_h} \end{aligned} \tag{21}$$

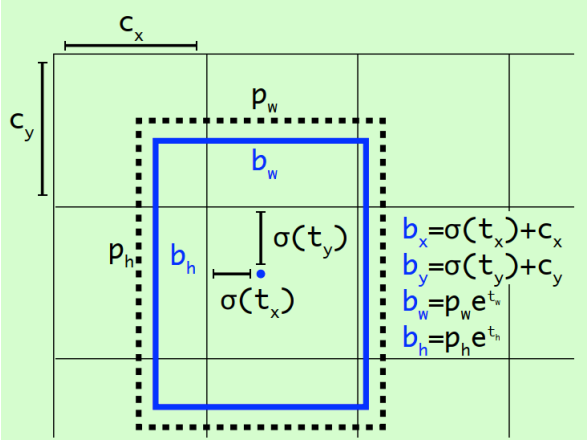


图 9: Yolo bbox prediction

6 Yolov5

6.1 Model

Focus 结构: Focus 模块中，首先将一幅图，按照隔点采样 (::2,1::2) 的方式，将一个图片分成四幅图，然后将这四幅图拼接到一块，形成 $3 * 4 = 12$ 通道的特征图，再做卷积操作，这样来实现下采样和卷积操作。

C3: CSP bottleneck with 3 convolution[1]. 其中 CSP 模块如图 10所示，采用 fusion first 方式，通过 1x1 的卷积将 base layer 分成均等的两部分特征图，其中 part 1 和 part2 为 hidden channels，为最终输出通道的 1/2.C3 中的 bottleneck 为标注的残差模块，使用 1x1-3x3 和 shortcut 实现。

Conv:conv 模块中包含了 conv-bn-act 三部分，其中 act 使用 SiLU 激活函数，在特征提取的下采样过程中，没有使用 maxpool，而是采用了 s=2 的 conv 来实现。

head:yolov5 检测头与 yolov3, 4 系列一样，每一层输出的通道为 (num classes + 5(xywh,conf)) * num anchors, e.g 80 类别，三个 anchor，则输出通道为 (80+5)*3 = 255. 对最后的预测特征图使用 sigmoid 归一化到 0-1 区间.

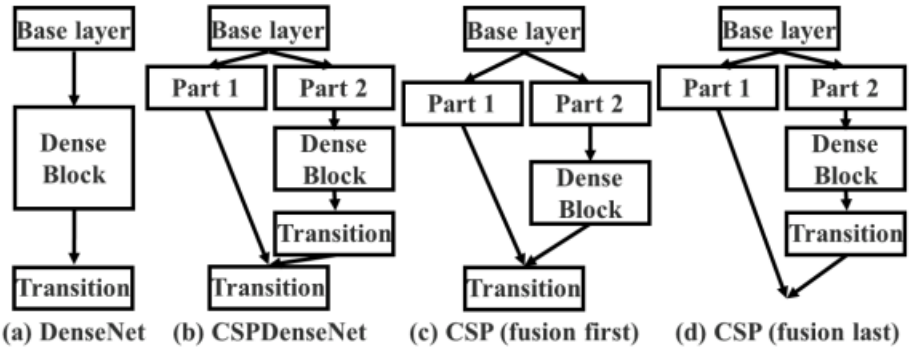


图 10: CSP 模块

6.2 Loss

6.3 Inference

在 yolov5 的推理部分中，预测 pred 的通道为 xywh,obj_conf, nc。首先，使用 conf_thres 对 obj_conf 进行过滤，保留一定数目的 bbox, 然后对所有的类别概率进行重计算 $nc\_conf = obj\_conf * nc\_conf$,

7 backbone

7.1 Regularization

7.1.1 Dropout

原理,dropout 随机丢弃神经元 (全连接中输入神经元)，实现方式为 $keep_prob$, 每个神经元生成一个随机数 $k, k < keep_prob$ 即丢弃。优点, 该方法有利于分类中泛化能力的提升.

7.1.2 Drop Connect

7.1.3 Drop block

8 Refinedet

8.1 Anchor

Refine 中的 anchor 计算。对于每一个 feature map, 首先计算其 mesh grid, 然后计算每个框的中心点 $(x, y) = (\frac{i+0.5}{feat\_size}, \frac{j+0.5}{feat\_size})$, 然后根据每个 feature map 对应的 anchor box 的大小，计算 anchor 的长和宽 $WH_{ki} = \frac{box_k}{image\_size}$, k 表示第 k 层特征图,i 表示第 i 个网格. e.g, 使用四个 feature level, $box = [32, 64, 128, 256], image\_size = 320, feat\_size = [40, 20, 10, 5], aspect\_ratio = [2, 2, 2, 2]$, 那么最终生成 $40 * 40 * 3 + 20 * 20 * 3 + 10 * 10 * 3 + 5 * 5 * 3 = 6375$ 个 anchor.

8.2 Loss

计算过程分为 arm 和 odm，其中 arm 预测分别输出 $num\_anchor * 4$ 和 $num\_anchor * 2$ 通道的特征图 (坐标，是否包含目标)；odm 预测分别输出 $num\_anchor * 4$ 和 $num\_anchor * num\_classes$ 通道的特征图 (坐标, 类别数量)。每层特征图的目标数量则为 $N_i * H_i * num\_anchor$。

在 loss 计算过程中，分别计算分类 loss 和回归 loss. 其中分类使用交叉熵，回归使用 smooth l1

9 Dataset

9.1 COCO Dataset

COCO dataset 全称 Common Objects in Context. 共有 80 个类。共有三种标注类型：object instance, object keypoints, image captions。使用 json 文件进行存储。

9.1.1 object instance

"info": info, "licenses": [license], "images": [image], "annotations": [annotation], "categories": [category]

10 Detector

10.1 CornerNet, CenterNet

10.1.1 targets computation

在 anchor free 网络中，生成 gt bbox 的 heatmap target 时，相应的高斯半径的计算方式如下。一共存在三种情况：1，生成的 target 与 gt bbox 有重叠部分，其中一个 corner 在 gt box 内部，另一个在 gt box 外部。

$$\frac{(w-r)*(h-r)}{w*h+(w+h)r-r^2} \geq iou \quad \Rightarrow \quad r^2-(w+h)r+\frac{1-iou}{1+iou}*w*h \geq 0 \tag{22}$$

$$a=1, \quad b=-(w+h), \quad c=\frac{1-iou}{1+iou}*w*h \tag{23}$$

$$r \leq \frac{-b-\sqrt{b^2-4*a*c}}{2*a} \tag{24}$$

2. 两个 corner 都在 gt box 里面

$$\frac{(w-2*r)*(h-2*r)}{w*h} \geq iou \quad \Rightarrow \quad 4r^2-2(w+h)r+(1-iou)*w*h \geq 0 \tag{25}$$

$$a=4, \quad b=-2(w+h), \quad c=(1-iou)*w*h \tag{26}$$

$$r \leq \frac{-b-\sqrt{b^2-4*a*c}}{2*a} \tag{27}$$

3. 两个 corner 都在 gt box 外部

$$\frac{w*h}{(w+2*r)*(h+2*r)} \geq iou \quad \Rightarrow \quad 4*iou*r^2+2*iou*(w+h)r+(iou-1)*w*h \leq 0 \tag{28}$$

$$a=4*iou, \quad b=2*iou*(w+h), \quad c=(iou-1)*w*h \tag{29}$$

$$r \leq \frac{-b+\sqrt{b^2-4*a*c}}{2*a} \tag{30}$$

高斯核的计算

$$\exp \frac{-(x*x+y*y)}{2*\sigma*\sigma} \tag{31}$$

10.1.2 decode heatmap

对 heatmap 进行解码，遵循如下顺序:1. nms on heatmap. 2. get topk positions from heatmap. 3. decode offset and wh size.

11 Optical Character Recognition

11.1 DBNet

Real-Time Scene Text Detection with Differentiable Binarization[2].

11.1.1 Related work

最近的 OCR 可分为两种：Regression-based and segmentation-based.

Regression-based methods 直接回归文本实例的坐标框，使用 NMS 后处理。大部分模型达不到精准的文本框检测（非矩形，非旋转矩形等），尤其是弯曲的文本位置。

Segmentation-based methods 结合 Pixel-level prediction and post-processing 来获取文本位置。

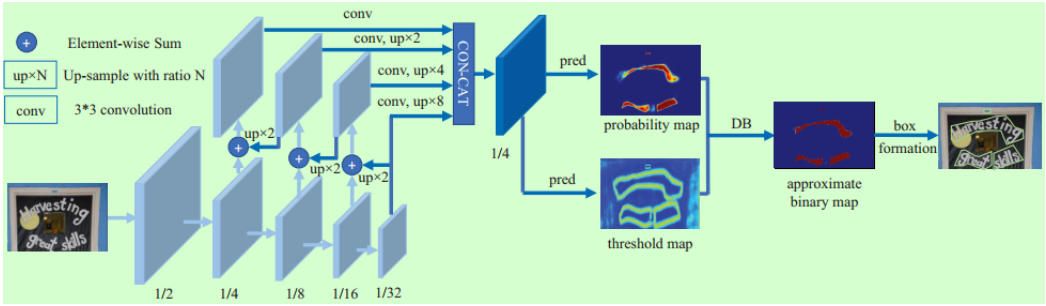


图 11: Architecture of the DB-Net

11.1.2 Methodology

如图 Fig. 11所示，使用 FPN 作为 backbone, 在 1/4 阶段做预测，生成概率图 (P) 和阈值图 (T)，并通过 P 和 T 来计算 approximate binary map($\hat{B}$). 二值化过程可表述为如下公式：

$$B_{i,j} = \begin{cases} 1 & if\ P_{i,j} >= t, \\ 0 & otherwise. \end{cases} \tag{32}$$

Differentiable binarization 公式 32不可微。所以在训练时不能通过网络对其进行优化，因此论文提出如下近似 step function:

$$\hat{B}_{i,j} = \frac{1}{1 + e^{-k(P_{i,j} - T_{i,j})}} \tag{33}$$

其中,k 表示增强因子，设置成 50.DB 提升性能可归结于梯度方向传播。以二值交叉熵为例，定义 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-kx}}$ 为 DB 函数，其中 $x = P_{i,j} - T_{i,j}$, 正类标签的 loss l_+ 和负类标签的 loss l_- 分别为：

$$\begin{aligned} l_+ &= -\log \frac{1}{1 + e^{-kx}} \\ l_- &= -\log (1 - \frac{1}{1 + e^{-kx}}) \end{aligned} \tag{34}$$

使用链式规则可以得到如下微分：

$$\frac{\partial l_+}{\partial x} = -kf(x)e^{-kx} \tag{35}$$

$$\frac{\partial l_x}{\partial x} = kf(x) \tag{36}$$

Label Generation PSENet 生成方法：给定文本图像，每个文本区域的多边形由一系列线段进行描述：

$$G = \{S_k\}_{k=1}^{n} \tag{37}$$

其中，n 表示顶点数量，在不同的数据集中不一样。ICDAR 2015 为 4，CTW1500 为 16. 然后使用 Vatti clipping 算法将多边形 G 收缩程 G_s 得到正类区域. 其中，收缩的偏移量 D 由原多边形的周长 L 和面积 A 计算得到：

$$D = \frac{A(1 - r^2)}{L} \tag{38}$$

r 为收缩比例，一般设置为 0.4. 通过类似方法，为阈值图生成标签。1. 多边形 G 通过相同的偏移 D 进行膨胀得到 G_d.2. 将 G_s 和 G_d 之间的间隙 (gap) 作为文本区域的边界，其中阈值图的标签通过计算距离 G 中最近的线段距离得到。

Optimization

Loss 表示为概率图 L_s, 二值图 L_b 和阈值图 L_t 的加权和:

$$L = L_s + \alpha \times L_b + \beta \times L_t \tag{39}$$

α 和 β 分别设置为 1.0 和 10。对 L_s 和 L_b 应用 binary cross-entropy(BCE)loss，使用 hard negative mining 来缓解正负样本的非平衡问题：

$$L_s = L_b = \sum_{i \in S_l} y_i \log x_i + (1 - y_i) \log 1 - x_i \tag{40}$$

其中,S_l 为采样集，正负样本比例为 1:3.

L_t 使用 L_1 距离和来计算 loss，为膨胀后的文本多边形区域 G_d 内预测和标签的距离：

$$L_t = \sum_{i \in R_d} |y_i^* - x_i^*| \tag{41}$$

其中，R_d 为膨胀后的多边形 G_d 内的像素索引集合，y_i^* 为阈值图标签

在推理阶段，可以只用概率图或近似二值图来生成文本坐标框，其结果相似，任选一即可。论文中，为了更好的效率，使用概率图来生成文本框，这样可以移除阈值图。即，box 处理过程为三个步骤：1）从概率图/近似二值图通过固定阈值 (0.2) 来首次二值化得到二值化图；2）从二值图得到连接区域（收缩的文本区域)；3）使用偏移量 D'，Vatti clipping 算法来膨胀收缩区域。D' 计算方式为：

$$D' = \frac{A' \times r'}{L'} \tag{42}$$

其中，A' 为收缩多边形的面积；L' 为收缩多边形的周长；r' 通过经验设置为 1.5.

11.1.3 Implementation Details

数据集介绍：**SynthText**，**MLT-2017 dataset**，**ICDAR 2015 dataset**，**MSRA-TD500 dataset**，**CTW1500 dataset**，**Total-Text dataset**.

训练时，使用 SynthText 预训练 100k iteration, 然后在真实样本上微调 1200epochs。batch size 16, 使用余弦学习率下降策略。其中当前迭代的学习率为 $lr_{init} \times (1 - \frac{iter}{max\_iter})^{power}$. 初始学习率为 0.007,*power* 为 0.9.weight decay of 0.0001, momentum of 0.9.

数据增强：1）随机旋转，角度区间 $(-10°, 10°)$；2）随机裁剪；3）随机翻转。所有处理图片均 resize 到 640x640。

参考文献

[1] C.-Y. Wang, H.-Y. M. Liao, Y.-H. Wu, P.-Y. Chen, J.-W. Hsieh, and I.-H. Yeh, "Cspnet: A new backbone that can enhance learning capability of cnn," in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition workshops*, 2020, pp. 390–391.

[2] M. Liao, Z. Wan, C. Yao, K. Chen, and X. Bai, "Real-time scene text detection with differentiable binarization," in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 34, no. 07, 2020, pp. 11 474–11 481.