SSD 算法以及 Faster-RCNN 实现通过 X 光图片检测充电宝

一. 问题描述

需要训练目标检测模型，使用这个目标检测模型检测出测试集中每张图片中的危险品（例如输入模型一张测试图片，最终输出这张图片中所有危险品的类别以及位置坐标）。在最后测试结果时，会使用测试集来进行测试，测试集和训练集的文件结构是相同的，但测试集没有给出，所以请从训练集中划分一个验证集出来。在验证集上验证自己模型的效果。

二. 任务一（遮挡问题）

数据集中的安检图片都存在不同等级的遮挡问题, 遮挡会严重影响检测器识别危险品的准确率。如何解决严重遮挡条件下模型检测危险品问题是一个热点。

安检机返回的 x 光图像为 RGB 彩色图像。训练集中的危险品包括带电芯充电宝和不带电芯充电宝两个类别。训练集中共有 6000 张图片 (带电芯充电宝和不带电芯充电宝各 3000 张, 且测试集根据遮挡等级分为了 1,2,3 种不同的遮挡等级, 不同遮挡等级的示意图见图 1)。每张图片都拥有一个危险品所在的位置标注文件，标注文件里的每行表示（危险品的名称, 危险品位置的左上坐标，危险品位置的右下坐标）。

最后将修改测试文件中的数据集路径，将其改为测试集所在的路径。之后分别得出 3 个遮挡等级各自的 map。根据 3 个 map 与对应遮挡等级的权重（等级 1 权重 0.2，等级 2 权重 0.3，等级 3 权重 0.5）相乘后得到的分数相加得出最终的分数。

三. 作业流程

分别使用了 SSD 与 Faster-RCNN 两种算法进行目标检测, 试图分析比较两种算法的异同以及在本数据集上的表现。在进行训练前，将数据集按照 VOC2007 的模式进行改变，之后进行训练，对比结果，改变参数优化模型。在训练 Faster-RCNN 时，将 Soft NMS 算法融合进去。

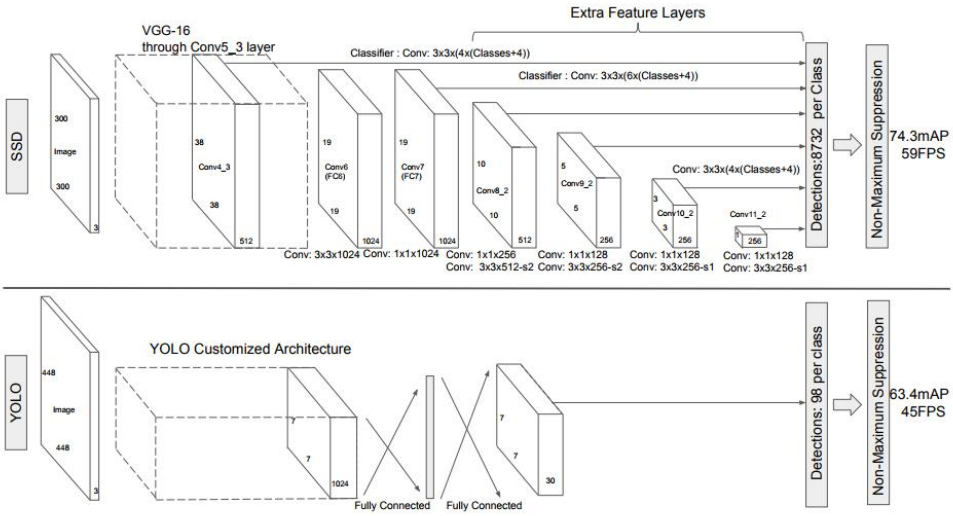
四. SSD 模型介绍

本项目主要采用的一种解决目标检测问题的方法为 SSD 模型，来源于 Wei Liu 的论文《SSD: Single Shot MultiBox Detector》，主要的思想和特点在于:

- 目标检测的定义理解为物体多个边界框如何进行有效回归的问题, 在处理过程中会对网络框进行置信度得分设置，较高的置信度意味着该显示框匹配对象的可能性越高。
- 在模型优化和回归过程中，通过反向传播优化预测框和 Ground Truth 的相似度，从位置和分类两个角度进行分析和考虑。

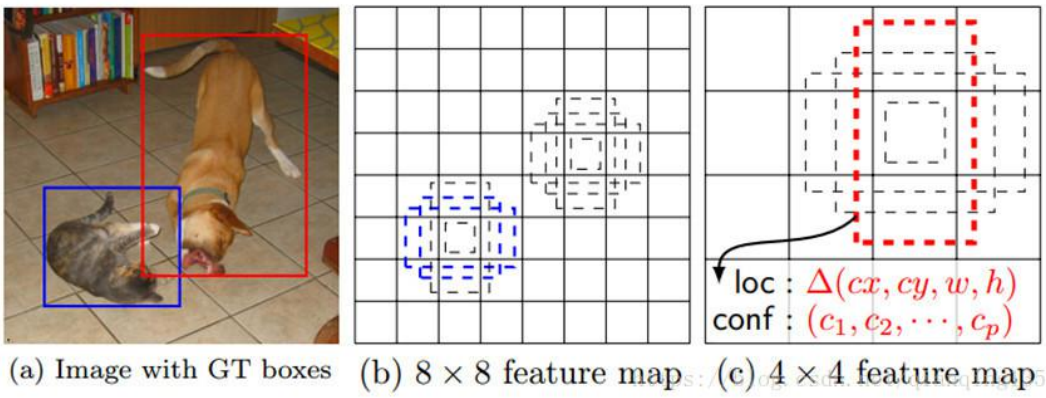
- 增加边界框的可拓展型，设置多重比例的预选框，但在物体类别确定时，Bounding Box 的数量不会随之上升，易拓展于较大的数据集中。

1. 网络结构介绍



本项目在将 VGG16 作为 Base NetWork 的基础上，使用 6 个不同特征图检测不同尺度的目标，低层预测小目标，高层预测大目标。

2. 多种宽高比预测框



SSD 模型采用特征金字塔，从不同尺度的特征图下面来预测目标分类与位置。

在金字塔结构中每一部分都有 3*3 的卷积来进行预测，在某个位置上得到一个预测值，这个预测值可能是一个分类的得分，也可能是现对于默认框的的位置偏差。从 SSD 网络结构图中可以看出来 conv6-2，conv7-2，conv8-2，conv9-2，fc7，conv4-2。

尺度线框的设定方式为：

$$S_k = S_{min} + \frac{S_{max} - Smin}{m - 1}(K - 1)$$

$$a_r \in 1, 2, 3, \frac{1}{2}, \frac{1}{3}$$

$$\omega_k^a = \sqrt{a_r} h_k^a = \frac{s_k}{\sqrt{a_r}}$$

3. 损失函数

损失函数定义为位置误差 (locatization loss,loc) 与置信度误差 (confidence loss,conf) 的加权和：

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N}(L_{conf}(x, c) + \alpha L_{loc}(x, l, g))$$

对于位置误差，其采用 Smooth L1 loss,对于置信度误差，其采用 softmax loss。

4. 预测过程

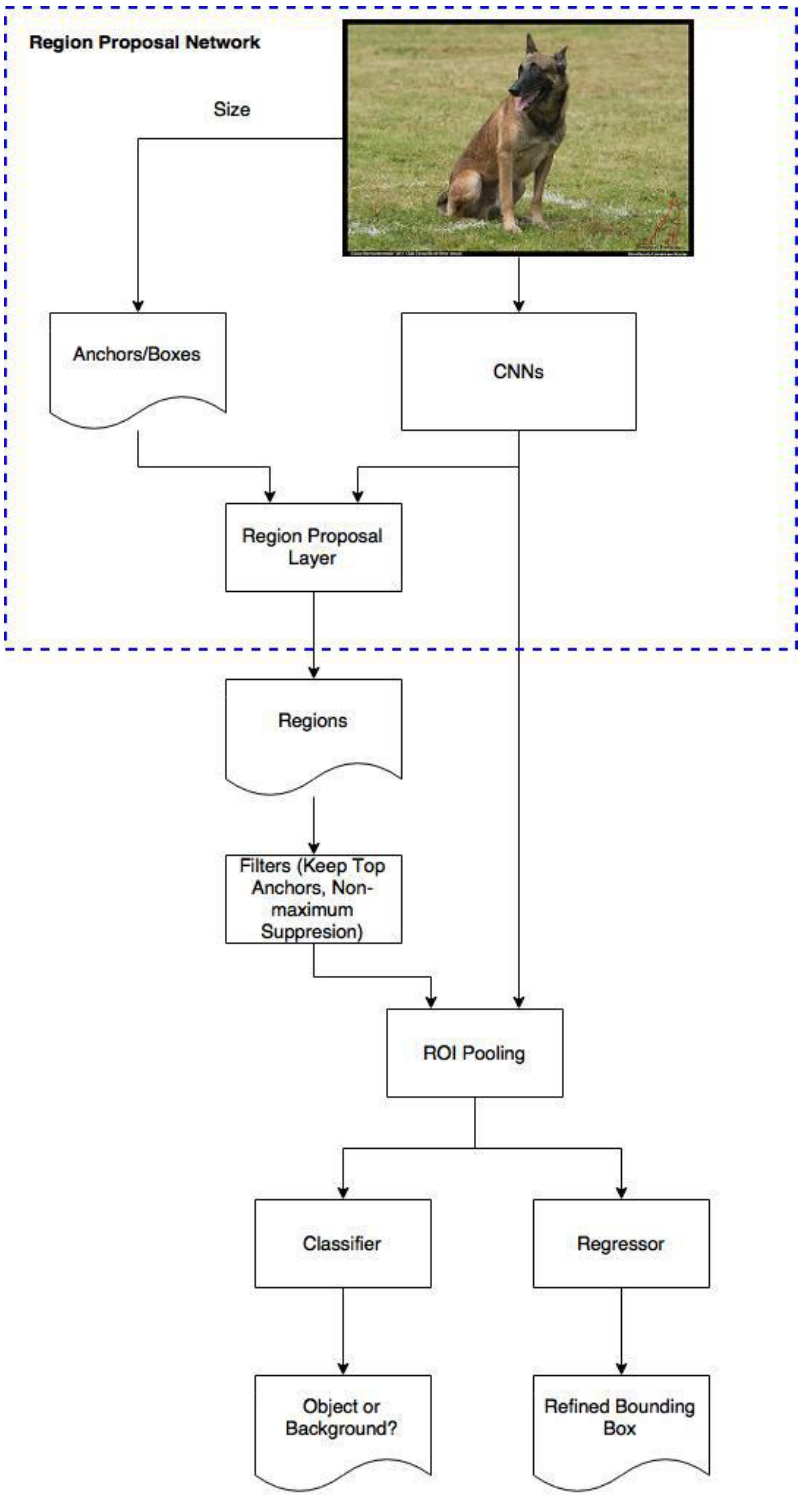
预测过程中对于每个预测框，首先根据类别置信度确定其类别（置信度最大者）与置信度值，并过滤掉属于背景的预测框。

然后根据置信度阈值（如 0.5）过滤掉阈值较低的预测框。对于留下的预测框进行解码，根据先验框得到其真实的位置参数（解码后一般还需要做 clip，防止预测框位置超出图片）。解码之后，一般需要根据置信度进行降序排列，然后仅保留 top-k（如 400）个预测框。最后就是进行 NMS 算法，过滤掉那些重叠度较大的预测框。最后剩余的预测框就是检测结果了。

五. Faster-RCNN 模型简介

与 SSD 算法属于 One Stage 目标检测算法不同的是，Faster-RCNN 属于 Two Stage 算法。Two Stage 目标检测算法先进行区域生成（region proposal，RP）（一个有可能包含待检物体的预选框），再通过卷积神经网络进行样本分类。One Stage 算法则不用进行 RP,直接在网络中提取特征来预测物体分类和位置。

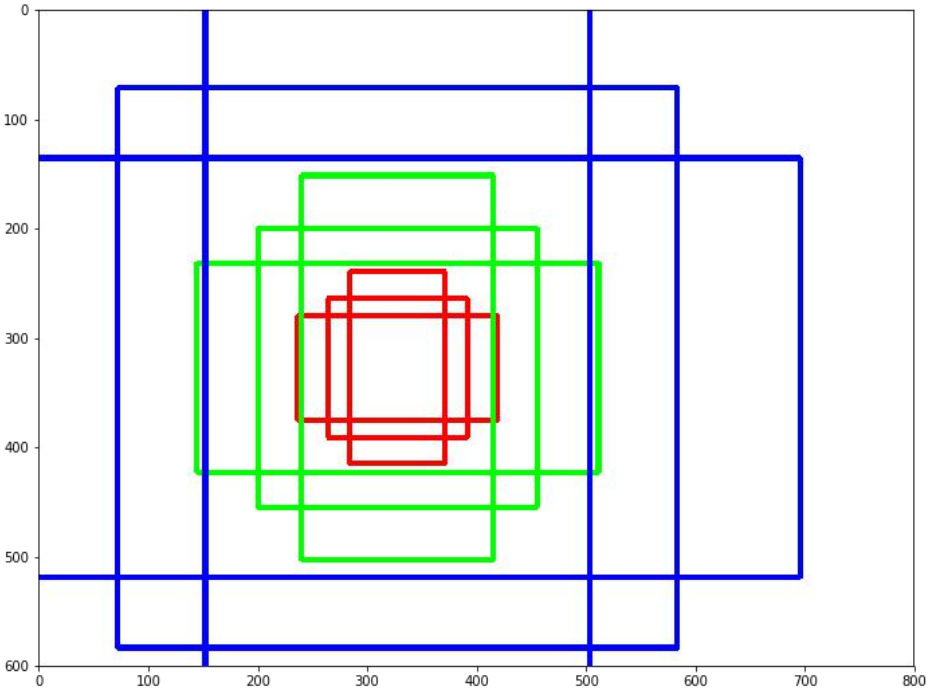
1. Faster-RCNN 结构



Faster-RCNN 是两个网络的结合：用于区域生成(RP)的区域生成网络(RPN, Region Proposal Network)，以及一个用 RPN 生成的区域来检测目标的网络。与 Fast-RCNN 的主要区别也就在于，Fast-CNN 使用 Selective Search 来生成区域建议，而 Faster-RCNN 使用 RPN. RPN 与目标检测网络共享大部分的计算时，RPN 生成区域建议的时间消耗要远小于 Selective Search.简单总结 RPN 就是，RPN 对区域框（叫做 Anchors）进行排序，然后建议出最可能包含目标的那几个。

2. Anchors

Anchors 在 Faster-RCNN 中的角色至关重要。它本质是一个 box，在 Faster-RCNN 的默认配置中，以图像某一像素点为中心的 Achors 共有 9 个，下图是以(320,320)为中心的 9 个 Anchors：



三种颜色代表着不同的比例(Scales)或大小(Sizes): 128*128, 256*256, 512*512.
以红色为例，红色颜色的框对应着不同的高宽比，分别为:1:1, 1:2 和 2:1.

如果我们以每 16 为步长选择一个位置, 这将会有 1989 (39*51) 个位置。这将导致 17901（1989*9）个框需要考虑。绝对大小几乎不小于 Sliding Window 和 Pyramid 的结合。于是我们就可以知道为什么它具有其他 state-of-art 方法一样好的覆盖范围的。这样的优点是，Faster-RCNN 中的 RP 方法，能显著减少计算数量。

3. RPN

RPN 的输出是一堆框或者叫区域建议，用来被后续的分类器和回归器检验，来最终检查目标是否出现。更准确地说, RPN 来预测 Anchors 是背景还是前景的可能, 并对 Anchors 进行优化。

- 背景和前景的分类器：训练分类器的第一步是制作训练数据集。分类器的基本思想在于给 anchors 一个 label，将与真实 boxes 与较高重合度的 anchors 标记为前景，有较低重合度的则标记为背景。现在 Anchors 都有了自己的 label。
- 边界框(Bouding Box)的回归器：顺着 label anchors 的过程，还可以根据相似的标准来挑选 Anchors，以使回归器优化。需要注意的是，被标记为背景的 anchor 不应该被添加到回归器中，因为它们没有 ground truth. RPN 的总体损失是分类损失和回归损失的组合，使用的损失函数是：

$$L_{\text{loc}}(t^u, v) = \sum_{i \in \{\text{x,y,w,h}\}} \text{smooth}_{L_1}(t_i^u - v_i), \qquad (2)$$

in which

$$\text{smooth}_{L_1}(x) = \begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x| < 1 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise,} \end{cases} \qquad (3)$$

4. ROI Pooling

在 RPN 之后，我们得到了具有不同大小的建议区域。不同大小的区域意味着不容大小的 CNN feature map.要构建一个有效的结构来处理不同大小的特征并不容易。感兴趣区域池化(Region of Interest Pooling, ROI)可以通过将 feature maps 缩小为同一大小来简化问题。与固定大小的 Max-Pooling 不同，ROI Poling 将输入 feature maps 划分为固定数量，例如 k，的大致相等的区域，然后在每个区域上应用 Max-Pooling.因此，无论输入大小如何，POI Pooling 的输出始终为 k.

5. 四步交替训练

为了强制网络在 RPN 和检测器之间共享 CNN 主干的权重，作者使用了 4 个步骤的训练方法：

- RPN 是独立训练的，这个任务的主干 CNN 是由 ImageNet 分类任务的权重初始化的，之后针对区域建议任务进行微调。
- Faster-RCNN 检测器网络也是独立训练的，这个任务的主干 CNN 也是由那些来自针对 ImageNet 分类任务而训练的网络的权重初始化的，之后针对目标检测任务进行微调。RPN 的权重是固定的，并且由 RPN 生成的建议被用来训练 Faster-RCNN.
- 现在 RPN 被来自 Faster-RCNN 的权重初始化，然后只对区域建议任务进行微调。这次，位于 RPN 和检测器之间的共同层保持固定，只有那些对 RPN 独特的层被微调，这是最终的 RPN.
- Faster-RCNN 检测器再次利用新的 RPN 进行微调。再次，仅对检测器网络唯一的层进行了微调，而公共层权重是固定的。

六. 训练过程

将数据集以 VOC2007 格式呈现之后，均使用 VGG16 作为预训练模型进行训练。修改模型的参数以适应本次作业的数据集。

七. 对于遮挡问题的改进

作业使用 Soft NMS 算法来改进重叠遮挡问题的改进。Soft NMS 对密集物体检测的检测效果有一定的提升作用。

1. NMS

NMS 是在目标检测算法中必备的后续处理步骤，目的是用来去除重复框，也就是降低误检。NMS 算法的过程大概是：首先，根据检测框的分数对它们进行排序，分数最高的框 M 被选择，其它与框 M 重合度很高的框（依据事先定义好的一个法制）则被剔除。这个过程在剩下的框中递归地进行。

那么这种 NMS 算法会导致下图所示的问题：

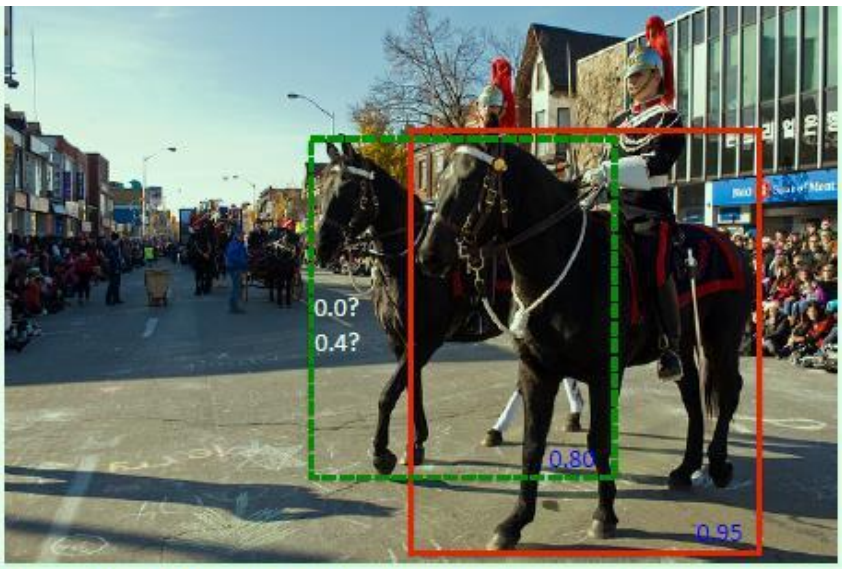


Figure 1. This image has two confident horse detections (shown in red and green) which have a score of 0.95 and 0.8 respectively. The green detection box has a significant overlap with the red one. Is it better to suppress the green box altogether and assign it a score of 0 or a slightly lower score of 0.4?

检测算法本应该输出两个框，但是传统的NMS算法可能会把分数较低的绿框过滤掉（如果绿框和红框的 IOU 大于设定的阈值就会被过滤掉），导致只检测出一个物体。

2. Soft NMS

可以看出 NMS 的过程有些粗暴，因为 NMS 直接将与被选择的 box 的 IOU 大于某个阈值的 box 的得分置零，于是有了 Soft NMS，该算法简单来说就是用一个稍低一点的分数来代替原有的分数，而不是直接置零。另外由于 Soft NMS 可以很方便地引入到目标检测算法中，不需要重新训练原有的模型，因此这是该算法的一大特点。

Soft NMS 算法过程是：输入为 B，S，Nt，含义如下图所示。集合 D 用来放最终的 box，在集合 B 非空的前提下，搜索集合 S 中数值最大的数，假设其下标为 m,那么 M 就是选择的框。将 M 与 D 集合合并，再循环集合 B 中的每个 box，这个时候就体现了与 NMS 的差别，如果是传统的 NMS 操作，那么当 B 中的 box bi 和 M 的 IOU 值大于阈值 Nt,那么就从 B 和 S 中去除该 box；如果是 Soft NMS，则对于 B 中的 box bi 也是先计算其和 M 的 IOU，然后该 IOU 值最为函数 f()的输入，最后和 bi 的分数 si 相乘作为最后该 bi 的分数。

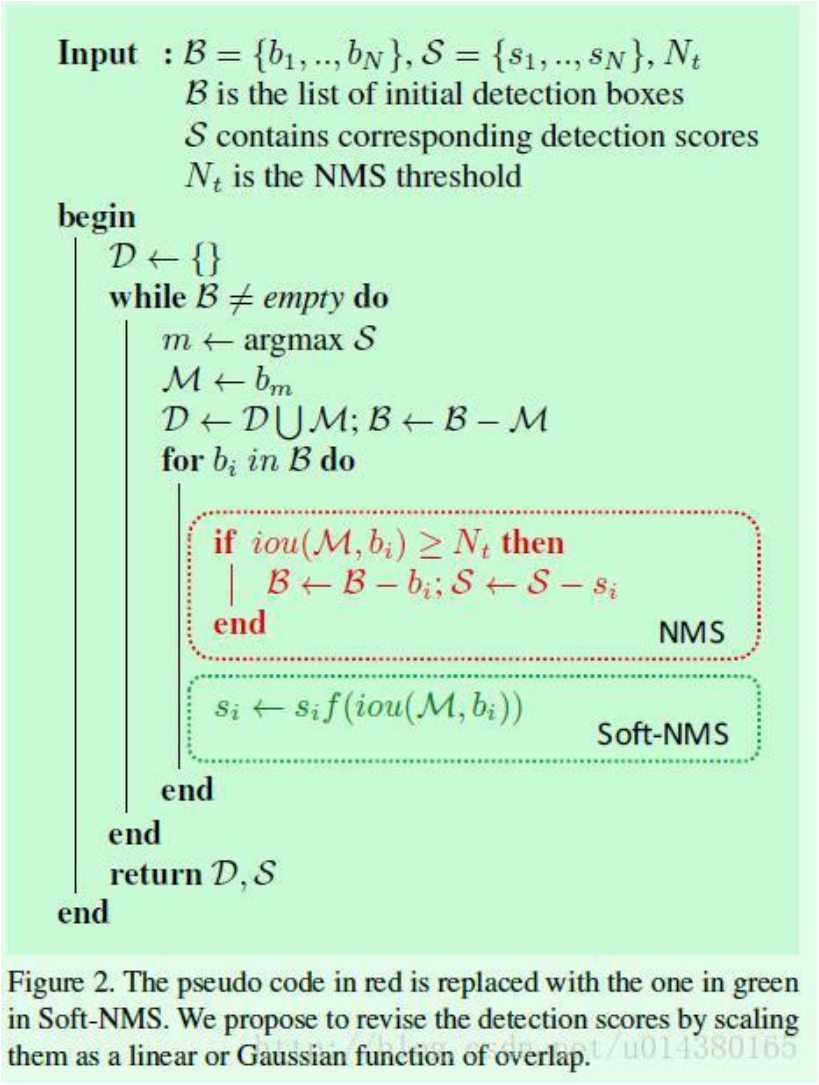


Figure 2. The pseudo code in red is replaced with the one in green in Soft-NMS. We propose to revise the detection scores by scaling them as a linear or Gaussian function of overlap.

接下来的重点就是如何确定函数 f()了。

对于传统的 NMS 算法可以用下面的式子表示：

$$s_i = \begin{cases} s_i, \text{iou}\left(\mathcal{M}, b_i\right) < N_t \\ 0, \text{iou}\left(\mathcal{M}, b_i\right) \geq N_t \end{cases}$$

为了改进这种粗暴的方法，并遵循 IOU 越大，得分越低的原则，就会想到下面的公式来表示 Soft NMS：

$$s_i = \begin{cases} s_i, & \text{iou}\left(\mathcal{M}, b_i\right) < N_t \\ s_i\left(1 - \text{iou}\left(\mathcal{M}, b_i\right)\right), & \text{iou}\left(\mathcal{M}, b_i\right) \geq N_t \end{cases}$$

但是上面这个公式是不连续的，这样会导致 box 集合中的分数出现断层，于是有下面的 Soft NMS 式子，也是最常用的式子：

$$s_i = s_i e^{-\frac{\text{iou}\left(\mathcal{M}, b_i\right)^2}{\sigma}}, \forall b_i \notin \mathcal{D}$$

这个式子能保证不存在重叠时没有惩罚，存在越高程度的重叠时，惩罚则越高。

八. 实验结果

1. SSD

AP for 带电芯充电宝 = 0.3351
AP for 不带电芯充电宝 = 0.2815
Mean AP = 0.3083
Results: 0.335 0.282 0.308

2. Faster-RCNN

AP for 带电芯充电宝 = 0.7647
AP for 不带电芯充电宝 = 0.7653
Mean AP = 0.7650
Results: 0.765 0.765 0.765

九. 模型对比

- SSD 训练速度更快, 但当速度并不是严格考虑的对象时, Faster-RCNN 要比 SSD 更好, 它的准确率要更高。
- SSD 同样也借鉴了 Faster-RCNN 的 Anchors 技术, 但由于不是在每个位置上的精调更适合实时的处理。同时其准确率要根据实际的应用来判断是否符合准确率的要求。
- 在实验过程中也发现, 图片的分别率能显著影响模型的准确率, 分辨率降低模型准确率能得到提高。