Machine Learning Final Project Proposal

● 隊名及組員

1. 隊名

NTU r07943107

2. 隊員

r07943107 徐晨皓 b03901013 江庭瑋 b04505028 林秀銓 b04505034 呂冠蓉

● 題目

RSNA Pneumonia Detection Challenge (DeepQ Challenge)

Problem Study

本問題旨在使用深度學習之方法,在一張給定的 X 光片中,偵測病患是否有肺炎 (Pneumonia)之徵兆。若辨識為此病患患有肺炎,則將此 X 光片標為有疾病,且需將有肺炎徵兆的區域以方框圈出;反之,若辨識為此病患無肺炎病症,則將此 X 光片標為正常。

此問題為物件辨識(object detection)的任務。目前最先進(state-of-the-art)的物件辨識技術有的 YOLO [1, 2, 3]、RCNN [4, 5, 6]與 RetinaNet [7]。以下簡介此三種技術。

YOLO (You Only Look Once) [1]的作法是將一張圖片分割成很多方格(grid cell),並對每一個方格進行預測,給出此方格對於每種 label 的信心指數(機率),在 network 最後一層,根據這些機率進行 bounding box 的圈選以及 label。YOLO 使用的 Activation function 除了最後一層是線性輸出外,其餘各層皆使用 leaky relu 作為 Activation function。Loss function方面,作者對於 grid cell 的分類錯誤以及 bounding box 的圈選錯誤都有特別的考量,如此一來的表現會比一般使用平方誤差和(squared-error sum) 還要好。在 2015年,YOLO 發表後,其團隊又再做進一步的改良,因此許多版本相繼被發表出來,如 YOLO9000 [2]、YOLOv2 [2]以及 YOLOv3 [3],在更多樣的影像類別中的辨識成功率獲得大幅提升。神經網路的效率也提高,不僅預測的時間減少,訓練時間也減少,準確率更高。

RCNN (Regions with CNN features)的概念是利用 CNN 的特徵提取(feature extraction) 與候選區域選擇(region proposal)來對影像進行分析,最後以邊界回歸(bounding-box regression)獲得圈選區域。SSP-Net [4]對於傳統 RCNN 的大量卷積(convolution)計算進行改良,提出空間金字塔池化 (Spatial Pyramid Pooling, SPP),將 SPP 層置於卷積層後減少大量卷積計算時間,此方法有效的加速傳統 RCNN 的測試速度約 24~102 倍。爾

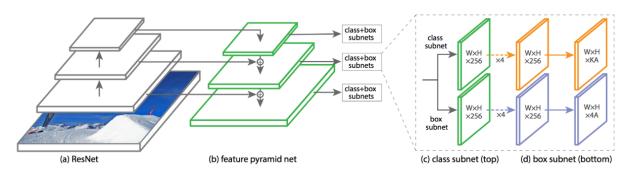
後,Fast-RCNN [5]與 Faster-RCNN [6]又相繼被提出,以解決 SPP-Net 的速度問題。Fast-RCNN 提出簡化版 ROI (region of interest)池化層,而不使用 SPP,使得網路能夠反向傳播(back propagation),進而使整體網路一起訓練。另外,Fast-RCNN 以 softmax 取代 SVM,又以 SmoothL1Loss 取代邊界回歸,最後以 SVD 加速全連通層(fully connected layer)。Faster-RCNN 進一步將候選框選取合併到神經網路中,使得使用者無需預先設定候選框,而是讓神經網路學習如何選取,這技術又進一步加速 Fast-RCNN。

RetinaNet 則是由 Facebook AI Research (FAIR) 於 2017 年提出的一種網絡架構[7],有 one-stage method 速度快的優勢,並用 Focal Loss (FL)這種新的損失函數解決了前景和背景比例極度不平衡而導致 loss function 來源大多被容易歸類的背景所佔據的問題,擁有高精確度 [9]。One-stage 方法少了如上述 RCNN 等 two-stage 方法中的 proposal stage,直接在 extracted feature map 上每個位置輸出分類結果。由下列公式可以看到,Focal Loss 在原先的 Cross Entropy (CE) 式子中新增一個 focusing parameter,控制 $\gamma > 0$ 即可大大降低背景的 loss 貢獻,使得 loss 集中在較難分類的前景上。

$$CE(p_t) = -\log(p_t)$$

$$FL(p_t) = -(1 - p_t)^{\gamma} \log(p_t)$$

RetinaNet 本身是由 ResNet、feature pyramid network (FPN)、class subnet、box subnet 四個子網路形成的。ResNet 先用 ImageNet 資料 pre-train 過,負責 feature extraction。FPN 作為 backbone,不同的 pyramid level 對應不同大小的 feature map 以處理各種大小物體的偵測。每一個 level 的 feature map 都接上 class 和 box subnet,皆為 CNN fully-connected network:前者使用 focal loss 作為損失函數,負責分類;後者負責找出 bounding box 位置及大小。下圖為 RetinaNet 結構示意圖 [9]。



Proposed Method

1. Data Preprocess

原始的圖片的尺寸為 1024x1024 之灰階圖片,然而我們認為這樣大尺寸的圖片中包含許多不重要且可忽略的訊息。因此我們先對原始的圖片做前處理,將圖片尺寸縮小為 256x256,這不僅使訓練過程更有效率,也沒有遺失太多重要資訊。另外,我們也會對圖片進行正規化(normalization)。

2. Network structure

我們所使用的 structure 為上文所提及的 RetinaNet,並預先載入 keras-retinanet 套件中 pretrain 好的 weights。在 loss function 方面,FPN 採用了 smooth L1 的方式,而分類的部份則採用 local Loss。至於 optimizer 方面我們先採用 sgd 的方法,預計之後會再試試其他的方式,如 adam 等等。另外,因為依照 hw3 的經驗,使用 image generator 可以有效提升預測的準確率,因此我們也會使用 image generator 來增加訓練的資料量。

References

- [1] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," In *CVPR*, 2015.
- [2] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLO9000: Better, faster, stronger," In CVPR, 2017.
- [3] J. Redmon and A. Farhadi. (2018). "YOLOv3: An incremental improvement." [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/1804.02767
- [4] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition," In *ECCV*, pages 346–361, 2014.
- [5] R. Girshick, "Fast R-CNN," In *ICCV*, 2015.
- [6] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks," In *NIPS*, 2015.
- [7] T.-Y. Lin, P. Goyal, R. Girshick, K. He, and P. Dollar, "Focal loss for dense object detection," In *ECCV*, 2017.
- [8] RCNN 介紹. https://blog.csdn.net/xyfengbo/article/details/70227173
- [9] 來自 FACEBOOK RESEARCH 物體偵測的最新進展:FOCAL LOSS FOR DENSE OBJECT DETECTION. https://data-sci.info/2017/08/10/%E4%BE%86%E8%87%AAfacebook-research%E7%89%A9%E9%AB%95%EF%BC%9Afocal-loss-dense-object-detection-2/