Lieg term of RPN loss function

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_{i} L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_{i} p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*).$$

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

다른점 파라미터화(?)가 한 다게 거쳐서 진행

regressor 이 출크리이 tx 일ICH,
Xa, Wa 를 Px, Pw로 바꾸! 보면 동일함을 알수있음.

$$t_{x} = (x - P_{x}) / P_{w}$$

$$x = t_{x} \cdot P_{w} + P_{x}$$

$$\hat{G}_{x} = t_{x} \cdot P_{w} + P_{x} \rightarrow R - (NN) = 1$$

$$E_{1} = \frac{1}{2} = 1$$

$$E_{2} = \frac{1}{2} = 1$$

그런 Anhor 별로 타습산다는 여기는 어디서 ??

기존 R-(NN , fast R-(NN 의 teghessor 를 살펴보면 클래스 버릴로

regressor 기- 나가서 존재하는 분 , 6분재 Proposal 이렇어이 어떻게 생긴 모양이는 이에 대한 최저의 군사값을 한귀하도록 설계되어 있다.

R-CNN, Fast R-CNN

```
teglessor 1 → tx

reglessor 2 → ty

Proposed

reglessor 3 → tw

reglessor 4 → th

class 7

reglessor 1

reglessor 2

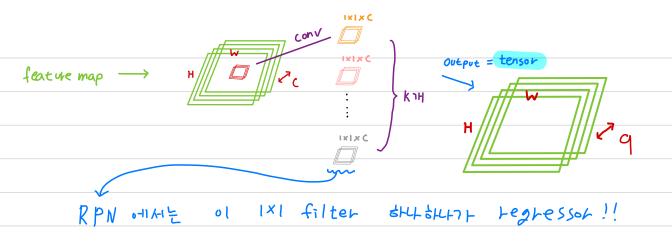
reglessor 3

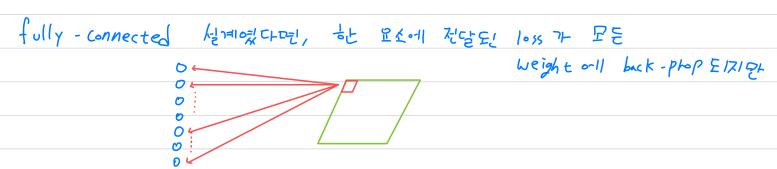
reglessor 4
```

이 어디에 어떤 생김사는 구별을 짓지 않음.

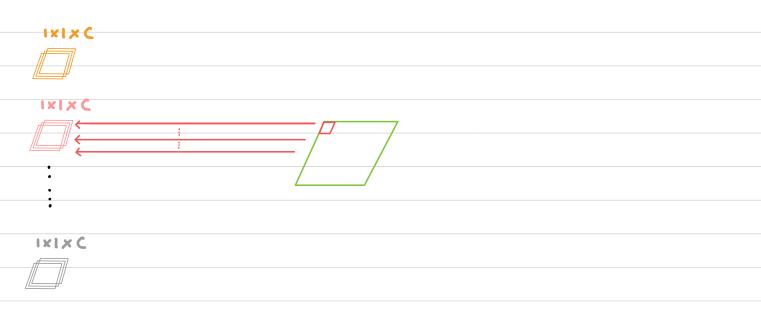
의 이를 비꾸(亚 하는 사이크 다양한 생김/내의 Proposal 071 대해 가장치를 공유하다 학습한다고 함 수 있음!

능 F지만 RPN의 regressor는 별개 학습이 가능하도록





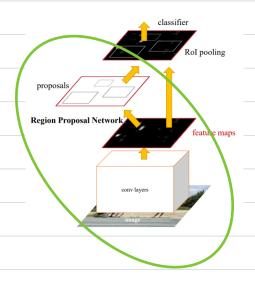
fully - convoluntional 이기에 해당 필터메만 생기건달.



HOW RPN and Detector share feature maps?

4-step alternating training

step 1.



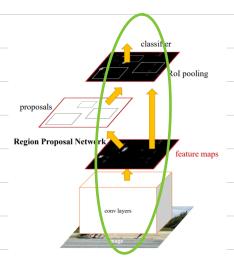
RPN IN HELLIN.

Pretrained Imagenet network 로 초기호ト하더 (VG616, ZF)

RPN & end-to-end tot

이œ서 하였 backbone 을 Mo 라 하자.

step.2

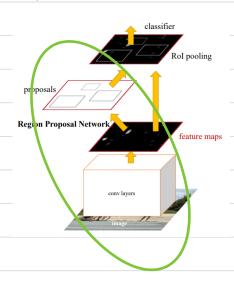


Detector Ith 학습단계.

1 차로 하습되 RPN 으로 부터 이미지를 Mo 에 네 클러딘 tegional - Phoposal 만 축출

Detector 또한 마찬가지로 Prethained weight로 코기티-라이 위에서 추출한 ROI를 참고하여 end-to-end 로 하습.

Step 2. 까지는 feature map 을 공유하고 안들으의 이따나 하셨는! backbone (feature - extractor)을 MI 이라하자. Step 3.

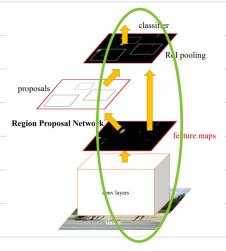


RPN 2 1 th & ELTI.

이번에는 RPN의 feature-extractor 를 MI으로 함하.

마찬가지로 end-to-end training 을 진합하는데
backbone (MI) 은 고정시키고 3×3 conv 라
IXI conv filter 들만 갱신하다.
이 단데부터 feature map을 공유하기 도니다.

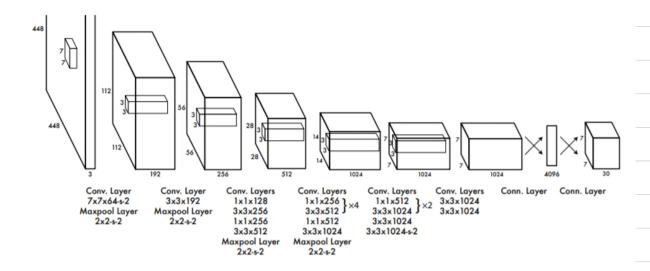
Step 4.



Detector 2차 학습 단계에서 메지막 단계

Step 3 의 결과 가중치 그대로 가져와 Detector 를 end-to-end 학습산다. 이따서 backbone 이나 RPN 은 고장시키고 오직 Detector 마 튜닝라다.

Yolo vi 맛보기



생각보다 빌게 없고, 생각보다 깐깐하다.

기존의 R- 파티밀리들은 "object dection" task 를

feature map -> ROI - classification

regression

게임 multi-task 로 접근했지만

Yolo = 739

 이라는 Single-regression 문제로 제근 하였다.