

### Brief intro to YOLO Models

Sang Yup Lee

# 1

### [참고] 향후 일정

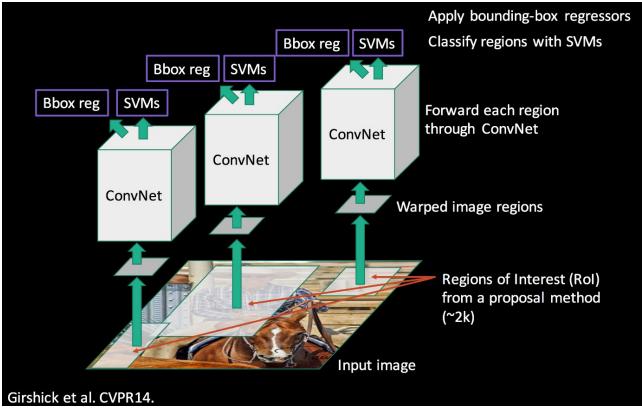
- Week15 (12/11, 자율학습기간)
  - 수업 진행
- Week16 (12/18, 기말시험기간)
  - 수업 없음
- 기말 프로젝트
  - 제출: 12/19(화) 자정
  - 평가: 12/20, 21

- SSD
  - Single stage detector
  - Backbone: VGG-Net
  - 6개의 feature map 사용
    - Multi-scale detection
  - Anchor box 사용
    - 각 셀마다 4개 또는 6개
    - 각 AB에 대해 4개의 좌표값과 21개의 클래스 확률값 출력 (백그라운드 클래스 포함)
  - Hard negative sampling
    - Pos boxes : Neg boxes = 1:3
  - 비용함수
    - 교차 엔트로피 + Smooth L1 loss
  - Non-maximum suppression

- R-CNN models
  - Two stage detectors
- R-CNN
  - Region proposal: selective search
    - 2000 개
  - Feature extraction: AlexNet
  - Object detection
    - Classification: SVMs
    - Regression: Linear regression models

### **R-CNN**

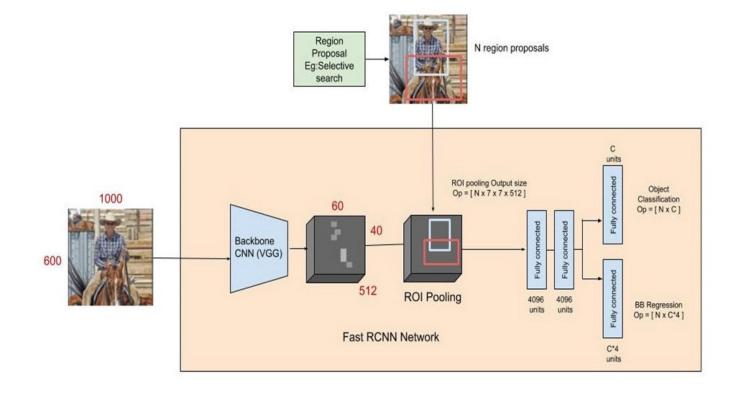
#### ■ 전체적 구조





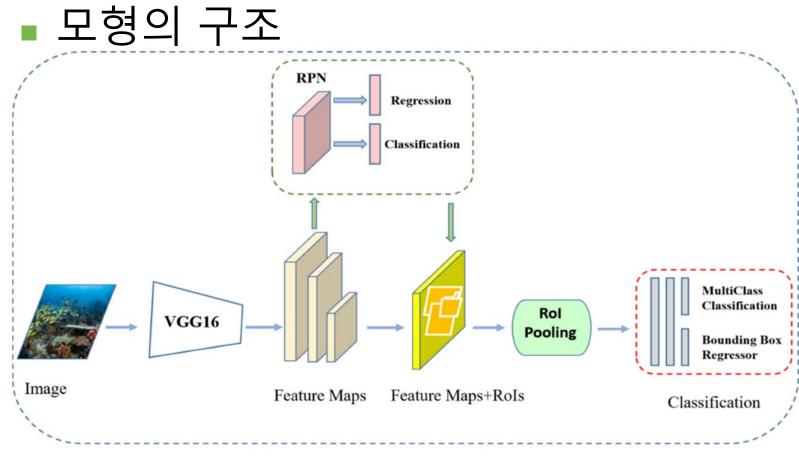
- Fast R-CNN
  - Feature extraction을 한 번만 수행
  - 이미지에 대해 selective search 를 적용하여 RoIs 추출하고 이를 feature map 에 매핑
  - RoI pooling 을 사용하여 고정된 크기의 특성 벡터 추출
  - Fully connected layer를 사용하여 classification과 localization 수행

Fast R-CNN

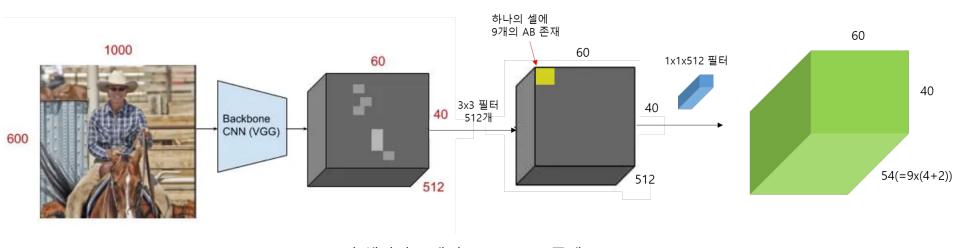




- Faster R-CNN
  - 모형의 구조
    - RPN (Region proposal networks) + Fast R-CNN
  - 주요 단계
    - 단계1: Region proposal network ⇒ ROIs 추출
    - 단계2: 각 ROI에 대해서 Fast R-CNN을 이용해서 classification 과 localization 작업 수행



#### ■ RPN의 구조



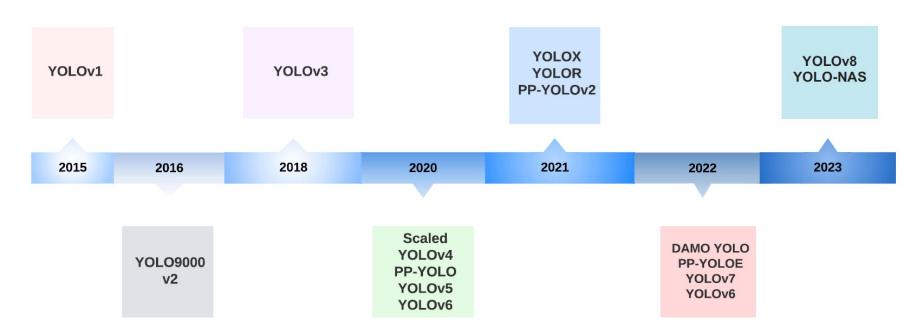
- 각 셀마다 9 개의 anchor box 존재
- 각 AB에 대해서 4개의 좌표 (정확하게는 두 개의 중심 좌표와 너비, 높이)와 2 개의 objectness scores 출력 (즉, 물체가 있을 확률과 없을 확률)



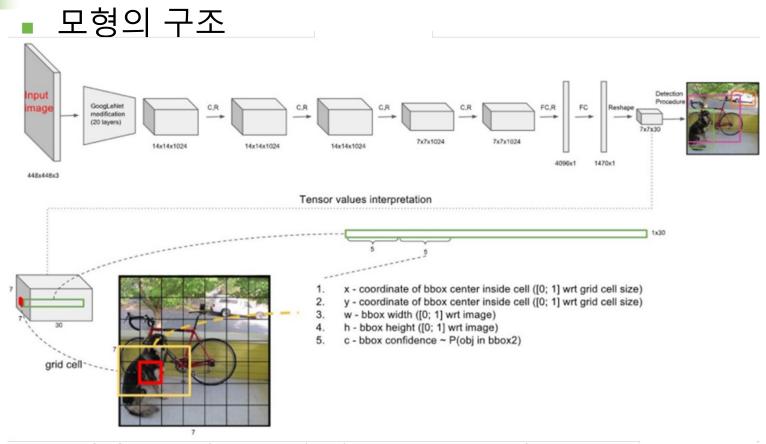
### **YOLO**

## YOLO (You Only Look Once) models

#### Timeline



<source: Terven, J., & Cordova-Esparza, D. A comprehensive review of YOLO: From YOLOv1 and beyond. arXiv 2023. arXiv preprint arXiv:2304.00501.>



Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 779-788).



#### ■ 주요 특성

- InceptionNet을 이용해서 7x7x1024 형태의 feature map 생성 (7x7 셀 존재)
- 하나의 셀이 하나의 객체 탐지
- 하나의 셀이 두 개의 후보 bounding box를 예측
  - 이는 anchor box는 아님
  - 각 bounding box에 대해 좌표와 confidence score를 계산
  - 이 중 confidence score가 높은 상자를 책임 상자로 간주
- 하나의 셀에 대해서 물체가 각 클래스에 속할 확률 계산

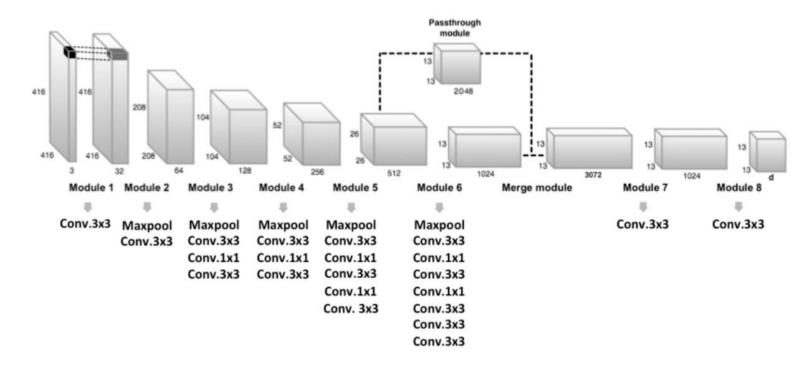
- 학습
  - PASCAL VOC 데이터셋 사용
- 비용함수

$$\begin{split} \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[ \left( x_i - \hat{x}_i \right)^2 + \left( y_i - \hat{y}_i \right)^2 \right] \\ + \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[ \left( \sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i} \right)^2 + \left( \sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i} \right)^2 \right] \\ + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left( C_i - \hat{C}_i \right)^2 \\ + \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{noobj}} \left( C_i - \hat{C}_i \right)^2 \\ + \sum_{i=0}^{S^2} \mathbb{1}_{i}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} \left( p_i(c) - \hat{p}_i(c) \right)^2 \end{split}$$

### ■성능

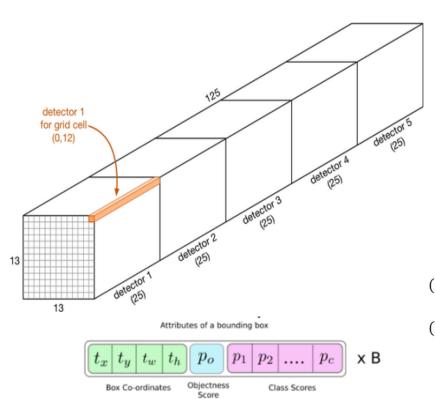
Real-Time Detectors	Train	mAP	FPS
100Hz DPM [31]	2007	16.0	100
30Hz DPM [31]	2007	26.1	30
Fast YOLO	2007+2012	52.7	155
YOLO	2007+2012	63.4	45
Less Than Real-Time			
Fastest DPM [38]	2007	30.4	15
R-CNN Minus R [20]	2007	53.5	6
Fast R-CNN [14]	2007+2012	70.0	0.5
Faster R-CNN VGG-16[28]	2007+2012	73.2	7
Faster R-CNN ZF [28]	2007+2012	62.1	18
YOLO VGG-16	2007+2012	66.4	21

#### ■ 모형의 구조

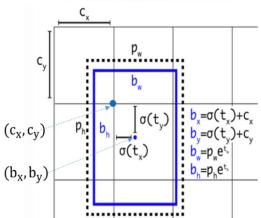


- 주요 특성
  - Anchor box 사용
    - 각 셀마다 5개 AB 사용
    - AB 형태를 결정하기 위해 군집화 방법 (K-Means) 사용
  - PassThrough module 사용
    - Skip connection 과 유사
    - 작은 물체를 더 잘 찾기 위해서
  - Feature extractor
    - Darknet-19 사용
  - Multi-Scale Training
    - 학습시 10 회 배치 마다 입력 이미지 크기를 320 부터 608 까지 동적으로 변경 (32 의 배수로 설정)

Anchor box 별 예측: AB 당 25개의 값 예측



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

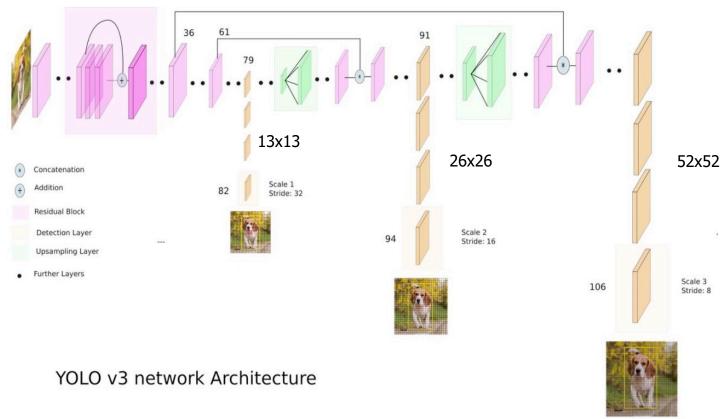


(pw,ph): anchor box size
(tx,ty,tw,th): 모델 예측값
(bx,by), (bw,bh): 예 측 BB
의 중심좌표와 너비 & 높이

#### ■ 성능

Detection Frameworks	Train	mAP	FPS
Fast R-CNN [5]	2007+2012	70.0	0.5
Faster R-CNN VGG-16[15]	2007+2012	73.2	7
Faster R-CNN ResNet[6]	2007+2012	76.4	5
YOLO [14]	2007+2012	63.4	45
SSD300 [11]	2007+2012	74.3	46
SSD500 [11]	2007+2012	76.8	19
YOLOv2 288 × 288	2007+2012	69.0	91
YOLOv2 $352 \times 352$	2007+2012	73.7	81
YOLOv2 $416 \times 416$	2007+2012	76.8	67
$YOLOv2 480 \times 480$	2007+2012	77.8	59
YOLOv2 $544 \times 544$	2007+2012	<b>78.6</b>	40

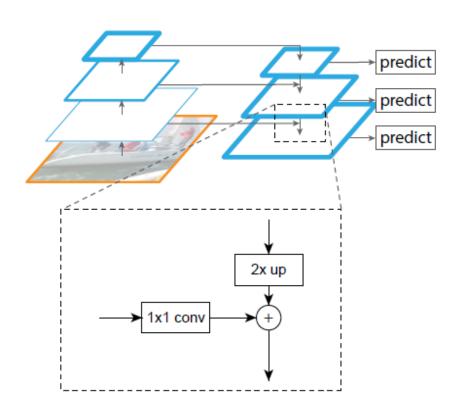
#### ■ 모형의 구조





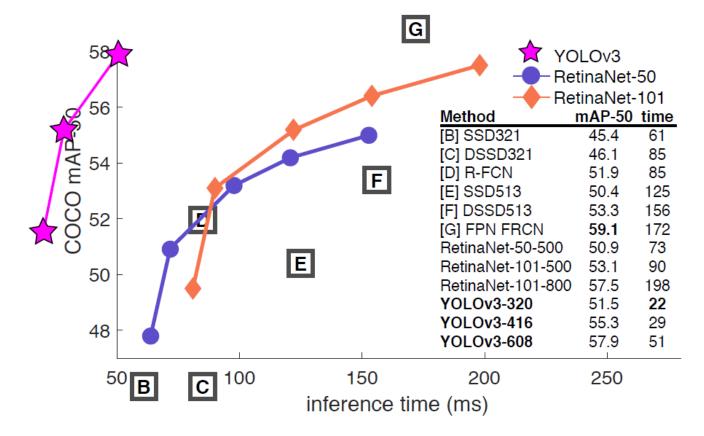
- 주요 특징
  - 3개의 feature map을 이용해서 detection 수행
    - Feature pyramid network 구조를 적용
    - 13x13, 26x26, 52x52 각 feature map에 대한 object detection 작업, 즉, loss 함수를 계산함
  - Darknet-53을 backbone으로 사용
    - ResNet을 개선한 방법

#### Feature pyramid network



Lin, T. Y., Dollár, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B., & Belongie, S. (2017). Feature pyramid networks for object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 2117-2125).

성능



### Summary

항목	V1	V2	V3
원본 이미지 크기	446 X 446	416 X 416	416 X 416
Feature Extractor	Inception 변형	Darknet 19	Darknet 53
Grid당 Anchor Box 수	2개(anchor box는 아님)	5개	Output Feature Map당 3개 서로 다른 크기와 스케일로 총 9개
Anchor box 결정 방법		K-Means Clustering	K-Means Clustering
Output Feature Map 크기 (Depth 제외)	7 x 7	13 x 13	13 x13, 26 X 26, 52X52 3개의 Feature Map 사용
Feature Map Scaling 기법			FPN(Feature Pyramid Network)



## **Q & A**