

Notice

이 교육과정은 교육부 '성인학습자 역량 강화 교육콘텐츠 개발 ' 사업의 일환으로써 교육부로부터 예산을 지원 받아 고려사이버대학교가 개발하여 운영하고 있습니다. 제공하는 강좌 및 학습에 따르는 모든 산출물의 적작권은 교육부, 한국교육학술정보원, 한국원격대학협의외와 고려사이버대학교가 공동 소유하고 있습니다.

THINKING 생각해보기

Receptive Field

- 입력 이미지에 3×3의 컨볼루션을 수행합니다. 첫 번째 컨볼루션 레이어의 한 점은 이미지의 3×3영역에 해당합니다. Feature의 영역에 영향을 미치는 이미지의 영역을 receptive field라고 합니다.
- 두 번째 3×3 컨볼루션 레이어를 추가합니다.
 이 때 두번째 컨볼루션 레이어의 한 점에 해당하는 receptive field의 넓이는 얼마일까요?
 레이어를 더 증가시킬 경우에 대해서도 생각해 봅시다.

학습목표

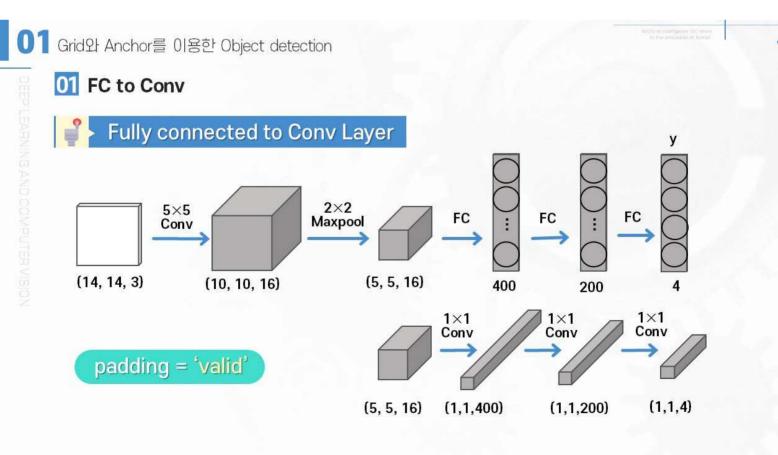
GOALS

- 1 완전 연결 레이어를 컨볼루션 레이어로 변경할 수 있다.
- ② Grid와 Anchor를 이용한 객체 탐지의 원리를 설명할 수 있다.
- 3 YOLO를 이용해 객체탐지를 실행할 수 있다.

1 Grid와 Anchor를 이용한 Object detection
2 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개
3 객체 탐지 실습

학습내용

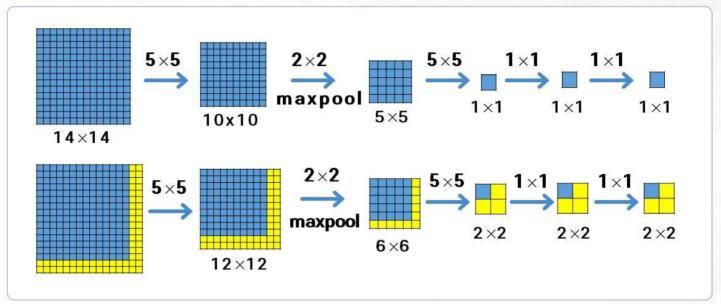




01 FC to Conv



다른 크기의 입력에 대한 Conv Layer



O1 Grid와 Anchor를 이용한 Object detection



01 FC to Conv



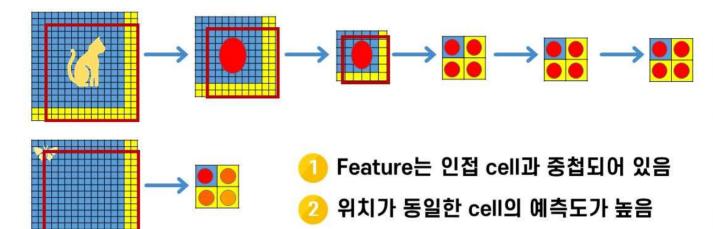
다른 크기의 입력에 대한 Conv Layer

- 두 네트워크는 동일함 (파라메터 수 동일)
- 입력, 출력의 width, height만 다름





Feature is overlapped

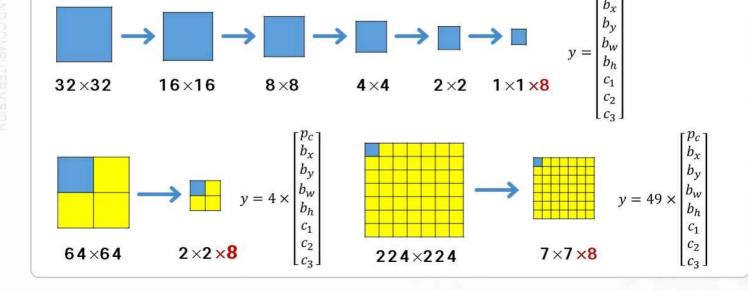








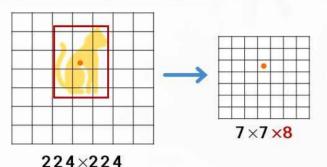
YOLO grid

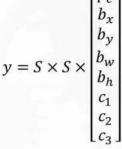


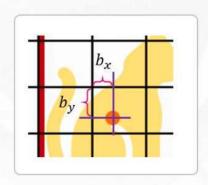




학습 시 cell의 지정







- ▶ 학습 시 center의 위치에 해당하는 cell에 결과를 입력 추론 시에는 학습된 cell 쪽에 결과가 도출될 확률이 높아짐
- \blacktriangleright center의 좌표값 b_x , b_y 는 Grid 좌상단 좌표의 offset으로 입력 Grid내의 cell의 위치에 상대적으로 학습하게 됨으로서, 이동 대칭성 확보

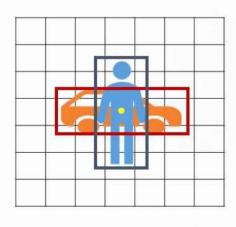
● Grid와 Anchor를 이용한 Object detection



03 Anchor

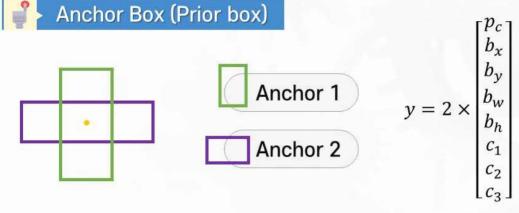


한 cell 내의 복수 객체<u>의 인식</u>

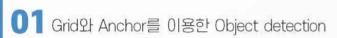


- ▶ 한 cell의 출력 결과가 1개일 경우, 복수의 중첩된 객체의 감지가 불가능
 - ▶ Anchor box를 도입하여. 복수의 출력을 가늠하게 함

03 Anchor

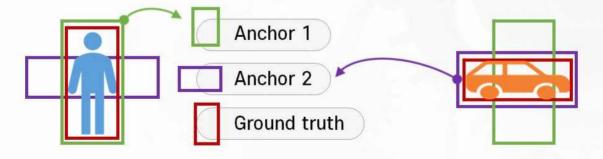


- ▶ 미리 전체 이미지의 크기에 따라 object가 많은 형태의 Anchor를 선정 이 예제에서는 Anchor box를 총 2개 설정
- ♣ Anchor box의 수 만큼 결과를 증가
 8 개의 결과x2 만큼 한 cell의 출력 결과의 텐서 수가 증가



03 Anchor





▶ Ground truth와 Anchor의 IoU가 최대인 Anchor에 해당하는 곳으로 학습 데이터를 입력

사람인 경우 Anchor 1쪽이 IoU가 \Rightarrow 첫 번째 결과쪽으로 입력 자동차인 경우 Anchor 2쪽이 IoU가 \Rightarrow 두 번째 결과쪽으로 입력

03 Anchor

Anchor Box에 따른 출력 텐서의 수

$$y = 7 \times 7 \times 2 \times \begin{bmatrix} p_c \\ b_x \\ b_y \\ b_h \\ c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}$$

$$y = S \times S \times A \times \begin{bmatrix} p_c \\ b_x \\ b_y \\ b_w \\ b_h \\ c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ \dots \end{bmatrix}$$

▶ 총 출력텐서의 수 grid의 cell수(S×S) × Anchor 수(A) × (5+클래스 수)

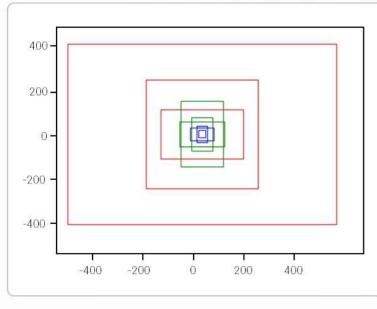
cell = 7×7, Anchor = 2개, class = 3인 경우 7×7×2×(5+3) = 784 cell = 19×19, Anchor = 9개, class = 80인 경우 19×19×9×(5+80) = 276165

● Grid와 Anchor를 이용한 Object detection

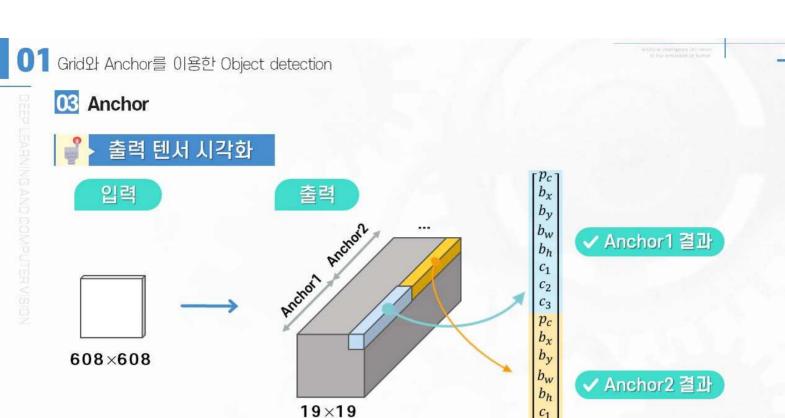
03 Anchor



Default anchor boxes



- ▶ K-means clustering를 통하여 사전에 분류
 - 통상적인 사용은 이것으로도 OK!
 - custom한 객체를 학습할 때, 학습데이터의 bounding box로부터 간단히 계산 가늠
 - Small, medium, large 크기로 3개씩



Grid의 크기 = 이미지 크기

 $\begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}$





O1 Grid와 Anchor를 이용한 Object detection



04 YOLO



YOLO – the algorithm

Full ConNet

Grid 2 Anchor

Non Max Suppression

이미지부터, 분류 및 Boudning box regression 別以 전체 네트워크를 CNN으로 구성하여 학습



O1 Grid와 Anchor를 이용한 Object detection





YOLO – the algorithm

Full ConNet

Grid9 Anchor

Non Max Suppression

한 번의 CNN으로 추론 도출 Grid와 cell별 anchor로 분류 결과 및 bounding box 결과를 출력

04 YOLO



YOLO – the algorithm

Full ConNet

Grid 2 Anchor

Non Max Suppression

최종 출력 텐서에 NMS를 적용하여 중복된 box들 중 높은 confidence score만 선택

O1 Grid와 Anchor를 이용한 Object detection

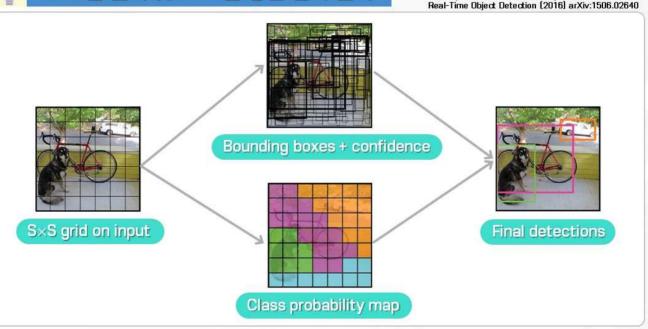


04 YOLO



Grid별 출력 및 NMS를 통한 결과 출력

Joseph Redmon et.al You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection (2016) arXiv:1506.02640







YOLO – You only look once (2016~2019)

- 2016년 YOLO 발표 (J. Redmon) 높은 점능과 빠른 속도로 주목받음 v2, 9000 (2016) | v3 (2018)
- 2020년 v4 (A. Bochkovskiy) Single GPU에서 실시간 감지 가늠
- 선행연구의 핵심 기술요소들 반영 독참적이면서도, 다른 선햄 연구들의 잠점을 지속적으로 반염 중

O1 Grid와 Anchor를 이용한 Object detection



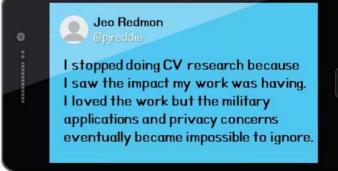


YOLO - You only look once (2016~2019)



"어렵고 다른 사람들이 대신 해 줄 것이기 때문에. 우리의 일에 대한 사회적 영향에 대해 생각할 필요가 없다는 것은 정말 잘못된 논리이다."

- Joseph Redmon



본문 출처 : Joseph Redmon 트위터 계정



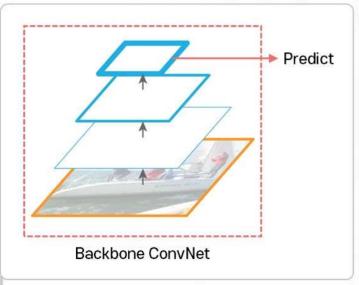
02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개



01 Backbone



Backbone network



이미지 출처 : Tsung-Yi Lin et.al Pyramid Networks for Object Detection (2017) arXiv:1612.03144

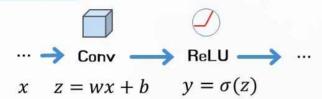
Backbone이란?

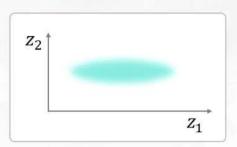
- CNN classifier에서 최종 FC레이어를 제외한 특징 추출 부분
- Object detection에서는 여러 가지 backbone 활용 가능
- 성능과 속도를 고려하여 적합한 네트워크를 선점
- YOLOv 4의 경우에는 CSPDarknet52를 주로 사용



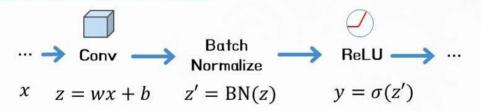
Batch normalization 이란? – 레이어의 출력값에 대한 정규화

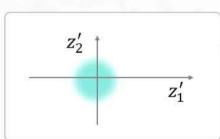
기존





Batch Normalization





02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개

01 Backbone



Batch normalization

$$\mu = \frac{1}{n} \sum z_i$$
 학습 데이터의 평균 $\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum (z_i - \mu)^2$ 학습 데이터의 분산

$$\hat{z} = \frac{z - \mu}{\sqrt{\sigma^2}}$$
 점규화

$$BN(z) \equiv \gamma \hat{z} + \beta$$
 Scale and shift (선형 변환)



Batch normalization

- 학습 시 평균 및 분산 계산
 - 학습 데이터 batch에서 계산
 - 실햄(inference)시에는 학습되어 있는평균과 분산을 이용
 - non-trainable param = channle $\div \times 2$
- γ 와 β 는 학습 파라메터
 - Conv channel별로 공통 파라메터
 - params = channel + 2
- 立山
 - 학습 속도 및 섬늠 햠삼
 - Overfitting 밤지

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개

01 Backbone

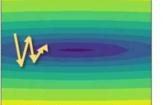


Batch normalization

$$\mu = \frac{1}{n} \sum z_i$$

학습 데이터의 평균

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum (z_i - \mu)^2$$
 학습 데이터의 분산



배치 정규화에 따른 손실함수의 변화

$$\hat{z} = \frac{z - \mu}{\sqrt{\sigma^2}}$$

정규화

$$BN(z) \equiv \gamma \hat{z} + \beta$$

Scale and shift (선형 변환)





Batch normalization code

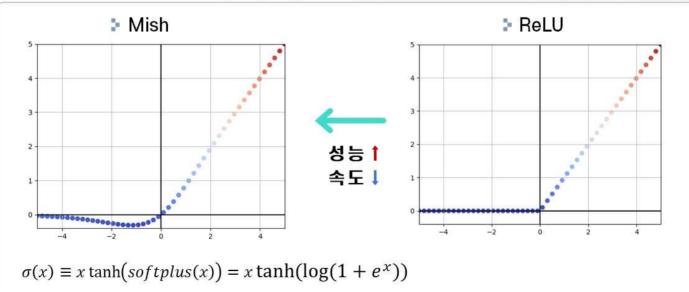
```
from tensorflow.keras.layers import Conv2D
from tensorflow.keras.layers import BatchNormalization, Activation
# 기존
Conv2D(64, (3,3), activation='relu'),
# 기존과 동일 코드
Conv2D(64, (3,3)),
Activation('relu'),
# Batch Normalization
Conv2D(64, (3,3)),
BatchNormalization(),
Activation('relu'),
```

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개

01 Backbone



Mish activation function (2020)





Mish Keras implementation

```
from tensorflow.keras.layers import Layer
from tensorflow.keras import backend as K
class Mish(Layer):
 def __init__(self, **kwargs):
   super(Mish, self).__init__(**kwargs)
   self.supports_masking = True
 def call(self, inputs):
   return inputs * K.tanh(K.softplus(inputs))
 def get config(self):
   config = super(Mish, self).get_config()
   return config
 def compute_output_shape(self, input_shape):
   return input_shape
```

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개

01 Backbone



darknet backbone



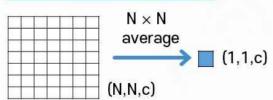
YOLO v1 - VGG-19



YOLO v2 - Darknet-19

- vgg-19와 유사
- 1×1 conv를 활용하여 속도와 섬늠 개선
- Global average pooling 사용

Global average pooling



Type	Filters	Size/Stride	Output
Convolutional	32	3×3	224×224
Maxpool	155.3-5	$2 \times 2/2$	112×112
Convolutional	64	3×3	112×112
Maxpool	5547	$2 \times 2/2$	56×56
Convolutional	128	3×3	56×56
Convolutional	64	1×1	56×56
Convolutional	128	3×3	56×56
Maxpool		$2 \times 2/2$	28×28
Convolutional	256	3×3	28×28
Convolutional	128	1×1	28×28
Convolutional	256	3×3	28×28
Maxpool	20420304	$2 \times 2/2$	14×14
Convolutional	512	3×3	14×14
Convolutional	256	1×1	14×14
Convolutional	512	3×3	14×14
Convolutional	256	1×1	14×14
Convolutional	512	3×3	14×14
Maxpool		$2 \times 2/2$	7 × 7
Convolutional	1024	3×3	7 × 7
Convolutional	512	1×1	7 × 7
Convolutional	1024	3×3	7 × 7
Convolutional	512	1×1	7×7
Convolutional	1024	3×3	7 × 7
Convolutional	1000	1 × 1	7 × 7
Avgpool Softmax		Global	1000

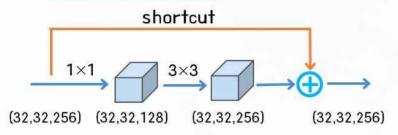
YOLO9000: Better, Faster, Stronger (2016) arXiv:1612.08242

darknet backbone

3 YOLO v3 - Darknet-53

- resnet과 비슷한 skip connection 도입
- layer수 증가에 따른 성능 향상

darknet Resblock



-	Type	Filters	Size	Output
	Convolutional	32	3×3	256×256
	Convolutional	64	$3 \times 3/2$	128 × 128
	Convolutional	32	1 × 1	
1×	Convolutional	64	3×3	
	Residual			128 × 128
	Convolutional	128	$3 \times 3/2$	64×64
	Convolutional	64	1 x 1	
2×	Convolutional	128	3×3	
	Residual			64×64
	Convolutional	256	$3 \times 3/2$	32×32
	Convolutional	128	1 x 1	
8×	Convolutional	256	3×3	
	Residual			32×32
	Convolutional	512	$3 \times 3/2$	16 × 16
	Convolutional	256	1 × 1	
8×	Convolutional	512	3×3	
	Residual			16 × 16
	Convolutional	1024	3×3/2	8 × 8
	Convolutional	512	1 x 1	
4×	Convolutional	1024	3×3	
	Residual			8 × 8
	Avgpool		Global	
	Connected Softmax		1000	

이미지 출처 : https://arxiv.org/pdf/1804.02767.pdf

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개

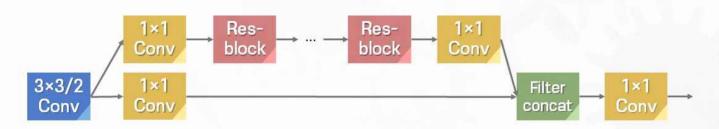
01 Backbone

darknet backbone

YOLO v4 – CSPdarknet-53

- Cross stage partial network 도입
- layer수 증가에 따른 성능 향상

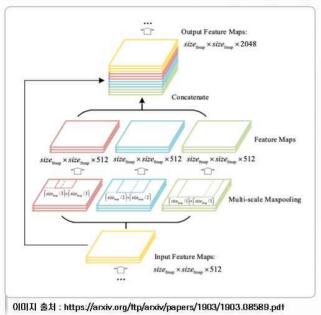
Cross Stage Partial Network







SPP (Spatial Pyramid Pooling)



NIN(network in network) 业 유사

- Inception module처럼 다양한 크기 도입
- 13×13 , 9×9 , 5×5 , 1×1 maxpooling (not the Conv)
- stride=1 같은 W×H 출력
- backbone 다음 레이어로 사용

SPP의 효과

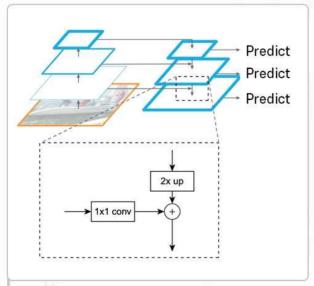
- 여러 scale의 feature를 detection에 전달
- 보다 다양한 크기의 감지에 유용
- COCO 기준 2.7% 성능(AP50) 향상

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개





Feature Pyramid Network (FPN)



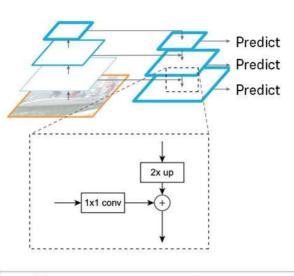
이미지 출처 : Tsung-Yi Lin et.al Feature Pyramid Networks for Object Detection (2017) arXiv:1612.03144

FPN이란?

backbone 9 최종레이어 및 사이즈 변경 직전의 feature layer들을 가지고 복수의 detection 수행



Feature Pyramid Network (FPN)



이미지 출처 : Tsung-Yi Lin et.al Feature Pyramid Networks for Object Detection [2017] arXiv:1612.03144

레이어 별로 다른 크기의 감지

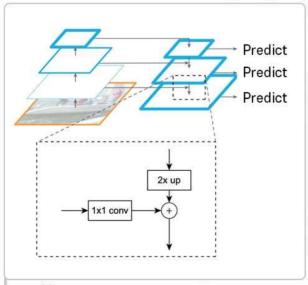
- 최종 레이어: 모든 정제된 feature + 대략적 위치
- 중간 레이어: 덜 정제된 feature + 상세 위치

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개





Feature Pyramid Network (FPN)



이미지 출처 : Tsung-Yi Lin et.al Feature Pyramid Networks for Object Detection [2017] arXiv:1612.03144

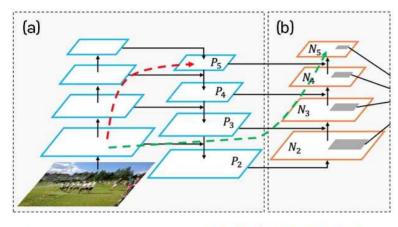
3) 중간 레이어의 feature를 보강

상위 레이어의 feature를 up-sample하여 더하기

(YOLO의 경우: concatenate)



Path Aggregation Network



▶ FPN의 Layer들을 다시 역방향으로 더하거나 concatenate(YOLO의경우)하여 최종 head로 전달

이미지 출처: https://arxiv.org/pdf/1803.01534.pdf, https://arxiv.org/pdf/1911.09070.pdf

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개





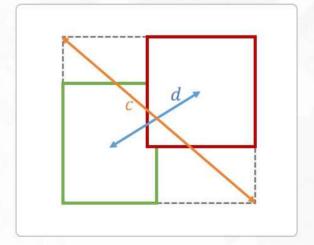
DIoU (distance-loU)

IoU as Loss function

$$L_{IoU} = 1 - IoU$$

Distance-IoU Loss

$$L_{DIoU} = L_{IoU} + \frac{\left(\hat{b}_x - b_x\right)^2 + \left(\hat{b}_y - b_y\right)^2}{c^2}$$







CloU (Complete-loU)

Complete-IoU Loss

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\tan^{-1} \frac{\widehat{w}}{\widehat{h}} - \tan^{-1} \frac{w}{h} \right)^2$$

Aspect ratio의 차이를 0~1 사이로 정규화

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IoU) + v}$$

loU가 작을 때에는 가중치를 적게 만듦

$$L_{CIoU} = L_{DIoU} + \alpha v$$

loU Loss와 비교해서 성능 향상

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개



03 Loss



Loss Function

Box Loss

$$\lambda_{scale} = 2 - \frac{w_{GT} h_{GT}}{w_{input} h_{input}}$$

$$L_{box} = \sum 1^{obj} \lambda_{scale} L_{CIoU}$$
 = $\sum \lambda_{scale} L_{CIoU}$ for Obj=1

Class Loss

$$L_{class} = \sum 1^{obj} \sum H$$
 = $\sum \sum H$ for Obj=1 ($\sum H$: sum of binary cross entropy)



Loss Function

Confidence Loss

$$\begin{split} L_{conf}^{obj} &= \sum 1^{obj} \cdot -\log \hat{p}_c \\ &= \sum -\log \hat{p}_c \end{split} \tag{for Obj=1}$$

$$\begin{split} L_{conf}^{noobj} &= \sum 1^{noobj} \cdot -\log(1-\hat{p}_c) \\ &= \sum -\log(1-\hat{p}_c) \\ &\quad \text{(for Obj=0 and max_iou$$

Total Loss

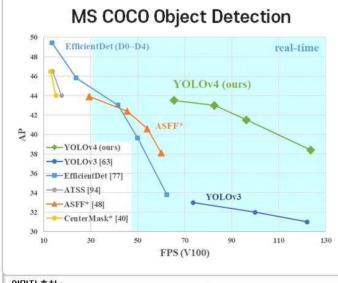
$$L = L_{box} + L_{class} + L_{conf}^{obj} + L_{conf}^{noobj} \label{eq:loss}$$

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개

04 EfficientDet



YOLO의 성능



이미지 출처 :

⋂ 빠른 실행 속도

- 적절한 성능 대비 높은 수행 속도
- Single GPU에서 실시간 동영상 지원, 일반 개발자들이 사용하기에 적절
- 가잠 높은 성능을 원한다면 EfficientDet 등을 추천

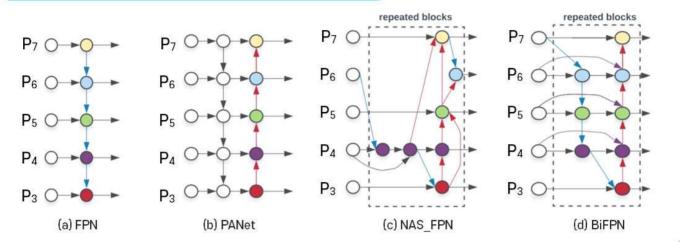
모바일 대응

- OpenCV 등 지원
- Yolo tiny

04 EfficientDet

EfficientDet – Feature network design

AutoML의 방법론을 Object detection에 적용



이미지 출처 Mingxing Tan et. al EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection (2019) arXiv:1911.09070

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개

Anthony intelligence (All return



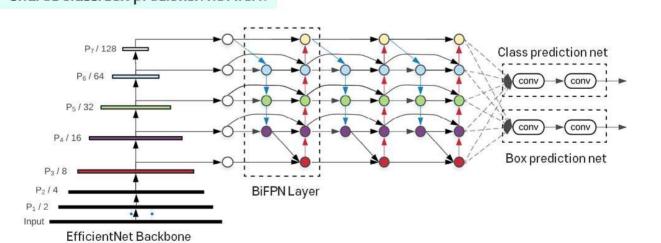
04 EfficientDet



EfficientDet - Architecture

Mingxing Tan et. Al EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection (2019) arXiv:1911.09070

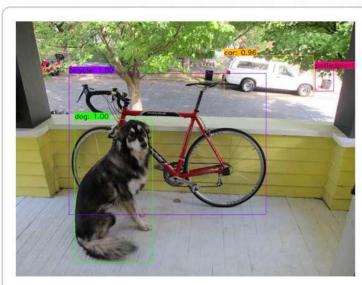
Backbone - EfficientNet, Feature network -BiFPN shared class/box prediction network







Object detection 실행 결과



▶ Pascal VOC 2012 학습 결과

원본 이미지 출처 : https://github.com/AlexeyAB/darknet.git

02 YOLO의 상세 구성요소와 EfficientDet 소개





Object detection 실행 결과













이미지 출처 : Pascal VOC dataset





Object detection 실행 결과



- 1 거리 영상 Pascal VOC 2012로학습
- 2 **강아지 영상** COCO로학습 (YOLOv+의 사전 학습)

동영상 원본 출처 : Youtube German Korb - No copyright Youtube CHANNEL PMI - Create Comons Licence





♪ YOLO를 이용한 객체탐지 실습



SUMMARY

학습정리

- ♣ Grid와 Anchor를 이용하여, 객체탐지를 위한 컨볼루션 신경망을 구성할 수 있습니다.
- ▶ Batch normalization과 Mish 활성함수는 CNN backbone의 학습 속도 및 성능향상에 효과적입니다.
- ▶ YOLO의 backbone은 CSPdarknet-53을 기본적으로 사용합니다.

학습정리

- Spactial Pyramid Pooling레이어를 통하여 다양한 scale의 이미지 감지에 도움을 줄 수 있습니다.
- ▶ Feature Pyramid Network(PAN)은 backbone의 출력을 3단계 크기로 출력합니다.
- ▶ EfficientDet은 최근 등장한 고성능의 객체 감지 모델로서 높은 성능이 필요할 때에 적합합니다.

EXPANSION

케라스 랑 놀면 뭐 할까?

Global average pooling, Mish, Batch normalization

MNIST CNN 모델 코드를 다시 불러옵니다.

Batch normalization을 추가하고
Mish activation 함수를
적용합시다.

최종 Fully Connected 레이어를 제거하고 Convolution을 추가한 후에 Global average pooling을 적용합니다.

기존 모델과 학습시간 및 인식률을 비교해 봅시다.

참고 문헌

REFERENCE

♪ 강의에 필요한 URL

- 구글 코랩: colab.research.google.com
- 실습파일: github.com/kotech1/computervision

참고 URL

- YOLO v1, v2(9000), v3, v4 논문:
 https://pjreddie.com/media/files/papers/yolo.pdf
 https://arxiv.org/abs/1612.08242
 https://pjreddie.com/media/files/papers/YOLOv3.pdf
 https://arxiv.org/abs/2004.10934
- YOLO 해설(Jonathan Hui): https://medium.com/@jonathan_hui/yolov4-c9901eaa8e61
- Andrew Ng의 객체탐지 유튜브 강좌(한글자막):
 www.youtube.com/playlist?list=
 PLkDaE6sCZn6Gl29AoE31iwdVwSG-KnDzF

♡ 서체 출처: 에스코어드림체-㈜에스코어, 나눔글꼴체-㈜네이버, 배달의민족체-우아한형제들

참고 문헌

REFERENCE

▶ 강의에 사용된 시청각 자료 및 논문

- Joseph Redmon et.al You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection (2016) arXiv:1506.02640
- Joseph Redmon 트위터 계정 https://twitter.com/pjreddie/status/1230524770350817280
- Tsung-Yi Lin et.al
 Pyramid Networks for Object Detection (2017) arXiv:1612.03144
- J. Redmon YOLO9000: Better, Faster, Stronger (2016) arXiv:1612.08242
- YOLOv3: An Incremental Improvement Joseph Redmon, Ali Farhadi https://arxiv.org/pdf/1804.02767.pdf

♡ 서체 출처: 에스코어드림체-㈜에스코어, 나눔글꼴체-㈜네이버, 배달의민족체-우아한형제들



REFERENCE

🕽 강의에 사용된 시청각 자료 및 논문

- DC-SPP-YOLO: Dense Connection and Spatial Pyramid Pooling Based YOLO for Object Detection
 Zhanchao Huang, Jianlin Wang https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1903/1903.08589.pdf
- Path Aggregation Network for Instance Segmentation Shu Liu, Lu Qi, Haifang Qin, Jianping Shi, Jiaya Jia https://arxiv.org/pdf/1803.01534.pdf
- EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection Mingxing Tan, Ruoming Pang, Quoc V. Le https://arxiv.org/pdf/1911.09070.pdf
- https://github.com/AlexeyAB/darknet
- Pascal VOC dataset

♡ 서체 출처: 에스코어드림체-㈜에스코어, 나눔글꼴체-㈜네이버, 배달의민족체-우아한형제들

참고 문헌

REFERENCE

🏲 강의에 사용된 시청각 자료 및 논문

- https://github.com/AlexeyAB/darknet
- Pascal VOC dataset
- Youtube German Korb channel https://youtu.be/N1H6O-yx7ZY
- Youtube CHANNEL PMI https://youtu.be/W2_fxTpg82s