Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization

Ramprasaath R. Selvaraju · Michael Cogswell · Abhishek Das · Ramakrishna Vedantam · Devi Parikh · Dhruv Batra (ICCV'17)

발표자: 김수지

목차

1. Introduction

2. Related works

3. Method

4. Experiment

Computer vision

- 사진/영상 등의 시각적 입력에서 정보를 인식 및 추출하는 알고리즘의 집합
- 인공 신경망을 사용하는 분야 내에서는 이미지 분류, 객체 탐지, 이미지 분할 등이 존재
- 대부분 지도학습 기반이라 사진/영상에 대한 정답(Label)이 필요

이미지 분류 (Image Classification)



주디

이미지 분류 및 위치 파악 (Image Localization)



주디

객체 탐지 (Object Detection)



싁 주디

Weakly supervised learning

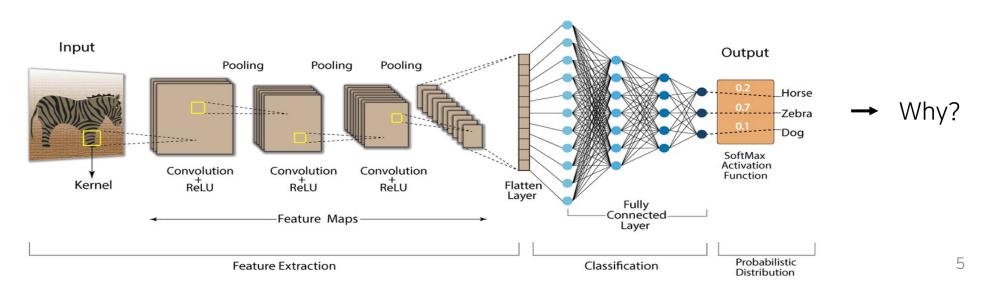
- 학습 이미지에 대한 정보보다 예측해야 할 정보가 더 디테일한 경우
- 라벨링에 대한 cost 부담 줄여줌

Training	Test		
Image label	Bounding box		
Bounding box	Pixel label		

Convolution Neural Networks (CNN)

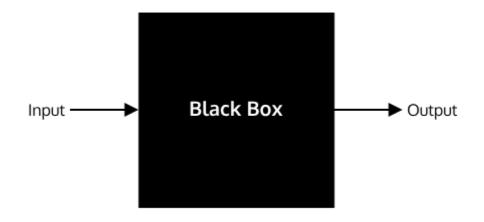
- 이미지 데이터의 특성을 잘 반영할 수 있는 인공신경망 모델
- 일반적인 CNN은 Convolution 연산, Activation 연산, Pooling 연산의 반복으로 구성됨
- 일정 횟수 이상의 Feature Learning 과정 이후에는 Flatten 과정을 통해 이미지가 1차원의 벡터로 변환됨

Convolution Neural Network (CNN)



CNN

- CNN에 기초한 Deep neural model은 이미지 분류, 객체 탐지 등 다양한 분야에서 좋은 성과를 거둠
- 하지만 왜 그렇게 분류, 예측했는지 이유를 알 수 없음
- 이러한 'Black box'를 해결하기 위하여 다양한 연구 진행되고 있음 Ex) XAI (eXplainable Artificial Intelligence)

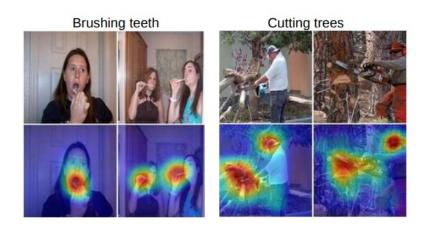


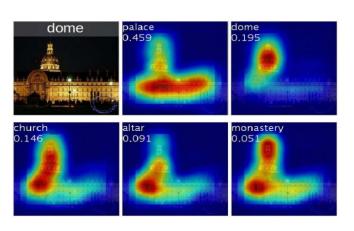
Class Activation Map (CAM) - 2016

• CNN 모델로 예측 시, 어떤 부분이 class 예측에 큰 영향을 주었는지 확인하려는 시도

Learning Deep Features for Discriminative Localization

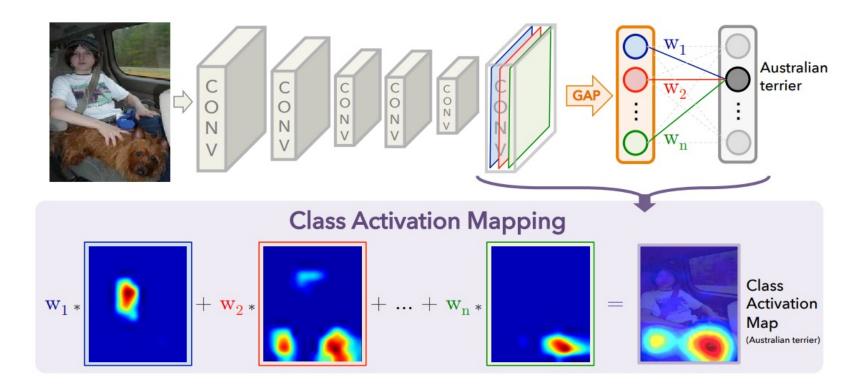
Bolei Zhou, Aditya Khosla, Agata Lapedriza, Aude Oliva, Antonio Torralba Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory, MIT {bzhou, khosla, agata, oliva, torralba}@csail.mit.edu





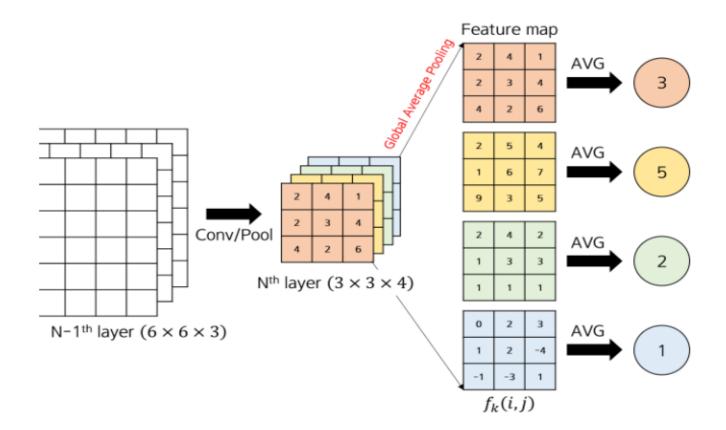
Class Activation Map (CAM)

- Convolution layer와 pooling layer를 활용하여 이미지 내 정보 요약
- 마지막 convolutional layer 뒤에 Global Average Pooling 구조 사용



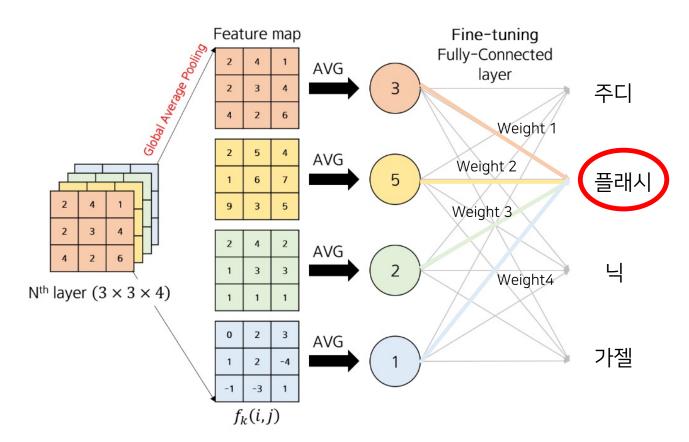
Class Activation Map (CAM)

• GAP: 각 Feature map(채널)의 가중치 값들의 평균



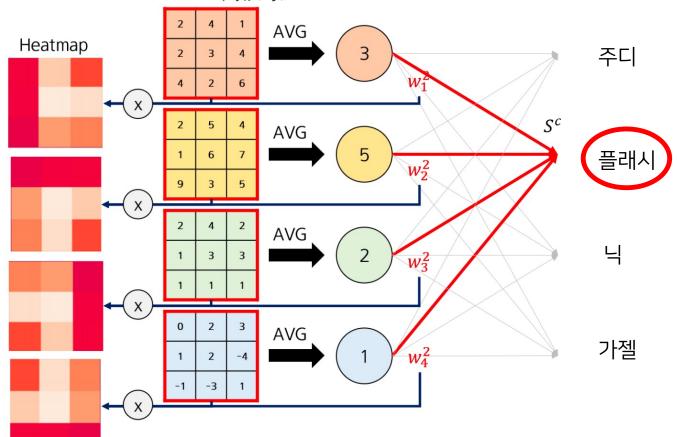
Class Activation Map (CAM)

• 분류 결과에 따라 CAM에 활용되는 Weight가 달라짐



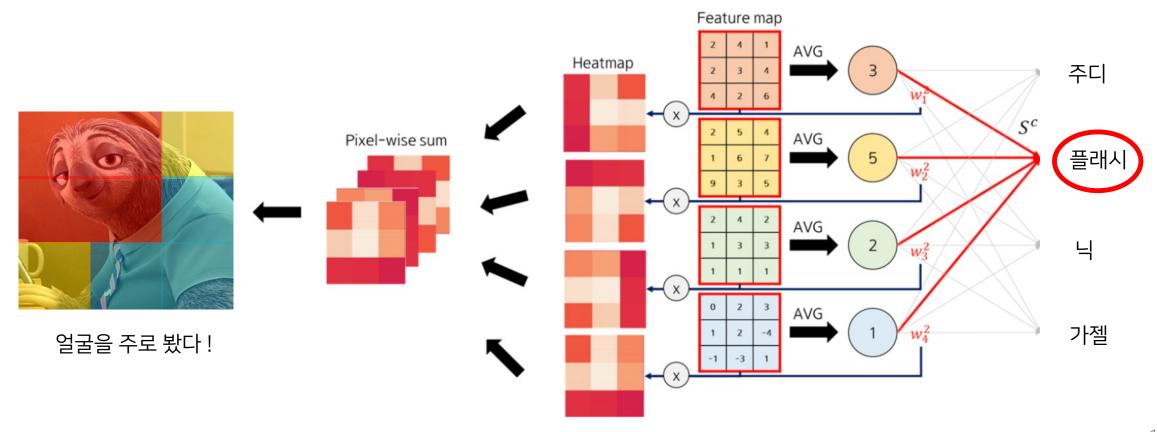
Class Activation Map (CAM)

• 학습된 Weight를 각 Feature map과 곱하여 채널별 Heatmap 생성 Feature map $f_k(i,j)$



Class Activation Map (CAM)

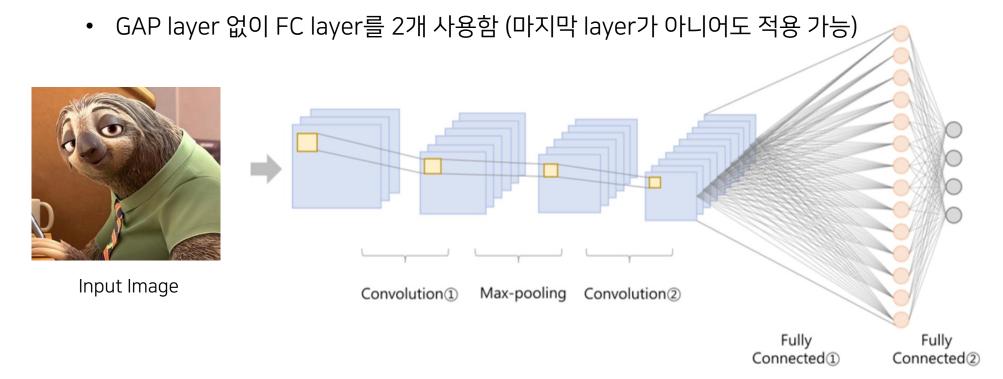
• 생성된 Heatmap을 Pixel-wise sum하여 하나의 CAM Heatmap 얻을 수 있음



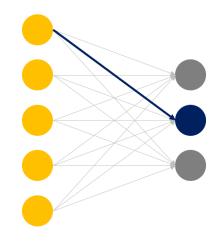
Class Activation Map (CAM)의 한계

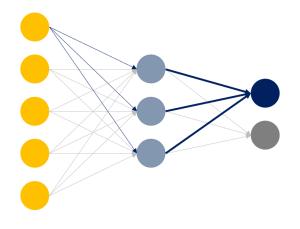
- Global Average Pooling layer를 반드시 사용해야 하고 뒤에 FC layer가 붙어야함
- Weight를 학습시켜야함
- CNN의 마지막 layer를 통과해 나온 Feature map에 대해서만 CAM 추출 가능
- 특정 구조의 CNN에 대해서만 적용 가능하여 낮은 클래스 분류와 적용에 한계가 있음
 (순서: conv feature maps → global average pooling → softmax layer)

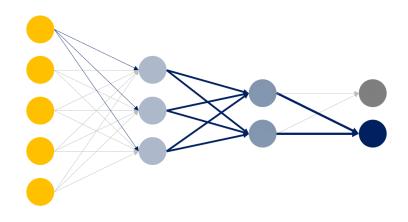
- CAM 방법론 이후 1년 뒤 등장
- CNN 기본 구조를 변형하지 않고 그대로 사용함



- 각 Feature map에 곱해줄 Weight를 학습이 아닌 미분(Gradient)를 통해 구함
- Gradient는 Feature map의 각 원소가 특정 class에 주는 영향력



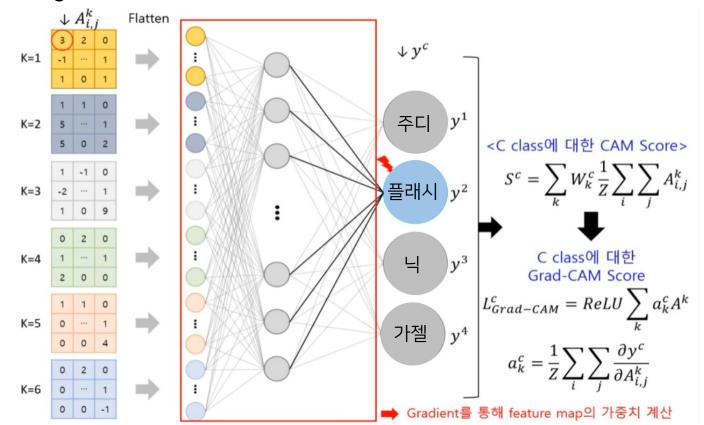




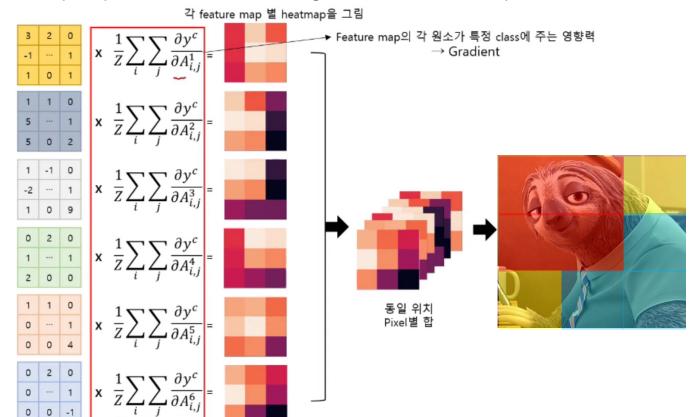
Hidden layer (X) Hidden layer (O)

Gradient [Total amount of effect of input K on output class $\mathcal C$]

- class에 대해 각 feature map의 원소로 gradient값을 구하고 평균을 취함
- 이 값이 weight로 사용됨



- Gradient를 통해 구한 weight를 각 feature map과 곱함
- Feature map을 pixel wise sum하여 grad-cam heatmap을 얻을 수 있음



4. Experiment

Weakly-Supervised Localization

Table 1 Classification and localization error % on ILSVRC-15 val (lower is better) for VGG-16, AlexNet and GoogleNet

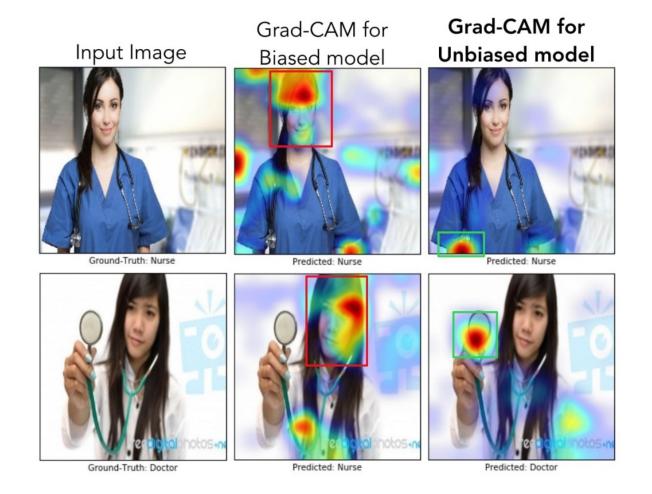
	Classification		Localization	
	Top-1	Top-5	Top-1	Top-5
VGG-16				
Backprop (Simonyan et al. 2013)	30.38	10.89	61.12	51.46
c-MWP (Zhang et al. 2016)	30.38	10.89	70.92	63.04
Grad-CAM (ours)	30.38	10.89	56.51	46.41
CAM (Zhou et al. 2016)	33.40	12.20	57.20	45.14
AlexNet				
c-MWP (Zhang et al. 2016)	44.2	20.8	92.6	89.2
Grad-CAM (ours)	44.2	20.8	68.3	56.6
GoogleNet				
Grad-CAM (ours)	31.9	11.3	60.09	49.34
CAM (Zhou et al. 2016)	31.9	11.3	60.09	49.34

We see that Grad-CAM achieves superior localization errors without compromising on classification performance

Bold values indicate lowest localization errors in that column

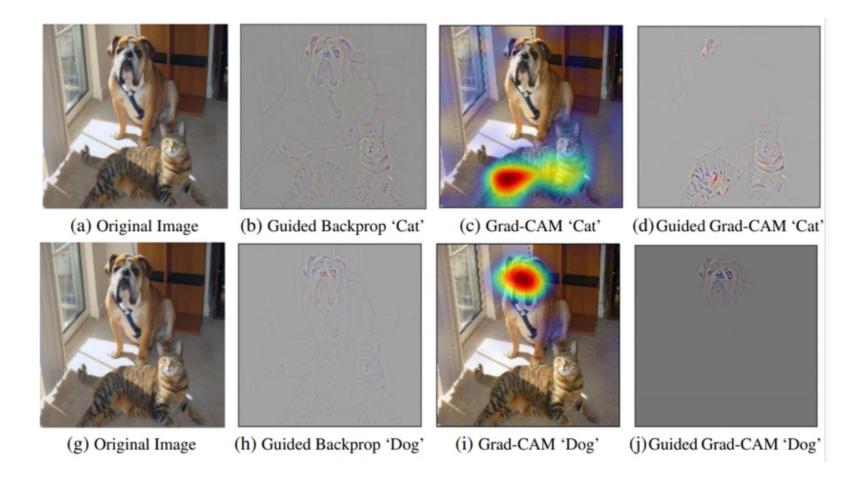
4. Experiment

• 데이터셋에 존재하는 bias 낮출 수 있음



4. Experiment

Guided Backpropagation + Grad-CAM



감사합니다