# Компьютерное зрение

Практический курс

Савельева Юлия Олеговна
i.o.saveleva.kpfu@gmail.com

2-й семестр, 12.05.2022 г.

# Class Activation Maps

## Idea

Последней задачей курса будет Weakly-supervised object localization на основе Class Activation Maps (CAM). В статье, приведенной на следующем слайде, был предложен метод, с помощью которого мы можем построить heatmap для активаций нейронной сети и таким образом увидеть, какая именно область изображения повлияла на итоговое значение выхода нейронной сети для конкретного класса. В следующем задании этот heatmap будет использоваться для выделения приблизительных границ объекта, с последующим подсчетом точности локализации с помощью mean Average Precision.

Так как ResNet предобучен на ImageNet, то нам необходимо дообучить его на датасете, у которого есть gt bounding boxes, для простоты возьмем уже использованный нами COCO (пример датасета для классификации на COCO приведен на следующем слайде).

# Class Activation Maps

**Sources**

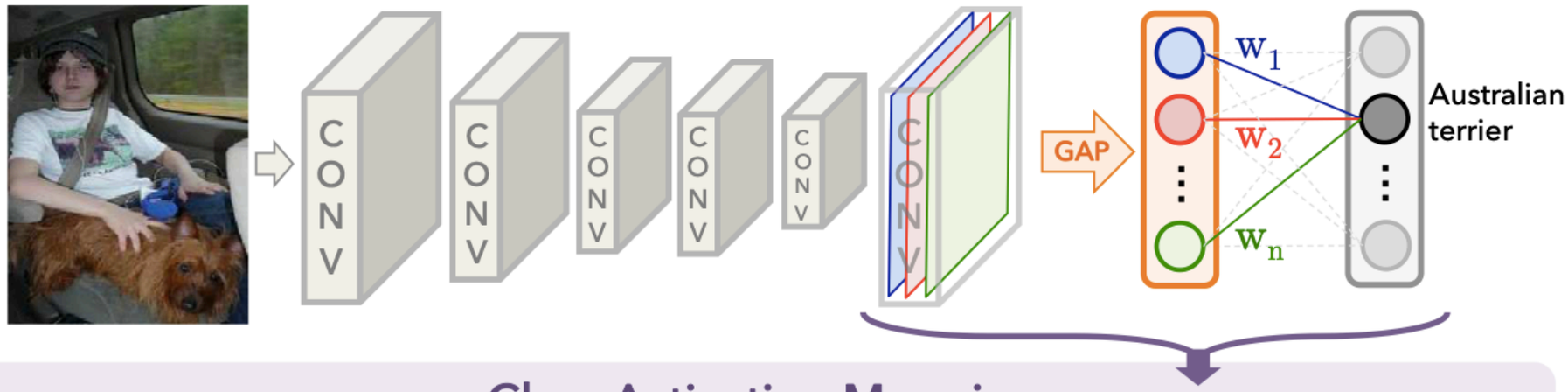
Пример COCO Classification Dataset:
https://github.com/mingming97/coco-classification/blob/master/coco_80_dataset.py

Базовая статья по CAM:
http://cnnlocalization.csail.mit.edu/Zhou_Learning_Deep_Features_CVPR_2016_paper.pdf

1) Дообучить ResNet-50 от Pytorch предобученый на ILSVRC на классификацию COCO
2) Реализовать CAM для дообученной сети, приложить к проекту результаты работы для нескольких картинок

# Class Activation Maps

Scheme



# Class Activation Maps

## Code

Чтобы получить CAM:

```
input_tensor - (B=1, C=3, H, W)

target_layer = model.layer4[-1] # layer before GAP in ResNet50
fc = model.fc.weights.cpu().data.numpy()
self.activations_and_grads = ActivationsAndGradients(model,
target_layer)
output = self.activations_and_grads(input_tensor)
target_category = np.argmax(output.cpu().data.numpy()) # could
be any class, we just take argmax for the most confident output
activations =
self.activations_and_grads.activations[-1].cpu().data.numpy()[0, :]
weights = fc[target_category]
cam = np.zeros(activations.shape[1:])
for i, w in enumerate(weights):
    cam += w * activations[i, :, :]
```

Чтобы получить активации слоя:

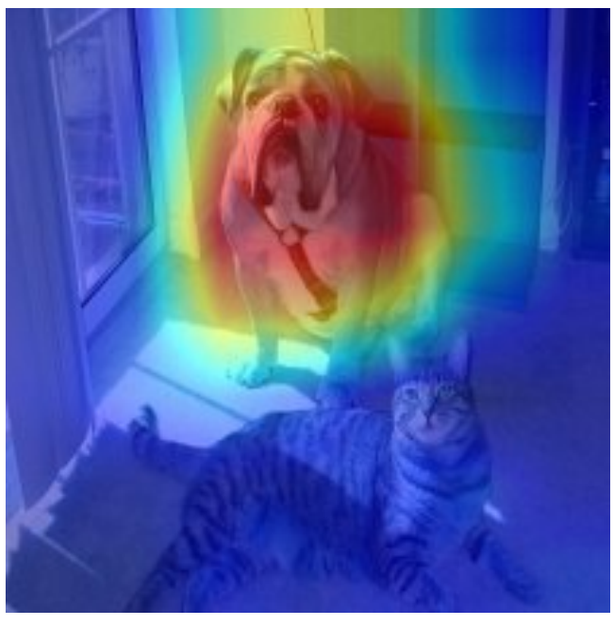
```
class ActivationsAndGradients:
    def __init__(self, model, target_layer):
        self.model = model
        self.activations = []
        target_layer.register_forward_hook(self.save_activation)

def save_activation(self, module, input, output):
    activation = output
    if self.reshape_transform is not None:
        activation = self.reshape_transform(activation)
    self.activations.append(activation.cpu())

def __call__(self, x):
    self.activations = []
    return self.model(x)
```

# Class Activation Maps

Visualization

Чтобы получить итоговый heatmap:

```
cam = np.maximum(cam, 0)
cam = cv2.resize(cam, (img_h, img_w))
cam = cam - np.min(cam)
cam = cam / np.max(cam)
result = show_cam_on_image(img, cam)
```



Визуализация heatmap на картинке:

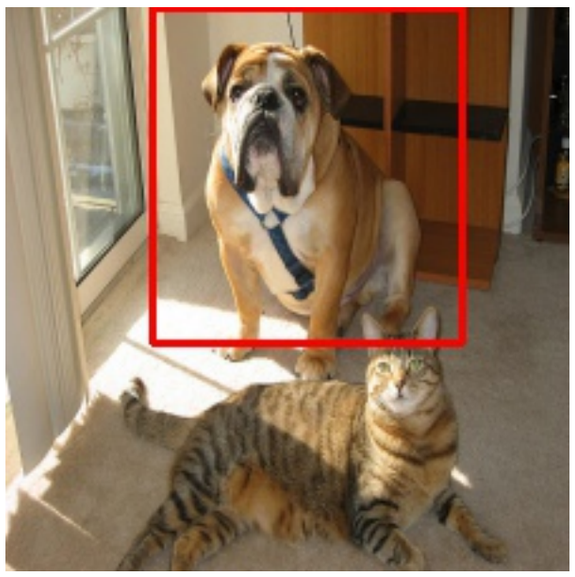
```
def show_cam_on_image(img, cam):
    heatmap =
cv2.applyColorMap(np.uint8(255 *
mask),  cv2.COLORMAP_JET)
heatmap = np.float32(heatmap) / 255
cam = heatmap + img
cam = cam / np.max(cam)
return np.uint8(255 * cam)
```

# Class Activation Maps

## Code

Чтобы получить bounding boxes на основе CAM:

```
gray_heatmap = np.uint8(255 * cam)
thresh = cv2.threshold(gray_heatmap, 0, 255, cv2.THRESH_OTSU)[1]
# Find contours
cnts = cv2.findContours(thresh, cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
cnts = cnts[0] if len(cnts) == 2 else cnts[1]
bb_img = np.uint8(255 * rgb_img.copy())
r, g, b = cv2.split(bb_img)
bb_img = cv2.merge([b, g, r])
for c in cnts:
    x, y, w, h = cv2.boundingRect(c)
    cv2.rectangle(bb_img, (x, y), (x + w, y + h), (0, 0, 255), 2)
```



# Weakly-supervised localization

**Idea**

Для того, чтобы получить предсказания локализации объектов с помощью построения heatmap на основе активаций нейронов последнего сверхточного слоя предлагается:

1. Для каждой картинки и каждого из 80 классов получить heatmap, вычислить bounding boxes (см. прошлый слайд) и уверенности в том, что в данном боксе представлен данный класс, путем усреднения значений нормированного heatmap внутри данного бокса с последующим умножением усредненного значения на уверенность нейронной сети в том, что на картинке представлен объект этого класса

2. Собрать предсказания для каждой картинки и подать эти предсказания (боксы, уверенности и номера классов) в подсчет mAP, чтобы получить точность локализации.

*Из-за адаптивной бинаризации должно получиться минимум по 80 предсказаний для каждой картинки.

# Weakly-supervised localization

**Task**

Пример подсчёта mAP:
https://github.com/IuliiaSaveleva/ALFA/blob/master/map_computation.py

1) Реализовать подсчёт mAP
2) Реализовать формирование предсказаний (боксы, уверенности и номера классов) для картинки
3) Получить предсказания на валидационной выборке COCO2017
4) Посчитать точность локализации с помощью mAP

Дедлайн 26.05.2022 23:59