

Компьютерное зрение

Практический курс Савельева Юлия Олеговна <u>i.o.saveleva.kpfu@gmail.com</u> 2-й семестр, 12.05.2022 г.



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 СОСО, предварительно исключив из выборки картинки, где представлены объекты разных классов (пример Dataset для классификации на СОСО приведен на следующем слайде).

Пример COCO Classification Dataset:

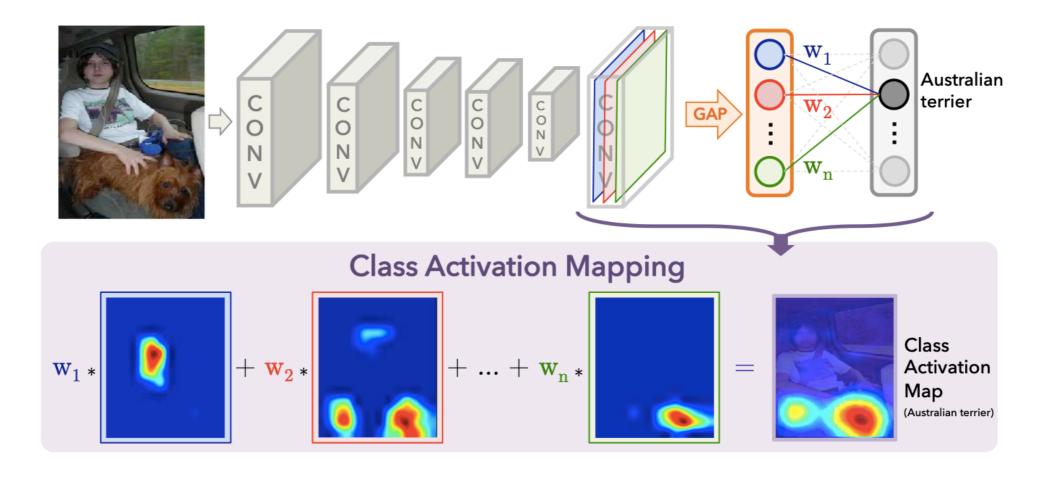
https://github.com/mingming97/coco-classification/blob/master/coco_80_dataset.py

Базовая статья по САМ:

http://cnnlocalization.csail.mit.edu/
Zhou Learning Deep Features CVPR 2016 paper.pdf

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

Scheme



Code

```
Чтобы получить САМ:
                                                                  Чтобы получить активации слоя:
input_tensor - (B=1, C=3, H, W)
                                                                   class Activations And Gradients:
                                                                      def <u>init</u> (self, model, target_layer):
target_layer = model.layer4[-1] # layer before GAP in ResNet50
                                                                        self.model = model
self.activations_and_grads = ActivationsAndGradients(model,
                                                                        self.activations = []
target_layer)
                                                                        target_layer.register_forward_hook(self.save_activation)
output = self.activations_and_grads(input_tensor)
                                                                      def save_activation(self, module, input, output):
target_category = np.argmax(output.cpu().data.numpy()) # could
                                                                        activation = output
be any class, we just take argmax for the most confident output
                                                                        self.activations.append(activation.cpu())
activations =
                                                                      def call (self, x):
self.activations and grads.activations[-1].cpu().data.numpy()[0,:]
                                                                        self.activations = []
                                                                        return self.model(x)
fc = model.fc.weights.cpu().data.numpy()
weights = fc[target_category]
cam = np.zeros(activations.shape[1:])
for i, w in enumerate(weights):
```

cam += w * activations[i,:,:]

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)
```



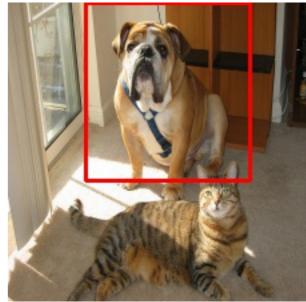
Визуализация heatmap на картинке:

```
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)
```

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 получить heatmap, вычислить bounding boxes (см. прошлый слайд) и уверенности в том, что в данном боксе представлен предсказанный нейронной сетью 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.

Weakly-supervised localization

Пример подсчёта мАР:

https://github.com/luliiaSaveleva/ALFA/blob/master/map_computation.py

- 1) Реализовать подсчёт мАР
- 2) Реализовать формирование предсказаний (боксы, уверенности и номера классов) для картинки
- 3) Получить предсказания на валидационной выборке СОСО2017
- 4) Посчитать точность локализации с помощью mAP

Дедлайн 26.05.2022 23:59