

Глубинное обучение

Лекция 6: Свёрточные сети в задачах компьютерного зрения

Лектор: Антон Осокин
Лаборатория компании Яндекс, ФКН ВШЭ
Yandex Research

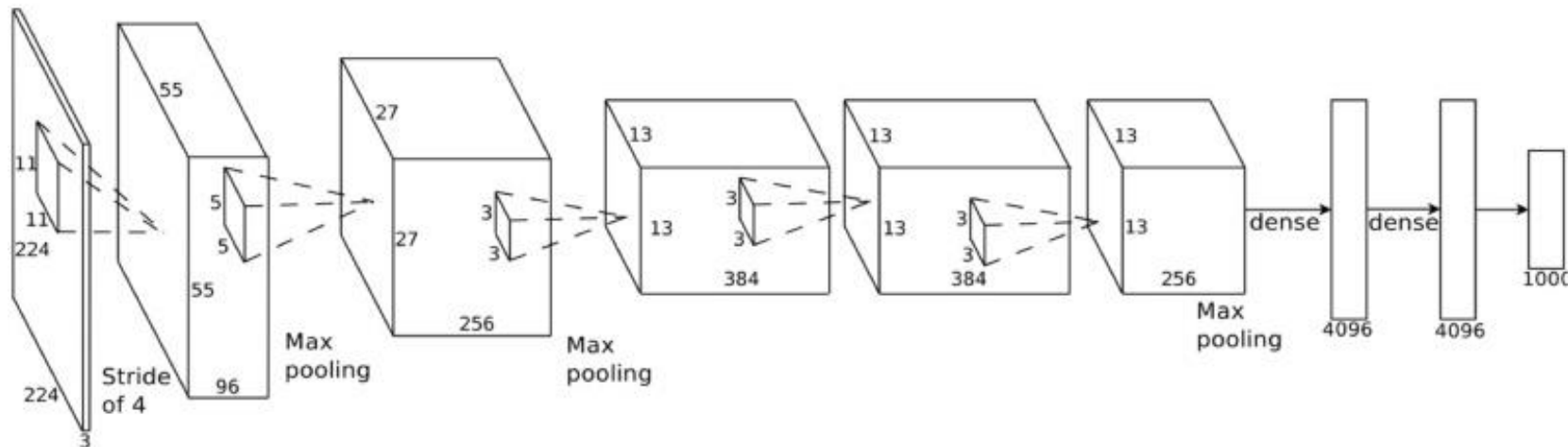
Научные стажировки: <https://cs.hse.ru/big-data/yandexlab/internship>

ФКН ВШЭ, 2021



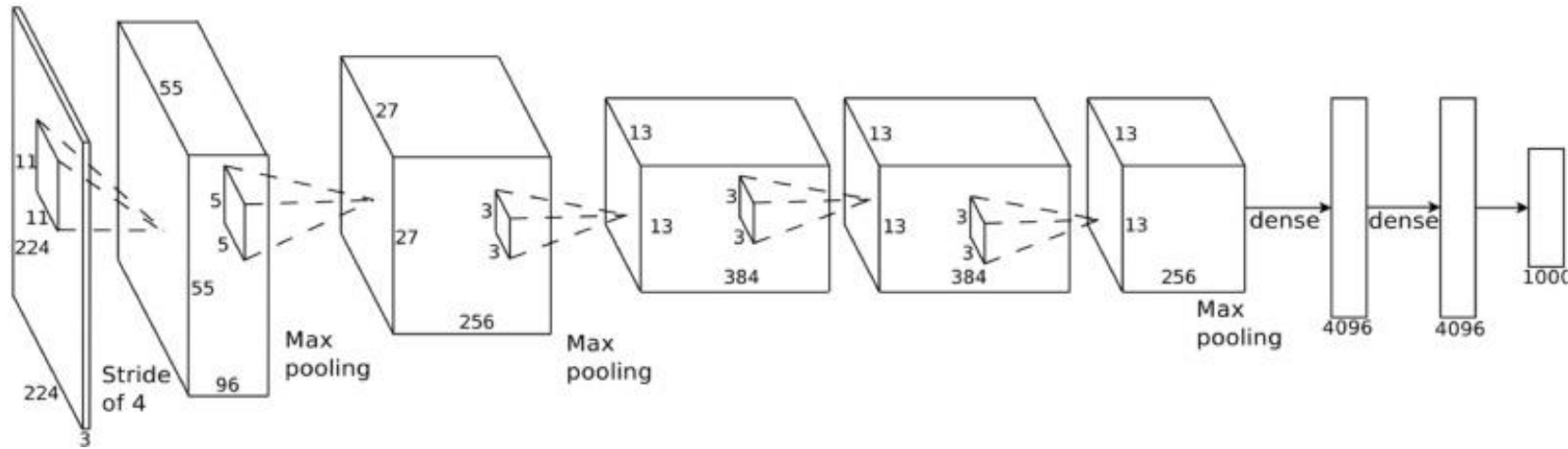
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Ресар: классификация изображений



- Задача классификации изображений решена! (в нормальных условиях)
- Вход сети – изображение
- Выходы сети соответствуют классам
- Обучение с разметкой, сделанной людьми.
- Кросс-энтропийная функция потерь (log loss)
- Много архитектур сетей (например, ResNet [He et al.; 2015])
- Основные слои: свёртки, нелинейность, пулинг, нормировка (batchnorm)

Ресар: классификация изображений



- Задача классификации изображений решена! (в нормальных условиях)
- Вход сети – изображение
- Выходы сети соответствуют классам
- Обучение с разметкой, сделанной людьми.
- Кросс-энтропийная функция потерь (log loss)
- Много архитектур сетей (например, ResNet [He et al.; 2015])
- Основные слои: свёртки, нелинейность, пулинг, нормировка (batchnorm)
- Перенос успеха в другие задачи:
 - переиспользовать выученные представления

План лекции

- Обнаружения объектов (object detection)
 - R-CNN, Fast R-CNN, Region Proposal Networks
 - Быстрые детекторы: SSD and YOLO
- Сегментация изображений (image segmentation)
 - Fully convolutional networks
 - Masked R-CNN
- Поиск похожих изображений (image retrieval)
 - Siamese architecture
 - Отслеживание объектов на видео
- Обучение без разметки (self-supervised pretraining)
- Распознавание действий на видео (action recognition)

Обнаружение объектов (detection)

- Задача найти объекты на изображении
- Найти = поставить прямоугольник (bounding box)

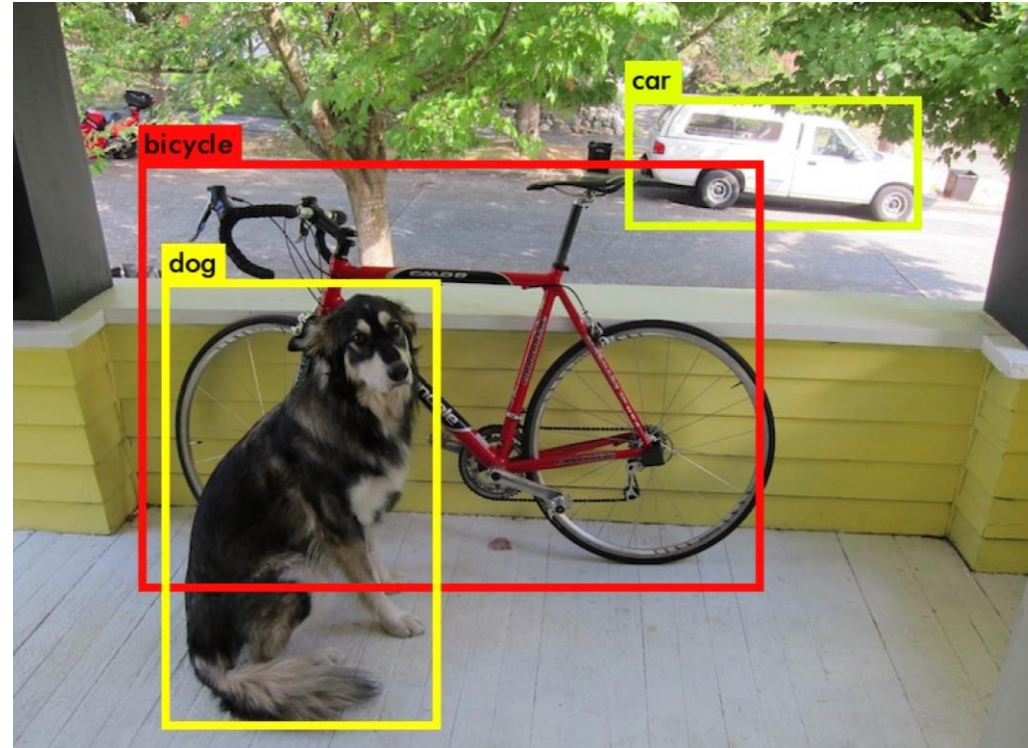
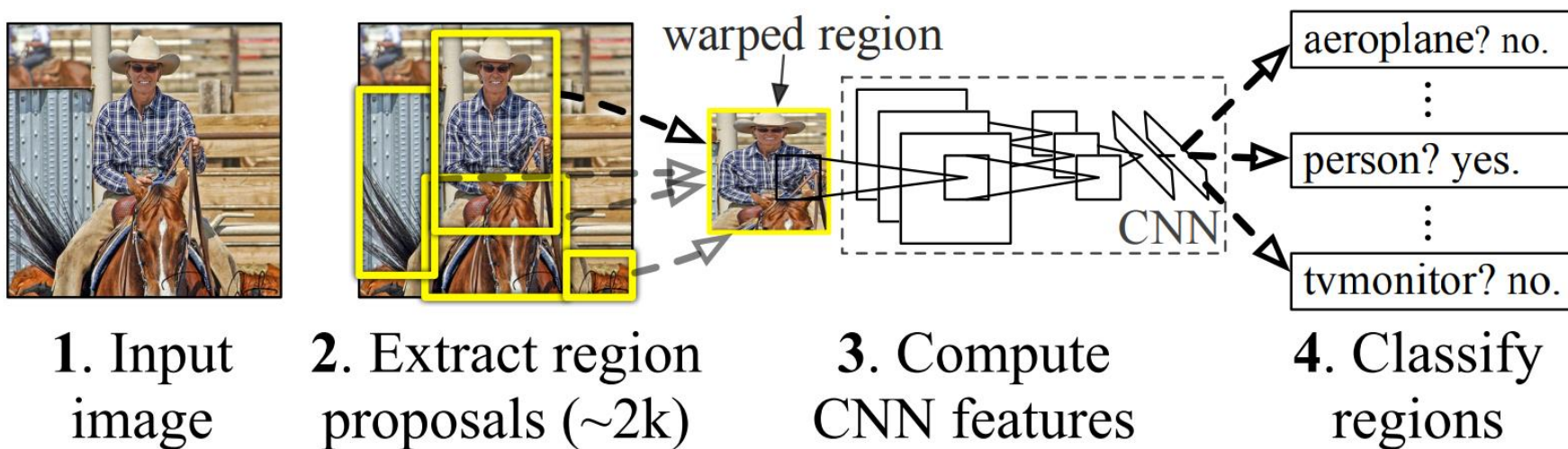


image credit: Joseph Redmon

Ранние методы: R-CNN

[Girshick et al., 2013]

R-CNN: *Regions with CNN features*

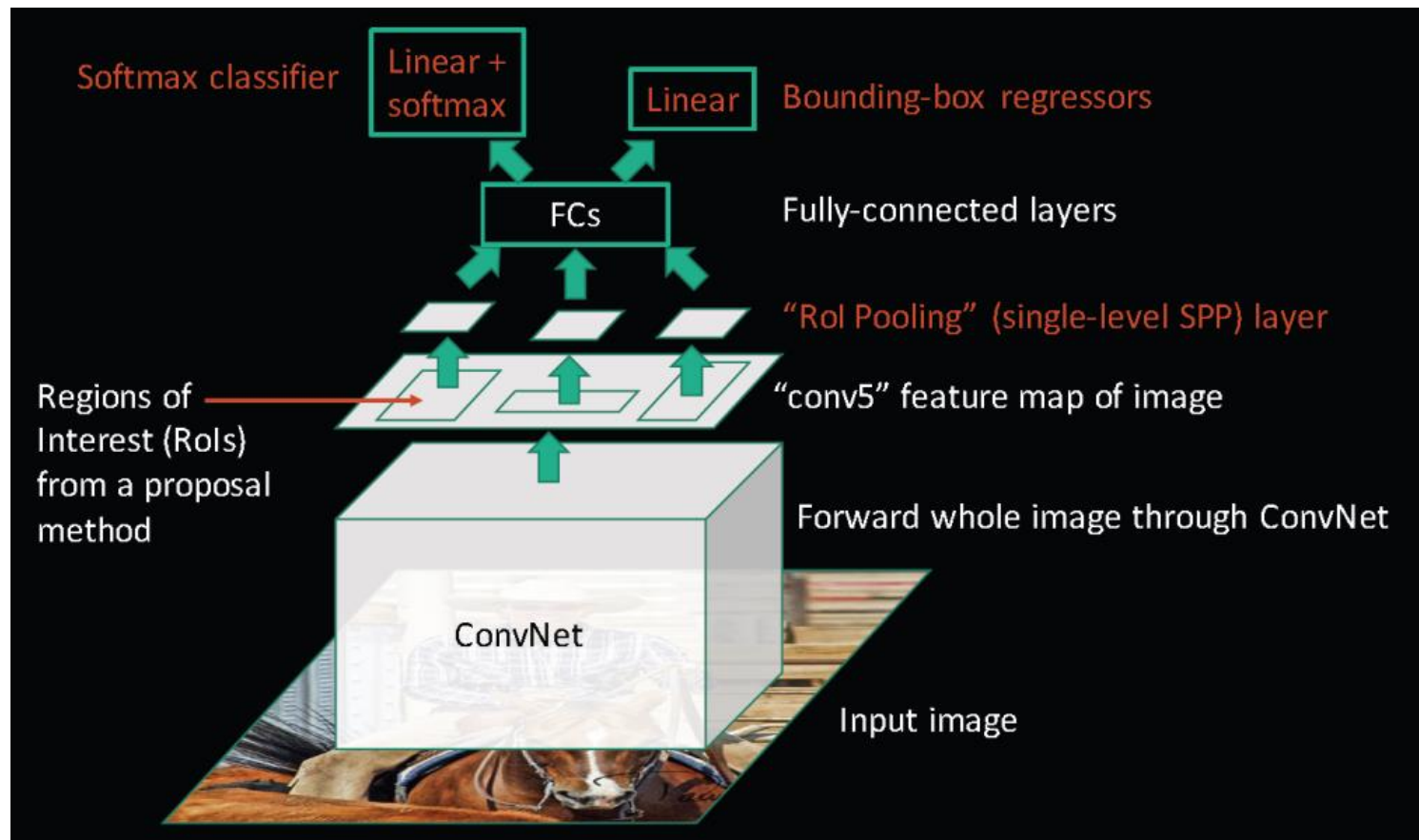


- Основная идея – классифицировать гипотезы (object proposals)
- Используем CNN для каждой гипотезы
- На выходе: метка класса и уточнение позиции объекта
- Проблема: сильный дисбаланс объектов и фона
 - Контроль баланса в батче, специальные функции потерь (focal loss)

Fast R-CNN

[Girshick 2015]

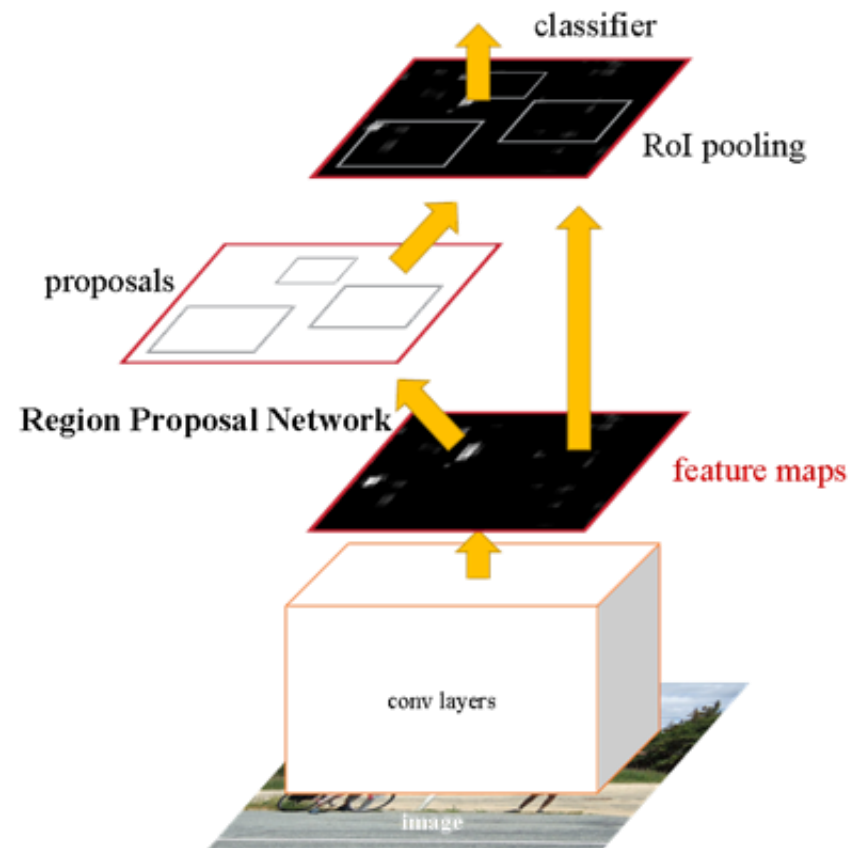
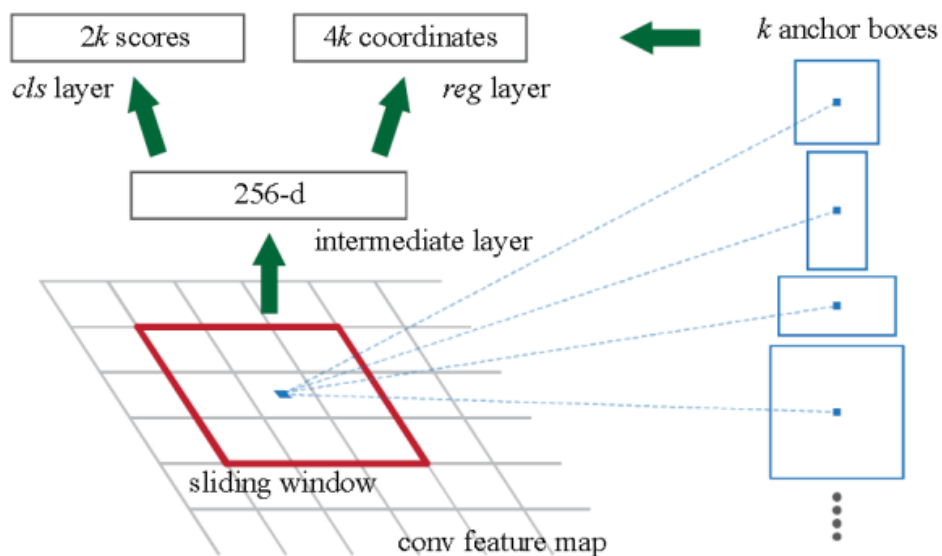
- Недостаток R-CNN – медленная скорость работы
- Много пересекающихся гипотез – неэффективно
- Идея: разделить вычисления свёрток между гипотезами



Region proposal network: Faster R-CNN

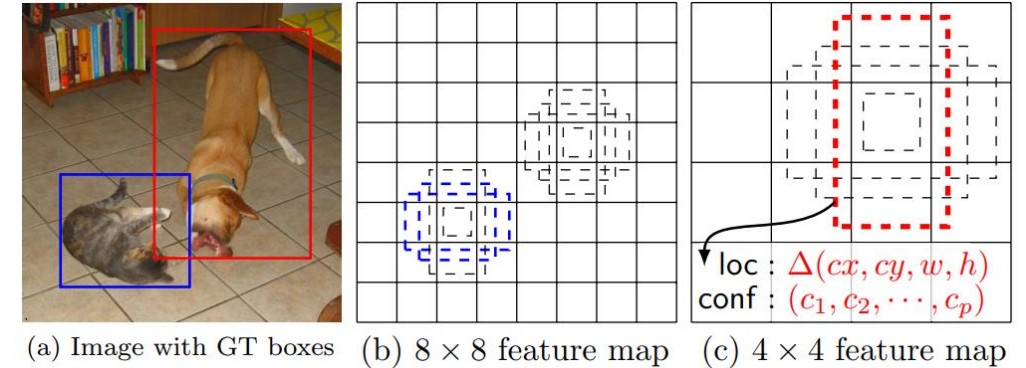
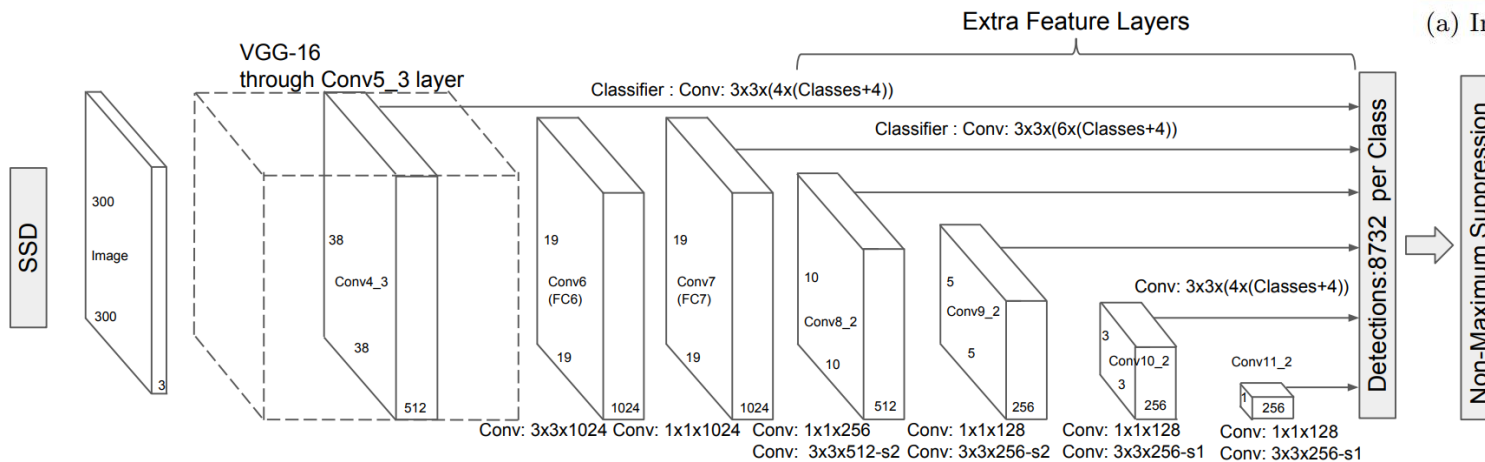
[Ren et al., 2015]

- Fast R-CNN нужны гипотезы
- Гипотезы считать медленно
- Идея: гипотезы из сети
- 5-17 FPS



Fast detectors: YOLO, SSD, RetinaNet

- Идея: отказ от двух стадий модели, ответ за 1 проход
- Только RPN
- SSD: 59 FPS



[Liu et al., 2016]

- Конкуренция моделей из 2-х и 1-й стадии (скорость и качество)
- Более новые модели: FCOS [Tian et al.; 2019], DETR [Carion et al.; 2020]

Сегментация изображений

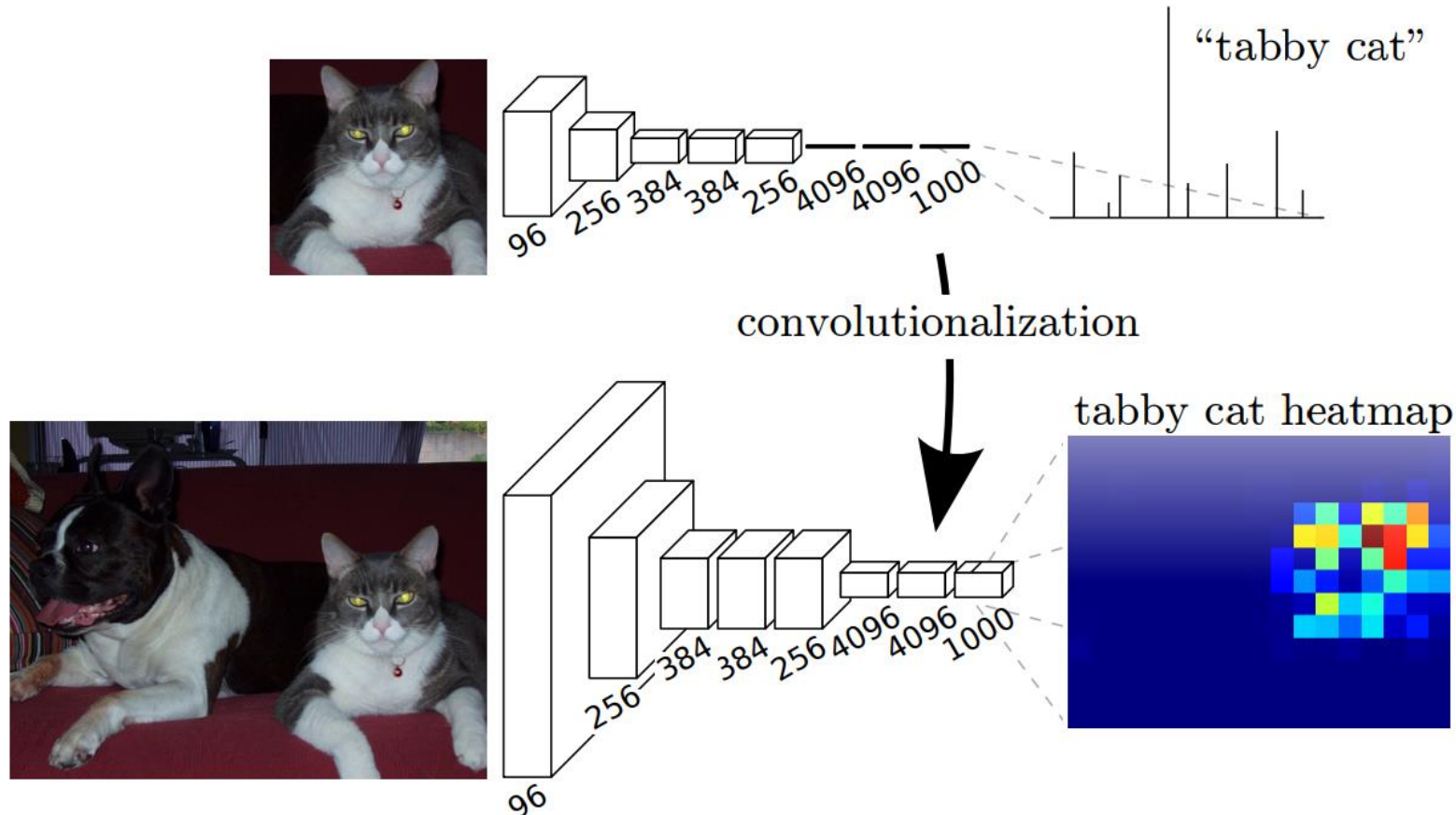
- Задача найти объекты на изображении
- Найти = метки класса для пикселей



Fully-convolutional CNN

Идея из 90-х, [Long et al., 2015]

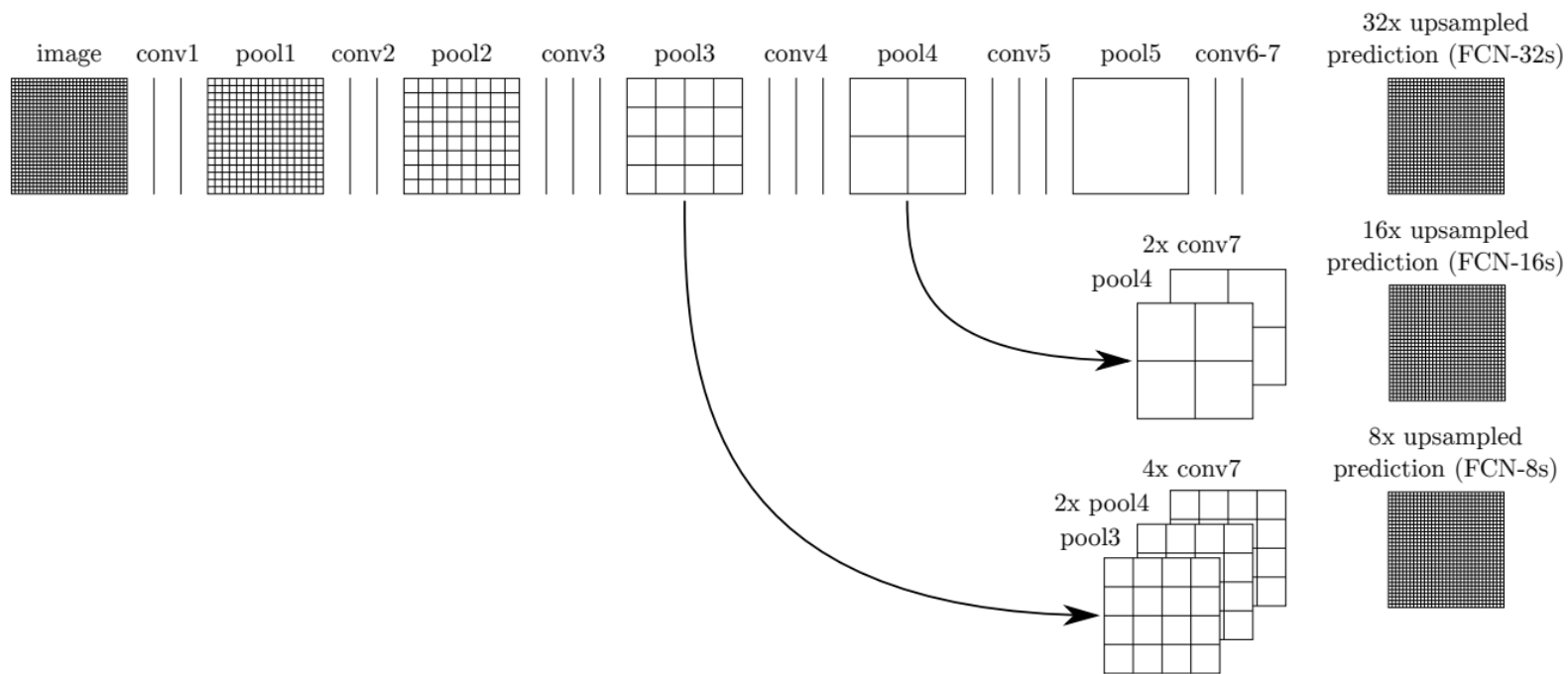
- Идея: применить CNN скользящим окном
- Недостаток – очень низкое разрешение выхода



Fully-convolutional CNN

[Long et al., 2015]

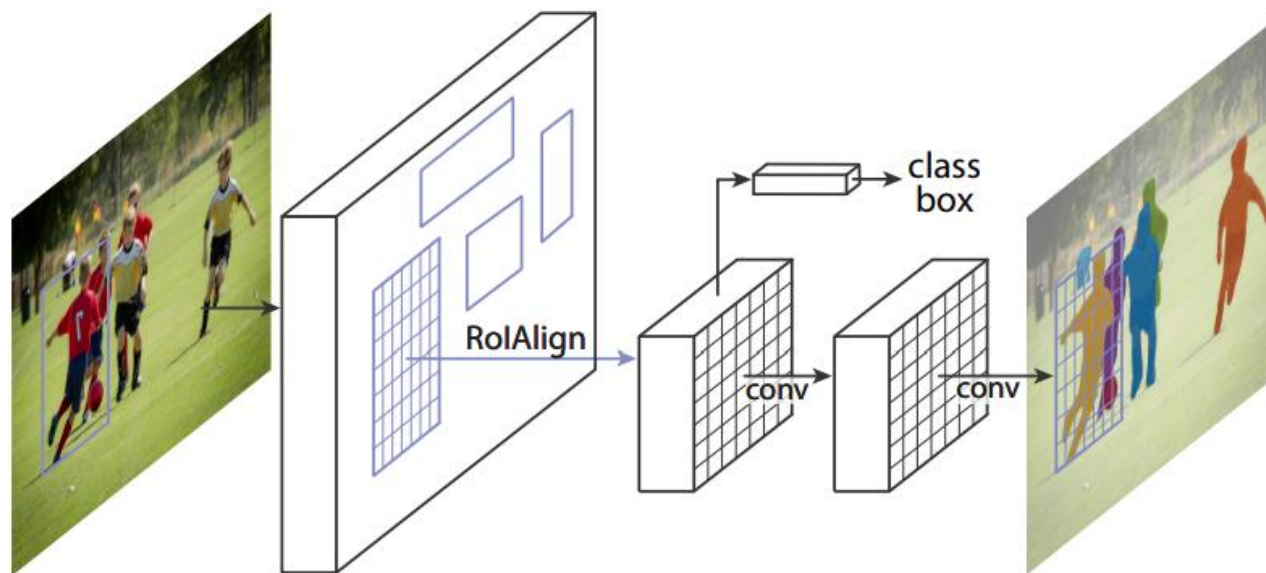
- Идея: применить CNN скользящим окном
- Недостаток – очень низкое разрешение выхода
- Идея: разрешение с помощью более глубоких слоев
- Используются upconv, dilated conv, etc.
- Модели такого типа известны как U-net (детали важны!)



Сегментация объектов: Mask R-CNN

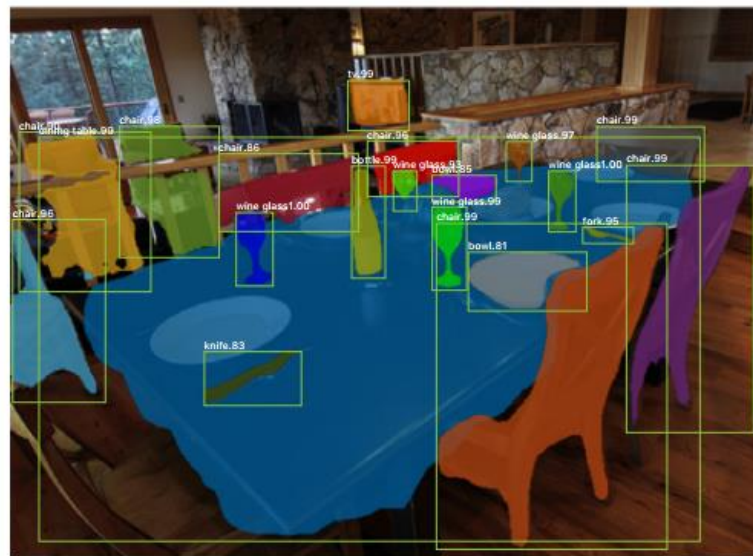
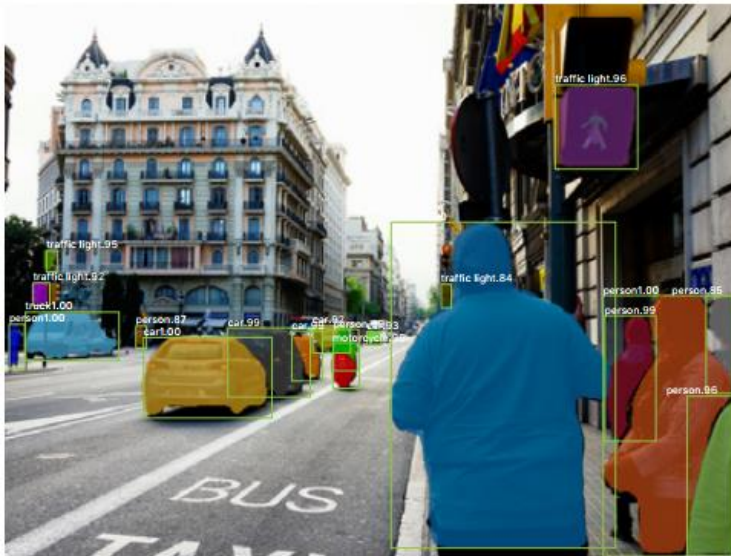
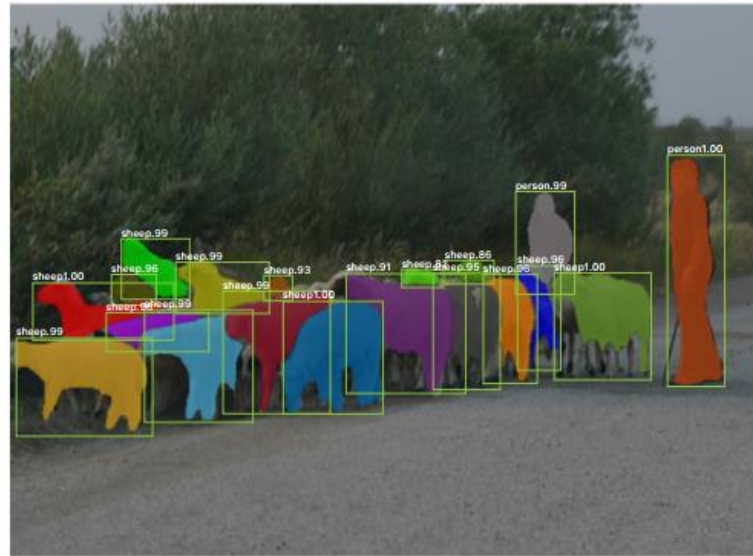
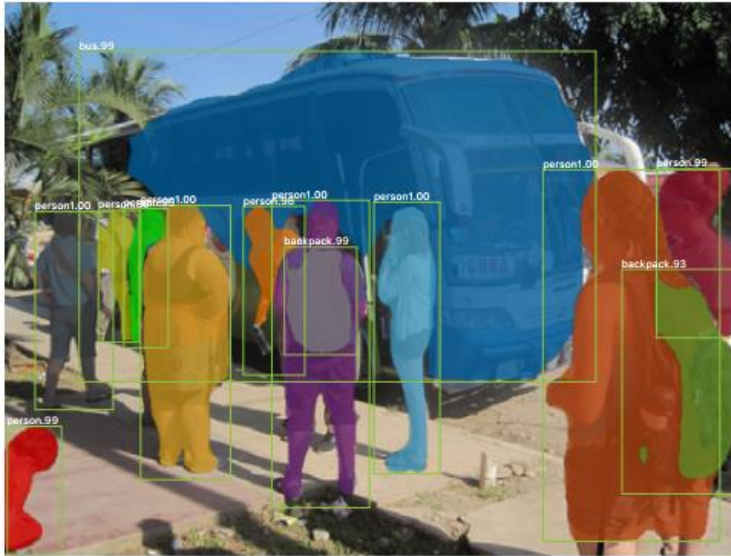
[He et al., 2017]

- Идея: использовать детекцию (Faster R-CNN) для сегментации
- Недостаток – из-за maxpool теряется точная позиция
- Идея: использовать «гладкий pooling»
- Билинейная интерполяция границ пикселей



Сегментация объектов: Mask R-CNN

[He et al., 2017]



Поиск изображений (retrieval)

- Задача найти похожие изображения
- Задача идентификации (например, лица)
- Подход: описать изображение небольшим вектором (128, 256) и делать поиск ближайших соседей по L2 метрике
- Быстрые приближенный алгоритмы поиска
- Можно использовать предобученные сети
- Обучение специальных признаков!

Сиамские сети (Siamese nets)

- Идея: использовать одну и ту же сеть на двух изображениях, и считать расстояние между признаками
- Вопрос – как обучать?

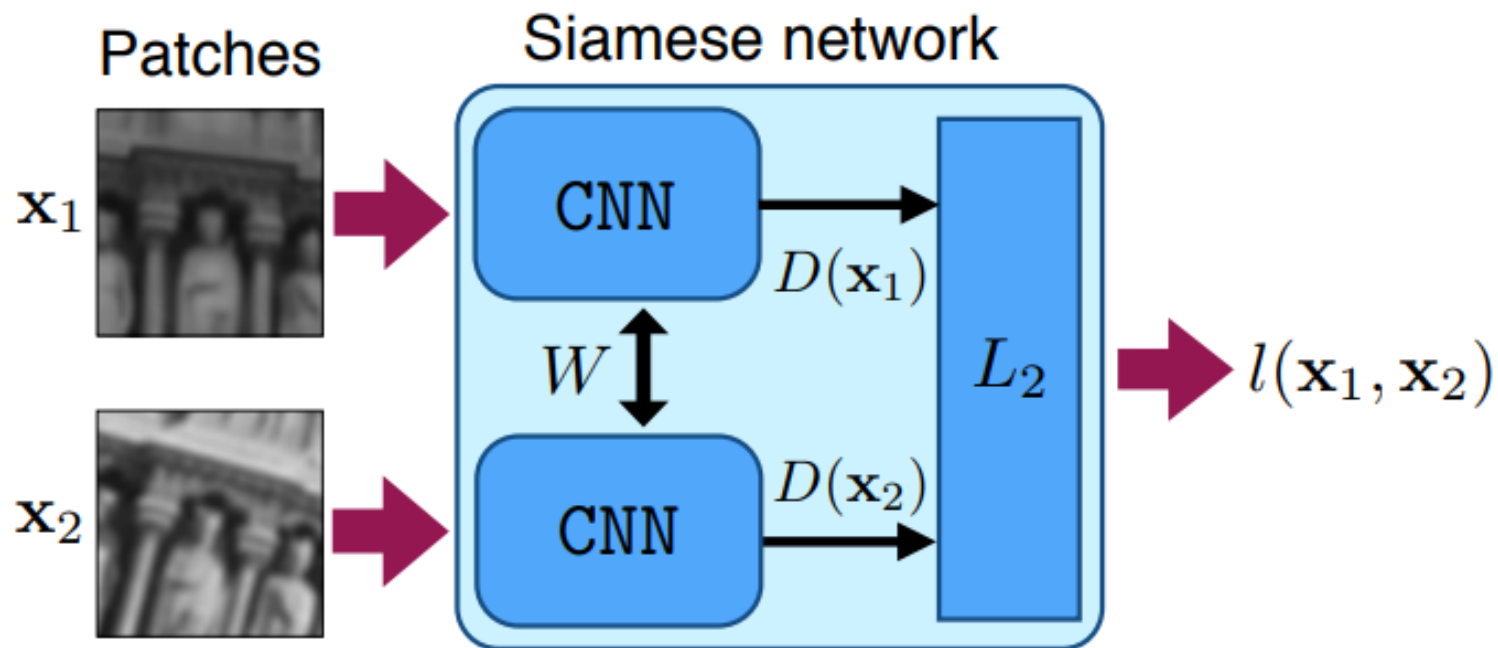
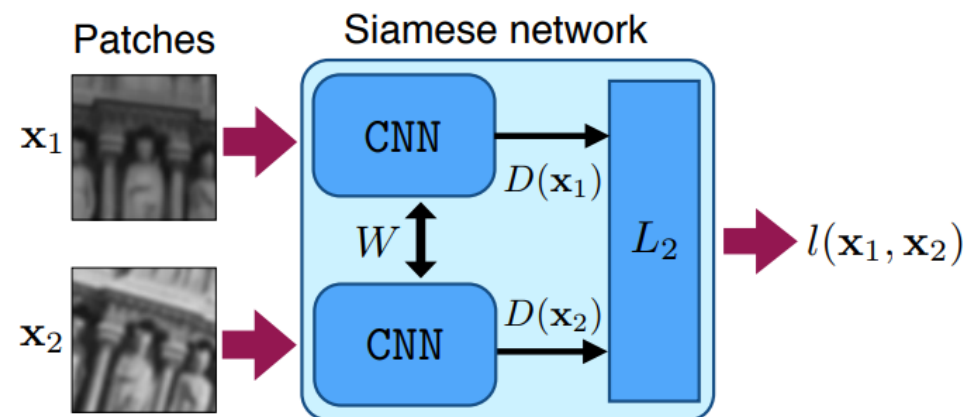


Image from [Simo-Serra et al., 2015]

Сиамские сети (siamese)

- Идея: использовать одну и ту же сеть на двух изображениях, и считать расстояние между признаками
- Вопрос – как обучать?

- Вариант 1 – Contrastive loss
 $y = 1$ - положительная пара
 $y = 0$ - отрицательная пара
 m – margin, чтобы не отталкивать непохожие



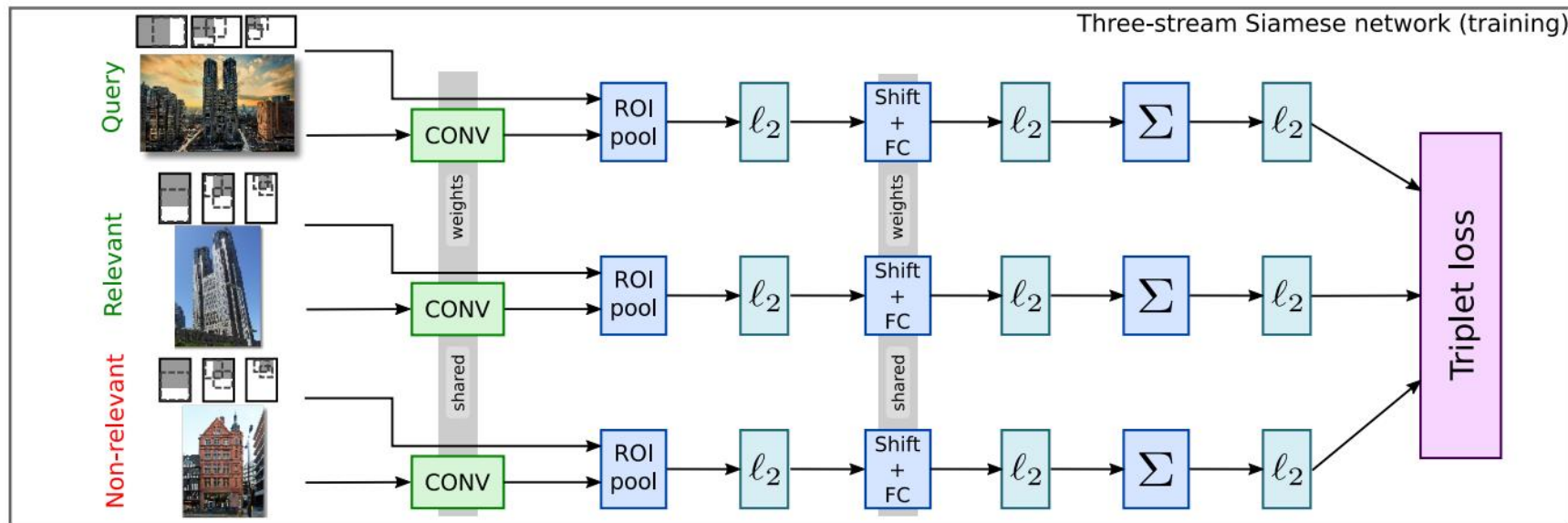
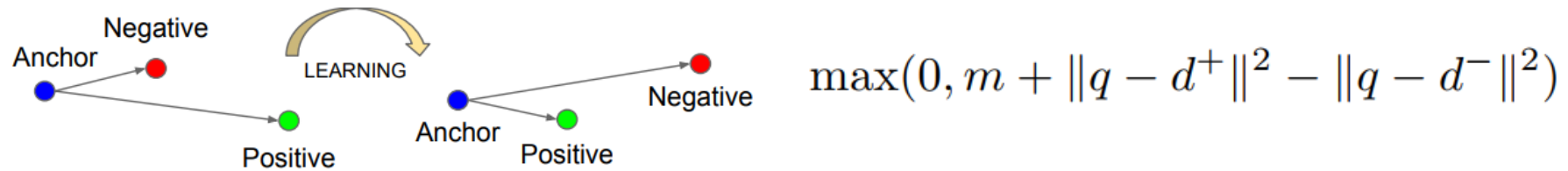
$$\begin{aligned} \ell(x_1, x_2) = & y \|x_1 - x_2\|^2 \\ & + (1 - y) \max(0, m - \|x_1 - x_2\|) \end{aligned}$$

Векторы x нормированные!

Image from [Simo-Serra et al., 2015]

Сиамские сети (siamese)

- Идея: использовать одну и ту же сеть на трёх изображениях, и считать расстояние между признаками
- Вариант 2 – Triplet loss

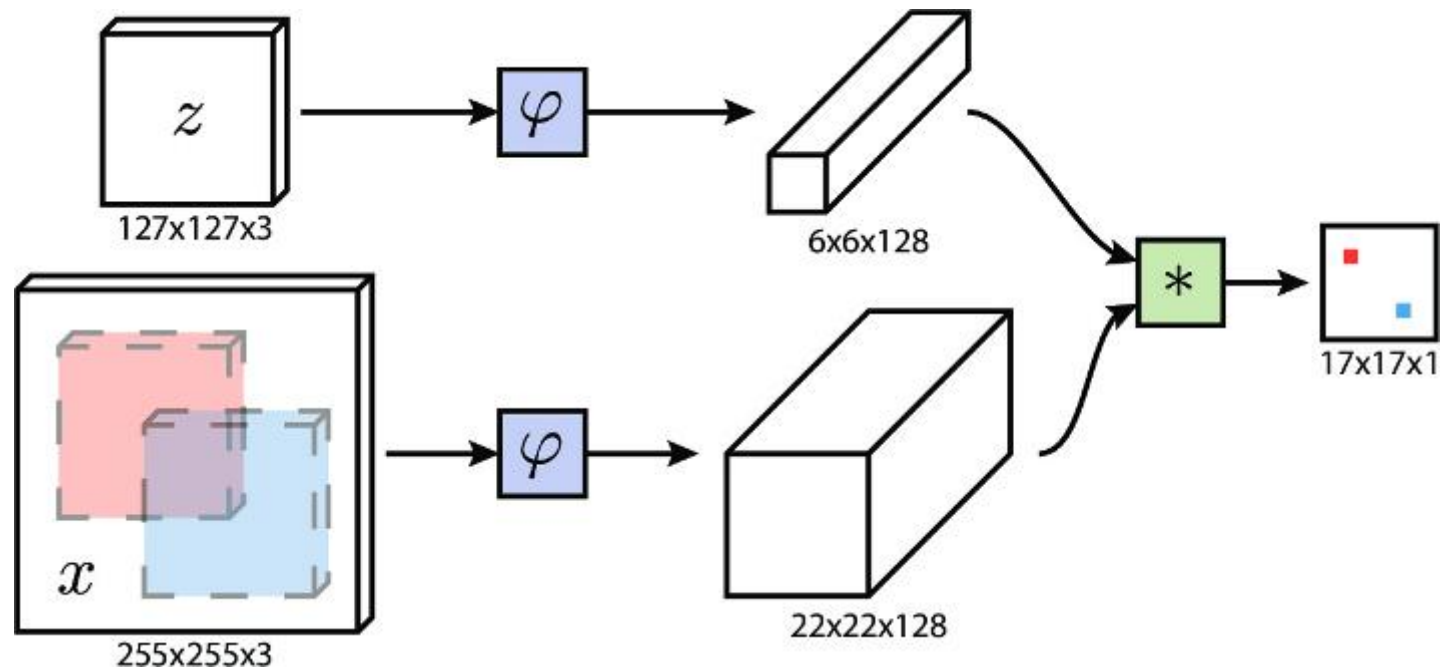


[Simo-Serra et al., 2015; Gordo et al., 2016]

Отслеживание объектов на видео

[Bertinetto et al., 2016]

- Идея: одну из веток сиамский сетей применять свёрточно



Отслеживание объектов на видео

[Bertinetto et al., 2016]

- Идея: одну из веток сиамский сетей применять свёрточно
- Real-time, online



Обучение без разметки (self-supervised pretraining)

- С 2015 года есть много работ по предобучению без меток от людей
 - Обучение на прокси задаче – без дополнительной разметки
 - Популярный вариант: патчи из одной картинки или нет (+ аугментации)
 - Contrastive loss (x_i – представления нормированные или нет, τ – температура)

$$L_{ij} = -\log\left(\frac{\exp(\vec{x}_i^T \vec{x}_j / \tau)}{\sum_{k \in \text{negatives}} \exp(\vec{x}_i^T \vec{x}_k / \tau)}\right)$$

- Где брать отрицательные примеры? – случайно или поиск
 - MoCo [He et al.; 2019], SimCLR [Chen et al.; 2020],
 - SOTA: MoCov2 [Chen et al.; 2020], BYOL [Grill et al.; 2020], SimCLRv2 [Chen et al.; 2020]
 - <https://lilianweng.github.io/lil-log/2019/11/10/self-supervised-learning.html>
- Использование огромных размеченных датасетов тоже развивается
 - Big transfer [Kolesnikov et al.; 2020] - большие ResNet
 - Vision transformer [Dosovitskiy et al.; 2020] - трансформер на патчах

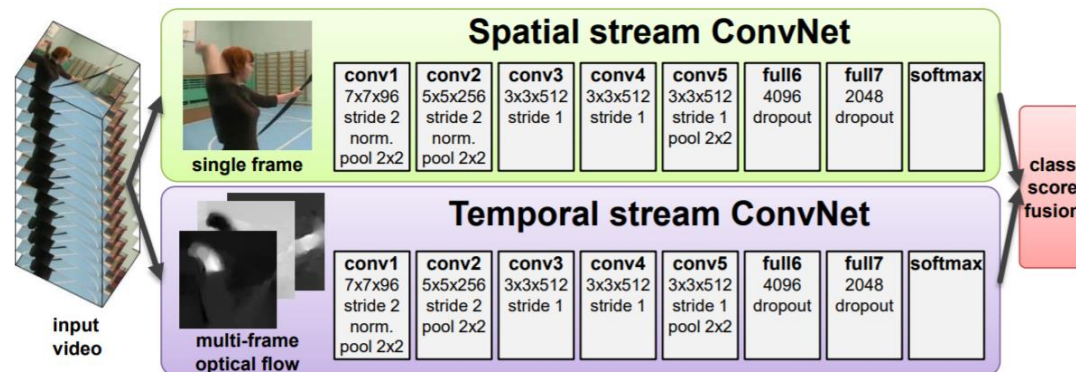
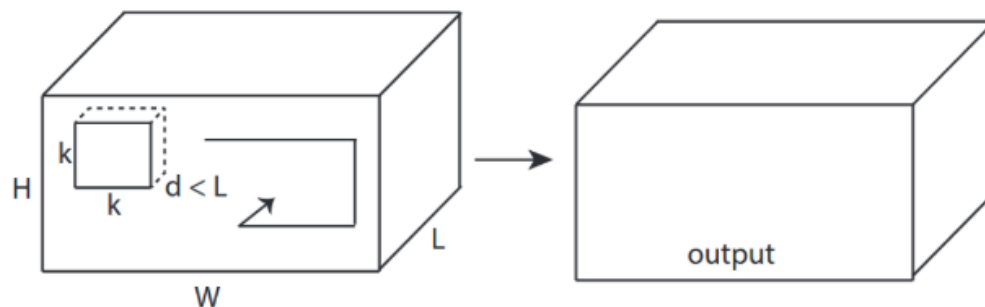
Классификация видео

- Задача: распознавание действий на видео



Подходы к видео

- Задача: распознавание действий на видео
- Подходы:
 - Извлечь CNN признаки и каждого кадра и усреднить
 - Рекуррентная сеть над признаками с кадров [Karpathy et al., 2014] (часто работает плохо!)
 - 3D свёртки [Tran et al., 2015]
- Двупоточные сети [Simonyan&Zisserman, 2014]:



Заключение

- Компьютерное зрение активно использует нейросети
 - Область фрагментирована по задачам
 - Есть задачи зрения, где нейросети работают хуже
- Одна из самых вычислительно тяжелых областей
 - Можно и нужно использовать готовые веса!
- Много специализированных курсов и ресурсов