Национальный исследовательский
Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского
Институт информационных технологий, математики и механики

Образовательный курс
«Современные методы и технологии глубокого обучения в компьютерном зрении»

Детектирование объектов на изображениях

При поддержке компании Intel

Гетманская Александра,
Кустикова Валентина,
Тужилкина Анастасия

Содержание

- Цель лекции
- Постановка задачи детектирования объектов на изображениях
- Открытые наборы данных
- Показатели качества детектирования
- Глубокие модели для детектирования объектов
- Сравнение моделей детектирования объектов
- Заключение

Цель лекции

- ***Цель*** – рассмотреть модели глубокого обучения для задачи детектирования объектов

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

Постановка задачи (1)

- Задача детектирования объектов состоит в том, чтобы определить положение прямоугольника, окаймляющего объект заданного класса

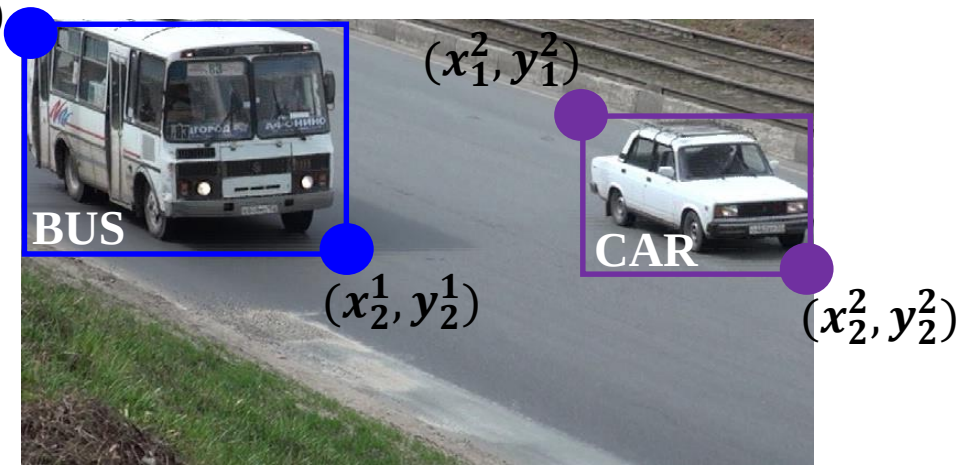
Постановка задачи (2)

- Задача детектирования состоит в том, чтобы каждому изображению I поставить в соответствие множество положений объектов B интересующих классов:

$$\varphi: I \to B, \qquad B = \left\{ b_k, k = \overline{0, |B| - 1} \right\},$$

где $b_k = \left(\left(x_1^k, y_1^k \right), \left(x_2^k, y_2^k \right) [, s^k, c^k] \right)$, $s^k \in \mathbb{R}$ – достоверность,

c^k – класс объектов («СТОЛ», «ПЕШЕХОД», «АВТОМОБИЛЬ», «АВТОБУС» и т.п.)



ОТКРЫТЫЕ НАБОРЫ ДАННЫХ

Наборы данных (1)

Набор данных	Размер тренировочного множества		Размер валидационного множества		Размер тестового множества		Кол-во классов
	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	
Детектирование объектов реальной жизни							
PASCAL VOC 2007 [http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/voc2007]	2 501	6 301	2 510	6 307	4 952	12 032	20
PASCAL VOC 2012 [http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/voc2012]	5 717	13 609	5 823	13 841	N/A	N/A	20
MS COCO [http://cocodataset.org]	165 482	N/A	81 208	N/A	81 434	N/A	91

Наборы данных (2)

Набор данных	Размер тренировочного множества		Размер валидационного множества		Размер тестового множества		Кол-во классов
	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	
Детектирование объектов реальной жизни							
Open Images Dataset [https://storage.googleapis.com/openimages/web/index.html]	~1,7 млн.	~1,4 млн.	~40 тыс.	~204 тыс.	~125 тыс.	~625 тыс.	600
Детектирование и распознавание лиц							
WIDER FACE [http://shuoyang1213.me/WIDERFACE]	12 881	~157 тыс.	3 220	~39 тыс.	16 102	~196 тыс.	1

Наборы данных (3)

Набор данных	Размер тренировочного множества		Размер валидационного множества		Размер тестового множества		Кол-во классов
	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	
Детектирование и распознавание лиц							
LFW [http://vis-www.cs.umass.edu/lfw]	11 910	~5 тыс.	0	0	1 323	~700	1
AFLW [https://www.tugraz.at/institute/icg/research/team-bischof/lrs/downloads/aflw]	25 тыс.	25 тыс. * 21	–	–	–	–	21
IMDB-WIKI [https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/rrothe/imdb-wiki]	523 051	~500 тыс.	–	–	–	–	1

Наборы данных (4)

Набор данных	Размер тренировочного множества		Размер валидационного множества		Размер тестового множества		Кол-во классов
	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	Изображения	Объекты	
Детектирование пешеходов							
Caltech [http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/CaltechPedestrians]	~57 видео по 1 мин	~ 175 тыс.	–	–	~ 47 видео по 1 мин	~ 175 тыс.	1
Wider Person [http://www.cbsr.ia.ac.cn/users/sfzhang/WiderPerson]	8 000	~ 240 тыс.	1 000	~ 30 тыс.	4 382	~ 130 тыс.	1

Open Images Dataset

- 15 851 536 объектов, принадлежащих 600 категориям
- Если более 5 экземпляров объектов одного класса сильно перекрывают друг друга, они заключаются в один прямоугольник с меткой «группа объектов»
- Все прямоугольники размечены вручную

* Open Images Dataset [https://storage.googleapis.com/openimages/web/index.html].

** Kuznetsova A., Rom H., Alldrin N., Uijlings J., Krasin I., Pont-Tuset J., Kamali S., Popov S., Malloci M., Kolesnikov A., Duerig T., Ferrari V. The Open Images Dataset V4: Unified image classification, object detection, and visual relationship detection at scale. – 2020. – [https://arxiv.org/pdf/1811.00982.pdf].

WIDER FACE

- WIDER FACE – бенчмарк для сравнения качества работы методов детектирования лиц на изображениях
- 32 203 изображения, на которых отмечено 393 703 лица с высокой степенью изменчивости в масштабе, позе и перекрытии

* WIDER FACE [http://shuoyang1213.me/WIDERFACE].

Caltech Pedestrian Dataset

- 10 часов видео с разрешением 640x480 и частотой 30 Гц. Видео получено с видеорегистратора, который установлен на автомобиле, движущемся в городских условиях
- ~250 000 аннотированных кадров (в 137 отрезках длиной около минуты), содержащих 350 000 окаймляющих прямоугольников и 2 300 уникальных пешеходов

* Caltech Pedestrian Dataset [http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/CaltechPedestrians].

ПОКАЗАТЕЛИ КАЧЕСТВА ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

Рассматриваемые показатели качества

- Показатель числа истинных срабатываний (true positive rate)
- Показатель числа ложных срабатываний (false detection rate)
- Количество ложных срабатываний, в среднем приходящихся на изображение (average false positives per frame)
- Средняя точность предсказания (average precision)

Показатель числа истинных срабатываний

- ***Показатель числа истинных срабатываний*** (true positive rate) – отношение количества правильно обнаруженных объектов TP к общему числу размеченных объектов $TP + FN$

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

- Считается, что объект обнаружен правильно, если доля перекрытия обнаруженного (detection, d) и размеченного (groundtruth, g) окаймляющих прямоугольников $IoU = \frac{S_{d \cap g}}{S_{d \cup g}}$ превышает некоторое пороговое значение τ
- Порог τ выбирается в промежутке от 0.5 до 0.7
- Показатель числа истинных срабатываний не отражает количество ложных срабатываний, поэтому рассматривается вместе со следующим показателем

Разметка \ Предсказание	**True**	**False**
True	TP	FN
False	FP	TN

Показатель числа ложных срабатываний

- ***Показатель числа ложных срабатываний*** (false detection rate) – отношение количества ложных срабатываний к общему числу срабатываний детектора

$$FDR = \frac{FP}{TP + FP}$$

- Объект считается обнаруженным правильно при выполнении тех же условий, что и для предыдущего показателя
- Обнаруженный прямоугольник принимается за ложное срабатывание, если ему не нашлась пара из разметки

		Предсказание	
		True	**False**
Разметка	**True**	TP	FN
	False	FP	TN

Количество ложных срабатываний, в среднем приходящихся на изображение

- ***Количество ложных срабатываний, в среднем приходящихся на изображение*** (average false positives per frame) – отношение количества ложных срабатываний FP к общему числу обработанных изображений N

$$FPperFrame = \frac{FP}{N}$$

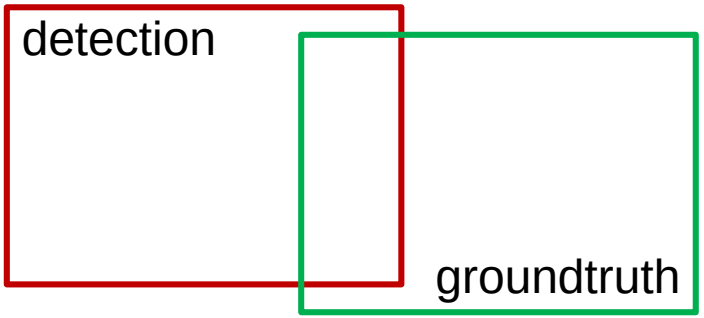
- Объект считается обнаруженным правильно при выполнении тех же условий, что и для предыдущих показателей

- Показатель представляет интерес при обработке потока изображений (например, видео)

		Предсказание	
		True	**False**
Разметка	**True**	TP	FN
	False	FP	TN

Средняя точность предсказания (1)

- Обозначения:
  - $IoU = \frac{S_{d \cap g}}{S_{d \cup g}}$ – доля перекрытия обнаруженного (detection) и размеченного (groundtruth) окаймляющих прямоугольников (Intersection over Union), $IoU \in [0; 1]$
  - TP – количество объектов, для которых доля перекрытия не меньше некоторого порога τ (т.е. считается, что объект обнаружен правильно – true positive)
  - FP – количество обнаруженных объектов с долей перекрытия, меньшей τ (объект найден ошибочно), или объект обнаружен более одного раза (false positives)
  - FN – количество необнаруженных объектов (false negatives)



Средняя точность предсказания (2)

- Пороговое значение τ, как правило, выбирается равным 0.5

- ***Точность*** (precision) – отношение количества правильно обнаруженных прямоугольников к общему числу срабатываний детектора

$$Precision = p = \frac{TP}{TP + FP}$$

- ***Отклик*** (recall) – отношение количества правильно обнаруженных прямоугольников к общему числу объектов

$$Recall = r = \frac{TP}{TP + FN}$$

Средняя точность предсказания (3)

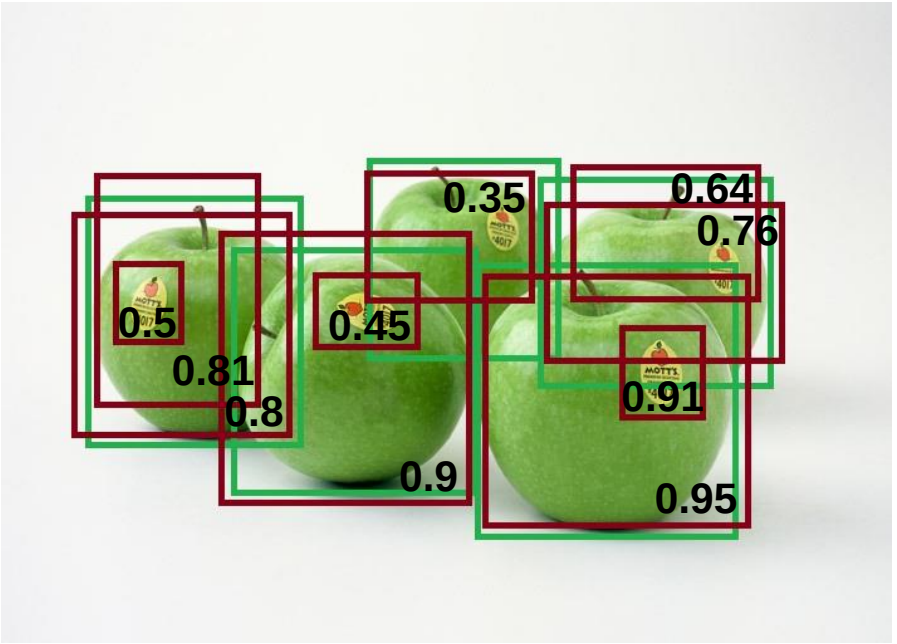
- ***Средняя точность предсказания*** (average precision) – математическое ожидание точностей

$$AP = \int_0^1 p(r)dr$$

- Схема вычисления:
  - Обнаруженные окаймляющие прямоугольники сортируются в порядке убывания достоверности наличия в них объектов
  - Для каждого обнаруженного прямоугольника выполняется поиск соответствия из разметки согласно условию $IoU \geq \tau$
  - Выполняется вычисление точности и отклика
  - Строится зависимость точности от отклика
  - Вычисляется площадь под графиком построенной зависимости

Средняя точность предсказания (4)

- Пример вычисления средней точности предсказания:
  - Исходное изображение – фотография яблок из набора данных ImageNet [http://www.image-net.org]
  - Разметка содержит окаймляющие прямоугольники для 5 яблок (зеленые прямоугольники)
  - Алгоритм детектирования обнаруживает 10 яблок (красные прямоугольники)
  - Для определенности предполагается, что достоверности различны, чтобы далее однозначно идентифицировать прямоугольники



Средняя точность предсказания (5)

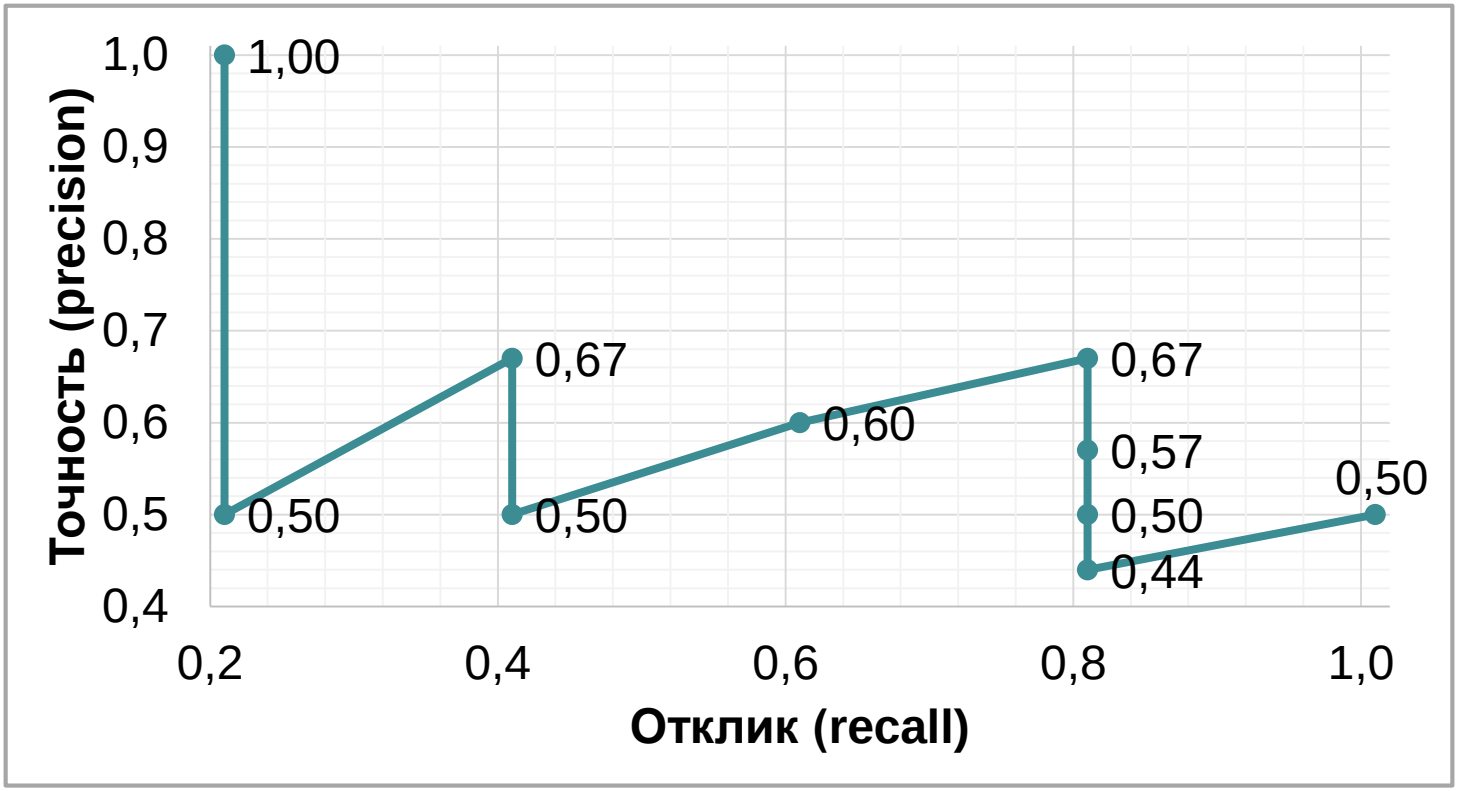
- Пример вычисления средней точности предсказания:
  - Сортировка прямоугольников, вычисление точности и отклика

№	Достоверность	Объект?	Точность	Отклик
1	0.95	Да	1/1 = 1.0	1/5 = 0.2
2	0.91	Нет	1/2 = 0.5	1/5 = 0.2
3	0.9	Да	2/3 ≈ 0.67	2/5 = 0.4
4	0.81	Нет	2/4 = 0.5	2/5 = 0.4
5	0.8	Да	3/5 = 0.6	3/5 = 0.6
6	0.76	Да	4/6 = 0.67	4/5 = 0.8
7	0.64	Нет	4/7 ≈ 0.57	4/5 = 0.8
8	0.5	Нет	4/8 = 0.5	4/5 = 0.8
9	0.45	Нет	4/9 ≈ 0.44	4/5 = 0.8
10	0.35	Да	5/10 = 0.5	5/5 = 1.0

Отклик нарастает

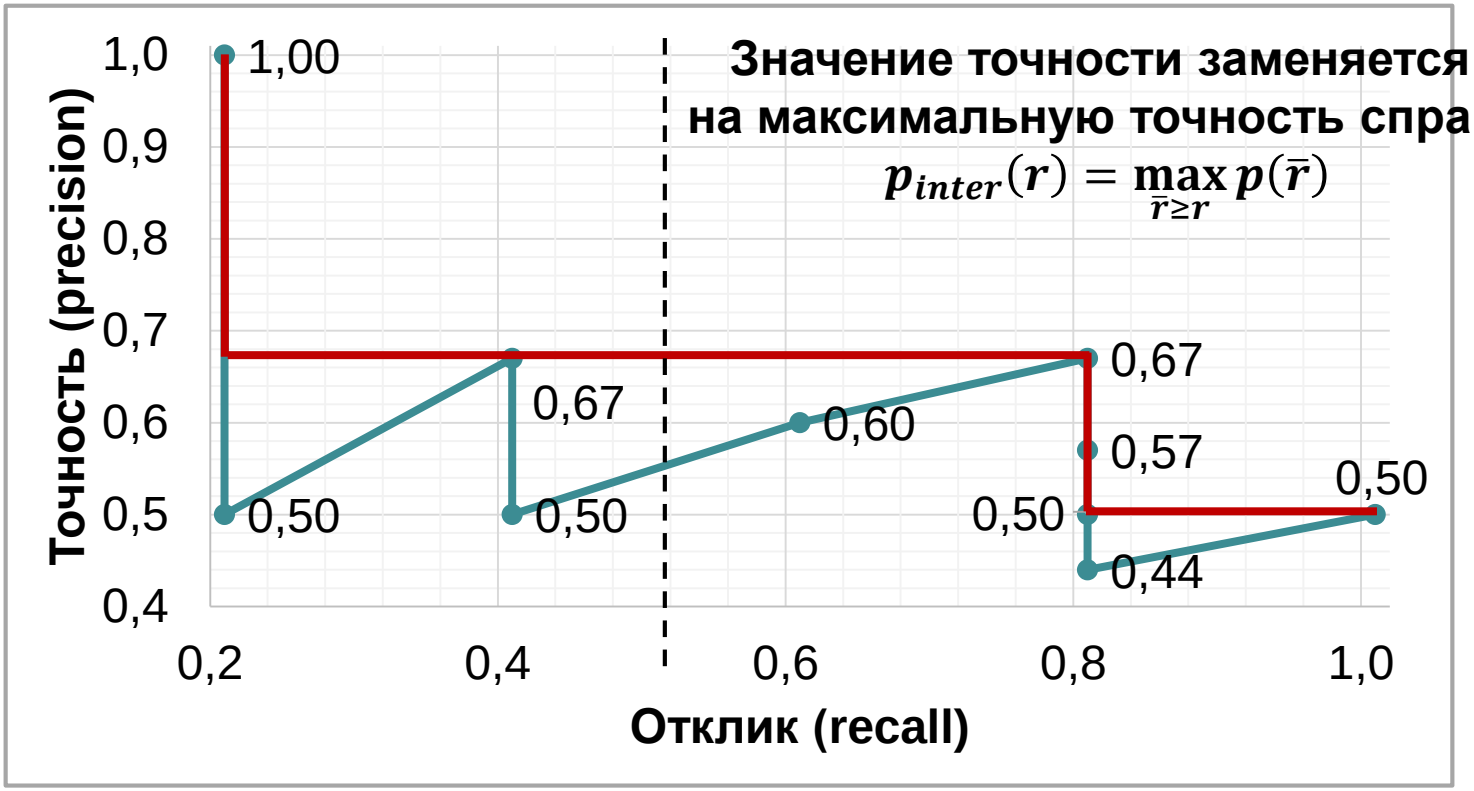
Средняя точность предсказания (6)

- Пример вычисления средней точности предсказания:
  - Построение зависимости точности от отклика
  - Результат – зигзагообразная кривая



Средняя точность предсказания (7)

- Пример вычисления средней точности предсказания:
  - Вычисление площади под зигзагообразной кривой – интерполяция и вычисление площади под «ступенькой»



Средняя точность предсказания (8)

- Средняя точность предсказания отражает следующие аспекты качества:
  - Точность показывает, насколько точными являются предсказания (качество построения окаймляющего прямоугольника)
  - Отклик показывает, насколько хорошо обнаруживаются все объекты (способность обнаруживать все изображенные объекты)

ГЛУБОКИЕ МОДЕЛИ ДЛЯ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

Классификация глубоких моделей для детектирования объектов

- ***Двухстадийные модели*** формируют набор гипотез, которые потом классифицируются, и уточняются границы
  - R-CNN
  - Fast R-CNN
  - Faster R-CNN
  - R-FCN

- ***Одностадийные модели*** предполагают формирование набора прямоугольников при проходе нейронной сети
  - SSD
  - YOLOv1, *v2, *v3

Рассматриваемые модели (1)

Двухстадийные модели

- ***R-CNN (2014)***
  - Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. – 2014. – [https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6909475] (опубликованная версия).
- ***Fast R-CNN (2015)***
  - Girshick R. Fast R-CNN. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7410526] (опубликованная версия).
- ***Faster R-CNN, R-FCN (2016)***
  - Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/5638-faster-r-cnn-towards-real-time-object-detection-with-region-proposal-networks.pdf] (опубликованная версия).

Рассматриваемые модели (2)

– Dai J., Li Y., He K., Sun J. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1605.06409.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/6465-r-fcn-object-detection-via-region-based-fully-convolutional-networks.pdf] (опубликованная версия).

- ***SSD (2016)***
  - Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Fu C.-Y., Berg A.C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1512.02325.pdf], [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46448-0_2] (опубликованная версия).
- ***YOLOv1 (2015), *v2 (2016)***
  - Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7780460] (опубликованная версия).
  - Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1612.08242.pdf], [https://pjreddie.com/darknet/yolo].

Одностадийные модели

Рассматриваемые модели (3)

- ***YOLOv3, RetinaNet (2018)***
  - Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. – 2018. – [https://pjreddie.com/media/files/papers/YOLOv3.pdf].
  - Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].
- ***CenterNet (2019)***
  - Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

- ***Примечание:*** на данный момент значительное количество нейронных сетей, которые демонстрируют хорошие результаты детектирования на открытых наборах данных, являются модификациями перечисленных моделей

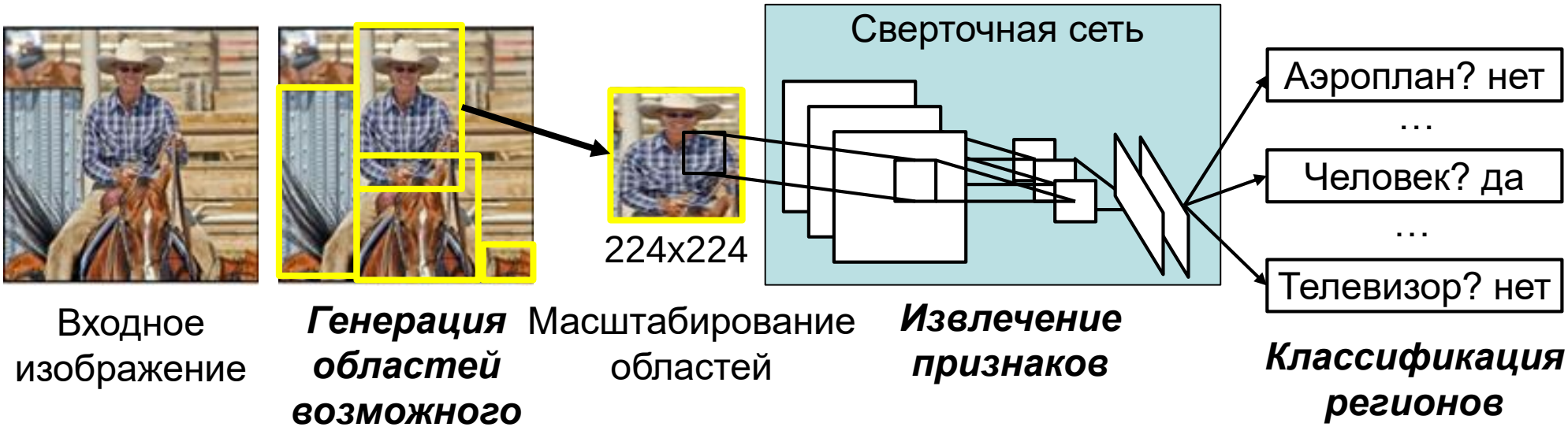
R-CNN (1)

- R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) – одна из первых моделей, которая позволила получить высокие показатели качества детектирования на PASCAL VOC 2012
- Схема работы модели:
  - Генерация областей возможного наличия объектов – гипотез (~2000 областей)
  - Извлечение признаков для каждой сгенерированной области
  - Классификация построенных областей
  - Построение окаймляющих прямоугольников

* Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. – 2014. – [https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6909475].

R-CNN (2)

- Схема R-CNN:



* Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. – 2014. – [https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6909475].

R-CNN (3)

- Генерация областей возможного наличия объектов – гипотез (~2000 областей)
  - Сканирование изображения
  - Выделение областей интереса с использованием метода выборочного поиска (selective search algorithm)
- Выделение признаков для каждой сгенерированной области
  - Обработка каждой построенной области с использованием сверточной нейронной сети посредством выполнения прямого прохода
  - В реализации R-CNN используется модель AlexNet (5 сверточных слоев и 2 полносвязных, на выходе – вектор признаков размера 4096 элементов)

* Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. – 2014. – [https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6909475].

R-CNN (4)

- Классификация областей
  - Получение выхода сети и его перенаправление на вход метода опорных векторов (Support Vector Machine, SVM)
  - Использование набора бинарных SVM-классификаторов, каждый из которых определяет принадлежность определенному классу объектов
- Построение окаймляющих прямоугольников
  - Получение выхода сети
  - Перенаправление выхода сети на вход линейной регрессии для определения границ окаймляющего прямоугольника
  - Применение алгоритма подавления немаксимумов (greedy non-maximum suppression) для каждого класса объектов

* Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. – 2014. – [https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6909475].

R-CNN (5)

- Основной недостаток R-CNN – вывод (inference) модели работает очень медленно, поэтому модель не может быть использована в системах реального времени
  - Для каждой сгенерированной гипотезы на входном изображении требуется прямой проход по сверточной сети, что составляет ~2000 прямых проходов на изображение
- Недостаток построения модели – необходимость обучения или тонкой настройки (fine-tuning) трех групп моделей:
  - Сверточная сеть для извлечения признаков (настройка)
  - Набор бинарных SVM-классификаторов (обучение)
  - Линейная регрессия для уточнения границ окаймляющих прямоугольников (обучение)

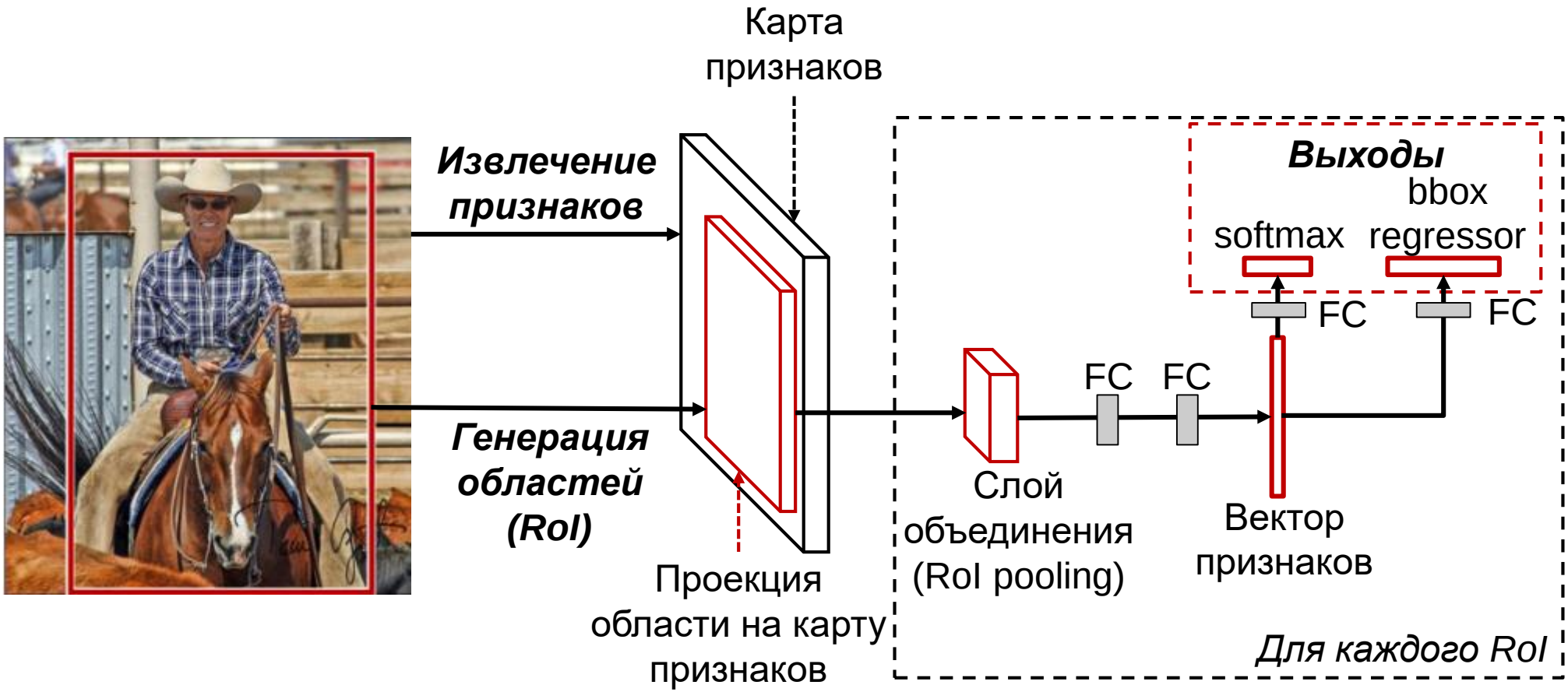
* Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. – 2014. – [https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6909475].

Fast R-CNN (1)

- Fast R-CNN – развитие R-CNN, направленное на ускорение вычислений в R-CNN
- Проблема – при генерации областей возможного наличия объектов области могут в значительной степени перекрываться, в результате чего сверточная сеть будет проходить по одинаковым фрагментам изображения, которые принадлежат разных гипотезам
- Решение – изменить порядок выполнения этапов извлечения признаков и генерации гипотез о возможном наличии объектов (алгоритмы используются те же, что и для R-CNN)
- Отличие – набор SVM-классификаторов и линейных регрессий заменяются на нейросетевые реализации

* Girshick R. Fast R-CNN. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7410526].

Fast R-CNN (2)



* Girshick R. Fast R-CNN. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7410526].

Fast R-CNN (3)

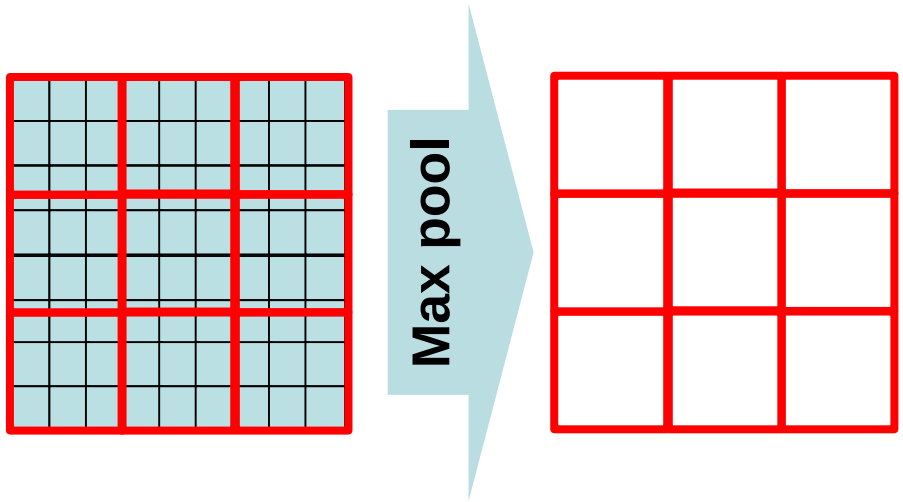
- Слой объединения (RoI pooling layer) интегрирует информацию о построенной карте признаков входного изображения и сгенерированном регионе и формирует признаковое описание области
  - Вход:
    - Выходная карта признаков с последнего сверточного слоя нейронной сети, которая обеспечивает извлечение признаков
    - Координаты сгенерированной области в системе, связанной с входным изображением
  - Выход:
    - Признаковое описание области (размеры одинаковы для всех областей)

Fast R-CNN (4)

- Слой объединения (RoI pooling layer) интегрирует информацию о построенной карте признаков входного изображения и сгенерированном регионе и формирует признаковое описание области
  - Алгоритм:
    - Координаты сгенерированной области преобразуются в систему, связанную со сверточной картой признаков, построенной для изображения
    - Далее рассматривается фрагмент карты признаков размера $w \times h$, соответствующий сгенерированной области
    - На полученный фрагмент накладывается сетка фиксированного размера $W \times H$ ($W = H = 7$)
    - В каждой ячейке выполняется операция объединения по максимуму (max pooling), в результате чего формируется признаковое описание области пространственных размеров $W \times H$

Fast R-CNN (5)

- Слой объединения (RoI pooling layer) интегрирует информацию о построенной карте признаков входного изображения и сгенерированном регионе и формирует признаковое описание области
  - Пример для $w \times h = 9 \times 8$ и $W \times H = 3 \times 3$



Fast R-CNN (6)

- Общая часть классификатора и регрессора:
  - 2 полносвязных слоя
  - Выходной вектор используется в качестве входов для двух параллельных веток – классификатора и регрессора
- Классификатор – полносвязный слой + функция активации softmax
  - Количество элементов полносвязного слоя соответствует количеству классов с учетом фона
  - Выходной вектор отражает достоверность принадлежности каждому классу
- Регрессор – полносвязный слой
  - Выходной вектор – смещения прямоугольника для каждого возможного класса (per-class bounding-box regression offsets)

Faster R-CNN (1)

- Faster R-CNN – модификация Fast R-CNN, в которой для генерации областей возможного наличия объектов используется специальная нейронная сеть RPN (Region Proposal Network)
- По аналогии с Fast R-CNN изображение произвольного размера подается на вход сверточной нейронной сети (лучшие результаты на ResNet-101) для извлечения признаков
- Полученная карта признаков перенаправляется на вход RPN, цель которой состоит в том, чтобы обойти карту признаков скользящим окном (sliding window) и сформировать набор областей, а также карты достоверностей их принадлежности каждому из допустимых классов

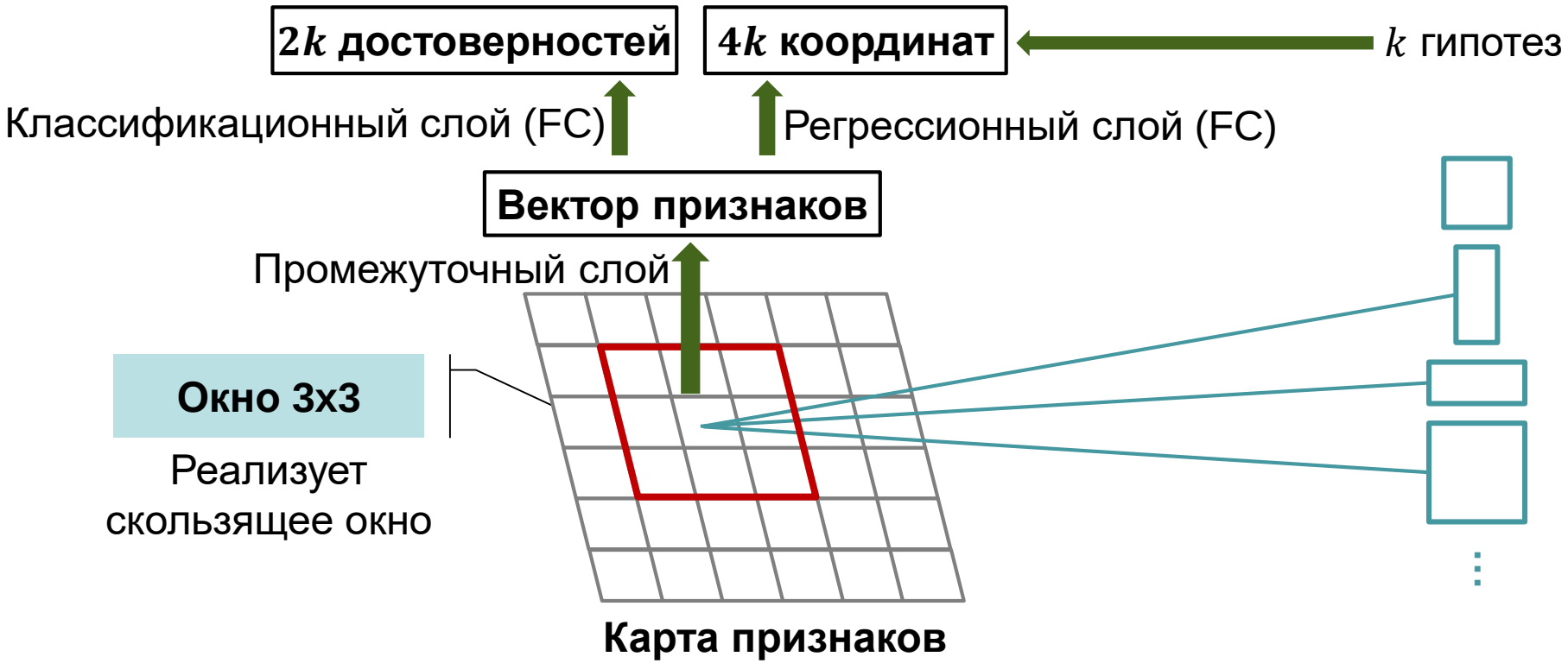
* Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/5638-faster-r-cnn-towards-real-time-object-detection-with-region-proposal-networks.pdf].

Faster R-CNN (2)

- RPN – сверточная нейронная сеть
- Вход:
  - Изображение произвольного разрешения
- Выход:
  - Набор прямоугольных регионов (гипотез) и соответствующих векторов достоверностей, отражающих степень принадлежности классу или фону
- RPN состоит из двух частей:
  - Последовательность сверточных слоев, наследуемая из широко известных моделей (например, ZF или VGG)
  - Небольшая сверточная сеть для генерации гипотез, которая реализует обход карты признаков, построенной с использованием сверточной сети (первая часть RPN)

Faster R-CNN (3)

- Сеть для генерации гипотез (Region Proposal Network):



* Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/5638-faster-r-cnn-towards-real-time-object-detection-with-region-proposal-networks.pdf].

Faster R-CNN (4)

- Сеть для генерации гипотез (Region Proposal Network):
  - Карта признаков обходится окном размера 3x3, что соответствует рецептивному полю размера 171x171 для модели ZF и 228x228 для VGG
  - Для каждого положения окна формируется k гипотез о прямоугольных областях, содержащих объект. Центр области совпадает с центром окна, области отличаются соотношением сторон
  - Промежуточный слой – сверточный слой с ядром 3x3 + функция активация ReLU. В результате обхода скользящим окном формируется вектор размерности 256 для модели ZF и 512 для VGG
  - Классификационный и регрессионный слои реализуются посредством одномерных сверточных слоев

Faster R-CNN (5)

- Сеть для генерации гипотез (Region Proposal Network):
  - Выход регрессионного слоя – вектор размерности $4k$, по 4 координаты для каждой гипотезы, которые соответствуют сдвигам сторон прямоугольной области (shape offsets), являющейся гипотезой
  - Выход классификационного слоя – вектор достоверностей размерности $2k$, по 2 значения для каждой гипотезы, соответствующие достоверностям того, что область содержит объект некоторого класса или нет (реализуется бинарный классификатор)

Faster R-CNN (6)

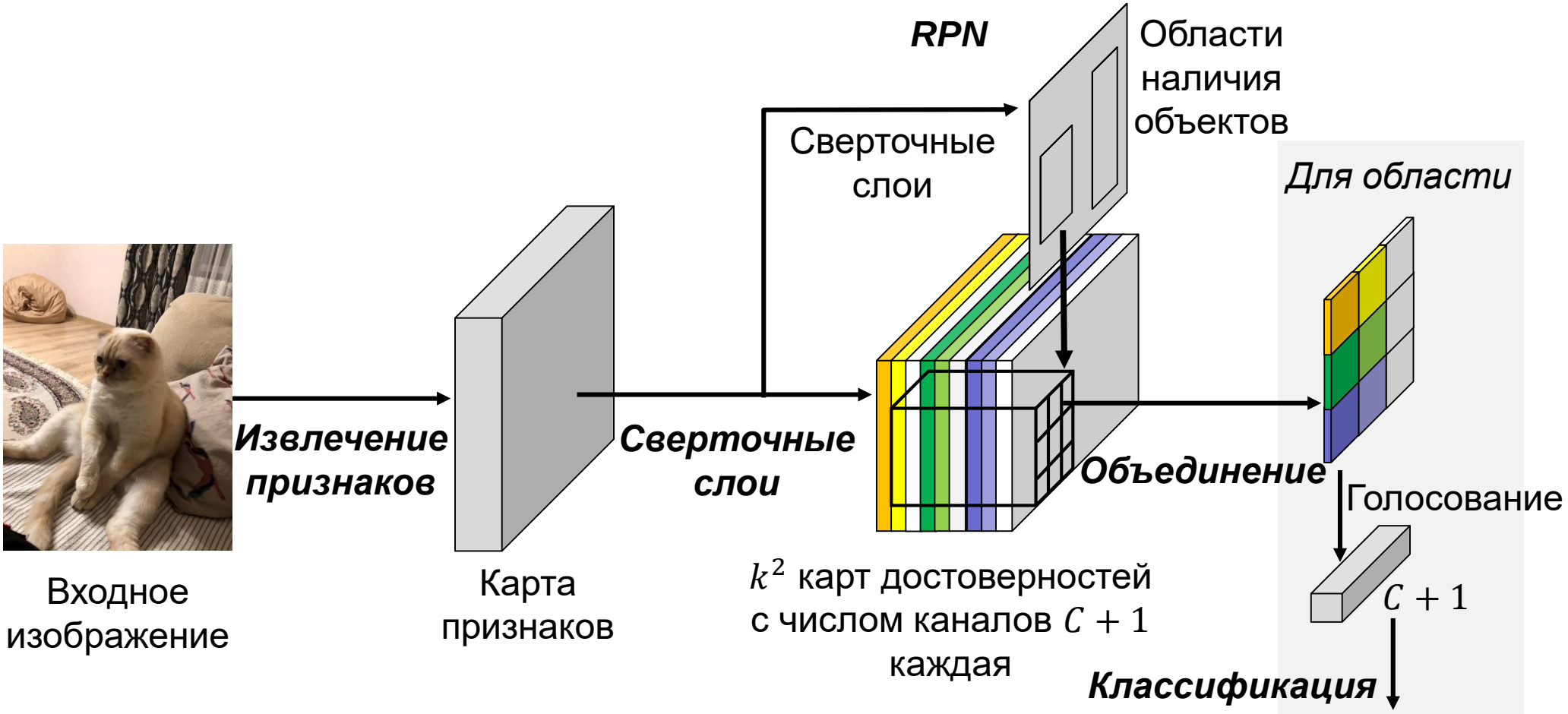
- Генератор гипотез:
  - Каждый элемент входной карты признаков соответствует ведущему положению (anchor) набора гипотез
  - Для генерации гипотез используется 2 параметра – масштаб и соотношение сторон прямоугольной области
    - VGG-16 уменьшает масштаб исходного изображения в 16 раз, 16 – шаг генерации гипотез в системе координат исходного изображения
    - Если масштабы {8, 16, 32} и соотношения сторон {1/2, 1/1, 2/1}, то генерируется 9 гипотез для каждого ведущего положения
    - Чтобы получить следующее ведущее положение на исходном изображении, достаточно сдвинуть предыдущее положение на 16
- ***Примечание:*** модель обучается как единая нейронная сеть, функция ошибки – взвешенная функция потерь для двух веток, соответствующих классификации и регрессии

R-FCN (1)

- R-FCN (Region-based Fully Convolutional Network) является логическим продолжением развития метода Faster R-CNN
- Основная идея R-FCN состоит в том, чтобы на выходе сети сформировать ***карты достоверностей принадлежности допустимым классам, которые чувствительны к расположению областей возможного наличия объектов*** (position-sensitive score maps)

* Dai J., Li Y., He K., Sun J. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1605.06409.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/6465-r-fcn-object-detection-via-region-based-fully-convolutional-networks.pdf].

R-FCN (2)



* Dai J., Li Y., He K., Sun J. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1605.06409.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/6465-r-fcn-object-detection-via-region-based-fully-convolutional-networks.pdf].

R-FCN (3)

- Схема работы R-FCN:
  - Извлечение признаков из исходного изображения посредством прямого прохода по некоторой сверточной нейронной сети
  - Добавление сверточных слоев и формирование набора карт достоверностей принадлежности допустимым классам, которые чувствительны к расположению областей возможного наличия объектов
    - Количество таких карт – k^2, что отвечает числу относительных положений объекта на пространственной сетке $k \times k$, которой разбивается каждая область возможного наличия объекта (если $k = 3$, то относительные положения «сверху слева», «сверху по центру», …, «снизу справа»)
    - Глубина каждой карты $C + 1$, где C – количество категорий объектов
    - Глубина объединенной карты признаков – $k^2(C + 1)$

R-FCN (4)

- Схема работы R-FCN:
  - Генерация областей возможного наличия объектов с использованием полностью сверточной RPN
  - Объединение карт достоверностей в соответствии с относительным положением в области (position-sensitive RoI pooling layer)
    - В соответствии с расположением области вырезается соответствующая часть набора карт признаков, отвечающих относительным позициям объекта
    - Полученные карты реорганизуются в соответствии с относительными позициями
  - Классификация областей с помощью softmax-классификатора. Вход классификатора – вектор достоверностей принадлежности области каждому из допустимых классов, полученный посредством голосования

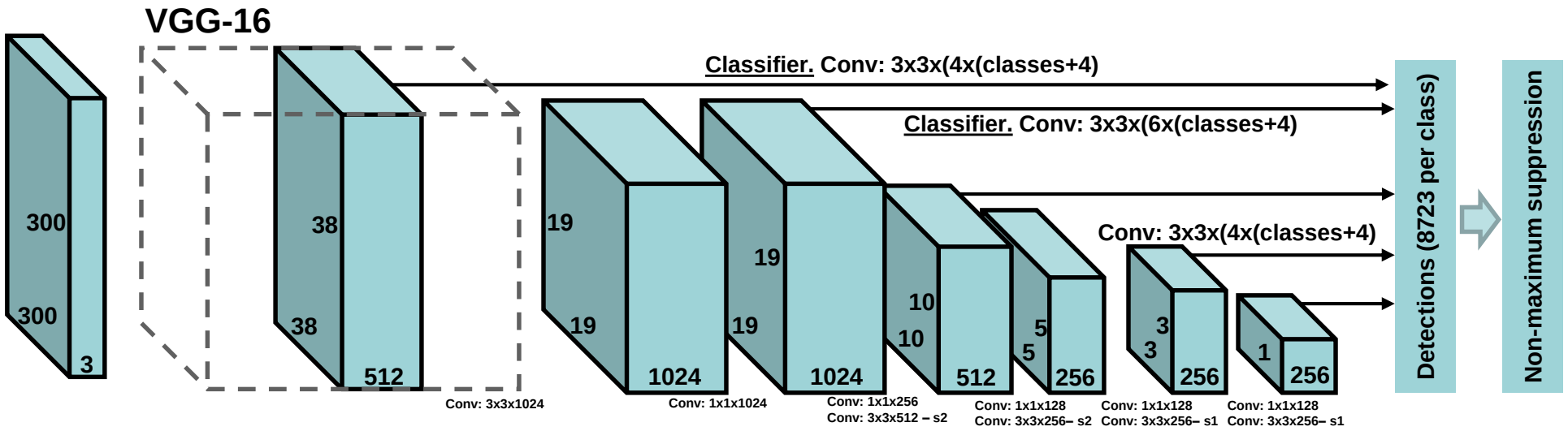
SSD (1)

- SSD (Single Shot Multibox Detector) позволяет одновременно предсказывать размещение окаймляющих прямоугольников и классифицировать объекты, ограниченные этими прямоугольниками
- SSD представляет собой единую сверточную нейронную сеть, к промежуточным картам признаков которой применяются нейросетевые детекторы
- Разработаны архитектуры для разных размеров входа (SSD300 – 300x300, SSD512 – 512x512 и другие)

* Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Fu C.-Y., Berg A.C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1512.02325.pdf], [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46448-0_2].

SSD (2.1)

- Архитектура SSD300:



* Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Fu C.-Y., Berg A.C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1512.02325.pdf], [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46448-0_2].

SSD (2.2)

Слой (num_filters w×h, stride[, pad])	Разрешение карты признаков на выходе слоя	Классификатор	Разрешение карты признаков на выходе классификатора	Количество гипотез
image:	300×300×3			
conv1_1: 64 3×3, 1, 1 + ReLU	300×300×64			
conv1_2: 64 3×3, 1, 1 + ReLU	300×300×64			
pool1: max 2×2, 2	150×150×64			
conv2_1: 128 3×3, 1, 1 + ReLU	150×150×128			
conv2_2: 128 3×3, 1, 1 + ReLU	150×150×128			
pool2: max 2×2, 2	75×75×128			
conv3_1: 256 3×3, 1, 1 + ReLU	75×75×256			
conv3_2: 256 3×3, 1, 1 + ReLU	75×75×256			
conv3_3: 256 3×3, 1, 1 + ReLU	75×75×256			
pool3: max 2×2, 2	38×38×256			
conv4_1: 512 3×3, 1, 1 + ReLU	38×38×512			
conv4_2: 512 3×3, 1, 1 + ReLU	38×38×512			
conv4_3: 512 3×3, 1, 1 + ReLU	38×38×512	conv_c1: $\mathbf{4}(\boldsymbol{c}+\mathbf{4})$ 3×3, 1	38×38×[4(c+4)]	38*38*4=5776
pool4: max 2×2, 2	19×19×512			
conv5_1: 512 3×3, 1, 1 + ReLU	19×19×512			
conv5_2: 512 3×3, 1, 1 + ReLU	19×19×512			
conv5_3: 512 3×3, 1, 1 + ReLU	19×19×512			
pool5: max 3×3, 1, 1	19×19×512			
fc6: 1024 3×3, 1, 6 (dilation: 6) + ReLU	19×19×1024			
fc7: 1024 1×1, 1, 0 + ReLU	19×19×1024	conv_c2: $\mathbf{6}(\boldsymbol{c}+\mathbf{4})$ 3×3, 1	19×19×[6(c+4)]	19*19*6=2166
conv6_1: 256 1×1, 1, 0 + ReLU	19×19×256			
conv6_2: 512 3×3, 2, 1 + ReLU	10×10×512	conv_c3: $\mathbf{6}(\boldsymbol{c}+\mathbf{4})$ 3×3, 1	10×10×[6(c+4)]	10*10*6=600
conv7_1: 128 1×1, 1, 0 + ReLU	10×10×128			
conv7_2: 256 3×3, 2, 1 + ReLU	5×5×256	conv_c4: $\mathbf{6}(\boldsymbol{c}+\mathbf{4})$ 3×3, 1	5×5×[6(c+4)]	5*5*6=150
conv8_1: 128 1×1, 1, 0 + ReLU	5×5×128			
conv8_2: 256 3×3, 1, 0+ ReLU	3×3×256	conv_c5: $\mathbf{4}(\boldsymbol{c}+\mathbf{4})$ 3×3, 1	3×3×[4(c+4)]	3*3*4=36
conv9_1: 128 1×1, 1, 0 + ReLU	3×3×128			
conv9_2: 256 3×3, 1, 0 + ReLU	1×1×256	conv_c6: $\mathbf{4}(\boldsymbol{c}+\mathbf{4})$ 3×3, 1	1×1×[4(c+4)]	1*1*4=4
			Общее число гипотез о расположении объектов	8732

- Структура SSD300 (conv – сверточный слой, pool – пространственное объединение; количество фильтров классификатора $k(c+4)$, где k – количество прямоугольников по умолчанию, c – количество классов, 4 соответствует числу сторон прямоугольников (каждое значение – сдвиг стороны окаймляющего прямоугольника относительно стороны прямоугольника по умолчанию)

SSD (3)

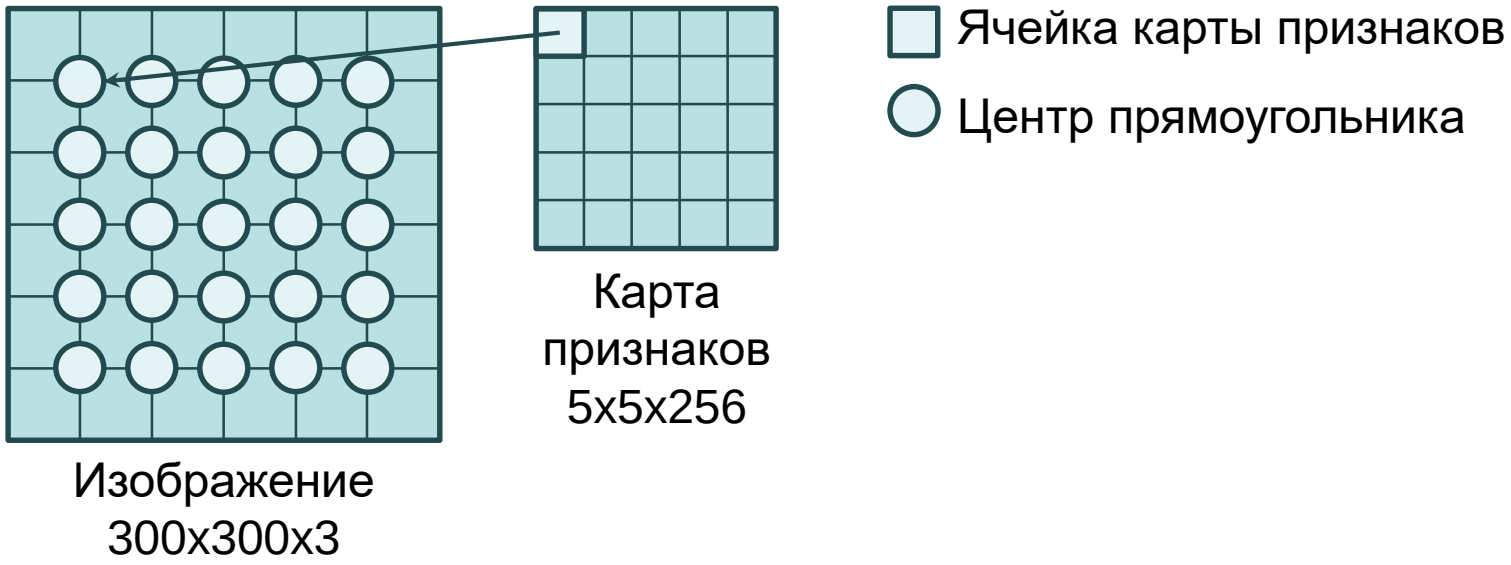
- Архитектура SSD300:
  - Модель построена на базе модели VGG-16, в которой сверточные слои фигурируют без изменений, а полностью связанные слои заменены на полностью сверточные
  - К картам признаков разного масштаба присоединяются классификационные сверточные слои, которые одновременно обеспечивают генерацию возможных положений объектов и их классификацию
  - Для исключения дублирования окаймляющих прямоугольников, выполняется процедура подавления не-максимумов (non-maximum suppression)

SSD (4)

- Классификационные сверточные слои:
  - Карта признаков на некотором уровне отвечает описанию изображения некоторого масштаба в целом, ячейка карты – описанию некоторой прямоугольной области изображения
  - Каждый классификационный слой определенной ячейке карты признаков ставит в соответствие набор окаймляющих прямоугольников по умолчанию (k штук)
  - Для каждого прямоугольника определяется вектор достоверностей принадлежности объекта допустимым классам (длины C) и вектор сдвигов сторон прямоугольника по умолчанию для уточнения его границ (вектор длины 4)
  - Если карта признаков имеет размеры $m \times n$ и каждой ячейке соответствует k-прямоугольников, то количество выходов на классификационном слое составляет $kmn(c + 4)$

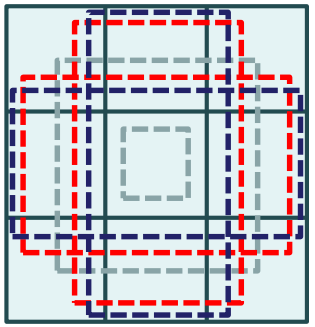
SSD (5)

- Формирование гипотез – прямоугольников, потенциально содержащих объект
  - Рассмотрим на примере SSD300 и карты признаков, построенной на четвертом сверточном слое



SSD (6)

- Формирование гипотез – прямоугольников, потенциально содержащих объект
  - Для каждого центра делается предположение о расположении объекта
  - Гипотез 4 или 6, что соответствует количеству прямоугольников, у которых центр расположен в выбранной точке: два квадрата разного масштаба, две пары прямоугольников с соотношением сторон $1/2$, $2/1$ и $1/3$, $3/1$



  - На самой крупной и двух самых мелких картах признаков используется по 4 гипотезы

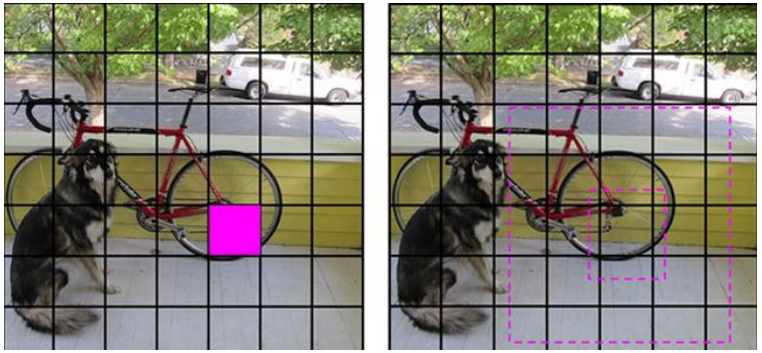
YOLOv1 (1)

- YOLO (You Only Look Once) – еще одна модель детектирования объектов, которая представляется единой сверточной сетью, обеспечивающей построение окаймляющих прямоугольников и классификацию объектов в этих прямоугольниках
- Модель плохо обнаруживает объекты небольшого размера

* Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7780460].

YOLOv1 (2)

- Входное изображение делится на ячейки сеткой $S \times S$
- Каждая ячейка отвечает за предсказание B окаймляющих прямоугольников



- Для каждого окаймляющего прямоугольника предсказываются параметры x, y, w, h, c, где (x, y) – центр прямоугольника относительно границ ячейки, w и h – ширина и высота прямоугольника в системе координат изображения, c – достоверность присутствия объекта

* Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7780460].

YOLOv1 (3)

- Достоверность присутствия объекта в ячейке определяется следующим образом:

$$c = P(Object) \cdot IoU_{pred}^{truth},$$

где $P(Object)$ – вероятность наличия объекта в окаймляющем прямоугольнике, IoU_{pred}^{truth} – отношение площади пересечения обнаруженного и размеченного прямоугольников

- Достоверность строится для ячейки независимо от количества соответствующих окаймляющих прямоугольников
- Если ячейка не содержит объект, то достоверность равна нулю
- В противном случае, значение достоверности принимается равным IoU_{pred}^{truth}

YOLOv1 (4)

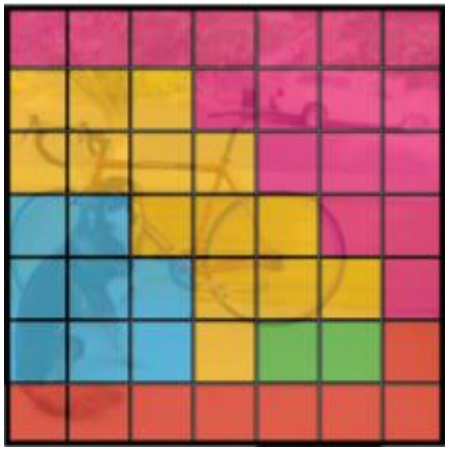
- Для каждого окаймляющего прямоугольника прогнозируется C условных вероятностей $P(Class_i \mid Object)$, где C – количество детектируемых классов объектов
- Условные вероятности классов умножаются на предсказания достоверности прямоугольника, что позволяет получить оценки достоверности для каждого прямоугольника, зависящие от класса:

$$P(Class_i|Object) \cdot P(Object) \cdot IoU_{pred}^{truth} = P(Class_i) \cdot IoU_{pred}^{truth}$$

- Построенные оценки отражают 2 аспекта:
  - Вероятность наличия объекта определенного класса в прямоугольнике
  - Степень соответствия предсказанного прямоугольника объекту

YOLOv1 (5)

Входное изображение, разбитое на ячейки



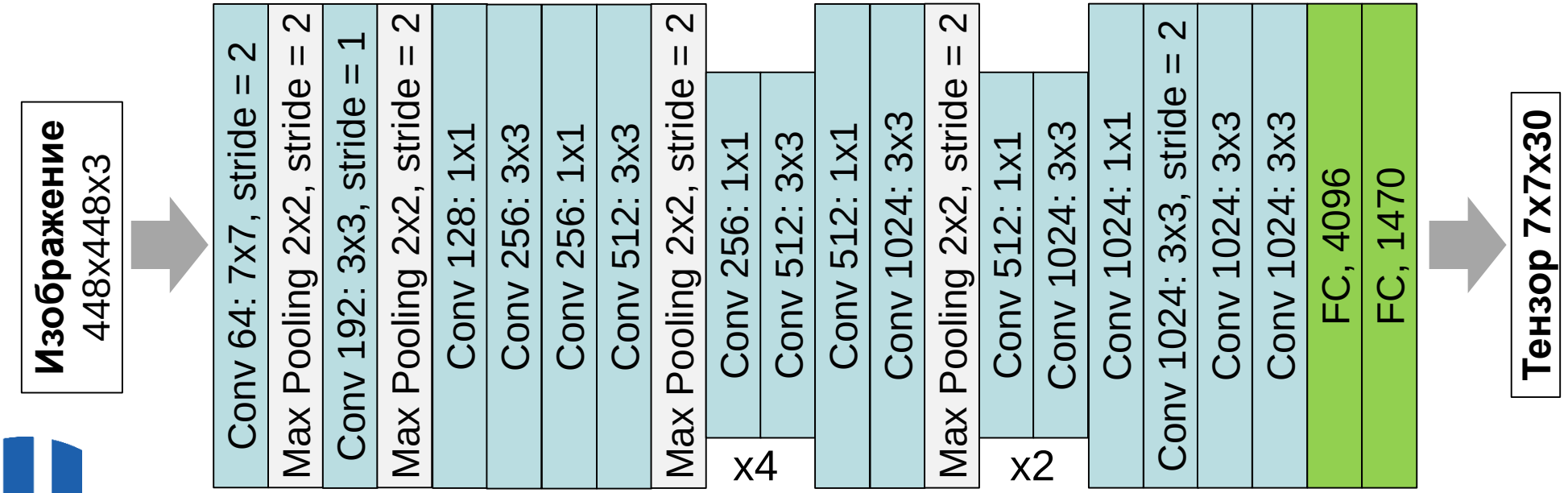
Карта достоверностей (разный цвет – разные классы объектов)

- Предсказание – тензор размерности $S \times S \times (B * 5 + C)$, для каждой ячейки сетки размерности $S \times S$ предсказывается B окаймляющих прямоугольников и C вероятностей принадлежности классам

* Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7780460].

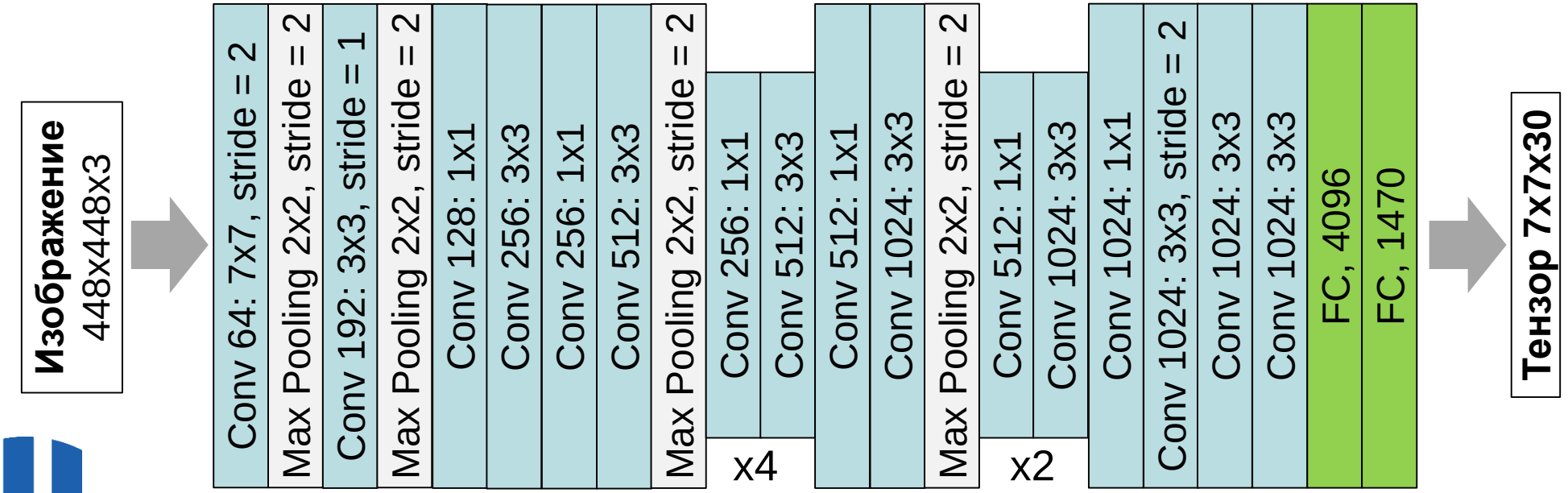
YOLOv1 (6)

- YOLOv1 базируется на модели GoogLeNet:
  - Сеть содержит 24 сверточных слоя и следующих за ними 2 полносвязных слоя, после каждого слоя функция активации ReLU
  - Вместо начальных inception-модулей используется сверточный слой, понижающий размерность изображения



YOLOv1 (7)

- YOLOv1 базируется на модели GoogLeNet:
  - При запуске на PASCAL VOC количество ячеек $S = 7$ при построении сети, количество прямоугольников – $B = 2$, количество классов объектов – $C = 20$
  - Сеть сначала обучается на ImageNet для настройки 20 сверточных и 1 полносвязного слоев на изображениях 224x224



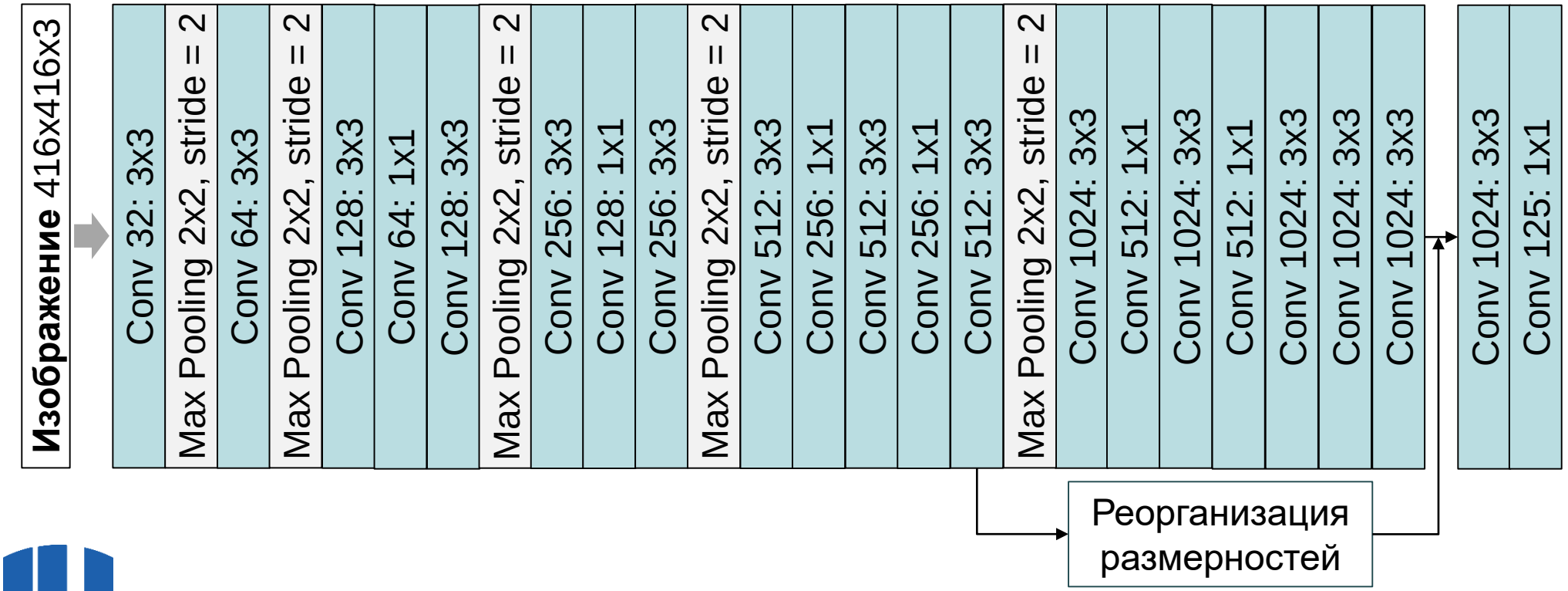
YOLOv2 (1)

- YOLOv2 – модификация YOLOv1
- Основные изменения:
  - Пакетная нормализация входов каждого сверточного слоя
  - Предварительная настройка сверточных слоев на ImageNet осуществляется на изображениях разрешения 448x448, что дает возможность настроить фильтры для работы на высоком разрешении
  - Использование ведущих прямоугольников вместо прямого предсказания координат
  - Многомасштабное обучение – каждые 10 пачек случайно меняется разрешение изображения {320, 352,..., 608}
  - Увеличение количества категорий объектов (YOLO9000)

* Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1612.08242.pdf], [https://pjreddie.com/darknet/yolo].

YOLOv2 (2)

- Архитектура YOLOv2:
  - Выходной тензор имеет размерность 13x13x125: 13x13 соответствует сетке разбиения исходного изображения, 5 прямоугольников в каждой ячейке (по 25 параметров)



YOLOv2 (3)

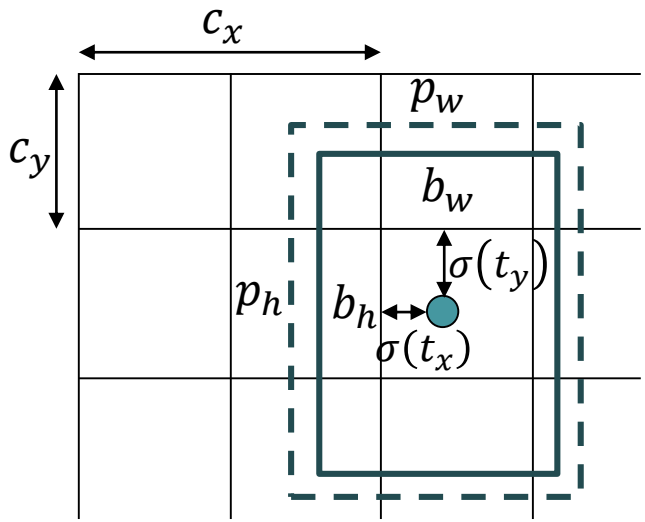
- Использование ведущих прямоугольников вместо прямого предсказания координат
- Генерация ведущих окаймляющих прямоугольников с помощью алгоритма кластеризации k-средних
  - Вместо ручного выбора B прямоугольников, запускается кластеризация k-средних на обучающей выборке окаймляющих прямоугольников для автоматического поиска хороших начальных приближений
  - Метрика расстояния между прямоугольником и кластером:
    $$d(box, centroid) = 1 - IoU(box, centroid)$$
  - Экспериментально показано, что $k = 5$ – хороший компромисс между сложностью модели и высоким откликом
  - Для каждой ячейки входного изображения формируется 5 ведущих прямоугольников

YOLOv2 (4)

- Сеть для каждого прямоугольника предсказывает 5 компонент t_x, t_y, t_w, t_h и t_o и вектор принадлежности классам (20 классов)

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x,\ b_y = \sigma(t_y) + c_y,$$
$$b_w = p_w e^{t_w},\ b_h = p_h e^{t_h},$$
$$P(object) * IoU(b, object) = \sigma(t_o)$$

где (c_x, c_y) – смещение текущей ячейки относительно левого верхнего угла изображения,
p_w, p_h – ширина и высота ведущего прямоугольника,
t_x – смещение по x,
t_y – смещение по y,
t_o– значение достоверности,
$\sigma(\cdot)$ – сигмоидальная функция активации

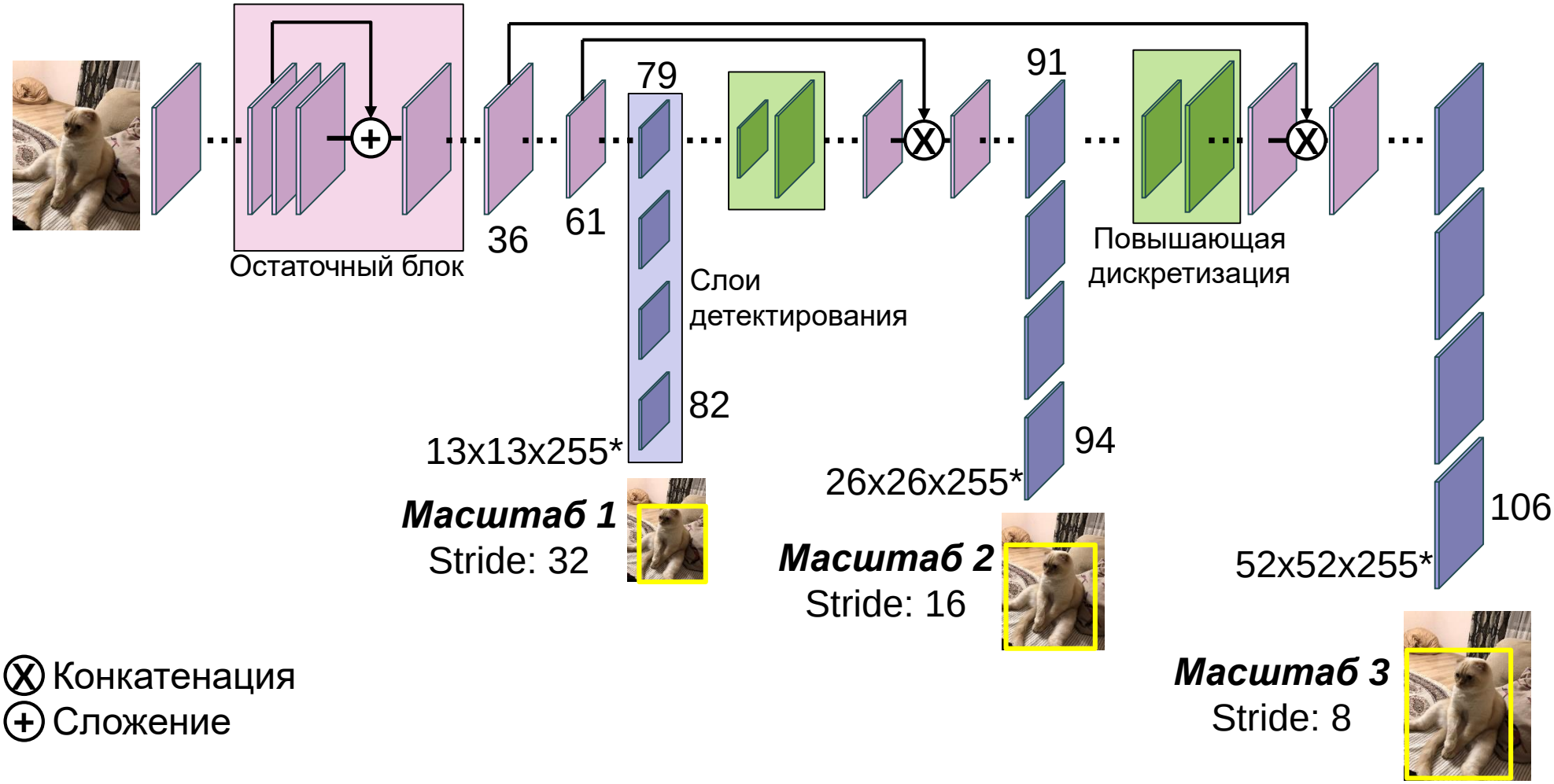


YOLOv3 (1)

- YOLOv3 – развитие YOLOv2
  - Наращивание глубины сети (106 полностью сверточных слоев)
  - Добавление остаточных связей
  - Детектирование объектов на трех разных масштабах признаковых описаний
  - Использование трех ведущих прямоугольников на каждом масштабе вместо пяти

* Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. – 2018. – [https://pjreddie.com/media/files/papers/YOLOv3.pdf].

YOLOv3 (2)



* $255 = B \times (5 + C) = 3 \times (5 + 80)$, 80 классов в наборе данных MS COCO.

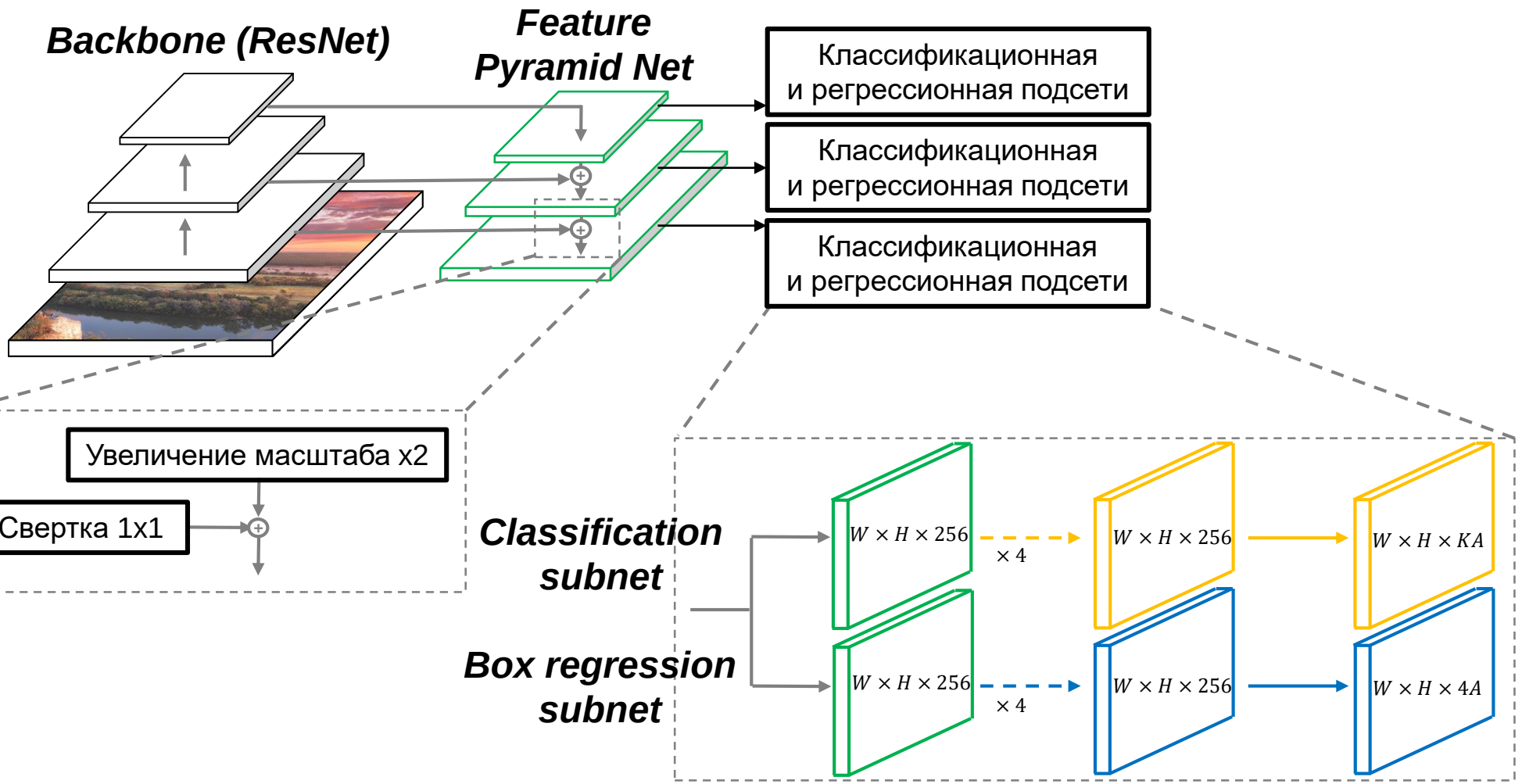
** What's new in YOLO v3? [https://towardsdatascience.com/yolo-v3-object-detection-53fb7d3bfe6b].

RetinaNet (1)

- RetinaNet состоит из четырех частей:
  - ***Основная часть (backbone)*** – автономная сверточная нейронная сеть на базе ResNet, которая отвечает за извлечение признаков из входного изображения
  - ***Пирамидальная сеть признаков (Feature Pyramid Net, FPN)*** – сверточная нейронная сеть в форме пирамиды, сеть служит для объединения карт признаков разного масштаба
  - ***Классификационная подсеть (classification subnet)*** обеспечивает классификацию областей возможного расположения объектов
  - ***Регрессионная подсеть (box regression subnet)*** обеспечивает построение границ окаймляющих прямоугольников

* Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].

RetinaNet (2)



* Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].

RetinaNet (3)

- ***Основная часть (backbone):***
  - Сверточная сеть, содержащая последовательность преобразований – ***стадий***, – каждая из которых уменьшает вдвое разрешение входной карты признаков
  - Слои сверточной сети, не изменяющие разрешение карты признаков, относятся к одной и той же стадии сети
  - Изменение разрешения карты признаков соответствует переходу на новую стадию
  - Выход функции активации ResNet-50 каждого последнего остаточного блока, не изменяющего разрешение, – карта признаков на восходящем пути (bottom-up pathway) ***пирамиды признаков*** (bottom-up pathway)

* Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].

RetinaNet (4)

- ***Пирамидальная сеть признаков (Feature Pyramid Net, FPN):***
  - Карты признаков восходящего пути пирамиды формируются в предыдущем блоке модели RetinaNet
  - Карты признаков нисходящего пути (top-down pathway) формируются посредством повышающей дискретизации (upsampling) вдвое карты признаков, построенной на предыдущей стадии нисходящего пути. В результате формируется «грубая» оценка признакового описания
  - Результат повышающей дискретизации дополняется более точной картой признаков, построенной на соответствующем уровне восходящего пути пирамиды (5 уровней)
  - Каждый уровень пирамиды используется для детектирования

* Lin T., Dollar P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature Pyramid Networks for Object Detection [https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/papers/Lin_Feature_Pyramid_Networks_CVPR_2017_paper.pdf].

RetinaNet (5.1)

- ***Классификационная (classification) подсеть:***
  - Подсеть предсказывает вероятность присутствия объекта для каждого допустимого пространственного положения из набора ведущих позиций (anchors) для каждого возможного класса объектов
  - Ведущие позиции формируются по аналогии с Faster R-CNN
    - Каждая карта признаков разбивается на прямоугольные области
    - Количество областей на уровнях пирамиды меняется от 32^2 до 512^2 (5 уровней)
    - Рассматриваются соотношения сторон ведущих позиций {1:2, 1:1, 2:1}
    - Масштаб ведущих позиций $\{2^0, 2^{1/3}, 2^{2/3}\}$ для каждого соотношения
    - Всего 9 ведущих позиций в каждой точке, соответствующей прямоугольнику

* Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].

RetinaNet (5.2)

- ***Классификационная (classification) подсеть:***
  - Полностью сверточная сеть
  - Параметры подсети разделяются между разными уровнями пирамидальной сети признаков
  - Структура подсети:
    - 4 сверточных слоя с ядрами 3x3 и количеством фильтров $C = 256$
    - После каждого сверточного слоя следует функция активации ReLU
    - Последний слой – сверточный с ядрами 3x3 и количеством фильтров $K \cdot A$ (K – количество возможных классов объектов, $A = 9$ – количество допустимых ведущих позиций), после которого следует функция активации softmax

* Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].

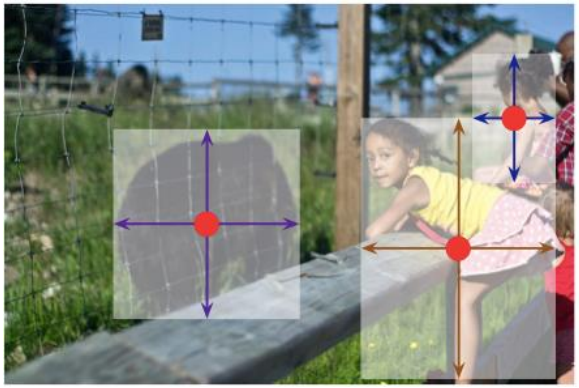
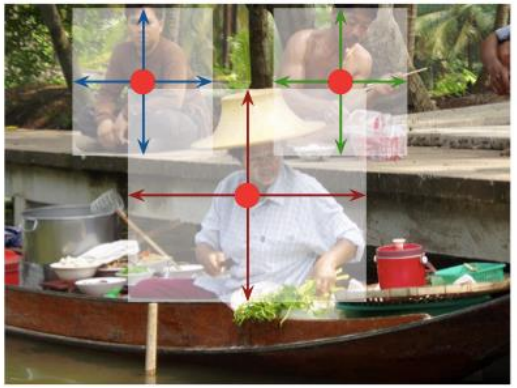
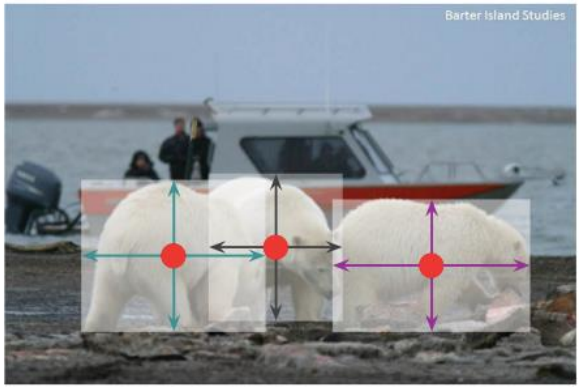
RetinaNet (6)

- ***Регрессионная (box regression) подсеть:***
  - Подсеть встроена параллельно классификационной подсети
  - Структура подсети аналогична классификационной модели вплоть до последнего слоя
  - Последний слой используется для уточнения положений ведущих позиций, выход интерпретируется как 4 сдвига центра ведущей позиции относительно искомого окаймляющего прямоугольника (аналогично R-CNN)
  - Последний слой – сверточный с ядрами 3x3 и количеством фильтров $4 \cdot A$, после которого следует функция активации softmax

* Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].

CenterNet (1)

- В отличие от ранее рассмотренных моделей CenterNet не предусматривает применение ведущих позиций (anchors)
- CenterNet напрямую предсказывает расположение центра объекта и его размеры

- CenterNet строится на базе широко известных классификационных моделей (ResNet-18, ResNet-101 и других) посредством построения полностью сверточных сетей вида «кодировщик-декодировщик»

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

CenterNet (2.1)

- Идея – получить на выходе тепловую карту расположения ключевых точек
  - $I \in \mathbb{R}^{W \times H \times 3}$ – входное изображение разрешения $W \times H$
  - Цель – построить тепловую карту $\hat{Y} \in [0,1]^{\frac{W}{R} \times \frac{H}{R} \times C}$, где R – выходной шаг дискретизации (по умолчанию равен 4), C – количество видов ключевых точек (в задаче детектирования объектов равен количеству обнаруживаемых классов объектов)
  - $\hat{Y}_{x,y,c} = 1$ соответствует обнаруженной ключевой точке, $\hat{Y}_{x,y,c} = 0$ – фону

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

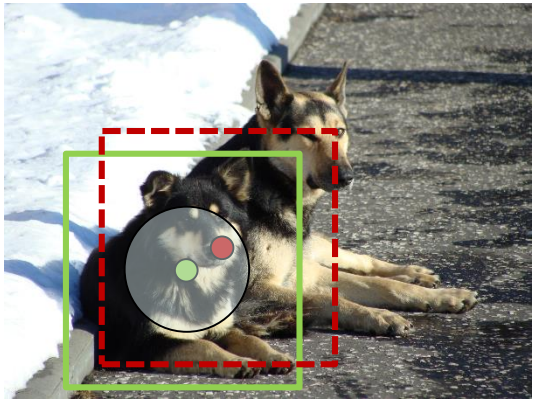
CenterNet (2.2)

- Идея – получить на выходе тепловую карту расположения ключевых точек
  - В процессе обучения для каждой ключевой точки p класса c вычисляется ее эквивалент на изображении меньшего разрешения $\tilde{p} = \left\lfloor \frac{p}{R} \right\rfloor$ (на выходной карте)
  - Все точки собираются в тепловую карту $Y \in [0,1]^{\frac{W}{R} \times \frac{H}{R} \times C}$ с использованием Гауссова ядра $Y_{x,y,c} = e^{-\frac{\left((x-\tilde{p}_x)^2+(y-\tilde{p}_y)^2\right)}{2\sigma_{\tilde{p}}^2}}$, где σ_p – стандартное среднеквадратическое отклонение, адаптивное к размерам объекта

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

CenterNet (2.3)

- Идея – получить на выходе тепловую карту расположения ключевых точек
  - Отклонение вычисляется как радиус окружности, ограничивающей возможные расположения центров объекта относительно искомого центра объекта

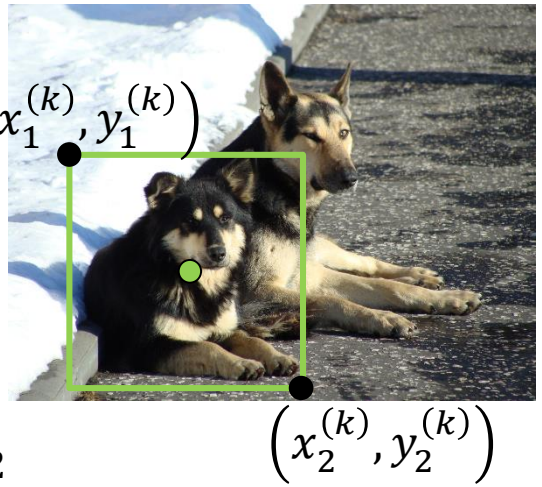


  - Если два Гауссиана одного класса перекрываются, то используется поэлементный максимум

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

CenterNet (3)

- Пусть окаймляющий прямоугольник с номером k описывается координатами $\left(x_1^{(k)}, y_1^{(k)}\right), \left(x_2^{(k)}, y_2^{(k)}\right)$, тогда $\hat{Y}$ предсказывает расположение центра $\left(\frac{x_1^{(k)}+x_2^{(k)}}{2}, \frac{y_1^{(k)}+y_2^{(k)}}{2}\right)$
- Дополнительно подбираются размеры объекта $s_k = \left(x_2^{(k)} - x_1^{(k)}, y_2^{(k)} - y_1^{(k)}\right)$
- Для объектов всех категорий делается единое предсказание размеров, т.е. $\hat{S} \in \mathbb{R}^{\frac{W}{R} \times \frac{H}{R} \times 2}$



- Также предсказывается локальный сдвиг $\hat{O} \in \mathbb{R}^{\frac{W}{R} \times \frac{H}{R} \times 2}$ центров объектов, обусловленный ошибкой дискретизации выхода
- На выходе сети формируется тепловая карта глубины $C + 4$

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

CenterNet (4.1)

- Функция ошибки складывается из трех компонент:

$$L_{det} = L_k + \lambda_{size} L_{size} + \lambda_{off} L_{off}$$

Ошибка предсказания расположения ключевых точек (центров объектов)

Ошибка предсказания размеров объектов

Ошибка смещения (выходная карта имеет меньшее разрешение)

$$L_k = -\frac{1}{N} \sum_{x,y,c} \begin{cases} \left(1 - \hat{Y}_{x,y,c}\right)^{\alpha} \log \hat{Y}_{x,y,c}, & Y_{x,y,c} = 1 \\ \left(1 - Y_{x,y,c}\right)^{\beta} \hat{Y}_{x,y,c}^{\alpha} \log\left(1 - \hat{Y}_{x,y,c}\right), & \text{иначе} \end{cases},$$

где N – количество ключевых точек на изображении I, $Y = \left(Y_{x,y,c}\right)$ и $\hat{Y} = \left(\hat{Y}_{x,y,c}\right)$ – размеченная и построенная тепловые карты ключевых точек, $\alpha = 2, \beta = 4$ – гиперпараметры

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

CenterNet (4.2)

- Функция ошибки складывается из трех компонент:

$$L_{det} = L_k + \lambda_{size} L_{size} + \lambda_{off} L_{off}$$

Ошибка предсказания расположения ключевых точек (центров объектов)

Ошибка предсказания размеров объектов

Ошибка смещения (выходная карта имеет меньшее разрешение)

$$L_{size} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \left| \hat{S}_{p_k} - s_k \right|,$$

L_{size} – $L1$-ошибка построения центров объектов, $\hat{S}_{p_k}$ и s_k – предсказанный и реальный размеры объекта с номером k и расположением центра в точке p_k, $\lambda_{size} = 0.1$ – параметр

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

CenterNet (4.3)

- Функция ошибки складывается из трех компонент:

$$L_{det} = L_k + \lambda_{size} L_{size} + \lambda_{off} L_{off}$$

Ошибка предсказания расположения ключевых точек (центров объектов)

Ошибка предсказания размеров объектов

Ошибка смещения (выходная карта имеет меньшее разрешение)

$$L_{off} = \frac{1}{N} \sum_{p} \left| \hat{O}_{\tilde{p}} - \left(\frac{p}{R} - \tilde{p} \right) \right|,$$

L_{off} – $L1$-ошибка дискретизации, p – расположение ключевой точки, R – выходной шаг дискретизации, $\tilde{p} = \left\lfloor \frac{p}{R} \right\rfloor$ – эквивалент расположения ключевой точки на выходной карте, $\lambda_{off} = 1$ – параметр

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

CenterNet (5)

- В процессе вывода для каждого класса объектов извлекаются «пики» на тепловой карте
- «Пиком» считается точка, значение в которой больше или равно значениям в 8 соседях
- Отбирается 100 «пиков» с максимальными значениями
- Если $\hat{P} = \{(\hat{x}_i, \hat{y}_i), i = \overline{1, n}\}$ – множество обнаруженных центров объектов класса c, тогда восстановить окаймляющий прямоугольник в системе координат изображения можно следующим образом:

$$\left(\hat{x}_i + \delta\hat{x}_i - \frac{\hat{w}_i}{2}, \hat{y}_i + \delta\hat{y}_i - \frac{\hat{h}_i}{2}\right), \left(\hat{x}_i + \delta\hat{x}_i + \frac{\hat{w}_i}{2}, \hat{y}_i + \delta\hat{y}_i + \frac{\hat{h}_i}{2}\right),$$

где $(\delta\hat{x}_i, \delta\hat{y}_i)$ и $(\hat{w}_i, \hat{h}_i)$ – предсказанные сдвиг и размеры объекта

* Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

СРАВНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

Изменение качества детектирования (1)

- Тренировочный набор данных: PASCAL VOC 2012 + сторонние данные (обычно MS COCO)
- Тестовый набор данных: PASCAL VOC 2012
- Количество классов объектов: 20 классов
- Показатель качества: средняя точность предсказания (average precision)
- Модели:
  - R-CNN (R-CNN (bbox reg)*) – модель R-CNN, построенная на 16-слойной сверточной сети, которая обучена на ILSVRC 2012 и настроена на VOC 2012 trainval, SVM-детекторы обучены на VOC 2012 trainval

* Указано название модели, которое фигурирует в таблице с результатами детектирования объектов на данных PASCAL VOC 2012 [http://host.robots.ox.ac.uk:8080/leaderboard/displaylb_main.php?challengeid=11&compid=4].

Изменение качества детектирования (2)

- Faster R-CNN (Faster RCNN, ResNet (VOC+COCO)*) – развитие модели Faster RCNN. Построена на ResNet, обучена на ImageNet и настроена на MS COCO trainval, настроена на VOC 2007 trainval+test и VOC 2012 trainval
- R-FCN (R-FCN, ResNet (VOC+COCO)) – модель R-FCN, построенная на базе ResNet-101. Предварительно обучена на ImageNet, последовательно настроена на наборах MS COCO trainval, VOC 2007 trainval+test и VOC 2012 trainval
- SSD300ft (SSD300 VGG16 07++12+COCO) – SSD300, обученная на MS COCO trainval35k и настроенная на VOC07 trainval + test and VOC12 trainval
- YOLOv2 – базовая модель, рассмотренная в лекции
- ATLDETv2 – ансамбль из двух моделей, основанных на ResneXt152_32x8d (описание модели не опубликовано)

Изменение качества детектирования (3)

Модель	Год	mAP, %	AP, % (для некоторых классов)				
			bus	car	cat	person	train
R-CNN	2014	62.4	65.9	66.4	84.6	76.0	54.2
Faster R-CNN	2015	83.8	86.3	87.8	94.2	89.6	90.3
SSD300ft	2016	79.3	84.9	84.0	93.4	85.6	88.3
R-FCN	2016	**85.0**	**86.7**	**89.0**	**95.8**	**91.1**	**92.0**
YOLOv2	2017	75.4	81.2	78.2	92.9	88.6	88.8
ATLDETv2	2019	**92.9**	**95.5**	**95.7**	**98.0**	**96.1**	**96.2**

- С 2014 по 2019 гг. средняя точность детектирования увеличилась на 30% за счет применения рассмотренных подходов
- Легковесные модели (YOLOv2) показывают более низкие результаты качества
- Согласно результатам конкурса PASCAL VOC 2012* разрабатывается много модификаций рассмотренных моделей

* Detection Results: VOC2012 [http://host.robots.ox.ac.uk:8080/leaderboard/displaylb_main.php?challengeid=11&compid=4].

Сравнение качества и скорости работы моделей

- Тренировочные данные: PASCAL VOC 2007+2012
- Тестовые данные: PASCAL VOC 2007
- Показатель качества: средняя точность предсказания, усредненная по 20 классам (mean average precision)
- Инфраструктура: NVIDIA M40 или Titan X (сравнение качественное)

Неплохое качество, но низкий FPS (модель не работает в реальном времени)

Высокий FPS, но низкое качество

Компромисс между качеством и скоростью работы

Модель	mAP, %	FPS
Fast R-CNN	70.0	0,5
Faster R-CNN VGG-16	73.2	7
Faster R-CNN ResNet	76.4	5
YOLO	63.4	**45**
SSD500	76.8	19
YOLOv2 544x544	78.6	40

* Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1612.08242.pdf], [https://pjreddie.com/darknet/yolo].

Заключение

- Множество глубоких моделей для детектирования объектов не ограничивается рассмотренными в настоящей лекции
- Существует большое количество модификаций рассмотренных архитектур (в частности, Faster R-CNN и SSD), о чем свидетельствуют результаты широко известных конкурсов по детектированию объектов разных классов
- ***Оптимальная модель – компромисс между точностью и скоростью***
  - Точность определяется требованиями к результатам решения задачи (результаты точности различаются в зависимости от тестовых данных!)
  - Скорость определяется имеющимися аппаратными возможностями (высокая скорость вывода на мощных GPU не всегда является хорошим показателем)

Основная литература (1)

- Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. – 2014. – [https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6909475].
- Girshick R. Fast R-CNN. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7410526].
- Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/5638-faster-r-cnn-towards-real-time-object-detection-with-region-proposal-networks.pdf].

Основная литература (2)

- Dai J., Li Y., He K., Sun J. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1605.06409.pdf], [https://papers.nips.cc/paper/6465-r-fcn-object-detection-via-region-based-fully-convolutional-networks.pdf].
- Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Fu C.-Y., Berg A.C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1512.02325.pdf], [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46448-0_2].
- Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. – 2015. – [https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf], [https://ieeexplore.ieee.org/document/7780460].

Основная литература (3)

- Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. – 2016. – [https://arxiv.org/pdf/1612.08242.pdf], [https://pjreddie.com/darknet/yolo].
- Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. – 2018. – [https://pjreddie.com/media/files/papers/YOLOv3.pdf].
- Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal Loss for Dense Object Detection. – 2018. – [https://arxiv.org/pdf/1708.02002.pdf].
- Zhou X., Wang D., Krahenbuhl P. Objects as Points. – 2019. – [https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf].

Авторский коллектив (1)

- **Турлапов Вадим Евгеньевич**
  д.т.н., профессор кафедры МОСТ ИИТММ ННГУ
  vadim.turlapov@itmm.unn.ru
- **Васильев Евгений Павлович**
  преподаватель кафедры МОСТ ИИТММ ННГУ
  evgeny.vasiliev@itmm.unn.ru
- **Гетманская Александра Александровна**
  преподаватель кафедры МОСТ ИИТММ ННГУ
  getmanskaya.alexandra@gmail.com
- **Кустикова Валентина Дмитриевна**
  к.т.н., доцент кафедры МОСТ ИИТММ ННГУ
  valentina.kustikova@itmm.unn.ru

Авторский коллектив (2)

- **Золотых Николай Юрьевич**
  д.ф.-м.н., доцент кафедры АГДМ ИИТММ ННГУ
  nikolai.zolotykh@gmail.com
- **Носова Светлана Александровна**
  преподаватель кафедры МОСТ ИИТММ ННГУ
  nosova.sv.a@gmail.com
- **Тужилкина Анастасия Андреевна**
  магистрант ИИТММ ННГУ
  tan98-52@yandex.ru