

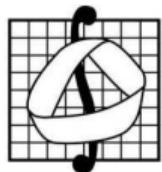
# Нейронные сети.

Лекция 8. Методы семантической и объектно-чувствительной сегментации

Иванов И.Е.

кафедра Математической Теории Интеллектуальных Систем

06 декабря 2024 г.



# План лекции

- ① Постановка задачи
- ② Метрики качества
- ③ Методы семантической сегментации
  - ① FCN
  - ② SegNet
  - ③ DeconvNet
  - ④ U-net
  - ⑤ DeepLab
- ④ Методы объектно-чувствительной сегментации
  - ① Mask R-CNN
  - ② Pose2Seg
  - ③ AdaptIS



# Сегментация

- На предыдущих лекциях уже было рассказано о задачах классификации и обнаружения объектов

<sup>1</sup>image from <https://arxiv.org/abs/1701.08816>



# Сегментация

- На предыдущих лекциях уже было рассказано о задачах классификации и обнаружения объектов
- Локализация объекта в виде содержащего его прямоугольника бывает не всегда достаточна для решения практических задач

<sup>1</sup>image from <https://arxiv.org/abs/1701.08816>



# Сегментация

- На предыдущих лекциях уже было рассказано о задачах классификации и обнаружения объектов
- Локализация объекта в виде содержащего его прямоугольника бывает не всегда достаточна для решения практических задач
- Например, при обнаружении образований на медицинских снимках очень важен их точный размер

<sup>1</sup>image from <https://arxiv.org/abs/1701.08816>



# Сегментация

- На предыдущих лекциях уже было рассказано о задачах классификации и обнаружения объектов
- Локализация объекта в виде содержащего его прямоугольника бывает не всегда достаточна для решения практических задач
- Например, при обнаружении образований на медицинских снимках очень важен их точный размер
- Поэтому возникает необходимость делать попиксельную маску объектов, то есть сегментацию

<sup>1</sup>image from <https://arxiv.org/abs/1701.08816>



# Сегментация

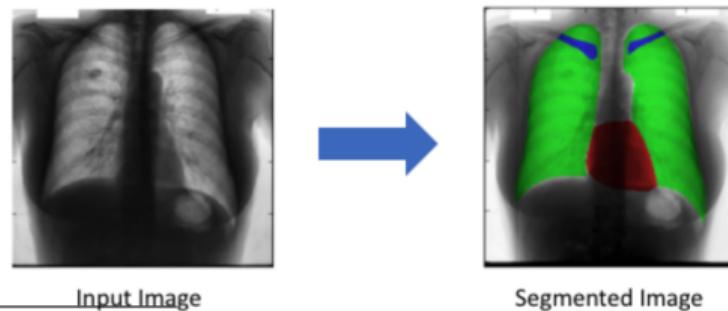
- На предыдущих лекциях уже было рассказано о задачах классификации и обнаружения объектов
- Локализация объекта в виде содержащего его прямоугольника бывает не всегда достаточна для решения практических задач
- Например, при обнаружении образований на медицинских снимках очень важен их точный размер
- Поэтому возникает необходимость делать попиксельную маску объектов, то есть сегментацию
- Задача поиска попиксельной маски и есть задача сегментации

<sup>1</sup>image from <https://arxiv.org/abs/1701.08816>



# Сегментация

- На предыдущих лекциях уже было рассказано о задачах классификации и обнаружения объектов
- Локализация объекта в виде содержащего его прямоугольника бывает не всегда достаточна для решения практических задач
- Например, при обнаружении образований на медицинских снимках очень важен их точный размер
- Поэтому возникает необходимость делать попиксельную маску объектов, то есть сегментацию
- Задача поиска попиксельной маски и есть задача сегментации



<sup>1</sup>image from <https://arxiv.org/abs/1701.08816>

# Виды сегментации в компьютерном зрении

- Семантическая сегментация — классификация каждого пикселя изображения

# Виды сегментации в компьютерном зрении

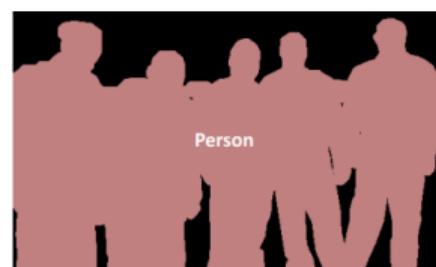
- Семантическая сегментация — классификация каждого пикселя изображения
- При семантической сегментации разные объекты одного класса попадают в одну маску

# Виды сегментации в компьютерном зрении

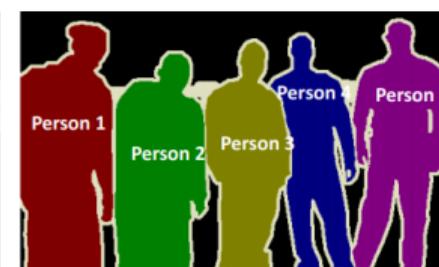
- Семантическая сегментация — классификация каждого пикселя изображения
- При семантической сегментации разные объекты одного класса попадают в одну маску
- Если есть необходимость различать разные объекты одного класса, то это задача называется объектно-чувствительная сегментация



Object Detection



Semantic Segmentation

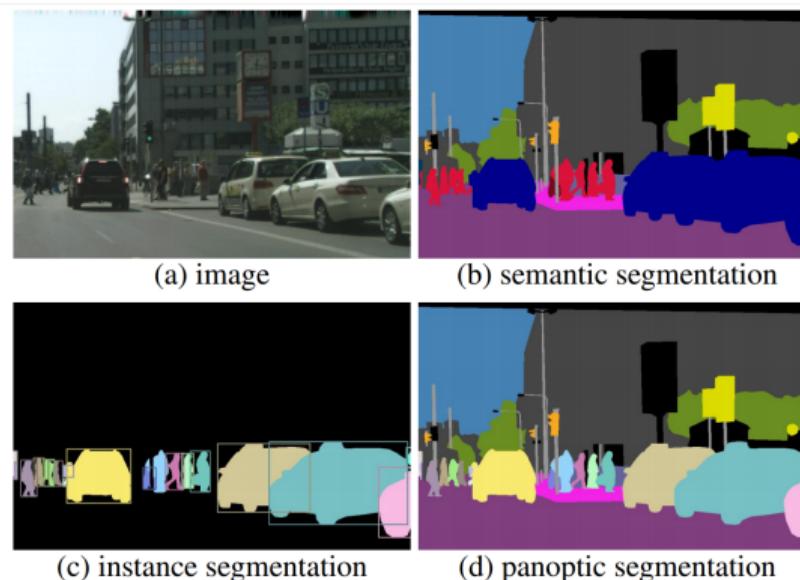


Instance Segmentation



# Паноптик сегментация<sup>2</sup>

- В 2018 году была представлена новая задача, объединяющая семантическую и объектно-чувствительную сегментацию



<sup>2</sup><https://arxiv.org/abs/1801.00868>



# Зачем нужна сегментация: приложения

- Медицина: анализ различных снимков

# Зачем нужна сегментация: приложения

- Медицина: анализ различных снимков
- Анализ снимков из космоса: сегментация домов, кораблей и др. объектов

# Зачем нужна сегментация: приложения

- Медицина: анализ различных снимков
- Анализ снимков из космоса: сегментация домов, кораблей и др. объектов
- Автомобили без водителя: необходимо точно оценивать есть ли поблизости другие участники движения

## Зачем нужна сегментация: приложения

- Медицина: анализ различных снимков
- Анализ снимков из космоса: сегментация домов, кораблей и др. объектов
- Автомобили без водителя: необходимо точно оценивать есть ли поблизости другие участники движения
- Производство: анализ качества продукции, поиск дефектов

# Зачем нужна сегментация: приложения

- Медицина: анализ различных снимков
- Анализ снимков из космоса: сегментация домов, кораблей и др. объектов
- Автомобили без водителя: необходимо точно оценивать есть ли поблизости другие участники движения
- Производство: анализ качества продукции, поиск дефектов
- Индустрия развлечений: различные фильтры для социальных сетей

Как понять, что один один метод семантической сегментации лучше другого?



## Метрики качества семантической сегментации: Accuracy, mIoU

- Точность (Accuracy) — процент правильно классифицированных пикселей

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

## Метрики качества семантической сегментации: Accuracy, mIoU

- Точность (Accuracy) — процент правильно классифицированных пикселей

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

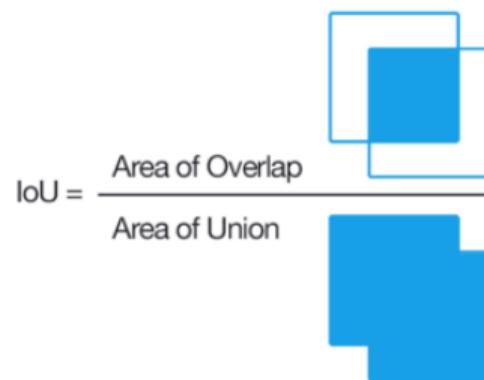
- Для масок произвольной формы мы можем аналогичным образом определить Intersection over Union (IoU, Jaccard Index)

# Метрики качества семантической сегментации: Accuracy, mIoU

- Точность (Accuracy) — процент правильно классифицированных пикселей

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

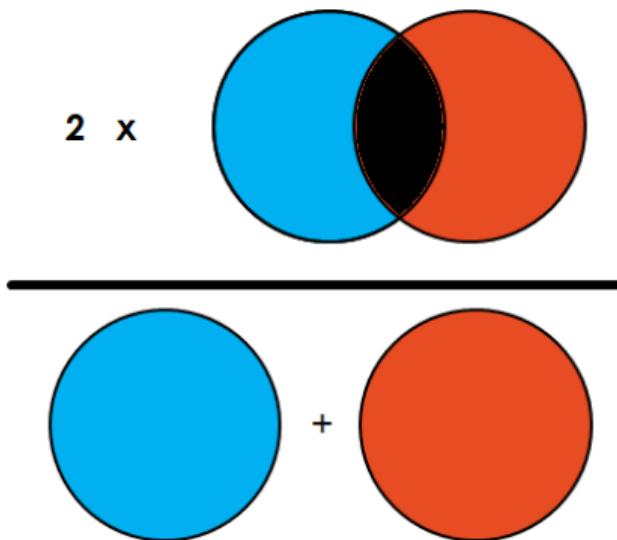
- Для масок произвольной формы мы можем аналогичным образом определить Intersection over Union (IoU, Jaccard Index)
- Для оценки качества масок можно использовать mIoU (mean Intersection over Union)  
— среднее значение IoU по всем маскам



# Метрики качества семантической сегментации: Dice coefficient

- Индекс Дайса (Dice coefficient)

$$Dice = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$



# Метрики качества объектно-чувствительной сегментации: Average Precision

- Так как объектно-чувствительная сегментация является прямым обобщением задачи обнаружения, то разумно адаптировать метрики обнаружения для этой задачи

# Метрики качества объектно-чувствительной сегментации: Average Precision

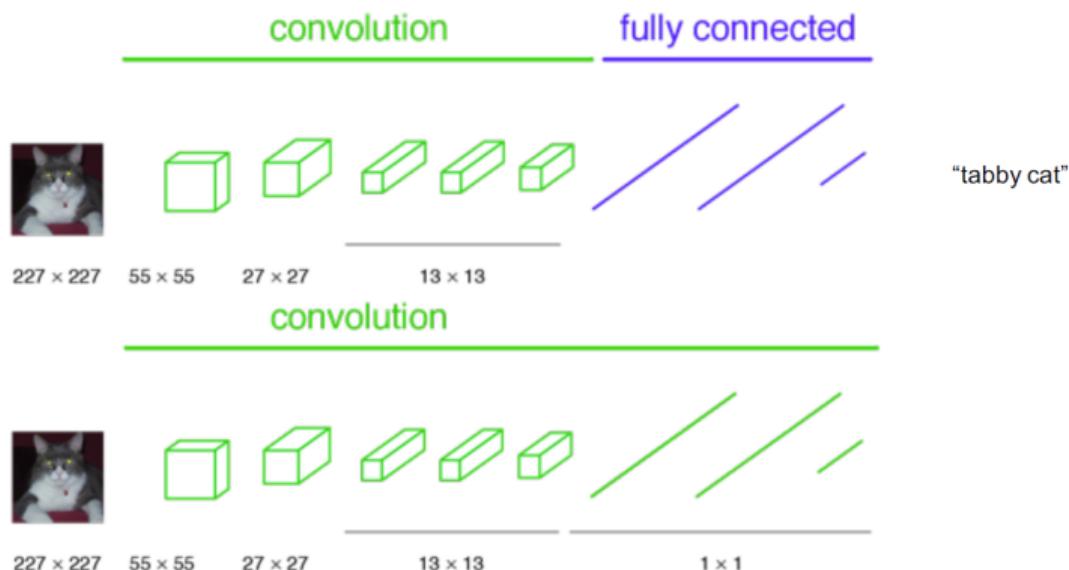
- Так как объектно-чувствительная сегментация является прямым обобщением задачи обнаружения, то разумно адаптировать метрики обнаружения для этой задачи
- Для оценки качества работы сегментационный модели можно использовать Average Precision (AP) при фиксированном пороге для IoU

# Метрики качества объектно-чувствительной сегментации: Average Precision

- Так как объектно-чувствительная сегментация является прямым обобщением задачи обнаружения, то разумно адаптировать метрики обнаружения для этой задачи
- Для оценки качества работы сегментационный модели можно использовать Average Precision (AP) при фиксированном пороге для IoU
- Обычно считают AP при различных порогах (например от 0.5 до 0.95 с шагом 0.05), а потом усредняют

## Идея

Адаптировать классификационную сеть для задачи сегментации

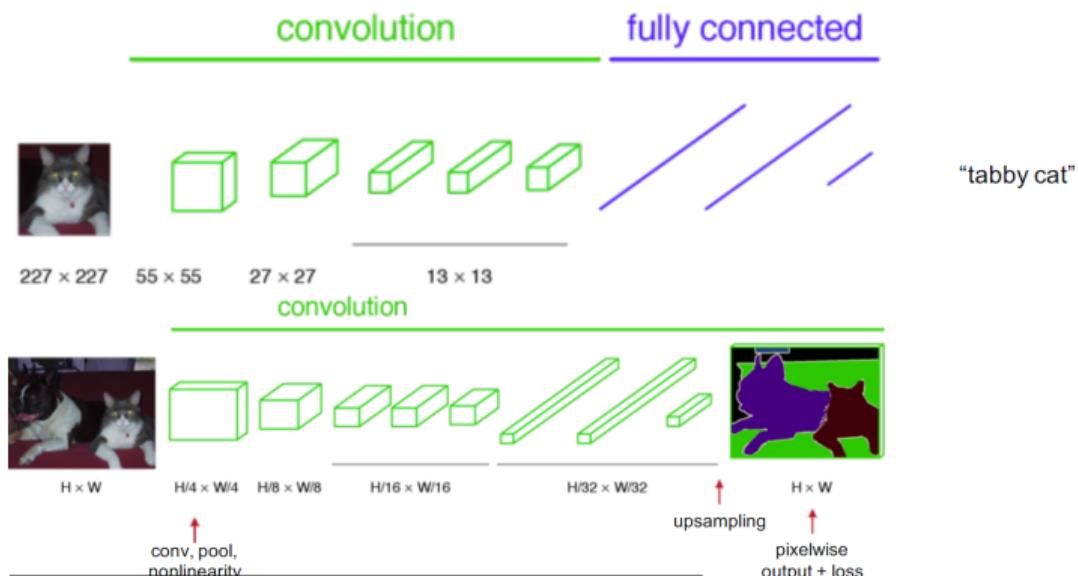


<sup>3</sup>Long, J., Shelhamer, E., Darrell, T.: Fully convolutional networks for semantic segmentation (2014), arXiv:1411.4038



## Идея

Адаптировать классификационную сеть для задачи сегментации



<sup>3</sup>Long, J., Shelhamer, E., Darrell, T.: Fully convolutional networks for semantic segmentation (2014), arXiv:1411.4038



## Upsampling

В классификационных сетях происходит постепенное уменьшение пространственной размерности. Поэтому чтобы на выходе получить маски такого же размера как и вход, необходима процедура увеличения пространственной размерности признаков.



## Upsampling

В классификационных сетях происходит постепенное уменьшение пространственной размерности. Поэтому чтобы на выходе получить маски такого же размера как и вход, необходима процедура увеличения пространственной размерности признаков.

Стандартные подходы следующие:

- Билинейная (или любая другая) интерполяция



## Upsampling

В классификационных сетях происходит постепенное уменьшение пространственной размерности. Поэтому чтобы на выходе получить маски такого же размера как и вход, необходима процедура увеличения пространственной размерности признаков.

Стандартные подходы следующие:

- Билинейная (или любая другая) интерполяция
- Транспонированная свёртка

## Upsampling

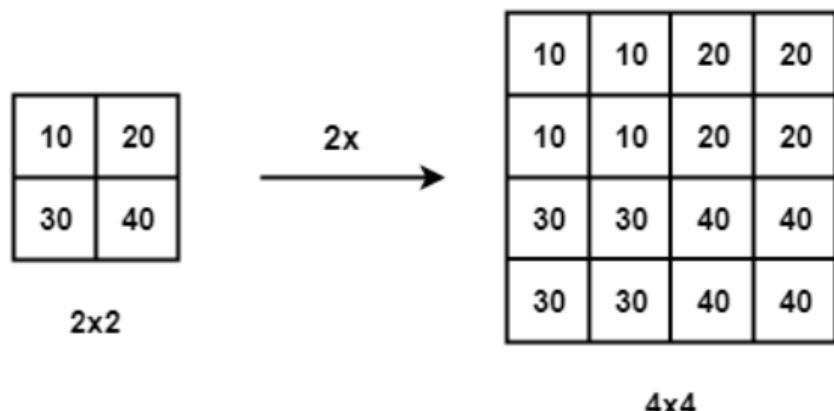
В классификационных сетях происходит постепенное уменьшение пространственной размерности. Поэтому чтобы на выходе получить маски такого же размера как и вход, необходима процедура увеличения пространственной размерности признаков.

Стандартные подходы следующие:

- Билинейная (или любая другая) интерполяция
- Транспонированная свёртка
- Субпиксельный слой

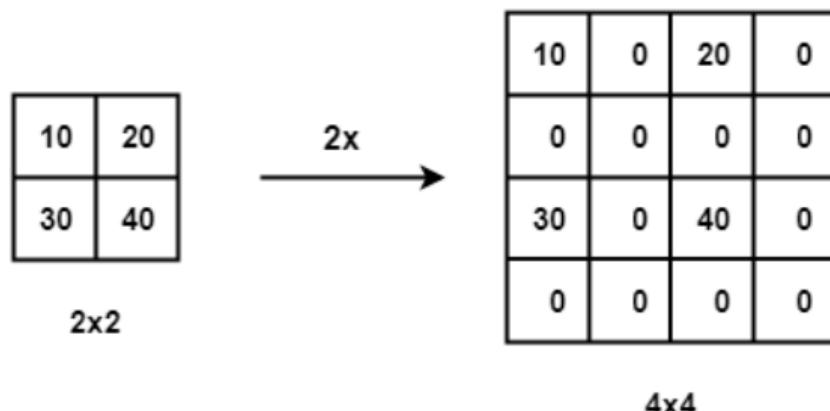
# Методы восстановления изображения (upsampling): Интерполяция

- Метод ближайшего соседа (nearest neighbor)
- Unpooling "Bed of nails"
- Max Unpooling
- Билинейная интерполяция



# Методы восстановления изображения (upsampling): Интерполяция

- Метод ближайшего соседа (nearest neighbor)
- **Unpooling "Bed of nails"**
- Max Unpooling
- Билинейная интерполяция



# Методы восстановления изображения (upsampling): Интерполяция

- Метод ближайшего соседа (nearest neighbor)
- Unpooling "Bed of nails"
- **Max Unpooling**
- Билинейная интерполяция

## Max Pooling

Remember which element was max!

1	2	6	3
3	5	2	1
1	2	2	1
7	3	4	8



## Max Unpooling

Use positions from  
pooling layer

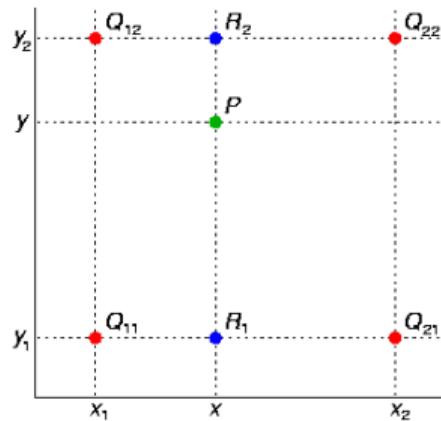
1	2
3	4

0	0	2	0
0	1	0	0
0	0	0	0
3	0	0	4



# Методы восстановления изображения (upsampling): Интерполяция

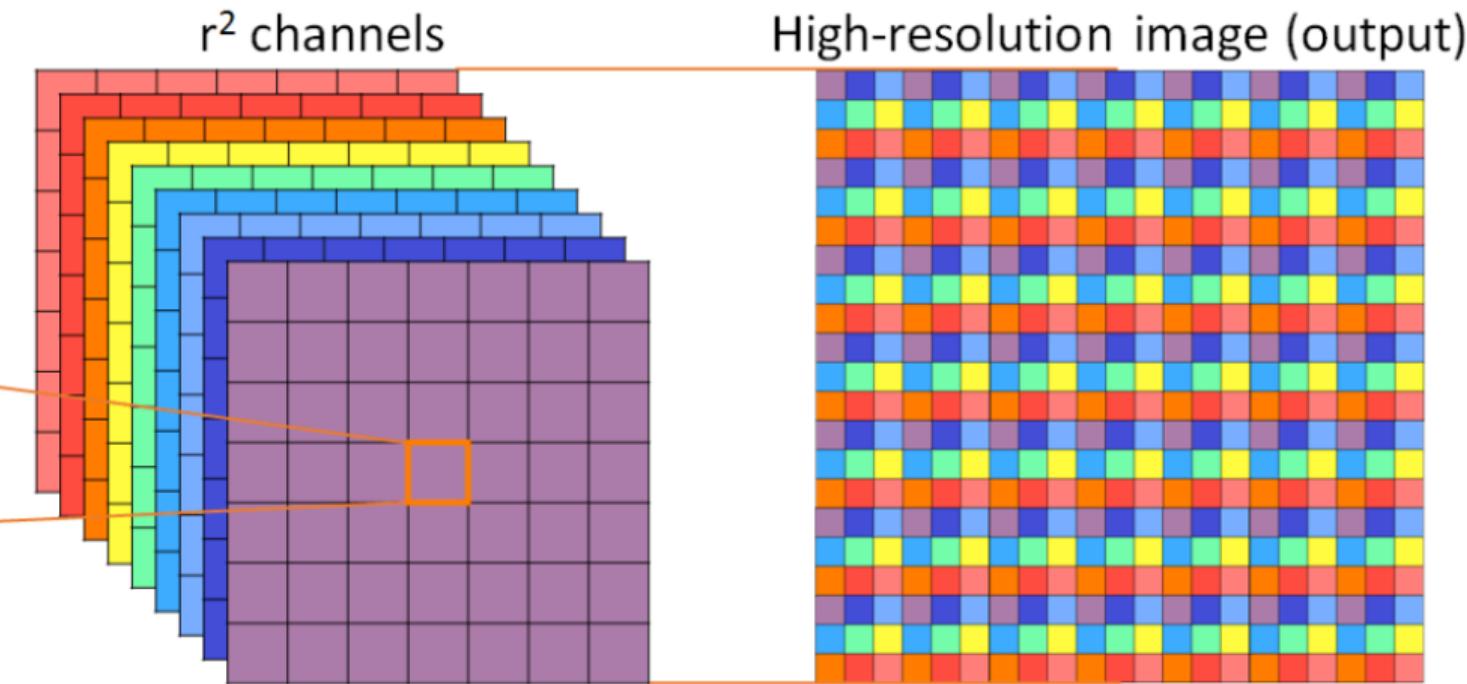
- Метод ближайшего соседа (nearest neighbor)
- Unpooling "Bed of nails"
- Max Unpooling
- Билинейная интерполяция <sup>4</sup>



<sup>4</sup>[https://en.wikipedia.org/wiki/Bilinear\\_interpolation](https://en.wikipedia.org/wiki/Bilinear_interpolation)



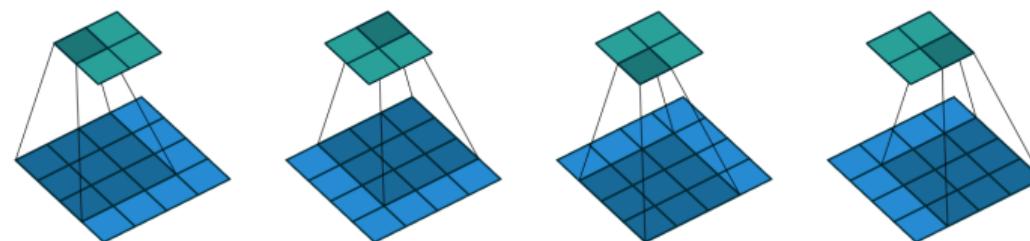
# Методы восстановления изображения (upsampling): Субпиксельный слой<sup>5</sup>



# Методы восстановления изображения (upsampling): Транспонированная свёртка<sup>6</sup>

## Матричное представление свёртки

Свёртка является частным случаем полно связного слоя и может быть представлена в виде умножения на матрицу.



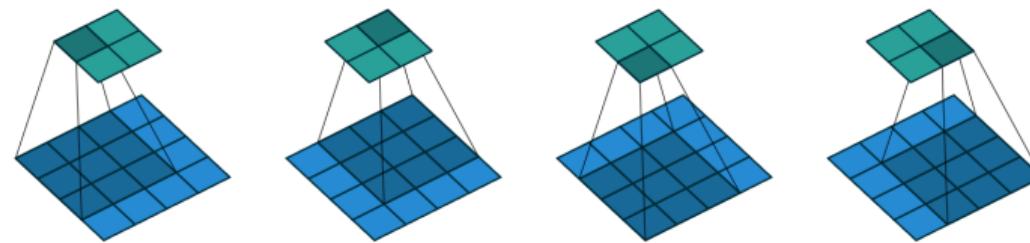
$$\begin{pmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} \end{pmatrix}$$

<sup>6</sup>Отличная статья по свёрточной арифметике <https://arxiv.org/pdf/1603.07285.pdf>

# Методы восстановления изображения (upsampling): Транспонированная свёртка

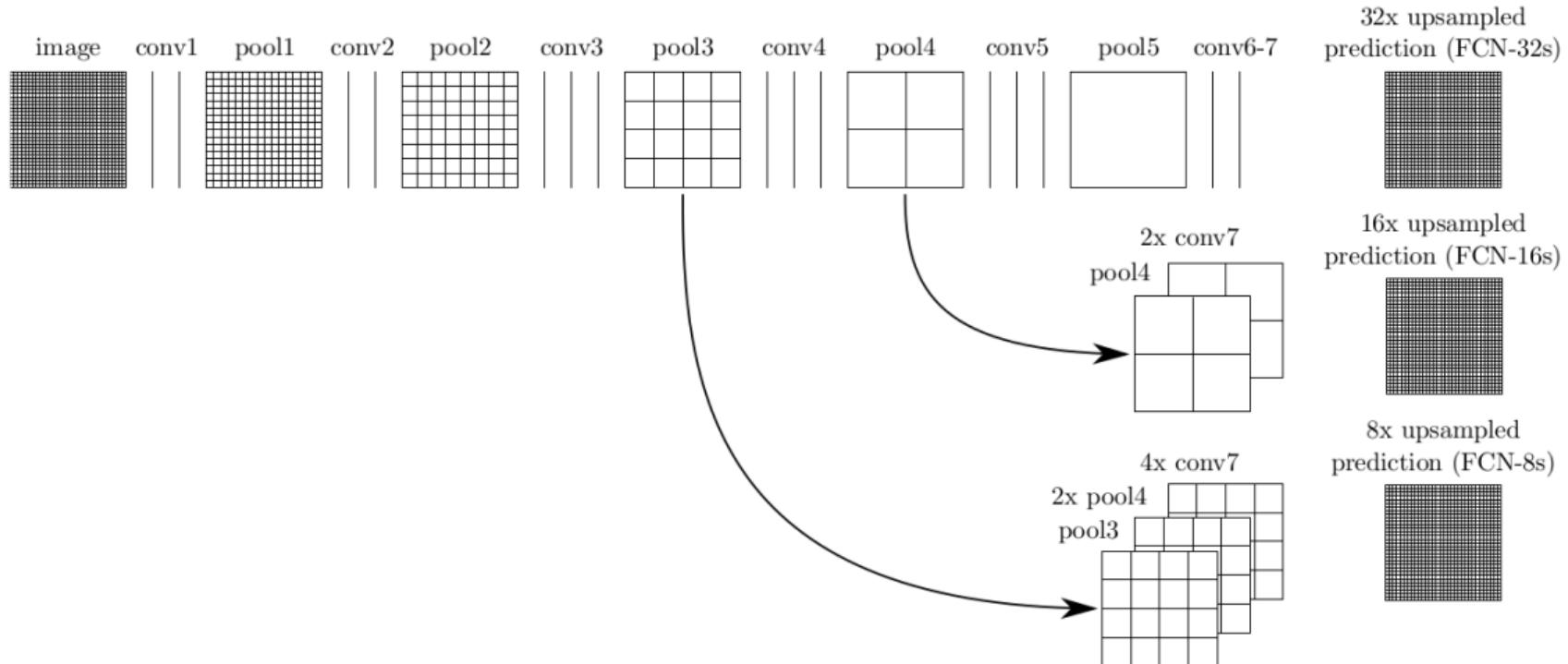
## Идея транспонированной свёртки

Один и тот же набор параметров задаёт матрицу весов  $W$  и  $W^T$ . Применение матрицы  $W^T$  ведет к увеличению пространственной размерности и называется транспонированной свёрткой



$$\begin{pmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} \end{pmatrix}$$

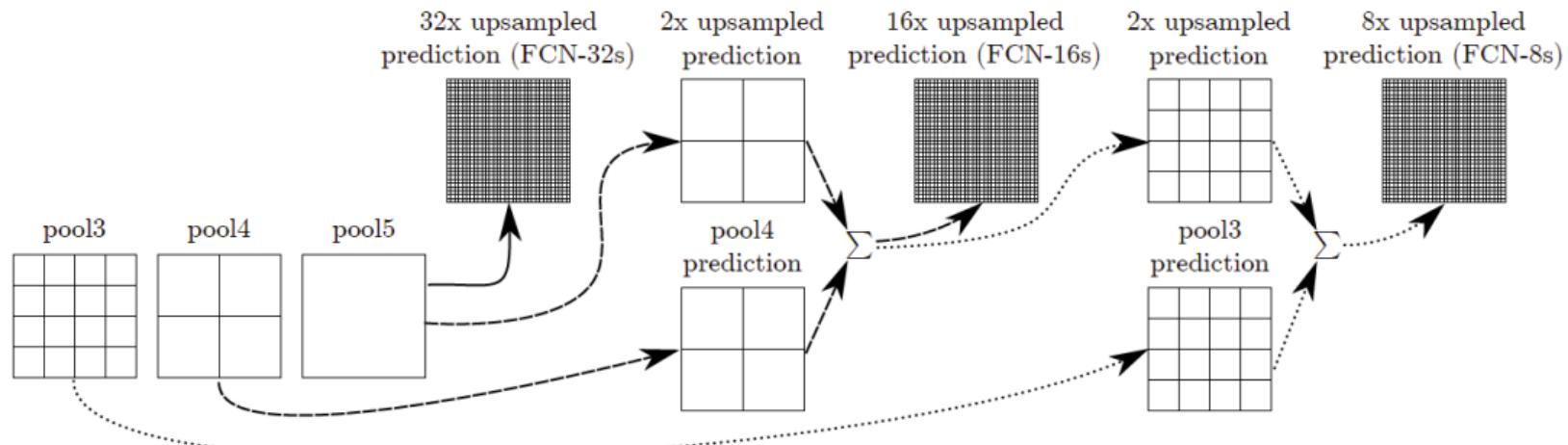
# FCN upsampling: Транспонированная свёртка <sup>7</sup>



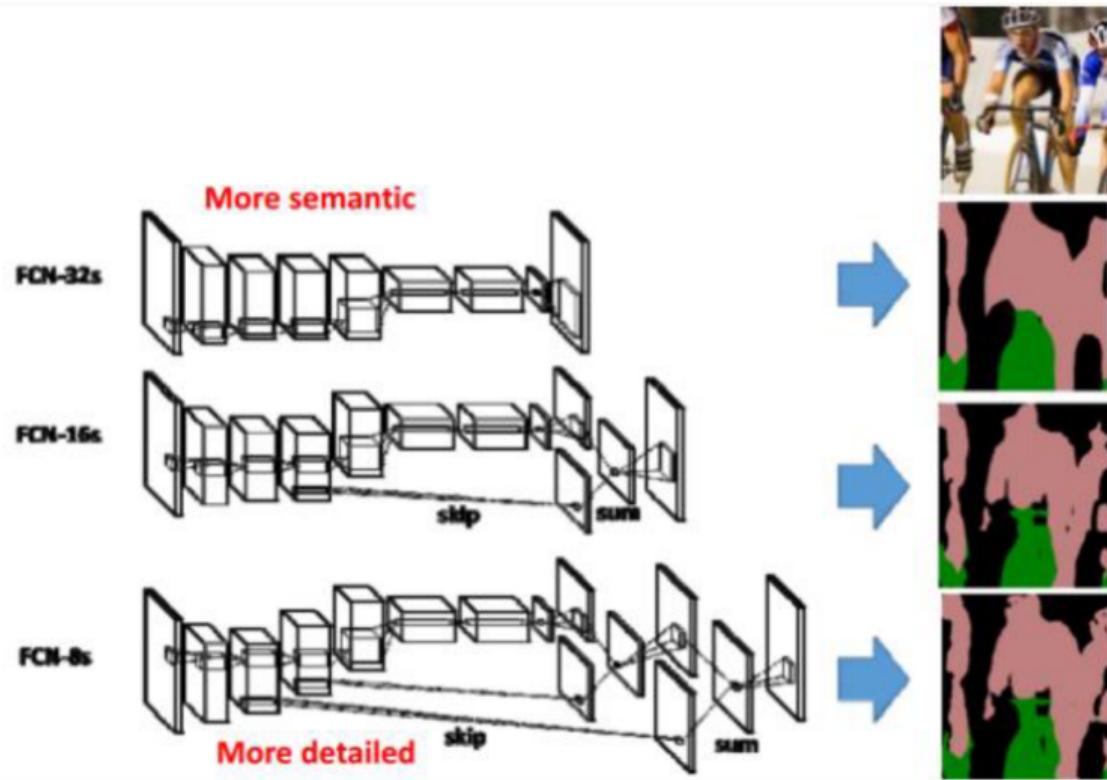
<sup>7</sup>[http://deeplearning.net/tutorial/fcn\\_2D\\_segm.html](http://deeplearning.net/tutorial/fcn_2D_segm.html)



FCN upsampling: Транспонированная свёртка



# Эффект прокидывания связей



## Предобучение

Так как основная идея получить сегментационную сетку из классификационной, то кажется разумным использовать предобученную на ImageNet модель.

## Функция потерь

Для каждого пикселя решается классификационная задача, поэтому обычно используется средняя кросс-энтропия для всего изображения.

# Результаты работы FCN

На момент выхода статьи модель достигала SOTA результатов на нескольких датасетах

FCN-32s



FCN-16s



FCN-8s

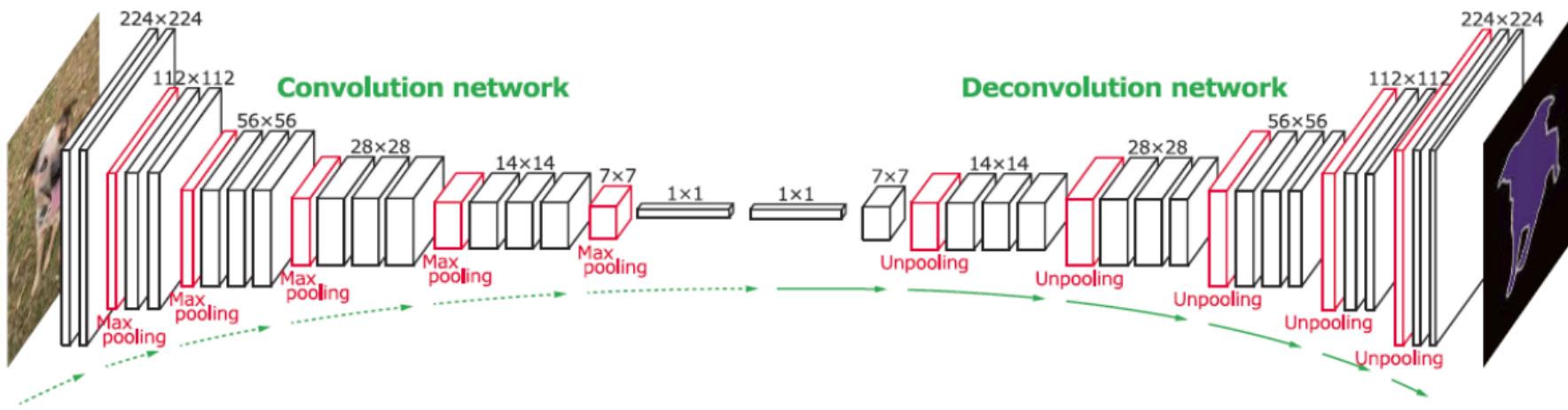


Ground truth



# DeconvNet<sup>8</sup>

- Для восстановления изображения применяется max unpooling с запоминанием позиции
- Энкодер-декодер архитектура

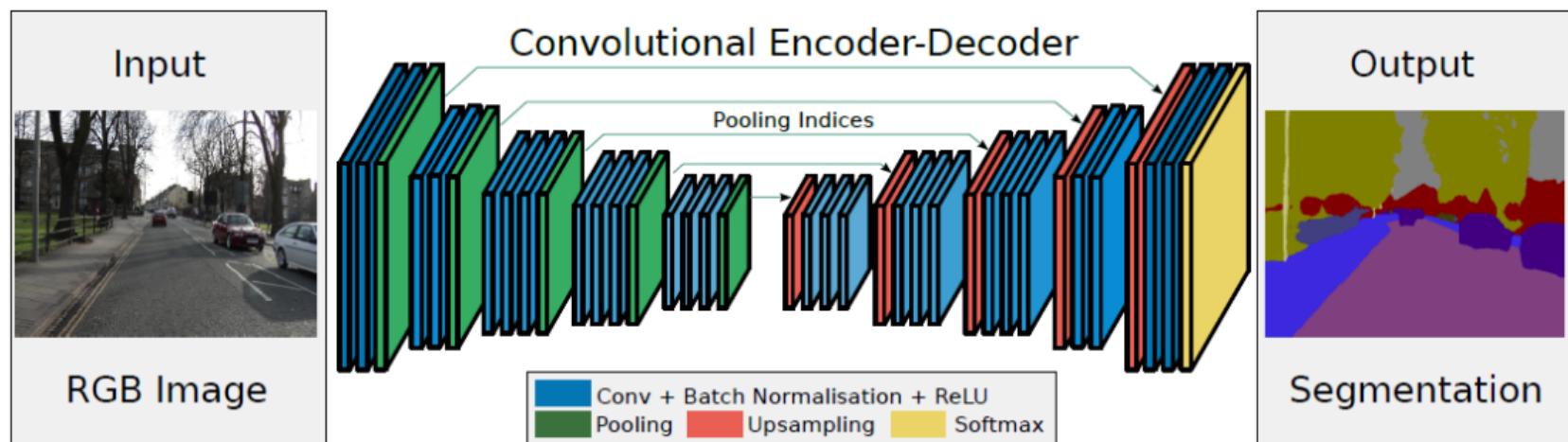


<sup>8</sup><https://arxiv.org/pdf/1505.04366.pdf>



# SegNet<sup>9</sup>

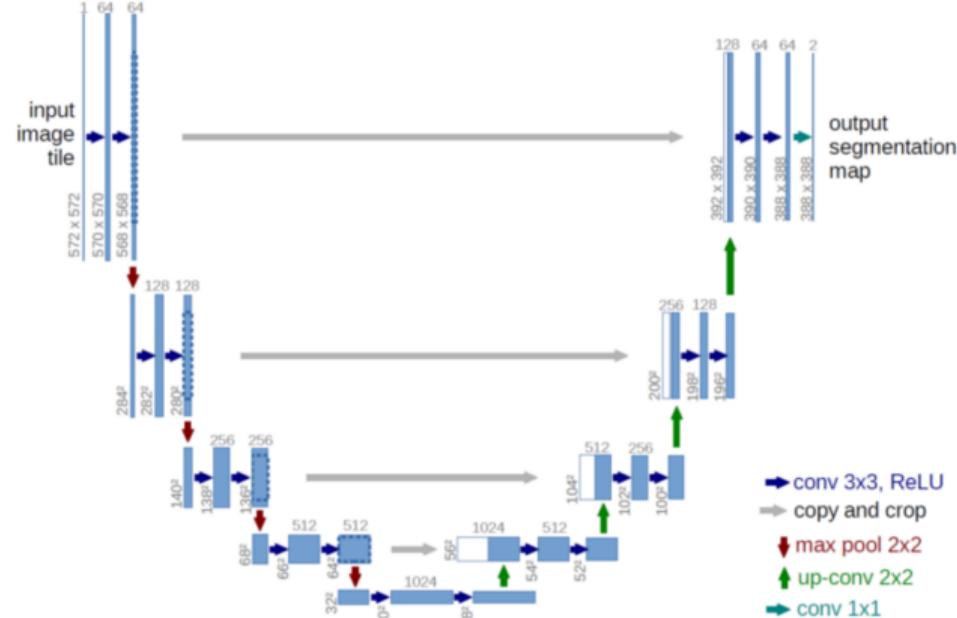
- Энкодер-декодер архитектура
- Энкодер состоит из 13 сверточных слоёв из VGG-16
- Для восстановления изображения применяется max unpooling с запоминанием позиции



<sup>9</sup>V. Badrinarayanan, A. Kendall, and R. Cipolla, "Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation," arXiv:1511.00561, 2015.

# U-Net<sup>10</sup>

- Одна из самых популярных сегментационных моделей на Kaggle.com
- Изначально была придумана для анализа медицинских изображений
- Модель без полносвязных слоёв (FCN) с энкодер-декодер архитектурой
- Транспонированные конволюции в декодере



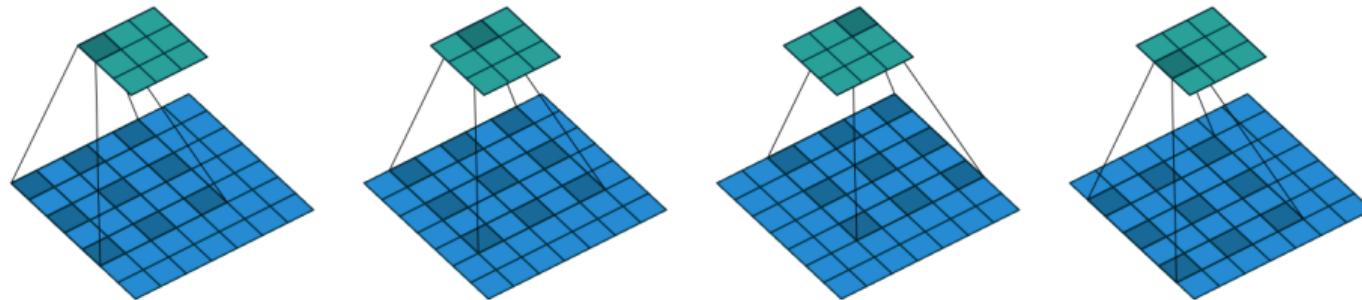
<sup>10</sup>O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation <https://arxiv.org/abs/1505.04597>



# Atrous (dilated) convolution

## Свойства

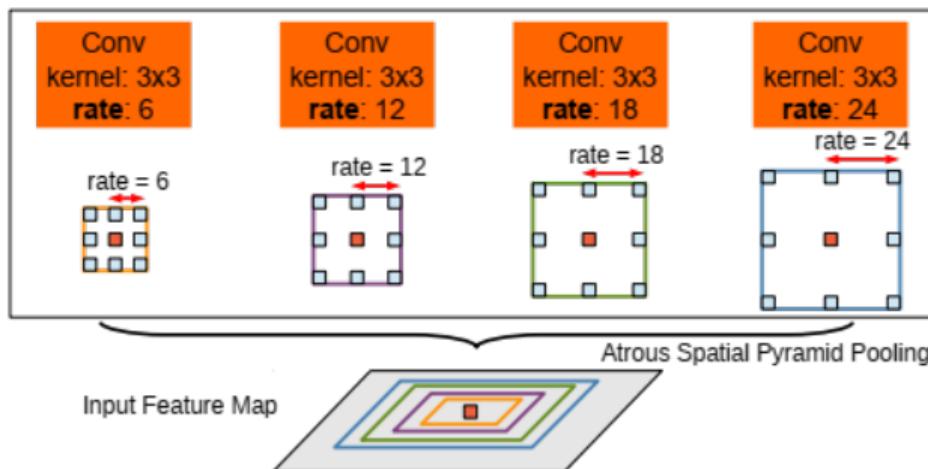
- Для качественной сегментации является важной информация об объекте целиком. Этого можно достичь увеличением рецептивного поля (receptive field)
- Atrous convolution позволяют достичь увеличения рецептивного поля при ограниченном наборе параметров нейронной сети
- При dilation rate = 1 имеем обычную свёртку



# Atrous Spatial Pyramid Pooling

## Идея

- При помощи delayed convolution построить пирамиду признаков разных масштабов



## Идея

Instance Segmentation = Detection + Semantic Segmentation

## Идея

Instance Segmentation = Detection + Semantic Segmentation

- Сначала грубо разделить объекты, используя алгоритм обнаружения

## Идея

Instance Segmentation = Detection + Semantic Segmentation

- Сначала грубо разделить объекты, используя алгоритм обнаружения
- Для каждого объекта уточнить его границы при помощи сегментационной модели

## Идея

Instance Segmentation = Detection + Semantic Segmentation

- Сначала грубо разделить объекты, используя алгоритм обнаружения
- Для каждого объекта уточнить его границы при помощи сегментационной модели

# От семантической сегментации к объектно-чувствительной

## Идея

Instance Segmentation = Detection + Semantic Segmentation

- Сначала грубо разделить объекты, используя алгоритм обнаружения
- Для каждого объекта уточнить его границы при помощи сегментационной модели

## Недостатки подхода

- ➊ Если объекты находятся близко друг к другу, то в обрамляющий прямоугольник может содержать несколько объектов и разделить их, выполнив семантическую сегментацию почти невозможно

# От семантической сегментации к объектно-чувствительной

## Идея

Instance Segmentation = Detection + Semantic Segmentation

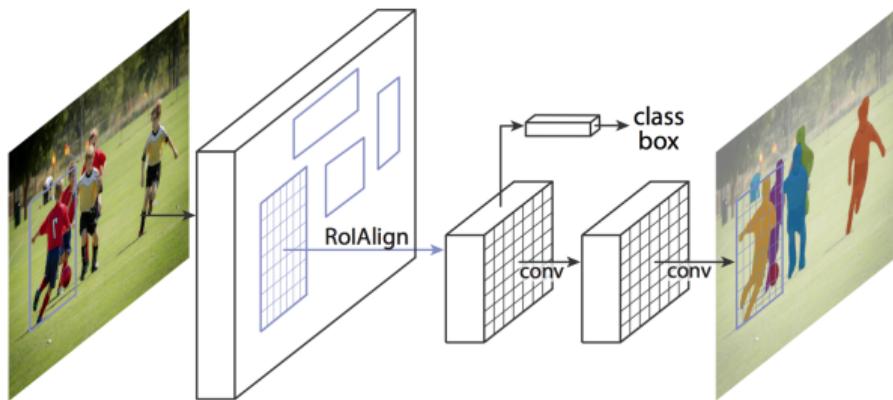
- Сначала грубо разделить объекты, используя алгоритм обнаружения
- Для каждого объекта уточнить его границы при помощи сегментационной модели

## Недостатки подхода

- ❶ Если объекты находятся близко друг к другу, то в обрамляющий прямоугольник может содержать несколько объектов и разделить их, выполнив семантическую сегментацию почти невозможно
- ❷ Опять же из-за не точного обнаружения маска объекта может в итоге получиться обрезанной

## Идея

- Еще одна статья из цикла "R-CNN" от тех же авторов
- Основная идея — добавить еще одну голову к Fast R-CNN модели с сегментационной маской
- Может также использоваться для поиска особох точек



<sup>11</sup><https://arxiv.org/abs/1703.06870>



# Детали Mask R-CNN

- Для добавления маски вместо слоя RoiPooling используется слой RoiAlign

# Детали Mask R-CNN

- Для добавления маски вместо слоя RoiPooling используется слой RoiAlign
- Оптимизация остаётся многозадачной и лосс выглядит следующим образом

$$L = L_{cls} + L_{box} + L_{mask}$$

- Для добавления маски вместо слоя RoiPooling используется слой RoiAlign
- Оптимизация остаётся многозадачной и лосс выглядит следующим образом

$$L = L_{cls} + L_{box} + L_{mask}$$

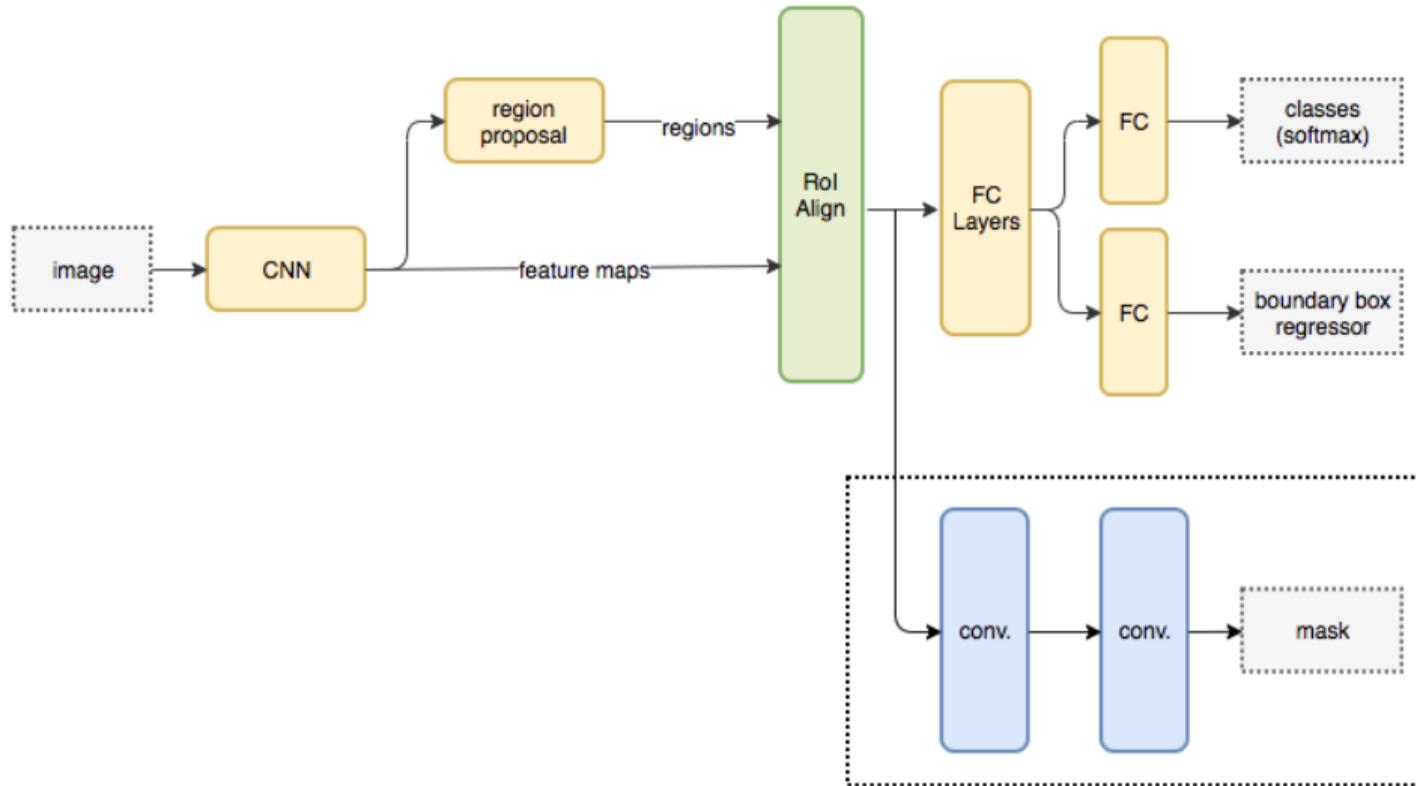
- Маска для каждого класса предсказывается независимо (нет конкуренции между классами)

- Для добавления маски вместо слоя RoiPooling используется слой RoiAlign
- Оптимизация остаётся многозадачной и лосс выглядит следующим образом

$$L = L_{cls} + L_{box} + L_{mask}$$

- Маска для каждого класса предсказывается независимо (нет конкуренции между классами)
- Новая архитектура backbone-a

# Схема Mask R-CNN



Mask



# RoiAlign

0.1	0.3	0.2	0.3	0.2	0.6	0.8	0.9
0.4	0.5	0.1	0.4	0.7	0.1	0.4	0.3
0.2	0.1	0.3	0.8	0.6	0.2	0.1	0.1
0.4	0.6	0.2	0.1	0.3	0.6	0.1	0.2
0.1	0.8	0.3	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3
0.2	0.9	0.4	0.5	0.1	0.1	0.1	0.2
0.3	0.1	0.8	0.6	0.3	0.3	0.6	0.5
0.5	0.5	0.2	0.1	0.1	0.2	0.1	0.2

0.1	0.3	0.2	0.3	0.2	0.6	0.8	0.9
0.4	0.5	0.1	0.4	0.7	0.1	0.4	0.3
0.2	0.1	0.3	0.8	0.6	0.2	0.1	0.1
0.4	0.6	0.2	0.1	0.3	0.6	0.1	0.2
0.1	0.8	0.3	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3
0.2	0.9	0.4	0.5	0.1	0.1	0.1	0.2
0.3	0.1	0.8	0.6	0.3	0.3	0.6	0.5
0.5	0.5	0.2	0.1	0.1	0.2	0.1	0.2

0.8	0.6
0.9	0.6

0.88	0.6
0.9	0.6



# Достоинства и недостатки Mask R-CNN

## Достоинства

- ① На время выхода алгоритм считался одним из лучших. Сейчас Mask R-CNN можно считать крепким бейзлайном, с которым все сравниваются
- ② Так как в виде масок можно кодировать ключевые точки, то Mask R-CNN легко адаптируется для задачи их поиска

## Недостатки

- ① Если объекты находятся близко друг к другу, то обрамляющий прямоугольник может содержать несколько объектов и разделить их, выполнив семантическую сегментацию, почти невозможно

## Достоинства

- ① На время выхода алгоритм считался одним из лучших. Сейчас Mask R-CNN можно считать крепким бейзлайном, с которым все сравниваются
- ② Так как в виде масок можно кодировать ключевые точки, то Mask R-CNN легко адаптируется для задачи их поиска

## Недостатки

- ① Если объекты находятся близко друг к другу, то обрамляющий прямоугольник может содержать несколько объектов и разделить их, выполнив семантическую сегментацию, почти невозможно
- ② Опять же из-за не точного обнаружения маска объекта может получиться обрезанной

# Достоинства и недостатки Mask R-CNN

## Достоинства

- ① На время выхода алгоритм считался одним из лучших. Сейчас Mask R-CNN можно считать крепким бейзлайном, с которым все сравниваются
- ② Так как в виде масок можно кодировать ключевые точки, то Mask R-CNN легко адаптируется для задачи их поиска

## Недостатки

- ① Если объекты находятся близко друг к другу, то обрамляющий прямоугольник может содержать несколько объектов и разделить их, выполнив семантическую сегментацию, почти невозможно
- ② Опять же из-за не точного обнаружения маска объекта может получиться обрезанной
- ③ При стандартных параметрах Mask R-CNN возвращает довольно грубую маску объектов

## Идея

Информация о ключевых точках (позе) человека может существенно улучшить качество сегментации

<sup>12</sup><https://arxiv.org/abs/1803.10683>



# Pose2Seg — объектно-чувствительная сегментация людей<sup>12</sup>

## Идея

Информация о ключевых точках (позе) человека может существенно улучшить качество сегментации

Instance Segmentation = Key Point Detection + Pose2Seg

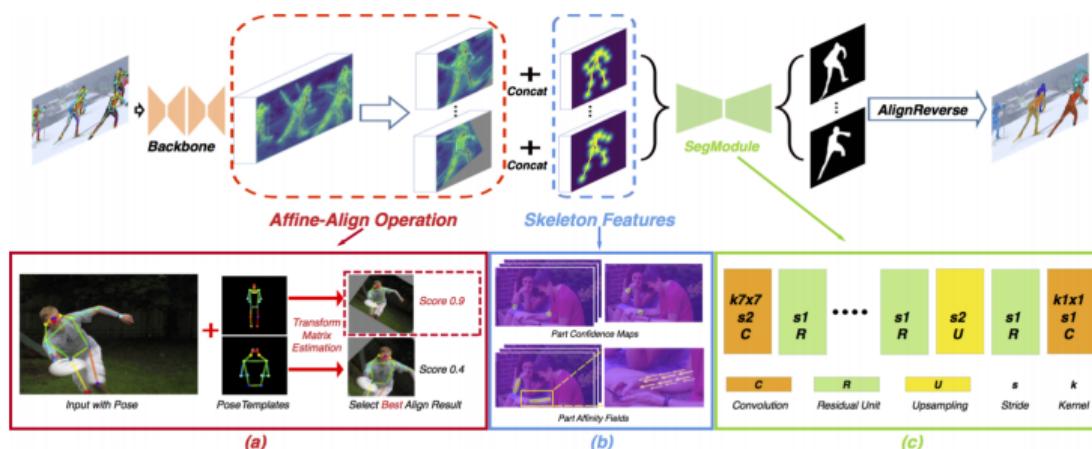


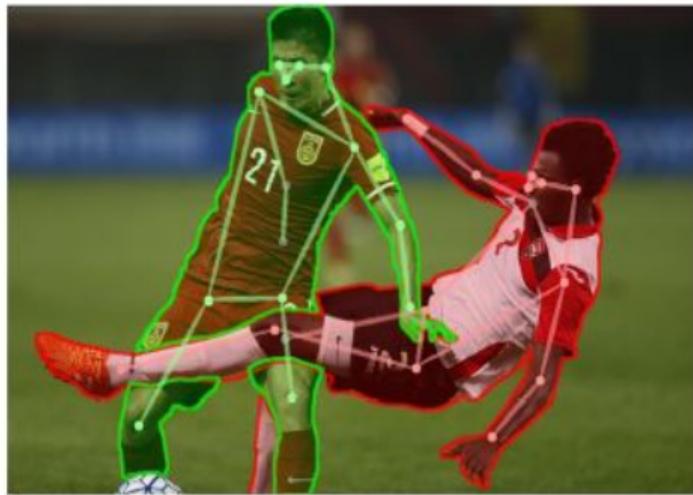
Figure 4: Overview of our network structure (Sec. 4.1). (a) Affine-Align operation (Sec. 4.2). (b) Skeleton features (Sec. 4.3). (c) Structure of SegModule (Sec. 4.4), in which residual unit refers to [15].

<sup>12</sup><https://arxiv.org/abs/1803.10683>



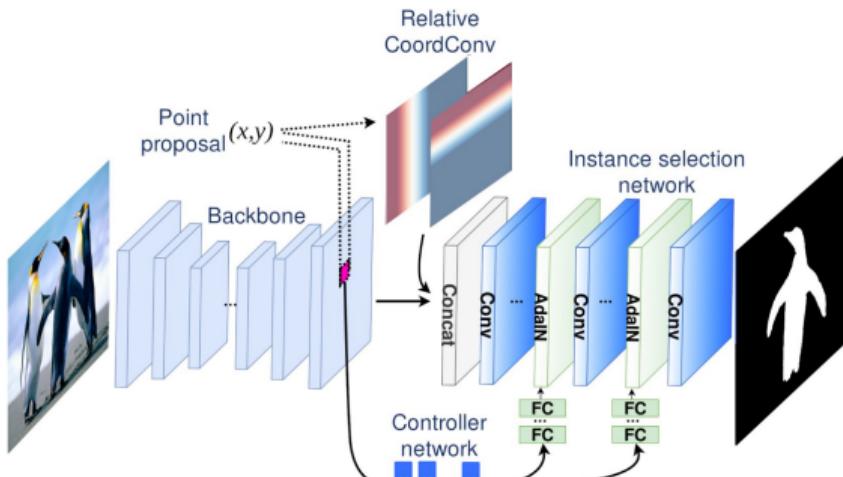
OCH

Один из сложнейших бенчмарков сегментации людей



## AdaptIS

- Общий бэкбон для извлечения признаков
- Может решать несколько задач компьютерного зрения одновременно
- Был разработан для случаев большого пересечения объектов



<sup>13</sup><https://arxiv.org/abs/1000.07820>



# От изображений к видео

## Вопрос

Какие возникают трудности/оссобенности при переходе от изображений к видео?

## Вопрос

Какие возникают трудности/особенности при переходе от изображений к видео?

## Основные отличия

- Возникает проблема соответствия объектов между соседними кадрами
- Неконсистентность масок во времени
- Появляется возможность использовать информацию из предыдущих кадров
- Мало данных для обучения

# Заключение

- Сегментация — одна из ключевых задач компьютерного зрения, которая применима ко многим приложениям

- Сегментация — одна из ключевых задач компьютерного зрения, которая применима ко многим приложениям
- Сегментация бывает семантической, объектно-чувствительной и паноптической

- Сегментация — одна из ключевых задач компьютерного зрения, которая применима ко многим приложениям
- Сегментация бывает семантической, объектно-чувствительной и паноптической
- Современные сегментационные архитектуры как правило представляют собой энкодер-декодер архитектуру

- Сегментация — одна из ключевых задач компьютерного зрения, которая применима ко многим приложениям
- Сегментация бывает семантической, объектно-чувствительной и паноптической
- Современные сегментационные архитектуры как правило представляют собой энкодер-декодер архитектуру
- Одно из ключевых отличий различных моделей — метода восстановления изображений (upsampling)

Спасибо за внимание!