

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В МАШИННОМ ОБУЧЕНИИ

Лекция №5

Глубинные нейронные сети

Евгений Богатырев



**Не забывайте отмечаться
и оставлять отзывы!**

Nesterov accelerated gradient

$$\nu_t = \gamma \nu_{t-1} + \eta_t \nabla_{\theta} J(\theta_{t-1} - \gamma \nu_{t-1})$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \nu_t$$

Сделаем замену переменных так, чтобы не приходилось считать градиент в смещенной точке:

$$\theta_t^{prev} = \theta_t - \gamma \nu_t$$

$$\nu_t = \gamma \nu_{t-1} + \eta_t \nabla J(\theta_{t-1}^{prev})$$

Nesterov accelerated gradient

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \nu_t$$

$$\theta_t^{prev} + \gamma \nu_t = \theta_{t-1}^{prev} + \gamma \nu_{t-1} - \nu_t$$

$$\theta_t^{prev} - \theta_{t-1}^{prev} = -\gamma \nu_t + \gamma \nu_{t-1} - \nu_t =$$

$$= -\nu_t(1 + \gamma) + \gamma \nu_{t-1}$$

$$\theta_t^{prev} - = \nu_t(1 + \gamma) - \gamma \nu_{t-1}$$

Содержание

1. Оптимизации обучения
 - a. Инициализация
 - b. Регуляризация
 - c. Нормализация
2. Архитектуры CNN
 - a. LeNet
 - b. AlexNet
 - c. VGG
 - d. ResNet
 - e. Модификации ResNet
3. Сравнение моделей

Резюме с прошлого занятия

На прошлой лекции мы изучили методы оптимизации обучения нейронных сетей:

На этой лекции мы обсудим, какие еще существуют подходы, которые могут ускорить обучение и предотвратить переобучение

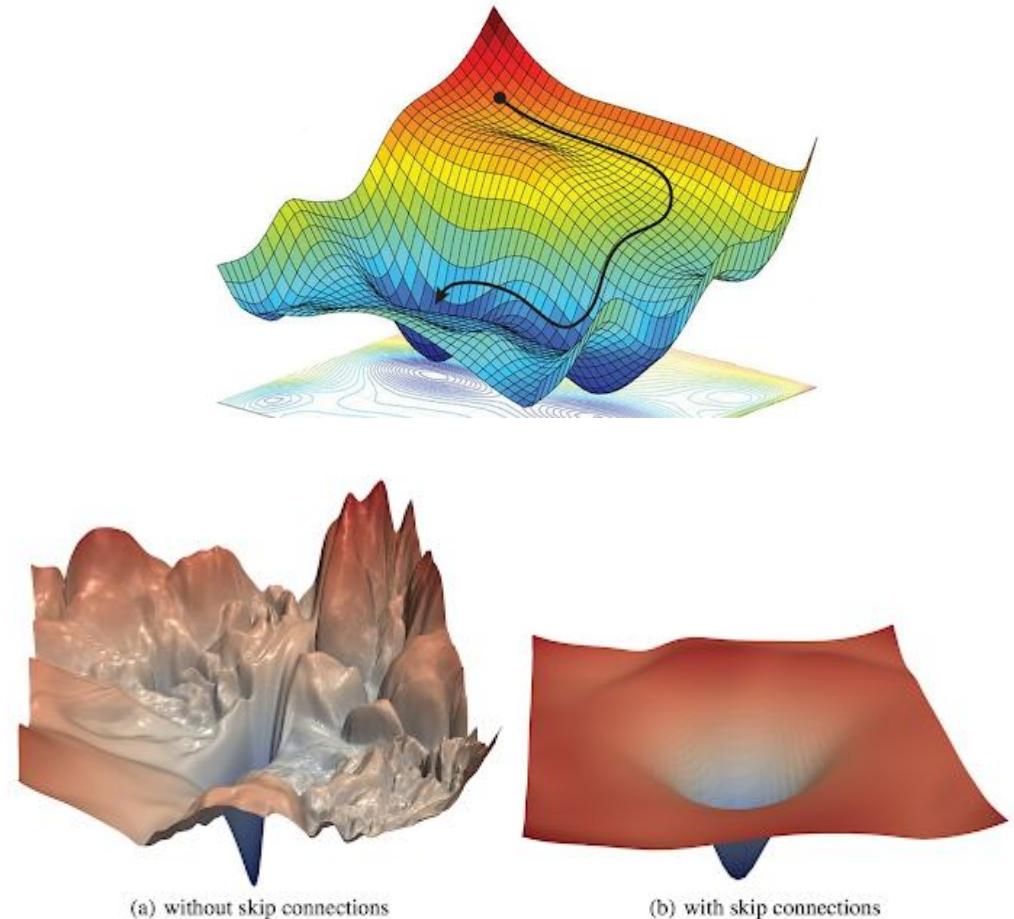
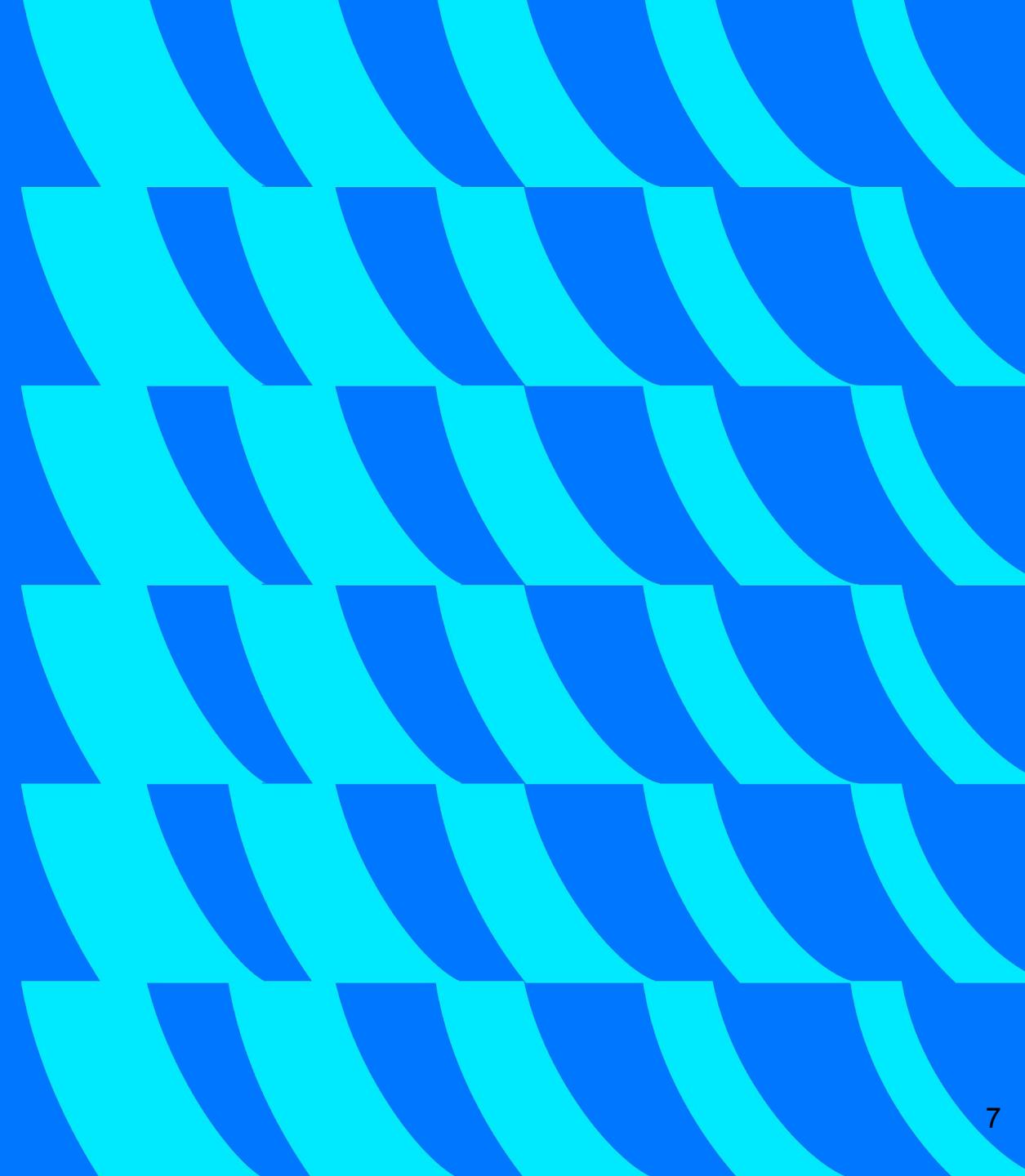


Figure 1: The loss surfaces of ResNet-56 with/without skip connections. The proposed filter normalization scheme is used to enable comparisons of sharpness/flatness between the two figures.

Оптимизации обучения



Инициализация Xavier / Glorot

Рассмотрим нечетную функцию с единичной производной в нуле в качестве активации (напр. tanh)

- Хотим начать из линейного региона, чтобы избежать затухающих градиентов

$$z^{i+1} = f(\underbrace{z^i W^i}_{s^i})$$

$$\mathbb{D}[z^i] = \mathbb{D}[x] \prod_{k=0}^{i-1} n_k \mathbb{D}[W^k]$$

$$\mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^i}\right] = \mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^d}\right] \prod_{k=i}^d n_{k+1} \mathbb{D}[W^k]$$

Где n_i — размерность i -го слоя

Инициализация Xavier / Glorot

Хорошая инициализация:

$$\forall(i, j) \left\{ \begin{array}{l} \mathbb{D}[z^i] = \mathbb{D}[z^j] \\ \mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^i}\right] = \mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^j}\right] \end{array} \right.$$

Это эквивалентно следующему:

$$\forall i \left\{ \begin{array}{l} n_i \mathbb{D}[W^i] = 1 \\ n_{i+1} \mathbb{D}[W^i] = 1 \end{array} \right.$$

Компромисс:

$$\mathbb{D}[W^i] = \frac{2}{n_i + n_{i+1}}$$

$$W^i \sim U\left[-\frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_i + n_{i+1}}}, \frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_i + n_{i+1}}}\right]$$

Инициализация He

Рассмотрим ReLU в качестве активации:

- Функция не симметрична
- Не дифференцируема в нуле

$$\mathbb{D}[z^i] = \mathbb{D}[x] \left(\prod_{k=0}^{i-1} \frac{1}{2} n_k \mathbb{D}[W^k] \right) \Rightarrow \mathbb{D}[W^k] = \frac{2}{n_k}$$

$$\mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^i}\right] = \mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^d}\right] \left(\prod_{k=i}^d \frac{1}{2} n_{k+1} \mathbb{D}[W^k] \right) \Rightarrow \mathbb{D}[W^k] = \frac{2}{n_{k+1}}$$

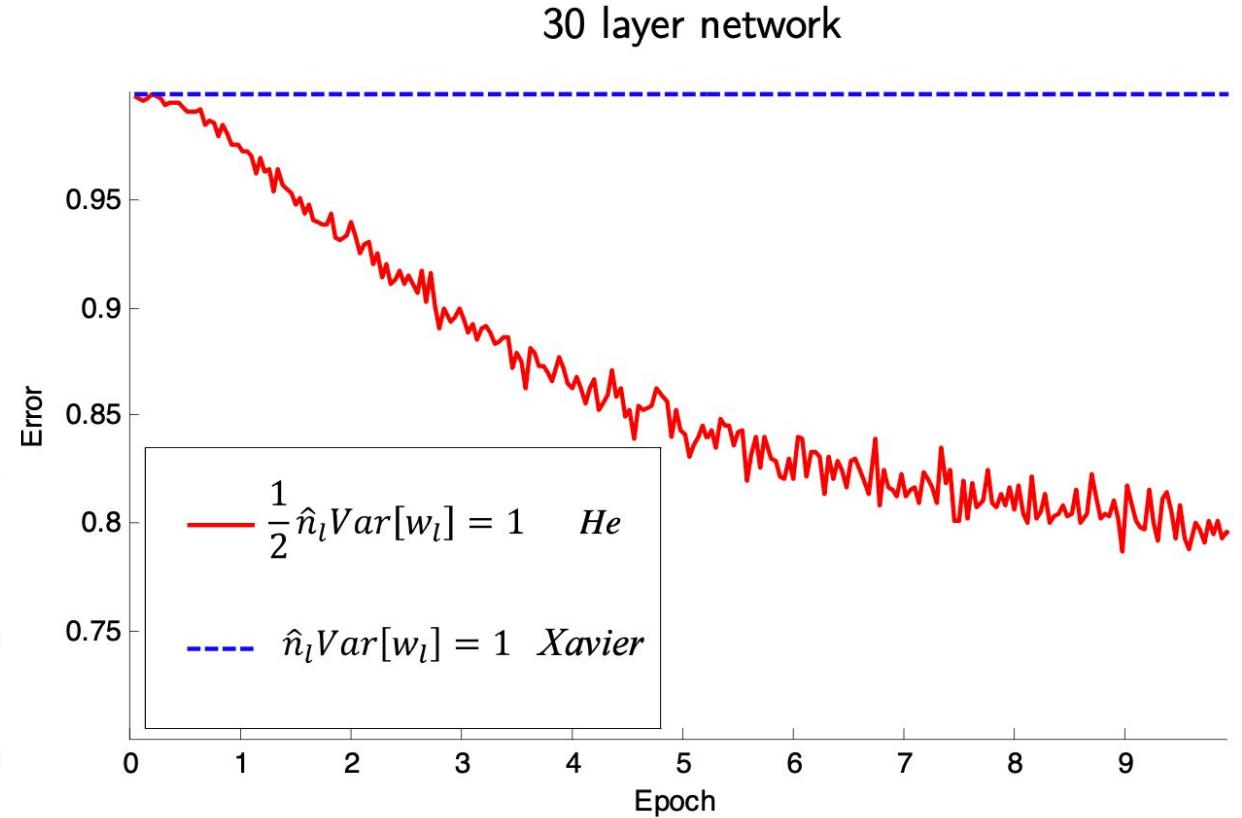
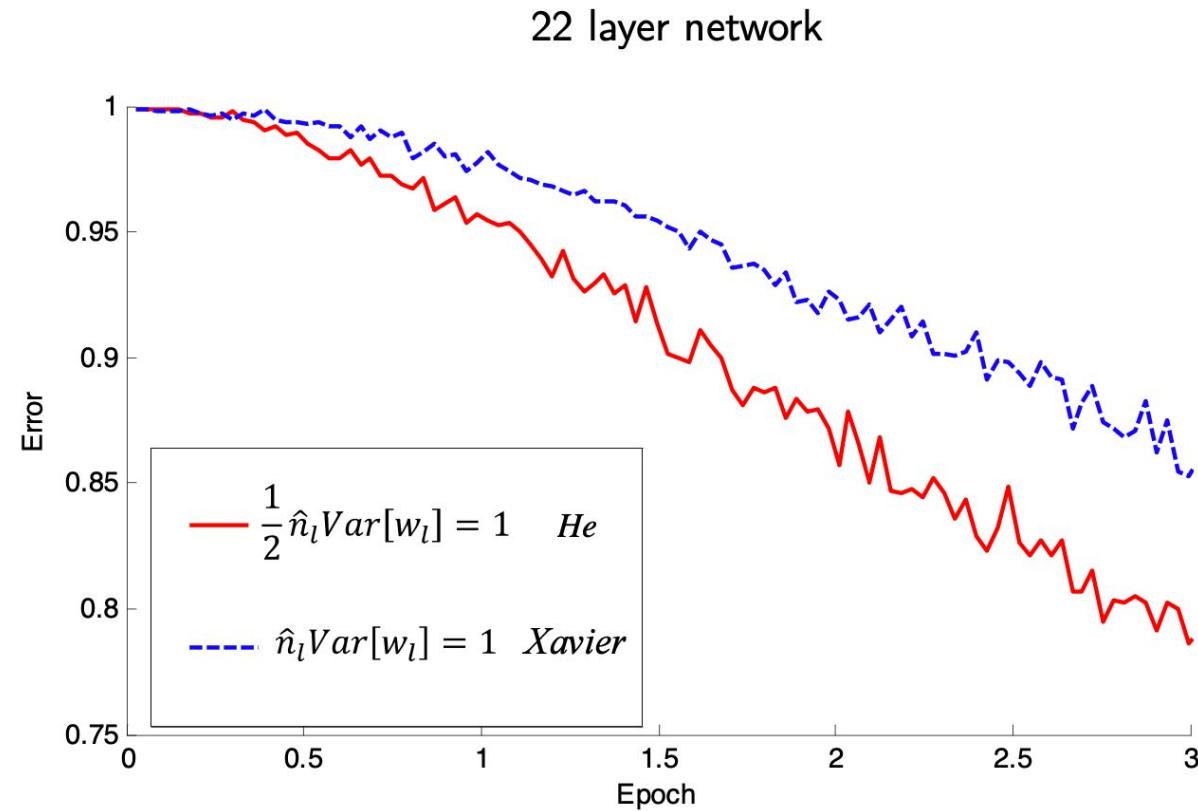
$$\mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^i}\right] = \mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^d}\right] \prod_{k=1}^d \frac{1}{2} n_{k+1} \mathbb{D}[W^k] = \frac{n_2}{n_d} \mathbb{D}\left[\frac{\partial L}{\partial s^d}\right]$$

$$W^i \sim N\left(0, \frac{2}{n_i}\right)$$

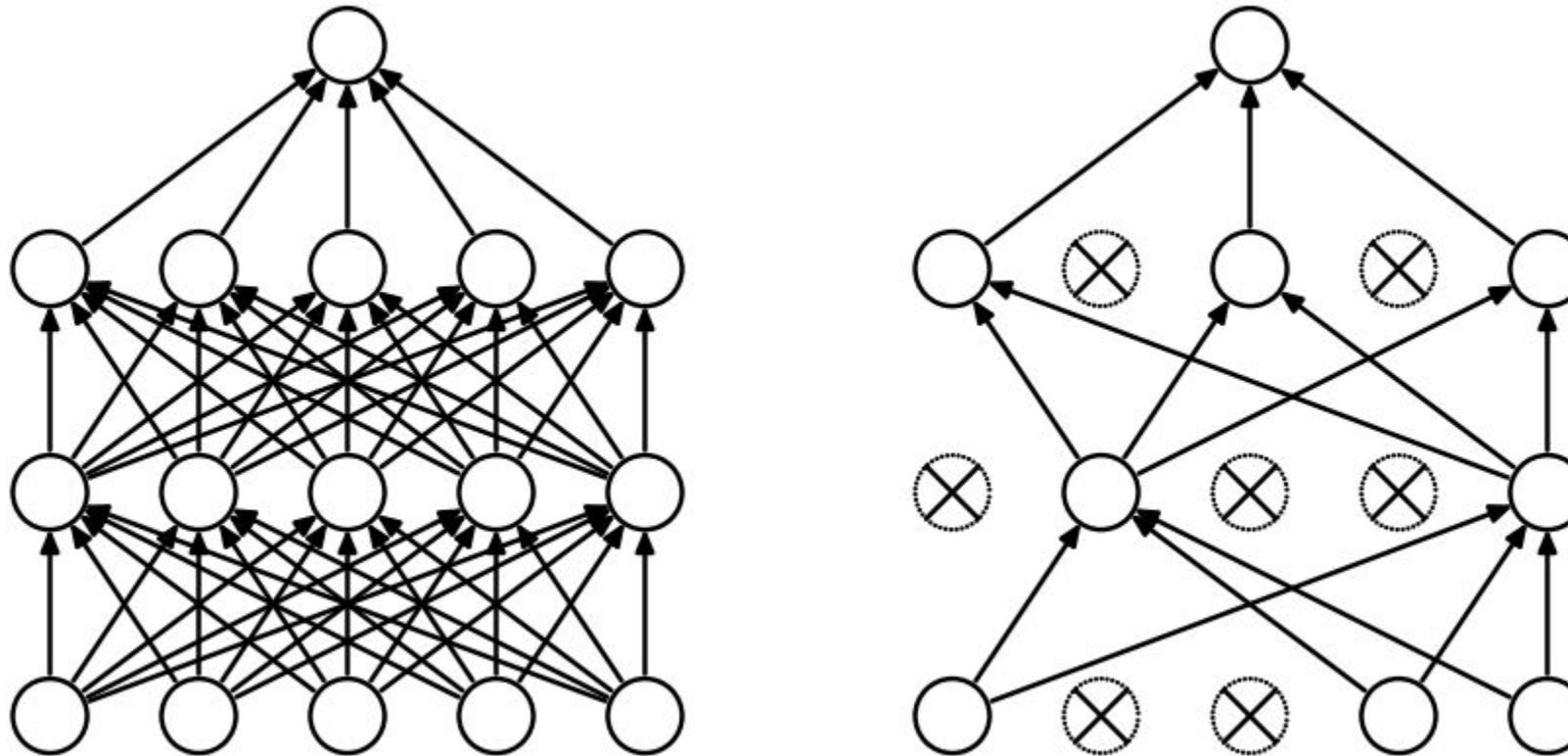
or

$$W^i \sim N\left(0, \frac{2}{n_{i+1}}\right)$$

Инициализация He



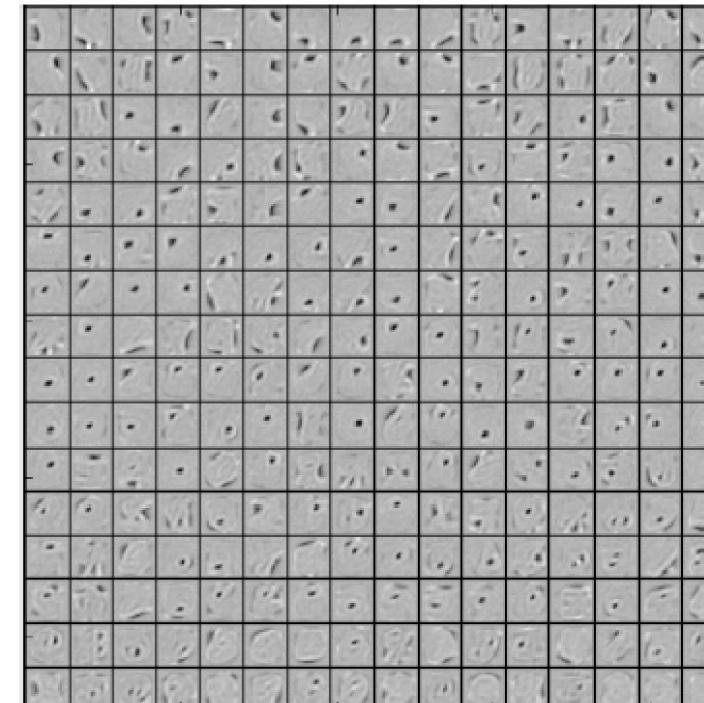
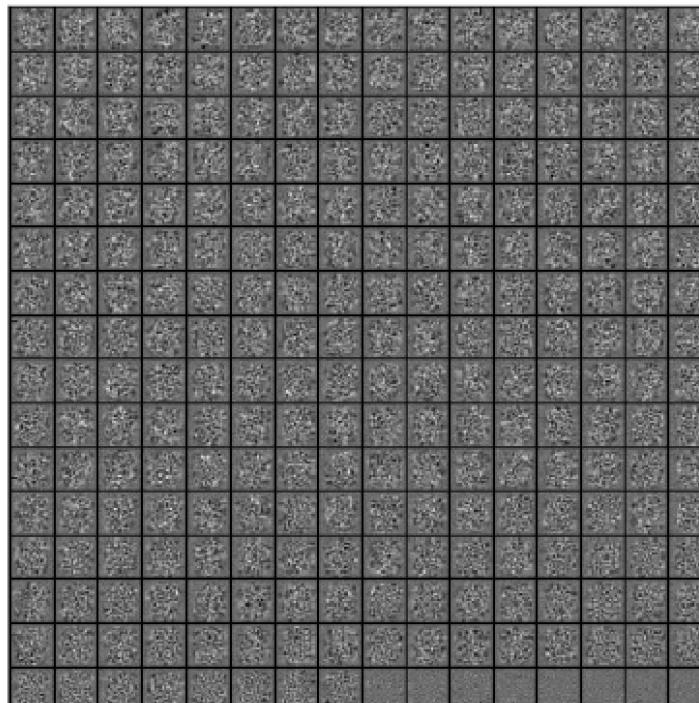
Регуляризация: Dropout



- С вероятностью p занулим выход нейрона (например, $p = 0.5$)
- В test-time домножаем веса на вероятность сохранения
- Не стоит выкидывать нейроны последнего слоя

Регуляризация: Dropout

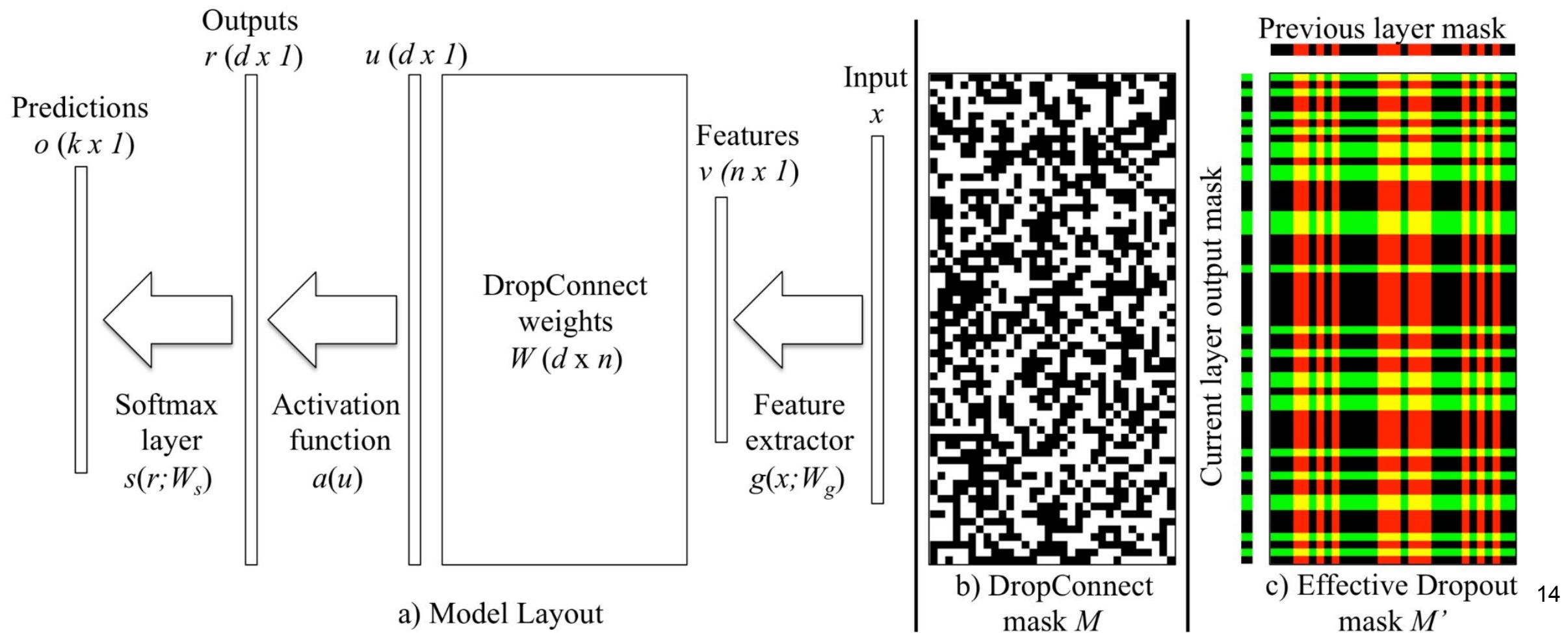
- Борьба с коадаптацией – нейроны больше не могут рассчитывать на наличие соседей
- Биология: не все гены родителей будут присутствовать у потомков
- Усреднение большого ($2n$) числа моделей



Выученные признаки на MNIST.
Слева: без Dropout, справа – с Dropout

Регуляризация: Dropconnect

Зануляем не выходы нейронов, а каждый вес по отдельности



Batch Norm

- Covariate shift: изменение распределения входов во время обучения
- Цель — уменьшить covariate shift скрытых слоев
- Нормализуем значения по батчу
- Для инференса накапливаем статистику экспоненциальным средним

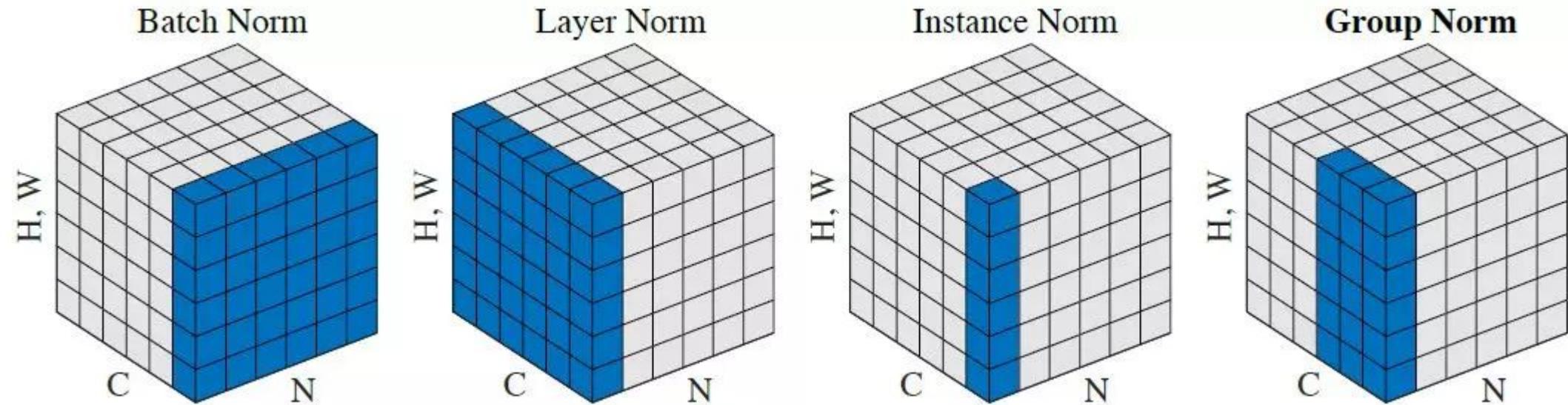
$$E_{i+1} = (1 - \alpha)E_i + \alpha E_{\mathcal{B}}$$

$$\hat{x} = \frac{x - \mathbb{E}[x]}{\sqrt{\mathbb{D}[x] + \epsilon}}$$

$$y = \gamma \cdot \hat{x} + \beta$$

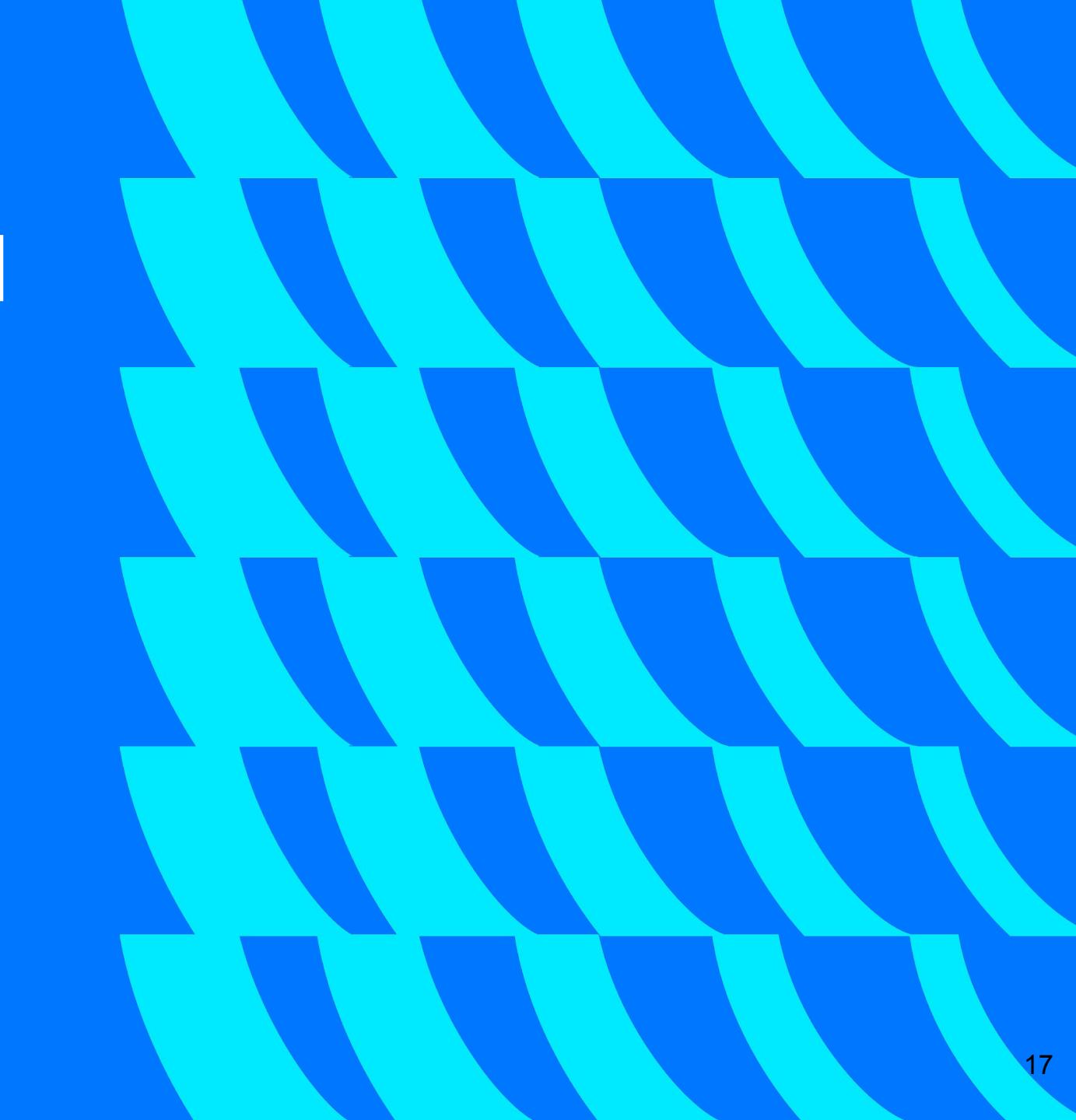
$$y = \frac{\gamma}{\sqrt{\mathbb{D}[x] + \epsilon}} \cdot x + \left(\beta - \frac{\gamma \mathbb{E}[x]}{\sqrt{\mathbb{D}[x] + \epsilon}} \right)$$

Нормализация



| | Weight matrix re-scaling | Weight matrix re-centering | Weight vector re-scaling | Dataset re-scaling | Dataset re-centering | Single training case re-scaling |
|-------------|-----------------------------|-------------------------------|-----------------------------|-----------------------|-------------------------|------------------------------------|
| Batch norm | Invariant | No | Invariant | Invariant | Invariant | No |
| Weight norm | Invariant | No | Invariant | No | No | No |
| Layer norm | Invariant | Invariant | No | Invariant | No | Invariant |

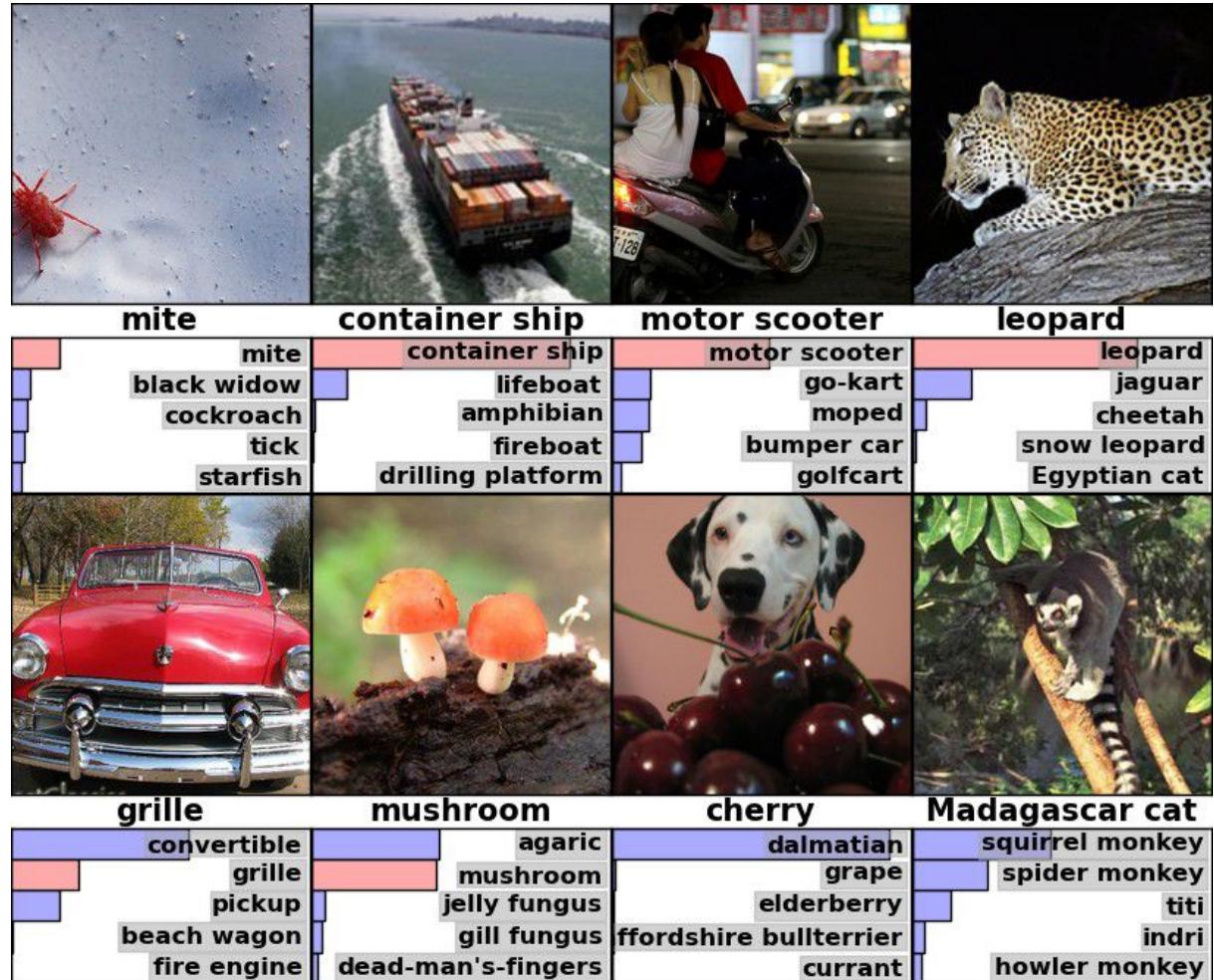
Архитектуры CNN



Датасет ImageNet

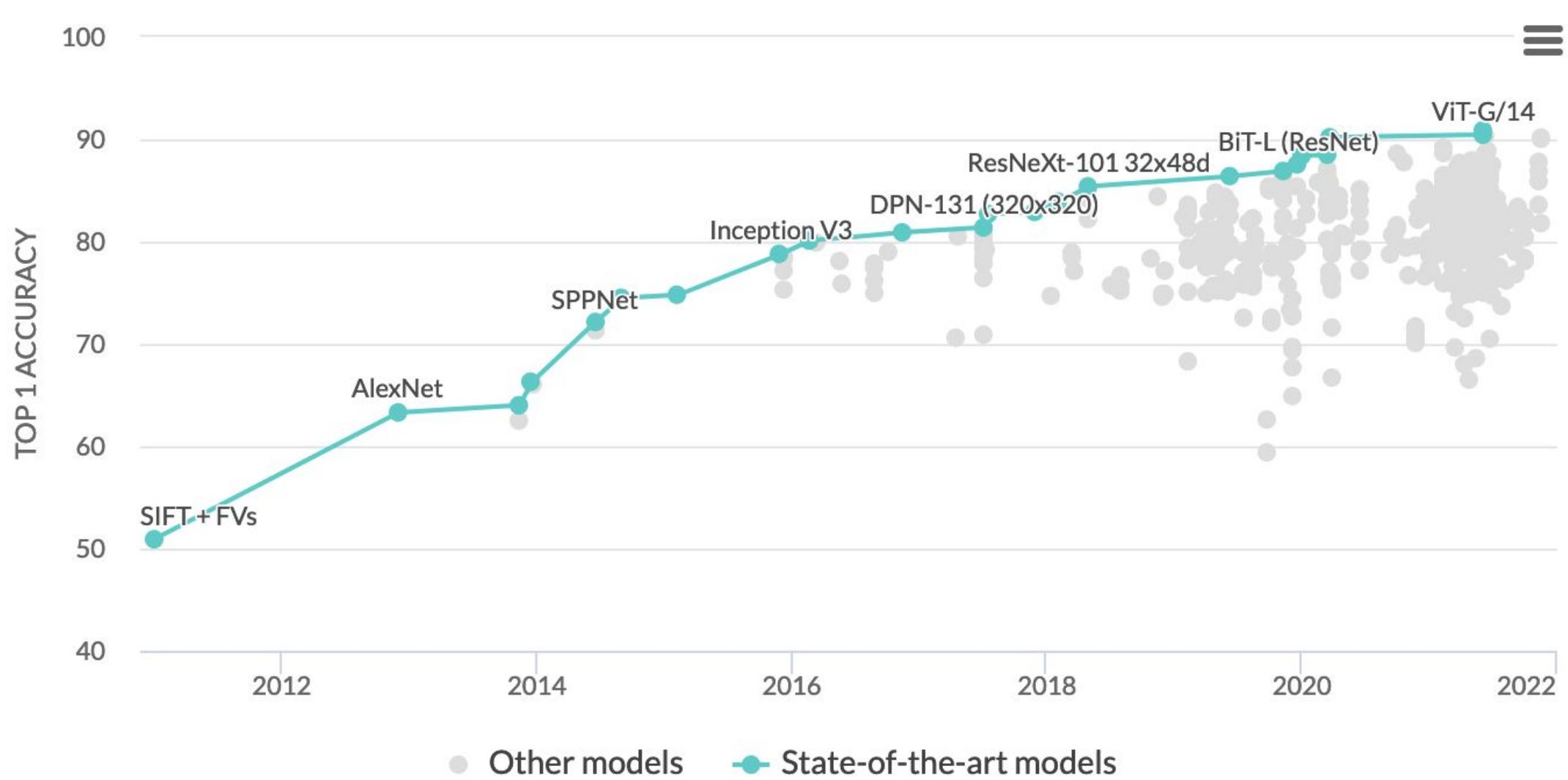


- 1000 классов
- Около 1000 изображений в каждом классе
- Около 1 000 000 изображений всего
- Несколько номинаций: таких как распознавание и детектирование/локализация

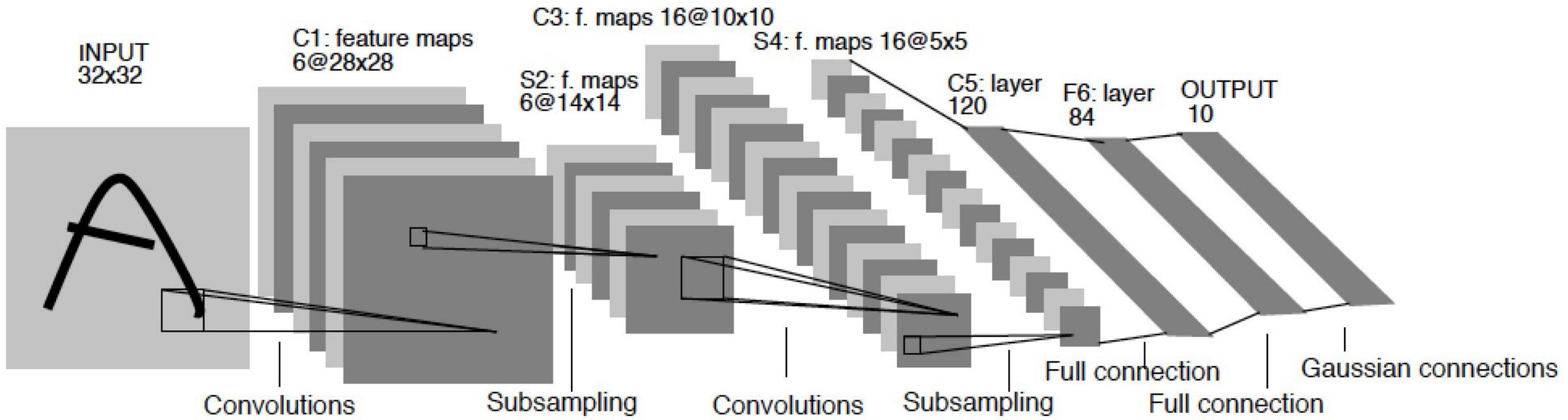


Примеры предсказаний
на ImageNet

Прогресс на ImageNet



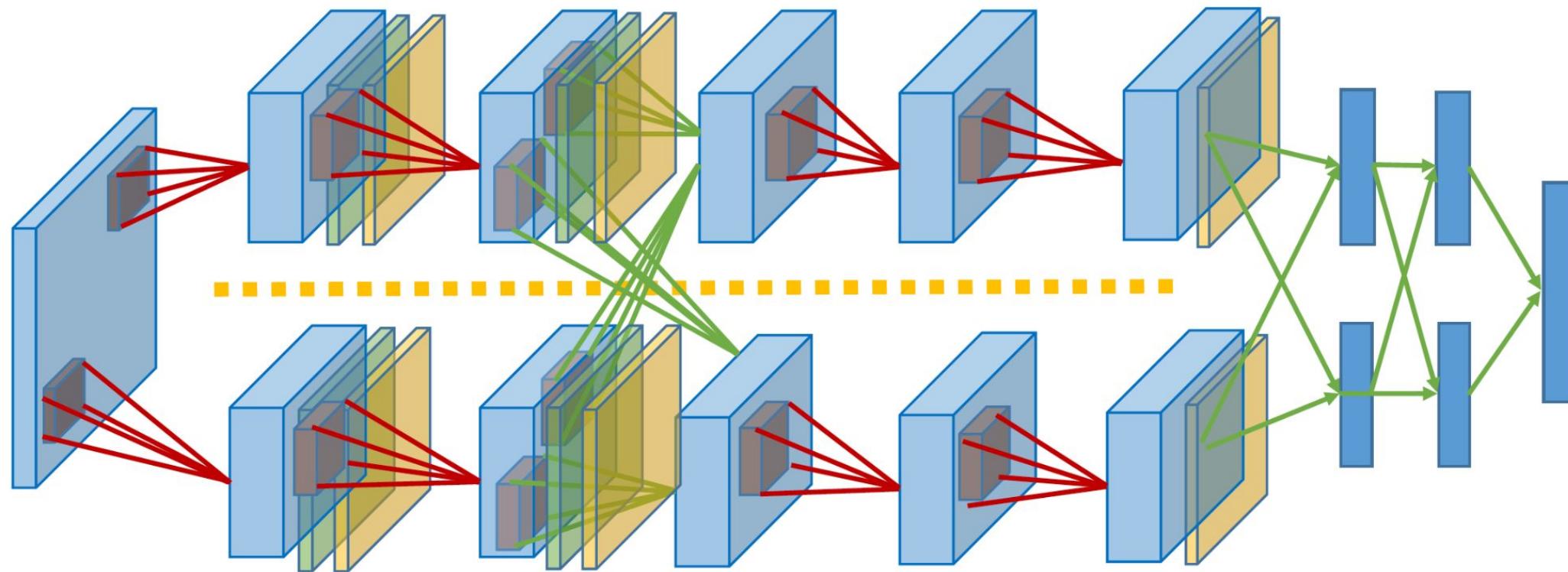
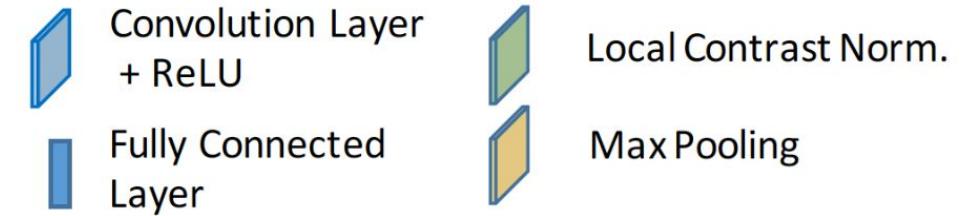
LeNet (1989)



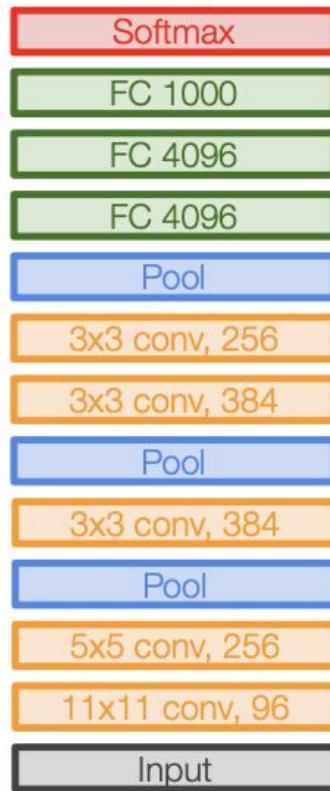
Использованные подходы:

- Сверточные слои
- Активация sigmoid
- Max pooling

AlexNet (2012)



AlexNet (2012)

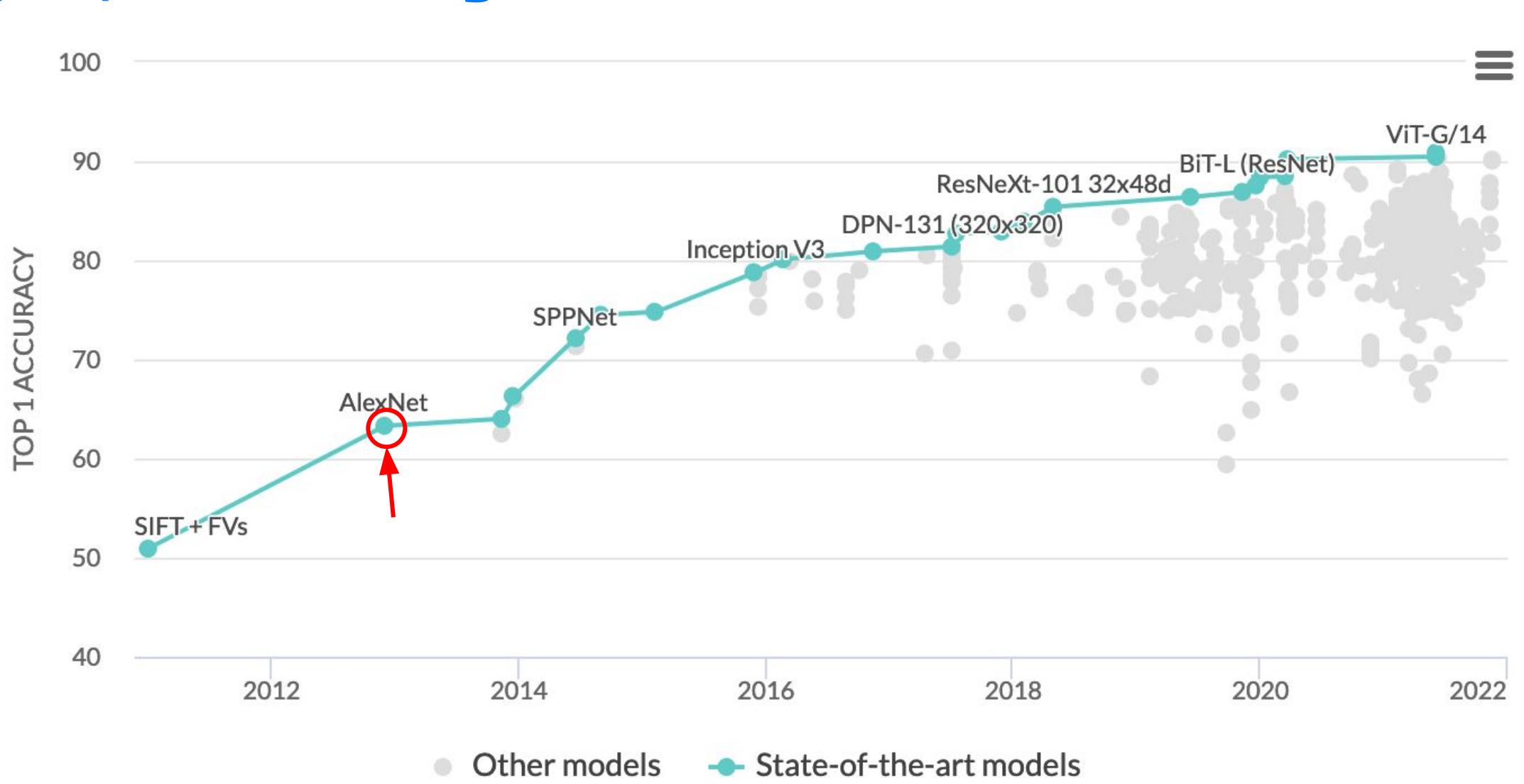


- 5 сверточных и 3 полно связанных слоя
- 60M параметров
- Распараллеливание на 2 GPU
- Свёртки 11x11, 5x5, 3x3
- ReLU, т.к. не надо вычислять exp
- Dropout
- Затухание learning rate
- Аугментации: случайный 224x224 кроп, горизонтальное отражение, шум

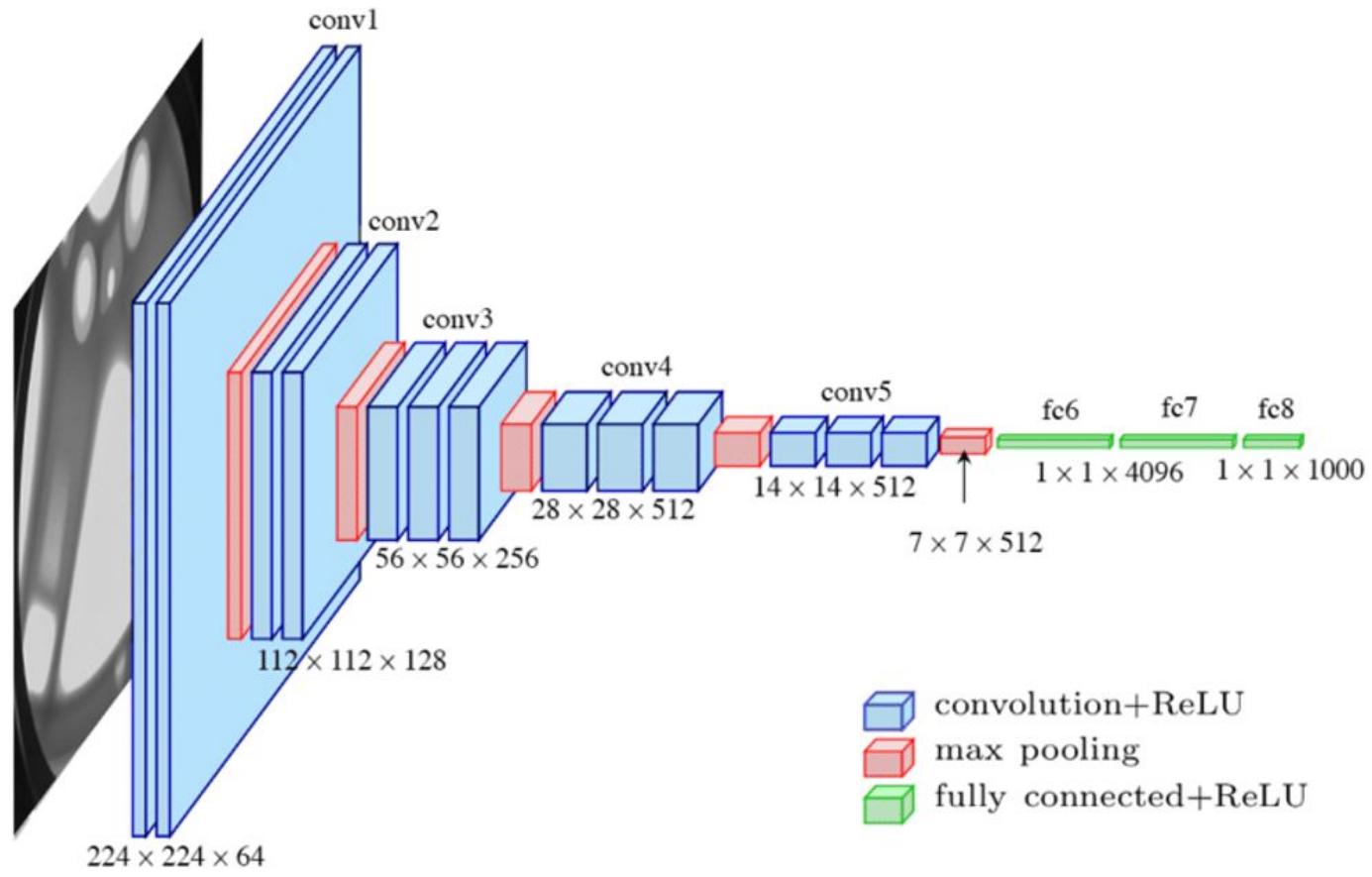
AlexNet

Source: Stanford CS231n lecture 6

Прогресс на ImageNet: AlexNet



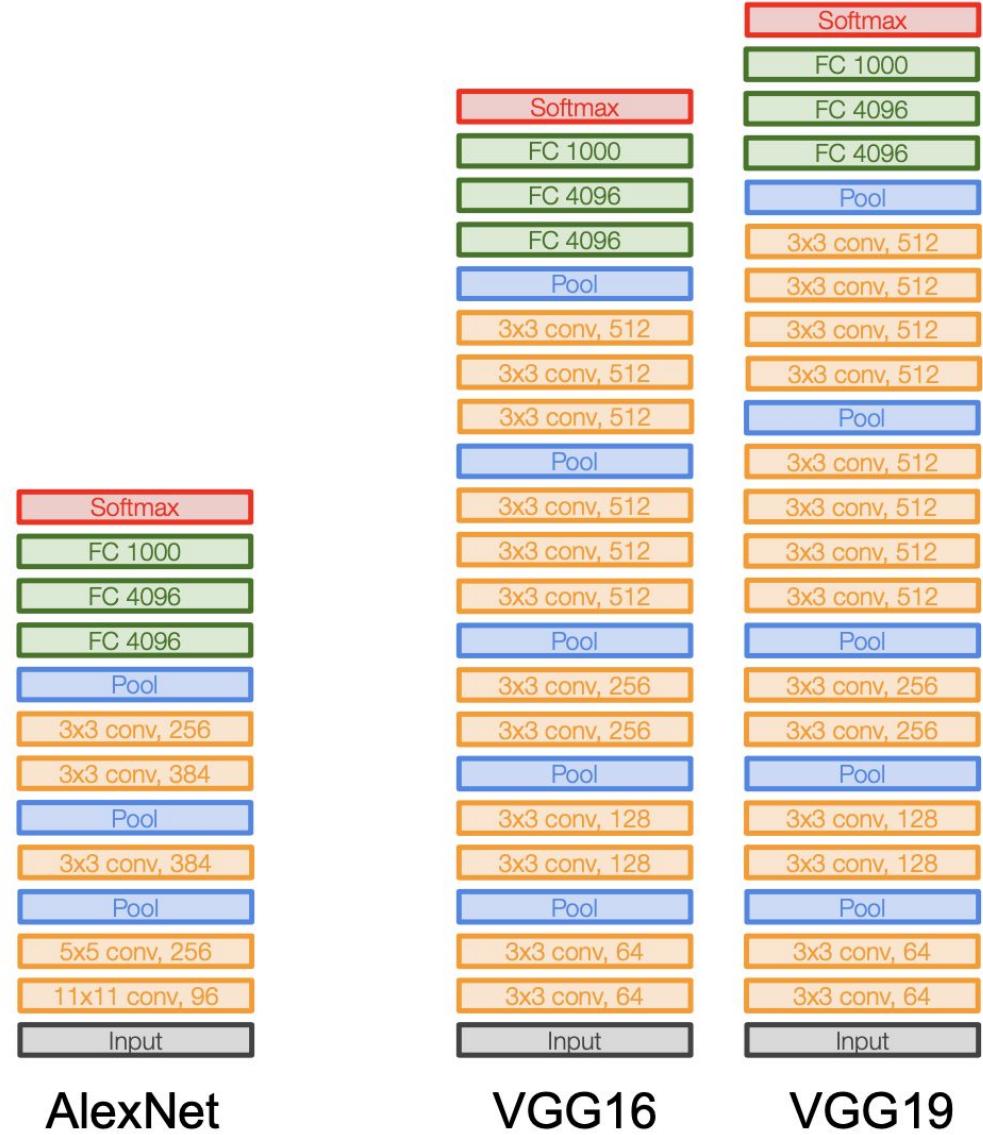
VGG (2014)



VGG-16 architecture

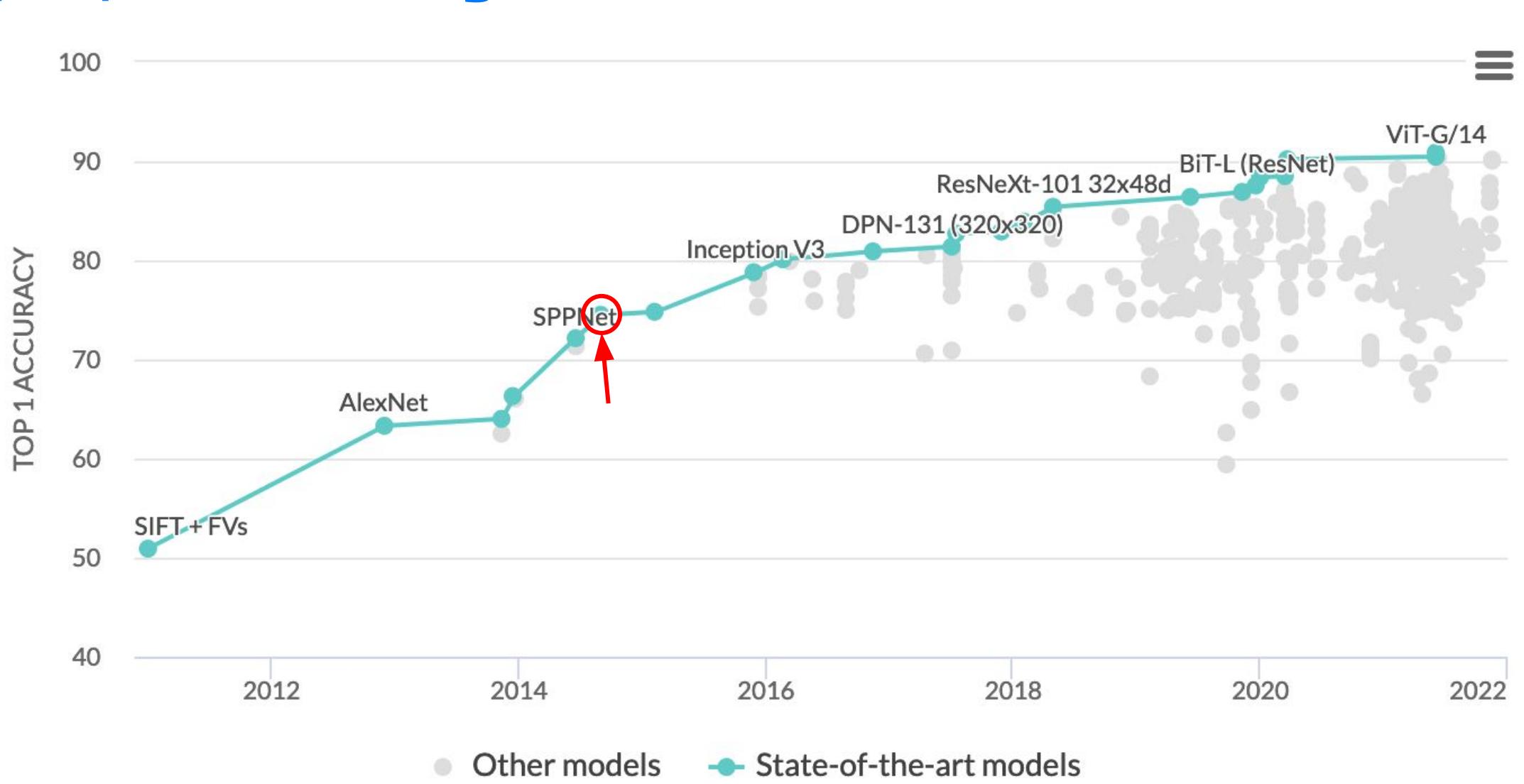
VGG (2014)

- VGG-19 (E): 144M параметров
 - Только свертки 3x3
 - Больше слоев (Deep Neural Network)
 - Выходы промежуточных слоев можно использовать как “семантику” изображения:
 - в качестве функции потерь
<https://arxiv.org/abs/1603.08155>
 - для переноса стиля
https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Gatys_Image_Style_Transfer_CVPR_2016_paper.pdf
 - для оценки качества
<https://arxiv.org/abs/1801.03924>

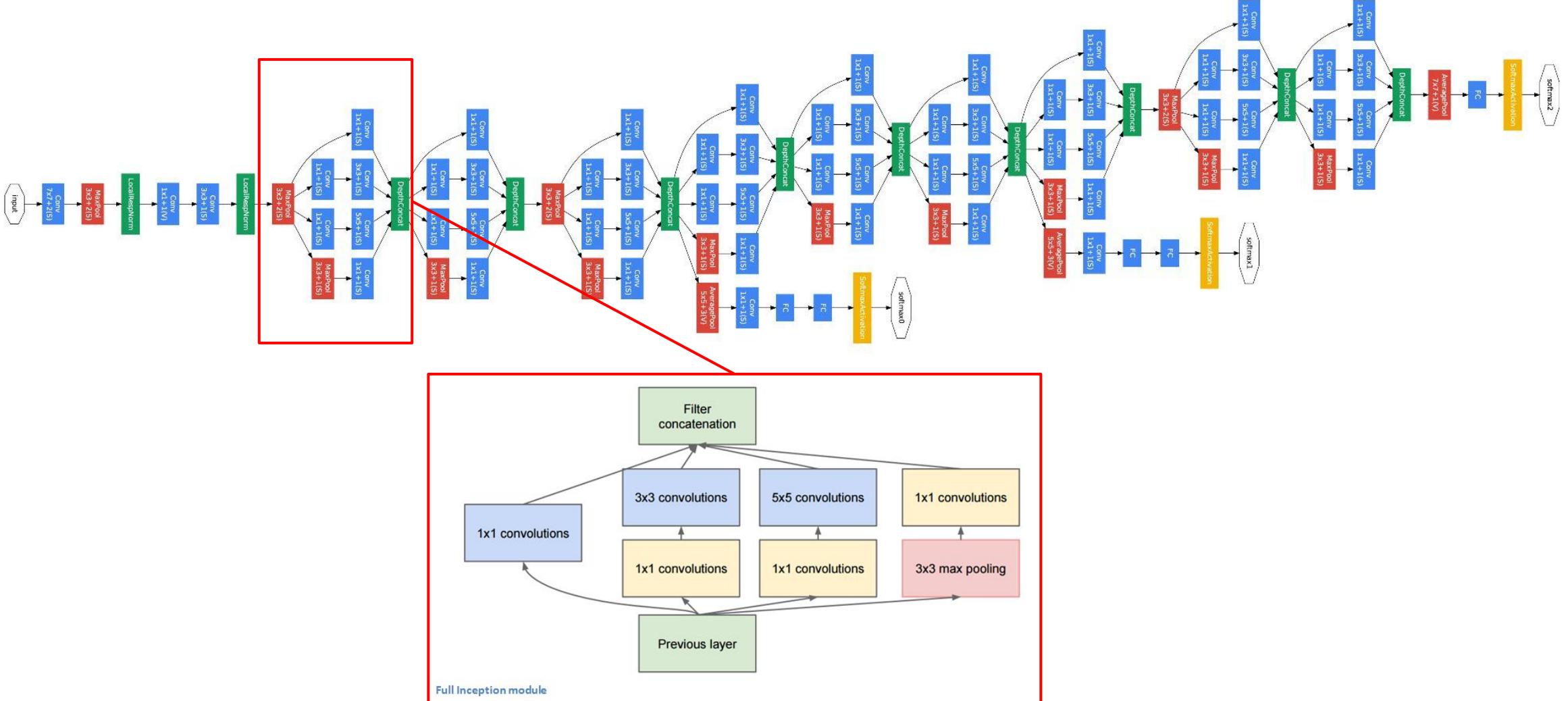


Source: Stanford CS231n lecture 6

Прогресс на ImageNet: VGG

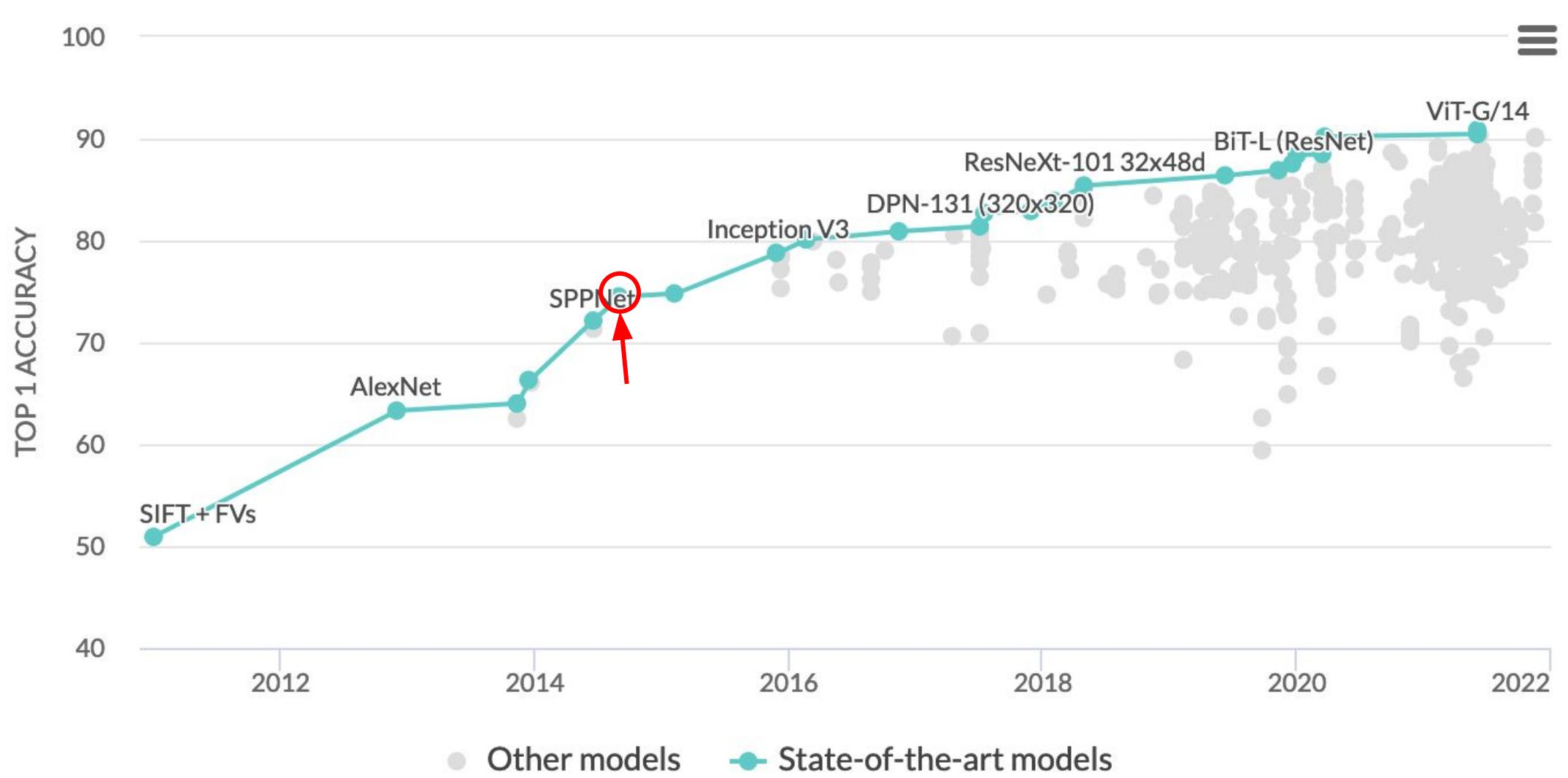


GoogLeNet / Inception (2014)



Christian Szegedy et al.: Going Deeper with Convolution, 2014
[https://arxiv.org/pdf/1409.4842](https://arxiv.org/pdf/1409.4842.pdf)

Прогресс на ImageNet: GoogLeNet



Скачок глубины нейронных сетей

AlexNet, 8 layers
(ILSVRC 2012)



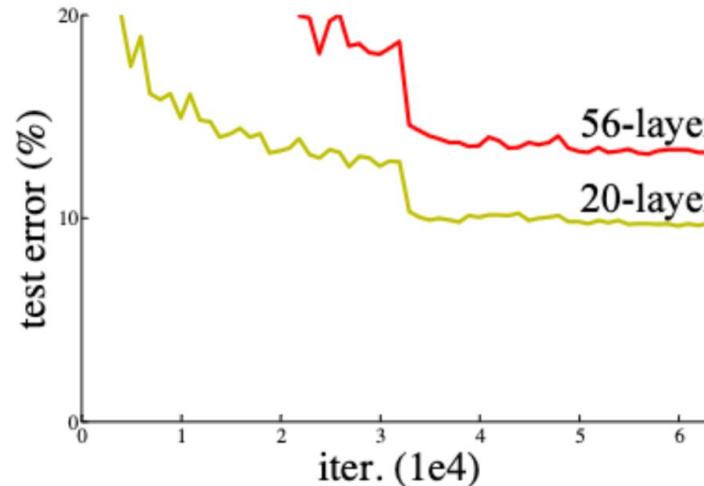
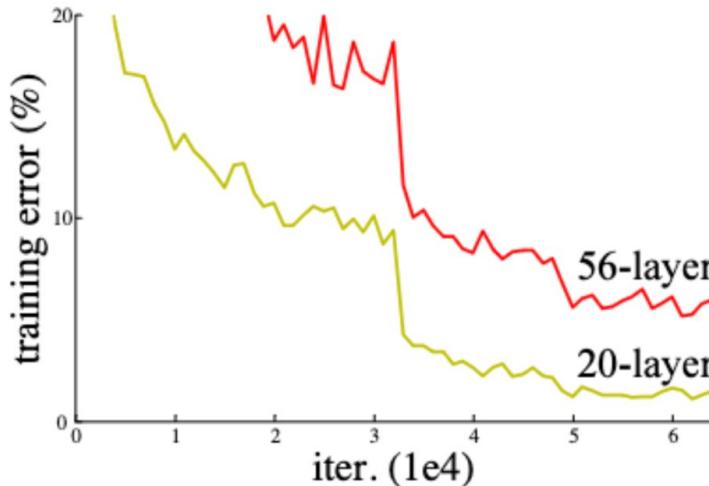
VGG, 19 layers
(ILSVRC 2014)



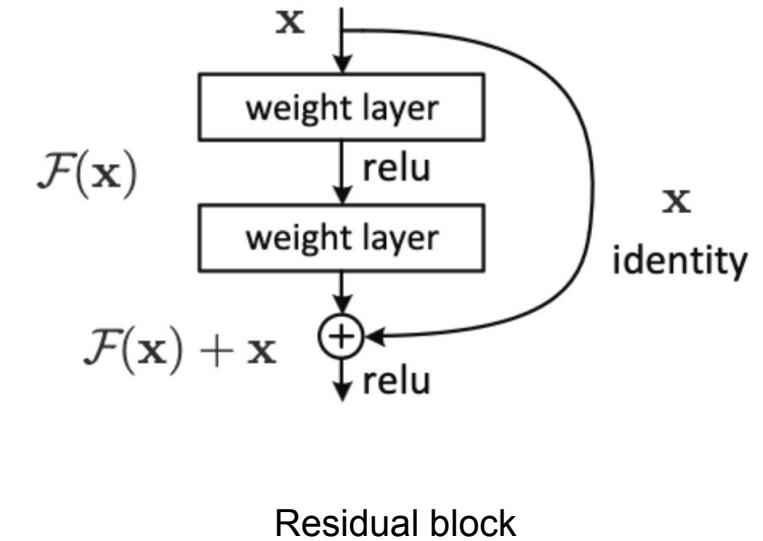
ResNet, 152 layers
(ILSVRC 2015)



ResNet (2015)



Обучение “обычной сети”



- Результат на 56 слоях хуже. Проблема не в переобучении
- Решение заведомо существует: 20 слоев, затем $\mathcal{F}(x) = x$
- Выучить $\mathcal{F}(x) = x$ тяжело, а $\mathcal{F}(x) = 0$ просто
- Residual block решает эту проблему

ResNet (2015)

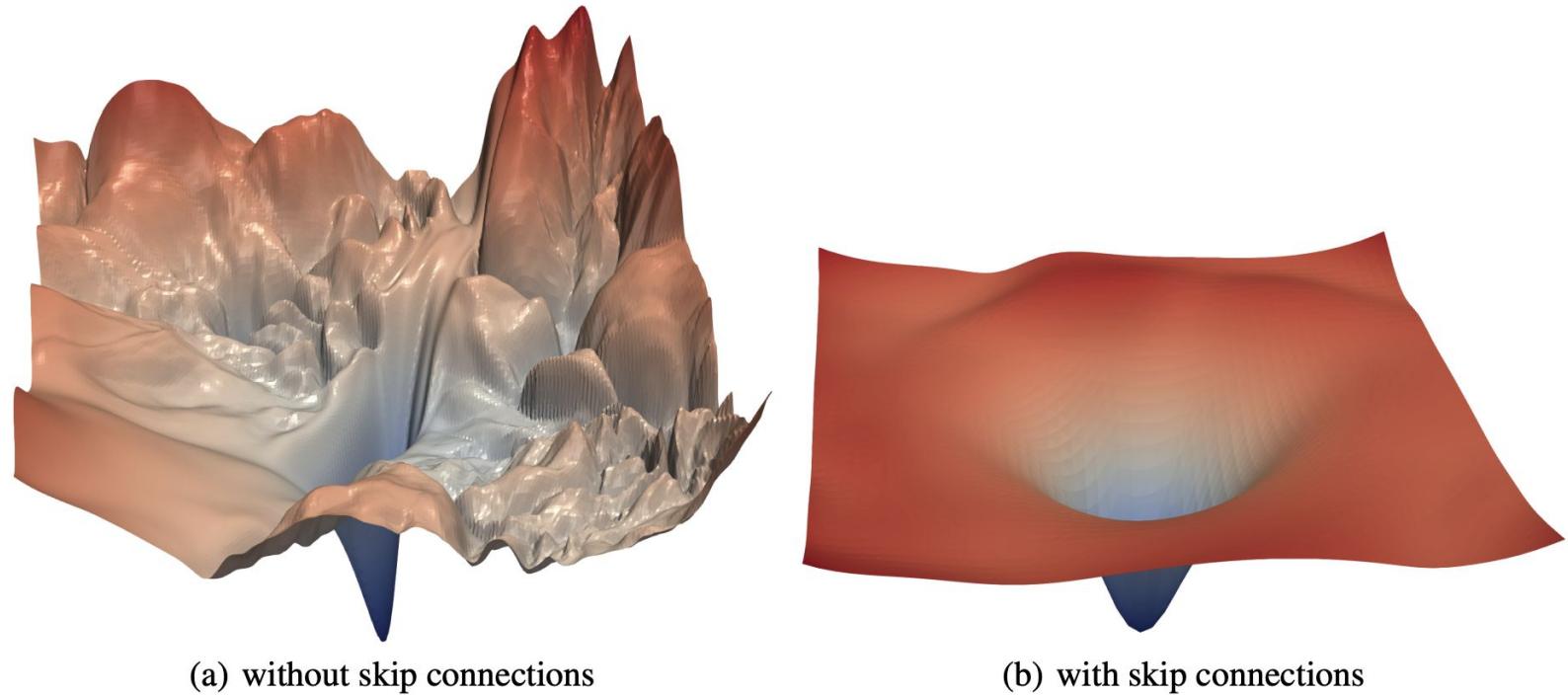


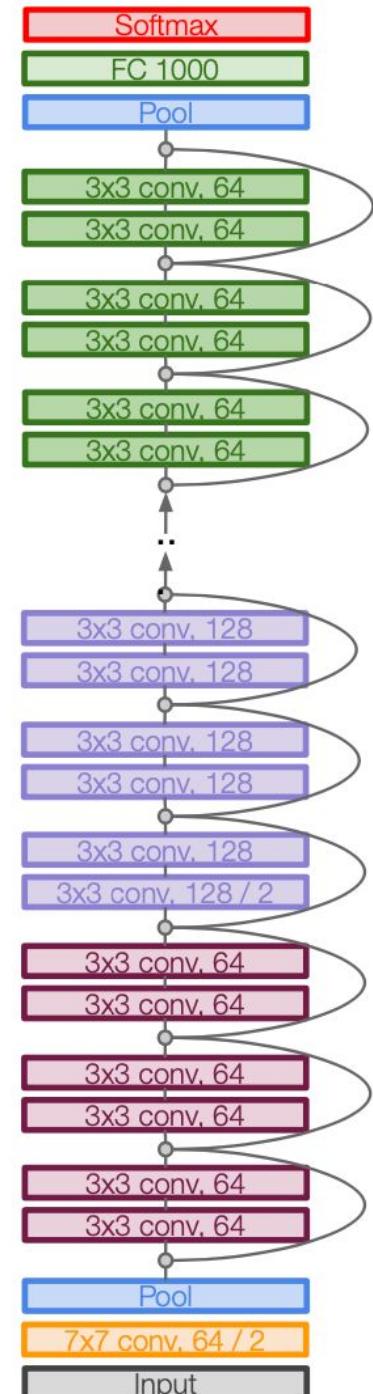
Figure 1: The loss surfaces of ResNet-56 with/without skip connections. The proposed filter normalization scheme is used to enable comparisons of sharpness/flatness between the two figures.

32nd Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2018), Montréal, Canada.

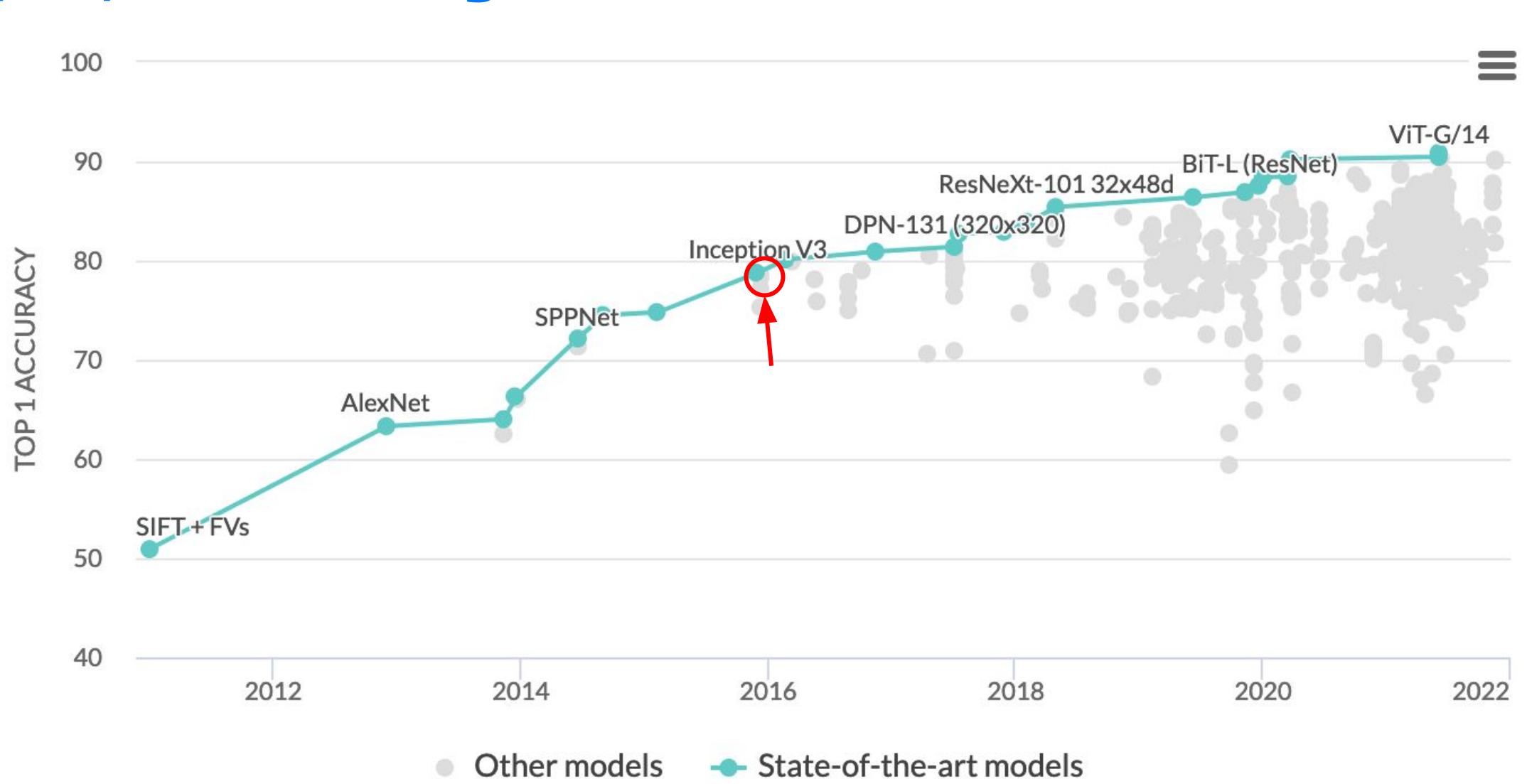
Kaiming He et al.: Deep Residual Learning for Image Recognition, 2015

<https://arxiv.org/pdf/1512.03385v1.pdf>

<https://arxiv.org/pdf/1712.09913.pdf>



Прогресс на ImageNet: ResNet



Модификации моделей

Существует множество модификаций ResNet:

- ResNet in ResNet
- DenseNet
- ResNeXt
- WideResNets

DenseNet

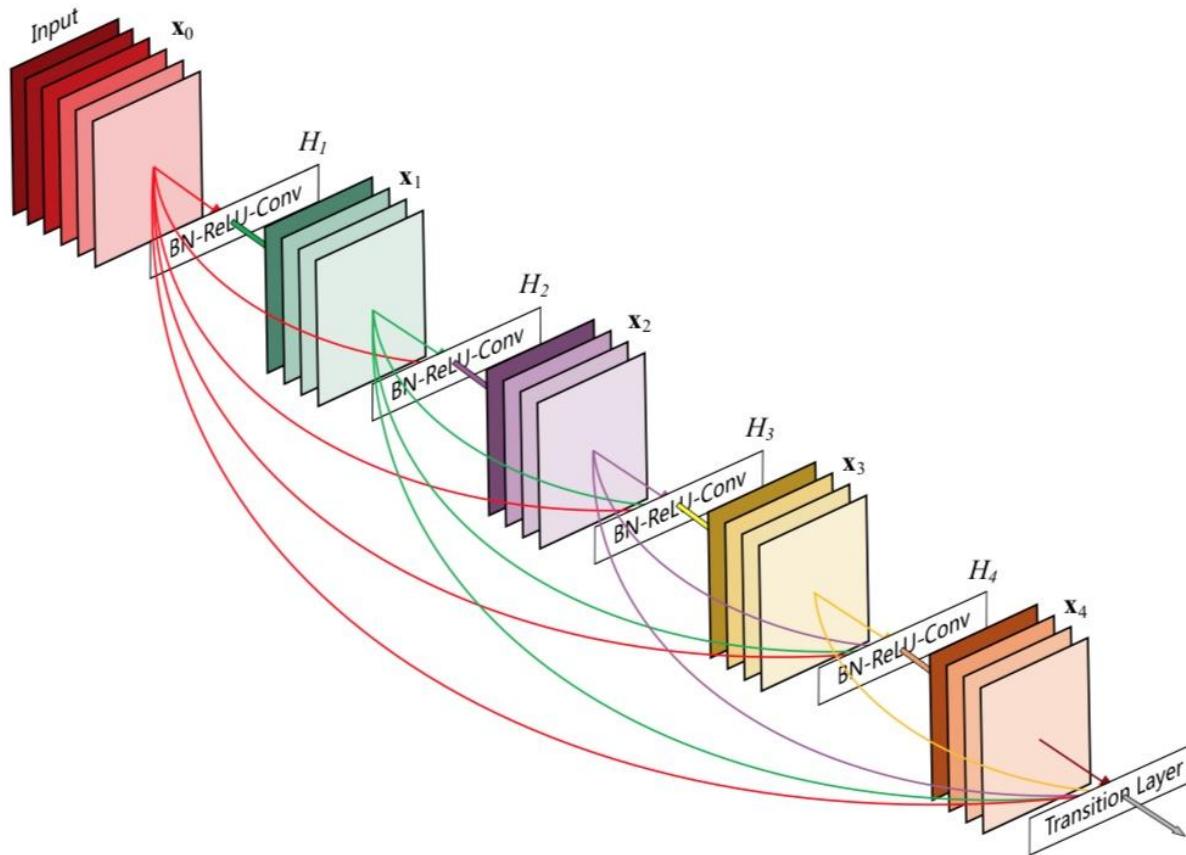


Figure 1: A 5-layer dense block with a growth rate of $k = 4$.
Each layer takes all preceding feature-maps as input.

ResNeXt

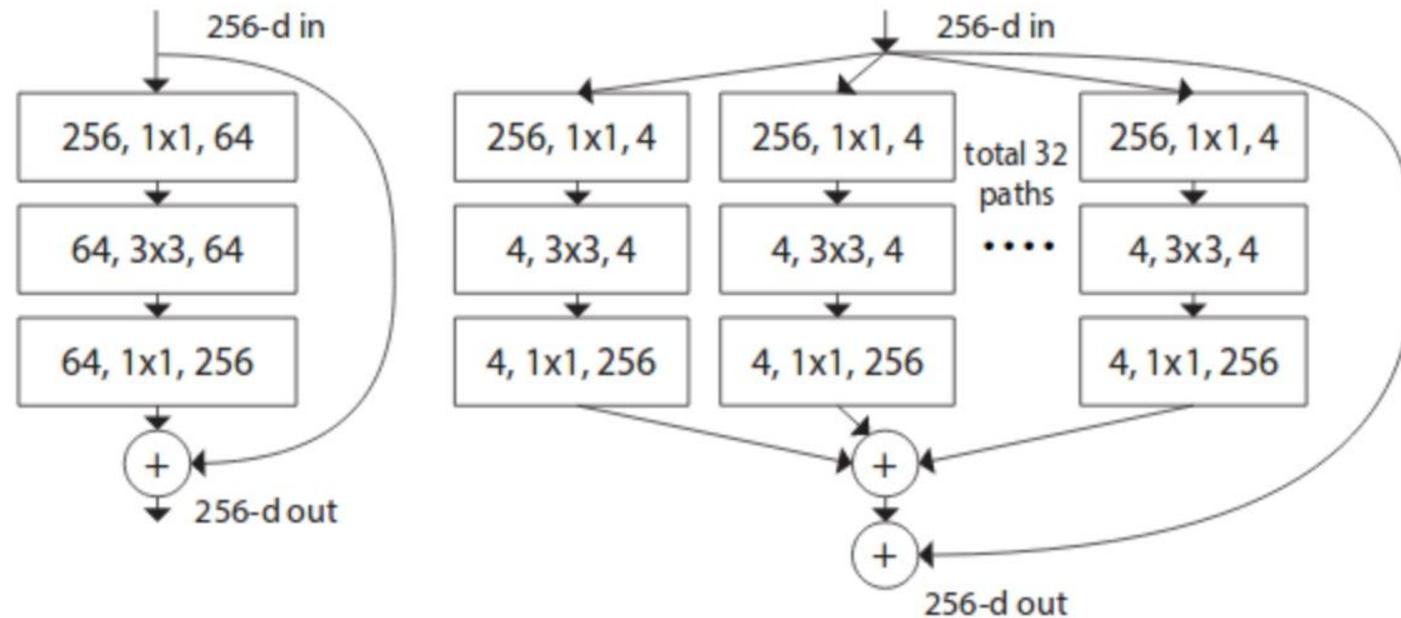


Figure 1. **Left:** A block of ResNet [14]. **Right:** A block of ResNeXt with cardinality = 32, with roughly the same complexity. A layer is shown as (# in channels, filter size, # out channels).

ResNet (left) and ResNeXt (right) Architecture.

Сравнение моделей

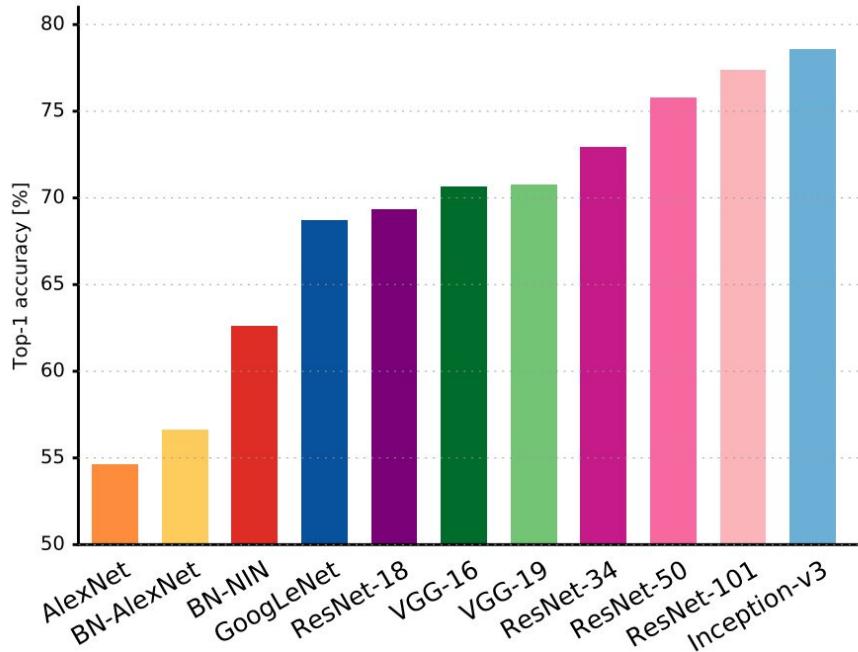


Figure 1: **Top1 vs. network.** Single-crop top-1 validation accuracies for top scoring single-model architectures. We introduce with this chart our choice of colour scheme, which will be used throughout this publication to distinguish effectively different architectures and their correspondent authors. Notice that network of the same group share colour, for example ResNet are all variations of pink.

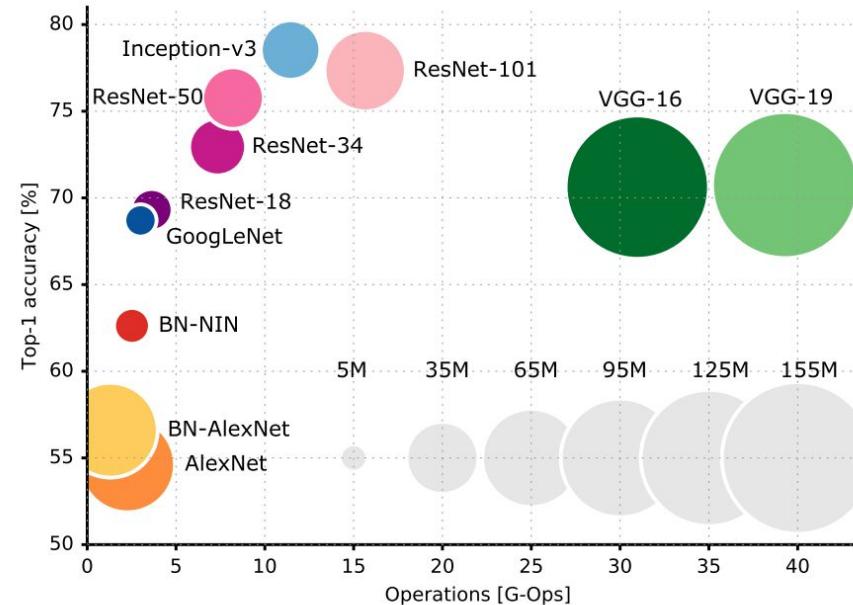


Figure 2: **Top1 vs. operations, size \propto parameters.** Top-1 one-crop accuracy versus amount of operations required for a single forward pass. The size of the blobs is proportional to the number of network parameters; a legend is reported in the bottom right corner, spanning from 5×10^6 to 155×10^6 params.

MobileNet

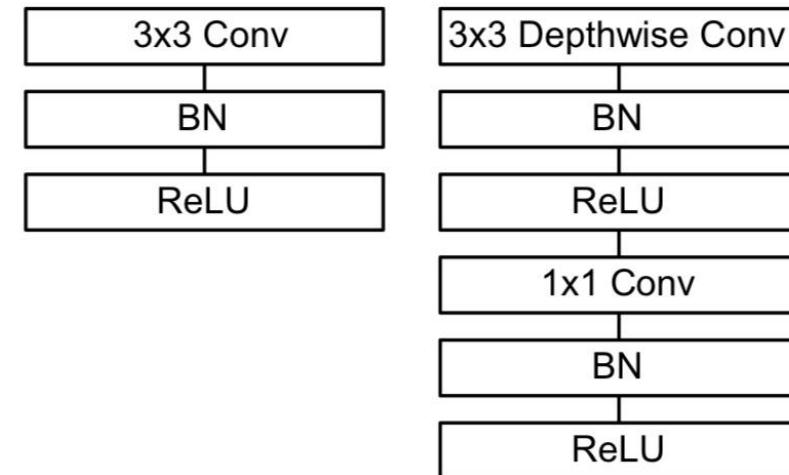
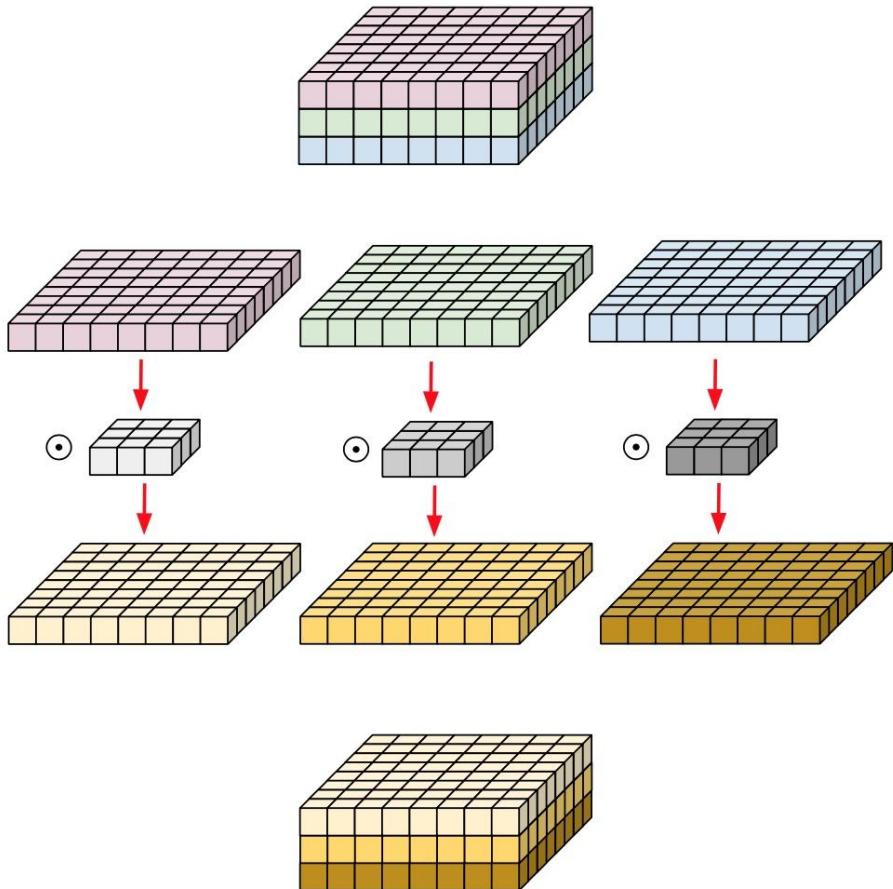
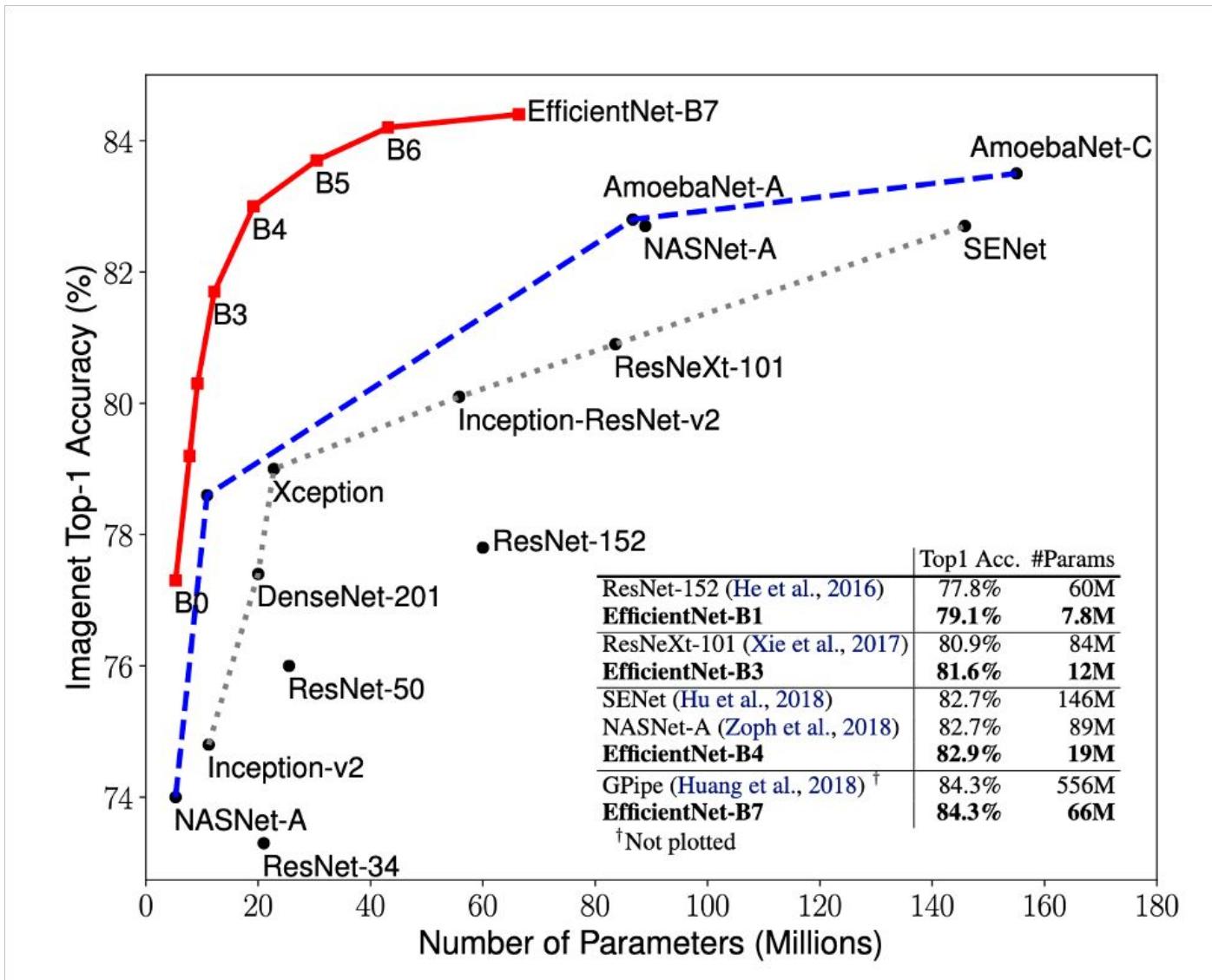


Figure 3. Left: Standard convolutional layer with batchnorm and ReLU. Right: Depthwise Separable convolutions with Depthwise and Pointwise layers followed by batchnorm and ReLU.

EfficientNet



Резюме

В этой лекции мы изучили:

1. Подходы к оптимизации обучения:
 - a. Инициализация
 - b. Регуляризация
 - c. Нормализация
2. Архитектуры CNN и качество их работы на бенчмарке ImageNet

Рекомендованные источники

1. Kaiming He et al, “Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification,” 2015
[Available online](#)
2. ImageNet benchmark –
<https://paperswithcode.com/sota/image-classification-on-imagenet>
3. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks”, 2012
[Available online](#)
4. Karen Simonyan, Andrew Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” 2014
[Available online](#)
5. Christian Szegedy et al, “Going Deeper with Convolution”, 2014
[Available online](#)
6. Kaiming He et al, “Deep Residual Learning for Image Recognition”, 2015
[Available online](#)

Спасибо!

