



ОНЛАЙН-ОБРАЗОВАНИЕ

Современные сверточные сети.

Глубина–глубина, я не твой.

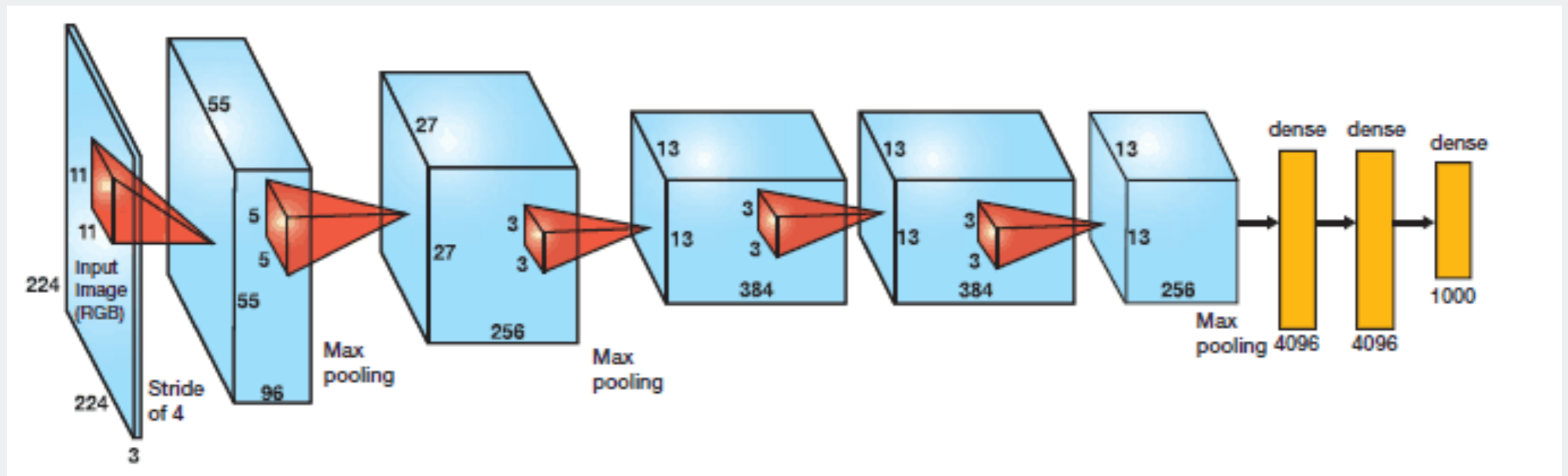
Артур Кадулин
CEO Insilico Taiwan



1. Погружение
2. Расщепление
3. Мутация



В 2012г. студент Хинтона Алекс Крыжевский обучил первую известную глубокую сверточную сеть и с 8 слоями занял первое место на ImageNet с результатом 15% top5 error.

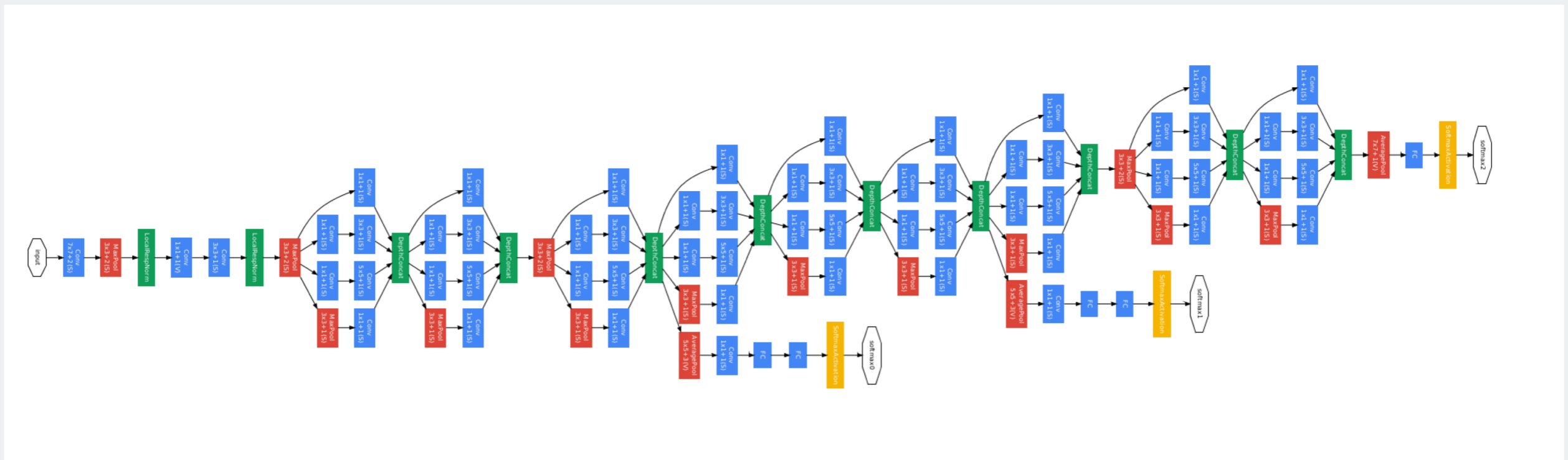


Krizhevsky et al. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. 2012



Inception (GoogLeNet)

В 2014г. Команда Google существенно улучшила этот результат, попытавшись сделать сеть более «эффективной»:
24 слоя и 6% top5 error!



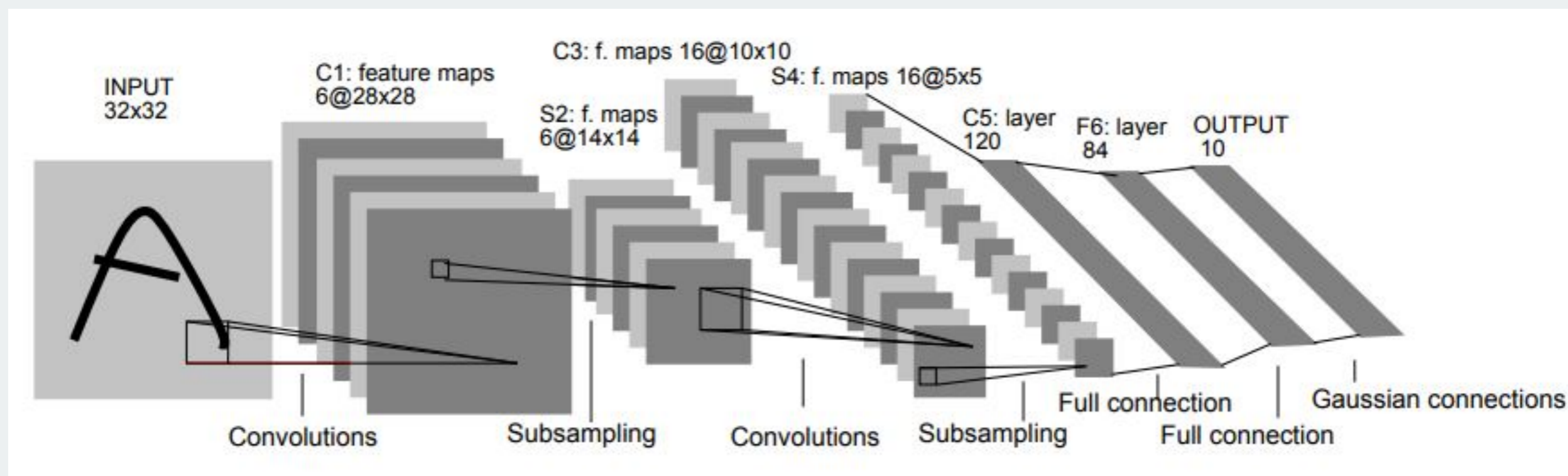
Szegedy et al. Going Deeper with Convolutions. 2014



Inception (GoogLeNet)

В 2014г. Команда Google существенно улучшила этот результат, попытавшись сделать сеть более «эффективной»:
24 слоя и 6% top5 error!

* Название GoogLeNet отсылает к статье Yann LeCun и Yoshua Bengio 1998г “Gradient-based learning applied to document recognition” в которой помимо архитектуры LeNet-5 впервые появляется MNIST.

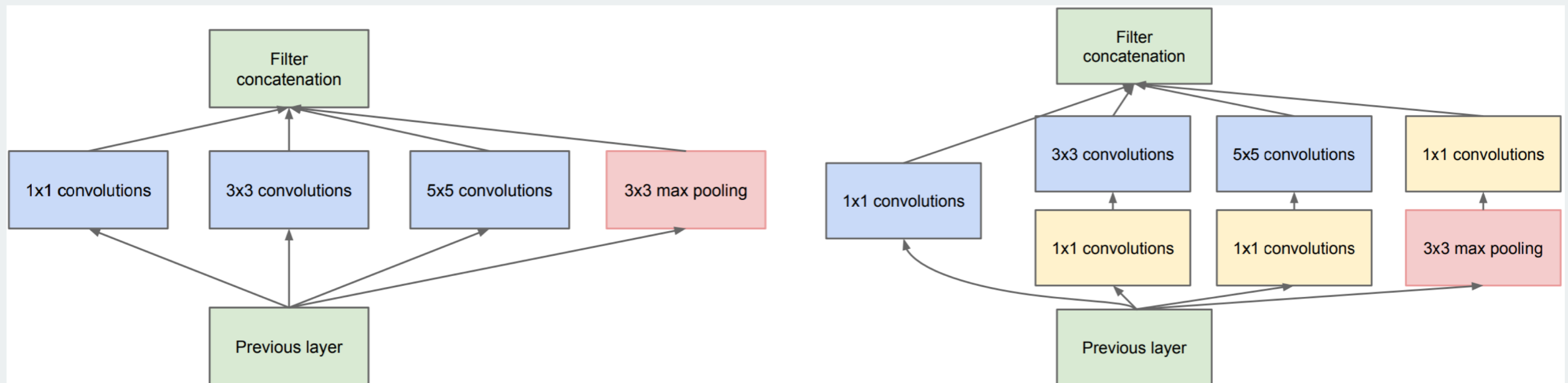


LeCun et al. Gradient-based learning applied to document recognition. 1998



Inception (GoogLeNet)

Основной идеей Inception было уменьшить количество весов в сети AlexNet (60 миллионов) за счет сверток меньшего размера и сверток 1x1. В итоге примерно в 10 раз меньше параметров при большей глубине.



Szegedy et al. Going Deeper with Convolutions. 2014



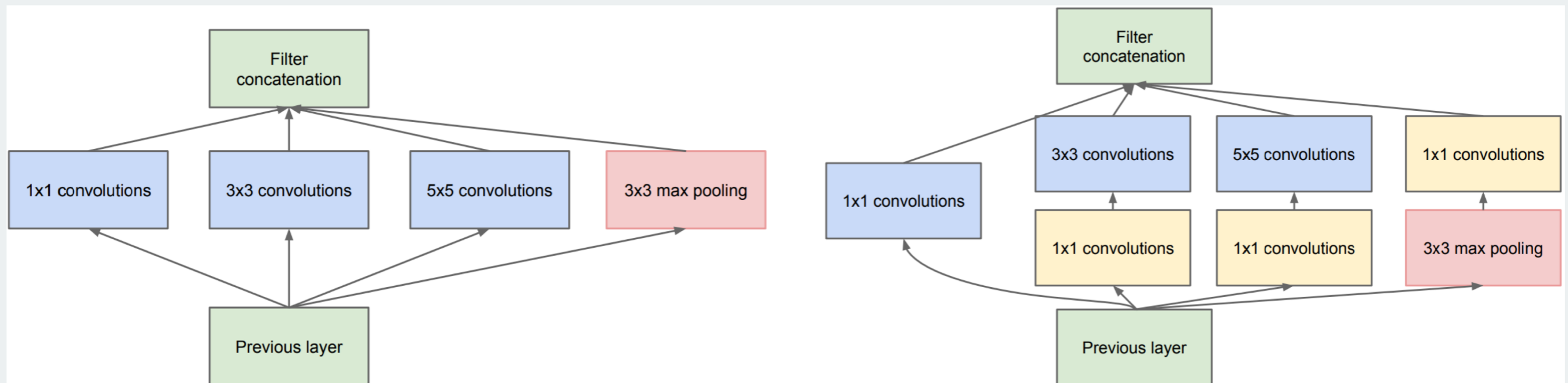
Inception-v3

С новой архитектурой блоков и трюками типа добавления появившихся слоев батч-нормализации в 2015г Google показали результат 3.58%! Что уже существенно лучше чем человеческий результат — 5.1%

Подробнее можно почитать и поиграться на сайте Карпатого:

<http://karpathy.github.io/2014/09/02/what-i-learned-from-competing-against-a-convnet-on-imagenet/>

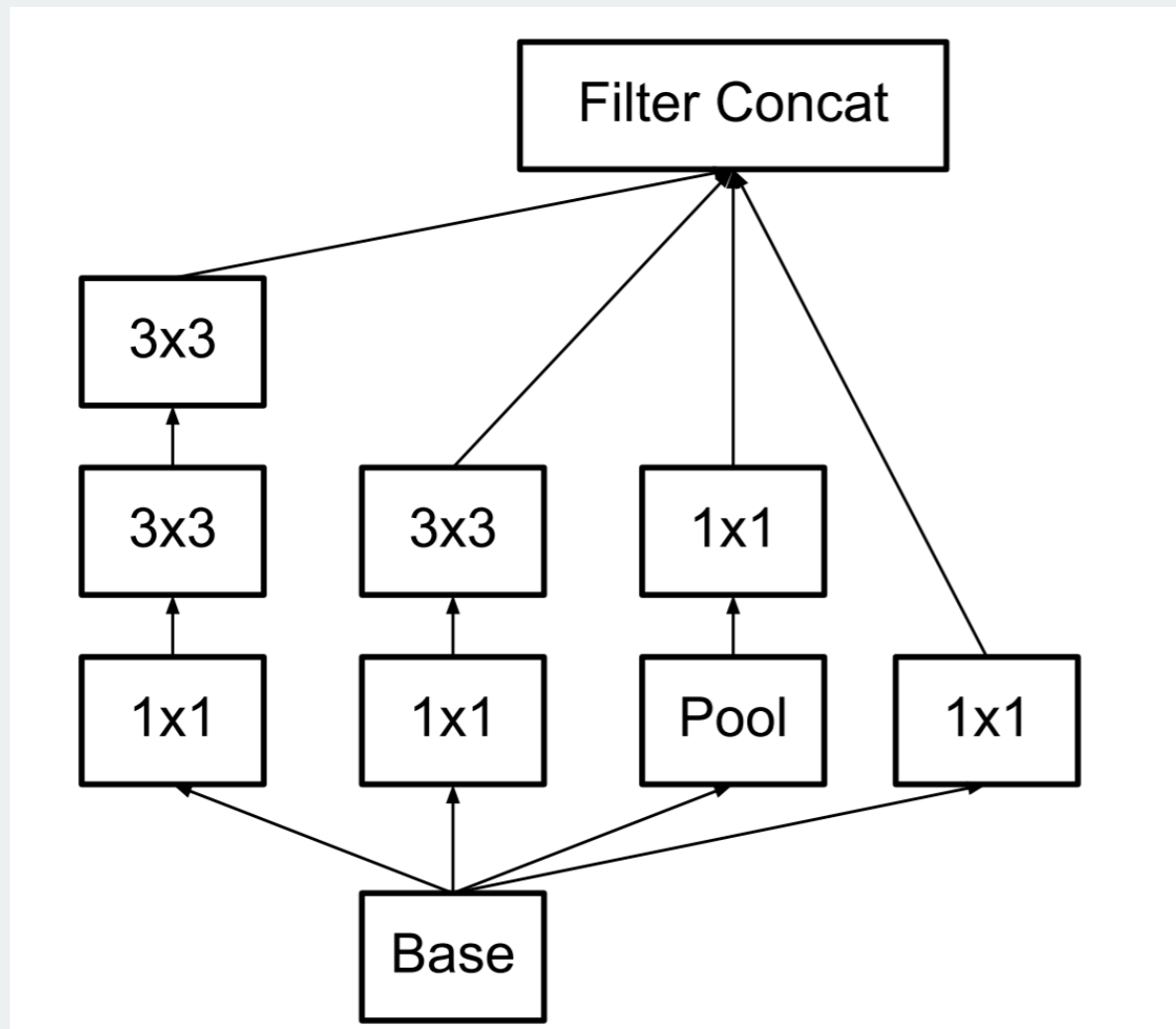
<https://cs.stanford.edu/people/karpathy/ilsvrc>



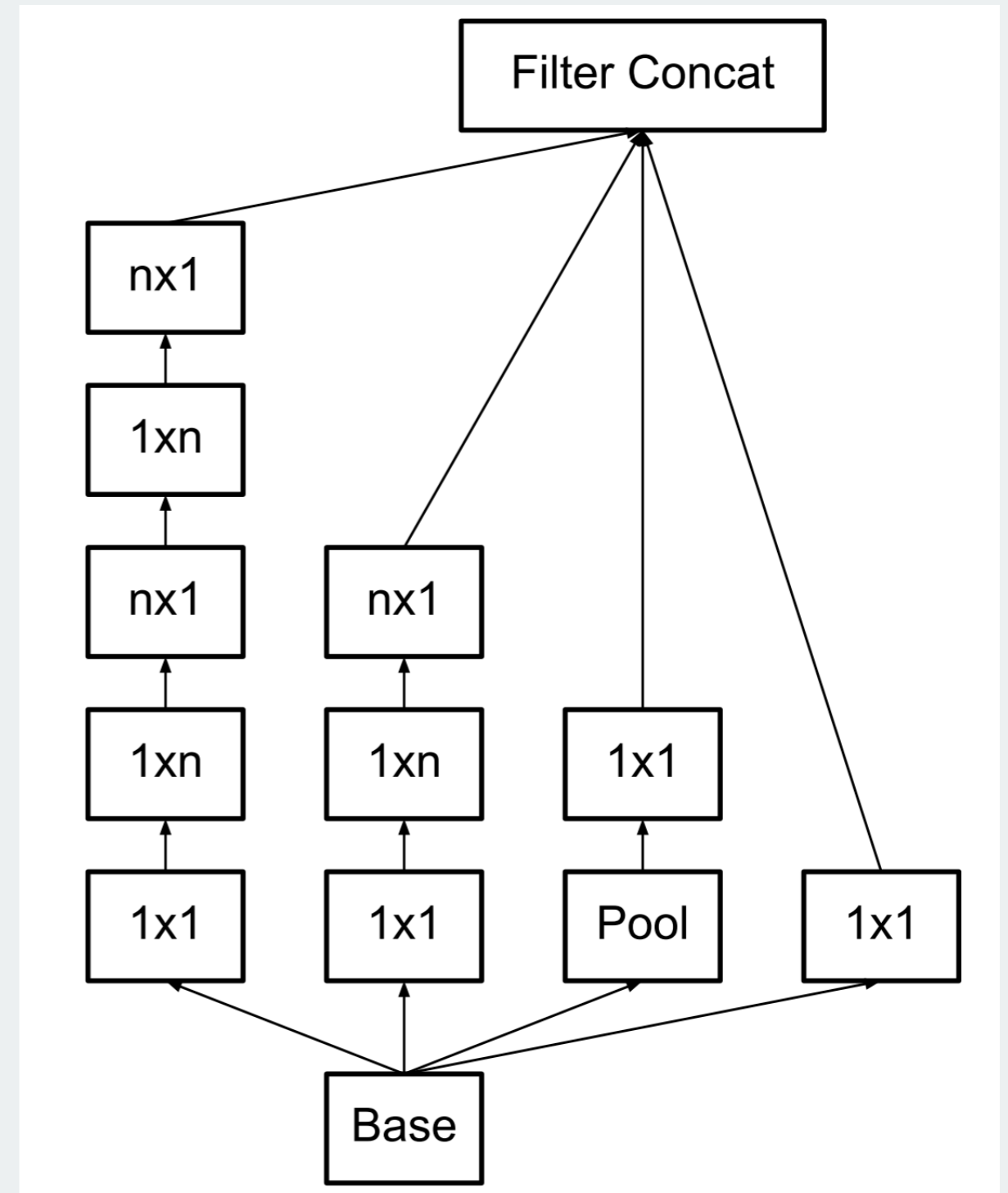
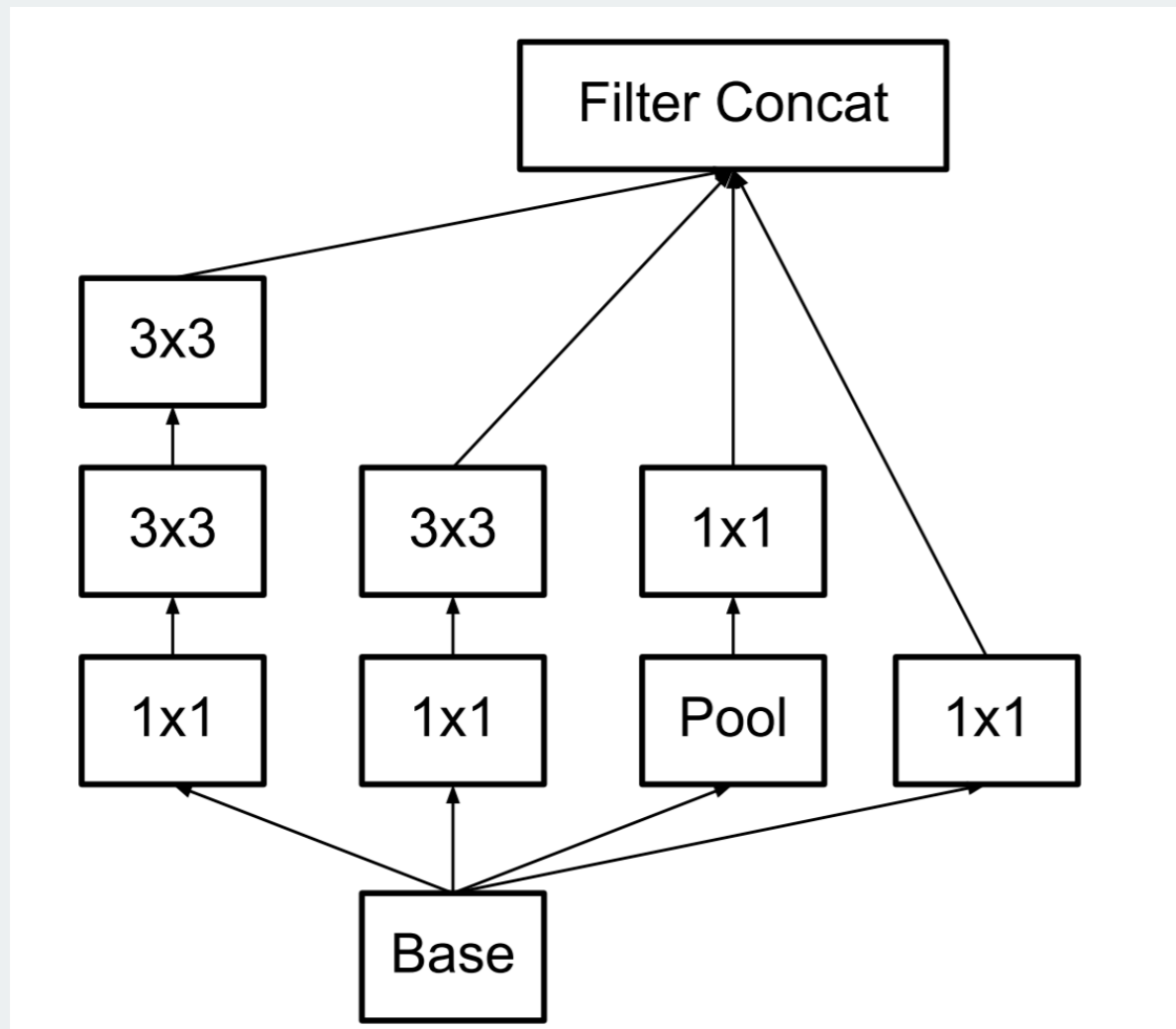
Szegedy et al. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. 2015



Inception (GoogLeNet)



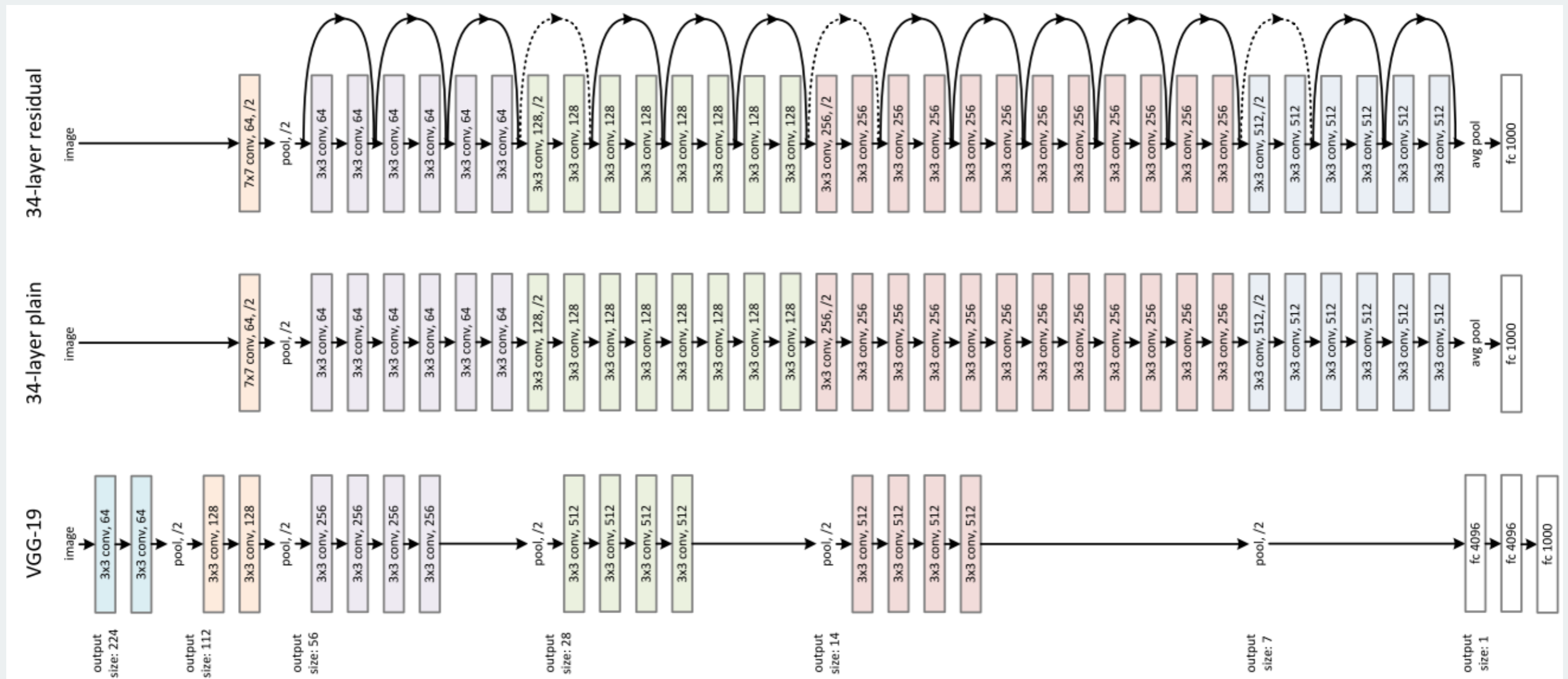
Inception (GoogLeNet)



1. Погружение
- 2. Расщепление**
3. Мутация



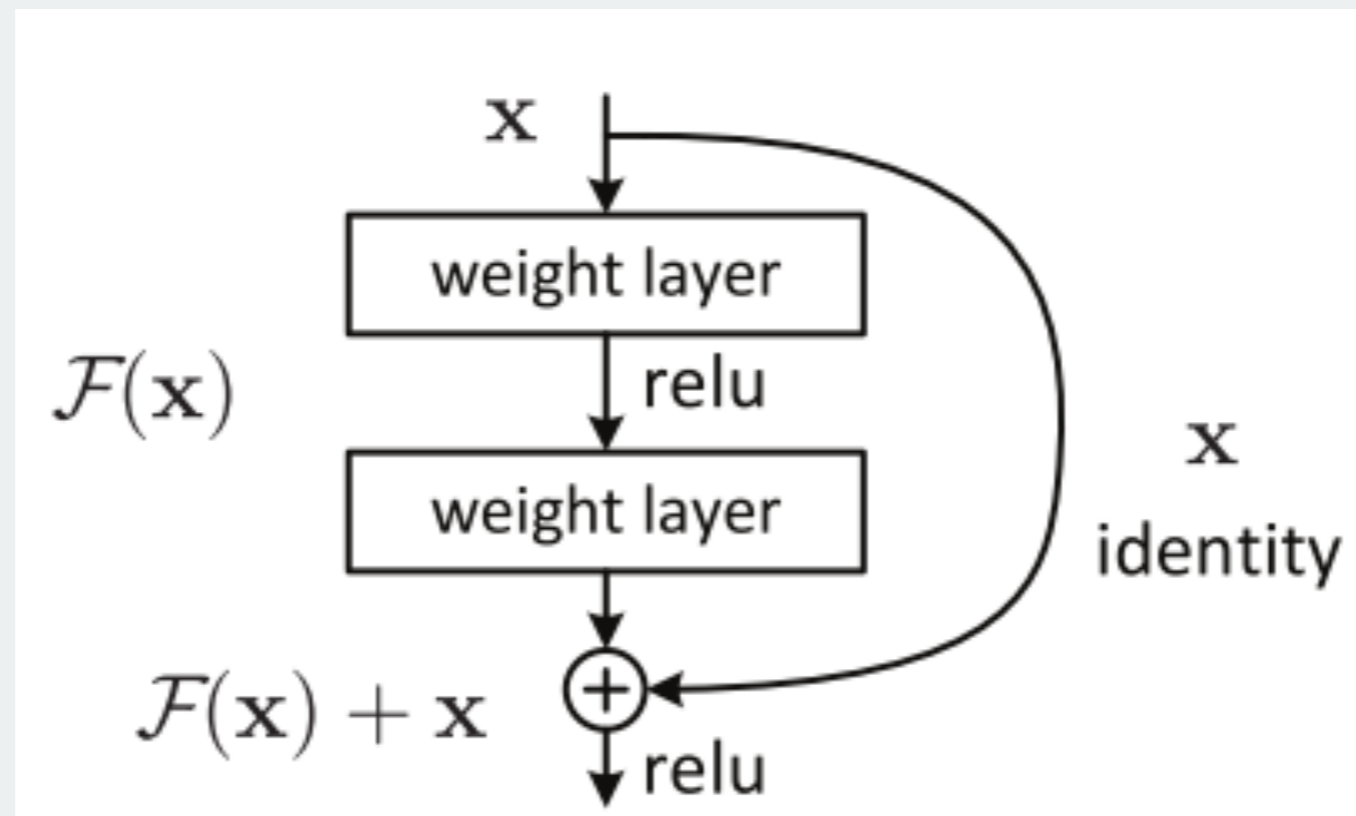
В конце 2015 года, прямо перед подведением результатов ImageNet, на ArXiv был залит препринт статьи “Deep Residual Learning for Image Recognition”. И именно эта архитектура тогда заняла первое место обогнав Inception на 0.01%!



He et al. Deep Residual Learning for Image Recognition. 2015



Так же как и в архитектуре от Google, команда ResNet работала над распараллеливанием потока данных по слоям. Но идея shortcut связей намного проще. В итоге, сеть глубиной 34 слоя и 3.57% ошибка.

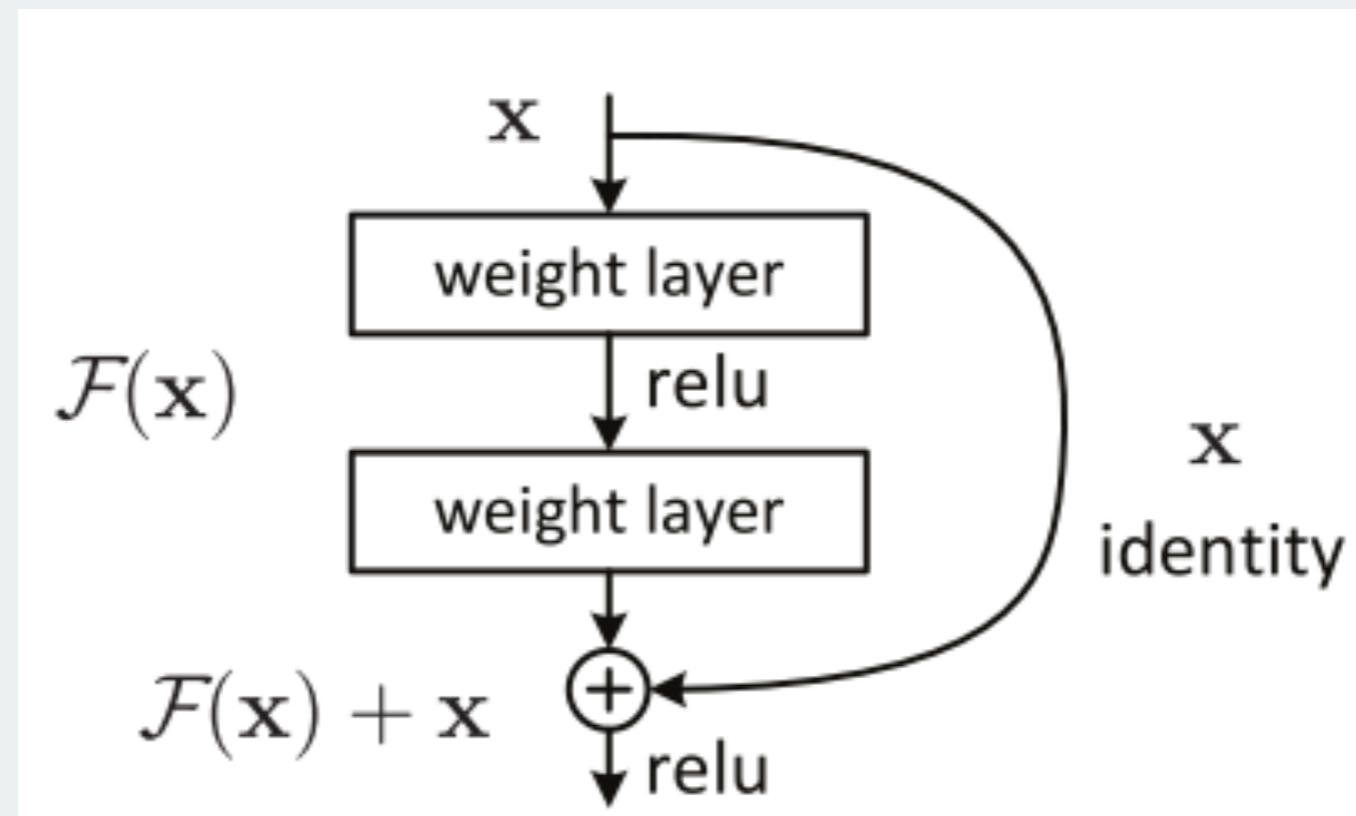


He et al. Deep Residual Learning for Image Recognition. 2015



А уже через несколько месяцев Microsoft показала сеть глубиной в 1001 слой! Стоит отметить, что над ResNet работал Kaiming He, тот самый, чью инициализацию мы используем в сверточных слоях. Для того чтобы обучить такую сеть они попробовали разные типы shortcut и разные комбинации активаций и нормализаций.

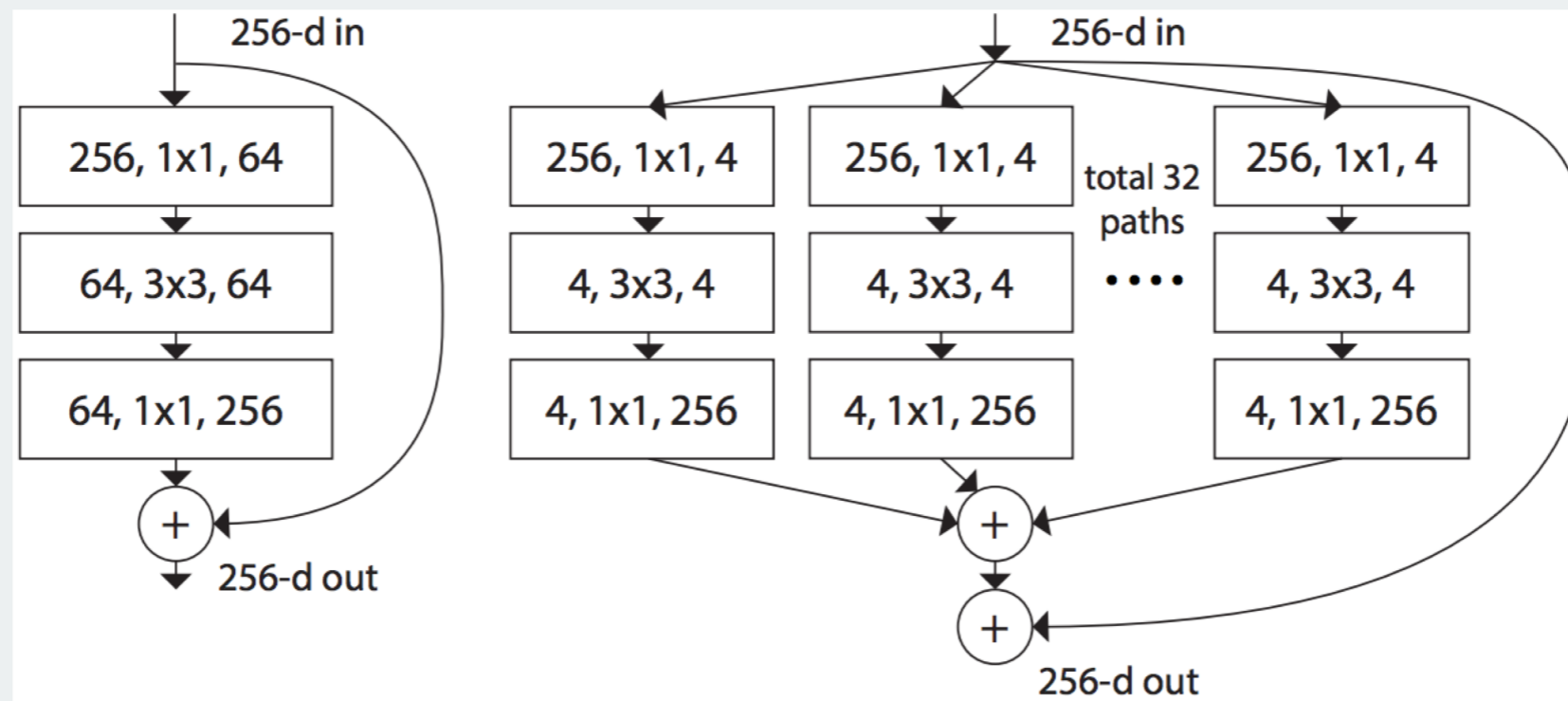
И примерно тогда же Google опубликовал комбинацию Inception и ResNet.



He et al. Deep Residual Learning for Image Recognition. 2015



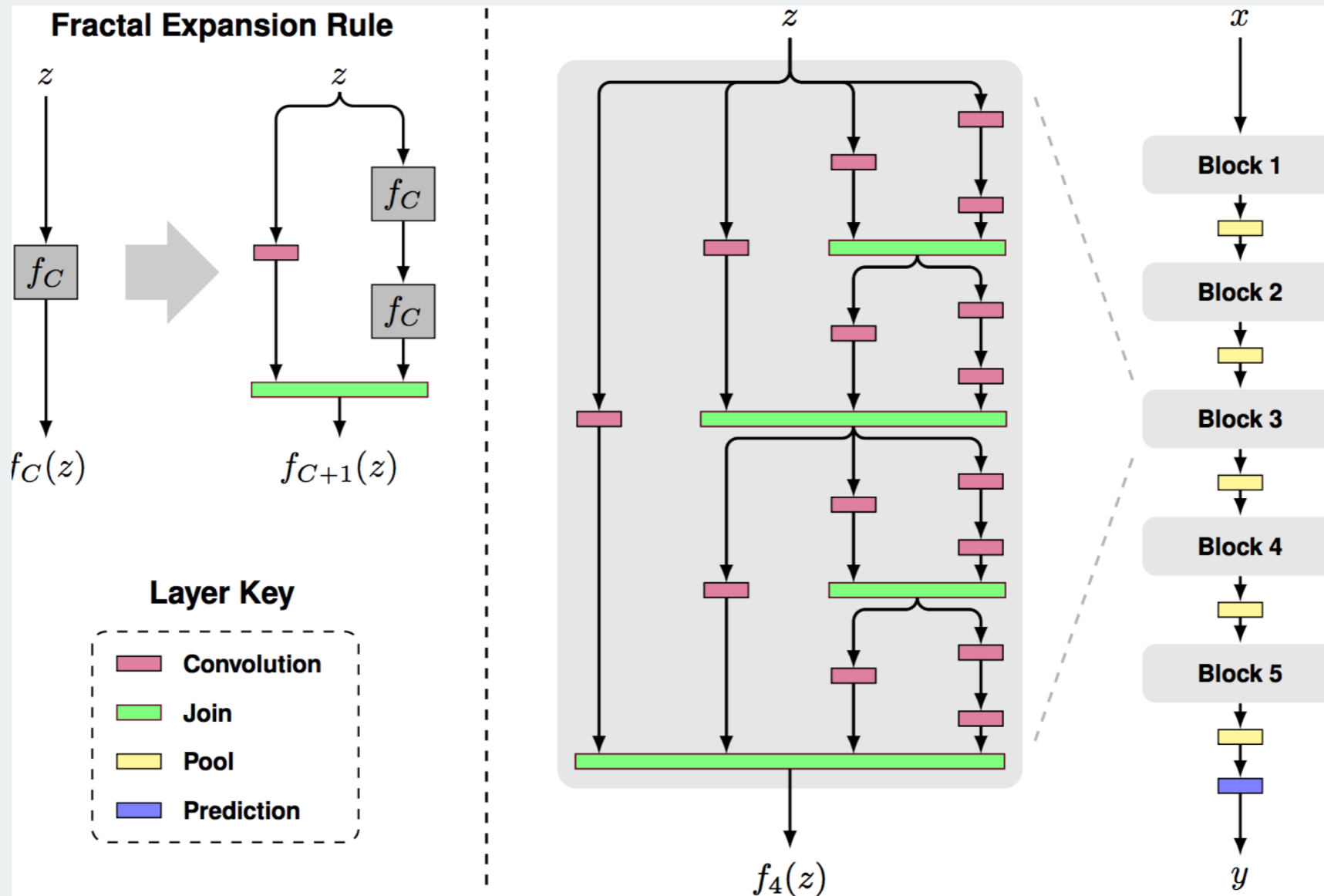
В конце 2016 года, что уже стало традицией, ResNet выкатил новую архитектуру блоков и до сих пор держит первое место в ImageNet, хотя конкурентов у него достаточно.



Xie et al. Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks. 2016



Весной 2016 года команда из Чикаго выкладывает архитектуру без шорткатов. Кроме того, они предложили идею droppath.

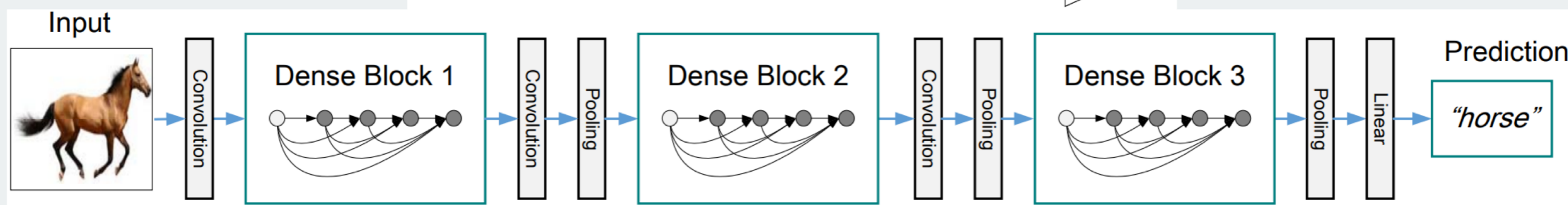
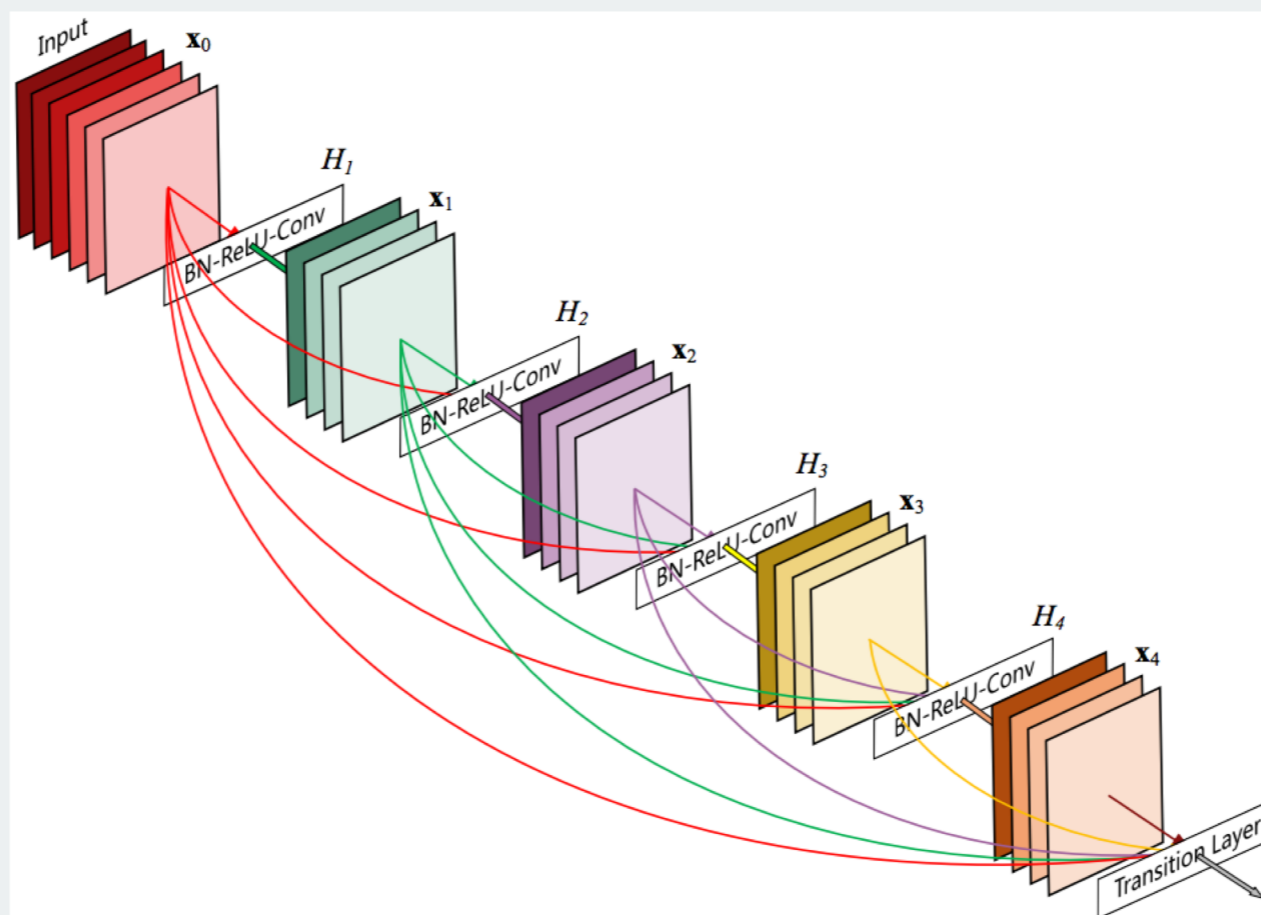


Larsson et al. FractalNet: Ultra-deep neural networks without residuals. 2016



DenseNet

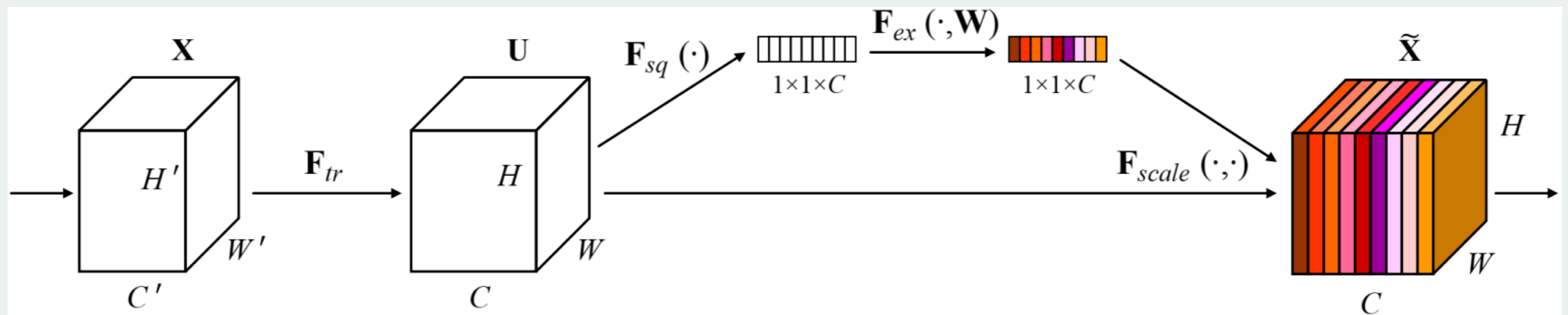
Летом 2016 года смешанная команда из Корнеллского Университета и Facebook публикует архитектуру с «полносвязными» блоками сверток.



Huang et al. Densely Connected Convolutional Networks. 2016



А в 2017 году команда из Китайской Академии Наук публикует архитектуру Squeeze-and-Excitation блока, который, по сути, перевзвешивает каналы на выходе любого другого сверточного блока.

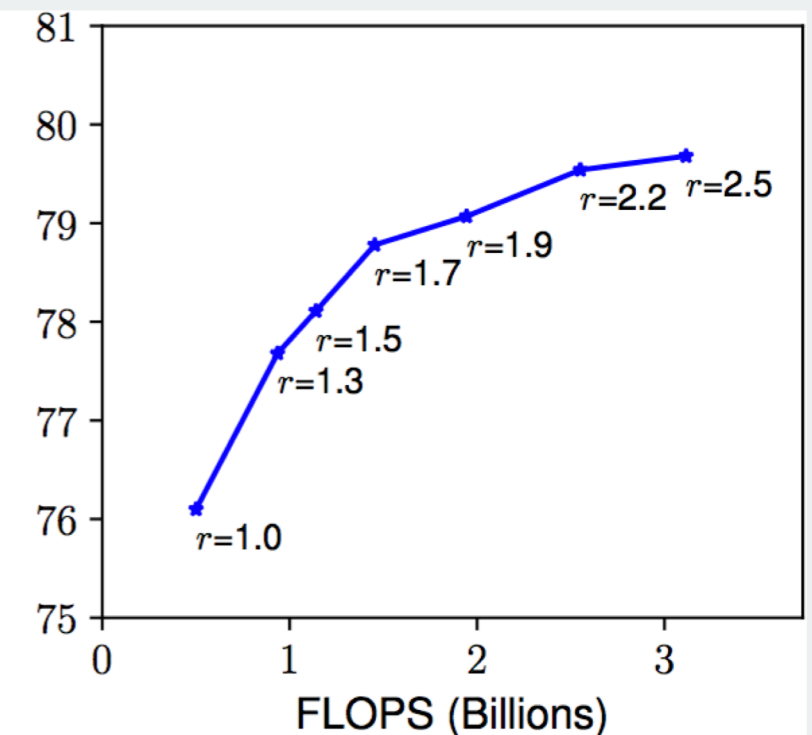
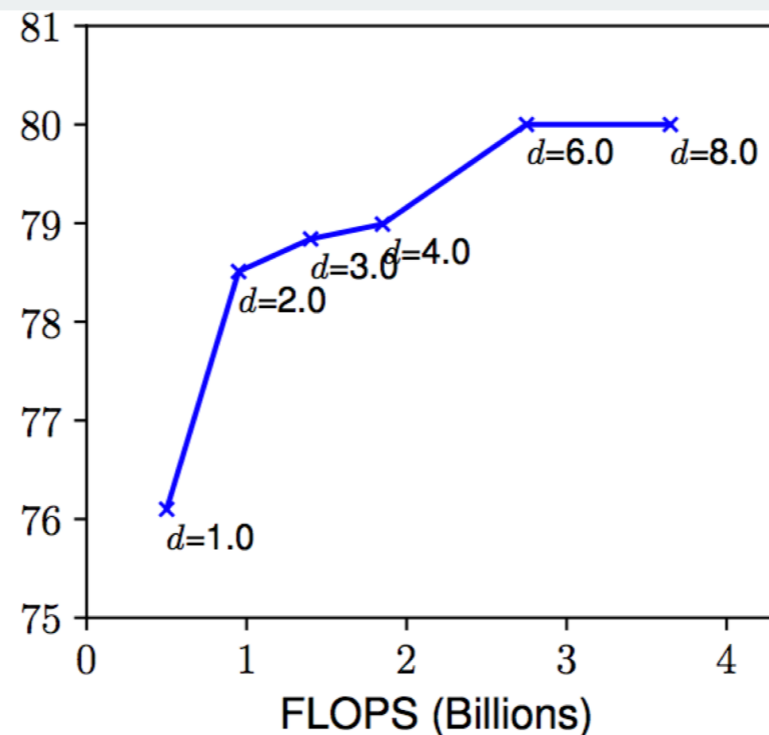
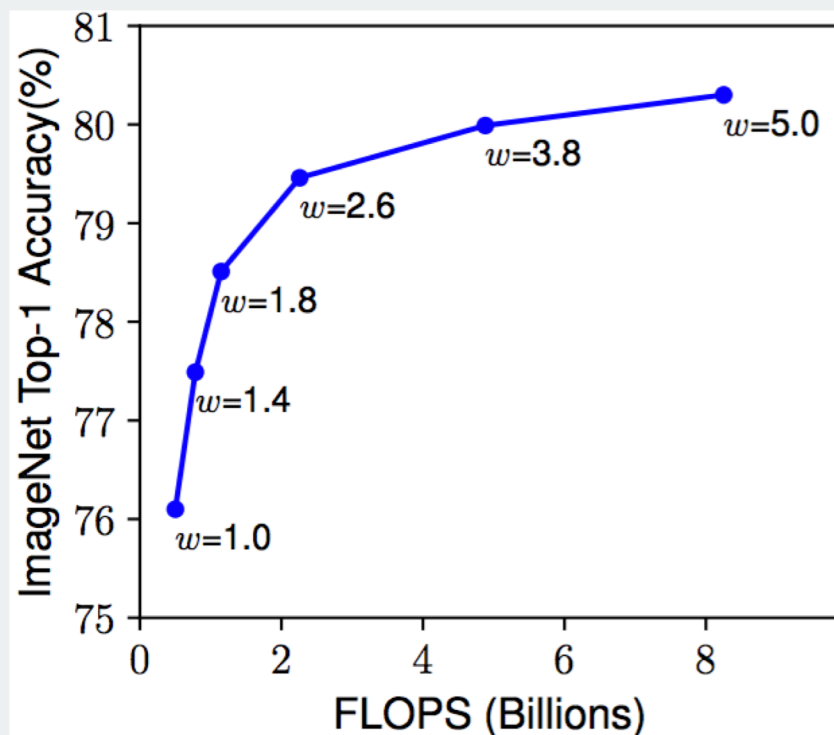


Hu et al. Squeeze-and-Excitation Networks. 2017



В мае этого года Google публикует статью с исследованием того, как гиперпараметры сверточных сетей влияют на качество.

Правильно выбирая коэффициенты w , d и входное разрешение они выбивают топ1 результат.



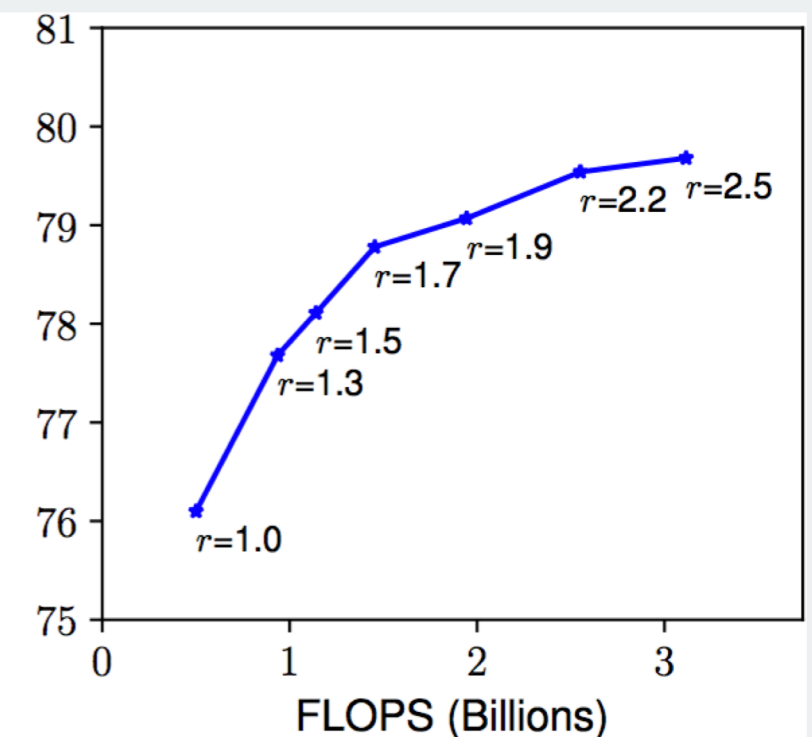
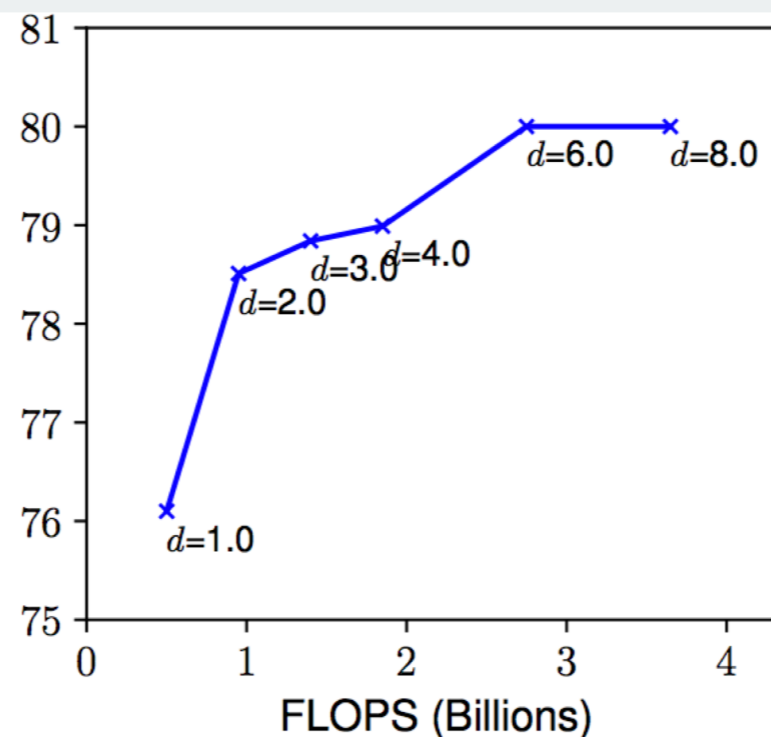
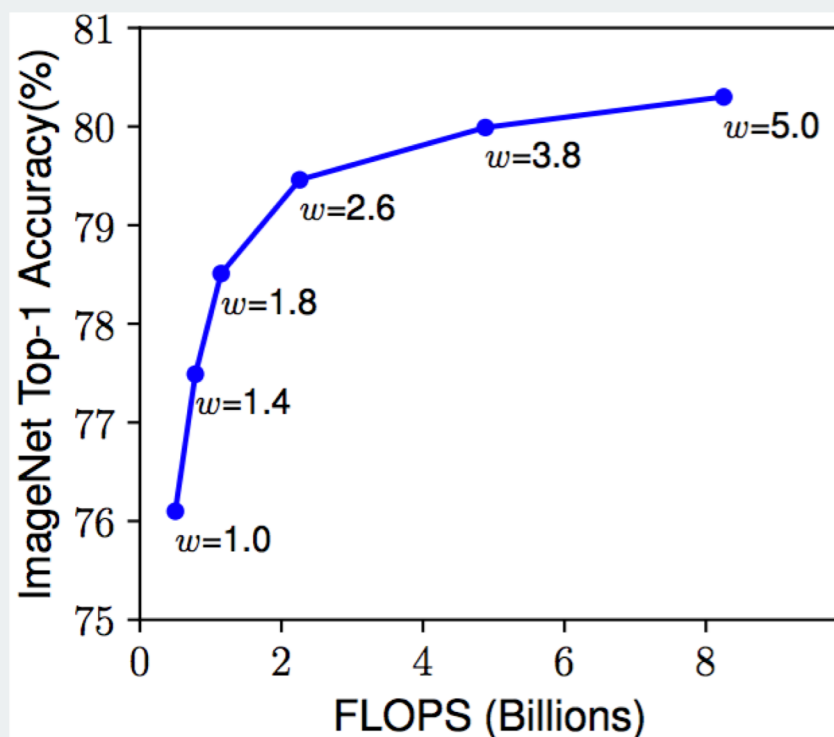
Tan M., Le Q. V. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. 2019



В мае этого года Google публикует статью с исследованием того, как гиперпараметры сверточных сетей влияют на качество.

Правильно выбирая коэффициенты w , d и входное разрешение они выбивают топ1 результат.

Но уже в июне ResNetXt обновляет сетку и снова выходит на первое место.



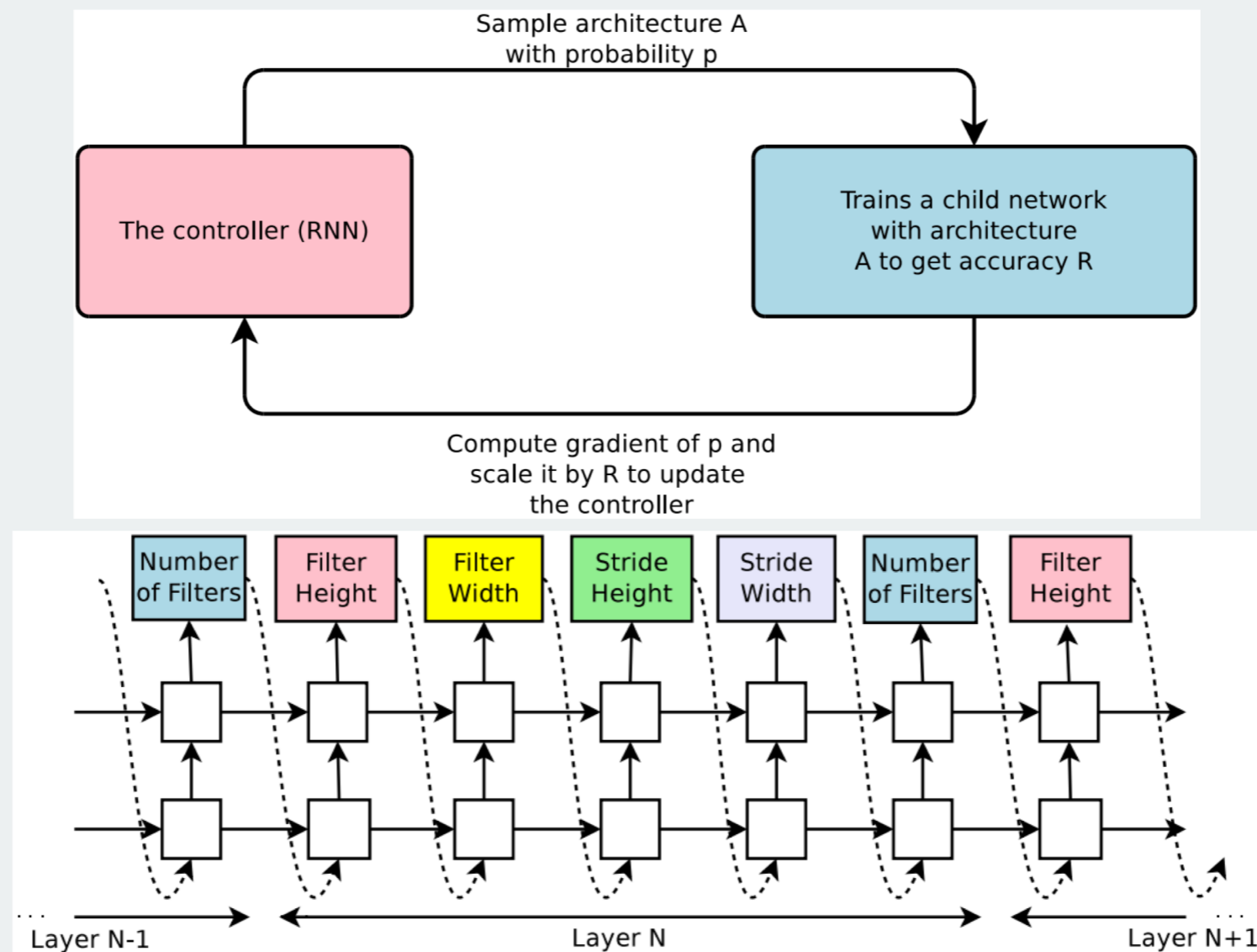
Tan M., Le Q. V. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. 2019



1. Погружение
2. Расщепление
- 3. Мутация**



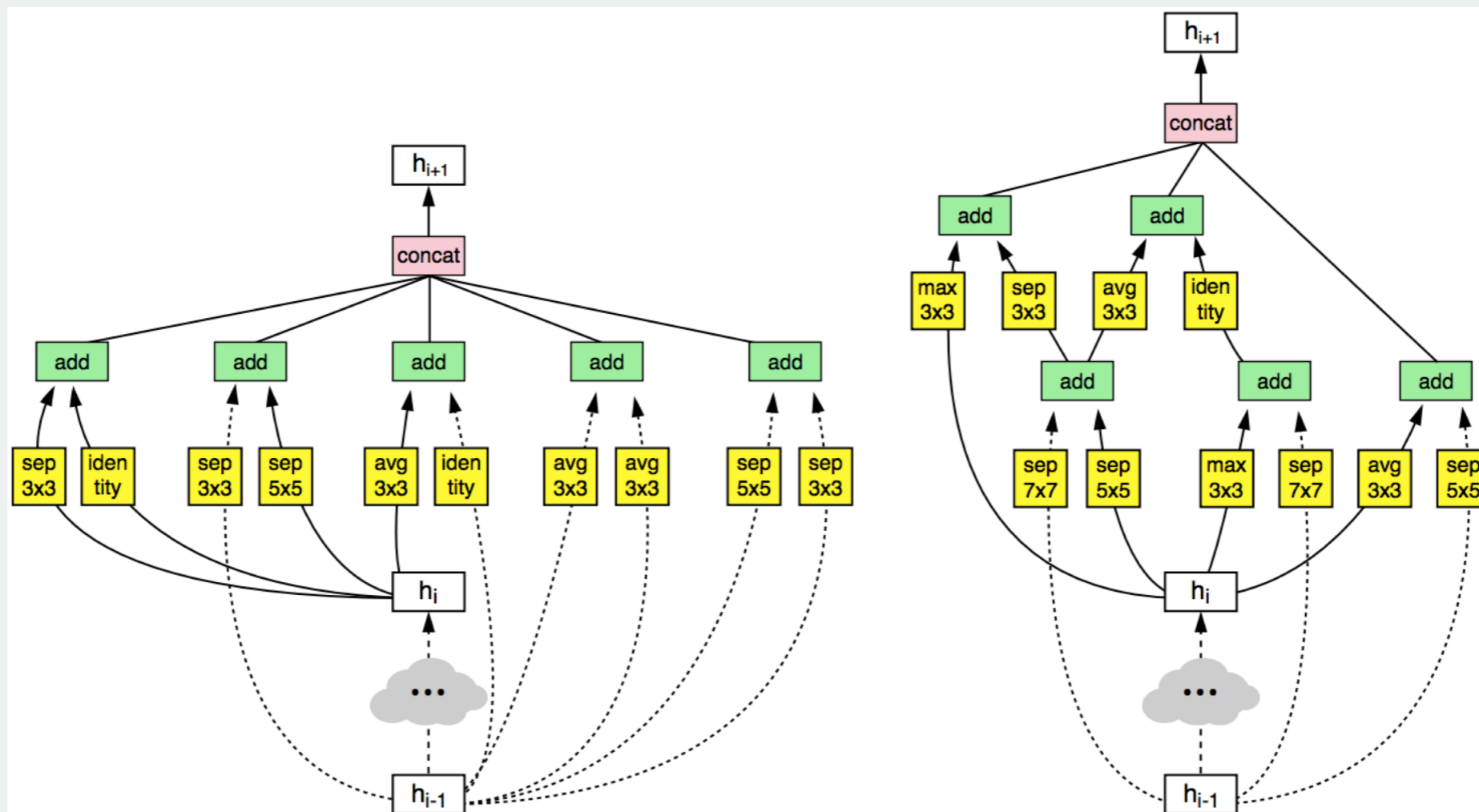
Все это волшебство с разными архитектурами в конце концов привело к появлению сетей, которые учатся подбирать архитектуры. В конце 2016 года Google Brain публикуют описание фреймворка и примеры архитектур.



Zoph B., Le Q.V. Neural Architecture Search with Reinforcement Learning. 2016



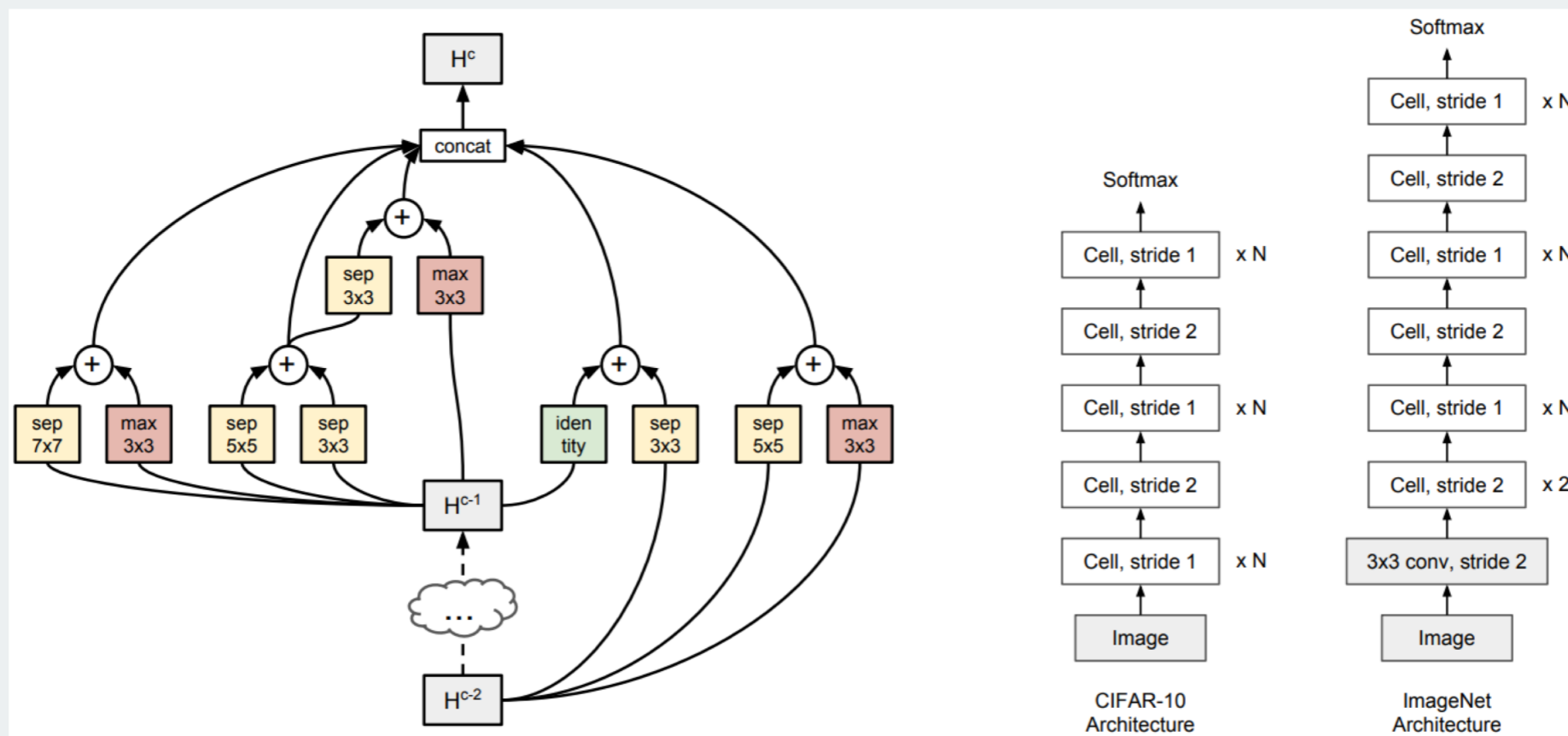
А примерно через полгода дополняют свой подход возможностью собирать кастомные блоки с помощью рекуррентной сети, которая выбирает какие из предыдущих слоев объединить между собой и как.



Zoph et al. Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition. 2017



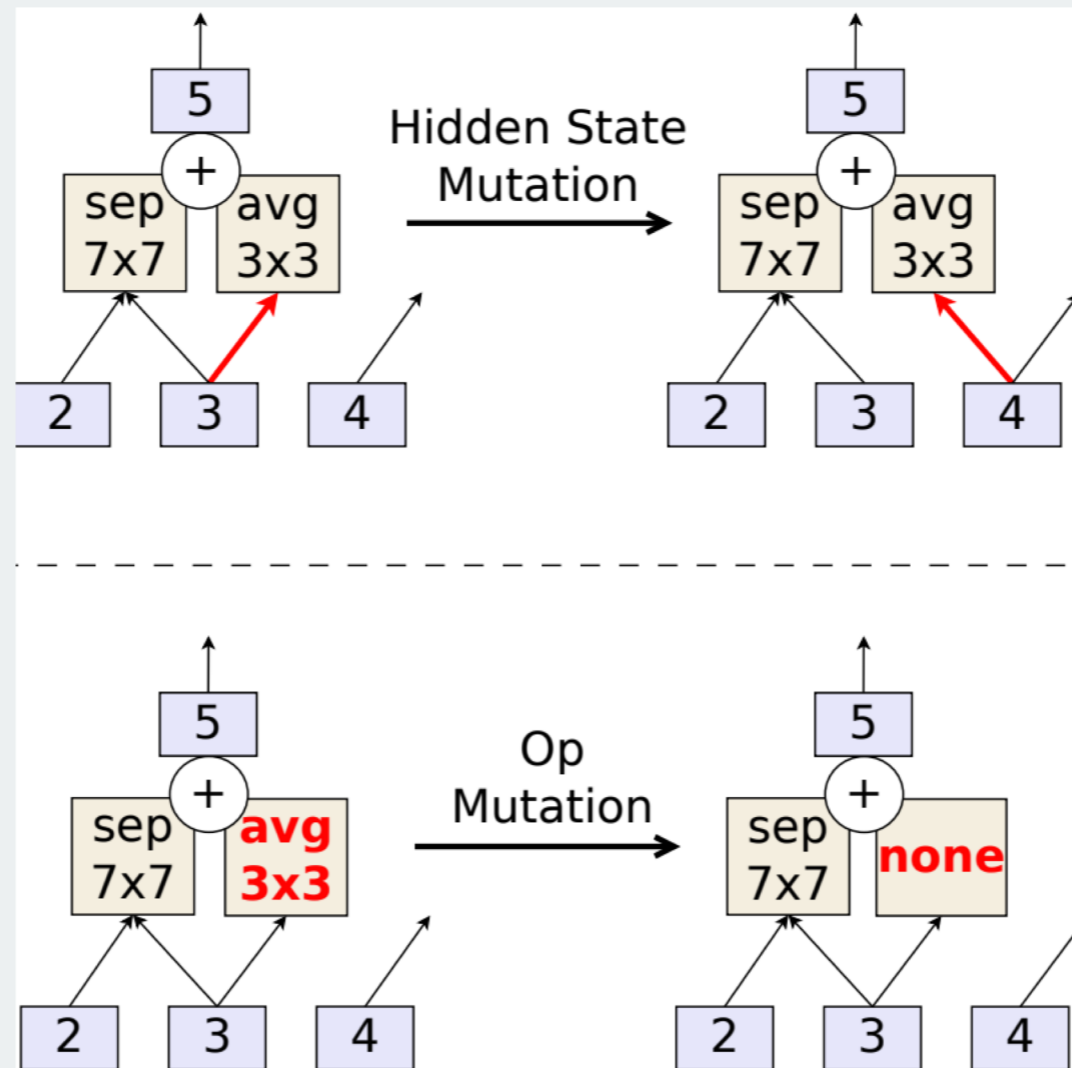
Еще через полгода они выкладывают сеть которая подбирает блоки с помощью обучения с подкреплением.



Liu C., Zoph B. et al. Progressive Neural Architecture Search. 2017



А в начале прошлого года, снова Гугл, публикует подбор архитектуры ячейки с помощью генетических алгоритмов.



Real E., Le Q. V. et al. Regularized Evolution for Image Classifier Architecture Search. 2018



Несмотря на то, что история глубокого обучения началась немного раньше, наиболее распространенной точкой зрения является, все же, то, что AlexNet стал прорывной архитектурой. В этот момент появились глубокие сверточные сети обученные на видеокартах и их развитие ускорилося многократно.

После первых успешных шагов с подбором архитектуры сверточных сетей, наступило время, когда сами нейронные сети могут помочь с выбором архитектуры.





Спасибо
за внимание!