

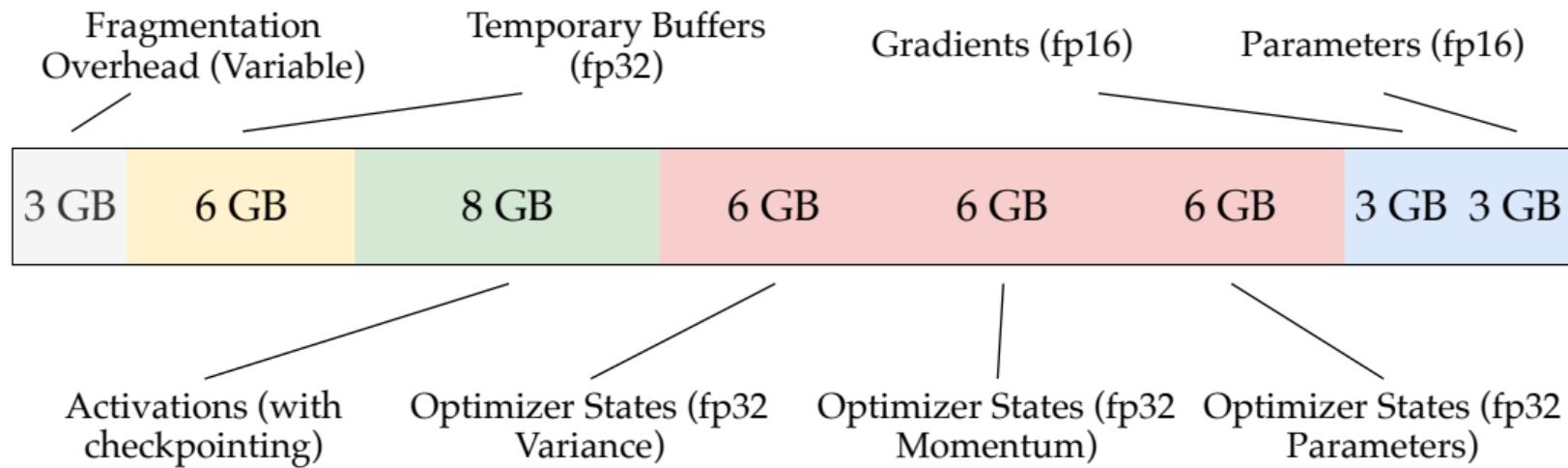
Big models

Daniil Merkulov

Optimization methods. MIPT

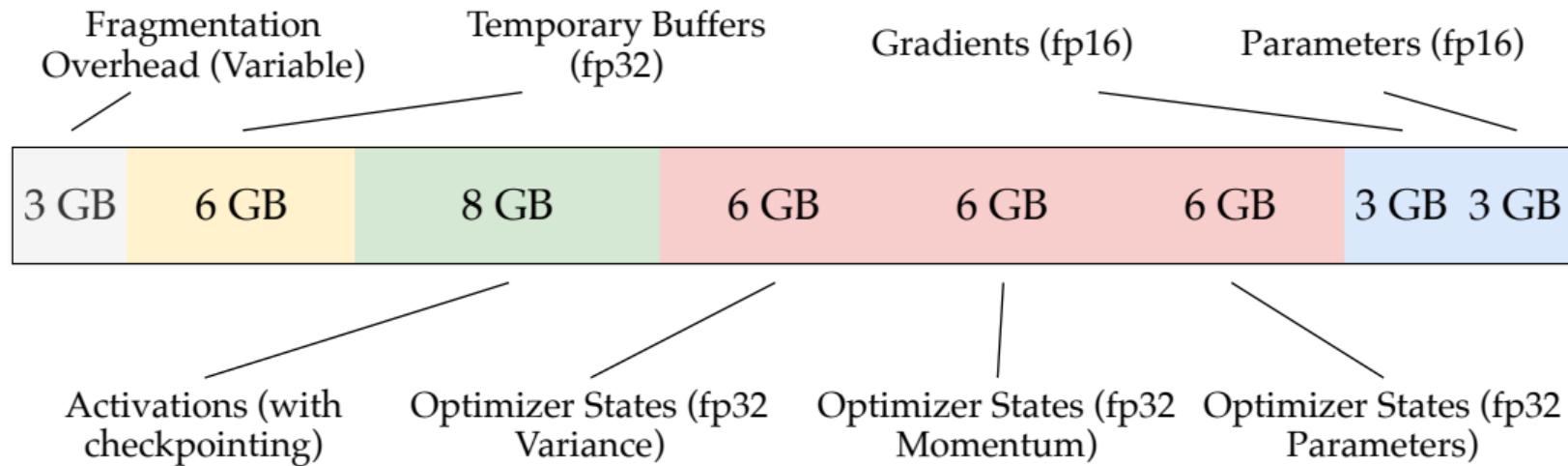
Обучение больших моделей

Потребление памяти при обучении GPT-2¹



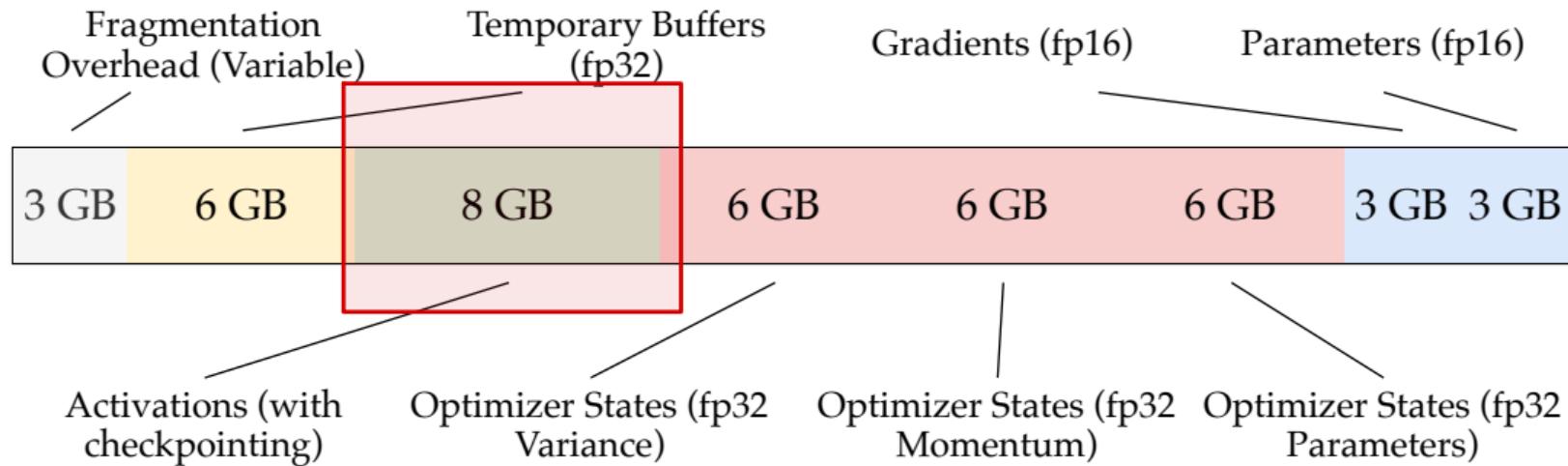
- Размер модели 1.5 В. Веса модели в fp16 занимают всего 3 GB, однако, для наивного обучения не хватит GPU даже на 32 GB

Потребление памяти при обучении GPT-2¹



- Размер модели 1.5 ГБ. Веса модели в fp16 занимают всего 3 GB, однако, для наивного обучения не хватит GPU даже на 32 GB
- Для использования Adam в режиме mixed precision необходимо хранить 3 (!) копии модели в fp32.

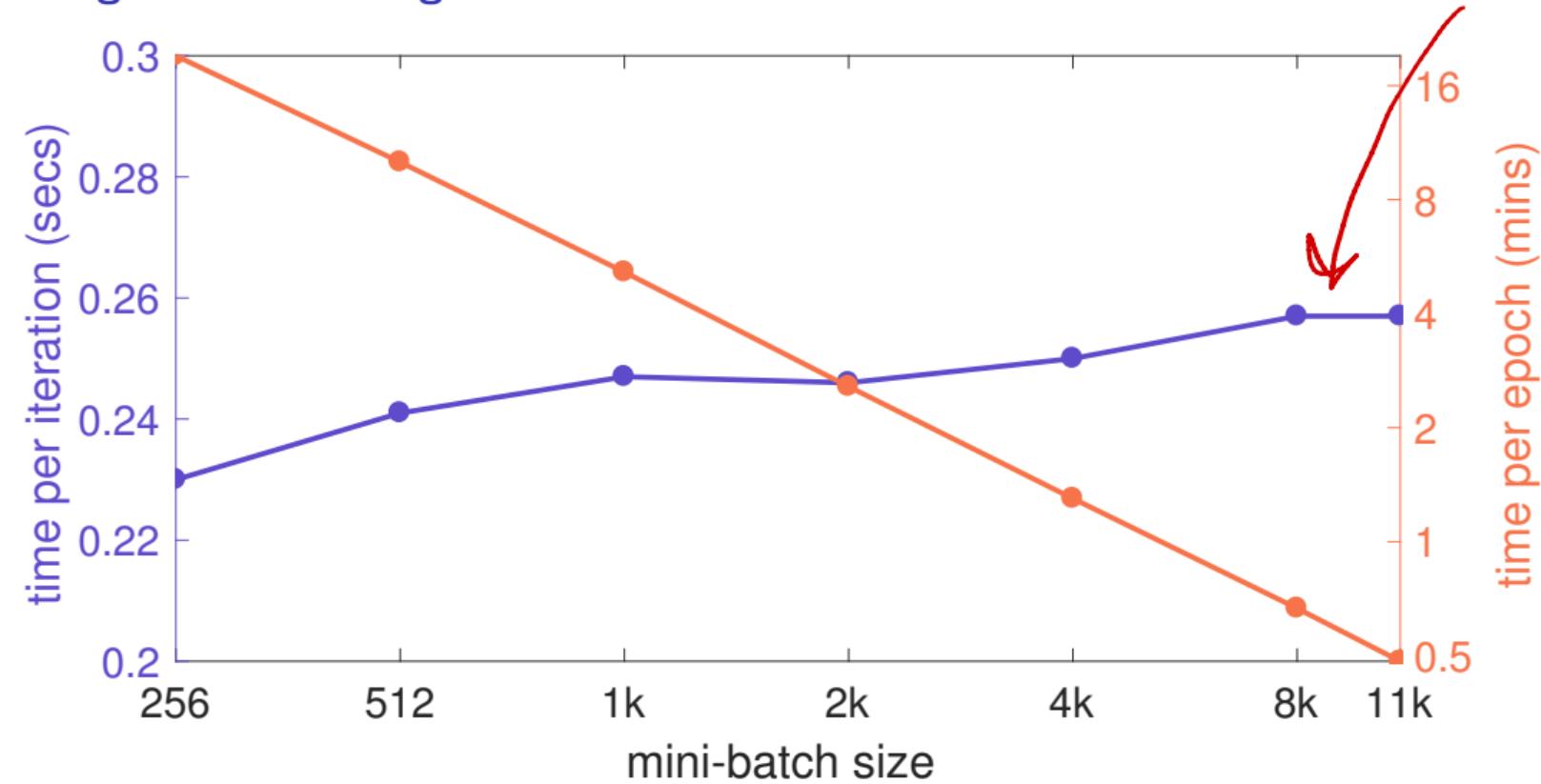
Потребление памяти при обучении GPT-2¹



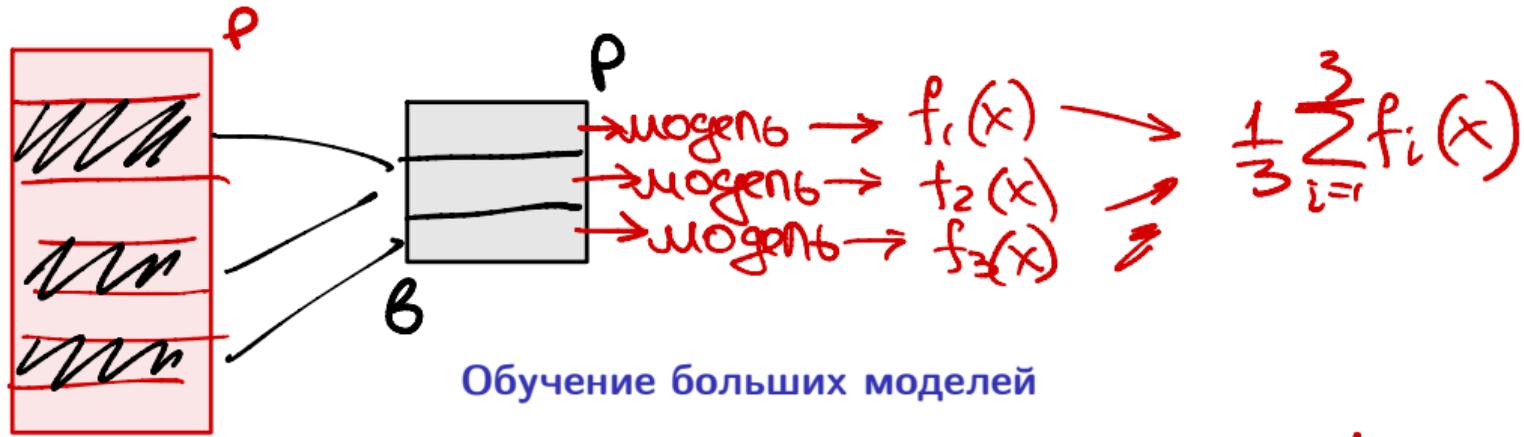
- Размер модели 1.5 В. Веса модели в fp16 занимают всего 3 GB, однако, для наивного обучения не хватит GPU даже на 32 GB
- Для использования Adam в режиме mixed precision необходимо хранить 3 (!) копии модели в fp32.
- Активации в наивном режиме могут занимать гораздо больше памяти: для длины последовательности 1K и размера батча 32 нужно 60 GB для хранения всех промежуточных активаций. Чекпоинтинг активаций позволяет сократить потребление до 8 GB за счёт их перевычисления (33% computational overhead)

¹ZeRO: Memory Optimizations Toward Training Trillion Parameter Models

Large batch training²



²Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour



Обучение больших моделей

X n

MNIST

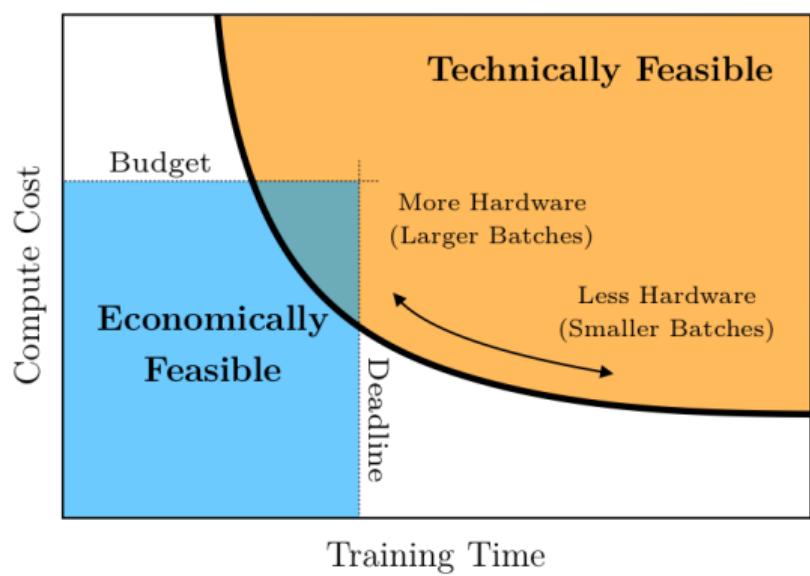
1.5 M
параметров

8 Гб

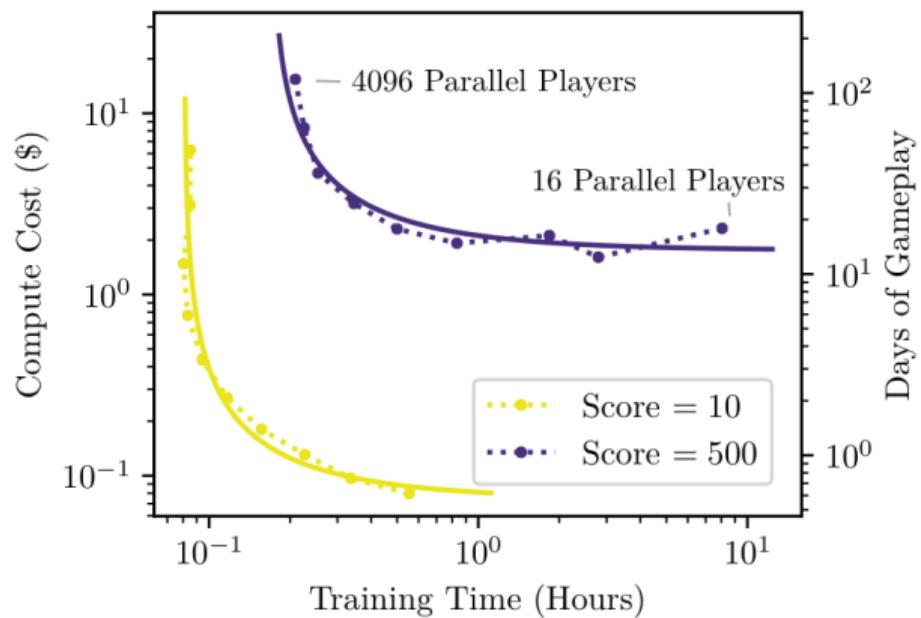
6 МБ

$b \approx 1000$

Large batch training³

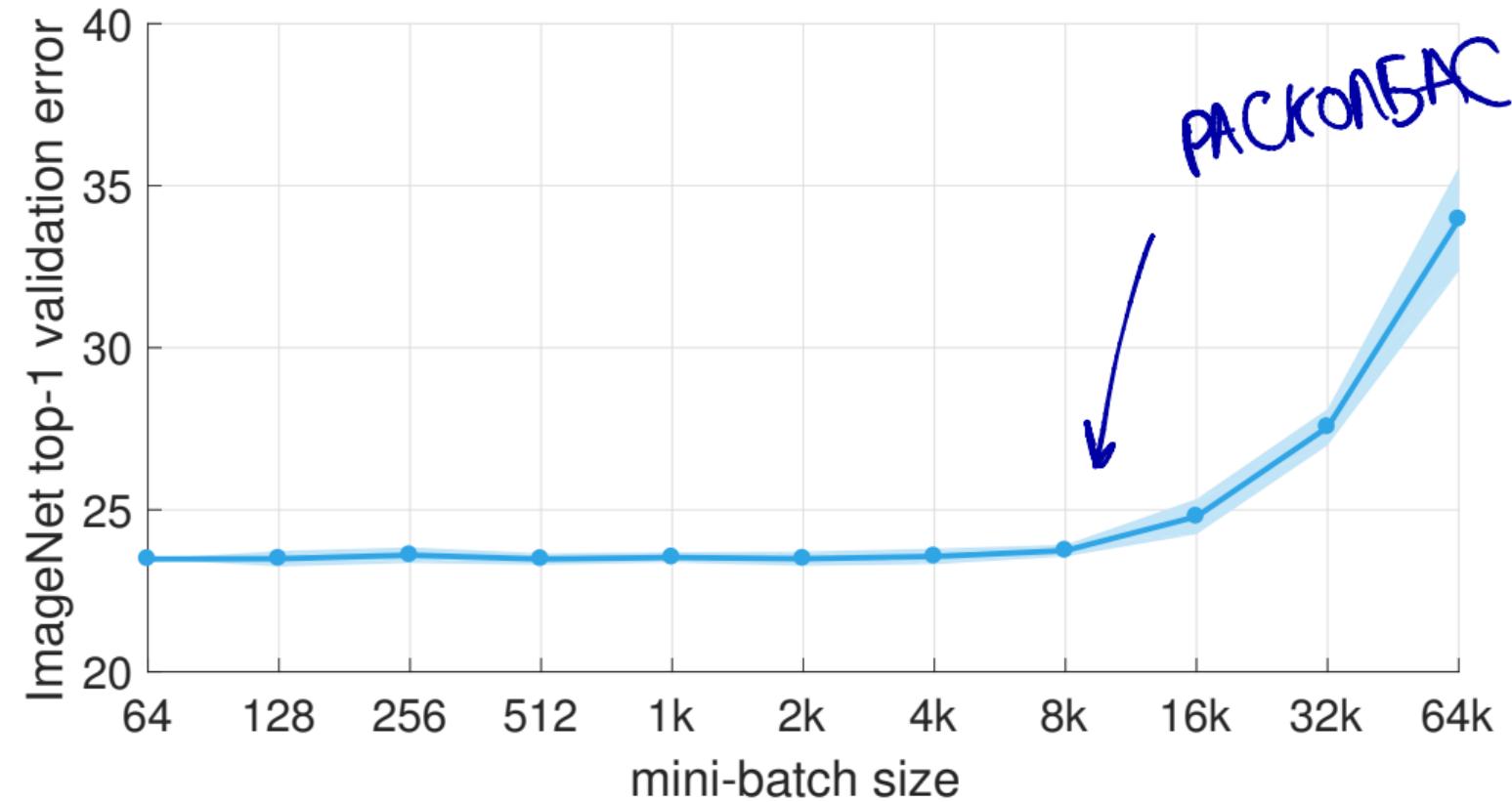


Atari Breakout - Pareto Fronts



³An Empirical Model of Large-Batch Training

Large batch training ⁴



⁴Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

Linear and square root scaling rules

When training with large batches, the learning rate must be adjusted to maintain convergence speed and stability. The **linear scaling rule**⁵ suggests multiplying the learning rate by the same factor as the increase in batch size:

$$\alpha_{\text{new}} = \alpha_{\text{base}} \cdot \frac{\text{Batch Size}_{\text{new}}}{\text{Batch Size}_{\text{base}}}$$

The **square root scaling rule**⁶ proposes scaling the learning rate with the square root of the batch size increase:

$$\alpha_{\text{new}} = \alpha_{\text{base}} \cdot \sqrt{\frac{\text{Batch Size}_{\text{new}}}{\text{Batch Size}_{\text{base}}}}$$

Authors claimed, that it suits for adaptive optimizers like Adam, RMSProp and etc. while linear scaling rule serves well for SGD.

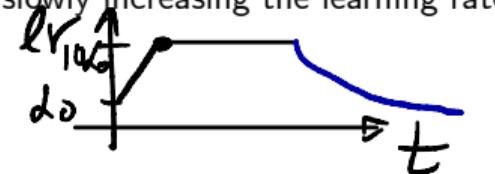
⁵Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

⁶Learning Rates as a Function of Batch Size: A Random Matrix Theory Approach to Neural Network Training

Gradual warmup⁷

Gradual warmup helps to avoid instability when starting with large learning rates by slowly increasing the learning rate from a small value to the target value over a few epochs. This is defined as:

$$\alpha_t = \alpha_{\max} \cdot \frac{t}{T_w}$$



where t is the current iteration and T_w is the warmup duration in iterations. In the original paper, authors used first 5 epochs for gradual warmup.

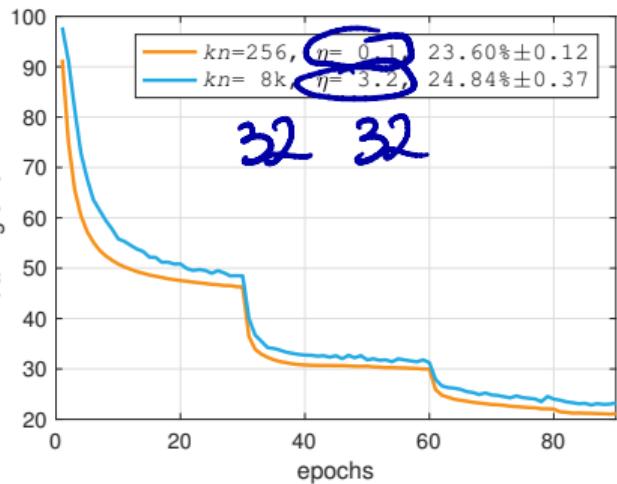


Рис. 1: no warmup

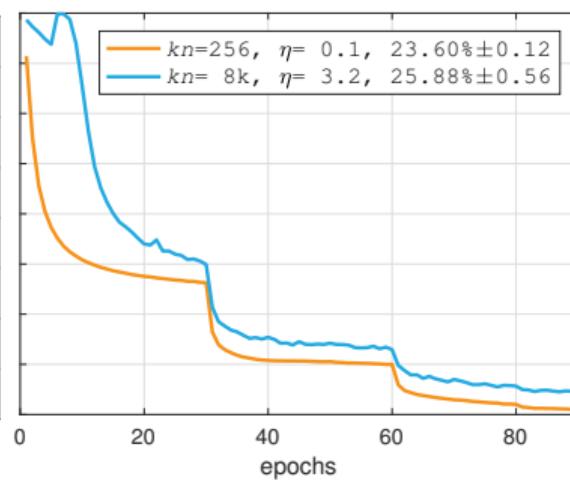


Рис. 2: constant warmup

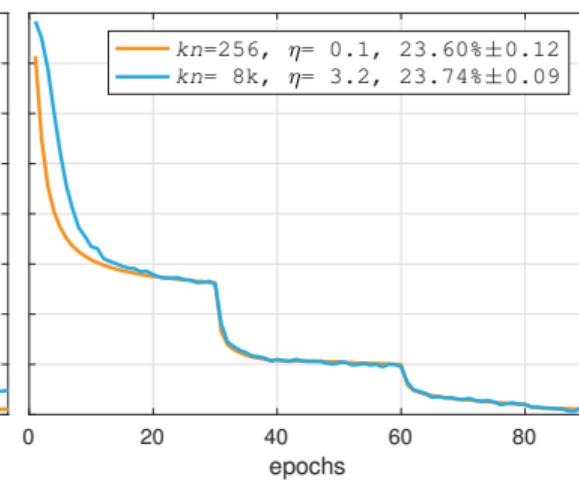
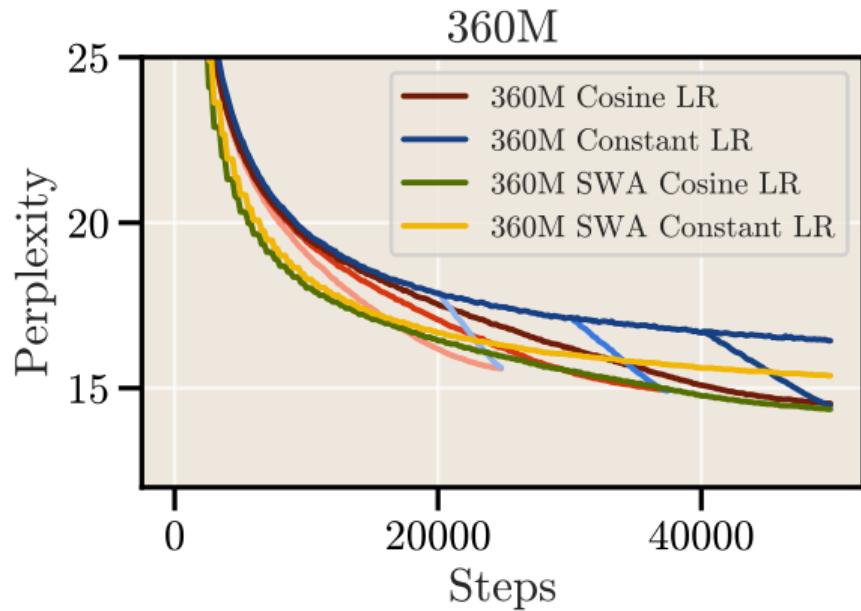
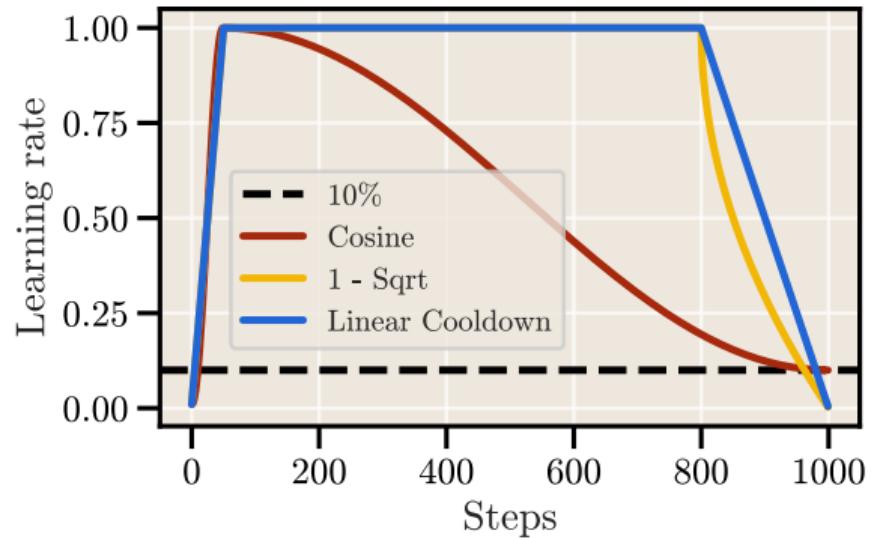


Рис. 3: gradual warmup

⁷Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

Cooldown^{8 9}



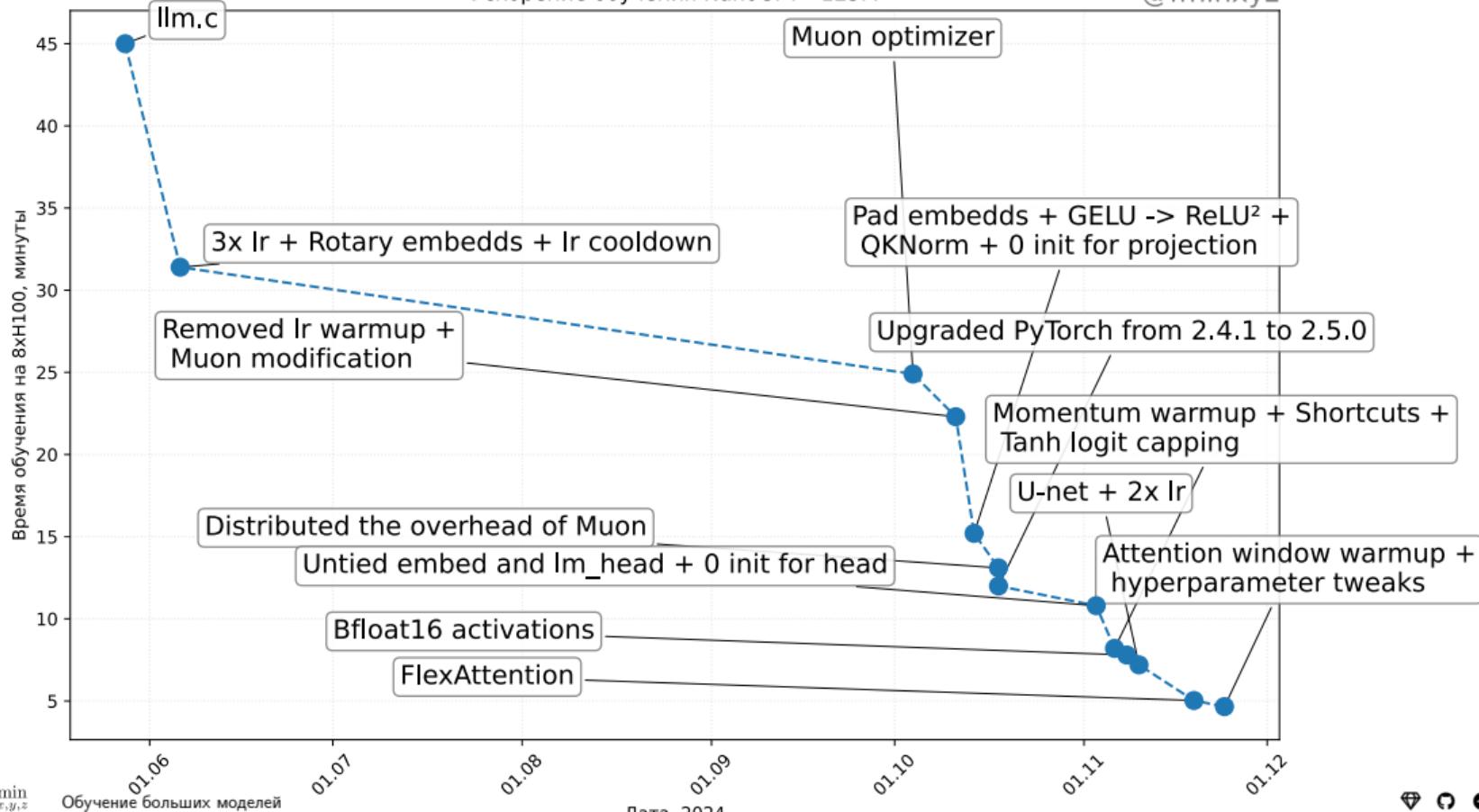
⁸Scaling Laws and Compute-Optimal Training Beyond Fixed Training Durations

⁹Scaling Vision Transformers

NanoGPT speedrun

Ускорение обучения NanoGPT - 125M

@fminxyz



Работают ли трюки, если увеличить размер модели?

Scaling up the NanoGPT (124M) speedrun

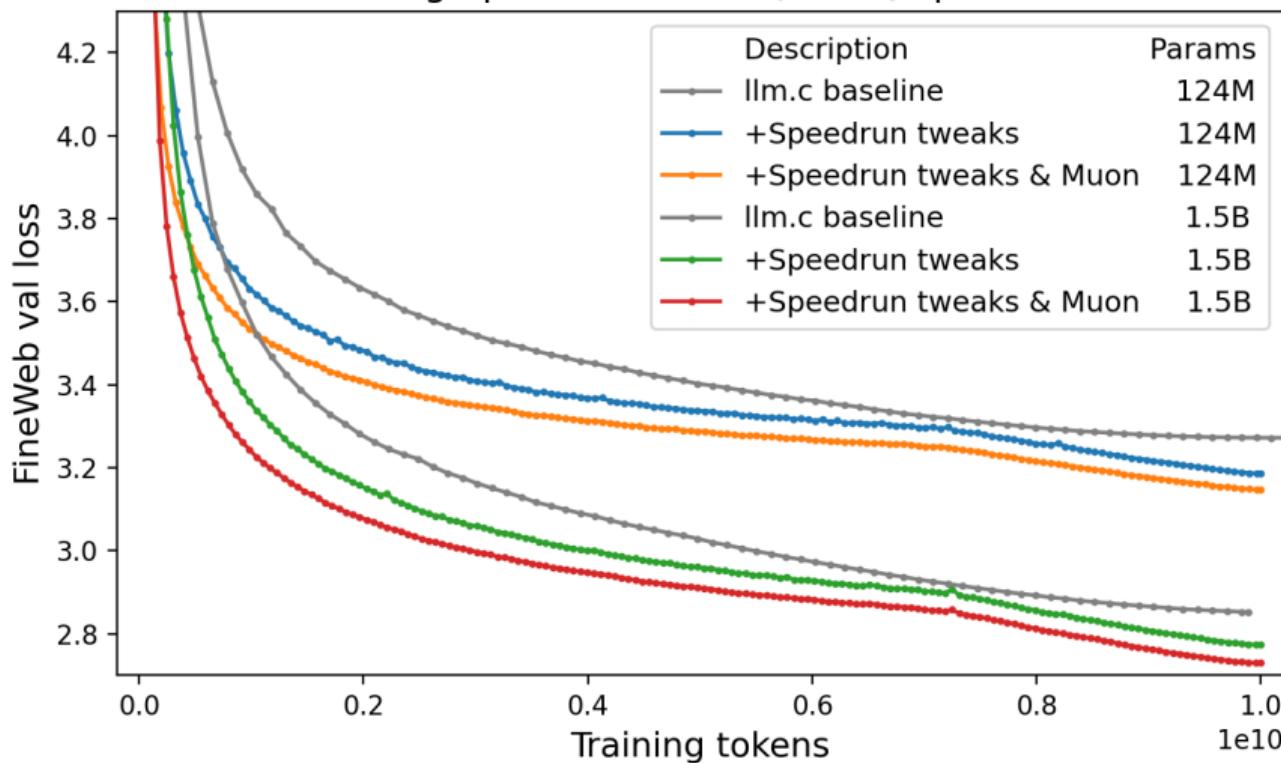


Рис. 5: Источник

Работают ли трюки, если увеличить размер модели?

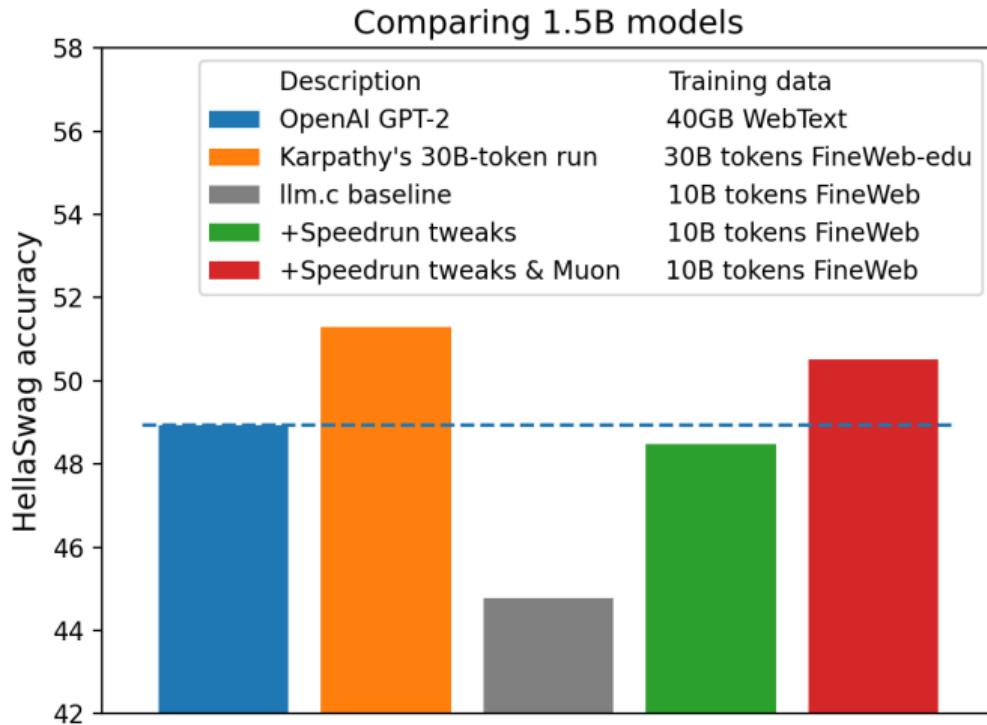
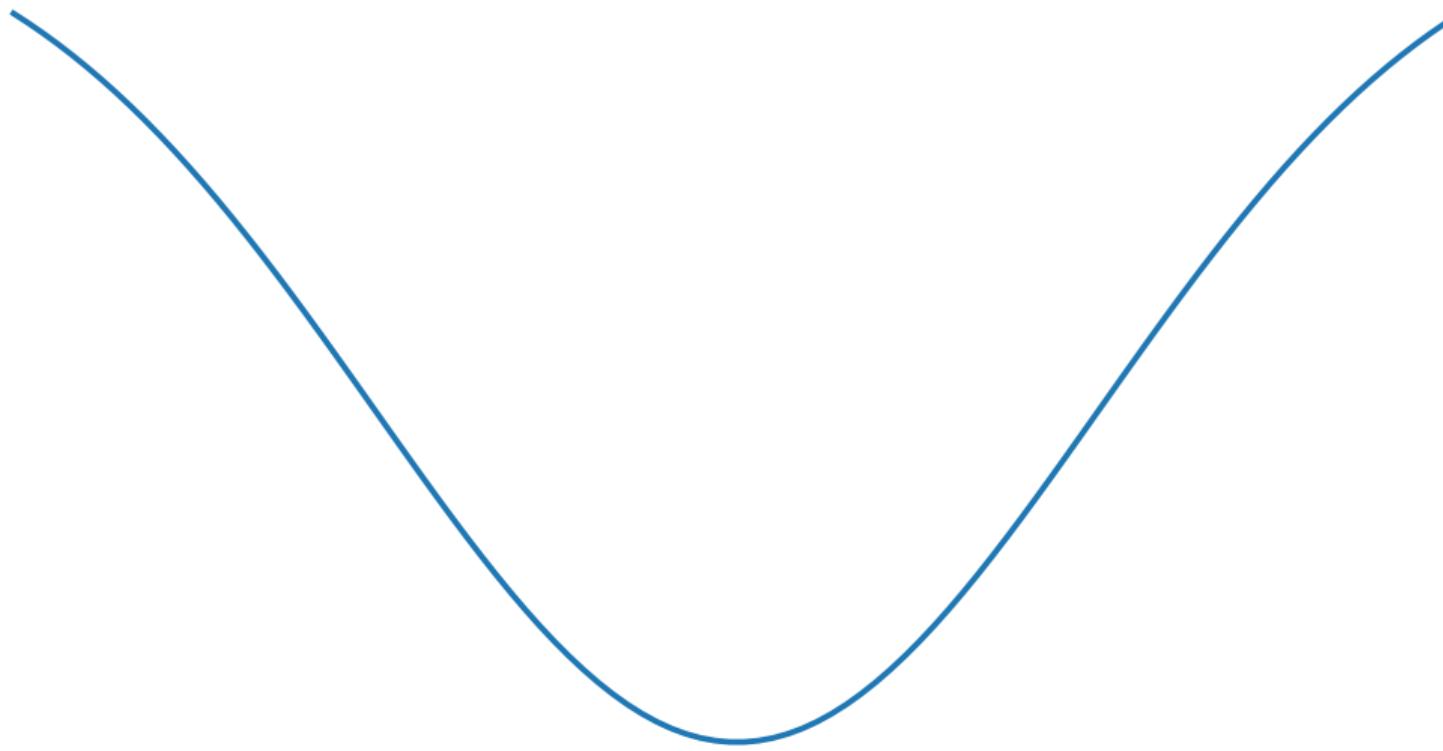
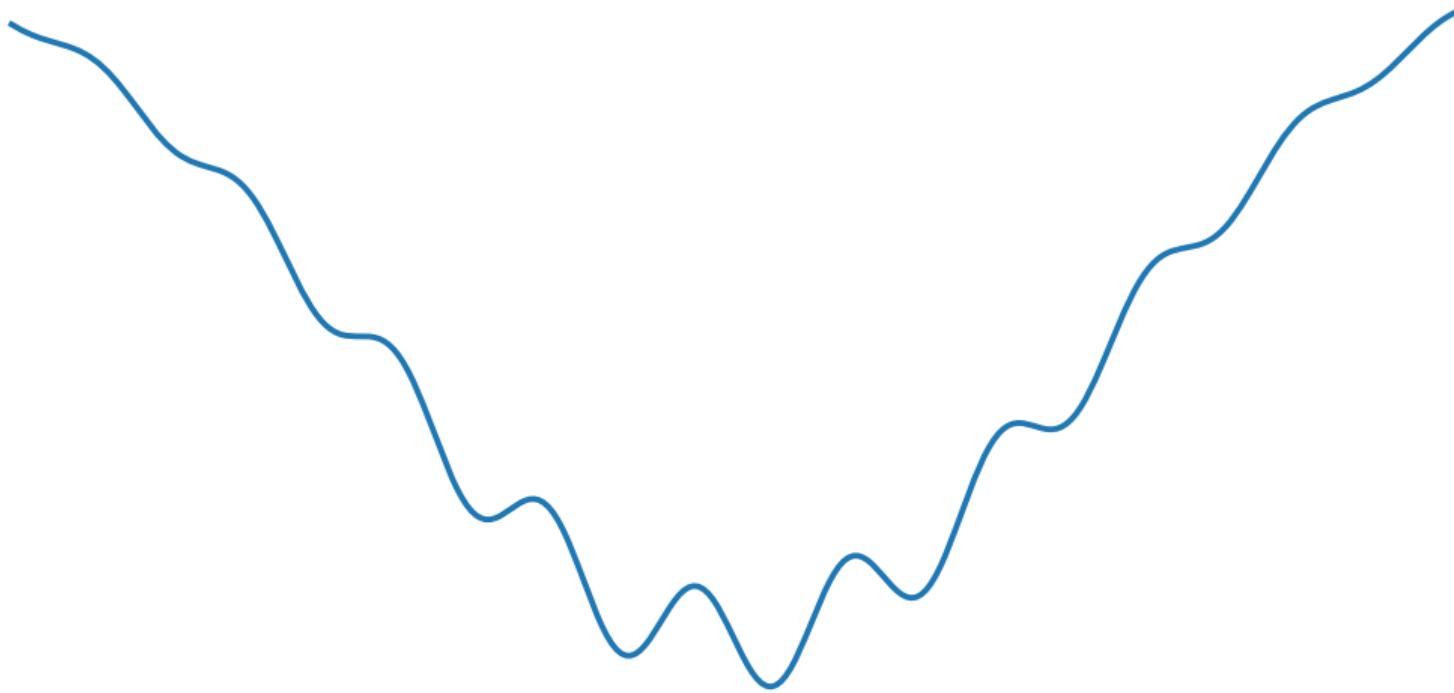


Рис. 6: Источник

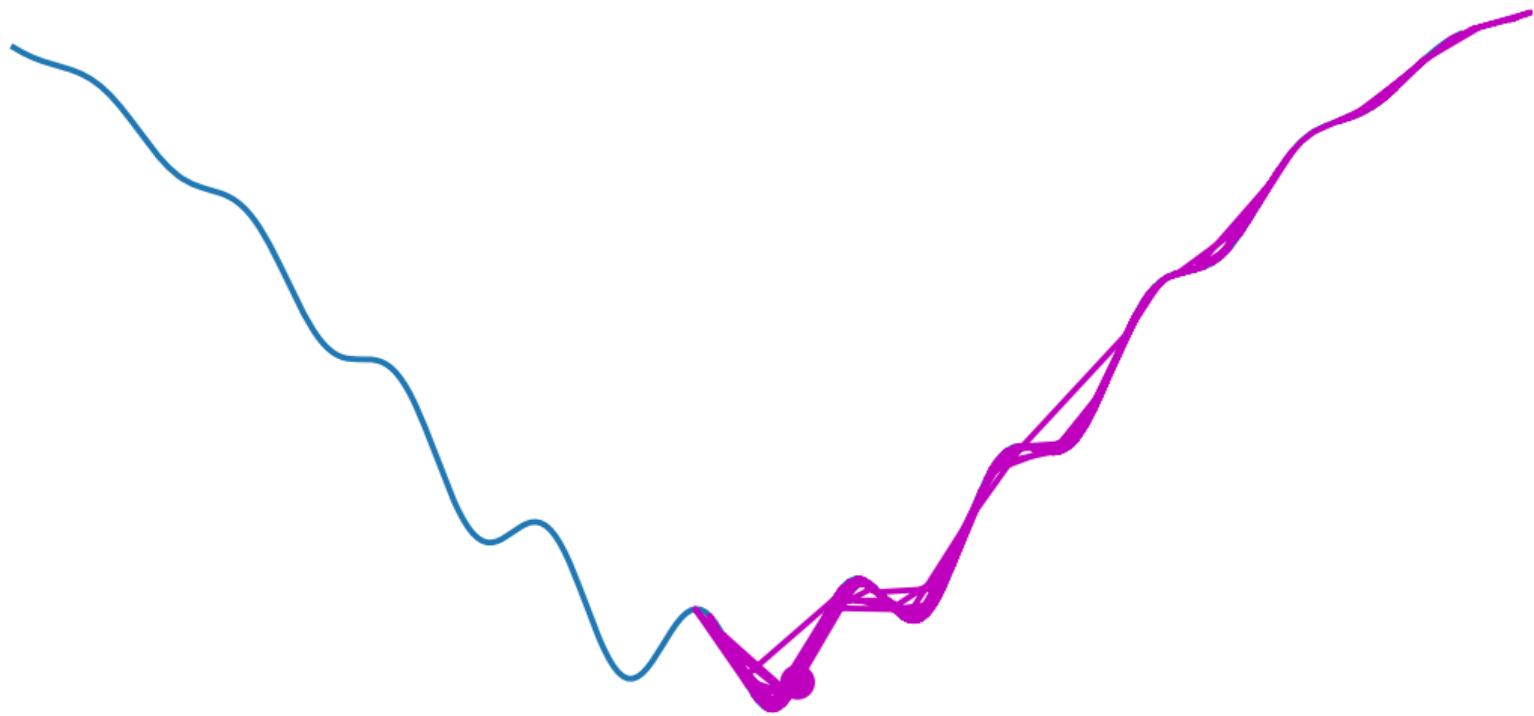
Градиентный спуск сходится к локальному минимуму



Градиентный спуск сходится к локальному минимуму



Стохастический градиентный спуск
выпрыгивает из локальных минимумов



Impact of initialization¹⁰

💡 Properly initializing a NN important. NN loss is highly nonconvex; optimizing it to attain a ``good'' solution hard, requires careful tuning.

- Don't initialize all weights to be the same --- why?

Impact of initialization ¹⁰

💡 Properly initializing a NN important. NN loss is highly nonconvex; optimizing it to attain a ``good'' solution hard, requires careful tuning.

- Don't initialize all weights to be the same --- why?
- Random: Initialize randomly, e.g., via the Gaussian $N(0, \sigma^2)$, where std σ depends on the number of neurons in a given layer. ~~Symmetry breaking.~~

Impact of initialization¹⁰

💡 Properly initializing a NN important. NN loss is highly nonconvex; optimizing it to attain a ``good'' solution hard, requires careful tuning.

- Don't initialize all weights to be the same --- why?
- Random: Initialize randomly, e.g., via the Gaussian $N(0, \sigma^2)$, where std σ depends on the number of neurons in a given layer. Symmetry breaking.
- One can find more useful advices here

¹⁰On the importance of initialization and momentum in deep learning Ilya Sutskever, James Martens, George Dahl, Geoffrey Hinton

Влияние инициализации весов нейронной сети на сходимость методов¹¹

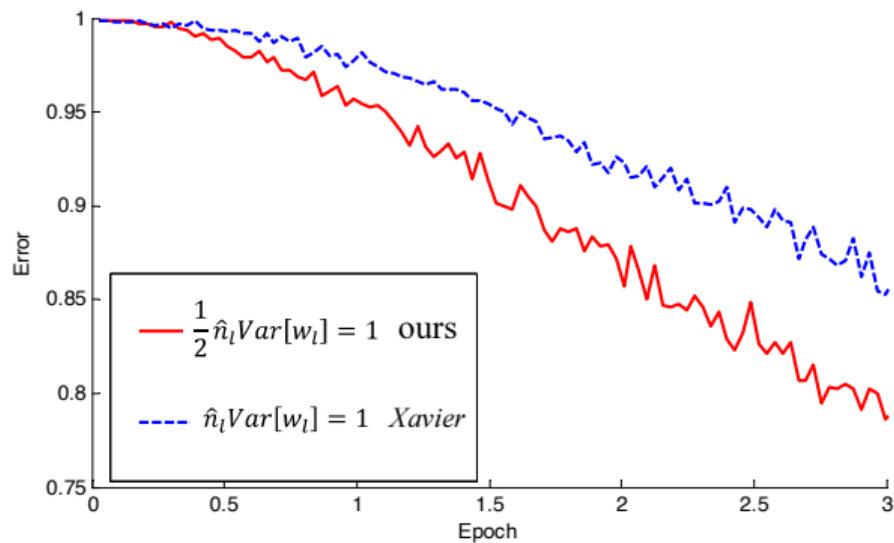


Рис. 7: 22-layer ReLU net: good init converges faster

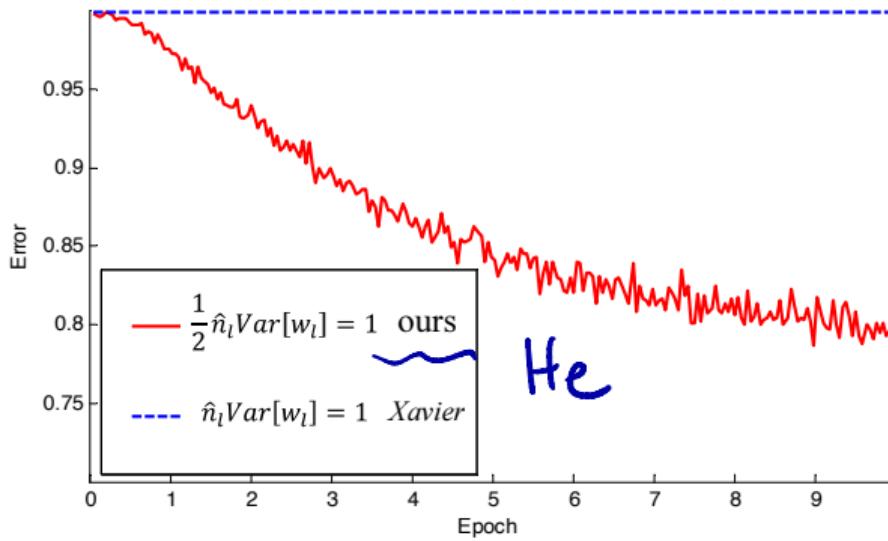


Рис. 8: 30-layer ReLU net: good init is able to converge

¹¹Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification, Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

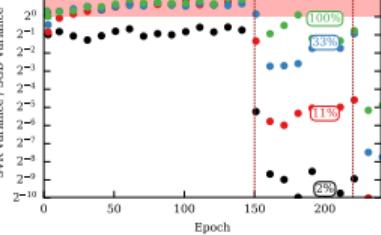


Рис. 9: DenseNet

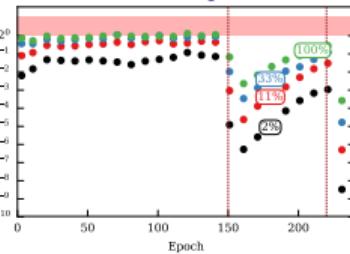


Рис. 10: Small ResNet

- SVRG / SAG дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.

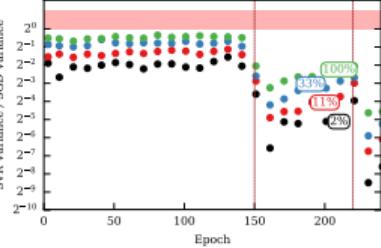


Рис. 11: LeNet-5

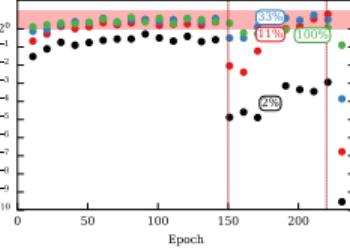


Рис. 12: ResNet-110

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

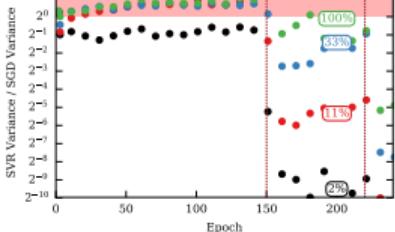


Рис. 9: DenseNet

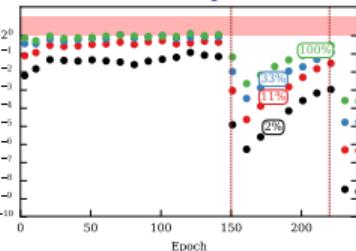


Рис. 10: Small ResNet

- SVRG / SAG дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.
- Измеренное отношение «дисперсия SGD / дисперсия SVRG» остаётся $\lesssim 2$ для большинства слоёв - то есть реальное снижение шума минимально.

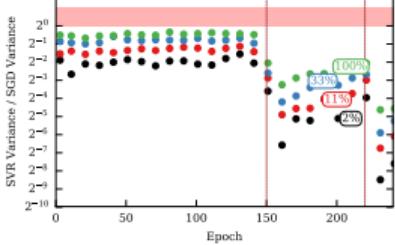


Рис. 11: LeNet-5

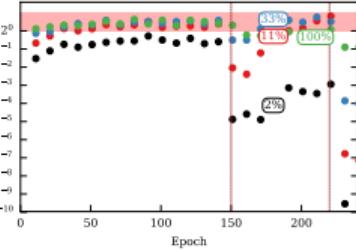


Рис. 12: ResNet-110

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

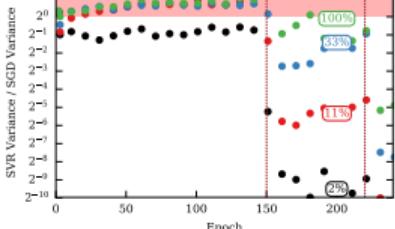


Рис. 9: DenseNet

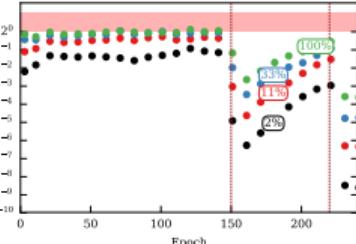


Рис. 10: Small ResNet

- SVRG / SAG дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.
- Измеренное отношение «дисперсия SGD / дисперсия SVRG» остаётся $\lesssim 2$ для большинства слоёв - то есть реальное снижение шума минимально.
- Возможные причины:

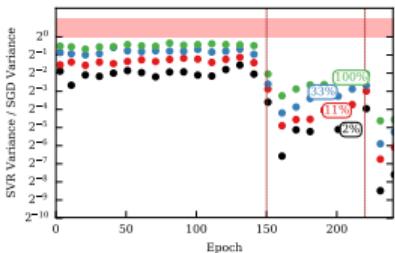


Рис. 11: LeNet-5

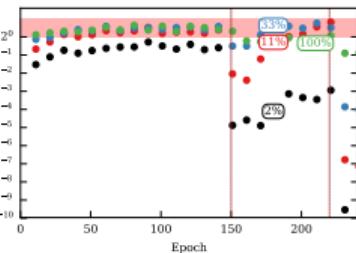


Рис. 12: ResNet-110

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

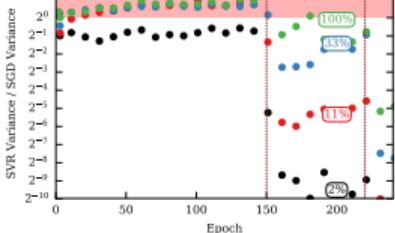


Рис. 9: DenseNet

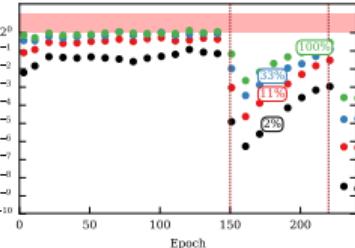


Рис. 10: Small ResNet

- SVRG / SAG дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.
- Измеренное отношение «дисперсия SGD / дисперсия SVRG» остаётся $\lesssim 2$ для большинства слоёв - то есть реальное снижение шума минимально.
- Возможные причины:
 - Аугментация данных делает опорный градиент g_{ref} устаревшим уже после пары minibatch-ей.

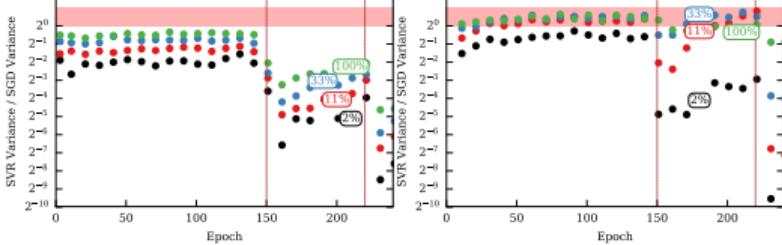


Рис. 11: LeNet-5

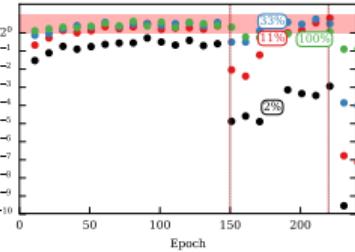


Рис. 12: ResNet-110

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

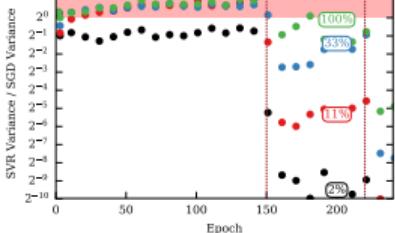


Рис. 9: DenseNet

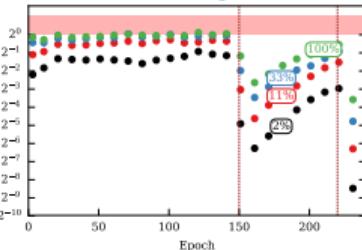


Рис. 10: Small ResNet

- **SVRG / SAG** дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.
- Измеренное отношение «дисперсия SGD / дисперсия SVRG» остаётся $\lesssim 2$ для большинства слоёв - то есть реальное снижение шума минимально.
- Возможные причины:
 - **Аугментация данных** делает опорный градиент g_{ref} устаревшим уже после пары minibatch-ей.
 - **BatchNorm** и **Dropout** добавляют внутреннюю стохастичность, которую невозможно компенсировать прошлым g_{ref} .

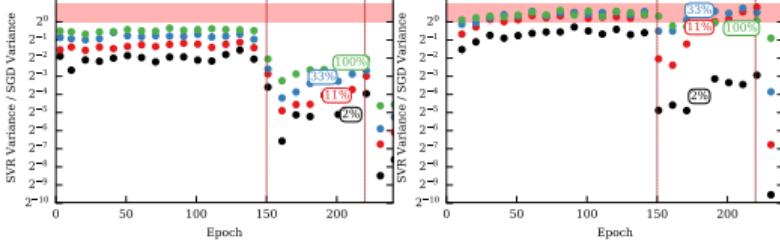


Рис. 11: LeNet-5

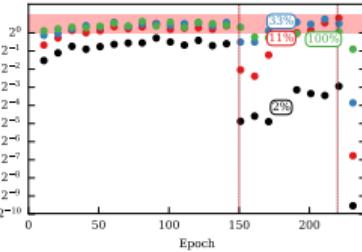


Рис. 12: ResNet-110

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

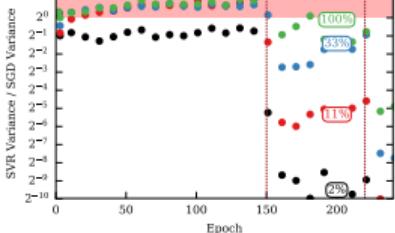


Рис. 9: DenseNet

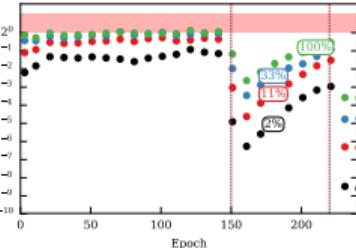


Рис. 10: Small ResNet

- **SVRG / SAG** дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.
- Измеренное отношение «дисперсия SGD / дисперсия SVRG» остаётся $\lesssim 2$ для большинства слоёв - то есть реальное снижение шума минимально.
- Возможные причины:
 - **Аугментация данных** делает опорный градиент g_{ref} устаревшим уже после пары minibatch-ей.
 - **BatchNorm** и **Dropout** добавляют внутреннюю стохастичность, которую невозможно компенсировать прошлым g_{ref} .
 - Дополнительный полный проход по датасету (для подсчёта g_{ref}) съедает потенциальную экономию итераций.

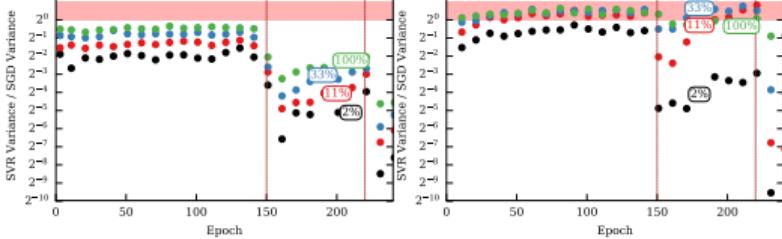


Рис. 11: LeNet-5

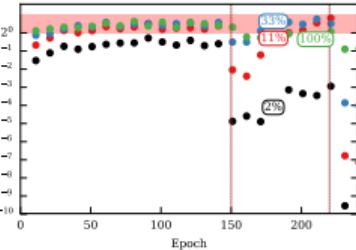


Рис. 12: ResNet-110

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

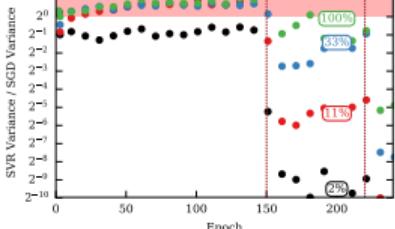


Рис. 9: DenseNet

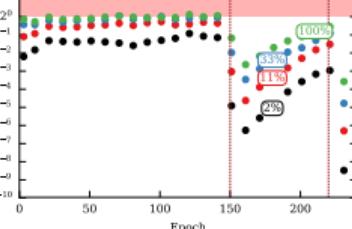


Рис. 10: Small ResNet

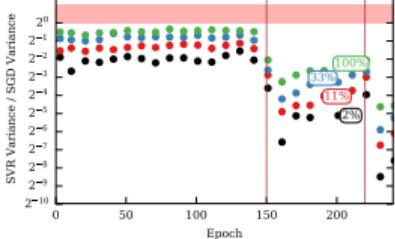


Рис. 11: LeNet-5

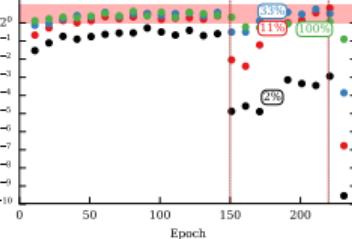


Рис. 12: ResNet-110

- **SVRG / SAG** дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.
- Измеренное отношение «дисперсия SGD / дисперсия SVRG» остаётся $\lesssim 2$ для большинства слоёв - то есть реальное снижение шума минимально.
- Возможные причины:
 - **Аугментация данных** делает опорный градиент g_{ref} устаревшим уже после пары minibatch-ей.
 - **BatchNorm** и **Dropout** добавляют внутреннюю стохастичность, которую невозможно компенсировать прошлым g_{ref} .
 - Дополнительный полный проход по датасету (для подсчёта g_{ref}) съедает потенциальную экономию итераций.
- «Стриминговые» модификации SVRG, рассчитанные на аугментацию, снижают теоретическое смещение, но также проигрывают SGD по времени и качеству.

Методы уменьшения дисперсии: почему не работают на глубоких сетях? ¹²

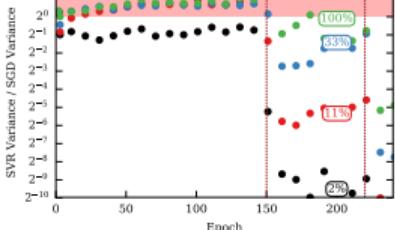


Рис. 9: DenseNet

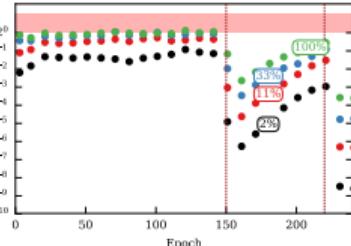


Рис. 10: Small ResNet

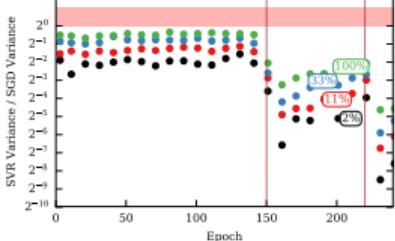


Рис. 11: LeNet-5

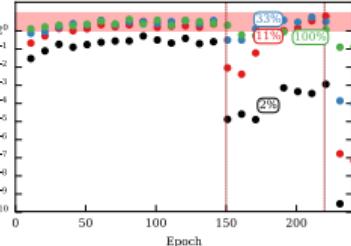


Рис. 12: ResNet-110

- **SVRG / SAG** дают убедительные выигрыши в выпуклых задачах, но на CIFAR-10 (LeNet-5) и ImageNet (ResNet-18) не опережают обычный SGD.
- Измеренное отношение «дисперсия SGD / дисперсия SVRG» остаётся $\lesssim 2$ для большинства слоёв - то есть реальное снижение шума минимально.
- Возможные причины:
 - **Аугментация данных** делает опорный градиент g_{ref} устаревшим уже после пары minibatch-ей.
 - **BatchNorm** и **Dropout** добавляют внутреннюю стохастичность, которую невозможно компенсировать прошлым g_{ref} .
 - Дополнительный полный проход по датасету (для подсчёта g_{ref}) съедает потенциальную экономию итераций.
- «Стриминговые» модификации SVRG, рассчитанные на аугментацию, снижают теоретическое смещение, но также проигрывают SGD по времени и качеству.
- **Вывод:** существующие методы уменьшения дисперсии непрактичны для современных глубоких сетей; будущие решения должны учитывать стохастичность архитектуры и данных (аугментация, BatchNorm, Dropout).

$f \xrightarrow{\text{12}} \text{On the Ineffectiveness of Variance Reduced Optimization for Deep Learning}$

Эта задача оптимизации даже сложнее, чем кажется

Adam работает хуже для CV, чем для LLM? ¹³

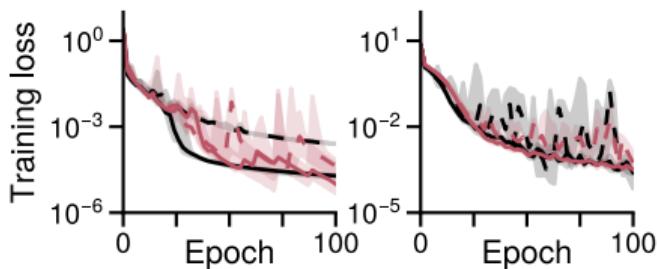


Рис. 13: CNNs on MNIST and CIFAR10

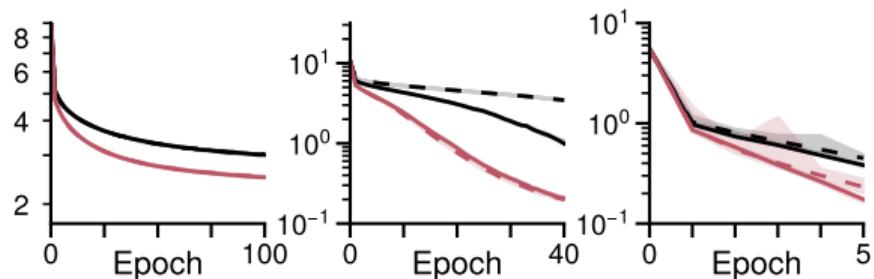
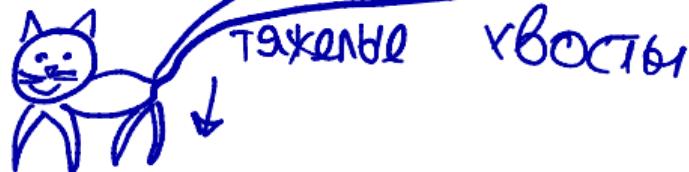


Рис. 14: Transformers on PTB, WikiText2, and SQuAD

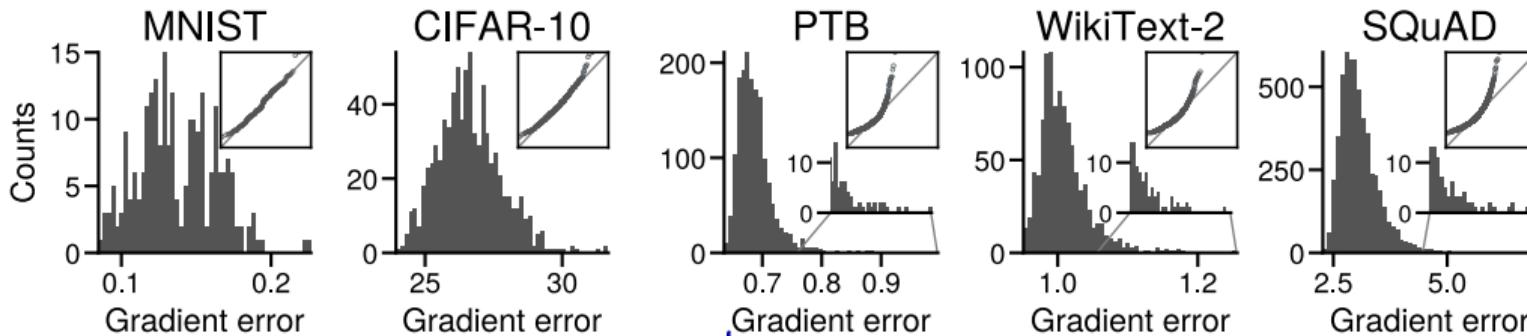
Черные линии - SGD; красные линии - Adam.

¹³Linear attention is (maybe) all you need (to understand transformer optimization)

Почему Adam работает хуже для CV, чем для LLM? ¹⁴



Потому что шум градиентов в языковых моделях имеет тяжелые хвосты?



CV

LLM

¹⁴Linear attention is (maybe) all you need (to understand transformer optimization)

Почему Adam работает хуже для CV, чем для LLM? ¹⁵

Нет! Метки имеют тяжелые хвосты!

В компьютерном зрении датасеты часто
сбалансированы: 1000 котиков, 1000 песелей и т.д.
В языковых датасетах почти всегда не так: слово the
встречается часто, слово tie на порядки реже

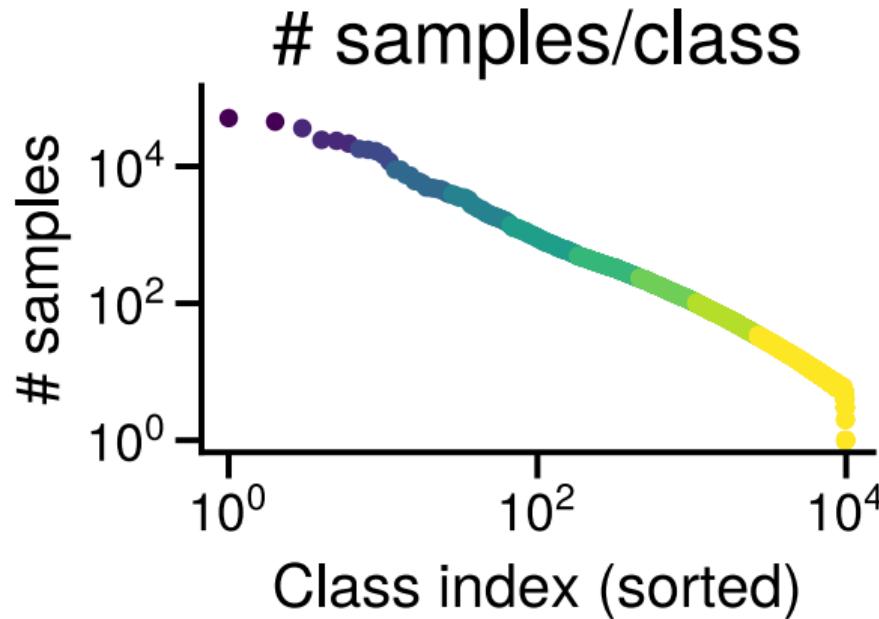
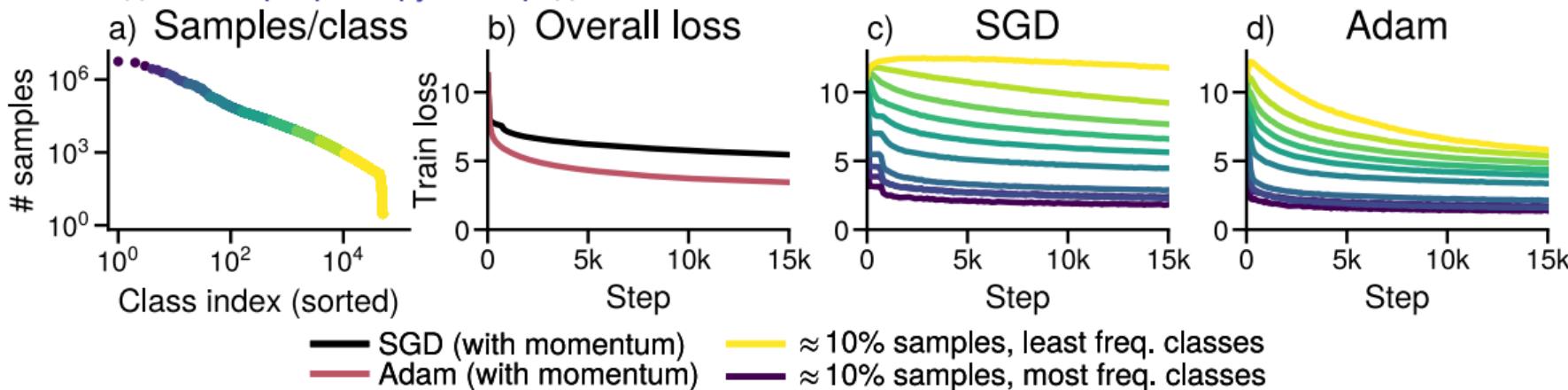


Рис. 15: Распределение частоты токенов в PTB

¹⁵Heavy-Tailed Class Imbalance and Why Adam Outperforms Gradient Descent on Language Models

Почему Adam работает хуже для CV, чем для LLM? ¹⁶

SGD медленно прогрессирует на редких классах



SGD не добивается прогресса на низкочастотных классах, в то время как Adam добивается. Обучение GPT-2 S на WikiText-103. (a) Распределение классов, отсортированных по частоте встречаемости, разбитых на группы, соответствующие $\approx 10\%$ данных. (b) Значение функции потерь при обучении. (c, d) Значение функции потерь при обучении для каждой группы при использовании SGD и Adam.

¹⁶Heavy-Tailed Class Imbalance and Why Adam Outperforms Gradient Descent on Language Models

Визуализация с помощью проекции на прямую

- Обозначим начальную точку как w_0 , представляющую собой веса нейронной сети при инициализации. Веса, полученные после обучения, обозначим как \hat{w} .

$$L(\alpha) = L(w_0 + \alpha w_1), \text{ where } \alpha \in [-b, b].$$

Визуализация с помощью проекции на прямую

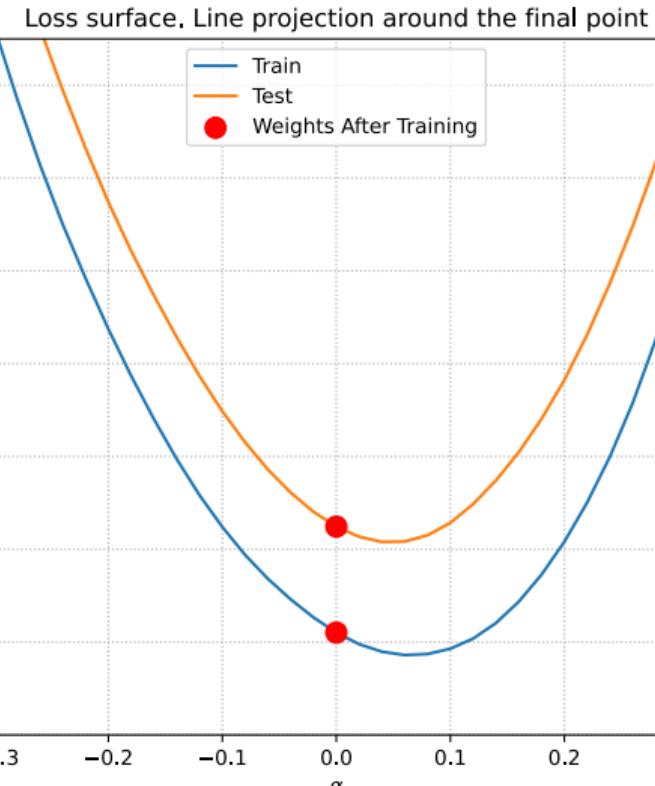
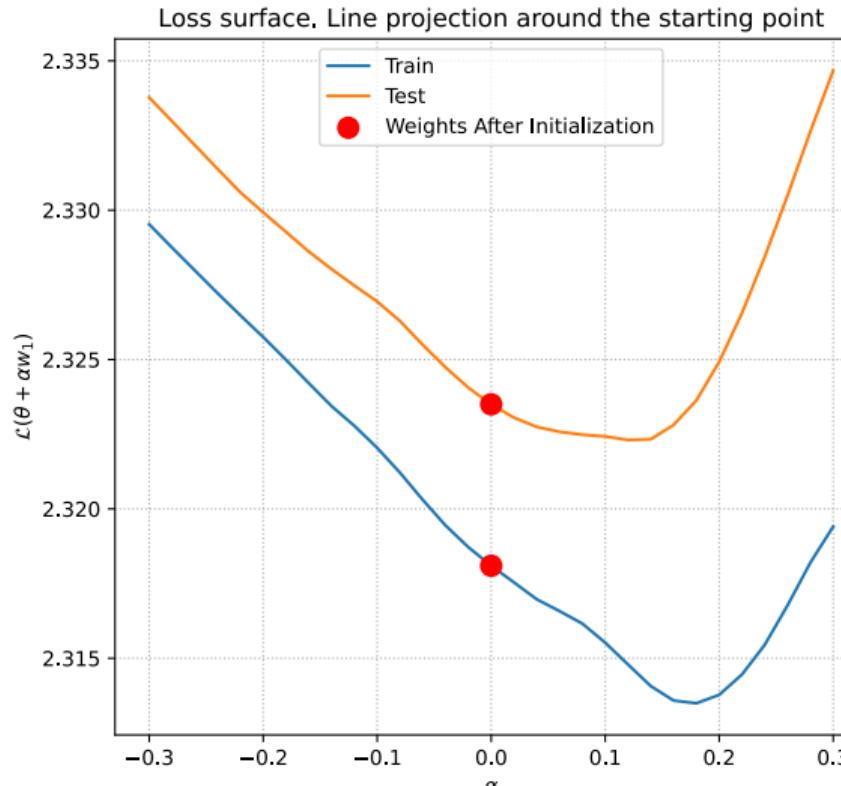
- Обозначим начальную точку как w_0 , представляющую собой веса нейронной сети при инициализации. Веса, полученные после обучения, обозначим как \hat{w} .
- Генерируем случайный вектор такой же размерности и нормы $w_1 \in \mathbb{R}^p$, затем вычисляем значение функции потерь вдоль этого вектора:

$$L(\alpha) = L(w_0 + \alpha w_1), \text{ where } \alpha \in [-b, b].$$

$$L(w) : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$$

Проекция функции потерь нейронной сети на прямую

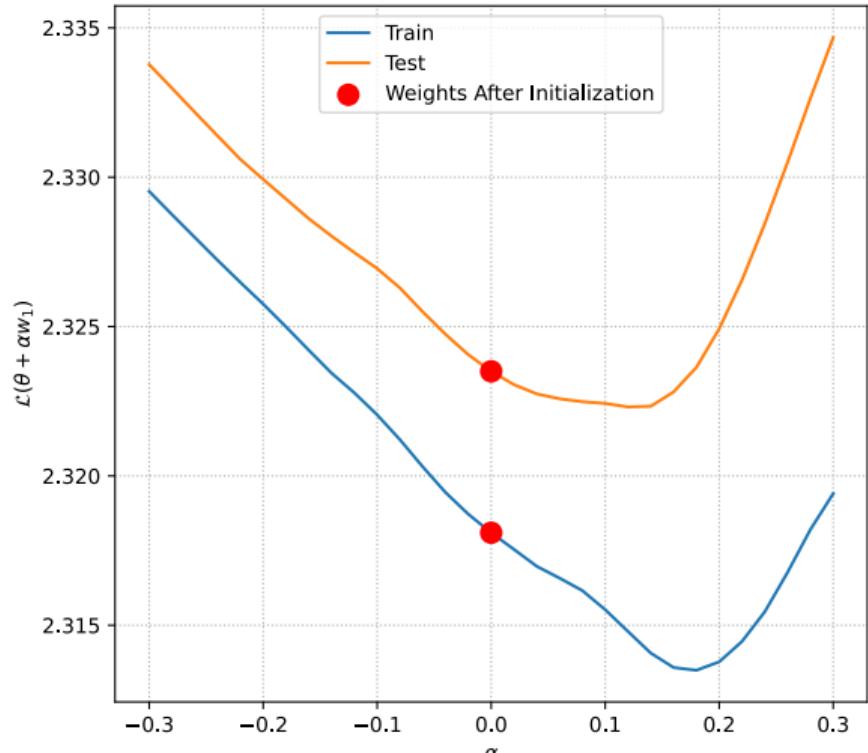
No Dropout



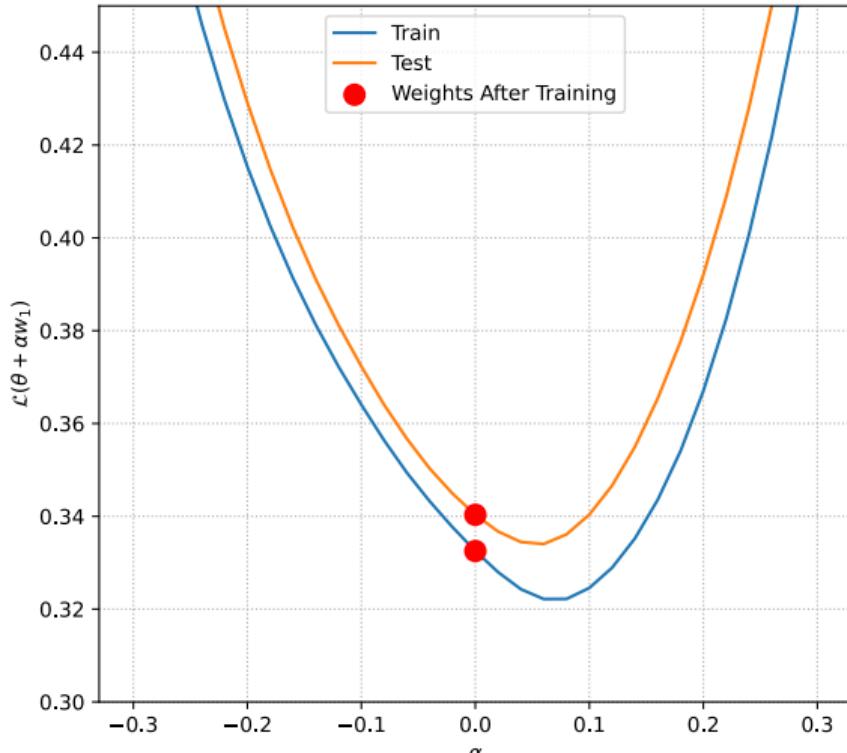
Проекция функции потерь нейронной сети на прямую

Dropout 0.2

Loss surface, Line projection around the starting point



Loss surface, Line projection around the final point



Проекция функции потерь нейронной сети на плоскость

- Мы можем расширить эту идею и построить проекцию поверхности потерь на плоскость, которая задается 2 случайными векторами.

$$L(\alpha, \beta) = L(w_0 + \alpha w_1 + \beta w_2), \text{ where } \alpha, \beta \in [-b, b]^2.$$

No Dropout. Plane projection of loss surface.

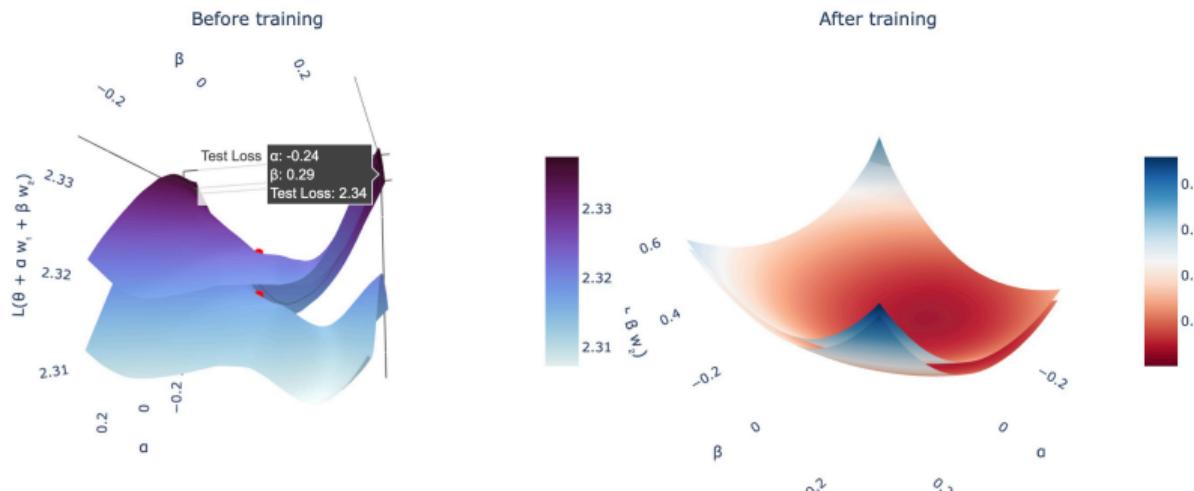


Проекция функции потерь нейронной сети на плоскость

- Мы можем расширить эту идею и построить проекцию поверхности потерь на плоскость, которая задается 2 случайными векторами.
- Два случайных гауссовых вектора в пространстве большой размерности с высокой вероятностью ортогональны.

$$L(\alpha, \beta) = L(w_0 + \alpha w_1 + \beta w_2), \text{ where } \alpha, \beta \in [-b, b]^2.$$

No Dropout. Plane projection of loss surface.



Может ли быть полезно изучение таких проекций? ¹⁷

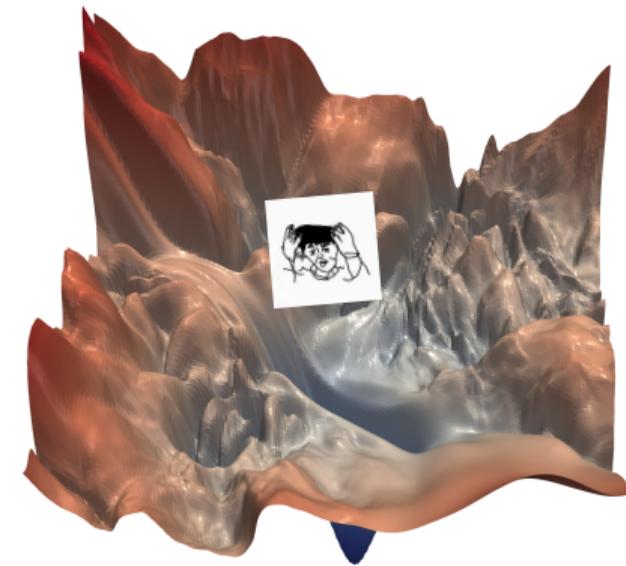


Рис. 19: The loss surface of ResNet-56
without skip connections

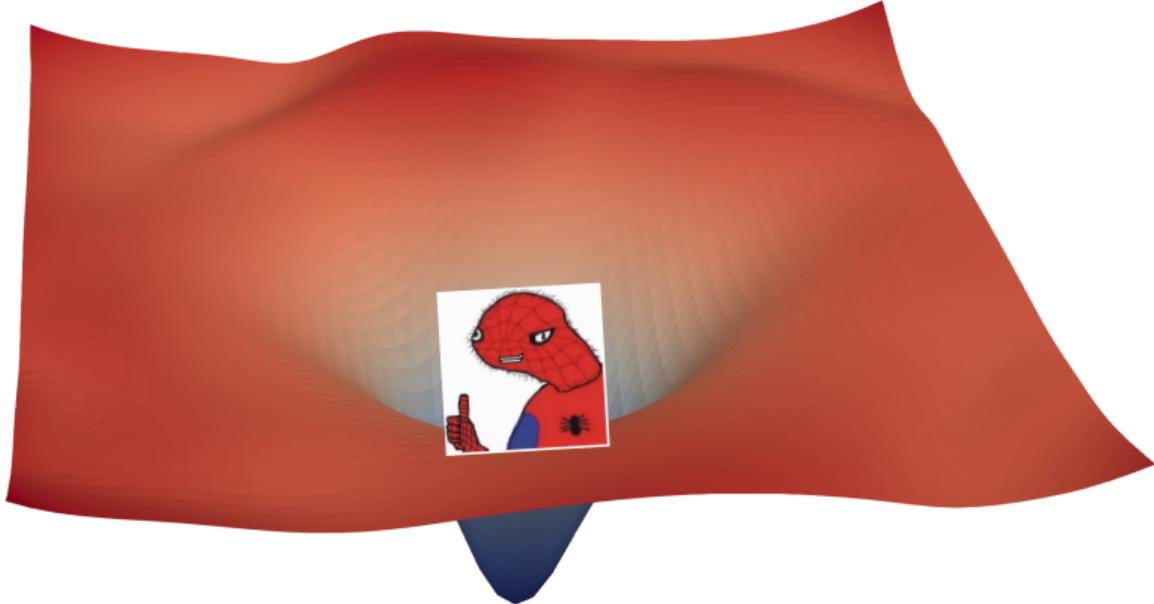


Рис. 20: The loss surface of ResNet-56 with skip connections

¹⁷Visualizing the Loss Landscape of Neural Nets, Hao Li, Zheng Xu, Gavin Taylor, Christoph Studer, Tom Goldstein

Может ли быть полезно изучение таких проекций, если серьезно? ¹⁸

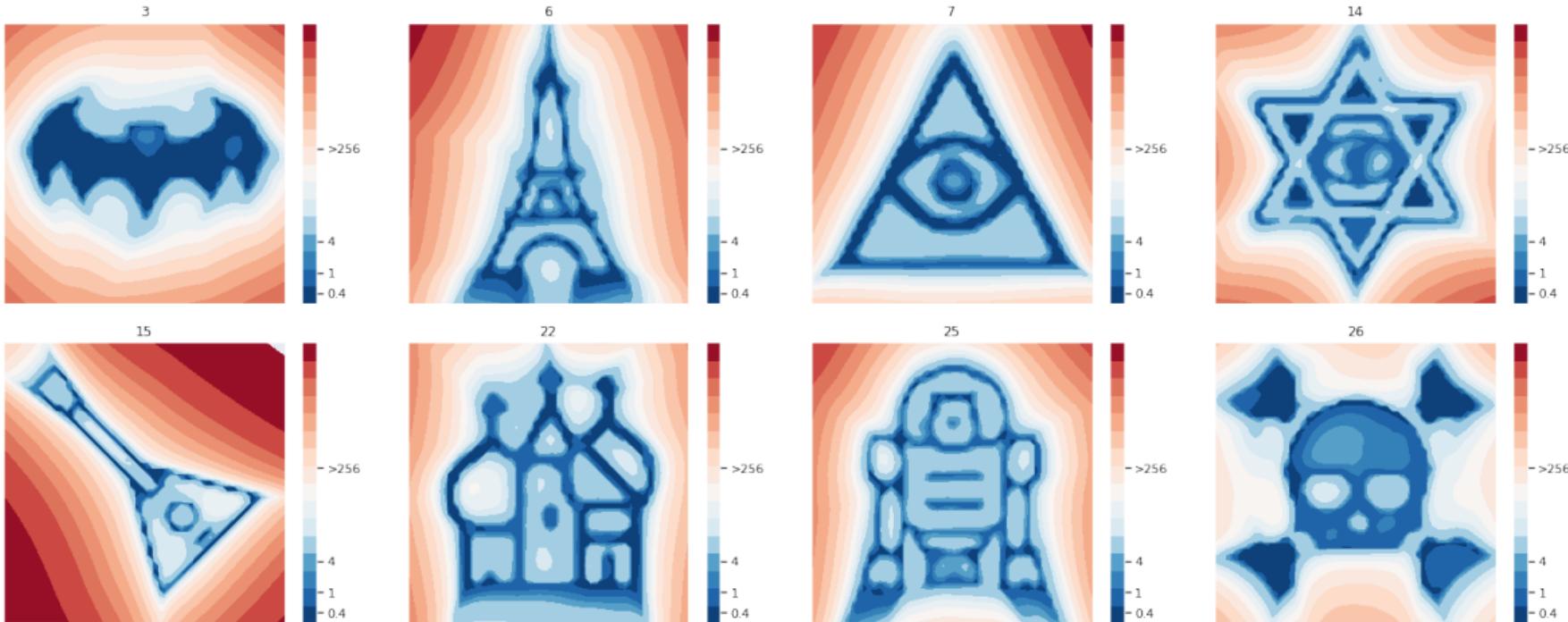
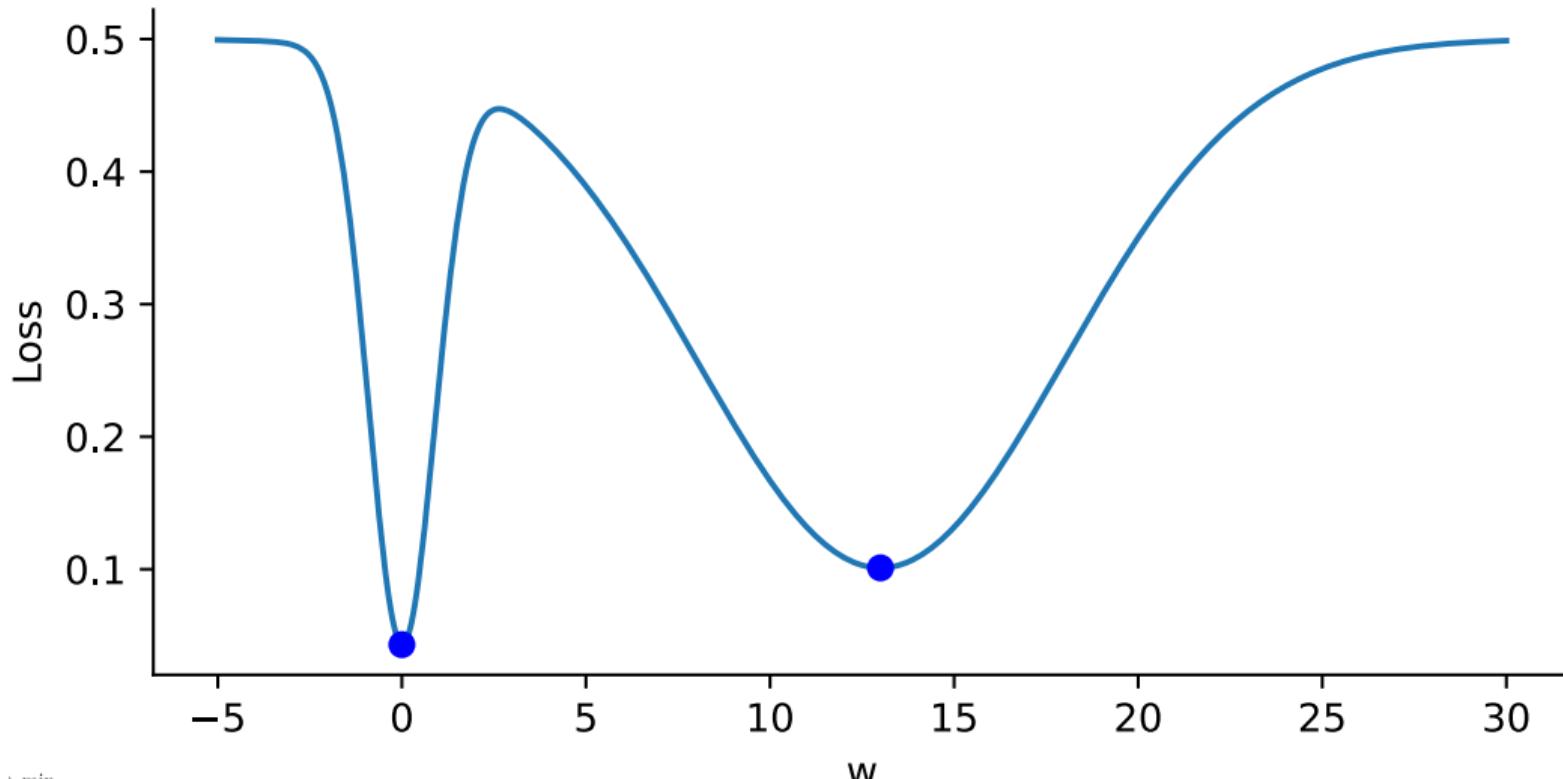


Рис. 21: Examples of a loss landscape of a typical CNN model on FashionMNIST and CIFAR10 datasets found with MPO. Loss values are color-coded according to a logarithmic scale

¹⁸Loss Landscape Sightseeing with Multi-Point Optimization, Ivan Skorokhodov, Mikhail Burtsev

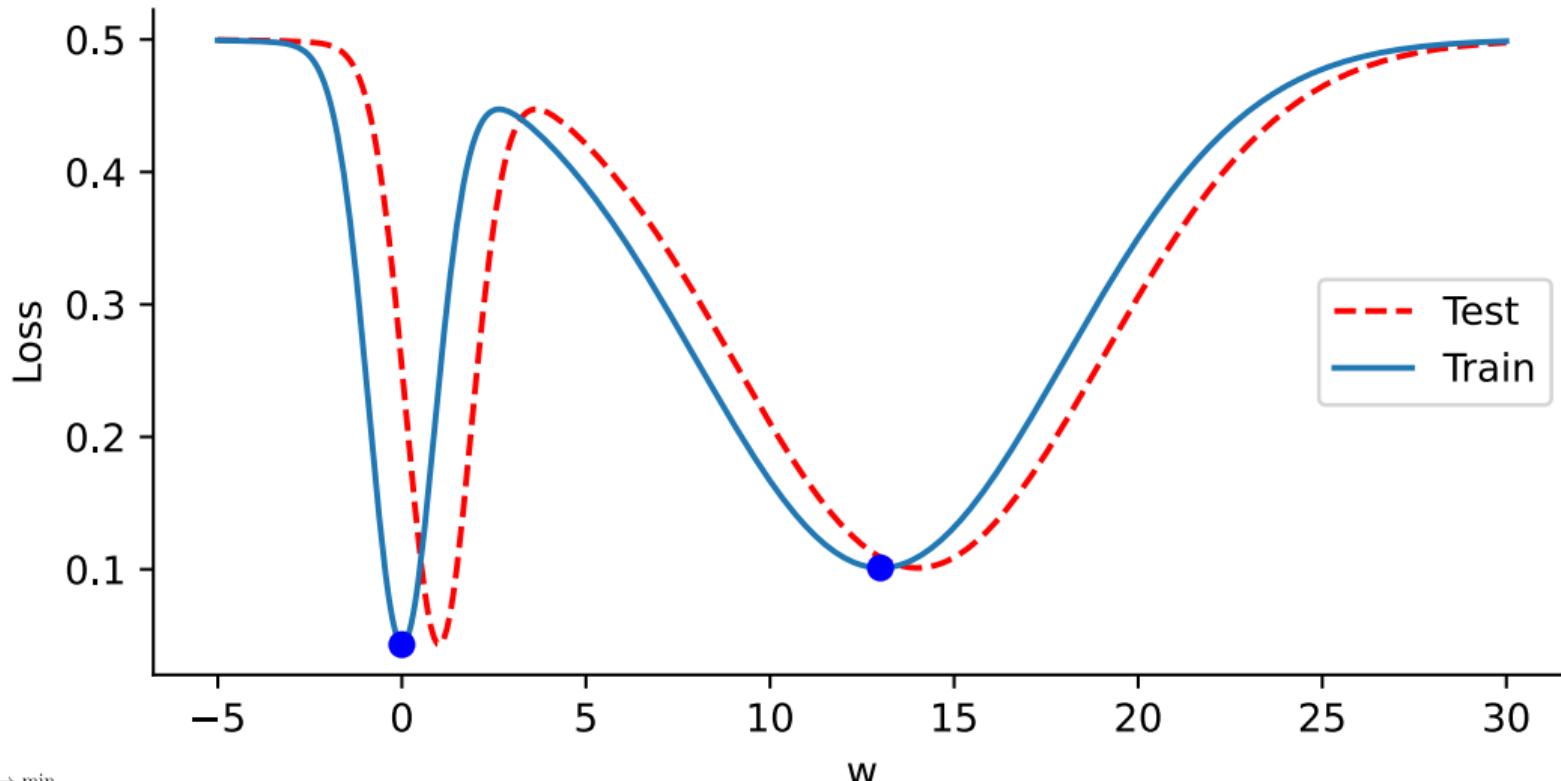
Ширина локальных минимумов

Узкие и широкие локальные минимумы



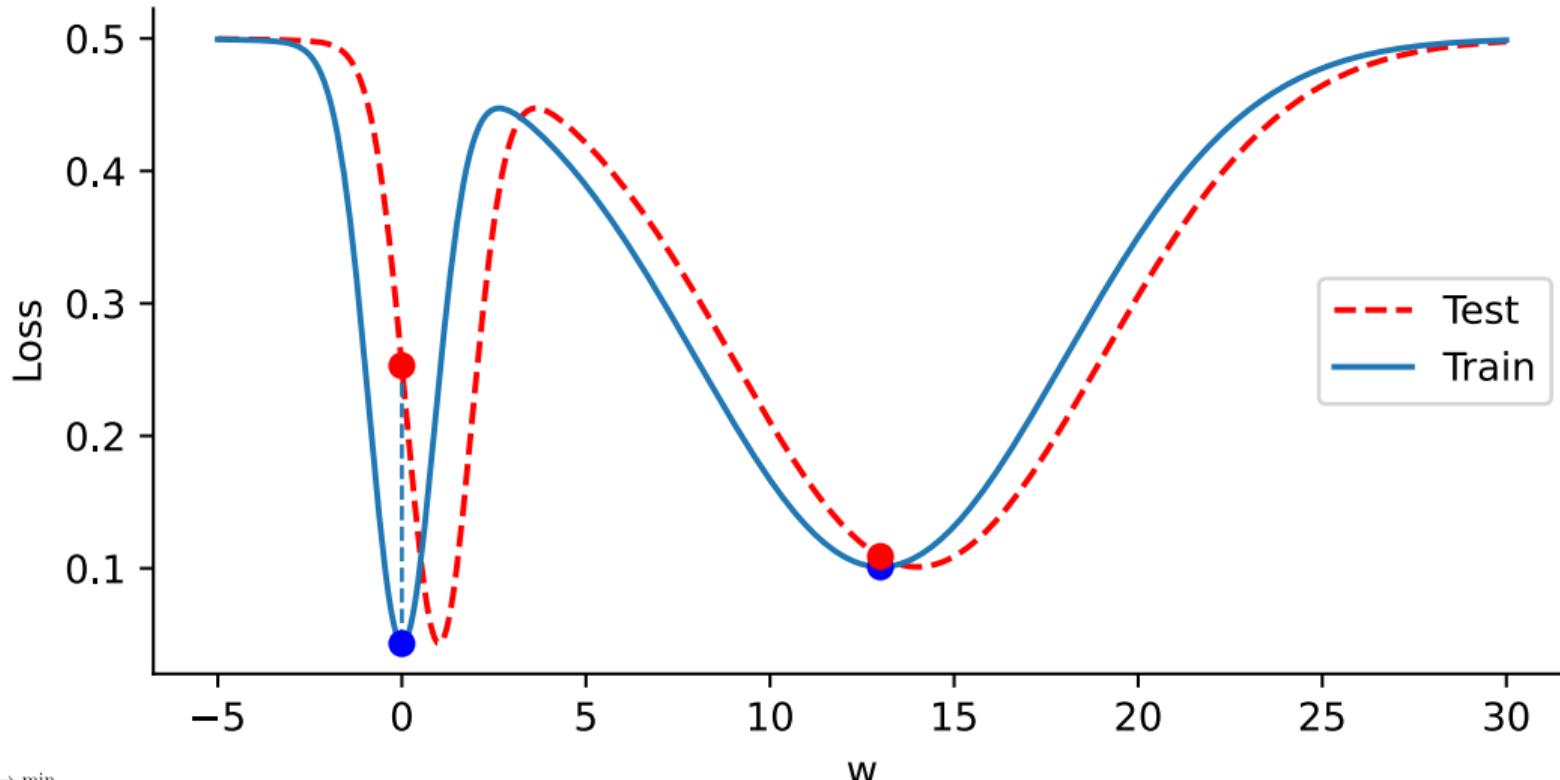
Ширина локальных минимумов

Узкие и широкие локальные минимумы

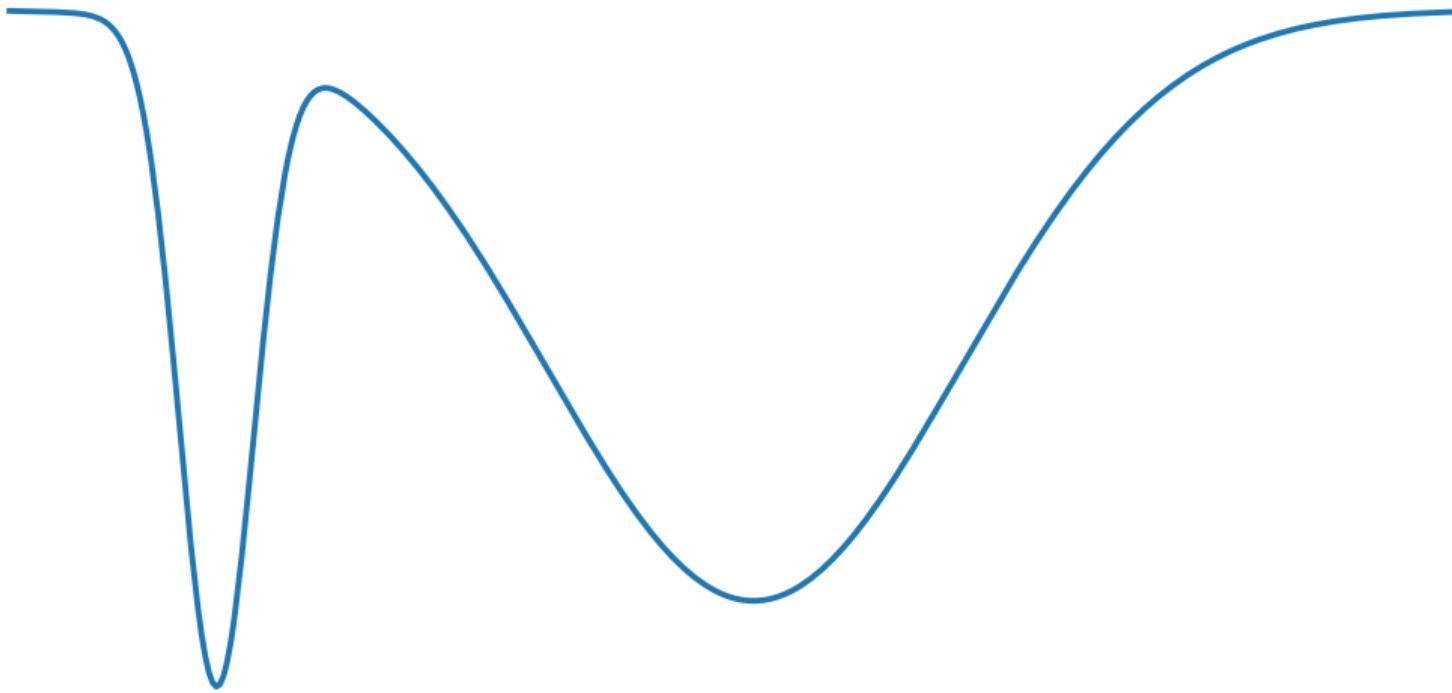


Ширина локальных минимумов

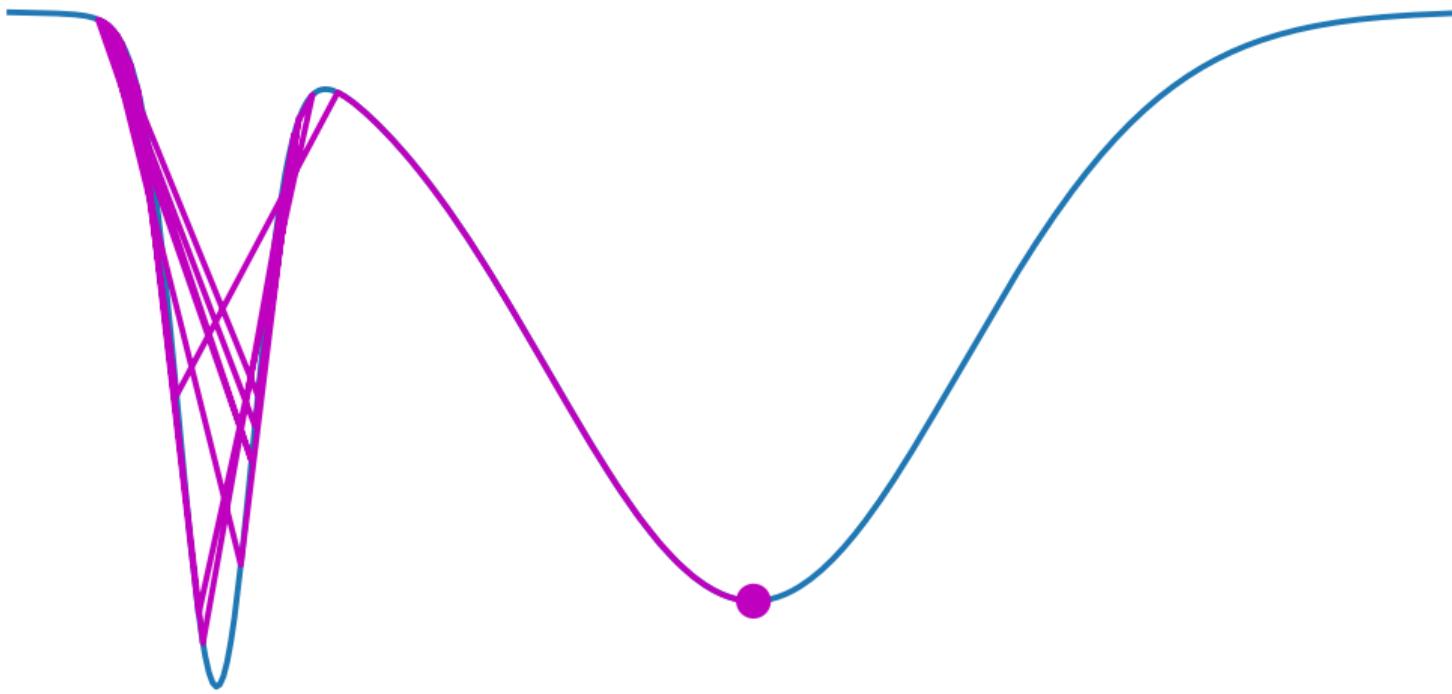
Узкие и широкие локальные минимумы



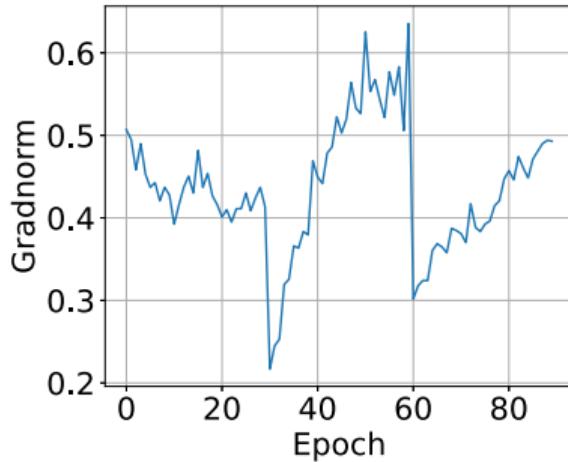
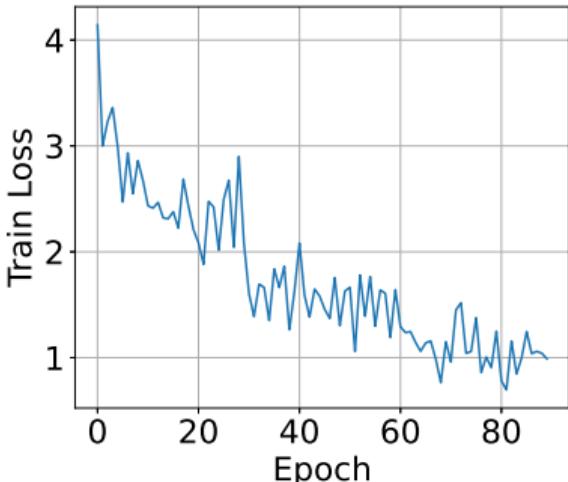
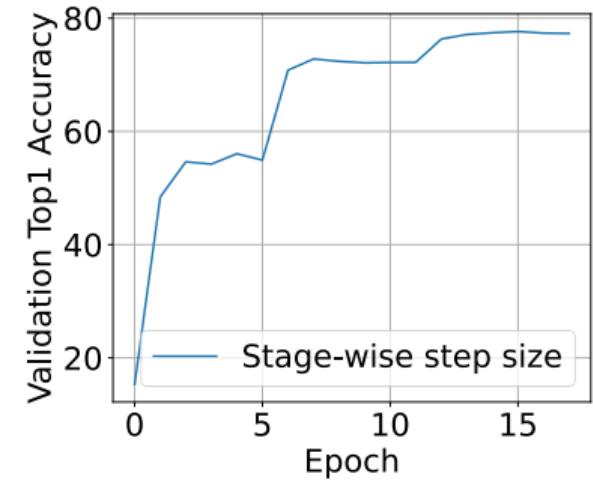
Градиентный спуск с маленьким шагом
сходится в узкий локальный минимум



Градиентный спуск с большим шагом
избегает узкого локального минимума



Модели не сходятся к стационарным точкам, но это не страшно¹⁹



¹⁹NN Weights Do Not Converge to Stationary Points

Grokking²⁰

Modular Division (training on 50% of data)

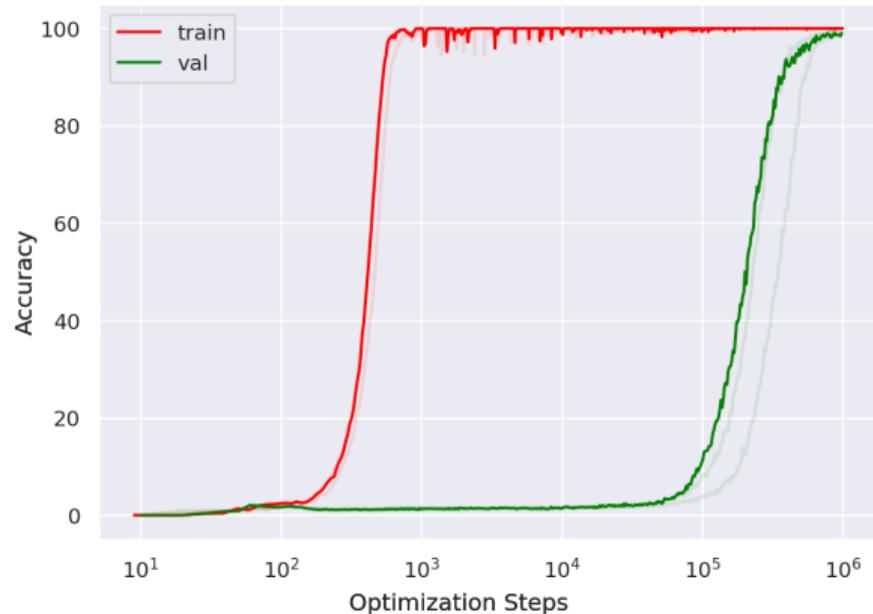


Рис. 22: Training transformer with 2 layers, width 128, and 4 attention heads, with a total of about $4 \cdot 10^5$ non-embedding parameters. Reproduction of experiments (~ half an hour) is available here

- Рекомендую посмотреть лекцию Дмитрия Ветрова **Удивительные свойства функции потерь в нейронной сети** (Surprising properties of loss landscape in overparameterized models). видео, Презентация

SMOL
LM

$$5 \bmod 2 = 1$$

$$7 \bmod 3 = 1$$

Grokking²⁰

Modular Division (training on 50% of data)

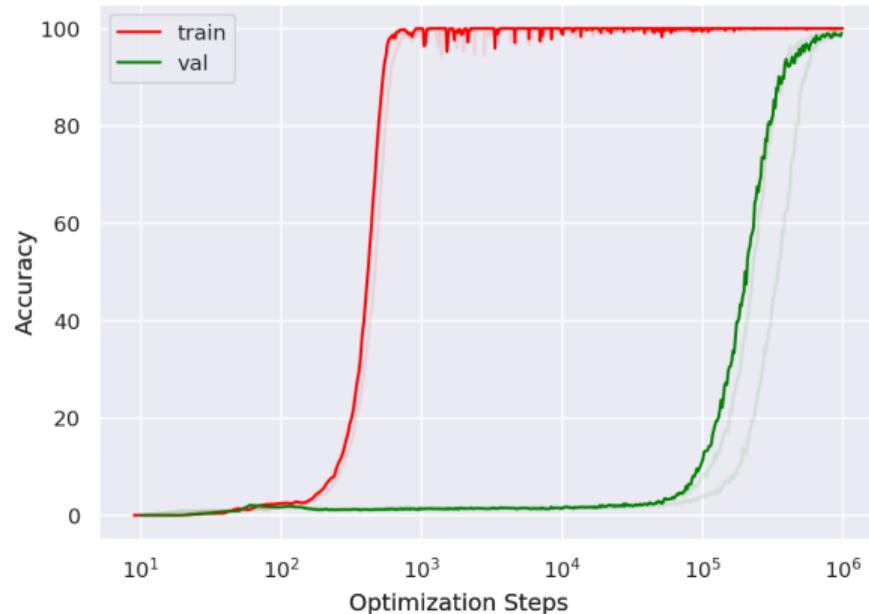


Рис. 22: Training transformer with 2 layers, width 128, and 4 attention heads, with a total of about $4 \cdot 10^5$ non-embedding parameters. Reproduction of experiments (\sim half an hour) is available here

- Рекомендую посмотреть лекцию Дмитрия Ветрова **Удивительные свойства функции потерь в нейронной сети** (Surprising properties of loss landscape in overparameterized models). видео, Презентация
- Автор канала Свидетели Градиента собирает интересные наблюдения и эксперименты про гроккинг.

Grokking²⁰

Modular Division (training on 50% of data)

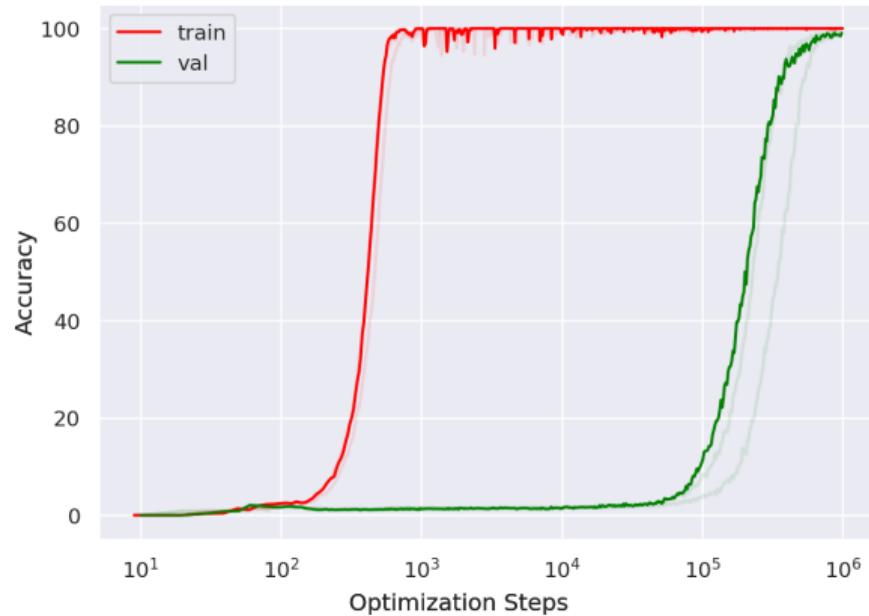


Рис. 22: Training transformer with 2 layers, width 128, and 4 attention heads, with a total of about $4 \cdot 10^5$ non-embedding parameters. Reproduction of experiments (\sim half an hour) is available here

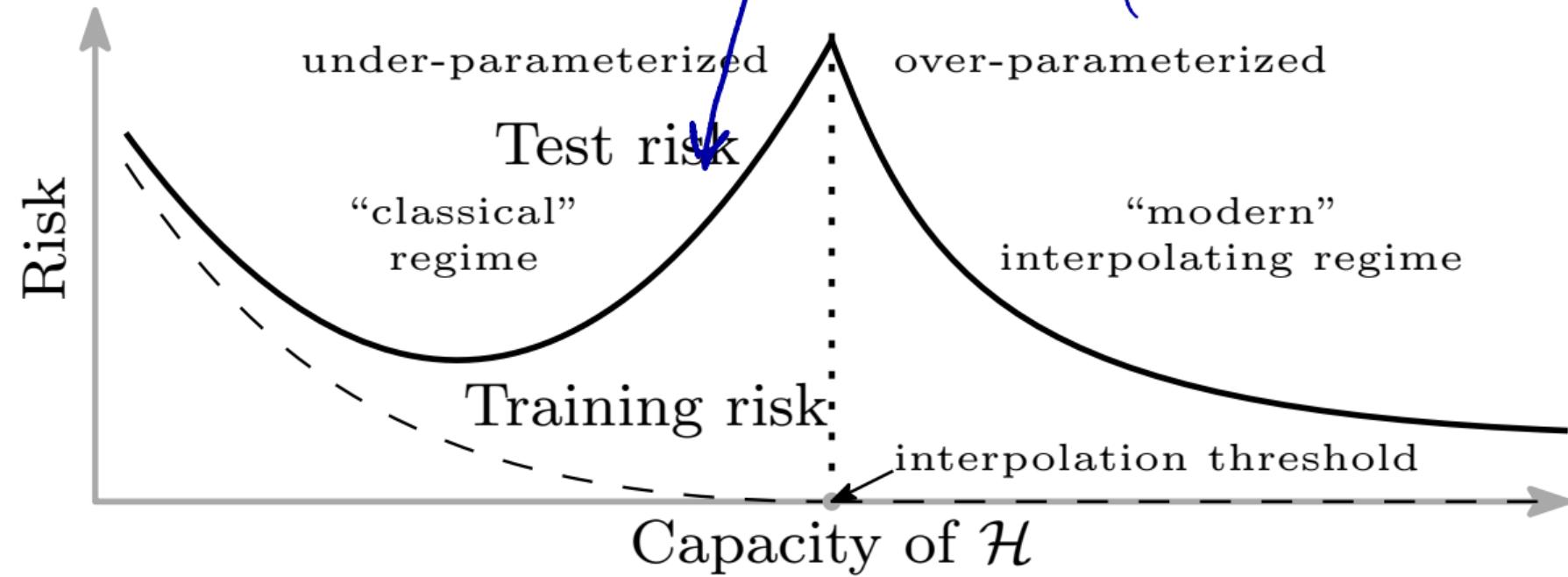
- Рекомендую посмотреть лекцию Дмитрия Ветрова **Удивительные свойства функции потерь в нейронной сети** (Surprising properties of loss landscape in overparameterized models). видео, Презентация
- Автор канала Свидетели Градиента собирает интересные наблюдения и эксперименты про гроккинг.
- Также есть видео с его докладом **Чем не является гроккинг**.

²⁰Grokking: Generalization Beyond Overfitting on Small Algorithmic Datasets, Alethea Power, Yuri Burda, Harri Edwards, Igor Babuschkin, Vedant Misra, [x,y,z](#)

Эта задача оптимизации даже сложнее, чем кажется

Double Descent²¹

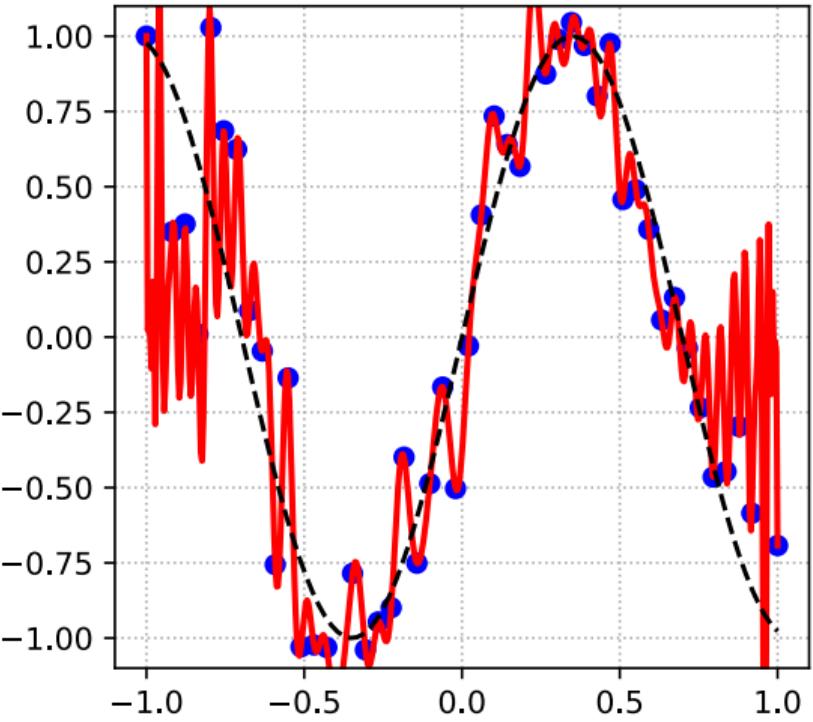
НЕПРОБУЖЕНЕ
(OVERFITTING)



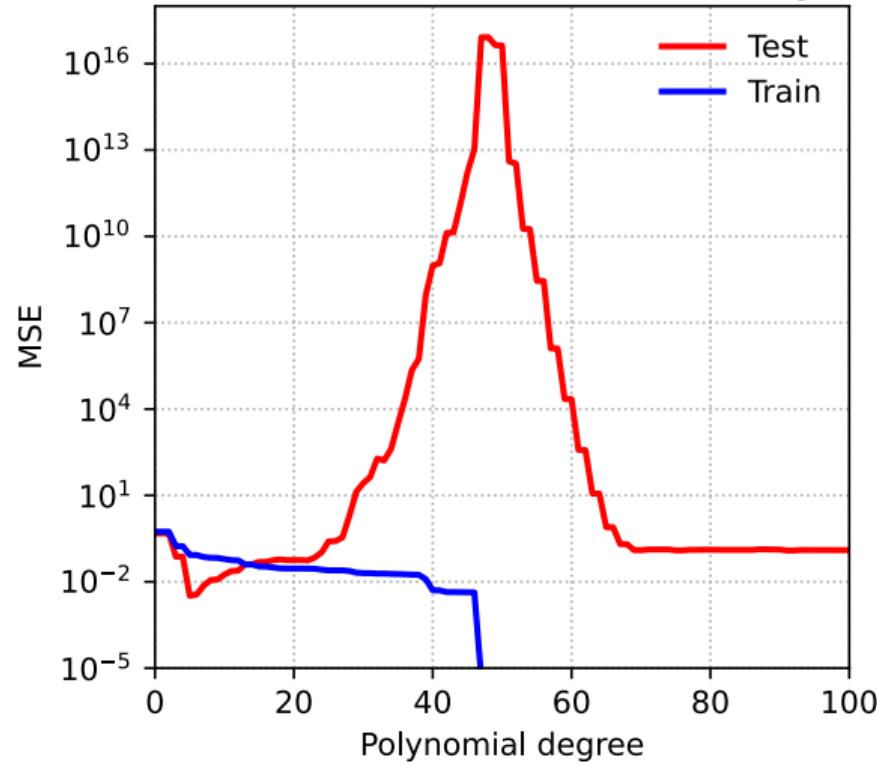
²¹Reconciling modern machine learning practice and the bias-variance trade-off, Mikhail Belkin, Daniel Hsu, Siyuan Ma, Soumik Mandal

Double Descent

Polynomial Fitting



@fminxyz

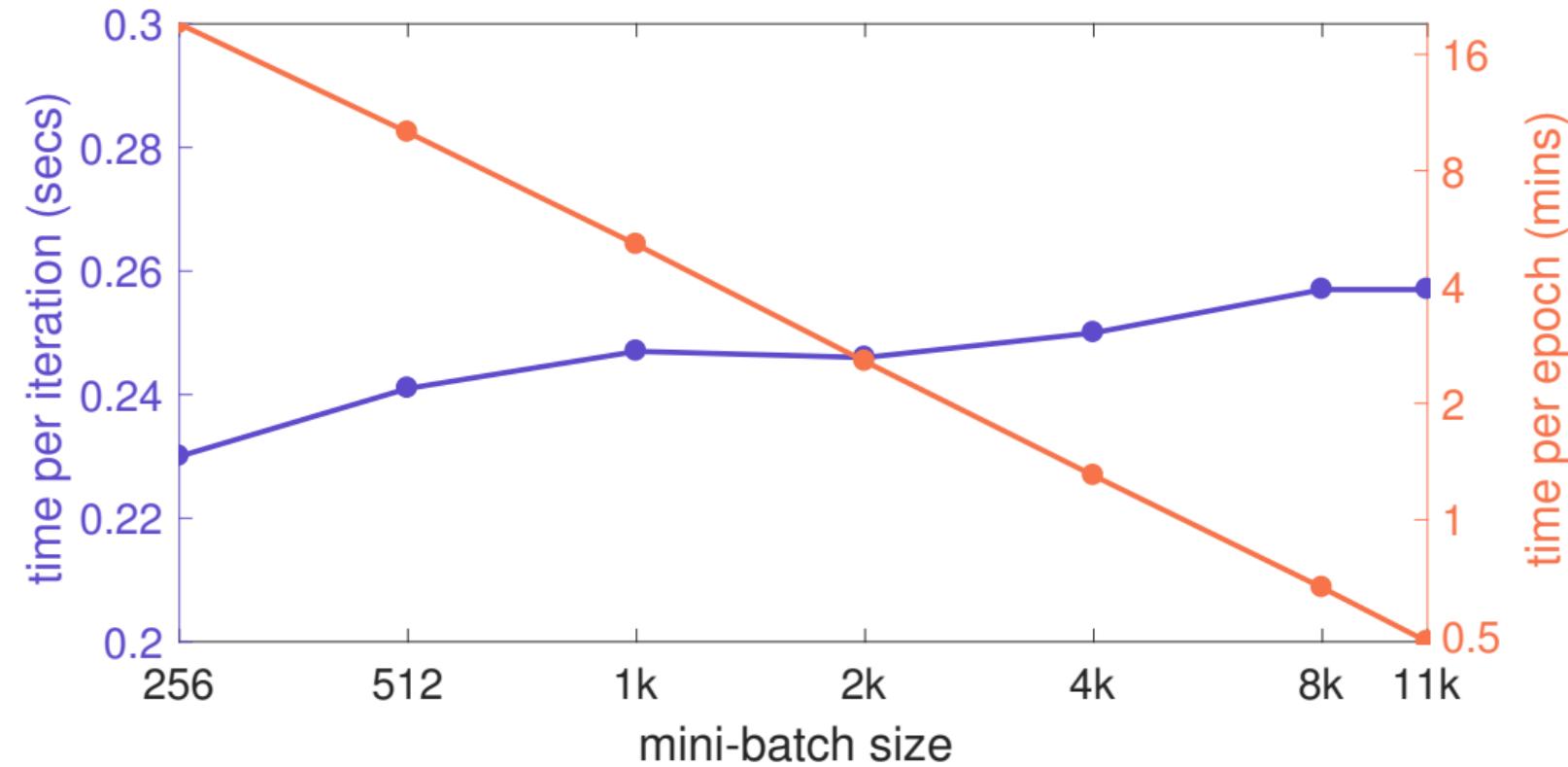


Exponential learning rate

- Exponential Learning Rate Schedules for Deep Learning

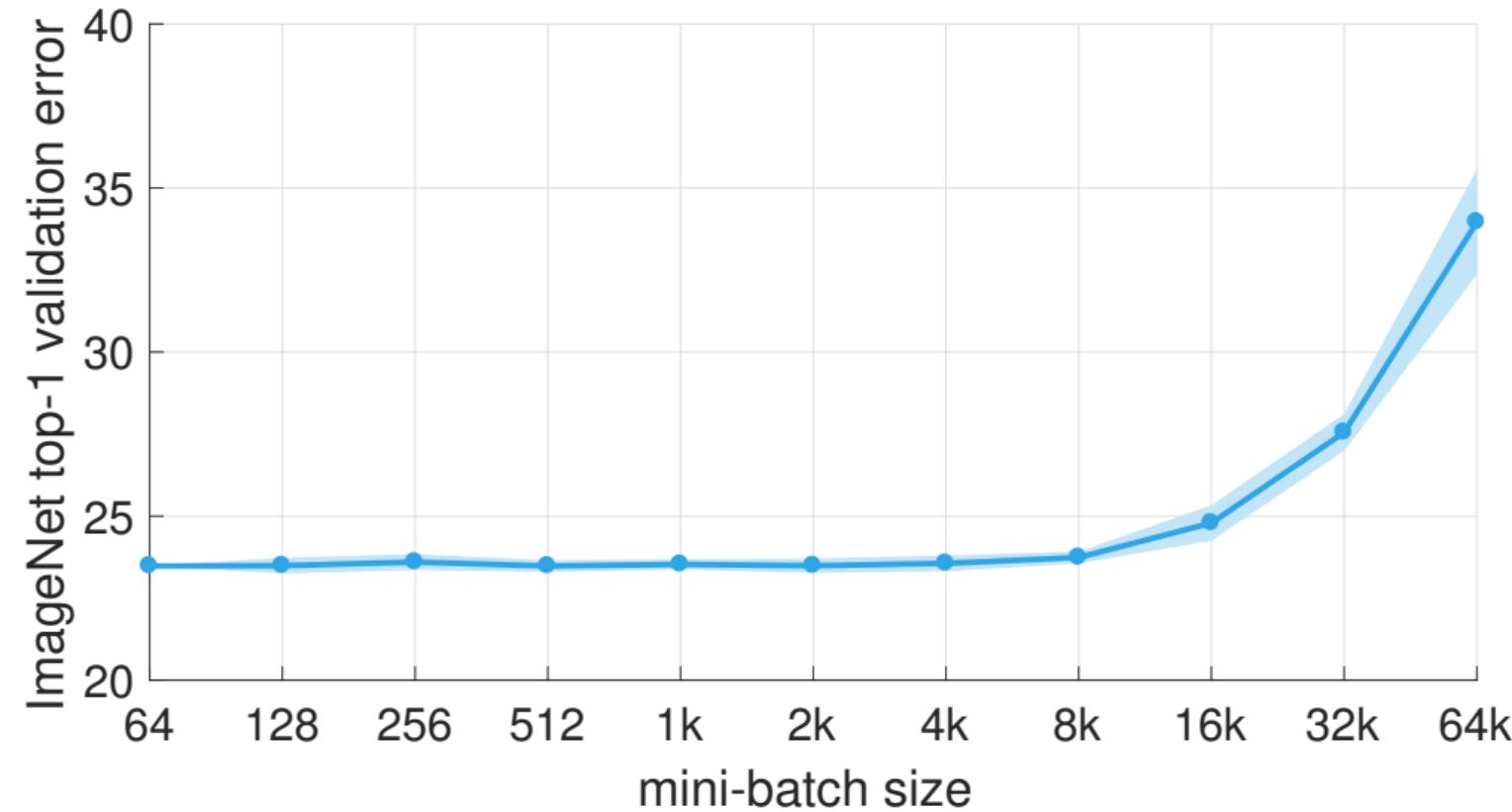
Large batch training

Large batch training²²



²²Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

Large batch training²³



²³Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

Large batch training²⁴

Effective batch size (kn)	α	top-1 error (%)
256	0.05	23.92 ± 0.10
256	0.10	23.60 ± 0.12
256	0.20	23.68 ± 0.09
8k	$0.05 \cdot 32$	24.27 ± 0.08
8k	$0.10 \cdot 32$	23.74 ± 0.09
8k	$0.20 \cdot 32$	24.05 ± 0.18
8k	0.10	41.67 ± 0.10
8k	$0.10 \cdot \sqrt{32}$	26.22 ± 0.03

Comparison of learning rate scaling rules. ResNet-50 trained on ImageNet. A reference learning rate of $\alpha = 0.1$ works best for $kn = 256$ (23.68% error). The linear scaling rule suggests $\alpha = 0.1 \cdot 32$ when $kn = 8k$, which again gives best performance (23.74% error). Other ways of scaling α give worse results.

²⁴Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

Linear and square root scaling rules

When training with large batches, the learning rate must be adjusted to maintain convergence speed and stability. The **linear scaling rule**²⁵ suggests multiplying the learning rate by the same factor as the increase in batch size:

$$\alpha_{\text{new}} = \alpha_{\text{base}} \cdot \frac{\text{Batch Size}_{\text{new}}}{\text{Batch Size}_{\text{base}}}$$

The **square root scaling rule**²⁶ proposes scaling the learning rate with the square root of the batch size increase:

$$\alpha_{\text{new}} = \alpha_{\text{base}} \cdot \sqrt{\frac{\text{Batch Size}_{\text{new}}}{\text{Batch Size}_{\text{base}}}}$$

Authors claimed, that it suits for adaptive optimizers like Adam, RMSProp and etc. while linear scaling rule serves well for SGD.

²⁵Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

²⁶Learning Rates as a Function of Batch Size: A Random Matrix Theory Approach to Neural Network Training

Gradual warmup²⁷

Gradual warmup helps to avoid instability when starting with large learning rates by slowly increasing the learning rate from a small value to the target value over a few epochs. This is defined as:

$$\alpha_t = \alpha_{\max} \cdot \frac{t}{T_w}$$

where t is the current iteration and T_w is the warmup duration in iterations. In the original paper, authors used first 5 epochs for gradual warmup.

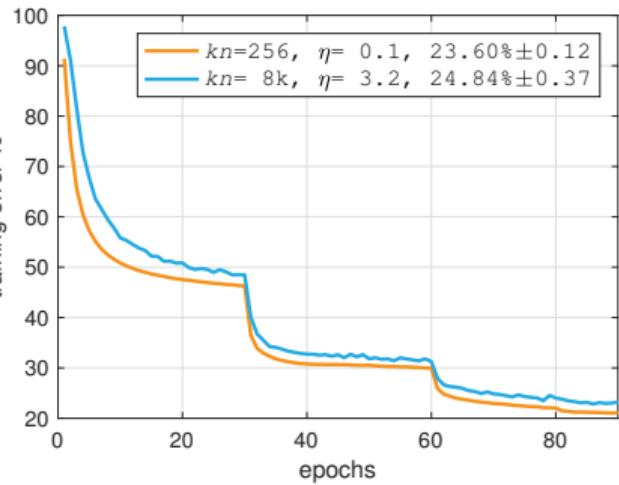


Рис. 23: no warmup

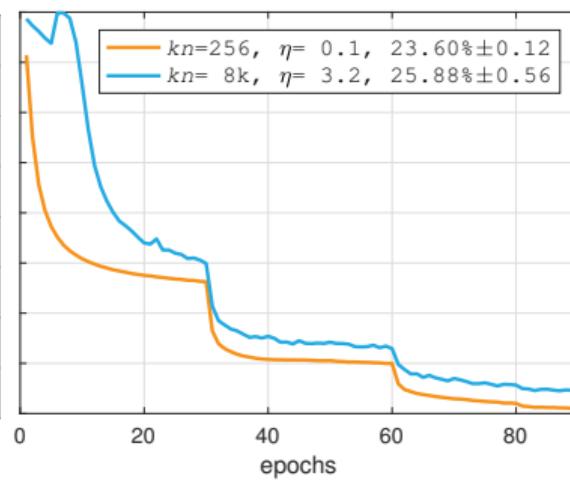


Рис. 24: constant warmup

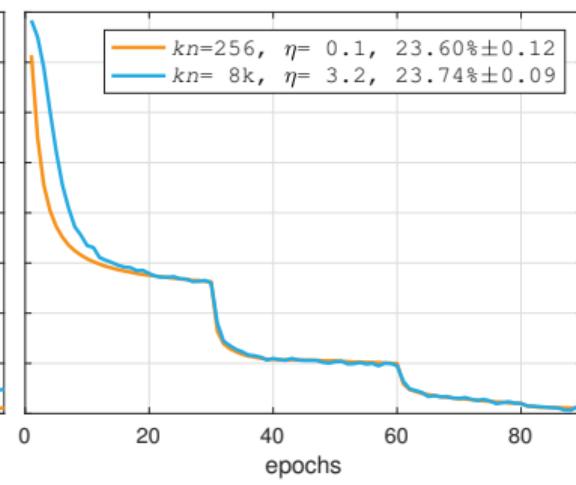


Рис. 25: gradual warmup

²⁷Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour

Gradient accumulation

Gradient accumulation allows the effective batch size to be increased without requiring larger memory by accumulating gradients over several mini-batches:

Without gradient accumulation

```
for i, (inputs, targets) in enumerate(data):
    outputs = model(inputs)
    loss = criterion(outputs, targets)
    loss.backward()

    optimizer.step()
    optimizer.zero_grad()
```

Gradient accumulation

Gradient accumulation allows the effective batch size to be increased without requiring larger memory by accumulating gradients over several mini-batches:

Without gradient accumulation

```
for i, (inputs, targets) in enumerate(data):
    outputs = model(inputs)
    loss = criterion(outputs, targets)
    loss.backward()

    optimizer.step()
    optimizer.zero_grad()
```

With gradient accumulation

```
for i, (inputs, targets) in enumerate(data):
    outputs = model(inputs)
    loss = criterion(outputs, targets)
    loss.backward()

    if (i+1) % accumulation_steps == 0:
        optimizer.step()
        optimizer.zero_grad()
```

MultiGPU training

Data Parallel training

1. Parameter server sends the full copy of the model to each device

Data Parallel training

1. Parameter server sends the full copy of the model to each device
2. Each device makes forward and backward passes

Data Parallel training

1. Parameter server sends the full copy of the model to each device
2. Each device makes forward and backward passes
3. Parameter server gathers gradients

Data Parallel training

1. Parameter server sends the full copy of the model to each device
2. Each device makes forward and backward passes
3. Parameter server gathers gradients
4. Parameter server updates the model

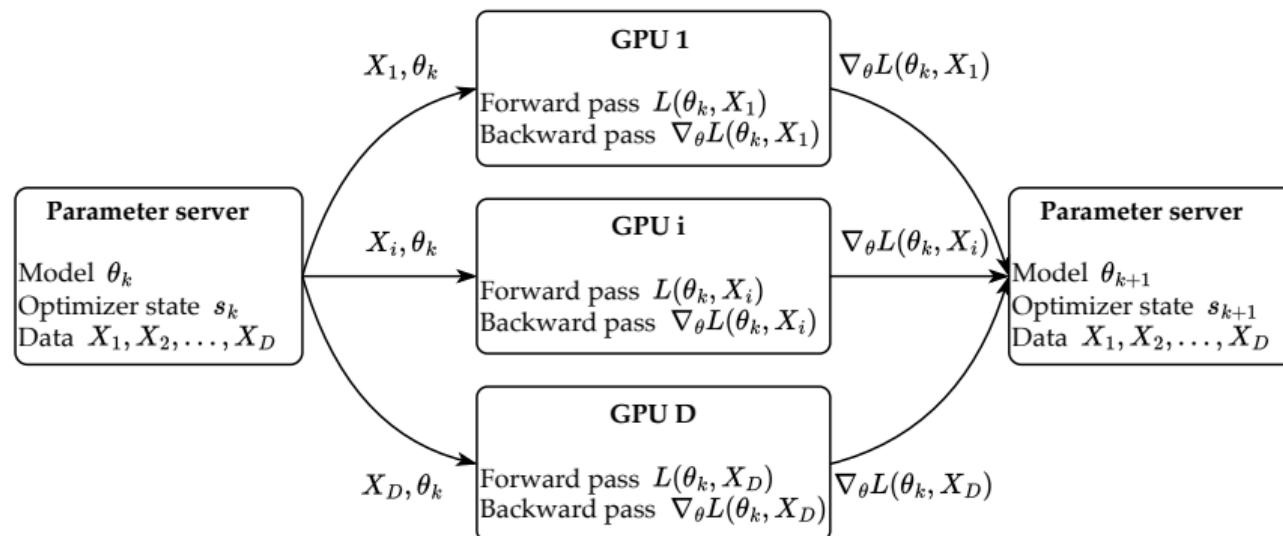
Data Parallel training

1. Parameter server sends the full copy of the model to each device
2. Each device makes forward and backward passes
3. Parameter server gathers gradients
4. Parameter server updates the model

Data Parallel training

1. Parameter server sends the full copy of the model to each device
2. Each device makes forward and backward passes
3. Parameter server gathers gradients
4. Parameter server updates the model

Per device batch size: b . Overall batchsize: D_b . Data parallelism involves splitting the data across multiple GPUs, each with a copy of the model. Gradients are averaged and weights updated synchronously:



Distributed Data Parallel training

Distributed Data Parallel (DDP)²⁸ extends data parallelism across multiple nodes. Each node computes gradients locally, then synchronizes with others. Below one can find differences from the PyTorch site. This is used by default in Accelerate library.

DataParallel	DistributedDataParallel
More overhead; model is replicated and destroyed at each forward pass Only supports single-node parallelism Slower; uses multithreading on a single process and runs into Global Interpreter Lock (GIL) contention	Model is replicated only once Supports scaling to multiple machines Faster (no GIL contention) because it uses multiprocessing

²⁸Getting Started with Distributed Data Parallel

Naive model parallelism

Model parallelism divides the model across multiple GPUs. Each GPU handles a subset of the model layers, reducing memory load per GPU. Allows to work with the models, that won't fit in the single GPU Poor resource utilization.

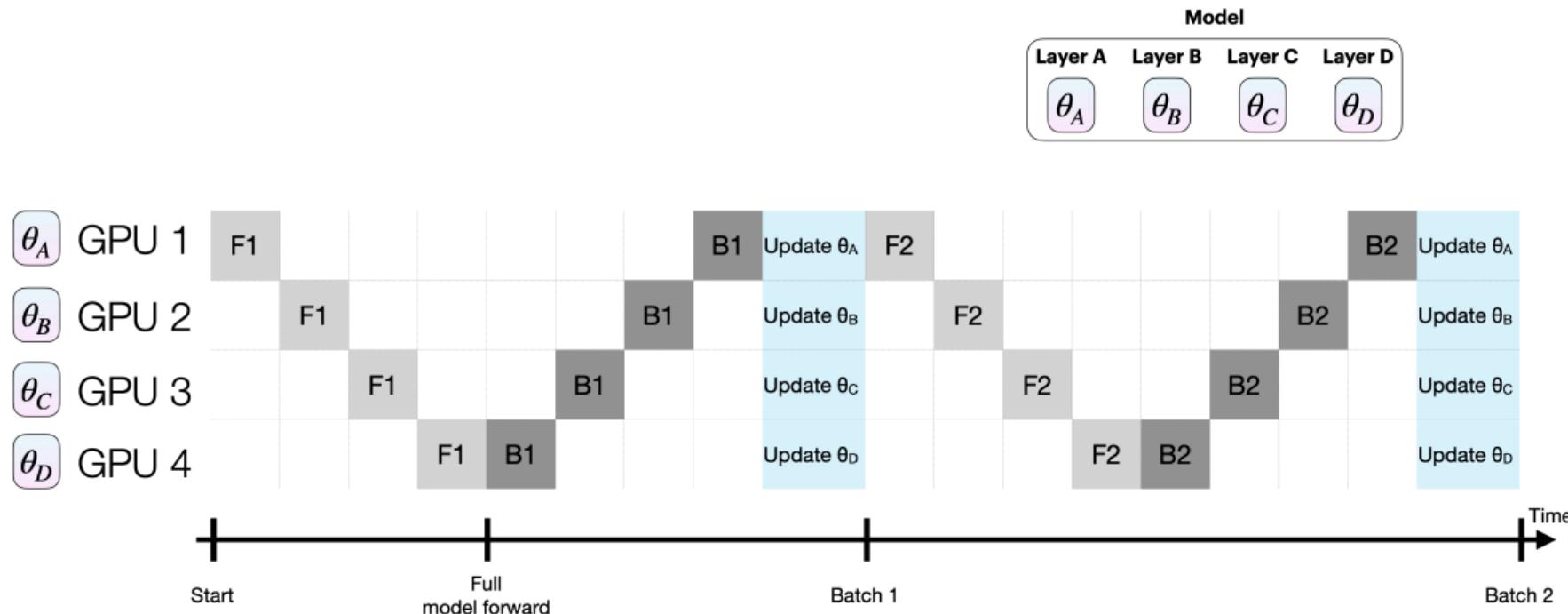
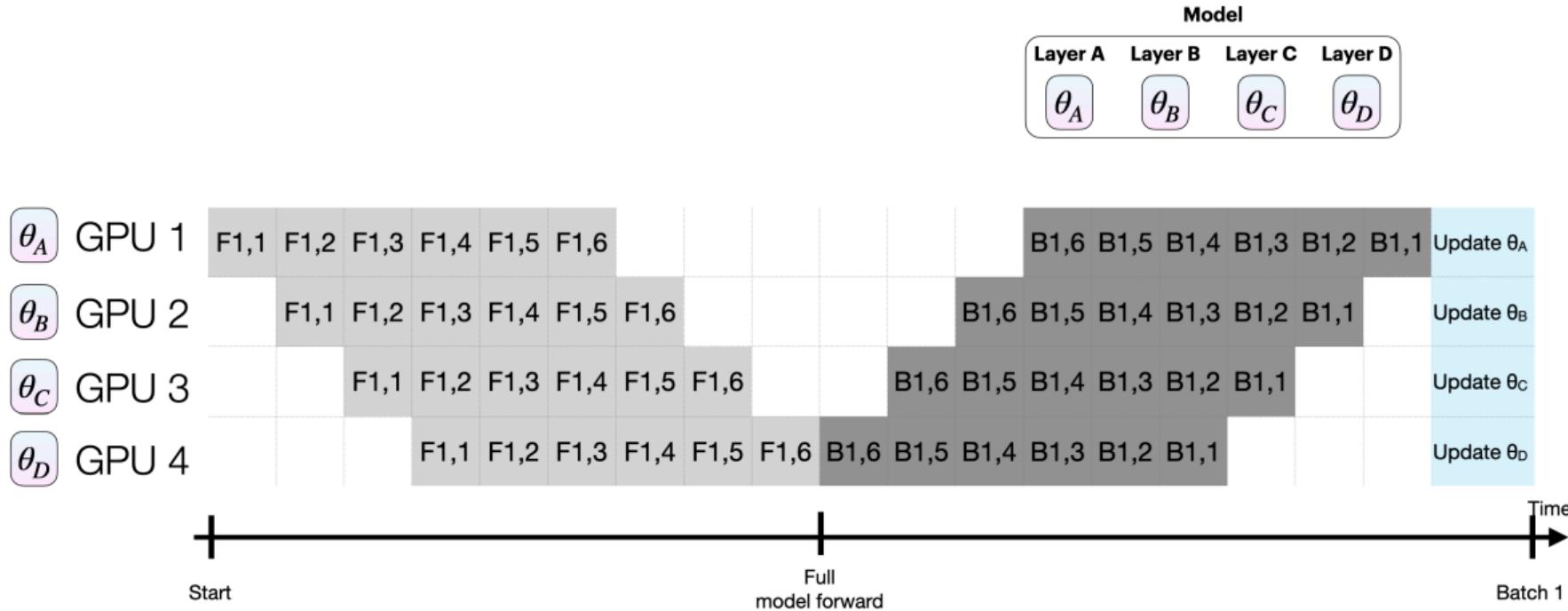


Рис. 27: Model parallelism

Pipeline model parallelism (GPipe) ²⁹

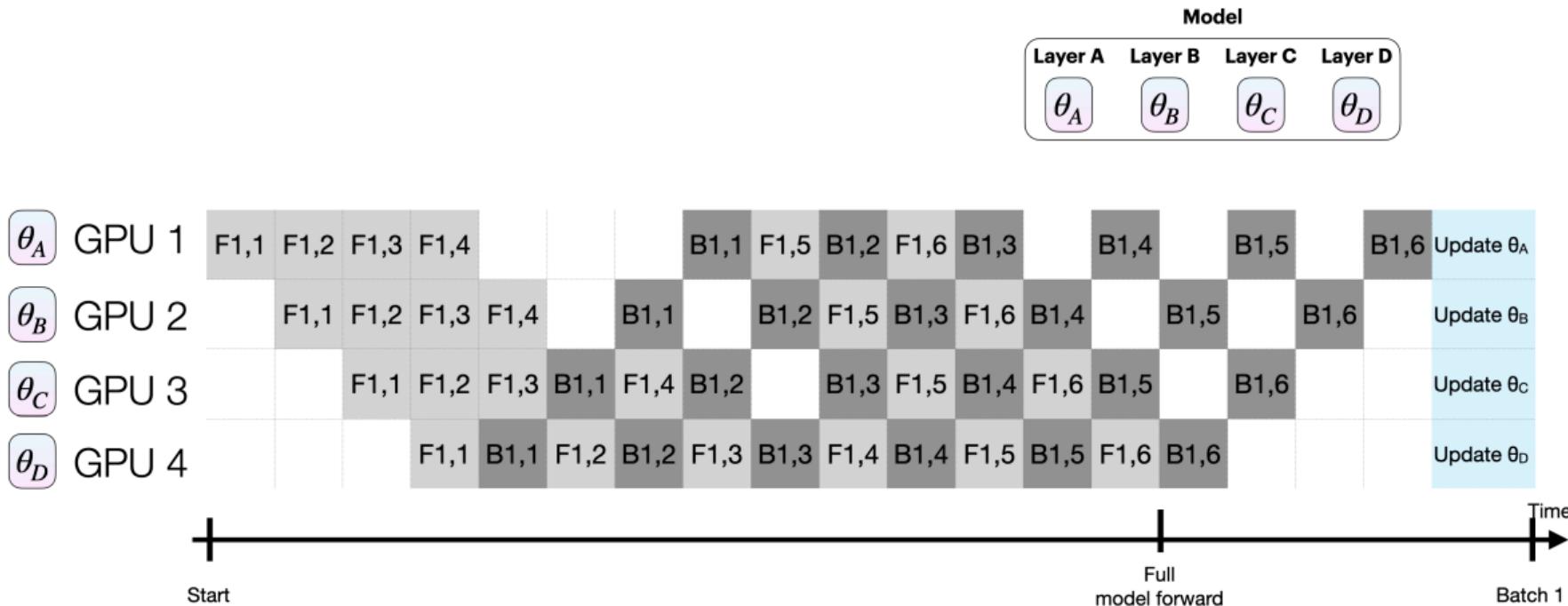
GPipe splits the model into stages, each processed sequentially. Micro-batches are passed through the pipeline, allowing for overlapping computation and communication:



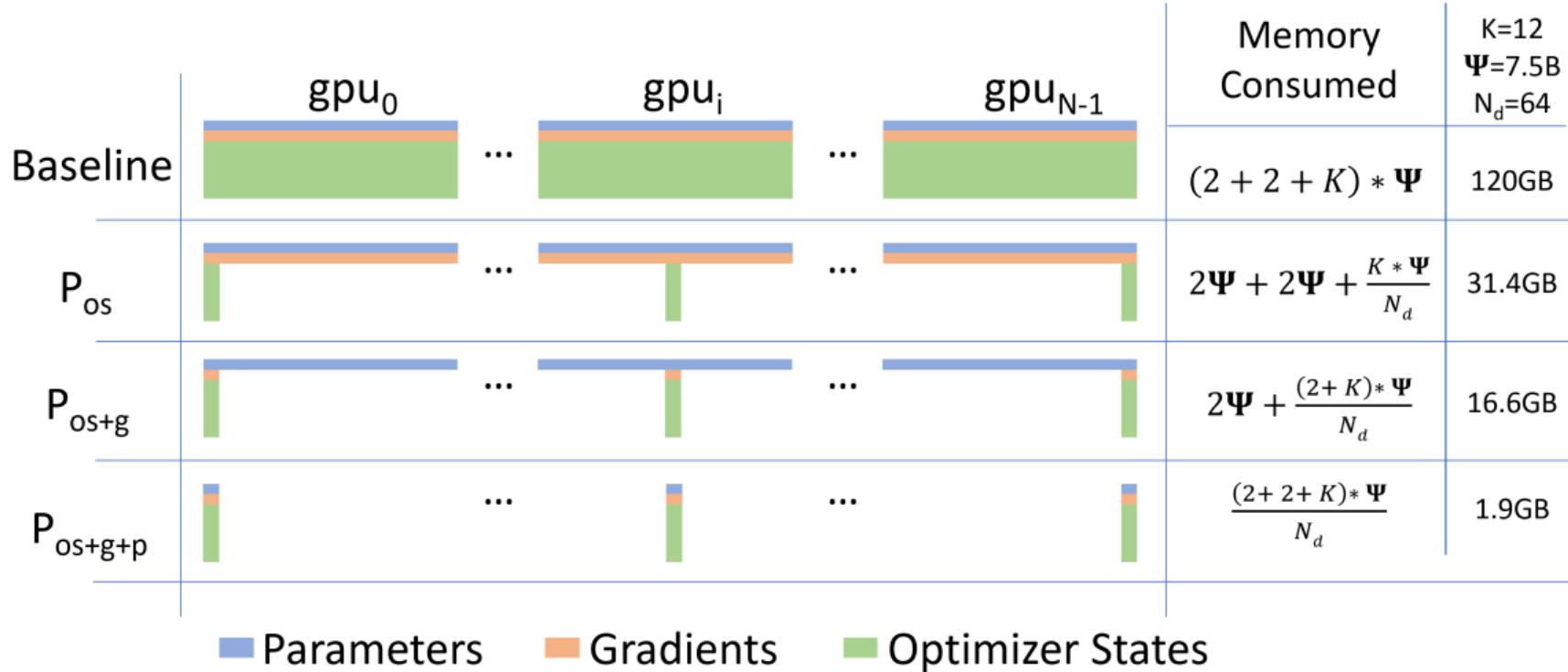
²⁹GPipe: Efficient Training of Giant Neural Networks using Pipeline Parallelism

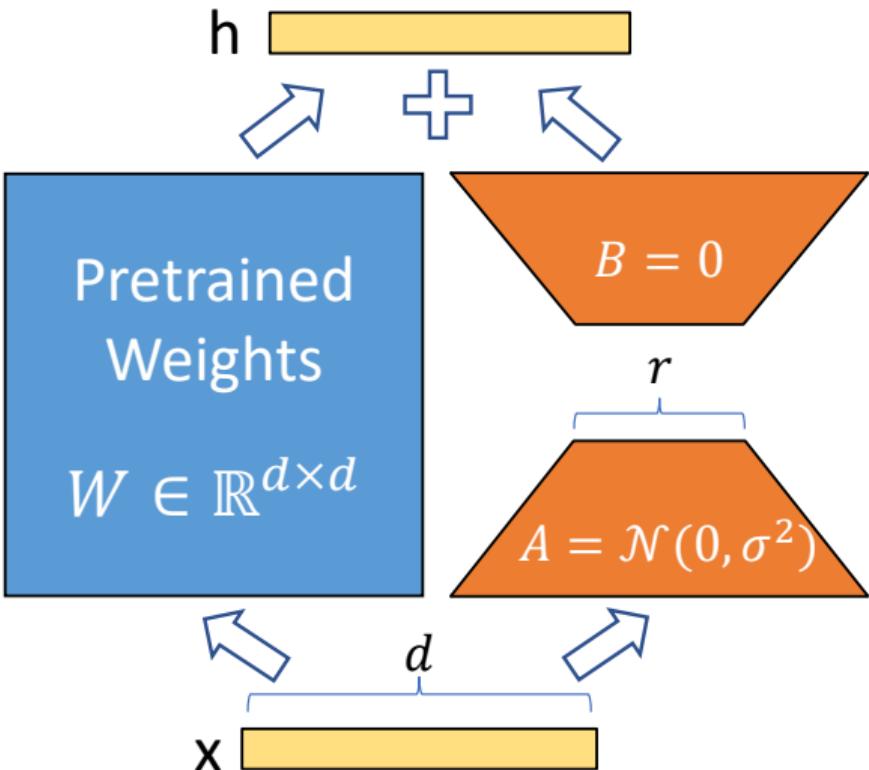
Pipeline model parallelism (PipeDream) 30

PipeDream uses asynchronous pipeline parallelism, balancing forward and backward passes across the pipeline stages to maximize utilization and reduce idle time:



³⁰PipeDream: Generalized Pipeline Parallelism for DNN Training

³¹ZeRO: Memory Optimizations Toward Training Trillion Parameter Models

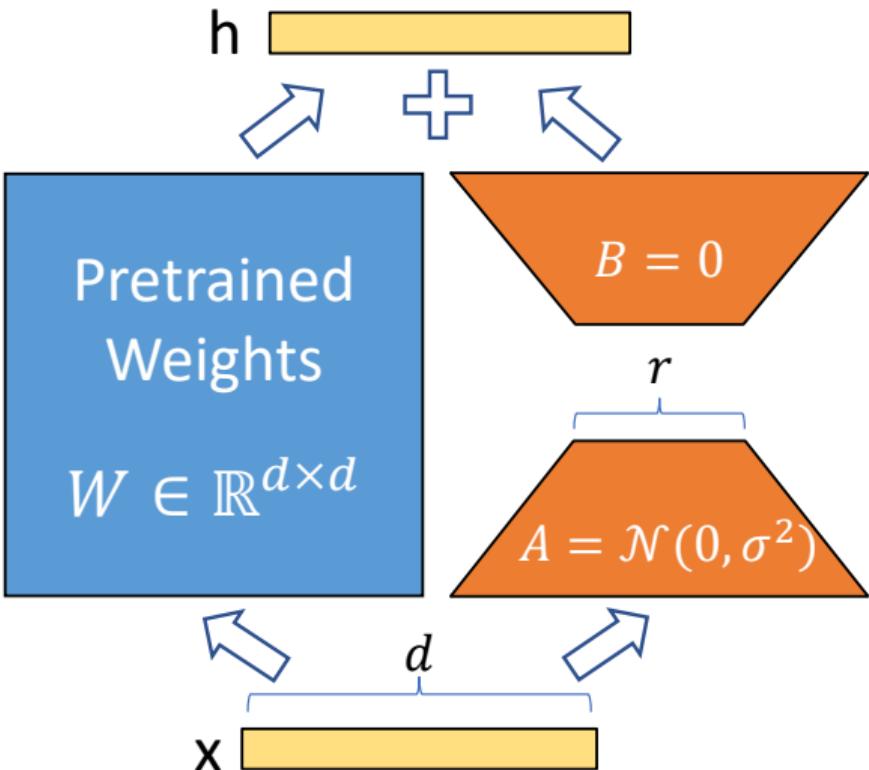


LoRA reduces the number of parameters by approximating weight matrices with low-rank factorization:

$$W_{\text{new}} = W + \Delta W$$

where $\Delta W = AB^T$, with A and B being low-rank matrices. This reduces computational and memory overhead while maintaining model performance.

- A is initialized as usual, while B is initialized with zeroes in order to start from identity mapping

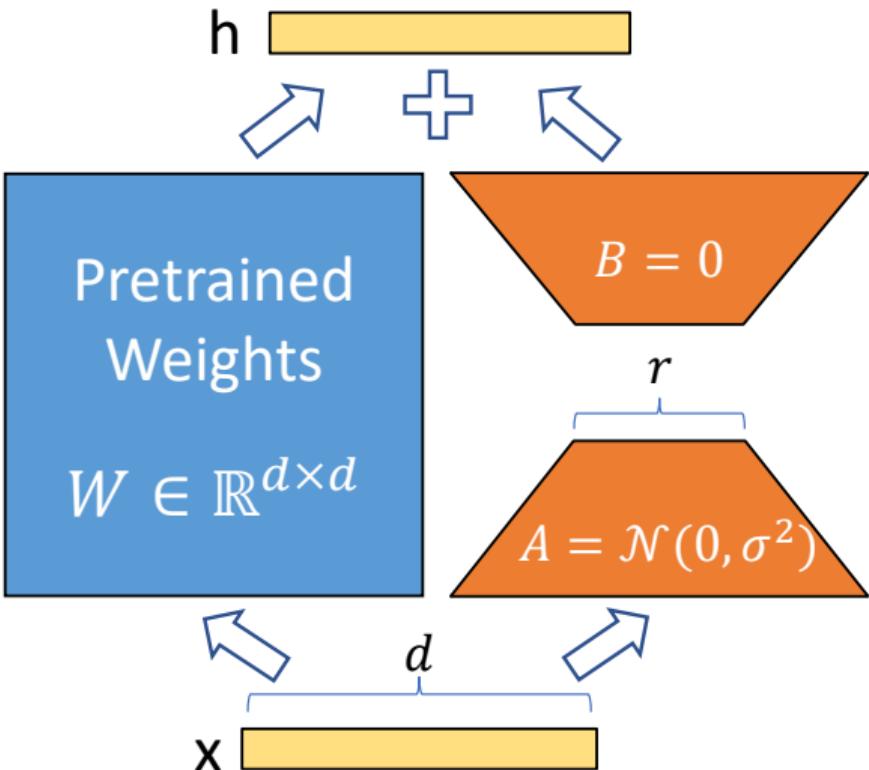


LoRA reduces the number of parameters by approximating weight matrices with low-rank factorization:

$$W_{\text{new}} = W + \Delta W$$

where $\Delta W = AB^T$, with A and B being low-rank matrices. This reduces computational and memory overhead while maintaining model performance.

- A is initialized as usual, while B is initialized with zeroes in order to start from identity mapping
- r is typically selected between 2 and 64

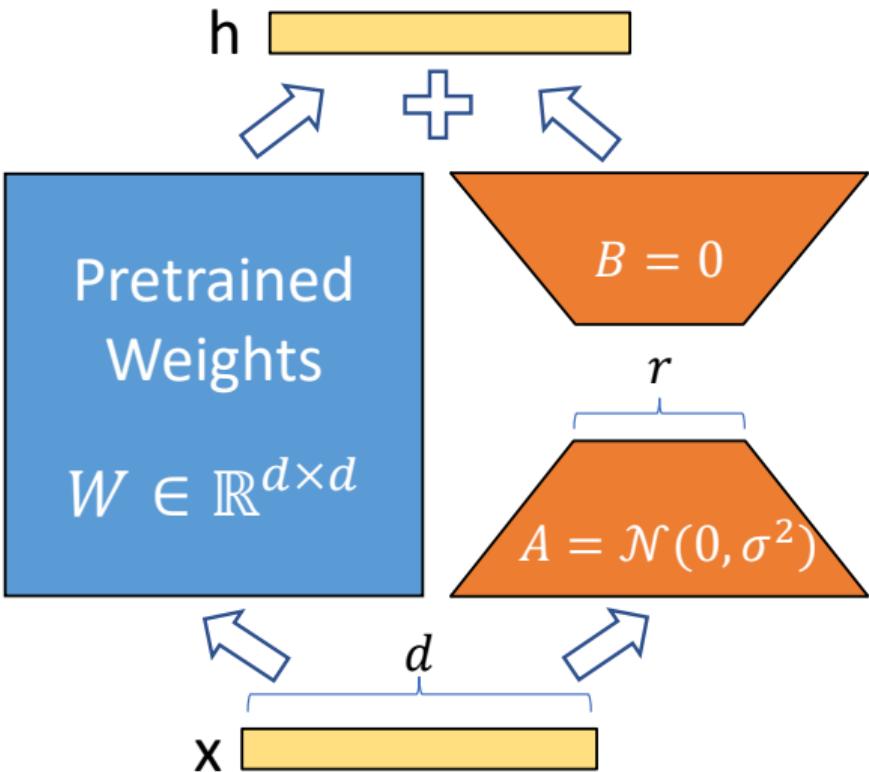


LoRA reduces the number of parameters by approximating weight matrices with low-rank factorization:

$$W_{\text{new}} = W + \Delta W$$

where $\Delta W = AB^T$, with A and B being low-rank matrices. This reduces computational and memory overhead while maintaining model performance.

- A is initialized as usual, while B is initialized with zeroes in order to start from identity mapping
- r is typically selected between 2 and 64
- Usually applied to attention modules



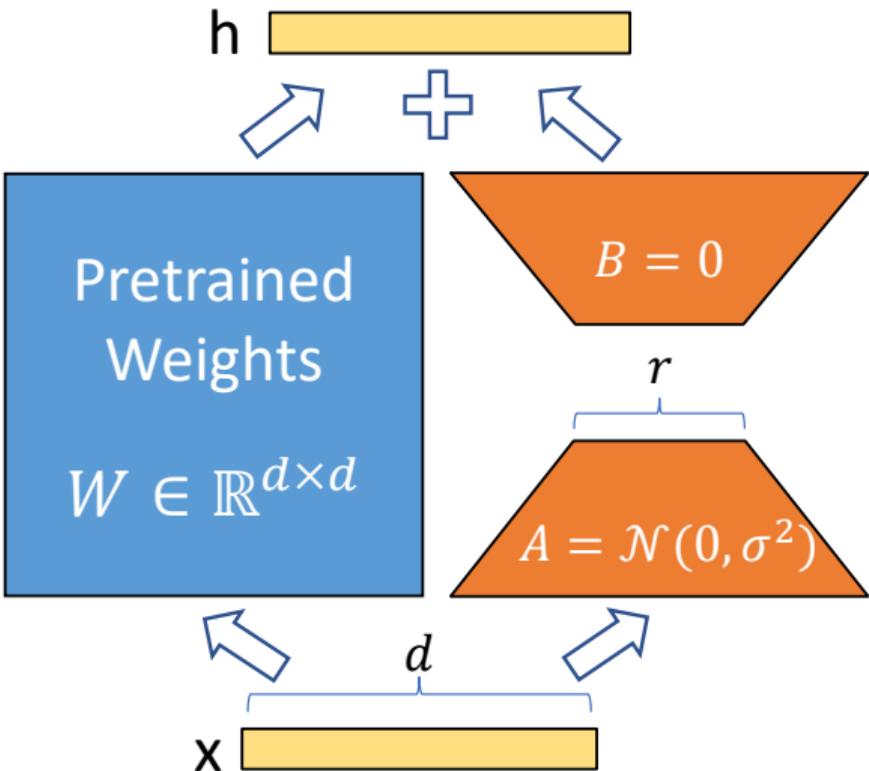
LoRA reduces the number of parameters by approximating weight matrices with low-rank factorization:

$$W_{\text{new}} = W + \Delta W$$

where $\Delta W = AB^T$, with A and B being low-rank matrices. This reduces computational and memory overhead while maintaining model performance.

- A is initialized as usual, while B is initialized with zeroes in order to start from identity mapping
- r is typically selected between 2 and 64
- Usually applied to attention modules

³²LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models



LoRA reduces the number of parameters by approximating weight matrices with low-rank factorization:

$$W_{\text{new}} = W + \Delta W$$

where $\Delta W = AB^T$, with A and B being low-rank matrices. This reduces computational and memory overhead while maintaining model performance.

- A is initialized as usual, while B is initialized with zeroes in order to start from identity mapping
- r is typically selected between 2 and 64
- Usually applied to attention modules

$$h = W_{\text{new}}x = Wx + \Delta Wx = Wx + AB^Tx$$

³²LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models

Использование представления Кашина для квантизации весов LLM³³

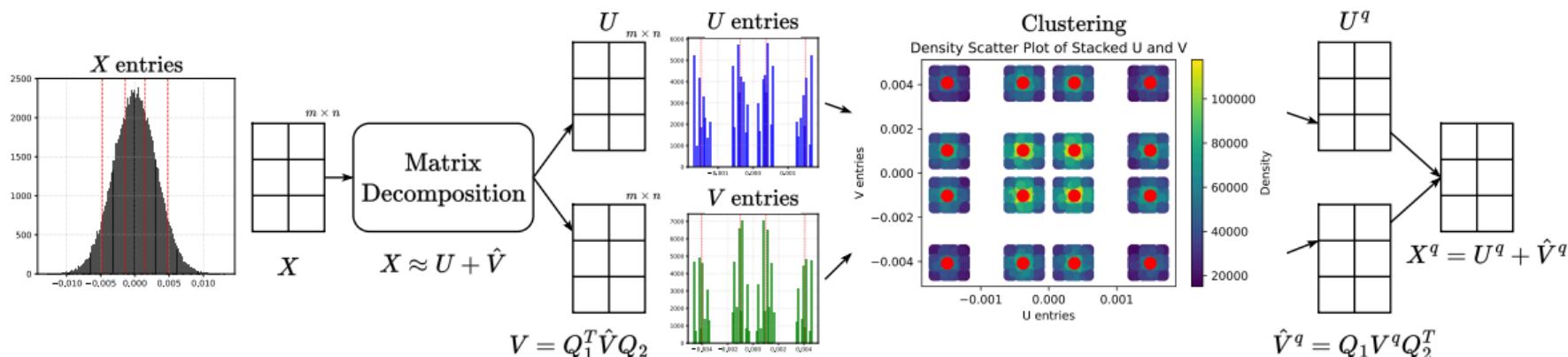


Рис. 28: Схема алгоритма, позволяющего квантизировать веса нейросети с помощью матричного разложения.

³³Quantization of Large Language Models with an Overdetermined Basis

Notable AI Models

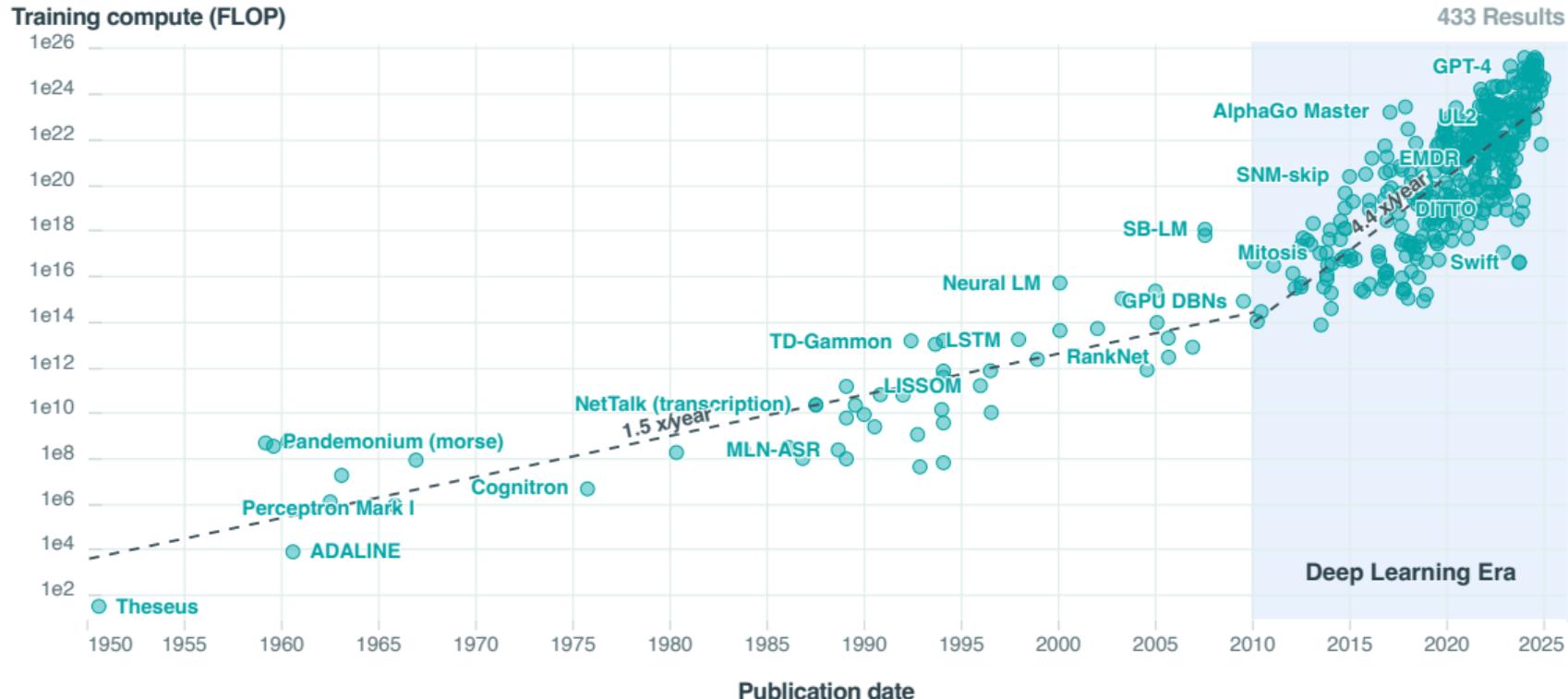


Рис. 29: Динамика вычислений, необходимых для обучения моделей. Источник

Training compute (FLOP)

433 Results

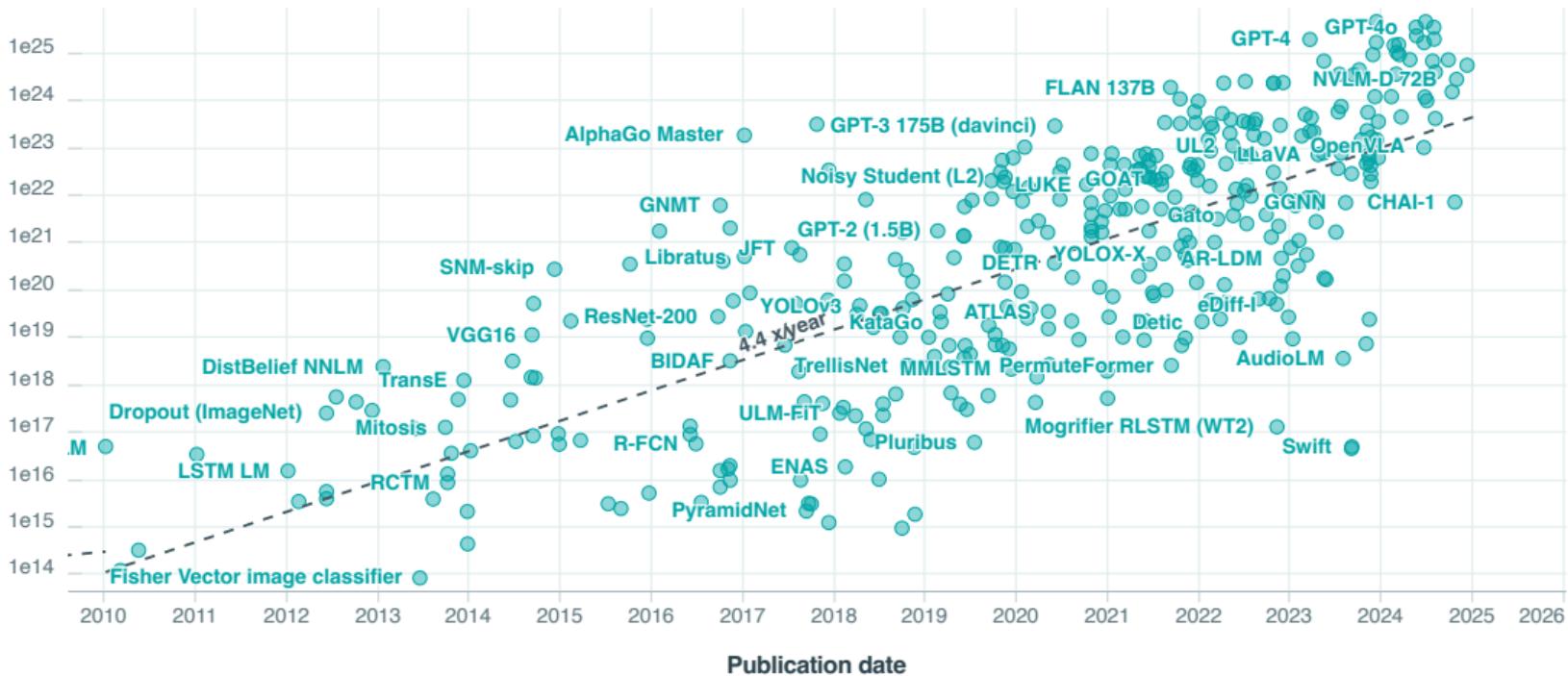


Рис. 30: Динамика вычислений, необходимых для обучения нейросетевых моделей. Источник

Notable AI Models

Number of trainable parameters

581 Results

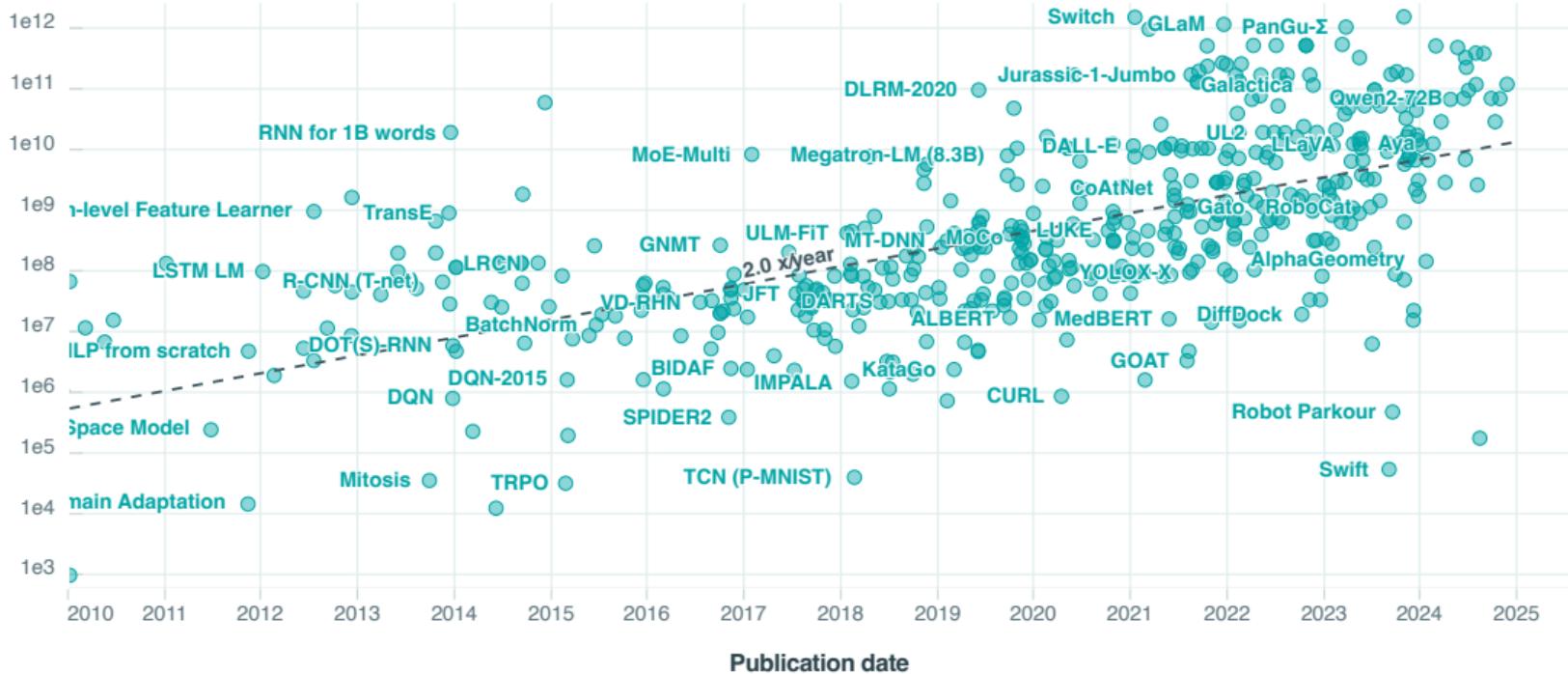


Рис. 31: Динамика количества обучаемых параметров нейросетевых моделей. Источник