Model Compression

Model compression techniques are mainly classified into quantization (Zafrir et al.,2019), pruning (Hoefler et al., 2021; Vadera and Ameen, 2022), Neural Architecture Search(NAS) (Sun et al., 2019), and knowledge distillation

Model Quantization

Quantization Granularity

Quantization is a magic spell to reduce the memory footprint of a model. But often quantization leads to a drop in the accuracy of the model. This is where the Granularity of quantization comes into the picture. Selecting the right granularity helps in maximizing the quantization without much drop in the accuracy performance

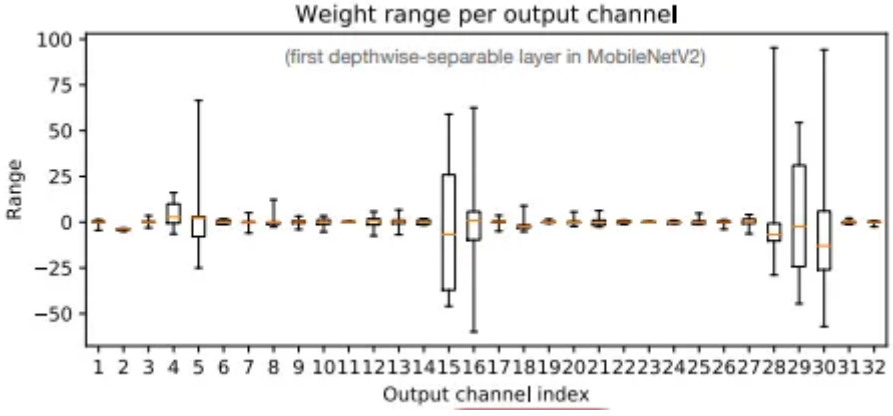
Per-Tensor Quantization

In per-tensor quantization, the same quantization parameters are applied to all elements within a tensor. Applying the same parameters across tensors will cause a drop in accuracy.

Per-Channel Quantization

In per-channel quantization, different quantization parameters are applied to each channel of a tensor independently. This often leads to a lower error while quantizing compared to per tensor quantization.

Per-channel quantization captures variations in different channels more accurately. This usually helps in CNN models where the range of weights varies over different channels.



Mix-precision Quantization

different layer using different precision.

Quantization Method

Quantization Method	Accuracy	Model Size Reduction	Inference Speed	Ease of Implementation
GGUF	High (adaptive quantization of parameter groups)	Significant (grouped quantization)	High (optimized through grouped quantization)	Moderate (requires parameter grouping)
AWQ	High (asymmetric quantization for accuracy)	Moderate	Moderate to High (asymmetric approach)	Moderate (asymmetric scaling)
GPTQ	Moderate (post-training fine-tuning)	Moderate	Moderate (benefits from post-quantization)	Easy (applied post-training)
GGML	High (mixed-precision within groups)	Significant (effective group-wise precision)	High (mixed-precision within groups)	Complex (group-wise mixed-precision)
PTQ	Moderate (quick and easy implementation)	High (straightforward implementation)	High (quick deployment)	Easy (quick application)
QAT	Very High (trained with quantization in mind)	Moderate to High (requires complex training)	High (optimized for quantization during training)	Complex (requires training with quantization)
Dynamic Quantization	Moderate (applied during inference)	High (applied at inference time)	Moderate to High (quick deployment)	Easy (inference-based)
Mixed-Precision	High (selectively applied different precisions)	Moderate to High (selectively applied)	High (selective precision boosts performance)	Complex (selective precision assignment)

Neural Arch Search

Knowledge Distillation

Pruning

reference

量化技术背景

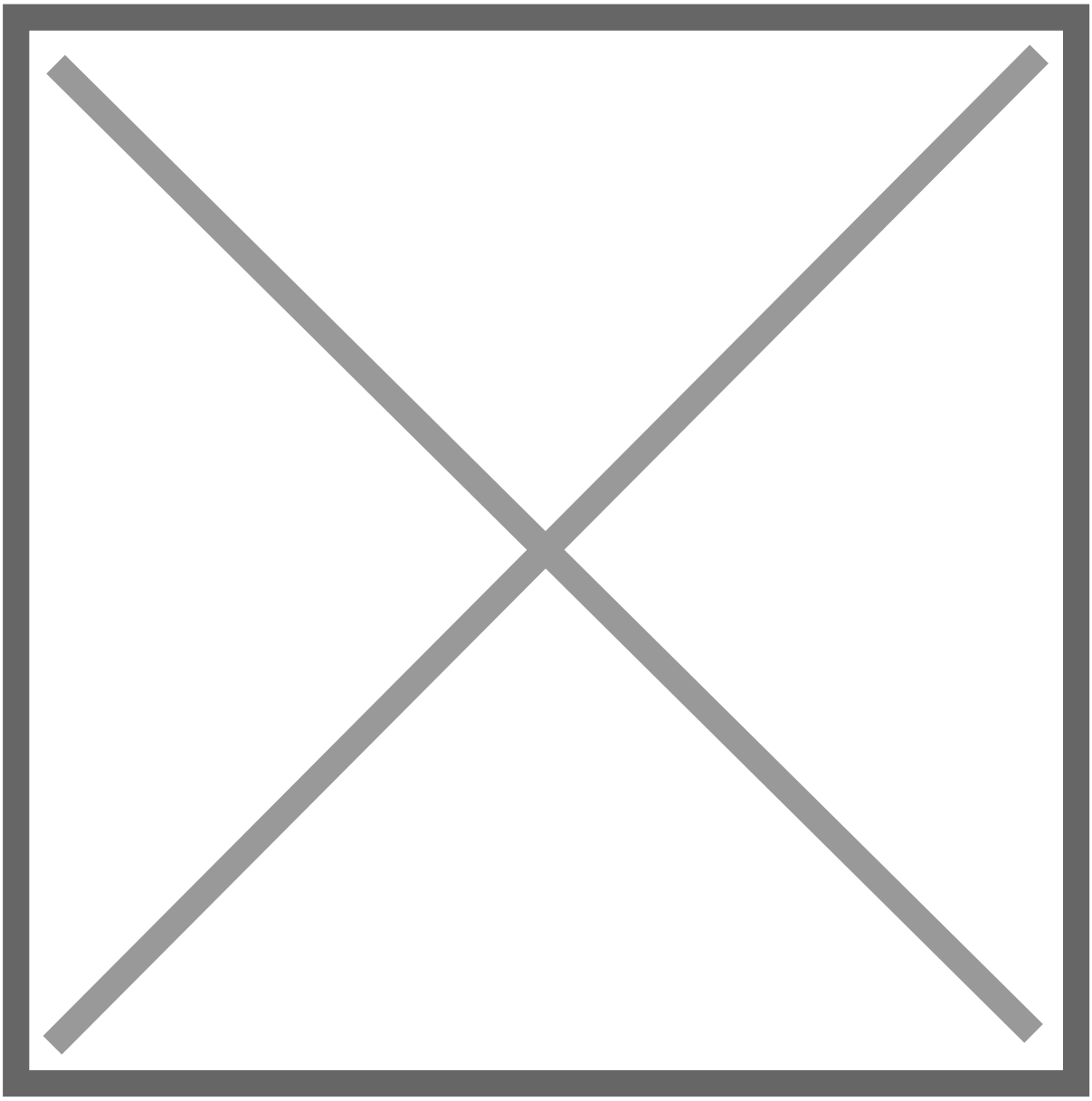
从 CNN量化说起

在传统 CNN网络中，为了加速网络的推理速度，一种非常有效的方法是 INT8量化 ，即将权重与激活 (feature map) 的浮点数值量化成 8-bit整型表示，这样做的好处：一是将原来 32-bit 数值用更低位数替代，从而减少计算前后的数据访问量，这对于目前数据访问时间远大于计算操作的微架构来说，可以节省可观的时间；二是这种情况下卷积操作或者矩阵操作 (GEMM)

可以使用整型计算，大部分情况下专门针对此设计的硬件单元整型计算速度是要大于浮点计算的，而且拥有更多整型计算单元，因此 INT8计算吞吐量更高。

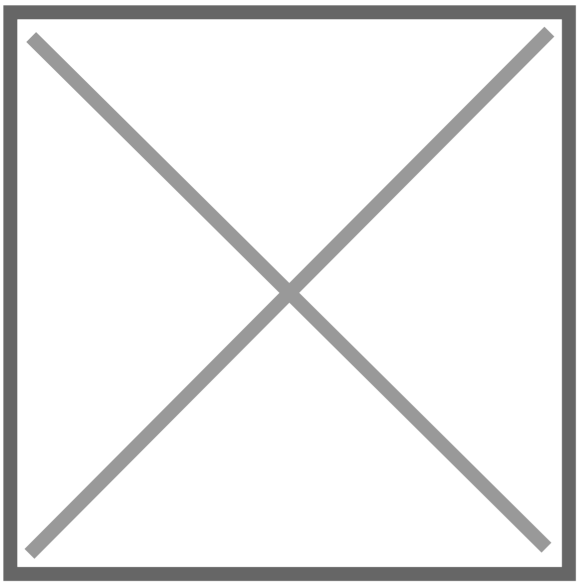
CNN依靠量化技术以及其他推理优化手段，使得像目标检测等 CV 领域模型可以在端侧设备满足实时推理要求。注意，由于大部分推理引擎只对卷积层或者矩阵乘法层进行量化推理，这使得量化层和非量化层之间是有反量化和量化开销，因此量化能取得加速的关键在于访存量的节省以及整型计算的加速远大于反量化这部分带来的开销。

现在流行的大语言模型 (LLM)架构都是从 transformer 演变而来的解码器架构 (GPT)，其主要计算层是是由矩阵乘法（ GEMM）组成的注意力层，因此 LLM量化技术和 CNN量化的基础以及原理思想是有很大相通性的 (CNN的量化基础知识和算法可以参见 《 white paper on Quantization。

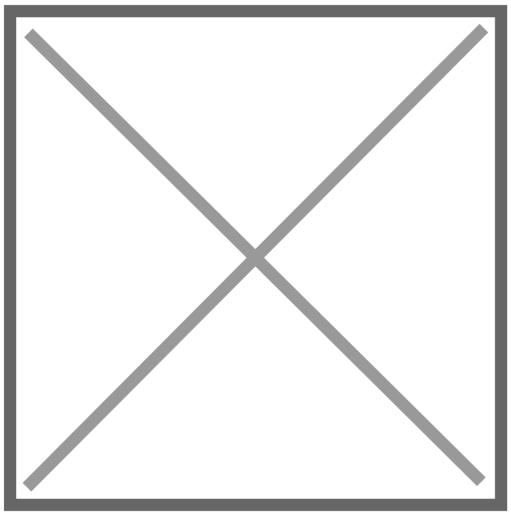


量化公式

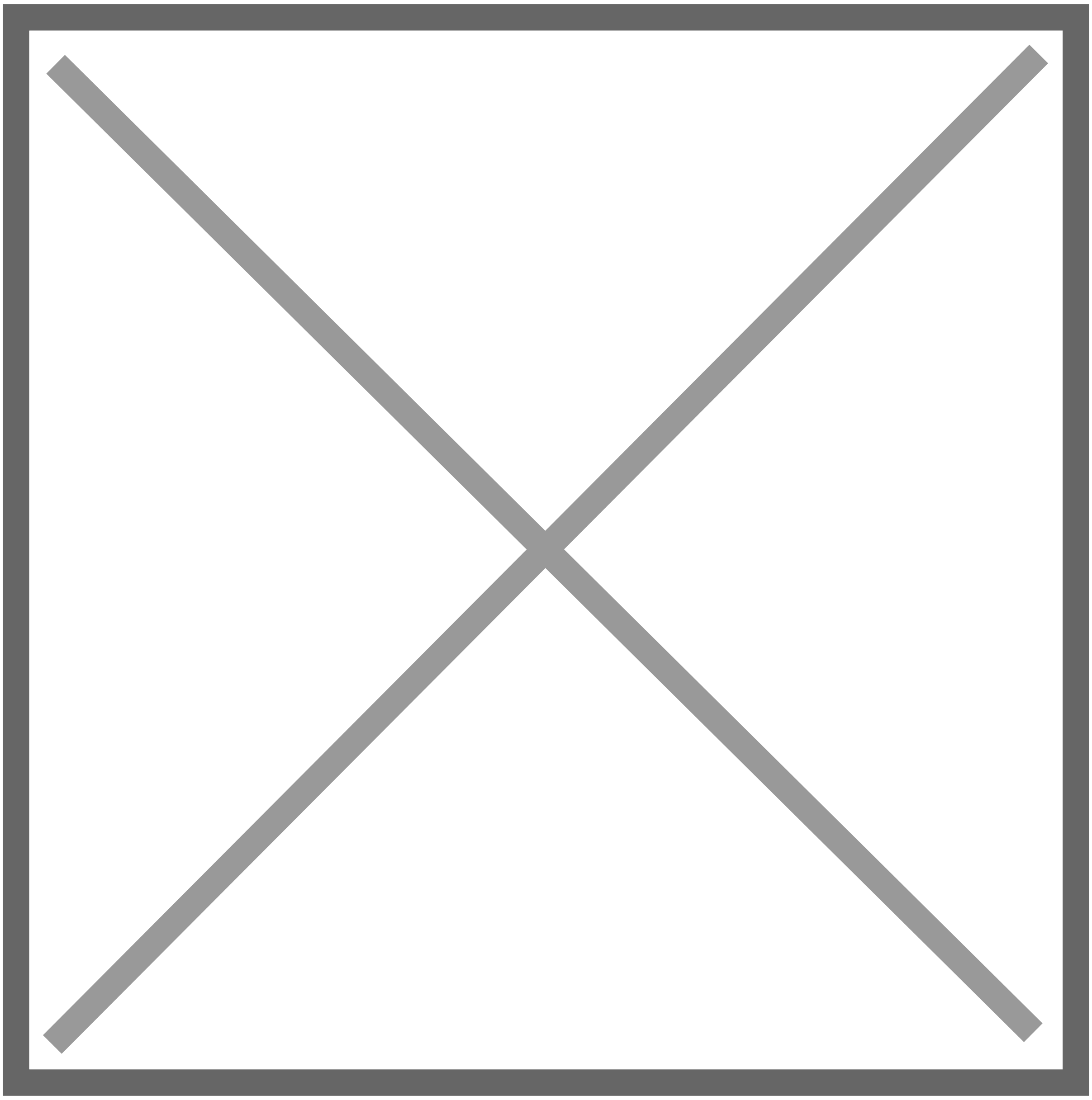
这里主要关注最常见的对称量化，简单来说，INT8 量化即将浮点数通过缩放因子映射到范围在 [-128, 127] 内的 8bit 表示，量化公式如下：



Round 表示四舍五入都整数，Clip 表示将离群值 (Outlier) 截断到 [-128, 127] 范围内。对于 scale 值，通常按如下方式计算得到：



下图展示的是浮点数进行量化的示意图，结合上述公式可以知道量化误差主要来自 Round和 Clip ，量化误差不可避免，但是太高的量化误差会使得最终网络推理得到不准确或者错误的结果，这种情况再快的量化推理速度也是没有意义的，因此无论是 LLM还是 CNN在使用量化时，速度和精度 (效果)是一对重要的 trade-off。



量化粒度

无论是量化激活还是权重，本质上都是对张量tensor矩阵的量化。从量化公式中，可以看出，量化是需要一个scale参数的，量化的粒度就在于是网络layer的整个大的tensor都共用一个scale呢？还是每个构成大tensor的小tensor分别使用一个scale呢？这种粒度的考虑往往很影响量化后最终效果。

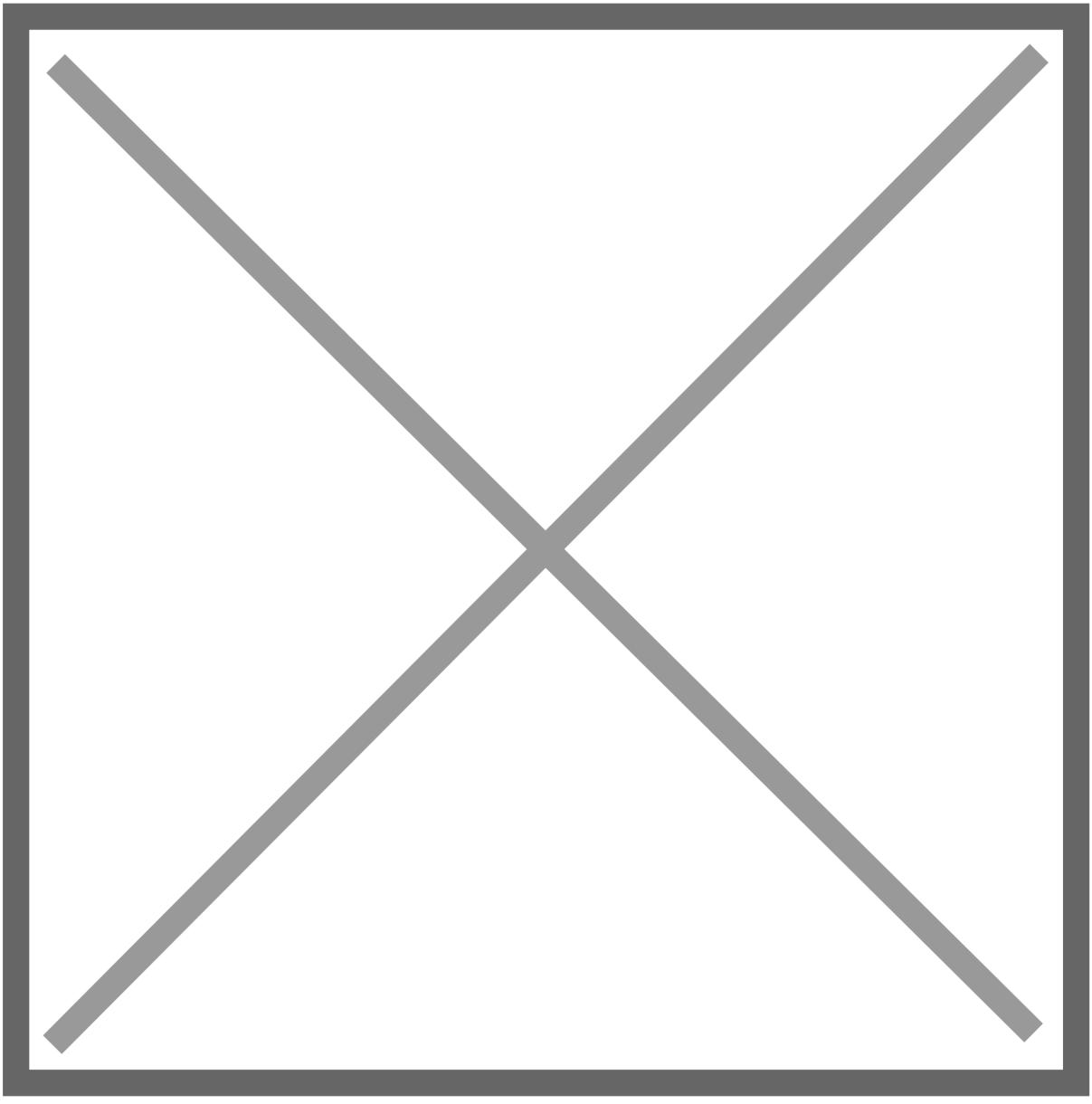
在CNN中，针对权重和激活数值分布的特性，经常对激活tensor进行per-tensor这种粗粒度量化，而对于由多个卷积核tensor组成的权重(大tensor)，则是采用每个卷积核对应一个scale这种更加细粒度的per-channel量化。

后面讲到LLM，我们会知道主流LLM量化采用的是更加细粒度的per-vector或者per-group（对vector进行分组）量化方式。

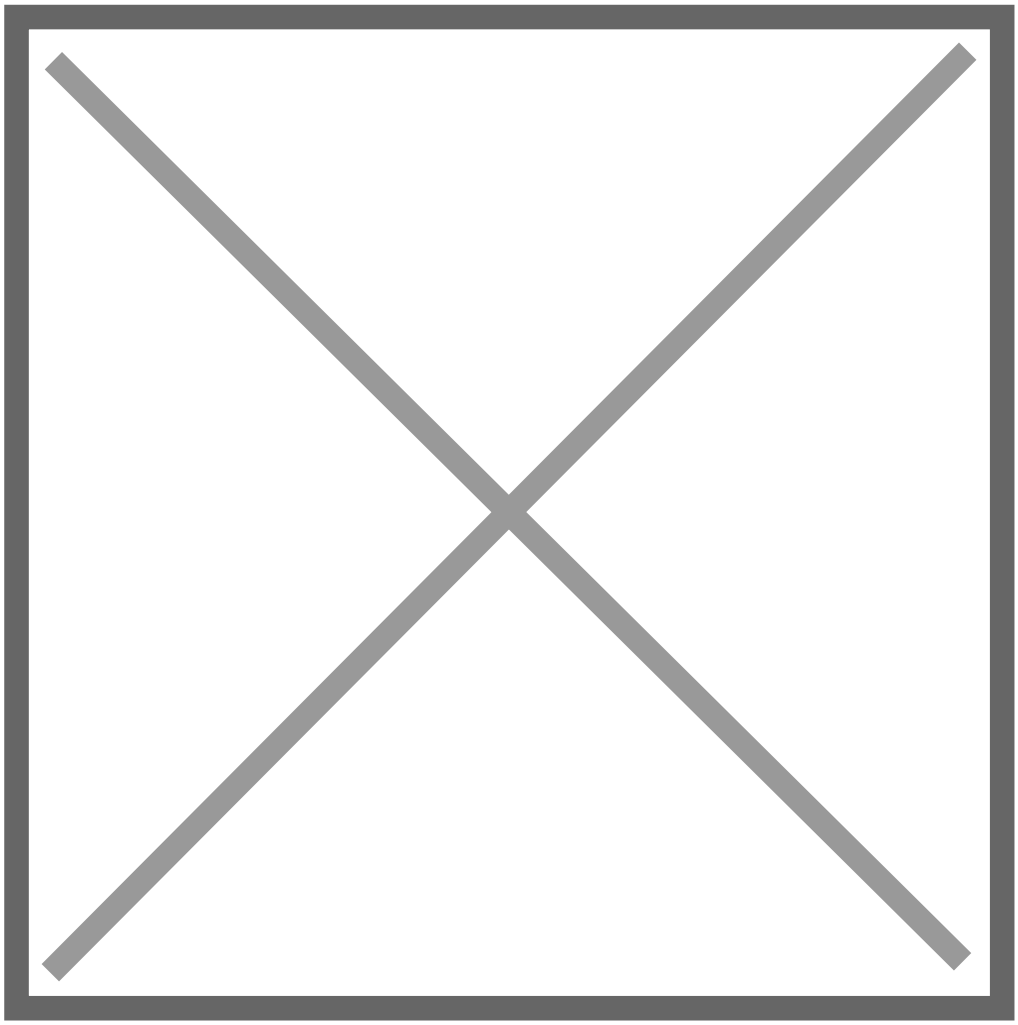
量化数值表示

不同数据类型会影响 “精度 ”，当前主流的浮点类型表示为 float32、float16 或 bfloat16 之一，此外还出现了比 INT8更加激进的 INT4量化__ ，后者实践证明是 LLM量化中一种性价比更高的方式。在这里对这些数值表示做简单介绍：

- 第一部分为 sign 符号位 s，占 1 bit，用来表示正负号；
- 第二部分为 exponent 指数偏移值 k，占 8 bits，用来表示其是 2 的多少次幂；
- 第三部分是 fraction 分数值（有效数字） M，占 23 bits，用来表示该浮点数的数值大小。



●Float32 (FP32)。标准的 IEEE 32 位浮点表示，指数 8 位，尾数 23 位，符号 1 位，可以表示大范围的浮点数。大部分硬件都支持 FP32 运算指令。



- **TensorFloat-32(TF32)**。使用19位表示，结合了BF16的范围和FP16的精度，是计算数据类型而不是存储数据类型。目前使用范围较小。

- **Float16 (FP16)**。指数5位，尾数10位，符号1位。FP16数字的数值范围远低于FP32，存在上溢(当用于表示非常大的数时)和下溢(当用于表示非常小的数时)的风险，fp16混合精度训练中通过缩放损失(loss scaling)来缓解这个问题。

- **Bfloat16 (BF16)**。指数8位(与FP32相同)，尾数7位，符号1位。这意味着BF16可以保留与FP32相同的动态范围。但是相对于FP16，损失了3位精度。因此，在使用BF16精度时，大数值绝对没有问题，但是精度会比FP16差。

- **(Un)signed Char (INT8)**。定点数7位，符号1位。用来表示[-128, 127]之间的整数。根据量化方式不同，有时也会转而用UINT8来表示[0, 255]之间的整数。

- **Unsigned Char (INT4 * 2)**。一个字节的Unsigned Char可以表示（装入）两个INT4的值。定点数数3位，符号1位。用来表示[-8, 7]之间的整数。

CNN量化 vs. LLM量化

LLM量化与 CNN量化的对比主要有几点:

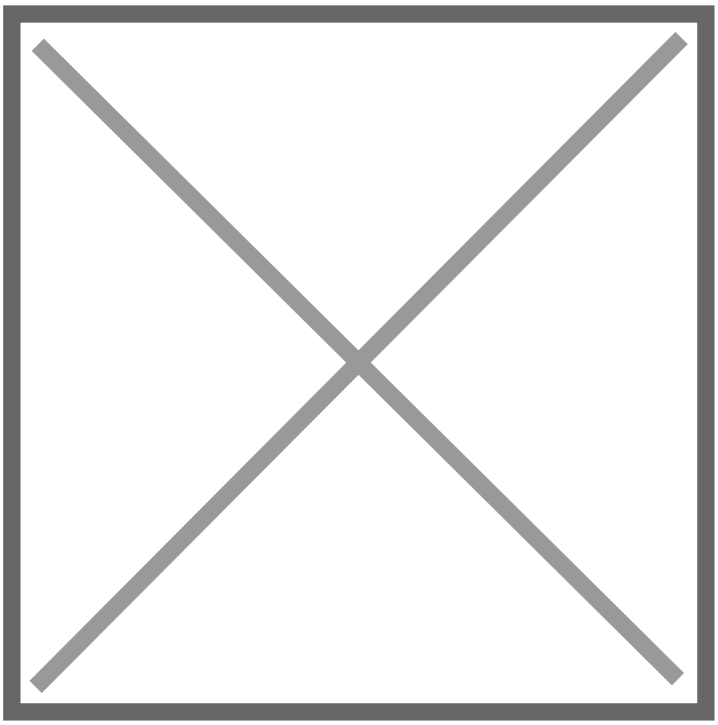
量化粒度：前面讲到 CNN中我们常用 per-channel或者 per-layer的粒度来量化卷积 kernel。但 LLM中的主要运算是矩阵乘法，当进行矩阵乘法时，我们可以会采用 vector粒度的量化 (tensor的行或者列)，例如逐行或逐向量量化，来获取更精确的结果。对于矩阵乘法 A*B=C，我们不会直接使用常规量化方式（per-tensor），而会找到 A 的每一行和 B 的每一列进行量化，然后进行整型 INT计算，最后再将结果转回浮点结果（per-vector）。随着 LLM的模型参数量越来越大，per-vector量化在 LLM中的应用精度要求越来越高，逐行量化 X和逐列量化 W的方法已经没法满足误差要求，因此现在常见到的是将每行（每列）的 FP16元素按照顺序每 k个为一组（k一般是 2的整数幂），k常见 256和 128为主，这也被称为 per-group量化。

更低位量化 ***INT4***：CNN量化主流是 INT8量化，基本上满足绝大多数小模型的推理性能和效果约束。LLM量化与 CNN量化不同的另一个点是前者现在主流更加倾向使用更低精度量化，如 INT4量化，这可以更进一步减少显存占用，做到在单卡可以跑 13B模型。此外，更细粒度的量化需要更多 scale参数，scale通常使用 fp16或者 fp32表示，因此这部分 scale存储会占用越多空间，此时使用更低的 INT4可以同步缩减内存占用。

数值分布特点：CNN的卷积层是由一个个卷积核组成，训练过程中由于梯度下降或者一些 loss的约束，会使得每个卷积核的数值分布太不一样，这也是为什么使用 per-channel方式分别对各个卷积核进行单独量化的原因，每个卷积核可以独享一个量化参数 scale，可以减少量化误差。而在 LLM训练过程中，由于普遍使用多头注意力机制的方法，因此训练过程每个 head学到的表达不同，数值范围也不同，这种数值特点常常表现为激活 tensor在 hidden dim的列方向有相似性，而某些列之间数值差异反而非常大，比如有的列的数值范围在 [50, 100]，有的列的数值范围在 [0.5, 1.2]，插一句，最近有一种说法是 LLM模型这种离群数值的特点本质原因是由于 attention的 softmax操作导致的（参考 Attention Is Off By One），这种数值特点使得如果把矩阵 tensor用 per-tensor量化，会对效果产生很大影响，这也是许多 LLM量化算法普遍采用更细粒度的量化方法的原因之一。

推理部署优化：CNN和 LLM在量化后都需要配套的推理加速手段，比如使用 cuda编写相应的 INT卷积或者矩阵算子，将量化反量化融入计算算子中等等，硬件层面有些还会有专门的整型计算 Core来提高计算吞吐。

要想量化误差低，取决与量化算法如何去挖掘数值分布的规律；要想量化后网络跑的快，基于微架构特性的工程优化（推理引擎优化）是必不可少的。



LLM量化工作

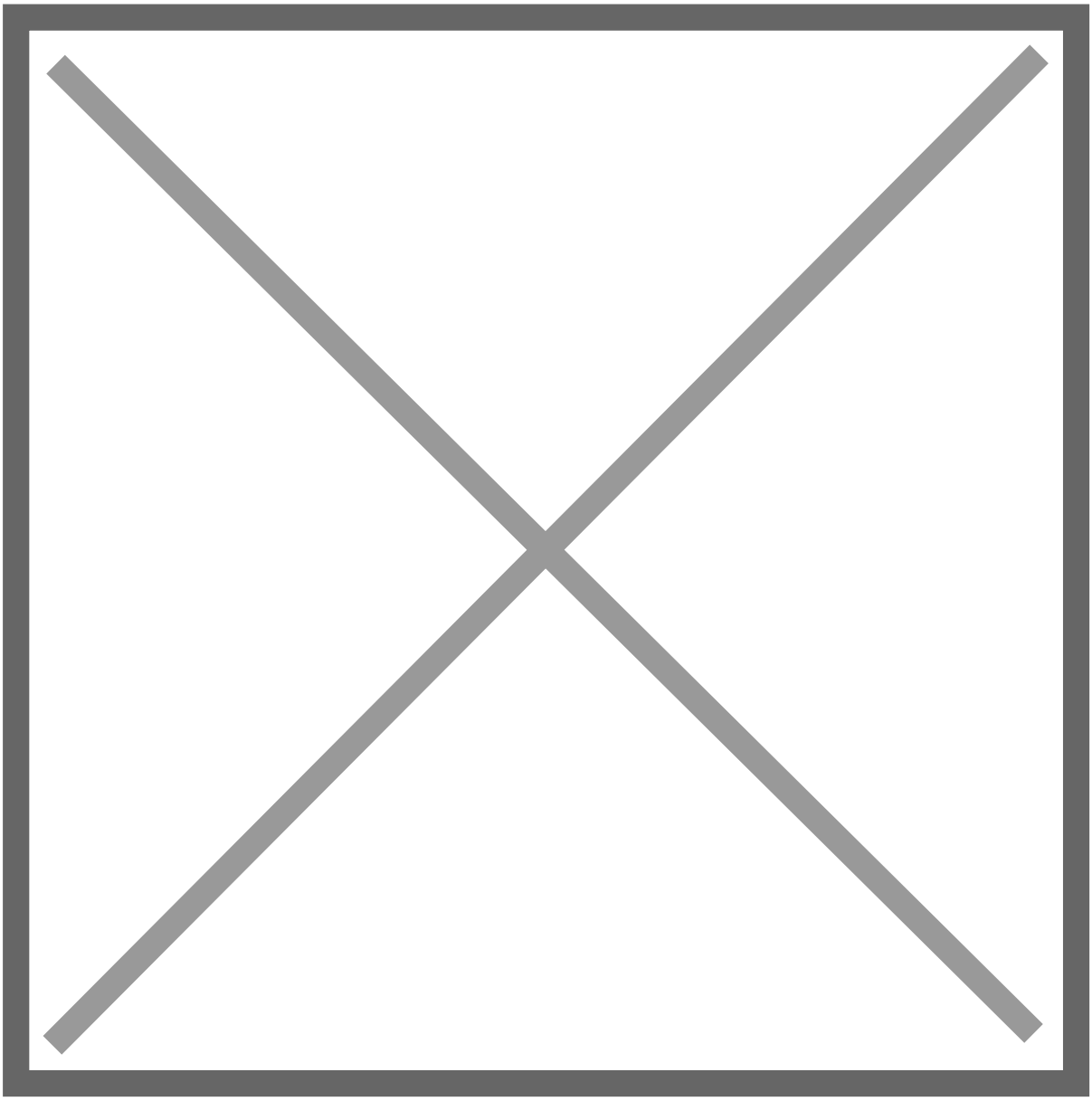
下面介绍当前几种比较常见的 LLM量化方案及其原理。

LLM.int8(): 混合精度量化

量化是将浮点范围映射到整型范围，而浮点异常值会对会使得量化后大量集中的浮点数被迫使用少量的 bit ，而异常值却生生浪费了大量的整型表示位，这也是 CNN一些 PTQ算法 (KL散度方式) 想找出合理的浮点数值截断范围的原因（本质是减少异常值的干扰，减少整型数位的浪费）。与 CNN 不同的是，如上述 LLM的 tensor 某些列有的表现非常大，实验发现这些异常值对最后的模型效果影响是比较大的，直接舍弃是不行的。于是实验中又统计了这些异常值的分布情况，发现了一些比较有意思的现象：

随着模型的增大（尤其是大于 6B之后），异常值的分布显著增加，几乎所有的 layer 里都有异常值，并且横跨了所有的 sequence length 。一个是异常值数量比较多并且比较大，和其他值进行传统的 quantization 方法，对精度损失影响是比较大的。另一个是它们分布的非常规整，基本是在某几个 hidden size 的维度出现，但是横跨多层和一个 sequence中所有的 token。

基于这些结论， paper提出了一个混合量化的方案：



X activations sequence length hidden-size

X W int8 fp16 **(W token) element-wise concat**

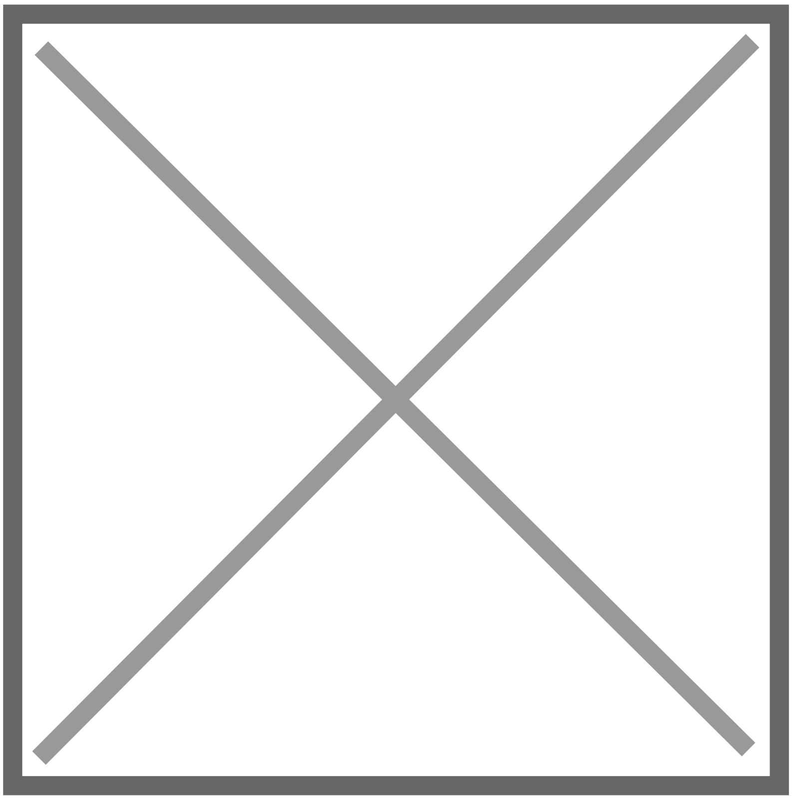
LLM.INT8() gemm X W threshold 6 6

LLM.int8() LLM.int8() BLOOM-176B FP16 15% 23% (T5-3B T5-11B)

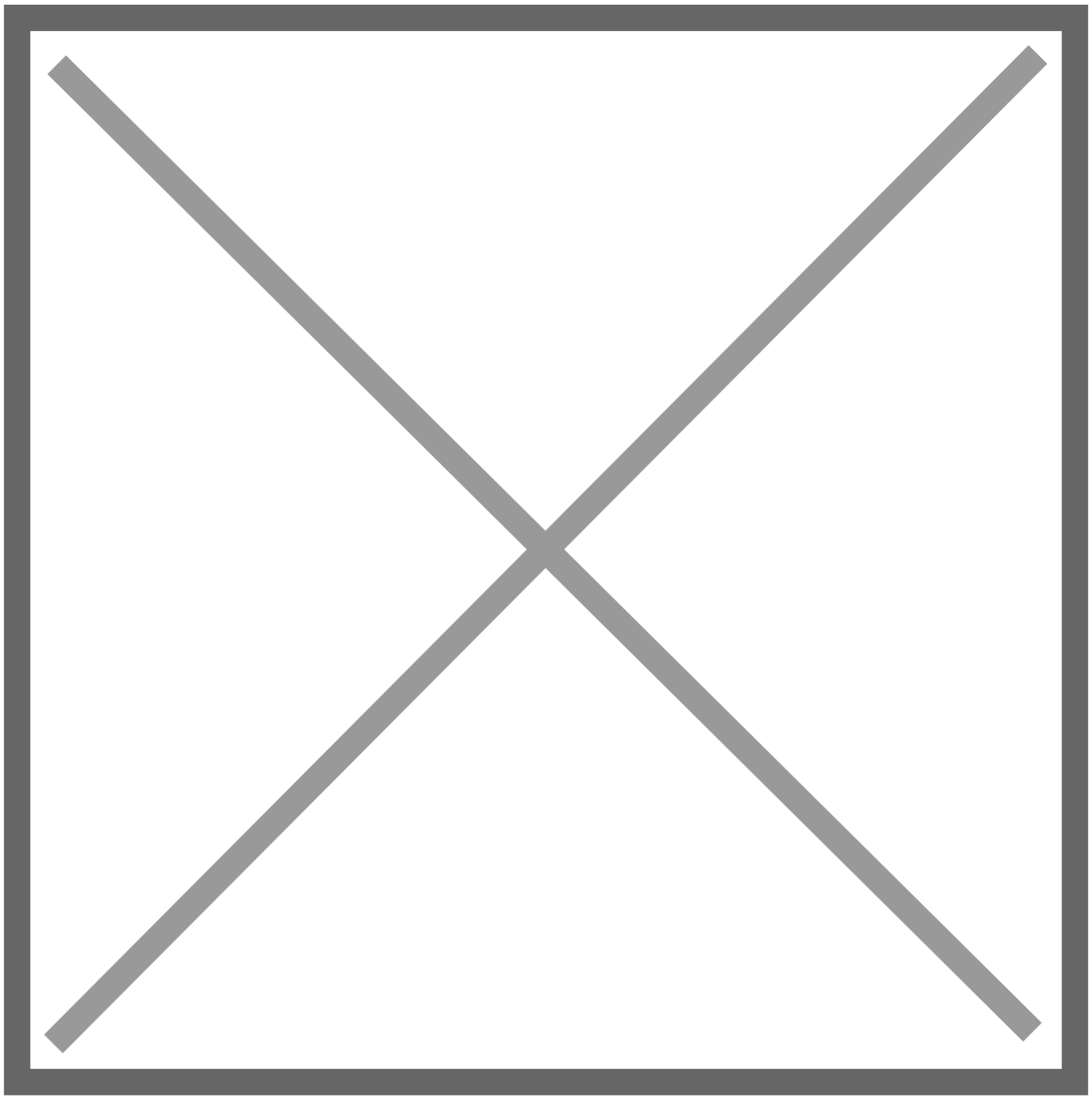
[illegible] LLM [illegible] block [illegible] block [illegible] fp16 [illegible] fp16 [illegible]

GPTQ: [illegible]

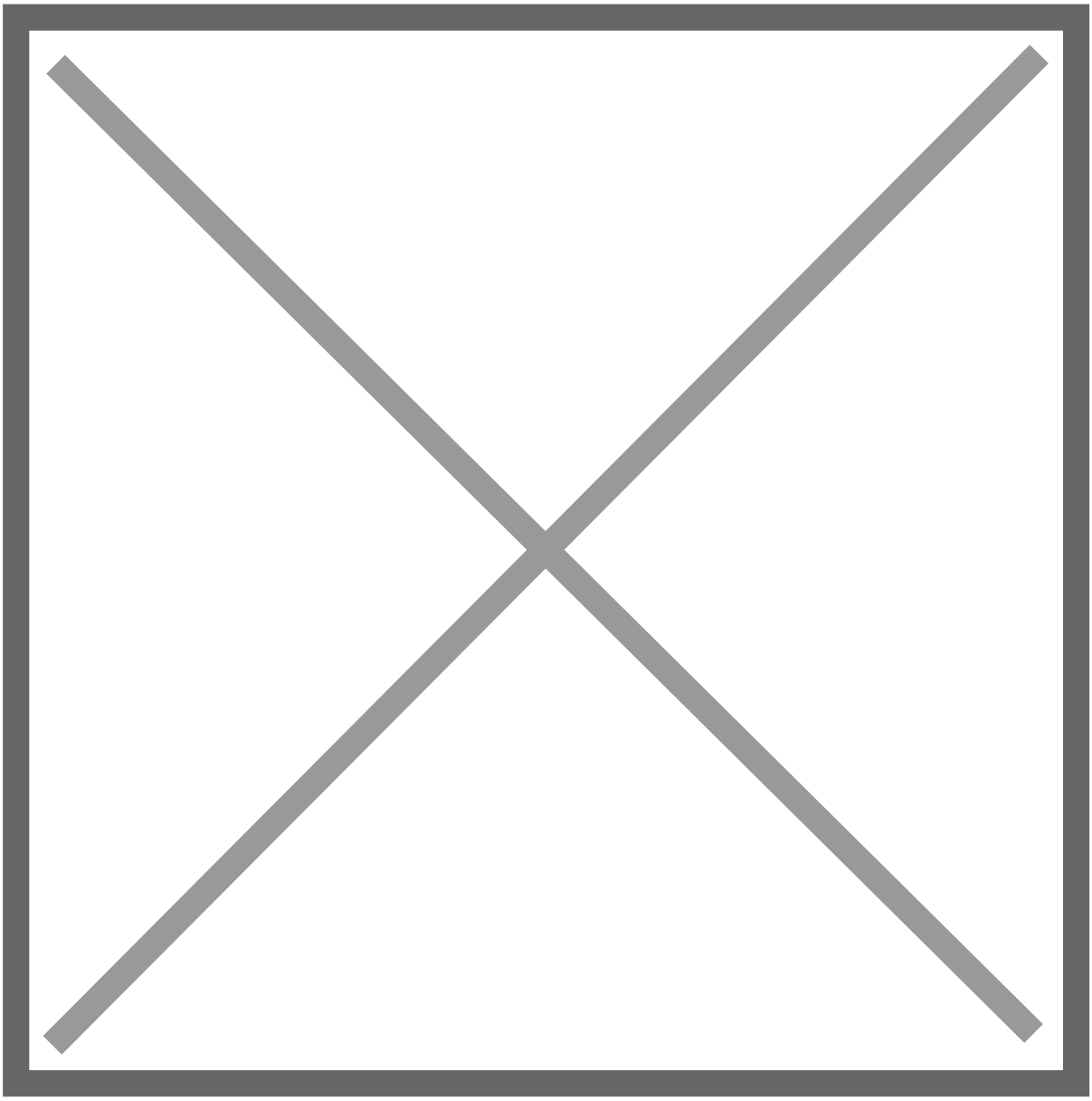
GPTQ [illegible] OBQ [illegible] GPTQ [illegible] OBQ [illegible] OBS [illegible] ([illegible] OBS [illegible] W_q , [illegible] δ_q [illegible]



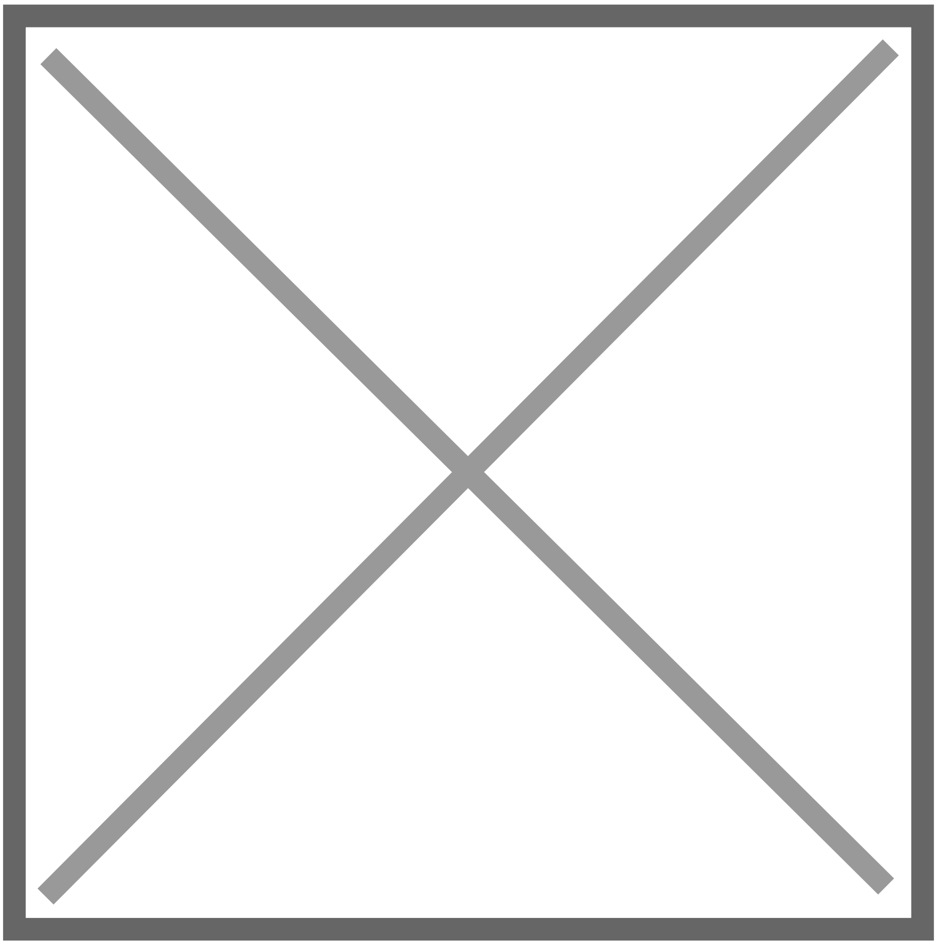
[illegible] H [illegible] loss [illegible] OBQ [illegible] OBS [illegible] 0 [illegible] 1bit [illegible] 0bit [illegible] OBQ [illegible]



其中 quant(q)是把 q近似到最近的 quant grid的点上，简单说就是四舍五入到指定位数上。可以看到假如 quant(q)永远返回零其实就是原版的 OBS。可以看到 OBQ的量化算法是从最优化的角度去操作的，理论基础足。 OBS 的计算过程如下图所示，整理来说，将权重分行计算，采用贪心算法（逐个找影响最小的 q来剪枝 /量化）：



GPTQ OBS



-
[illegible]
[illegible]

-[illegible]

-[illegible]
GPU[illegible]

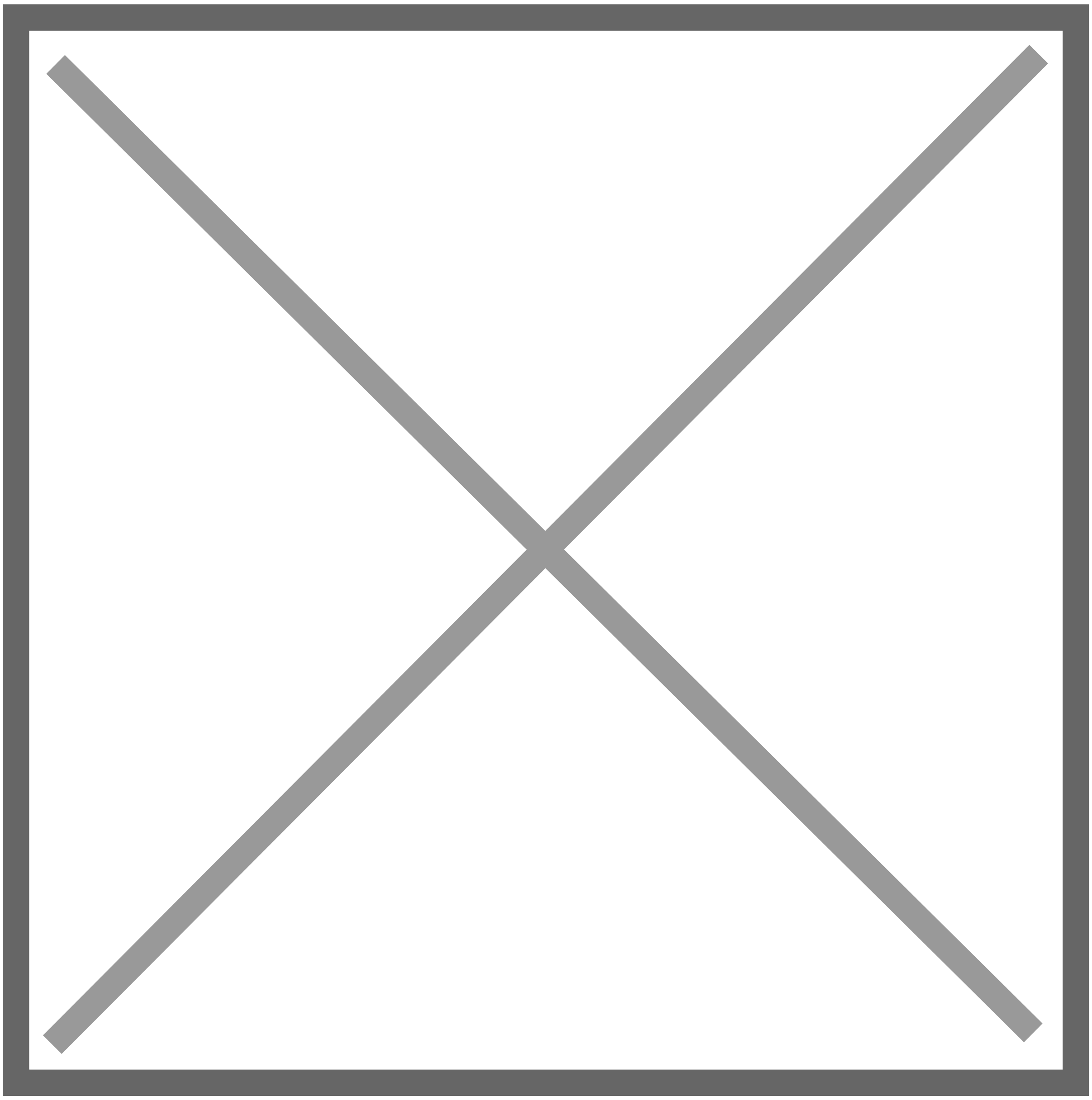
-[illegible]

-[illegible] Scale[illegible] Zero[illegible] Group size
[illegible]

[illegible] GPTQ[illegible] LLM
[illegible]

SmoothQuant: W8A8[illegible] scale

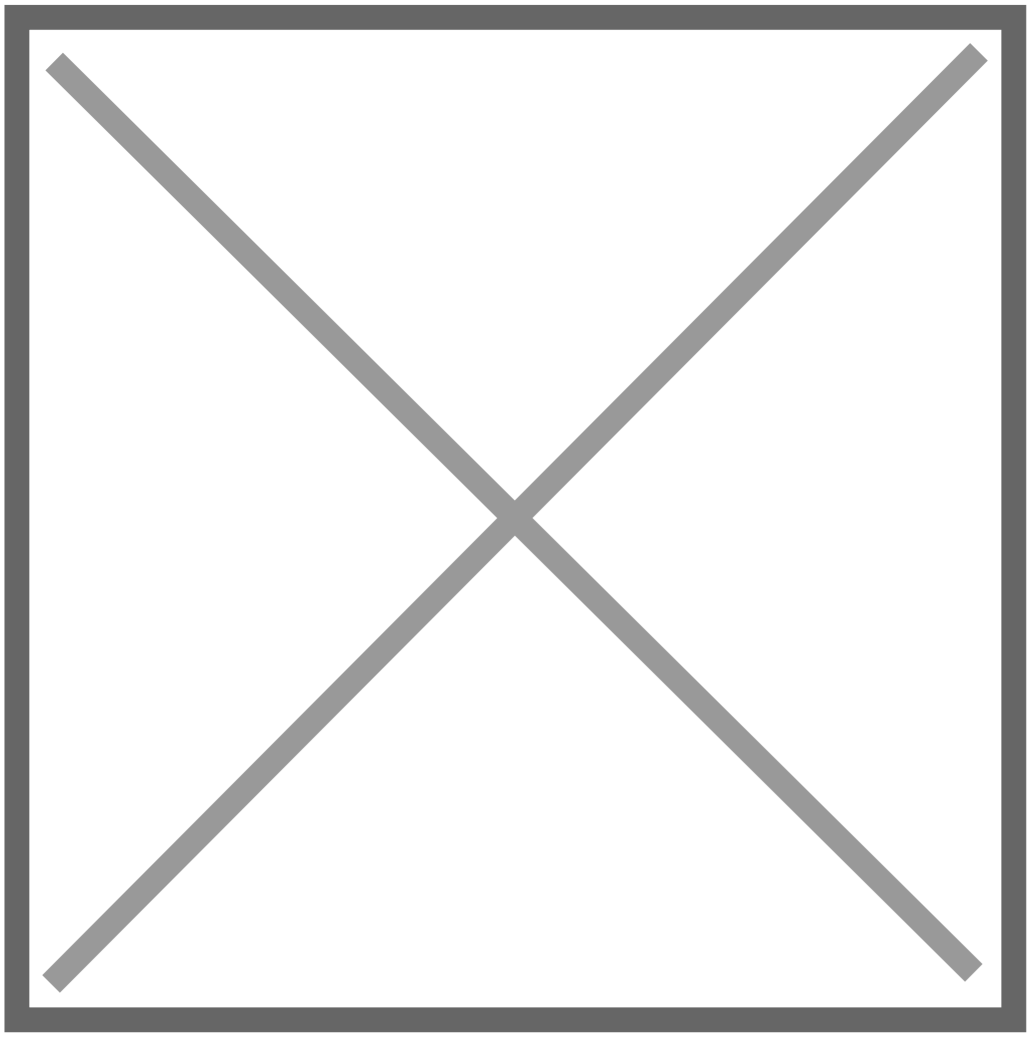
[illegible] LLM[illegible] channel[illegible] activation outlier[illegible] (e.g. GLM-130B[illegible] 30%[illegible] int8[illegible] -128[illegible] 127[illegible] outlier[illegible] -128[illegible] 127



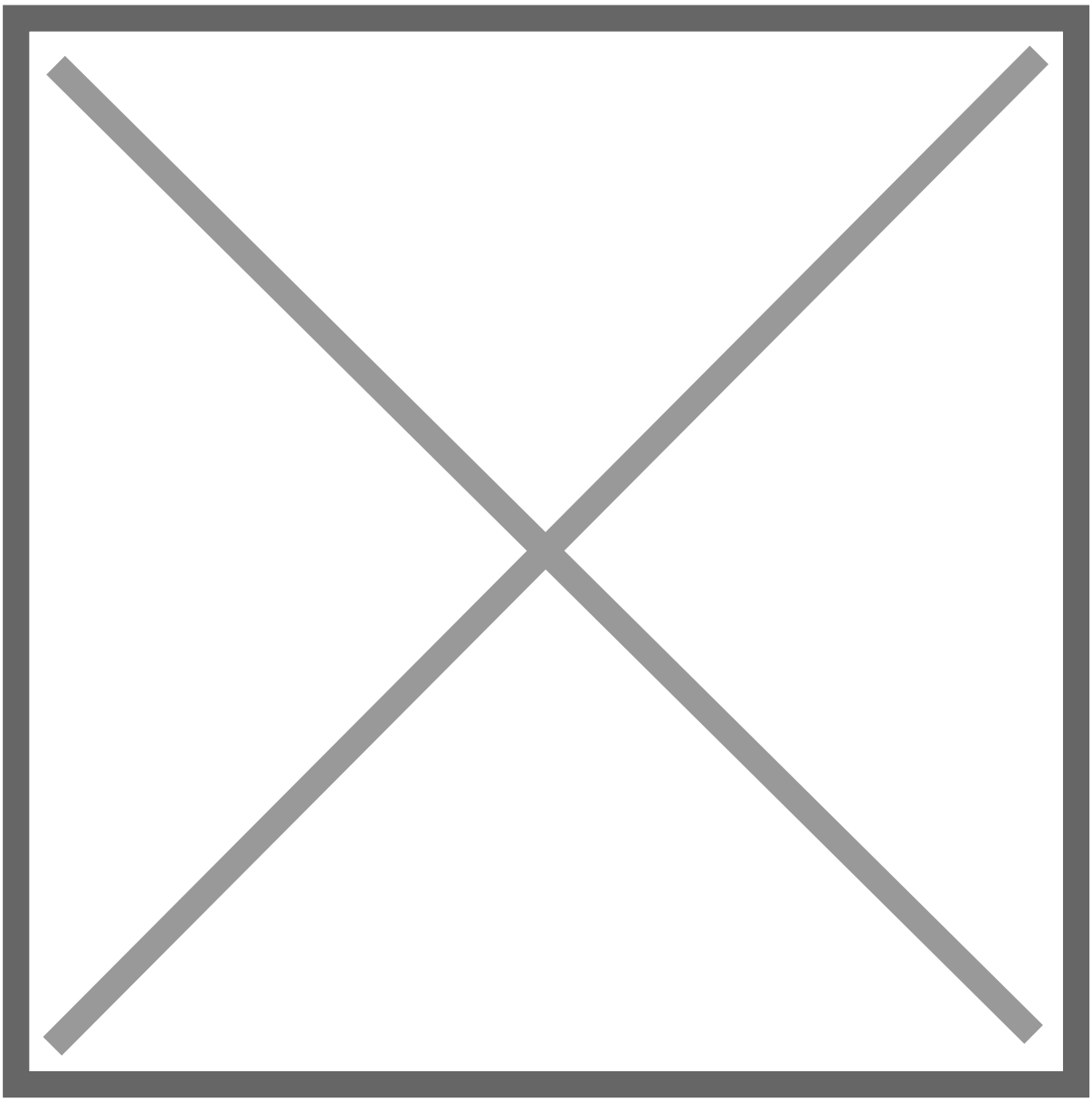
的数据分布均匀，占满了8bit位范围，精度损失很低，但是有了outlier之后，多数正常值的分布区间可能在[-20,20]或者[-10,10]，8bit位范围只利用到了5bit，甚至4bit，由此导致精度损失。

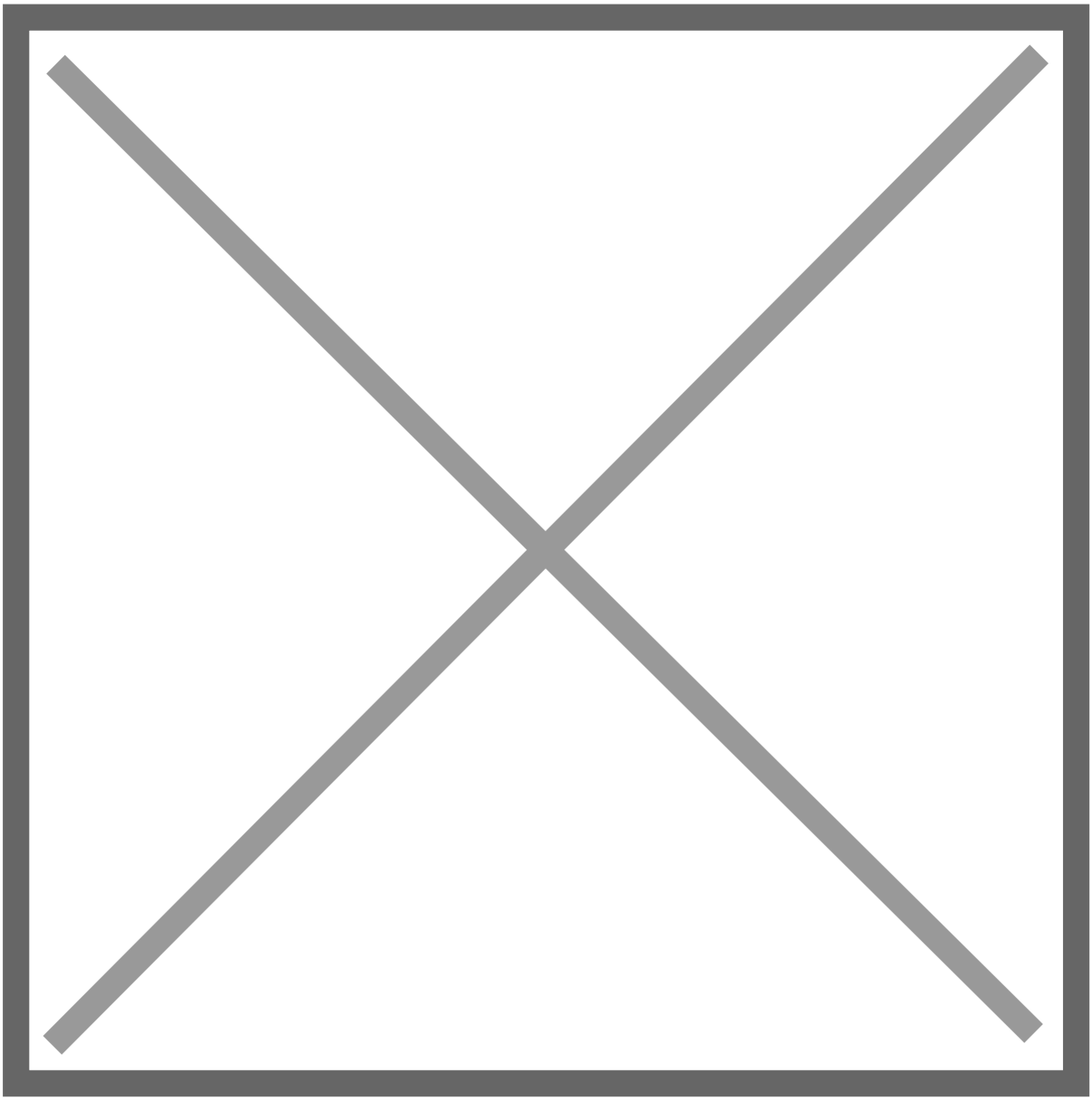
论文基于这样假设：激活值比权重更难量化。权重的分布相对更加均匀和平坦，之前的研究结果已经证明将大型语言模型的权重降低到INT8，甚至到INT4对准确率的影响都不大，但鲜有做的好的激活值量化方案。既然**weight**比**activation**更难量化，所以可以把**activation**量化难度迁移到**weight**上来。

SQ把activation里面不均匀的分布用weight中和一下，具体来讲，主要是在fp32阶段做的，保证一个等式的等价，X为输入act，W为weight，s为因子，通过s来中和。



中和之后的效果如下图所示：

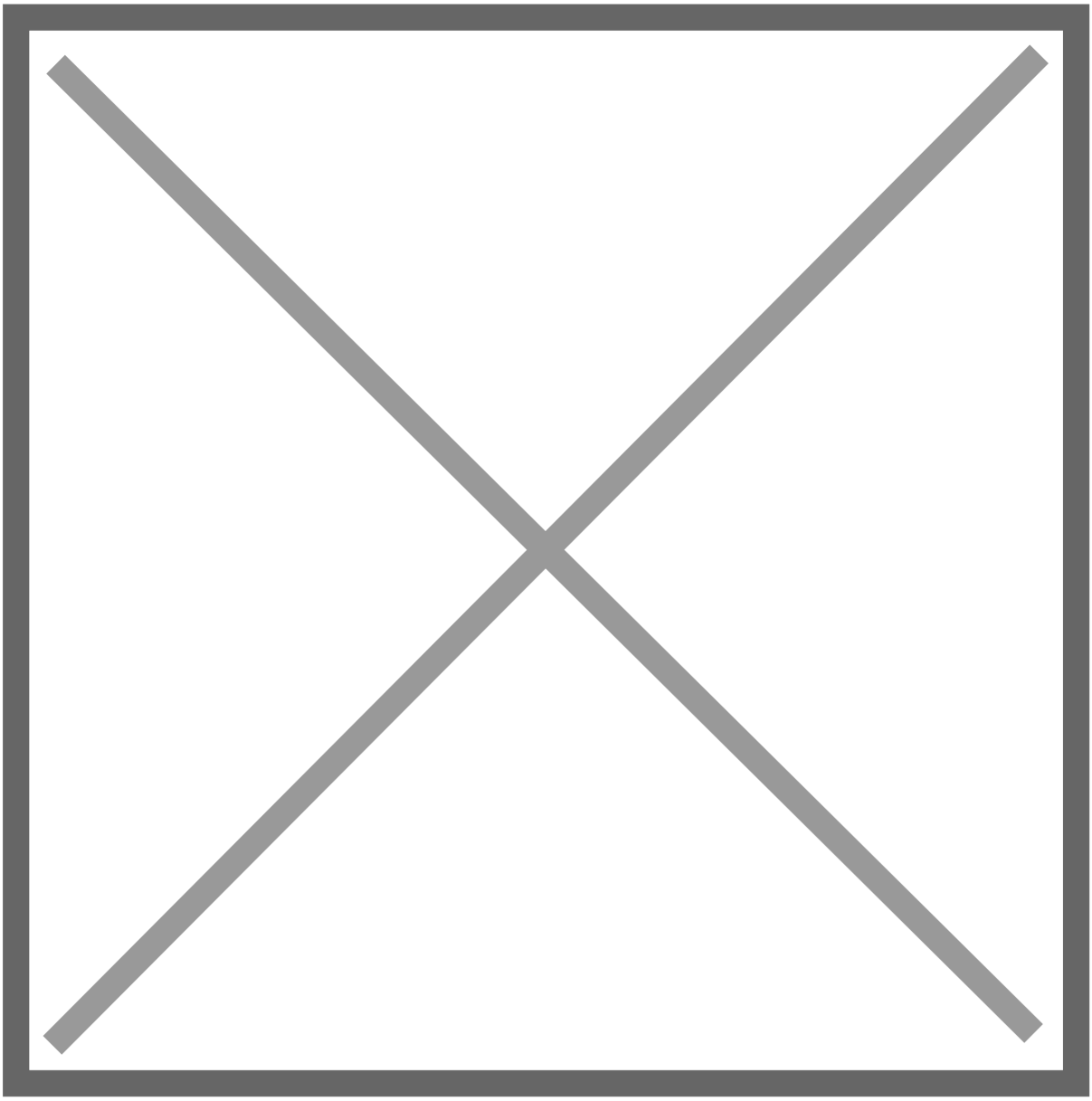




大部分 LLM量化都是 weight-only的实现，而 SmoothQuant提出了一种对 LLM 的激活值和权重同时进行量化的方案，并且考虑了激活值中的离群值对量化精度的影响，巧妙的转移了这种离群值引起的范围波动。由于引入了激活值量化。 SmoothQuant的方案只适用于 W8A8 ，不能实现更低比特的量化，因为 INT4时，量化 bit 的表示范围已经很粗粒度了，权重量化已经会造成一定的精度下降，再将激活的误差转移到权重会造成更严重精度下降。

实际使用来看， SmoothQuant这种量化方法思想是非常直观的， 也是 **LLM** 量化方案里面比较少见的既量化权重又量化激活的方案 ，但是目前对于这种方案并没有比 weight-only 量化方案表现出优势，因此 SmoothQuant使用不算太多，据笔者所知， TensorRT-LLM（ TensorRT的 LLM 推理解决方案）针对 GPT2用的便是 SmoothQuant。

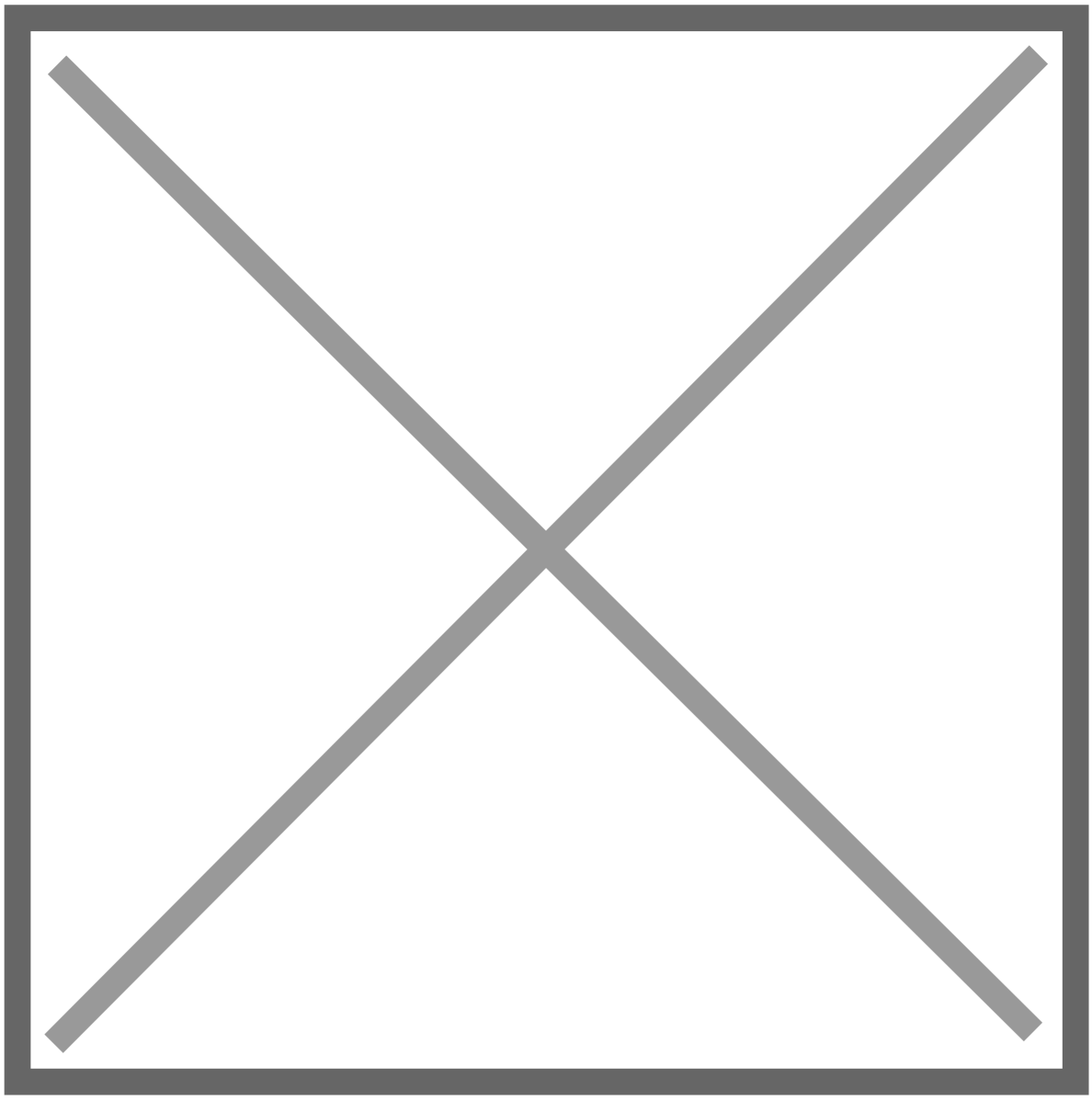
AWQ：基于激活感知的参数缩放量化



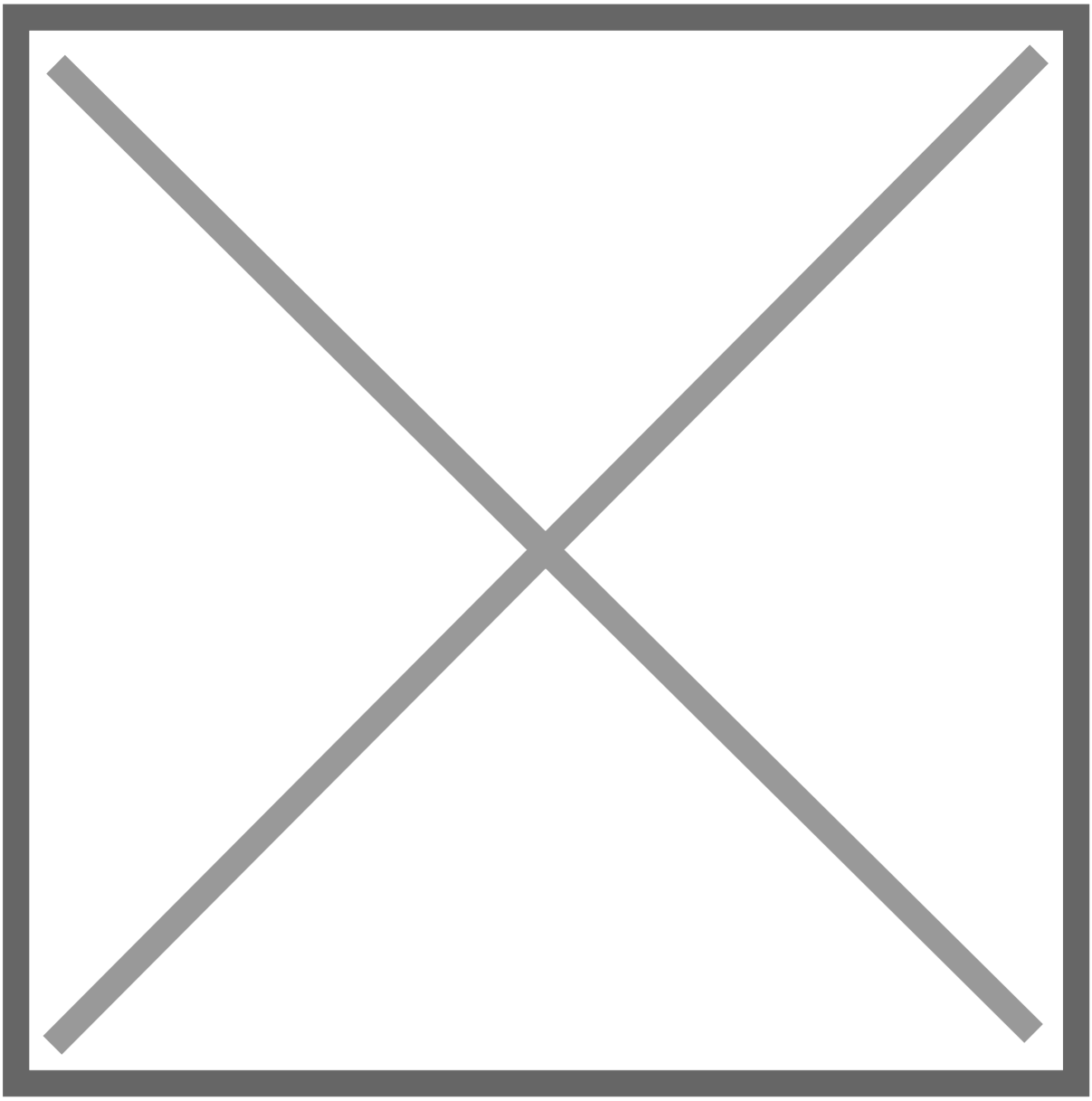
论文动机基于这样的一个现象：直接使用最简单的量化方式误差很大(a)，但是只需要找到大约1%左右的channel的参数，使它们保持fp16不量化，而量化剩下的参数，量化误差极大减少(b)，但是这种混合精度量化(int8+fp16)在实际推理中硬件不友好，感觉需要类似LLM.int8()那种tensor并行的执行方式，会使得推理速度大幅下降。因此论文提出基于激活感知的参数缩放量化方法(c):

通过分析激活分布来确定对应的那***1%***对量化误差影响大的参数***group***，对这些参数进行缩放来改变参数分布（和***SmoothQuant***的思想类似），使其更加量化友好，之后再对整体参数进行量化。

算法目标是对某一层寻找一个缩放比例s，在参数量化之前乘以这个比例，计算时输入X除以这个比例，使得误差最小：



而论文中缩放系数 S，由下面的两部分决定:

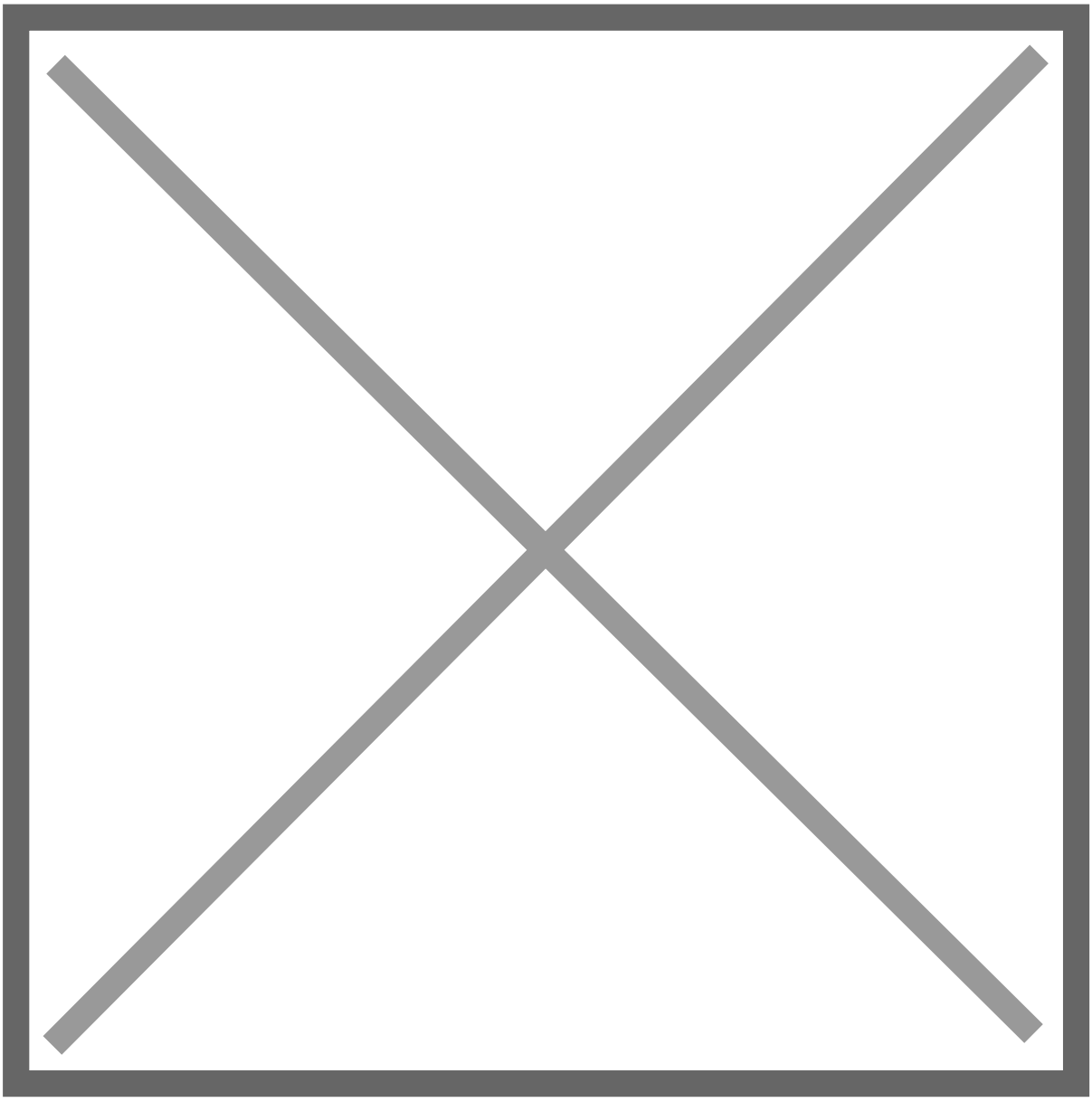


其中 sX = meanc_out|X|, sW = meanc_out|W|，可以看出 sX是对应激活 group 的平均值，以此作为衡量对应 weight参数 group的重要指示。 α 和 β是在 [0, 1] 中之间通过网格搜索来确定最合适的值。实际实验发现 sW 对于最终结果影响并不大，主要的影响来自激活系数，这也侧面说明，激活值中的异常 group和 weight 作用后对最终量化结果影响巨大，只有保护好对应参数不被这部分激活影响，才能减少量化误差。

工程实现上， AWQ通过手写 kernel方式，利用好 矩阵乘 以及 连续访存 的的优势，实现对推理的优化。

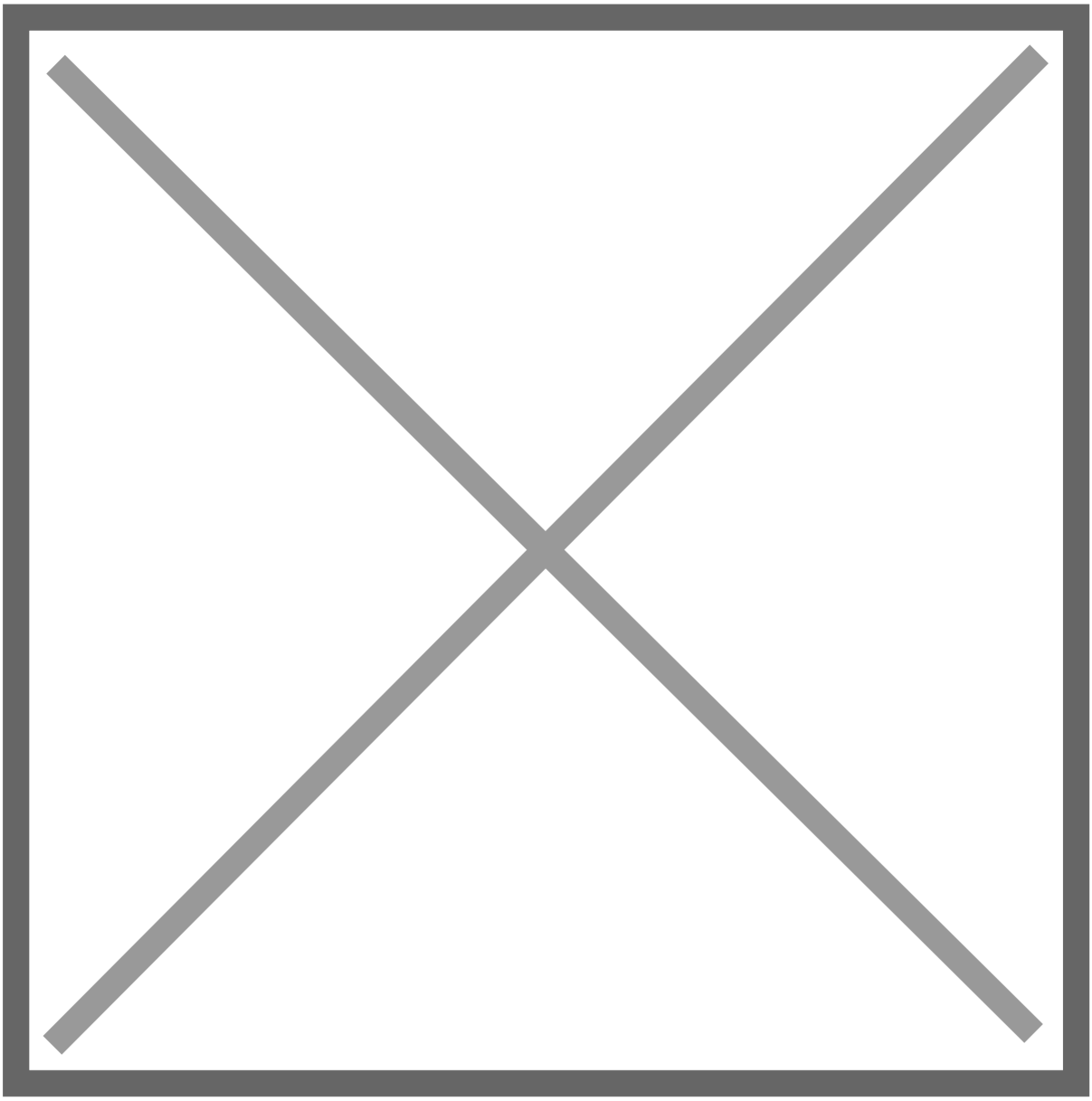
虽然在原理上和 smooth quant类似， AWQ本质上是 weight-only的量化算法，但是 SQ算法是 W8A8量化。从实测来看， AWQ的量化效果比 GPTQ的效果要好，推理也更快，但是推理更快大概率是因为更精细的手写 kernel技巧所造成的。

Llama. CPP: K-quant量化



LLaMA.cpp项目是开发者Georgi Gerganov基于Meta释出的LLaMA模型实现的纯C/C++版本（基于其另一个项目: tensor库GGML），用于模型推理。llama.cpp的初衷是让开发者在没有GPU的条件下也能运行Meta的LLaMA模型。后来在他本人和社区开发者的支持下，也支持了cuBLAS的加速。在6月15日的PR中，llama.cpp正式支持了CUDA库的加速，用大量的cuda kernel加速了llama在GPU的推理速度。

llama.cpp中量化部分主要采用了两种方案: INT4量化和K-quant量化。量化选项如下图所示，其中Q后面的第一个数字x表示了量化到x bit，下划线后的第二个数字y为0时表示对称量化，没有零点。y为1时表示非对称量化，每个scale还有一个zero point，当y为K时表示K-quant量化方法，K后面的字母表示量化模型的参数规模: Small, Meduim, Large。例如，Q4_0和Q8_0选项代表进行INT4、INT8量化。



当 y=K时，表示使用了 K-quant方法。 K-quant量化使用了 16 x 8的“块”进行量化，每个 “块”共有 16个行。每 8 个权重为一组使用同一个量化参数 scale，因此有 16 个一级量化参数。此外，为了进一步的降低资源消耗，还有 1 个 fp16 的二级量化参数 K_2，用于量化 16 个一级量化参数，相当于 “量化参数的量化”，这可以进一步减小模型 size和显存消耗。当使用 16*8的“块”K-quant时，每个一级量化参数 K_1负责的 group size = 8，但 65B模型只需要 37.5GB 显存。可以看到，对于参数量越大的模型，使用粒度更细的量化，可以有效守住模型推理效果。

实践了 **llama.cpp**后发现使用了 **K-quant**量化后进行模型推理，比 **fp16**原模型进行推理快了 **3~4**倍（对比 **token/s)**，这个不太符合前面说到的结论，权重量化的方案会比 fp16 推理慢，因为有反量化的开销。研究后发现，llama.cpp使用 c++重新写了许多加速的 cuda 算子，其中包括将反量化 +gemm实现成复合算子，减少两步操作的全局显存数据搬移开销。另外由于现在 GPT 推理普遍使用 KV Cache优化，因此在推理计算吐出 token的过程中，实际上是 vector-matrix运算（ GEVM ？），而不是 matrix-matrix的 GEMM操作，因此 llama.cpp也针对向量矩阵乘做了相应加速的实现。

因此本质上来看，llama.cpp实际是一个 llama模型的 推理引擎实现 **+K-quant**量化算法，这回到最开始讲的，要想量化后还能加速，本质上就是访存和计算的加速可以掩盖掉反量化操作带来的

开销，因此 llama.cpp给出的方案是实现一个基础的推理引擎，并且底层自己实现一些针对性的复合算子 Kernel 来进行加速。从实验来看，目前 llama.cpp量化的推理速度还是十分快的。

QLora：量化有效参数微调

Lora和 Qlora实际上是有效参数训练的方法，因此并不属于量化推理的范畴，但是 QLora 使用了量化技术来支持更大模型的有效参数微调。关于 lora 的机制已经有许多介绍的文章了，简而言之可以这样考虑，微调实际上是得到一个在原来基础参数上的 ，形状大小和原参数是一样的，但是假如我们可以把它分解成 ， A矩阵和 B矩阵的参数量可以原小于 W。LoRA的用意就是在冻结原模型的情况下训练 AB两个矩阵而不是整个 W，这样所需的计算量会大大减小，而在推理时候是将 AB 融入到原始权重中，因此推理时候实际是没有增加额外参数的。

QLora使用的量化技术如下:

Block-wise Quantization 一批一批的量化，每一批（ block)使用独立的 scale。在本文中 block 的大小被设为 64,这种类似 K-quant量化。

Quantile Quantization 所有浮点数字由小到大排列，再分成 十六等分 ，最小的一块映射到量化后的第一个数，第二块映射到量化后的第二个数，以此类推。这样做原始数据在量化后的数字上分布就是均匀的。这样的做法就是 Quantile Quantization. 这里的 Quantile 意思是分位，我们平常说的中位数，四分之一位数，都是一种分位。

双重量化 在 block-wise quantization当中我们提到，每一个 block有自己的一个常量 scale ，这其实是个额外的负担，假如使用 float32, block大小为 64，那么摊到每个参数上的额外开销就是 32/64 = 0.5bit。对于 4bit量化来说额外的 0.5bit相当于多 12.5% 的显存耗用，还是比较可观的。因此提出了双重量化，就是对 scale再进行一次量化，考虑到一般出现 outliner 的概率较小，使用 256作为 block大小再量化一次得到 8bit的 c改进过后每个参数的额外消耗为 8/64 + 32/256 = 0.127 bit。

QLora 主要是训练前对权重进行量化，训练时每推到推到一层的时候，将这一层权重反量化回去进行正常推理计算，通过这种方式可以在单卡上对更大参数量的 LLM进行有效参数微调。

总结

- 当前主流的 LLM量化方案主要是只量化权重（ weight-only）。
- LLM的量化粒度会比 CNN更加细（ per-vector级别 +分组），并且会使用双重量化进一步量化一批次 scale值。
- 只量化权重在运行时需要反量化操作，会比 fp16 推理慢，但是可以通过优化算子加速来覆盖这部分开销，从而享受到 INT

量化带来的大幅显存下降同时又有加速效果（来自Llama.cpp的启发）。

- LLM中，INT4量化+更加细粒度量化，要比INT8量化有更高的性价比，模型参数越大，INT4量化优势越大（体现在省显存和推理速度上）。