## Lab2

3240104875

王耀

2025/7/5

## 任务一

AVX 部分,看到优化提示意识到,转置 32bit 后一组是四个 uint8\_t。但是这么读进去就算是转化成 uint64\_t 也不过 256 个 bit。我去求助 GPT,但是它给我回了一堆有点胡言乱语的东西。

根据 lab2 的优化提示,如果要对那样的 for 循环进行向量化,最直接的想法是一次读 4 个运算 4 个,但是这显然太浪费读取时间,而且也没有这么小的连续地址类型,能实现的函数又太大材小用,不合适。

那我多读一点,进行分块矩阵运算?可是 AVX 似乎只是向量化工具,而非分块矩阵工具,或许可以成为一个思路。

为什么要用 B\_reshape 呢?这不是限制吗?如果用 B,可以一次读入更多的数据,\_mm512\_dpbusd\_epi32可以直接对 64 个 8bit 数进行分组内积,只要求和就能得到大量的内积片段,似乎比用 B reshape 的效率高多了。

难道是我用 B\_reshape 的方法不对?还是先着手于 B\_reshape 的应用,但是考虑如何降低读取次数还能计算乘法想了很久。现决定暴力优化,硬读硬算,然后成功得到了 1.6s 的好成绩,优化系数是小于 0.1 的,有点幽默。

我尝试减少 A 读取的次数,这次实现了 0.69 的速度,算是加速了,但是不多。

我抛弃了 **B\_reshape**,优化到 **0.09** 了,**1.57619** 倍。核心是\_mm512\_dpbusd\_epi32 和 \_mm512\_reduce\_add\_epi32,这是很好的,但是我感觉还能再优化,明显的 A 和 B 的读取次数还没有压到最小,寄存器还能利用。

AMX 部分,我几乎就按照样例写了一遍,就是用错了 dpbusd 和 dpbsud,导致了一个错误。AMX 加速了 166.676 倍,用时 0.0208975。这个数据很震撼我。可见我的 AVX 还要再摸索一下提升性能。快乐 AMX。

```
Submit is completed

Message:
    judge successfully finished

Score 100.00 max.100 (Unweighted)

Judgement Message:
    Correct, time: 18ms

h3240104875@sct101:~/test/HPC101/src/lab2/AMX$

2025-07-12 10:11:11.604 Submission completed

Message:
    judge successfully finished

Score 91.43 max.100 (Unweighted)

Judgement Message:
    Correct, time: 40ms
```

接下来我继续优化 AVX。目前的思路是减少 A 或 B 的读取次数。我写的新版本里,以 4 个 A 中的向量作为一组,对应计算所有 B 向量。但是学出现了我意料之外的结果:加速仅仅 1.16 倍。我分析了一下,新版本虽然减少了 B 的读取,但是显著增加了保存结果的 C 块清零的次数和计算 C 块和的函数的调用次数,整整翻了个倍。\_m512i\_reduce\_add\_epi32 和 m512i\_setzero\_si512 的执行耗时显然是要大于读取的。

更正后略微提升,优化倍数 1.76503。下一步,我尝试扩大读取 A 的数据规模,并加入 预取功能。使用了\_mm\_prefetch,优化系数 2.10。有所提升。我在调整了预取的提前量之后,优化了一点。但是我尝试扩大 A 一次读取的规模,却发现效果不是很明显。可能是因为第一轮没有预取的慢速和之后 B 减少读取的提速相抵消了。

提交了一下,得到了幽默 62 分。我感觉 reduce\_add 浪费了很长时间,有没有办法能用 storeu 来做呢?可以免去这部分的加法时间。

我尝试转换思路,按照优化提示中的那种方法来做,我打算试试广播一行中的每一个元素,dpbusd 然后进行累加最后 storeu。将矩阵乘法拆解,会发现 C 的第一行就是 A 的第一行的每个元素(其实是每四个)与 B\_reshape 中每行做乘法然后累加。新思路得到了 72 分,看看能否继续优化。经过取更多的 B 后,时间来到 39ms,加速比到了 3.995564,得分 91.43

## 思考题

首先, a 是输入的图像数据, b 中储存了需要求的插值点坐标。

21 行和其他的 None 都是为了拓展维度,虽然不改变数据,但是会多加一层 C 语言中的 [1],增维来适配后续运算。

24 行 a[n\_idx,x\_idx,y\_idx]的 shape 是 N\*H2\*W2\*C,这些 idx 在这里实际上就是取所有图片(n\_idx)的所有插值点的坐标向下取整(x\_idx,y\_idx)的所有通道值(最后一个参数未传入)构成的矩阵。

24 行 中 参 与 运 算 的 三 个 向 量 是 a[...](N\*H2\*W2\*C), x\_mul(N\*H2\*W2\*1), y\_mul(N\*H2\*W2\*1), 根据 numpy 运算的默认广播,会把 x\_mul 的值复制粘贴 C-1 成一个 (N\*H2\*W2\*C)的向量,然后再进行运算。

对于 reshape.cpp,整体是将矩阵分块(16\*64),逐个改变。第一版函数,完全不知道是怎么想出来的,太神奇了。首先是从分块的第一行和第九行读取前一半,然后第一行在前,第九行在后,也就是 t0 为 a00 a01 ... a0 31 a80 a81 ... a8 31,其他的类似。实现过程是读取 256 位(\_mm256\_loadu\_epi64),延拓成 512 位(\_mm512\_castsi256\_si512),高位插入第九行的 256 位(\_mm512\_inserti64x4)。然后利用\_mm512\_mask\_permutexvar\_epi64 进行 64 位的置换,结果储存在 r 中。这里仍然以 r0 为例。0xcc 是 11001100,但是在内存中读取认为的第一位 却是 0,所以前 16 个数取 t0,也就是第一行的的 0-15,下 16 个取 t4,第五行的的 0-15,九行的 0-15,十三行的 0-15。

同理, r2 分别是 3, 7, 11, 15 的 0-15 位, 故而下一步 t0 按照 10101010 来, t0 是 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15 的 0-7, t1 是 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16 的 0-7, 最终 r0 就是 1, 2, 3, ..., 16 的 0-3 位, 存入内存即可。

这个思路真的很奇妙, 很难想象是怎么想出来的。

对于另一个函数,这个函数开始时考虑了行数不为 16 的倍数的情况,但是我觉得好像有误改 B\_reshape 之外数据的风险,可能会将 B\_reshape 外的某些数据置 0。整体上来讲这个函数和第一个的思路是相似的。\_mm512\_unpacklo\_epi32(两个参数向量取 32,弃 32,轮流进行)这个函数使得 t0 为 a00 a01 a02 a03 a10 a11 a12 a13 a08 a09 a0,10 a0,11,类似的交错。然后再使用\_mm512\_unpacklo\_epi64 处理 t0 和 t2,使得 r0 成为 0,0-3 1,0-3 2,0-3 3,0-3,0,16-19 如此类似的交错。r4 则对应 4-7 行的同样类似的交错。

之后使用\_mm512\_shuffle\_i32x4 函数(0x88 下就是取两个向量的 0-127 256-383 位然后拼接),使得 t0 成为 0,0-3 1,0-3 2,0-3 3,0-3 0123 32-35,4567 0-3 32-35。然后在使用一次,因为 t8 是 8-11 0-3 32-35,12-15 0-3 32-35,再结合,即可得 r0 为转置后的第一行。