实验四: Hexagon 矩阵乘法

姓名:潘梓月 学号: 22551192 指导老师:赵新奎 实验日期: 2025/10/13、2025/10/20 实验报告说明:

- 1环境准备 和 2编译运行 在md文件基础上,将部分bash替换为**实际运行的命令行**(用户名、文件位置等),并附上相关步骤成功的**截图**。此外也标注了一些实验中遇到的**问题**(python和java缺失)
- 3优化矩阵乘法 是本人针对给出的初始代码进行优化的思路、部分代码展示、步骤以及优化结果分析,这是**10.13的中间实验记录**
- 4实验最终报告 完善了10.20新增的实验目标和记录表部分,并进行相关分析,这是**10.20的最终实验报告**

1环境准备

1.1Hexagon SDK 安装

高通账号已申请通过

1.1.1 下载并安装 QPM

1. 下载 QPM

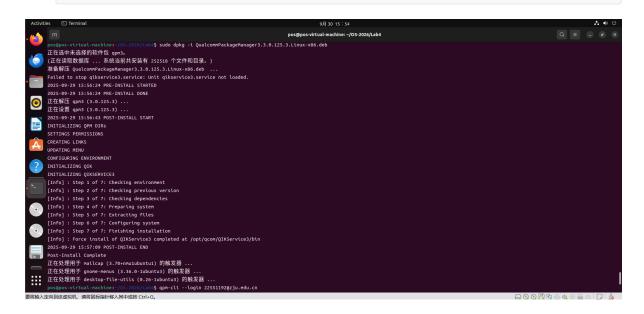
访问 QPM 官方下载页面 下载安装包。

2. 安装系统依赖

sudo apt update && sudo apt install -y bc xdg-utils

3. **安装 QPM**

sudo dpkg -i QualcommPackageManager3.3.0.125.3.Linux-x86.deb



1.1.2 QPM 登录与配置

1. 登录 QPM

```
qpm-cli --login 22551192@zju.edu.cn
```

2. 激活许可证并安装 Hexagon SDK

```
qpm-cli --license-activate HexagonSDK6.x
sudo qpm-cli --install HexagonSDK6.x
```

3. 配置环境变量

在 ~/.bashrc 中添加:

export HEXAGON_SDK_PATH=/local/mnt/workspace/Qualcomm/Hexagon_SDK/6.3.0.0



1.2 Android NDK 安装

1.2.1 下载并配置 Android SDK Command Line Tools

1. 下载 Command Line Tools

wget https://googledownloads.cn/android/repository/commandlinetools-linux-13114758_latest.zip

2. 解压并组织目录结构

```
unzip commandlinetools-linux-13114758_latest.zip
mkdir -p ~/Android/Sdk/cmdline-tools/latest
mv cmdline-tools/* ~/Android/Sdk/cmdline-tools/latest/
```

3. 配置环境变量

在 ~/.bashrc 中添加:

```
export PATH=~/Android/Sdk/cmdline-tools/latest/bin/:$PATH
```

使配置生效:

```
source ~/.bashrc
```

1.2.2 安装 NDK

1. 查看可用版本并安装

```
sdkmanager --list
// 这个地方提示 JAVA_HOME not set and no 'java' command is found.
sdkmanager "ndk;29.0.13113456"
```

2. 配置 NDK 环境变量

在 ~/.bashrc 中添加:

```
export ANDROID_NDK_ROOT=~/Android/Sdk/ndk/29.0.13113456/
```

3. 安装 ADB 工具

```
sudo apt install android-tools-adb
```

2编译与运行

2.1 编译 NPU 代码

首先设置 Hexagon SDK 环境并编译 DSP 代码:

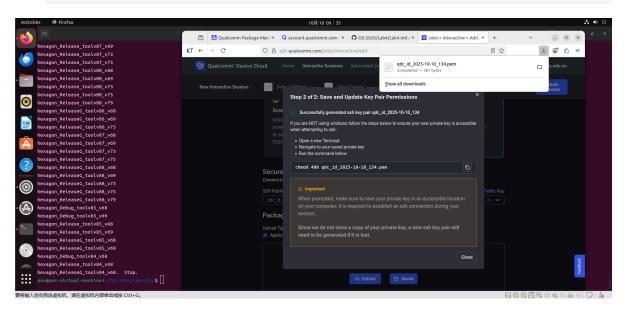
```
source $HEXAGON_SDK_PATH/setup_sdk_env.source
// 提示未安装python
cd dsp
make hexagon BUILD=Debug DSP_ARCH=v79
```

2.2 实体设备运行

2.2.1 申请 QDC 设备

- 1. 在 高通 QDC 平台 申请一台骁龙 8 Elite 手机
- 2. 选择 SSH 连接方式
- 3. 创建私钥并保存到 ~/qdc.pem, 修改权限:

chmod 400 ~/qdc.pem

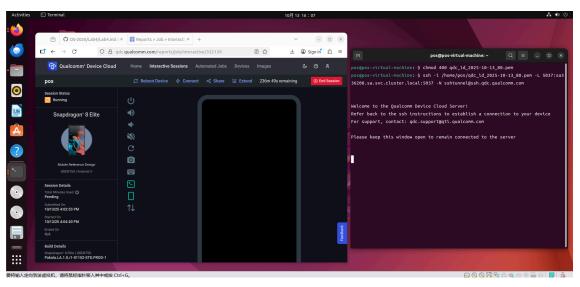


2.2.2 建立设备连接

1. 创建 SSH 隧道

点击 QDC 页面右上角的【Connect】按钮,复制连接命令,例如:

ssh $-i \sim /qdc.pem -L 5037:sa324277.sa.svc.cluster.local:5037 -N sshtunnel@ssh.qdc.qualcomm.com$



2. 验证设备连接

adb devices

能看到已连接的设备。



2.2.3 编译 Android 测试工具

• **libinfo.so.5报错**: 如果遇到缺少libinfo5的报错,执行 sudo apt install libtinfo5 或者执行 ln -s /usr/lib/x86_64-linux-gnu/libtinfo.so.6 /usr/lib/x86_64-linux-gnu/libtinfo.so.5

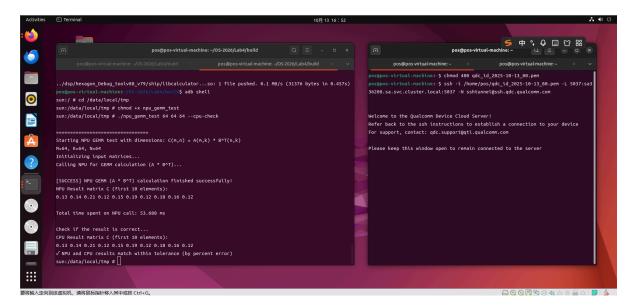
2.2.4 部署并运行测试

1. 推送文件到设备

```
adb push npu_gemm_test /data/local/tmp/
adb push ../dsp/hexagon_Debug_toolv88_v79/ship/libcalculator_skel.so
/data/local/tmp/
```

2. 在设备上执行测试

```
adb shell
cd /data/local/tmp
chmod +x npu_gemm_test
./npu_gemm_test 64 64 64 --cpu-check
```



3 优化矩阵乘法

3.1 思路

【向量化】HVX 指令可以一次性处理 32 个浮点数(一个向量)。我重写了两个关键的矩阵乘法函数,让它们尽可能地使用向量指令来代替原来的 for 循环。

- 1. 对于 A×B^T(转置乘法),采用内积策略:将矩阵 A 和 B 的两行数据(各 32 个元素)加载到向量 寄存器中,进行向量乘法和累加。最后通过一系列"归约"操作,将向量中累加的 32 个部分和汇总成 一个最终结果。
- 2. 对于 A×B (标准乘法), 采用更高效的外积策略: 将矩阵 A 的一个元素"广播"(复制)成一个包含 32 个相同值的向量, 然后与矩阵 B 的一整行进行向量乘法和加法, 一次性更新 32 个输出结果。

3.2 部分代码展示

```
79 #ifdef __hexagon
           def __nexagon__
memset(output, 0, m * n * sizeof(float));
const int hvx_width = sizeof(HVX_Vector) / sizeof(float);
int n_vec = n - (n % hvx_width);
 80
 81
 82
           for (int i = 0; i < m; i++) {</pre>
 85
                  for (int l = 0; l < k; l++) {</pre>
                       HVX_vector vA_splat = Q6_V_vsplat_R(float_to_bits(input_matrix1[i * k + l]));
for (int j = 0; j < n_vec; j += hvx_width) {
   HVX_vector* pB = (HVX_vector*)&input_matrix2[l * n + j];
   HVX_vector* pC = (HVX_vector*)&output[i * n + j];</pre>
 87
 88
 89
 90
 91
                              // 使用標準浮點乘法,結果也是標準浮點向量
                              HVX_Vector vprod = Q6_Vsf_vmpy_VsfVsf(vA_splat, *pB);
 92
 93
                              // 直接進行標準浮點向量加法
 94
                              *pC = Q6_Vsf_vadd_VsfVsf(*pC, vprod);
 95
                       for (int j = n_vec; j < n; j++) {
    output[i * n + j] += input_matrix1[i * k + l] * input_matrix2[l * n + j];</pre>
 96
 98
 99
                 }
100
         }
```

```
122 #ifdef
               _hexagon_
         const int hvx_width = sizeof(HVX_Vector) / sizeof(float);
int k_vec = k - (k % hvx_width);
123
124
125
        for (int i = 0; i < m; i++) {
    for (int j = 0; j < n; j++) {</pre>
126
127
128
                    // 累加器使用標準的 HVX_Vector
                    for (int l = 0; l < k_vec; l += hvx_width) {
   HVX_Vector* pA = (HVX_Vector*)&input_matrix1[i * k + l];
   HVX_Vector* pB = (HVX_Vector*)&input_matrix2[j * k + l];
}</pre>
129
131
132
133
                         // 使用標準浮點乘加
134
                         v_sum = Q6_Vsf_vadd_VsfVsf(v_sum, Q6_Vsf_vmpy_VsfVsf(*pA, *pB));
135
                    }
137
                    // 對標準浮點向量進行歸約
138
                    for (int r = hvx_width / 2; r > 0; r /= 2) {
                           v_sum = Q6_Vsf_vadd_VsfVsf(v_sum, Q6_V_vror_VR(v_sum, r * sizeof(float)));
139
140
141
142
                   float sum;
143
                    memcpy(&sum, &v_sum, sizeof(float));
144
                    for (int l = k_vec; l < k; l++) {
    sum += input_matrix1[i * k + l] * input_matrix2[j * k + l];
145
146
147
                    output[i * n + j] = sum;
148
149
              }
150
```

3.3 步骤

我们发现项目存在两套独立的编译系统(CPU端和DSP端)。最初只编译了 CPU 测试程序,而没有重新编译 DSP 库。正确的做法是必须进入 dsp 目录单独执行 make 命令,这样才能生成修改后的 libcalculator_skel.so 新文件。

3.3.1 设定环境

```
cd /local/mnt/workspace/Qualcomm/Hexagon_SDK/6.3.0.0
source ./setup_sdk_env.source
```

3.3.2 重新编译

```
cd ~/OS-2026/Lab4/dsp
make clean V=hexagon_Debug_toolv88_v79
make tree V=hexagon_Debug_toolv88_v79
```

3.3.3 部署运行

重复2.2.3和2.2.4中的步骤,注意先清除build文件

```
rm -rf build
```

3.3.4 优化结果分析

由于代码中只输出NPU调用的总时间,为精确对比DSP/NPU计算耗时,执行如下命令:

```
adb logcat -s calculator
```

观察到初始代码的DSP/NPU计算耗时为7.943ms,函数总执行耗时50.454ms

```
10-13 05:35:45.376 12445 12445 D calculator: 初始化 DSP 环境
10-13 05:35:45.376 12445 12445 I calculator: DSP_LIBRARY_PATH set to: /data/local/tmp
10-13 05:35:45.376 12445 12445 I calculator: [PROFILING] DSP 环境初始化耗时: 0.005 ms
10-13 05:35:45.376 12445 12445 I calculator: GEMM: m=64, k=64, n=64
10-13 05:35:45.376 12445 12445 I calculator: GEMM: Allocating ION memory for inputs and output...
10-13 05:35:45.376 12445 12445 I calculator: [PROFILING] ION 内存分配耗时: 0.062 ms
10-13 05:35:45.376 12445 12445 I calculator: [PROFILING] 数据传输 (Host -> Device) 耗时: 0.006 ms
10-13 05:35:45.376 12445 12445 I calculator: GEMM: Opening handle...
10-13 05:35:45.413 12445 12445 I calculator: [PROFILING] DSP 句柄准备耗时: 36.889 ms
10-13 05:35:45.413 12445 12445 I calculator: GEMM: Calling remote function calculator_gemm...
10-13 05:35:45.421 12445 12445 I calculator: [PROFILING] DSP/NPU 计算耗时: 7.943 ms
10-13 05:35:45.421 12445 12445 I calculator: GEMM: Remote call successful.
10-13 05:35:45.421 12445 12445 I calculator: [PROFILING] 数据传回 (Device -> Host) 耗时: 0.004 ms
10-13 05:35:45.421 12445 12445 I calculator: GEMM: Cleaning up resources...
10-13 05:35:45.426 12445 12445 I calculator: [PROFILING] 资源清理耗时: 5.247 ms
10-13 05:35:45.426 12445 12445 I calculator: [PROFILING] 函数总执行耗时: 50.454 ms
```

观察到优化后代码的DSP/NPU计算耗时为3.984ms,函数总执行耗时37.590ms

```
10-13 06:13:09.539 17873 17873 D calculator: 初始化 DSP 环境
10-13 06:13:09.539 17873 17873 I calculator: DSP_LIBRARY_PATH set to: /data/local/tmp
10-13 06:13:09.539 17873 17873 I calculator: [PROFILING] DSP 环境初始化耗时: 0.038 ms
10-13 06:13:09.539 17873 17873 I calculator: GEMM: m=64, k=64, n=64
10-13 06:13:09.539 17873 17873 I calculator: GEMM: Allocating ION memory for inputs and output...
10-13 06:13:09.539 17873 17873 I calculator: [PROFILING] ION 内存分配耗时: 0.062 ms
10-13 06:13:09.539 17873 17873 I calculator: [PROFILING] 数据传输 (Host -> Device) 耗时: 0.006 ms
10-13 06:13:09.539 17873 17873 I calculator: GEMM: Opening handle...
10-13 06:13:09.567 17873 17873 I calculator: [PROFILING] DSP 句柄准备耗时: 28.145 ms
10-13 06:13:09.567 17873 17873 I calculator: GEMM: Calling remote function calculator_gemm...
10-13 06:13:09.571 17873 17873 I calculator: [PROFILING] DSP/NPU 计算耗时: 3.984 ms
10-13 06:13:09.571 17873 17873 I calculator: GEMM: Remote call successful.
10-13 06:13:09.571 17873 17873 I calculator: [PROFILING] 数据传回 (Device -> Host) 耗时: 0.004 ms
10-13 06:13:09.571 17873 17873 I calculator: GEMM: Cleaning up resources...
10-13 06:13:09.576 17873 17873 I calculator: [PROFILING] 资源清理耗时: 4.975 ms
10-13 06:13:09.577 17873 17873 I calculator: [PROFILING] 函数总执行耗时: 37.590 ms
```

由此可见,优化后的代码计算速度提升了99.4%,几乎达到了2倍的性能飞跃;总调用延迟降低了12.864ms,端到端的整体性能提升了25.5%。

4 实验最终报告

4.1 任务目标

在 Lab4/dsp/calculator_imp.c 中实现并比较多种矩阵乘法实现:

- 朴素标量实现 (baseline) : 直接三重循环实现的 C 语言矩阵乘法, 用作基线性能对比;
- 基于 HVX 的内积实现(A * B^T): 对 B 做转置,使得点积(dot-product)可以用向量化内积 (内积法) 计算;
- 基于 HVX 的外积实现(A*B):采用外积法,利用标量广播将 A 的单个元素与 B 的一整段向量相乘并累加到 C 的子向量。

4.2 实现要求与验收准则

- 1. 功能等价:对任意合法输入(浮点矩阵)都应输出误差在浮点容差内的结果; 已满足,见**4.3**
- 2. 向量化与对齐: HVX 代码应处理 128 字节 (32 float) 对齐,说明如何处理尾部不对齐或非 32 倍长度的情形

已说明, 见4.4.4

3. 性能测量:对不同矩阵尺寸执行并记录

已记录, 见4.3

4. 结果分析:比较三种实现的运行时间与计算效率,并说明在实现中使用到的主要 HVX 指令与它们的

作用 (例如 vsplat、vmpy、vadd、vror 等)

已分析, 见4.4.1、4.4.2

4.3 实验数据记录表

编号	实现方 法	设备	矩阵尺寸	计算耗时 (ms)	运行截图
1	baseline		64×64×64	50.683	sun:/data/local/tmp # ./npu_gemm_test 64 64 64cpu-check
2	HVX 内 积		64×64×64	33.303	I sun:/data/local/tmp # ./npu_gemm_test 64 64 64cpu-check
3	HVX 外 积		64×64×64	34.697	sun:/data/local/tmp # ./npu_genm_test 64 64 64 ··cpu-check ··no-transY starting NPU GERM test with dimensions: C(n,n) = A(n,k) * B(k,n) (Outer Product Path) mods, Ko64, No64 initializing input matrices Calling DSP for GERM calculation [DUCCESS] DSP GERM calculation fitsished successfully! DSP Result natrix C (first 10 elements): 0.13 0.15 0.15 0.15 0.15 0.15 0.16 0.16 0.15 0.15 Total time spent on DSP call: 34.697 ms Check if the result is correct CFU Result natrix C (first 10 elements): 0.15 0.15 0.15 0.15 0.15 0.15 0.15 0.15
4	baseline		256×256×256	428.614	sun:/data/local/tmp # ./npu_gemm_test 256 256 256cpu-check

编号	实现方法	设备	矩阵尺寸	计算耗时 (ms)	运行截图
5	HVX 内 积		256×256×256	77.722	sun:/data/local/tnp # ./npu_genm_test 256 256 256cpu-check
6	HVX 外 积		256×256×256	233.506	Inpu_gemm_test 256 256 256cpu-checkno-transY ** Starting NNU GPMX test with dimensions: C(n,n) = A(n,k) * B(k,n) (Outer Product Path) ** ** ** ** ** ** ** ** **
7	baseline		512×512×512	3000.072	sun:/data/local/tmp # ./npu_genm_test 512 512 512 ··cpu·check ***********************************
8	HVX 内 积		512×512×512	319.628	sun:/data/local/tnp # ./npu_genm_test 512 512 512cpu-check ===================================
9	HVX 外 积		512×512×512	1193.572	/npu_genm_test 512 512 512cpu-checkno-transY ***********************************
10	baseline		88×99×66	52.826	sun:/data/tocal/tmp # ./npu_genm_test 88 99 66cpu-check ***********************************

编号	实现方法	设 备	矩阵尺寸	计算耗时 (ms)	运行截图
11	HVX 内 积		88×99×66	38.224	sun:/data/local/tmp # ./npu_germ_test 88 99 66cpu-check ***********************************
12	HVX 外 积		88×99×66	40.938	/npu_genm_test 88 99 68cpu-checkno-transY starting NPU GRM test with dimensions: C(n,n) = A(n,k) * B(k,n) (Outer Product Path) was 8, K-99, Ness initializing input natrices calling DSF for GRM calculation [SUCCESS] DSF GRM calculation finished successfully! DSF Result natrix c (first 10 elements): D.14 0.14 0.14 0.14 0.10 0.13 0.13 0.15 0.15 0.15 0.35 Total time spent on DSF call: 40.03 ms check if the result is correct CRU Result natrix c (first 10 elements): D.14 0.14 0.14 0.16 0.15 0.15 0.15 0.15 0.15 0.35 V DSF and CRU results match within tolerance (by percent error)

4.4 分析要点

4.4.1 内外积差异

从实验数据中可见,对于大规模矩阵, HVX 内积 (A * B^T) 的性能显著优于 HVX 外积 (A * B)。

- 在 512x512x512 尺寸下,内积实现 (319.6ms) 比外积实现 (1193.6ms) 快了近 3.7 倍;
- 在 256x256x256 尺寸下,内积实现 (77.7ms) 也比外积实现 (233.5ms) 快了近 3.0 倍。
- 在 64x64x64 和 88x99x66 这样的小尺寸矩阵上,两者性能接近。这是因为矩阵太小,RPC 调用、内存分配和线程调度的固定开销(3.3.4中有说明)占了总耗时的大头,导致计算本身的优化效果被掩盖了。

造成这种巨大性能差异的核心原因在于内存访问模式和数据复用:

- 1. HVX 内积 (A * B^T):
 - 内存访问: 此实现计算 C[i][j] 的值。在最内层循环 (k 维度) 中,它连续加载 A[i] [k...k+31] 和 B[j][k...k+31] 的数据。由于 B 矩阵已经转置, B[j][k...k+31] 在内存中也是连续存储的。这种双流连续读取的方式对缓存极其友好。
 - 数据复用: 向量累加器 v_sum 在整个 k 循环中都保持在 DSP 的向量寄存器中,进行了大量的计算 (vmpy / vadd),直到循环结束才将最终的标量和写回主内存的 c[i][j] 位置。内存写操作被降到了最低。
- 2. HVX 外积 (A * B):
 - 内存访问: 此实现(ikj 循环顺序)在最内层循环(j 维度)中,重复加载 B[k]
 [j...j+31]的数据,并反复读写 C[i][j...j+31]的数据。
 - 。性能瓶颈:问题出在对 C 矩阵的访问上。在 k 循环的每一次迭代中,都需要将 C 矩阵的一整行读入向量寄存器,与 A*B 的积相加后,再写回内存。这导致了 M * K 次的内存读和 M * K 次的内存写操作,造成了灾难性的内存带宽瓶颈,严重拖慢了计算速度。

结论:内积法通过转置矩阵 B, 巧妙地将内存访问优化为两次连续读取和一次最终写入,最大化了计算密度和寄存器复用。而外积法受限于其算法,在 k 循环中产生了大量的内存读写,导致其性能远逊于内积法。

4.4.2 关键 HVX 指令详解

- 1. vsplat (标量广播)
- 作用: 将一个 32 位的标量浮点数复制 32 次, "广播"成一个 128 字节的 HVX 向量。
- 应用:在 HVX 外积实现中,用它将 A[i][k]的单个元素广播成一个向量 VA_splat,以便后续能与 B 矩阵的一整行(32个元素)进行并行乘法。
- 2. vmpy (向量浮点乘法)
- 作用:获取两个 HVX 向量,对它们各自对应的 32 个浮点数进行逐元素相乘,返回一个包含 32 个乘积的 HVX 向量。
- 应用:在内积和外积中都用作主要的计算单元。
- 3. vadd (向量浮点加法)
- 作用: 获取两个 HVX 向量,对它们各自对应的 32 个浮点数进行逐元素相加。
- 应用:在内积中,用它将每一步的乘积累加到向量累加器 v_sum 中;在外积中,用它来将计算结果累加到输出矩阵 c 的对应位置。
- 4. vror (向量旋转)
- 作用:将一个HVX向量中的所有字节 (128字节)进行循环右移。
- 应用:在内积中,用于实现"归约"。当 k 循环结束后,v_sum 中包含了 32 个部分和。我们通过 vror 将向量旋转一半(64 字节),然后与自身相加,这样 32 个和就变成了 16 个;重复此过程 (旋转 32 字节、16 字节...),最终可以将所有 32 个部分和高效地累加为向量中的第一个元素,得到最终的标量和。

4.4.3 优化建议

1. 尾部处理

当前我们采用了"主循环 + 标量尾部循环"的策略。对于追求极致性能的场景,这个标量尾部循环可以被"向量掩码 (Vector Masking)"所取代。即我们仍然加载 32 个元素,但使用一个特殊的掩码 (Mask) 告诉 HVX 单元只计算并写回前 3 个元素的结果,忽略后 29 个。这避免了切换回标量计算的开销。

2. 内存对齐

当前实现:在 HVX 函数中,我们使用了 memcpy 来安全地将数据从可能未对齐的内存地址加载到一个栈上分配的、保证对齐的 HVX_Vector 临时变量中。但 memcpy 带来了额外的拷贝开销。最好的优化是在 CPU 端,即在 calculator-api.cpp 中分配 rpcmem 内存时,就保证每一行 (row)的起始地址都强制 128 字节对齐。如果能做到这一点,DSP 端的 memcpy 就可以被移除,换回更高效的直接指针加载,从而获得显著的性能提升。

3. 缓存与带宽瓶颈

外积实现存在严重的带宽瓶颈。内积实现虽然已经好很多,但在处理超大矩阵时(如512x512x512),依然会受限于 L2 缓存大小和内存带宽。可以考虑进行循环分块:不要一次计算一整行或一整个元素,而是将 A、B、C 矩阵都切成小块计算。这样做可以把所需 A 和 B 的数据块加载到 L1/L2 缓存中,并高度复用它们来计算 C 小块中的所有 16 个元素,极大地降低对主内存的访问次数。