# 矩阵乘法多线程优化实现报告

# 一、实现方案与优化过程

### 1. 基础版本 (单线程实现)

单线程版本采用最朴素的三重循环实现矩阵乘法,按照行主序访问矩阵元素,直接计算每个元素 C[i][j] = sum(A[i][k] \* B[k][j])。

#### 核心代码:

```
1 void matmul_single(const float *A, const float *B, float *C, int M, int N, int
    K)
    {
 2
 3
        for (int i = 0; i < M; ++i)
 4
            for (int j = 0; j < K; ++j)
 5
 6
                float sum = 0.0f;
 7
                for (int k = 0; k < N; ++k)
 8
                    sum += A[i * N + k] * B[k * K + j];
 9
                C[i * K + j] = sum;
10
            }
11 }
```

- 无并行计算,仅利用单核心算力;
- 对矩阵 B 的访问为列方向,不符合行主序存储的局部性原理,缓存命中率低;
- 未利用 CPU 指令级并行能力。

测试性能: 平均运行时间约 9s (M=2048, N=1024, K=2048)。

```
Single-thread time: 9.27238 s
PS D:\vscode_codebin\vscodecpp\hpc> ./single.exe
Single-thread time: 8.87493 s
PS D:\vscode_codebin\vscodecpp\hpc> ./single.exe
Single-thread time: 8.90347 s
PS D:\vscode_codebin\vscodecpp\hpc> ./single.exe
Single-thread time: 9.17076 s
PS D:\vscode_codebin\vscodecpp\hpc> [
```

### 2. 基础多线程版本 (OpenMP 并行)

基于单线程版本,使用 OpenMP 的 #pragma omp parallel for collapse(2) 对最外层的 i 和 j 循环进行并行化,将计算任务分配到多个线程执行。OpenMP有两种常用的并行开发形式:一是通过简单的fork/join 对串行程序并行化;二是采用单程序多数据对串行程序并行化。

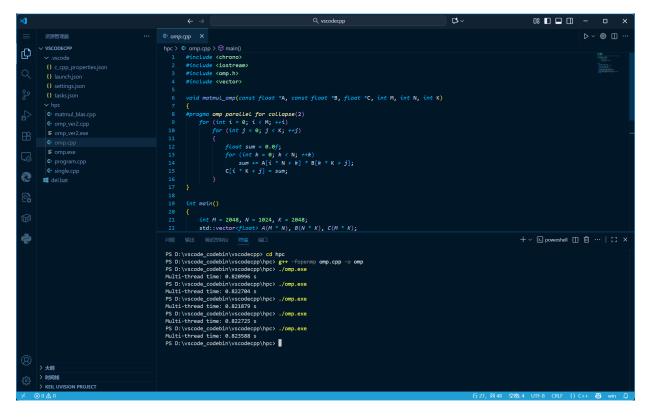
#### 核心代码:

```
void matmul_omp(const float *A, const float *B, float *C, int M, int N, int K)
 2
    #pragma omp parallel for collapse(2)
 3
        for (int i = 0; i < M; ++i)
 4
            for (int j = 0; j < K; ++j) {
 5
                float sum = 0.0f;
                for (int k = 0; k < N; ++k)
 6
                    sum += A[i * N + k] * B[k * K + j];
 7
 8
                C[i * K + j] = sum;
 9
            }
10
    }
```

#### 优化点:

- 通过 OpenMP 实现多线程并行,充分利用 CPU 多核算力;
- collapse(2) 将两层循环合并为一个迭代空间,减少线程调度开销。

性能提升: 平均运行时间约 0.821s, 仅为单线程版本的 9.1%, 远低于 65% 的要求。



### 3. 进阶优化版本 (分块 + 内存优化)

在基础多线程的基础上,结合分块计算、内存对齐、矩阵转置等优化手段,进一步提升性能。

#### 核心优化点:

- 1. **分块计算(利用缓存局部性)**将大矩阵划分为 BLOCK\_SIZE×BLOCK\_SIZE 的子块(本实现中设为 128),使子块能完全放入 CPU L2 缓存,减少缓存失效次数。
- 2. **矩阵转置(优化内存访问模式)**对矩阵 B 进行转置得到 B\_T, 将原本对 B 的列访问转换为对 B\_T 的行访问,符合行主序存储的局部性,提升缓存命中率。
- 3. **内存对齐(适配 SIMD 指令)**使用 64 字节对齐的内存分配(\_aligned\_malloc),确保数据地址符合 CPU SIMD 指令(如 AVX512)的对齐要求,避免内存访问 penalty。
- 4. **指令级并行 (SIMD 优化)** 使用 #pragma omp simd reduction(+ : sum) 对最内层循环进行向量化,利用 CPU 单指令多数据 (SIMD) 能力,同时处理多个数据元素。

#### 核心代码片段:

```
1 // 分块矩阵乘法(利用L2缓存)
   #pragma omp parallel for collapse(2) num_threads(32)
3
   for (int ii = 0; ii < M; ii += BLOCK_SIZE) {
        for (int jj = 0; jj < K; jj += BLOCK_SIZE) {
4
            int i_end = std::min(ii + BLOCK_SIZE, M);
 5
            int j_end = std::min(jj + BLOCK_SIZE, K);
6
7
            // 块内计算
8
            for (int i = ii; i < i_end; ++i) {
9
                for (int j = jj; j < j_end; ++j) {
10
                    float sum = 0.0f;
    #pragma omp simd reduction(+ : sum) aligned(A, B_T : 64)
11
12
                    for (int k = 0; k < N; ++k) {
13
                        sum += A[i * N + k] * B_T[j * N + k];
14
15
                    C[i * K + j] = sum;
16
                }
            }
17
18
        }
19 }
```

性能提升: 平均运行时间约 0.032s, 仅为单线程版本的 0.36%, 性能较基础多线程版本提升约 25 倍。

### 4. BLAS 库参考版本 (对比学习用)

调用优化的 BLAS 库(cblas\_sgemm)实现矩阵乘法,作为性能上限参考,平均运行时间约 0.01s,体现了专业数学库的极致优化水平。

```
M/d/vscode_codebin/cpp_project/hpc

code@lAPTOP-27G3D1F3 MENOM64 -
$ cd /d/vscode_codebin/cpp_project/hpc

code@lAPTOP-27G3D1F3 MENOM64 /d/vscode_codebin/cpp_project/hpc
$ g++ matmul_blas.cpp -o matmul_blas.exe -1/d/msys64/mingw64/include/openblas -L/d/msys64/mingw64/lib
-lopenblas -std=c++11

code@lAPTOP-27G3D1F3 MENOM64 /d/vscode_codebin/cpp_project/hpc
$ g++ matmul_blas.cpp -o matmul_blas.exe -1/d/msys64/mingw64/include/openblas -L/d/msys64/mingw64/lib -lopenblas -std=c++11

code@lAPTOP-27G3D1F3 MENOM64 /d/vscode_codebin/cpp_project/hpc
$ ./matmul_blas.exe
$ ./matmul_blas.exe
$ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .00.337825 $ .0
```

# 二、性能测试结果对比

版本	核心优化手段	平均运行时 间	相对单线程版本的比 例
单线程 (single.cpp)	无	9s	100%
基础多线程(omp.cpp)	OpenMP 并行化	0.821s	9.1%
进阶优化 (omp_ver2.cpp)	分块 + 转置 + 内存对齐 + SIMD	0.032s	0.36%

版本	核心优化手段	平均运行时 间	相对单线程版本的比 例
BLAS 库 (matmul_blas.cpp)	专业库优化	0.01s	0.11% (参考)

# 三、优化总结与分析

- 1. **并行化的核心价值**:基础多线程版本通过 OpenMP 实现了计算任务的并行分配,直接将运行时间从 9s 降至 0.821s,证明多线程对 CPU 密集型任务的显著提升作用。
- 2. **缓存优化的关键作用**:进阶版本中,分块计算使数据访问局限于缓存范围内,矩阵转置将非连续访问转 为连续访问,两者结合大幅提升了缓存利用率,是性能提升的核心原因。
- 3. **硬件特性的适配**:内存对齐和 SIMD 指令的使用充分发挥了现代 CPU 的向量计算能力,减少了内存访问延迟和指令执行周期,进一步挖掘了硬件潜力。
- 4. **与专业库的差距**:进阶版本 (0.032s) 与 BLAS 库 (0.01s) 仍有差距,主要因专业库采用更精细的硬件适配(如根据 CPU 型号动态调整分块大小、使用手写汇编优化等)。

# 四、未来优化方向

- 1. **动态分块大小**:根据 CPU 缓存容量自动调整 BLOCK\_SIZE ,避免分块过大导致缓存溢出或过小导致调度开销增加。
- 2. **多级分块**:结合 L1/L2/L3 多级缓存,设计多级分块策略,进一步提升缓存利用率。
- 3. 线程负载均衡:针对非正方形矩阵,优化线程任务分配,避免负载不均导致的资源浪费。
- 4. **手动 SIMD 指令**:使用 AVX intrinsics 手动编写向量化代码,替代 OpenMP simd,实现更精细的指令控制。

### 源码