



南開大學  
Nankai University

计算机学院  
并行程序设计第 2.1 次作业

矩阵与向量内积

姓名：丁屹  
学号：2013280  
专业：计算机科学与技术

2022 年 3 月 13 日

# 目录

<b>1 问题</b>	<b>2</b>
<b>2 程序实现</b>	<b>2</b>
<b>3 实验平台配置</b>	<b>2</b>
<b>4 实验方案设计</b>	<b>3</b>
4.1 测试脚本 . . . . .	3
4.2 测试数据 . . . . .	3
4.3 测试方法 . . . . .	3
4.4 实验结果及分析 . . . . .	4
4.5 鲲鹏 arm 平台 . . . . .	4
<b>5 参考文献</b>	<b>5</b>

CPU Maximum Frequency	2600 MHz
CPU Minimum Frequency	200 MHz
L1d 缓存	64 KiB
L1i 缓存	64 KiB
L2 缓存	512 KiB
L3 缓存	49152 KiB
内存大小	191.3 GiB

表 1: 鲲鹏 arm 平台硬件配置信息

## 1 问题

计算给定  $n \times n$  矩阵的每一列与给定向量的内积，考虑两种算法设计思路：

1. 逐列访问元素的平凡算法
2. cache 优化算法

## 2 程序实现

源码链接：<https://github.com/ArcanusNEO/Parallel-Programming/tree/master/1/0>

头文件位于 inc/，源文件位于 src/

### 逐列访问平凡算法

```
1 for (int i = 1; i <= matrix.col(); ++i)
2     for (int j = 1; j <= matrix.row(); ++j)
3         ans += (long long) matrix(j, i) * vec(i);
```

### cache 优化算法

```
1 for (int i = 1; i <= matrix.row(); ++i)
2     for (int j = 1; j <= matrix.col(); ++j)
3         ans += (long long) matrix(i, j) * vec(j);
```

- 为了便于调整数据规模的同时保证数据分布紧凑，矩阵采用一维数组模拟，封装到 `matrix_t` 类中，使用 `operator()` 访问元素
- 使用 C++11 的 `chrono::high_resolution_clock` 高精度计时函数测量运行时间
- ordinary 采用逐列访问的平凡算法
- cache 采用 cache 优化算法
- 使用 `cmake` 构建

## 3 实验平台配置

华为鲲鹏 arm 平台部分硬件参数如表 1 所示。arm 服务器系统环境为 4.14.0 内核的 openEuler，本次实验使用基于 clang 的华为 bisheng 编译器构建。

型号	AMD Ryzen 7 4800HS with Radeon Graphics
CPU Maximum Frequency	2900 MHz
CPU Minimum Frequency	1400 MHz
L1d 缓存	256 KiB
L1i 缓存	256 KiB
L2 缓存	4 MiB
L3 缓存	8 MiB
内存大小	16 GiB

表 2: 本地 x86 平台硬件配置信息

n	repeat	ordinary O0	cache O0	ordinary O1	cache O1	ordinary O2	cache O2	ordinary O3	cache O3
10	1000	0.000003921510	0.000003898680	0.000002001930	0.000001964040	0.000000327890	0.000000339470	0.000000319410	0.000000344110
20	1000	0.000014620950	0.000014602760	0.000007023470	0.000006842360	0.000000501310	0.000000657150	0.000000467850	0.000000641370
30	1000	0.000032228360	0.000032184710	0.000015241810	0.000014904280	0.000000763690	0.000000774170	0.000000691040	0.000000777670
40	950	0.000056860989	0.000056846558	0.000026680400	0.000026098295	0.000001164211	0.000001254295	0.000001005126	0.000001245632
50	900	0.000089057611	0.000088343433	0.000041381567	0.000040420867	0.000001678011	0.000001547344	0.000001410889	0.000001549533
60	850	0.000128093988	0.000127123306	0.000059313106	0.000057921706	0.000002270624	0.000002428812	0.000001873753	0.000002413847
70	800	0.000173778637	0.000172767013	0.000080434662	0.000078577600	0.000003020475	0.000002645638	0.000002430088	0.000002644038
80	750	0.000227279400	0.000224837240	0.000104802547	0.000102348533	0.000004033467	0.000003892293	0.000003213960	0.000003860040
90	500	0.000286074980	0.000285214100	0.000132402900	0.000129312160	0.000005021300	0.000004114980	0.000003812880	0.000004122680
100	100	0.000353027200	0.000351141100	0.000163288700	0.000159662300	0.000005953000	0.000005611200	0.000004950000	0.000005456300
200	100	0.001409264900	0.001407091700	0.000649411800	0.000634192400	0.000023487600	0.000021635600	0.000020187600	0.000021334400
300	100	0.003158901300	0.003158875000	0.001459003600	0.001424701100	0.000049816900	0.000046524400	0.000046958800	0.000045225600
400	75	0.005616461067	0.005714338133	0.002596611067	0.002590574133	0.000097343200	0.000084646933	0.000085758667	0.000082299600
500	50	0.008824118800	0.008933916800	0.004065168800	0.004048300400	0.000160591000	0.000133844200	0.000149521400	0.000131648000
750	25	0.020230814800	0.020136468000	0.009124470400	0.009196836800	0.000597472000	0.000290120400	0.000539312400	0.000290214000
1000	10	0.035702858000	0.036474819000	0.016245198000	0.016802713000	0.000869622000	0.000562403000	0.000798831000	0.000522889000
2000	10	0.145383594000	0.150944694000	0.065200668000	0.071015338000	0.004459454000	0.002142993000	0.004385257000	0.002140263000
3000	5	0.336490798000	0.349886098000	0.156467236000	0.168448982000	0.012147040000	0.005809428000	0.011584076000	0.006152252000
2500	5	0.228733876000	0.240887894000	0.102909028000	0.113171246000	0.007623726000	0.003432526000	0.007216164000	0.003632204000
3500	5	0.458229866000	0.478521286000	0.208403398000	0.230962040000	0.015620854000	0.007486212000	0.014909178000	0.007414828000
4000	5	0.589321022000	0.625729100000	0.264033642000	0.301310122000	0.023590688000	0.009625902000	0.023382362000	0.009711832000

表 3: 鲲鹏 arm 平台不同优化等级下的测试结果 (时间单位: s)

本地 x86 平台部分硬件参数如表 2 所示。本地 x86 系统环境为 5.16.14 内核的 Arch Linux, 本次实验使用 GNU GCC 编译, 并且使用 perf 进行性能测试。

## 4 实验方案设计

### 4.1 测试脚本

测试脚本位于 bin/, "run" 是 x86 架构下的脚本, "run-pbs" 是鲲鹏服务器平台的脚本

### 4.2 测试数据

使用 gen-data 生成数据, 规模 n 作为第一个参数传入, 使用 mt1937 生成随机数。

生成了一组测试文件位于 res/, 文件名形如 n.in

使用 conf/in.conf 配置输入数据路径和重复测试次数, 其路径作为待测程序的第一个参数传入。

### 4.3 测试方法

分别测试 ordinary 和 cache 两个程序。读入定义测试输入文件路径和重复测试遍数的配置文件以便自动完成测试。程序会向标准输出打印测试结果。

## 4.4 实验结果及分析

### 4.5 鲲鹏 arm 平台

通过横向比较优化级别可以得知，对于平凡算法，优化级别从 O0 到 O1 产生了 1 倍多的性能提升，从 O1 到 O2 能产生大约了 10 倍多的性能提升，而 O3 相对于 O2 的性能提升幅度很小，效果不明显。对于 cache 优化算法的结论也类似。

通过横向比较两种算法可以得知，对于 O0 优化，两种算法性能差别不大，甚至 cache 优化算法在大数据量下处于劣势。

在小数据量下，两种算法性能差别同样不大。

在中等数据量下，各种优化等级 cache 优化算法相比于平凡算法都有些微的性能优势。

在大数据量下，对于 O0 和 O1 优化，cache 优化算法相比于平凡算法处于劣势；对于 O2 和 O3 优化，cache 优化算法相比于平凡算法有 1 倍有余的性能提升。

通过纵向比较可以得知，由于算法使用 int 存储矩阵元素， $4 \times 100 \times 100 \text{ B} < 64 \text{ KiB} = \text{L1d size}$   
 $< 4 \times 200 \times 200 \text{ B}$ ，所以在  $n = 200$  时矩阵大小突破了 L1d 缓存大小，相对于  $n = 100$  数据规模翻 4 倍，运行时间成 4 倍有余；而  $n = 100$  与  $n = 50$  相比，运行时间恰好大约成 4 倍。

$4 \times 300 \times 300 \text{ B} < 512 \text{ KiB} = \text{L2 size} < 4 \times 400 \times 400 \text{ B}$ ，所以在  $n = 400$  时矩阵大小突破了 L2 缓存大小，此时低优化级别下 cache 优化算法和平凡算法性能差别不大，而高优化级别下 cache 优化算法对比于平凡算法有较大性能优势。

## 5 参考文献

[1][3][2][5][6][4]

## 参考文献

- [1] Alexis Zhang. Apple m1 wikipedia. [https://zh.wikipedia.org/wiki/Apple\\_M1](https://zh.wikipedia.org/wiki/Apple_M1), 2020.
- [2] Andrei Frumusanu. The 2020 mac mini unleashed: Putting apple silicon m1 to the test. <https://www.anandtech.com/print/16252/mac-mini-apple-m1-tested>, 2020.
- [3] Andrei Frumusanu. Apple announces the apple silicon m1: Ditching x86 - what to expect, based on a14. <https://www.anandtech.com/show/16226/apple-silicon-m1-a14-deep-dive>, 2020.
- [4] Erik Engheim. Why is apple's m1 chip so fast? <https://debugger.medium.com/why-is-apples-m1-chip-so-fast-3262b158cba2>, 2020.
- [5] Veedrac. Measures microarchitectural details. <https://github.com/Veedrac/microarchitecturometer>, 2020.
- [6] 木头龙. 如何看待苹果 m1 芯片跑分超过 i9? . <https://www.zhihu.com/question/429951450>, 2020.