



南开大学
Nankai University

南 开 大 学

计 算 机 学 院

并行程序设计实验报告

SIMD 高斯消元

蒋薇

年级：2021 级

专业：计算机科学与技术

指导教师：王刚

2023 年 5 月 16 日

摘要

通过 SIMD 并行化实现高斯消元,分析优化性能,并将其与串行高斯消元对比,在 ARMx86 不同架构下分别 NENOSSE 测试,且初步探索 SIMD 特殊高斯消元。

关键字: Parallel,SIMD,Gaussian

目录

一、SIMD 并行高斯消元	1
(一) 设计 SSE 算法	1
(二) 编程实现	2
1. 测试样例生成	2
2. 高精度时间测量	3
3. 程序编译运行	3
4. godbolt 汇编	6
5. 手工编写与编译器自动向量化	6
(三) arm 平台串行 NEON 并行高斯消元	6
1. 编程实现	6
2. 编译执行	7
3. 分析优化	7
二、特殊高斯消元 SIMD 并行	8
(一) 特殊高斯消元 (Grobner 基) 实现思想	8
(二) 编程实现	8
(三) armx86 架构不同指令集 (SSEAVXAVX-512Neno) 高斯消元影响	9

一、SIMD 并行高斯消元

(一) 设计 SSE 算法

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n = b_m \end{cases}$$

$$\begin{cases} l_{1,1}x_1 = b_1 \\ l_{2,1}x_1 + l_{2,2}x_2 = b_2 \\ \vdots \\ l_{m,1}x_1 + l_{m,2}x_2 + \cdots + l_{m,m}x_m = b_m \end{cases} \quad \begin{cases} x_1 = \frac{b_1}{l_{1,1}}, \\ x_2 = \frac{b_2 - l_{2,1}x_1}{l_{2,2}}, \\ \vdots \\ x_m = \frac{b_m - \sum_{i=1}^{m-1} l_{m,i}x_i}{l_{m,m}} \end{cases}$$

伪代码

高斯消元实现思想

```

1 procedure LU(A)
2 begin
3   for k:= 1 to n do
4     for j:= k + 1 to n do
5       endfor;
6     A[k,k] := 1.0;
7     for i:= k + 1 to n do
8       for j:= k + 1 to n do
9         A[i,j]:= A[i,j] - A[i,k] * A[k,j];
10      endfor;
11      A[i,k] := 0;
12    endfor;
13  endfor;
14 end LU

```

内嵌第一个 for 循环的作用: 把第 k 行的所有元素除以第一个非零元素, 使得第一个非零元为 1; 第二个内嵌 for 循环作用:

从 k+1 行开始减去第 k 行乘以这一行的第一个非零元, 使得 k+1 行的第 k 列为 0;

伪代码第第一个内嵌循环中的 $A[k,j] := A[k,j]/A[k,k]$ 以及双层 for 循环中的 $A[i,j] := A[i,j] - A[i,k] \times A[k,j]$ 都可以进行向量化, 通过 SIMD 扩展指令对这两步进行并行优化。

SIMDIntrinsics 函数高斯消元向量化伪代码

高斯消元向量化实现思想

```

1 Data: 系数矩阵 A[n,n]
2 Result: 上三角矩阵 A[n,n]
3 for k = 0 to n-1 do
4   vt ← dupTo4Float(A[k,k]);
5   for j = k + 1; j + 4 <= n; j+= 4 do
6     va ← load4FloatFrom(&A[k,j]); // 将四个单精度浮点数从内存加载到向量寄存器
7     va ← va/vt; // 这里是向量对位相除

```

```

8      store4FloatTo(&A[k,j],va); // 将四个单精度浮点数从向量寄存器存储到内存
9      for j in 剩余所有下标 do
10         A[k,j]=A[k,j]/A[k,k] ; // 该行结尾处有几个元素还未计算
11         A[k,k] ← 1.0;
12         for i ← k+1 to n-1 do
13             vaik ← dupToVector4(A[i,k]);
14             for j = k + 1; j + 4 <= n; j += 4 do
15                 vakj ← load4FloatFrom(&A[k,j]);
16                 vaij ← load4FloatFrom(&A[i,j]);
17                 vx ← vakj*vaik;
18                 vaij ← vaij-vx;
19                 store4FloatTo(&A[i,j],vaij);
20             for j in 剩余所有下标 do
21                 A[i,j] ← A[i,j] -A[k,j]*A[i,k];
22                 A[i,k] ← 0;

```

(二) 编程实现

第一个内嵌 for 循环里的 $A[k,j] := A[k,j]/A[k,k]$ 做除法并行, 第二个双层 for 循环里的 $A[i,j] := A[i,j] - A[i,k] \times A[k,j]$ 做减法并行;

`_mm_loadu_ps` 用于 packed 的加载不要求地址是 16 字节对齐, 对应指令为 `movups`;

`_mm_sub_ps(__m128A, __m128B);` `__m128` `_A` `_B` 32bit `_A` ,

例如 `_A=(_A0,_A1,_A2,_A3)`, `_B=(_B0,_B1,_B2,_B3)`, 则返回寄存器为

`r=(_A0*_B0,_A1*_B1,_A2*_B2,_A3*_B3)`;

`_mm_storeu_ps(float *_V, __m128A);` 返回一个 `__m128` 的寄存器。

1. 测试样例生成

测试规模较小时, 并行算法可能比串行算法还要耗时, 改变 cache 大小等系统参数, 设计不同问题规模完成实验。

为避免出现极端情况计算结果可能会出现 Naf 或无穷等问题, 生成测试用例, 代码如下:

测试用例生成代码

```

1  float m[N][N];
2  void m_reset() {
3      for(int i=0;i<N;i++) {
4          m[i][j]=0;
5          m[i][i]=1.0;
6          for(int j=i+1;j<N;j++)
7              m[i][j]=rand();
8      }
9      for(int k=0;k<N;k++)
10         for(int i=k+1;i<N;i++)
11             for(int j=0;j<N;j++)
12                 m[i][j]+=m[k][j];
13 }

```

2. 高精度时间测量

为较为精确测试程序运行时间，采用的时间测量函数代码如下：

高精度时间测量

```

1 #include <stdio.h>
2 #include <time.h>
3 struct timespec sts,ets;
4 timespec_get(&sts, TIME_UTC);
5 // to measure
6 timespec_get(&ets, TIME_UTC);
7 time_t dsec=ets.tv_sec-sts.tv_sec;
8 long dnsec=ets.tv_nsec-sts.tv_nsec;
9 if (dnsec<0){
10     dsec--;
11     dnsec+=1000000000ll;
12 }
13 printf (" %lld.%09llds\n", dsec, dnsec);

```

3. 程序编译运行

采用 SSE 高斯消元关键代码如下：

SSE 高斯消元关键步骤

```

1 void SSE_LU(int n, float a[][maxN]){
2     float temp;
3     __m128 div,t1,t2,sub;
4     for(int i = 0; i < n - 1; i++){
5         for(int j = i + 1; j < n; j++){
6             temp = a[j][i]/a[i][i];
7             div = _mm_set1_ps(temp);
8             int k = n - 3;
9             for(;k >= i + 1; k-= 4){
10                t1 = _mm_loadu_ps(a[i] + k);
11                t2 = _mm_loadu_ps(a[j] + k);
12                sub = _mm_sub_ps(t2, _mm_mul_ps(t1, div);
13                __mm_store_ss(a[j] + k, sub);
14            }
15            for(k += 3; k >= i + 1; k--){
16                a[j][k] -= a[i][k] * temp;
17            }
18        }
19    }
20 }

```

详细代码请见：SSE 高斯消元 [请点击这里](#)

截图示例如下：

```
C:\Users\HONOR\source\repos\GaussSSE\Debug\GaussSSE.exe
size: 128
串行消元时间: 3.98789ms
串行回代时间: 0.097318ms
并行消元时间: 2.50938ms
并行回代时间: 2.37967ms

size: 256
串行消元时间: 28.2208ms
串行回代时间: 0.333174ms
并行消元时间: 14.8488ms
并行回代时间: 14.8559ms

size: 384
串行消元时间: 95.2211ms
串行回代时间: 0.731958ms
并行消元时间: 43.6867ms
并行回代时间: 42.7688ms

size: 512
串行消元时间: 270.151ms
串行回代时间: 1.27824ms
并行消元时间: 92.7096ms
并行回代时间: 90.0778ms

size: 640
串行消元时间: 583.282ms
串行回代时间: 2.19922ms
并行消元时间: 226.168ms
并行回代时间: 223.026ms

size: 896
串行消元时间: 1390.46ms
串行回代时间: 4.51844ms
并行消元时间: 613.974ms
并行回代时间: 604.599ms

size: 1024
串行消元时间: 2044.58ms
串行回代时间: 5.74364ms
并行消元时间: 938.607ms
并行回代时间: 978.561ms

size: 1152
串行消元时间: 2749ms
串行回代时间: 6.98456ms
并行消元时间: 1342.47ms
并行回代时间: 1380.04ms

size: 1280
串行消元时间: 4002.24ms
串行回代时间: 8.52873ms
并行消元时间: 1870.4ms
并行回代时间: 1867.29ms

C:\Users\HONOR\source\repos\GaussSSE\Debug\GaussSSE.exe (进程
```

表

矩阵规模	10	100	512	1000	1024
串行	0.0030	1.8973	343.542	1794.62	2707.7
并行	0.8534	22.5583	156.443	1831.7	1471.66
加速比	0.003515	0.741625	0.979757	2.195956	11.839895

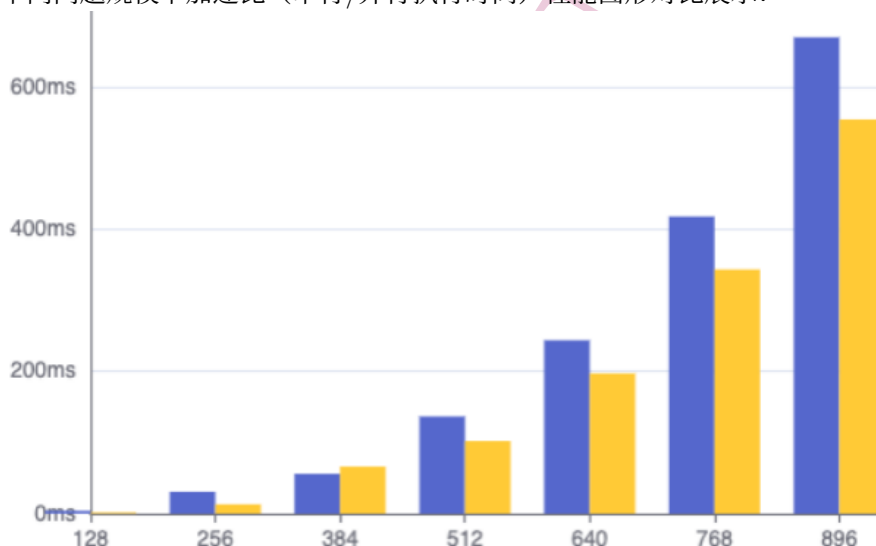
表 1: 不同矩阵规模下串行 SSE 并行运行时间对比 (单位:ms)

实验数据均为 5 次结果取平均值。

在运算的数据较少的时候, 并行算法和串行算法的速率几乎没有区别, 串行算法甚至比并行算法快。但是随着数据量的增长, 明显并行速度要比串行的速度快很多。注意其中的数据量为 512 和 1024 的位置, 要比之前快的还要明显, 当数据量为 4 的整数倍的时候, SSE 并行算法发挥的用更大一些。

总结: 此并行算法对串行算法进行了性能上的优化, 在数据量越来越多的时候, 优化的效果也越来越好, 并且当数据量为 4 的整数倍的时候, 优化效果明显。

不同问题规模下加速比 (串行/并行执行时间) 性能图形对比展示:



SSE 算法的消元总体来说是运行效率是高于串行算法的, 且随着矩阵规模增大而增大。

SSE 算法的回代竟比串行算法的回代运行效率要慢, 猜想其中可能一部分原因是因为使用的 SSE 算法回代过程中转置过程本身就比较耗费时间。

不同算法/编程策略对性能的影响:

高斯消去法中两个部分可以进行向量化, 对比这两个部分 (一个二重循环、一个三重循环) 进行 SIMD 优化对程序速度的影响:

相同算法对于不同问题规模的性能提升有一定的影响, 但是影响效果不大, 消元过程中采用向量编程的性能有提高, 但效果不是太明显, 回代过程也可以向量化, 但是性能不提反降, 总体来说, SSE 算法对运行效率还是有一定程度的提升, 可继续优化。

编译实现

```
1 $ gcc column_sum.c -g -o column_sum
2 # perf record -e L1-dcache-load-misses,L1-dcache-loads,L1-dcache-stores -ag
   ./row_column
```

```
# perf report
```

```
84.03%  0.00% row_column libc-2.31.so  [...] __libc_start_main
84.03%  0.00% row_column row_column  [...] main
```

涉及到二维数组或三维数组的多次访问，各个维度的下标访问顺序会严重的影响运行时间（尤其当 N 足够大时），若访问时间过长，主要是因为访问顺序与存储顺序不同，因此在高速缓冲命中中的数量大大减小，导致不在高速缓冲中取数据而是去硬盘当中取，则最终影响了运行时间。

4. godbolt 汇编

godbolt 分析 SSE_LU() 函数得到的汇编代码如下：

The screenshot displays the Godbolt compiler explorer interface. On the left, the C++ source code for the `SSE_LU` function is shown, featuring comments and SSE intrinsics. On the right, the generated assembly code for x86-64 gcc 12.2 is displayed, showing the translation of the C++ code into machine instructions. A red arrow points from the assembly output back to the C++ source code, highlighting the correspondence between the two.

为提高执行效率，应使用翻译成汇编语句少的代码，注意：高级语言代码简洁，汇编语句不一定少，时间复杂度不一定低。

5. 手工编写与编译器自动向量化

手工编写的 SIMD 程序可以根据具体的应用场景进行优化，通常可以实现更加紧凑和高效的代码。但是需要手动处理数据对齐、访问、加载和存储等问题，编写起来相对较为繁琐。由于不同的处理器架构和指令集有所不同，需要编写多个版本的代码，以便充分利用硬件资源。

编译器自动向量化版本可以自动将标量代码转换为 SIMD 代码，充分利用硬件资源，但是其性能通常不如手工编写的 SIMD 程序。编译器对代码的转换质量和效率有一定的影响，有时候可能会出现性能瓶颈或者意外的行为。有时编译器无法充分理解应用程序的语义，有些特定的优化可能需要手动实现。

(三) arm 平台串行 NEON 并行高斯消元

1. 编程实现

arm 平台串行高斯消元 [请点击这里](#)

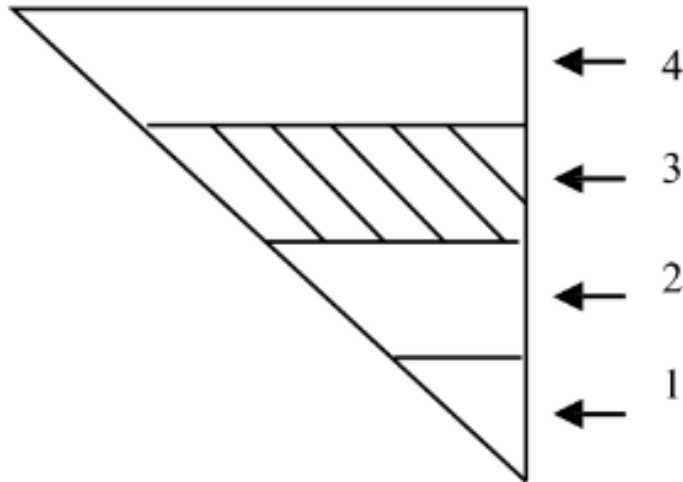
arm 平台 NENO 高斯消元 [请点击这里](#)

2. 编译执行

其某次结果如下:

```
[ss2110957@master test]$ ll
total 48
-rw-r--r--. 1 ss2110957 student 1106 Apr 14 15:05 arm_串行.cpp
-rw-r--r--. 1 ss2110957 student 1786 Apr 14 14:29 Neon.cpp
-rwxr-xr-x. 1 ss2110957 student 71704 Apr 14 14:33 test
-rwxr-xr-x. 1 ss2110957 student 71712 Apr 14 15:08 test1
[ss2110957@master test]$ ./test
ParallelAlgorithm time: 7.98596 ms
[ss2110957@master test]$ ./test1
SequentialAlgorithm time: 6.725 ms
[ss2110957@master test]$
```

3. 分析优化



Cache 分析

A 从下至上被分成了 4 块, 图中的数字为各个块的编号, 每块包含的矩阵行数相等 (最后一块的行数根据分块策略可能会出现较少的情况)。

原始从矩阵 A 的最下面一行开始往上执行优化后从任务块开始从下往上执行, 每个任务块内部, 采取按列从右往左的方式执行, 每一列按从下往上的方式执行。

假设编号为 3 的任务块包含的矩阵行数为 N , 其中编号为 i 的列中含有 Y 个元素 1 (行号为 noi, nui, nyi), 程序任务执行到这一列时, 异或操作代码为 $pBdata[i]=pBdata[i]pBaddil(ixno, n1i, ny1i)$, 对于矩阵 B 中第 i 行将有 Y 次的复用; 对于任务块中的第 k 行, 含有 X 个元素 1 (列号为 $mok, mk, \dots, mx-1, k$), 程序中对于这一行, 异或操作代码 $pBdata[k]=pBdata[k]pBaddil(ixmok, m1.k, mx-1.k)$, 对于矩阵 B 中第 k 行将有 $2X$ 次的复用。

在矩阵 A 的任务分块策略中, N 太小, 数据复用不够, N 太大 cache 命中率降低, N 的取值通过 cache 缓存大小计算结合实验测试所得。利用算法中数据的重用性, 大大增加了 cache 缓存命中率, 减少了数据从内存由访存数据的次数, 提高了数据访存性能。

对齐与不对齐

arm 架构是否对齐: ARM 平台的实验, 在 AArch64 NEON 访存指令默认支持未对齐内存访问, 在 NEON 汇编代码中可以指定对齐比特位数, 探究对齐 NEON 指令与未对齐性能差异对

于对齐的数据访问方式，NEON 指令可以使用一些特殊的指令进行高效地处理，比如 VLD1 和 VST1 指令，这些指令可以将多个数据同时加载到寄存器中进行处理，从而提高处理效率。此外，对齐的数据访问方式还可以更好地利用硬件缓存，从而进一步提高性能。而对于未对齐的数据访问方式，NEON 指令需要使用一些额外的指令进行处理，比如 VLD1_UND 和 VST1_UND 指令，这些指令会额外增加处理开销，降低性能。此外，未对齐的数据访问方式还可能会导致一些不可预测的行为，比如数据对齐不正确可能会导致程序崩溃。

x86 架构是否对齐：

对于 x86 平台的实验，如果设计不对齐的算法策略，直接使用 `_mm_loadu_ps` 即可。如果设计对齐算法使用 `_mm_load_ps` 时，调整算法，先串行处理到对齐边界，然后进行 SIMD 的计算，对比两种方法的性能。

定义一个包含大量浮点数的数组，这个数组的长度可以根据需要进行调整。分别编写两个函数，一个使用 `_mm_loadu_ps` 进行未对齐的计算，另一个使用 `_mm_load_ps`

在未对齐的函数中，直接使用 `_mm_loadu_ps` 加载浮点数数组，然后用 SSE 指令集中的 `_mm_add_ps` 进行加法计算。

在对齐的函数中，先使用串行方式处理数组中的前几个元素，直到数据对齐边界，然后使用 `_mm_load_ps` 加载对齐的数据，再使用 `_mm_add_ps` 进行 SIMD 计算。

使用时间函数，比较这两个函数的执行时间

结论：使用 `_mm_loadu_ps` 指令进行未对齐的数据加载和计算，则可以直接处理任意地址的数据。由于需要额外的指令进行未对齐的数据访问，性能可能受到一定的影响。如果使用 `_mm_load_ps` 指令进行对齐的数据加载和计算，则需要保证数据的地址是 16 字节对齐的可以利用 SSE 指令集的特殊指令进行高效的 SIMD 计算，性能通常会比未对齐的方式更好。

C++ 中数组的初始地址一般为 16 字节对齐，所以只要确保每次加载数据 $A[i : i + 3]$ 中 i 为 4 的倍数。

二、特殊高斯消元 SIMD 并行

(一) 特殊高斯消元 (Grobner 基) 实现思想

高斯消元模块分两种行：消元子、被消元行（被消元多项式）

其中消元子为根据系统中存储的多项式和其倍数多项式逐步导入，保证消元子首项各异但不能保证以每一项为首项的消元子都存在。其在高斯消元模块只充当“减数”而不会充当被减数，在高斯消元模块可以认为消元子已知。

被消元行在高斯消元过程中既充当“被减数”又充当“减数”，导入高斯消元模块的被消元行通常不是首项各异的。

高斯消元时，可视为消元子和被消元行合并为一个矩阵，该矩阵经过高斯消元之后非零行首项各异，消元结束后返回所有被消元行的消元结果。

(二) 编程实现

特殊高斯消元串行伪代码

```

1 for i := 0 to m - 1 do
2   while E[i] != 0 do
3     if R[lp(E[i])] != NULL then
4       E[i] := E[i] - R[lp(E[i])]
5     else

```

```

6         R[lp(E[i])] := E[i]
7         break
8     end if
9 end while
10 end for
11 return E

```

串行算法伪代码，其中被消元行有 m 行，消元子最大首项为 t ，其中外层循环表示遍历每个被消元行。内层循环表示针对每个被消元行，如果该行未被消为 0，那么根据其首项选择消元子进行消元；当存在合适的消元子，则用该消元子进行消元；否则将该被消元行作为消元子，参与后续高斯消元过程。

特殊高斯消元并行伪代码

```

Todo ← [ [1, ..., K], [], [] ], Done ← []
Function ← [Trsm, Axy, Gauss], Pr ← [3, 2, 1]

/* Something to do
while Done ≠ [1, ..., K] do
    /* search a task from high to low priority
    for i ← 1 to 3 do
        if TodoPr[i] ≠ [] then
            Lock()
            ind ← TodoPr[i][1]
            TodoPr[i] ← TodoPr[i] \ [ind]
            Unlock()

            /* The computation is performed
            Function[i](ind)

            Lock()
            if i ≤ 2 then
                /* Next operation must be performed on
                this block
                TodoPr[i+1] ← Sort(TodoPr[i+1] ∪ [ind])
            else
                /* All the operations are done
                Done ← Done ∪ [ind]
            end if
            Unlock()
        end if
    end for
end while

```

(三) armx86 架构不同指令集 (SSEAVXAVX-512Neno) 高斯消元影响

X86 平台的 SSE 指令集，支持 128 位的 SIMD 计算，可以实现对四个单精度浮点数或两个双精度浮点数的并行处理。在高斯消去的并行化实现中，利用 SSE 指令集来实现多个方程的并行计算，但是 SSE 指令集的并行性有限，只能同时处理有限个数据，可能无法满足大规模计算的需求。

AVX 指令集，支持 256 位的 SIMD 计算，可以实现对八个单精度浮点数或四个双精度浮点

数的并行处理。AVX-512 指令集，支持 512 位的 SIMD 计算，可以实现对十六个单精度浮点数或八个双精度浮点数的并行处理，ARM 平台的 NEON 指令集，它支持 64 位和 128 位的 SIMD 计算。

并行计算由于重排了指令执行顺序，加上计算机表示浮点数是有误差的，可能导致即使数学上看是完全等价的，但并行计算结果与串行计算结果不一致。这不是算法问题，而是计算机表示、计算浮点数的误差导致，一种策略是允许一定误差，比如 $< 10e-6$ 就行；另外一种策略，可在程序中加入一些数学上的处理，在运算过程中进行调整，来减小误差。

NIJUN