

# 进阶实验篇第5章

矩阵乘: 面向硬件加速器的优化

第一部分: SIMD



- 1 单指令多数据(SIMD)指令原理
- 2 任务实现:基于SIMD指令的矩阵乘法
- 3 延伸阅读:面向SIMD的编译优化和智能优化



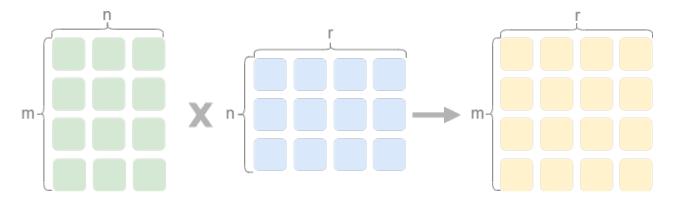
## 单指令多数据(SIMD)

指令原理



#### 单指令多数据 (SIMD) 指令原理---回顾

```
for (int i=0; i<m; i++) {
    for (int j=0; j<r; j++) {
        for (int k=0; k<n; k++) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
        }
    }
}</pre>
```



- ▶ 基于Cache局部性原理的优化
  - 降低访存开销
- ▶ 使用多线程提高并行度
  - 充分利用CPU资源
  - 同时处理数据,减少时间 开销



- 硬件资源有限
- 不能减少程序指令数

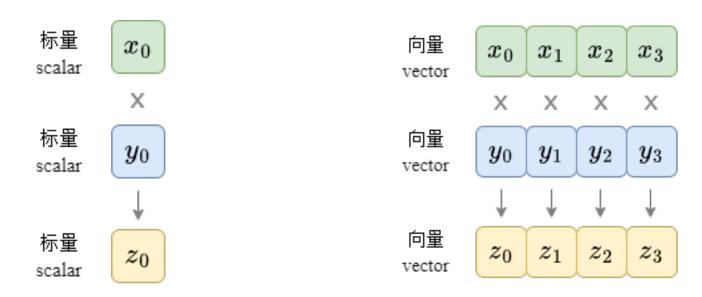
当矩阵规模增大到一定规模则无法有效减少时间开销



### Single Instruction Multiple Data

单指令多数据

SIMD



一般乘法

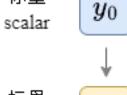
SIMD乘法



## Single Instruction Multiple Data

#### 单指令多数据

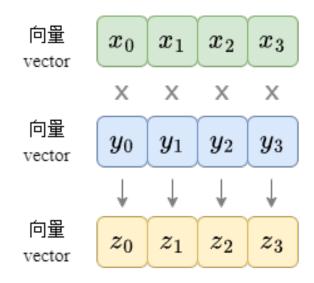
# 标量 $x_0$ scalar x





#### 一般乘法

#### SIMD



#### SIMD乘法

#### 龙芯 LSX 指令集

Loongson SIMD Extension

Intrinsic函数:

指令: DST SRC vfmul.s vd,vj,vk

DST[31:0] := SRC1[31:0] \* SRC2[31:0]

DST[63:32] := SRC1[63:32] \* SRC2[63:32]

DST[95:64] := SRC1[95:64] \* SRC2[95:64]

DST[127:96] := SRC1[127:96] \* SRC2[127:96]



#### 单指令多数据 (SIMD) 指令原理---SIMD优化矩阵乘示例

```
...
for (int i=0; i<m; i++) {
    for (int j=0; j<r; j++) {
        for (int k=0; k<n; k++) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
        }
    }
}</pre>
```

循环展开: 发掘程序并行性

```
for (int i=0; i<m; i++) {
    for (int j=0; j<r; j++) {
        for (int k=0; k<n; k+=4) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+1] * matrix_2[k+1][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+2] * matrix_2[k+2][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+3] * matrix_2[k+3][j];
        }
    }
}
</pre>
```

使用龙芯LSX Intrinsic函数



## 任务实现

基于SIMD指令的矩阵乘法



```
for (int i=0; i<m; i++) {
    for (int j=0; j<r; j++) {
        for (int k=0; k<n; k++) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
        }
    }
}</pre>
```

#### 循环展开

```
for (int i=0; i <m; i++) {
    for (int j=0; j < r; j++) {
        for (int k=0; k < n; k+=4) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+1] * matrix_2[k+1][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+2] * matrix_2[k+2][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+3] * matrix_2[k+3][j];
        }
    }
}
</pre>
```

$$matrix = Z, matrix\_1 = X, matrix\_2 = Y$$
  
 $Z = X \times Y$ 

$$z_{ij} = \sum_{k=0}^{n-1} x_{ik} y_{kj}$$

$$z_{ij} = \sum_{q=0}^{\frac{n}{4}-1} (x_{i(4q)}y_{(4q)j} + x_{i(4q+1)}y_{(4q+1)j} + x_{i(4q+2)}y_{(4q+2)j} + x_{i(4q+3)}y_{(4q+3)j})$$

一般矩阵乘原理

循环展开及SIMD优化后矩阵乘原理



```
for (int i=0; i<m; i++) {
    for (int j=0; j<r; j++) {
        for (int k=0; k<n; k+=4) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k-1] * matrix_2[k+1][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k-2] * matrix_2[k+2][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k-3] * matrix_2[k+3][j];
        }
}
...</pre>
```

```
SIMD
```

$$z_{ij} = \sum_{q=0}^{\frac{n}{4}-1} (x_{i(4q)}y_{(4q)j} + x_{i(4q+1)}y_{(4q+1)j} + x_{i(4q+2)}y_{(4q+2)j} + x_{i(4q+3)}y_{(4q+3)j})$$

循环展开用4条乘法指令完成, SIMD仅用1条乘法指令完成

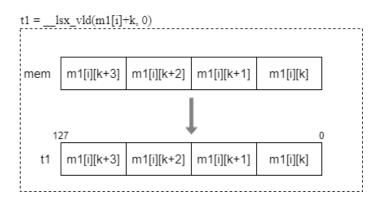


```
#include <lsxintrin.h>
for (int i=0; i < m; i++) {
      for (int j=0; j< r; j++) {
            for (int k=0; k<n; k+=4) {
                 ___lsx_vst(___lsx_vfmul_s(
                       (\underline{\phantom{a}} m128) \underline{\phantom{a}} lsx\underline{\phantom{a}} vld((float*)(matrix\underline{\phantom{a}} 1[i]+k), 0),
                       _{\text{lsx\_setr\_s}}(\text{matrix\_2[k][j]}, \text{ matrix\_2[k+1][j]},
                 matrix_2[k+2][j], matrix_2[k+3][j]), tmp. 0);
                 matrix[i][j] += tmp[0] + tmp[1] + tmp[2] + tmp[3];
```



```
结果矩阵 第一个矩阵 第二个矩阵
#include <lsxintrin.h>
void lsx_matrix_multiplication(float**matrix, float**matrix_1, float**matrix_2,
     int m, int n, int r) {
float*tmp = (float*)malloc(4*sizeof(float));
                                                 用于临时存储四个积, 为加法做准备
for (int i=0; i<4; i++) tmp[i] = 0.f;
for (int i=0; i < m; i++) {
    for (int j=0; j< r; j++) {
         for (int k=0; k< n; k+=4) {
             ___lsx_vst(__lsx_vfmul_s(
                  (\underline{\phantom{a}}m128)\underline{\phantom{a}}lsx\underline{\phantom{a}}vld((float*)(matrix\underline{\phantom{a}}1[i]+k), 0),
                  _{\text{lsx\_setr\_s}}(\text{matrix\_2[k][j]}, \text{matrix\_2[k+1][j]},
             matrix_2[k+2][j], matrix_2[k+3][j]), tmp, 0);
             matrix[i][j] += tmp[0] + tmp[1] + tmp[2] + tmp[3];
```





#define \_\_lsx\_vld(/\* void\* \*/\_1, /\* si12 \*/\_2)

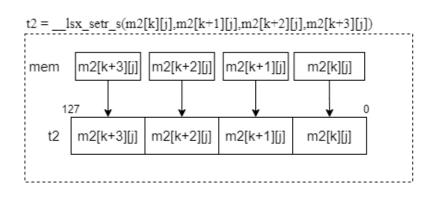
基地址

```
◆◆ mem_addr := 基地址 + 偏移
dst[127:0] := MEM[mem_addr+127:mem_addr]
}
```

#### 将128位连续内存数据载入到一个LSX寄存器

装载第一个矩阵一行中连续的四个数据





```
__m128 __lsx_setr_s(float e3,float e2,float e1,float e0):

dst[31:0] := e3

dst[63:32] := e2

dst[95:64] := e1

dst[127:96] := e0
```

#### 将128位不连续内存数据 载入到一个LSX寄存器

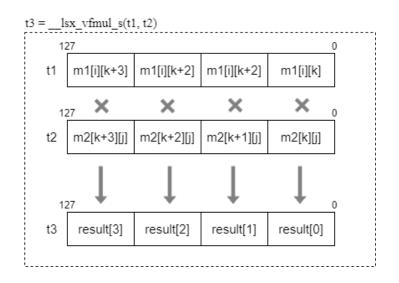
装载第二个矩阵一列中连续的四个数据

```
#include <lsxintrin.h>
void lsx_matrix_multiplication(float ** matrix, float ** matrix_1, float ** matrix_2,
    int m, int n, int r) {
float*tmp = (float*)malloc(4*sizeof(float));
for (int i=0; i<4; i++) tmp[i] = 0.f;
for (int i=0; i < m; i++) {
    for (int j=0; j< r; j++) {
        for (int k=0; k< n; k+=4) {
             lsx vst( lsx vfmul s(
                    _m128) ___lsx_vld((float*)(matrix_1[i]+k), 0),
                    lsx\_setr\_s(natrix\_2[k][j], matrix\_2[k+1][j],
             matrix_2 | k+2| | j |, matrix_2 | k+3| | [j ] ), tmp, 0);
             matrix[i][j] += tmp[0] + tmp[1] + tmp[2] + tmp[3];
```

为了计算方便,自定义功能为从非连续内存数据构造向量的函数:

```
__m128 __lsx_setr_s (float __A, float __B, float __C, float __D) {
    return __extension__ (__m128){ __A, __B, __C, __D };
}
```





```
#include <lsxintrin.h>
void lsx_matrix_multiplication(float ** matrix, float ** matrix_1, float ** matrix_2,
    int m, int n, int r) {
float*tmp = (float*)malloc(4*sizeof(float));
for (int i=0; i<4; i++) tmp[i] = 0.f;
for (int i=0; i < m; i++) {
    for (int j=0; j< r; j++) {
        for (int k=0; k< n; k+=4)
              lsx vst lsx vfmul s
                    m128) lsx_vld((float*)(matrix_1[i]+k), 0),
                 _{\text{lsx\_setr\_s}}(\text{matrix\_2}[k][j], \text{matrix\_2}[k+1][j],
             matrix_2[k+2][j], matrix_2[k+3][j]), tmp, 0);
             matrix[i][j] += tmp[0] + tmp[1] + tmp[2] + tmp[3];
```

```
__m128 __lsx_vfmul_s(__m128 a,__m128 b):

FOR j := 0 to 3

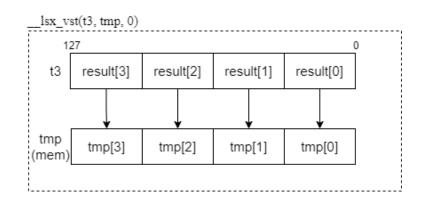
i := j*32

dst[i+31:i] := a[i+31:i]*b[i+31:i] }

ENDFOR
```

两个128位向量(LSX寄存器)中的四个数据对位相乘





四个乘积存储在一个LSX 寄存器中,存入连续128位 内存空间中,以备他用

```
#include <lsxintrin.h>
void lsx_matrix_multiplication(float ** matrix, float ** matrix_1, float ** matrix_2,
    int m, int n, int r) {
float*tmp = (float*)malloc(4*sizeof(float));
for (int i=0; i<4; i++) tmp[i] = 0.f;
for (int i=0; i < m; i++) {
    for (int j=0; j< r; j++) {
        for (int k=0; k< n; k+=4) {
               lsx vst( lsx vfmul s(
                    m128 lsx_vld((float*)(matrix_1[i]+k), 0),
                 _{\text{lsx\_setr\_s}}(\text{matrix\_2}[k][j], \text{matrix\_2}[k+1][j],
            matrix_2[k+2][j], matrix_2[k+3][j]), tmp, 0);
            matrix[i][j] += tmp[0] + tmp[1] + tmp[2] + tmp[3];
                                     乘积累加到结果矩阵相应位置
```

LSX向量

基地址

偏移(12bit立即数)

#define \_\_lsx\_vst(/\* \_\_m128i \*/\_1, /\* void\* \*/\_2, /\* si12 \*/\_3)

\_\_\_\_\_ mem\_addr := 基地址 + 偏移 ━━ MEM[mem\_addr+127:mem\_addr] := \_1[127:0]



#### 任务实现:基于SIMD指令的矩阵乘法---拓展

```
for (int i=0; i <m; i++) {
    for (int j=0; j <r; j++) {
        for (int k=0; k <n; k+=4) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+1] * matrix_2[k+1][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+2] * matrix_2[k+2][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+3] * matrix_2[k+3][j];
        }
    }
}
</pre>
```



循环展开4次

循环展开8次

LSX的v0-v31寄存器为128位(32×4)





#### 任务实现:基于SIMD指令的矩阵乘法---拓展

```
for (int i=0; i <m; i++) {
    for (int j=0; j <r; j++) {
        for (int k=0; k <n; k+=4) {
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k] * matrix_2[k][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+1] * matrix_2[k+1][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+2] * matrix_2[k+2][j];
            matrix[i][j] += matrix_1[i][k+3] * matrix_2[k+3][j];
        }
    }
}
</pre>
```



循环展开4次

循环展开8次

LSX的v0-v31寄存器为128位(32×4)

v0-v31扩展为LASX 256位的x0-x31寄存器 Loongson Advance SIMD Extension

#### 任务实现:基于SIMD指令的矩阵乘法---性能测试

#### 实验对比:

- 一般矩阵乘
- LSX优化矩阵乘
- LASX优化矩阵乘

三种方法在不同矩阵规模下的时间开销

测试代码: https://github.com/NKU-EmbeddedSystem/OSbook/tree/main/lab\_advanced/lab\_SIMD/test\_loongson.c

#### 任务实现:基于SIMD指令的矩阵乘法---性能测试

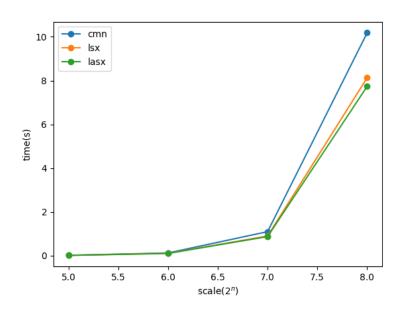


表 2: 时间开销

|      | 128        | 256        | 512        | 1024       |
|------|------------|------------|------------|------------|
| CMN  | 0.01522710 | 0.12287870 | 1.09685050 | 10.1845409 |
| LSX  | 0.01453700 | 0.10806310 | 0.8990675  | 8.1297082  |
| LASX | 0.01268790 | 0.10143160 | 0.87148850 | 7.73629420 |

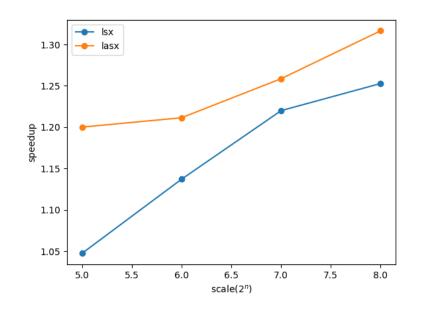


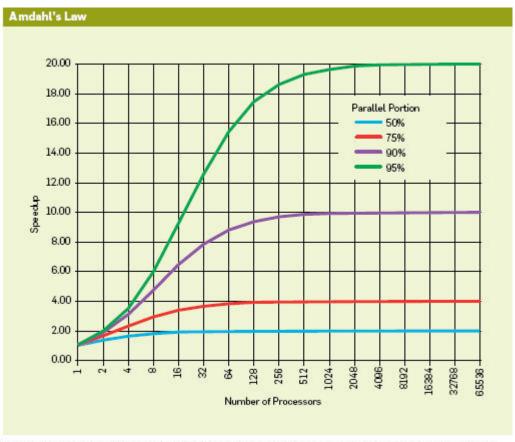
表 3: 加速比

|          | 128    | 256    | 512    | 1024   |
|----------|--------|--------|--------|--------|
| CMN/LSX  | 1.0475 | 1.1371 | 1.2200 | 1.2528 |
| CMN/LASX | 1.2001 | 1.2114 | 1.2586 | 1.3165 |
| LSX/LASX | 1.1457 | 1.0654 | 1.0316 | 1.0509 |

#### 在当前测试范围内:

- 经 SIMD 优化后的执行速度均高于一般矩阵乘(加速比均大于 1),所以SIMD 能优化矩阵乘
- LSX 优化最高加速比约为 1.25, LASX 优化最高加速比约为 1.32, LASX 优化后执行时间比 LSX 短

#### 任务实现:基于SIMD指令的矩阵乘法---性能测试



Named after computer architect Gene Amdahl, Amdahl's Law is frequently used in parallel programming to predict the theoretical maximum speedup using multiple processors.

#### 并行计算领域著名的Amdahl定律:

- 只有可以被优化措施影响到的部分,才是可以获取性能提升的区域
- 优化效果的上限,取决于被优化部分在整个计算任务中所占的比例



## 延伸阅读

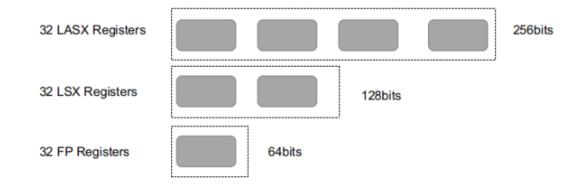
面向SIMD的编译优化和智能优化



#### 延伸阅读:面向SIMD的编译优化和智能优化

#### SIMD指令集

- MMX/SSE/SSE2/AVX/.....(Intel)
- NEON(ARM)
- 3DNow!(AMD)
- LSX, LASX(Loongson 龙芯)
- •



LSX与LASX涉及寄存器



#### 如何使用SIMD扩展优化程序性能

- 汇编语言
  - 不易使用,可移植性低
- 共享库
  - 仅优化了部分特定算法
- 向量化编译器
  - 为保证程序正确性,通常只进行保守优化,难以达到理想效果
  - 如GCC添加-ftree-vectorize编 译选项后可自动使用SIMD优 化程序



#### 如何使用SIMD扩展优化程序性能

- 汇编语言
  - 不易使用,可移植性低
- 共享库
  - 仅优化了部分特定算法
- 向量化编译器
  - 为保证程序正确性,通常只进行保守优化,难以达到理想效果
  - 如GCC添加-ftree-vectorize编
     译选项后可自动使用SIMD优
     化程序

编译器内建函数 (intrinsics)

借助机器学习方法的智能化编译器

#### 延伸阅读:面向SIMD的编译优化和智能优化

#### 面向SIMD的智能优化

- A Survey on Compiler Autotuning using Machine Learning
- Using Machine Learning to Improve Automatic Vectorization
- •



## 感谢阅读