Министерство цифрового развития, связи и массовых коммуникаций Российской Федерации

Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики

Кафедра прикладной математики и кибернетики

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №5

По дисциплине: «Программирование графических процессоров»

Выполнили:

Студенты 3 курса группы ИП-211 Оганесян А.С.

Лацук А.Ю.

Проверил:

Профессор кафедры ПМиК Малков Е.А.

Задание:



С помощью метрик ncu:

- 1.1. Определите время выполнения соответствующих ядер на GPU.
- 1.2. Определите для обоих случаев пропускную способность при загрузке из глобальной памяти и при сохранении в глобальной память.
- 2. Эмулируйте недостаток регистров (большой размер локальных переменных в ядре) и, используя метрики пси, определите использование локальной памяти.

Цель:

1.

Выполнение работы:

1. По формулам из лекции напишем программу для транспонирования матрицы

```
#include <stdio.h>
#include <cuda_runtime.h>

#define N 3
#define K (1 << 2)

__global__ void gInit(float *a, float *b) {
    int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;
    if (i < N * K) {
        a[i] = (float)i;
        b[i] = 0.0f;
    }
}
__global__ void copyKernel(float *a, float *b) {</pre>
```

```
int idx = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;
    if (idx < N * K) {
        int groupIdx = idx / K;
        int offset = idx % K;
        b[offset * N + groupIdx] = a[idx];
    }
}
int main() {
    size_t size = N * K * sizeof(float);
    float *A = (float*)malloc(size);
    float *B = (float*)malloc(size);
    float *d_A, *d_B;
    cudaMalloc((void**)&d_A, size);
    cudaMalloc((void**)&d_B, size);
    int threadsPerBlock = 256;
    int blocksPerGrid = (N * K + threadsPerBlock - 1) /
threadsPerBlock;
    gInit<<<blocksPerGrid, threadsPerBlock>>>(d A, d B);
    cudaDeviceSynchronize();
    copyKernel<<<<ble>blocksPerGrid, threadsPerBlock>>>(d A, d B);
    cudaDeviceSynchronize();
    cudaMemcpy(A, d A, size, cudaMemcpyDeviceToHost);
    cudaMemcpy(B, d B, size, cudaMemcpyDeviceToHost);
    printf("First %d elements of the original and transposed
arrays:\n", N * K);
    for (int i = 0; i < N * K; i++) {
        printf("a[%2d] = %6.1f, b[%2d] = %6.1f\n", i, A[i], i,
B[i]);
```

```
free(A);
free(B);
cudaFree(d_A);
cudaFree(d_B);

return 0;
}
```

Листинг 1 – программа main.cu

Часть вывода профилировщика:

```
copyKernel(float *, float *) (1, 1, 1)x(256, 1, 1), Context 1,
Stream 7, Device 0, CC 8.6
   Section: GPU Speed Of Light Throughput
   Metric Name
                Metric Unit Metric Value
   ______
   DRAM Frequency
                           Ghz
                                     5.84
   SM Frequency
                           Ghz
                                     1.21
  Elapsed Cycles
                         cvcle
                                     2873
                                    0.95
   Memory Throughput
                             %
   DRAM Throughput
                             %
                                    0.64
                                    2.37
   Duration
                           us
                                    14.84
   L1/TEX Cache Throughput
                            %
                          %
   L2 Cache Throughput
                                    0.95
   SM Active Cycles
                      cycle 80.88
   Compute (SM) Throughput % 0.04
gInit(float *, float *) (1, 1, 1)x(256, 1, 1), Context 1,
Stream 7, Device 0, CC 8.6
   Section: GPU Speed Of Light Throughput
   _____
   Metric Name
                 Metric Unit Metric Value
                           Ghz 5.94
   DRAM Frequency
                           Ghz 1.21
   SM Frequency
```

Elapsed Cycles	cycle	2394	
Memory Throughput	%	1.32	
DRAM Throughput	%	1.32	
Duration	us	1.98	
L1/TEX Cache Throughput	%	23.22	
L2 Cache Throughput	%	1.13	
SM Active Cycles	cycle	51.69	
Compute (SM) Throughput	%	0.05	

Время выполнения ядра copyKernel - 2.37 us, a gInit 1.98 us

2. Посмотрим метрики dram_bytes_read.sum и dram_bytes_write.sum для просмотра пропускной способности:

```
gInit(float *, float *) (1, 1, 1)x(256, 1, 1), Context 1, Stream 7, Device 0, CC 8.6
```

Section: Command line profiler metrics

Metric Name	Metric Unit	Metric Value
drambytes_read.sum	Kbyte	2.94
<pre>drambytes_write.sum</pre>	byte	0

copyKernel(float *, float *) (1, 1, 1) \times (256, 1, 1), Context 1, Stream 7, Device 0, CC 8.6

Section: Command line profiler metrics

Metric Name	Metric Unit	Metric Value
<pre>drambytes_read.sum drambytes_write.sum</pre>	Kbyte byte	2.69

3. Напишем программу, эмулирующую недостаток регистров:

```
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#define N 1024
#define K 1024
__global__ void copyKernelWithRegs(float *a, float *b, int N,
int K) {
    int idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
   float reg[64];
    if (idx < N * K) {
        for (int i = 0; i < 64; i++) {
            reg[i] = a[idx] + static_cast<float>(i);
        }
        float sum = 0.0f;
        for (int i = 0; i < 64; i++) {
            sum += reg[i];
        }
        b[idx] = sum;
    }
}
int main() {
   float *a, *b;
   float *d_a, *d_b;
    size_t size = N * K * sizeof(float);
    a = (float *)malloc(size);
    b = (float *)malloc(size);
   for (int i = 0; i < N * K; i++) {
        a[i] = static_cast<float>(i);
    }
```

```
cudaMalloc((void **)&d_a, size);
    cudaMalloc((void **)&d_b, size);
    cudaMemcpy(d a, a, size, cudaMemcpyHostToDevice);
    int threadsPerBlock = 256;
    int blocksPerGrid = (N * K + threadsPerBlock - 1) /
threadsPerBlock;
    copyKernelWithRegs<<<<blocksPerGrid, threadsPerBlock>>>(d a,
d b, N, K);
    cudaError_t error = cudaGetLastError();
    cudaDeviceSynchronize();
    if (error != cudaSuccess) {
        printf("CUDA error: %s\n", cudaGetErrorString(error));
    }
    cudaMemcpy(b, d_b, size, cudaMemcpyDeviceToHost);
   free(a);
   free(b);
    cudaFree(d a);
    cudaFree(d_b);
    return 0;
```

Через nvprof получим метрики об использовании локальной памяти:

```
Local Load Transactions | 0 | Local Store Transactions | 0 |
```

Вывод:

В ходе лабораторной работы было исследовано использование глобальной памяти GPU с помощью CUDA. Мы анализировали время выполнения ядер, пропускную способность при работе с памятью и влияние нехватки регистров на использование

локальной памяти. С помощью инструментов профилирования удалось лучше понять, как эффективно управлять памятью на GPU и как это влияет на общую производительность.