Задание

Сортировка подсчетом на CUDA

Программное и аппаратное обеспечение компьютера:

Device: GeForce GT 545

Размер глобальной памяти: 3150381056 Размер константной памяти: 65536 Размер разделяемой памяти: 49152

Регистров на блок: 32768

Максимум потоков на блок: 1024 Количество мультипроцессоров : 3

OS: Linux Mint 20 Cinnamon

Редактор: VSCode

Метод решения

Сортировку подсчетом можно разбить на 3 части:

- 1. Подсчет количества повторений для каждого из значений в диапазоне. (Гистограмма)
- 2. Подсчет префиксных сумм от гистограммы чтобы получить. (Inclusive Scan)
- 3. Получение отсортированной последовательности на основе полученной префиксной суммы.

Поскольку первый и третий этапы алгоритма примитивны, стоит рассказать об особенностях алгоритма сканнирования.

Алгоритм сканнирования предложенный Blelloch позволяет эффективно расчитывать префиксные суммы в этапа с использованием разделяемой памяти, однако только для одного блока. Для того, чтобы получить префиксную сумму для неограниченных данных следует использовать технику scan and propagate, которая позволяет искать рекурсивно преффиксные суммы для последовательности любой длины следующим образом:

- 1. Расчитывается алгоритм сканирования для каждого блока.
- 2. Для получения сканирования для всей последовательности следует добавить сумму всех элементов массива до текущего блока ко всем элементам текущего блока. Для того, чтобы расчитать эти суммы следует воспользоваться scan-ом для массива последних элементов каждого из блоков.
- 3. Расчет этиого сканирования запускается рекурсивно, пока количество запускаемых блоков не станет равным 1.

Описание программы

Алгоритм сканирования был описан выше и имеет следующую реализацию:

```
void block_scan(const uint32_t tid, uint32_t* data, uint32_t* shared_temp, const uint32_t size){
uint32_t ai = tid, bi = tid + (size >> 1);
/ Block A:
uint32_t bank_offset_a = AVOID_OFFSET(ai);
uint32_t bank_offset_b = AVOID_OFFSET(bi);
uint32_t offset = 1;
shared_temp[ai + bank_offset_a] = data[ai];
shared_temp[bi + bank_offset_b] = data[bi];
 up-sweep pass
for(uint32_t d = size >> 1; d > 0; d >>= 1, offset <<= 1)
 _syncthreads(); // before next change of shared mem we need to sync last access
if(tid < d)
 / Block B:
uint32_t a_i dx = offset*((tid << 1) + 1) - 1;
uint32_t b_idx = offset*((tid << 1) + 2) - 1;
a_idx += AVOID_OFFSET(a_idx);
b_{idx} += AVOID_OFFSET(b_{idx});
shared_temp[b_idx] += shared_temp[a_idx];
if(!tid){
shared_temp[size - 1 + AVOID_OFFSET(size - 1)] = 0;
offset >>= 1:
for(uint32_t d = 1; d < size; d <<= 1, offset >>= 1){
 _syncthreads(); // before next change of shared mem we need to sync last access
if(tid < d)
 / Block D:
uint32_t a_idx = offset*((tid << 1) + 1) - 1;
uint32_t b_idx = offset*((tid << 1) + 2) - 1;
a_idx += AVOID_OFFSET(a_idx);
b_{idx} += AVOID_OFFSET(b_{idx});
uint32_t t = shared_temp[a_idx];
shared_temp[a_idx] = shared_temp[b_idx];
```

```
shared_temp[b_idx] += t;
}

__syncthreads();

data[ai] += shared_temp[ai + bank_offset_a];

data[bi] += shared_temp[bi + bank_offset_b];
}

__global__
void scan_step(uint32_t* data_in, const uint32_t size){
   __shared__ uint32_t temp[THREADS_X2 * sizeof(uint32_t)];

const uint32_t thread_id = threadIdx.x;
const uint32_t start = blockIdx.x * THREADS_X2;
const uint32_t step = THREADS_X2 * gridDim.x;

for(uint32_t offset = start; offset < size; offset += step){
// launch scan algo for block
block_scan(thread_id, &data_in[offset], temp, THREADS_X2);
}
}
```

Алгоритм расчета сканирования был реализован на основе [2] таким образом, чтобы избежать конфликты при обращении с памятью. Для этого служит макрос, который зависит от количества банков памяти:

```
#define AVOID_OFFSET(n) ((n) >> NUM_BANKS + (n) >> (LOG_NUM_BANKS << 1))
```

С расчетом скана для генеральной последовательности помогает справиться рекурсивный алгоритм на хосте, недостатком которого является выделение нового блока памяти на каждом шаге алгоритма.

Для расчета гистограммы использование разделяемой памяти проблематично, поскольку большой диапазон значений не позволяет эффективно работать со всем спектром значений в разделяемой памяти. Однако этот же диапазон в среднем позволяет избежать конфликтов в глобальной памяти, поскольку потоки будут реже обращаться в одинаковые ячейки. Код ядра гистограммы:

```
__global__
void compute_histogram(uint32_t* histogram, const int32_t* data, const uint32_t data_size){
uint32_t step = blockDim.x * gridDim.x;
uint32_t start = threadIdx.x + blockIdx.x*blockDim.x;
// compute statistic for each value with step
for(uint32_t i = start; i < data_size; i += step){
atomicAdd(&histogram[data[i]], 1);
}
}
```

```
Код сортировки в таком случае будет выглядеть следующим образом:
void cuda_count_sort(int32_t* h_data, const uint32_t size){
uint32 t* d counts;
int32 t* d data;
throw on cuda error(cudaMalloc((void**)&d data, size*sizeof(int32 t)));
throw_on_cuda_error(cudaMalloc(
(void**)&d_counts,
compute_offset(INT_LIMIT, THREADS_X2)*sizeof(uint32_t))
throw_on_cuda_error(cudaMemcpy(d_data, h_data, sizeof(int32_t)*size, cudaMemcpyHostToDevice));
throw_on_cuda_error(cudaMemset(d_counts, 0, INT_LIMIT*sizeof(uint32_t)));
compute_histogram<<<MAX_BLOCKS, THREADS>>>(d_counts, d_data, size);
throw_on_cuda_error(cudaGetLastError()); // catch errors from kernel
cudaThreadSynchronize();
scan(d_counts, INT_LIMIT);
/ step 3: change input to true order
sort by counts<<<MAX BLOCKS, THREADS>>>(d data, d counts, INT LIMIT);
throw_on_cuda_error(cudaGetLastError()); // catch errors from kernel
/ copy data back:
throw_on_cuda_error(cudaMemcpy(h_data, d_data, sizeof(int32_t)*size, cudaMemcpyDeviceToHost));
 Free data:
throw_on_cuda_error(cudaFree(d_data));
throw on cuda error(cudaFree(d counts));
}void cuda_count_sort(int32_t* h_data, const uint32_t size){
  // device data:
  uint32_t* d_counts;
 int32 t* d data;
  // alloc data with overheap for scan algo
  throw_on_cuda_error(cudaMalloc((void**)&d_data, size*sizeof(int32_t)));
  throw_on_cuda_error(cudaMalloc(
    (void**)&d_counts,
    compute offset(INT LIMIT, THREADS X2)*sizeof(uint32 t))
  // copy data into buffers
  throw_on_cuda_error(cudaMemcpy(d_data, h_data, sizeof(int32_t)*size, cudaMemcpyHostToDevice));
  throw_on_cuda_error(cudaMemset(d_counts, 0, INT_LIMIT*sizeof(uint32_t))); // init histogram with zero
  // step 1: compute histogram
  compute_histogram<<<MAX_BLOCKS, THREADS>>>(d_counts, d_data, size);
```

```
throw_on_cuda_error(cudaGetLastError()); // catch errors from kernel cudaThreadSynchronize(); // wait end

// step 2: prefix sums(inclusive scan) of histogram scan(d_counts, INT_LIMIT);

// step 3: change input to true order sort_by_counts<<<<MAX_BLOCKS, THREADS>>>(d_data, d_counts, INT_LIMIT); throw_on_cuda_error(cudaGetLastError()); // catch errors from kernel

// copy data back: throw_on_cuda_error(cudaMemcpy(h_data, d_data, sizeof(int32_t)*size, cudaMemcpyDeviceToHost)); 
// Free data: throw_on_cuda_error(cudaFree(d_data)); throw_on_cuda_error(cudaFree(d_counts));
```

Заполнение значений в отсортрованном порядке не представляет особой информационной ценности, однако при его реализации я вдохновлялся источником [1].

Результаты:

Для того, чтобы проанализировать работу алгоритма на больших данных я воспользовался профилировщиком nvprof. Версия программы без оптимизации для уменьшения количества конфликтов банков памяти:

Когда как с оптимизацией мы получаем:

Как мы можем заметить, уменьшилось количество конфликтов в банках разделяемой памяти. Отмечу также в качестве недостатка алгоритма заполнения отсортированной последовательности — высокую дивергенцию нитей.

Выигрыш от использования GPU позволяет оценить следующий график:

