GPUプログラミング・応用編

東京工業大学学術国際情報センター

はじめに

基礎編では、以下を説明

- GPUプログラミングの基本
- GPU上のスレッドを使った並列プログラミング

しかし、GPUの特徴を考慮することによって、更に高速化が可能

→同じ計算を行うプログラムでも、メモリやスレッドなどの使い方の「最適化」によって、数倍～数十倍実行速度が違う場合も！

応用編では、基礎編に入れられなかったテクニックや高速化のポイントを説明

NVIDIA社の資料について

- このスライドは説明を簡略化しているため、正確な情報が必要な場合については、下記のNVIDIA社の公式資料(英語)を参照してください
  - CUDA C Programming Guide
  - CUDA API Reference Manual

  コンテスト内部Wikiに置いてあります

目次

1. はじめに
2. 多次元配列についてのテクニック
3. CUDAプログラムの時間計測に関する注意
4. 「divergent分岐」の削減による効率化
5. 「コアレスド・アクセス」によるメモリアクセス効率化
6. 「共有メモリ」の有効活用
7. おわりに

2.多次元配列についてのテクニック

多次元配列についてのテクニック

- CPU上では、大域変数として多次元配列を使える
  - short int h_array[MAX1][MAX2][MAX3][MAX4];
    のように定義できる
  - サンプルプログラムでも多用している
  - GPUではハードルが高い

GPU上で利用する基本方法は？

- 多次元配列をGPUに確保・コピーして計算に用いるには？

  以下が基本の方法：
  - cudaMallocで領域を確保し、ポインタ型変数を得る
    - たとえば、short int *d_array;
  - cudaMemcpyで、h_arrayからd_arrayにコピー
  - カーネル関数内で、d_arrayの内容にアクセス可能

  しかし一次元配列として使わないといけない

  d_array[i][j][k][l] → コンパイル時エラーになってしまう 

  d_array[i*MAX2*MAX3*MAX4+j*MAX3*MAX4+k*MAX4+l]

  → 動くけど、プログラムが結構大変 

次スライドで、少し楽にするテクニックを紹介します

GPU上でも多次元配列!

/home/SC12/gpulec/devarray.cu を参考にしてください

(1) 変数の定義に__device__をつけると、GPUメモリ上に確保される

例 : __device__ short int d_array[MAX1][MAX2][MAX3][MAX4];

(2) cudaMemcpyToSymbol (CPU→GPUの場合)や cudaMemcpyFromSymbol (GPU→CPU)を使う

例 :

```
cudaMemcpyToSymbol("d_array", h_array,
        sizeof(short int)*MAX1*MAX2*MAX3*MAX4, 0);
cudaMemcpyFromSymbol(h_array, "d_array",
        sizeof(short int)*MAX1*MAX2*MAX3*MAX4, 0);
```

(3) これなら、GPUカーネル関数内でもd_array[i][j][k][l] のように使えてちょっと便利!

前スライドの基本の方法を使うか、新しい方法を使うかは、おまかせします

特殊なコピー関数の詳細

- cudaMemcpyToSymbol(char *symbol, const void *src, size_t count, size_t offset)
  CPU側のデータを、GPU上の__device__変数にコピー
  - symbol: 転送先の__device__変数の名前を、「文字列で」指定
  - src: 転送元CPUメモリ
  - count: 転送サイズ(バイト単位)
  - offset: symbolが表すアドレス+offsetを、転送先とできる。0でもよい。
- cudaMemcpyToSymbol(void *dst, char *symbol, size_t count, size_t offset)
  GPU上の__device__変数のデータを、CPU側にコピー
  - src: 転送先CPUメモリ
  - symbol: 転送元の__device__変数の名前を、「文字列で」指定
  - count: 転送サイズ(バイト単位)
  - offset: symbolが表すアドレス+offsetを、転送元とできる。0でもよい。

3. CUDAプログラムの時間計測に関する注意

時間計測に関する注意

- プログラム中の各部分にかかる時間を測るために、clock(), gettimeofday()関数を使うことはよくある
- CUDAプログラムで以下を測るとき注意が必要

  (a) cudaMemcpy(ホスト→デバイス方向)

  (b) カーネル関数呼び出し
- 本当の時間よりもはるかに短く見えてしまう
  - 実際には、上記(a)(b)を実行すると、「仕事を依頼しただけ」の状態で、実行が帰ってきてしまう(非同期呼び出し)

  →時刻測定前にcudaDeviceSynchronize()を行っておくこと
  - cudaDeviceSynchronize()の意味:「現在までにGPUに依頼した仕事が、全部終了するまで待つ」

各部分ごとの時間計測を行うには

```
clock_t t1, t2, t3, t4

cudaDeviceSynchronize(); t1 = clock();
cudaMemcpy(･･･, cudaMemcpyHostToDevice);

cudaDeviceSynchronize(); t2 = clock();
my_kernel<<<･･･, ･･･>>>(･･･);

cudaDeviceSynchronize(); t3 = clock();
cudaMemcpy(･･･, cudaMemcpyDeviceToHost);

cudaDeviceSynchronize(); t4 = clock();
```

- t1とt2の差分が、cudaMemcpy (ホストからデバイス)の時間
- t2とt3の差分が、カーネル関数実行にかかった時間
- t3とt4の差分が、cudaMemcpy (デバイスからホスト)の時間

4.「DIVERGENT分岐」の削減による効率化

GPUでのスレッドの実行のされ方

- スレッドブロック内のブロック達は、(プログラマからは見えないが)32スレッドごとの塊(warp)単位で動作している
- Warpの中の32スレッドは、「常に」足並みをそろえて動いている

→If文などの分岐があるとどうなる？

  - Warp内のスレッド達の「意見」がそろうか、そろわないかで、動作が異なる

GPU上のif文の実行のされ方

(a) スレッド達の意見がそろう場合

- 全員、xxx>100だとする

```
      :
      :
if (xxx > 100) {
      :
      :
      :
} else {
      :
      :
      :
}
      :
      :
```

Else部分は、実行せずに飛ばす

(b) スレッド達の意見が違う場合

- あるスレッドではyyy>100だが、別スレッドは違う場合

```
      :
      :
if (yyy > 100) {
      :
      :
      :
} else {
      :
      :
      :
}
      :
      :
```

一部スレッドを「眠らせて」
Thenもelseも両方実行

これを**divergent**
分岐と呼ぶ

Divergent分岐はなぜ非効率?

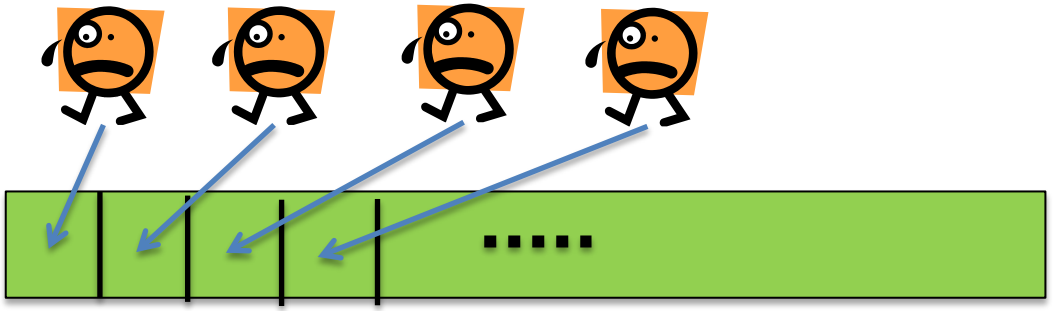
- CPUの常識では、if文はthen部分とelse部分の片方しか実行しないので、片方だけの実行時間がかかる
- Divergent分岐があると、then部分とelse部分の両方の時間がかかってしまう

5.「コアレスド・アクセス」によるメモリアクセス効率化

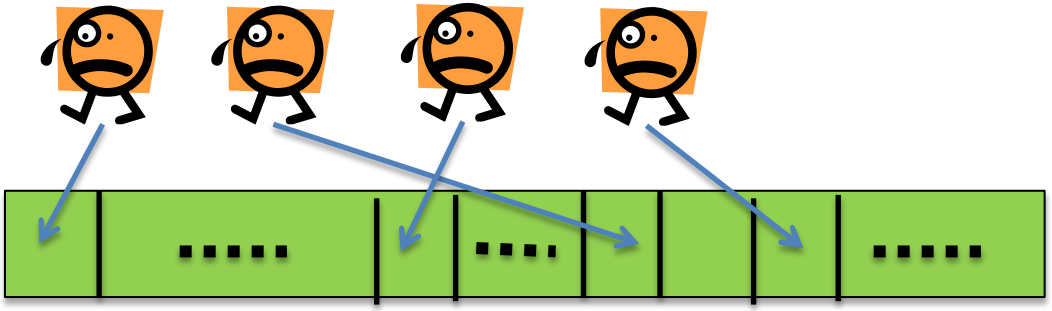
グローバルメモリのアクセスの効率化：コアレスド・アクセス

- メモリの性質上、「近い(たとえば番号が隣りの)スレッドが近いアドレスを同時にアクセスする」のが効率的
  - コアレスド・アクセス (coalesced access)と呼ぶ

隣り合ったスレッドが、配列の隣の要素をアクセス
→ コアレスドアクセス
になっており、**高速**



各スレッドがばらばらの要素をアクセス
→ コアレスドアクセス
ではなく、**低速**



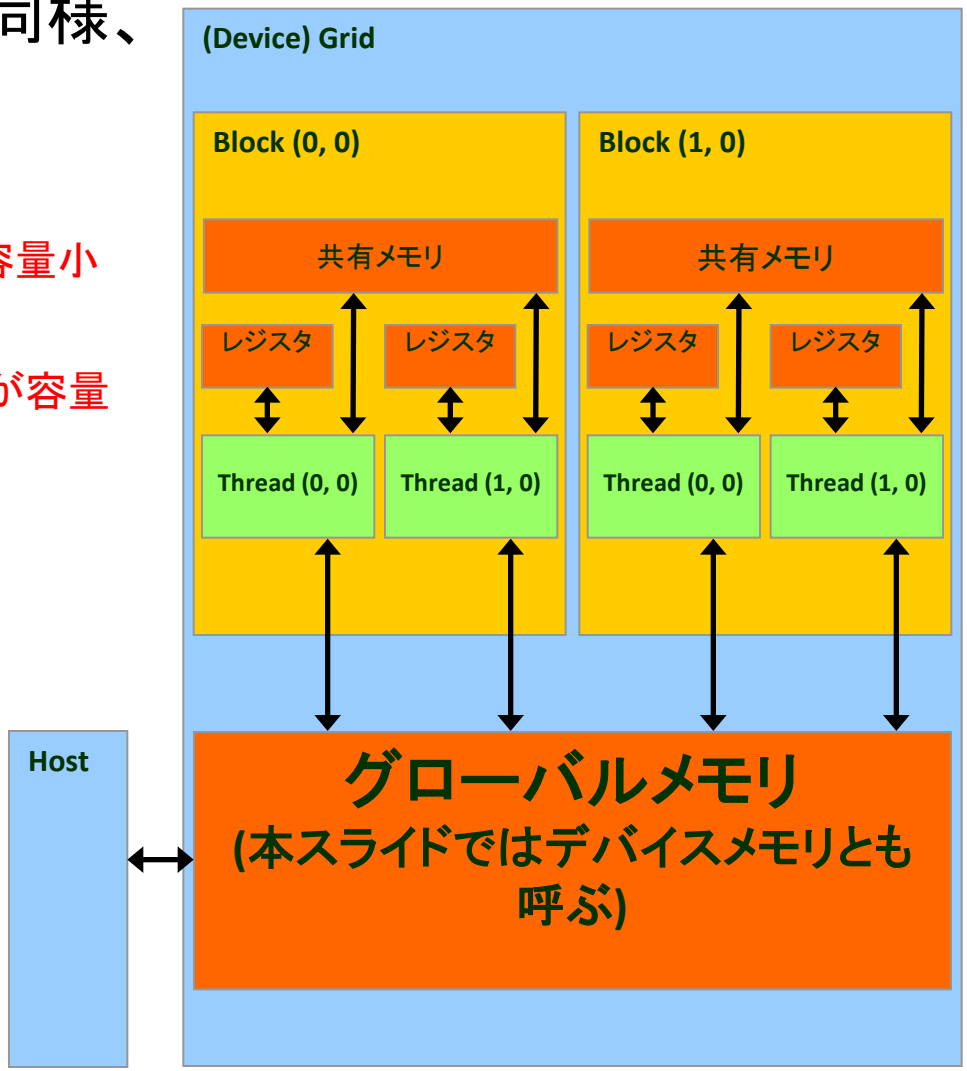
基礎編のinc_parプログラムは、コアレスドアクセスになっていた

6.「共有メモリ」の有効活用

CUDAメモリモデル

スレッドが階層化されているのと同様、
メモリも階層化されている

- スレッド固有
  - レジスタ → 局所変数を格納。高速だが容量小
- ブロック内共有
  - 共有メモリ → 本スライドで登場。高速だが容量小
  - （L1キャッシュ）
- グリッド内（全スレッド）共有
  - グローバルメモリ→ __global__変数やcudaMallocで利用。容量大きいが低速
  - （L2キャッシュ）

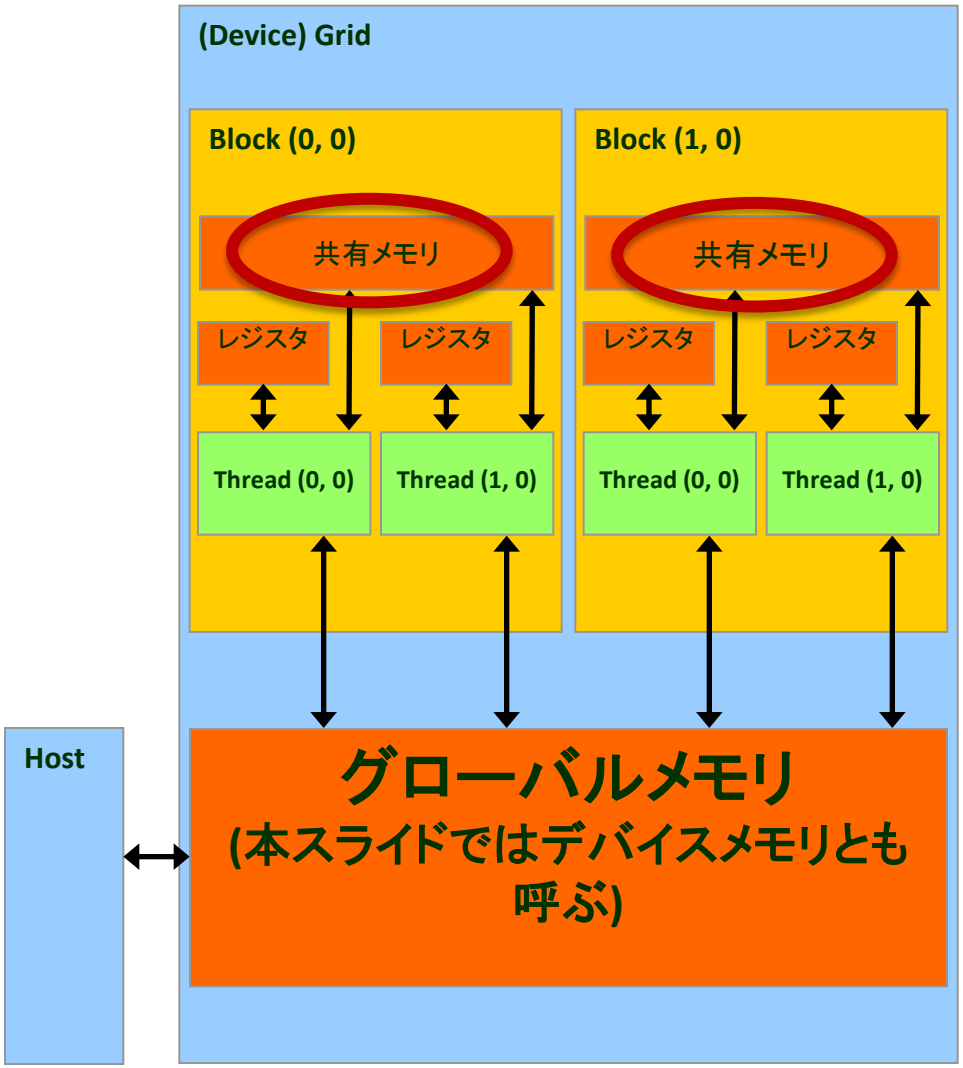


それぞれ速度と容量にトレードオフ有
（高速＆小容量 vs. 低速＆大容量）
→ メモリアクセスの局所性が重要

Source: Kirk and Hwu, ECE 498AL, UIUC

共有メモリの利用による プログラム効率化

- 基礎編のようにプログラムを書くと、通常はレジスタとグローバルメモリのみを利用
- 共有メモリとは:
  - ブロック内のスレッド達で共有されるメモリ領域
  - 高速
  - 容量は小さい(ブロックあたり16KB以下)
- __shared__ int a[16]; のように書くと、共有メモリ上に置かれる



共有メモリをどういう時に使うと効果的？

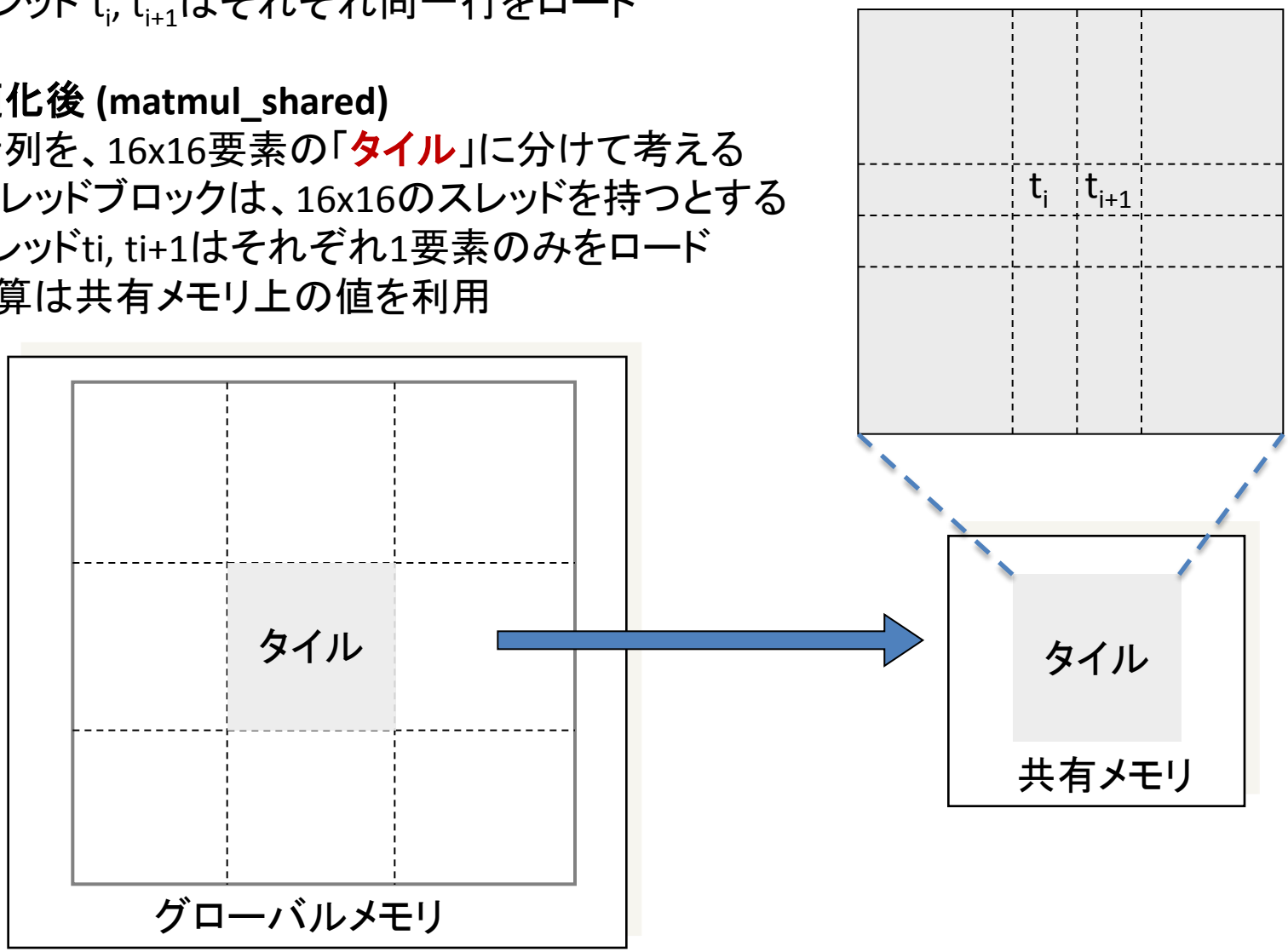
- 一般的には、グローバルメモリの同じ場所を、ブロック内の別スレッドが使いまわす場合に効率的
  - たとえばmatmul_parプログラムでは、A, Bの要素は複数スレッドによって読み込まれる

- 一度グローバルメモリから共有メモリに明示的にコピーしてから、使いまわすと有利
  - カーネル関数の書き換えが必要
  - ただし、GPUにはキャッシュもあるため、共有メモリで本当に高速化するか?は場合による

共有メモリを使った行列積プログラム: matmul_shared

最適化前 (matmul_par)
- スレッド t_i, t_{i+1}はそれぞれ同一行をロード

最適化後 (matmul_shared)
各行列を、16x16要素の「**タイル**」に分けて考える
各スレッドブロックは、16x16のスレッドを持つとする
- スレッドti, ti+1はそれぞれ1要素のみをロード
- 計算は共有メモリ上の値を利用



matmul_sharedの流れ

このプログラムでは、1スレッドブロックがCの1タイル分を計算。1スレッドがCの1要素を計算。

1. 行列A、B共に、その一部のタイルをグローバルメモリから共有メモリにコピー
2. __syncthreads() により同期
3. 共有メモリを用いてタイルとタイルのかけ算。
4. 次のタイルのために、1へ戻る
5. 各スレッドは、自分が計算した$C_{i,j}$をグローバルメモリに書き込む

- 2.の__syncthreads() とは？
  - スレッドブロック内の全スレッドの「足並みをそろえる(同期)」
  - この命令を呼ぶまでは、共有メモリに書いた値が必ずしも他のスレッドへ反映されない

共有メモリを使った高速化の結果

サイズ1024x1024の行列A, B, Cがあるとき、C=A × Bを計算する

- matmul_cpu.c
  - CPUで計算

  → **約8.3秒** (gcc –O2でコンパイルした場合)
- matmul_seq.cu
  - GPUの1スレッドで計算　→ **約200秒**
- matmul_par.cu
  - GPUの複数スレッドで計算　→ **約0.027秒**
- matmul_shared.cu
  - GPUの複数スレッドで計算し、共有メモリも利用

  → **約0.012秒(!)**

おわりに

GPUプログラムにおいて

- 基礎編の知識だけではちょっと不便な点の改良
- 何が起こってしまうと非効率的になってしまうか
- 何をできるだけ避けるべきか

について、いくつかポイントを説明した