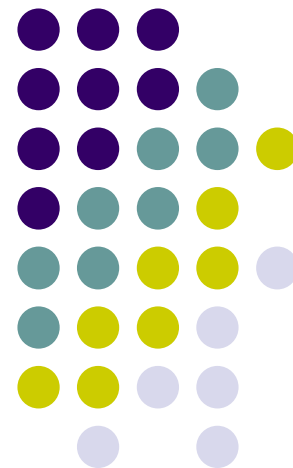


# 2016年度 実践的並列コンピューティング

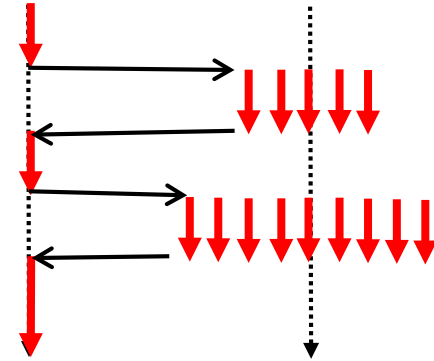
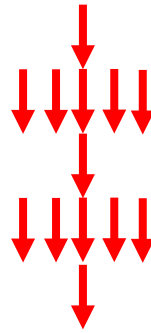
## GPUプログラミング (2)

遠藤 敏夫

endo@is.titech.ac.jp



# CUDAとOpenMPの比較



	OpenMP	CUDA
並列実行に使うプロセッサ	CPU	GPU
並列実行箇所の指定	#pragmaをブロックまたは文につける	GPUカーネル関数として切り出す (pthreadの考え方が近い?)
スレッド数の指定	環境変数・通常固定	呼び出しごとに <b>変えられる</b> かつ、 <u>最大3次元×2段階</u>
望ましいスレッド数	CPUコア数以下	CUDAコア数 <b>以上</b>
メモリの扱い	すべて共有	GPU上スレッド間は共有、 CPUとGPU間(または異なるGPU間)では分散

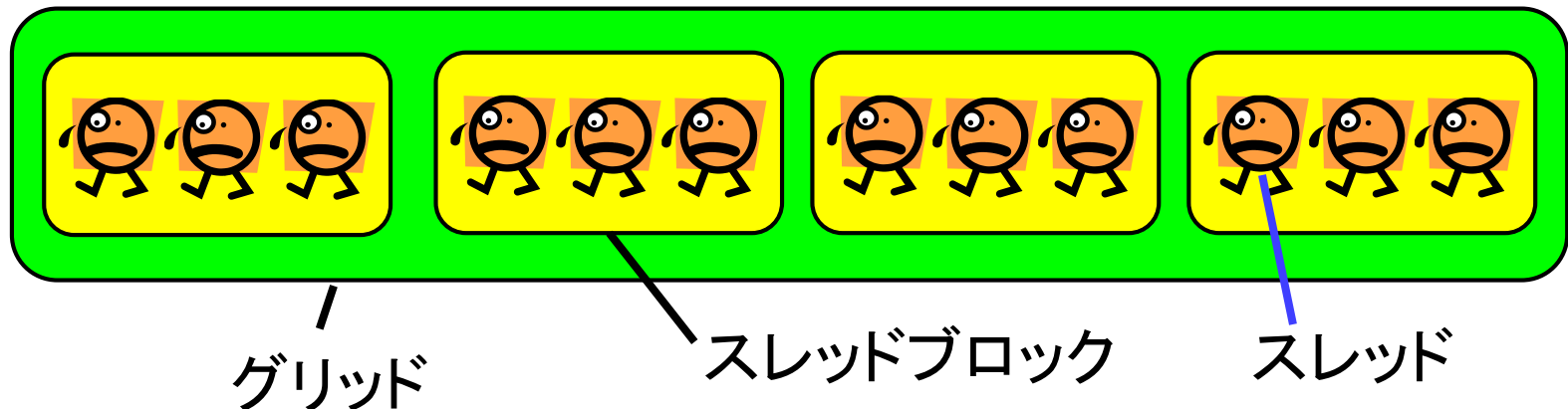
# 最大3次元 × 2段階のスレッド指定(1)



例1: func <<< 4, 3 >>> ();

スレッドブロック数  
= gridDim

(ブロックあたり)スレッド数  
= blockDim



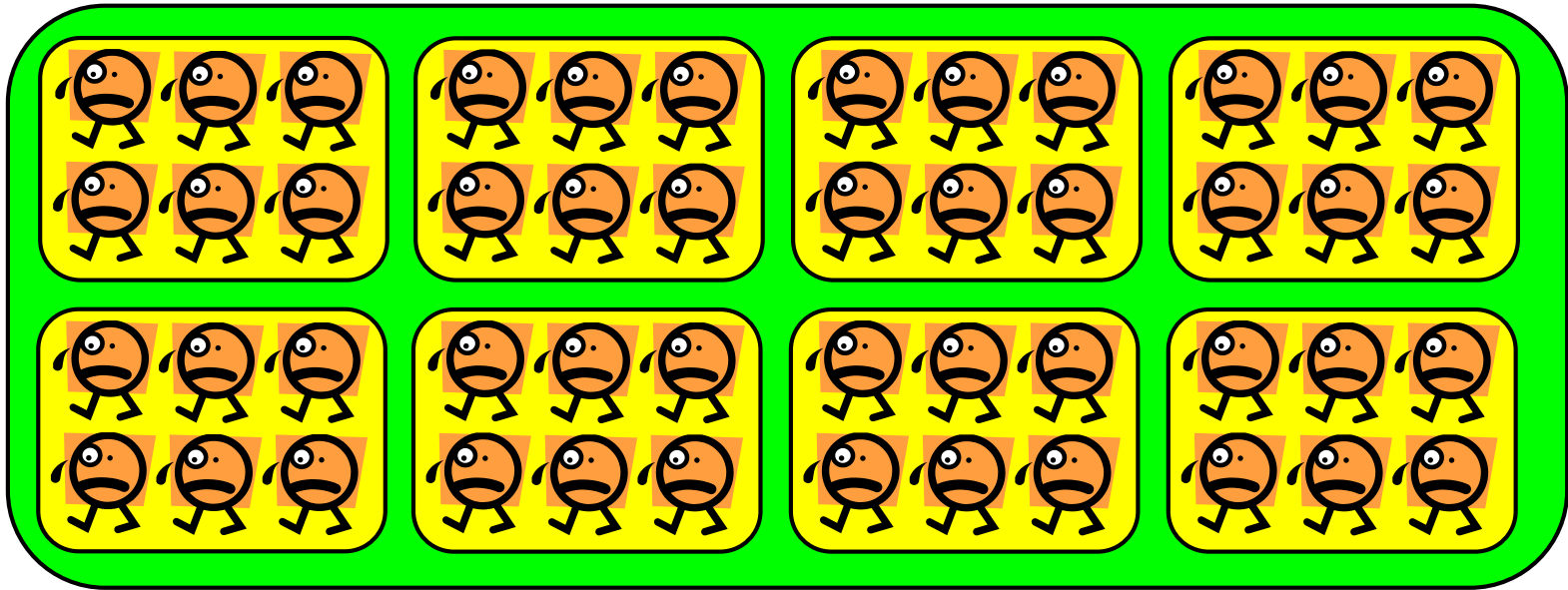
# 最大3次元 × 2段階のスレッド指定(2)



スレッドブロック数・スレッド数に指定できるのは

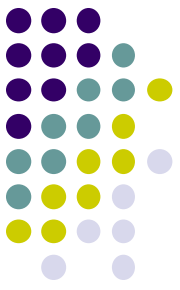
- **dim3**構造体 (x, y, zの三次元を表す)
- または、int
  - <<<a, b>>>は、<<<dim3(a,1,1), dim3(b,1,1) >>> の略だった

例2: func <<< **dim3(4,2,1), dim3(3,2,1)** >>> ();



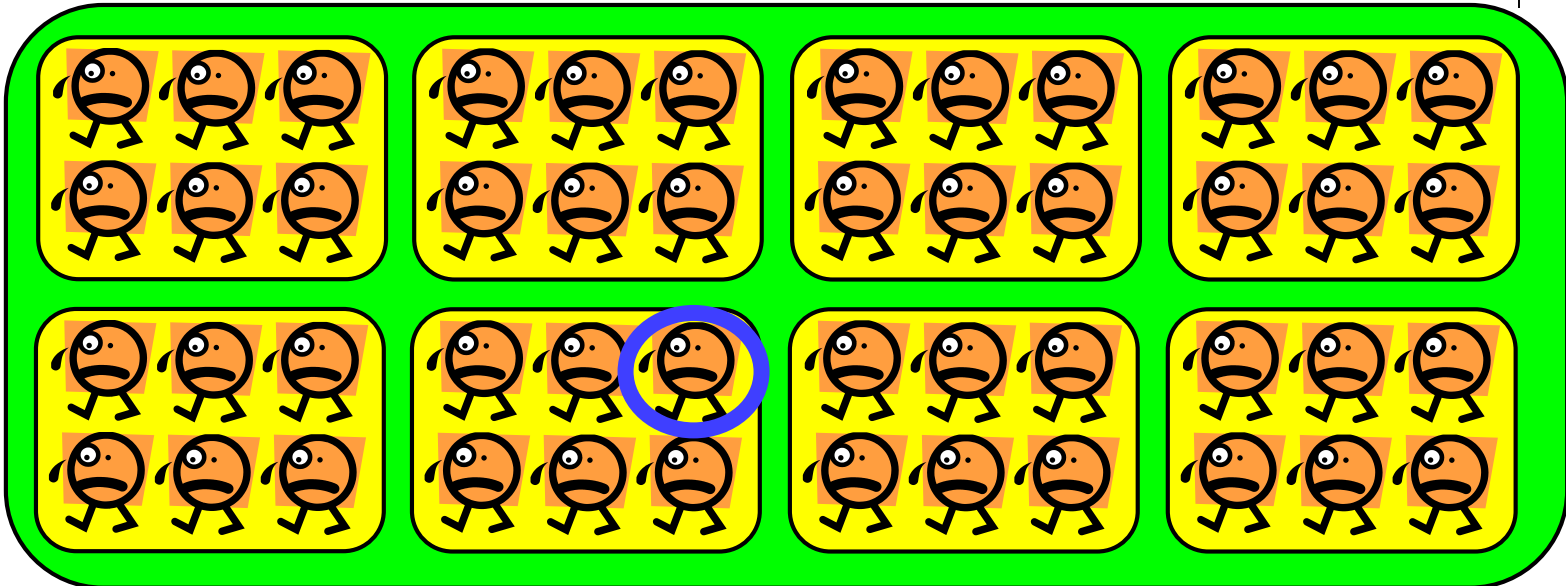
※ これは二次元・二次元の例

※ 略して func <<<dim3(4,2), dim3(3,2)>>>; と書ける



# 多次元の場合のスレッドID

func <<< dim3(4,2,1), dim3(3,2,1) >>> (); の場合



- どのスレッドが見ても  
gridDim.x=4, gridDim.y=2, gridDim.z=1  
blockDim.x=3, blockDim.y=2, blockDim.z=1
- 印のスレッドから見ると  
blockIdx.x=1, blockIdx.y=1, blockIdx.z=0  
threadIdx.x=2, threadIdx.y=0, threadIdx.z=0



# ブロック数・スレッド数の制限

ブロック数・スレッド数に指定可能な最大値にも注意

- TSUBAMEのK20Xでは

- スレッドブロック数:  $x$ は $2^{31}-1$ まで、 $y \cdot z$ は65535まで
- ブロック中スレッド数:  $x, y$ は1024まで、 $z$ は64まで。さらに総数1024まで

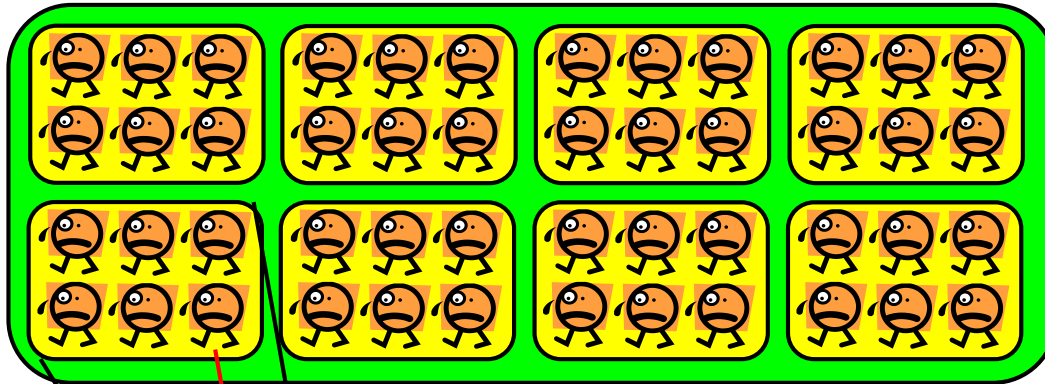
結構ひっかかりやすい。結局、ブロック中スレッド数は固定にして、ブロック数を大きくすることが多い

- GPUによって違う。CUDA C Programming GuideのAppendix G参照のこと
  - <http://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide>
  - K20Xの「Compute capability」は3.5

# なぜCUDAではスレッドが二段階か(1)



- ハードウェアの構造に合わせるため



K20Xの場合  
1 GPU = 14 SMX  
1 SMX = 192 CUDA core

GPUプロセッサの構造

# なぜCUDAではスレッドが二段階か(2)



- 1スレッドブロックは、必ず1SM上で動作
  - 複数スレッドブロックがSMを共有するのはあり
- 1スレッドは、必ず1 CUDA coreで動作
  - 複数スレッドがCUDA coreを共有するのはあり
  - 隣接32スレッド(=warp)は必ず足並みをそろえて動作
    - 1ブロックが32スレッド未満だとCUDA coreが無駄に

これまでの議論から、(TSUBAMEの)K20X GPUで望ましいのは

- グリッドサイズが14以上、かつ
- スレッドブロックサイズが32以上(1024以下)



# GPU上のスレッド数の考え方が、CPUと違う件 (1)

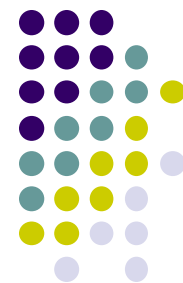


- CPU: スレッド数  $\leq$  物理コア数がよい
    - TSUBAMEでは12
  - GPU: 総スレッド数  $\gg$  物理(CUDA)コア数がよい
    - しかも、ぎりぎりよりも、数倍以上多い方が速い傾向
    - TSUBAMEでは、GPUあたり2688CUDAコア
- ⇒ 総スレッド数は10,000以上が良く、百万などもok

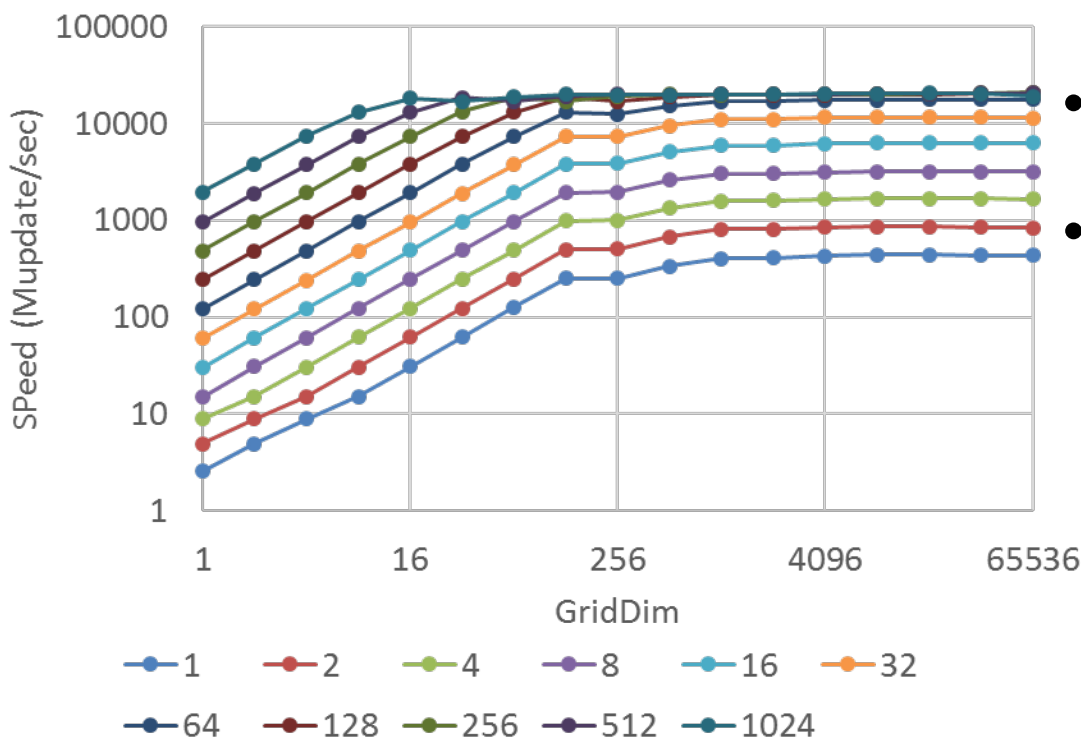
この議論に基づき、inc\_parでは総スレッド数=配列サイズとした

一方、dim3で指定する次元はあまり性能に関係ない  
この点は、プログラムの書きやすさ優先でよい

# スレッド数による性能変化



- inc\_parの改造版inc\_rrの性能
  - スレッド数可変、cyclic分割
  - (更新した配列サイズ / 実行時間)を測定。cudaMemcpy時間除く
  - TSUBAME2.5のK20X GPU利用



- GridDim, blockDimとも、大きいほうが有利
- (このプログラムの場合) 性能が飽和するのは  $\text{GridDim} \times \text{BlockDim} \geq 16384$  かつ  $\text{BlockDim} \geq 64$ 
  - スレッド数2688ではまだ足りない

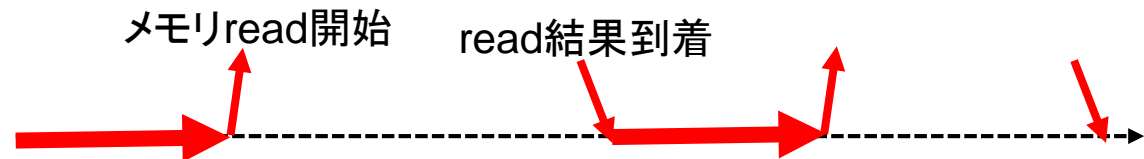
↑  
様々なBlockDim (ブロックあたりスレッド数)

# GPU上のスレッド数の考え方が、CPUと違う件 (2)

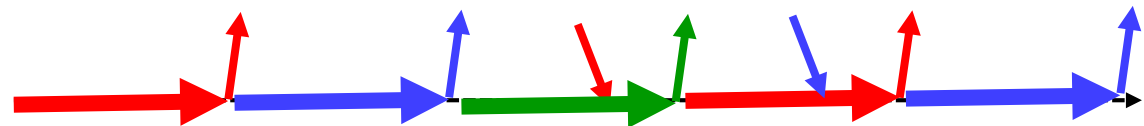


- CPUとの違いの理由: GPUではコンテキストスイッチが非常に軽い
  - CPUではレジスタ・スタックの退避などをOSがソフトウェアで行う(遅い)
  - GPUではハードウェアによりほぼゼロクロック(速い)
- コア数ちょうどより、大幅に多い方が速い理由:
  - メモリアクセスによるひまな時間(ストール)を、他のスレッドが埋めることができる
  - Intel CPUではHyperthreadに相当するが、こちらは物理コア×2まで

1スレッド  
=1CUDA core



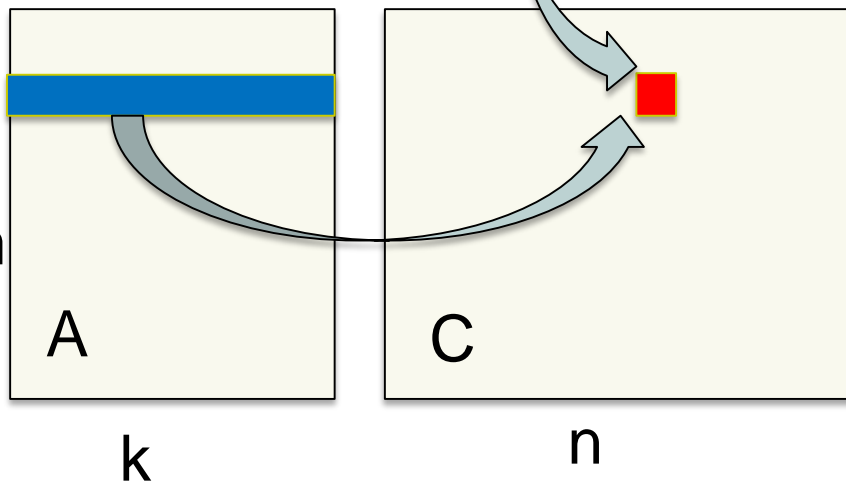
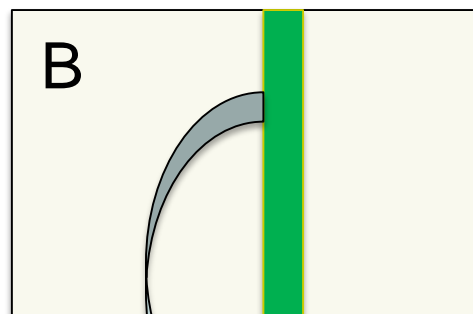
nスレッド  
=1CUDA core



# mm-cuda: 行列積サンプルCUDA版



$$C = A \times B$$



行列Cの要素 $C_{i,j}$ を求めるには

- Aの第i行全体

- Bの第j列全体

の内積計算を行う

計算量は

一要素あたり $O(k)$

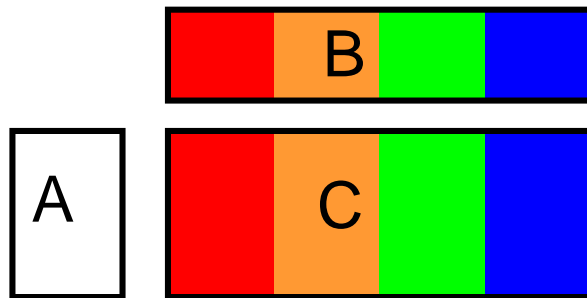
全体で $O(mnk)$

以下、行列配置はcolumn-majorとする

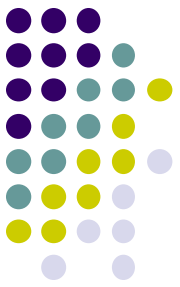


# OpenMP版ではどうだった?

- 三重ループで記述
  - Cの行ループ
  - Cの列ループ
  - 内積のためのループ
- Cをスレッド間で分割し、担当領域を計算
  - Cの列ループ(または行ループ)に`#pragma omp for`

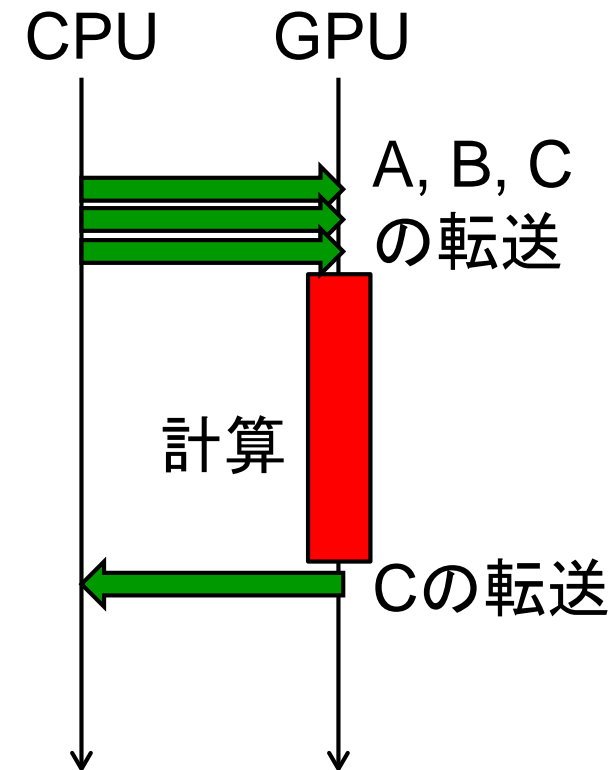


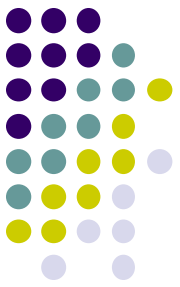
4スレッドの場合の分担



# CUDA版ではどう考えるか (1)

- データの置き場：
  - 少なくとも計算の時点では、A, B, Cともデバイスメモリ上にあるべき
  - 初期化はCPU, GPUどちらでやるか？
    - 今回はCPUで初期化し、その後cudaMemcpyするようにした
    - 計算後に、結果CをやはりcudaMemcpyでCPU側へ





# CUDA版ではどう考えるか (2)

- どこを並列化するか

- OpenMPと同様、別スレッドはCの別の部分を計算させる
  - 内積ループの並列化は、race conditionのため困難
- OpenMPと異なり、

総スレッド数は10,000以上が良く、百万などもok

⇒ 今回は「スレッド数 = Cの要素数」としてしまう

⇒ 1スレッドは一つの $C_{ij}$ だけを計算

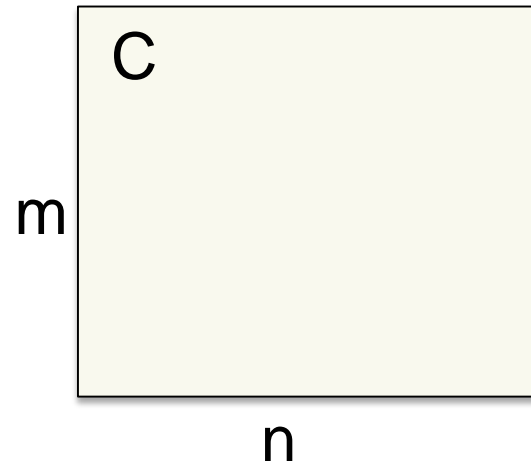
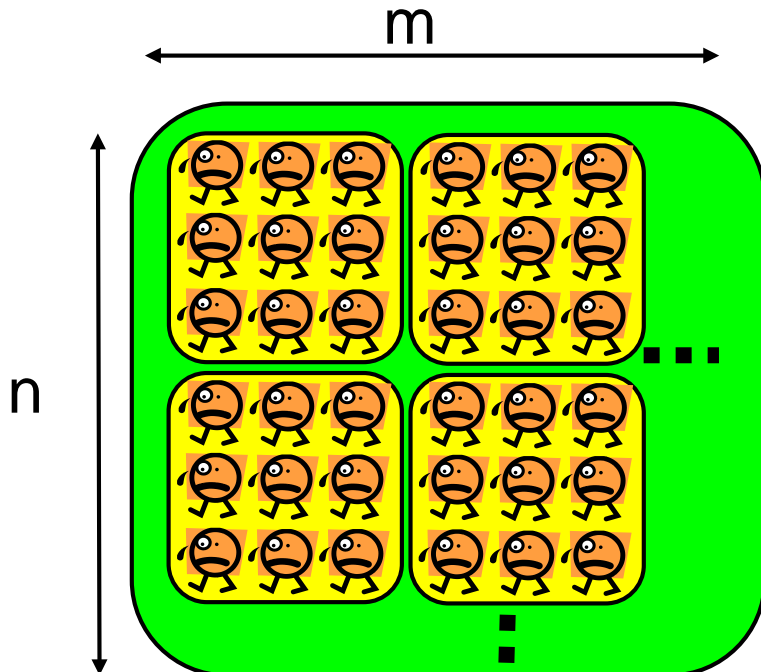
⇒ 内積の一重ループのみで済む

- これはOpenMPではありえない
- 一方、CUDAでもスレッド数 < Cの要素数というプログラムを書くことはもちろん可能



# CUDA版ではどう考えるか(3)

- 総スレッド数は $mn$  (行列サイズ依存)と決まった。では、`gridDim`, `blockDim`をどう決めるか?
- 前提: `blockDim`はCUDAの制約によりあまり大きくできない
  - 今回は、`blockDim`を小さめの固定数( $16 \times 16 = 256$ )、`gridDim`を可変に
  - プログラムを楽にするため、二次元指定を用いる



※なぜ $x$ を行に対応させたかは、次回説明





# 実際の呼び出し・スレッド番号取得

```
matmul_kernel<<<dim3(m / BS, n / BS), dim3(BS, BS)>>>  
(DA, DB, DC, m, n, k);
```

BSは前もって適当に決めた数(16)  
実際には、割り切れないケースのため切り上げ

matmul\_kernel関数内:

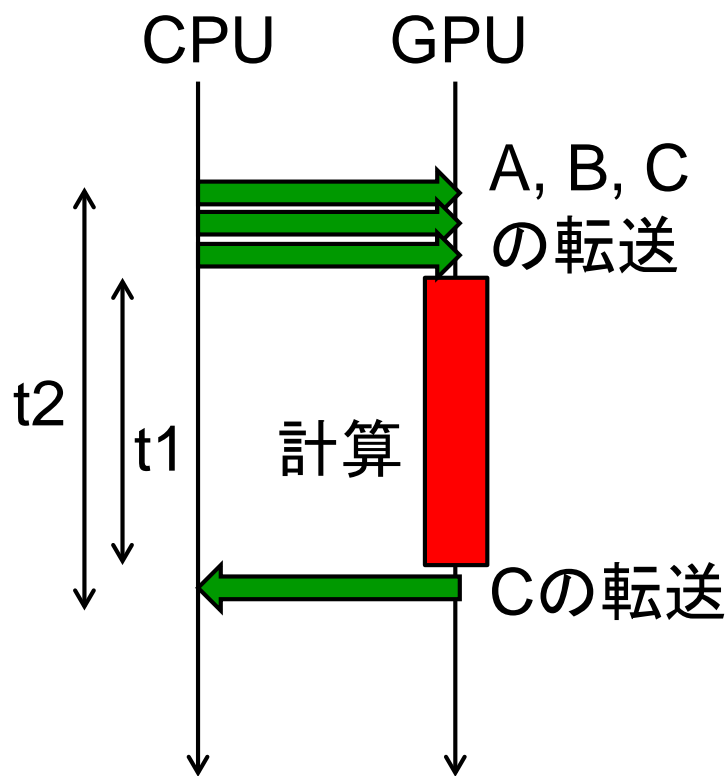
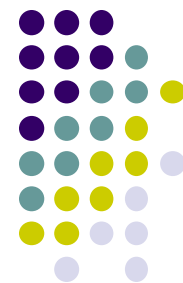
:

j = blockIdx.y \* blockDim.y + threadIdx.y;

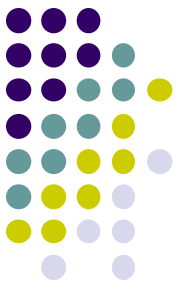
i = blockIdx.x \* blockDim.x + threadIdx.x;

: 以降、自分は $C_{ij}$ を計算

# データ転送時間を性能測定に含めるべきか否か？



- 一概にはどちらが正しいとは言えない。実用的なプログラムでは、前後の文脈によるため
- サンプルプログラムでは、 $t_1$ と $t_2$ 両方表示
- $t_1 \doteq cmnk$
- $t_2 \doteq t_1 + d(mk+kn+2mn)$ 
  - $c, d$ はアーキテクチャから決まる定数



# 行列積性能の簡単な比較

全行列とも1024x1024のとき、いくつかのバージョンを比較：

- mm

- CPU上の1スレッドで計算 → 約1.1秒

- mm-omp

- CPU上の複数スレッドで計算 → 約0.14秒 (12スレッド)

- mm-cuda1t

- GPUの1スレッドで計算 → 約400秒



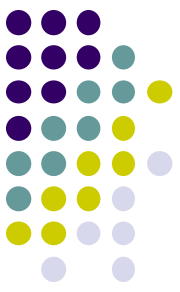
- mm-cuda

- GPUの複数スレッドで計算

→ 約0.036秒 (cudaMemcpy除くと0.025秒)



※ 課題[G1]では網羅的に評価すること！



# 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」



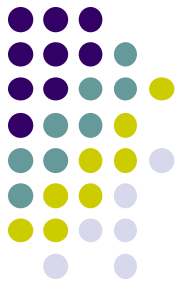
# 各部分ごとの時間計測を行うには

```
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

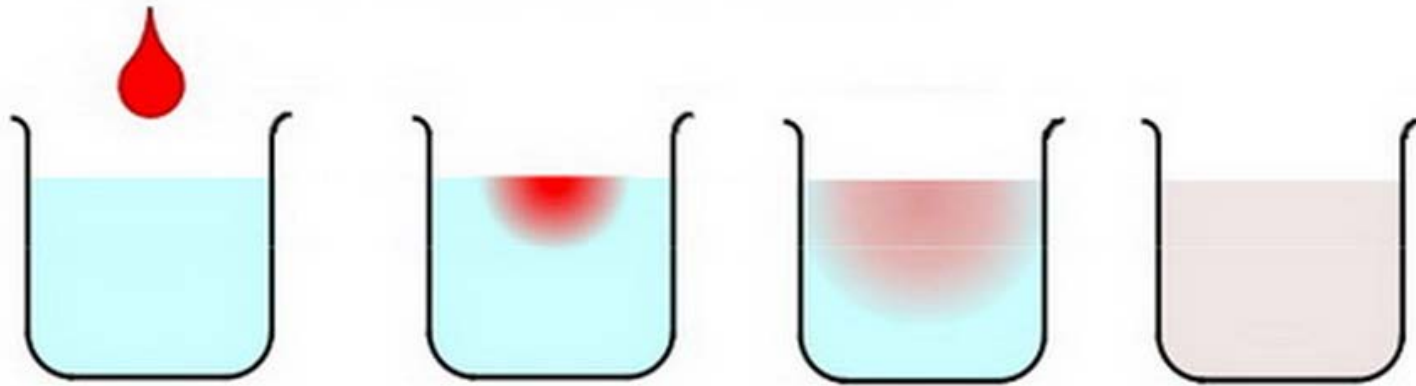
# 再掲

## サンプルプログラム: diffusion



拡散現象

コップの中の水に赤インクを落す



次第に拡散して赤インクは拡がって行き、最後  
は均一な色になる

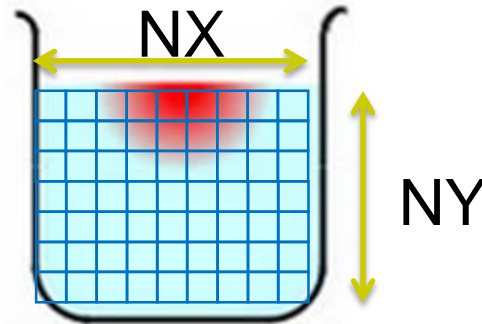
© 青木尊之

- 各点のインク濃度は、時間がたつと変わっていく  
→ その様子を計算機で計算
  - 天気予報などにも含まれる計算
  - GPUで並列化するには??

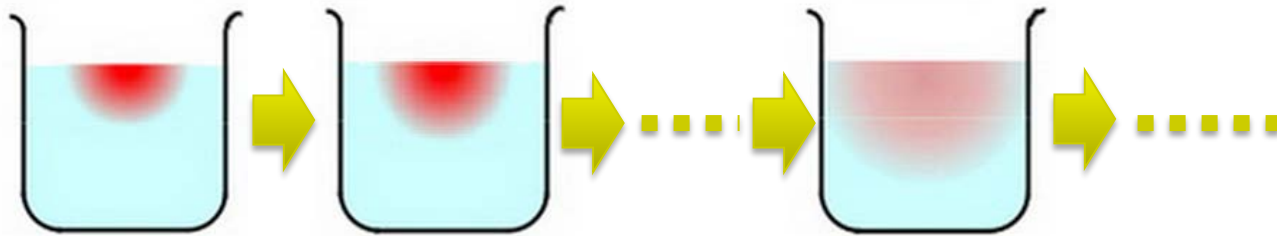
# 再掲: diffusionのデータ構造



- シミュレーションしたい空間をマス目で区切り、配列で表す(本プログラムでは二次元配列)



- 時間を少しずつ、パラパラ漫画のように進めながら計算する

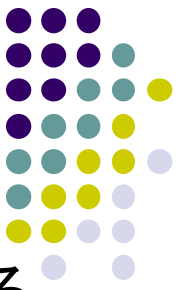


時間ステップ  $jt=0$

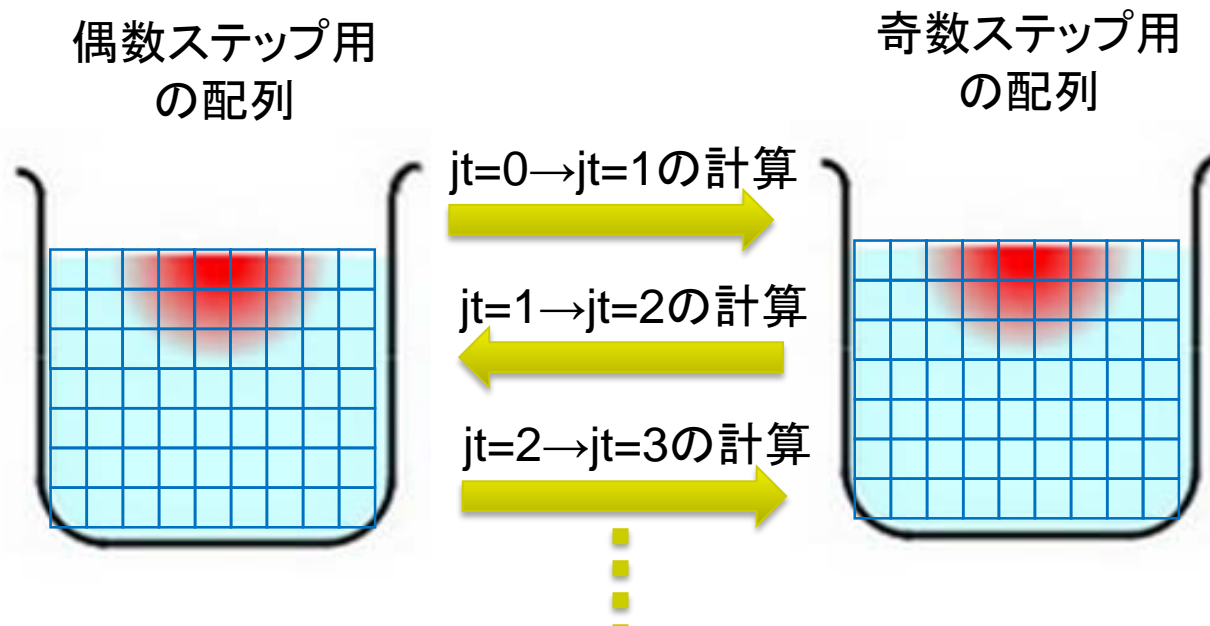
$jt=1$

$jt=20$

# 再掲: ダブルバッファリング技術



- 全時間ステップの配列を覚えておくとメモリ容量を食い過ぎる  
→ ニステップ分だけ覚えておき、二つの配列(ダブルバッファ)を使いまわす



※ サンプルプログラムでは、大域変数  
`float data[2][NY][NX];`  
で表現



# 想定されるGPU版diffusionの流れ



CPU上で初期条件作成

cudaMallocでGPUメモリ上の領域確保(配列二枚分)

初期条件の二次元格子データをCPUからGPUへ(cudaMemcpy)

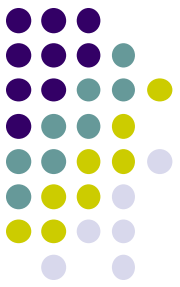
For (jt = 0; jt < nt; jt++) //時間ループ

GPUカーネル関数を呼出し、その中で全格子点を計算

二つのバッファを交換

結果の二次元格子データをGPUからCPUへ(cudaMemcpy)

※ 時間ループの中に(格子全体の)cudaMemcpyを置くと非常に遅い (各自試してみましょう)



# 本授業のレポートについて

- 各パートで課題を出す。2つ以上のパートのレポート提出を必須とする
  - 予定パート:
    - OpenMPパート
    - MPIパート
    - GPUパート
- サンプルプログラムについては、TSUBAMEの  
~endo-t-ac/ppcomp/16/ 以下から各自コピーすること

# GPUパート課題説明 (1)



以下のG1, G2, G3の、いずれかについてレポートを提出してください

[G1] 行列積サンプルmm-cudaの性能を、行列サイズを変化させながら性能評価してください

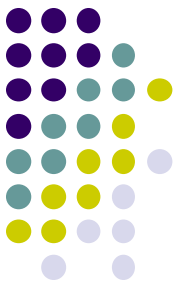
- CPU(OpenMP)版の性能とも比較してください。
- データ転送コストを考慮に入れる場合・入れない場合それぞれについて速度を示すこと
  - 転送コストが相対的に大きくなるのはどういう場合か。計算量オーダー、転送量オーダーにも触れて議論すること
- プログラムを改良してもok
  - 各スレッドの担当領域の変更、共有メモリによる高速化、
  - 小行列の組み合わせ(ブロッキング)、などなど



## GPUパート課題説明 (2)

[G2] diffusionサンプルプログラムをGPUを用いて並列化し、性能評価してください。

- 参考プログラム: advection-cuda
- 改良してもok。たとえば
  - Divergent分岐の影響の削減
  - Shared memoryの利用による高速化
  - マルチGPUの利用
  - ほか

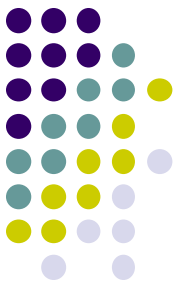


# GPUパート課題説明 (3)

[G3] 自由課題: 任意のプログラムを, GPU を用いて並列化し、性能評価してください

- たとえば、過去のSuperConの本選問題  
<http://www.gsic.titech.ac.jp/supercon/>  
たんぱく質類似度(2003), N体問題(2001)・・・  
入力データは自分で作る必要あり
- たとえば、行列積をOpenACCで記述したときの性能は？
- たとえば、Reduction処理を含むpiサンプルをGPU化できるか？
- たとえば、自分が研究している問題

# 課題の注意



- いずれの課題の場合も、レポートに以下を含むこと
  - 計算・データの割り当て手法の説明
  - TSUBAME2などで実行したときの性能
    - プロセッサ(コア)数を様々に変化させたとき
    - 問題サイズを様々に変化させたとき(可能な問題なら)
    - 「XXコア以上で」「問題サイズXXX以上で」発生する問題に触れているとなお良い
  - 高性能化・機能追加などのための工夫が含まれているとなお良い
    - 「XXXのためにXXXを試みたが高速にならなかった」のような失敗でもgood
  - 作成したプログラムも提出
    - zipなどで圧縮してOCW-ilに提出
    - 困難な場合は、TSUBAME2の自分のホームディレクトリに置き、置き場所を連絡(パーミッションに注意)



# 課題の提出について

- GPUパート提出期限
  - 6/16(木)
  - OpenMPパート(5/19)、MPIパート(6/13)にも注意
- OCW-i ウェブページから下記ファイルを提出のこと
- レポート形式
  - 本文: PDF, Word, テキストファイルのいずれか
  - プログラム: zip形式に圧縮するのがのぞましい
- OCW-iからの提出が困難な場合、メールでもok
  - 送り先: `ppcomp@el.gsic.titech.ac.jp`
  - メール題名: `ppcomp report`



# 次回

- GPUプログラミング(3)
  - CUDAプログラムの高速化について