## Praxiseinheit:

"Realisierung einer hardwarebeschleunigten Disparitätenberechnung zur automatischen Auswertung von Stereobildern"

#### Christian Werner

Institut für Betriebssysteme und Rechnerverbund TU Braunschweig

31.10., 01.11. und 28.11.2015



## Gliederung

- Einführung
  - Motivation
  - Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
  - CUDA
  - Organisatorisches
- Aufbau einer GPU
  - Recheneinheiten
  - Speicher
- 3 Coding examples
  - Kernel ausführen
  - Speicherverwaltung
  - Referenz-Manual



Anwendungsbeispiel: Stereo Vision

CUDA Organisatorisches

#### Motivation

- Bisher in der Vorlesung:
   Wie strukturiert man große, verteilte Anwendungen?
  - inhärent parallel
  - Trennung zwischen: UI, Logik und Daten (→ 3- bzw. 4-Schicht-Modell)
- Nun:

Wie optimiere ich die Performance, wenn es viel zu rechnen gibt?

- Parallelität vs. schnelle sequentielle Ausführung
- CPU vs. GPU
- Berechnung lokal vs. remote
- Kopplung mehrere Recheneinheiten in einem Verbund
- Schwerpunkt:
  - "General Purpose" Berechnungen auf GPUs (GPGPU)



Anwendungsbeispiel: Stereo Vision

CUDA

Organisatorisches

### Motivation

- Bisher in der Vorlesung:
   Wie strukturiert man große, verteilte Anwendungen?
  - inhärent parallel
  - Trennung zwischen: UI, Logik und Daten (→ 3- bzw. 4-Schicht-Modell)
- Nun:

Wie optimiere ich die Performance, wenn es viel zu rechnen gibt?

- Parallelität vs. schnelle sequentielle Ausführung
- CPU vs. GPU
- Berechnung lokal vs. remote
- Kopplung mehrere Recheneinheiten in einem Verbund
- Schwerpunkt:

"General Purpose" Berechnungen auf GPUs (GPGPU)



Anwendungsbeispiel: Stereo Vision

CUDA

Organisatorisches

### Motivation

- Bisher in der Vorlesung:
   Wie strukturiert man große, verteilte Anwendungen?
  - inhärent parallel
  - Trennung zwischen: UI, Logik und Daten (→ 3- bzw. 4-Schicht-Modell)
- Nun: Wie optimiere ich die Performance, wenn es viel zu rechnen gibt?
  - Parallelität vs. schnelle sequentielle Ausführung
  - CPU vs. GPU
  - Berechnung lokal vs. remote
  - Kopplung mehrere Recheneinheiten in einem Verbund
- Schwerpunkt:
  - "General Purpose" Berechnungen auf GPUs (GPGPU)



Anwendungsbeispiel: Stereo Vision

CUDA

Organisatorisches

### Motivation



Aber kann man die Rechenleistung auch für andere Zwecke einsetzen?



Anwendungsbeispiel: Stereo Vision

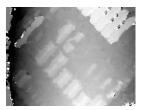
CUDA

Organisatorisches

# Stereobilder und Disparitätenmatrix



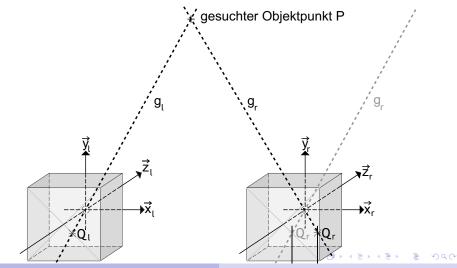




Motivation
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
CUDA

Organisatorisches

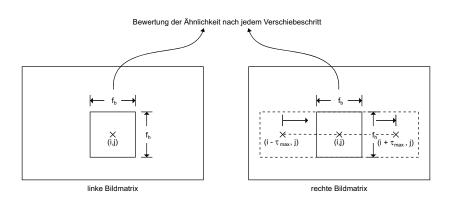
# Rauminformationen aus Disparitätenmatrix



Motivation
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
CUDA

Organisatorisches

# (Flächenbasierte) Berechnung der Disparitätenmatrix



# Bewertungsfunktionen

$$f_{1}(i,j,\tau) = \frac{\sum\limits_{k=-f_{b}/2}^{f_{b}/2}\sum\limits_{l=-f_{h}/2}^{f_{h}/2}[P_{l}(i+k,j+l) - P_{r}(i+k+\tau,j+l)]^{2}}{\sqrt{\sum\limits_{k=-f_{b}/2}^{f_{b}/2}\sum\limits_{l=-f_{h}/2}^{f_{h}/2}P_{l}(i+k,j+l)^{2} \cdot \sum\limits_{k=-f_{b}/2}^{f_{b}/2}\sum\limits_{l=-f_{h}/2}^{f_{h}/2}P_{r}(i+k+\tau,j+l)^{2}}}$$

$$f_{2}(i,j,\tau) = \sum\limits_{k=-f_{b}/2}^{f_{b}/2}\sum\limits_{l=-f_{h}/2}^{f_{h}/2}[P_{l}(i+k,j+l) - P_{r}(i+k+\tau,j+l)]^{2}}$$

$$f_{3}(i,j,\tau) = \sum\limits_{k=-f_{b}/2}^{f_{b}/2}\sum\limits_{l=-f_{h}/2}^{f_{h}/2}|P_{l}(i+k,j+l) - P_{r}(i+k+\tau,j+l)|}$$

Motivation
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
CLIDA

Organisatorisches

### Was ist CUDA?

- Compute Unified Device Architecture
- CUDA ist eine Bibliothek, die es erlaubt, auf NVIDIA GPUs eigenen Code auszuführen
- CUDA abstrahiert die Hardware so weit, dass man auf der GPU (nahezu) normal aussehenden C-Code ausführen kann
- Neben der nativen C-Bibliothek gibt es inzwischen auch Schnittstellen zu Matlab, Java und anderen Programmiersprachen



Motivation
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
CUDA
Organisatorisches

- Implementieren Sie einen CUDA-Kernel, der mit Hilfe der Bewertungsfunktion  $f_3(i,j,\tau)$  die Disparitätenmatrix für die Pixel eines Stereobildpaares mit einem möglichst höhen Parallelitätsgrad berechnet.
- ② Binden Sie Ihren Kernel in die Software StereoLab ein und untersuchen Sie das Laufzeitverhalten im Vergleich zur sequentiellen Ausführung auf der Host-CPU.
- Verwendem Sie einen Web-Service, der Ihren CUDA-Kernel kapselt und starten Sie eine lokale Instanz des Services. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Implementieren Sie eine Client/Server-Variante auf Basis von TCP-Sockets. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Publizieren" Sie Ihre Ergebnisse. So knapp wie möglich; min. 2, max. 4 Seiten.

Motivation
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
CUDA
Organisatorisches

- Implementieren Sie einen CUDA-Kernel, der mit Hilfe der Bewertungsfunktion  $f_3(i,j,\tau)$  die Disparitätenmatrix für die Pixel eines Stereobildpaares mit einem möglichst höhen Parallelitätsgrad berechnet.
- Binden Sie Ihren Kernel in die Software StereoLab ein und untersuchen Sie das Laufzeitverhalten im Vergleich zur sequentiellen Ausführung auf der Host-CPU.
- Verwendem Sie einen Web-Service, der Ihren CUDA-Kernel kapselt und starten Sie eine lokale Instanz des Services. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Implementieren Sie eine Client/Server-Variante auf Basis von TCP-Sockets. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Publizieren" Sie Ihre Ergebnisse. So knapp wie möglich; min. 2, max. 4 Seiten.

Motivation
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
CUDA

Organisatorisches

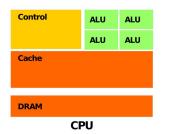
- Implementieren Sie einen CUDA-Kernel, der mit Hilfe der Bewertungsfunktion  $f_3(i,j,\tau)$  die Disparitätenmatrix für die Pixel eines Stereobildpaares mit einem möglichst höhen Parallelitätsgrad berechnet.
- Binden Sie Ihren Kernel in die Software StereoLab ein und untersuchen Sie das Laufzeitverhalten im Vergleich zur sequentiellen Ausführung auf der Host-CPU.
- Verwendem Sie einen Web-Service, der Ihren CUDA-Kernel kapselt und starten Sie eine lokale Instanz des Services. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Implementieren Sie eine Client/Server-Variante auf Basis von TCP-Sockets. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Publizieren" Sie Ihre Ergebnisse. So knapp wie möglich; min. 2, max. 4 Seiten.

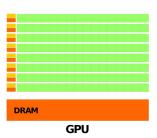
Motivation
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision
CUDA
Organisatorisches

- Implementieren Sie einen CUDA-Kernel, der mit Hilfe der Bewertungsfunktion  $f_3(i,j,\tau)$  die Disparitätenmatrix für die Pixel eines Stereobildpaares mit einem möglichst höhen Parallelitätsgrad berechnet.
- Binden Sie Ihren Kernel in die Software StereoLab ein und untersuchen Sie das Laufzeitverhalten im Vergleich zur sequentiellen Ausführung auf der Host-CPU.
- Verwendem Sie einen Web-Service, der Ihren CUDA-Kernel kapselt und starten Sie eine lokale Instanz des Services. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Implementieren Sie eine Client/Server-Variante auf Basis von TCP-Sockets. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Publizieren" Sie Ihre Ergebnisse. So knapp wie möglich; min. 2, max. 4 Seiten.

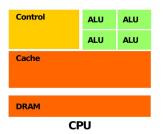
Anwendungsbeispiel: Stereo Vision CUDA
Organisatorisches

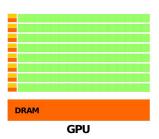
- Implementieren Sie einen CUDA-Kernel, der mit Hilfe der Bewertungsfunktion  $f_3(i,j,\tau)$  die Disparitätenmatrix für die Pixel eines Stereobildpaares mit einem möglichst höhen Parallelitätsgrad berechnet.
- Binden Sie Ihren Kernel in die Software StereoLab ein und untersuchen Sie das Laufzeitverhalten im Vergleich zur sequentiellen Ausführung auf der Host-CPU.
- Verwendem Sie einen Web-Service, der Ihren CUDA-Kernel kapselt und starten Sie eine lokale Instanz des Services. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- Implementieren Sie eine Client/Server-Variante auf Basis von TCP-Sockets. Untersuchen Sie das Laufzeitverhalten.
- "Publizieren" Sie Ihre Ergebnisse. So knapp wie möglich; min. 2, max. 4 Seiten.



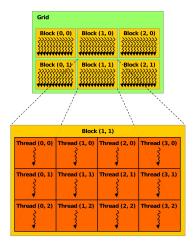


- Im Unterschied zu CPUs gibt es bei GPUs nur kleine Caches und keine komplexe Logik um den Programmablauf vorherzusagen
- Aber: Auf GPUs gibt es viele parallele Recheneinheiten





- Im Unterschied zu CPUs gibt es bei GPUs nur kleine Caches und keine komplexe Logik um den Programmablauf vorherzusagen
- Aber: Auf GPUs gibt es viele parallele Recheneinheiten



- Eine aktuelle GPU besitzt mehrere Stream-Multiprozessoren (SM).
- Jeder davon besitzt mehrere Stream-Prozessoren (SP, alias Unified Shader oder Unified Streaming Processor)
- Jeder Stream-Prozessor kann pro Instruktion mehrere Datensätze verarbeiten (SIMD: single instruction, multiple data)
- Aktuelle NVIDIA-GPUs enthalten sehr viele Stream-Prozessoren
- im Pool: Kepler-Architektur, GK104, 1.152 SP verteilt auf 6 SM



## Speicher der GPU

### Local memory

Speicher pro Thread, z.B. für lokale Variablen

#### Shared memory

Speicher pro Block, nur Threads im Block haben Zugriff

#### Global memory

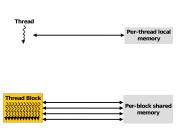
Globaler Speicher, alle Threads haben darauf Zugriff (am langsamsten)

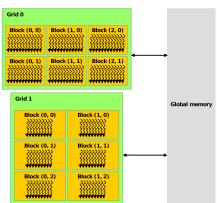
#### Texture memory

Globaler Read-only Speicher



## Speicher der GPU





#### Aufruf eines Kernels

#### Aufruf eines Kernels

- nvcc, ein von NVIDIA gestellter spezieller (Pre)-Compiler übersetzt .cu Dateien (C-Dateien mit zusätzlichen Annotationen).
- Mit \_\_global\_\_ annotierte Funktionen werden auf der GPU ausgeführt.
- FunctionName<<<...>>> () ist der Syntax zum Ausführen der Funktion auf der GPU.

#### Thread-Index

```
// Kernel definition
      global void MatAdd(float A[N][N], float B[N][N],
2
                            float C[N][N])
3
        int i = threadIdx.x;
5
        int j = threadIdx.y;
6
       C[i][j] = A[i][j] + B[i][j];
8
9
   int main()
10
11
        // Kernel invocation
12
13
        dim3 dimBlock(N, N);
        MatAdd<<<1, dimBlock>>>(A, B, C);
14
15
```

#### Thread-Index

- In FunctionName<<<dimGrid, dimBlock>>>()
  geben dimGrid und dimBlock an, auf wievielen
  GPU-Blöcken (dimGrid) und auf wievielen Threads pro
  Block der Kernel ausgeführt wird
- Innerhalb des Kernels kann dann mittels threadldx und blockldx auf den Index des entsprechenden Threads und Blocks zugegriffen werden (globale Variablen)
- Über threadldx und blockldx kann man innerhalb des Kernels erkennen, in welchem Thread und Block man sich befindet, um unterschiedliche Berechnungen durchführen zu können (z.B. andere Abschnitte eines Bildes)

### Berechnungen auf mehrere Blöcke verteilen

```
// Kernel definition
      global void MatAdd(float A[N][N], float B[N][N],
2
                             float C[N][N]) {
3
        int i = blockldx.x * blockDim.x + threadldx.x;
        int j = blockldx.y * blockDim.y + threadldx.y;
5
        if (i < N \&\& i < N)
6
            C[i][j] = A[i][j] + B[i][j];
7
8
9
   int main() {
10
        // Kernel invocation
11
        dim3 dimBlock(16, 16);
12
        dim3 dimGrid ((N + dimBlock.x - 1) / dimBlock.x)
13
                      (N + dimBlock.y - 1) / dimBlock.y);
14
        MatAdd<<<dimGrid, dimBlock>>>(A, B, C);
15
16
```

### Berechnungen auf mehrere Blöcke verteilen

- Hier werden pro Block immer genau 16 \* 16 = 256
   Threads eingesetzt
- Dies ist notwendig, da die eingesetzten Grafikprozessoren Beschränkungen setzen (typische GPUs können zurzeit maximal 512 Threads pro Block ausführen)
- Um am Ende das ganze zweidimensionale Array abzudecken wird die Dimension des Grids dann dynamisch aus der Größe des Arrays und der Größe des Blocks berechnet
- dimBlock darf nie mehr Threads angeben als die GPU pro Block ausführen kann
- dimGrid kann dagegen mit der Größe der zu verarbeitenden Daten skalieren. Die GPU führt so viele Blöcke wie möglich parallel aus, der Rest sequenziell

### Speicher allokieren

```
float *d_A, *d_B, *d_C;
cudaMalloc((void**)&d_A, N * sizeof(float));
cudaMalloc((void**)&d_B, N * sizeof(float));
cudaMalloc((void**)&d_C, N * sizeof(float));

// [...]
// [ree memory
cudaFree(d_A);
cudaFree(d_B);
cudaFree(d_C);
```

### Speicher allokieren

- Globaler Speicher in der GPU wird wie in C üblich allokiert und freigegeben, nur mit speziellen Methoden
- Der resultierende Pointer darf nicht in Host-Code benutzt werden, da auf den GPU-Speicher nicht direkt zugegriffen werden kann!

### Zwischen Host-Speicher und CUDA-Speicher kopieren

```
// Copy vectors from host memory to device memory
// h_A and h_B are input vectors stored in host memory
cudaMemcpy(d_A, h_A, size, cudaMemcpyHostToDevice);
cudaMemcpy(d_B, h_B, size, cudaMemcpyHostToDevice);

// [execute kernel]
// Copy result from device memory to host memory
// h_C contains the result in host memory
cudaMemcpy(h_C, d_C, size, cudaMemcpyDeviceToHost);
```

#### Zwischen Host-Speicher und CUDA-Speicher kopieren

 Mittels cudaMemcpy können zwischen Host- und CUDA-Speicher Daten ausgetauscht werden

### Zum Weiterlesen...

- CUDA C Programming Guide (http://docs.nvidia. com/cuda/cuda-c-programming-guide/)
- Beispiel-Styles für Publikation (http: //www.ieee.org/publications\_standards/ publications/authors/authors\_journals.html)