

# Технологии автоматического распараллеливания кода для GPU

Дмитрий Микушин   Николай Лихогруд   Eddy Z. Zhang  
Christopher Bergström   Сергей Ковылов

Семинар «Суперкомпьютерные технологии в науке, образовании и промышленности»

# Простейший пример: Fortran

```
1 program demo
2
3 integer :: argc, nx, ny, ns
4 character(len=32) :: arg
5 real, allocatable, dimension(:,:,) :: x, y, xy
6 real :: start, finish
7
8 ! Read arguments
9 call get_command_argument(1, arg)
10 read(arg, '(I32)') nx
11 call get_command_argument(2, arg)
12 read(arg, '(I32)') ny
13 call get_command_argument(3, arg)
14 read(arg, '(I32)') ns
15
16 ! Allocate data arrays.
17 allocate(x(nx,ny,ns), y(nx,ny,ns), xy(nx,ny,ns))
18
19 ! Initialize arrays.
20 x = atan(1.0)
21 y = x
```

```
22
23 ! Computational loop
24 call cpu_time(start)
25 do k = 1, ns
26   do j = 1, ny
27     do i = 1, nx
28       xy(i,j,k) = asin(sin(x(i,j,k))) + acos(cos(y(i,j,k)))
29     enddo
30   enddo
31 enddo
32 call cpu_time(finish)
33
34 write(*,*) 'compute time = ', finish - start
35
36 write(*,*) 'maxval = ', maxval(xy), &
37   'minval = ', minval(xy)
38
39 ! Deallocate arrays.
40 deallocate(x, y, xy)
41
42 end program demo
```

22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29  
30  
31  
32  
33  
34  
35  
36  
37  
38  
39  
40  
41  
42

# Простейший пример: Fortran

Пример компилируется как обычно, но с использованием *kernelgen-gfortran* вместо *gfortran*:

```
$ kernelgen-gfortran -O3 example_f.f90 -o example_f
```

KernelGen всегда генерирует гибридный бинарный файл, который может работать как на CPU, так и на GPU. CPU-версия запускается обычным образом:

```
$ ./example_f 512 256 256  
compute time = 1.8481150  
maxval = 1.5707963 minval = 1.5707963
```

Для запуска GPU-версии, достаточно установить значение переменной окружения *kernelgen\_runmode* равным 1:

```
$ kernelgen_runmode=1 ./example_f 512 256 256  
compute time = 0.28801799  
maxval = 1.5707964 minval = 1.5707964
```

# Простейший пример: C

```
1  #include <malloc.h>
2  #include <math.h>
3  #include <stdio.h>
4  #include <stdlib.h>
5  #include <sys/time.h>
6
7  int main(int argc, char* argv[]) {
8
9  int nx = atoi(argv[1]);
10 int ny = atoi(argv[2]);
11 int ns = atoi(argv[3]);
12
13 size_t szarray = nx * ny * ns;
14 size_t szarrayb = szarray * sizeof(float);
15
16 float* x = (float*)malloc(szarrayb);
17 float* y = (float*)malloc(szarrayb);
18 float* xy = (float*)malloc(szarrayb);
19
20 for (int i = 0; i < szarray; i++)
21 {
22     x[i] = atan(1.0);
23     y[i] = x[i];
24 }
25 struct timeval start, finish;
```

```
gettimeofday(&start, NULL);
for (int k = 0; k < ns; k++)
    for (int j = 0; j < ny; j++)
        for (int i = 0; i < nx; i++)
            {
                int idx = i + nx * (j + ny * k);
                xy[idx] = asinf(sinf(x[idx])) + acosf(cosf(y[idx]));
            }
gettimeofday(&finish, NULL);
printf("compute time = %f\n",
    get_time_diff(&start, &finish));

float minval = xy[0], maxval = xy[0];
for (int i = 0; i < szarray; i++)
{
    if (minval > xy[i]) minval = xy[i];
    if (maxval < xy[i]) maxval = xy[i];
}
printf("maxval = %f, minval = %f\n", maxval, minval);

// Deallocate arrays.
free(x); free(y); free(xy);

return 0;
}
```

26  
27  
28  
29  
30  
31  
32  
33  
34  
35  
36  
37  
38  
39  
40  
41  
42  
43  
44  
45  
46  
47  
48  
49  
50

# Простейший пример: C

Пример компилируется как обычно, но с использованием *kernelgen-gcc* вместо *gcc*:

```
$ kernelgen-gcc -O3 -std=c99 example_c.c -o example_c
```

KernelGen всегда генерирует гибридный бинарный файл, который может работать как на CPU, так и на GPU. CPU-версия запускается обычным образом:

```
$ ./example_c 512 256 256  
compute time = 1.848575  
maxval = 1.570796, minval = 1.570796
```

Для запуска GPU-версии, достаточно установить значение переменной окружения *kernelgen\_runmode* равным 1:

```
$ kernelgen_runmode=1 ./example_c 512 256 256  
compute time = 0.293359  
maxval = 1.570796, minval = 1.570796
```



# Цели и предпосылки проекта KernelGen

## Цели:

- Портировать приложения на GPU без изменения оригинального исходного кода, генерируя GPU-код на внутреннем уровне
- Средство портирования должно быть совместимо с наиболее важными существующими вычислительными приложениями (не ставится цель делать универсальное распараллеливание!)

## Предпосылки:

- Традиционные языки программирования вполне могут быть сохранены, если дополнить компилятор средствами более глубокого анализа кода
- Применение OpenACC в сложных приложениях затруднено множеством ограничений
- В следующих поколениях вычислительных систем GPU вполне может занять более центральную роль, что несовместимо с offload-моделью OpenACC

# Потенциал применения

## Численные модели:

- Климат/погода, CFD
- Сейсмология
- ...

# Потенциал применения

## Численные модели:

- Климат/погода, CFD
- Сейсмология
- ...

## Коммерческие разработки:

- **Bank of America Merrill Lynch**: Суперкомпиляция GPU-ядер для Монте-Карло с множеством сценариев, на основе LLVM
- **D.E. Shaw Research**: оптимизация PTX-кода, программные вычисления с фиксированной точкой на GPU
- **Qualcomm**: Автораспараллеливание, автовекторизация, на основе LLVM/Polly



# Основные ограничения OpenACC

Актуальная версия стандарта OpenACC в основном пригодна для ускорения малых и небольших приложений. Более широкое использование OpenACC затруднено следующими ограничениями:

- **Внешние вызовы** – поддержка внешних вызовов в циклах, портируемых на ускоритель, необходима в больших проектах, в которых функциональность распределена между множеством объектов, например, модулями в Fortran.
- **Анализ зависимостей указателей** – во многих ситуациях компилятор не может однозначно определить наличие или отсутствие взаимосвязи между заданными указателями, требуя дополнительных указаний со стороны пользователя.
- **Регионы данных** – необходимость указывать какие данные должны постоянно находиться в памяти GPU

⇒ Насколько оправдано жертвовать дизайном и интегрированностью исходного кода ради его ускорения?

# OpenACC: внешние вызовы невозможны

OpenACC не поддерживает вызов функций, определенных в других объектах:

sincos.f90

```
!$acc parallel
do k = 1, nz
  do j = 1, ny
    do i = 1, nx
      xy(i, j, k) = sincos_ijk(x(i, j, k), y(i, j, k))
    enddo
  enddo
enddo
!$acc end parallel
```

function.f90

```
function sincos_ijk(x, y)
  implicit none
  real, intent(in) :: x, y
  real :: sincos_ijk

  sincos_ijk = sin(x) + cos(y)
end function sincos_ijk
```

```
pgfortran -fast -Mnomain -Minfo=accel -ta=nvidia,time -Mcuda=keepgpu,keepbin,keepptx,↵
  ptxinfo -c ../sincos.f90 -o sincos.o
PGF90-W-0155-Accelerator region ignored; see -Minfo messages (../sincos.f90: 33)
sincos:
  33, Accelerator region ignored
  36, Accelerator restriction: function/procedure calls are not supported
  37, Accelerator restriction: unsupported call to sincos_ijk
```

# KernelGen: внешние вызовы возможны

Разрешение зависимостей во время линковки  
Генерация ядер во время исполнения



Поддержка внешних вызовов из других объектов или статических библиотек

sincos.f90

```
!$acc parallel
do k = 1, nz
  do j = 1, ny
    do i = 1, nx
      xy(i, j, k) = sincos_ijk(x(i, j, k), y(i, j, k))
    enddo
  enddo
enddo
!$acc end parallel
```

function.f90

```
function sincos_ijk(x, y)

  implicit none
  real, intent(in) :: x, y
  real :: sincos_ijk

  sincos_ijk = sin(x) + cos(y)

end function sincos_ijk
```

```
Launching kernel __kernelgen_sincos__loop_3
  blockDim = { 32, 4, 4 }
  gridDim = { 16, 128, 16 }
Finishing kernel __kernelgen_sincos__loop_3
__kernelgen_sincos__loop_3 time = 4.986428e-03 sec
```

# KernelGen: ... и из статических библиотек

Благодаря измененному LTO-обработчику, KernelGen может обрабатывать ядра с зависимостями из статических библиотек:

```
kernelgen-gcc -std=c99 -c ../main.c -o main.o
kernelgen-gfortran -c ../sincos.f90 -o sincos.o
kernelgen-gfortran -c ../function.f90 -o function.o
ar rcs libfunction.a function.o
kernelgen-gfortran main.o sincos.o -o function -L. -lfunction
```

```
$ kernelgen_runmode=1 ./function 512 512 64
__kernelgen_sincos__loop_3: regcount = 22, size = 512
Loaded '__kernelgen_sincos__loop_3' at: 0xc178f0
Launching kernel __kernelgen_sincos__loop_3
    blockDim = { 32, 4, 4 }
    gridDim = { 16, 128, 16 }
Finishing kernel __kernelgen_sincos__loop_3
__kernelgen_sincos__loop_3 time = 4.974710e-03 sec
```

# OpenACC: слабый анализ указателей

Компилятор не может однозначно определить взаимосвязь между заданными указателями:

sincos.c

```
void sincos(int nx, int ny, int nz, float* x, float* y, float* xy) {  
    #pragma acc parallel  
    for (int k = 0; k < nz; k++)  
        for (int j = 0; j < ny; j++)  
            for (int i = 0; i < nx; i++) {  
                int idx = i + nx * j + nx * ny * k;  
                xy[idx] = sin(x[idx]) + cos(y[idx]);  
            }  
}
```

```
pgcc -fast -Minfo=accel -ta=nvidia,time -Mcuda=keepgpu,keepbin,keepptx,ptxinfo -c ../sincos.c -o sincos.o  
PGC-W-0155-Compiler failed to translate accelerator region (see -Minfo messages): Could not find allocated-variable index ←  
    for symbol (../sincos.c: 27)  
sincos:  
 27, Accelerator kernel generated  
 28, Complex loop carried dependence of *(y) prevents parallelization  
    Complex loop carried dependence of *(x) prevents parallelization  
    Complex loop carried dependence of *(xy) prevents parallelization  
...  
 30, Accelerator restriction: size of the GPU copy of xy is unknown
```

# KernelGen: точный анализ указателей

В KernelGen анализ указателей проводится во время исполнения, после подстановки значений:

```
for (c2=0;c2<=63;c2++) {
  for (c4=0;c4<=511;c4++) {
    for (c6=0;c6<=511;c6++) {
      Stmt__5_cloned_(c2,c4,c6);
    }
  }
}
```

```
Statements {
  Stmt__5_cloned_
  Domain      := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] : i0 >= 0 and i0 <= 63 and i1 >= 0 and i1 <= 511 and i2 >= 0 and i2 <= 511 };
  Scattering  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> scattering[0, i0, 0, i1, 0, i2, 0] };
  ReadAccess  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47246749696 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47246749699 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };
  ReadAccess  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47313862656 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47313862659 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };
  WriteAccess := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47380975616 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47380975619 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };
}
```

# KernelGen: точный анализ указателей

В KernelGen анализ указателей проводится во время исполнения, после подстановки значений:

```
for (c2=0;c2<=63;c2++) {
  for (c4=0;c4<=511;c4++) {
    for (c6=0;c6<=511;c6++) {
      Stmt__5_cloned_(c2,c4,c6);
    }
  }
}
```

Статический поток управления (SCoP)  
для заданного вычислительного цикла

```
Statements {
  Stmt__5_cloned_
  Domain      := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] : i0 >= 0 and i0 <= 63 and i1 >= 0 and i1 <= 511 and i2 >= 0 and i2 <= 511 };
  Scattering  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> scattering[0, i0, 0, i1, 0, i2, 0] };
  ReadAccess  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47246749696 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47246749699 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };
  ReadAccess  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47313862656 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47313862659 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };
  WriteAccess := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47380975616 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47380975619 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };
}
```

# KernelGen: точный анализ указателей

В KernelGen анализ указателей проводится во время исполнения, после подстановки значений:

```
for (c2=0;c2<=63;c2++) {  
  for (c4=0;c4<=511;c4++) {  
    for (c6=0;c6<=511;c6++) {  
      Stmt__5_cloned_(c2,c4,c6);  
    }  
  }  
}
```

Статический поток управления (SCoP)  
для заданного вычислительного цикла

```
Statements {  
  Stmt__5_cloned_  
    Domain      := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] : i0 >= 0 and i0 <= 63 and i1 >= 0 and i1 <= 511 and i2 >= 0 and i2 <= 511 };  
    Scattering  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> scattering[0, i0, 0, i1, 0, i2, 0] };  
    ReadAccess  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47246749696 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47246749699 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };  
    ReadAccess  := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47313862656 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47313862659 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };  
    WriteAccess := { Stmt__5_cloned_[i0, i1, i2] -> NULL[o0] : o0 >= 47380975616 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 and o0 <= 47380975619 + 1048576i0 + 2048i1 + 4i2 };  
}
```

Анализ интервалов и режимов доступа к памяти  
после подстановки значений указателей и констант

# KernelGen: точный анализ указателей

В KernelGen анализ указателей проводится во время исполнения, после подстановки значений:

sincos.c

```
void sincos(int nx, int ny, int nz, float* x, float* y, float* xy) {  
    #pragma acc parallel  
    for (int k = 0; k < nz; k++)  
        for (int j = 0; j < ny; j++)  
            for (int i = 0; i < nx; i++) {  
                int idx = i + nx * j + nx * ny * k;  
                xy[idx] = sin(x[idx]) + cos(y[idx]);  
            }  
}
```

result

```
Launching kernel __kernelgen_sincos_loop_10  
    blockDim = { 32, 4, 4 }  
    gridDim = { 16, 128, 16 }  
Finishing kernel __kernelgen_sincos_loop_10  
__kernelgen_sincos_loop_10 time = 2.300006e-02 sec
```



## Другие полезные возможности

В системе портирования кода на GPU желательно обеспечить поддержку различных особенностей и стилей использования языков программирования, например:

- Распараллеливание циклов различных типов, не только арифметических for/do
- Распознавание неявных циклов (поэлементные операции с массивами в Fortran)
- Адресная арифметика (C/C++)
- ...

# Распараллеливание while-циклов

Благодаря низкоуровневому представлению LLVM IR и восстановлению из него структуры циклов в Polly, KernelGen способен, в частности, распараллеливать while- или goto-циклы *семантически эквивалентные* арифметическим for-/do-циклам (в OpenACC это не поддерживается):

```
i = 1
do while (i .le. nx)
  j = 1
  do while (j .le. nz)
    k = 1
    do while (k .le. ny)
      C(i, j) = C(i, j) + A(i, k) * B(k, j)
      k = k + 1
    enddo
    j = j + 1
  enddo
  i = i + 1
enddo
```

```
Launching kernel __kernelgen_matmul__loop_9
  blockDim = { 32, 32, 1 }
  gridDim = { 2, 16, 1 }
Finishing kernel __kernelgen_matmul__loop_9
__kernelgen_matmul__loop_9 time = 0.00953514 sec
```

# Распараллеливание неявных циклов

Краткая форма записи поэлементных операций с массивами (Fortran) преобразуется на уровне фронтенда в явные циклы, которые затем могут быть транслированы KernelGen в GPU-ядра:

```
1 program demo
2
3 implicit none
4 integer :: n
5 complex*16, allocatable, dimension(:) :: c1, c2, ←
6     z
7 character(len=128) :: arg
8 integer :: i
9 real*8 :: v1, v2
10 real :: start, finish
11
12 call get_command_argument(1, arg)
13 read(arg, '(I64)') n
14
15 ! Allocate data arrays.
16 allocate(c1(n), c2(n), z(n))
17
18 ! Initialize arrays.
19 do i = 1, n
20     call random_number(v1)
21     call random_number(v2)
```

```
21     c1(i) = cmplx(v1, v2)
22     call random_number(v1)
23     call random_number(v2)
24     c2(i) = cmplx(v1, v2)
25 enddo
26
27 ! Implicit computational loop
28 call cpu_time(start)
29 z = conjg(c1) * c2
30 call cpu_time(finish)
31
32 write(*,*) 'compute time = ', finish - start
33
34 print *, 'z min = (', minval(realpart(z)), &
35     ', ', minval(imagpart(z)), '), max = (', &
36     maxval(realpart(z)), ', ', minval(imagpart(z)), ')'
37
38 ! Deallocate arrays.
39 deallocate(c1, c2, z)
40
41 end program demo
```

21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29  
30  
31  
32  
33  
34  
35  
36  
37  
38  
39  
40  
41

# Распараллеливание неявных циклов

Пример компилируется как обычно, но с использованием *kernelgen-gfortran* вместо *gfortran*:

```
$ kernelgen-gfortran -O3 -std=c99 conjg.f90 -o conjg
```

```
$ ./conjg $((256*256*256))  
compute time = 0.10800600  
z min = ( 7.18319034686704879E-006 , -0.99788337878880551 ) , max = ( ↔  
1.9723582564715194 , -0.99788337878880551 )
```

```
$ kernelgen_runmode=1 ./conjg $((256*256*256))  
compute time = 2.80020237E-02  
z min = ( 7.18319034686704879E-006 , -0.99788337878880551 ) , max = ( ↔  
1.9723582564715194 , -0.99788337878880551 )
```

# OpenACC: нет арифметики указателей

Компилятор не поддерживает распараллеливание циклов, содержащих арифметику указателей:

sincos.c

```
void sincos(int nx, int ny, int nz, float* x, float* y, float* xy) {
    float *xp = x, *yp = y, *xyp = xy;

    #pragma acc parallel
    for (int k = 0; k < nz; k++)
        for (int j = 0; j < ny; j++)
            for (int i = 0; i < nx; i++)
                *(xyp++) = sin(*(xp++)) + cos(*(yp++));
}
```

```
$ make
pgcc -fast -Minfo=accel -ta=nvidia,time -Mcuda=keepgpu,keepbin,keepptx,ptxinfo -c ../sincos.c -o sincos.o
PGC-W-0155-Pointer assignments are not supported in accelerator regions: xyp (../sincos.c: 34)
PGC-W-0155-Accelerator region ignored (../sincos.c: 29)
PGC/x86-64 Linux 13.2-0: compilation completed with warnings
```

# KernelGen: есть арифметика указателей

Поскольку на уровне LLVM IR любой доступ к массивам выражается указателями и смещениями, индексруемые массивы и указатели поддерживаются одинаково хорошо:

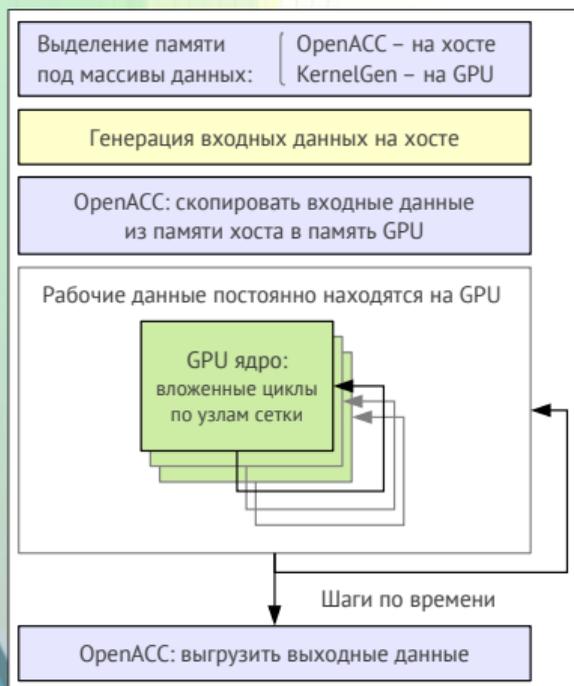
sincos.c

```
void sincos(int nx, int ny, int nz, float* x, float* y, float* xy) {  
    float *xp = x, *yp = y, *xyp = xy;  
  
    #pragma acc parallel  
    for (int k = 0; k < nz; k++)  
        for (int j = 0; j < ny; j++)  
            for (int i = 0; i < nx; i++)  
                *(xyp++) = sin(*(xp++)) + cos(*(yp++));  
}
```

```
Launching kernel __kernelgen_sincos_loop_10  
    blockDim = { 32, 4, 4 }  
    gridDim = { 16, 128, 16 }  
Finishing kernel __kernelgen_sincos_loop_10  
__kernelgen_sincos_loop_10 time = 2.298868e-02 sec
```



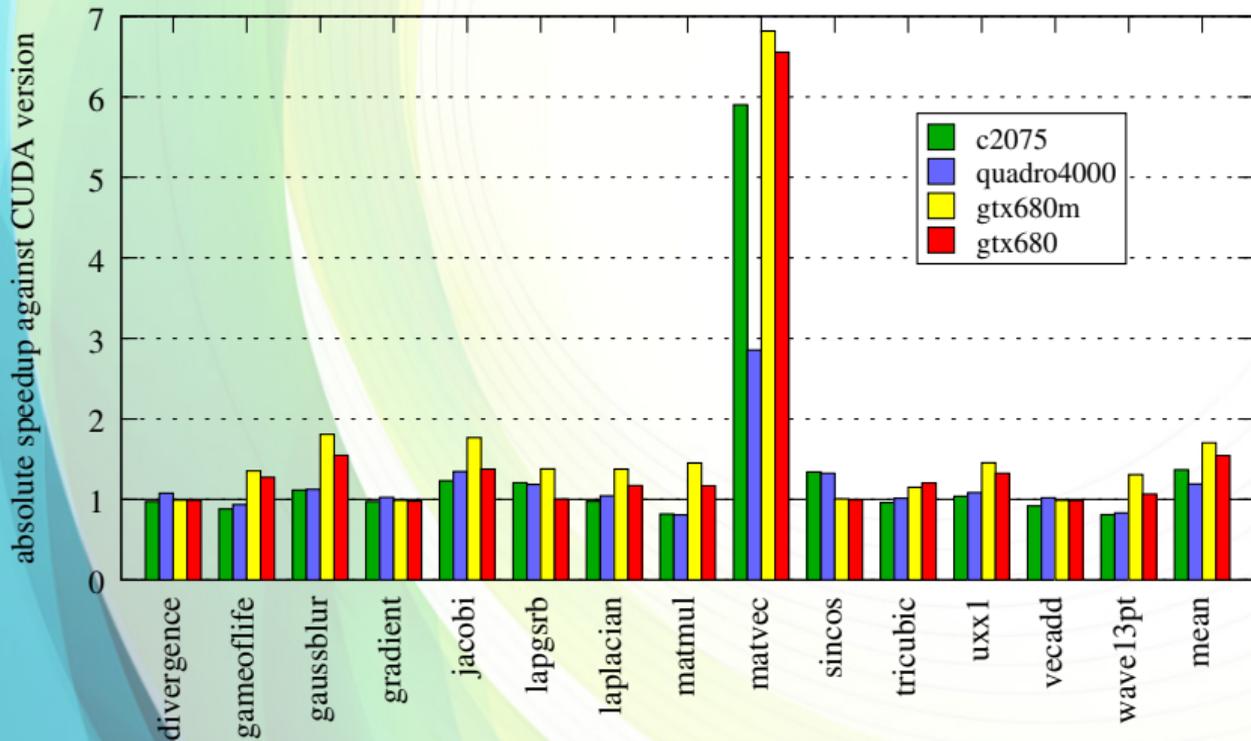
# Тестирование производительности



Набор тестов сформирован из небольших программ со структурой, соответствующей типичной явной численной схеме:

- Внешние итерации по времени (последовательные)
- Внутренние 2-х или 3-мерные циклы по узлам регулярной сетки (параллельные)
- Входные и выходные данные постоянно находятся в памяти GPU без промежуточных загрузок/выгрузок
- Корректность результатов оценивается контрольной суммой

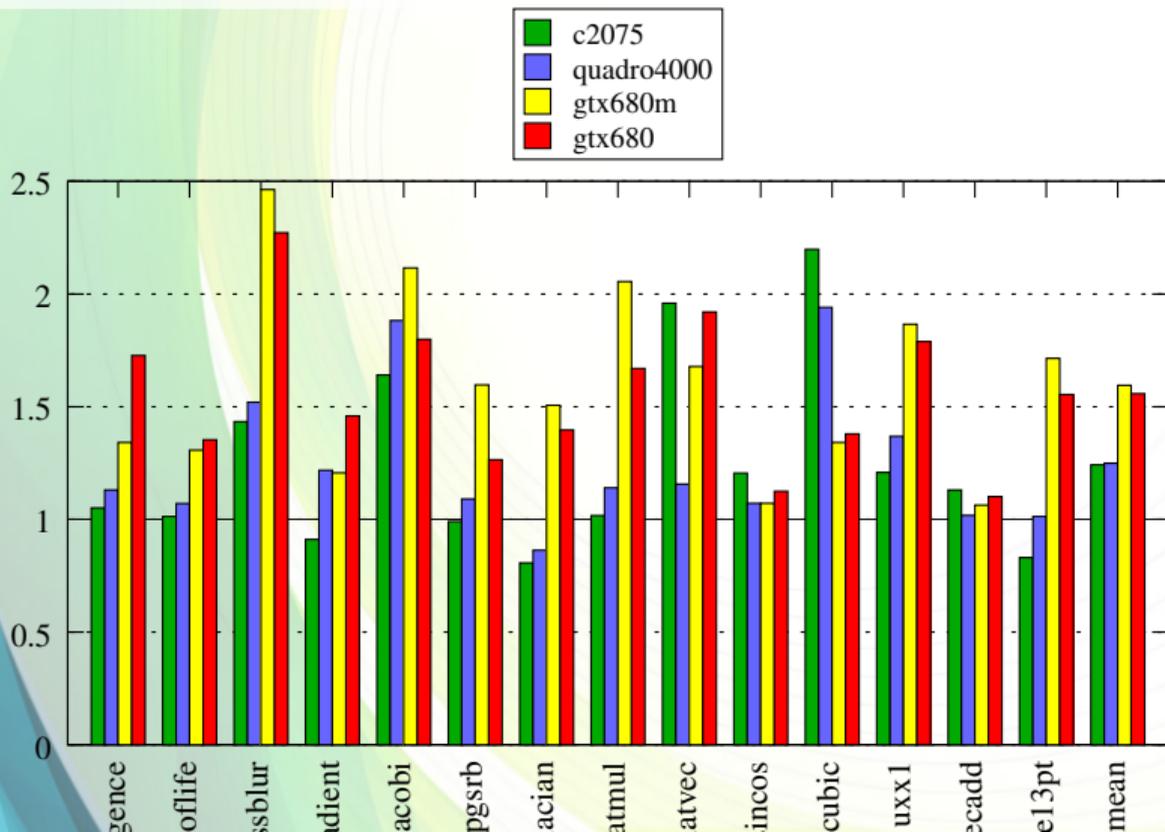
# KernelGen vs CUDA (вручную)



- Точность: **двойная**
- Компиляторы: KernelGen r1787, CUDA Toolkit v5.5
- GPU: NVIDIA Tesla C2075 (GF110, sm\_20), NVIDIA GTX 680M (GK104, sm\_30), NVIDIA GTX 680 (GK104, sm\_30), NVIDIA Quadro 4000 (sm\_20)
- Значения **больше 1** – ядро, собранное KernelGen быстрее ядра PGI, значения **меньше 1** – ядро PGI быстрее KernelGen (на том же самом GPU)
- Измерения осреднены по 10 тестам, по 10 итераций в каждом

# KernelGen vs PGI OpenACC

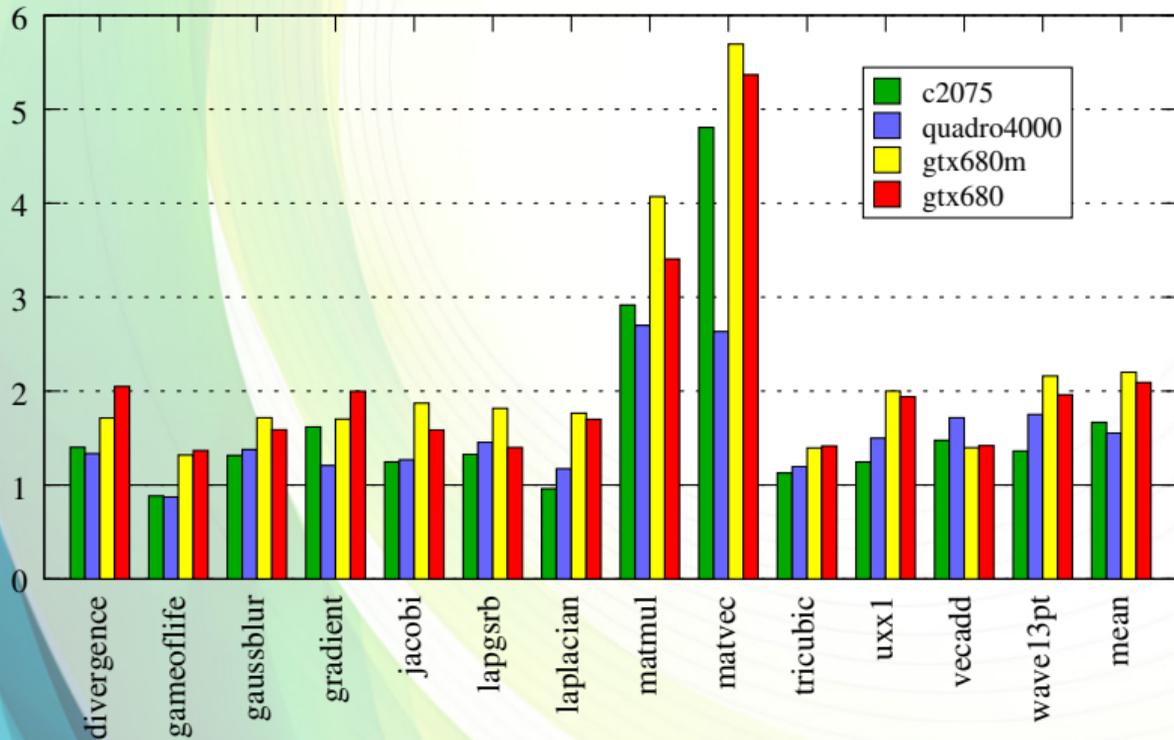
absolute speedup against PGI version



- Точность: **двойная**
- Компиляторы: KernelGen r1787, PGI OpenACC 13.2
- GPU: NVIDIA Tesla C2075 (GF110, sm\_20), NVIDIA GTX 680M (GK104, sm\_30), NVIDIA GTX 680 (GK104, sm\_30), NVIDIA Quadro 4000 (sm\_20)
- Значения **бóльшие 1** – ядро, собранное KernelGen быстрее ядра PGI, значения **меньшие 1** – ядро PGI быстрее KernelGen (на том же самом GPU)
- Измерения осреднены по 10 тестам, по 10 итераций в каждом

# KernelGen vs CAPS HMPP/OpenACC

absolute speedup against CAPS version



- Точность: **двойная**
- Компиляторы: KernelGen r1787, CAPS HMPP 3.2.4
- GPU: NVIDIA Tesla C2075 (GF110, sm\_20), NVIDIA GTX 680M (GK104, sm\_30), NVIDIA GTX 680 (GK104, sm\_30), NVIDIA Quadro 4000 (sm\_20)
- Значения больше 1 – ядро, собранное KernelGen быстрее ядра CAPS, значения меньше 1 – ядро CAPS быстрее KernelGen (на том же самом GPU)
- Измерения осреднены по 10 тестам, по 10 итераций в каждом

# Влияние режима кэширования

- 1 Поскольку текущие генераторы ядер явно не используют разделяемую память, в KernelGen конфигурация кэша установлена в «большой L1-кэш», что дает небольшой дополнительный прирост

```
// Since KernelGen does not utilize shared memory at the moment,  
// use larger L1 cache by default.  
CU_SAFE_CALL(cuCtxSetCacheConfig(CU_FUNC_CACHE_PREFER_L1));
```

# Влияние вычислительного грида GPU

- 2 KernelGen использует блоки  $\{128, 1, 1\}$  и 3-мерную сетку, когда как PGI и CAPS могут выбирать сетку по умолчанию или по gang/vector. Во всех тестах для PGI и CAPS установлены оптимальные gang/vector, иначе KernelGen сильно выигрывает.

Сетка по умолчанию PGI и сетка KernelGen, задача  $512 \times 256 \times 256$ , одинарная точность:

```
Accelerator Kernel Timing data
/home/marcusmae/forg/kernelgen/tests/perf/divergence/pgi/./divergence.c
divergence NVIDIA devicenum=0
time(us): 154,660
62: kernel launched 10 times
grid: [4x254] block: [128]
device time(us): total=154,660 max=15,560 min=15,373 avg=15,466
elapsed time(us): total=154,742 max=15,570 min=15,381 avg=15,474
```

```
Kernel function call __kernelgen_divergence_loop_10
__kernelgen_divergence_loop_10 @ 0xeb32b61a9530d97f53f77c5abbd67132
Launching kernel __kernelgen_divergence_loop_10
blockDim = { 128, 1, 1 }
gridDim = { 4, 254, 254 }
Finishing kernel __kernelgen_divergence_loop_10
__kernelgen_divergence_loop_10 time = 7.912811e-03 sec
```

# Влияние общей оптимизации кода

- 3 В KernelGen наблюдаются проблемы с оптимизацией редукции (matmul, matvec) и GPU-математики (sincos):

```
CUDA.LoopHeader.x.preheader:                                ; preds = %"Loop Function Root"
%p_newGEPInst.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380979712 to float*)
store float 0.000000e+00, float * %p_newGEPInst.cloned
%p_.moved.to.4.cloned = shl nsw i64 %3, 9
br label %polly.loop_body

CUDA.AfterLoop.x:                                          ; preds = %polly.loop_body, %"Loop Function Root"
ret void

polly.loop_body:                                          ; preds = %polly.loop_body, %CUDA.LoopHeader.x.preheader
%p_scalar_ = phi float [ 0.000000e+00, %CUDA.LoopHeader.x.preheader ], [ %p_8, %polly.loop_body ]
%polly.loopiv10 = phi i64 [ 0, %CUDA.LoopHeader.x.preheader ], [ %polly.next_loopiv, %polly.loop_body ]
%polly.next_loopiv = add i64 %polly.loopiv10, 1
%p_ = add i64 %polly.loopiv10, %p_.moved.to.4.cloned
%p_newGEPInst9.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47246749696 to float*), i64 %p_
%p_newGEPInst12.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380971520 to float*), i64 %polly.loopiv10
%p_scalar_5 = load float* %p_newGEPInst9.cloned
%p_scalar_6 = load float* %p_newGEPInst12.cloned
%p_7 = fmul float %p_scalar_5, %p_scalar_6
%p_8 = fadd float %p_scalar_, %p_7
store float %p_8, float* %p_newGEPInst.cloned
%exitcond = icmp eq i64 %polly.next_loopiv, 512
br i1 %exitcond, label %CUDA.AfterLoop.x, label %polly.loop_body
```

# Влияние общей оптимизации кода

- 3 В KernelGen наблюдаются проблемы с оптимизацией редукции (matmul, matvec) и GPU-математики (sincos):

```
CUDA.LoopHeader.x.preheader:                                ; preds = %"Loop Function Root"  
%p_newGEPInst.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380979712 to float*)  
store float 0.000000e+00, float * %p_newGEPInst.cloned  
%p_.moved.to.4.cloned = shl nsw i64 %3, 9  
br label %polly.loop_body  
CUDA.AfterLoop.x:                                          ; preds = %polly.loop_body, %"Loop Function Root"  
ret void  
polly.loop_body:                                          ; preds = %polly.loop_body, %CUDA.LoopHeader.x.preheader  
%_p_scalar_ = phi float [ 0.000000e+00, %CUDA.LoopHeader.x.preheader ], [ %p_8, %polly.loop_body ]  
%polly.loopiv10 = phi i64 [ 0, %CUDA.LoopHeader.x.preheader ], [ %polly.next_loopiv, %polly.loop_body ]  
%polly.next_loopiv = add i64 %polly.loopiv10, 1  
%p_ = add i64 %polly.loopiv10, %p_.moved.to.4.cloned  
%p_newGEPInst9.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380979712 to float*)  
%p_newGEPInst12.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380979712 to float*)  
%_p_scalar_5 = load float* %p_newGEPInst9.cloned  
%_p_scalar_6 = load float* %p_newGEPInst12.cloned  
%p_7 = fmul float %_p_scalar_5, %_p_scalar_6  
%p_8 = fadd float %_p_scalar_, %p_7  
store float %p_8, float* %p_newGEPInst.cloned  
%exitcond = icmp eq i64 %polly.next_loopiv, 512  
br i1 %exitcond, label %CUDA.AfterLoop.x, label %polly.loop_body
```

Помечены входной, выходной блоки и тело цикла, так как они выглядят в LLVM IR

# Влияние общей оптимизации кода

- 3 В KernelGen наблюдаются проблемы с оптимизацией редукции (matmul, matvec) и GPU-математики (sincos):

```

CUDA.LoopHeader.x.preheader:                                ; preds = %"Loop Function Root"
  %p_newGEPInst.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380979712 to float*)
  store float 0.000000e+00, float * %p_newGEPInst.cloned
  %p_.moved.to.4.cloned = shl nsw i64 %3, 9
  br label %polly.loop_body
CUDA.AfterLoop.x:                                          ; preds = %polly.loop_body, %"Loop Function Root"
  ret void
polly.loop_body:                                          ; preds = %polly.loop_body, %"Loop Function Root"
  %_p_scalar_ = phi float [ 0.000000e+00, %CUDA.LoopHeader.x.preheader ]
  %polly.loopiv10 = phi i64 [ 0, %CUDA.LoopHeader.x.preheader ]
  %polly.next_loopiv = add i64 %polly.loopiv10, 1
  %p_ = add i64 %polly.loopiv10, %p_.moved.to.4.cloned
  %p_newGEPInst9.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380979712 to float*)
  %p_newGEPInst12.cloned = getelementptr float* inttoptr (i64 47380979712 to float*)
  %_p_scalar_5 = load float* %p_newGEPInst9.cloned
  %_p_scalar_6 = load float* %p_newGEPInst12.cloned
  %p_7 = fmul float %_p_scalar_5, %_p_scalar_6
  %p_8 = fadd float %_p_scalar_, %p_7
  store float %p_8, float* %p_newGEPInst.cloned
  %exitcond = icmp eq i64 %polly.next_loopiv, 512
  br i1 %exitcond, label %CUDA.AfterLoop.x, label %polly.loop_body

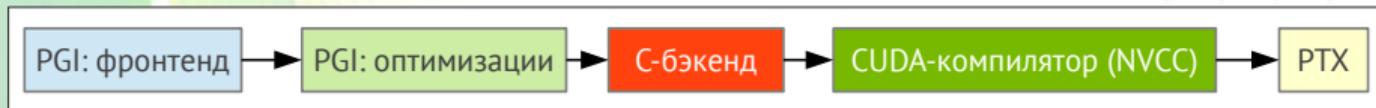
```

Правильно оптимизированная редукция должна располагать аккумулятор на регистре и записывать его в память в конце один раз.  
Здесь запись в память происходит на каждой итерации!

# Влияние генерации кода

- 4 PGI и CAPS – source-to-source компиляторы, когда как KernelGen – полный компилятор, благодаря LLVM NVPTX backend

PGI/CAPS:



KernelGen:





# Анализ параллелизма

KernelGen анализирует зависимости данных и отображает параллельные циклы на нити и блоки GPU. Код последовательных циклов остается без изменений.

```
1  subroutine match_filter(HH, szhh, XX, szxx, YY, szyy)
2
3  implicit none
4  integer(kind=IKIND), intent(in) :: szhh, szxx, szyy
5  real(kind=RKIND), intent(in) :: HH(szhh), XX(szxx)
6  real(kind=RKIND), intent(out) :: YY(szyy)
7  integer(kind=IKIND) :: i, j
8  integer, parameter :: rkind = RKIND
9
10 ! This loop will be parallelized
11 do i = 1, szyy
12   YY(i) = 0.0_rkind
13   ! This loop will not be parallelized
14   do j = 1, szhh
15     YY(i) = YY(i) + XX(i + j - 1) * HH(j)
16   enddo
17 enddo
18
19 end subroutine match_filter
```

# Анализ параллелизма

KernelGen анализирует зависимости данных и отображает параллельные циклы на нити и блоки GPU. Код последовательных циклов остается без изменений.

```
1  subroutine match_filter(HH, szhh, XX, szxx, YY, szyy)
2
3  implicit none
4  integer(kind=IKIND), intent(in) :: szhh, szxx, szyy
5  real(kind=RKIND), intent(in) :: HH(szhh), XX(szxx)
6  real(kind=RKIND), intent(out) :: YY(szyy)
7  integer(kind=IKIND) :: i, j
8  integer, parameter :: rkind = RKIND
9
10 ! This loop will be parallelized
11 do i = 1, szyy
12   YY(i) = 0.0_rkind
13   ! This loop will not be parallelized
14   do j = 1, szhh
15     YY(i) = YY(i) + XX(i + j - 1) * HH(j)
16   enddo
17 enddo
18
19 end subroutine match_filter
```

Распараллеливание редукции пока не поддерживается, этот цикл останется последовательным

# Анализ параллелизма

KernelGen анализирует зависимости данных и отображает параллельные циклы на нити и блоки GPU. Код последовательных циклов остается без изменений.

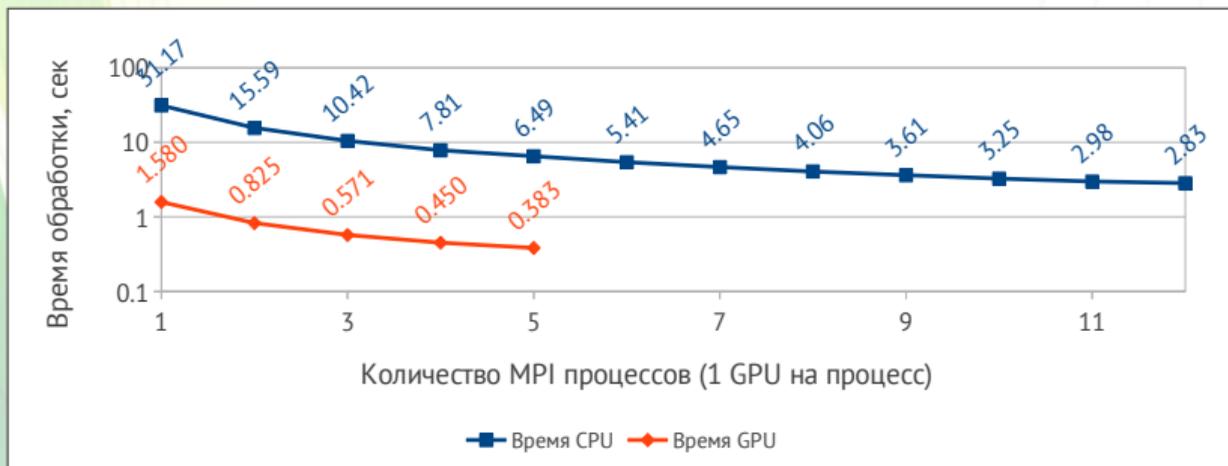
```
1  subroutine match_filter(HH, szhh, XX, szxx, YY, szyy)
2
3  implicit none
4  integer(kind=IKIND), intent(in) :: szhh, szxx, szyy
5  real(kind=RKIND), intent(in) :: HH(szhh), XX(szxx)
6  real(kind=RKIND), intent(out) :: YY(szyy)
7  integer(kind=IKIND) :: i, j
8  integer, parameter :: rkind = RKIND
9
10 ! This loop will be parallelized
11 do i = 1, szyy
12   YY(i) = 0.0_rkind
13   ! This loop will not be parallelized
14   do j = 1, szhh
15     YY(i) = YY(i) + XX(i + j - 1) * HH(j)
16   enddo
17 enddo
18
19 end subroutine match_filter
```

Однако, внешний цикл будет распознан как параллельный, и внутренний послед. цикл будет работать на каждой нити GPU



# Взаимодействие с MPI

KernelGen естественным образом взаимодействует с MPI, отображая множество MPI-процессов на множество GPU:



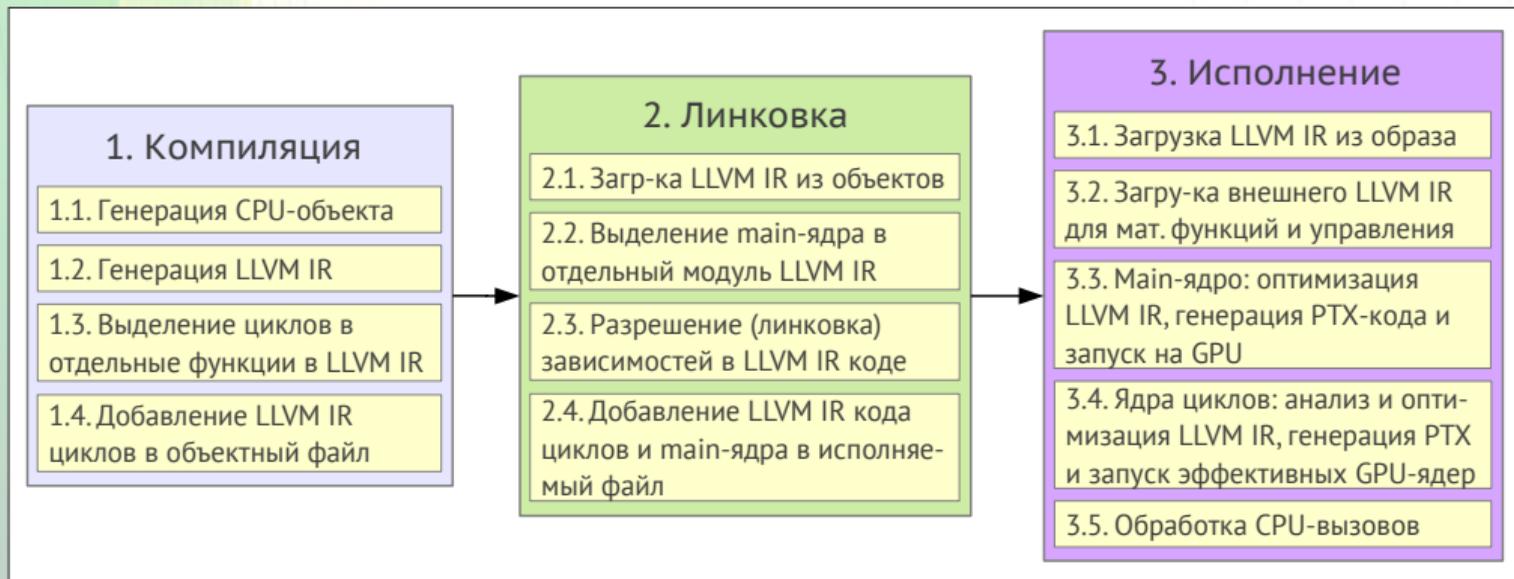
Сравнение производительности корреляционного фильтра, скомпилированного KernelGen r1787 для 1-12 CPU-ядер Intel Xeon X5670 и 1-5 GPU NVIDIA Tesla C2070 GPUs (Fermi sm\_20)

# Зависимости KernelGen

- [GCC](#) – фронтенд и элементы линковщика (GPL)
- [DragonEgg](#) – плагин для GCC, преобразующий GIMPLE IR в LLVM IR (GPL)
- [LLVM](#) – основная инфраструктура компилятора (BSD)
- [Polly](#) – анализ параллельности циклов (BSD+GPL)
- **NVPTX backend** – генерация PTX-псевдоассемблера или LLVM IR (BSD)
- **PTXAS** – генерация GPU ISA (CUBIN) из PTX-кода (исходный код недоступен)
- [AsFermi](#) – модификации кода на уровне Fermi GPU ISA (CUBIN) (MIT/BSD)
- **NVIDIA GPU driver** – исполнение сгенерированных ядер на GPU (исходный код недоступен)

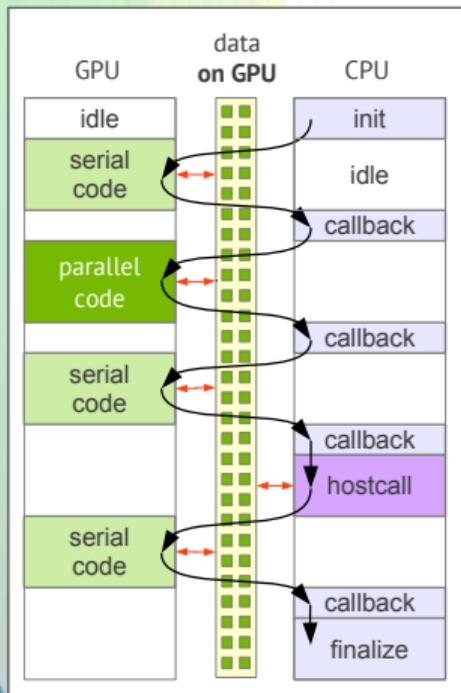
# Организация компилятора KernelGen

KernelGen основан на элементах компилятора GCC, расширяя его преобразованиями LLVM, которые активируются в зависимости от режима компиляции/исполнения.





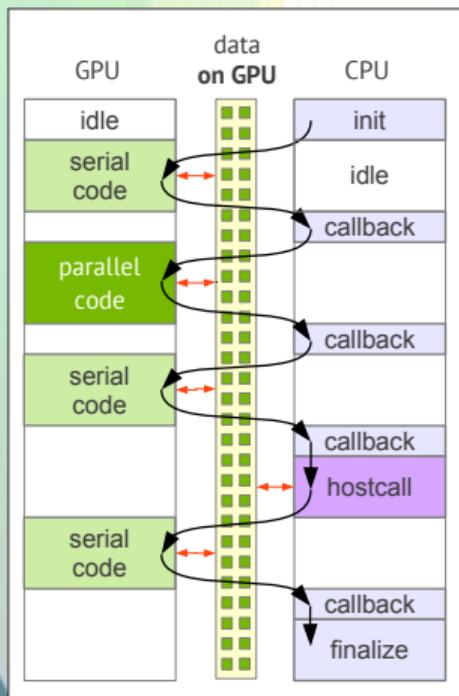
# GPU-активное исполнение



KernelGen использует GPU-активную модель исполнения:

- Все действия инициируются с GPU (CPU «пассивен»)
- Все данные приложения (или MPI-узла) находятся в памяти GPU
- Операции с данными и управление исполнением производятся *main-ядром*, которое постоянно работает на GPU, в течение всего времени жизни приложения

# GPU-активное исполнение



Преимущества:

- Нет необходимости явно производить пересылку используемых данных между хостом и GPU и находить скрытые зависимости (side-effects)
- Возможность запускать длинные непрерывные ядра на GPU, поддерживающих динамический параллелизм
- Легкое превращение CPU-MPI-узлов в GPU-MPI-узлы, возможно с CUDA-aware MPI
- GPU-функции изначально загруженные main-ядром также используются другими вычислительными ядрами, что уменьшает размер кода и время компиляции (в отличие от OpenACC-ядер, которые всегда содержат копии кода всех зависимостей)

# Этапы анализа циклов в KernelGen

KernelGen проводит заключительную фазу анализа циклов и компиляцию ядер во время исполнения, привлекая доступную информацию о контексте использования кода. Если один и тот же цикл вызывается множество раз, то накладные расходы на этот процесс невелики.





# Краткая схема генерации кода

Рассмотрим этапы генерации кода в KernelGen на примере следующей функции:

sincos.c

```
void sincos(int nx, int ny, int nz, float* x, float* y, float* xy) {  
    for (int k = 0; k < nz; k++)  
        for (int j = 0; j < ny; j++)  
            for (int i = 0; i < nx; i++) {  
                int idx = i + nx * j + nx * ny * k;  
                xy[idx] = sin(x[idx]) + cos(y[idx]);  
            }  
}
```

# Краткая схема генерации кода

Первым этапом является преобразование языка высокого уровня во внутреннее представление (GIMPLE IR) с помощью фронтенда компилятора GCC:

```
1  sincos (integer(kind=4) & restrict nx, integer(kind=4) & restrict ny, integer(kind=4) & restrict nz, real(kind=4)[0:D←
    .1629] * restrict x, real(kind=4)[0:D.1626] * restrict y, real(kind=4)[0:D.1632] * restrict xy)
2  {
3    ...
4    D.1646 = ~stride.16;
5    offset.19 = D.1646 - stride.18;
6    {
7      ...
8      {
9        ...
10       {
11         if (j <= D.1568) goto <D.1650>; else goto <D.1651>;
12         <D.1650>;
13         <D.1652>;
14         {
15           logical(kind=4) D.1576;
16           {
17             ...
18             {
19               logical(kind=4) D.1575;
20               ...
21               D.1676 = sincos_ijk (D.1675, D.1669);
22               *xy[D.1663] = D.1676;
```

# Краткая схема генерации кода

Затем плагином DragonEgg представление GIMPLE IR преобразуется в LLVM IR:

```
1 ; ModuleID = '../sincos.f90'
2 target datalayout = "e-p:64:64:64-S128-i1:8:8-i8:8:8-i16:16:16-i32:32:32-i64:64:64-f16:16:16-f32:32:32-f64:64:64-f128←
   :128:128-v64:64:64-v128:128:128-a0:0:64-s0:64:64-f80:128:128-n8:16:32:64"
3 target triple = "x86_64-unknown-linux-gnu"
4
5 declare float @sincos_ijk(...)
6 ...
7 define void @sincos_(i32* noalias %nx, i32* noalias %ny, i32* noalias %nz, [0 x float]* noalias %x, [0 x float]* noalias ←
   %y, [0 x float]* noalias %xy) nounwind uwtable {
8   ...
9   %92 = add i64 %89, %91
10  %93 = add i64 %87, %92
11  %94 = add i64 %93, %41
12  %95 = bitcast [0 x float]* %4 to float*
13  %96 = getelementptr float* %95, i64 %94
14  %97 = call float @bitcast(float (...)* @sincos_ijk_ to float(float*, float*)) (float* %96, float* %86) nounwind
15  %98 = bitcast [0 x float]* %5 to float*
16  %99 = getelementptr float* %98, i64 %76
17  store float %97, float* %99, align 4
18  %100 = icmp eq i32 %68, %66
19  %101 = add i32 %68, 1
20  %102 = icmp ne i1 %100, false
21  br i1 %102, label %"7", label %"6"
```

# Краткая схема генерации кода

На этапе компиляции KernelGen выделяет *потенциально* параллельные циклы в новые функции. Группы вложенных циклов выделяются рекурсивно, на случай если не все из них параллельны. Во время исполнения в LLVM IR подставляются значения констант и указателей, что облегчает распараллеливание:

```
1 ; ModuleID = '__kernelgen_sincos__loop_3_module'
2 target datalayout = "e-p:64:64:64-i1:8:8-i8:8-i16:16:16-i32:32:32-i64:64:64-f32:32:32-f64:64:64-v16:16:16-v32:32:32-v64←
   :64:64-v128:128:128-n16:32:64"
3 target triple = "nvptx64-unknown-unknown"
4 define void @__kernelgen_sincos__loop_3(i32*) nounwind {
5 "Loop Function Root":
6   br label %"4.preheader.cloned"
7   ...
8   %8 = getelementptr [0 x float]* inttoptr (i64 47313862656 to [0 x float]*), i64 0, i64 %7
9   %9 = getelementptr [0 x float]* inttoptr (i64 47246749696 to [0 x float]*), i64 0, i64 %7
10  %10 = load float* %9, align 4
11  %11 = call float @sinf(float %10) nounwind readonly alignstack(1)
12  %12 = load float* %8, align 4
13  %13 = call float @cosf(float %12) nounwind readonly alignstack(1)
14  %14 = fadd float %11, %13
15  %15 = getelementptr [0 x float]* inttoptr (i64 47380975616 to [0 x float]*), i64 0, i64 %7
16  store float %14, float* %15, align 4
17  ...
18 declare float @sinf(float) nounwind readonly alignstack(1)
19 declare float @cosf(float) nounwind readonly alignstack(1)
```

# Краткая схема генерации кода

KernelGen анализирует независимость итераций цикла. В случае если цикл параллельный, LLVM IR специализируется для NVPTX (GPU-интринсики @llvm.nvvm.\*, атрибуты ptx\_kernel and ptx\_device):

```
1 ; ModuleID = '__kernelgen_sincos__loop_3_module'
2 target datalayout = "e-p:64:64:64-i1:8:8-i8:8:8-i16:16:16-i32:32:32-i64:64:64-f32:32:32-f64:64:64-v16:16:16-v32:32:32-v64:64:64-v128:128:128-n16:32:64"
3 target triple = "nvptx64-unknown-unknown"
4
5 @__kernelgen_version = constant [15 x i8] c"0.2/1654:1675M\00"
6
7 define ptx_kernel void @__kernelgen_sincos__loop_3(i32* nocapture) nounwind alwaysinline {
8 "Loop Function Root":
9   %tid.z = tail call ptx_device i32 @llvm.nvvm.read.ptx.sreg.tid.z()
10  %ctaid.z = tail call ptx_device i32 @llvm.nvvm.read.ptx.sreg.ctaid.z()
11  %PositionOfBlockInGrid.z = shl i32 %ctaid.z, 2
12  %BlockLB.Add.ThreadPosInBlock.z = add i32 %PositionOfBlockInGrid.z, %tid.z
13  ...
14  %p_28 = tail call ptx_device float @sinf(float %p_scalar_) nounwind readnone alignstack(1)
15  %p_scalar_29 = load float* %p_scevgep6
16  %p_30 = tail call ptx_device float @cosf(float %p_scalar_29) nounwind readnone alignstack(1)
17  %p_31 = fadd float %p_28, %p_30
18  store float %p_31, float* %p_scevgep
19  br label %CUDA.AfterLoop.z
20  ...
```

# Краткая схема генерации кода

С помощью LLVM NVPTX-бекенда из LLVM IR генерируется PTX-ассемблер:

```
1 .visible .entry __kernelgen_sincos__loop_3(.param .u64 __kernelgen_sincos__loop_3_param_0)
2 {
3   ...
4   // BB#0:                                     // %Loop Function Root
5   mov.u32 %r0, %tid.z;
6   mov.u32 %r1, %ctaid.z;
7   shl.b32 %r1, %r1, 2;
8   add.s32 %r2, %r1, %r0;
9   @%p0 bra BB0_4;
10  ...
11  // Callseq Start 42
12  {
13  .reg .b32 temp_param_reg;
14  // <end>}
15  .param .b32 param0;
16  st.param.f32 [param0+0], %f0;
17  .param .b32 retval0;
18  call.uni (retval0),
19  sinf,
20  (
21  param0
22  );
23  ...
```

# Краткая схема генерации кода

Наконец, для функции генерируется Fermi ISA ассемблер в режиме no-cloning. В пустые вызовы внешних функций (*JCAL 0x0*) подставляются актуальные адреса функций, ранее загруженных main-ядром.

```
1 Function : __kernelgen_sincos__loop_3
2 /*008*/ /*0x10005de428004001*/ MOV R1, c [0x0] [0x44];
3 /*010*/ /*0x9c00dc042c000000*/ S2R R3, SR_CTaid_Z;
4 /*018*/ /*0x8c001c042c000000*/ S2R R0, SR_Tid_Z;
5 ...
6 /*0120*/ /*0x08451c036000c000*/ SHL R20, R4, 0x2;
7 /*0128*/ /*0x14055c4340000000*/ ISCADD R21, R0, R5, 0x2;
8 /*0130*/ /*0x01411c020c0080c0*/ IADD32I R4.CC, R20, 0x203000;
9 /*0138*/ /*0x2d515c434800c000*/ IADD.X R5, R21, 0xb;
10 /*0148*/ /*0x00411c8584000000*/ LD.E R4, [R4];
11 /*0150*/ /*0x00010007100017b2*/ JCAL 0x5ec80;
12 /*0158*/ /*0x01419c020c108100*/ IADD32I R6.CC, R20, 0x4204000;
13 /*0160*/ /*0x10009de428000000*/ MOV R2, R4;
14 /*0168*/ /*0x2d51dc434800c000*/ IADD.X R7, R21, 0xb;
15 /*0170*/ /*0x00611c8584000000*/ LD.E R4, [R6];
16 /*0178*/ /*0x00010007100018eb*/ JCAL 0x63ac0;
17 /*0188*/ /*0x01419c020c208140*/ IADD32I R6.CC, R20, 0x8205000;
18 /*0190*/ /*0x10201c0050000000*/ FADD R0, R2, R4;
19 /*0198*/ /*0x2d51dc434800c000*/ IADD.X R7, R21, 0xb;
20 /*01a0*/ /*0x00601c8594000000*/ ST.E [R6], R0;
21 /*01a8*/ /*0x00001de780000000*/ EXIT;
```

# Ограничения KernelGen

KernelGen всё ещё имеет ряд ограничений:

- Поддерживается только единичная индексация в циклах
- Так же как и в OpenACC, не поддерживается динамическая косвенная индексация (например,  $a[b[i]]$ )
- Не поддерживается распараллеливание редукции (в OpenACC есть соотв. директива)
- Polly не всегда распараллеливает код из-за недостаточной или избыточной оптимизации

# Выводы: применимость

- 1 В рамках проекта KernelGen реализован прототип полного компилятора, автоматически генерирующего GPU-код для оригинального CPU-приложения
- 2 Значительное внимание уделено поддержке различных возможностей языков C и Fortran
- 3 Производительность ядер, генерируемых KernelGen находится на уровне современных коммерческих компиляторов OpenACC (PGI и CAPS), а в некоторых случаях – в несколько раз выше
- 4 KernelGen облегчает портирование приложений, поскольку в нём отсутствуют многие ограничения, присутствующие в OpenACC
- 5 Центрированная на GPU модель исполнения позволяет легко переводить CPU-MPI-приложение в GPU-MPI-приложение
- 6 KernelGen основан на бесплатных и большей частью открытых технологиях

# Поиск новых оптимизаций

- 1 Помогает ли тайлинг на современных GPU?
- 2 Есть ли какие-то другие полезные оптимизации?

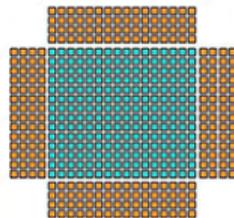
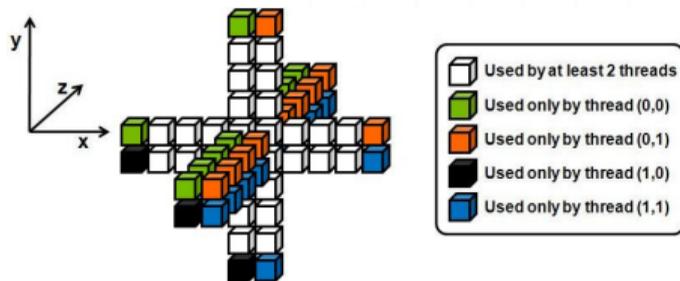
Ускорение на 13% при использовании выравнивания:

```
for (int k = 2+ k_start; k < ns - 2; k += k_inc)
  for (int j = 2 + j_start; j < ny - 2; j += j_inc)
    for (int i = i_start; i < nx - 2; i += i_inc)
      {
        if (i < 2) continue;
        ...
      }
```

# 3D Finite Difference Computation on GPUs using CUDA

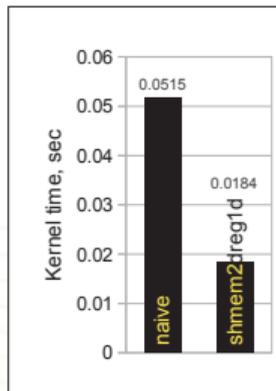
Популярная [статья](#) Paulius Micikevicius, **298** цитирований:

- Численная схема для 3-мерного волнового уравнения (6-12 порядка по пр-вку, 2 порядка по времени)
- 2-мерные слои кешируются в shared-памяти GPU
- Колонки третьей размерности кешируются в регистрах потока
- Опубликовано в 2009 г., тестировалось на Tesla S1060 (GT200)



# Воспроизведение результата на S1070

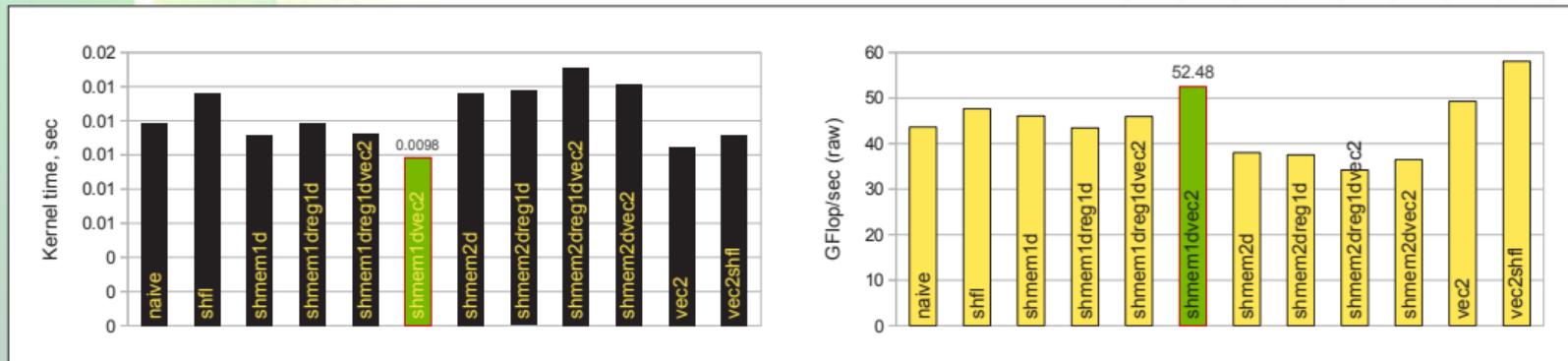
- $\{32, 16, 1\}$  потоков в блоке, `maxregcount=32`
- каждый поток обрабатывает точки одной вертикальной колонки
- в вертикальной колонке точки кешируются в регистрах
- *naive* – «наивная» CUDA-версия, *shmem2dreg1d* – с shared-памятью и кешем в регистрах
- *shmem2dreg1d* почти в **3 раза** быстрее *naive* на S1070 – запомним этот результат!



wave13pt на Tesla S1070 (GT200/SM\_13), одинарная точность

# Лучшая оптимизация вручную

- 1-мерная shared-память с векторизацией – самый быстрый вариант на GTX 680M
- вклад shared-памяти незначителен
- версия только с векторизацией – самый быстрый вариант на Tesla K20
- по сравнению с 3-кратным приростом на S1070, здесь shared-память почти бесполезна!



wave13pt на GeForce GTX 680M (GK104/SM\_30), одинарная точность

# Профилирование векторизации

- Код, сгенерированный для memory-bound алгоритма оказался compute-bound
- 2-элементная векторизация улучшает эффективность памяти и уменьшает долю арифметики (меньше индексации?)



Figure: «Наивная» CUDA-реализация

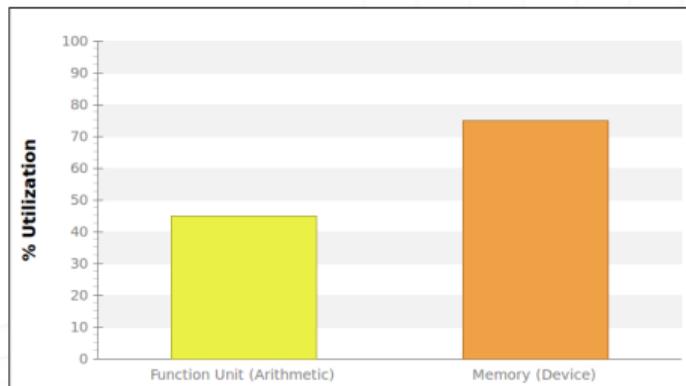


Figure: Векторизованная CUDA-реализация

# Профилирование векторизации

- Пропускная способность памяти выше в векторизованной версии (очень близка к *cuMemcpyDtoD*, кот. даёт 84 Гб/сек на данном устройстве).

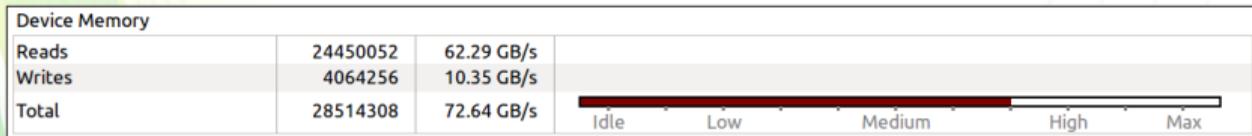


Figure: «Наивная» CUDA-реализация

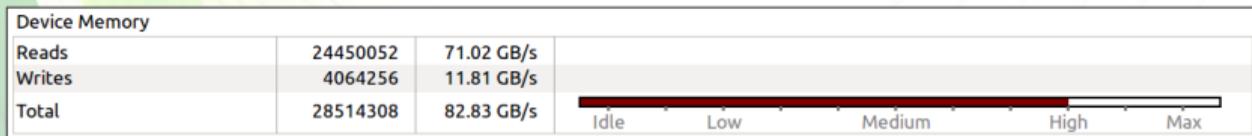


Figure: Векторизованная CUDA-реализация

# Выводы: дальнейшая оптимизация

- 1 Наиболее часто цитируемая оптимизация – тайлинг с shared-памятью – почти не даёт прироста на совр. GPU с L1/L2-кешами  $\Rightarrow$  нет смысла реализовывать в компиляторе
- 2 Векторизация LD/ST даёт 10-15%-ускорение и по-видимому малоизвестна (упоминается 1 раз в [блоге](#))  $\Rightarrow$  имеет смысл реализовать в компиляторе, но сложно объединять с polyhedral analysis

# CUDA 6.0' Unified Memory

## CPU-код

```
void sortfile(FILE *fp, int N) {  
    char *data;  
    data = (char *)malloc(N);  
  
    fread(data, 1, N, fp);  
  
    qsort(data, N, 1, compare);  
  
    use_data(data);  
  
    free(data);  
}
```

## CUDA-код с поддержкой Unified Memory

```
void sortfile(FILE *fp, int N) {  
    char *data;  
    cudaMallocManaged(&data, N);  
  
    fread(data, 1, N, fp);  
  
    qsort<<<...>>>(data, N, 1, compare);  
    cudaDeviceSynchronize();  
  
    use_data(data);  
  
    cudaFree(data);  
}
```

⇒ что, если подобную замену сделать на уровне Glibc?



# KernelGen

Ссылка на данную презентацию:

[http://kernelgen.org/msu\\_sct/](http://kernelgen.org/msu_sct/)

Рассылка проекта:

[kernelgen-devel@lists.hpcforge.org](mailto:kernelgen-devel@lists.hpcforge.org)

## Спасибо!