Иерархия памяти CUDA. Текстуры в CUDA. Цифровая обработка сигналов

Лектор:

Боресков А.В. (ВМК МГУ), steps3d@narod.ru

План

- Работа с Текстурами
- Свертка
- Шумоподавление
- Масштабирование изображений

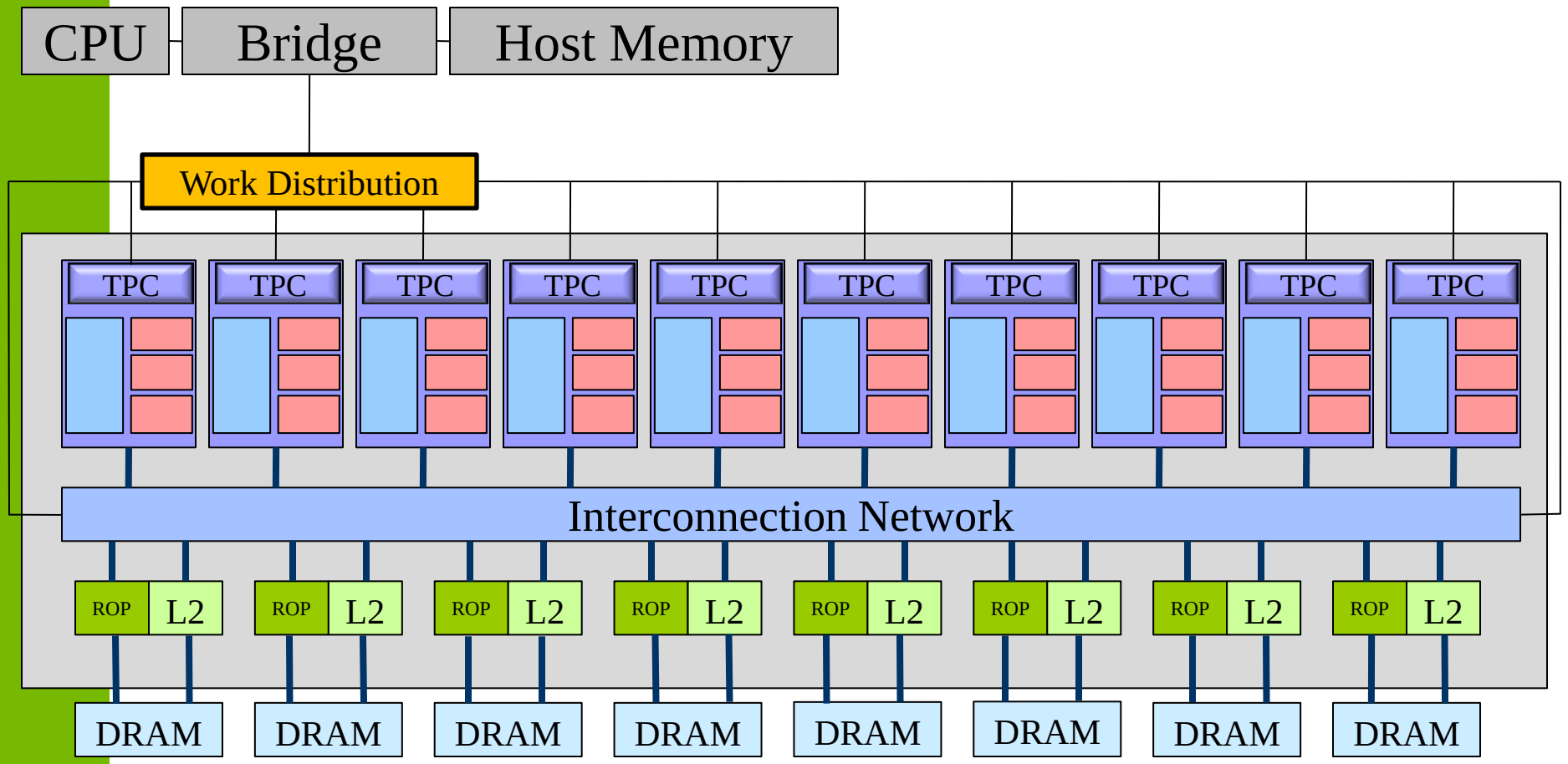
РАБОТА С ТЕКСТУРАМИ

Типы памяти в CUDA

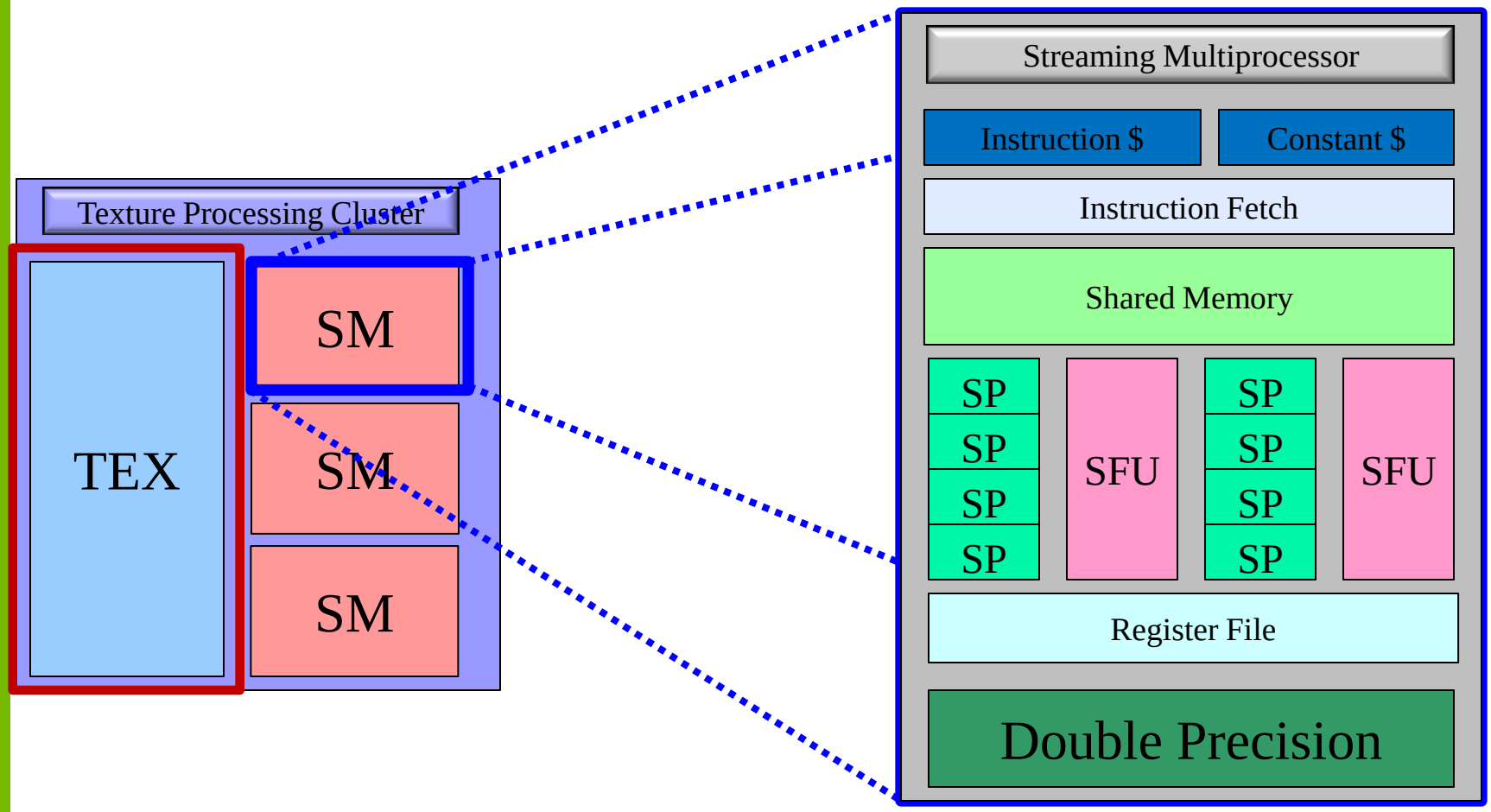
Тип памяти	Доступ	Уровень выделения	Скорость работы	Расположение
Регистры	R/W	Per-thread	Высокая	SM
Локальная	R/W	Per-thread	Низкая	DRAM
Shared	R/W	Per-block	Высокая	SM
Глобальная	R/W	Per-grid	Низкая	DRAM
Constant	R/O	Per-grid	Высокая	DRAM
Texture	**R/O**	**Per-grid**	**Высокая**	**DRAM**

Легенда:
-интерфейсы доступа

Архитектура Tesla 10

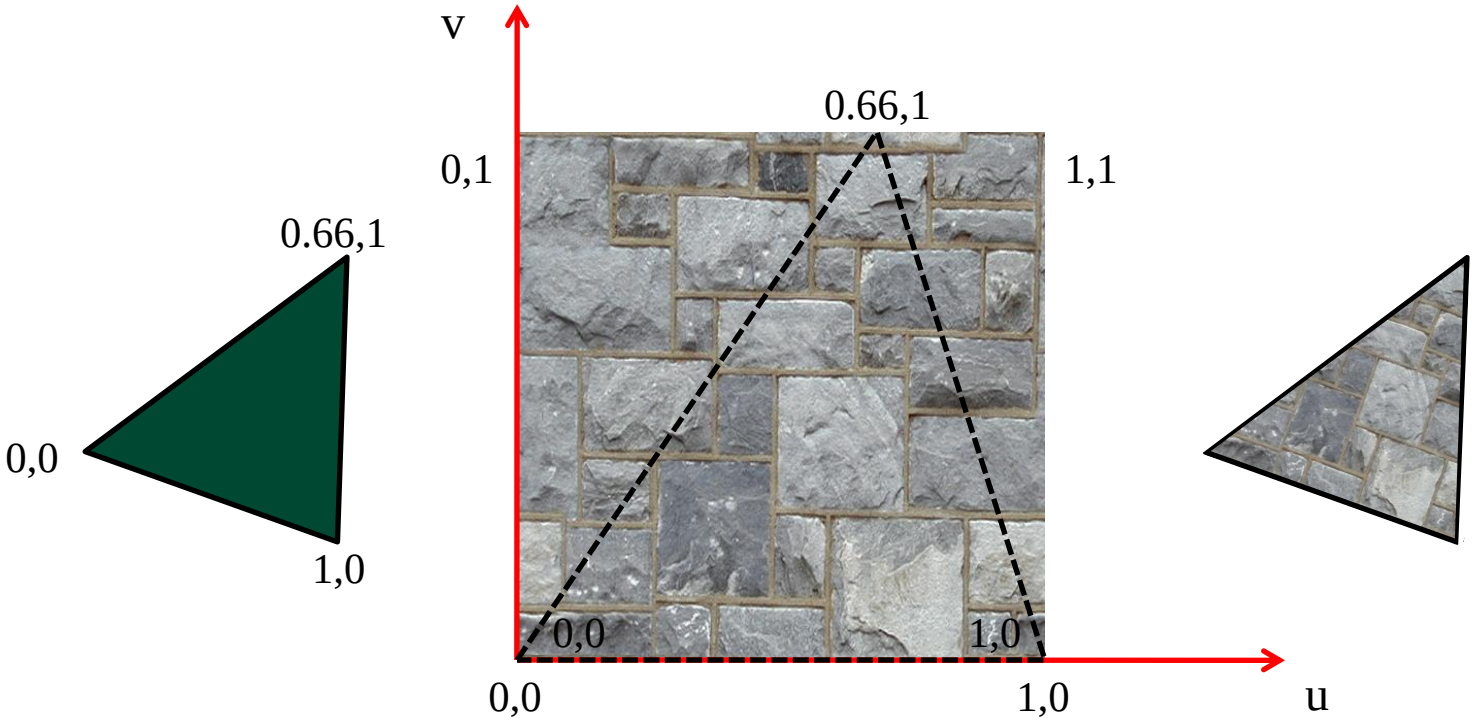


Архитектура Tesla
Мультипроцессор Tesla 10



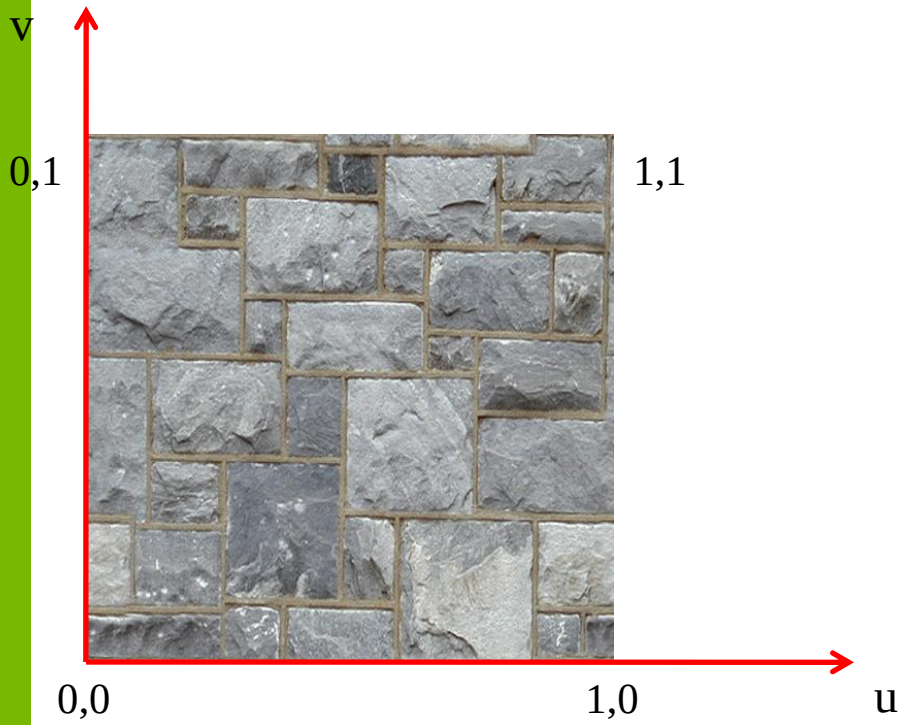
Texture в 3D

- В CUDA есть доступ к fixed-function HW: Texture Unit



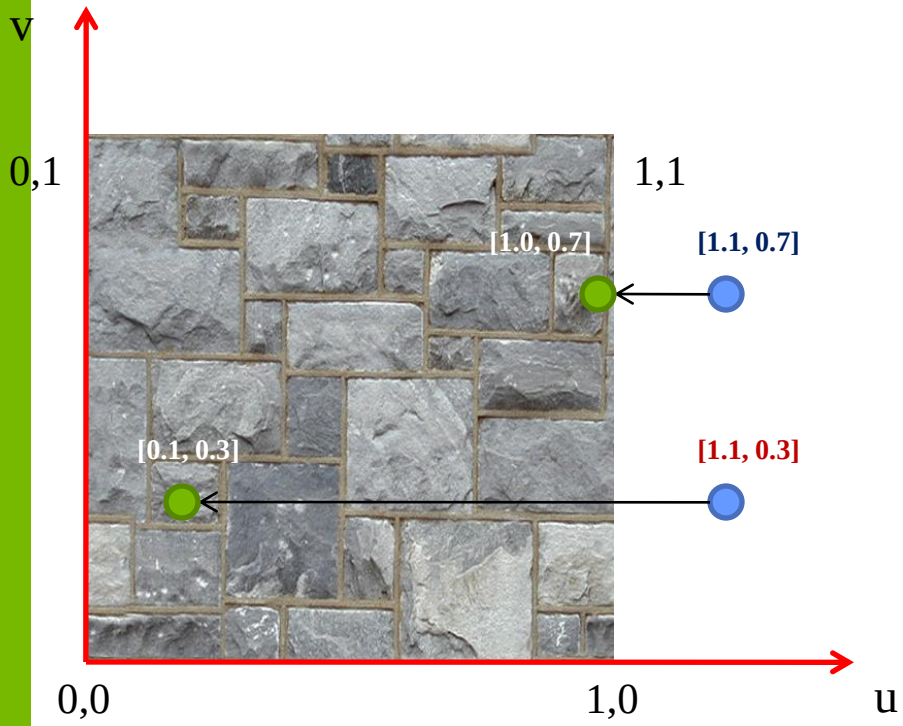
Texture HW

- Нормализация координат:
  - Обращение по координатам, которые лежат в диапазоне [0,1]



Texture HW

- Преобразование координат:
  - Координаты, которые не лежат в диапазоне [0,1] (или [w, h])



Clamp:

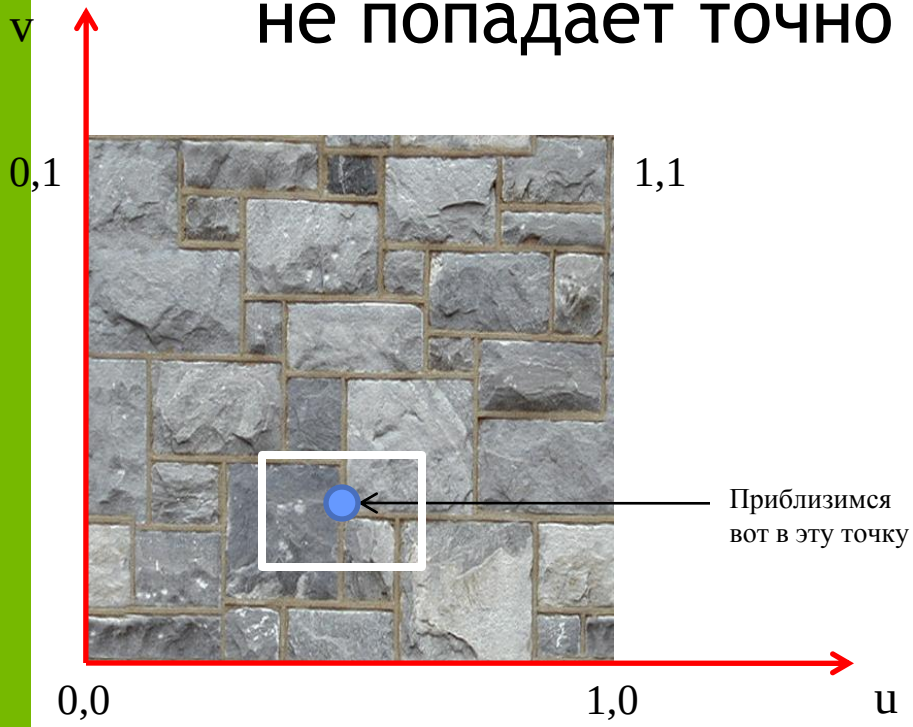
-Координата «обрубается» по допустимым границам

Wrap

- Координата «заворачивается» в допустимый диапозон

Texture HW

- Фильтрация:
  - Если вы используете float координаты, что должно произойти если координата не попадает точно в *texel*?



Point:

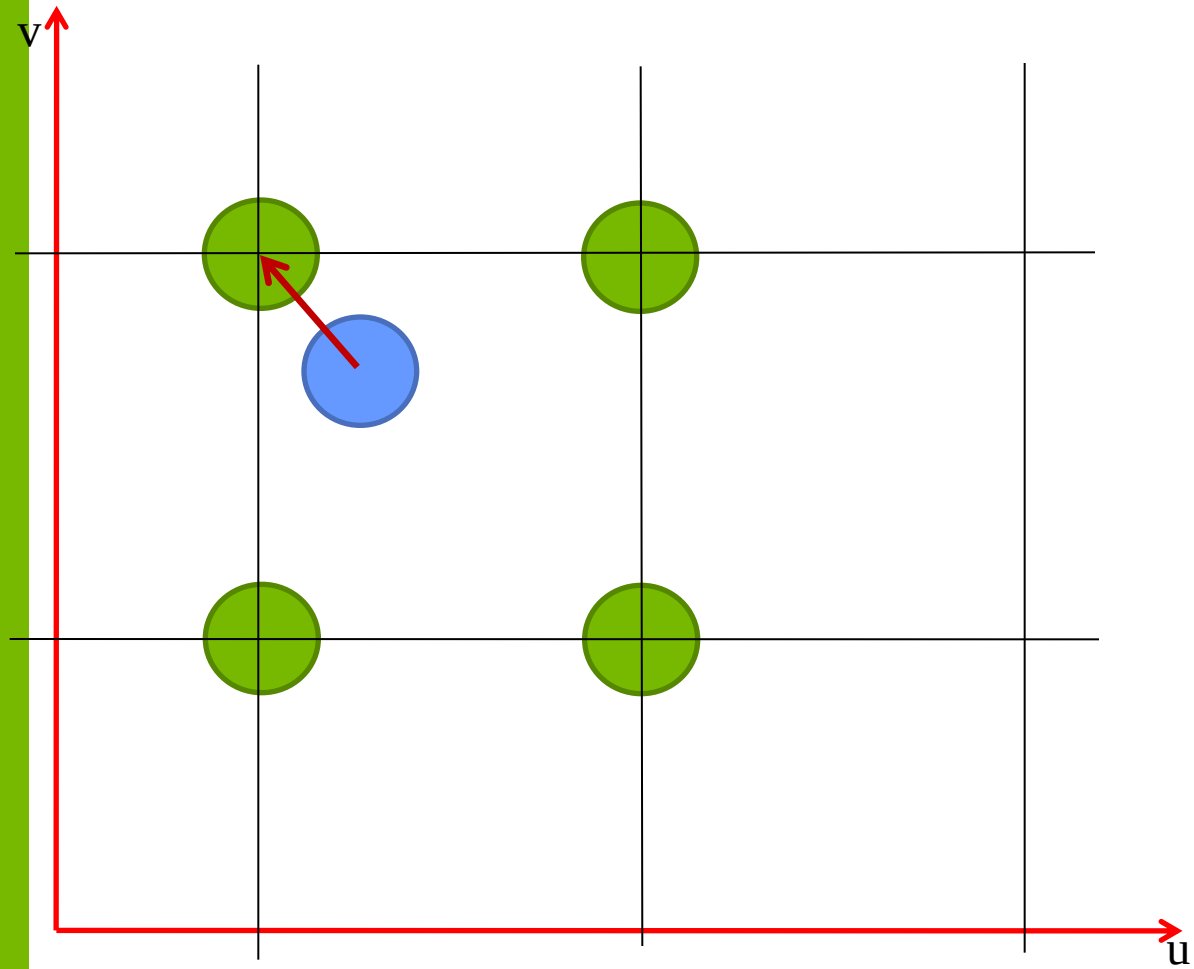
-Берется ближайший texel

Linear:

- Билинейная фильтрация

Texture HW

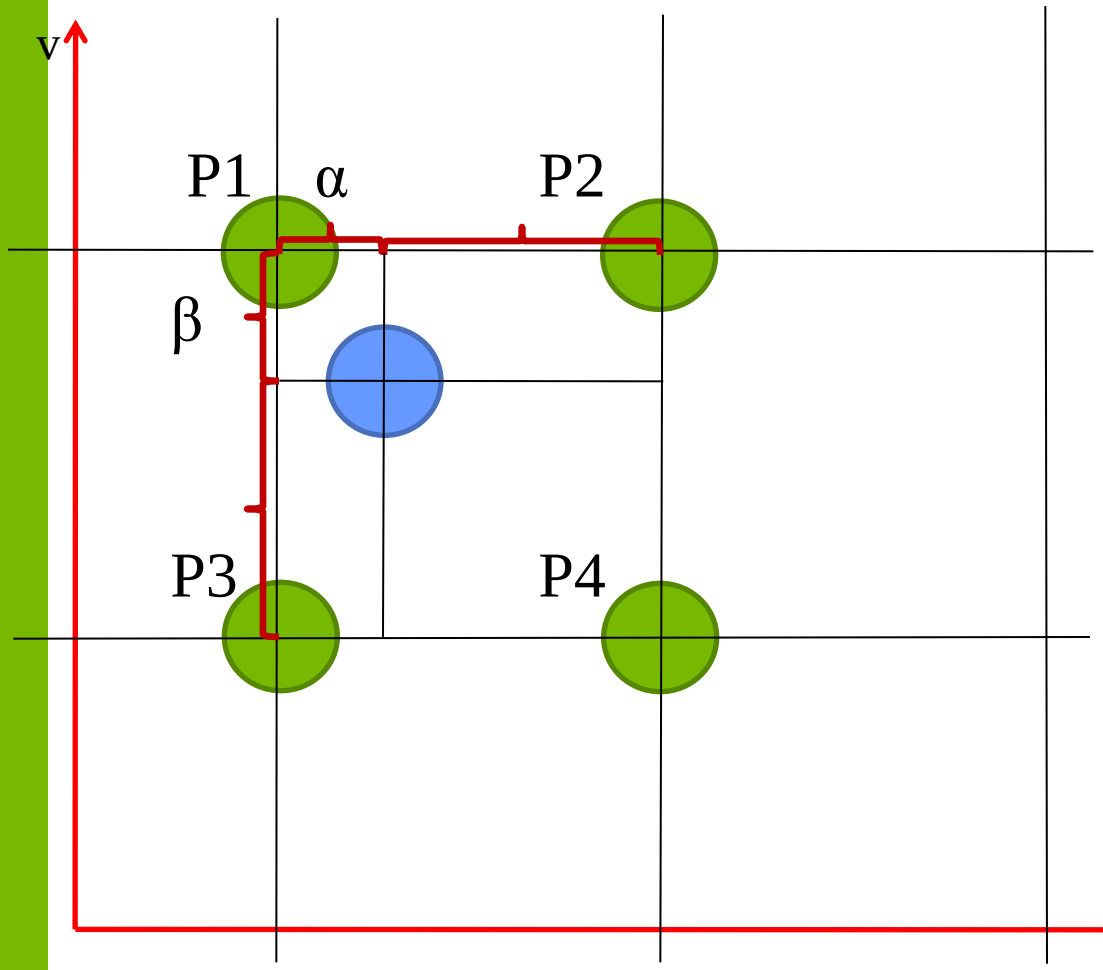
- Фильтрация



Point:
-Берется ближайший texel

Texture HW

- Фильтрация



Linear:

-Билинейная фильтрация

$(P_1*(1-\alpha)+P_2*(\alpha)) * (1-\beta) +$
$(P_3*(1-\alpha)+P_4*(\alpha)) * (\beta)$

Texture в CUDA

- Преобразование данных:
  - **cudaReadModeNormalizedFloat** :
    - Исходный массив содержит данные в *integer*, возвращаемое значение во *floating point* представлении (доступный диапазон значений отображается в интервал [0, 1] или [-1,1])
  - **cudaReadModeElementType**
    - Возвращаемое значение то же, что и во внутреннем представлении

cudaArray

- Особый контейнер памяти
- Черный ящик для приложения
- Позволяет организовывать данные в 1D/ 2D/3D массивы данных вида:
  - 1/2/4 компонентные векторы
  - 8/16/32 bit signed/unsigned integers
  - 32 bit float
  - 16 bit float (driver API)
- На CC 2.x возможна запись из ядра

Texture<> в CUDA (cudaArray)

- Только чтение
- Обращение к 1D/2D/3D массивам данных по:
  - Целочисленным индексам
  - Нормализованным координатам
- Преобразование адресов на границах
  - Clamp, Wrap
- Фильтрация данных
  - Point, Linear
- Преобразование данных
  - Данные могут храниться в формате **`uchar4`**
  - Возвращаемое значение - **`float4`**

Surface<> в CUDA (cudaArray)

- Чтение и запись
  - cudaArraySurfaceLoadStore
- Обращение к 1D/2D массивам данных по:
  - Целочисленным индексам
  - Byte-адресация по x
- Преобразование адресов на границах
  - Clamp, Zero, Trap

Texture<> в CUDA (linear)

- Можно использовать обычную *линейную* память
- Ограничения:
  - 1D / 2D
  - Нет фильтрации
  - Доступ по целочисленным координатам
  - Обращение по адресу вне допустимого диапазона возвращает ноль

Texture в CUDA (linear)

```
texture<float, 1, cudaReadModeElementType> texRef;

__global__ void kernel1 ( float * data )
{
   int idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;

   data [idx] = tex1Dfetch(texRef, idx);
}

int main(int argc, char ** argv)
{
    float *hA = NULL, *hB = NULL, *dA = NULL, *dB = NULL;

    for (int idx = 0; idx < numThreads * numBlocks; idx++)
         hA[idx] = sinf(idx * 2.0f * PI / (numThreads * numBlocks) );

    cudaMemcpy ( dA, hA, memSizeInBytes, cudaMemcpyHostToDevice );

    cudaBindTexture(0, texRef, dA, memSizeInBytes);

    dim3 threads = dim3( numThreads );
    dim3 blocks  = dim3( numBlocks );

    kernel1 <<<blocks, threads>>> ( dB );
    cudaThreadSynchronize();
    cudaMemcpy ( hB, dB, nMemSizeInBytes, cudaMemcpyDeviceToHost );

    return 0;
}
```

Texture в CUDA (cudaArray)

```
texture<float, 2, cudaReadModeElementType> texRef;
__global__ void kernel ( float * data )
{
    int idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
    data [idx + blockIdx.y * gridDim.x * blockDim.x] = tex2D(g_TexRef, idx, blockIdx.y);
}
int main ( int argc, char *  argv [] )
{
  float     * hA = NULL, *hB = NULL, *dA = NULL, *dB = NULL; // linear memory pointers
  cudaArray * paA = NULL;                                    // device  cudaArray pointer

  cudaChannelFormatDesc cfD=cudaCreateChannelDesc(32,0,0,0, cudaChannelFormatKindFloat);
  cudaMallocArray(&aA, &cfD, numBlocksX * numThreads, numBlocksY);

  for (int idx = 0; idx < nThreads * nBlocksX; idx++) {
      hA[idx]                             = sinf(idx*2.0f*PI/(numThreads*numBlocksX) );
      hA[idx + numThreads * numBlocksX] = cosf(idx*2.0f*PI/(numThreads*numBlocksX) );
  }

  cudaMemcpyToArray(aA,0,0,hA,memSizeInBytes,cudaMemcpyHostToDevice);
  cudaBindTextureToArray(texRef, paA);

  dim3 threads = dim3( numThreads );
  dim3 blocks  = dim3( numBlocksX, numBlocksY );
  kernel2<<<blocks, threads>>> ( dB );
  cudaThreadSynchronize();
  cudaMemcpy ( hB, dB, memSizeInBytes, cudaMemcpyDeviceToHost );

  return 0;
}
```

Texture HW

- Латентность больше, чем у прямого обращения в память
  - Дополнительные стадии в конвеере:
    - Преобразование адресов
    - Фильтрация
    - Преобразование данных
- Есть кэш
  - Разумно использовать, если:
    - Объем данных не влезает в shared память
    - Шаблон доступа хаотичный
    - Данные переиспользуются разными потоками

BINDLESS TEXTURES

- Only Kepler hardware
- Up to 1M of textures
- Not more static only vars
- Can at runtime determine which texture to pass
- New object – cudaTextureObject_t
- Use standard access functions

BINDLESS TEXTURES

```
#define N 1024
__global__ void myKernel ( cudaTextureObject_t tex )
{
    int   i = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
    float x = tex1Dfetch ( tex, i );
    . . .
}

int main ()
{
    float * buffer;
    cudaMalloc ( &buffer, N*sizeof(float) );
    cudaResourceDesc resDesc;
    memset ( &resDesc, 0, sizeof ( resDesc ) );
    resDesc.resType                = cudaResourceTypeLinear;
    resDesc.res.linear.devPtr      = buffer;
    resDesc.res.linear.desc.f      = cudaChannelFormatKindFloat;
    resDesc.desc.x                 = 32;   // bits per channel
    resDesc.res.linear.sizeInBytes = N * sizeof ( float );

    cudaTextureDesc texDesc;
    memset ( &texDesc, 0, sizeof ( texDesc ) );
    texDesc.readMode = cudaReadModeElementType;

    cudaTextureObject_t tex;
    cudaCreateTextureObject ( &tex, &resDesc, &texDesc, NULL );

    myKernel<<<blocks, threads>>> ( tex );
}
```

Свертка

- Определение свертки:

$$r(i) = (s * k)(i) = \int s(i-n)k(n)dn$$

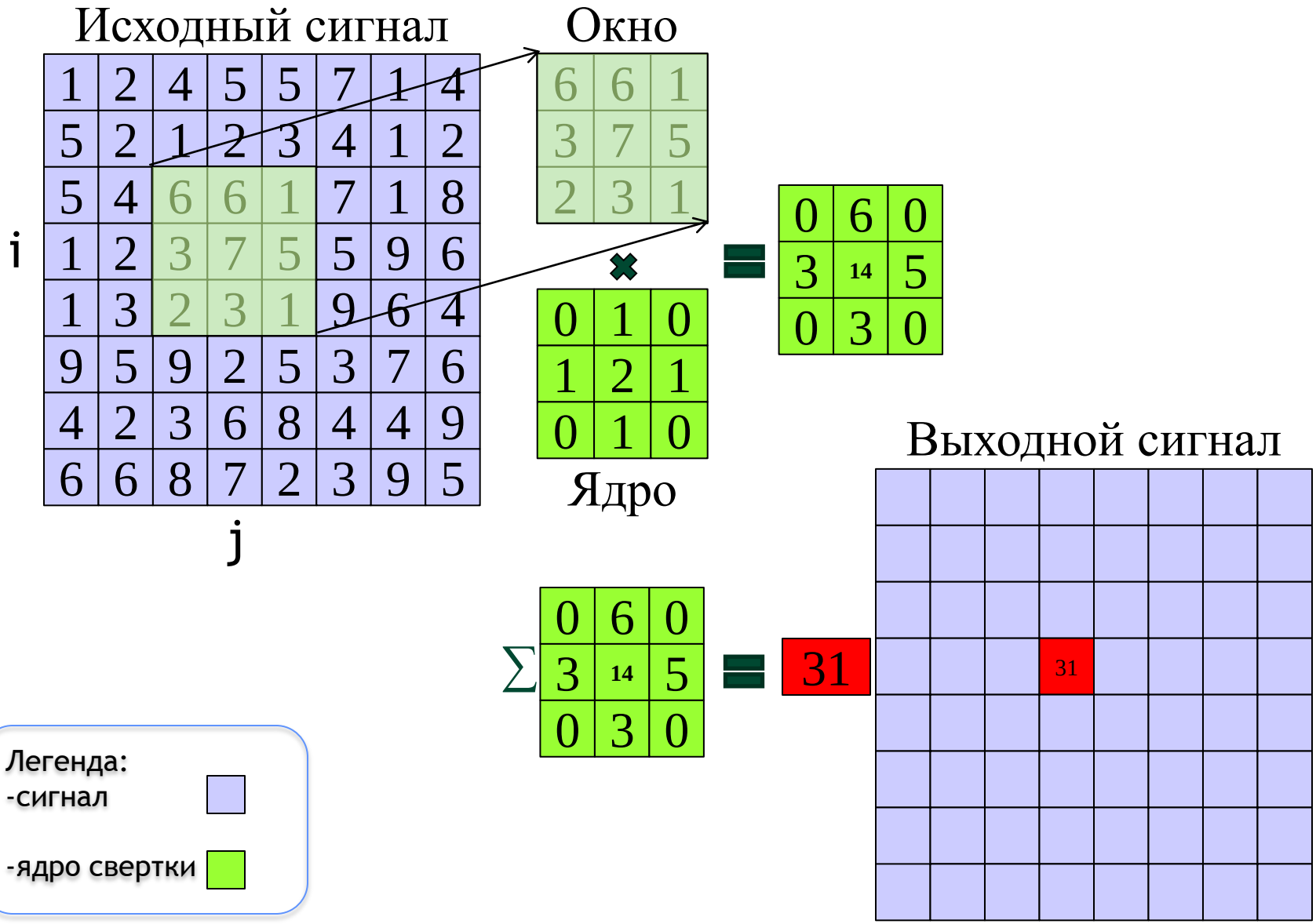
- В Дискретном случае:

$$r(i) = (s * k)(i) = \sum_{n} s(i-n)k(n)$$

- В 2D для изображений:

$$r(i, j) = (s * k)(i, j) = \sum_{n}\sum_{m} s(i-n, j-m)k(n, m)$$

Свертка


Исходный сигнал
Окно
i
j
Ядро
Выходной сигнал
31
Легенда:
-сигнал
-ядро свертки

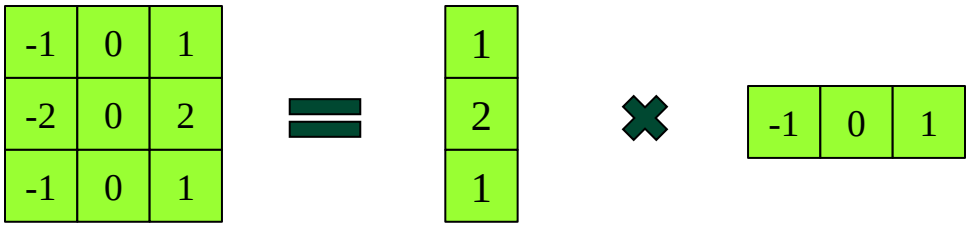
Свертка

- Вычислительная сложность:
  - W x H x N x K - умножений

Размер входного сигнала

Размер ядра

- Сепарабельные фильтры



Ядро = Ядро Y * Ядро X

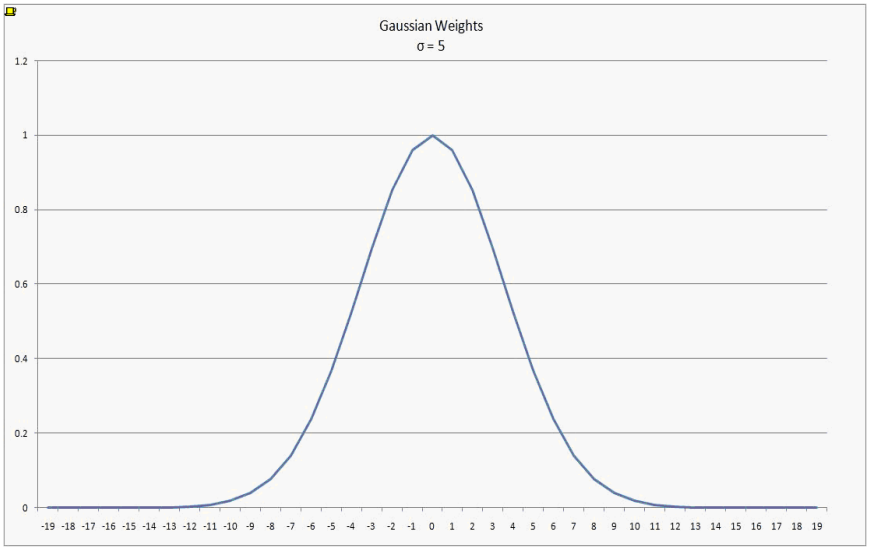
Примеры

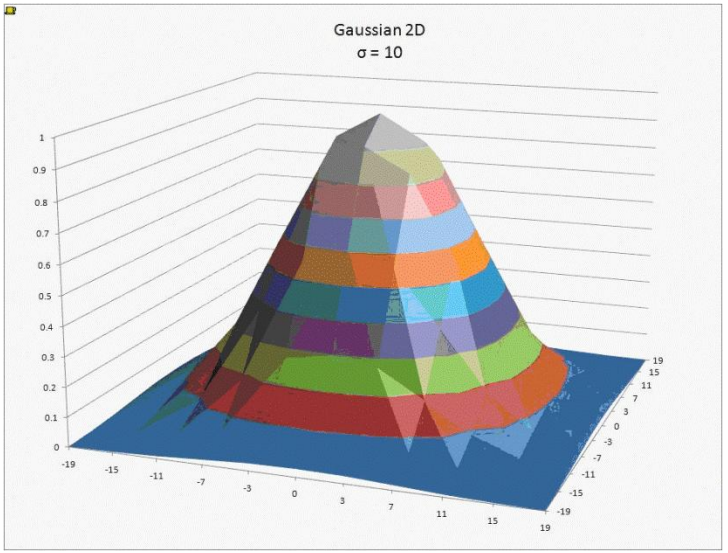
- Gaussian Blur
- Edge Detection

Gaussian Blur

- Свертка с ядром:

$$k_\sigma(i) = \exp(-i^2/\sigma^2) \qquad k_\sigma(i,j) = \exp(-(i^2+j^2)/\sigma^2)$$





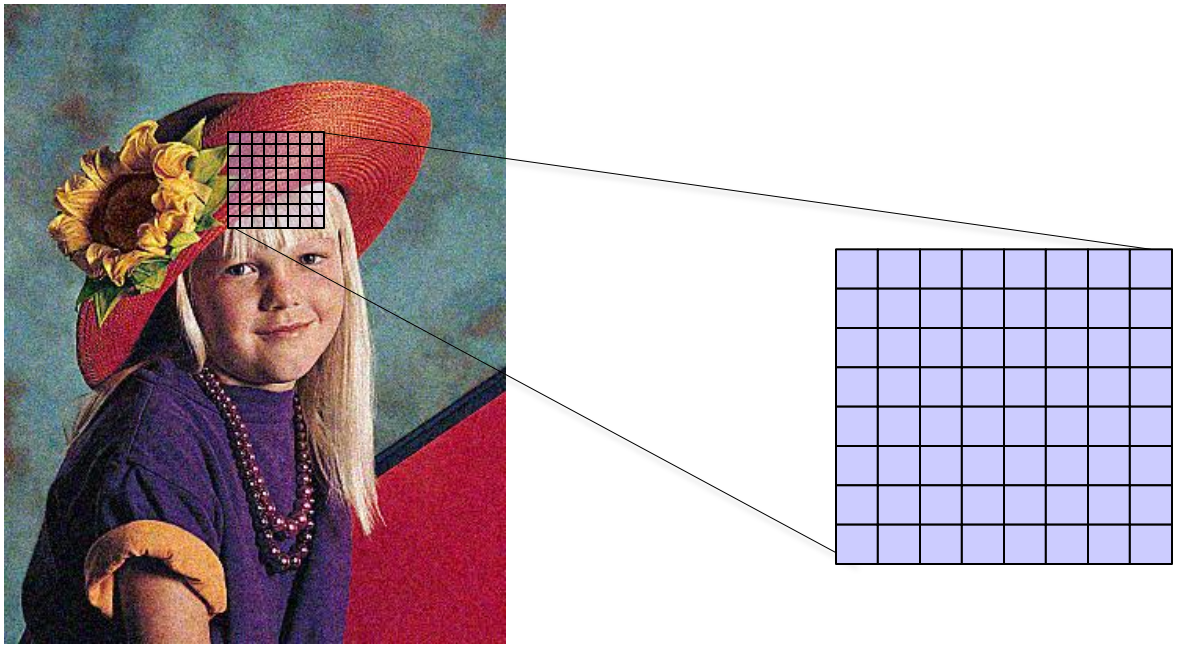
Gaussian Blur

```
#define SQR(x) ((x) * (x))
texture<float, 2, cudaReadModeElementType> texRef;

__global__ void GaussBlur( float * filteredImage, int W, int H, float r)
{
    int idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
    int idy = blockIdx.y * blockDim.y + threadIdx.y;

    float sum = 0.0f;
    float result = 0.0f;
    for (int ix = -r; ix <= r; ix++){
        for (int iy = -r; iy <= r; iy++)
        {
          float w = exp( -(SQR(ix) + SQR(iy)) / SQR(r) );
          result += w * tex2D(texRef, idx + ix, idy + iy);
          sum += w;
        }
    }
    result /= sum;

    filteredImage[idx + idy * W] = result;
}
```

Свертка Оптимизации

- Использовать сепарабельные фильтры
  - Существенно меньше алгоритмическая сложность
- Использовать *shared* память

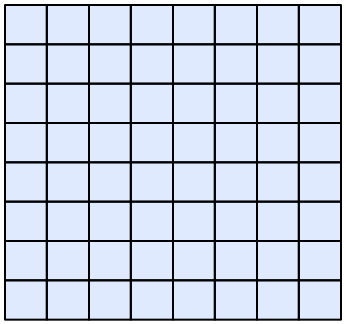
Свертка Оптимизации

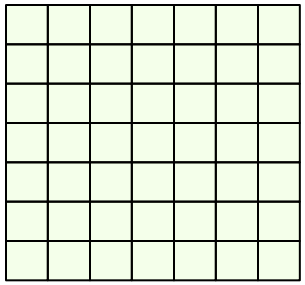


Исходное изображение

Эффективно ли такое разбиение изображения

Свертка
Smem Оптимизации

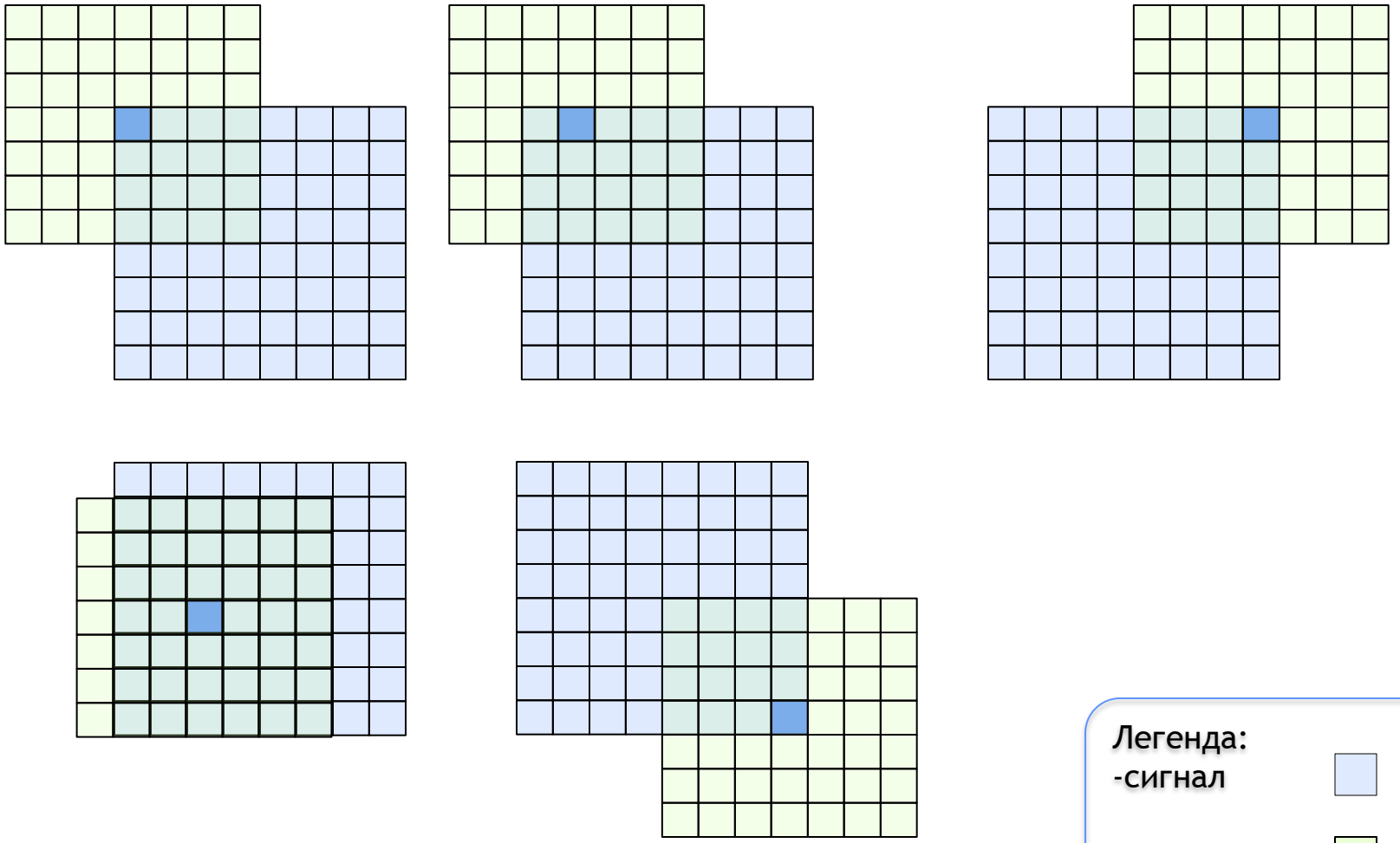




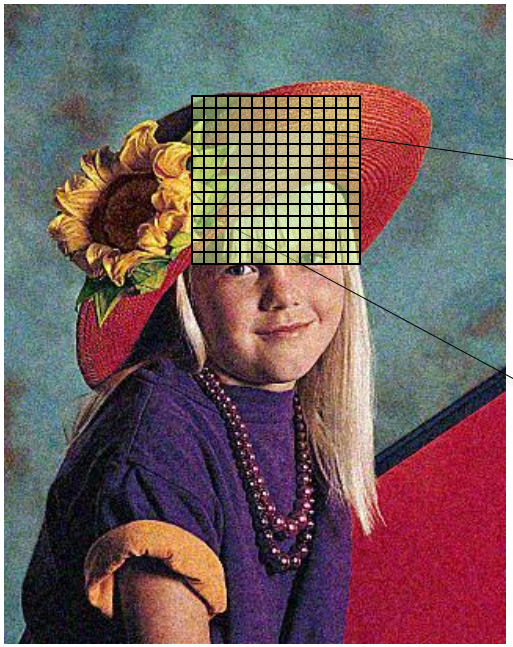
Легенда:
-сигнал

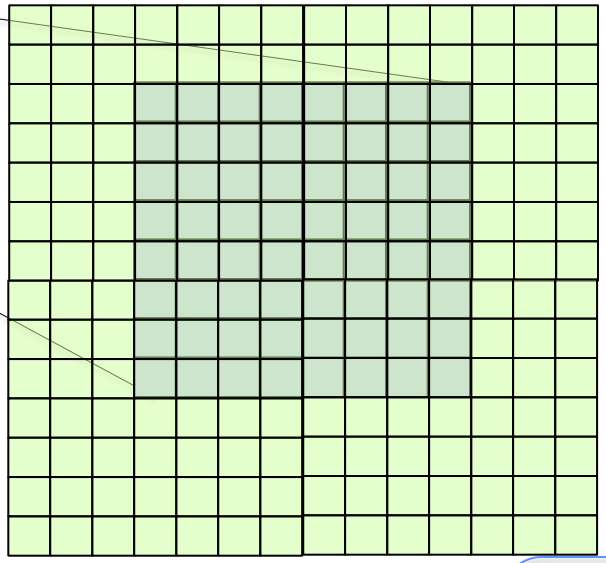
-ядро свертки

Свертка
Smem Оптимизации



Свертка
Smem Оптимизации





Легенда:
-сигнал

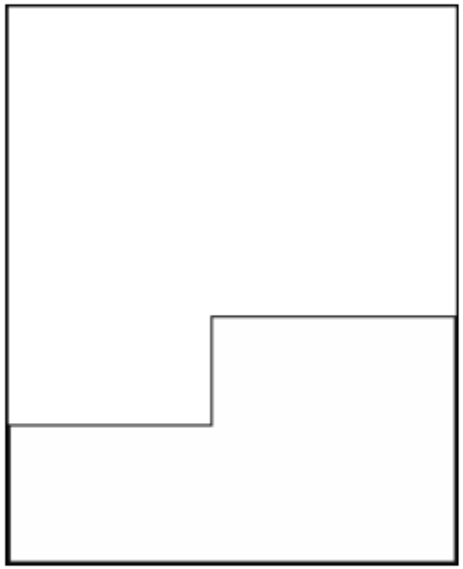
-ядро свертки

Свертка
Smem Оптимизации

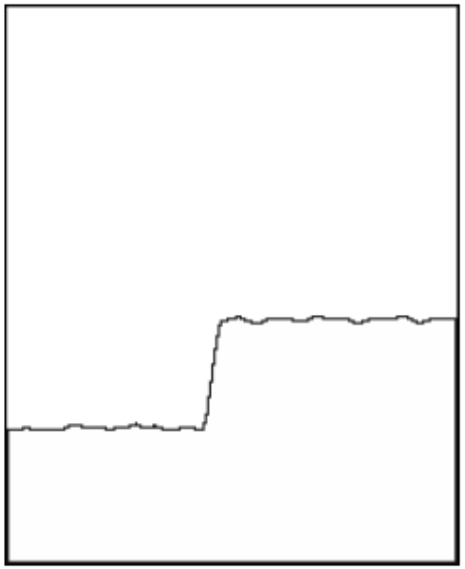
EDGE DETECTION

Edge Detection

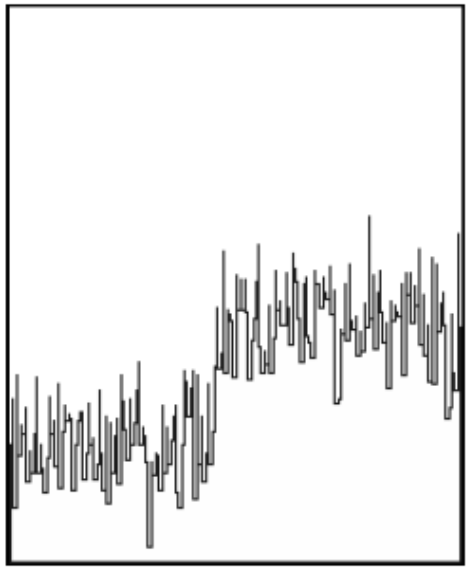
- Обнаружение границ – поиск разрывов в яркости изображения



Идеальная граница



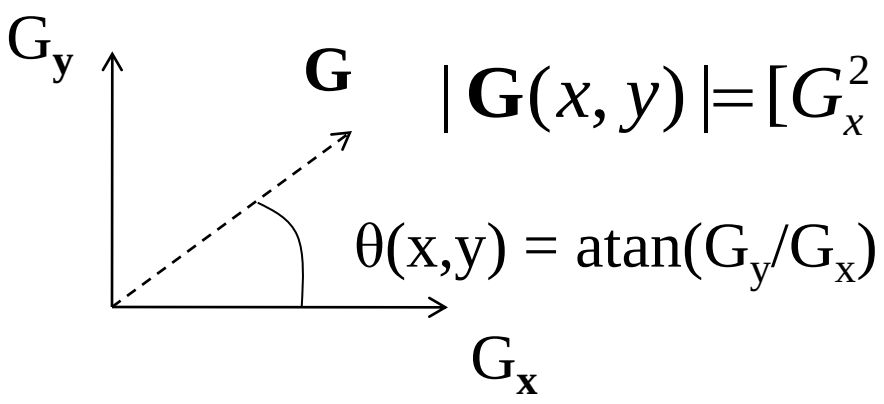
«реальная» граница



«шумная» граница

Edge Detection

- Градиент функции f(x,y)
  - Это вектор который показывает направление роста
  - Определяется как $\mathbf{G} = \left\{ \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} \right\}$



Edge Detection

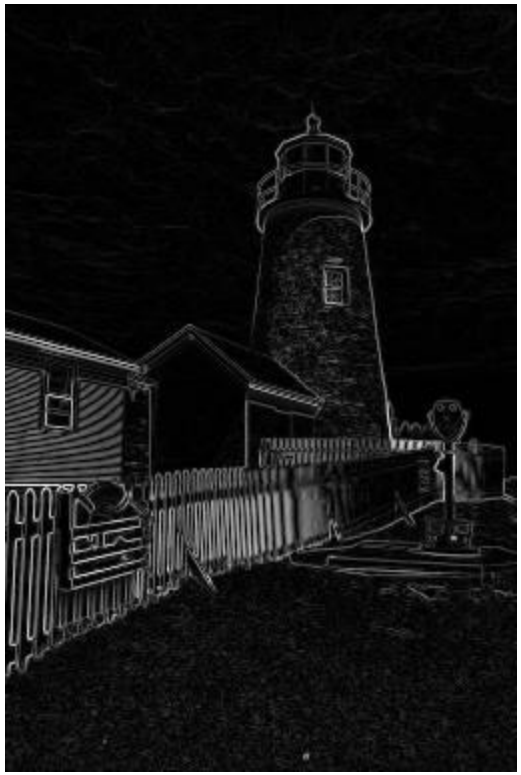
- Разностная производная:

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \approx \frac{f(x+\Delta x, y) - f(x,y)}{\Delta x}$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \approx \frac{f(x, y+\Delta y) - f(x,y)}{\Delta y}$$

- Свертка с ядром:

$$D_{1y} = [-1\ 1] \qquad D_{1y} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$



Edge Detection

- Разностная производная:

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \approx \frac{f(x+\Delta x, y) - f(x-\Delta x, y)}{2\Delta x}$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \approx \frac{f(x, y+\Delta y) - f(x, y-\Delta y)}{2\Delta y}$$

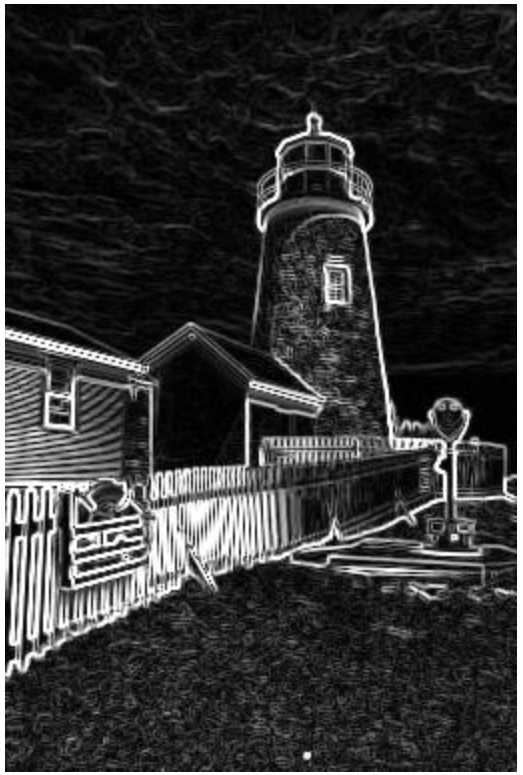
- Свертка с ядром:

$$D_{2y} = [-1 \;\; 0 \;\; 1] \qquad D_{2y} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Edge Detection

- Prewitt mask:

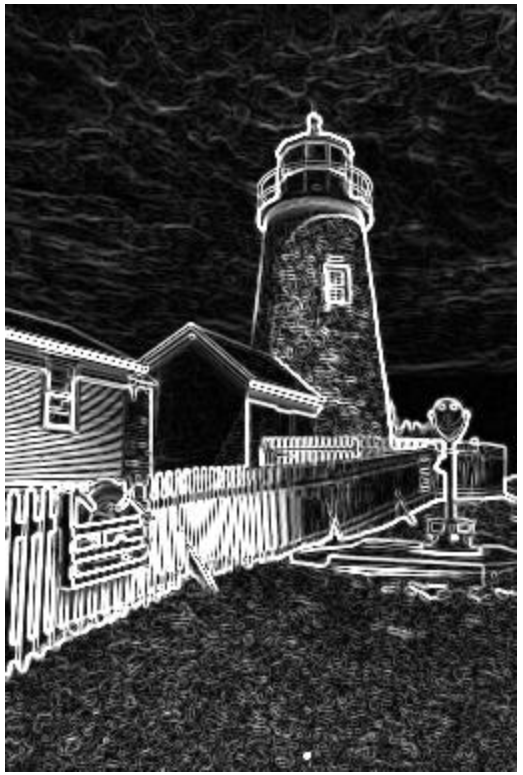
$$P_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$



Edge Detection

- Sobel mask:

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$



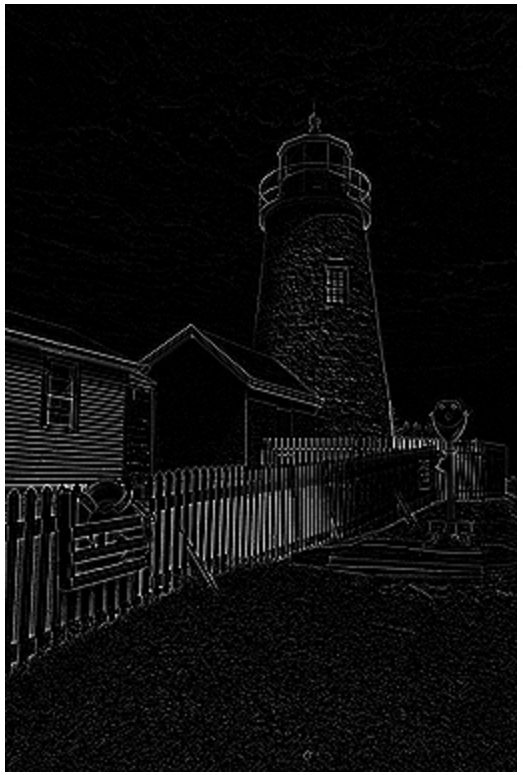
Edge Detection

- Оператор Лапласа:

$$L[f(x,y)] = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2}$$

$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} \approx \frac{f(x+\Delta x, y) - 2f(x,y) + f(x-\Delta x, y)}{\Delta x^2}$$

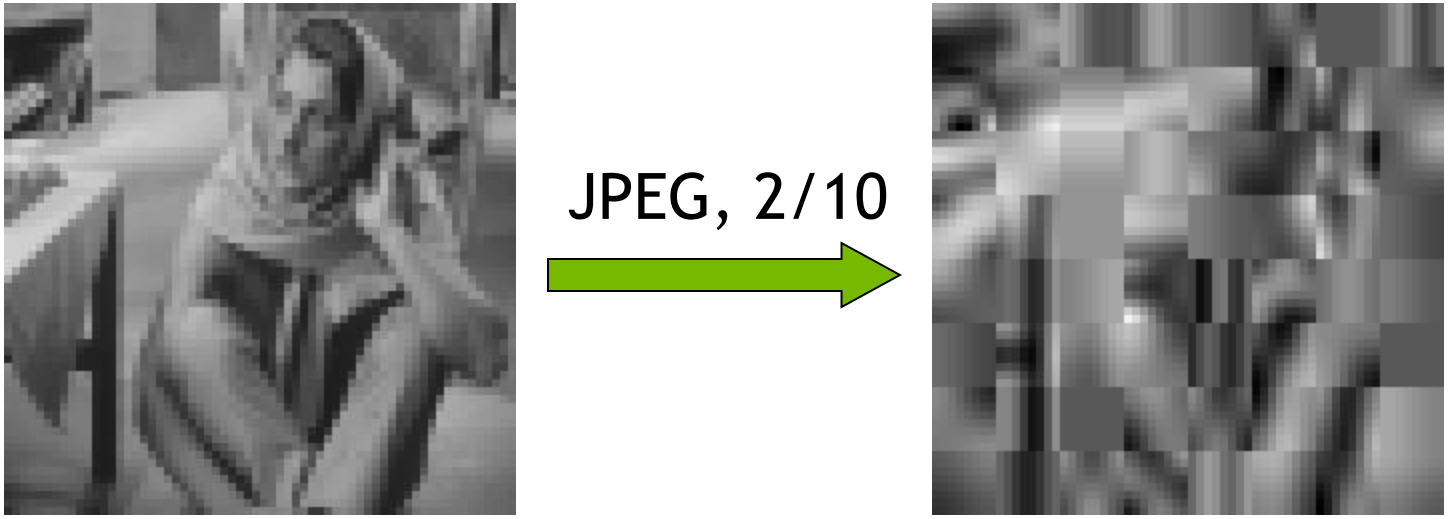
$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \approx \frac{f(x, y+\Delta y) - 2f(x,y) + f(x, y-\Delta y)}{\Delta y^2}$$



ШУМОПОДАВЛЕНИЕ

Discrete Cosine Transform

- Является основой современных алгоритмов сжатия данных с потерями (JPEG, MPEG)



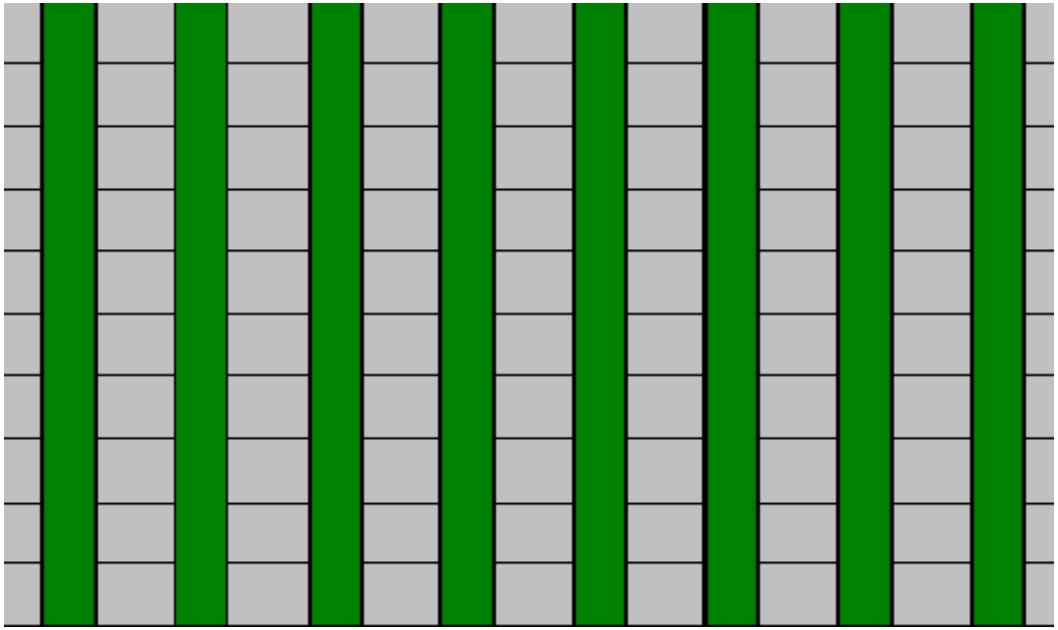
Discrete Cosine Transform

- Представитель семейства пространственно-частотных 1D преобразований, задается формулами:
- Прямое: $$C(u) = \alpha(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right], \qquad u = 0,1,\ldots, N-1$$
- Обратное: $$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} \alpha(u) C(u) \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right], \qquad x = 0,1,\ldots, N-1$$
- Нормировочные коэффициенты:

$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, u \neq 0 \end{cases}$$

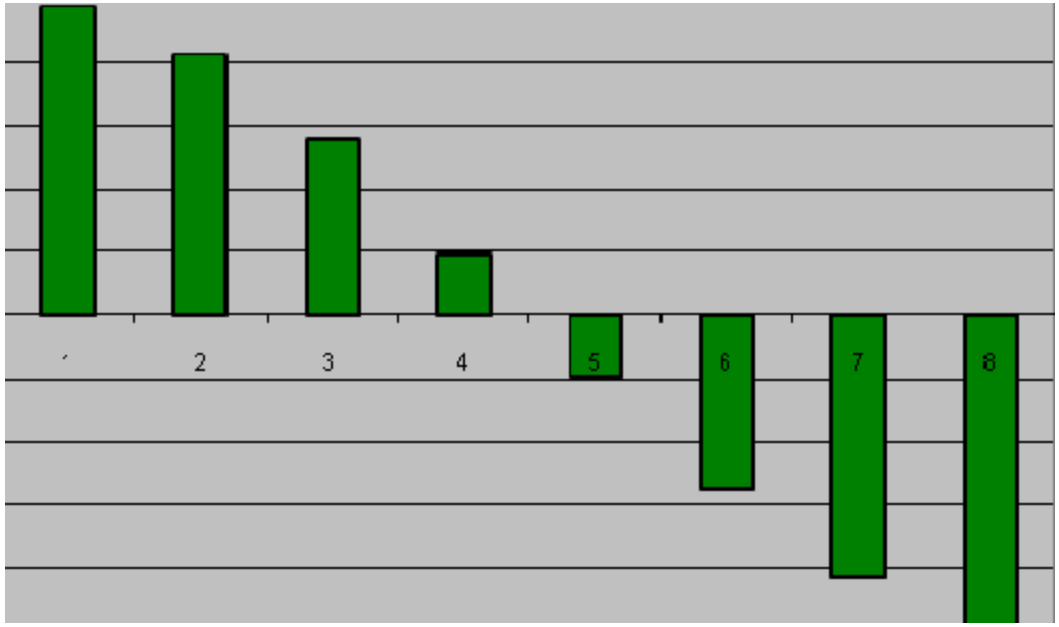
Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: *u=0*



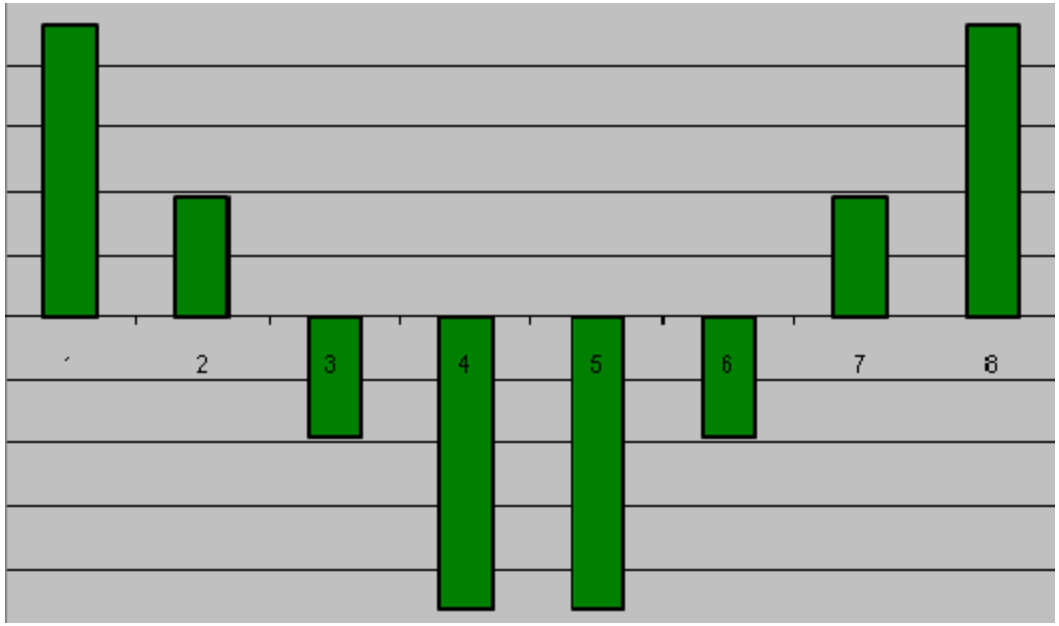
Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: *u=1*



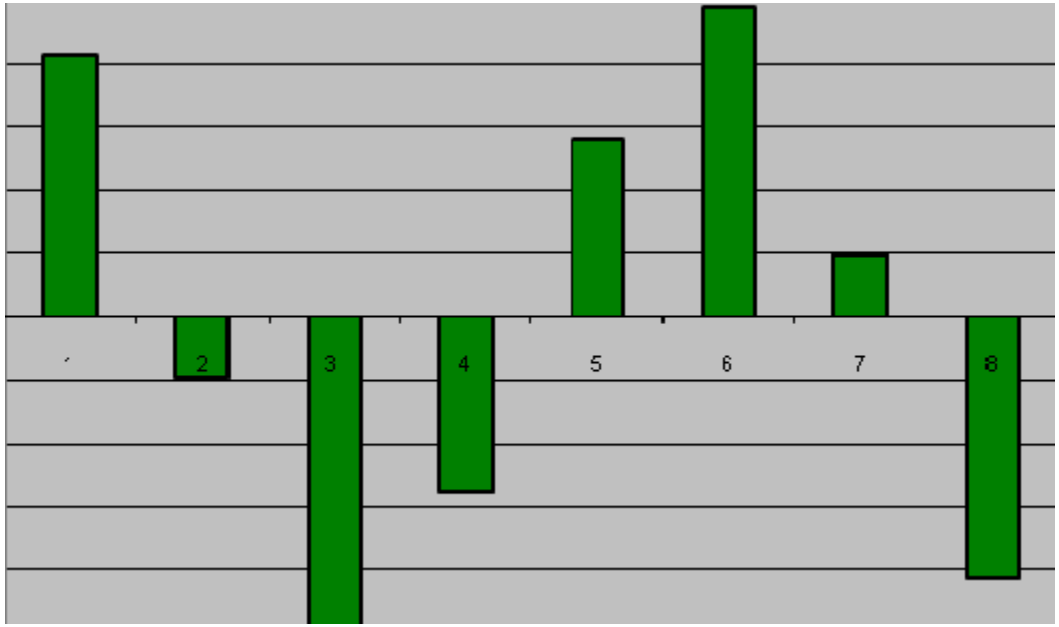
Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: $u=2$



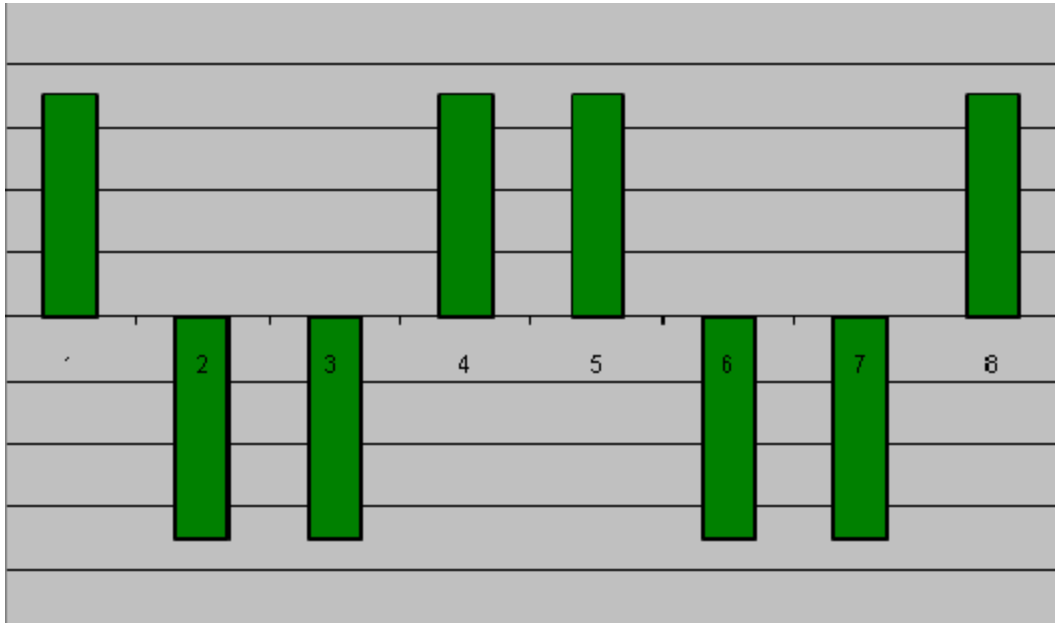
Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: $u=3$



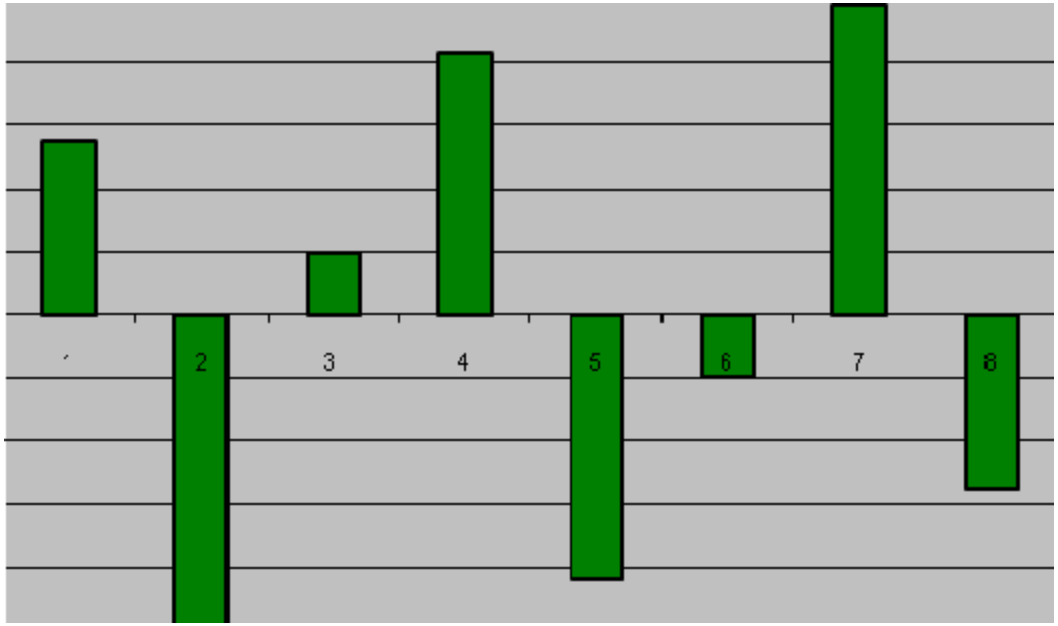
Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: *u=4*



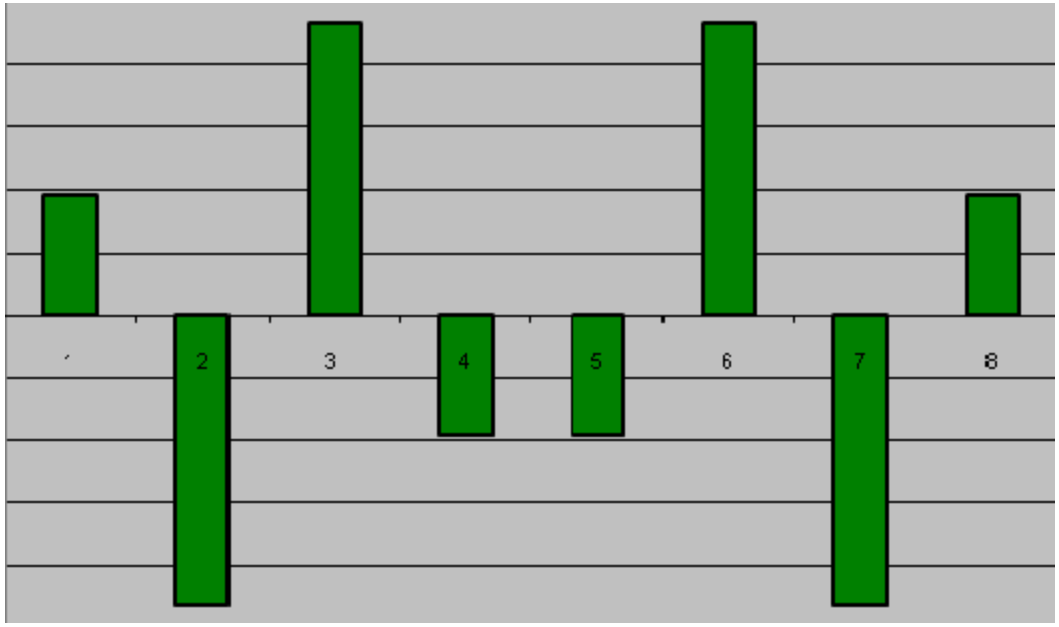
Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: $u=5$



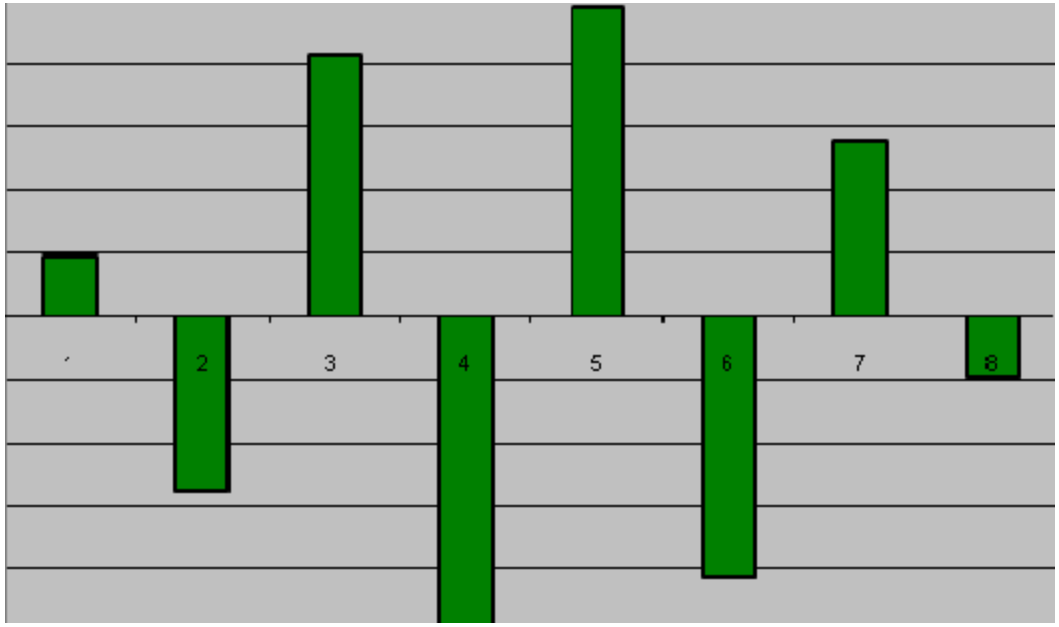
Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: $u=6$



Discrete Cosine Transform

- 8-точечный случай: *u=7*



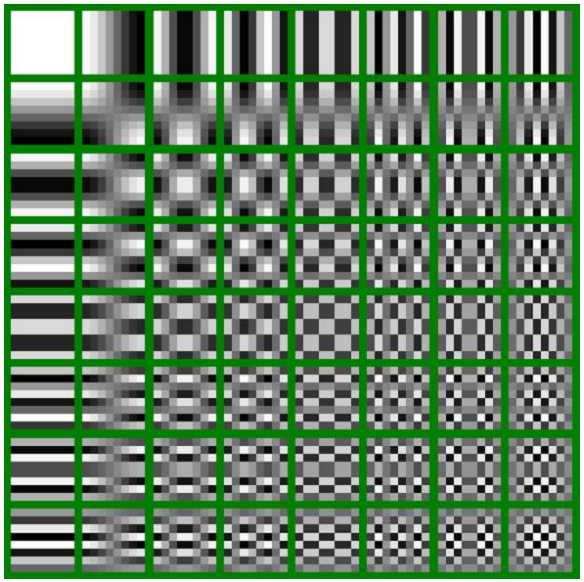
Discrete Cosine Transform

- N-мерное преобразование обладает свойством сепарабельности

$$C(u,v) = \alpha(u)\alpha(v)\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)\cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right]\cos\left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right]$$

- Коэффициенты *A[8x8]* преобразования вычисляются один раз

$$C(u,v) = A^T XA$$



Discrete Cosine Transform

- Наивный: 64 нити на блок (8x8)
  - Загрузка одного пикселя из текстуры
  - Барьер
  - Поток вычисляет один коэффициент
  - Барьер
  - Запись коэффициента в глобальную память

Насколько это эффективно?

Discrete Cosine Transform

- Блок потоков обрабатывает несколько блоков 8x8
- Один поток обрабатывает вектор 8x1 (1x8)

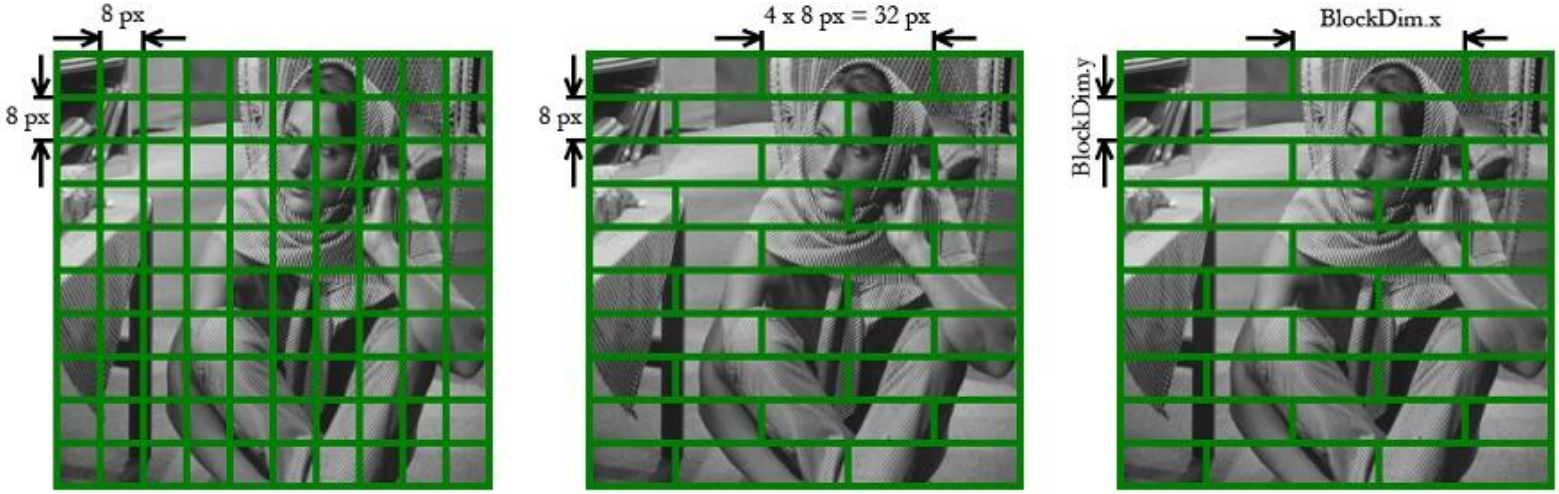


Image Denoising

- Шумы в изображении
  - Импульсный
    - Salt & pepper
  - Аддитивный
    - Uniform
    - Gaussian

Ранговые фильтры

- Алгоритм Р.Ф. ранга N:
  - Для каждого отсчета сигнала *i*
  - Выбор окрестности вокруг отсчета *i*
    - Сортируем по значению
    - Выбираем N-ое значение как результат

Медиана

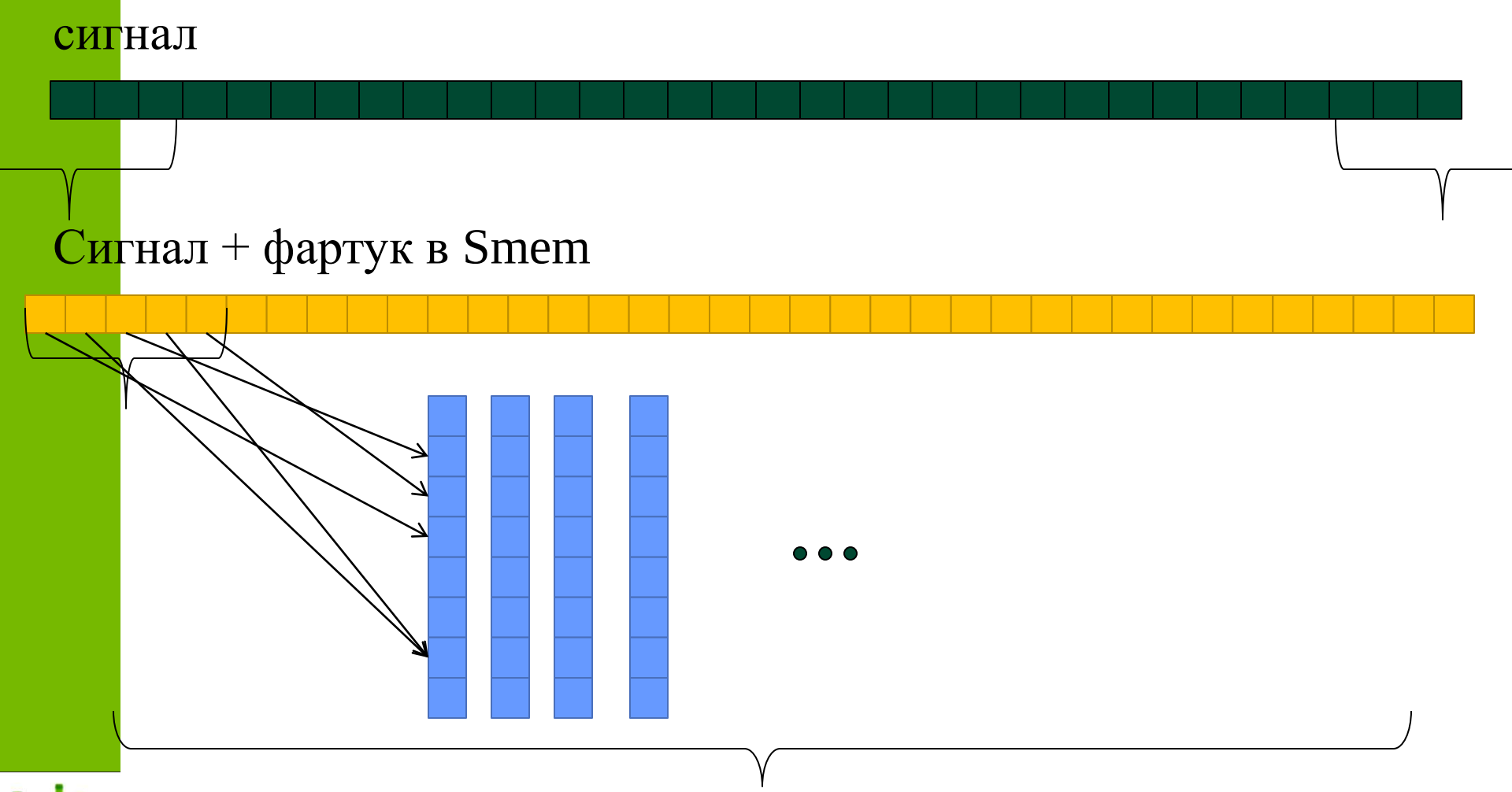
- Ранговый фильтр N=0.5
- Сортировка не обязательна для 8bit значений
  - Строим гистограмму

```
for(int i<-R; i<R; i++) h[ signal[i] ]++;
```

  - Сканируем Гистограмму:

```
int sum = 0;
int targetSum = N*rank;
for(int i<0; i<256; i++)
{
    sum += h[i];
    if (sum > targetSum) return i;
}
```

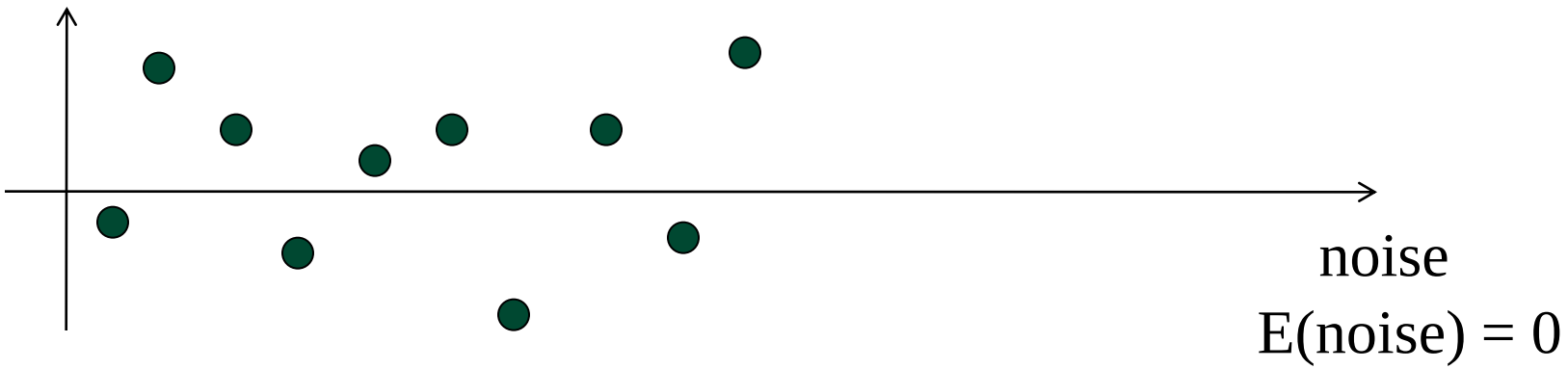
Медиана
Построение гистограммы



Что с банк-конфликтами?

Фильтрация (Аддитивный шум)

- Размытие – это low-pass фильтр
- Каким должен быть фильтр?
  - Подавлять шум?
  - Сохранять детальность?

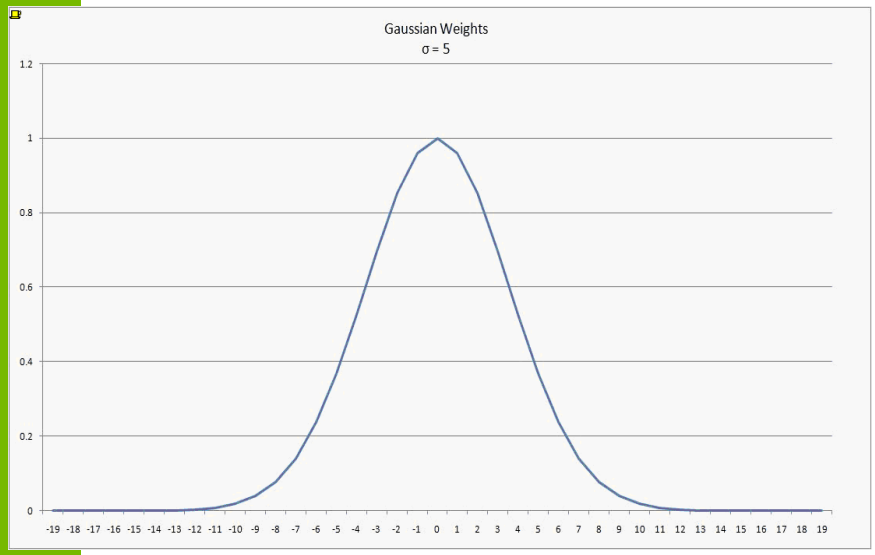


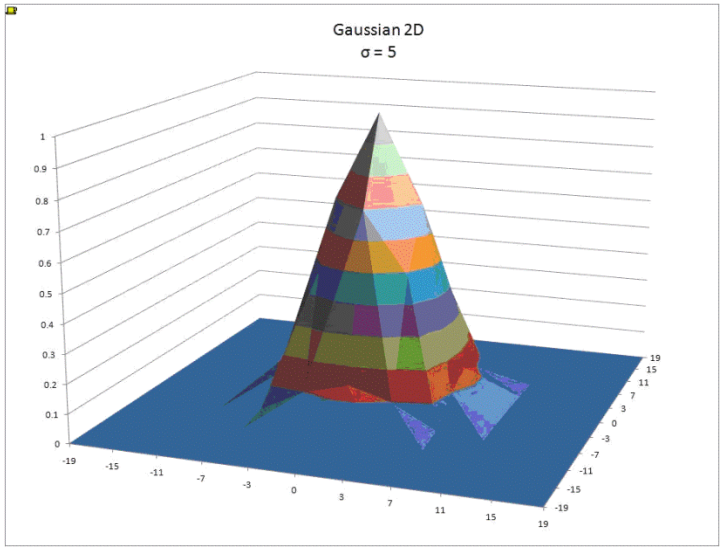
Gaussian Blur

- Blur (размытие) изображение
- Свертка с ядром:

$$k_\sigma(i) = \exp(-i^2 / \sigma^2)$$

$$k_\sigma(i, j) = \exp(-(i^2 + j^2) / \sigma^2)$$





Gaussian Blur

- Blur (размытие) изображение
- Свертка с ядром:

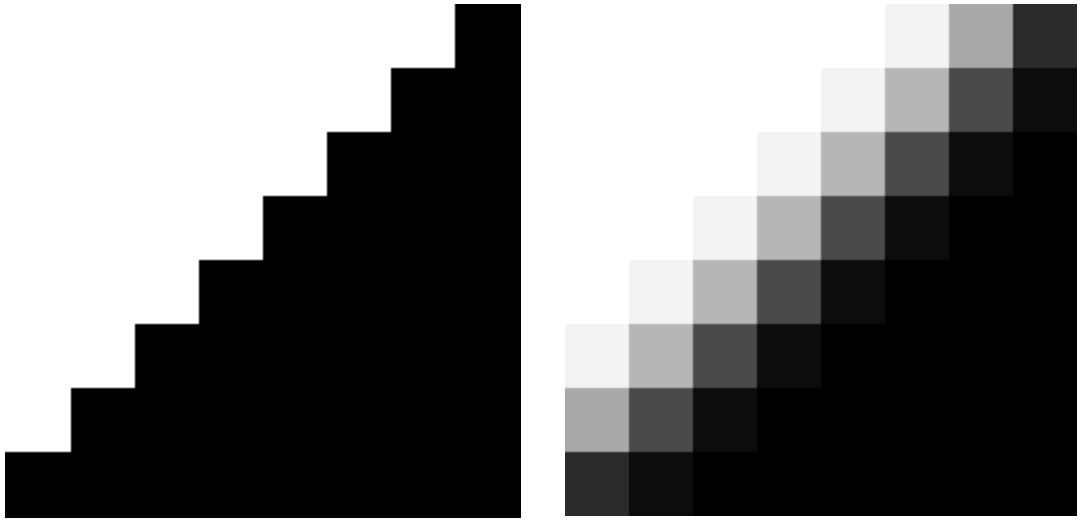


Адаптивное размытие

- Свертка с ядром:

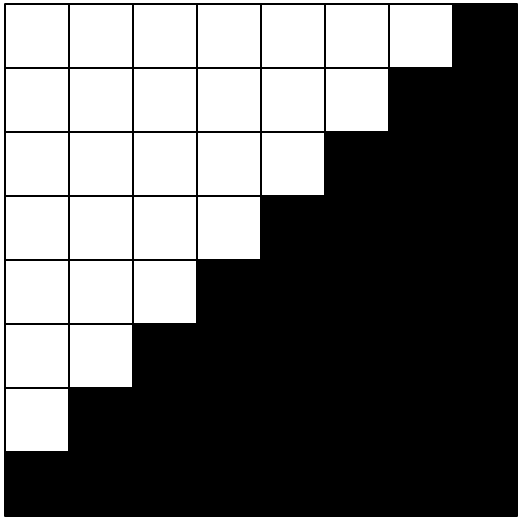
$$k_\sigma(i, j) = \exp(-(i^2 + j^2)/\sigma^2)\exp(-ClrSpaceDist(i, j)/h^2)$$

- *ClrSpaceDist* – это фотометрическая близость

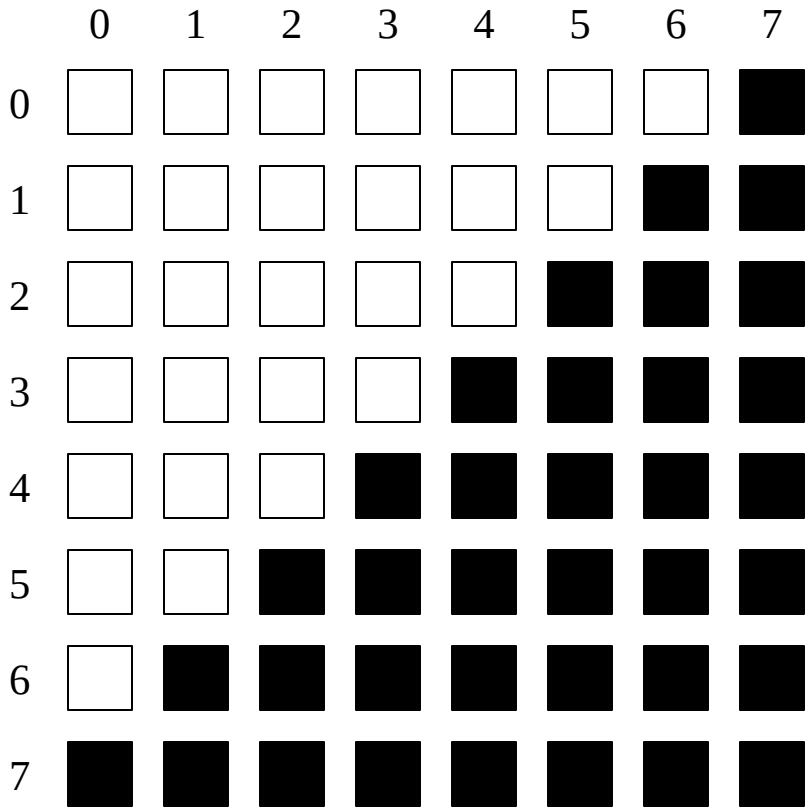


Bilateral

$$W_{\mathbf{c}}(\mathbf{y}) = e^{-\frac{|\mathbf{y}-\mathbf{c}|^2}{r^2}} e^{-\frac{|u(\mathbf{y})-u(\mathbf{c})|^2}{h^2}}$$



Bilateral



$$W_{\mathbf{c}}(\mathbf{y}) = e^{-\frac{|\mathbf{y}-\mathbf{c}|^2}{r^2}} e^{-\frac{|u(\mathbf{y})-u(\mathbf{c})|^2}{h^2}}$$

$$= e^{\frac{-((0-4)^2+(0-4)^2)}{3^2}} e^{-\frac{(1-0)^2}{h^2}}$$

$$W_{\mathbf{c}}(\mathbf{y}) = e^{-\frac{|\mathbf{y}-\mathbf{c}|^2}{r^2}} e^{-\frac{|u(\mathbf{y})-u(\mathbf{c})|^2}{h^2}}$$

$$= e^{\frac{-((7-4)^2+(7-4)^2)}{3^2}} e^{-\frac{(1-1)^2}{h^2}}$$

Bilateral Kernel

```
#define SQR(x) ((x) * (x))
texture<float, 2, cudaReadModeElementType> texRef;

__global__ void bilateralBlur( float * filteredImage, int W, int H, float r)
{
    int idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
    int idy = blockIdx.y * blockDim.y + threadIdx.y;

    float sum    = 0.0f;
    float result = 0.0f;
   float c       = tex2D(texRef, idx, idy);
    for (int ix = -r; ix <= r; ix++)
        for (int iy = -r; iy <= r; iy++)
        {
             float clr = tex2D(texRef, idx + ix, idy + iy);
             float w = exp( -(SQR(ix) + SQR(iy)) / SQR(r) - SQR(clr-c)/SQR(h));
             result += w * clr;
             sum += w;
        }
     result /= sum;

     filteredImage[idx + idy * W] = result;
}
```

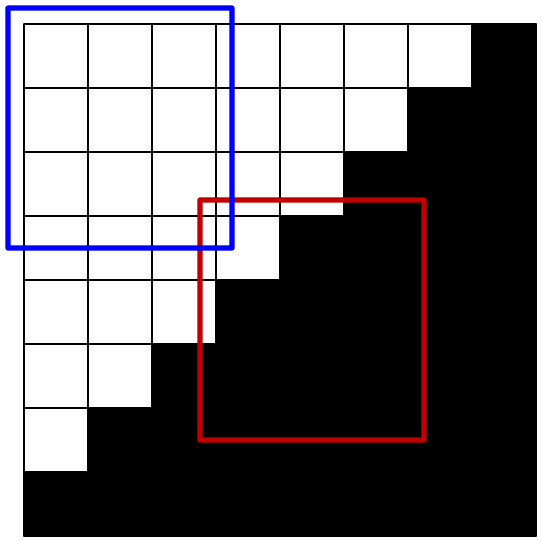
Bilateral Оптимизации

- Bilateral не сепарабельный фильтр
  - Но можно его разделить
- Смешивать исходное изображение с фильтрованным
  - Если в блоке много ненулевых коэф., то с большой вероятностью в этом блоке шум был подавлен успешно
  - Если в блоке много нулевых коэф., то с большой вероятностью в блоке много деталей (границы, текстура и т.д.)

Non Local Means

- *ClrSpaceDist* – оценивать по блокам пикселей

$$W_c(y) = \rho(\mathbf{B}(\mathbf{c}), \mathbf{B}(\mathbf{y})) = \frac{1}{S(\mathbf{B})} \int_{\mathbf{B}(\mathbf{c})} |u(\mathbf{y} + (\mathbf{c} - \boldsymbol{\alpha})) - u(\boldsymbol{\alpha})|^2 \, d\boldsymbol{\alpha}$$



Non Local Means

- На вычисление одного веса:
  - $N_b x N_b$ вычислений, N размер блока
- На фильтрацую одного пиксела:
  - $N_b x N_b$ x RxR, R размер окна

Сравнение

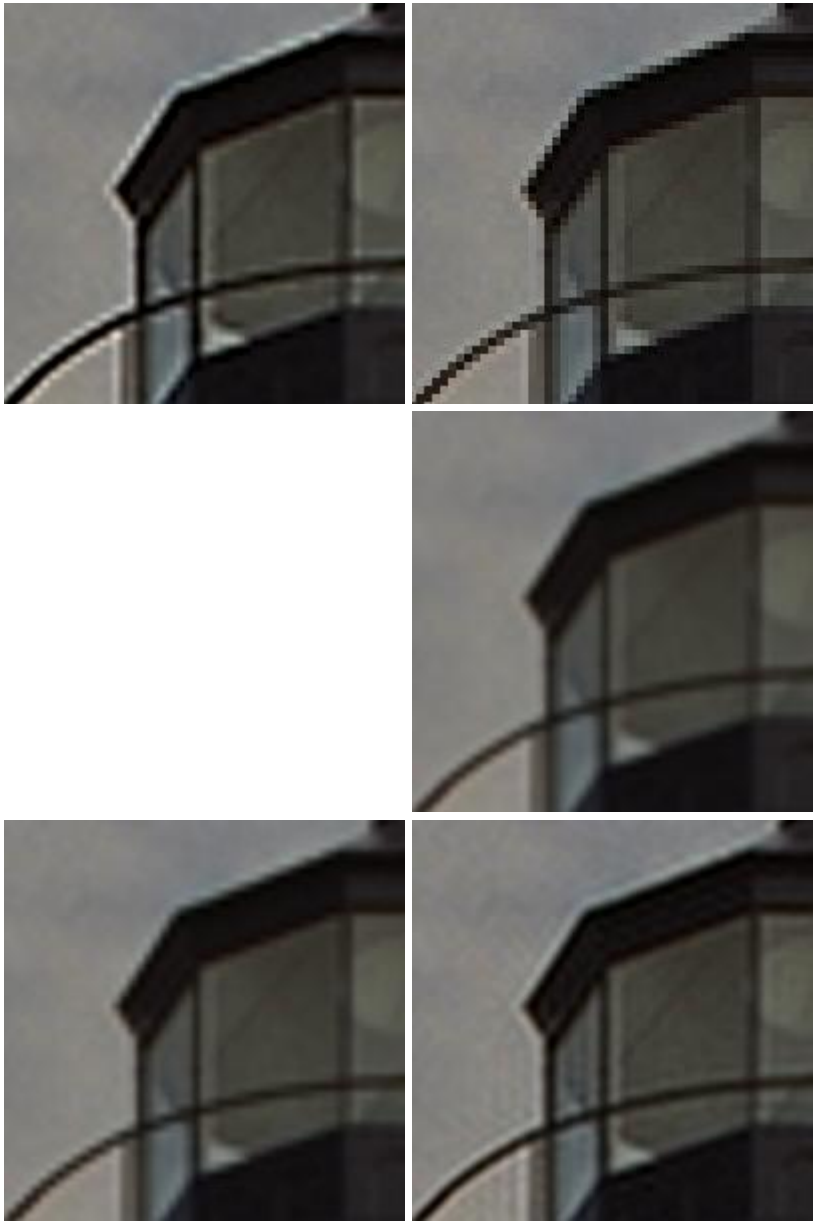
Сравнение Bilateral

Сравнение NLM

МАСШТАБИРОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

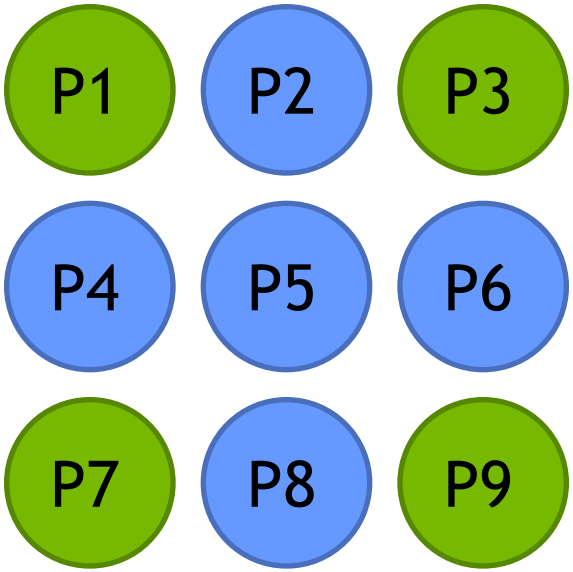
Артифакты

- Алиасинг
  - При увелечении – ступенчатость
  - При уменьшении - муар
- Ringing
- Потеря четкости
- Субпиксельный сдвиг
  - Влияет на формальные метрики



Простые методы

- Билинейная интерполяция



$$P2 = \frac{(P1 + P3)}{2}$$

$$P4 = \frac{(P1 + P7)}{2}$$

$$P6 = \frac{(P3 + P9)}{2}$$

$$P8 = \frac{(P7 + P9)}{2}$$

$$P5 = \frac{(P1 + P3 + P7 + P9)}{4}$$

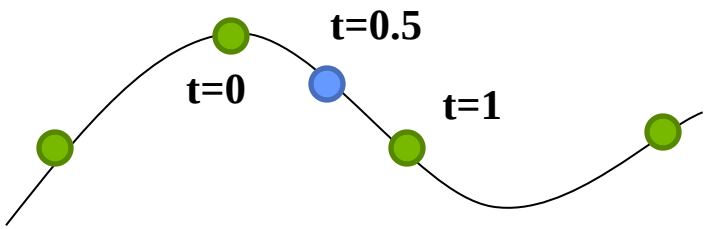
Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

Простые методы

- Билинейная интерполяция
  - Сепарабельная
  - Очень быстрая
  - Поддерживается в HW
    - Точность фильтрации

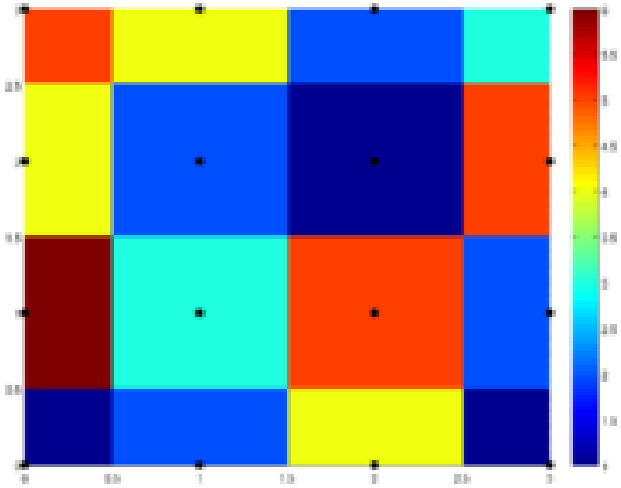
Простые методы

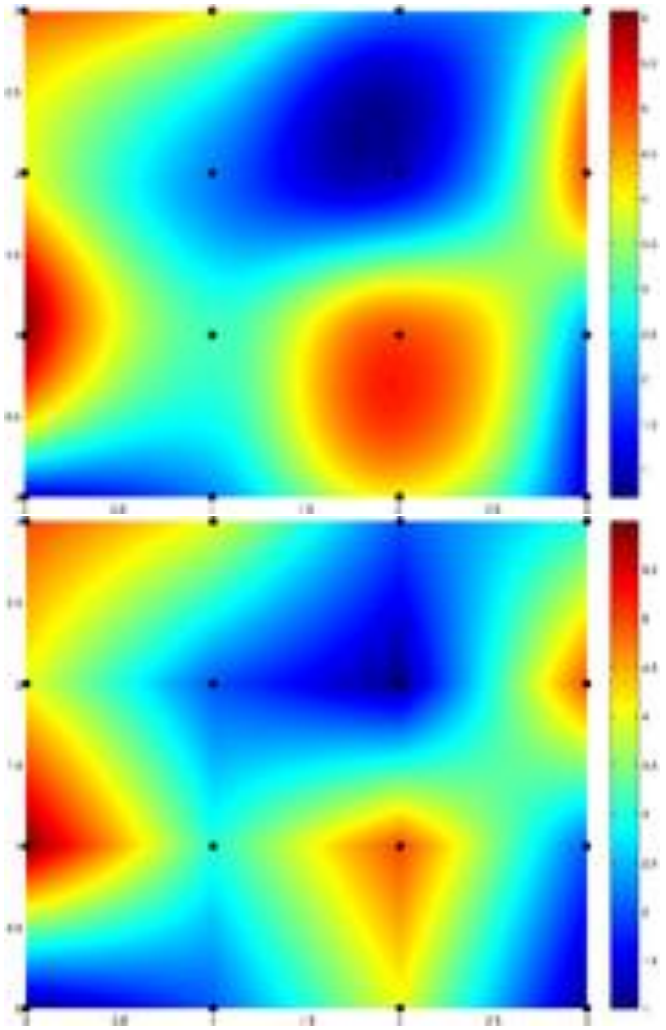
- Бикубическая интерполяция
  - Сепарабельная
  - Лучше качество



$$p(t) = \frac{1}{2}\begin{bmatrix}1 & t & t^2 & t^3\end{bmatrix}\begin{bmatrix}0 & 2 & 0 & 0\\ -1 & 0 & 1 & 0\\ 2 & -5 & 4 & -1\\ -1 & 3 & -3 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}a_{-1}\\ a_0\\ a_1\\ a_2\end{bmatrix}$$

Сравнение

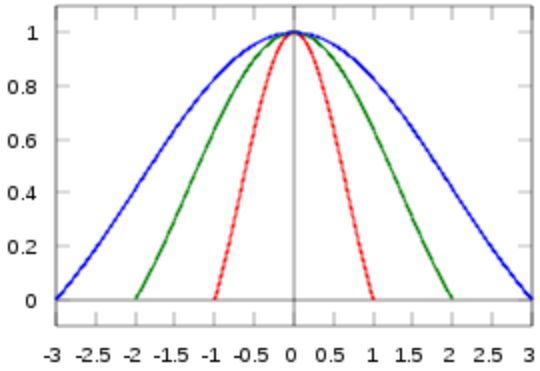


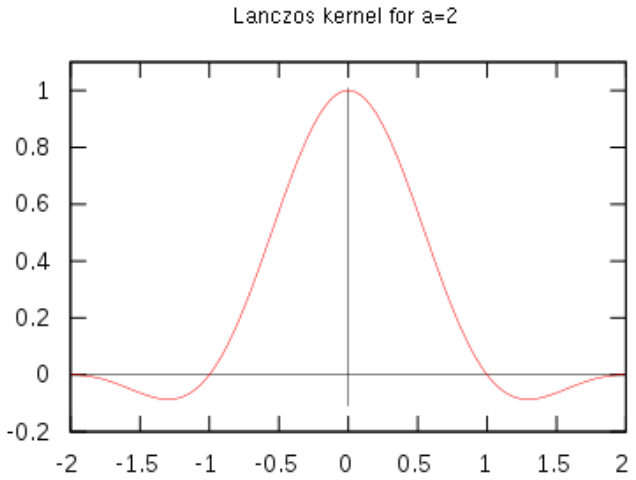


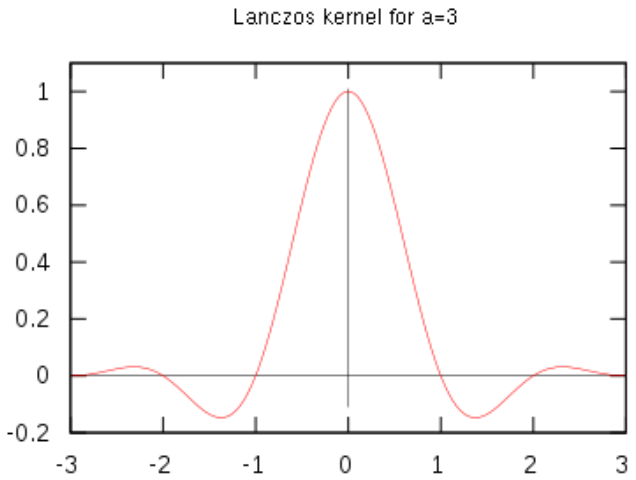
Lanczos

$$x(t) = \sum x(k\Delta t)\frac{\sin(\pi F_D(t - k\Delta t))}{\pi F_D(t - k\Delta t)}$$

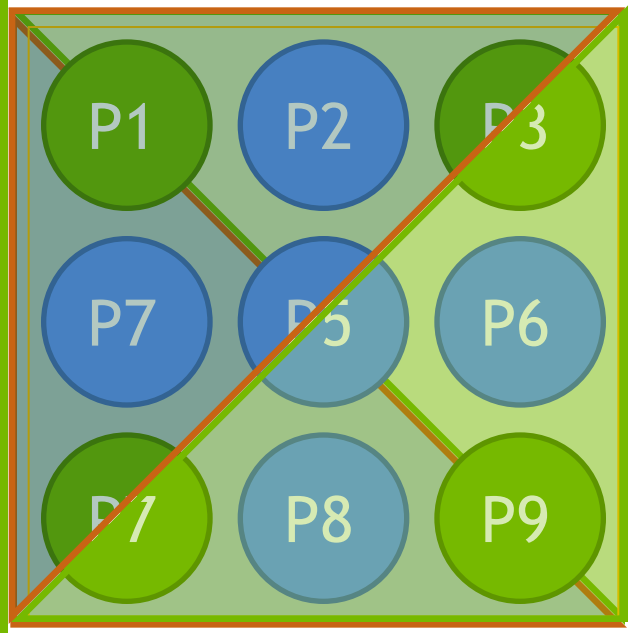
$$L(x) = \begin{cases} \sin c(x)\sin c(x/a), -a < x < a, x \neq 0 \\ 1 \qquad\qquad x = 0 \\ 0 \qquad\qquad \textit{иначе} \end{cases}$$







Gradient interpolation



Dxd = abs(P3 – P5)
Dyd = abs(P1 – P9)

If (Dxd > Dyd)

//граница P1P5P9

P5 = (P1 + P9) * 0.5f;

If (Dyd > Dxd)

//граница P3P5P7

P5 = (P1 + P9) * 0.5f;

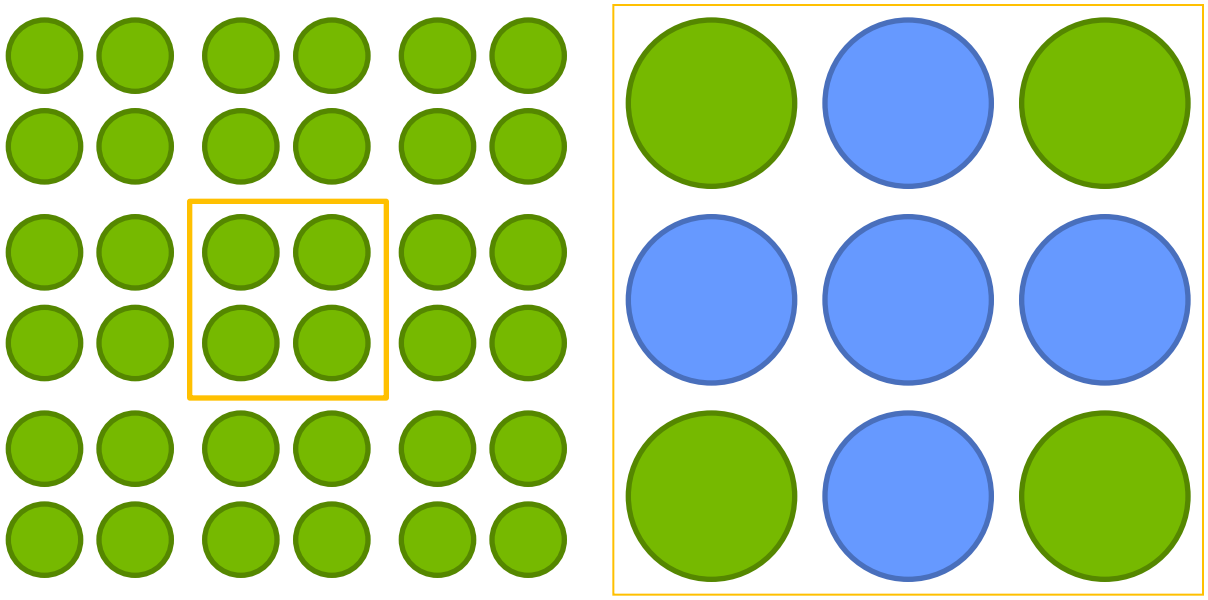
If (Dyd ~= Dxd)

//граница не определена

P5 = (P1 + P3 + P7 + P9) * 0.25f;

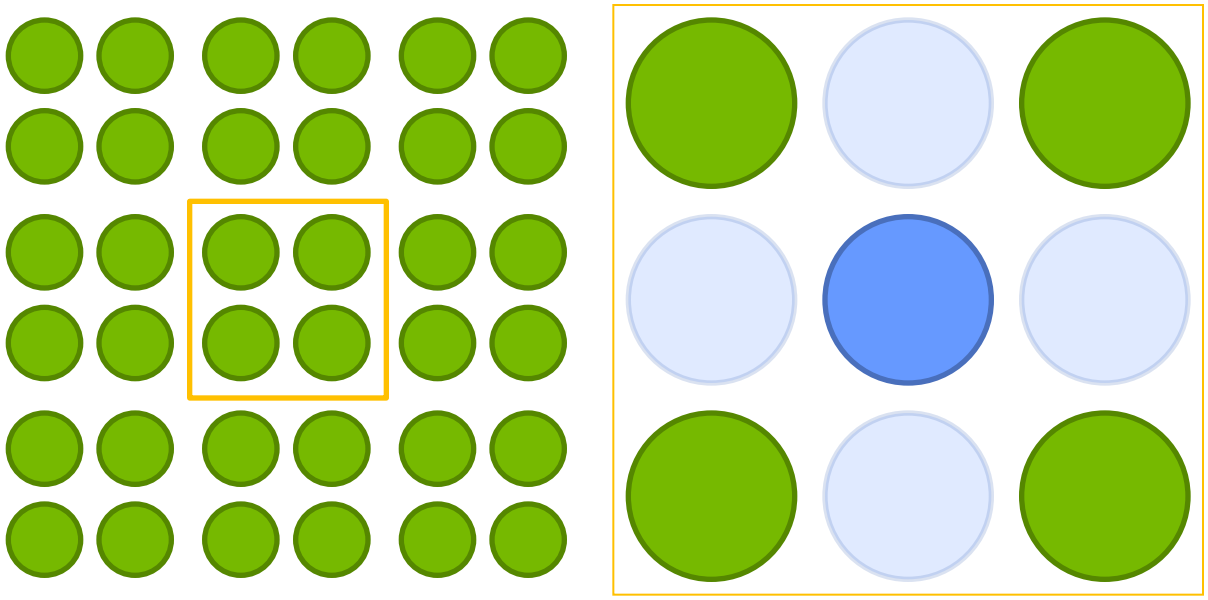
Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

NEDI
(New Edge-Directed Interpolation)



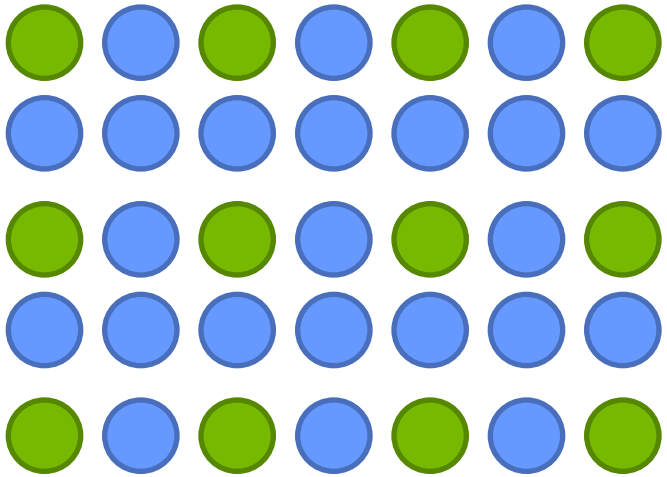
Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

NEDI
(New Edge-Directed Interpolation)



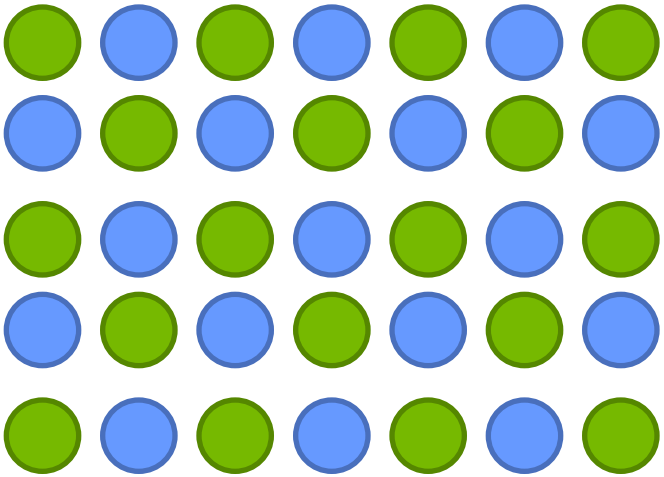
Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

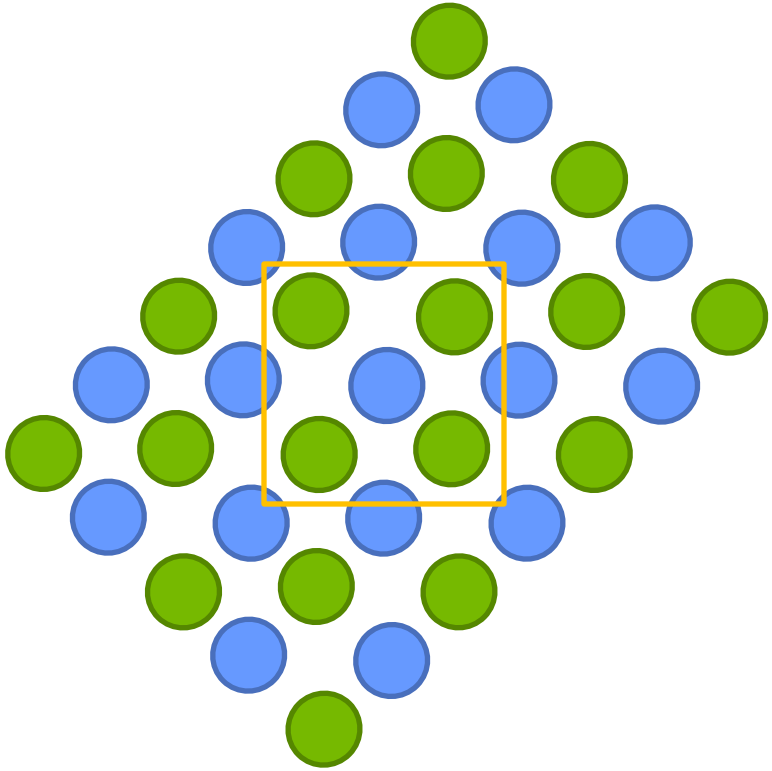
NEDI
(New Edge-Directed Interpolation)



Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

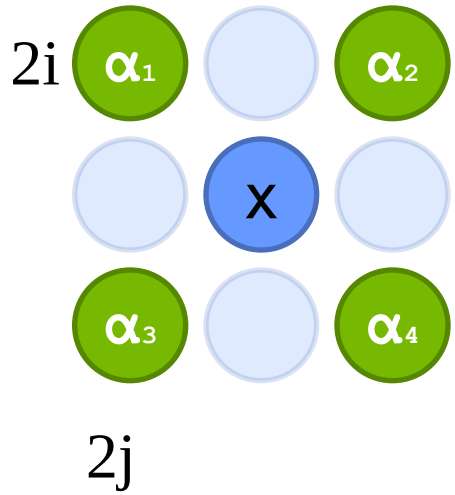
NEDI
(New Edge-Directed Interpolation)





Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

NEDI

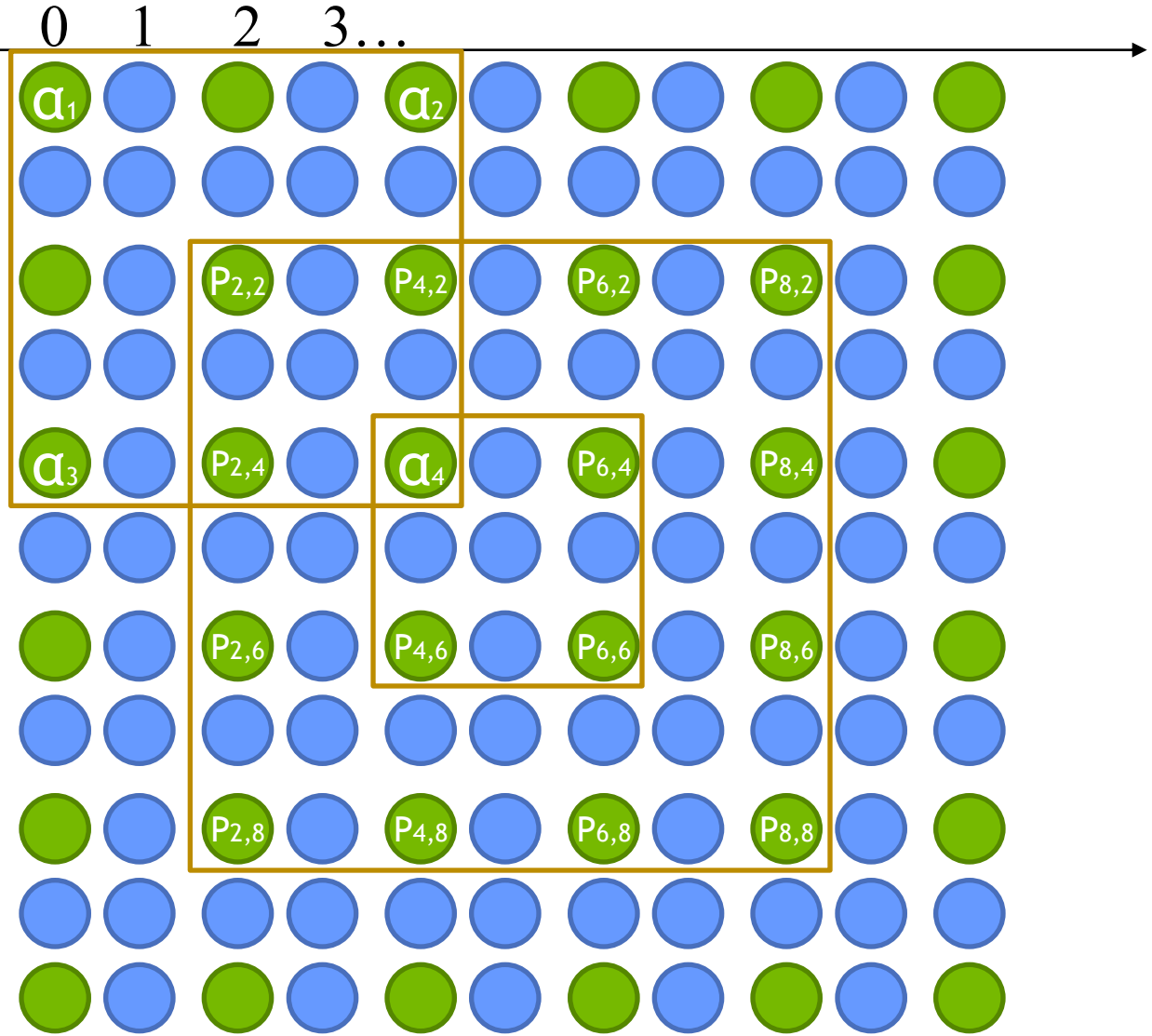


$$X = F(2i+1,2j+1) = \alpha_1 * F(2i,2j) + \alpha_2 * F(2i+2,2j) + \alpha_3 * F(2i,2j+2) + \alpha_4 * F(2i+2,2j+2);$$

$$\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\} \ ?$$

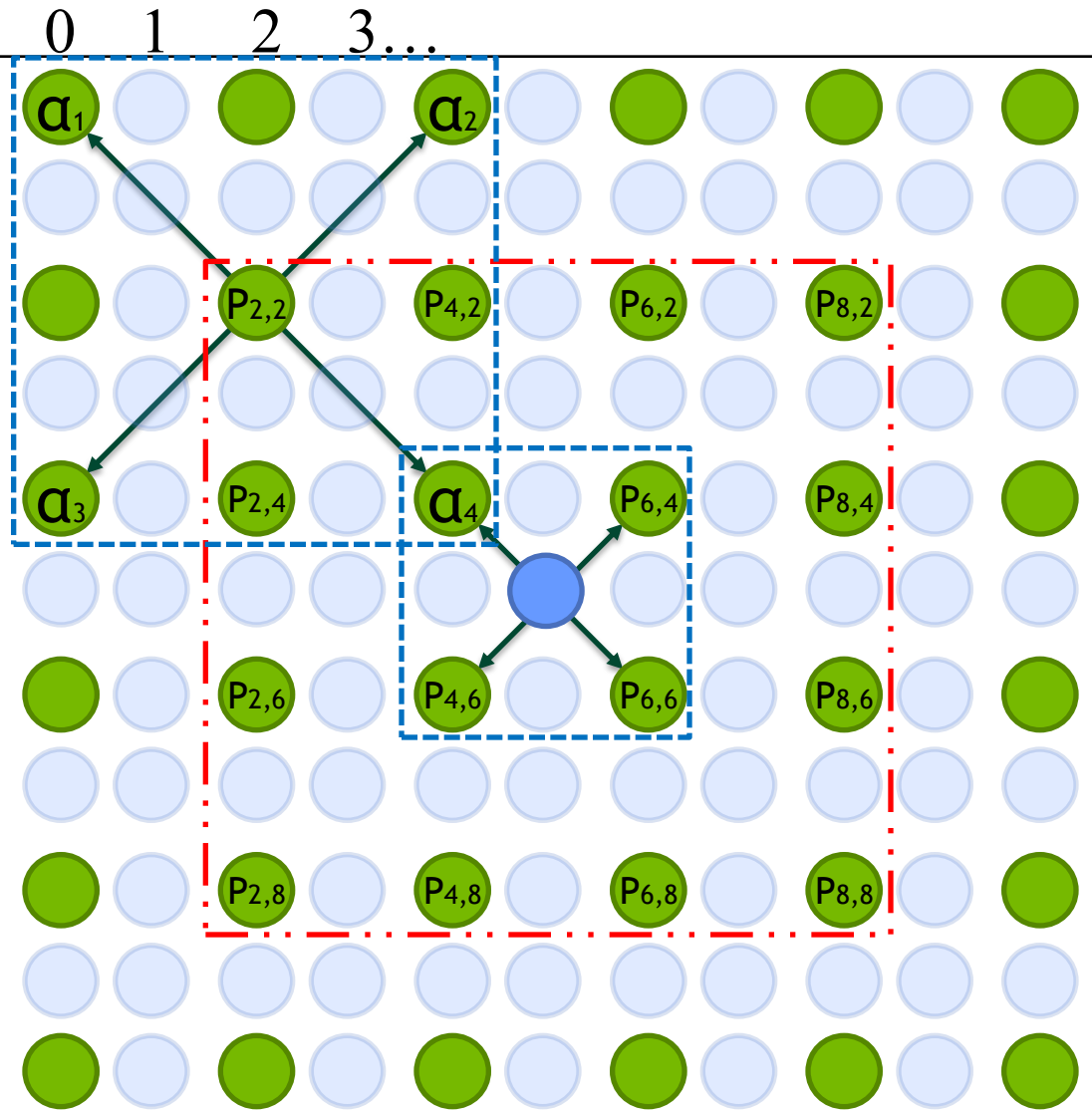
Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

NEDI



Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

NEDI



$X_{i,j} = \alpha_1 * F(i-2,j-2) + \alpha_2 * F(i+2,j-2) + \alpha_3 * F(i-2,j+2) + \alpha_4 * F(i+2,j+2);$

For i = 2,4,6,8 | For j = 2,4,6,8

$E_{i,j} = P_{j,j} - X_{i,j}$ – Approximation Error

$SSE = \Sigma\Sigma\ sqr(E_{i,j});$

$\alpha = Arg\ min(SSE);$

α

$P = \{P_{ij}\}$

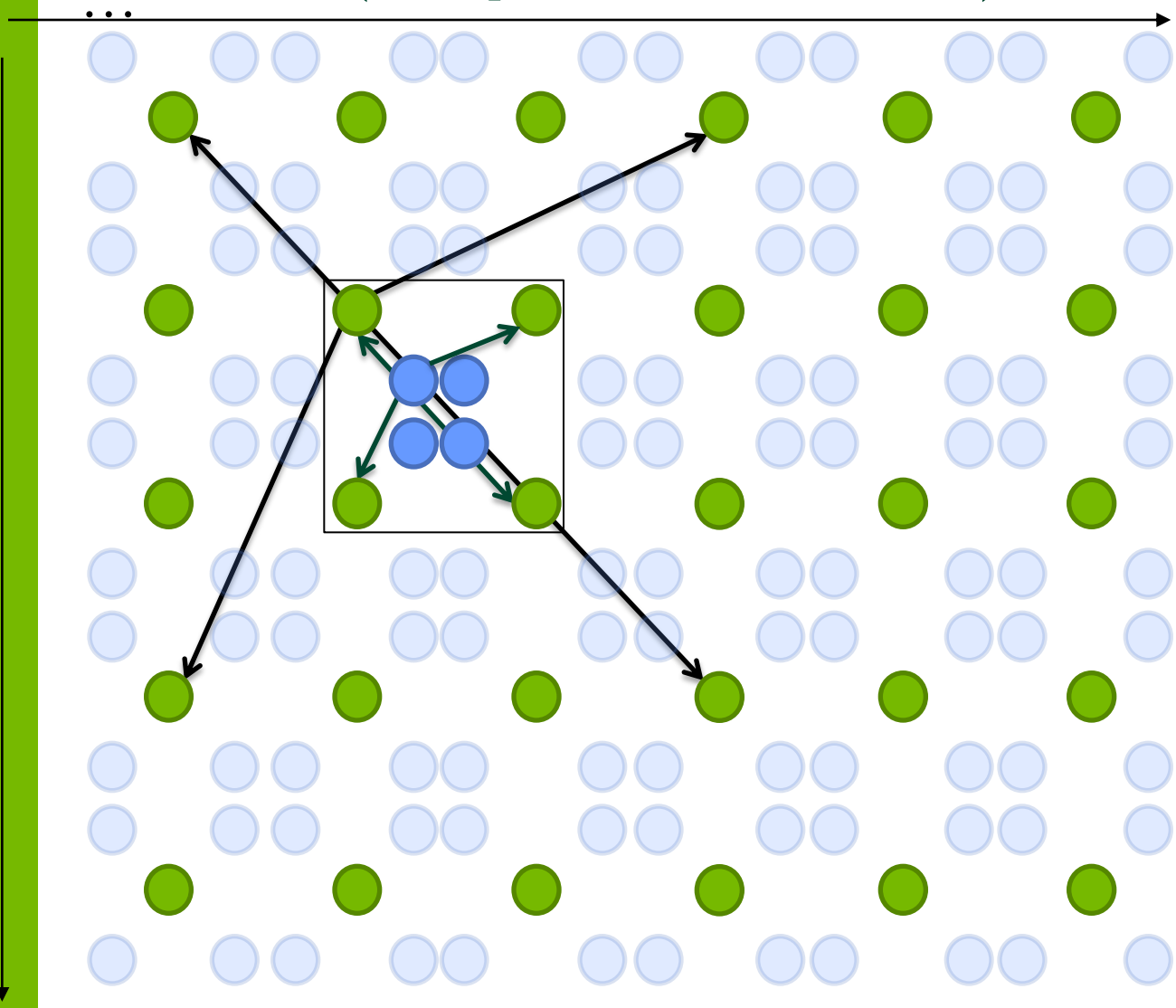
$C\alpha = P$

$\partial(SSE) / \partial\alpha = 0.0$

$\alpha = (C^T C)^{-1} C^T P$

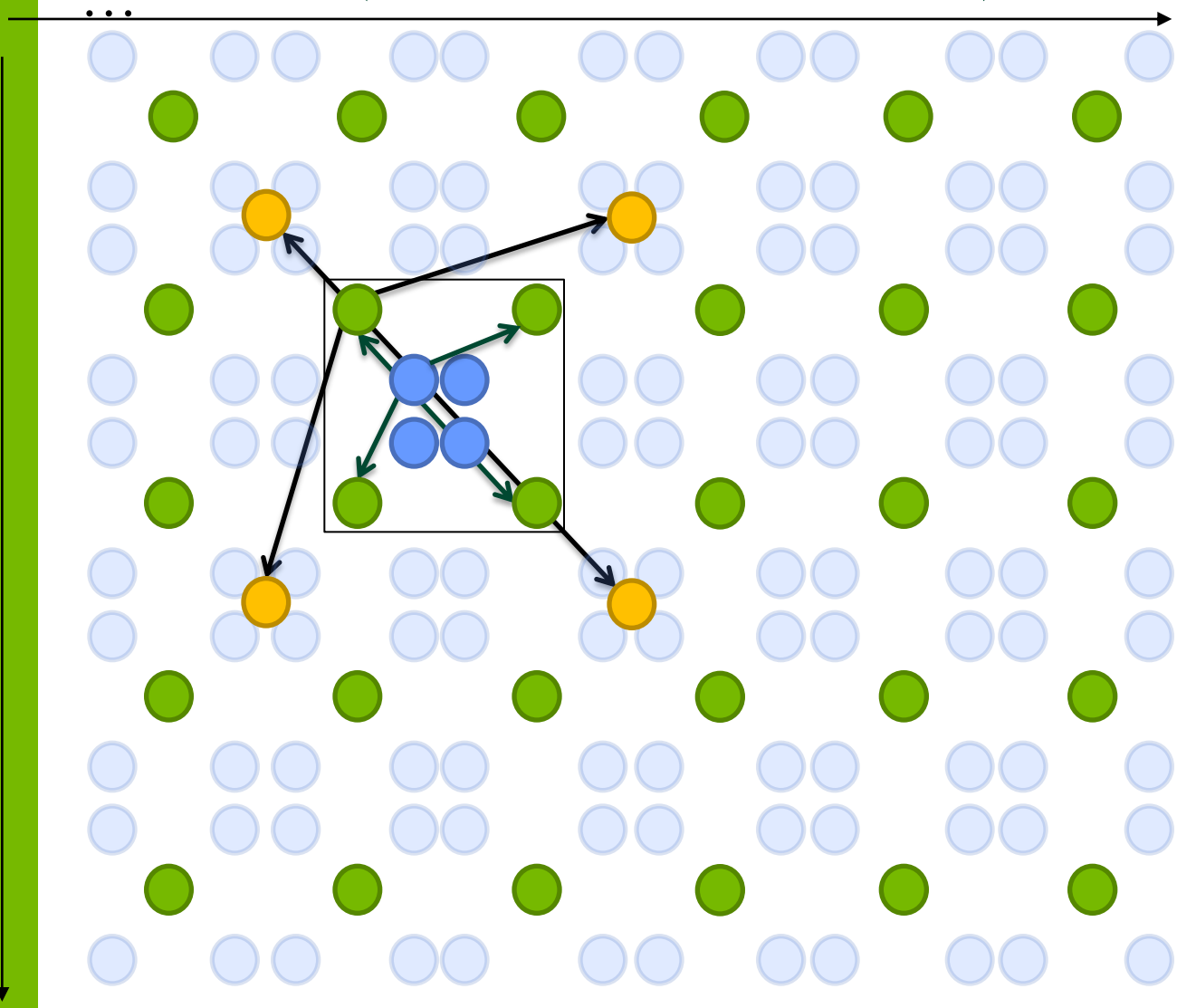
Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

NEDI (improvement)



Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели

NEDI (improvement)



Легенда:
-исходные пиксели
-искомые пиксели
- вспомогательные пиксели

NEDI: Pros and Cons

- Pros: NEDI
  - Четкие тонкие края
- Cons: Очень медленно на CPU
  - Умножение матриц 4x16
  - Обращение матрицы
  - Рингинг
- CUDA:
  - Большой объем данных на тред
  - Много регистров
  - Сложно использовать Smem
  - Много ветвлений

Сравнение

Сравнение



Вопросы

Ресурсы нашего курса

- Steps3d.Narod.Ru
- Google Site CUDA.CS.MSU.SU
- Google Group CUDA.CS.MSU.SU
- Google Mail CS.MSU.SU
- Google SVN
- Tesla.Parallel.Ru
- Twirpx.Com
- Nvidia.Ru

Преобразование Фурье

- Линейный оператор вида:

$$F(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-2\pi i \cdot xu} dx \qquad F(u,v) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int f(x,y) e^{-2\pi i (ux+vy)} dxdy$$

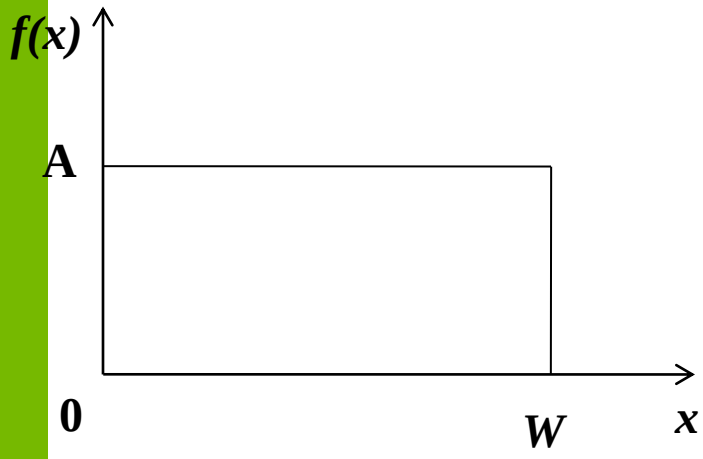
- Обратный оператор:

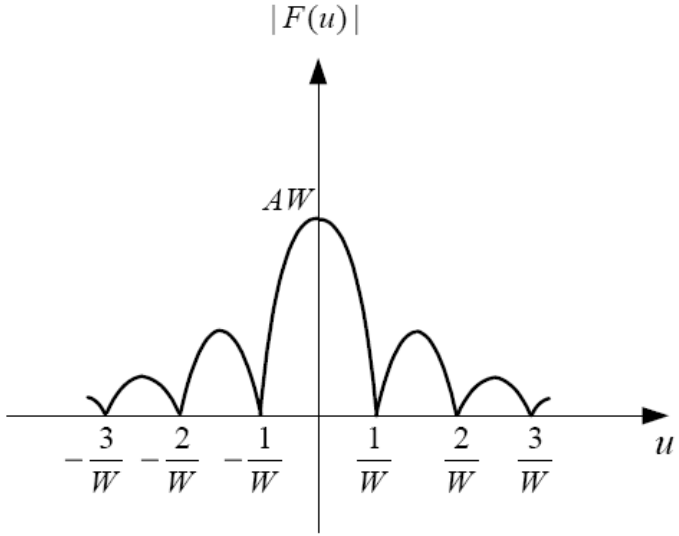
$$f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(u) e^{2\pi i \cdot xu} du \qquad f(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int F(u,v) e^{2\pi i (ux+vy)} dudv$$

Преобразование Фурье

- Условие существования
  - $\int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|\,dx < \infty$ $\iint_{-\infty}^{+\infty} |f(x,y)|\,dxdy < \infty$
  - Конечное число устранимых разрывов

Преобразование Фурье
Пример 1D





$$F(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-2\pi i \cdot xu} dx = A \int_{0}^{W} e^{-2\pi i \cdot xu} dx$$

$$= \frac{-A}{2\pi i u} \left[e^{-2\pi i \cdot xu} \right]_0^W = \frac{-A}{2\pi i u} \left[e^{-2\pi i \cdot Wu} - 1 \right]$$

$$= \frac{-A}{2\pi i u} e^{-\pi i \cdot Wu} \left[e^{-\pi i \cdot Wu} - e^{\pi i \cdot Wu} \right]$$

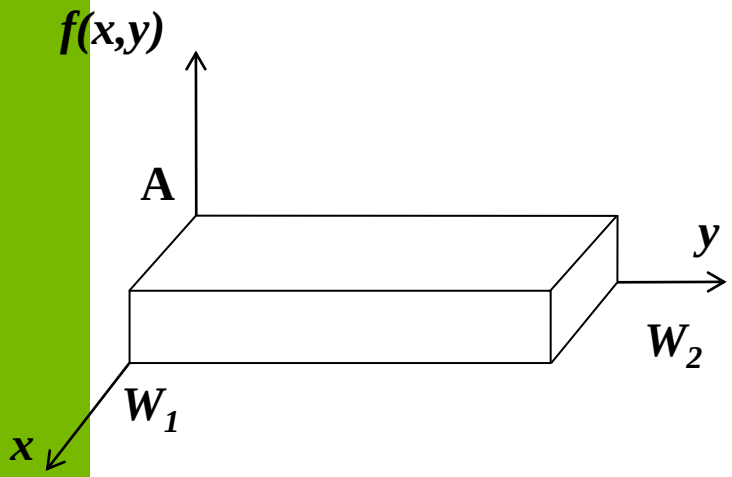
$$= \frac{-A}{2\pi i u} e^{-\pi i \cdot Wu} \left[-2i \sin(\pi u W) \right]$$

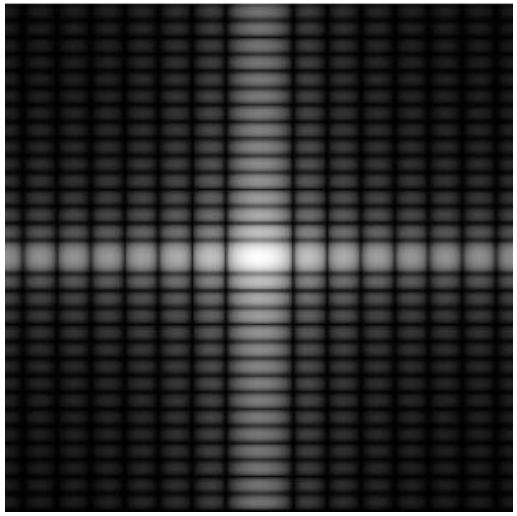
$$= AW \frac{\sin(\pi u W)}{\pi u W} e^{-\pi i \cdot Wu}$$

$$= AW \sin c(uW) e^{-\pi i \cdot Wu}$$

$$|F(u)| = AW \sin c(uW)$$

Преобразование Фурье Пример 2D





$$F(u,v) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int f(x,y)e^{-2\pi i(ux+vy)}dxdy$$

$$= A\int_0^{W_1} e^{-2\pi iux}dx \int_0^{W_2} e^{-2\pi ivy}dy$$

$$= A\left[\frac{e^{-2\pi iux}}{-2\pi iu}\right]_0^{W_1}\left[\frac{e^{-2\pi ivy}}{-2\pi iv}\right]_0^{W_2}$$

$$= AW_1W_2\sin c(uW_1)\sin c(vW_2)e^{-\pi i(uW1+vW2)}$$

$$|F(u,v)| = AW_1W_2\,|\sin c(uW_1)\|\sin c(vW_2)|$$

Преобразование Фурье Свойства

1. $f(x,y) = f_1(x) f_2(y) \Rightarrow F(u,v) = F_1(u) F_2(v)$
2. $F\{f^*(x,y)\} = F^*(-u,-v)$
3. $f(x) \in R \Rightarrow |F(u)| = |F^*(-u)|$
4. $f(x,y) \in R \Rightarrow |F(u,v)| = |F^*(-u,-v)|$
5. $F\{f(-x,-y)\} = F(-u,-v)$
6. $F\{f(ax,by)\} = \dfrac{F(u/a, v/b)}{|ab|}$
7. $F\{f(r,\theta+\theta_0)\} = F(w,\phi+\theta_0)$

Преобразование Фурье Свойства

1. $F\{f(x,y) \otimes h(x,y)]\} = F(u,v)H(u,v)$

   $F\{f(x,y)h(x,y)]\} = F(u,v) \otimes H(u,v)$

2. $\dfrac{\partial f(x,y)}{\partial x} = F^{-1}\{2\pi i u F(u,v)\}$

3. $F\{\Delta f(x,y)\} = -4\pi^2(u^2+v^2)F(u,v)$

4. $F(u,v) = \int_{-\infty}^{+\infty}\left[\int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y)e^{-2\pi i \cdot ux}dx\right]e^{-2\pi i \cdot vy}dy = \int_{-\infty}^{+\infty} F(u,y)e^{-2\pi i \cdot vy}dy$

5. $F\{f(x)\} \in C$

Преобразование Фурье Свойства

1. $F\{f(x,y) \otimes h(x,y)]\} = F(u,v)H(u,v)$

   $F\{f(x,y)h(x,y)]\} = F(u,v) \otimes H(u,v)$

2. $\dfrac{\partial f(x,y)}{\partial x} = F^{-1}\{2\pi i u F(u,v)\}$

3. $F\{\Delta f(x,y)\} = -4\pi^2(u^2+v^2)F(u,v)$

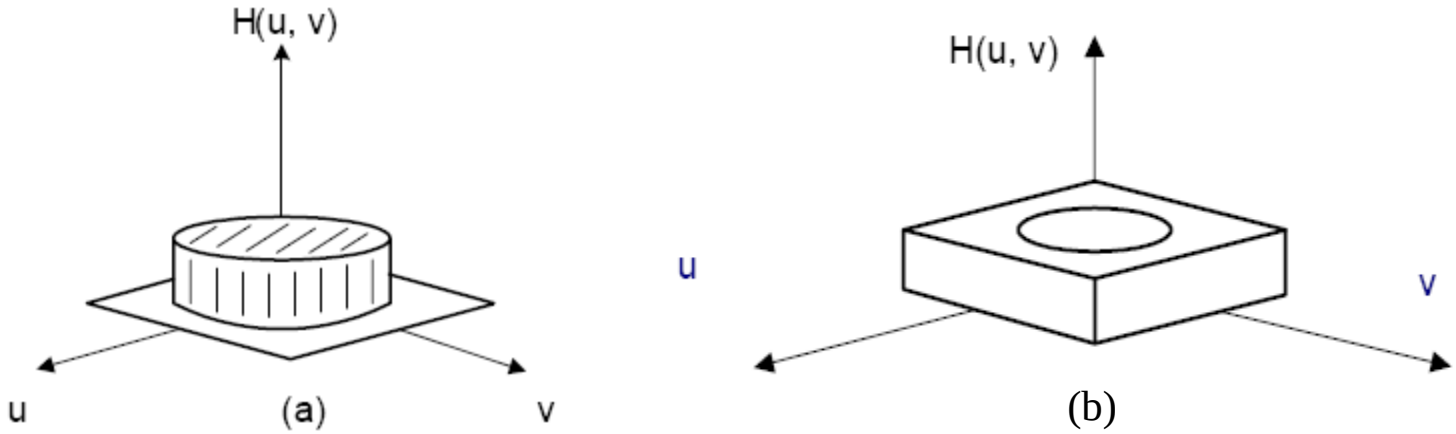
4. $F(u,v) = \int_{-\infty}^{+\infty}\left[\int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y)e^{-2\pi i \cdot ux}dx\right]e^{-2\pi i \cdot vy}dy = \int_{-\infty}^{+\infty} F(u,y)e^{-2\pi i \cdot vy}dy$

5. $F\{f(x)\} \in C$

Фильтры

a) Низкочастотные (low-pass)

b) Высокочастотные (high-pass)



Фильтры