

生体計測学概論試験 受験しない人は不可

令和6年11月20日(水)13:00-14:00

(多目的室)マスクを着用して受験して下さい。

都合のつかない人は11/27に追試を行います。

11月20日までに追試希望メールを下さい。

病欠等で、受験できなかった人は、

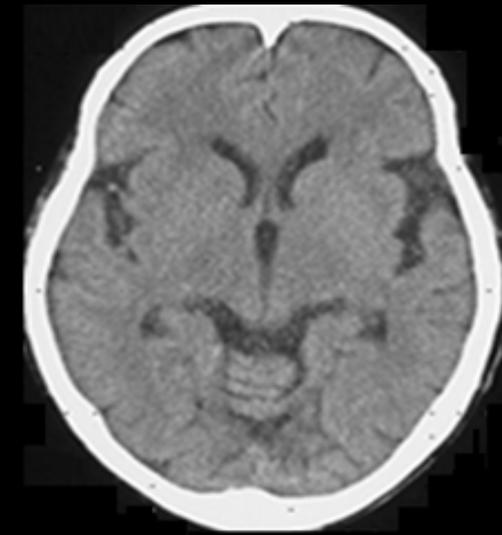
11月20日までに追試希望メールを下さい。

[hokudaikatoh@gmail.com](mailto:hokudaikatoh@gmail.com)

# 断層画像 CT (Computed Tomography)

を得る方法

人体の断層像が撮影できる理由は？



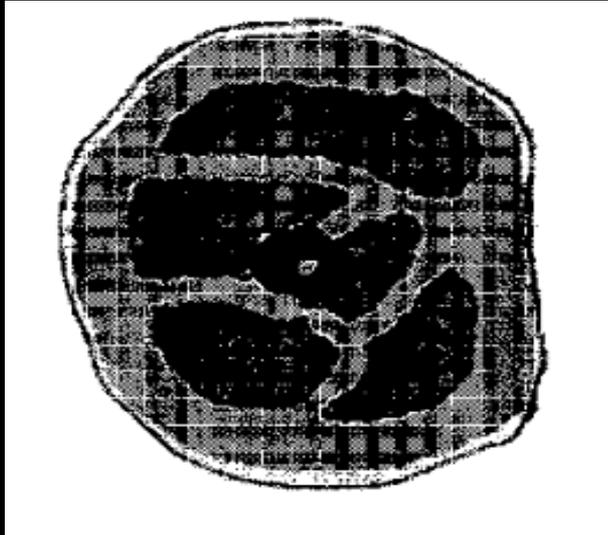
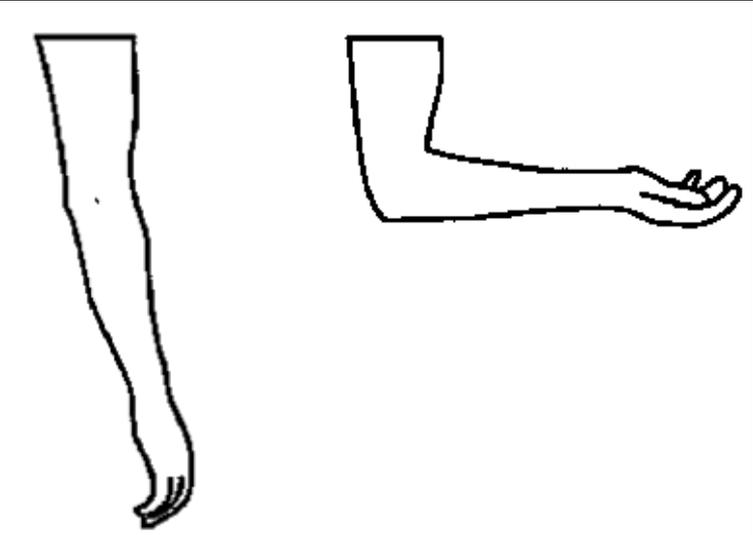
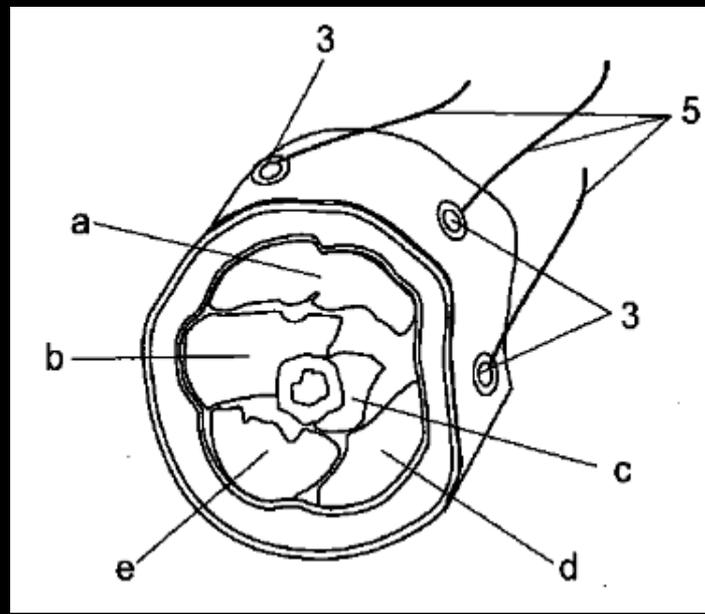
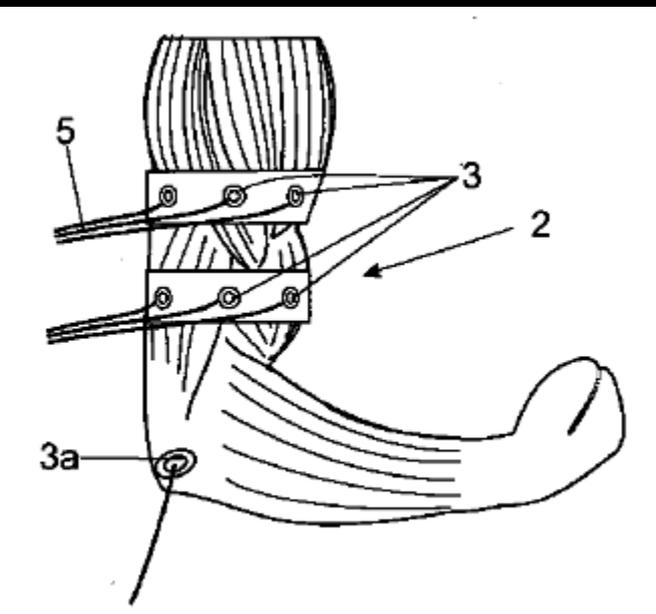
## 1. フィルタ重畳逆投影法

FBP (Filtered Back Projection)

## 2. 逐次近似再構成法

Iterative Reconstruction

断層画像を作成するアルゴリズムは、筋電図等にも応用が可能（北大工学部で研究中）。

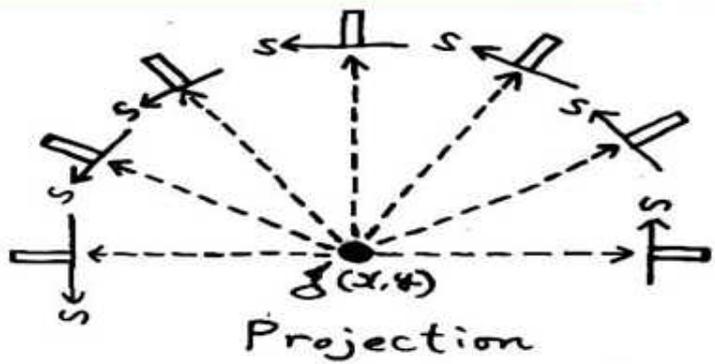


## EMG-CT

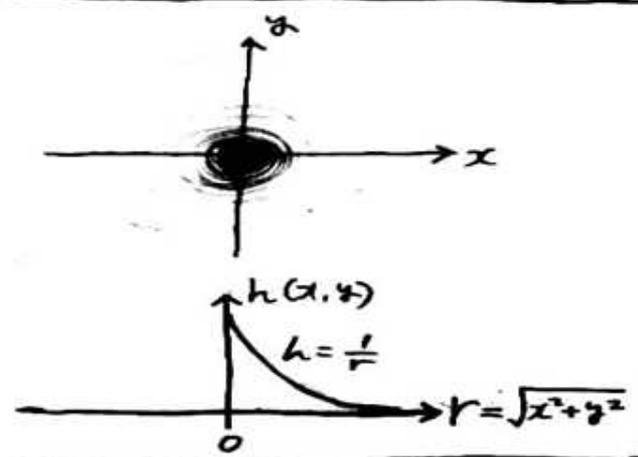
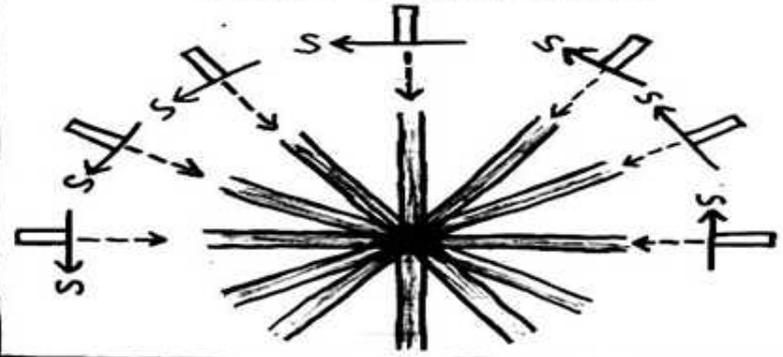
Electro-Myogram  
CT

腕を動かした場合の、腕の筋肉の活動性を断層画像で観察できる。

# ⑤ Back Projection



Back Projection



$x$ や $y$ 平面上の1点  $g(x, y)$  の透視データ  $P_\theta(s)$  (Projection) を  $\theta = 0 \sim \pi$  の範囲で求める。

次に  $P_\theta(s)$  を重ね合わせて画像の再構成を行なう (Back Projection)

得られる画像  $h(s, \theta)$  は

$$h(s, \theta) = \sum P_\theta(s) \Delta\theta$$

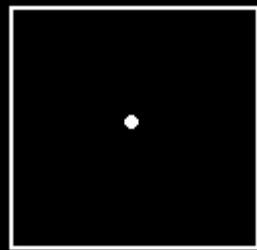
$$= \int_0^\pi P_\theta(s) d\theta$$

$h(s, \theta)$  は中心部ほど重ね合わせ回数が多くなり、中心から遠ざかるほど少なくなると、元の点の像には戻らず、点の存在した位置からの距離に反比例した濃度分布の像をつくる。

重ね合わせの点像分布関数  $h(x, y)$  は

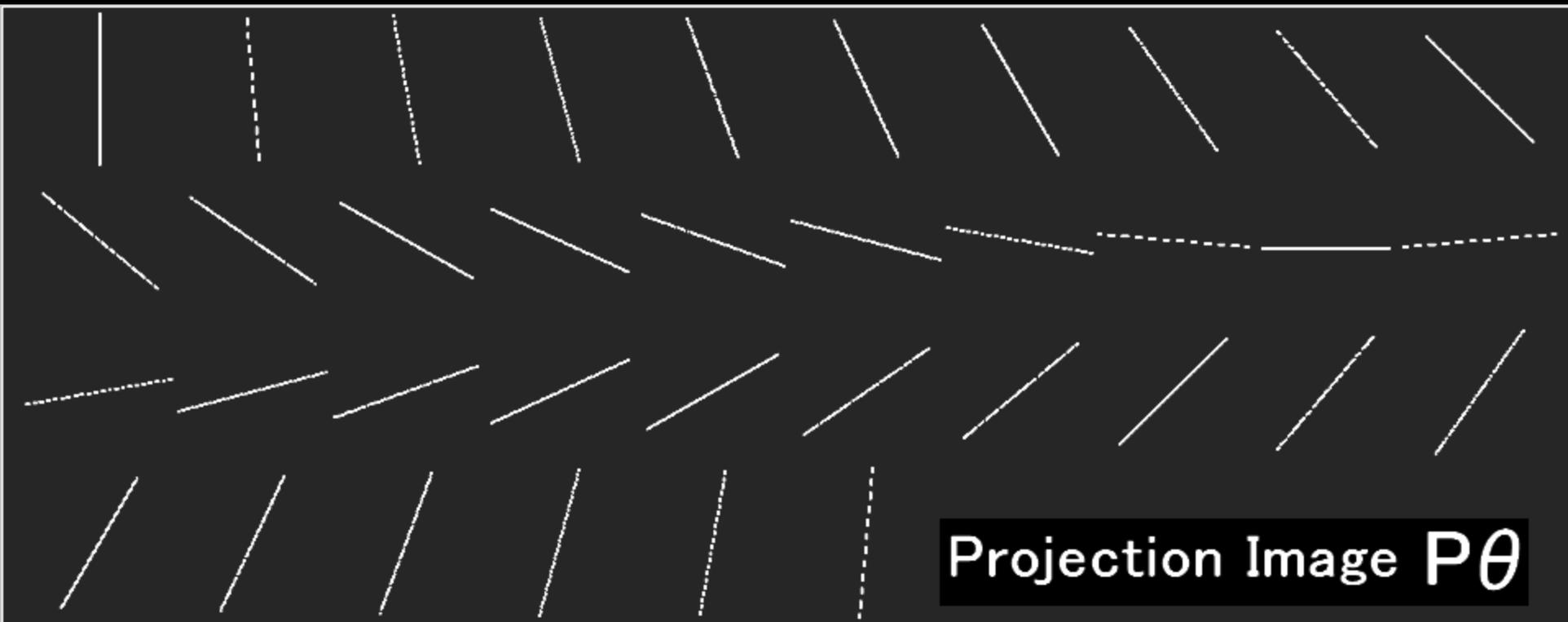
$$h(x, y) = \frac{1}{r} = \frac{1}{\sqrt{x^2 + y^2}}$$

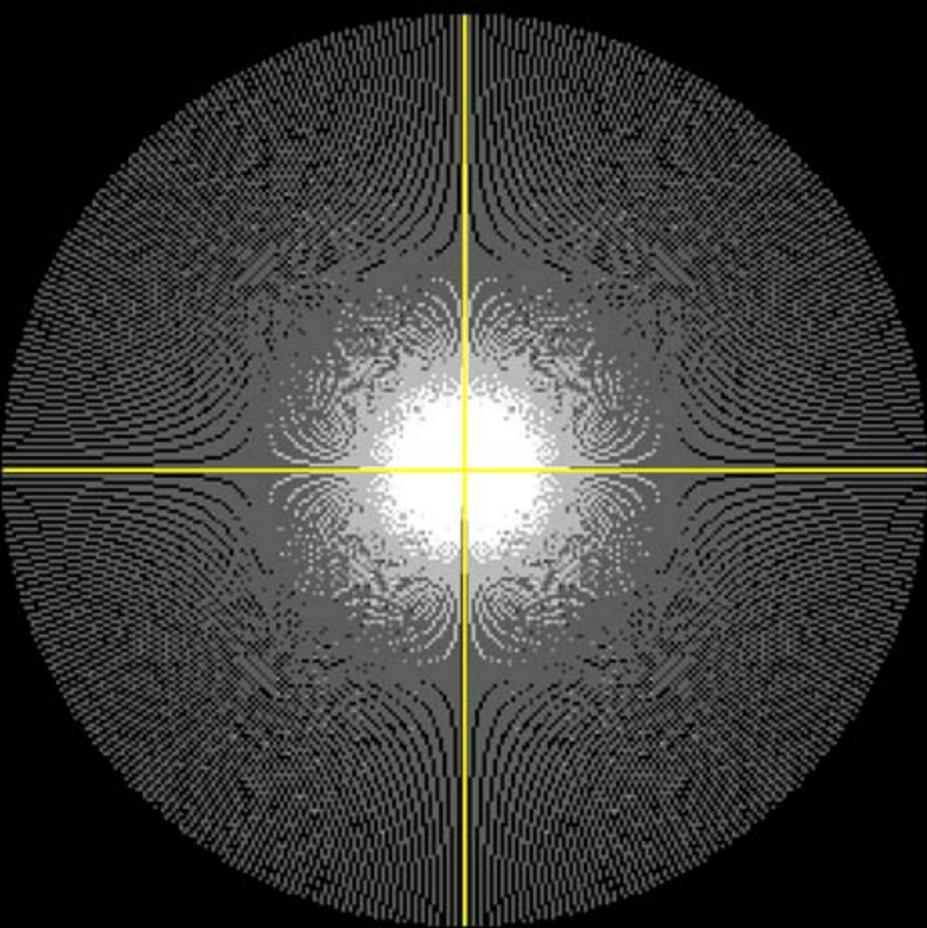
画像中心の1画素だけに画素値を与え、  
他を0に設定した2次元画像を作成。



その像を180度方向から横から透視したと想定した  
像  $P\theta$  を作成(1度ごと 合計180枚の線状画像)。

(スライドでは5度ごとの画像を表示)





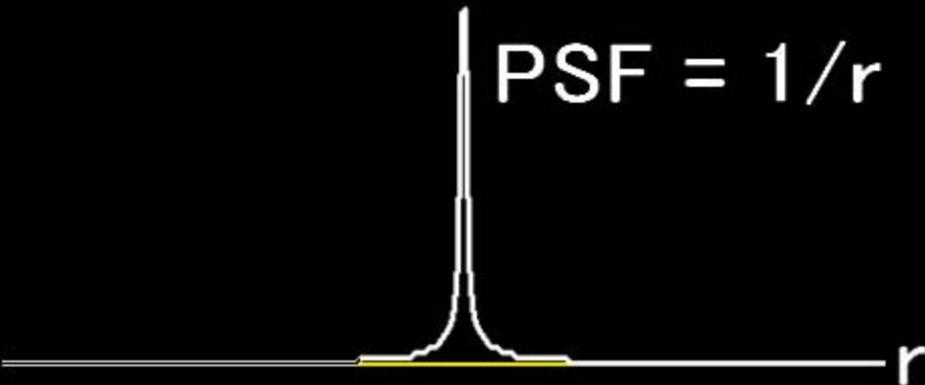
180枚の線状画像  $P\theta$   
を重ね合わせると、  
広がりをもつ分布が  
得られる。

単純な方法では、  
断層面内の点像は、  
点にもどれない。  
画素値が広がってしまう。

$$\text{PSF} = 1/r$$

点広がり関数 PSF  
(Point Spread Function)

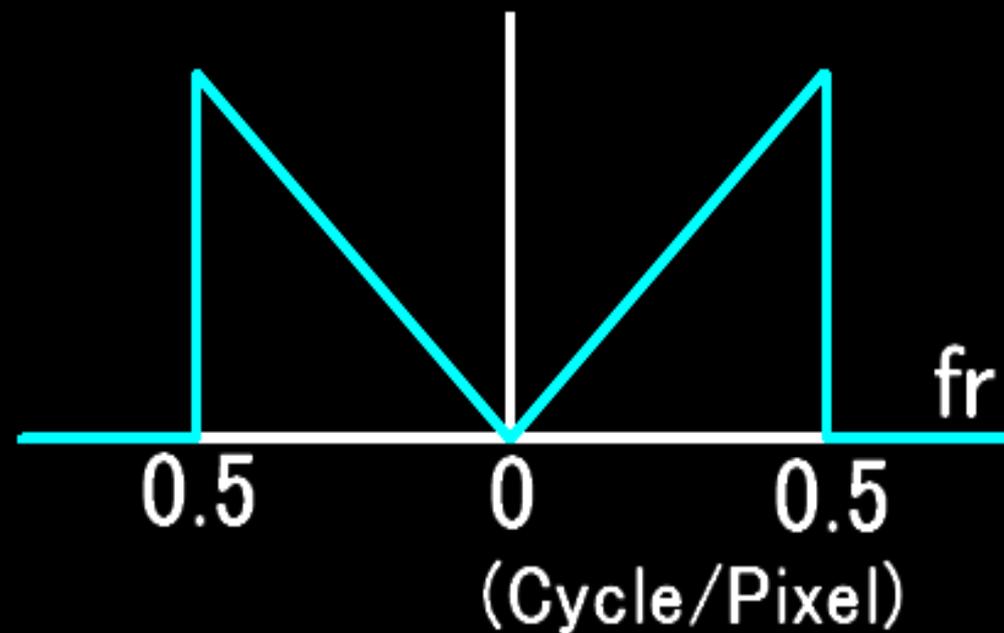
$$\text{PSF} = 1/r$$



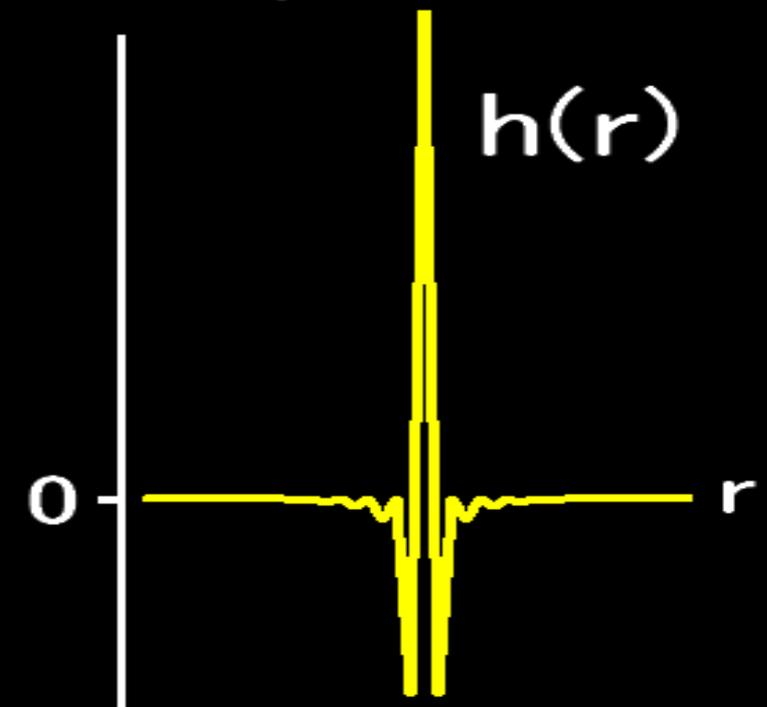
周波数空間 RL フィルタ  $f_r$  を  
1次元逆フーリエ変換して、  
実空間 RL フィルタ  $h$  を作成。

このフィルタ  $h$  を使うと (畳み込むと)、  
ぼやけた点像が、もとの はっきりした点にもどる。

Frequency Space RL filter

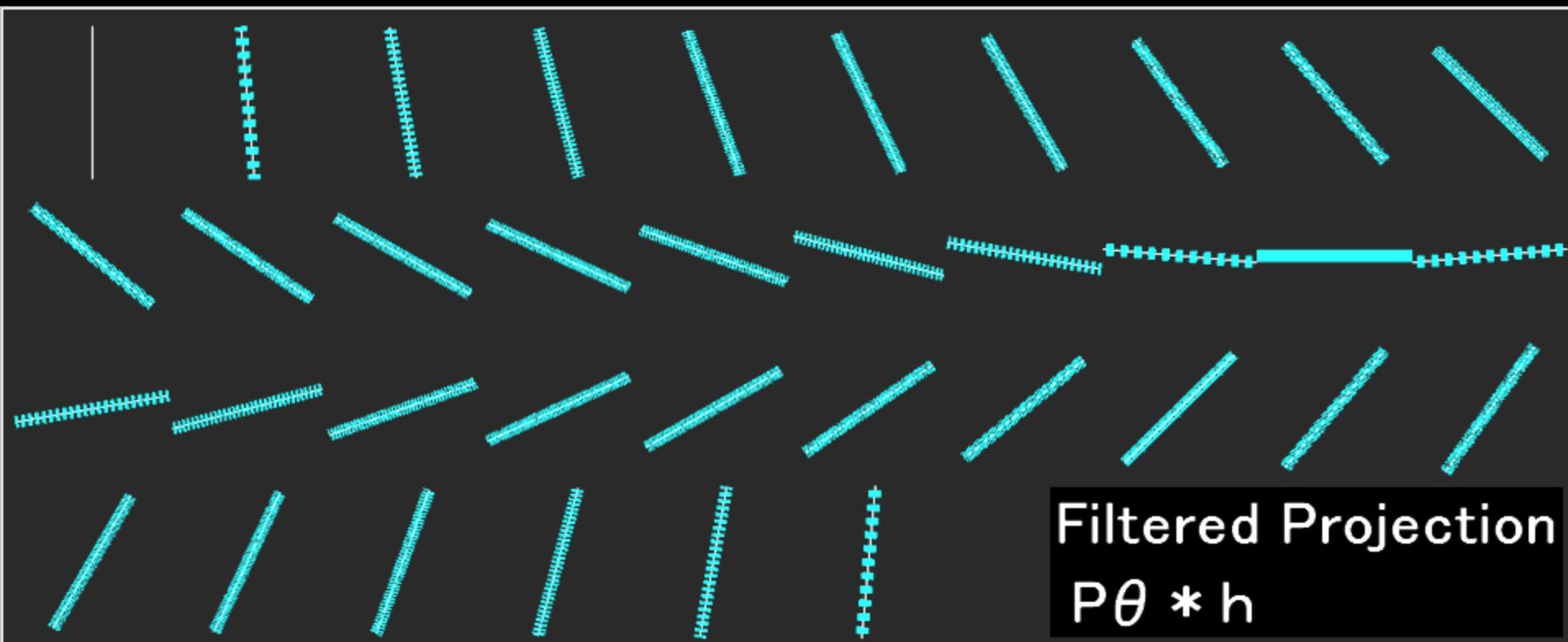


Real Space RL filter



180枚の線状画像  $P\theta$  に、  
実空間 Ramp (RL) filter  $h$  を畳み込む  
( $P\theta * h$ )。

(青く表示された画素はマイナスの値)

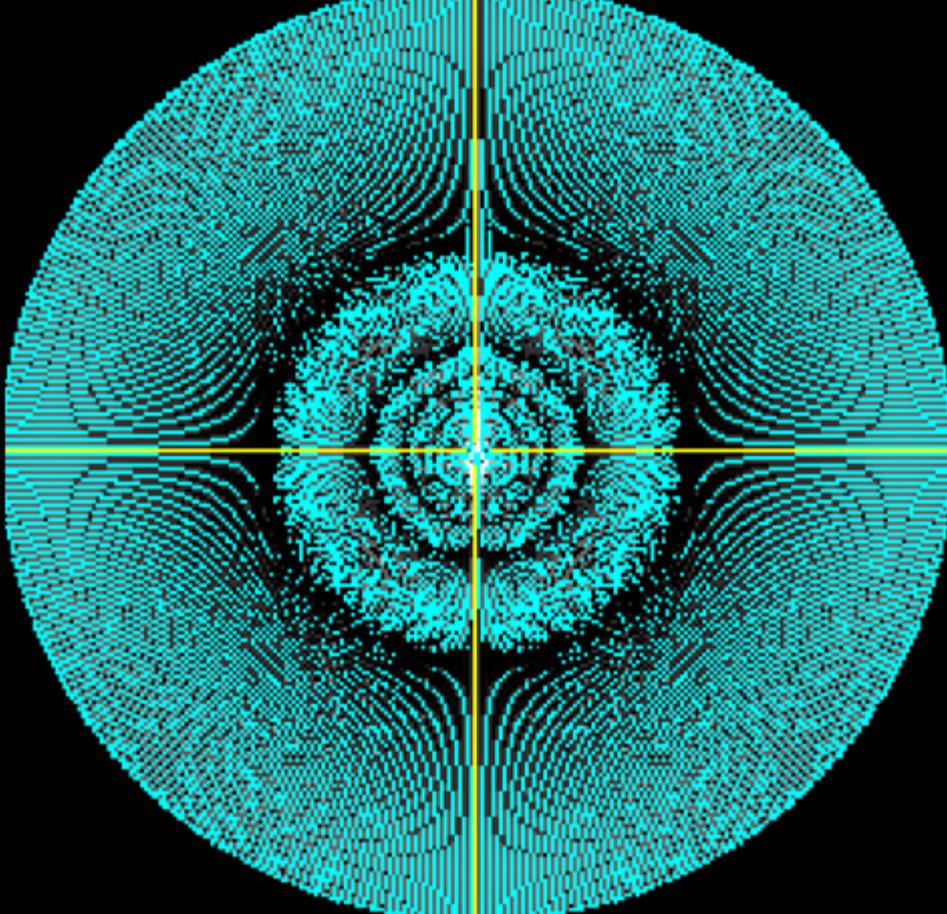


180枚の線状画像に  
RL filter  $h$  を畳み込み  
 $P\theta * h$  を作成し、

これらを重ね合わせると、  
広がりが消失し、  
1点の分布に戻る。

(青は マイナスの画素値)

$PSF * h(r)$  は 点に戻る



Filtered PSF

$1/r * h(r)$

$r$

Windowsで動くプログラムをホームページにアップロードしました。

PSF.zip、 CT.zip、 PET.zip

興味のある人は動かして、画像再構成の過程を確認して下さい。

RAMP関数の働きを確認する PSF.exe

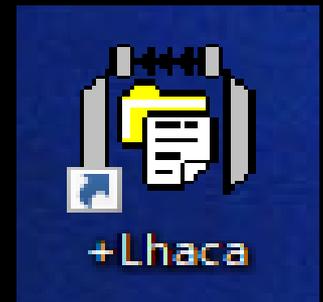
PAMP関数の実空間上の逆フーリエ変換データ RealRAMP256.txt

CTの畳込み再構成法を確認する CT.exe

CTのプロジェクトンデータ CTprojection

Zip解凍ソフト Lhaca で解凍し、プログラムの動作を確認してください。

(解凍ソフトLhacaをインストールして、  
デスクトップのLhacaのアイコン上へ、  
解凍したいzipファイルをドロップダウンする。)



ホームページ添付したプログラムの zip ファイルが解凍できない場合は、7-Zip などの別の解凍ツールをダウンロードして解凍して下さい。

PSF.exe、CT.exe などの exeファイルが動作しない場合

ウィルスチェックソフトがブロックしました、という画面が途中で出たら許可して作動させて下さい。

それでも exeファイルが作動しない場合は、ホームページにアップロードしてあるMicrosoft Visual C++ 2008 Express Edition (MVC2008)を解凍して、autorun.exe にてインストールして下さい。

(\*\*がインストールされませんでした、などの不完全インストールの警告が出てもOK。) CT.proj、PSF.proj などプロジェクトファイルをダブルクリックするとMVC2008が起動しCプログラムコードが参照できます。緑三角ボタンをクリックするとプログラムが起動します。

プログラム **PSF.exe** (Point Spread Function)  
フォルダ PSF 内の **PSF.exe** をダブルクリック。

```
Point Spread Function
PSF BackProjection
max count = 10.000000
min count = 0.000000
Select Reconstruction method
1: Simple BackProjection
2: Filtered BackProjection
2
Load Real space Filter
Real space filter =
C:\Users\Kato\Desktop\医用画像機器工学実
OK ? (yes; enter, no; n )
Disp Filtered Pth * Filter
maxp count = 76308.327148
minp count = -8226.914328
Disp FBP Process?
(yes:enter, no:n)
HU Center = |
```

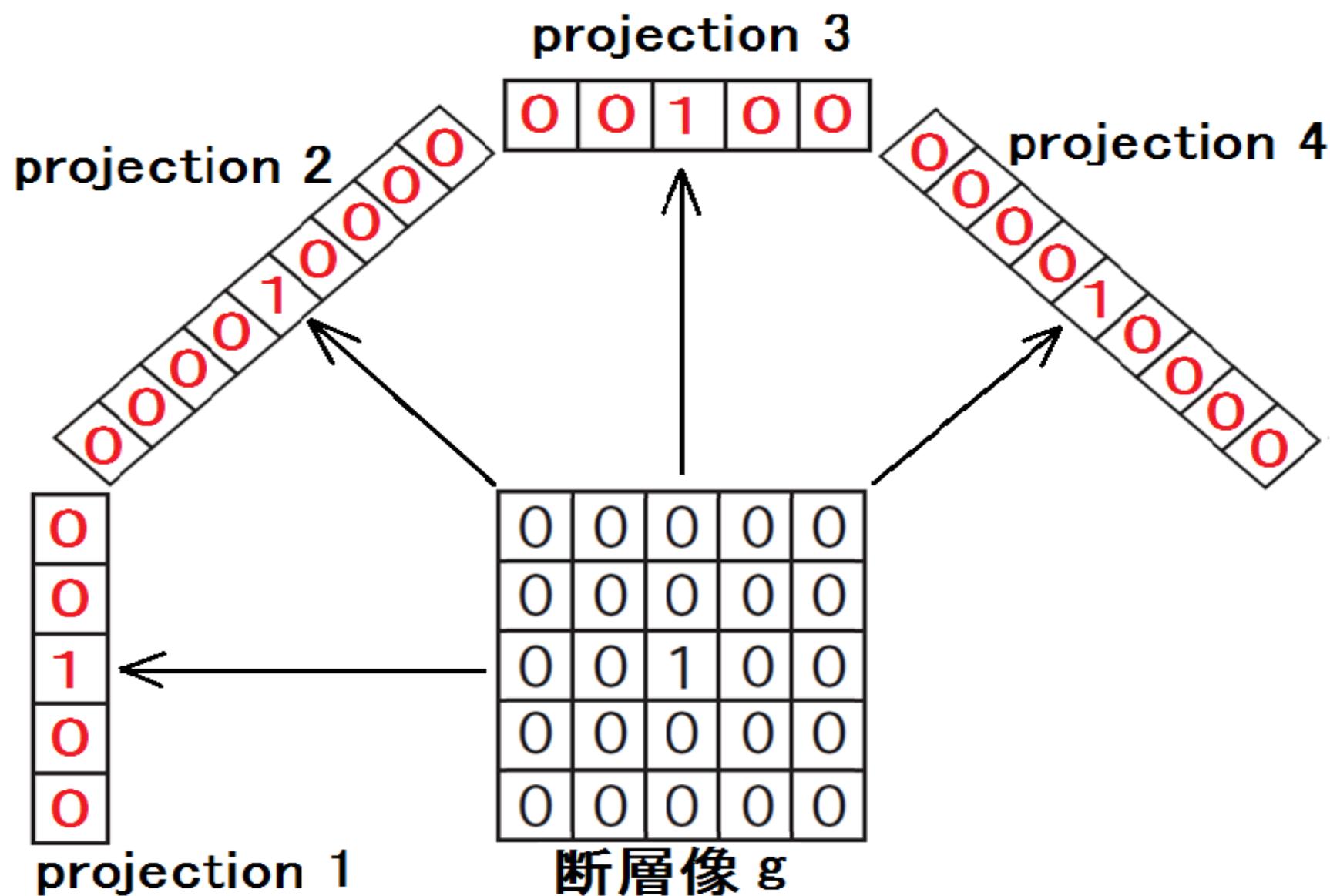
このテキストウィンドウ内を  
クリックしてから **1**を入力して  
**Simple back projection**を実行。

次にプログラム **PSF.exe** を  
終了、再度実行。**2**を入力して  
**Filtered backprojection**を実行。

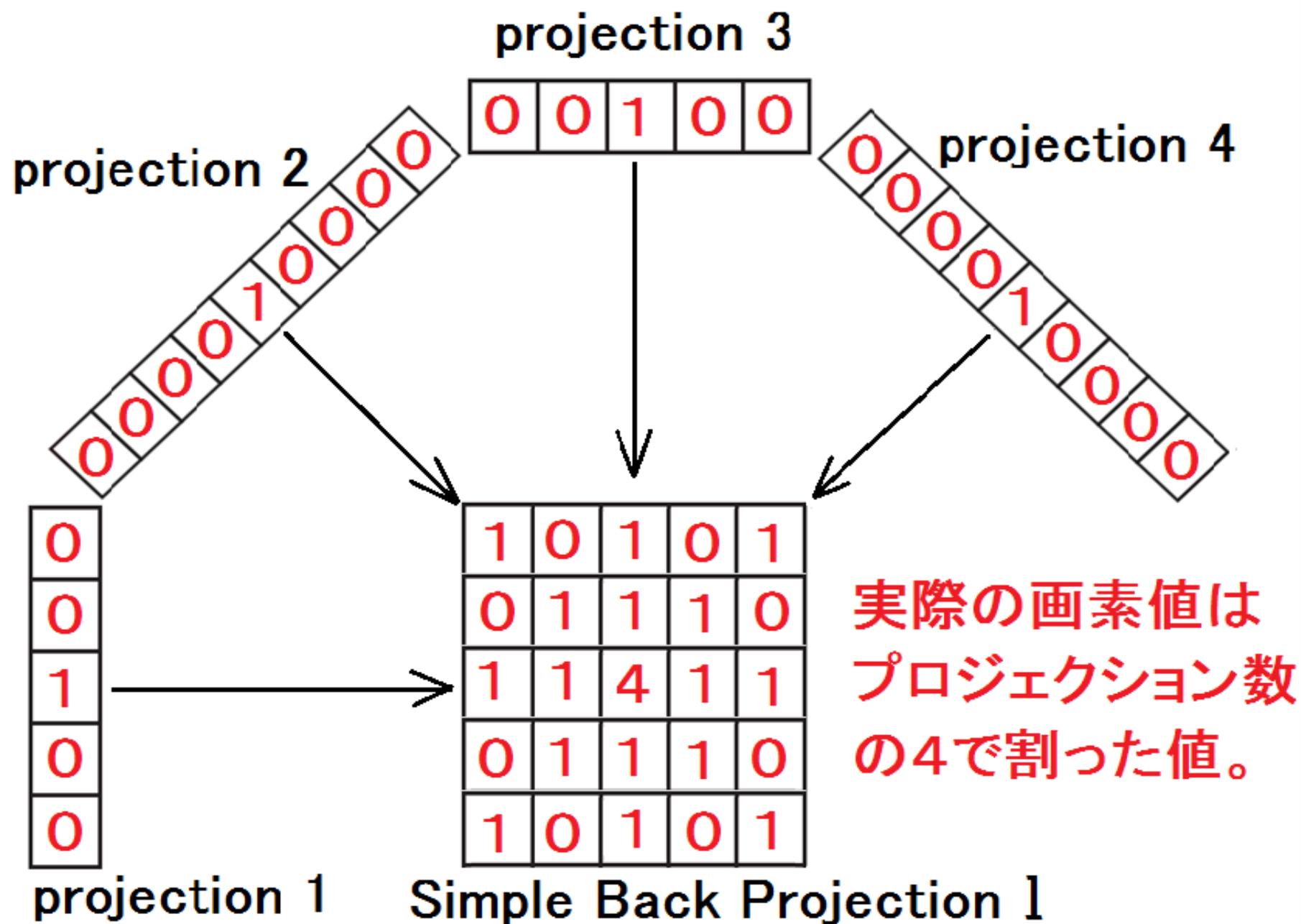
選択する再構成フィルタは、  
(real space filter は)  
フォルダ PSF 内にある  
**RealRAMP256.txt** を選択。

Disp FBP Process? と出たら  
Enterキーを押す。

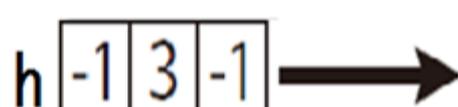
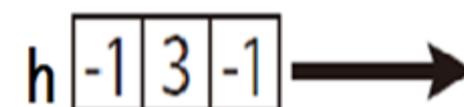
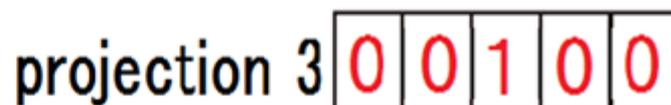
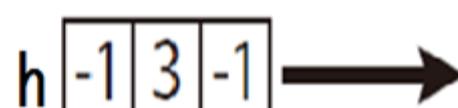
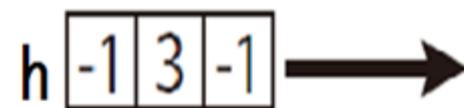
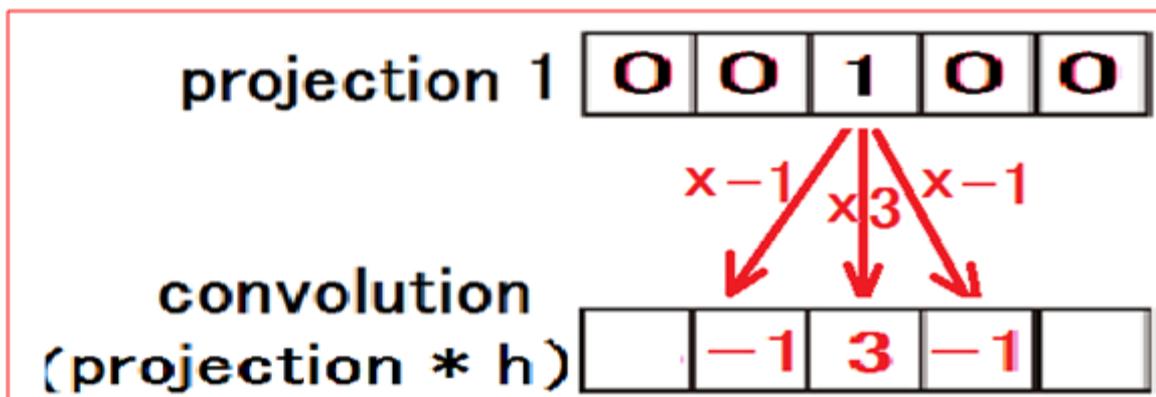
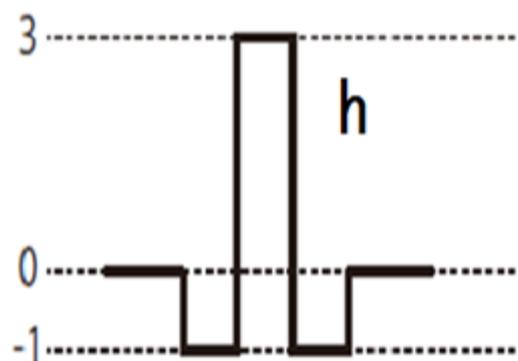
- ① 断層像  $g$  の 4 方向からの  
投影データ (projection) を求める。



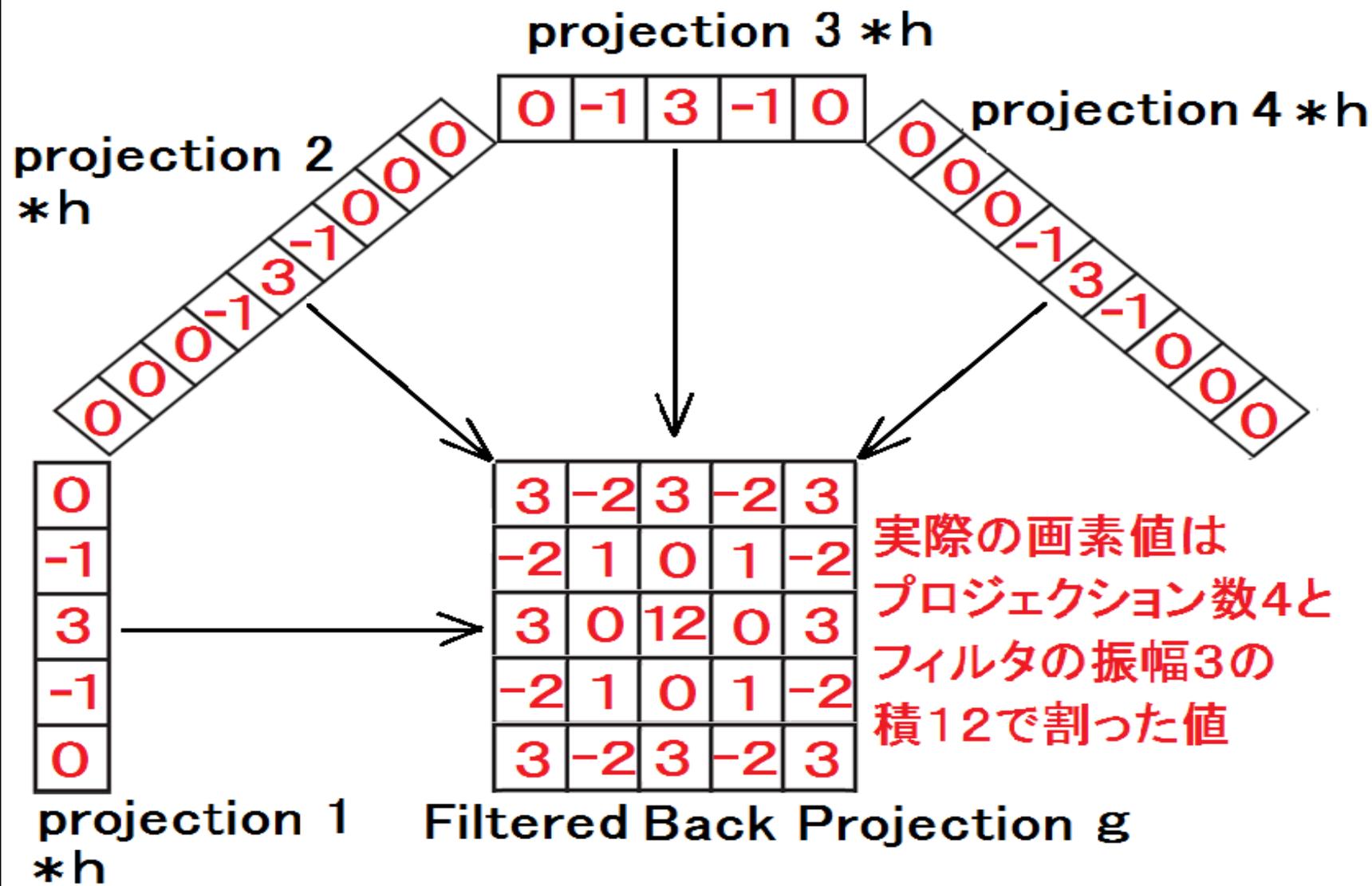
## ② 単純重ね合わせ Simple Back Projection



### ③ 実空間フィルタ畳込み処理 $\text{projection} * h$



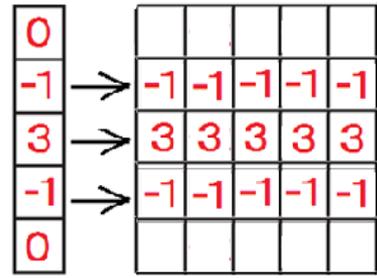
# ④ フィルタ重畳重ね合わせ Filtered Back Projection



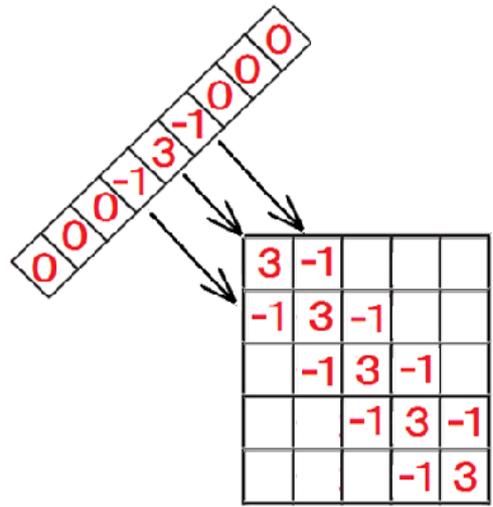
単純重ね合わせの場合よりも、中心の点の画素が明瞭になっていることを理解して下さい。

# Back projection 像の算出法

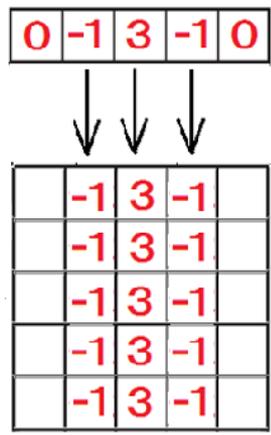
projection 1 \* h の back projection



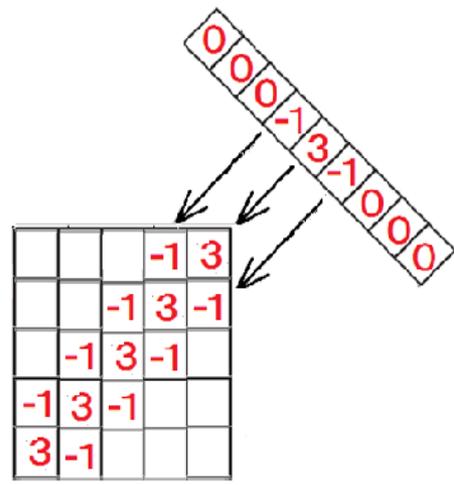
projection 2 \* h の back projection



projection 3 \* h の back projection



projection 4 \* h の back projection

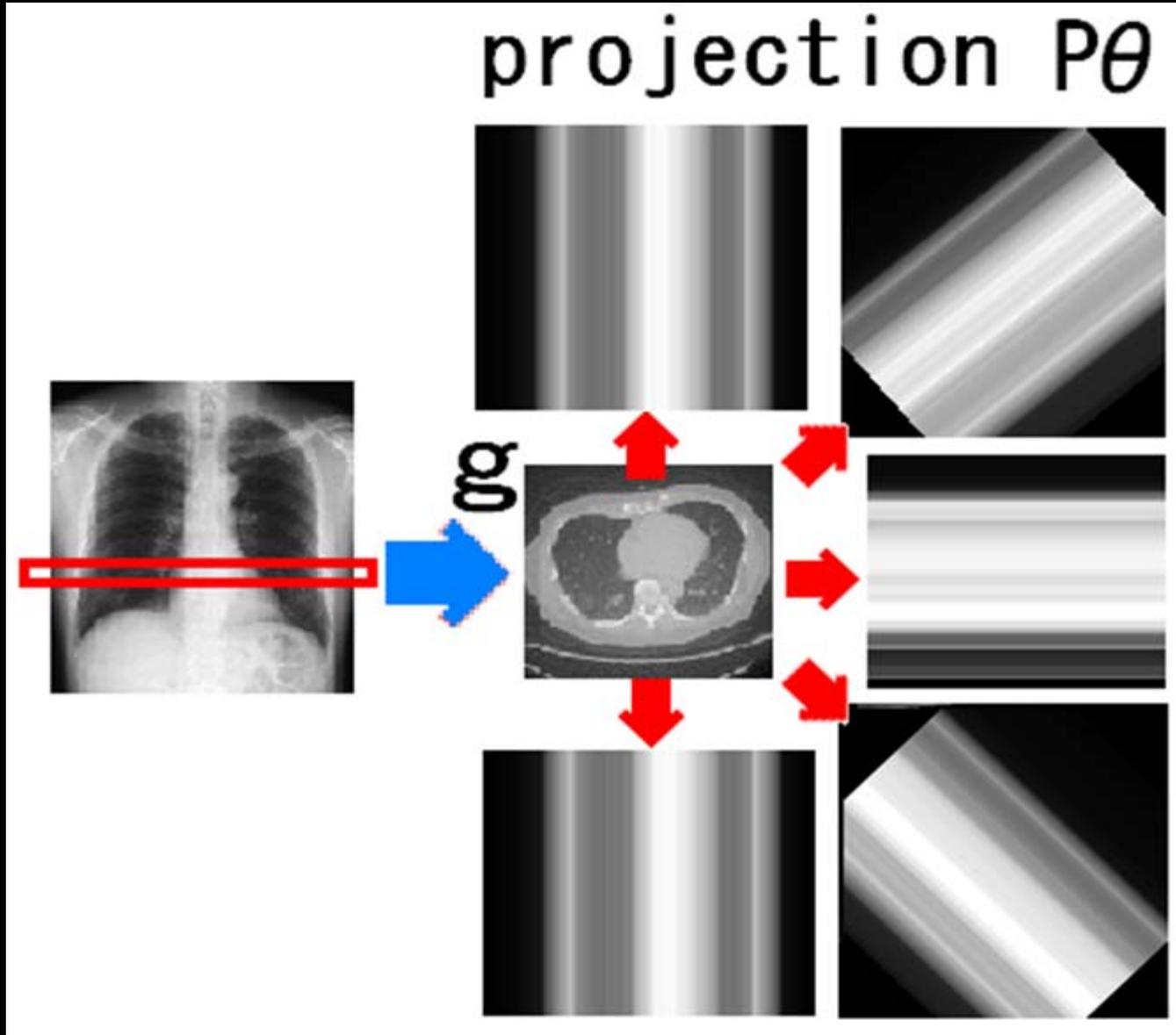


projection 1~4 \* h の back projection の行列加算を行う。

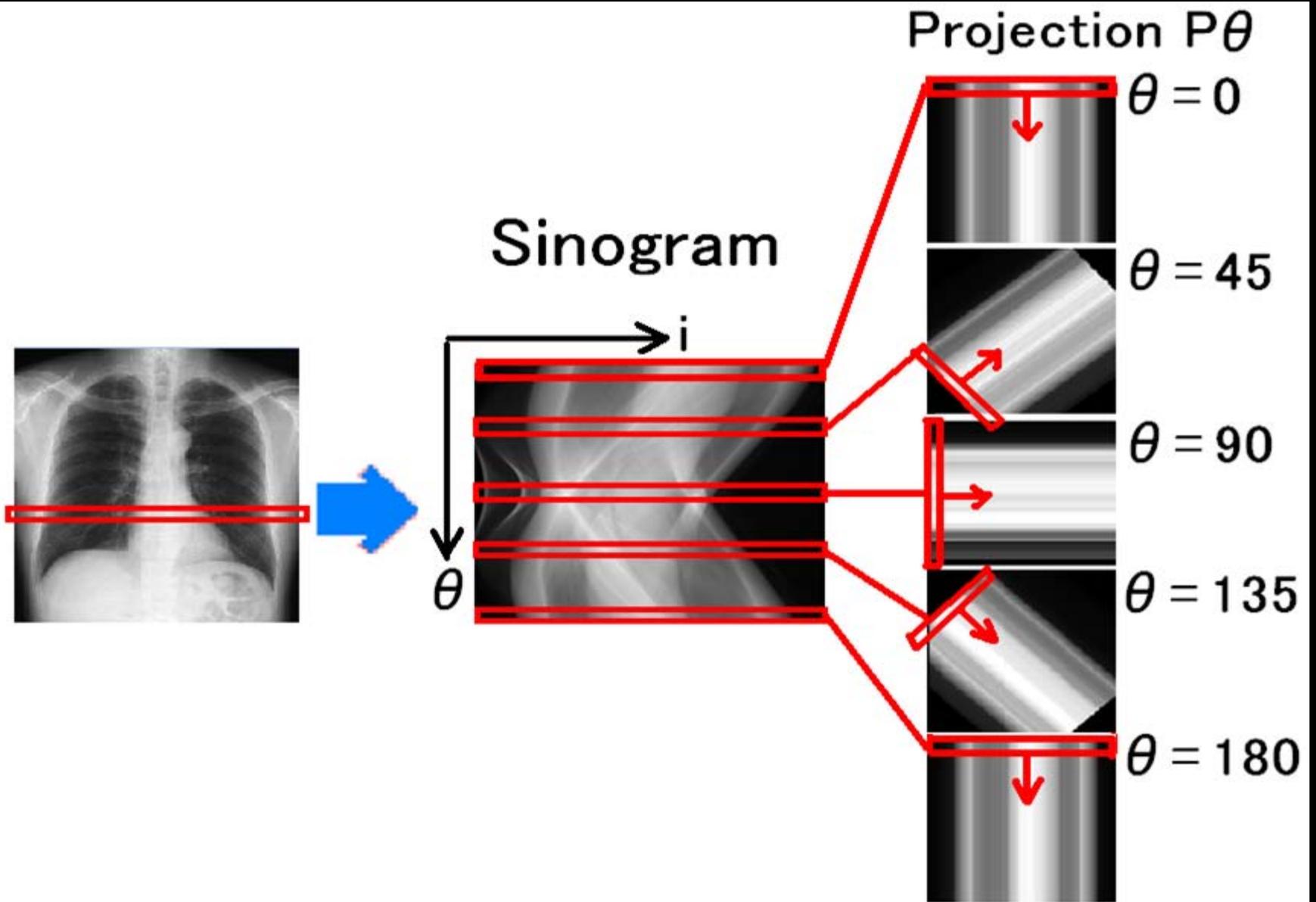
<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr> <tr><td>3</td><td>3</td><td>3</td><td>3</td><td>3</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td></tr> </table>						-1	-1	-1	-1	-1	3	3	3	3	3	-1	-1	-1	-1	-1						+	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td> </td><td>3</td><td>-1</td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td><td> </td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td></tr> </table>		3	-1					-1	3	-1							-1	3	-1						-1	3	-1						-1	3	-1						-1	3	+	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td><td> </td><td> </td></tr> </table>			-1	3	-1					-1	3	-1					-1	3	-1					-1	3	-1					-1	3	-1					-1	3	-1			+	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td><td> </td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td><td> </td></tr> <tr><td> </td><td> </td><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td>-1</td><td>3</td><td>-1</td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td>3</td><td>-1</td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td><td> </td></tr> </table>					-1	3					-1	3	-1				-1	3	-1			-1	3	-1					3	-1						=	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td> </td><td>3</td><td>-2</td><td>3</td><td>-2</td><td>3</td><td> </td></tr> <tr><td>-2</td><td>1</td><td>0</td><td>1</td><td>-2</td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td>3</td><td>0</td><td>12</td><td>0</td><td>3</td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td>-2</td><td>1</td><td>0</td><td>1</td><td>-2</td><td> </td><td> </td></tr> <tr><td>3</td><td>-2</td><td>3</td><td>-2</td><td>3</td><td> </td><td> </td></tr> </table>		3	-2	3	-2	3		-2	1	0	1	-2			3	0	12	0	3			-2	1	0	1	-2			3	-2	3	-2	3		
-1	-1	-1	-1	-1																																																																																																																																																																																							
3	3	3	3	3																																																																																																																																																																																							
-1	-1	-1	-1	-1																																																																																																																																																																																							
	3	-1																																																																																																																																																																																									
-1	3	-1																																																																																																																																																																																									
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
			-1	3	-1																																																																																																																																																																																						
				-1	3	-1																																																																																																																																																																																					
					-1	3																																																																																																																																																																																					
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
				-1	3																																																																																																																																																																																						
			-1	3	-1																																																																																																																																																																																						
		-1	3	-1																																																																																																																																																																																							
-1	3	-1																																																																																																																																																																																									
3	-1																																																																																																																																																																																										
	3	-2	3	-2	3																																																																																																																																																																																						
-2	1	0	1	-2																																																																																																																																																																																							
3	0	12	0	3																																																																																																																																																																																							
-2	1	0	1	-2																																																																																																																																																																																							
3	-2	3	-2	3																																																																																																																																																																																							

Filtered Back Projection g

求めたい正確な断層像  $g$  を算出するために、  
多方向の角度  $\theta$  から2次元透視像  $P\theta$  を測定。

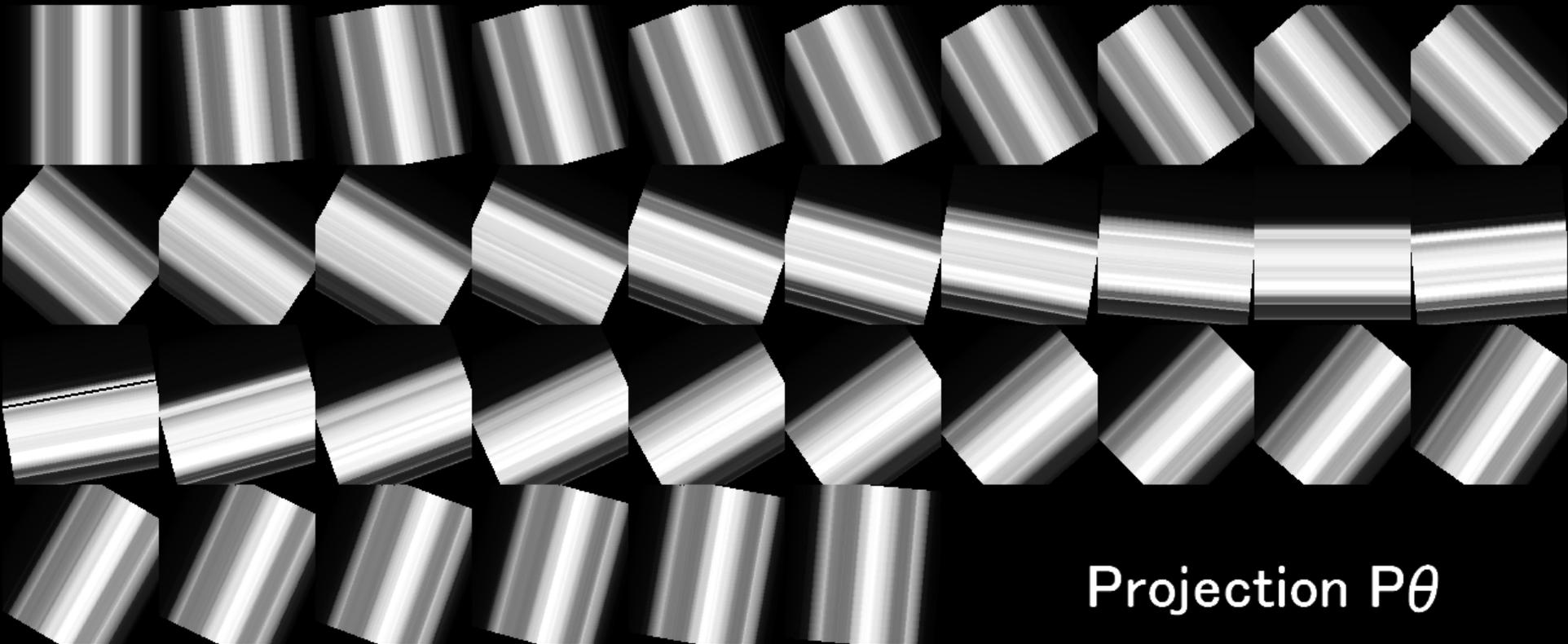


2次元透視像  $P\theta$  は、サイノグラムの各行  $\theta$  の  
1次元データを 2次元に引き伸ばした画像。



例として胸部の1断面のサイノグラムから  
180度方向から横から透視したと想定した像  $P\theta$  を  
作成(1度ごと、合計180枚の2次元透視画像)。

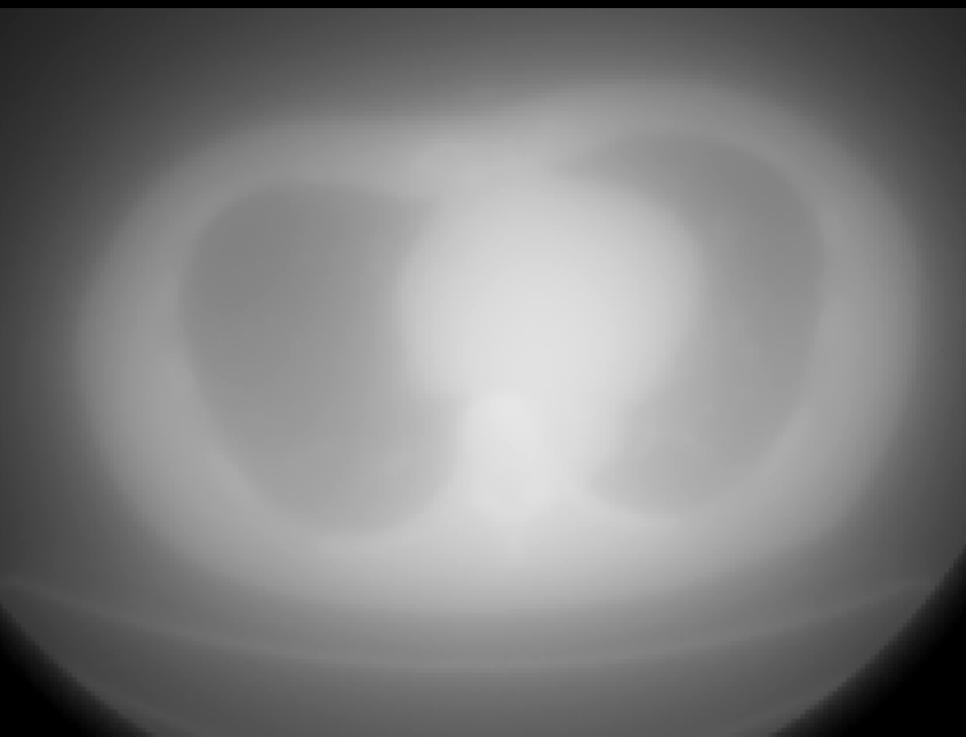
(スライドでは5度ごとの画像を表示)



180度方向から透視した像  $P\theta$  を重ね合わせるとぼけて画像中心の値が持ち上がった像  $I$  を得る。正確な断層像  $g$  と  $I$  の関係式は、

$$I = g * h \quad (I, g \text{ は、それぞれ2次元行列(画像)})$$

正確な断層像  $g$  に点広がり関数  $h$  が畳み込まれぼやけた断層像  $I$  が算出される、と考える。



# 単純重ね合わせ再構成法 Simple Back Projection

収集された各々の角度に傾いた2次元透視画像 ( $P_{\theta}$ ) を全部単純に重ねると再構成画像ができる。  
(回転中心近傍の値が盛り上がった不正確な画像。)

スライス  $j$  におけるサイノグラムを求める。  
サイノグラムの各スライスの1次元配列は、各々の角度から収集されたデータ。

サイノグラムの各スライスの1次元配列から、収集された各々の角度に傾いた2次元透視画像  $P_{\theta}$  を作成する。  
 $P_{\theta}$  を単純に重ね合わせた画像を  $I$  とすると

$$I = \int P_{\theta} d\theta \quad (\text{Simple back projection})$$

$I$  は、回転中心部ほど重ね合せ回数が多くなり、中心から距離が遠いほどカウントの低い像になる。

回転中心からの距離  $r$  に反比例した濃度に補正するフィルタ

$1/r$  を正確な断層像  $g$  に畳み込んだ像が  $l$  である。

式で表現すると  $l = g * (1/r)$  となる。

$l$ 、 $g$ 、 $1/r$  のフーリエ変換を  $L$ 、 $G$ 、 $F(1/r)$  と表現すると、畳み込みの定理より

$L = G \cdot F(1/r)$  となる。

2次元フーリエ変換の公式の極座標表現を用いると、

(  $f$   $r$  は周波数空間上の原点からの距離 )

$F(1/r) =$

$\int \int (1/r) \exp(-j(2\pi r f r)) r dr d\theta = 1/f r$

これより  $L = G / f r$  なので  $G = L \cdot f r$

この式を逆フーリエ変換して  $g = l * h$

(  $h$  は  $f r$  の逆フーリエ変換。  $h = \text{RAMP}$  フィルタ (RL フィルタ) )

この式に、 $I = \int P\theta \, d\theta$  を代入すると、

$$g = \int P\theta \, d\theta * h$$

$$g = \int (P\theta * h) \, d\theta \quad (h \text{ は } \theta \text{ と独立した値なので交換可})$$

$$g = \int \overline{P\theta} \, d\theta \quad ( \overline{P\theta} = P\theta * h ) \quad \text{FBPの式}$$

$P\theta$  に 実空間フィルタ  $h$  (= frの逆フーリエ変換) を  
畳込めば、

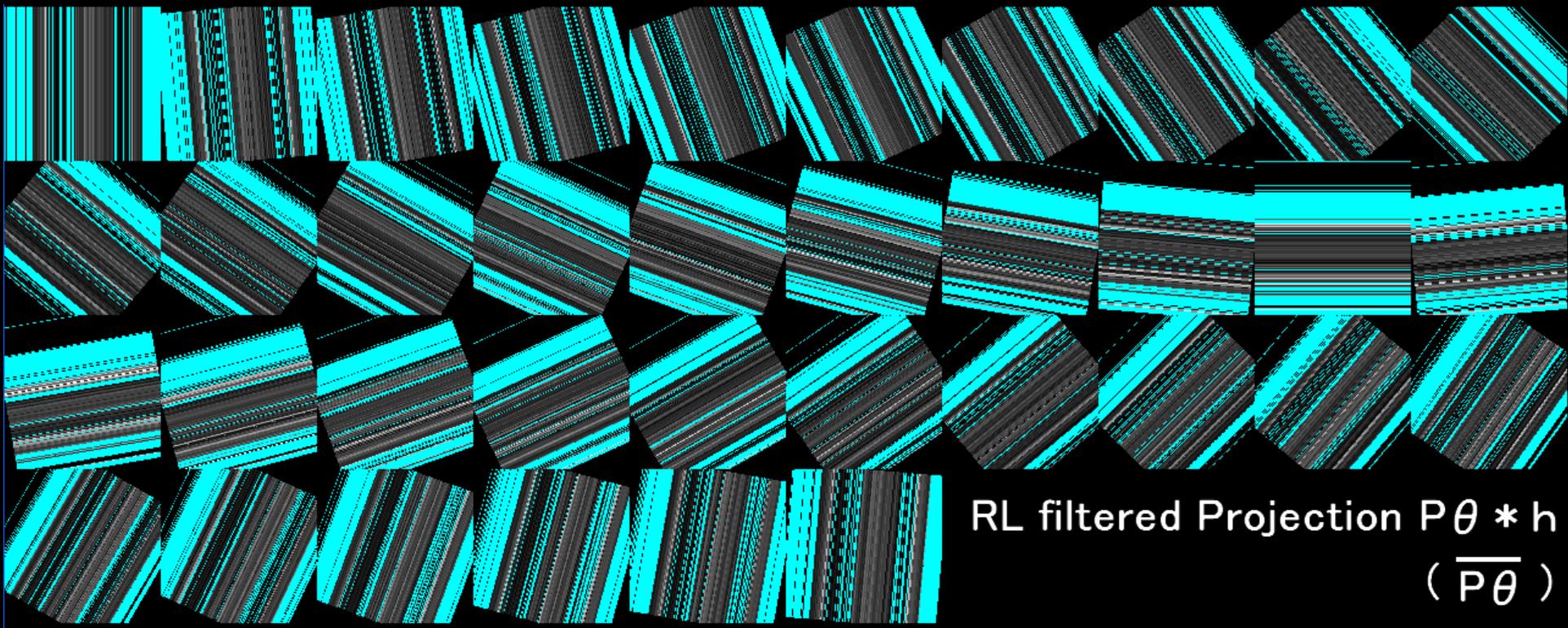
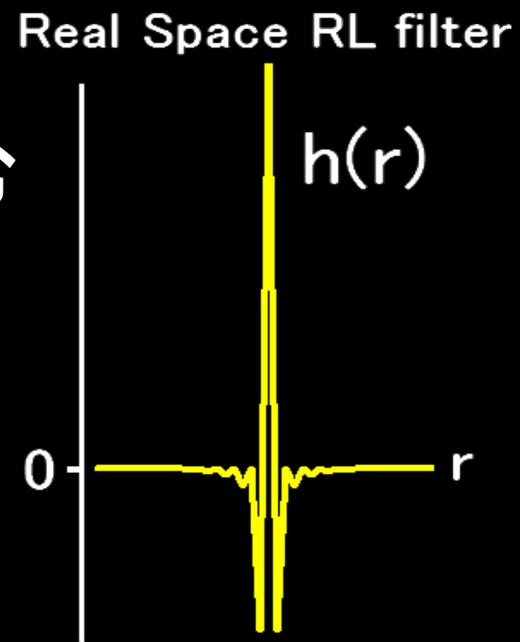
重ね合せると正確な断層像  $g$  になる

2次元透視画像  $\overline{P\theta}$  を算出できる。

これを **Filtered Back Projection (FBP)** という。

180枚の2次元透視画像  $P\theta$  に  
実空間 Ramp (RL) filter  $h$  を畳み込む  
(  $P\theta * h$  )。

(青く表示された画素はマイナス値)

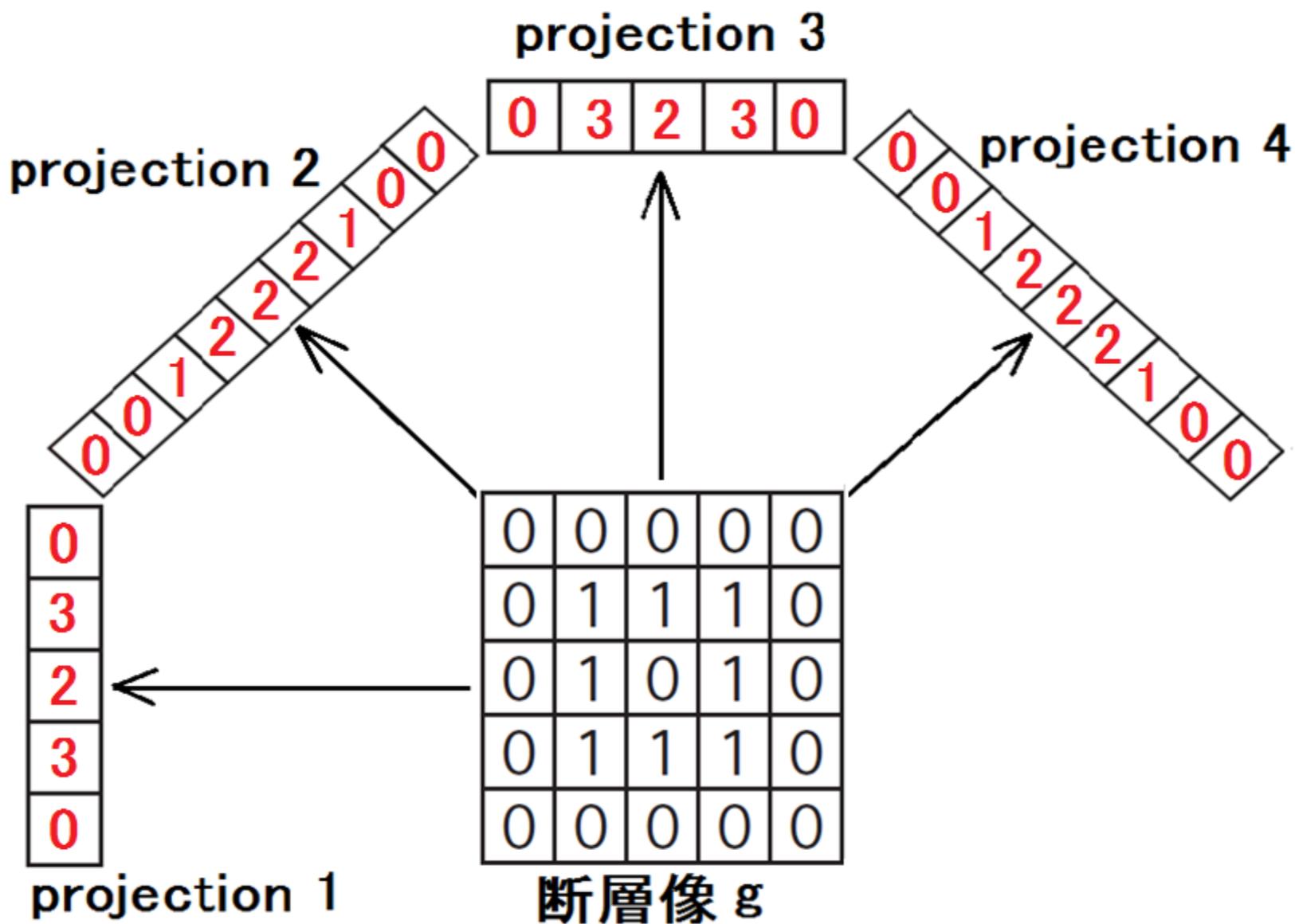


$P\theta * h$  を重ね合わせると 正確な断層像  $g$  になる。

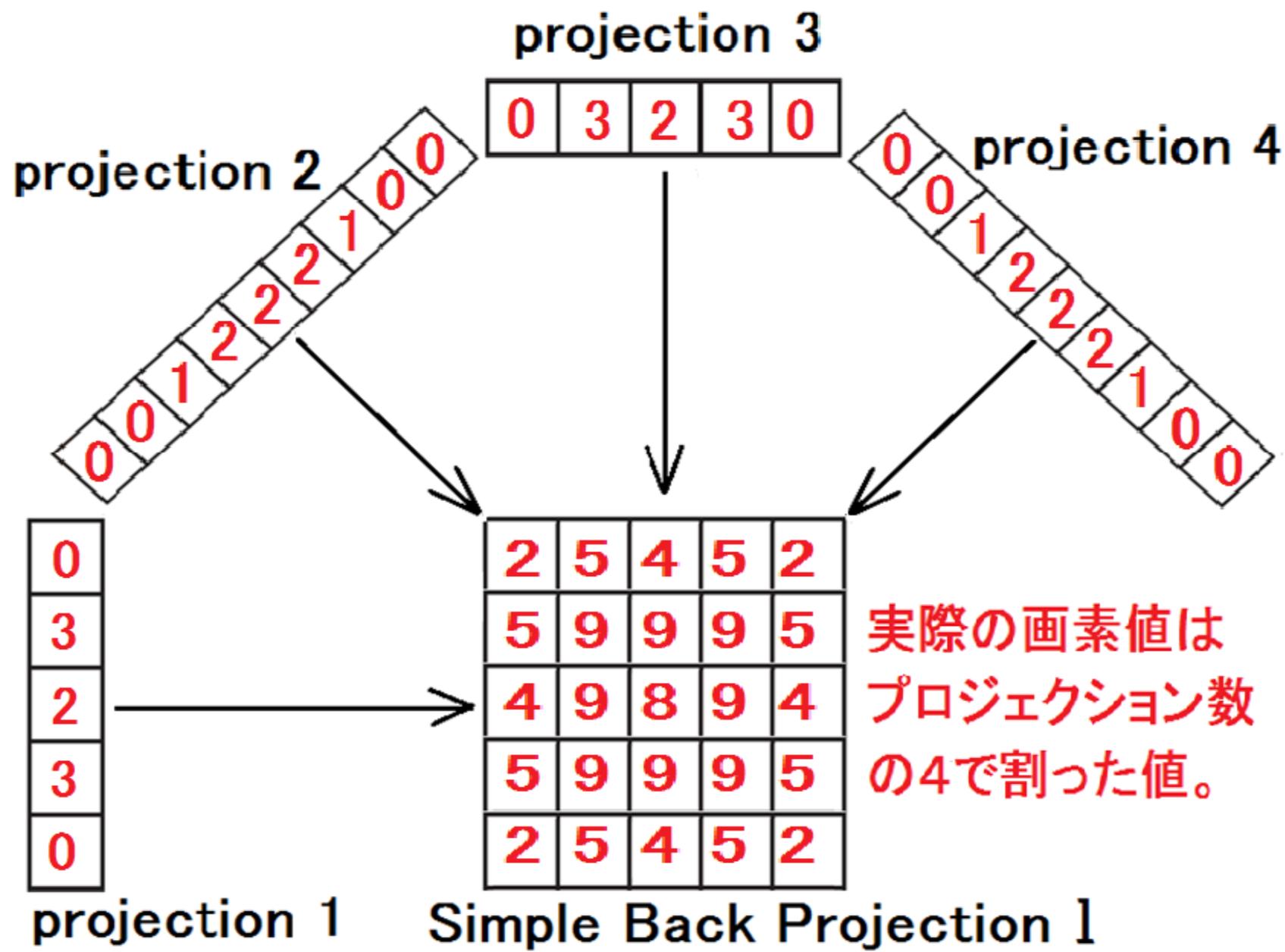
$$g = \int \overline{P\theta} d\theta \quad ( \overline{P\theta} = P\theta * h ) \quad \text{FBPの式}$$



① 断層像  $g$  の 4 方向からの  
投影データ (projection) を求める。



## ② 単純重ね合わせ Simple Back Projection



# 畳込み演算

## Convolution

プロジェクトン  
データに、

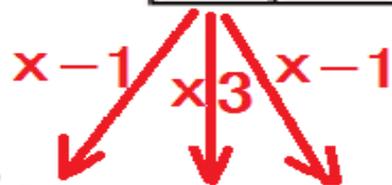
フィルタ関数

(-1, 3, -1)を

畳込む。

projection 1 

0	3	2	3	0
---	---	---	---	---

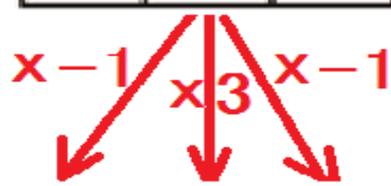


convolution  
(projection \* h) 

0	0			
---	---	--	--	--

projection 1 

0	3	2	3	0
---	---	---	---	---

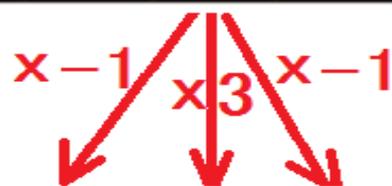


convolution  
(projection \* h) 

-3	9	-3		
----	---	----	--	--

projection 1 

0	3	2	3	0
---	---	---	---	---



convolution  
(projection \* h) 

	-2	6	-2	
--	----	---	----	--

projection 1 

0	3	2	3	0
---	---	---	---	---



convolution (projection \* h) 

0	0			
---	---	--	--	--

projection 1 

0	3	2	3	0
---	---	---	---	---



convolution (projection \* h) 

-3	9	-3		
----	---	----	--	--

-3	9	-3		
----	---	----	--	--

+

	-2	6	-2	
--	----	---	----	--

+

		-3	9	-3
--	--	----	---	----

=

-3	7	0	7	-3
----	---	---	---	----

convolution

projection 1 

0	3	2	3	0
---	---	---	---	---



convolution (projection \* h) 

	-2	6	-2	
--	----	---	----	--

projection 1 

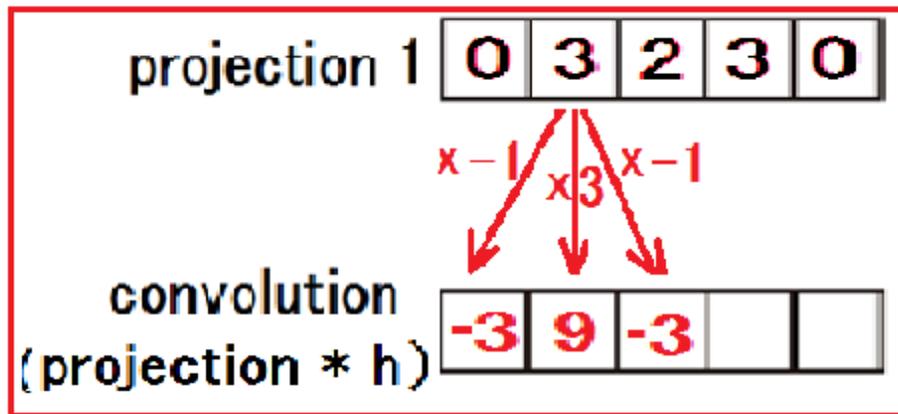
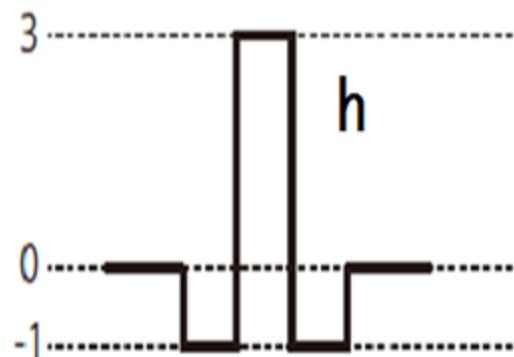
0	3	2	3	0
---	---	---	---	---



convolution (projection \* h) 

		-3	9	-3
--	--	----	---	----

### ③ 実空間フィルタ畳込み処理



$h$  [-1 | 3 | -1]  $\longrightarrow$

projection 1 [0 | 3 | 2 | 3 | 0]

convolution [-3 | 7 | 0 | 7 | -3]

$h$  [-1 | 3 | -1]  $\longrightarrow$

projection 3 [0 | 3 | 2 | 3 | 0]

convolution [-3 | 7 | 0 | 7 | -3]

$h$  [-1 | 3 | -1]  $\longrightarrow$

projection 2 [0 | 0 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 0 | 0]

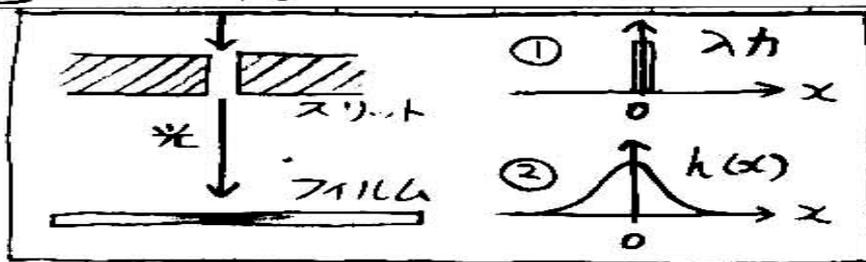
convolution [0 | -1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | -1 | 0]

$h$  [-1 | 3 | -1]  $\longrightarrow$

projection 4 [0 | 0 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 0 | 0]

convolution [0 | -1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | -1 | 0]

# 畳込みの定理 Convolution

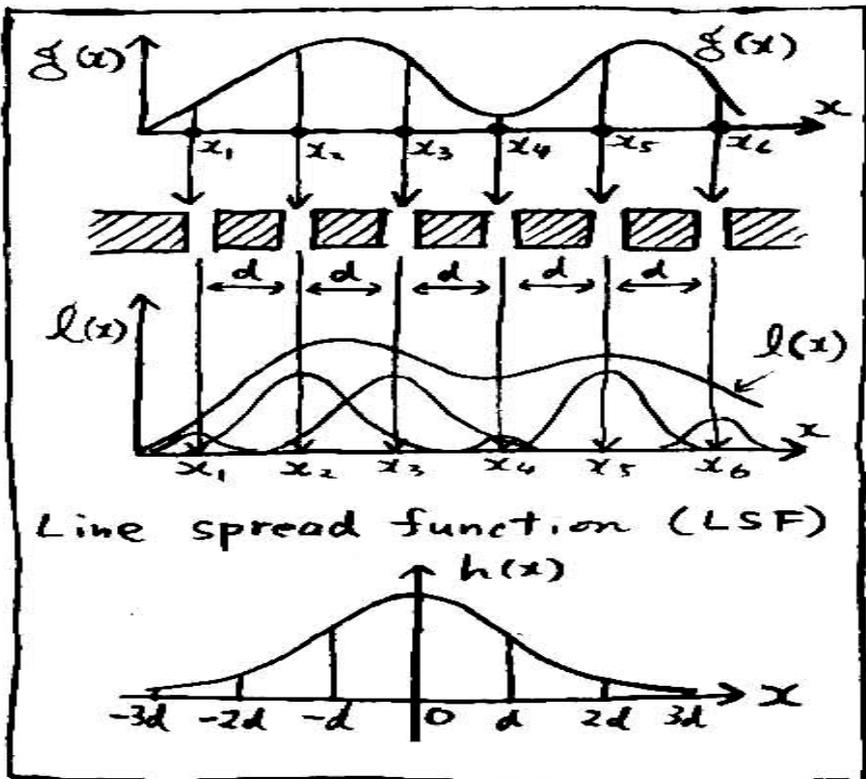


スリットを通したビーム ① がフィルム上で ② のような  $h(x)$  の濃度分布の像をつくらせる。

$x$  軸に沿って明るさが  $g(x)$  である線状の被写体を、間隔  $d$  のスリットを通してフィルムに写す。

フィルムの  $x_4$  の位置での濃度は

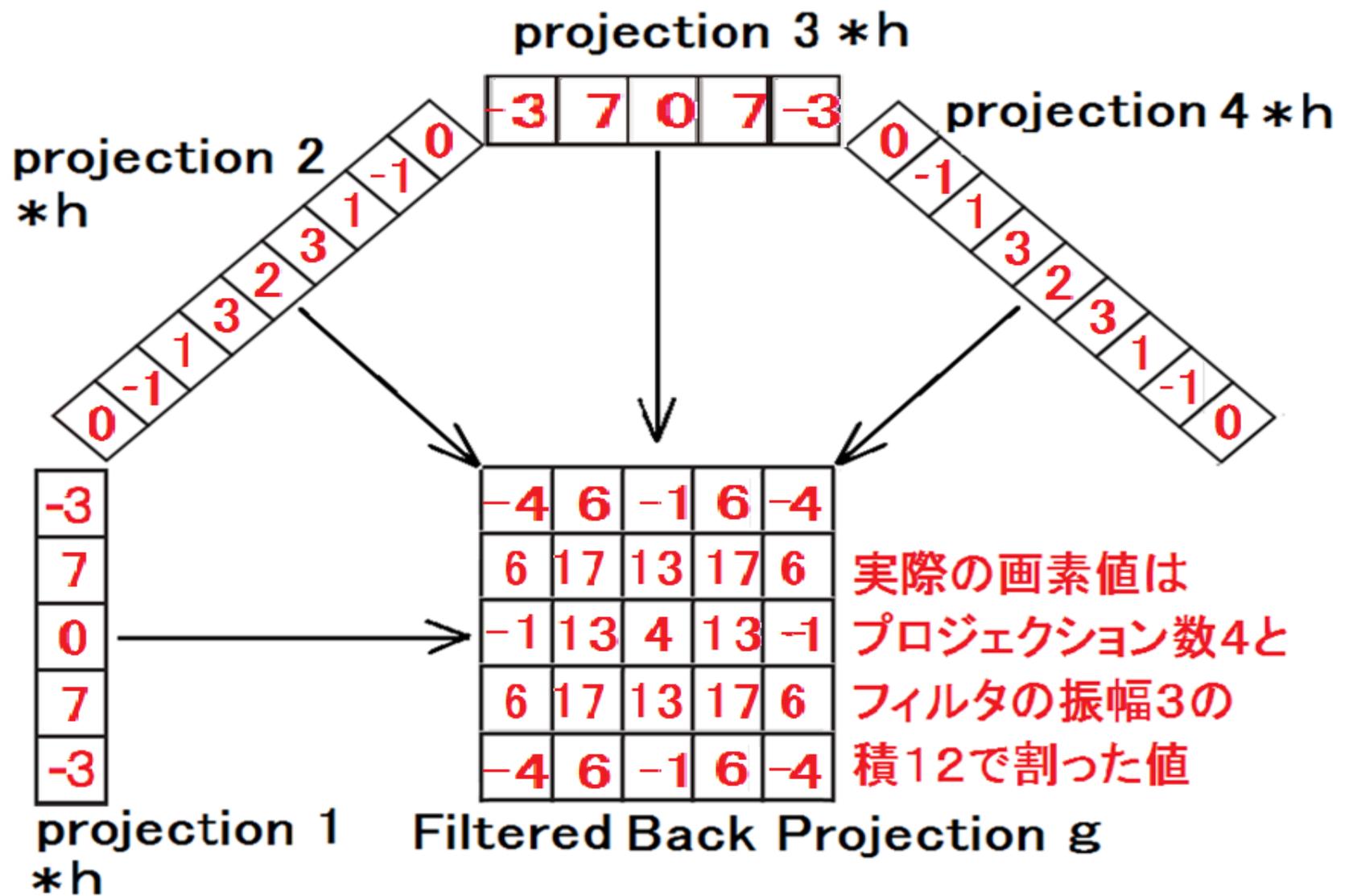
$$\begin{aligned}
 l(x_4) &= g(x_4) h(0) \\
 &+ g(x_5) h(-d) + g(x_6) h(-2d) \\
 &+ g(x_3) h(d) + g(x_2) h(2d) \\
 &+ g(x_1) h(3d)
 \end{aligned}$$



任意の座標  $x_i$  における  $l(x_i)$  は

$$\begin{aligned}
 l(x_i) &= g(x_i) h(0) \\
 &+ g(x_{i+1}) h(x_i - x_{i+1}) \\
 &+ g(x_{i+2}) h(x_i - x_{i+2}) + \dots \\
 &+ g(x_{i-1}) h(x_i - x_{i-1}) \\
 &+ g(x_{i-2}) h(x_i - x_{i-2}) + \dots \\
 &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} g(x_n) h(x_i - x_n)
 \end{aligned}$$

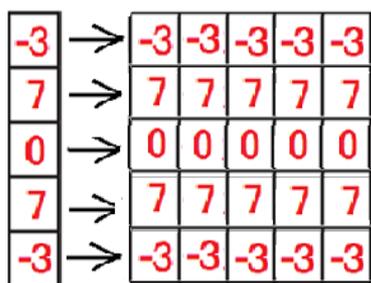
# ④ フィルタ重畳重ね合わせ Filtered Back Projection



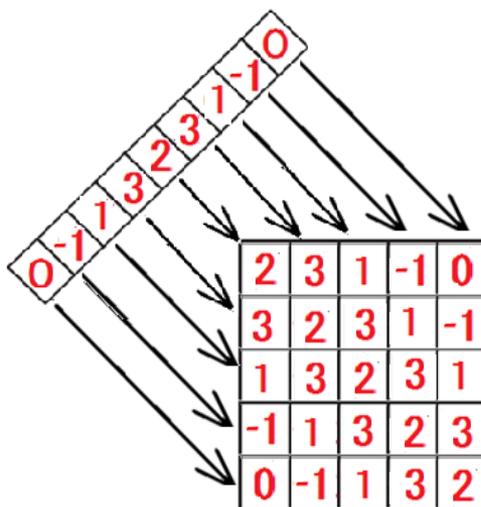
単純重ね合わせの場合よりも、中心の点の画素が小さくなって周囲が明瞭になっていることに注目。

# Back projection 像の算出法

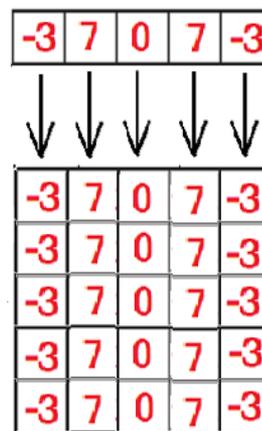
projection 1 \* h の back projection



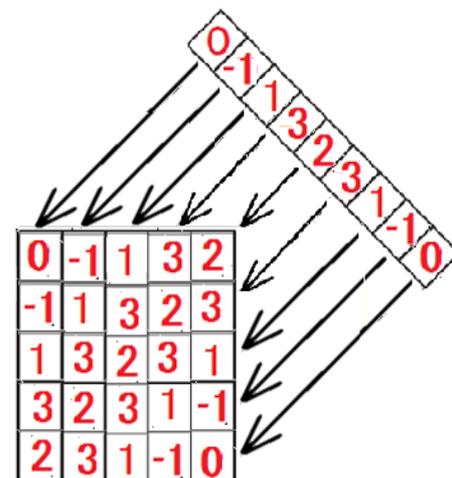
projection 2 \* h の back projection



projection 3 \* h の back projection



projection 4 \* h の back projection



projection 1~4 \* h の back projection の行列加算を行う。

-3	-3	-3	-3	-3
7	7	7	7	7
0	0	0	0	0
7	7	7	7	7
-3	-3	-3	-3	-3

+

2	3	1	-1	0
3	2	3	1	-1
1	3	2	3	1
-1	1	3	2	3
0	-1	1	3	2

+

-3	7	0	7	-3
-3	7	0	7	-3
-3	7	0	7	-3
-3	7	0	7	-3
-3	7	0	7	-3

+

0	-1	1	3	2
-1	1	3	2	3
1	3	2	3	1
3	2	3	1	-1
2	3	1	-1	0

=

Filtered Back Projection g

-4	6	-1	6	-4
6	17	13	17	6
-1	13	4	13	-1
6	17	13	17	6
-4	6	-1	6	-4

プロジェクションとは、人体を横から透かして得た画像です。可視光線では人体を透かした画像は得られませんが、X線を使えば可能です。これがCT装置です。

いろいろな方向から人体を横から透かして得た画像を逆計算して断層画像を得るのがCTの原理です。

断層像をボケないようにプロジェクションにフィルタを畳込む作業が必要です。ボケた画像を鮮明化する作業を畳込みと言います。フィルタをかける作業。

正確なCT像を得るためのフィルタはスライドに示したように複雑な形状ですが、それを簡略化したものが $(-1, 3, -1)$ のフィルタです。実際はもっと複雑なフィルタを臨床では使用しています。

$P_\theta$ とは、角度 $\theta$ の方向から人体を横からX線透視した像(プロジェクション)。全部の方向から透視した像を重ね合わせると、人体の断層像が得られます。しかし単純に重ねわせてだけでは断層像がボケているので、人体を横からX線で透視した像(プロジェクション)に、ボケをとるフィルタをかけて(畳み込んで)から、重ね合わせると、明瞭な人体の断層像が得られます。これがCT像です。

プログラムCT.exe (ソースコードは CT.c)  
フォルダ CT 内のCT.exe をダブルクリック。

```
CT FBP
CT BackProjection
Load CT Sinogram data
max count = 707071.474638
min count = 0.000000
Select Reconstruction method
1: Simple BackProjection
2: Filtered BackProjection
2
Load Real space Filter
Real space filter =
C:\Users\Kato\Desktop\医用画像機器工学実
OK ? (yes; enter, no; n )
Disp Filtered Pth * Filter
maxp count = 170934604.546631
minp count = -12698206.878418
Disp FBP Process?
(yes:enter, no:n)
```

このテキストウィンドウ内を  
クリック。

選択するプロジェクション  
データは、フォルダ CT 内の  
CTprojection を選択。

2を入力して  
Filtered back projectioを実行。  
選択するReal space filter は  
フォルダ CT 内の  
RealRAMP256.txtを選択。

Disp FBP Process? と出たら  
Enterキーを押す。

# プログラム PET.exe の実行。フォルダ PET内の PET.exe をダブルクリック。

```
PET FBP
Load PET Singram data
max count = 472.569855
Disp Projection
select slice = 37
select slice OK ?
Reconstruction slice OK?
(yes: enter, no: n)

Load Real space Filter

Real space filter =
C:\Users\Kato\Desktop\医用画像機器工学
OK ? (yes; enter, no; n )

Select Reconstruction method
1: Simple BackProjection
2: Filtered BackProjection
2

Disp Filtered Pth * Filter
```

このテキストウィンドウ内をクリックする。  
選択するプロジェクトデータは、フォルダ PETFBP内の PETsinogram を選択。

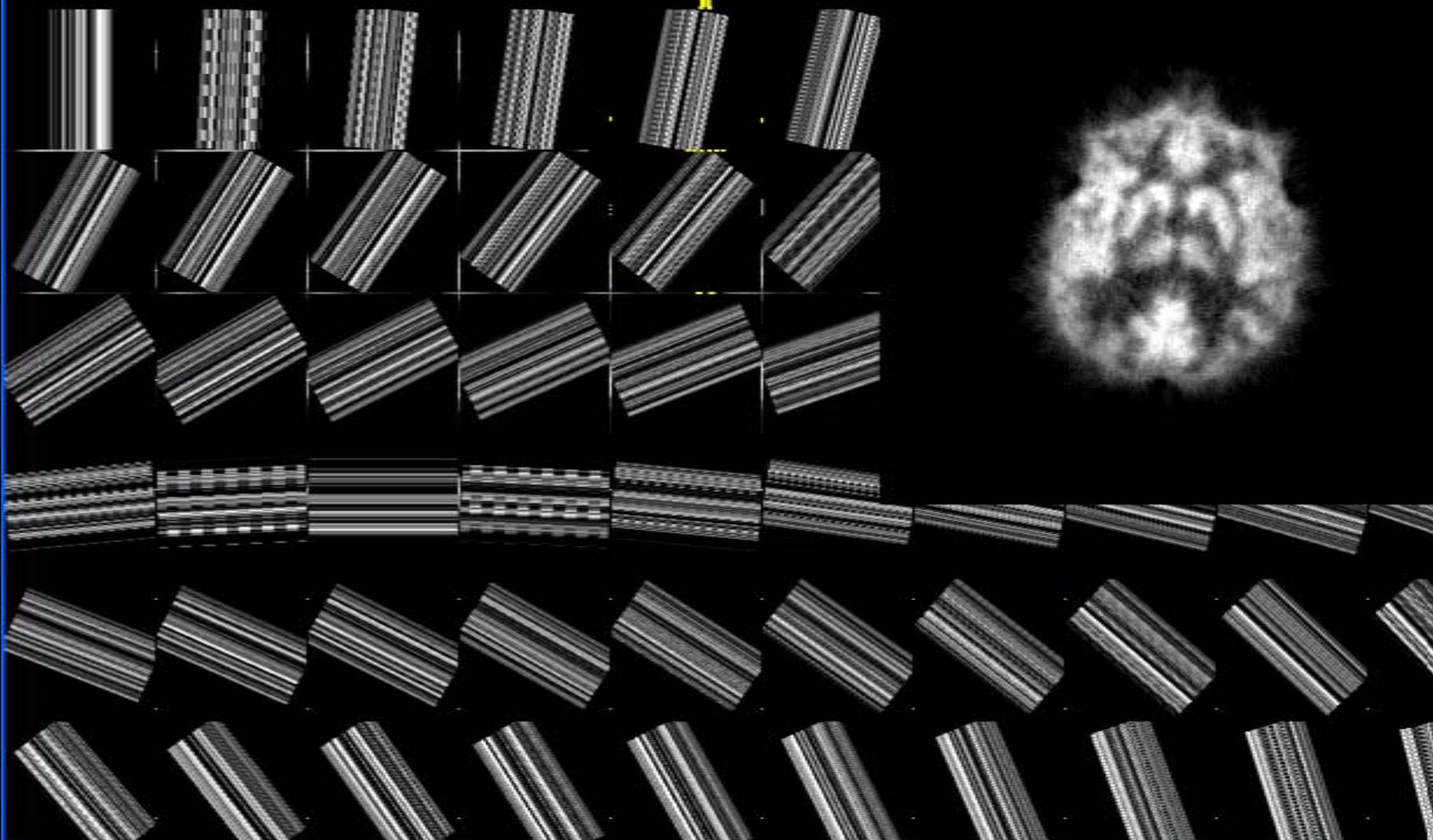
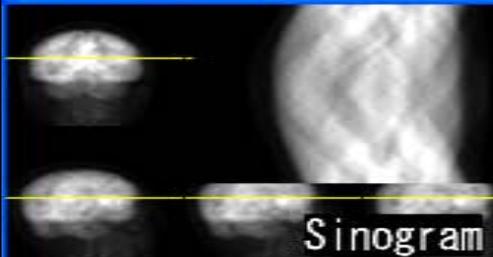
Select slice おすすめスライス  
は、36、37、38あたり。  
2を入力して

Filtered back projectioを実行。  
選択フィルタは2種類。

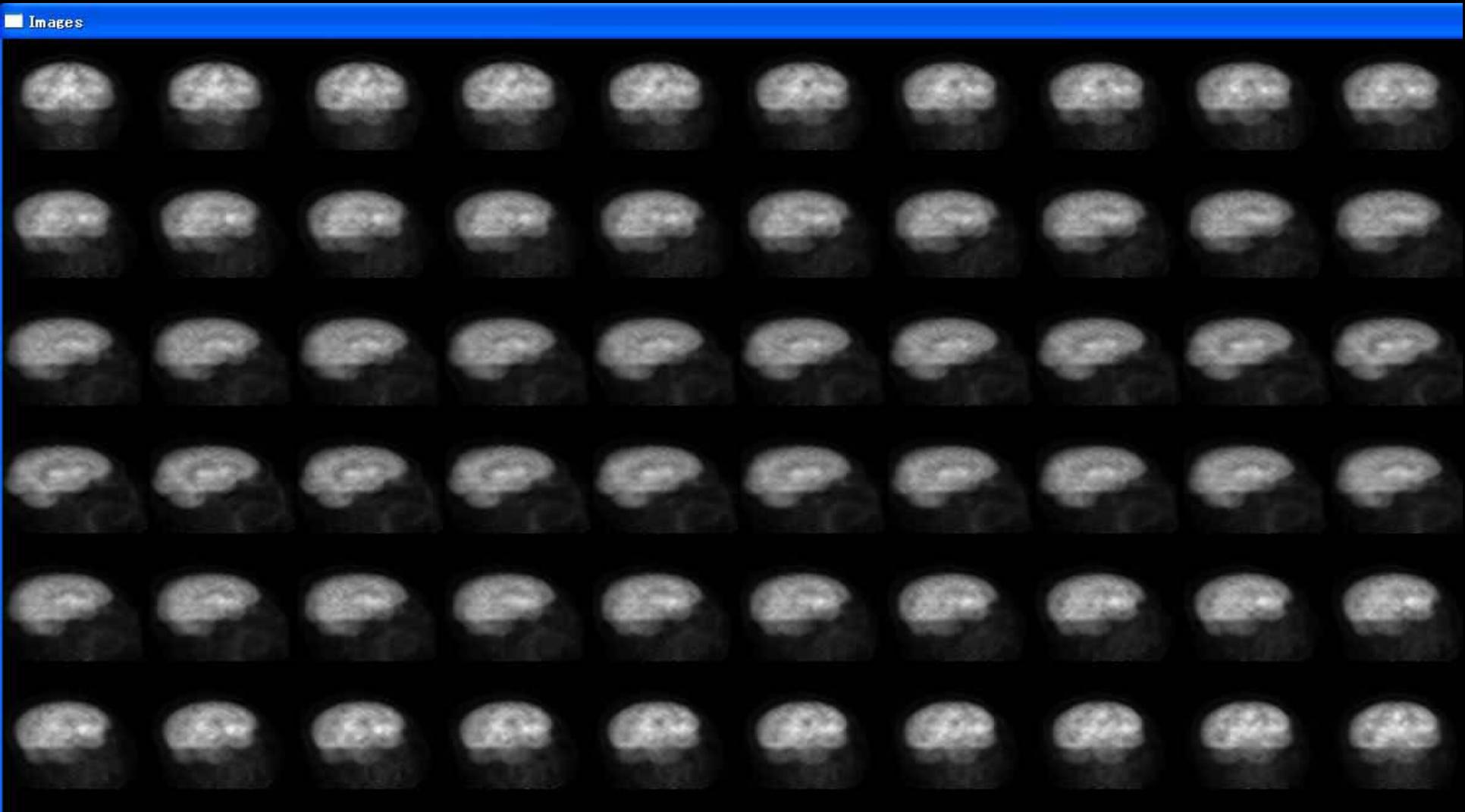
RealRAMP256.txt

RealSheppLogan256.txt

脳PETのサイノグラムに Rampフィルタを  
重畳して重ね合わせ FBP画像



脳 FDG PET の プロジェクションデータ。  
PETの収集データは各角度から撮像された脳が  
並んでいる 3次元データ。(CTと同じ)。



# ゴッドフリー・ニューボルド・ハンスフィールド Godfrey Newbold Hounsfield (1919 – 2004)

イギリスの電気技術者。1967年、コンピュータを用いたX線断層撮影技術(CT)の開発により1979年にノーベル生理学・医学賞をアラン・コーマックとともに受賞した。

彼の名は現在のCT値の単位としてHounsfield Unit (HU) と使用され、この値は  $-1000$  HU を空気、 $0$  HU を水としたX線の減弱係数(密度に比例する値)の相対値で定義される。

# CT値（HU：ハンスフィールド ユニット）

CT断層像の画素値の基になる値は体内の各組織のX線減弱係数  $\mu_t$  だが、（ $\mu_t$  は、組織の密度に比例する値）臨床的な理解度を容易にするために  $\mu_t$  に比例した値がCTの画素値に使われる。

$$\text{CT値} = 1000 \times (\mu_t - \mu_w) / \mu_w$$

$\mu_w$  : 水のX線吸収係数（線減弱係数）

$\mu_t$  : 組織のX線吸収係数（線減弱係数）

## 空気のCT値は -1000

$$1000 \times (\mu_{\text{air}} - \mu_w) / \mu_w = -1000 \text{ (HU)}$$

厳密には空気の線減弱係数  $\mu_{\text{air}}$  は0ではないが、水や人体組織と比べると極めて小さい値なので、CT値を計算する場合は  $\mu_{\text{air}} = 0$  とする。

## 水のCT値は 0 (比重1の密度が 0 HU)

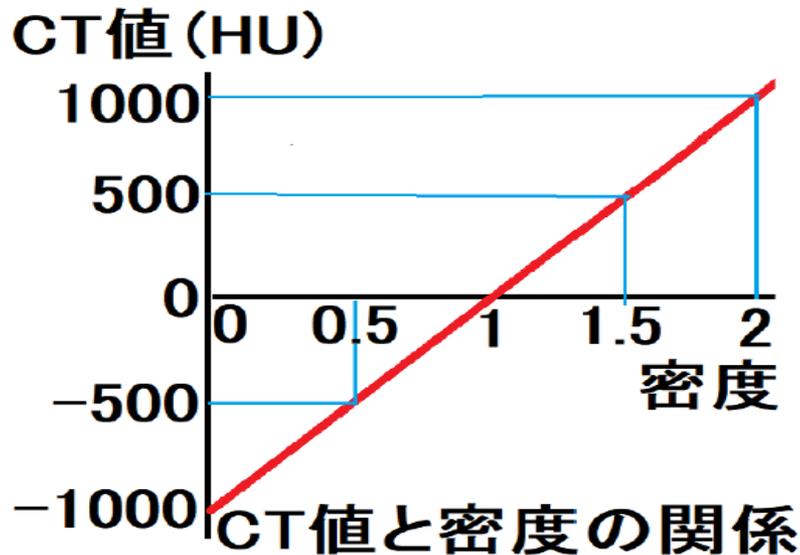
$$1000 \times (\mu_w - \mu_w) / \mu_w = 0 \text{ (HU)}$$

水の2倍の線減弱係数の物質のCT値は 1000  
(水の2倍の密度が 1000 HU)

$$1000 \times (2 \mu_w - \mu_w) / \mu_w = 1000 \text{ (HU)}$$

水の線減弱係数  $\mu_w$  は X線の線質（管球に加えた電圧や電流）で変化するが、だいたい  $0.19 \sim 0.20 \text{ cm}^{-1}$  である。

X線線質の違いや被検者の体格差で、同じ組織でもCT値は変化し、**厳密な定量性はない。**



CT値は体内の密度(比重)を表す数値である。

肺野のCT値が約-800で、密度は0.2、肺気腫の症例では、肺野が黒っぽく見えるが、CT値が約-900で、密度が0.1程度に低下していることを示す。

血液のCT値は約60だが、これは密度(比重)が1.06であることを示す。造影剤で白く見える血液のCT値は、約100から200を示すが、造影剤によって血液の密度が1.1から1.2程度に重くなっていることを示す。

# 体内組織のCT値

気道内、消化管内の空気			- 1000
脂肪組織	- 50	~	- 100
脳脊髄液、脳室	10		
脳室周囲白質	20	~	30
大脳皮質(灰白質)	30	~	40
筋肉、肝臓等の臓器	30	~	60
血液 (比重 1.05 程度)	40	~	50
凝固血液(血栓)	50	~	100
甲状腺	100	~	120
骨、石灰化病変、歯	250	~	1000

# 逐次近似法

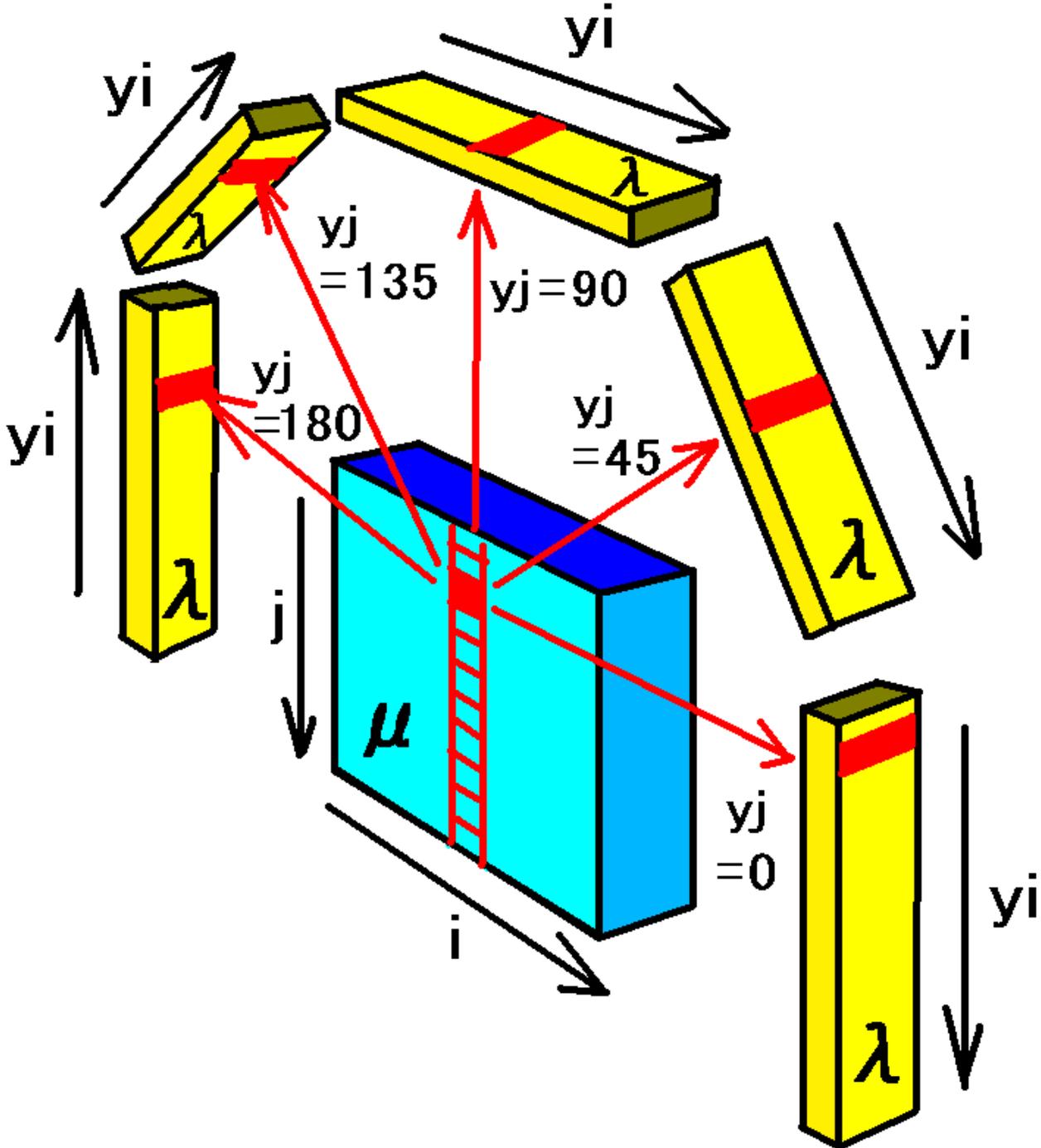
サイノグラム

$$\lambda[y_i][y_j]$$

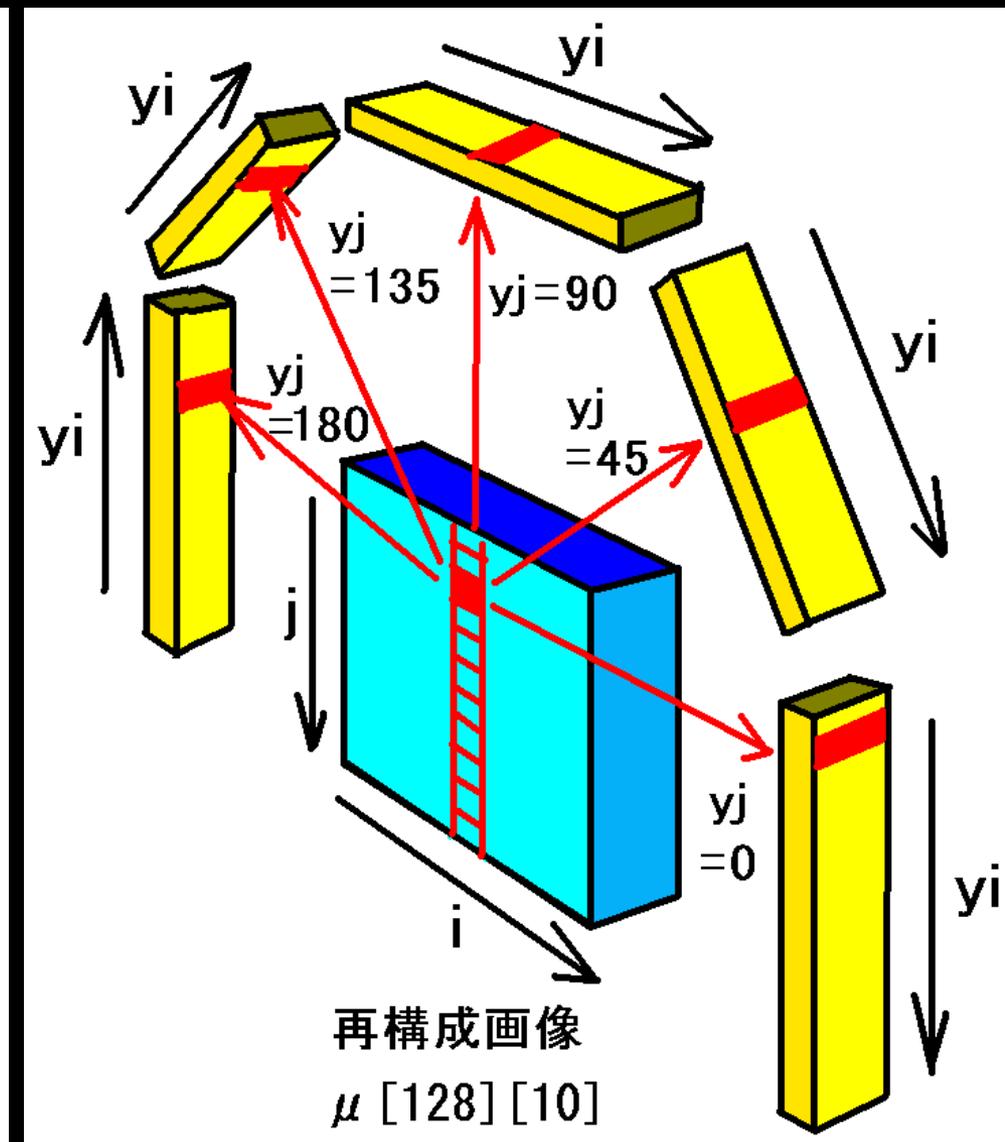
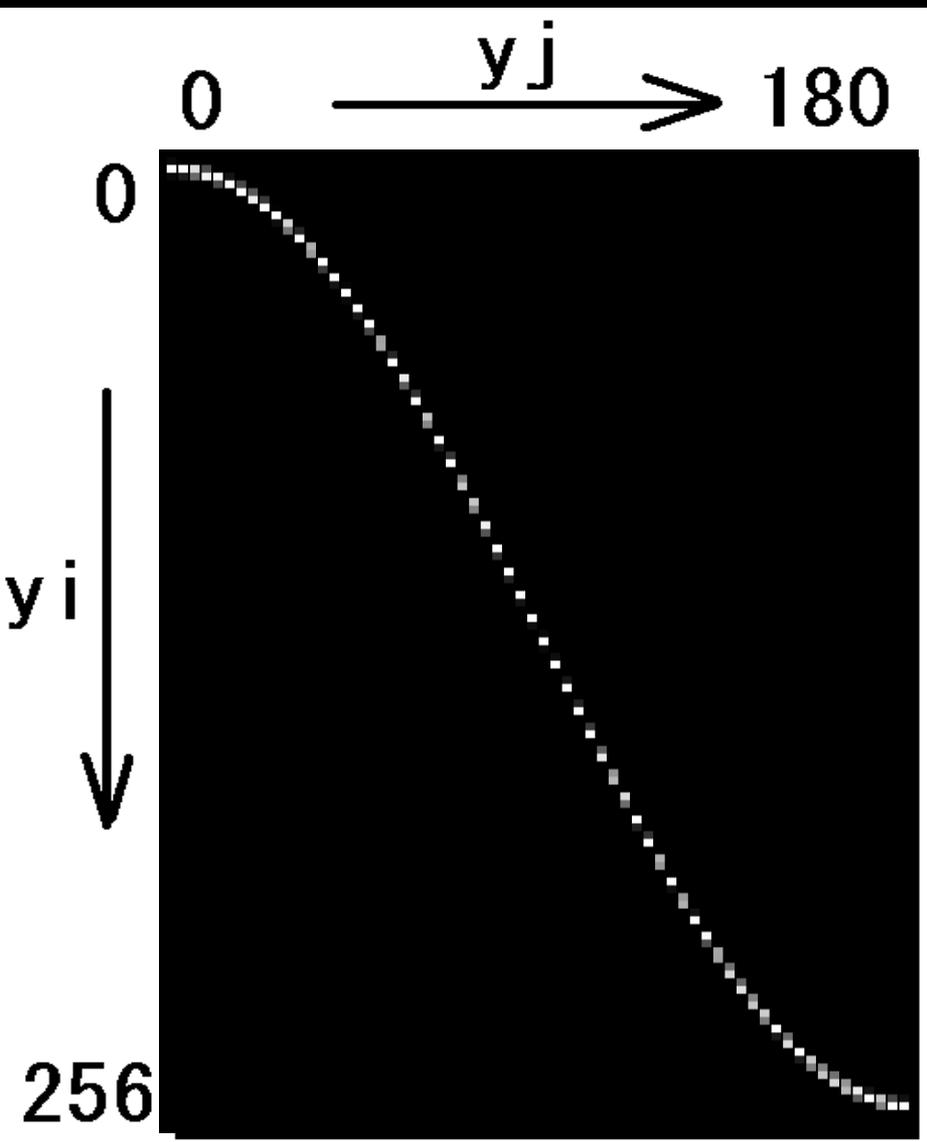
再構成画像

$$\mu[i][j]$$

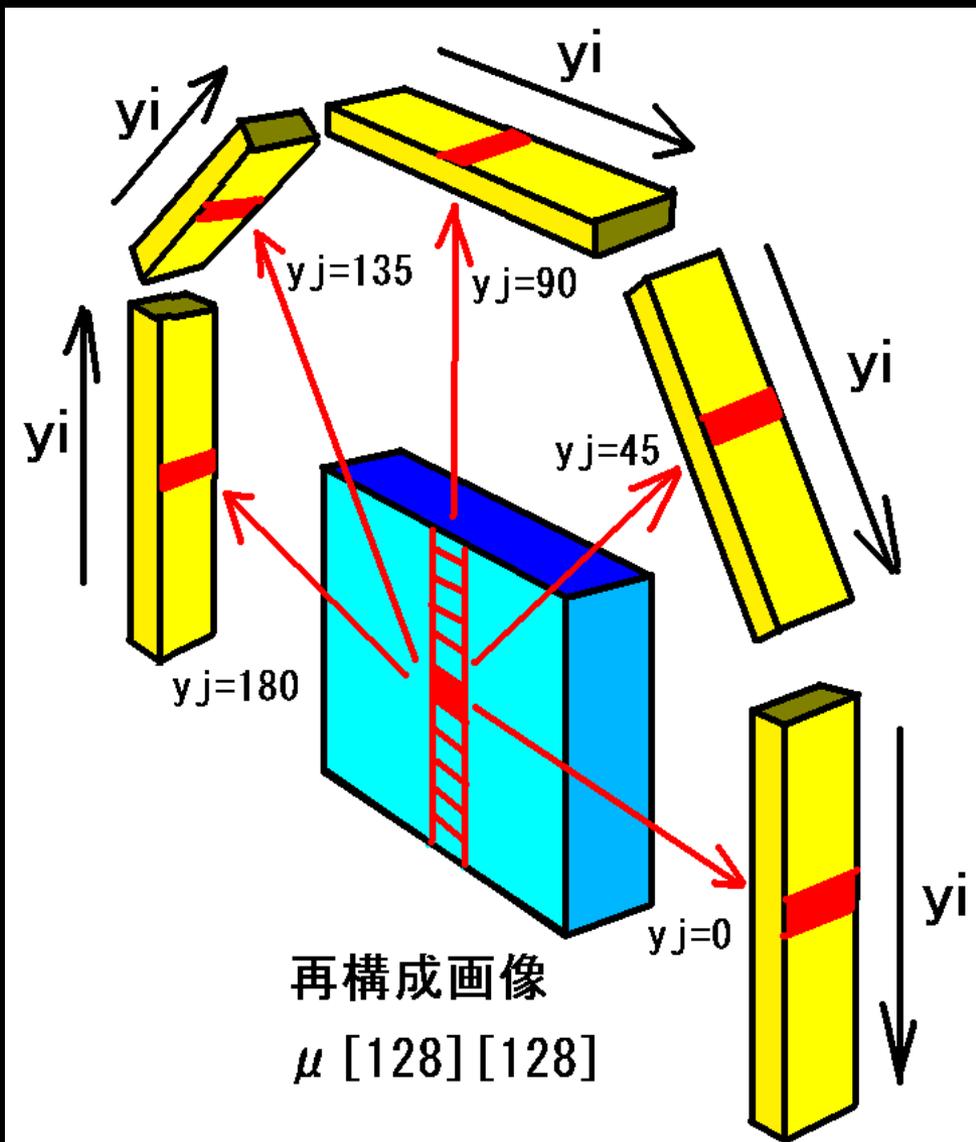
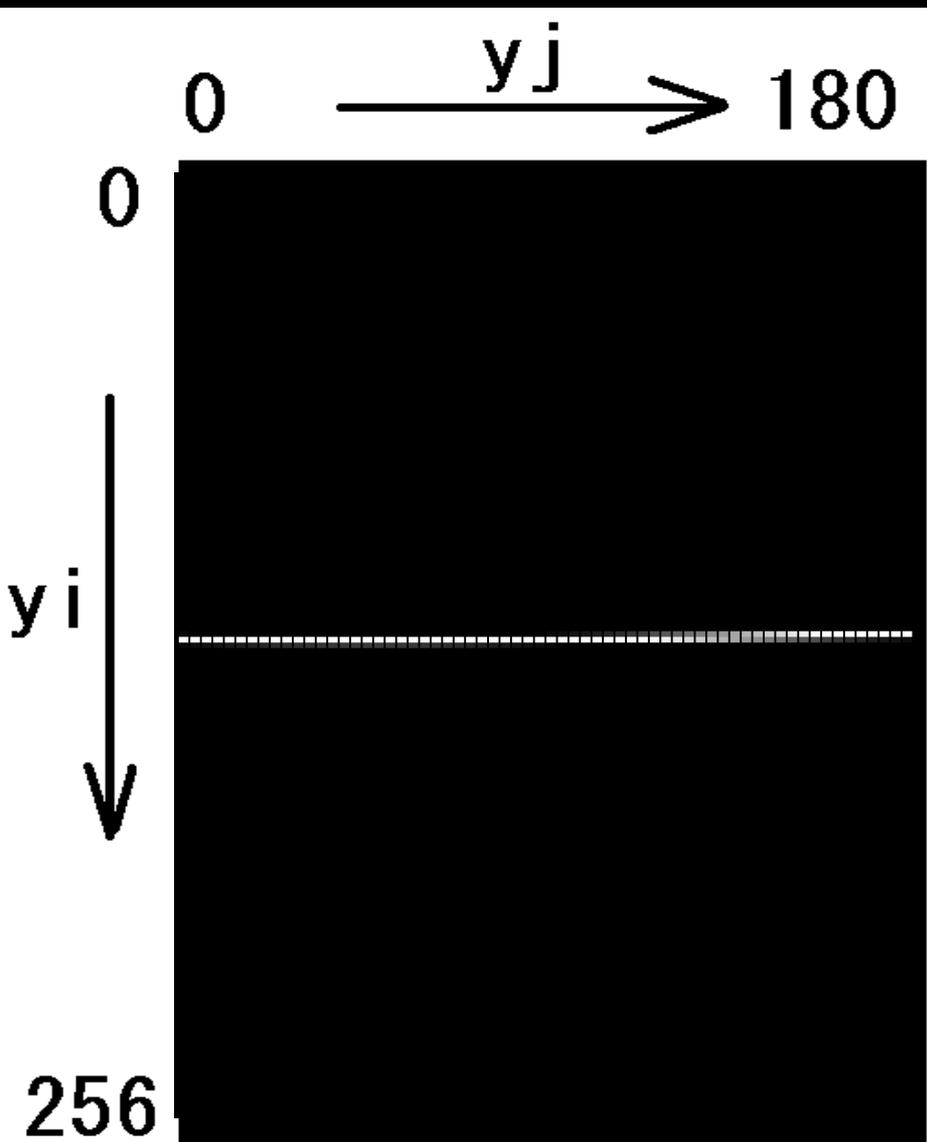
4次元の変数による繰り返し計算



# 再構成画像 $\mu$ の、画素 [128] [10] に対する サイングラム $\lambda[y_i][y_j]$ への寄与率(検出確率)



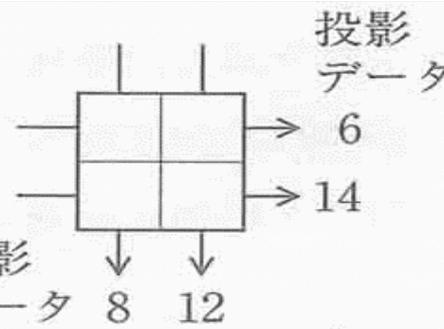
# 再構成画像 $\mu$ の、画素 [128] [128] に対する サイングラム $\lambda[y_i][y_j]$ への寄与率(検出確率)



# 平成27年 放射国家試験 解答 2

2方向からの投影データを基に、 $2 \times 2$ 画素からなるCT画像を逐次近似法 (ART (algebraic reconstruction technique) 法) にて再構成する手順を図に示す。

a ~ d の数値の組合せで正しいのはどれか。

(1)  (1)  $\frac{6 + 14}{2 \times 2} = 5$   $\Rightarrow$  (2) 

5	5
5	5

(3)  $\Rightarrow$  (4)  $\frac{6 - 10}{2} = -2$   $\Rightarrow$  (5) 

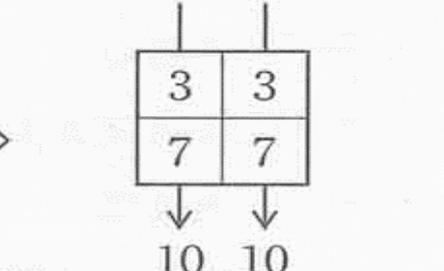
3	3
7	7

(3)  (4)  $\frac{14 - 10}{2} = 2$   $\Rightarrow$  (5) 

3	3
7	7

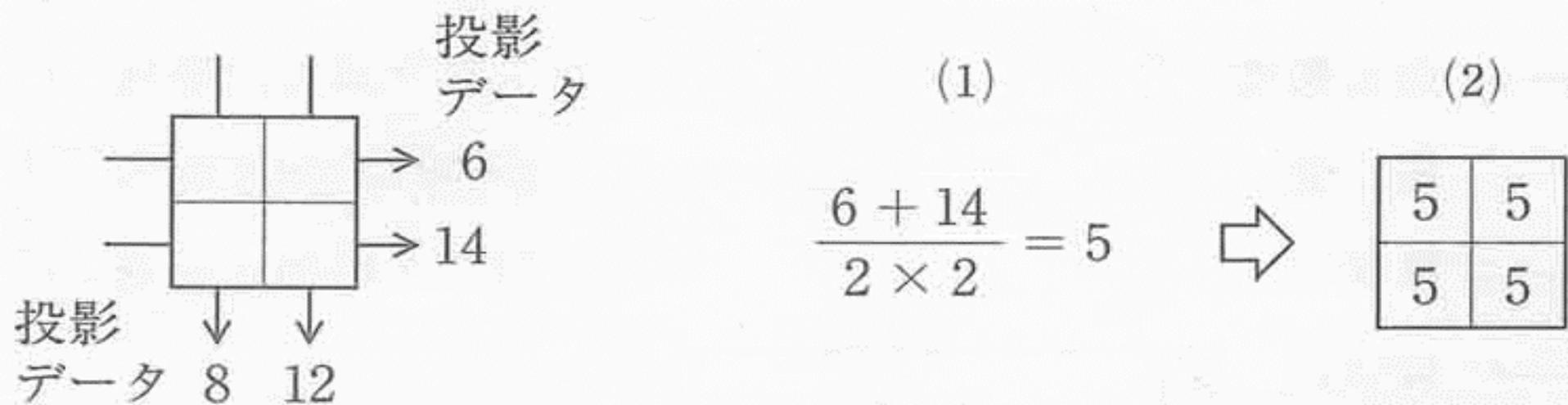
(6)  $\Rightarrow$  (7)  $\frac{8 - 10}{2} = -1$   $\Rightarrow$  (8) 

a	b
c	d

(6)  (7)  $\frac{12 - 10}{2} = 1$   $\Rightarrow$  (8) 

a	b
c	d

- |    | a | b | c | d  |
|----|---|---|---|----|
| 1. | 1 | 5 | 7 | 7  |
| 2. | 2 | 4 | 6 | 8  |
| 3. | 3 | 3 | 5 | 9  |
| 4. | 4 | 2 | 4 | 10 |
| 5. | 5 | 1 | 3 | 11 |



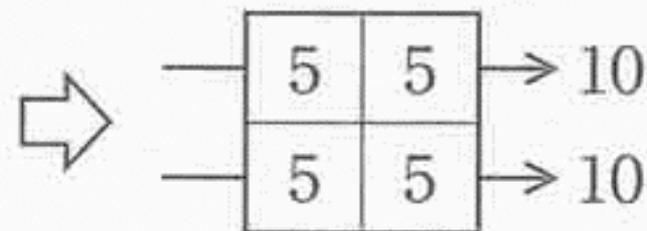
断層画像の投影データ  $P\theta$  の値の合計は、どの角度  $\theta$  でも、だいたい同じ程度の値になるはず。逐次近似法を計算するには、初めに適当な初期値が、断層画像の画素に入っていないなければならない。

そこで、まず右方向への透視データの合計を算出。それを断層画像(この問題では  $2 \times 2$  の画素数)のすべてに同じ画素値が入っているという初期条件を考える。

(3)

(4)

(5)



$$\frac{6 - 10}{2} = -2$$

$$\frac{14 - 10}{2} = 2$$



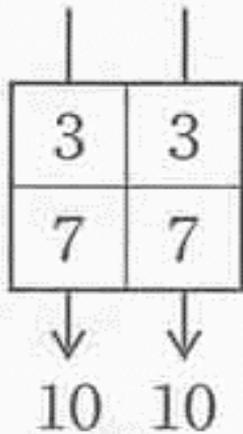
3	3
7	7

断層画像の画素すべてに画素値5が入っているという初期条件で、右方向への透視データを算出する。

正しい投影データ $P\theta$  と、初期条件での投影データの差分を算出。

その差を、透視した画素の数で割って、それぞれ透視した画素の画素値に加える。

(6)



(7)

$$\frac{8 - 10}{2} = -1$$

$$\frac{12 - 10}{2} = 1$$

(8)



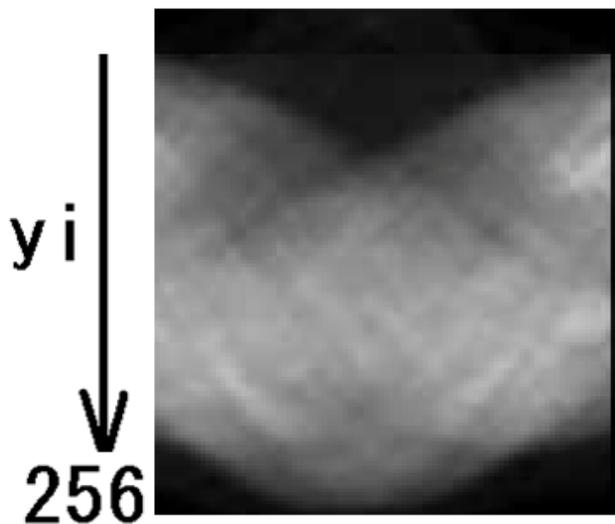
次に、透視の向き $\theta$ を下方向にして、同様の計算。

正しい下向き投影データ $P\theta$ と、計算途中の断層画像の下向き投影データの差分を算出。

その差を、透視した画素の数で割って、それぞれ透視した画素の画素値に加える。

このように、逐次、投影データと整合する断層画像を計算する方法が、逐次近似画像再構成法。

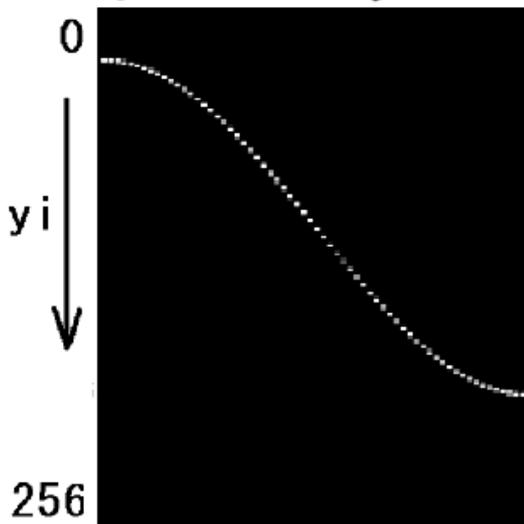
0 0  $\xrightarrow{y_j}$  180



=

再構成画像の各画素  
の寄与率(検出確率)

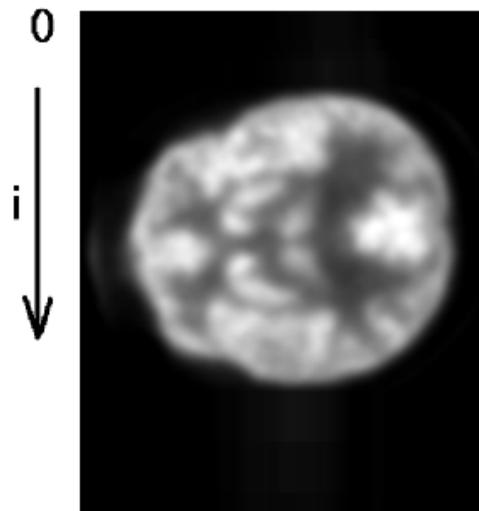
0  $\xrightarrow{y_j}$  180



**X**

k番目の再構成画像

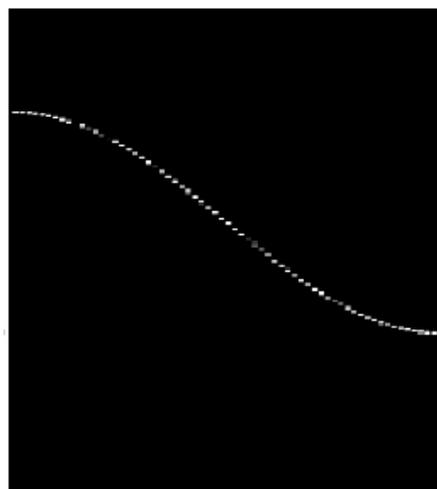
0  $\xrightarrow{j}$



k番目の再構成画像  
から算出された  
サイノグラム

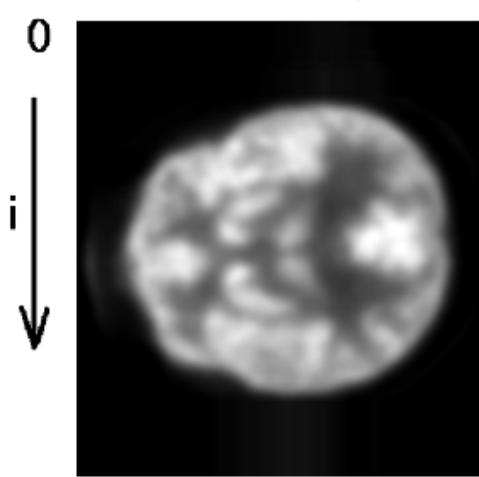
これを、装置が撮像した  
真のサイノグラムと  
比較し、少しずつ修正し、  
k+1番目の再構成画像を  
算出する。

**+**



**X**

0  $\xrightarrow{j}$



**+** .....

計算の繰り返し回数を多くするほど  
画像が鮮明化する。

Subsets 2 繰り返し計算回数  $k$

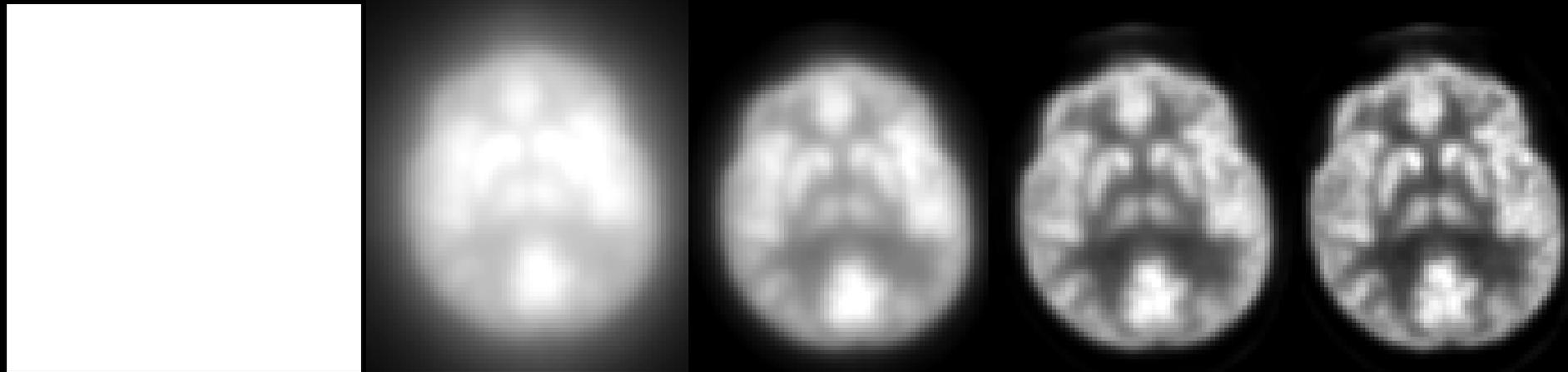
$k = 0$

$k = 2$

$k = 4$

$k = 10$

$k = 20$



サイノグラム（横から測定した全方向からのデータ）  
から、確率の高い断面像を 逐次推定していく。

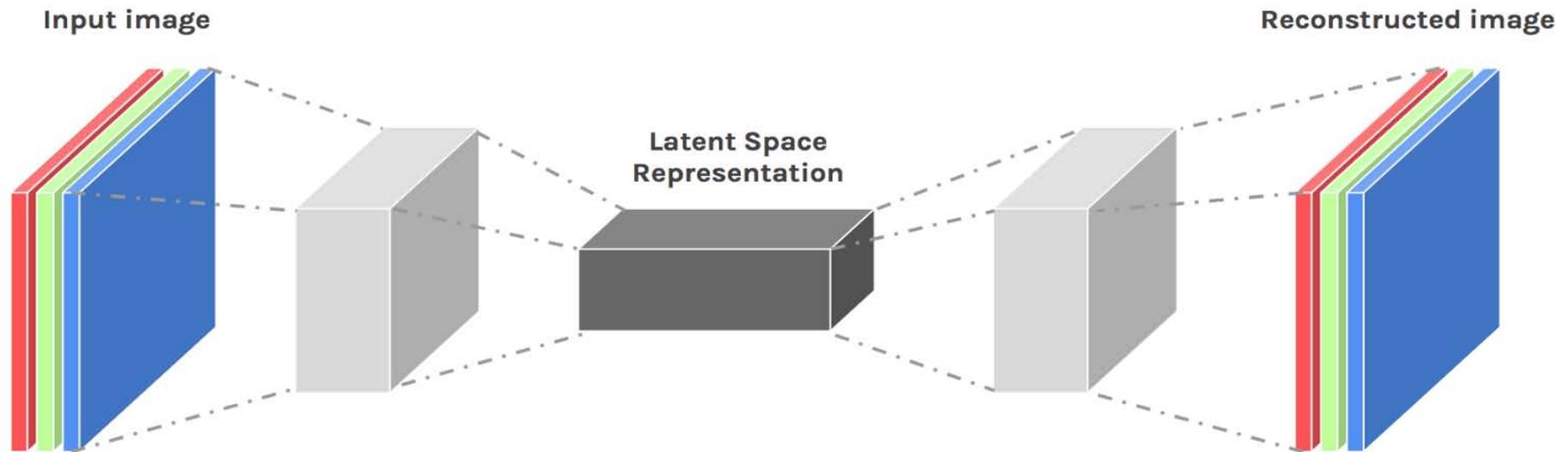
# 第3の断層画像再構成法

## AIによる Deep Learning を用いた方法

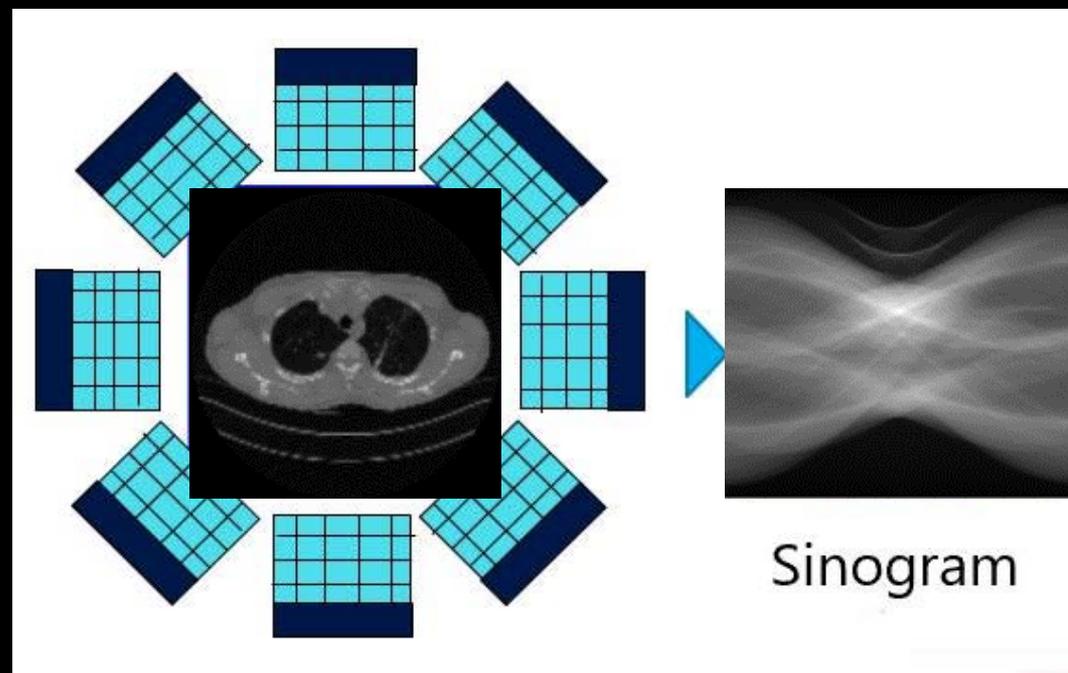
数十万通りのサイングラムと断層画像との組み合わせをコンピュータに学習させ、作業でサイングラムから断層画像を推定する。

### CAE (Convolutional Auto Encoder )

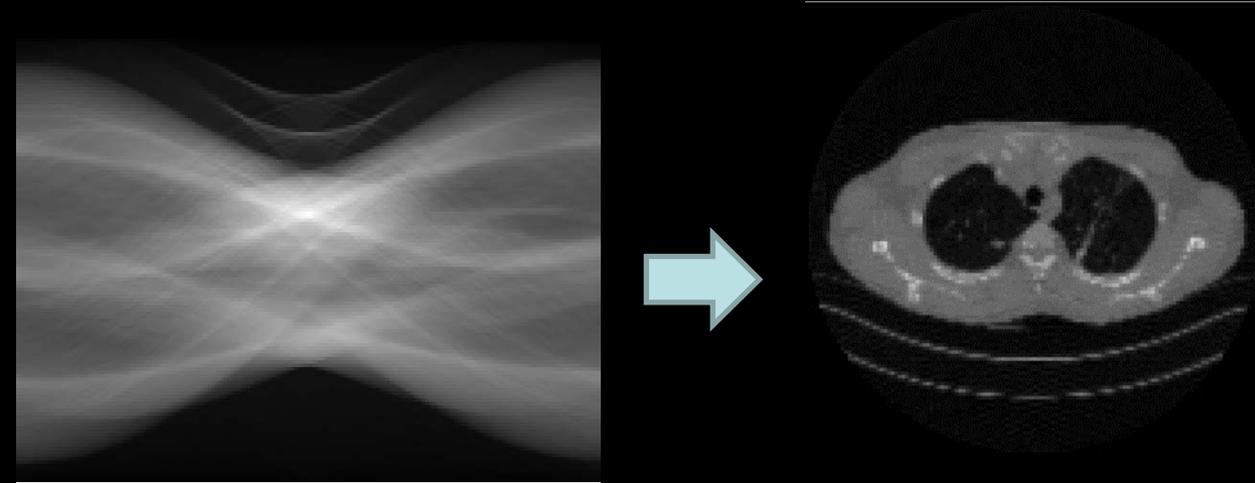
Deep Learningによる画像生成のための学習モデルのひとつ。高い特徴抽出力を持つConvolutionレイヤーを学習モデルに組み込み、データを入力すると最終的に画像が出力されるよう設定する。



CT、SPECT、PETは  
人体の断層図を得る  
ために、その断面の  
多方向からの透視像  
(サイノグラム)を収集。



AIによる Deep Learning では、数十万通りの  
サイノグラムから、それぞれの断層像を学習させる。



**Deep Learning による断層画像算出の利点は、**

- 1. 断層画像を推定する時間が非常に短い。**
- 2. FBP法で出るアーチファクトなどが出ない。**

**Deep Learning による断層画像の欠点は、定量性が保証できない。**

**金属義歯を含む  
上顎部の  
サイノグラム**

**FBP法では  
金属義歯周囲に  
金属アーチファクト  
が出る。**

**Deep Learning  
では  
金属アーチファクト  
が出ない。**

