

核医学機器工学概論

令和5年度の本講義は、Web講義です。
ホームページのスライドを見て、
Windowsプログラムの起動が可能な人は
試して理解を深めてください。
出席票を毎回提出して下さい。
(講義後1週間以内に。)
試験は、11月13日 10:30 に、C304 で実施。

1

核医学機器工学概論

断層画像 CT (Computed Tomography)
を得る方法
核医学断層画像のPETやSPECTも同じ方法

1. フィルタ重量逆投影法
FBP (Filtered Back Projection)
2. 逐次近似再構成法 Iterative Reconstruction
MLEM (Maximum Likelihood Expectation Maximization)
OSEM (Ordered Subsets Expectation Maximization)
3. ディープラーニング法 Deep learning

2



3

CTの世代分類

第1世代 Translate / Rotate (T / R) 方式
検出器は1個。X線は細く(ペンシルビーム)、
X線管球が並進(translate)し、角度を変えて
(回転 rotate) 撮影。初期のCT。

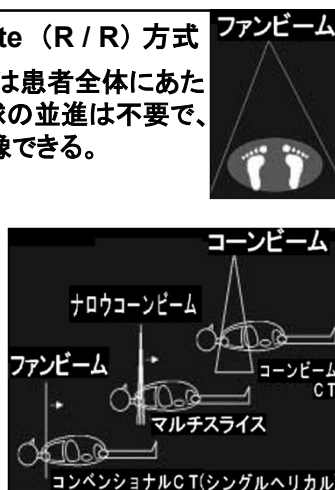
第2世代 Translate / Rotate (T / R) 方式
検出器は10~20個。X線は10度程の広がり
のナローファンビームが並進(translate)し、
角度を変え(回転 rotate) 撮影。回転角が
ファン角ごとに減り、第1世代より高速化。



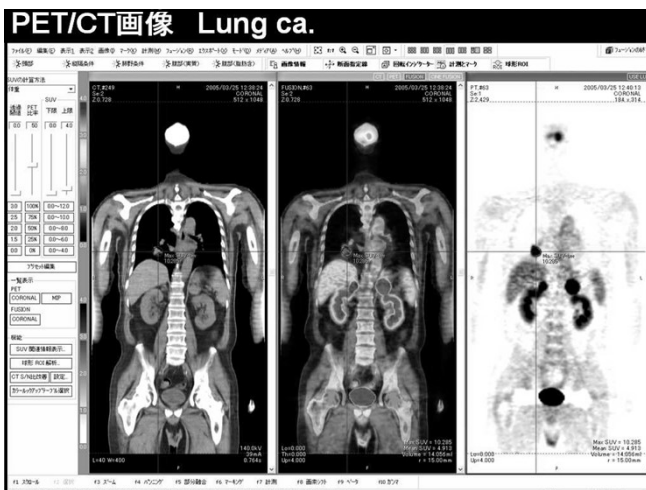
4

第3世代 Rotate / Rotate (R / R) 方式
検出器は500個以上。X線は患者全体にあたる
ワイドファンビーム。管球の並進は不要で、
管球と検出器の回転で撮像できる。

現在のCTの主流であり、
体軸方向へのビームを広
げて、ワイドコーンビーム
によるマルチスライス、
およびヘリカルスキャンで、
高速、広範囲なCT撮影が
可能となった。

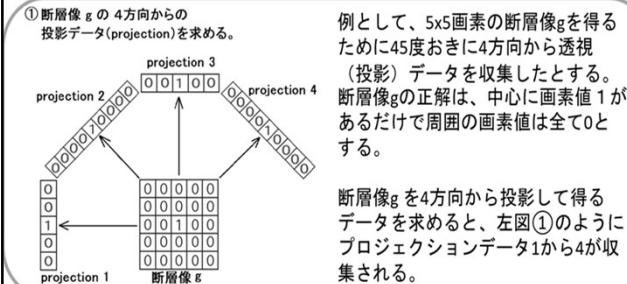


5

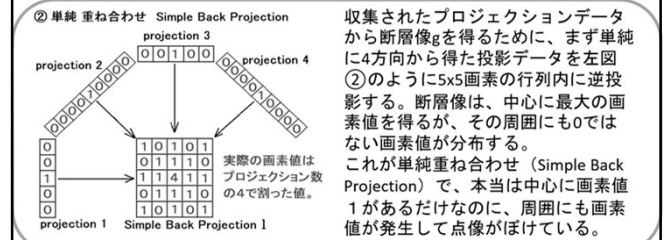


6

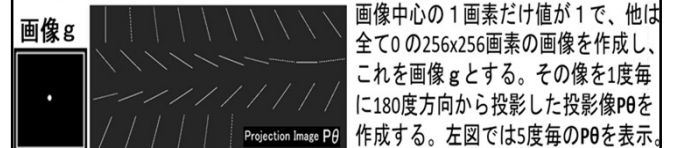
フィルタ重畳逆投影法 FBP (Filtered Back Projection) 最も基本的な断層画像再構成法



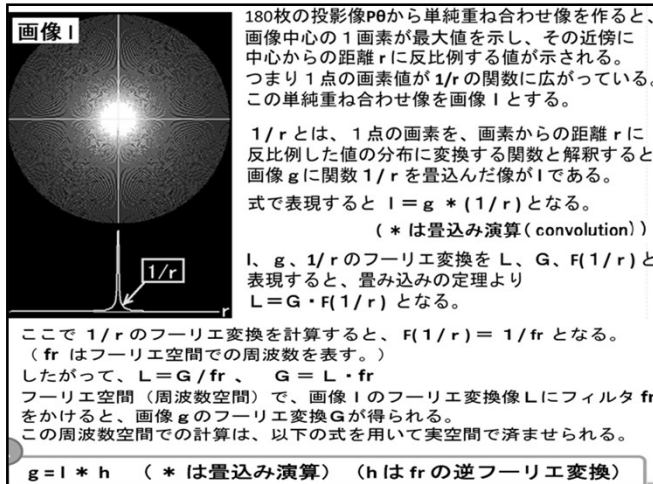
7



このCTシミュレーションを、もう少し厳密に、256x256画素の画像で行うプログラムを作成してみた。



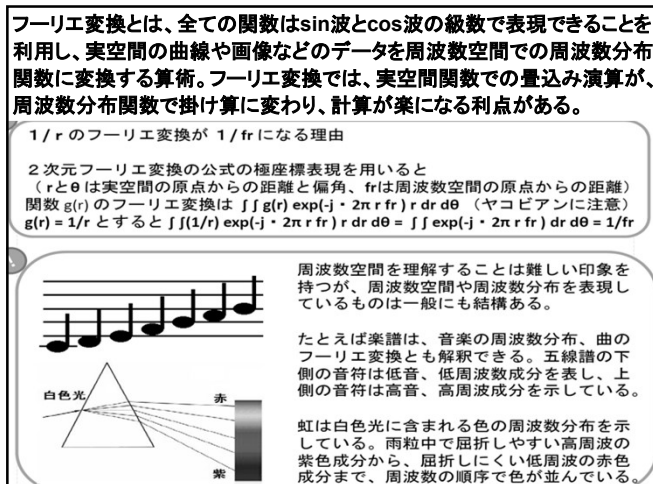
8



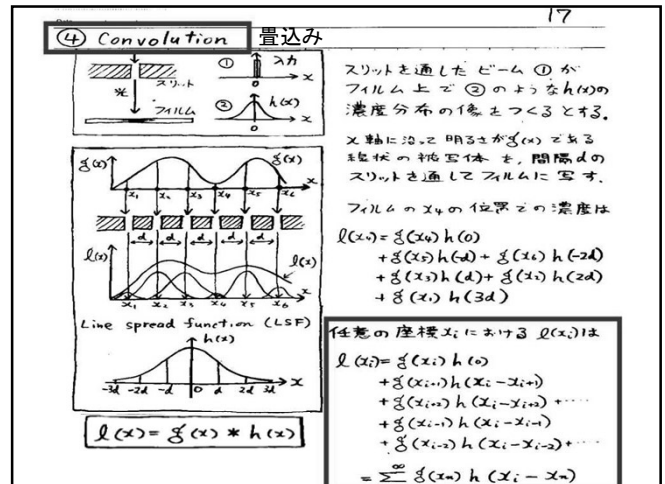
9



10



11



12

$$l(x) = \int_{-\infty}^{\infty} g(n) h(x-n) dn$$
 (Convolution 積分 (たたみ込み積分))
 これを $l(x) = g(x) * h(x)$ と表す。
 $h(x)$ を convolution 関数という。
 $g(x)$ が $h(x)$ のために $l(x)$ にボケてしまったことを意味する。

たたみ込みの定理 実空間の関数の畳込みは周波数空間では掛算になる
 $h(x-n)$ の Fourier 変換は $H(f)$ とすると

$$h(x-n) = \int H(f) e^{j(2\pi f(x-n))} df$$
 (逆 Fourier 変換)
 これを $l(x) = \int g(n) h(x-n) dn$ に代入すると

$$l(x) = \int g(n) \int H(f) e^{j(2\pi f x)} e^{-j(2\pi f n)} df dn$$

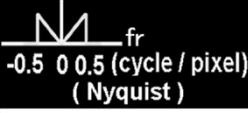
$$= \int \int g(n) e^{-j(2\pi f n)} dn H(f) e^{j(2\pi f x)} df$$

$$= \int G(f) H(f) e^{j(2\pi f x)} df$$

 $l(x)$ の Fourier 変換は $L(f)$ とすると

$$L(f) = G(f) H(f)$$

13

周波数空間の Ramp フィルタ H


$$-0.5 \quad 0 \quad 0.5 \text{ (cycle / pixel)}$$

 (Nyquist)

周波数空間でのフィルタ fr とは、どのような形をしているのか。1 次元周波数空間の縦軸の周波数成分が fr の値を持つフィルタであるが、横軸が周波数軸すなわち fr である。つまり周波数空間で、正比例のような形状になる。

周波数にはマイナスの値は無いが、高速フーリエ変換 (FFT) のアルゴリズムの都合で見かけ上、マイナスの周波数成分が存在する。縦軸の周波数成分にはマイナスは無いので、周波数がマイナス側の成分は絶対値となり、原点を中心に左右対称な絶対値 $|fr|$ の関数として表現される。さらにサンプリング定理によって、ナイキスト周波数 (0.5 cycle / pixel) 以上の高周波成分はノイズなので除去する。よって、このフィルタは上図のようになり、これを Ramp フィルタという。

ナイキスト周波数 (Nyquist frequency)
 医用画像はデジタル化して保存される。デジタル画像に含まれる最高周波数をナイキスト周波数という。ナイキスト周波数の波長は、その画像データの 2 画素長である。つまり 1 画素 (pixel) の長さは、最高周波数の波長の半分 (0.5 cycle/pixel) である。

14

ナイキスト周波数の理論は、アナログデータをデジタル変換 (AD 変換) する際のサンプリング間隔を考えると理解しやすい。

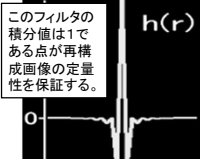
1 波長を 8 分割 (信号の 8 倍の周波数でサンプリング) した場合は、かなりアナログ波形の形状を保ったサンプリング (標本化) が出来ている。

では、1 波長を 2 分割したサンプリング (信号の 2 倍の周波数でサンプリング) ではアナログデータの波長と振幅の値は、ぎりぎりデジタルデータに記録されている。

ところが、アナログデータの半波長を少しでも超えたサンプリング (信号の周波数の 2 倍より低い周波数でサンプリング) では、アナログデータの波長も振幅もわからない標本化が行われている。


つまり、データの最高周波数 (ナイキスト周波数) をデジタルデータに記録 (標本化) するためには、その 2 倍の周波数で標本化する必要がある。

15

実空間 Ramp フィルタ h

 $h(r)$

このフィルタの積分値は 1 である点が再構成画像の定量化を保証する。

周波数空間の Ramp フィルタを H と表現する。 H を 1 次元逆フーリエ変換すると、実空間での Ramp フィルタ h が左図のように算出される。

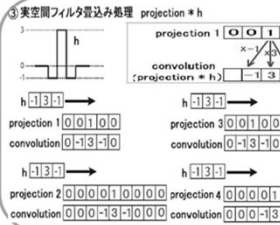
画像 g


画像中心の 1 画素だけ値が 1 で、他は全て 0 の 256x256 画素の画像 g を 1 度毎に 180 度方向から透過投影した投影像 $P\theta$ を作成する。次に全ての $P\theta$ に Ramp フィルタ h を畳込む (式で表すと $P\theta * h$) (上図で青色の部位はマイナスの画素値) (全ての $P\theta * h$ の断面が h と同じ形状をしている)。さらに、全ての $P\theta * h$ を重ね合わせて画像 l を算出する。式で表すと $l = \int (P\theta * h) d\theta$

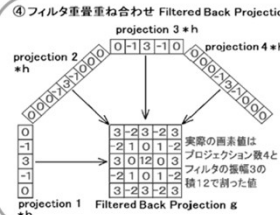
画像 l は中心の 1 画素だけ値が 1 で、周囲は殆ど 0 に近い値を示し、ほぼ画像 g に戻っている。

$P\theta$ の単純重ね合わせでは、画像中心の 1 画素が最大値を示し、その近傍に中心からの距離 r に反比例する $1/r$ の関数に画素値が広がっていたが、Ramp フィルタ h を畳込むと、その広がりが補正されて元の画像が再現される。この Ramp フィルタ h の機能によって断層画像を算出することができる。

16

③ 実空間フィルタ畳込み処理


単純重ね合わせでは点が点像に戻らない。それを補正するため投影データにフィルタ h をかける。ここでは簡単に要素数 3 の行列 $(-1, 3, -1)$ を h とする。投影データの値に行列 h をかける。このようにスカラー値に行列を畳込むように掛ける演算を畳込み (convolution) という。行列 h を畳込まれた各プロジェクションを左図 (3) に示す。これらを 4 方向から 5x5 画素の行列内に逆投影する。これをフィルタ畳込み逆投影 (FBP: Filtered Back Projection) という。

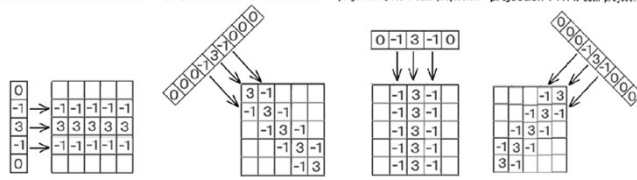
④ フィルタ畳込み重ね合わせ Filtered Back Projection


行列 h を畳込まれた 4 方向の投影データ (演算記号 $*$ は畳込みを表す) を、左図 (4) のように 5x5 画素の行列内に逆投影すると、単純重ね合わせよりも、最大値を示す中心画素の近傍の画素値が低く抑えられ明瞭な点像が得られ、本来の断層像 g に近い画像になる。つまりフィルタ畳込み逆投影法は、点像をぼかさずに点像に戻す事ができるので、横方向からの投影データから正しい断層画像を算出できる。

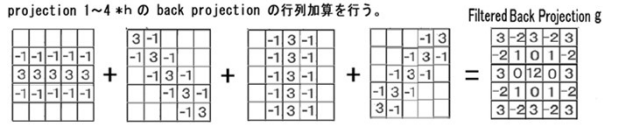
17

Backprojection 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

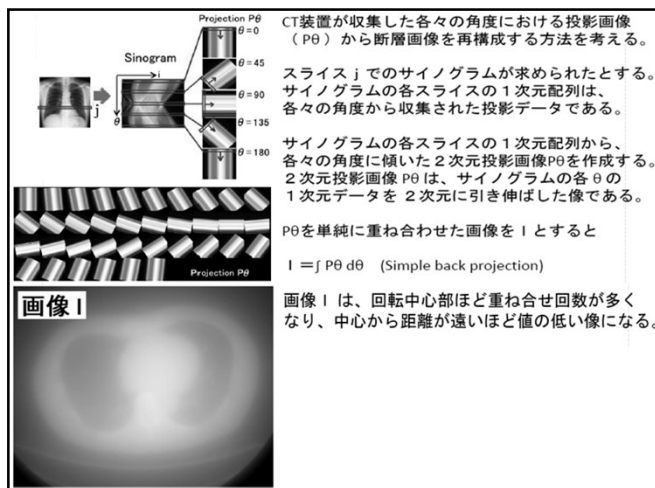


projection 1~4 h の back projection の行列加算を行う。

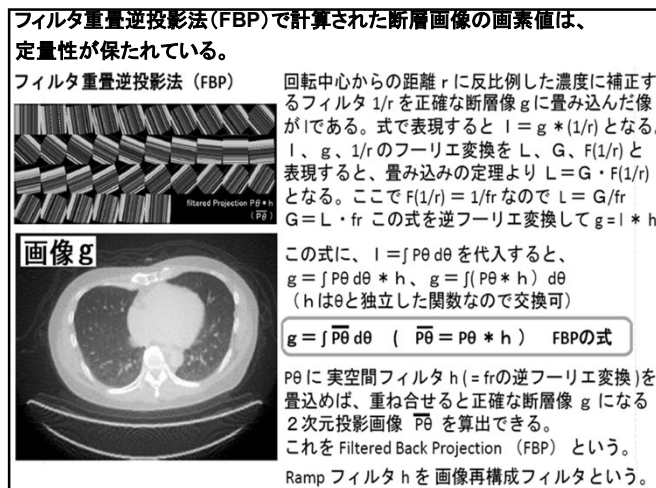


Filtered Back Projection g

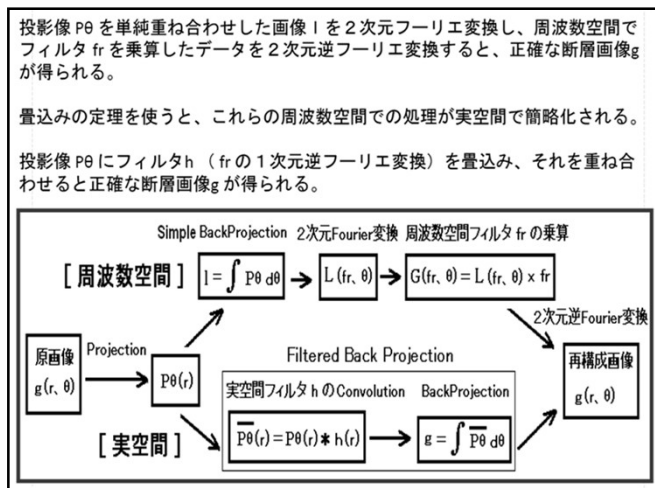
18



19



20



21

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値の単位である Hounsfield Unit (HU) として使用され、この値は -1000 HU を空気、0 HU を水とした吸収率の相対値で定義されている。

22

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。
 CT.zip

興味のある人は動かして、FBPの画像再構成を確認して下さい。

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 CTFBP.exe

CTのプロジェクションデータ 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。)



23

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。



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。

このプログラムの実行は、常にこのテキストウィンドウ内をクリックして (フォーカスをあてて) 行って下さい。

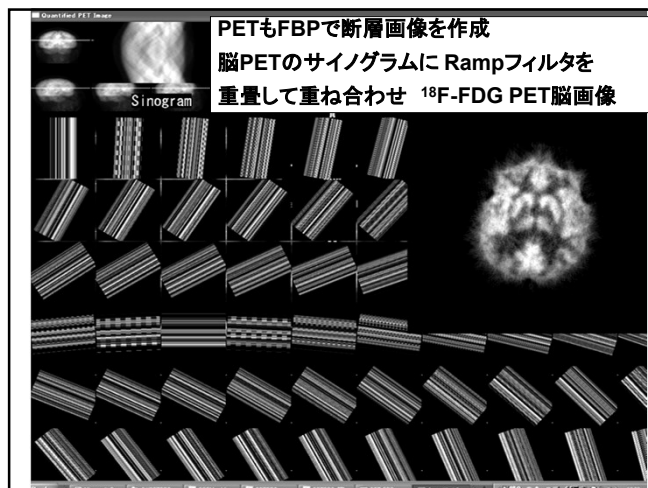
24

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



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 projection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。

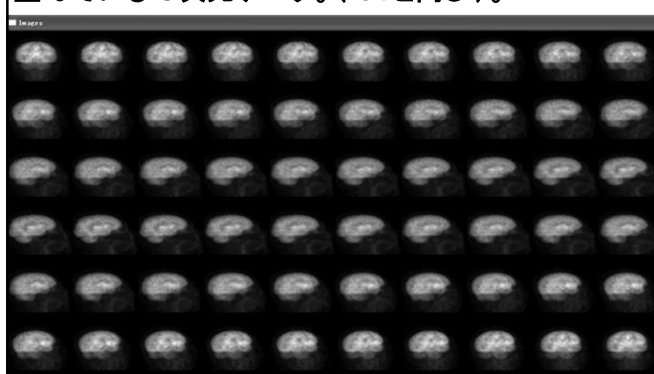
25



PETもFBPで断層画像を作成
脳PETのサインノグラムに Rampフィルタを
重畳して重ね合わせ 18F-FDG PET脳画像

26

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)。



27

PET.zip を解凍し、プログラムPETFBP.exe の実行。

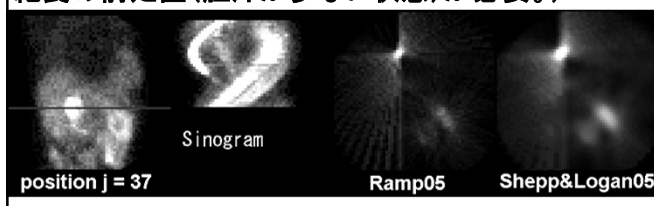


このテキストウィンドウ内をクリックする。
選択するプロジェクションデータは、フォルダ PET 内の PETsinogram を選択。
Select slice おすすめスライスは、38、39、40あたり。
2を入力して Filtered back projectionを実行。
選択フィルタは2種類。
RealRAMP256. txt
RealSheppLogan256. txt

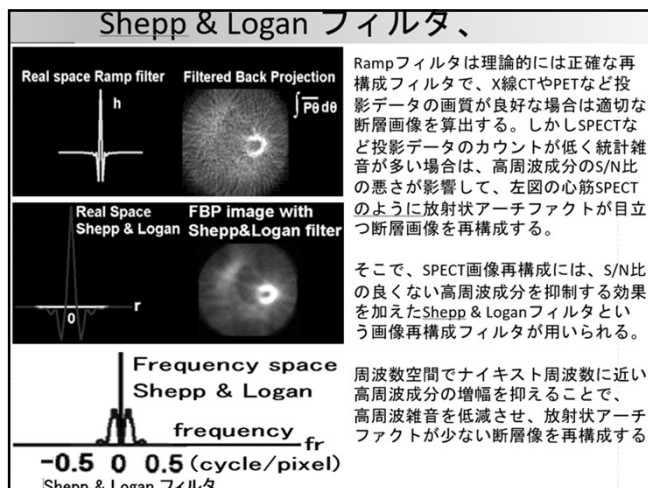
28

MIBI 心筋SPECT再構成を 胆嚢のスライスで行うと
胆嚢内の 99mTc-MIBI 停滞部位の再構成像が
作成される(99mTc-MIBI は胆汁排泄あり)。

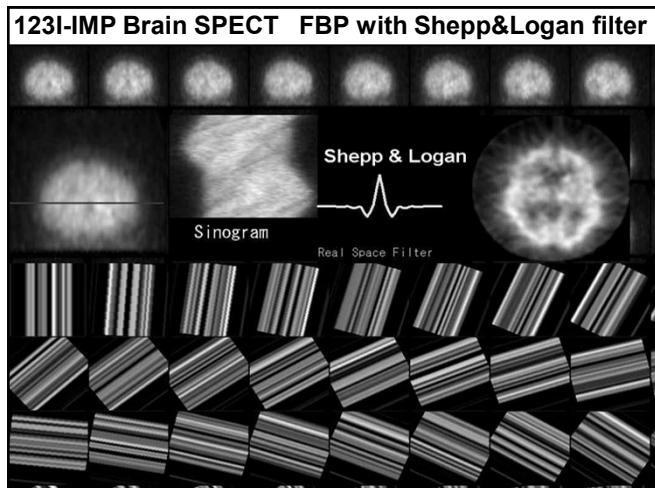
局所的に強いRI分布を示すスライスでは
フィルタ逆投影再構成像は、放射状アーチファクトが
強く出ることが確認できる。(99mTc-MIBI検査前は
絶食の前処置(胆汁が少ない状態)が必要。)



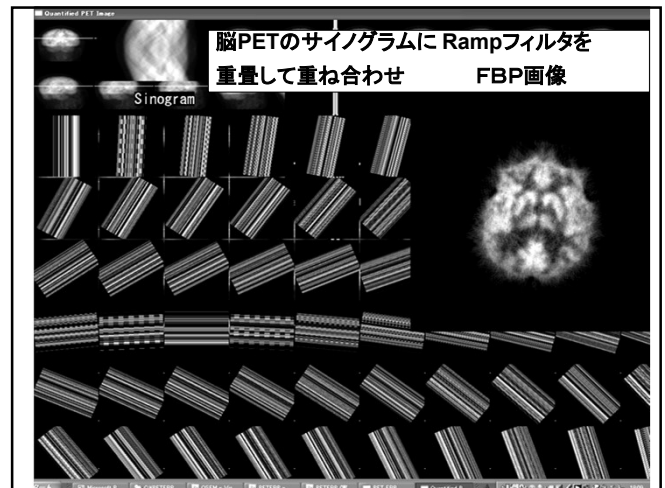
29



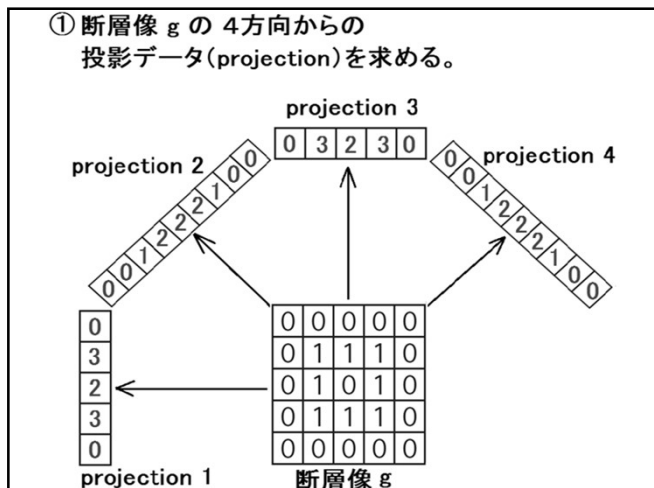
30



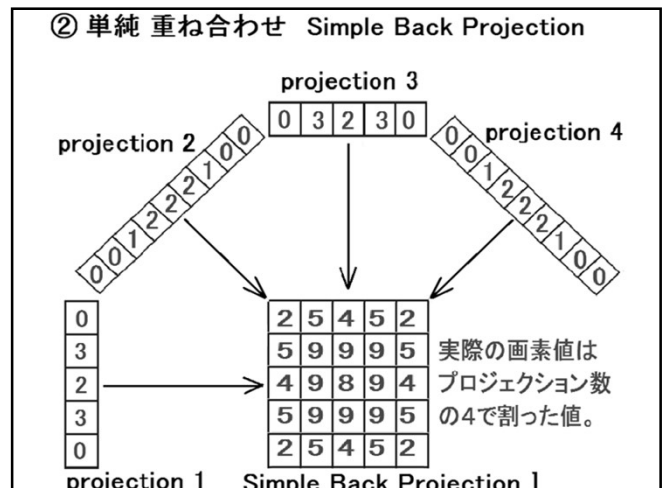
31



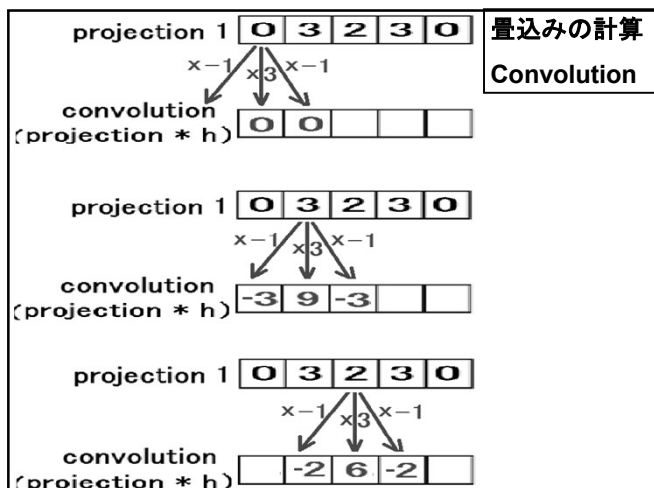
32



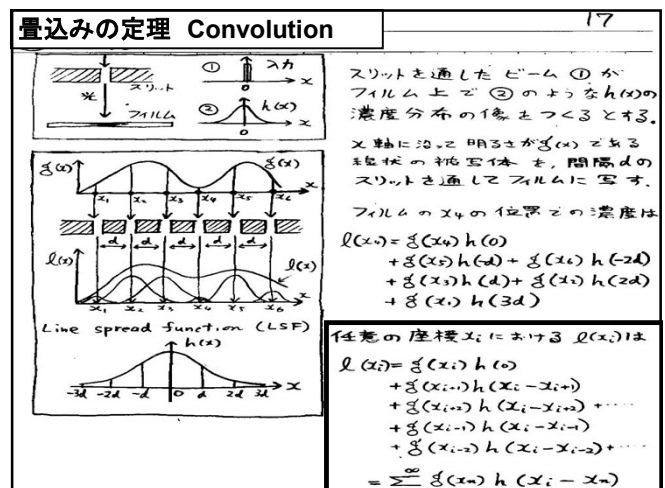
33



34

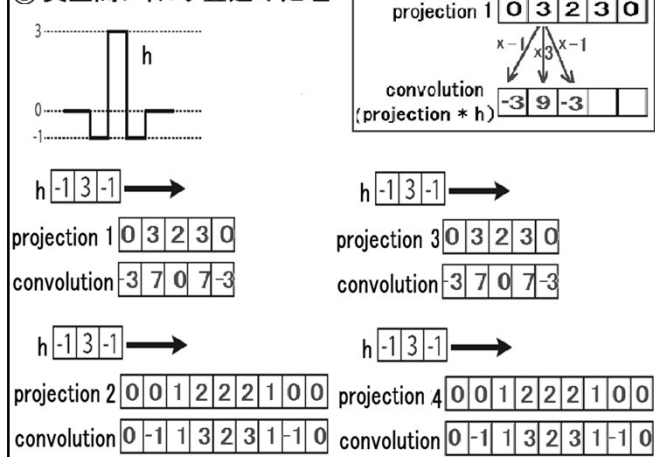


35



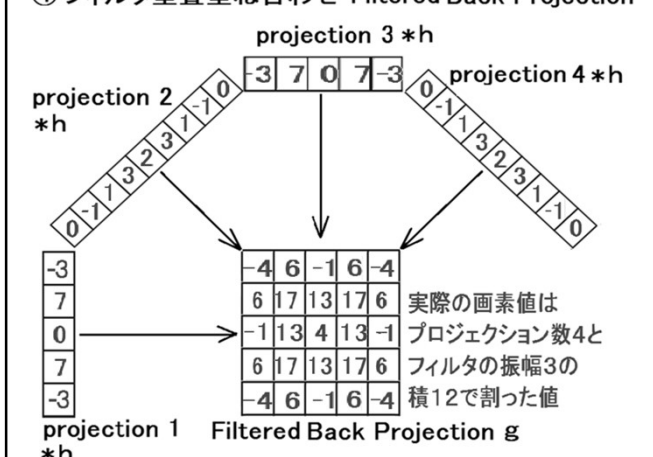
36

③ 実空間フィルタ畳込み処理



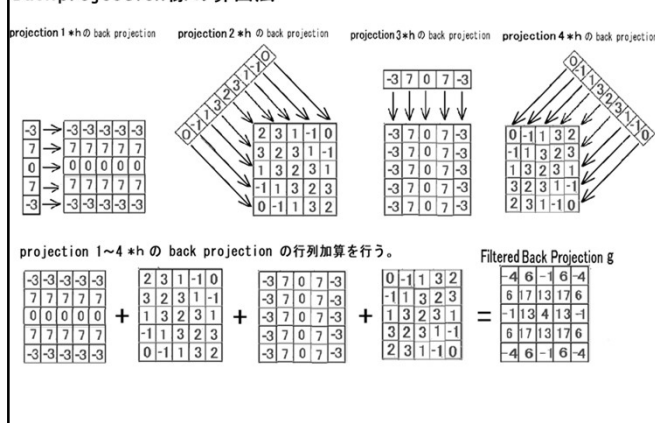
37

④ フィルタ畳重ね合わせ Filtered Back Projection



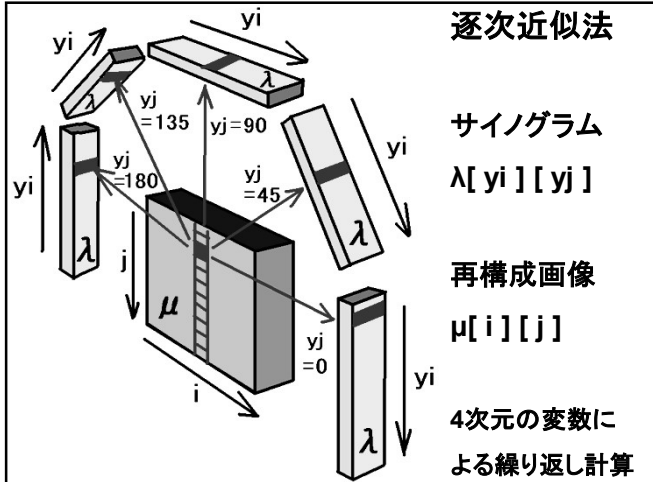
38

Backprojection像の算出法



39

逐次近似法



40

逐次近似画像再構成法で計算された断層画像の画素値は、
定量性が保証されていない。繰り返し計算回数で画素値が変動する。

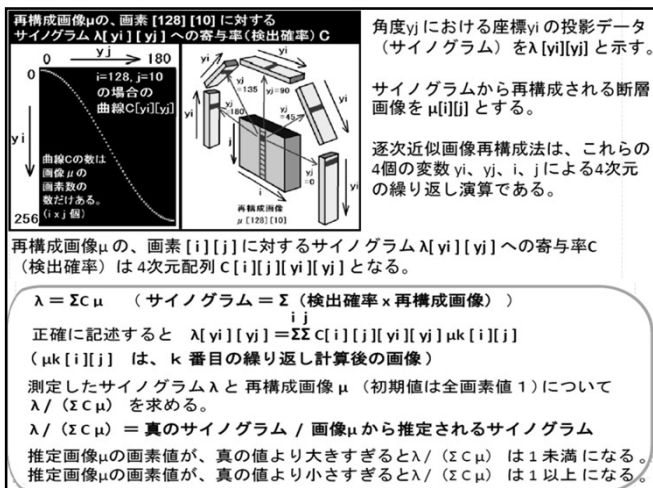
逐次近似再構成法 Iterative Reconstruction

PETやSPECT装置が収集した各々の角度における投影画像（Pθ）から断層画像を再構成する別の方法として確率的手法を用いた逐次近似画像再構成法がある。

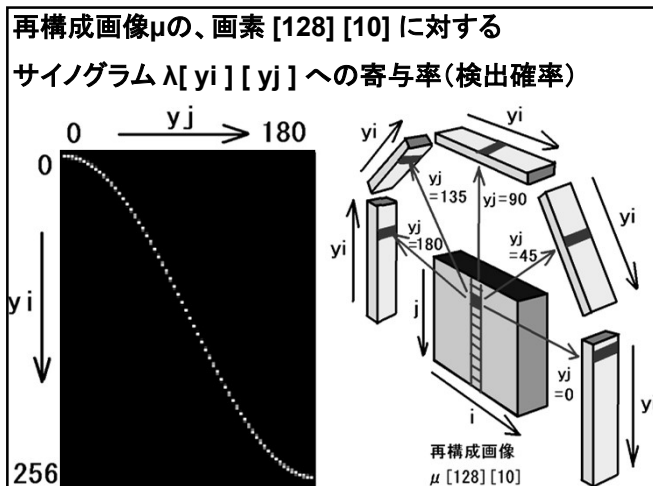
フィルタ重畳逆投影法と比較し、投影データのカウン트가少なくても放射状アーチファクトが少なく、画質の良い断層画像を算出できる再構成だが、短所として、計算時間が長い、繰り返し回数を決める理論がない（何回繰り返し計算をするか主観的に決める場合が多い）。したがって、再構成画像の定量性もフィルタ重畳逆投影法と比較し、不確かである。

MLEM（Maximum Likelihood Expectation Maximization）という方法が基本的な逐次近似再構成法であるが、計算量が多く時間がかかるので、これを改良したOSEM（Ordered Subsets Expectation Maximization）という計算時間を短縮できる方法が使用されている。

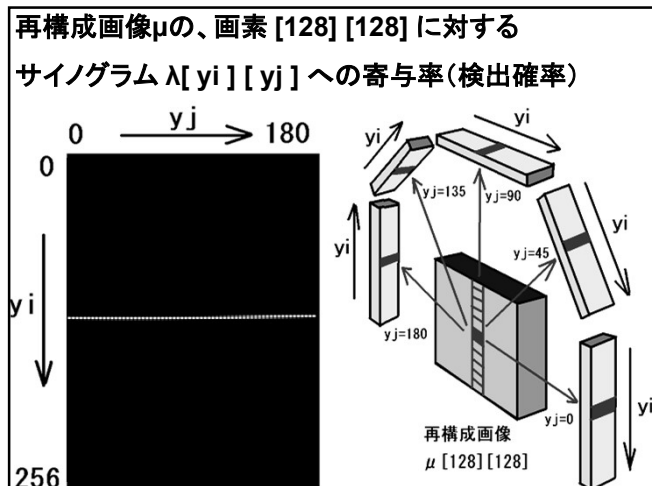
41



42



43



44

再構成画像 μ の、画素 [i] [j] に対する
サイノグラム $\lambda[y_i][y_j]$ への寄与率(検出確率)は、
4次元配列 $C[i][j][y_i][y_j]$ となる。

$\lambda = \Sigma C \mu$ サイノグラム = Σ (検出確率 x 再構成画像)

正確に記述すると

$$\lambda[y_i][y_j] = \sum_i \sum_j C[i][j][y_i][y_j] \mu^k[i][j]$$

$\mu^k[i][j]$ は、k 番目の繰り返し計算後の画像

45

測定したサイノグラム λ と 再構成画像 μ (初期値は
全画素値1) について $\lambda / (\Sigma C \mu)$ を求める。

$$\lambda / (\Sigma C \mu)$$

= 真のサイノグラム / 画像 μ から推定されるサイノグラム

推定画像 μ の画素値が、真の値より大きすぎると
 $\lambda / (\Sigma C \mu)$ は 1 未満 になる。

推定画像 μ の画素値が、真の値より小さすぎると
 $\lambda / (\Sigma C \mu)$ は 1 以上 になる。

46

$$\Sigma C (\lambda / (\Sigma C \mu)) / \Sigma C$$

撮像した全方向について $\lambda / (\Sigma C \mu)$ の平均
(検出確率 C をかけた加重平均)を求める。

正確に記述すると

$$\sum_{y_i, y_j} \sum_{i, j} C[i][j][y_i][y_j] (\lambda[y_i][y_j] / (\sum_{i, j} \sum_{y_i, y_j} C[i][j][y_i][y_j] \mu^k[i][j]))$$

$$/ \sum_{y_i, y_j} \sum_{i, j} C[i][j][y_i][y_j]$$

この式の値は配列(要素数は $i \times j$)

47

k 番目の再構成画像 μ^k の各画素ごとに

$$\Sigma C (\lambda / (\Sigma C \mu)) / \Sigma C$$

の値をかけて、次の推定画像 μ^{k+1} の画素値を算出。

$$\mu^{k+1} / \mu^k = \Sigma C (\lambda / (\Sigma C \mu)) / \Sigma C$$

逐次近似再構成法 MLEM、OSEM の式

正確に記述すると

$$\mu^{k+1}[i][j] / \mu^k[i][j] =$$

$$\sum_{y_i, y_j} \sum_{i, j} C[i][j][y_i][y_j] (\lambda[y_i][y_j] / (\sum_{i, j} \sum_{y_i, y_j} C[i][j][y_i][y_j] \mu^k[i][j]))$$

$$/ \sum_{y_i, y_j} \sum_{i, j} C[i][j][y_i][y_j]$$

48

OSEM は、 y_j (サイノグラムの角度成分) の計算ループを間引いて $C (\lambda / (\sum C \mu)) / \sum C$ の値を求めて、次の推定画像 μ の画素値を算出。

例えば、 y_j が 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 の 9 方向で、subsets を 3 に設定すれば、

まず、 $y_j = 0, 3, 6$ の値で μ^k を計算する。

次に、 $y_j = 1, 4, 7$ の値で μ^k を基に μ^{k+1} を計算する。

更に、 $y_j = 2, 5, 8$ の値で μ^{k+1} を基に μ^{k+2} を計算する。

計算量は MLEM の 1 回繰り返しと同量だが、MLEM を 3 回繰り返した場合と同等の画像を得られる。

49

OSEM プログラム 単純な加減乗除ばかりだが、for ループ が何重も連続する。膨大な計算量。

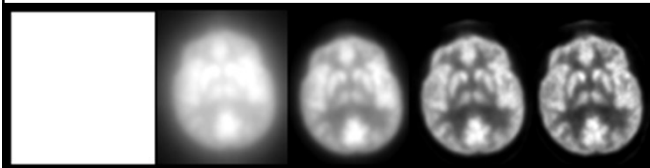
```
// OSEM
for(k=0;k<20;k++){
  for(sub=0; sub<8; sub++){ s1 = sub - 2*(int)((double)sub/2.0); s2 = 1-s1;
    for(j=0;j<182;j++){ for(i=0;i<182;i++){ S_YC_CM[i][j] = SC[i][j] = 0.0; }}
    for(j=0;j<182;j++){ printf("j=%d ",j); for(i=0;i<182;i++){
      for(yj=sub; yj<32; yj+=8){ for(yi=CZL[i][j][yj]; yi<CZL[i][j][yj+1]; yi++){
        CM=0.0; for(ii=0;ii<182;ii++){ for(i=CZM[yj][yi][0]; i<CZM[yj][yi][1]; i++){
          CM += C[i][ii][yj] * M[i][ii][0][s1]; }}
        S_YC_CM[i][j] += Yi[yj][yi] * C[i][ii][yj][s2] / CM; SC[i][j] += C[i][ii][yj][s2];
        }} // yi, yj
      }} // i, j
    } for(j=0;j<182;j++){ for(i=0;i<182;i++){
      if(SC[i][j]>0) M[i][j][s2] = M[i][j][s1] * S_YC_CM[i][j] / SC[i][j]; }} // j, i
    } // sub
    for(j=0;j<182;j++){ for(i=0;i<182;i++){ M[i][j][k+1][s2] = M[i][j][k][s2]; }} // j, i
    Disp_M(k,s2); printf("\n\nNext iteration ? "); scanf("%o",&yn); if(yn=='n')break;
  }} // k
```

50

OSEM 計算結果

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。

51

撮像した全方向について $\lambda / (\sum C \mu)$ の平均 (検出確率 C をかけた加重平均) を求める。式で表すと、

$$\frac{\sum_i \sum_j C[i][j][y_j] (\lambda[y_i][y_j]) / (\sum_i \sum_j C[i][j][y_j] \mu^k[i][j])}{\sum_i \sum_j C[i][j][y_j] \mu^k[i][j]}$$

k 番目の再構成画像 μ^k の各画素ごとに $\sum C (\lambda / (\sum C \mu)) / \sum C$ の値をかけて、次の推定画像 μ^{k+1} の画素値を算出する。式で表すと、

$$\mu^{k+1} / \mu^k = \sum C (\lambda / (\sum C \mu)) / \sum C \quad \text{逐次近似再構成法 MLEM の式}$$

正確に記述すると

$$\mu^{k+1}[i][j] / \mu^k[i][j] = \frac{\sum_j C[i][j][y_j] (\lambda[y_i][y_j]) / (\sum_j C[i][j][y_j] \mu^k[i][j])}{\sum_j C[i][j][y_j]}$$

52

OSEM は、 y_j (サイノグラムの角度成分) の計算ループを間引いて $C (\lambda / (\sum C \mu)) / \sum C$ の値を求めて、次の推定画像 μ の画素値を算出する。

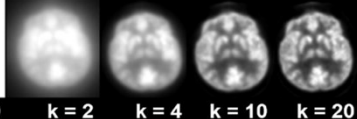
例えば、 y_j が 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 の 9 方向で、subsets を 3 に設定すれば、まず、 $y_j = 0, 3, 6$ の値で μ^k を計算する。次に、 $y_j = 1, 4, 7$ の値で μ^k を基に μ^{k+1} を計算する。更に、 $y_j = 2, 5, 8$ の値で μ^{k+1} を基に μ^{k+2} を計算する。

計算量は MLEM の 1 回繰り返しと同量だが、MLEM を 3 回繰り返した場合とほぼ同等の画像を得られるので、OSEM では計算量、計算時間が 1/3 になる。OSEM は、サイノグラムを全部使わないで断層画像を推定していくが、逐次異なる角度からのサイノグラムを使うのでプロジェクションデータは全部有効に利用している上で、計算の分量が減らせるアルゴリズムである。

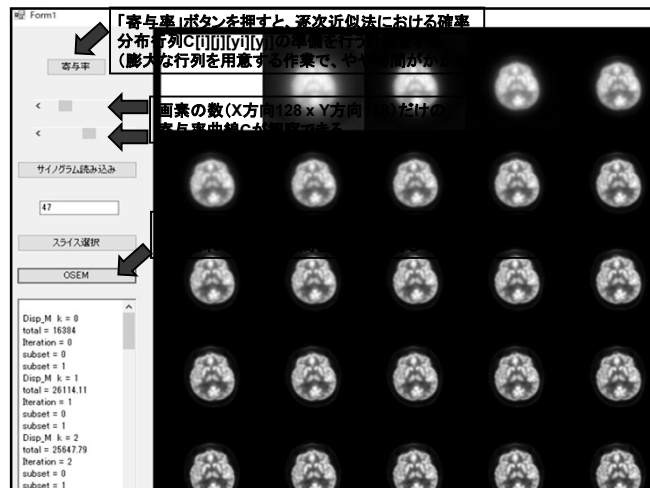
OSEM 計算結果 繰り返し回数を多くするほど画像が鮮明化。

OSEM の初期画像は全て画素値 1 とする。

繰り返し k = 0 k = 2 k = 4 k = 10 k = 20



53



54

平成27年 国家試験 解答 2
 2方向からの投影データを基に、 2×2 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) $\frac{6+14}{2 \times 2} = 5 \Rightarrow$ (2) $\begin{bmatrix} 5 & 5 \\ 5 & 5 \end{bmatrix}$

(3) $\frac{6-10}{2} = -2$ (4) $\frac{14-10}{2} = 2$ (5) $\begin{bmatrix} 3 & 3 \\ 7 & 7 \end{bmatrix}$

(6) $\frac{8-10}{2} = -1$ (7) $\frac{12-10}{2} = 1$ (8) $\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$

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

55

投影データ (1) (2)

投影データ 8 12

断層画像の投影データ P_θ の値の合計は、どの角度 θ 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といけない。
 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 2×2 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。

56

(3) (4) (5)

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_θ 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。

57

(6) (7) (8)

次に、透視の向き θ を下方向にして、同様の計算。
 正しい下向き投影データ P_θ 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。

58

第3の断層画像再構成法
AI による Deep Learning を用いた方法
 数十万通りのサイノ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、力業でサイノ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。

59

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。

Sinogram

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。

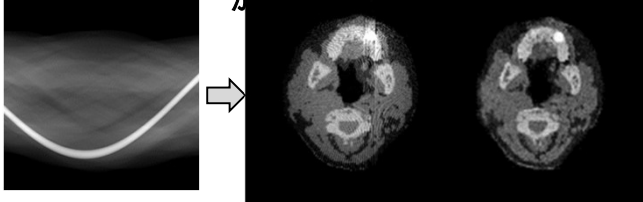
60

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
---------------------------	---------------------------------------	--



61